

基于 MAP 框架的时空联合自适应视频序列超分辨率重建

张冬明^{1,2} 潘炜¹ 陈怀新²

摘要 超分辨率重建在视频监控、高清晰度电视、遥感图像、医学图像处理等领域具有广阔的应用前景。最大后验估计 (maximum a posteriori, MAP) 法是普遍采用的一种超分辨率重建方法。针对传统 MAP 法存在的局限性, 本文提出了一种基于 MAP 框架的时空联合自适应视频序列超分辨率重建算法。时空联合自适应机制的引入使得算法在保持边缘的同时可减小错误运动估计矢量对重建图像质量的影响。实验结果表明, 算法具有重建质量好、边缘保持能力强、收敛速度快等特点。

关键词 超分辨率, 最大后验估计, 边缘保持, 图像先验模型, 时空联合自适应
中图分类号 TP391

Spatio-temporal Adaptive Super-resolution Reconstruction of Video Sequence Based on MAP Frame

ZHANG Dong-Ming^{1,2} PAN Wei¹ CHEN Huai-Xin²

Abstract Super-resolution reconstruction is an important research topic for video surveillance, HDTV, remote sensing, medical imaging, etc. The MAP (Maximum a posteriori) algorithms are widely used for super-resolution reconstruction. In this paper, a novel spatio-temporal adaptive super-resolution reconstruction algorithm of video sequence based on MAP frame is proposed to overcome the weakness of conventional MAP algorithms. The spatio-temporal adaptive mechanism, which is induced to MAP super-resolution reconstruction frame, can not only preserve edges but also prevent reconstructed image from the influence of inaccurate motion vectors to some extent. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can preserve edges of the reconstructed image effectively with good reconstructed quality and fast convergence speed.

Key words Super-resolution, MAP estimation, edge-preserving, image prior model, spatio-temporal adaptive

超分辨率重建技术是指通过信号处理的方法, 将退化降质的低分辨率图像重建为高质的高分辨率图像, 这可弥补实际成像系统由于硬件实现条件和成本限制导致的分辨率不高的局限, 并可有效地改善成像过程的退化降质。由于超分辨率技术重要的研究价值和广阔的应用前景, 其已成为当前图像相关领域的热点研究课题^[1-14]。

超分辨率重建最初只在频域进行^[2], 但由于其包含空域先验信息的能力有限, 目前研究多集中在空域。空域法主要有非均匀插值^[3]、迭代反投影 (Iterative back projection, IBP)^[4]、凸集投影 (Projection on to convex sets, POCS)^[5-6]、最大后验估计 (Maximum a posteriori, MAP)^[7-10]、最

大似然估计 (Maximum likelihood, ML)^[11]、混合 POCS/MAP/ML^[12] 等。其中, MAP 和 POCS 法具有空域先验信息包含能力强、重建质量好等特点, 相关研究较多, 发展空间大^[1]。MAP 法根据 Bayes 理论, 通过先验信息约束下的最大后验概率求解来重建原高分辨率图像, 能较好地利用先验信息, 同时具备 POCS 法所不具有的全局最优解存在且唯一等优点, 事实上已成为该领域的主流算法之一。

在视频序列的 MAP 超分辨率重建中, 先验模型的合理性和运动估计的精度是决定算法性能的两关键因素。一方面, 目前采用的先验模型都存在着不同程度的局限性: 普遍采用的 Gauss-Markov 模型具有良好的收敛性能, 但其固有的二阶惩罚特性导致对图像边缘细节的过度平滑^[1]; Schultz 等采用了著名的 Huber-Markov 模型^[7-8], 其基于分段函数形式的 Huber 函数将高于一定空域活动性阈值的像素点修正为线性惩罚, 在实现边缘保持的同时模型收敛性能较差, 且函数分段意味着所有像素点每次迭代都要进行比较判断; Chantas 等^[9]最近提出的局部自适应边缘保持先验模型具有传统 Gauss-Markov 模型的形式, 边缘保持能力强, 但每次迭代涉及系数的估计更新, 迭代优化复杂。另一方面, 运动估计的精度对序列图像超分辨重建涉及的帧间信

收稿日期 2008-04-03 收修改稿日期 2008-12-01
Received April 3, 2008; in revised form December 1, 2008
国家自然科学基金 (10174057, 90201011), 高等学校博士学科点专项科研基金 (20070613058) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (10174057, 90201011), and National Research Foundation for the Doctoral Program of Higher Education of China (20070613058)
1. 西南交通大学信息科学与技术学院光通信与光器件研究所 成都 610031 2. 中国电子科技集团公司第十研究所 成都 610036
1. Institute of Optical Communication and Optical Devices, School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031 2. 10th Research Institute of China Electronic Technology Group Corporation, Chengdu 610036
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.00484

息的有效利用十分重要, 低精度的运动估计矢量将恶化算法性能, 在重建中应考虑不同运动估计配准误差对算法性能的影响^[1, 13-14].

