

# 一种基于权值矩阵的序列图像超分辨率盲复原算法

王素玉,沈兰荪,卓力,李晓光

(北京工业大学信号与信息处理研究室,北京 100124)

**摘要:** 建立准确的观测模型是提高现有超分辨率复原算法性能的关键.本文提出一种基于权值矩阵的超分辨率盲复原算法:定义了一种新的基于权值矩阵和运动补偿矩阵的观测模型,在最大后验概率框架下,采用交替最小化方法对权值矩阵和高分辨率图像进行联合优化求解.静止和动态图像序列的测试结果表明,该方法能够实现对低分辨率图像降质过程的准确描述,其复原性能明显优于传统基于理想观测模型的算法,部分结果甚至超过了观测模型已知的算法.

**关键词:** 超分辨率盲复原; 观测模型; 最大后验概率; 权值矩阵

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 06-1198-05

## A Weight Matrix Based Blind Super Resolution Restoration Algorithm

WANG Su-yu, SHEN Lan-sun, ZHUO Li, LI Xiao-guang

(Signal & Information Processing Lab, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** The observation model plays a key role in performance improvement of the super resolution algorithms. The author proposed a weight-matrix based blind super resolution algorithm: a new observation model based on a motion compensate matrix and a weight-matrix is defined first, then the high resolution image and the weight matrix were joint estimated by alter minimization method under the framework of Maximum A Prior (MAP). Evaluated by both still and active image sequences, the algorithm can describe the degrading process of the observed low resolution images more accurately. It shows obvious performance improvement compared with the traditional super resolution algorithm. For several cases, it has even exceeded the results when the observation model is known.

**Key words:** blind super resolution restoration; observation model; maximum a prior; weight matrix

## 1 引言

超分辨率图像复原技术是一种不需要硬件参与的提高图像质量的有效方法.它利用了连续多帧降质的低分辨率图像中不同而又相似的信息,重建高于成像系统分辨率的图像.目前这一技术在遥感遥测、医学成像及视频监控等领域都得到了广泛的应用.文献[1]对超分辨率复原技术的基本原理和主要研究进展进行了较为全面的总结,这些早期的工作通常是以特定的观测模型为基础的,主要研究在观测模型已知情况下高分辨率图像的估计问题.由于实际成像环境和成像过程的复杂性,研究中所采用的观测模型只能是对降质过程的某种理想化近似描述,因而限制了算法性能的进一步提高.设计更为准确合理的观测模型成为提高现有超分辨率算法性能的关键.

超分辨率盲复原技术能够在观测模型未知的情况下,通过联合优化的方法实现观测模型和高分辨率图像

的有效估计,是解决这一问题的有效方法.但是相关的研究尚处于起步阶段,主要包括:文献[2]提出一种基于正则化的交替盲解卷-超分辨率算法,通过交替最小化方法求解点扩散函数和高分辨率图像.文献[3]提出一种基于学习的超分辨率盲复原方法.文献[4]在最大后验概率 MAP 框架下实现了点扩散函数和高分辨率图像的联合优化求解.这些算法主要源于传统的图像盲恢复<sup>[5]</sup>技术,是以点扩散函数 PSF 的盲估计为基础的.由于实际低分辨率图像的降质过程包括模糊、噪声和降采样等多个环节,因此算法仅对 PSF 的优化估计并不能实现对整个降质过程的精确描述.

本文针对这一问题,提出一种基于权值矩阵的超分辨率盲复原算法,采用运动补偿矩阵和权值矩阵描述低分辨率图像的降质过程,将传统盲复原的概念扩展为权值矩阵和高分辨率图像的联合优化估计.其中运动补偿矩阵描述了各帧图像间的整体或局部运动,权值矩阵对运动补偿后的高分辨率图像与相应低分辨率图像之间

的对应关系进行建模,综合反映了图像获取过程中噪声、模糊和降采样等因素的影响.算法进一步在最大后验概率框架下,采用交替最小化的方法对权值矩阵和高分辨率图像进行联合优化求解.实验结果表明,该方法能够在复原过程中对低分辨率图像的降质参数进行有效估计,建立更为准确的观测模型,其整体复原性能达到甚至超过了降质参数已知时的复原效果.因而特别适合于降质过程复杂、难以准确描述情况下图像的超分辨率复原.

