一种视频序列的超分辨率重建算法

韩玉兵,陈小蔷,吴乐南
(东南大学无线电工程系,江苏南京 210096)

摘 要: 本文构建了一种视频序列超分辨率重建框架. 在此框架下,讨论了基于最小二乘规整化泛函的单帧图像的超分辨率重建算法及其收敛性、凸性和参数选择等;还提出了基于加权矩阵的运动配准融合,并研究了运动补偿阵和加权阵的构成和特点. 仿真结果表明方法的有效性和实用性.

关键词: 视频处理; 超分辨率重建; Tikhonov 规整; 运动补偿; 图象配准
中图分类号: TN911.73 **文献标识码**: A **文章编号**: 0372-2112 (2005) 01-0126-05

A Superresolution Reconstruction Algorithm of Video Sequence

HAN Yu-bing, CHEN Xiao-qiang, WU Le-nan
(Department of Radio Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China)

Abstract: A framework of reconstructing a superresolution video sequence from a low resolution video sequence is proposed in this paper. Under this framework, we discuss a superresolution restoration algorithm from a single frame based on regularized least mean square functional. Its iteration formula, convergence, convexity and the choice of parameters are thoroughly studied. We also present a registration algorithm based on weight matrices. The characteristics of motion compensation matrices and weight matrices are discussed in detail. Experimental results demonstrate the power of the proposed method.

Key words: video processing; superresolution reconstruction; Tikhonov regularization; motion compensation; image registration

1 引言

图像复原的目的是对退化图像进行处理,使其尽可能逼近没有退化前的理想图像,而视频序列的超分辨率重建是利用低分辨率帧之间的相似性、冗余性及一些先验知识进行数据融合得到高分辨率帧序列. 它在医学成像、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. 1984年 Tsai 和 Huang[1]首次采用频域方法从存在整体平移的多帧低分辨率图像重建出高分辨率图像,其后 Kim 等[2]对模糊加噪整体平移的低分辨率序列给出了频域递推算法. 与频域法相比,空间域方法一方面可以处理更一般的帧间运动模型(如非全局的相对运动),另一方面能够方便地融合各种先验信息,因而具有更大的灵活性. 其中最直接的方法为基于最小二乘复原法(或受限最小二乘法),如文[3]所示;Schultz[4]和 Elad[5]等在 Beyes 框架基础之上,运用最大似然估计(ML)或最大后验概率估计(MAP)进行超分辨图像的重建;另外,Patti 等[6]运用集合理论将视频序列的超分辨重建归结为一系列的凸集投影(POCS).

本文提出了一种视频序列图像复原的框架及在此框架下基于最小二乘规整和图像运动补偿的快速视频序列超分辨率重建算法,其组织如下:2. 介绍超分辨率重建的数学模型及重建思想. 3. 提出一种基于规整化泛函的单帧图像的超分辨率重建算法,并详细讨论了它的迭代公式、收敛性、凸性和参数选择等. 4. 讨论了基于加权的快速运动配准融合及视频序列超分辨率重建框架. 5. 分析算法的存储量和计算量. 6. 仿真实验. 最后为结论. 为方便起见,本文分别简称低分辨率和超分辨率为 LR(Low Resolution) 和 SR(Super Resolution).

2 超分辨率重建数学模型

设有 N 帧观测到的 LR 视频序列$\{Y_k\}_{k=1}^{N}$,尺寸为 $M_1 \times M_2$,要重建得到 N 帧 SR 图像$\{X_k\}_{k=1}^{N}$,尺寸为 $L_1 \times L_2$,假设它们之间存在如下关系:$Y_k = U_k B_k F_k X + N_k$,其中 X 为参考帧,$F_k$ 为第 k 帧与参考帧之间的运动补偿矩阵,B_k 为模糊矩阵,U_k 为下采样矩阵,N_k 为观测误差,设 $B_k = B$, $U_k = U$, N_k 为独立高斯白噪声,$N_k \sim N(0, \sum k)$,则

$$Y_k = UBF_k X + N_k, \quad k = 1, \cdots, N \tag{1}$$

写成矩阵形式:

$$\begin{pmatrix} Y_1 \\ \cdots \\ Y_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} UBF \\ \cdots \\ UBF_N \end{pmatrix} X + \begin{pmatrix} N_1 \\ \cdots \\ N_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A_1 \\ \cdots \\ A_N \end{pmatrix} X + \begin{pmatrix} N_1 \\ \cdots \\ N_N \end{pmatrix} \tag{2}$$