针对目前 MAP 法在边缘保持能力、收敛性能和优化复杂度方面的局限, 同时为减少低精度运动矢量对算法性能的影响, 本文在 MAP 框架下引入时空联合自适应机制, 这种机制融合了空域先验模型的边缘保持和时域运动估计的矢量可信度验证, 能在迭代优化过程中实现边缘保持的同时减小错误运动估计矢量对算法性能的影响. 实验结果证实了算法的有效性.

1 观测模型与 MAP 框架

一个完整的低分辨率降质序列图像成像模型应包括运动变形、模糊、下采样和噪声等环节^[1, 12], 但实际采集的视频序列确定准确的模糊函数较困难, 而不准确的模糊函数将恶化算法性能^[10]. 本文侧重讨论视频序列超分辨率重建中涉及的运动变形、下采样和测量噪声环节, 观测模型采用 Schultz 等给出的简化成像模型^[8]

$$\begin{cases} \mathbf{y}^{(p)} = DM^{(p)}(\mathbf{x}^{(k)}) + \mathbf{n}^{(p)}, & p \neq k \\ \mathbf{y}^{(k)} = DM^{(k)}(\mathbf{x}^{(k)}) \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{y}^{(p)}$ 为 $W \times H$ 大小的低分辨率视频序列图像, $\mathbf{y}^{(k)}$ 为待重建参考图像, $\mathbf{x}^{(k)}$ 为 $\mathbf{y}^{(k)}$ 下采样前 $qW \times qH$ 大小的原高分辨率图像 (q 为分辨率增强因子), D 为 $WH \times WHq^2$ 大小的均值亚采样矩阵^[7], $M^{(p)}(\cdot)$ 为描述第 p 帧运动变形的非线性算子, $\mathbf{n}^{(p)}$ 为 $W \times H$ 大小的第 p 帧测量误差噪声向量.

MAP 超分辨率重建就是求取使得后验概率 $P(\mathbf{x}^{(k)} | \mathbf{y}^{(k-N)}, \dots, \mathbf{y}^{(k)}, \dots, \mathbf{y}^{(k+N)})$ 最大的图像 $\hat{\mathbf{x}}^{(k)}$, 将其作为低分辨率参考图像 $\mathbf{y}^{(k)}$ 的重建高分辨率图像. 假设各测量噪声向量 $\mathbf{n}^{(p)}$ 相互独立, 由 Bayes 理论并取对数, 则 MAP 算法重建框架为^[8]

$$\hat{\mathbf{x}}^{(k)} = \arg \min \left\{ -\ln P(\mathbf{x}^{(k)}) - \sum_{p=k-N, p \neq k}^{p=k+N} \ln P(\mathbf{y}^{(p)} | \mathbf{x}^{(k)}) \right\} \quad (2)$$

$$\text{s.t.} \quad \mathbf{y}^{(k)} = D(\mathbf{x}^{(k)}) \quad (3)$$

式 (2) 中前对数概率项为高分辨率图像先验模型概率项, 后对数概率项为帧间条件概率项, 式 (3) 为迭代重建中需满足的约束条件.

2 时空联合自适应 MAP 超分辨率重建

本文在式 (2) 和 (3) 的 MAP 的超分辨率重建框架中引入时空联合自适应机制, 该机制包括: 对空域涉及的先验模型概率项, 采用自适应 Gauss-Markov 先验模型; 在分级块匹配亚像素精度运动估计及矢量验证基础上, 得到时域运动矢量可信度系数; 结合先验模型自适应系数和运动矢量可信度系数, 得到精确到像素点的时空联合自适应帧间条件概率项; 基于上述先验模型概率和帧间条件概率, 得到融入时空联合自适应机制的 MAP 超分辨重建目标函数.

2.1 空域自适应 Gauss-Markov 先验模型

为利用传统 Gauss-Markov 模型良好的收敛性能, 同时克服其平滑图像边缘细节的局限, 基于 Gibbs 分布^[7], 给出一种具有边缘保持能力的自适应 Gauss-Markov 先验模型, 类似 Chantas 等的模型^[9], 这里对边缘等强空域活动像素点取较大的权值, 而对平滑区域像素取较小的权值, 进而实现边缘保持. 该模型表达式为

$$P(\mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp \left(-\frac{1}{\lambda} \sum_{i=2}^{qW-1} \sum_{j=2}^{qH-1} \alpha_{i,j} (x_{i,j} - \bar{x}_{i,j})^2 \right) \quad (4)$$

其中 Z 和 λ 为 Gibbs 分布常数, $\alpha_{i,j}$ 为坐标 (i, j) 像素点 $x_{i,j}$ 的自适应系数, $\bar{x}_{i,j}$ 为以 $x_{i,j}$ 为中心的 3×3 邻域平均值.