## 2 基于权值矩阵的观测模型

建立联系原始高分辨率图像和实际获取低分辨率图像的观测模型是超分辨率复原算法研究的基本前提.对于一组实际获取的低分辨率图像序列

$$\{y^{(l)}\}, l = k - \frac{M-1}{2}, \dots, k, \dots, k + \frac{M-1}{2} \quad (1)$$

其中  $M$  为奇数,表示序列的帧数.  $y^{(l)}$  表示低分辨率序列的第  $l$  帧,其大小为  $N_1 \times N_2$  像素.  $z^{(k)}$  表示要复原的单帧高分辨率图像,大小为  $qN_1 \times qN_2$  像素.  $q$  为图像的放大因子,通常为整数.典型的低分辨率序列观测模型为:

$$y^{(l)} = DM^{(k,l)} B^{(l)} z^{(k)} + n^{(l,k)}, \quad l = k - \frac{M-1}{2}, \dots, k, \dots, k + \frac{M-1}{2} \quad (2)$$

其中  $B^{(l)}$  为第  $l$  帧图像的模糊矩阵,  $M^{(k,l)}$  表示第  $l$  帧和参考帧  $k$  之间的运动补偿矩阵,可通过运动估计方法获得,  $n^{(l,k)}$  为两帧之间的残差噪声.  $D$  为  $R^{N_1 N_2 \times q^2 N_1 N_2}$  降采样矩阵,理想情况下其对应的降采样过程为<sup>[6]</sup>

$$y_{i,j}^{(k)} = \frac{1}{q^2} \sum_{r=q-1}^{q-1+q} \sum_{s=q-1}^{q-1+q} z_{r,s}^{(k)} \quad (3)$$

其中  $y_{i,j}^{(k)}$  表示第  $k$  帧低分辨率图像  $y^{(k)}$  在  $(i, j)$  点的灰度值.  $z_{r,s}^{(k)}$  为  $z^{(k)}$  在  $(r, s)$  的值.实际成像过程中,造成模糊的原因非常复杂,包括光学模糊、传感器模糊、运动模糊等多种情况,因此很难得到模糊矩阵  $B^{(l)}$  的准确描述.另外该模型中模糊、噪声、降采样等各个环节之间是串联关系,每个环节造成的误差在总的结果中存在累积现象,难以通过对各环节的分别描述实现整个降质过程的准确建模.

针对以上问题,本文提出一种新的基于权值矩阵的观测模型

$$y^{(l)} = M^{(k,l)} Wz^{(k)} + n^{(l,k)}, \quad l = k - \frac{M-1}{2}, \dots, k, \dots, k + \frac{M-1}{2} \quad (4)$$

仍然采用运动补偿矩阵  $M^{(k,l)}$  描述各帧图像间的局部和整体运动,将运动补偿后的高分辨率图像与对应低分辨率图像间的关系通过统一形式的权值矩阵  $w$

$R^{N_1 N_2 \times q^2 N_1 N_2}$  来描述,它反映了除帧间运动外所有的降质过程,可以看成由  $N_1 N_2$  个行向量组成,每个行向量  $w_{ij} = [w_{ij,0}, w_{ij,1}, \dots, w_{ij,q^2 N_1 N_2}]$  表示了低分辨率图像中像素  $y_{i,j}$  与移位后的高分辨率图像各像素之间的对应关系.这里采用空间不变模型,权值矩阵通过统一的权值函数  $w$  得到.对于低分辨率图像  $y^{(k)}$  中的任一像素  $y_{i,j}^{(k)}$ ,其对应的权值函数  $w$  满足

$$y_{i,j}^{(k)} = \sum_{r,s} w_{r,s} z_{q^2 r + i, q^2 s + j}^{(k)} \quad (5)$$

其中  $\sum_{r,s}$  为降采样模型的支撑域,即与任一低分辨率像素相关的高分辨率像素的集合.实际应用中矩阵元素的求解利用了运动补偿后的高分辨率图像和相应的低分辨率图像,因而避免了各环节分别描述带来的误差累积.

## 3 超分辨率盲复原算法

超分辨率复原过程中,由于高分辨率图像是未知的,因此并不能预先建立准确的观测模型,而是需要在高分辨率图像的估计过程中,实现观测模型的逐步优化.本文采用最大后验概率 MAP 框架,实现权值矩阵和高分辨率图像的联合优化求解.

