

## 基于加权最小二乘滤波的视频序列超分辨率重建

韩五兵<sup>①</sup> 束 锋<sup>①</sup> 吴乐南<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(南京理工大学电子工程与光电技术学院 南京 210094)

<sup>②</sup>(东南大学无线电工程系 南京 210096)

**摘 要:** 该文构建了一种视频序列超分辨率重建框架,在此框架下,首先讨论基于正则化处理的单帧图像上行插值和反卷积,然后在详细研究运动补偿矩阵和权值矩阵的构成及其性质的基础上,提出基于加权最小二乘滤波的帧间数据融合算法。实验表明该算法的重建结果相当有效,具有一定的自适应性和鲁棒性。

**关键词:** 视频处理;超分辨率重建;运动补偿;Tikhonov 正则化;加权最小二乘;共扼梯度算法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)01-0120-04

## Super-resolution Reconstruction of Video Sequence Based on WLS Filtering

Han Yu-bing<sup>①</sup> Shu Feng<sup>①</sup> Wu Le-nan<sup>②</sup>

<sup>①</sup>(School of Electronic Engineering & Optoelectronic Techniques,

Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

<sup>②</sup>(Department of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** A framework of reconstructing a super-resolution video sequence from a low resolution video sequence is proposed in this paper. First, an upsampling and deconvolution algorithm for single frame is introduced based on regularization by means of CG algorithm. Then after thoroughly studied the motion compensation matrix and weighted matrix, an adaptive filter is designed for the purpose of interframe data fusion based on weighted least square. Experimental results demonstrate the power of the proposed method with some adaptive and robust.

**Key words:** Video processing; Super-resolution reconstruction; Motion compensation; Tikhonov regularization; Weighted Last Square(WLS); Conjugate Gradient(CG)

### 1 引言

图像复原的目的是对退化图像进行处理,使其尽可能逼近退化前的理想图像,而视频序列的超分辨率重建则是利用低分辨率帧之间的相似性、冗余度及一些先验知识进行数据融合得到高分辨率帧序列。它在遥感遥测、视频监控、视频增强与复原等领域得到广泛应用。超分辨率重建算法主要有频域法和空域法<sup>[1,2]</sup>,空域法又分为基于最小二乘的方法<sup>[3]</sup>, Bayes 方法<sup>[4]</sup>和基于凸集投影(POCS)<sup>[5]</sup>的方法等。频域法主要利用 Fourier 变换的平移特性和视频场景的带限性,只能处理简单的帧间平移模型。与频域法相比,空域法可以处理更一般的帧间运动模型,而且能够方便地融合各种先验信息,因而具有更大灵活性。本文提出一种视频序列超分辨率重建框架及在此框架下基于加权最小二乘(WLS)的帧间数据融合。其组织如下:第 2 节介绍超分辨率重建的数学模型及重建框架。第 3 节讨论单帧图像的上行插值与反卷积。第 4 节提出基于加权最小二乘的实时自适应滤波。第 5 节实验

研究。最后为结论。

### 2 数学模型与重建框架

设观测到的降质低分辨率视频序列为  $\{Y_t, t \geq 0\}$ , 尺寸为  $M_1 \times M_2$ , 要求重建得到高分辨率视频序列  $\{X_t\}$ , 尺寸为  $L_1 \times L_2 (L_1 \geq M_1, L_2 \geq M_2)$ 。设  $X_t$  为参考帧, 它们之间关系为  $Y_k = D_k B_k F_{k,t} X_t + E_k, 0 \leq k \leq t$ , 其中  $D_k$  为下采样矩阵,  $B_k$  为模糊矩阵,  $F_{k,t}$  为第  $t$  帧  $X_t$  和第  $k$  帧  $X_k$  之间的运动补偿矩阵且满足  $X_k = F_{k,t} X_t$ ,  $E_k$  为建模和观测误差。设  $D_k = D, B_k = B, E_k \sim N(0, \Sigma^{-1})$ , 写成矩阵形式为  $Y = MX_t + E$ , 其中  $Y = (Y_0^T, \dots, Y_t^T)^T, M = ((DBF_{0,t})^T, \dots, (DBF_{t,t})^T)^T, E = (E_0^T, \dots, E_t^T)^T \sim N(0, \text{diag}^{-1}(\Sigma, \dots, \Sigma))$ 。其最小二乘估计为

$$\begin{aligned} \arg \min_{X_t} J(X_t) &= \arg \min_{X_t} \left\{ \|Y - MX_t\|^2 \right\} \\ &= \arg \min_{X_t} \left\{ \sum_{k=0}^t \|Y_k - DBF_{k,t} X_t\|^2 \right\} \end{aligned} \quad (1)$$

