

一种自适应正则化的图像超分辨率算法

安耀祖¹ 陆耀¹ 赵红^{1,2}

摘要 提出一种自适应正则化的图像超分辨率重建算法. 首先, 利用局部残差均值自适应地计算各低分辨率图像通道的权重参数矩阵, 可有效地利用各通道对应区域间的交叉信息; 其次, 利用正则项局部误差均值自适应地计算平衡正则项和保真项的正则化参数矩阵, 能较好地保持图像边缘纹理等信息. 实验结果表明本文算法不但具有较高峰值信噪比 (Peak signal to noise ratio, PSNR) 和结构相似度 (Structural similarity, SSIM), 而且在边缘、纹理等细节区域具有更好的重建效果.

关键词 超分辨率, 最大后验估计, 自适应正则化, 邻域约束

引用格式 安耀祖, 陆耀, 赵红. 一种自适应正则化的图像超分辨率算法. 自动化学报, 2012, 38(4): 601–608

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.00601

An Adaptive-regularized Image Super-resolution

AN Yao-Zu¹ LU Yao¹ ZHAO Hong^{1,2}

Abstract This paper presents an adaptive-regularized super-resolution method for image sequence. Firstly, an adaptive weight parameter matrix calculated by local residual mean is used to weight each low-resolution channel, which can utilize the information between channels sufficiently. Secondly, a new adaptive regularization parameter matrix calculated by the neighborhood mean of prior term is determined to balance prior term and fidelity term at each iteration, which can preserve edge and texture well. Experimental results indicate that the proposed method is of higher peak signal to noise ratio (PSNR) and structural similarity (SSIM) and has better reconstruction effect in edge and texture part.

Key words Super resolution, maximum a posteriori (MAP), adaptive regularization, neighborhood constrains

Citation An Yao-Zu, Lu Yao, Zhao Hong. An adaptive-regularized image super-resolution. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(4): 601–608

超分辨率是利用同一场景的一幅或多幅低分辨率图像的附加信息估计一幅或多幅高分辨率图像的技术, 广泛应用于图像视频处理领域, 如遥感图像, 医学图像, 视频监控和高清电视等. 基于图像序列的超分辨率重建方法最初解决图像的内插问题^[1], 但由于其利用空域先验信息的能力的局限性, 当前的研究多集中在空域. 空域法主要有迭代反投影 (Iterative back projection, IBP)^[2]、凸集投影 (Projection on to convex sets, POCS)^[3]、最大似然估计 (Maximum likelihood, ML) 以及最大后验估计 (Maximum a posteriori, MAP)^[4–11]. 其中迭代反投影运算量小, 收敛速度较快, 但是难以利用先验约束信息, 超分辨率结果不唯一; 凸集投影和最大后验估计是目前研究最多的方法, 其成像模型可以

方便地利用先验信息, 但是运算量大, 收敛速度慢; 最大似然估计可以看作最大后验概率法在等概率先验模型下的特例. 此外, 基于机器学习的方法也是超分辨率体系中的一个重要分支^[12–16], 包括针对人脸图像的超分辨率方法^[12]、文本图像的超分辨率方法^[13], 针对一般图像的基于稀疏表示的超分辨率方法也成为一个新的研究热点^[14–16]. 基于学习的超分辨率方法需要额外的数据库寻找高低分辨率图像之间的相关性, 因此许多研究人员开始考虑只利用图像本身的相似性重建高分辨率图像, 如混合重建和学习的单幅图像超分辨率方法^[17] 和利用局部自采样的超分辨率方法^[18]. 本质上, 基于学习的方法是基于样例寻找正则化系数, 不属于本文讨论范畴, 故不再赘述.

超分辨率图像序列的退化模型可用一个线性过程来描述. 假设观测到的低分辨率图像序列包括 K 幅 $N_1 \times N_2$ 大小的低分辨率图像且用 \mathbf{y}_k 表示第 k 幅低分辨率图像. 待估计的高分辨率图像 \mathbf{x} 大小为 $qN_1 \times qN_2$, 其中 q 为超分辨率图像放大倍数. 该观测模型可由下面的退化过程表示:

$$\mathbf{y}_k = DBF_k \mathbf{x} + \mathbf{v}_k, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

其中, \mathbf{v}_k 表示第 k 幅图像的随机加性噪声, 方差为

收稿日期 2011-03-16 录用日期 2011-10-18
Manuscript received March 16, 2011; accepted October 18, 2011
北京市自然科学基金 (4112050), 北京市重点学科建设规划项目资助
Supported by Beijing Natural Science Foundation of China (4112050) and Beijing Key Discipline Construction Program
本文责任编辑 戴琼海

Recommended by Associate Editor DAI Qiong-Hai
1. 北京理工大学计算机学院智能信息技术北京市重点实验室 北京 100081 2. 河北大学数学与计算机学院 保定 071002
1. Beijing Key Laboratory of Intelligent Information Technology, School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081 2. College of Mathematics and Computer Science, Hebei University, Baoding 071002

σ_k^2 且在超分辨率重建过程中假设未知. D, B 和 F_k 分别表示第 k 幅图像的降采样算子、模糊算子和几何运动算子 (具体参数见第 3 节).