### 3.1 最大后验概率 MAP 框架

根据统计学估计理论,高分辨率图像  $z$  和权值函数  $w$  的 MAP 估计可表示为:

$$\hat{z}^{(k)}, \hat{w} = \arg \max_{z, w} P_r(z^{(k)}, w | y) \quad (6)$$

即在给定低分辨率图像条件下,使高分辨率图像及相应权值函数的后验概率最大.根据贝叶斯理论,式(6)可表示为

$$\hat{z}^{(k)}, \hat{w} = \arg \max_{z, w} \frac{P_r(y/z^{(k)}, w) P_r(z^{(k)}, w)}{P_r(y)} \quad (7)$$

令  $z$  和  $w$  之间独立分布,进一步对式(7)右边取对数,并消去对最小化过程无意义的常数项  $P_r(y)$ ,得

$$\hat{z}^{(k)}, \hat{w} = \arg \min_{z, w} \{ -\log [P_r(y/z^{(k)}, w)] - \log [P_r(z^{(k)})] - \log [P_r(w)] \} \quad (8)$$

其中条件概率  $P_r(y/z^{(k)}, w)$  描述了估计所得的低分辨率图像与实际低分辨率图像之间误差信号的分布.若各帧图像间的误差独立分布,则

$$P_r(y/z^{(k)}, w) = P_r(y^{(k-\frac{M-1}{2})}, \dots, y^{(k)}, \dots, y^{(k+\frac{M-1}{2})} | z^{(k)}, w) \\ = \prod_{l=k-\frac{M-1}{2}}^{k+\frac{M-1}{2}} P_r(y^{(l)} | z^{(k)}, w) \quad (9)$$

其中每帧图像的误差可认为服从零均值高斯分布,即

$$P_r(y^{(l)} | z^{(k)}, w) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{N_1 N_2}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2} (y^{(l)} - M^{(k,l)} Wz^{(k)})^T \Sigma^{-1} (y^{(l)} - M^{(k,l)} Wz^{(k)})\right\}$$

$$\exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{1}{(l,k)^2} \left(y^{(l)} - \hat{M}^{(l,k)} Wz^{(k)}\right)^2\right\} \quad (10)$$

考虑到帧差越小, 帧间相关性较强, 估计误差也越小, 因此通常可认为误差方差  $(l,k)$  与帧差  $|l-k|$  成正比<sup>[6]</sup>.

高分辨率图像  $z^{(k)}$  的先验分布采用 Huber-Markov 随机场模型(HMRF)<sup>[6]</sup>描述, 即

$$P_r(z^{(k)}) = \frac{1}{Z} \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{c \in c_c} (d_c^z)^2\right\} \quad (11)$$

其中  $Z$  为归一化常数,  $z_c$  为 Gibbs 分布的温度系数,  $C$  指当前像素的一组邻域像素.  $d_c^z$  描述了图像的空间变化, 其在平滑区域对应较小的值, 而在边缘位置则具有较大的取值. 四个方向的空间变化测度可通过如下的二阶差分来实现

$$\begin{cases} d_{m,n,1}^z(z^{(k)}) = z_{m,n-1} - 2z_{m,n} + z_{m,n+1} \\ d_{m,n,2}^z(z^{(k)}) = 0.5z_{m+1,n-1} - z_{m,n} + 0.5z_{m-1,n+1} \\ d_{m,n,3}^z(z^{(k)}) = z_{m-1,n} - 2z_{m,n} + z_{m+1,n} \\ d_{m,n,4}^z(z^{(k)}) = 0.5z_{m-1,n-1} - z_{m,n} + 0.5z_{m+1,n+1} \end{cases} \quad (12)$$

分别对应于图像的水平、对角、垂直和反对角方向的变化程度. Huber 边缘惩罚函数定义为

$$\rho(x) = \begin{cases} x^2, & |x| \leq \tau \\ 2|x| - \tau^2, & |x| > \tau \end{cases} \quad (13)$$

用于控制边缘的出现. 其中门限值  $\tau$  将图像空间区分为线性和非线性区域. 落入非线性区域的边缘信息将被施以较小的惩罚量, 以避免图像过度平滑.

