

基于 Bayesian 理论的压缩视频超分辨率重构

周 亮¹, 周 芳²

(1. 南京邮电大学 信息产业部与江苏省图像通信与图像处理重点实验室, 江苏 南京 210003

2 安徽工业大学 电气信息学院, 安徽 马鞍山 243002)

[摘要] 针对传统算法不能很好解决压缩视频的超分辨率图像重构问题, 提出了一种基于 Bayesian 估计的压缩视频超分辨率重构算法. 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. 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. 实验结果表明, 此方法不仅在峰值信噪比 (PSNR) 和重构效果对压缩视频有较大提高和明显改善, 而且算法易于扩展, 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] TP391 [文献标识码] A [文章编号] 1672-1292(2005)03-0036-04

Compressed Video Super-Resolution Reconstruction Based on Bayesian Theory

ZHOU Liang¹, ZHOU Fang²

(1. Ministry Key Lab of IC and IP, Nanjing University of Posts and Communications, Jiangsu Nanjing 210003, China

2. School of Electronic and Information, Anhui University of Technology, Anhui Maanshan 243002, China)

Abstract In this paper, a new algorithm of compressed video super-resolution restoration based on Bayesian estimation is proposed to resolve the problem of the traditional restoration methods which cannot be well applied to the compressed video. 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 criterion, and finally, a universal solution of the problem is presented by integrating the CCD with SA. The results of the experiment demonstrate that the algorithm not only performs better than the traditional ones in terms of PSNR and restoration effect, but also has the characteristics of easy extension.

Key words super resolution, compressed video, image reconstruction, Bayesian estimation

0 引言

图像超分辨率重建是从一系列质量较差、分辨率较低的图像重构成图像质量更好、分辨率更高的算法. 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, 因此超分辨率重构问题已成为图像领域的一个研究热点. 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, 主要分成如下几类: 基于 Bayesian 估计理论的 Bayesian 法^[1,2], 使用最大后验概率(似然函数)准则的 MAP/ML 法^[3], 基于凸集投影理论

的 POCS 法^[4]以及应用现代信号处理技术的自适应滤波法^[5]等等.

相对于以上介绍的非压缩视频 (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答. Patti 等^[6]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, 虽然此方法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^[7]提出了一种改造的非压缩图像的方法并应用到压缩视频领域, 虽然此方法简单易行, 但没有充分考虑到整个压缩过程的特点, 因此重构

收稿日期: 2005-03-25

基金项目: 江苏省自然科学基金资助项目 (BK2004151) 和安徽省高等学校自然科学基金资助项目 (2005KJ075).

作者简介: 周亮 (1981-), 硕士研究生, 主要从事图像处理和多媒体通信的学习与研究. E-mail: zking_zl@126.com

效果不理想; Segall等^[8]综合前两种方法的优点,提出了一种重构效果良好的新算法,但此算法并没有考虑非压缩过程中的噪声,应用范围受到限制。

本文在分析压缩视频图像的特点,基于 Bayesian理论提出了一种压缩视频(MPEG、H. 261/3)图像的超分辨率重建的新算法,并获得良好效果。

1 压缩视频模型

为了能比较精确地重构压缩视频的超分辨率图像,首先应建立起一个与实际情况相符合的压缩成像模型,然后在此基础上运用 Bayesian理论表述该超分辨率重构问题。

1.1 模型的建立

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 ,再对获得的图像序列依据ITU或MPEG制定的标准将其压缩,生成压缩视频 y ,成像过程如图1所示。从图中可以看出成像过程基本上可以分成两个部分:(1)图像序列获得部分;(2)压缩视频生成部分,包含编码和解码两个过程。下面对成像的这两个部分分别建立数学模型。

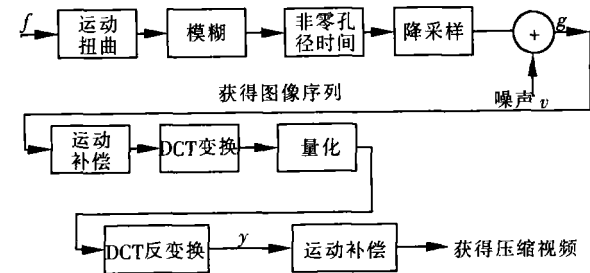


图1 压缩视频的成像过程

首先考虑原始高分辨率图像 f 与低分辨率图像序列 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:

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

式中, l 表示第 l 帧,原始高分辨率图像 f_l 为 $M \times N$,在运算时将其变成 $MN \times 1$ 的列向量。假设 P 是降采样因子,则 H 为 $PM \times PM$ 的矩阵, 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:

$$f_l = C(d_{lk})f_k \quad k = 1, 2, 3 \dots \quad (2)$$

$C(d_{lk})$ 是 $PM \times PM$ 的矩阵,表示帧 f_k 与帧 f_l 之间的映射; d_{lk} 是一个列向量,表示两帧之间的位移(displacements)。将(2)式代入(1)式可得:

$$g_l = HC(d_{lk})f_k + v_l \quad (3)$$

(3)式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(Discrete Cosine Transform)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(transform coefficients)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)。于是低分辨率图像 g 与压缩视频 y 可以表示为:

$$y_l = T^{-1}Q[T(g_l - MC_l(y_l^p, s_l))] + MC_l(y_l^p, s_l) \quad l = 1, 2, 3 \dots \quad (4)$$

式中, $Q[\cdot]$ 表示量化过程; T 和 T^{-1} 分别表示DCT变换和反变换; $MC_l(y_l^p, s_l)$ 是 g_l 的运动补偿预测,如果是帧内编码,此项为零; y_l^p 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(3)和(4),可得:

$$y_l = T^{-1}Q[T(HC(d_{lk})f_k - MC_l(y_l^p, s_l) + v_l)] + MC_l(y_l^p, s_l) \quad l = 1, 2, 3 \dots \quad (5)$$

由于在整个成像过程中,主要的噪声为量化噪声,所以令:

$$T^{-1}Q[T(HC(d_{lk})f_k - MC_l(y_l^p, s_l) + v_l)] = HC(d_{lk})f_k - MC_l(y_l^p, s_l) + n \quad (6)$$

式中, $n \sim N(0, K_1)$, K_1 是量化噪声的方差矩阵。

结合(5)和(6)可得原始高分辨率图像与压缩视频之间的关系为:

$$y_l = HC(d_{lk})f_k + n \quad (7)$$

1.2 压缩视频的超分辨率重构

根据(7)式给出的关系,现在问题转换成如何在给定的已解码的数据流 y_l 和运动矢量 s_l 来预测原始高分辨率图像 f_k 和位移 d 。本文在Bayesian理论下运用最大后验概率(MAP)准则解决此估计问题,于是问题可以转换成找 f_k 和 d 的估计值 \hat{f}_k, \hat{d} ,并且满足:

$$\hat{f}_k, \hat{d} = \arg \max_{f_k, d} P(f_k, d) P\left(\frac{y_l, s_l}{f_k, d}\right) \quad (8)$$

式中, $P(f_k, d)$ 表示原始高分辨率图像和位移的联合先验信息; $P\left(\frac{y_l, s_l}{f_k, d}\right)$ 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,压缩视频超分辨率问题转换成对(8)式的求解。

2 超分辨率重构的新算法

为方便计算,首先将(8)式取对数运算:

$$f_l, d = \arg \max_{f_l, d} \log P(f_l, d) P\left(\frac{y_l, s_l}{f_l, d}\right) \quad (9)$$

问题等价转换成对 (9) 式的解决. 本文使用 CCD (Cyclic Coordinate Decent) 方法将 (9) 式分解成以下 d 和 f 两个部分, 分别表示运动位移 (displacements) 和压缩视频流强度 (intensities), 结果如下:

$$d^{i+1} = \arg \max_d \log P(d) P\left(\frac{y_l, s_l}{f_l^i, d}\right) \quad (10)$$

式中, i 表示迭代次数. (10) 式获得的前提是最初迭代的已知图像 f_l^0 已知, 在实际操作中将第一帧压缩视频经过双线性插值得到的图像作为 f_l^0 . 将 (10) 式代入 (9) 式, 可得:

$$f_l^{i+1} = \arg \max_{f_l} \log P(f_l) P\left(\frac{y_l, s_l}{f_l, d^{i+1}}\right) \quad (11)$$

至此问题又转化成对 (10) 和 (11) 式的解决. 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. 根据文献 [9] 中提出的概率假设模型理论, 我们可以假设原始高分辨率图像概率模型为:

$$p(f_l) \propto \exp\{- (\lambda_1 \|Q_1 f_l\|^2 + \lambda_2 \|Q_2 A H f_l\|^2)\} \quad (12)$$