收稿日期:2003-09-05;修回日期:2004-06-16

即 $Y = HX + E$,其中:

$$A_k = UBF_k,\ Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ \cdots \\ Y_N \end{pmatrix},\ H = \begin{pmatrix} A_1 \\ \cdots \\ A_N \end{pmatrix}$$

$$E = \begin{pmatrix} N_1 \\ \cdots \\ N_N \end{pmatrix} \sim N(0.\ \Sigma),\ \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \Sigma_N \end{pmatrix}$$

其最小二乘模型(或极大似然模型)为:

$$\min J(X) = \min\{\|Y - HX\|^2\} = \min\{(Y - HX)^T(Y - HX)\}$$

$$= \min\left\{\begin{pmatrix} Y_1 - A_1X \\ \cdots \\ Y_N - A_NX \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} Y_1 - A_1X \\ \cdots \\ Y_N - A_NX \end{pmatrix}\right\}$$

$$= \min\{\sum_{k=1}^{N}\|Y_k - A_kX\|^2\} \tag{3}$$

考虑各帧之间对重建图像 X 的贡献不同而取加权矩阵 W_k,则上式变为:

$$\min J(X) = \min\left\{\sum_{k=1}^{N}\|Y_k - A_kX\|^2_{W_k}\right\} \tag{4}$$

由于最小二乘问题的不适定性(ill-posed),需要对解进行光滑性规整,典型的 Tikhonov 规整泛函为:

$$J(X) = \sum_{k=1}^{N}\|Y - A_kX\|^2_{W_k} + \alpha\|CX\|^2 \tag{5}$$

其中 C 为高通算子,常选为 Laplacian 算子,α 为规整参数,起平衡高频能量与误差能量的作用,当 α 变大时,解趋于光滑,反之则数据拟合误差变小.对式(5)关于 X 求导并令其为 0 得:

$$\left(\sum_{k=1}^{N}A_k^TW_kA_k + \alpha C^TC\right)X = \sum_{k=1}^{N}A_k^TW_kY_k \tag{6}$$

考察此方程,首先需要很大的存储开销,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,需要迭代进行,而考虑 $A_k = UBF_k$,由于 F_k 的多样性和复杂性,难以形成高效算法;另外规整参数(的选择也是一个难点.为克服上述三大难点,令 $X_k = F_kX$,则 $Y_k = UBX_k + N_k$.由此出发,先由每一帧LR图像 Y_k 单独进行去模糊和上采样得到 X_k 的临时 SR 估计图像,记为 Z_k,这避免了 F_k 的复杂性,便于形成高效的迭代算法;然后运用运动补偿矩阵 F_k 进行配准融合处理形成 SR 图像 X.

3 单帧LR图像的SR重建

设 $Y = UBX + N$, Y, X 为某帧观测到的LR图像和要复原的 SR 临时图像按行字典顺序排列形成的向量,N 为该帧观测噪声,此时问题归结为对单帧图像的降噪,去模糊和上采样.为减轻问题的病态性,讨论等价方程:$U^TY = U^TUBX + U^TN$,令 $U^TUB = D$, $U^TY = R$, $\zeta = U^TN$,则得:$DX + \zeta = R$,其最小二乘规整泛函为:

$$J(X) = \|R - DX\|^2 + \alpha\|CX\|^2$$
$$= \|U^TY - U^TUBX\|^2 + \alpha\|CX\|^2 \tag{7}$$

由于规整参数 α 很难确定,这里采用规整函数的思想动态地自适应确定规整参数[7],将常数 α 变为变系数 $\alpha(X)$,即规整系数 α 为重建图像 X 的函数,取 $\alpha(X) = rJ(X)$,令 $\|R - DX\|^2 = p$, $\|CX\|^2 = q$,则 $\alpha(X) = rJ = r(p + \alpha(X)q) = \alpha(p, q)$,化简得:$\alpha(p, q) = \frac{rp}{1 - rq} = \frac{p}{1/r - q}$.

下讨论其迭代格式、收敛性和参数 r 选择.