2.2 时域运动矢量可信度系数

本文采用流行的分级块匹配方法进行视频序列的亚像素精度运动估计^[8, 10], 各级上采样分辨率增强方法采用基于式 (4) 的单幅 MAP 超分辨率重建方法. 设低分辨帧 $\mathbf{y}^{(p)}$ 顶级上采样图像为 $\mathbf{y}^{T(p)} (k-N \leq p \leq k+N)$, $\mathbf{y}^{T(p)} (p \neq k)$ 在 $\mathbf{y}^{(k)}$ 中运动估计得到的匹配点坐标索引表为 $M_{TAB}^{(p,k)}$, 该表需对无法匹配的边界像素点和经矢量可信度验证^[8, 10] 为错误运动矢量的像素点的匹配坐标强制非法标记为 “ERR”. 式 (5) 给出了 $qW \times qH$ 大小的匹配误差矩阵 $ME^{(p,k)}$ 定义式. 假定 $\mathbf{y}^{T(p)}$ 像素点对应 ME 越小运动矢量越可信, 定义矢量可信度系数矩阵 $CONF^{(p,k)}$, 见式 (6) (见下页下方). 其中, η 为一小正数, K 为比例调节因子, η 和 K 联合控制 $CONF^{(p,k)}$.

$$\underbrace{ME^{(p,k)}}_{1 \leq i \leq qW, 1 \leq j \leq qH} [i, j] = \begin{cases} \frac{1}{q^2} \sum_{r=q[\frac{i-1}{q}]+1}^{q[\frac{i-1}{q}]+q} \sum_{s=q[\frac{j-1}{q}]+1}^{q[\frac{j-1}{q}]+q} |y_{r,s}^{T(p)} - y_{M_{TAB}^{(p,k)}[r,s]}^{T(k)}|, & \text{若 } M_{TAB}^{(p,k)}[r, s] \neq \text{ERR} \\ -1, & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

2.3 时空联合自适应帧间条件概率

MAP 超分辨率重建中, 通常对非参考图像的各噪声向量 $\mathbf{n}^{(p)} (k-N \leq p \leq k+N, p \neq k)$ 建模为独立零均值高斯分布^[8,10], 式 (2) 中非参考图像的条件概率可描述为

$$P(\underbrace{\mathbf{y}^{(p)} | \mathbf{x}^{(k)}}_{p \neq k}) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2(\sigma^{(p,k)})^2} \|\mathbf{y}^{(p)} - DM^{(p)}(\mathbf{x}^{(k)})\|^2\right)}{(2\pi(\sigma^{(p,k)})^2)^{\frac{WH}{2}}} \quad (7)$$

式 (7) 中 $(\sigma^{(p,k)})^2$ 为非参考图像帧中噪声向量 $\mathbf{n}^{(p)}$ 的方差, 在建模过程中对该帧图像的所有像素是相等的, 这实质上意味着在目标函数优化过程中, 该帧图像所有像素对参考图像中对应匹配像素点的重建约束占有相同的权重. 但事实上, 即使对运动估计矢量进行可信度验证^[8,10], 错误运动矢量仍然存在, 且不同像素点的运动估计矢量精度和可信度可能是不同的, 不同精度和可信度的像素点应具有不同的权重才合理. 此外, 权重还应与重建像素点的空域性质有关, 即不同空域活动性的像素点对运动矢量精度的敏感性不同. 为此, 我们将第 2.1 节实现边缘保持的自适应加权思想应用到式 (7) 的条件概率中, 结合 $CONF^{(p,k)}$ 和 $MTAB^{(p,k)}$, 展开矩阵 D , 式 (7) 修正为精确到像素点的时空联合自适应条件概率, 见式 (8) (见本页下方), 该式中 $(\sigma_{i,j}^{(p,k)})^2$ 为第 p 帧低分辨率图像 $y_{i,j}^{(p)}$ 像素点的时空联合自适应噪声方差.

2.4 时空联合自适应超分辨率重建目标函数

联立式 (2)~(4) 和式 (8), 并作适当化简整理, 得到时空联合自适应超分辨率重建的迭代优化目标函数 $\Omega(\mathbf{x}, \mu)$ 为

$$\Omega(\mathbf{x}, \mu) = \sum_{i=2}^{qW-1} \sum_{j=2}^{qH-1} \alpha_{i,j} (x_{i,j} - \bar{x}_{i,j})^2 +$$

$$CONF^{(p,k)}[i,j] = \begin{cases} 0, & \text{若 } ME^{(p,k)}[i,j] = -1 \\ \frac{255\eta}{\frac{255\eta}{K} + ME^{(p,k)}[i,j]}, & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

