

# 基于 Bayesian 理论的压缩视频 超分辨率重构算法

周 亮 朱秀昌

(南京邮电大学信息产业部与江苏省图像处理与图像通信重点实验室, 南京 210003)

**摘 要** 为了对视频进行更有效的压缩, 首先建立起一个从原始图像到压缩视频的成像模型, 然后在此模型基础上运用 Bayesian 估计理论, 在最大后验概率准则下表述该问题; 最后通过综合使用 CCD (cyclic coordinate decent) 和 SA (successive approximations) 等方法从理论上给出了压缩视频超分辨率重构问题的一般解决方法, 同时针对成像过程中原始高分辨率图像的降质函数一般为未知的情况, 提出了一种基于 EM (expectation-maximization) 算法的降质函数的确定方法。实验结果表明, 该算法不仅在峰值信噪比和重构效果方面对压缩视频有较大提高和明显改善, 而且该算法易于扩展, 具有广泛的应用范围。

**关键词** 超分辨率 压缩视频 图像重构 贝叶斯估计

**中图分类号**: TN919.81 TP391.4 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2006)05-0730-06

## Algorithm of Compressed Video Super-resolution Restoration Based on Bayesian Theory

ZHOU Liang, ZHU Xiu-chang

(Ministry key lab of IP&IC, Nanjing University of Posts and Communications, Nanjing 210003)

**Abstract** At first an acquisition of the compressed video model is proposed, then the super-resolution problem is formulated within the Bayesian framework and the MAP (maximum posterior probability) criterion, finally a universal solution of the problem is presented by integrating the CCD (cyclic coordinate decent) with SA (successive approximations). In order to resolve the problem that the original high-resolution's quality-reduce function is always unknown, a new estimation method is introduced based on the EM (expectation-maximization) algorithm. The results of the experiment demonstrate that the algorithm not only outperforms the traditional ones on the aspects of PSNR and restoration vision effect, but also has the characteristic of easy extension.

**Keywords** super-resolution, compressed video, image restoration, Bayesian estimation

## 1 引 言

图像超分辨率重建是将一系列质量较差、分辨率较低的图像重构成质量更好、分辨率更高的过程<sup>[1]</sup>。在实际生活中, 由于成像设备、数据压缩、传输差错等原因, 人们获得的图像(视频)信号的分辨

率往往不能满足人们对高清晰度的需求, 因此超分辨率图像重构问题已成为图像领域的一个热点。在单幅图像和图像序列的重构技术领域, 众多学者提出了许多的方法, 其主要分成以下几类: 基于 Bayesian 估计理论的 Bayesian 法<sup>[1,2]</sup>, 使用最大后验概率(似然函数)准则的最大后验/最大似然(maximum posterior probability/maximum likelihood,

基金项目: 江苏省自然科学基金项目(BK2004151)

收稿日期: 2005-01-10; 改回日期: 2005-06-09

第一作者简介: 周亮(1981 ~ ), 男, 2006 年获南京邮电大学信号与信息处理专业硕士学位, IEEE 学生会员。主要研究方向为图像处理  
和图像通信。E-mail: zking\_zll@126.com

MAP/ML)法<sup>[3]</sup>,基于凸集投影理论的凸集投影(project on convex sets, POCS)法<sup>[4]</sup>以及应用现代信号处理技术的自适应滤波法<sup>[5]</sup>等等。

相对于以上介绍的众多非压缩视频(raw video)的重构方法,基于压缩视频(compressed video)的超分辨率图像重构问题却一直没有得到满意的解决。Patti等提出一种在图像序列重构模型中增加 MPEG 量化级,再使用 POCS 的方法<sup>[6]</sup>,虽然此方法在一定程度上弥补了由于图像量化压缩而造成的信息损失,但此方法完全忽略了非压缩过程的信息损失;Chen等提出了一种改进的非压缩图像的方法<sup>[7]</sup>并将其应用到压缩视频领域,虽然此方法简单易行,但由于没有充分考虑到整个压缩过程的特点,因此重构效果不甚理想;Segall等基于 Bayesian 理论,综合了前两种方法的优点,提出了一种重构效果良好的新算法<sup>[8]</sup>,但此算法是在原始高分辨率图像的降质函数已知的前提下得出的,而在一般情况下,由于此降质函数是未知的,因此,此方法的应用范围受到很大的限制。