考虑到权值函数  $w$  各元素间的平滑关系, 其先验分布  $P_r(w)$  可采用类似的 Gibbs 分布, 即

$$P_r(w) = \frac{1}{Z} \exp\left\{-\frac{1}{2} \sum_{c \in c_c} d_c^w\right\} \quad (14)$$

为了简化计算, 这里直接采用  $d_c^w$  作为 Gibbs 分布的能量函数. 该先验模型用于限制矩阵各元素间取值的突变. 根据实际采样过程的特性,  $w$  还应满足非负性和归一性条件<sup>[4]</sup>, 即

$$\begin{cases} w_{r,s} \geq 0, & r, s = 1, \dots, q-1 \\ \sum_{r,s} w_{r,s} = 1 \end{cases} \quad (15)$$

将式(9)~(14)代入式(8)可得

$$\hat{z}^{(k)}, \hat{w} =$$

$$\arg \min_{z^{(k)}, w} \left\{ \sum_{l=k-\frac{M-1}{2}}^{k+\frac{M-1}{2}} \left[ \frac{1}{2} \frac{1}{(l,k)^2} \left(y^{(l)} - \hat{M}^{(l,k)} Wz^{(k)}\right)^2 + \frac{1}{2} \sum_{m,n,r=1}^4 d_{m,n,r}^w \right] + \frac{1}{2} \sum_{z_{m,n,r=1}}^4 (d_{m,n,r}^z)^2 \right\} \quad (16)$$

定义估计高分辨率图像  $z$  的低分辨率约束模型为<sup>[7]</sup>

$$C_z = \{z^{(k)} : y^{(k)} = Wz^{(k)}\} \quad (17)$$

权值函数  $w$  的约束集为

$$C_w = \left\{ w_{r,s} : \begin{matrix} w_{r,s} \geq 0, \\ \sum_{r,s} w_{r,s} = 1 \end{matrix} \right\} \quad (18)$$

### 3.2 交替最小化解

求解式(16)即可得到高分辨率图像  $z$  和权值函数  $w$  的估计值. 对于给定的高分辨率图像  $\hat{z}^{(k)}$ , 权值函数可利用任一帧图像通过式(19)求解.

$$w = \arg \min_w \left\{ \frac{1}{2} \frac{1}{(l,k)^2} \left(y^{(l)} - \hat{M}^{(l,k)} \hat{Wz}^{(k)}\right)^2 + \frac{1}{2} \sum_{m,n,r=1}^4 d_{m,n,r}^w \right\} \quad (19)$$

而当  $\hat{z}^{(k)}$  已知时, 式(16)简化为

$$\hat{z}^{(k)} = \arg \min_z \left\{ \sum_{l=k-\frac{M-1}{2}}^{k+\frac{M-1}{2}} \left[ \frac{1}{2} \frac{1}{(l,k)^2} \left(y^{(l)} - \hat{M}^{(l,k)} \hat{Wz}^{(k)}\right)^2 + \frac{1}{2} \sum_{m,n,r=1}^4 d_{m,n,r}^z \right] \right\} \quad (20)$$

因此, 本文将式(16)所示的联合优化问题分解为式(19), (20)所示的两个优化问题, 通过交替最小化的方法求解, 其具体步骤为:

(a) 通过双线性插值得到高分辨率图像的初始估计值  $\hat{z}_0^{(k)}$ ,  $\hat{w}$  的初始值为

$$\hat{w}_{0,r,s}^{(l)} = \begin{cases} \frac{1}{q}, & r, s = q-1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

并构建相应的权值矩阵  $\hat{W}_0$ .

(b) 以第  $n$  次迭代的高分辨率估计图像  $\hat{z}_n^{(k)}$  为已知条件, 利用序列中的多帧图像采用式(19)逐帧对权值函数进行估计和修正, 得第  $n+1$  次迭代的权值函数估计值  $\hat{w}_{n+1}$ .

(c) 利用  $\hat{w}_{n+1}$  构建权值矩阵  $\hat{W}_{n+1}$ , 进而利用式(20)求解第  $n+1$  次迭代的高分辨率估计图像  $\hat{z}_{n+1}^{(k)}$ .

(d) 判断图像  $\hat{z}^{(k)}$  的估计精度, 若满足要求或迭代次数超过预定值, 则停止迭代, 否则转(2).