$$P(\underbrace{\mathbf{y}^{(p)} | \mathbf{x}^{(k)}}_{p \neq k}) = \frac{\exp\left(-\sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \frac{1}{2(\sigma_{i,j}^{(p,k)})^2} \left(y_{i,j}^{(p)} - \frac{1}{q^2} \sum_{r=qi-q+1}^{qi} \sum_{s=qj-q+1}^{qj} x_{MTAB^{(p,k)}[r,s]}^{(k)}\right)^2\right)}{(2\pi^{\frac{WH}{2}}) \left(\prod_{i=1}^W \prod_{j=1}^H (\sigma_{i,j}^{(p,k)})^2\right)^{\frac{1}{2}}} \quad (8)$$

$$\mu \sum_{p=k-N, p \neq k}^{k+N} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^H \beta_{i,j}^{(p)} \left(y_{i,j}^{(p)} - \frac{1}{q^2} \sum_{r=qi-q+1}^{qi} \sum_{s=qj-q+1}^{qj} x_{MTAB^{(p,k)}[r,s]}^{(k)}\right)^2 \quad (9)$$

式 (9) 需满足约束条件式 (3). 在推导式 (9) 时, 为简化处理作了如下假设: 各非参考图像帧对应的条件概率式 (8) 分母相等. $\Omega(\mathbf{x}, \mu)$ 中参数 μ 为非参考帧图像运动估计项全局权重参数, 是人为设定的固定控制常参数, 不需采用公式计算和更新. 下面给出自适应系数 $\alpha_{i,j}$ 和 $\beta_{i,j}^{(p)}$ 的定义式.

所有在非负区间的递减非负函数都可用于设计先验模型的自适应系数 $\alpha_{i,j}$, 这里仅给出基于反比例函数的一种简单定义, 像素点的空域活动性由邻域方差直接估计:

$$\delta_{i,j}^2 = \frac{1}{9} \sum_{r=i-1}^{i+1} \sum_{s=j-1}^{j+1} (x_{r,s} - \bar{x}_{i,j})^2 \quad (10)$$

则自适应系数 $\alpha_{i,j}$ 定义为

$$\alpha_{i,j} = \frac{\zeta \delta_{\max}^2}{\zeta \delta_{\max}^2 + \delta_{i,j}^2} \quad (11)$$

其中, $\delta_{\max}^2 = \max\{\delta_{i,j}^2 | i=1, \dots, qW, j=1, \dots, qH\}$

这里 δ_{\max}^2 为图像所有像素点均值方差的最大值, ζ 为正控制参数, $\zeta \delta_{\max}^2$ 的引入可避免分母为 0 且便于边缘保持能力的控制. 对于条件概率项对应的自适应系数 $\beta_{i,j}^{(p)}$, 其定义式见式 (12) (见下页上方). 该式的含义是: 非参考帧 $\mathbf{y}^{(p)} (p \neq k)$ 中的像素点 (i,j) , 其所在图像帧与参考帧 $\mathbf{y}^{(k)}$ 时域越邻近, 该点在其顶级上采样图像 $\mathbf{y}^{T(p)}$ 中对应 $q \times q$ 邻域运动矢量可信系数越大, 以及 $\mathbf{y}^{T(p)}$ 中 $q \times q$ 邻域像素在重建图

像中的运动匹配点空域活动性越弱, 该点方差 $(\sigma_{i,j}^{(p,k)})^2$ 越小, 而其在优化目标函数中的权重系数 $\beta_{i,j}^{(p)}$ 越大. 式 (12) 的时空联合权重系数 $\beta_{i,j}^{(p)}$ 融合了式 (6) 时域运动矢量可信系数和式 (11) 空域先验模型的自适应系数.

为简化算法迭代优化复杂度, 自适应系数 $\alpha_{i,j}$ 和 $\beta_{i,j}^{(p)}$ 应始终视为常数而不参与求导运算, 且系数只在迭代计算的最初几步根据式 (11) 和 (12) 进行更新, 之后则固定在最后更新值处. 显然, 自适应系数 $\alpha_{i,j}$ 和 $\beta_{i,j}^{(p)}$ 不再更新后, 目标函数 $\Omega(\mathbf{x}, \mu)$ 是规范的正定标准二次型凸函数, 可严格保证随后迭代更新的全局收敛. 本文对需满足约束条件式 (3) 的目标函数 $\Omega(\mathbf{x}, \mu)$ 采用梯度投影算法^[7-8] 进行迭代求解. 最后指出, 如迭代求解中参数 $\mu = 0$, 即为第 2.2 节分级块匹配上采样涉及的单幅 MAP 超分辨率重建方法.