由已知的低分辨率图像序列 \mathbf{y}_k 估计高分辨率图像 \mathbf{x} 是一个逆问题, 而且估计的 \mathbf{x} 不唯一. 最大似然估计通过引入正则化约束, 结合先验信息可有效地解决超分辨率重建的病态性. 常见的正则化方法有: 基于 MRF 模型函数分布的正则化^[4-5]、Tikhonov 正则化^[6-8]、全变分正则化 (Total variation, TV)^[9] 以及改进的结合双边滤波的双边全变分 (Bilateral total variation, BTV)^[10-11] 和局部自适应的双边全变分 (Locally adaptive BTV, LABTV)^[19] 等. 基于正则化的超分辨率重建的关键问题之一是如何确定正则化系数, 常用的正则化系数选取方法主要有: 经验选取方法^[20]、广义交叉验证 (Generalize cross validation, GCV)^[21] 和 L-Curve 方法^[22]. 以上方法选取的正则化系数是一个常量, 不能在超分辨率重建过程中自适应地随着重建过程自动调整, 而且重建高分辨率结果不理想. 文献 [21] 利用正则化函数自适应地修正正则化系数; 文献 [6-7] 充分考虑了各个通道之间的交叉信息, 利用配准误差自适应地确定正则化系数. 文献 [8] 利用各低分辨率通道残差项的交叉信息加权各个通道. 文献 [11] 提出一种基于各运动区域分割的图像超分辨率方法, 利用各个分割区域残差项的交叉信息加权各通道的各个区域. 文献 [8, 11] 的方法考虑到各个低分辨率通道的配准误差存在差异, 并利用配准误差对各个低分辨率通道进行加权, 但是忽略了同一低分辨率图像或同一运动区域内不同像素间的权值仍存在的差异, 这是由同一位置像素在不同低分辨率图像通道中的残差的比例关系决定, 与文献 [8, 11] 中整个图像或区域残差在多个通道中的比例关系是不一致的.

本文方法考虑各个局部区域间配准误差的差异程度, 针对各个像素位置的通道加权系数和正则化系数, 同时考虑其邻域的约束, 提出一种自适应计算低分辨率通道加权系数和正则化系数的方法. 在重建高分辨率图像的同时, 基于当前像素为中心的合适邻域, 利用局部残差均值自适应地计算各低分辨率通道加权矩阵, 同时, 利用局部残差均值和局部正则化误差均值自适应地计算正则化系数矩阵. 本文自适应计算权值系数和正则化系数的方法不仅充分利用了各个通道之间的交叉信息, 而且还考虑同一图像通道内各个像素邻域之间信息的差异性, 更有利于重建清晰的高分辨率图像细节. 本文结构安排如下: 第 1 节介绍了常用的正则化超分辨率方法框架; 第 2 节提出了基于邻域约束的自适应正则化图像序列超分辨率算法, 并给出了低分辨率通道的自

适应加权参数矩阵和自适应正则化参数矩阵的公式推导; 第 3 节的实验结果表明算法的改进是有效的, 明显地改善了高分辨率重建图像的高频细节.

1 正则化超分辨率方法

基于超分辨率退化模型 (1), 由观测到的低分辨率图像序列 \mathbf{y}_k 估计高分辨率图像 \mathbf{x} 的最大似然估计正则化框架可表示为

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \left\{ \sum_{k=1}^K \rho(DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k) + \lambda \gamma(\mathbf{x}) \right\}, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (2)$$

其中, $DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k$ 是第 k 幅低分辨率图像通道的残差, $\rho(\cdot)$ 表示超分辨率重建的数据保真项 (如 L_1 范式和 L_2 范式), 确保超分辨率结果的真实性; $\gamma(\cdot)$ 表示超分辨率重建的正则项 (如 Tikhonov, TV, BTV), 融合待估计的高分辨率图像先验属性信息, 确保超分辨率结果的奇异性和平滑性等. λ 是低分辨率图像通道正则化系数, 调节数据保真项和正则项的比例关系.

迭代的梯度下降最优化算法可用于求解式 (2) 中的最小化代价函数, 该最优化算法沿负梯度方向收敛寻求最小值, 即从低分辨率图像序列中迭代地更新待估计高分辨率图像 \mathbf{x} 至算法收敛得到最优结果.

$$\hat{\mathbf{x}}^{n+1} = \hat{\mathbf{x}}^n - \beta \left(\sum_{k=1}^K F_k^T B^T D^T \psi(DBF_k \hat{\mathbf{x}}^n - \mathbf{y}_k) + \lambda \phi(\hat{\mathbf{x}}^n) \right), \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad (3)$$

其中, $\psi(\cdot)$ 和 $\phi(\cdot)$ 分别表示数据保真项 $\rho(\cdot)$ 和正则项 $\gamma(\cdot)$ 的梯度函数, β 和 n 分别是梯度下降算法沿梯度方向迭代更新结果的步长和迭代次数. D^T 是对低分辨率图像进行上采样, B_k^T 是对图像进行去模糊操作, F_k^T 则是对上采样图像移回高分辨率图像的合适位置. 多数正则化方法常将各低分辨率通道权值设为常数 1, 因而没有考虑各低分辨率通道配准误差对重建结果的影响. 此外, 采用的正则化系数为全局参数, 没有考虑通道内不同区域间的差异信息.