由于最小二乘问题的不稳定性,需要进行正则化处理,典型的 Tikhonov 正则解为

$$\left( \sum_{k=0}^t F_{k,t}^T B^T D^T DBF_{k,t} + \alpha C^T C \right) X_t = \sum_{k=0}^t F_{k,t}^T B^T D^T Y_k \quad (2)$$

2007-04-09 收到, 2008-10-13 改回

江苏省图像处理与图像通信重点实验室开放研究课题(ZK206006)资助

其中  $C$  为正则化算子, 常选为 Laplace 算子,  $\alpha$  为正则化参数, 起平衡高频能量与误差能量的作用, 当  $\alpha$  变大时, 解趋于光滑, 反之则数据拟合误差变小。

考察方程(2), 首先需要很大的存储开销, 这在视频处理中不太现实; 其次由于此方程规模很大难以直接求解, 需要进行迭代求解, 但又由于  $F_{k,t}$  的多样性和复杂性, 难以形成高效算法。为克服上述难点, 这里分两个步骤来解决, 第 1 步, 因为  $X_k = F_{k,t} X_t$ , 则  $Y_k = DBX_k + E_k$ , 由此出发, 先由每一帧低分辨率图像  $Y_k$  单独进行上行插值和去模糊得到  $X_k$  的临时高分辨率估计图像, 为避免与  $X_k$  相混淆, 将其记为  $Z_k$ , 即  $Y_k = DBZ_k + E_k$ , 这样就避免了  $F_{k,t}$  的复杂性, 便于形成高效迭代算法; 第 2 步运用运动补偿矩阵  $F_{k,t}$  和加权矩阵  $W_{k,t}$  进行实时自适应滤波, 形成最终的超分辨率图像  $X_t$ 。

### 3 单帧图像的上行插值与反卷积

设  $Y_k = DBZ_k + E_k$ ,  $Y_k, Z_k$  为第  $k$  帧观测到的低分辨率图像和要复原的临时高分辨率图像按某种字典顺序排列形成的向量,  $E_k$  为观测噪声, 假设为高斯白噪声。此时问题归结为对单帧图像的降噪, 反卷积和上采样。其最小二乘正则化泛函的正规方程为  $(B^T D^T DB + \alpha C^T C) Z_k = B^T D^T Y_k$ 。令  $A = B^T D^T DB + \alpha C^T C, b_k = B^T D^T Y_k$ , 则变为  $A Z_k = b_k$ 。考虑到  $A$  为大型稀疏矩阵, 直接解法不太现实, 迭代解法由于不需进行矩阵求逆特别适合此类方程的求解, 此处采用收敛特性较好的共扼梯度(CG)算法进行求解。

### 4 基于加权最小二乘的自适应滤波

上节通过单帧图像的上行插值和反卷积得到临时高分辨率序列  $\{Z_k\}$ , 现在要求由此通过运动补偿滤波得到最终超分辨率视频序列  $\{X_k\}$ 。因为  $Z_k$  为  $X_k$  的估计且  $X_k = F_{k,t} X_t$ , 所以  $Z_k = F_{k,t} X_t + N_k, 0 \leq k \leq t$ , 设  $N_k \sim N(0, W_{k,t}^{-1})$ , 类似式(1)和式(2), 其加权最小二乘问题及正规方程为

$$\arg \min_{X_t} J(X_t) = \arg \min_{X_t} \left\{ \sum_{k=0}^t \|Z_k - F_{k,t} X_t\|_{W_{k,t}}^2 \right\} \quad (3)$$

$$\left( \sum_{k=0}^t F_{k,t}^T W_{k,t} F_{k,t} \right) X_t = \sum_{k=0}^t F_{k,t}^T W_{k,t} Z_k \quad (4)$$