本文在分析了压缩视频图像的特点以及了解了前人研究成果的基础上,提出了一种在原始图像降质函数未知的情况下,用于压缩视频(MPEG, H. 261/3)图像的超分辨率重建的新算法,并获得了良好的效果。

## 2 压缩视频的超分辨率重构

压缩视频生成的过程为:首先假设客观存在的原始图像  $f$  是高分辨率图像,然后经过低分辨率摄像和成像设备得到低分辨率的图像序列  $g$ ,再依据 ITU 或 MPEG 制定的标准对获得的图像序列进行压缩来生成压缩视频。整个过程基本上可以分成以下两个部分:(1)图像序列获得部分;(2)压缩视频生成部分。根据压缩视频的生成过程,可以得到原始高分辨率图像与低分辨率压缩视频图像之间关系为

$$y_l = HC(d_{l,k})f_k + n \quad (1)$$

其中,  $y_l$  表示第  $l$  帧低分辨率图像,  $H$  是降质函数;  $d_{l,k}$  是一个列向量,表示第  $l$  帧和第  $k$  帧两帧之间的位移(displacements);  $C(d_{l,k})$  表示帧  $f_k$  与帧  $f_l$  之间的映射矩阵;  $n$  为加性噪声。整个模型的详细推导见附录。

根据式(1)给出的关系,就可将问题转换成如何在给定的已解码的数据流  $y_l$  (即第  $l$  帧低分辨率图像)和运动矢量  $s_l$  (一般为已知量)的条件下来预

测第  $k$  帧原始高分辨率图像  $f_k$  和位移  $d$  的问题。本文在 Bayesian 理论下运用最大后验概率(maximum a posterior probability, MAP)准则解决此估计问题,于是问题就可以转换成找到  $f_k$  和  $d$  的估计值  $\hat{f}_k, \hat{d}$  的问题,并且满足:

$$\hat{f}_k, \hat{d} = \arg \max_{f_k, d} P(f_k, d)P(y_l, s_l/f_k, d) \quad (2)$$

其中,  $P(f_k, d)$  表示原始高分辨率图像和位移的联合先验信息;  $P(y_l, s_l/f_k, d)$  表示在已知  $f_k$  和  $d$  的情况下,  $y_l$  和  $s_l$  的条件概率。至此,视频超分辨率压缩问题就转换成对式(2)的解决问题。

## 3 超分辨率重构的新方法

为方便计算,首先将式(2)取对数运算:

$$\hat{f}_l, \hat{d} = \arg \max_{f_l, d} \log P(f_l, d)P(y_l, s_l/f_l, d) \quad (3)$$

这样就可将问题等价转换成对式(3)的解决问题。本文使用 CCD(cyclic coordinate decent)方法将式(3)分解成以下  $d$  和  $f$  两个部分,分别表示运动位移和压缩视频流强度(intensities),结果如下:

$$\hat{d}^{(i+1)} = \arg \max_d \log P(d)P(y_l, s_l/\hat{f}_l^{(i)}, d) \quad (4)$$

其中,  $i$  表示迭代次数,式(4)的获得的前提是最初迭代的图像  $f_l^{(0)}$  已知,在实际操作中,是将第 1 帧压缩视频经过双线性插值得到的图像作为  $f_l^{(0)}$ ,并将式(4)代入式(3)可得

$$\hat{f}_l^{(i+1)} = \arg \max_{f_l} \log P(f_l)P(y_l, s_l/f_l, \hat{d}^{(i+1)}) \quad (5)$$