2 自适应正则化的超分辨率算法

本文考虑到残差图像由于配准误差、噪声等原因造成的差异以及残差图像中不同像素间的差异, 自适应地对各个低分辨率通道赋予不同的权重, 得到新的自适应加权保真项. L_2 范式和 L_1 范式最小化各有优劣, L_2 范式对高斯噪声模型具有较好的平滑作用; 相比于 L_2 范式, L_1 范式对于拉普拉斯噪

声模型具有较好效果, 同时对其他噪声以及对配准误差等有更好的鲁棒性且能更好地保持边界等细节 (L_1 范式鲁棒性分析可参考文献 [10]).

$$\rho_1(DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k) = \| DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k \|_{1, W_k} \quad (4)$$

$$\rho_2(DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k) = \| DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k \|_{2, W_k} \quad (5)$$

$$\gamma(\mathbf{x}) = \sum_{l=-P}^{l=P} \sum_{m=-P}^{m=P} \alpha^{|l|+|m|} \| \mathbf{x} - S_x^l S_y^m \mathbf{x} \|_1 \quad (6)$$

其中, 式 (6) 正则项中的 S_x^l 和 S_y^m 分别表示在 x 方向和 y 方向移动 l 和 m 像素的平移算子, 常量权值 α 是调节双边滤波算子的参数 ($0 < \alpha < 1$), P 表示在 x 方向和 y 方向上移动的最大范围. 另外, 在迭代求解的过程中, 基于残差图像中不同像素间的差异, 自适应地计算保真项和正则项对应区域的正则化系数矩阵. 由此可得到新的梯度更新函数, 包括基于邻域约束的自适应加权 L_2 范式或 L_1 范式保真项梯度函数和自适应地更新正则化系数的 BTV 正则项梯度函数

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}^{n+1} = & \hat{\mathbf{x}}^n - \\ & \beta \left(\sum_{k=1}^K W_k^n F_k^T B^T D^T \psi(DBF_k \hat{\mathbf{x}}^n - \mathbf{y}_k) + \right. \\ & \left. \lambda_k^n(\hat{\mathbf{x}}^n) \phi(\hat{\mathbf{x}}^n) \right), \quad n = 0, 1, 2, \dots \quad (7) \end{aligned}$$

W_k^n 为第 n 次迭代求解中各低分辨率通道的加权矩阵, 其与保真项中的低分辨率通道残差成反比例, 如果该低分辨率通道残差项对应的误差较小, 则赋予其较大的权重, 加强其对重建高分辨率图像的作用, 反之亦然. λ_k^n 为第 n 次迭代中各低分辨率通道对应的正则化系数矩阵. L_1 范式或 L_2 范式保真项和 BTV 正则项对应的梯度函数分别为

$$\psi_1(DBF_k \hat{\mathbf{x}}^n - \mathbf{y}_k) = \text{sgn}(DBF_k \hat{\mathbf{x}}^n - \mathbf{y}_k) \quad (8)$$

$$\psi_2(DBF_k \hat{\mathbf{x}}^n - \mathbf{y}_k) = DBF_k \hat{\mathbf{x}}^n - \mathbf{y}_k \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \phi(\hat{\mathbf{x}}^n) = & \sum_{l=-P}^{l=P} \sum_{m=-P}^{m=P} \alpha^{|l|+|m|} (I - S_y^{-m} S_x^{-l}) \times \\ & \text{sgn}(\hat{\mathbf{x}}^n - S_x^l S_y^m \hat{\mathbf{x}}^n) \quad (10) \end{aligned}$$

其中, S_x^{-l} 和 S_y^{-m} 为对应 S_x^l 和 S_y^m 的逆操作, $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数.

考虑到各低分辨率图像通道残差存在差异, 对待估计的高分辨率图像贡献不同, 而同一低分辨率通道内不同像素间也存在差异, 在超分辨率重建中的贡献也不尽相同, 如边缘、纹理等细节区域的像素和平滑区域的像素; 另外, 融合先验信息的正则项中, 高频细节丰富区域像素信息的作用明显要大于

低频平滑区域像素. 本文方法选用合适的窗口对各个低分辨率图像通道进行基于像素的邻域约束, 用以像素为中心的一个邻域小块的残差来求解像素的权值, 既可有效地利用邻域的局部约束能力, 提高算法的鲁棒性, 又可避免低分辨率通道整体加权而忽略了像素局部邻域的差异性. 本文算法利用基于局部残差均值的邻域约束计算各个低分辨率图像通道局部残差的比例关系, 对各个像素位置进行自适应加权, 如果以像素为中心的邻域小块对应的误差大, 则该像素的权重偏小; 反之误差小, 则权重偏大. 与此同时, 利用保真项中各个像素残差的邻域均值与正则项中各个像素的邻域均值计算不同位置像素的正则化系数, 用此来调节保真项与正则项之间的比例关系, 能较好地保持图像边缘纹理等高频信息.

2.1 自适应的低分辨率通道加权

文献 [8] 假设低分辨率通道内各个位置像素的误差等级相同, 对各个低分辨率图像通道进行全局加权, 低分辨率图像通道内各个位置的权值相同, 没有考虑通道内各个像素间的差异, 尤其是边缘、纹理等像素与平滑区域像素之间的差异, 在一些细节丰富的高频区域的重建结果不理想. 文献 [11] 在文献 [8] 的基础上对不同运动区域进行分割, 再对各个区域进行全局加权. 本文算法对各个低分辨率图像通道的残差像素进行邻域约束, 处理各个低分辨率图像通道对应位置像素之间的误差比例关系, 生成各个低分辨率图像通道各像素基于邻域约束的权值, 对各个低分辨率图像通道不同像素进行自适应的加权. 这里对权值的计算沿用文献 [8] 中计算全局权值的两个限制条件: 1) 各个低分辨率图像通道内各个像素位置的权值与各个低分辨率图像通道该像素位置的保真项的绝对值, 即各低分辨率图像与高分辨率退化图像的残差图像的以当前像素为中心的邻域均值, 成一定的反比例关系; 2) 各个低分辨率图像通道同一位置的权值之和是一个常数, 本文中该常数为观测到的低分辨率图像数量. 首先, 各个低分辨率通道的残差矩阵表示为

$$R_k = |DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k|, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (11)$$