下面先讨论运动补偿矩阵  $F_{k,t}$  和权值矩阵  $W_{k,t}$  的构成与性质, 然后再给出问题的求解。

#### 4.1 运动补偿矩阵 $F_{k,t}$ 和权值矩阵 $W_{k,t}$

设在视频序列中, 像素点沿运动轨迹光强保持恒定, 且假定运动估计精确到高分辨率序列的整像素级精度。考虑第  $t, k$  帧间的运动补偿阵  $F_{k,t} (k < t)$ , 以第  $t$  帧  $X_t$  为参考帧, 显然  $X_k$  中的像素点分为两类: 第 1 类为由第  $t$  帧中的点运动而形成, 第 2 类为在第  $t$  帧中未出现而在第  $k$  帧中新出现的像素点。  $F_{k,t}$  大小为  $(L_1 L_2 \times L_1 L_2)$ , 其行对应第  $k$  帧的相应像素点, 其列对应第  $t$  帧中的相应像素点。当第  $k$  帧某像素

点属于第 1 类时, 则  $F_{k,t}$  的相应行相应列为 1, 此行的其余元素为 0, 此列的其余元素为 0; 当第  $k$  帧中某像素点属于第 2 类时, 则  $F_{k,t}$  对应的此行元素均为零, 此时表示该像素点为由于摄像机或者目标运动而出现的新像素点。因此  $F_{k,t}$  阵每行至多有 1 个非零元素 1, 每列至多有 1 个非零元素 1, 当某行全为零时, 则该行对应的第  $k$  帧中的像素点属于第 2 类, 当某列全为零时, 则该列所对应第  $t$  帧中的像素点在第  $k$  帧中由于运动而消失了。这样形成  $F_{k,t}$  的优点是计算  $F_{k,t} X_t$  可通过逐像素移动进行, 而不需进行实际的矩阵乘法, 并且具有以下优良性质<sup>[6]</sup>。

$$(1) F_{k,t} = F_{k,l} F_{l,t}, \forall k < l < t.$$

(2)  $F_{k,t}^T F_{k,t}, F_{k,t} F_{k,t}^T$  为对角矩阵, 且  $F_{k,t}$  和  $F_{k,t}^T$  互为 Moore-Penrose 广义逆。

(3) 当  $W$  为对角矩阵时

$$F_{k,t} W F_{k,t}^T = \text{diag}(F_{k,t} \text{diag}^{-1}(W))$$

$$F_{k,t}^T W F_{k,t} = \text{diag}(F_{k,t}^T \text{diag}^{-1}(W))$$

其中  $\text{diag}^{-1}(W)$  为顺序提取对角矩阵  $W$  的对角元素形成列向量,  $\text{diag}$  为  $\text{diag}^{-1}$  的逆变换, 即满足  $\text{diag}(\text{diag}^{-1}(W)) = W$ 。

现在讨论  $W_{k,t}$ , 它是大小为  $(L_1 L_2 \times L_1 L_2)$  的对角矩阵, 表示第  $k$  帧对第  $t$  帧重建的贡献权值, 其第  $(i + (j-1)L_1)$  个对角元素记为  $W_{k,t}(i, j)$ 。构造一个四维空间  $\Omega = \{P = (t, i, j, X_t(i, j))\} \subset R^4$ , 分别代表时间  $t$ , 像素点坐标  $(i, j)$  和  $X_t$  在  $(i, j)$  点的灰度值,  $P$  到原点  $(t=0, i=0, j=0, X_0(0, 0)=0)$  的距离定义为  $\rho = \sqrt{\lambda_1 t^2 + \lambda_2 (i^2 + j^2) + \lambda_3 X_t^2(i, j)}$ , 其中  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  表示  $P$  与原点间的时间差、空间位置差和灰度差对距离定义的不同权重。考虑第  $k < l < t-3$  帧, 假设第  $k$  帧的  $(i, j)$  点运动到第  $l$  帧和第  $t$  帧分别对应  $(\hat{i}, \hat{j})$  和  $(\bar{i}, \bar{j})$  点, 令  $P_1 = (k, i, j, X_k(i, j))$ ,  $P_2 = (l, \hat{i}, \hat{j}, X_l(\hat{i}, \hat{j}))$ ,  $P_3 = (t, \bar{i}, \bar{j}, X_t(\bar{i}, \bar{j}))$ , 取  $W_{k,t}(i, j) = \exp\{-\rho(P_1, P_3)\}$ 。显然, 当两点间的时间差、运动位移和灰度差变大时, 距离变大, 权值  $W_{k,t}(i, j)$  变小。另外, 当第  $k$  帧的  $(i, j)$  点在第  $t$  帧没有对应点时, 该点就是前面关于运动补偿矩阵讨论时所说的“第 2 类点”, 此时可将其建模为均值为 0、方差为  $W_{k,t}^{-1}(i, j) = +\infty$  的高斯随机噪声, 即  $W_{k,t}(i, j) = 0$ , 它表示第  $k$  帧中的这个点对重建第  $t$  帧没有用处。综上所述, 此处  $W_{k,t}$  的定义对运动估计误差和观测噪声具有一定自适应性, 从而导致下节描述的动态滤波算法具有很强鲁棒性。再由三角不等式可得  $W_{k,t}(i, j) = \exp\{-\rho(P_1, P_3)\} \geq \exp\{-\rho(P_1, P_2)\} \exp\{-\rho(P_2, P_3)\} = W_{k,l}(i, j) W_{l,t}(\hat{i}, \hat{j})$ 。若该式取等号, 即对贡献权值进行保守估计, 则有  $W_{k,t}(i, j) = W_{k,l}(i, j) W_{l,t}(\hat{i}, \hat{j})$ , 由性质 1 得  $W_{k,t} = W_{k,l} F_{k,l} W_{l,t} F_{l,t}^T$ , 特别当  $l = t-1$  时, 有  $W_{k,t} = W_{k,t-1} \cdot F_{k,t-1} W_{t-1,t} F_{k,t-1}^T$ 。