3.1 迭代格式

由式(7)构造如下泛函:

$$J(\alpha(X), X) = \|R - DX\|^2 + \alpha(X)\|CX\|^2 \tag{8}$$

其梯度为:

$$\nabla_X J = 2(D^TD + \alpha(X)C^TC)X + \|CX\|^2\nabla_X\alpha(X) - 2D^TR$$

其中 $\nabla_X\alpha(X) = \nabla_X\alpha(J) = \frac{d\alpha(J)}{dJ}\nabla_X J(\alpha(X), X)$,只要 $\frac{d\alpha(J)}{dJ} = r$ 有界,当 $\nabla_X J = 0$ 时,$\nabla_X\alpha(X) = 0$.所以由梯度等于 0 得:

$$(D^TD + \alpha(X)C^TC)X = D^TR \tag{9}$$

由于这是非线性方程,故采用迭代算法:

$$X_{k+1} = X_k + [D^TR - (D^TD + \alpha(X_k)C^TC)X_k] \tag{10}$$

k 为迭代步数.此处迭代松弛因子取为 1 是因为规整函数 $\alpha(X)$ 中含有因子 r 可定义算法的收敛性和收敛速度,另外由于采用迭代算法,迭代过程中可将有关解的先验知识作为限制添加到迭代过程中以加速收敛,典型限制如图像的正性和有界性等.

3.2 收敛性

取第 $k+1$ 和 k 步迭代相减得:

$$X_{k+1} - X_k = (X_k - X_{k-1}) - D^TD(X_k - X_{k-1}) - C^TC(F(X_k) - F(X_{k-1})) \tag{11}$$

其中非线性项 $F(X_k) = \alpha(X_k)X_k$,取一阶线性近似得:

$$X_{k+1} - X_k = [I - (D^TD + C^TCJ_F(X_k))](X_k - X_{k-1}) \tag{12}$$

$J_F(X)$ 为 $F(X)$ 的 Jacobian 矩阵,其(m, n)元素为:

$$\frac{\partial F_m(X)}{\partial x_n} = x_m\frac{\partial\alpha(X)}{\partial x_m} + \alpha(X)\frac{\partial x_m}{\partial x_n} \tag{13}$$

其中 $F_m(X)$ 为向量 $F(X)$ 的第 m 个元素,x_n 为向量 X 的第 n 个元素,因为当 $\nabla_X J = 0$ 时,$\nabla_X\alpha(X) = 0$,所以:

$$\frac{\partial F_m(X)}{\partial x_n} = \alpha(X)\frac{\partial x_m}{\partial x_n} = \begin{cases}\alpha(X), & m = n \\ 0, & m \neq n\end{cases} \tag{14}$$

$J_F(X) = \alpha(X)I$,对式(12)两边取模得:

$$\|X_{k+1} - X_k\| \leq \|I - (D^TD + \alpha(X_k)C^TC)\|\ \|X_k - X_{k-1}\| \tag{15}$$

其中范数为 l_2 范数,收敛充分条件为:

$$\|I - (D^TD + \alpha(X_k)C^TC)\| < 1 \tag{16}$$

取适当归整算子 C 可保证 $D^TD + \alpha(X_k)C^TC$ 为正定阵.由 l_2 范数定义:

$$\|I - (D^TD + \alpha(X_k)C^TC)\| = |1 - \sigma_{\max}(D^TD + \alpha(X_k)C^TC)| < 1 \tag{17}$$

即:$0 < \sigma_{\max}(D^TD + \alpha(X_k)C^TC) < 2$,其中 $\sigma_{\max}(Q)$ 为矩阵 Q 的最大奇异值.由三角不等式:

$$\sigma_{\max}(D^TD + \alpha(X_k)C^TC) \leq |1 - \sigma_{\max}(D^TD + \alpha(X_k)C^TC)| < 1 \tag{18}$$

所以由 $\sigma_{\max}(D^TD)+\alpha(X_k)\sigma_{\max}(C^TC)<2$ 有:

$$\alpha(X_k)<\frac{2-\sigma_{\max}(D^TD)}{\sigma_{\max}(C^TC)} \tag{19}$$

下讨论 $\sigma_{\max}(D^TD)$, $\sigma_{\max}(C^TC)$, ,采取循环矩阵表示法,设 B 由 $h=[h_{ij}]_{i,j=1}^{S}$ 生成, S 为模糊核大小,且满足正则条件: $\sum_{i=1}^{S}\sum_{j=1}^{S}|h_{ij}|=1$,由分块循环矩阵的性质,B 可通过 DFT 快速对角化,其对角元素为将 h 补零扩展为 $L_1\times L_2$ 大小(仍记为 h),然后取二维 DFT 变换得到的变换阵 $H(u,v)$,再按行排列形成. 由二维 DFT 定义:

$$H(u,v)=\sum_{k=0}^{L_1-1}\sum_{l=0}^{L_2-1}h_{kl}\exp\left(-j2\pi\left(\frac{ku}{L_1}+\frac{Lv}{L_2}\right)\right) \tag{20}$$