再选用一个均值滑动窗口计算各低分辨率图像通道的局部残差均值 (Local residual mean, LRM), 对各像素进行邻域约束:

$$LRM_k(i, j) = \frac{1}{N^2} \sum_{\bar{i}=i-\frac{N-1}{2}}^{i+\frac{N-1}{2}} \sum_{\bar{j}=j-\frac{N-1}{2}}^{j+\frac{N-1}{2}} R_k(\bar{i}, \bar{j}) \quad (12)$$

其中, $LRM_k(i, j)$ 表示第 k 个低分辨率图像通道的数据残差项的局部均值, (\bar{i}, \bar{j}) 属于以 (i, j) 为中心大小为 $N \times N$ 的邻域.

$$w_k(i, j) = \frac{R_{\text{ave}}(i, j)}{LRM_k(i, j)} \quad (13)$$

其中, $R_{\text{ave}}(i, j)$ 与各个低分辨率图像通道局部残差均值的倒数的和成反比例关系:

$$R_{\text{ave}}(i, j) = \frac{K}{\sum_{s=1}^K \frac{1}{LRM_s(i, j)}} \quad (14)$$

因此, 由式 (13) 和 (14) 计算各个低分辨率图像通道的基于局部残差均值的大小为 $N_1 \times N_2$ 的加权系数矩阵 w_k :

$$w_k(i, j) = \frac{K \frac{1}{LRM_k(i, j)}}{\sum_{s=1}^K \frac{1}{LRM_s(i, j)}} \quad (15)$$

$$\sum_{k=1}^K w_k(i, j) = K \quad (16)$$

而梯度下降最优算法在迭代重建过程中高分辨率图像的大小为 $qN_1 \times qN_2$. 为了使得加权矩阵向量大小与梯度下降算法求解过程相统一, 即对应低分辨率残差项在高分辨率图像中的合适位置, 对式 (15) 乘以以上采样矩阵和反平移矩阵得:

$$W_k(i, j) = F_k^T D^T \frac{K \frac{1}{LRM_k(i, j)}}{\sum_{s=1}^K \frac{1}{LRM_s(i, j)}} \quad (17)$$

2.2 自适应的正则化系数

文献 [7, 20] 利用集合论方法 (Set theoretical approach) 表示图像超分辨率问题. 假设高分辨率图像的先验知识将超分辨率的解限定在某一符合特定属性的集合, 即 $\mathbf{x} \in \mathbf{Q}_x$, 其所用的先验知识假设高分辨率图像是平滑的, 限定该集合的属性条件为 $\|C\mathbf{x}\|_2 \leq E^2$, 其中 C 是高能滤波算子, E^2 是预先规定的常量值, 限定了高分辨率图像高频信息的边界. 文献 [16] 分析认为每一个低分辨率通道的配准误差依赖于每一低分辨率图像和参考图像, 具有各自不相同的模式. 并且认为配准误差噪声成高斯分布, 其标准方差与配准误差成比例. 所以噪声 \mathbf{v}_k (此处的 \mathbf{v}_k 包括低分辨率图像的加性噪声和低分辨率通道配准误差两部分) 也假定为属于一特定集合, 即 $\mathbf{v}_k \in \mathbf{Q}_{v_k}$, 该集合联合观测到的低分辨率图像 \mathbf{y}_k 可确定一新的包含高分辨率图像的集合, 即

$$\mathbf{x} \in \mathbf{Q}_{\mathbf{x}/\mathbf{y}_k} = \{\mathbf{x} | (DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k) \in \mathbf{Q}_{v_k}\}, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (18)$$

观测到的低分辨率图像用来保证高分辨率图像真实性, 其属性集合为

$$\|\mathbf{v}_k\|_2 = \|DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k\|_2 \leq e_k^2 \quad (19)$$

其中, e_k^2 与第 k 幅低分辨率图像通道的噪声方差成比例. 假如两个边界条件 e_k^2 和 E^2 已知, 可用下式计算正则化系数:

$$\lambda_k = \left(\frac{e_k}{E}\right)^2 \quad (20)$$

区别于上式中所用的 L_2 范式和 Tikhonov 正则化, 对于本文中的 L_2 范式或 L_1 范式和双边正则化, 为保持算法的一致性, 所以各属性条件均用 L_1 范式表述:

$$\sum_{l=-P}^{l=P} \sum_{m=-P}^{m=P} \alpha^{|l|+|m|} \|\mathbf{x} - S_x^l S_y^m \mathbf{x}\|_1 \leq E \quad (21)$$

$$\|\mathbf{v}_k\|_1 = \|DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k\|_1 \leq e_k \quad (22)$$

同样, 假如两个边界条件 e_k 和 E 已知, 可用下式计算正则化系数:

$$\lambda_k = \frac{e_k}{E} \quad (23)$$

但是在实际应用中很难对边界条件做出准确的估计, 另外正则化系数在迭代过程中是不变的常量, 且在求解过程中不能自适应地改变. 如前所述, 每个低分辨率图像通道误差类似于高斯分布, 可与每个通道的噪声一起处理, 文献 [6-7] 提出基于对准误差的自适应方法确定正则化系数. 为保持算法的一致性, 可用每个低分辨率图像通道残差的绝对值项和双边全变分正则项来代替两个边界条件, 得到正则化系数表示为

$$\lambda_k = \frac{\|DBF_k \mathbf{x} - \mathbf{y}_k\|_1}{\sum_{l=-P}^{l=P} \sum_{m=-P}^{m=P} \alpha^{|l|+|m|} \|\mathbf{x} - S_x^l S_y^m \mathbf{x}\|_1} \quad (24)$$