至此,问题又转化成对式(4)和式(5)的解决问题。

解此问题,首先假设原始高分辨率图像没有图像失真(如:振铃现象等),图像失真主要产生在对高频信号的粗糙量化以及由于独立的块处理而产生的块间误差部分。根据文献[9]中提出的概率假设模型理论,就可以假设原始高分辨率图像概率模型为

$$P(f_l) \propto \exp\{-\lambda_1 \|Q_1 f_l\|^2 + \lambda_2 \|Q_2 H f_l\|^2\} \quad (6)$$

其中,  $Q_1$  表示一个线性高通滤波器,  $Q_2$  表示一个基于块边缘的线性高通滤波器,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  是控制概率幅度的系数,简称为控制系数。同理,如果假设所有帧间运动位移是相互独立的,则位移的概率模型可以设为

$$P(d) = \prod_l P(d_l) \quad (7)$$

$$P(d_l) \propto \exp\left\{-\sum_{i=k-T_B}^{k+T_F} (\lambda_3 \|Q_3 d_{l,i}\|^2)\right\} \quad (8)$$

其中,  $Q_3$  是线性高通滤波器;  $\lambda_3$  是控制系数;  $T_F$  (下

角  $F$  代表 forward) 和  $T_B$  (下角  $B$  代表 backward) 分别表示在当前帧重构的过程中, 所需此帧前面和后面 (以时间为轴) 参考帧的帧数。从式 (6) ~ 式 (8) 和式 (1) 可得,  $y_l$  的条件概率模型为一高斯分布模型, 具体表达式为

$$P\left(\frac{y_l}{f_l, d_l}\right) \propto \exp\left\{-0.5\left[\|HC(d_{l,k})f_k - y_l\|^2 + \|HC(d_{l,k})f - MC_l(\hat{y}_l, s_l)\|^2\right]\right\} \quad (9)$$

其中,  $\hat{y}_l$  代表已经解出的码流。

将式 (6) ~ 式 (9) 代入式 (3) 可得

$$\hat{f}_l, \hat{d} = \arg \min_{f_l, d} \log \sum_{l=k-T_B}^{k+T_F} \left\{ (y_l - HC(d_{l,k})f_l)^T \times K_1^{-1} \|y_l - HC(d_{l,k})f_l\|^2 + K_2^{-1} \times \|MC_l(\hat{y}_l, s_l) - HC(d_{l,k})f\|^2 + \lambda_1 \|Q_1 f_l\|^2 + \lambda_2 \|Q_2 H f_l\|^2 + \lambda_3 \|Q_3 d_{l,k}\|^2 \right\} \quad (10)$$

其中,  $K_1$  是方差矩阵, 表示量化误差大小, 其表达式为  $K_1 = T^{-1} K_1^T (T^{-1})^T$ ,  $K_1^T$  是对角矩阵, 表示转换系数的估计噪声功率;  $K_2$  也是方差矩阵, 表示运动补偿预测与原始高分辨率图像间的噪声误差大小, 具体的参数值可以通过压缩的比特流来获取。本文引用参考文献 [8] 中给出的结论:  $K_1$  和  $K_2$  分别为  $q_l^2/12$  和  $q_l^2/12 + c_l^2$  大小,  $q_l$  表示量化步长,  $c_l$  表示解码后的变换系数。再对式 (10) 采用 SA (successive approximation) 方法处理, 就可得

$$\hat{d}_{l,k}^{(i+1)} = \hat{d}_{l,k}^{(i)} - \alpha_1 \{f_l H^T \times [K_1^{-1} \|y_l - HC(\hat{d}_{l,k}^{(i)})f_k\|^2 + K_2^{-1} \|MC_l(\hat{y}_l, s_l) - HC(\hat{d}_{l,k}^{(i)})f_l\|^2] + \lambda_3 Q_3 \hat{d}_{l,k}^{(i)}\} \quad (11)$$