由于权值函数主要体现了模糊和降采样过程的影响, 根据卷积运算的特性, 其支撑空间满足

$$sp_w = p + q - 1 \quad (22)$$

其中  $p$  为模糊点扩散函数的支撑空间. 实际应用中点扩散函数是未知的, 因此需要根据实际图像中模糊函数的特点, 确定  $p$  的取值范围<sup>[8]</sup>, 在相应的  $sp_w$  范围内经多次实验确定最佳支撑空间  $sp_w^*$ .  $sp_w^*$  一经确定, 可作为先验知识用于所有相同获取环境和放大倍数情况下图像的超分辨率过程.

## 4 实验结果

为验证算法的性能,本文在统一的最后验概率框架下<sup>[6]</sup>,分别采用理想降采样模型和精确已知的降质模型与本文方法进行了对比.实验中 W\_UN 方法指采用理想降质模型进行超分辨率复原的方法. W\_KN 方法利用了测试图像生成过程中实际所采用的权值矩阵,即权值矩阵  $w$  是精确已知的.本文方法在  $w$  矩阵未知的情况下,在复原过程中实现对权值矩阵和高分辨率图像的联合优化估计.实验中采用估计高分辨率图像的峰值信噪比  $PSNR_{ima}$  和权值矩阵的峰值信噪比  $PSNR_w$  作为衡量算法性能的客观指标,其定义分别为<sup>[4-9]</sup>

$$PSNR_{ima} = 10 \lg \frac{255 \times 255}{\frac{(z_{i,j} - \hat{z}_{i,j})^2}{(M \times N)}} \quad (23)$$

$$PSNR_w = 10 \lg \frac{1}{(w_{i,j} - \hat{w}_{i,j})^2 / (sp_w \times sp_w)} \quad (24)$$

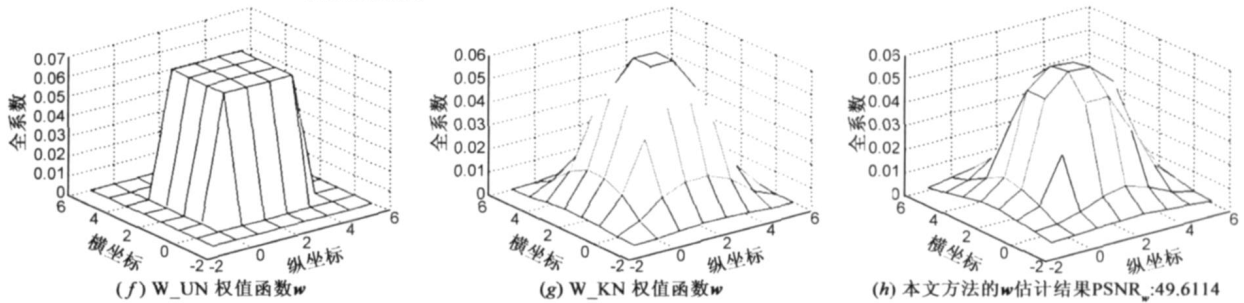
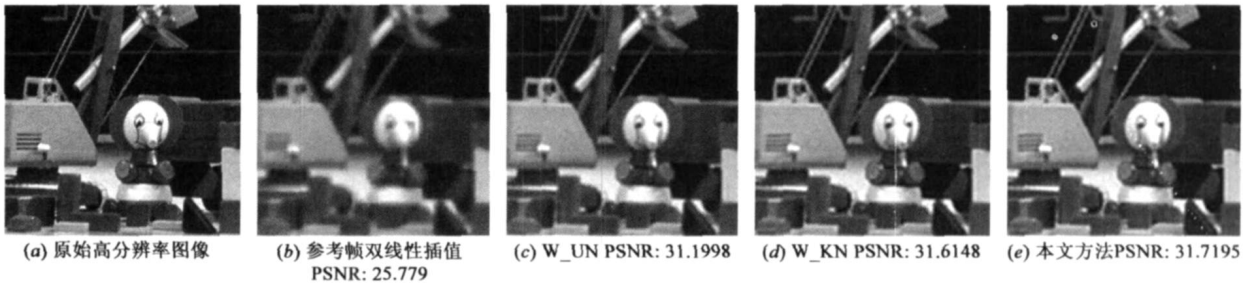