正则化系数控制着正则项在超分辨率重建中的作用, 调节着数据保真项和正则项之间的比例关系. 在式 (23) 中的正则化系数是一全局系数, 没有考虑到高分辨率图像不同区域高频信息的差异. 本文提出一种基于邻域约束的自适应正则化系数的计算方法, 对正则项的不同部分进行不同程度的自适应加权, 突出高分辨率图像的高频信息在超分辨率重建中的作用. 首先, 双边全变分正则项的误差表示为

$$E = \sum_{l=-P}^{l=P} \sum_{m=-P}^{m=P} \alpha^{|l|+|m|} |\mathbf{x} - S_x^l S_y^m \mathbf{x}| \quad (25)$$

再选用一个均值滑动窗口计算双边全变分正则项的局部误差均值 (Local error mean, LEM) 对各像素

进行邻域约束, 由于正则项对应维数为高分辨率的维数, 所以邻域约束窗口大小为低分辨率图像通道计算局部残差均值大小的邻域约束窗口大小的 q 倍.

$$LEM(i, j) = \frac{1}{q^2 N^2} \sum_{\bar{i}=i-\frac{qN-1}{2}}^{i+\frac{qN-1}{2}} \sum_{\bar{j}=j-\frac{qN-1}{2}}^{j+\frac{qN-1}{2}} E(\bar{i}, \bar{j}) \quad (26)$$

由于式 (12) 中的局部残差均值矩阵 LRM_k 大小为 $N_1 \times N_2$, 而正则化项局部误差均值 LEM 大小为 $qN_1 \times qN_2$, 两者不统一. 需先对 LRM_k 进行上采样处理, 再进行反平移回对应高分辨率的合适位置, 用其表示低分辨率通道的基于邻域约束的误差; 用双边全变分正则化项的局部误差均值 LEM 表示各个像素对应基于邻域约束的高频信息的边界, 可得基于像素邻域约束的正则化系数矩阵:

$$\lambda_k(i, j) = \frac{F_k^T D^T LRM_k(i, j)}{LEM(i, j)} \quad (27)$$

2.3 算法描述

步骤 1. 输入低分辨率图像序列 $y_k, k = 1, 2, \dots, K$.

步骤 2. 以 y_1 为参考图像, 用 Lucas-Kanade 光流方法估计其他图像与参考图像的相对运动.

步骤 3. 以 y_1 的插值图像为高分辨率图像初始估计 x_0 , 令 $x_n = x_0$, 依据梯度下降算法求解式 (2) 的超分辨率最小化函数, 利用式 (7) 迭代求解最佳高分辨率图像 ($n = 0, 1, 2, \dots$):

步骤 3.1. 求解式 (7) 中各低分辨率通道保真项的自适应加权梯度之和 G_1 : 分别求解各低分辨率通道数据保真项的梯度函数和各低分辨率通道对应的自适应加权矩阵 W_k : 1) 计算中间高分辨率图像 x_n 与各观测低分辨率图像 y_k 的数据保真项的梯度函数: 依据超分辨率退化模型对 x_n 进行模糊操作 B , 平移操作 F_k , 下采样操作 D , 利用式 (11) 计算低分辨率通道残差. 并利用式 (8) 和 (9) 分别计算 L_2 范式和 L_1 范式保真项的的梯度函数, 并对其进行上采样 D^T , 反平移 F_k^T , 去模糊 B^T . 2) 计算各低分辨率通道的加权矩阵 W_k : 首先利用式 (12) 计算低分辨率通道局部残差均值 LRM_k , 并按式 (17) 计算基于邻域约束的加权矩阵 W_k , 并对其进行上采样 D^T , 反平移 F_k^T , 使其对应到高分辨率图像中的合适位置.

步骤 3.2. 计算式 (7) 中各低分辨率通道正则化项的梯度之和 G_2 : 分别求解中间高分辨率图像的正则化项的梯度函数和对应各通道的自适应正则化系数矩阵: 1) 利用式 (10) 计算中间利高分辨率图像的正则化项的梯度函数; 2) 用式 (26) 计算正则化项双边全变分的局部误差均值 LEM, 联合式 (12)

计算的低分辨率通道局部残差均值 LRM_k , 利用式 (27) 求各通道的正则化系数矩阵.

步骤 3.3. 利用式 (7) 更新高分辨率图像 $x_{n+1} = x_n - \beta(G_1 + G_2)$.

步骤 3.4. 如果当前的迭代收敛偏差小于预先设定的边界值或者迭代次数超出预先设定的最大值, 转步骤 4; 否则转至步骤 3.1.

步骤 4. 输出高分辨率重建结果 x_{n+1} .

3 实验与分析

为了验证本文提出的自适应正则化图像超分辨率算法的有效性, 以及在边缘和纹理等高频区域重建结果的优越性, 与文献 [10] 的超分辨率算法作实验对比. 本文分别将以 L_1 范式和 L_2 范式结合 BTV 的自适应正则化超分辨率算法, 记为 ARL1BTV (Adaptive regularization L1BTV) 和 ARL2BTV (Adaptive regularization L2BTV); 文献 [10] 第 II 节 D 部分提出的 L_1 范式结合 BTV 的超分辨率算法, 记为 L1BTV. 此外; 文献 [10] 第 II 节 E 部分提出的以 L_1 范式结合 BTV 框的快速鲁棒的超分辨率算法, 记为 FRL1BTV (Fast and robust L1BTV). 为客观评估算法的性能, 本文采用峰值信噪比 (Peak signal to noise ratio, PSNR) 和结构相似度索引 (Structural similarity index, SSIM) 作为超分辨率重建图像客观质量的定量评价方法, 采用迭代收敛偏差 IRE_n 分析算法的收敛过程.