#### 4.2 自适应滤波公式

$$\text{考虑式(4), 令 } L_t = \sum_{k=0}^t F_{k,t}^T W_{k,t} F_{k,t}, R_t = \sum_{k=0}^t F_{k,t}^T W_{k,t} Z_k,$$

因为  $F_{t,t} = I, W_{t,t} = I$ , 显然  $L_t$  为可逆对角阵, 所以  $X_t =$

$\left(\sum_{k=0}^t \mathbf{F}_{k,t}^T \mathbf{W}_{k,t} \mathbf{F}_{k,t}\right)^{-1} \sum_{k=0}^t \mathbf{F}_{k,t}^T \mathbf{W}_{k,t} \mathbf{Z}_k = \mathbf{L}_t^{-1} \mathbf{R}_t$ , 而对  $\mathbf{L}_t$  和  $\mathbf{R}_t$  则有如下定理<sup>[6]</sup>。

**定理 1** 若  $\mathbf{W}_{k,t} = \mathbf{W}_{k,t-1} \mathbf{F}_{k,t-1} \mathbf{W}_{t-1,t}^T \mathbf{F}_{k,t-1}^T$ , 则  $\mathbf{L}_t$  和  $\mathbf{R}_t$  具有如下递推公式

$$\mathbf{L}_t = \mathbf{I} + \mathbf{F}_{t-1,t}^T \mathbf{L}_{t-1} \mathbf{W}_{t-1,t} \mathbf{F}_{t-1,t} \quad (5)$$

$$\mathbf{R}_t = \mathbf{Z}_t + \mathbf{F}_{t-1,t}^T \mathbf{W}_{t-1,t} \mathbf{R}_{t-1} \quad (6)$$

对于  $\mathbf{W}_{t-1,t}$ , 可近似采用如下定义

$$\mathbf{W}_{t-1,t}(i, j) = \exp \left\{ - \left[ \lambda_1 (t-1-t)^2 + \lambda_2 ((i-\bar{i})^2 + (j-\bar{j})^2) + \lambda_3 (\mathbf{Z}_{t-1}(i, j) - \mathbf{Z}_t(\bar{i}, \bar{j}))^2 \right]^{1/2} \right\}$$

其中  $(\bar{i}, \bar{j})$  为第  $t-1$  帧的  $(i, j)$  点在第  $t$  帧中的对应点, 当第  $t-1$  帧的  $(i, j)$  点在第  $t$  帧中没有对应点时, 取  $\mathbf{W}_{t-1,t}(i, j) = 0$ 。综上所述, 可以得到如下的动态滤波算法。

**算法** 视频序列超分辨率重建自适应滤波算法

步骤 1 读入低分辨率视频帧  $\mathbf{Y}_t$ ;

步骤 2 采用 CG 算法进行单帧图像的高分辨率插值和反卷积, 得到临时高分辨率帧  $\mathbf{Z}_t$ ;

步骤 3 运用临时帧  $\mathbf{Z}_{t-1}$  和  $\mathbf{Z}_t$  进行帧间运动估计得到  $\mathbf{F}_{t-1,t}$ , 并计算权值矩阵  $\mathbf{W}_{t-1,t}$ ;

步骤 4 根据递推公式(5)和公式(6)计算  $\mathbf{L}_t$  和  $\mathbf{R}_t$ ;