图1 静止图像序列测试结果

从实验结果可以看出,三种超分辨率算法的复原结果均显著优于参考帧双线性插值的结果.其中 W\_KN 方法和本文方法与 W\_UN 的复原结果相比又有一定程度的提升,由于三种方法所采用的超分辨率复原方法是完全一致的,因此性能的差别完全取决于所采用的观测模型是否准确. W\_UN 在  $w$  函数未知情况下,以理想降采样模型表示的降质过程未能体现出模糊矩阵的影响,因而其去模糊能力较差.而 W\_KN 利用了测试低分辨率图像生成过程中实际采用的模糊函数和降采样模型,得到了精确的  $w$  函数,具有精确的观测模型,其复原结果也应该是最优的.但这只能是一种理想情况,因为在实际应用中观测模型是不可能完全已知的.本文方法通过交替最小化过程,根据实际图像确定

其中  $M \times N$  为图像大小,  $z_{i,j}$  和  $\hat{z}_{i,j}$  分别为原始高分辨率图像和估计高分辨率图像的对应像素.  $w_{i,j}$  和  $\hat{w}_{i,j}$  为实验中实际所采用的权值函数及估计权值函数的对应元素,  $sp_w$  为权值函数的支撑空间.

### 4.1 静止图像序列测试

实验中采用的低分辨率静止图像序列由一幅高分辨率图像经高斯模糊、平移和降采样后获得,所采用的高斯模糊点扩散函数为

$$G(u, v) = \frac{1}{2} e^{-\frac{(u^2 + v^2)}{2}} \quad (25)$$

取降采样因子为 4, 位移量以高分辨率像素数表示, 分别为  $(0, 0)$ ,  $(1, 1)$ ,  $(1, 3)$ ,  $(3, 1)$ ,  $(3, 3)$ . 图 1 给出了其中一组测试结果. 这里高斯点扩散函数的方差  $\sigma = 0.85$ , 经实验确定权值函数的支撑空间为 8. 图 1(a) 为原始高分辨率图像, 图 1(b) ~ (e) 分别为三种方法的复原结果.

观测模型参数, 进而以此为基础实现了高分辨率图像的最优估计, 其复原结果不仅与 W\_UN 相比更为清晰, PSNR 值提高了 0.52dB, 甚至超过了 W\_KN 的结果. 这主要是由于在初始迭代阶段高分辨率图像的估计结果较差时, W\_KN 准确的去模糊能力会使估计误差同样变得清晰, 而本文方法的去模糊能力是随着高分辨率图像估计精度的增加逐步提高的, 因而更为平滑.

图 1(f) ~ (h) 进一步给出了三种超分辨率复原算法所采用的权值函数  $w$  的情况, 其中图 1(f) 所示为 W\_UN 中所采用的理想降采样模型对应的  $w$  函数, 图 1(g) 为 W\_KN 所采用的即实验中低分辨率图像序列生成过程中的实际权值函数. 图 1(h) 为本文方法对  $w$  函数的估计结果, 可以看出, 估计所得的权值函数与图

1(g)所示实际所采用的权值函数是很接近的,其 PSNR 值达到了 49dB 以上,说明本文方法能够在复原过程中实现对降质参数的有效估计,正因为如此,算法具有更好的复原性能。

表 1 静止图像序列测试结果

测试图像	$sp_w$	参考帧双线性插值	W_UN	W_KN	本文方法		
					PSNR <sub>img</sub>	PSNR <sub>w</sub>	
Lena	0.85	8	26.4532	31.3024	31.6430	31.6350	49.7804
	1.5	10	26.0181	29.5217	30.5067	29.9767	42.5801
Cameraman	0.85	8	21.6802	24.4258	24.6735	24.7313	47.5707
	1.5	10	21.3550	23.3037	23.9711	23.7078	44.0144
Baboon	0.85	8	20.6787	22.1126	22.1526	22.2618	45.4310
	1.5	10	20.5377	21.4925	21.7035	21.9002	60.3282

表 1 进一步给出了算法对于多组测试图像在高分模糊函数的方差分别为 0.85 和 1.5 时的实验结果。可以看出,对于各组测试图像本文方法的复原结果与 W\_UN 方法相比均有较明显的提高,当取 0.85 时甚至优于 W\_KN 方法的结果,说明本文方法对权值矩阵的有效估计对于提高算法的复原性能具有显著效果。