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2 \times qN_1 \times qN_2}{\|\hat{x} - x\|^2} \quad (28)$$

$$SSIM = \frac{(2\mu_{\hat{x}}\mu_x + C_1)(2\sigma_{\hat{x}x} + C_2)}{(\mu_{\hat{x}}^2 + \mu_x^2 + C_1)(\sigma_{\hat{x}}^2 + \sigma_x^2 + C_2)} \quad (29)$$

$$IRE_n = \frac{\|x^{n+1} - x^n\|^2}{\|x^n\|^2} \quad (30)$$

其中, \hat{x} 为重建高分辨率图像, x 为原始高分辨率图像, $\mu_{\hat{x}}, \mu_x$ 和 $\sigma_{\hat{x}}^2, \sigma_x^2$ 是与之对应的均值和方差, $\sigma_{\hat{x}x}$ 是协方差, C_1 和 C_2 是小常数. x^n 表示第 n 次迭代重建的高分辨率图像.

第 1 组实验选取大小为 256 像素 \times 256 像素的两幅图像 (House, Lena) 作为原始高分辨率图像, 经过运动向量为 $[0, 1, 2, 3] \times [0, 1, 2, 3]$ 的平移、方差为 1 的 $[3 \times 3]$ 高斯模糊、4:1 下采样, 方差 σ^2 为 1 的高斯白噪声退化后生成 16 幅低分辨率图像进行实验. 本文算法 ARL1BTV 和 ARL2BTV 的结束条件分别限定的最大迭代次数为 20 次和 10 次, W_k 和 λ_k 由式 (17) 和式 (27) 求得; 对比算法 L1BTV 和 FRL1BTV 的迭代次数限定为 30 次和 20 次, 加权系数 $W_k = 1$, 正则化系数 $\lambda_k = 0.03$; 其余各参数设

置相同均为 $\beta = 2$, $\alpha = 0.7$, $P = 2$. 图 1 和图 2 分别是 House 和 Lena 低分辨率图像矩形区域的 4 倍超分辨率结果对比. 可以看出, 文献 [10] 中的方法在图像重建过程中, 纹理边界等细节区域的过于平滑, 造成高频信息的丢失. 而本文方法考虑了各区域信息差异, 对各区域进行自适应的加权, 在高频区域的重建结果明显好于文献 [10] 中的方法, 从视觉上更接近于真实图像, 如图 1 中 House 结果中的墙砖纹理以及图 2 中 Lena 结果中帽子上的纹理. 表 1 是对应超分辨率结果的 PSNR、SSIM 和算法运行时间的对比. 本文算法的平均 SSIM 和 PSNR 均高于对比算法, 进一步验证了视觉上边缘和纹理等高频区域更清晰的结果. 本文自适应正则化算法在超分辨率重建过程中, 突出误差较小的通道对估计高分辨率图像的贡献, 抑制了误差较大的通道对估计高分辨率图像的作用, 不管从视觉感观还是从 PSNR 和平均 SSIM 的定量对比上, 对于高频细节区域的重建都有很好效果; 只是在算法执行时间的对比中, 由于权值和正则化参数矩阵的额外计算, ARL1BTV 的执行时间大于文献 [10] 的 FRL1BTV 算法.

为了进一步验证本文自适应正则化的超分辨率

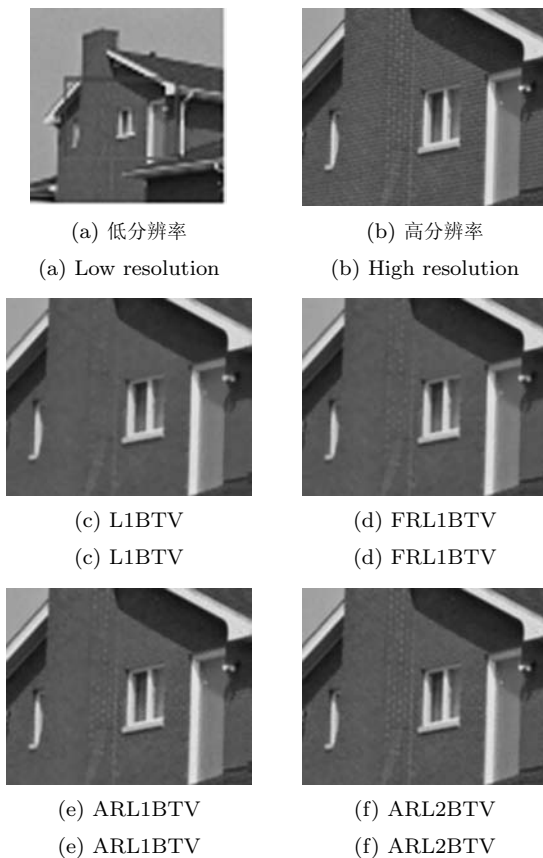


图 1 House 图像的超分辨率结果
Fig. 1 Super resolution results of House image



图 2 Lena 图像的超分辨率结果
Fig. 2 Super resolution result of Lena image

表 1 第一组实验超分辨率结果的 PSNR、SSIM 和时间对比

Table 1 Comparison of PSNR, SSIM and time in the first experiment

Image	PSNR		SSIM		Time (s)	
	House	Lena	House	Lena	House	Lena
L1BTV	35.53	30.76	0.9047	0.8928	5.19	4.87
FRL1BTV	36.37	31.28	0.9158	0.9044	2.73	2.60
ARL1BTV	36.93	31.88	0.9185	0.9171	8.40	8.20
ARL2BTV	37.47	32.53	0.9293	0.9251	3.49	3.42