3 仿真实验与分析

3.1 客观评价指标

采用峰值信噪比 $PSNR$ 和品质因数 Q ^[15] 来评价重建图像的总体质量. 为量化算法的边缘保持能力, 给出边缘峰值信噪比 $EPSNR$ 测度; 为评价算法的收敛性能, 采用迭代相对收敛偏差 IRE_n 来量化分析:

$$PSNR = 10 \lg \frac{\|255^2 \times q^2 WH\|}{\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|} \quad (13)$$

$$Q = \frac{\sum_{i=4}^{qW-3} \sum_{j=4}^{qH-3} \frac{4\delta_{x_{i,j}\hat{x}_{i,j}} \bar{x}_{i,j} \tilde{x}_{i,j}}{(\delta_{x_{i,j}}^2 + \delta_{\hat{x}_{i,j}}^2)[\bar{x}_{i,j}^2 + \tilde{x}_{i,j}^2]}}{(qW-6)(qH-6)} \quad (14)$$

$$EPSNR = 10 \lg \frac{\|255^2 \times q^2 WH\|}{\|\text{Ostu}(\text{Sobel}(\mathbf{x})) - \text{Ostu}(\text{Sobel}(\hat{\mathbf{x}}))\|} \quad (15)$$

$$IRE_n = \frac{\|\hat{\mathbf{x}}_n - \hat{\mathbf{x}}_{n-1}\|}{\|\hat{\mathbf{x}}_{n-1}\|} \quad (16)$$

式 (13)~(16) 中, \mathbf{x} 为原高分辨率图像, $\hat{\mathbf{x}}$ 为重建的高分辨率图像, q 为分辨率增强因子, W 和 H 为低分辨率图像的宽和高, $\bar{x}_{i,j}$ 、 $\tilde{x}_{i,j}$ 、 $\delta_{x_{i,j}}^2$ 、 $\delta_{\hat{x}_{i,j}}^2$ 、 $\delta_{x_{i,j}\hat{x}_{i,j}}$ 分别为 \mathbf{x} 和 $\hat{\mathbf{x}}$ 像素点

(i, j) 处 7×7 邻域的平均值、方差、协方差, $\text{Sobel}(\mathbf{x})$ 和 $\text{Ostu}(\mathbf{x})$ 分别为对图像 \mathbf{x} 进行 Sobel 边缘提取和最大类间方差二值化^[16] (二值为 0 与 255 二值) 的算子, $\hat{\mathbf{x}}_n$ 为第 n 步迭代后的重建高分辨图像.

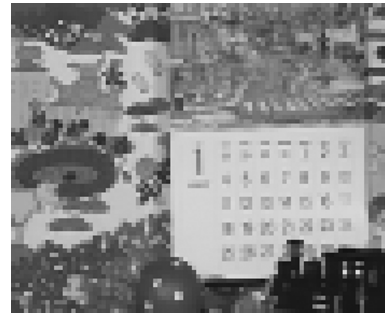
3.2 实验结果与分析

下面采用 CIF 格式的 Mobile calendar 标准视频测试序列来测试本文算法, 其包含了摄像机全局平移、小车、日历的局部平移和小球的旋转等丰富的运动类型. 以该序列第 27 帧为中间参考帧, 进行 $q = 4$ 倍下采样得到 11 帧低分辨率仿真序列. 第 27 帧原高分辨率图像和经下采样并进行 4×4 像素重复后的低分辨率图像见图 1.



(a) 原高分辨率参考图像

(a) Original reference high-resolution image



(b) 低分辨率参考图像

(b) Reference low-resolution image

图 1 原高分辨率和低分辨率参考图像

Fig. 1 Original reference high-resolution and reference low-resolution images

用于对比的算法为 Schultz 等在文献 [8] 中给出的与本文具有相同观测模型和类似分级块匹配运动估计结构的 Huber-Markov 模型经典 MAP 算法,

$$\left\{ \begin{array}{l} \beta_{i,j}^{(p)} = \frac{1}{(\sigma_{i,j}^{(p,k)})^2} = \frac{1}{|p-k|} \left(\frac{1}{q^2} \sum_{r=q_i-q+1}^{q_i} \sum_{s=q_j-q+1}^{q_j} \text{CONF}_{M.TAB^{(p,k)}[r,s]}^{(p,k)} \right) \left(\frac{1}{q^2} \sum_{r=q_i-q+1}^{q_i} \sum_{s=q_j-q+1}^{q_j} \alpha_{M.TAB^{(p,k)}[r,s]} \right) \\ 1 \leq i \leq W, \quad 1 \leq j \leq H, \quad k-N \leq p \leq k+N, \quad p \neq k \end{array} \right. \quad (12)$$

并以 Huber 函数阈值参数 $\alpha = 1000$ 来模拟传统 Gauss-Markov 模型在该经典算法下的性能. 记本文算法为 SPTA 算法, 基于 Huber-Markov 模型和传统 Gauss-Markov 模型的算法分别记为 Huber-Markov 和 Gauss-Markov 算法. 所有算法运行环境为 Visual C++.NET 2003, 数据分析环境为 Matlab 7.1, Pentium 4 2.0GHz CPU, 512M 内存.