步骤 5 求解方程  $\mathbf{L}_t \mathbf{X}_t = \mathbf{R}_t$  得到最终高分辨率图像  $\mathbf{X}_t$ , 令  $t = t + 1$  转步骤 1。

下面简单讨论一下上述算法的存储和计算复杂度, 由于这是一个动态重建算法, 只需存储当前帧的  $\mathbf{Y}_t$  和  $\mathbf{X}_t$ , 当前帧与前帧的临时高分辨率图像  $\mathbf{Z}_t$  和  $\mathbf{Z}_{t-1}$ , 当前帧与前帧间的运动矢量  $\mathbf{F}_{t-1,t}$  和权值矩阵  $\mathbf{W}_{t-1,t}$ , 前一帧的  $\mathbf{L}_{t-1}$  和  $\mathbf{R}_{t-1}$ , 所以总存储量近似为  $8L_1L_2 + M_1M_2$ 。对于计算量, 这里主要考虑有关卷积和乘除运算, 忽略加减、像素移位、插值和降采样等运算, 且模糊卷积采用循环周期边界, 即采用两次 FFT 进行卷积计算。显然, 算法 1 的计算主要集中在单帧临时高分辨率图像  $\mathbf{Z}_t$  的求解、当前帧与前帧间的运动估计、当前帧与前帧间的权值矩阵计算以及最终高分辨率图像  $\mathbf{X}_t$  的滤波重建。由于所有视频序列的超分辨率重建算法均需要进行运动估计, 不妨假设帧间运动估计已知, 所以仅考虑单帧临时高分辨率图像的求解, 当前帧与前帧间权值矩阵的计算和最终高分辨率图像的滤波重建。由于采用 CG 算法计算单帧临时高分辨率图像, 其每迭代步主要包含一次矩阵向量乘积和二次向量内积, 计算量大致为  $p[2L_1L_2 \cdot \log_2 \max(L_1, L_2) + 2L_1L_2]$ , 其中  $p$  为 CG 算法的迭代次数。对于权值矩阵  $\mathbf{W}_{t-1,t}$ , 其计算量为  $(5 + q_1 + q_2)L_1L_2$ , 其中  $q_1, q_2$  分别表示一次平方根和一次指数运算折算成乘法运算的次数。对于最终高分辨率图像的滤波重建, 其主要包括递推计算  $\mathbf{L}_t, \mathbf{R}_t$  和简单的对角矩阵求逆  $\mathbf{X}_t = \mathbf{L}_t^{-1} \mathbf{R}_t$ , 计算量为  $3L_1L_2$ 。所以算法 1 的总计算量可近似为

$$p[2L_1L_2 \log_2 \max(L_1, L_2) + 2L_1L_2] + (8 + q_1 + q_2)L_1L_2$$

另外, 由于单帧临时高分辨率图像重建方程  $\mathbf{A}\mathbf{Z}_k = \mathbf{b}_k$  和滤波重建方程  $\mathbf{L}_t \mathbf{X}_t = \mathbf{R}_t$  中的  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{L}_t$  均为可逆矩阵, 所以很容易得到算法 1 的收敛性。

## 5 实验研究

采用 Oxford 大学实际拍摄的视频序列 SurreyCar<sup>1)</sup>, 共 50 帧, 大小为  $360 \times 288$ , 降质过程未知。模糊核采用简单的 IBDF<sup>[7]</sup> 方法估计, 帧间运动模型假设为 8 参数透射模型, 估计方法采用基于 RANSAC 的帧间配准算法<sup>[8]</sup>, 正则化算子为 Laplace 算子, 参数  $\alpha = 0.0001$ ,  $\lambda_1 = 0.1$ ,  $\lambda_2 = 0.2$ ,  $\lambda_3 = 0.75$ , 超分辨率重建图像的宽高放大倍数均为 2。将本文方法与基于 POCS<sup>[5]</sup> 和基于 Bayes<sup>[4]</sup> 的超分辨率重建方法进行对比研究, 由于本文方法是动态滤波算法, 重建某帧时利用了当前观测到的所有图像, 并且只进行相邻帧间的运动估计, 其余非相邻帧间的运动估计通过  $\mathbf{F}_{k,t} = \mathbf{F}_{k,t} \mathbf{F}_{t,t}$  进行级联近似, 为公平起见, 在基于 POCS 和基于 Bayes 的方法中, 超分辨率重建某帧时也利用当前观测到的所有图像, 并采取相同的帧间运动估计方法。图 1 为该序列第 30 帧的超分辨率重建结果。