算法在实际视频中的有效性, 第 2 组实验使用文献 [10] 中用到的一组实际摄像机拍摄的视频图像序列 Alpaca 做实验对比, 实验数据从 Peyman Milanfar 教授的多维信号处理研究组 (Multi-dimensional signal processing research group) 网站下载. 该实验数据是由商业摄像机 (3Com, Model no. 3718) 拍摄的大小为 96 像素 \times 128 像素的 55 帧压缩图像, 在此视频序列中存在两种独立的运动状态, 通过抖

动摄像机产生的近似全局平移运动和视频中的羊驼雕像的独立运动. 在本组实验中, 假设未知摄像机的 PSF 为大小 $[3 \times 3]$ 方差为 1 的高斯模糊核, 并进行放大 3 倍超分辨率实验, 第 1 幅被选定为参考图像, 其他低分辨率图像的相对运动利用 Lucas-Kanade 光流方法进行估计. 算法 ARL1BTv 结束条件限定最多迭代次数为 10 次, W_k 和 λ_k 由式 (17) 和式 (27) 求得; 文献 [10] 中的对比算法各加权系数 $W_k = 1$, 正则化系数 $\lambda_k = 0.04$, L1BTv 迭代次数限定为 20 次, FRL1BTv 迭代次数限定为 20 次, 其余各参数设置相同 $\beta = 1$, $\alpha = 0.7$, $P = 2$. 图 3 给出了 Alpaca 实际视频序列的第 1 帧图像的超分辨率结果, 从结果对比中, 可以看出本文算法在边缘区域的重建效果优于文献 [10] 的算法, 尤其是平滑区域对噪声的抑制效果更显著, 在视觉上要明显优于文献 [10] 的算法的重建结果.

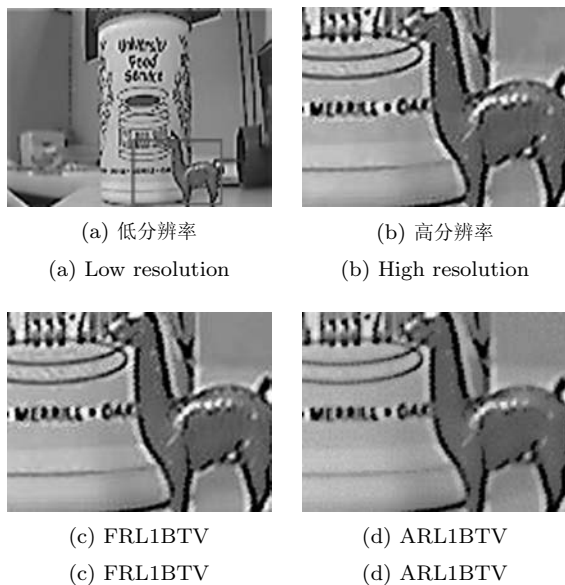


图 3 Alpaca 实际视频序列第 1 帧的超分辨率结果
Fig. 3 Super resolution result of the 1st frame in Alpaca video

此外, 式 (12) 中计算低分辨率局部残差均值的邻域约束应该选取合适的窗口大小 N . 如果太小, 则起不到邻域约束作用, 易受到对准误差、噪声的影响; 如果太大, 邻域约束作用不明显, 弱化高频与低频区域间的差异, 极易退化为全局加权方法. 图 4 给出了本文自适应算法 ARL1BTv 和 ARL2BTv 在第 1 组实验中在不同邻域约束下的 PSNR 变化对比图. 从中可以看出高斯噪声方差为 1 的实验中, 在 Window size 为 7~11 区间时 PSNR 基本达到峰值, PSNR 增长趋于稳定. 出于计算复杂性以及实验的考虑, 本文实验选取邻域大小为 $N = 9$.

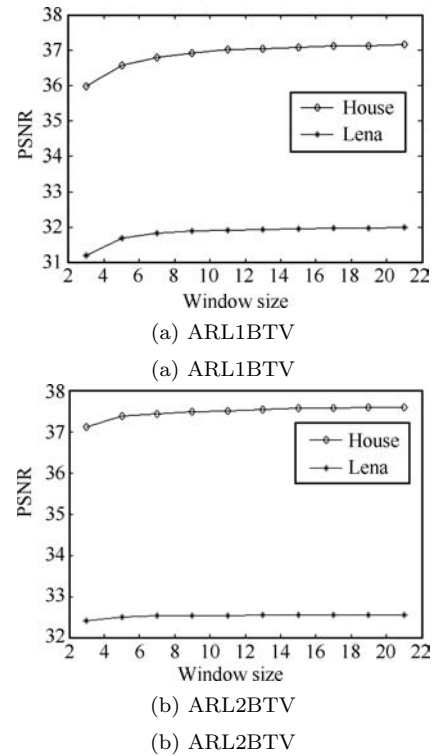


图 4 本文自适应正则化算法 ARL1BTv 和 ARL2BTv 不同窗口的 PSNR 对比

Fig. 4 PSNR comparison of the proposed adaptive regularization methods ARL1BTv and ARL2BTv with different window sizes

4 结论

在 L_1 范式或 L_2 范式最小化结合双边全变分正则化的框架基础上, 本文提出自适应计算各低分辨率通道各像素位置的权值参数和正则化参数的超分辨率算法. 基于局部残差均值的自适应权值矩阵加权各低分辨率图像, 利用了各通道对应区域间的交叉信息, 提高误差较小区域的贡献, 同时抑制误差较大区域, 提高了算法的收敛速度; 基于邻域误差均值的自适应正则化函数平衡先验项和保真项, 可对不同区域自适应的计算正则化系数, 可有效地增强高分辨率图像高频细节区域的视觉效果.