显然 $|H(u,v)|\le\sum_{k=0}^{L_1-1}\sum_{l=0}^{L_2-1}|h_{kl}|=H(0,0)=1$,所以 $\sigma_{\max}(B)=\sigma_{\max}(B^T)=1$,同理取光滑核为: $c=\frac{1}{8}\begin{pmatrix}0&1&0\\1&-4&1\\0&1&0\end{pmatrix}$,满足 $\sum_{i=1}^{3}\sum_{j=1}^{3}$,所以 $\sigma_{\max}(C)=\sigma_{\max}(C^T)=\sigma_{\max}(C^TC)=1$. 降采样矩阵 $U=H\otimes H$,其中 H 为因子为 2 的一维降采样矩阵 $H=\frac{1}{2}\begin{pmatrix}1&1&0&0&\cdots&0&0\\0&0&1&1&\cdots&0&0\\\cdots&\cdots&\cdots&\cdots&\ddots&\cdots&\cdots\\0&0&0&0&\cdots&1&1\end{pmatrix}$,为保持降采样图像与原图像能量守恒,修正 H 为:

$$H=\frac{\sqrt{2}}{2}\begin{pmatrix}1&1&0&0&\cdots&0&0\\0&0&1&1&\cdots&0&0\\\cdots&\cdots&\cdots&\cdots&\ddots&\cdots&\cdots\\0&0&0&0&\cdots&1&1\end{pmatrix} \tag{21}$$

显然 $HH^T=I$,且 H^TH 是以 $\frac{1}{2}\begin{pmatrix}1&1\\1&1\end{pmatrix}$ 为对角块的分块对角阵,其最大特征值为 1,由 Kronecker 积性质易证: $UU^T=I$, $\sigma_{\max}(U^TU)=1$,而且

$$\begin{aligned}\sigma_{\max}(D^TD)&=\sigma_{\max}(B^TU^TUB)\\&=\|B^TU^TUB\|\le\|B^T\|\,\|U^TU\|\,\|U^TU\|\,\|B\|\\&=1\end{aligned} \tag{22}$$

所以 $\frac{2-\sigma_{\max}(D^TD)}{\sigma_{\max}(C^TC)}\ge1$,由式(19)知取 $\alpha(X_k)<1$ 可满足收敛性条件.

3.3 唯一性

参见[7],取 $\alpha(X)=rJ$,当 $\frac{\partial\alpha}{\partial J}=r\le\frac{1}{\|CX\|^2}$ 时, $J(\alpha(X),X)=\|R-DX\|^2$ 为凸函数,此时局部极小点即为全局最小点,按式(10)迭代法,取任意初始值均可保证收敛到唯一最优解.

3.4 参数 r 选择

对于参数 r 的选择可以由收敛性的充分条件 $\alpha(X)<1$ 得到:

$$\alpha(X)=\frac{p}{\frac{1}{r}-q}=\frac{\|R-DX\|^2}{\frac{1}{r}-\|CX\|^2}<1 \tag{23}$$

即 $\frac{1}{r}>\|CX\|^2+\|R-DX\|^2$,这是因为:

$$\|CX\|^2\le\|C\|^2\,\|X\|^2=\|X\|^2\approx\|R\|^2 \tag{24}$$

$$\|R-DX\|^2=\|\zeta\|^2\le\|R\|^2=\|DX+\zeta\|^2 \tag{25}$$

式(24)是因为光滑核的正则性和降采样后能量保持守恒. 而(25)假设误差能量不大于观测信号能量. 所以取 $\frac{1}{r}=2\|R\|^2=2\|U^TY\|^2$ 即可保证收敛性,而且 $\frac{\partial\alpha(X)}{\partial J}=\frac{1}{2\|R\|^2}\le\frac{1}{\|R\|^2}\le\frac{1}{\|CX\|^2}$ 满足 $J(\alpha(X),X)$ 的凸性条件,即满足唯一性.