$\hat{d}_{l,k}^{(i+1)}$  和  $\hat{d}_{l,k}^{(i)}$  分别表示  $k$  帧和  $l$  帧之间的位移的第  $(i+1)$  次和第  $i$  次估计;  $\alpha_1$  是算法的收敛因子。同理, 可获得  $\hat{f}_l^{(i+1)}$  的迭代估计表达式为

$$\hat{f}_l^{(i+1)} = \hat{f}_l^{(i)} - \alpha_2 \sum_{l=k-T_B}^{k+T_F} \left\{ C(d_{l,k}) H^T \times [K_1^{-1} \|y_l - HC(d_{l,k})\hat{f}_l^{(i)}\|^2 + K_2^{-1} \|MC_l(\hat{y}_l, s_l) - HC(d_{l,k})\hat{f}_l^{(i)}\|^2] + \lambda_1 Q_1 \hat{f}_l^{(i)} + \lambda_2 Q_2 \hat{f}_l^{(i)} \right\} \quad (12)$$

$\hat{f}_l^{(i+1)}$  和  $\hat{f}_l^{(i)}$  分别表示估计的高分辨率图像的第  $(i+1)$  次和第  $i$  次迭代后的图像;  $\alpha_2$  是收敛因子。

这样就从理论上解决了压缩视频的超分辨率问题, 下面是如何确定降质函数  $H$  (即参数向量) 的问题。

## 4 确定降质函数的 EM 参量估计法

假设从原始高分辨率图像到低分辨率图像的降质函数为线性模糊系统, 并且图像的辨识问题可以考虑为参数估计问题, 则未知参数向量可以用  $H$  表示。对于此类问题, ML 估计方法应用较为广泛, 但是由于此方法出现高度非线性和相当大量未知量的情况, 从而使得问题很复杂, 为此本文提出一种基于 EM (expectation-maximization) 理论的参量估计的新算法, 此算法的优点是避免了直接非线性似然函数上的运算, 而仅仅要求解线性方程, 这就降低了算法复杂度。

### 4.1 参量估计的一般说明

设  $y$  为被观测的压缩图像, 它具有的概率密度函数 (probability density function, PDF) 为  $P(y, \hat{H})$ , 其中  $\hat{H}$  是被估计的参数向量,  $H$  的 ML 估计器为

$$\hat{H}_y^{ML} = \arg \max_{H \in \Theta} \Psi(H) = \arg \max_{H \in \Theta} \log P(y, H) \quad (13)$$

$\Psi(H)$  表示参数向量  $H$  的对数似然函数;  $\Theta$  为  $H$  的变化范围;  $P(y, H)$  表示在给定  $H$  时的先验概率密度。一般来说, 这是一个复杂问题, 即压缩数据与原始图像  $f$  相关, 经过一个非可逆多对一的变换  $\tau$ , 使之相互关联  $y = \tau(f)$ , 而原始图像  $f$  的选择又不是唯一的。此处可限制  $\tau$  为一线性投影, 即对每一个  $y$  有一个超平面  $f(y)$  与之对应。  $f$  的 PDF 与  $y$  有相同的参数向量  $H$ , 其与  $f$  的 PDF 相关为

$$P(y, H) = \int_{f(y)} P(f, H) df \quad (14)$$

这样从原始图像  $f$  来进行参数向量  $H$  的估计计算就比从压缩图像  $y$  来进行计算的过程是大大简化了。

$$\hat{H}_f^{ML} = \arg \max_{H \in \Theta} \Psi_f(H) = \arg \max_{H \in \Theta} \log P(f, H) \quad (15)$$

但原始图像  $f$  往往无法得到, 只能通过观测压缩图像映射来获得。

### 4.2 EM 算法的步骤

EM 算法包含 E 和 M 两个相互交替迭代的步骤:

E 步骤: 从估计参量  $\hat{H}^{(k)}$  开始, 在给定被观测的压缩图像  $y$  和估计的  $\hat{H}^{(k)}$  条件下, 寻求以下原始图像  $f$  的条件对数似然期望

$$\Psi(H, \hat{H}^{(k)}) = E \left\{ \log \frac{P(f; H)}{y}; \hat{H}^{(k)} \right\} = \int_{f(y)} \log \{P(f, H)\} P\left(\frac{f}{y}; \hat{H}^{(k)}\right) df \quad (16)$$

此处,  $P\left(\frac{f}{y}; \hat{H}^{(k)}\right)$  是在给定压缩图像  $y$  和估计的  $\hat{H}^{(k)}$  条件下原始图像  $f$  的条件 PDF。上式计算  $\Psi(H, \hat{H}^{(k)})$ , 称为 EM 算法的 E 步骤。

M 步骤: 寻求似然条件期望  $\Psi(H, \hat{H}^{(k)})$  关于参数向量  $H$  的最大化, 产生一个新的参数估计  $\hat{H}^{(k+1)}$ 。

$$\hat{H}^{(k+1)} = \arg \max_{H \in \Theta} \{\Psi(H, \hat{H}^{(k)})\} \quad (17)$$

交替上述 E 步骤和 M 步骤, 就可以获得迭代 EM 算法, 并收敛到图像  $y$  的一个稳定点  $\Psi_y(H)$ 。

### 4.3 降质参量估计的具体步骤

(1) 根据文献[10]给出的原理, 设原始高分辨率图像  $f$  为两个低分辨率图像  $y$  和  $x$  的有序和(在运算中, 可用向量形式来表示图像), 并且满足:

$$f = \begin{bmatrix} y \\ x \end{bmatrix}, y = [\mathbf{I} \ 0] \begin{bmatrix} y \\ x \end{bmatrix} = \tau f \quad (18)$$

其中,  $\mathbf{I}$  是单位阵, 将上式定义的  $f$  和  $y$  带入 E 步方程:

$$\begin{aligned} \Psi(H, \hat{H}^{(k)}) &= E\left\{\log \frac{P(y, x; H)}{x; \hat{H}^{(k)}}\right\} \\ &= \int_{-\infty}^{+\infty} \cdots \int_{-\infty}^{+\infty} \log\{P(y, x, H)\} P\left(\frac{y}{x}; \hat{H}^{(k)}\right) dy, dy_2 \cdots y_{m,n} \end{aligned} \quad (19)$$

下面的问题是如何确定  $P(y, x, H)$  和  $P\left(\frac{y}{x}; \hat{H}^{(k)}\right)$ 。

(2) 设所分解的图像  $y$  和  $x$  均为 AR 模型<sup>[10]</sup>, 即满足:  $y = [a]y + \hat{v}$  和  $x = [h]x + \hat{n}$ , 其中  $\hat{v}$  和  $\hat{n}$  均为高斯分布白噪声, 其协方差矩阵分别为  $\delta_v = \sigma_v^2 \mathbf{I}$  和  $\delta_n = \sigma_n^2 \mathbf{I}$ ;  $[a]$  和  $[h]$  为系数矩阵, 该文献中已详细介绍了获取这两个参数的方法, 此处不再赘述。由 AR 模型的性质可得:

$$\begin{aligned} P(y, [a], \delta_v) &= \sqrt{\frac{\det|\mathbf{I} - [a]|^2}{(2\pi)^{MN} \det|\delta_v|}} \times \\ &\exp\left\{-\frac{1}{2\delta_v} y^T (\mathbf{I} - [a])^T (\mathbf{I} - [a]) y\right\} \end{aligned} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} P\left(\frac{x}{y}, [h], \delta_n\right) &= \sqrt{\frac{1}{(2\pi)^{MN} \det|\delta_n|}} \times \\ &\exp\left\{-\frac{1}{2\delta_n} (x - [h]y)^T (x - [h]y)\right\} \end{aligned} \quad (21)$$