采用各算法分别对低分辨率序列进行 30 次梯度投影算法^[7-8] 迭代求解. 以对应算法重建图像总体质量近于最优为原则选取参数, 主要相关控制参数如下: Gauss-Markov 模型 $\alpha = 1000$, Huber-Markov 模型 $\alpha = 4$, 运动估计项权值均为 $\lambda^{(l,k)} = 20/(l-k)$; SPTA 算法的主要参数分别为: $\zeta = 0.05$, $\mu = 20$, $K = 4$, $\eta = 0.2$, 各自适应系数只在前 5 次迭代中更新. 此外, 在分级块匹配运动估计中, 所有算法各级块大小为 16×16 , 全搜索方式, 矢量搜索半径 8, 运动矢量验证常数^[10] $c = 1.2$.

各算法的超分辨率重建图像和对应边缘二值图分别见图 2 和图 3. 从图中可看出, SPTA 算法重建图像总体视觉质量优于基于 Gauss-Markov 模型和 Huber-Markov 模型的经典算法重建图像, 边缘细节更加丰富和清晰.

对应图 2 的第 30 次迭代后的图像客观评价指

标值见表 1, 迭代过程中各算法对应客观指标随迭代次数而变化的对比曲线见图 4 和图 5.

表 1 对应图 2 的客观图像质量对比 (30 次迭代)

Table 1 Objective image quality comparison corresponding to Fig. 2 (30 iterations)

算法	PSNR	Q	EPSNR	IRE ₃₀
Gauss-Markov	19.470138	0.391391	7.095991	0.000539
Huber-Markov	19.690819	0.418103	7.858794	0.001074
SPTA	20.006620	0.464812	7.997301	0.000400

图 4(a) 和 (b) (见下页) 的 PSNR 和 Q 曲线表明迭代过程中 SPTA 算法总体重建质量相对最好, 这与图 2 的主观评价一致; 图 4(c) 的 EPSNR 曲线表明 SPTA 算法具有优于 Huber-Markov 算法的边缘保持能力, 这与图 2 各图像对应的边缘图的主观评价一致 (见图 3).

图 5(a) 和 (b) (见下页) 分别给出的是所有 30 次迭代和 5 ~ 30 次迭代各算法的 IRE_n 曲线. SPTA 算法 IRE_n 曲线由相对最陡峭迅速下降到相对最平缓, 这表明 SPTA 算法具有相对最优的收敛性能, 图 4 各其他指标对应曲线的斜率变化趋势也一定程度地说明了这一点.



(a) Gauss-Markov 算法重建结果
(a) Experimental result of Gauss-Markov reconstruction



(b) Huber-Markov 算法重建结果
(b) Experimental result of Huber-Markov reconstruction



(c) SPTA 算法重建结果
(c) Experimental result of SPTA reconstruction

图 2 各算法超分辨率重建结果

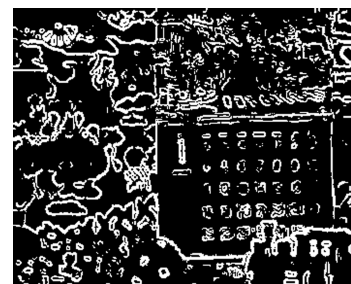
Fig. 2 Super-resolution reconstruction results for different algorithms



(a) 图 2 (a) 边缘图
(a) Edge image of Fig. 2 (a)



(b) 图 2 (b) 边缘图
(b) Edge image of Fig. 2 (b)



(c) 图 2 (c) 边缘图
(c) Edge image of Fig. 2 (c)