4 运动补偿及视频序列的超分辨率重建

设参考帧为 X,由 $Y_k=UBX_k+N_k$ 得到 N 帧临时 SR 图像 $Z_1\cdots Z_N$,现在要求由此合成参考图像 X.

4.1 基于运动补偿阵 F_k 和加权阵 W_k 的图像合成

设在视频序列中,像素点沿运动轨迹光强保持恒定,即 $x(i,j)=x_k(i+u_{ik},j+v_{jk})$,其中 $x(i,j)$、$x_k(i,j)$ 为参考帧 X、第 k 帧 X_k 的 (i,j) 处像素值, (u_{ik},v_{jk}) 为参考帧上 (i,j) 点处的像素到第 k 帧对应点的位移估计,并设 (u_{ik},v_{jk}) 取到 LR 序列的亚像素级精度. 显然 X_k 中的像素点分为两类:第一类为由参考帧中的点运动而形成,第二类为在参考帧中未出现而在第 k 帧中新出现的像素点,用矩阵表示为: $X_k=F_kX$,考虑第 k 帧临时图像 Z_k 为 X_k 的近似,则:

$$Z_k=F_kX+n_k \tag{26}$$

其中 F_k 为两帧间的运动补偿阵,大小为 $(L_1L_2\times L_1L_2)$,其行对应第 k 帧的相应像素点,其列对应着参考帧中相应像素点. 当第 k 帧某像素点属于第一类时,则 F_k 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二类时,则 F_k 对应的此行均为零,此时表示该像素点为由于运动而出现的新像素点. 这样形成的 Fk 阵每行至多有一个非零元素 1,每列至多有一个非零元素 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二类,当某列全为零时,则参考帧中对应像素点在第 k 帧中由于运动而消失了. n_k 理解为运动估计误差,可用来确定权值矩阵 W_k,假设服从高斯分布: $n_k\sim N(0,\sigma_k^2)$, $\sigma_k^2=\begin{pmatrix}\sigma_k^2(1,1)&&\\&\ddots&\\&&\sigma_k^2(L_1L_2)\end{pmatrix}$,当第 k 帧某像素点属于第一类时,可取 $\sigma_k^2(i,j)\sim|z_k(i,j)-z(i-u_{ik},j-v_{jk})|$,即正比于位移帧差; $W_k=\begin{pmatrix}w_k(1,1)&&\\&\ddots&\\&&w_k(L_1L_2)\end{pmatrix}$ 为对角阵,其对角元素 $w_k(i,j)$ 定义为 $\sigma_k^2(i,j)$ 的某个速降函数,如取 $w_k(i,j)=e^{-\beta\sigma_k^2(i,j)}$ 或 $w_k(i,j)=\frac{1}{1+\beta\sigma_k^2(i,j)}$, β 为控制参数,当运动

估计准确性增强时,可取小的 β,反之运动估计不够精确时取大的(,这样可排除那些估计不精确点,减轻运动估计误差带来的影响,当然这会损失一些信息. 当第 k 帧中的像素点属于第二类时,可取 $\sigma_k(i,j)=+\infty$, $w_k(i,j)=0$,即认为该象素点完全由随机误差产生,该点在参考帧中无任何对应点,所以在复原中权值为零. 显然对参考帧而言,其 SR 临时图像 Z 与 SR 图像 X 之间运动补偿阵 F = I,权值矩阵 W = I. 对式(26)构造如下加权最小二乘模型:

$$\min J(X)=\min\left\{\sum_{k=1}^{N}\|Z_k-F_kX\|^2_{W_k}\right\} \tag{27}$$

将 $J(X)$ 关于 X 求导并令其等于 0 得:

$$\left(\sum_{k=1}^{N}F_k^TW_kF_k\right)X=\sum_{k=1}^{N}F_k^TW_kZ_k \tag{28}$$

令 $F_k=\begin{pmatrix}F_k(1,1)\\ \cdots\\ F_k(L_1,L_2)\end{pmatrix}$, $F_k(i,j)$ 为行向量,则:

$$F_k^TW_kF_k=\sum_{i=1}^{L_1}\sum_{j=1}^{L_2}w_k(i,j)\,F_k^T(i,j)\,F_k(i,j)=\begin{pmatrix}\lambda_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \lambda_N\end{pmatrix} \tag{29}$$

显然 $\sum_{k=1}^{N}F_k^TW_kF_k$ 为对角阵而且可逆,求逆计算只要对角元素取倒数即可,所以:

$$X=\left(\sum_{k=1}^{N}F_k^TW_kF_k\right)^{-1}\sum_{k=1}^{N}F_k^TW_kZ_k \tag{30}$$

这实际上是对 $Z_1\cdots Z_N$ 进行某种加权平均,运用这种方法可快速配准合成参考图像 X.