联合式(20), 式(21)可得

$$\begin{aligned} P(y, x, H) &= P\left(\frac{x}{y}, H\right) P(\hat{y}, H) = \sqrt{\frac{\det|\mathbf{I} - [a]|^2}{(2\pi)^{MN} \det|\delta_v \delta_n|}} \times \\ &\exp\left\{-\frac{1}{2\delta_v} (x - [h]y)^T (x - [h]y) - \frac{1}{2\delta_n} y^T (\mathbf{I} - [a])^T (\mathbf{I} - [a]) y\right\} \end{aligned} \quad (22)$$

(3) 联合  $P(y, x, H)$  和  $P(x, H)$  (其协方差矩阵为  $\delta_x$  的高斯分布函数), 以得到以下条件概率密度函数:

$$\begin{aligned} P\left(\frac{y}{x}; \hat{H}^{(k)}\right) &= \frac{P(y, x, \hat{H}^{(k)})}{P(x, \hat{H}^{(k)})} = \sqrt{\frac{1}{(2\pi)^{MN} \det|\hat{\delta}_y^{(k)}|}} \times \\ &\exp\left\{-\frac{1}{2\hat{\delta}_y^{(k)}} (y - \hat{y}^{(k)})^T (y - \hat{y}^{(k)})\right\} \end{aligned} \quad (23)$$

此处  $\hat{y}^{(k)}$  和  $\hat{\delta}_y^{(k)}$  分别表示图像  $y$  在第  $k$  次迭代(在基于  $\hat{H}^{(k)}$  的条件下)后的条件均值和协方差矩阵, 然后将式(22)、式(23)带入到式(19)就可以得到降质函数  $H$  的估计值。

(4) 迭代次数的确定。从上可以看到, 在参数辨识的过程中, 参数的估计值随着每次迭代的 E 步骤同时获得。当  $H$  变化率小于等于 5% 时, 则停止迭代。

## 5 仿真实验

仿真实验中的压缩标准采用 MPEG-4 压缩标准, 该压缩标准主要包含混和运动补偿和  $8 \times 8$  块 DCT 变换。原始高分辨率图像为  $352 \times 288$  像素, 经过运动扭曲、模糊、非零孔径时间和降采样得到低分辨率图像序列, 其中降采样因子为 2, 降质模型的模糊核  $h'$  为

$$h' = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (24)$$

压缩视频的每帧图像大小为  $176 \times 144$  pixels, 以每秒 30 帧的速度传输, 比特率为 1Mbps; 第 1 帧视频是 I 帧, 用帧内编码方法, 其余视频为 P 帧, 用帧间编码的方法; 在比特分配方面, 本文采用 VM5 + 比特控制方法, 对所有的帧进行编码; 在参考帧数选择方面, 本文取  $T_F = 1, T_B = 2$ 。

控制参数和收敛系数的获取, 本文采用文献[8]中给出的结果, 即  $\lambda_1 = \lambda_2 = 10^{-3}, \lambda_3 = 10^3, \alpha_1 = 0.125, \alpha_2 = 10^{-6}$  (此为通过众多实验得出的经