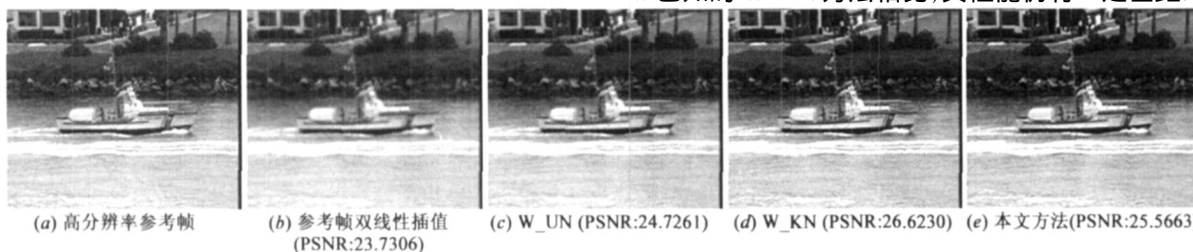


图 2 动态视频序列图像测试结果

图 3 给出了对实测视频序列进行 4 倍超分辨率复原的结果,其支撑空间仍为 6。图 3(a)~(c)分别为双线性插值、W\_UN 和本文方法的复原结果。由于实际获取序列的观测模型和原始高分辨率图像均是未知的,因此 W\_KN 方法无法实现,也无法计算测试结果的 PSNR 值。从主观质量来看,本文方法与其他两种方法相比,其复原图像更为清晰。

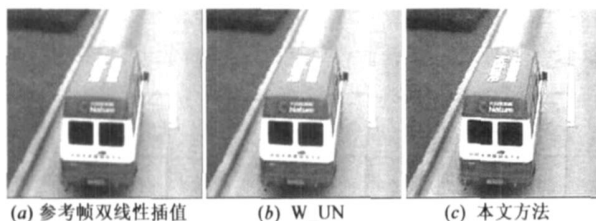


图 3 实际低分辨率序列测试结果

## 5 结论

本文针对现有超分辨率复原算法在观测模型方面存在的局限性,扩展了传统基于点扩散函数的盲复原概念,提出一种基于权值矩阵的超分辨率盲复原算法。首先定义了一种新的观测模型,采用运动补偿矩阵和权值矩阵描述低分辨率图像序列的降质过程,并进一

另外,增加时,各种复原方法的复原结果均有所下降,说明模糊程度对图像质量具有比较显著的影响。由于此时实际降质模型与 W\_UN 所采用的理想降采样模型的差别增大,该方法与后两种方法相比性能的差距也有所增加,因此采用本文的方法实现对观测模型的准确估计尤为重要。

## 4.2 动态视频序列测试

进一步利用视频序列对算法的性能进行测试,实验中截取 coastguard 序列中的连续两帧图像,经模糊和降采样处理后生成低分辨率图像。取  $\sigma = 0.85$ ,降采样因子为 2。实验中仅对全局运动进行了估计,而通过权值矩阵补偿局部运动的影响。经实验确定权值函数支撑空间为 6,图 2 给出了算法的测试结果。其中图 2(a)为高分辨率参考帧图像,图 2(b)~(e)分别为各超分辨率算法的复原结果。从实验结果可以看出,本文方法与 W\_UN 相比复原后的图像具有更为丰富的细节信息,其重建图像的 PSNR 值提高了约 0.84dB,但与权值函数  $w$  已知的 W\_KN 方法相比,其性能仍有一定差距。

步在最大后验概率框架下,采用交替最小化方法实现了权值矩阵和高分辨率图像的联合优化求解。相关实验结果表明,该方法能够对观测模型进行有效的建模,其复原效果明显优于传统算法在降质参数未知情况下的复原结果,部分结果甚至达到和超过了观测模型已知情况下的复原效果。

## 作者简介:



王素玉 女,1976 年生于河北丰润,博士生,讲师。主要研究方向为图像/视频信号的超分辨率复原,智能视觉监控等。

Email: suyuwang@emails.bjut.edu.cn

沈兰荪 男,1938 年生于江苏苏州,教授,博士生导师。主要研究领域为图像与视频信号的处理、传输、压缩与应用等。

卓力 女,1971 年生于江苏徐州,教授。主要研究方向为智能化信息处理、图像/视频编码与传输等。

李晓光 男,1980 年生于北京,博士生。主要研究方向为图像视频信号处理、超分辨率图像复原等。(参考文献转第 1209 页)