图 3 对应图 2 的边缘二值图像

Fig. 3 Binary edge images of Fig. 2

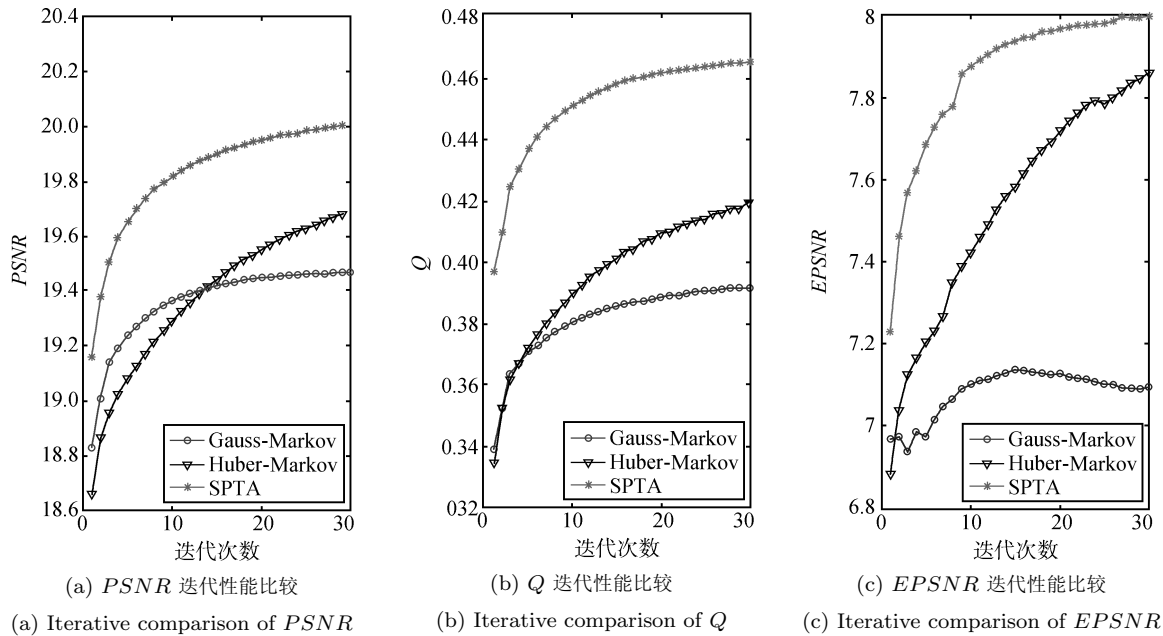


图 4 $PSNR$ 、 Q 、 $EPSNR$ 迭代性能比较

Fig. 4 Iterative comparison of $PSNR$, Q , and $EPSNR$

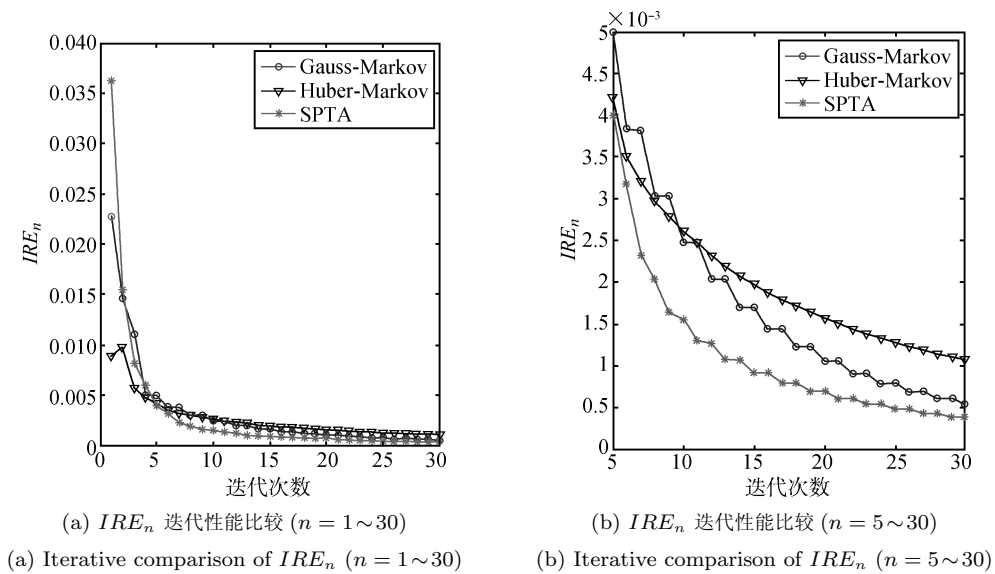


图 5 IRE_n 迭代性能比较

Fig. 5 Iterative comparison of IRE_n

上述讨论是基于迭代次数相同的前提, 这里将各算法迭代计算到相同的收敛标准 IRE_n , 其余所有参数不变, 得到三种算法的 $PSNR$ 、 Q 、 $EPSNR$ 、迭代次数和运行时间, 见表 2. 从表 2 可见, SPTA 算法在相同的收敛标准下, $PSNR$ 、 Q 、 $EPSNR$ 仍然最大, 需要的迭代次数最少, 运行时间略大于 Gauss-Markov 算法 (自适应系数计算及更新导致).