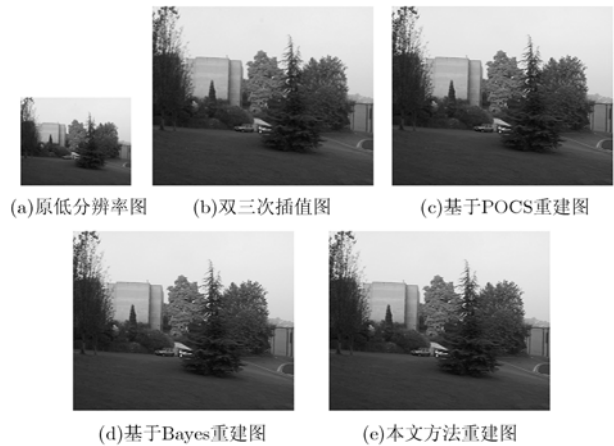


图 1 SurreyCar 序列第 30 帧超分辨率重建结果

显然从主观视觉看, 3 种超分辨率重建方法的重建效果差不多, 都比双三次插值更加有效。另外, 由于添加了光滑正则项的原因, 基于本文方法和基于 Bayes 方法的重建图像比基于 POCS 方法显得略为光滑一些, 即去噪性能更好些(如白色轿车的车轮), 但是可能会导致某些图像细节没有 POCS 方法清晰(如右侧的小道)。最后强调一点, 虽然本实验中 3 种超分辨率重建方法的效果差不多, 但从算法存储和计算复杂度来看, 本文方法具有很大优越性, 其中 Bayes 方法的存储和计算复杂度大致均为本文方法的  $t$  倍, POCS 方法的存储和计算复杂度大致分别为本文方法的  $t$  倍和  $tM_1M_2$  倍, 此处  $t$  为当前帧的采样时刻。这是因为基于 Bayes 和基于 POCS 的方法是批处理方法, 需要存储当前观测到的所有  $t$  帧图像,

<sup>1)</sup> 可从 <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/> 获得

在超分辨率迭代重建过程中, 基于 Bayes 方法的每迭代步需要进行  $t$  次矩阵向量乘积, 而基于 POCS 方法的每迭代步需要进行  $tM_1M_2$  次凸集投影, 每次凸集投影近似需要一次矩阵向量乘积。

## 6 结论

本文针对普通视频序列提出一种超分辨率重建框架, 这不同于一般的单帧或多帧超分辨率重建。其主要分为两个步骤, 首先进行单帧图像的上行插值和去模糊以形成临时高分辨率帧, 由于避免了运动补偿矩阵的复杂性, 便于形成高效迭代算法同时减少存储量; 其次, 在加权最小二乘和运动补偿基础上进行实时自适应滤波重建, 根据运动补偿矩阵和加权矩阵的特点给出滤波递推公式。实验结果表明本文提出的超分辨率动态滤波重建算法相当有效。

## 参 考 文 献

- [1] Park S C, Park M K, and Kang M G. Super-resolution image reconstruction: A technical overview [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(3): 21-36.
- [2] Farsiu S, Robinson D, Elad M, and Milanfar P. Advances and challenges in super-resolution [J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2004, 14(2): 47-57.
- [3] Nguyen N, Milanfar P, and Golub G. A computationally efficient superresolution image reconstruction algorithm [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001, 10(4): 573-583.
- [4] Schultz R R and Stevenson R L. Extraction of high-resolution frames from video sequences [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1996, 5(6): 996-1011.
- [5] Patti A J, Sezan M I, and Tekalp A M. Superresolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1997, 6(8): 1064-1076.
- [6] Han Yubing and Wu Lenan. Super resolution reconstruction of video sequence based on total variation [C]. International Symposium on Intelligent Multimedia Video and Speech Processing, Hongkong, 2004: 575-578.
- [7] Ayers G R and Dainty J C. Iterative blind deconvolution method and its applications [J]. *Optics Letters*, 1988, 13(7): 547-549.
- [8] Capel D P. Image Mosaicing and Super-Resolution [M]. London: Springer-Verlag, 2004, Chapter 3.

韩玉兵: 男, 1971 年生, 博士, 讲师, 研究方向为数字视频和图像处理、通信信号处理。

束 锋: 男, 1973 年生, 博士, 副教授, 研究方向为通信信号处理。

吴乐南: 男, 1952 年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为多媒体信息处理、通信信号处理。