- tro[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(8): 1514 – 1524.
- [7] Longbi Lin, Xiaojun Lin, Ness B Shroff. Low-complexity and distributed energy minimization in multi-hop wireless networks [A]. IEEE INFOCOM 2007 Proceedings[C]. Anchorage, Alaska, USA: IEEE Computer Society Press, 2007. 1685 – 1693.
- [8] Nama H, Mung Chiang, Mandayam N. Utility-lifetime trade-off in self-regulating wireless sensor networks: a cross-layer design approach[A]. IEEE International Conference on Communications 2006[C]. Istanbul, Turkey: IEEE Communication Society Press, 2006. 3511 – 3516.
- [9] Xiaojun Lin, Ness B Shroff, R Srikant. A tutorial on cross-layer optimization in wireless networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(8): 1452 – 1463.
- [10] Xiaojun Lin; Rasool S. A distributed joint channel-assignment, scheduling and routing algorithm for multi-channel ad-hoc wireless Networks [A]. IEEE INFOCOM 2007 Proceedings [C]. Anchorage, Alaska, USA: IEEE Computer Society Press, 2007. 1118 – 1126.
- [11] Mansoor Alicherry, Randeep Bhatia, Li Li. Joint channel assignment and routing for throughput optimization in multi-radio wireless mesh network [A]. ACM Mobicom 2005 [C]. Cologne, Germany: ACM Press, 2005. 58 – 72.
- [12] Wang J, Fand Y, Wu D. A power-saving multi-radio multi-channel MAC protocol for wireless local area networks [A]. IEEE INFOCOM 2006 Proceedings [C]. Barcelona, Spain: IEEE Computer Society Press, 2006. 1 – 12.
- [13] Daniel Palomar, Mung Chiang. A tutorial on decomposition methods for network utility maximization [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(8): 1439 – 1451.
- [14] S Boyd, L Vandenberghe. Convex Optimization [M]. Cambridge, U K: Cambridge Univ Press, 2004. 226 – 227.
- [15] D Bertsekas, A Nedic, A Ozdaglar. Convex Analysis and Optimization [M]. Beijing, China: Tsinghua University Press, 2006. 480 – 481.

## 作者简介:



李可维 男, 1980 出生于湖北黄石, 华中科技大学博士生, 主要研究方向为无线网络跨层优化. Email: slikey@126.com

涂来 男, 1980 出生于湖北武汉, 华中科技大学博士后, 主要研究方向为下一代移动通信网络技术, 无线自组网。

(上接第 1202 页)

## 参考文献:

- [1] Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical review[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, (5): 21 – 36.
- [2] Hu He, Lisimachos P Kondi. A regularization framework for joint blur estimation and super-resolution of video sequences [A]. Proceedings of 2005 IEEE International Conference on Image Processing [C]. Genoa, Italy: ICIP 2005. 3: III – 329 – 332.
- [3] Isabelle Begin, Frank P. Ferrie. Blind super-resolution using a learning-based approach [A]. Proceedings of the 17<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition [C]. Cambridge, UK: ICPR '04, 2004. 2: 85 – 89.
- [4] Yu He, Kim-Hui Yap, Li Chen, Lap-Pui Chau. Blind super-resolution image reconstruction using a maximum a posteriori estimation [A]. Proceedings of, 2006 IEEE International Conference on Image Processing [C]. Atlanta, GA USA: ICIP, 2006. 1729 – 1732.
- [5] Kepea Kundur, Dimitrios Hatzinakos. Blind image deconvolution [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1996, 13(3): 43 – 64.
- [6] Schultz R R, Stevenson R L. Extraction of high-resolution frames from video sequences [J]. IEEE transactions on image processing, 1996, 5(6): 996 – 1011.
- [7] 张晓玲, 沈兰荪, K M Lam. 一种基于分行码和模型约束的图像放大算法 [J]. 电子学报, 2006, 34(3): 433 – 436  
Zhang Xiaoling, Shen Lansun and Lam Kin – Man. Image magnification based on fractal codes and model constraint [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(3): 433 – 436. (in Chinese)
- [8] Hu He. Bayesian-Based Image Video Super-Resolution Techniques [D]. Buffalo: The State University of New York at Buffalo, 2005.
- [9] 沈兰荪, 卓力. 小波编码与网络视频传输 [M]. 北京: 科学出版社, 2005.  
Shen Lansun, Zhuo Li. Wavelet Coding and Video Transmission [M]. Beijing: Science Press, 2005. (in Chinese)