表 2 相同收敛标准下各算法性能对比 ($IRE_n = 1.0 \times 10^{-4}$)

Table 2 Performance comparison corresponding to the same convergence criteria ($IRE_n = 1.0 \times 10^{-4}$)

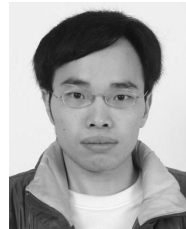
算法	$PSNR$	Q	$EPSNR$	时间(分)	迭代次数
Gauss-Markov	19.477975	0.393492	7.059923	0.394799	66
Huber-Markov	19.868905	0.434500	7.742617	1.044834	138
SPTA	20.071604	0.469889	8.037194	0.483331	63

4 结论

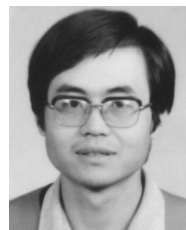
由于先验模型和运动估计等方面的局限性, 传统 MAP 超分辨率重建算法在重建质量、边缘保持能力、收敛性能、优化复杂度等方面往往是不能同时优化的, 诸如 Schultz 等的经典 Huber-Markov 算法在提高边缘保持能力的同时就是以收敛性能的降低为代价的. 本文 SPTA 算法的时空联合自适应机制实际上是同时优化各项性能的一种尝试, 体现在: 1) 自适应 Gauss-Markov 先验模型, 同时具备边缘保持能力强和收敛速度快的特点; 2) 时空联合自适应条件概率, 降低低精度运动估计矢量对算法影响, 同时可进一步保持边缘并改善收敛性能; 3) 各自适应系数不参与求导运算, 且只在最初几次迭代中更新, 极大地降低算法优化复杂度. 这些尝试对算法各项性能的改善得到了实验结果的证实. 本文算法具有开放性, 对运动估计方法和自适应机制作进一步研究, 有望发展出新的优良算法.

References

- Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, **20**(3): 21–36
- Tsai R Y, Huang T S. Multiple frame image restoration and registration. In: *Proceedings of Advances in Computer Vision and Image Processing*. Greenwich, UK: JAI Press, 1984. 317–319
- Shah N R, Zakhor A. Resolution enhancement of color video sequences. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, **8**(6): 879–885
- Yu J G, Bhanu B, Xu Y L, Roy-Chowdhury A K. Super-resolved facial texture under changing pose and illumination. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*. San Antonio, USA: IEEE, 2007. 553–556
- Patti A J, Sezan M I, Tekalp A M. Superresolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(8): 1064–1076
- 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)
- Schultz R R, Stevenson R L. A Bayesian approach to image expansion for improved definition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1994, **3**(2): 233–242
- Schultz R R, Stevenson R L. Extraction of high resolution frames from video sequences. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1996, **5**(6): 996–1011
- Chantas G K, Galatsanos N P, Woods N A. Super-resolution based on fast registration and maximum a posteriori reconstruction. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(7): 1821–1830
- Zhang Xin-Ming, Shen Lan-Sun. Super-resolution restoration with multi-scale edge-preserving regularization. *Journal of Software*, 2003, **14**(6): 1075–1081
(张新明, 沈兰荪. 基于多尺度边缘保持正则化的超分辨率复原. *软件学报*, 2003, **14**(6): 1075–1081)
- Patanavijit V, Jitapunkul S. An iterative super-resolution reconstruction of image sequences using fast affine block-based registration with BTV regularization. In: *Proceedings of IEEE Asia Pacific Conference on Circuits and Systems*. Singapore, Singapore: IEEE, 2006. 1717–1720
- Elad M, Feuer A. Restoration of a single super resolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(12): 1646–1658
- Yan Hua, Liu Ju. Super-resolution image restoration considering sub-pixel registration error. *Acta Electronica Sinica*, 2007, **35**(7): 1409–1413
(闫华, 刘珺. 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)
- Farsiu S, Elad M, Milanfar P. Multiframe demosaicing and super-resolution of color images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(1): 141–159
- Furht B, Marqure O. *The Handbook of Video Databases: Design and Applications*. Miami, USA: CRC Press, 2003. 1041–1078
- Lu Zong-Qi, Jin Deng-Nan. *Visual C++ .NET Image Processing Programming*. Beijing: Tsinghua Press, 2006
(陆宗琪, 金登男. *Visual C++ .NET 图像处理编程*. 北京: 清华大学出版社, 2006)



张冬明 西南交通大学信息科学与技术学院硕士研究生. 2006 年获四川大学电子信息学院学士学位. 主要研究方向为超分辨率重建、视频对象分割. 本文通信作者. E-mail: d.m.zhang@163.com
(ZHANG Dong-Ming Master student at the College of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University. He received his bachelor degree from Sichuan University in 2006. His research interest covers super-resolution reconstruction and video object segmentation. Corresponding author of this paper.)



潘 炜 西南交通大学信息科学与技术学院教授. 主要研究方向为量子信息与量子通信、非线性系统理论、光通信与光器件.
E-mail: wpan@home.swjtu.edu.cn
(PAN Wei Professor at the College of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University. His research interest covers quantum information and quantum communication, nonlinear system theory, optical communication and optical device.)



陈怀新 中国电子科技集团公司第十研究所研究员. 主要研究方向为多源数据融合、图像处理与模式识别.
E-mail: chenhuaxin@sina.com
(CHEN Huai-Xin Professor at 10th Research Institute of China Electronic Technology Group Corporation. His research interest covers multi-data fusion, image processing, and pattern recognition.)