4.2　高分辨率图像重建方案

由前可知,由多帧 LR 图像通过先重建临时 SR 图像再进行运动补偿配准可快速合成一帧 SR 图像,假设存在一个 LR 视频序列 $Y_1\cdots Y_N$,序列之间不存在场景切换,制定如下快速重建方案:开始读取第一帧,第二帧 LR 图像 Y_1, Y_2,分别对其进行降噪,去模糊和上采样形成临时 SR 图像 Z_1, Z_2,再由 Z_1, Z_2 进行运动补偿合成第一帧 SR 图像 X_1;然后读取第三帧 LR 图像 Y_3 并处理形成临时 SR 图像 Z_3,由 X1, Z_2, Z_3 合成第二帧 SR 图像 X_2,依次进行,第 k 帧 SR 图像 X_k 由前一帧 SR 图像 X_{k-1}、本帧临时 SR 图像 Z_k 和下一帧临时 SR 图像 Z_{k+1} 合成. 直至第 $N-1$ 帧,而最后一帧 SR 图像 X_N 则由 X_{N-1}, Z_N 合成得到. 由此可看出,中间任何一帧 SR 图像的合成均与以前各帧及以后一帧 LR 图像有关,而运动估计误差由于加权矩阵的存在不会发生累积效应,前面帧在后面帧的 SR 重建中的作用会越来越小. 可在不提高计算量的情况下充分利用以前各帧信息和保证实时性.

5　存储量和计算量

设高分辨率帧大小为 $L_1\times L_2$. 首先讨论存储量问题,由于采用循环矩阵模型,模糊阵 B 和规整阵 C 只需存储模糊核 h 和高通算子 c 即可;而降采样矩阵则根据降采样的特点可逐像素进行,不需直接存储;至于运动补偿矩阵同样采用逐像素配准而不需实际存储. 所以算法总的存储量为前、中、后三帧图像,前帧和当前帧的运动向量,及前后两帧加权矩阵(对角阵),存储量大致为 $O(9L_1L_2)$. 算法计算量主要有 SR 临时帧计算和图像配准合成两部分,为方便计,主要考虑乘除计算,第一部分根据式(10)首先计算 $H(u,v)$、$C(u,v)$ 和 $D^TR=B^TU^TY$,需 4 次 FFT(IFFT)变换和 $2L_1L_2$ 个实数乘除,每步迭代包含 4 次 FFT(IFFT)、一次 U^TU 乘向量、$4L_1L_2$ 个实数乘法,另加上计算动态参数 $\alpha(X_k)$ 需 $2L_1L_2$ 个实数相乘,FFT 计算量为 $O(L_1L_2\log2(\max(L_1,L_2)))$, U^TU 乘向量根据下(上)采样特点需 L_1L_2 次乘除;配准合成部分根据式(30)逐像素加权需 $3L_1L_2$ 次乘除. 所以总的计算量估计为(k 为迭代次数):

$$\begin{aligned}O\{&4L_1L_2\log_2\max(L_1L_2)+5L_1L_2\\&+k[4L_1L_2\log_2\max(L_1,L_2)+7L_1L_2]\}\end{aligned} \tag{31}$$