References

- Huang T S, Tsai R Y. Multiple frame image restoration and registration. *Advances in Computer Vision and Image Processing*. Greenwich: JAI Press, 1984. 317–339
- Irani M, Peleg S. Improving resolution by image registration. *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, 1991, **53**(3): 231–239
- Yu Jing, Su Kai-Na, Xiao Chuang-Bai. Edge artifact reduction for super-resolution image reconstruction. *Acta Automatica Sinica*, 2007, **33**(6): 577–582
(禹晶, 苏开娜, 肖创柏. 一种改善超分辨率图像重建中边缘质量的方法. *自动化学报*, 2007, **33**(6): 577–582)

- 4 Zhang Dong-Ming, Pan Wei, Chen Huai-Xin. Spatio-temporal adaptive super-resolution reconstruction of video sequence based on MAP frame. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(5): 484–490
(张冬明, 潘炜, 陈怀新. 基于 MAP 框架的时空联合自适应视频序列超分辨率重建. 自动化学报, 2009, **35**(5): 484–490)
- 5 Shao Wen-Ze, Wei Zhi-Hui. Super-resolution reconstruction based on generalized Huber-MRF image modeling. *Journal of Software*, 2007, **18**(10): 2434–2444
(邵文泽, 韦志辉. 基于广义 Huber-MRF 图像建模的超分辨率复原算法. 软件学报, 2007, **18**(10): 2434–2444)
- 6 Yan Hua, Liu Ju. Super-resolution image restoration considering sub-pixel registration error. *Acta Electronica Sinica*, 2007, **35**(7): 1409–1413
(闫华, 刘据. 考虑亚像素配准误差的超分辨率图像复原. 电子学报 2007, **35**(7): 1409–1413)
- 7 Lee E S, Kang M G. Regularized adaptive high-resolution image reconstruction considering inaccurate subpixel registration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2003, **12**(7): 826–837
- 8 He H, Kondi L P. Resolution enhancement of video sequences with adaptively weighted low-resolution images and simultaneous estimation of the regularization parameter. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Montreal, Canada: IEEE, 2004. 213–216
- 9 Marquina A, Osher S. Image super-resolution by TV-regularization and Bregman iteration. *Journal of Scientific Computing*, 2008, **37**(3): 367–382
- 10 Farsiu S, Robinson M D, Elad M, Milanfar P. Fast and robust multiframe super resolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, **13**(10): 1327–1344
- 11 Omer O A, Tanaka T. Region-based weighted-norm approach to video super-resolution with adaptive regularization. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Taipei, China: IEEE, 2009. 833–836
- 12 Liu C, Shum H, Freeman W. Face hallucination: theory and practice. *International Journal of Computer Vision*, 2007, **75**(1): 115–134
- 13 Gajjar P P, Joshi M V. New learning based super-resolution: use of DWT and IGMRF prior. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(5): 1201–1213
- 14 Wang J, Zhu S, Gong Y. Resolution enhancement based on learning the sparse association of image patches. *Pattern Recognition Letters*, 2010, **31**(1): 1–10
- 15 Kim K, Kwon Y. Single-image super-resolution using sparse regression and natural image prior. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(6): 1127–1133
- 16 Yang J C, Wright J, Huang T S, Ma Y. Image super-resolution via sparse representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, **19**(11): 2861–2873
- 17 Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a single image. In: Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan: IEEE, 2009. 349–356
- 18 Freedman G, Fattal R. Image and video upscaling from local self-examples. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, **30**(2): 12 1–11
- 19 Li X L, Hu Y T, Gao X B, Tao D C, Ning B J. A multi-frame image super-resolution method. *Signal Processing*, 2010, **90**(2): 405–414
- 20 Katsaggelos A K, Biemond J, Schafer R W, Mersereau R M. A regularized iterative image restoration algorithm. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, **39**(4): 914–929
- 21 Galatsanos N P, Katsaggelos A K. Cross-validation and other criteria for estimating the regularization parameter. In: Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Toronto, Canada: IEEE, 1991. 3021–3024
- 22 Bose N K, Lertrattanapanich S, Koo J. Advances in super resolution using L-curve. In: Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Sydney, Australia: IEEE, 2001. 433–436



安耀祖 北京理工大学计算机学院博士研究生. 主要研究方向为图像处理, 图像及视频超分辨率. 本文通信作者.

E-mail: bitanyz@bit.edu.cn

(**AN Yao-Zu** Ph.D. candidate at the School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology. His research interest covers im-

age processing, image and video super resolution. Corresponding author of this paper.)



陆耀 北京理工大学计算机学院教授. 主要研究方向为计算机视觉, 图像处理, 生物特征计算.

E-mail: vis_yl@bit.edu.cn

(**LU Yao** Professor at the School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology. His research interest covers computer vision,

image processing, and biology feature computation.)



赵红 北京理工大学计算机学院博士研究生, 河北大学数学与计算机学院副教授. 主要研究方向为图像处理, 人脸超分辨率.

E-mail: valen_zhao@yahoo.com.cn

(**ZHAO Hong** Ph.D. candidate at the School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Tech-

nology, associate professor at the College of Mathematics and Computer Science, Hebei University. Her research interest covers image processing and face super resolution.)