验值,具体实验过程参考文献[8])。\$Q\_1\$ 和 \$Q\_2\$ 是块循环运算,表示图像运用离散拉普拉斯方法进行循环卷积;\$Q\_2\$ 表示 \$8 \times 8\$ 块间的差分运算。在迭代的过程中,假设在第 \$i\$ 次迭代时高分辨率图像 \$\hat{f}\_k^{(i)}\$ 的位移矢量 \$d\_{i,k}\$ 的值已经得出,则在式(12)的计算中就可先将 \$d\_{i,k}\$ 替代 \$\hat{d}\_{i,k}\$,然后再进行迭代算法,直至两个连续的高分辨率图像 \$f^{new}\$ 和 \$f^{old}\$ 两者之差满足 \$\|f^{new} - f^{old}\|^2 / \|f^{old}\|^2 \leq 10^{-6}\$ 时,停止迭代。本文以运动较快的“Train”,“Foreman”序列和运动较慢的“Calendar”序列为实验图像,分别通过 30 帧重构图像的平均峰值信噪比(peak signal noise ratio, PSNR)值和视觉效果来衡量算法的有效性。由于当前众多的算法是基于降质函数已知的前提下得出的,所以与本算法不具备可比性。由图 1 易得,关于压缩视频的降质函数 \$H\$ 估计的迭代收敛情况,3 幅图像序列的迭代次数分别为 5 次,6 次和 5 次。实验硬件环境:PC CPU1.7G,内存 256M;软件环境:MATLAB6.5。限于篇幅,下面仅给出实验结果(见表 1 和图 2)。

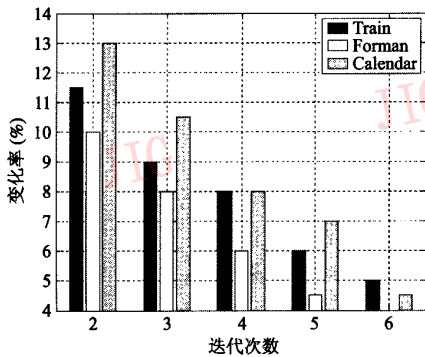


图 1 降质函数估计的迭代收敛图

Fig. 1 The convergence of degraded function iteration estimation

表 1 各种方法峰值信噪比较

Tab. 1 PSNR with different method

视频序列	双线性插值	三次样条插值	本文方法
Train	26.4	25.7	28.8
Foreman	27.9	27.3	29.1
Calendar	27.7	28.1	29.6

从表 1 可以看出,用本文算法重构出的高分辨率图像的峰值信噪比相对于双线性插值法和三次样条函数法有显著的提高;从图 2 的重构效果来看,用双线性插值法和样条插值法重构的图像有明显的块效应及振铃现象,且边缘方向缺乏光滑性,而本文方



(a) 原始高分辨率



(b) 压缩视频



(c) 双线性插值



(d) 三次样条插值



(e) 本文的方法

图 2 Forman 序列的第 15 帧图像的重构效果比较

Fig. 2 The restoration vision effect of the 15<sup>th</sup> frame in the Forman sequence

法重构图像的分辨率则有显著的提高,不仅图像清晰,没有明显的块效应和振铃现象,而且图像边缘光滑。

## 6 结论

本文针对在原始图像降质函数 \$H\$ 未知的情况下,运用 Bayesian 理论提出了一种压缩视频的超分辨率重构算法,实验结果表明:本算法不仅在峰值信噪比和重构效果上较原压缩视频有较大提高和明显改善,而且本算法易于扩展,有较广的适用性。本文虽以 MPEG-4 为实验对象,但本算法也可以通过简单的改造应用到 H. 261、H. 263 等压缩视频中去,因此具有广泛的应用前景。

### 参考文献 (References)

- 1 Cheeseman P, Kanefsky B, Hason R. Super-resolved surface reconstruction from multiple images[J]. Technique. Report. NASA, 1993, (1): 269 ~ 276.

- 2 Schultz R R, Stevenson L. Extraction of high resolution frames from video sequence[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(8):996~1011.
- 3 Hunt B R. Super-resolution of images: Algorithm, principles, performance [J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 1995, (6):297~304.
- 4 Elad M, Feuer A. Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy and undersampled measured images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(12):1646~1658.
- 5 Elad M, Feuer A. Superresolution restoration if an image sequence: adaptive filter approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(3):387~395.
- 6 Patti A J, Altunbasak Y. Super-resolution image estimation for transform coded video with application to MPEG [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference Image Processing, 1999, (3):179~183.
- 7 Chen D, Schultz R R. Extraction of high-resolution video stills from MPEG sequences[J]. Proceedings Image Processing, 1998, 11(2):465~469.
- 8 Segall C A, Katsaggelos A A, Rafael Molina, et al. Bayesian resolution enhancement of compressed video[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(7):898~911.
- 9 Segall C A, Katsaggelos A A, Rafael Molina, et al. Super-resolution from compressed video[A]. In: S. Chaudhuri, Ed. Super-resolution Imaging, Norwell, MA, USA: Kluwer, 2001: 211~242.
- 10 Figueiredo M, Nowak R D. An EM algorithm for wavelet-based image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(8):906~916.