6　仿真实验

采用 MPEG4 测试序列 Claire 和 Miss 序列中的第 81 帧到 90 帧,大小为 176×144,各帧之间运动估计采用 Lucas-kanade 光流估计法[8],块大小 5×5,块加权阵 $w=vv^T$, $v=(1/16,1/4,6/16,1/4,1/16)^T$,模糊核取方差为 1 的 5×5 高斯模糊核,高通算子取为 Laplacian 算子,降采样矩阵如式(21),噪声为加性高斯白噪声,方差为 $\sigma^2=4$,每帧临时 SR 图像迭代停止条件为 $\frac{\|X_{k+1}-X_k\|^2}{\|X_k\|^2}\leq10^{-6}$,各帧之间的加权阵采用 $W_k(i,j)=\frac{1}{1+\beta\sigma_k^2(i,j)}$, $\beta=0.05$,复原评价指标采用常见的信噪比改善量[9]:

$$\begin{aligned}\Delta_{SNR}&=10\log_{10}\frac{\|X\|^2}{\|\hat{X}-X\|^2}-10\log_{10}\frac{\|X\|^2}{\|X_0-X\|^2}\\&=10\log_{10}\frac{\|X_0-X\|^2}{\|\hat{X}-X\|^2}\end{aligned} \tag{32}$$

其中 X, $\hat{X}$, X_0 分别为真实图像,复原图像和单帧双线性插值图像. 图 1 给出了各自第 88 帧重建情况,图中每列从上到下依次为原图,低分辨率降质图,双线性插值图,复原超分辨率图像,各自的信噪比改善量为 $\Delta_{SNR}=5.2321$dB 和 $\Delta_{SNR}=4.2617$dB. 显然无论从主观视觉或定量描述上结果相当有效.

7　结论

本文提出的视频序列图像超分辨率快速重建框架不同于一般的单帧或多帧图像 SR 复原. 主要由两个模块组成:一是为避免运动补偿阵的复杂性,先进行单帧临时 SR 图像重建,这便于构造高效算法,同时减少存储量;二是进行帧间基于运动补偿阵和加权阵的快速配准合成,便于满足实时性要求. 另外,在此框架下,可以有不同的单帧临时 SR 图像重建算法,和满足不同精度的配准融合算法;还可以将其推广到由前 p 帧已重建的 SR 图像、当前帧及后 q 帧临时 SR 图像合成一帧 SR 图像,这可以根据具体情况和要求而定. 另外本文还提出了一种基于最小二乘规整泛函的单帧图像 SR 复原算法,讨论了其收敛性,唯一性等问题,其规整系数随着迭代而自适应调

节,避免了人为凭经验确定或事先通过大量计算得到(如 GCV,L-Curve). 仿真结果表明该算法的重建结果有效.

图 1 Claire 和 Miss 序列第 88 帧仿真结果

参考文献:

[1] Tsai R Y, Huang T S. Multiframe image restoration and registration [A]. In R Y Tsai T S Huang editors. Advances in Computer Vision and Image Processing, JAI Press Inc, 1984(1): 317 - 339.

[2] Kim S P, Bose N K, Valenzuela H M. Recursive implementation of total least squares algorithm for image reconstruction from noisy, undersampled multiframes[J]. IEEE Trans, 1990, ASSP-38(6): 1013 - 1027.

[3] Nguyen N, Milanfar P, Golub G. A computationally efficient superresolution image reconstruction algorithm[J]. IEEE Trans, 2001, IP-10(4): 573 - 583.

[4] Schultz R R, Stevenson R L. Extraction of High-resolution frames from video sequences[J]. IEEE Trans, 1996, IP-5(6): 996 - 1011.

[5] Elad M, Feuer A. Super-resolution reconstruction of image sequences [J]. IEEE Trans, 1999, PAMI-21(9): 817 - 834.

[6] Patti A J, Sezan M I, Tekalp A M. Superresolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time [J]. IEEE Trans, 1997, IP-6(8): 1064 - 1076.

[7] Kang M G, Katsaggelos A K. General choice of the regularization functional in regularized image restoration[J]. IEEE Trans, 1995, IP-4(5): 594 - 602.

[8] Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision [A]. Proc DARPA Image understanding workshop[C]. Washington D C: DARPA, 1981. 121 - 130.

[9] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京:国防工业出版社, 2001. 214 - 224.

作者简介:

韩玉兵 男, 1971 年 11 月出生于江苏江都, 现为东南大学无线电工程系信号与信息处理专业博士研究生, 研究方向为: 数字图像处理, 数字视频处理. E-mail: hanholly@sina.com.

陈小蕾 女, 1977 年 6 月出生于四川成都, 现为东南大学无线电工程系信号与信息处理专业博士研究生, 研究方向为: 现代信号处理、图像增强.

吴乐南 男, 1952 年 7 月出生于安徽枞阳, 教授, 博导, 主要研究方向为: 数据压缩与多媒体技术研究.