## 附录 压缩视频模型的建立

首先考虑原始高分辨率图像  $f$  与低分辨率图像  $g$  之间的关系。为方便起见,将运动扭曲、模糊、非零孔径时间、降采样这4个方面对图像质量的影响统称为降质函数,记为  $H$ ,则两者之间的关系可以写成

$$g_l = Hf_l + v_l, \quad l = 1, 2, 3, \dots \quad (25)$$

其中,  $l$  表示第  $l$  帧,原始高分辨率图像  $f_l$  大小为  $M \times N$ ,在运算时将其变成  $MN \times 1$  的列矢<sup>[7]</sup>。假设  $O$  是分辨率提高因子,则  $H$  为  $OMON \times OMON$  大小的矩阵,假设  $v$  是独立于图像信号的高斯白噪声。考

虑到高分辨率图像  $f_l (l = 1, 2, 3, \dots)$  之间也存在如下相关性:

$$f_l = C(d_{l,k})f_k \quad (26)$$

$C(d_{l,k})$  是  $OMON \times OMON$  大小的矩阵,表示第  $k$  帧  $f_k$  与第  $l$  帧  $f_l$  之间的映射; $d_{l,k}$  是一个列向量,表示两帧之间的位移。将式(26)代入式(25),可得

$$g_l = HC(d_{l,k})f_k + v_l \quad (27)$$

式(27)说明了原始高分辨率图像  $f$  与低分辨率图像  $g$  之间的关系。

在图像压缩过程中,一帧图像被划分若干块,再对每一个块采用帧内编码或帧间编码。帧内编码采用 DCT 变换减少了像素之间的相关性,量化由此产生的互相独立的变换系数并发送到解码端;所谓帧间编码就是基于以前传输的图像(帧),利用运动补偿的方法来预测当前图像(帧)。则低分辨率图像  $g$  与压缩视频  $y$  可以表示为<sup>[8]</sup>

$$y_l = T^{-1}Q[T(g_l - MC_l(\hat{y}_l, s_l))] + MC_l(\hat{y}_l, s_l) \quad l = 1, 2, 3, \dots \quad (28)$$

其中,  $Q[\cdot]$  表示量化过程; $T$  和  $T^{-1}$  分别表示 DCT 变换和反变换; $MC_l(\hat{y}_l, s_l)$  是  $g_l$  的运动补偿预测,如果是帧内编码,此项为零; $\hat{y}_l$  和  $s_l$  分别表示已解码序列图像和  $y_l$  的运动矢量预测。由式(27)和式(28)可得

$$y_l = T^{-1}Q[T(HC(d_{l,k})f_k - MC_l(\hat{y}_l, s_l) + v_l)] + MC_l(\hat{y}_l, s_l) \quad l = 1, 2, 3, \dots \quad (29)$$

由于在整个成像过程中,主要的噪声为量化噪声,所以令

$$T^{-1}Q[T(HC(d_{l,k})f_k - MC_l(\hat{y}_l, s_l) + v_l)] = HC(d_{l,k})f_k - MC_l(\hat{y}_l, s_l) + n \quad (30)$$

其中,  $n \sim N(0, K_1)$ ,  $K_1$  是量化噪声的方差矩阵。结合式(29)和式(30)可得原始高分辨率图像与压缩视频之间的关系为

$$y_l = HC(d_{l,k})f_k + n$$

正如式(1)所示。