式中, 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; λ_1 和 λ_2 是控制概率幅度的系数, 简称为控制系数. 同理, 我们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:

$$p(d) = \prod_l p(d_l) \quad (13)$$

$$p(d_l) \propto \exp\left\{- \sum_{l=k-TB}^{k+TF} (\lambda_3 \|Q_3 d_{l,k}\|^2)\right\} \quad (14)$$

式中, Q_3 是线性高通滤波器; λ_3 是控制系数; TF 和 TB 分别表示在当前帧重构过程中, 所需此帧前面和后面 (以时间为轴) 参考帧的帧数. 从 (12) - (14) 式和 (7) 式可得, y_l 的条件概率模型为一高斯分布模型, 具体表达式为:

$$p\left(\frac{y_l}{f_l, d}\right) \propto \exp\left\{- \sum_{l=k-TB}^{k+TF} - 0.5 [\|H C(d_{l,k}) f_l - y_l\|^2 + \|H C(d_{l,k}) f_l - M C_l(y_l^p, s_l)\|^2] \right\} \quad (15)$$

将 (12) - (15) 式代入 (9) 式可得:

$$f_l, d = \arg \min_{f_l, d} \log \sum_{l=k-TB}^{l=k+TF} \{ (y_l - H C(d_{l,k}) f_l)^T \times K_1^{-1} \|y_l - H C(d_{l,k}) f_l\|^2 + K_2^{-1} \times \|M C_l(y_l^p, s_l) - H C(d_{l,k}) f_l\|^2 + \lambda_1 \|Q_1 f_l\|^2 + \lambda_2 \|Q_2 A H f_l\|^2 + \lambda_3 \|Q_3 d_{l,k}\|^2 \} \quad (16)$$

式中, K_1 是方差矩阵, 表示量化误差大小, 表达式为 $K_1 = T^{-1} K'_1 T^{-T}$; K'_1 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获取. 本文引用文献 [8] 中给出的结论: k_1 和 k_2 分别为 $q_l^2/12$ 和 $q_l^2/12 + a_l^2$, q_l 表示量化步长, a_l 表示解码后的变换系数. 再对 (16) 式采用 SA (Successive Approximation) 方法处理, 可得:

$$d_{l,k}^{i+1} = d_{l,k}^i - \alpha_1 \{ f_l^T \times [K_1^{-1} \|y_l - H C(d_{l,k}^i) f_l\|^2 + K_2^{-1} \|M C_l(y_l^p, s_l) - H C(d_{l,k}^i) f_l\|^2] + \lambda_3 Q_3 d_{l,k}^i \} \quad (17)$$

式中, $d_{l,k}^{i+1}$ 和 $d_{l,k}^i$ 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; α_1 是算法的收敛因子. 同理, 可获得 f_l^{i+1} 的迭代估计表达式:

$$f_l^{i+1} = f_l^i - \alpha_2 \sum_{l=k-TB}^{l=k+TF} \{ C(d_{l,k}) H^T \times [K_1^{-1} \|y_l - H C(d_{l,k}) f_l^i\|^2 + K_2^{-1} \|M C_l(y_l^p, s_l) - H C(d_{l,k}) f_l^i\|^2] + \lambda_1 Q_1 f_l^i + \lambda_2 Q_2 f_l^i \} \quad (18)$$

式中, f_l^{i+1} 和 f_l^i 分别表示估计高分辨率图像的第 $(i+1)$ 次和第 i 次迭代; α_2 是收敛因子. 至此, 已经从理论上解决了压缩视频的超分辨率问题.

3 仿真实验

仿真实验中的视频流采用 MPEG-4 压缩标准, 该压缩标准主要包含混合运动补偿和 8×8 块 DCT 变换. 原始高分辨率图像为 352×288 像素, 经过上文介绍的降质模型得到低分辨率的图像序列, 其中降采样因子为 2 降质模型的模糊核 h' :

$$h' = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (19)$$

压缩视频的每帧图像为 176×144 像素, 速度为 30 帧/s 比特率为 1 Mbps. 第一帧视频是 I 帧, 用帧内编码方法, 其余视为 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; 取 $TF = 1$, $TB = 2$.

控制参数和收敛系数取 $\lambda_1 = \lambda_2 = 10^{-3}$, $\lambda_3 = 10^3$, $\alpha_1 = 0.125$, $\alpha_2 = 10^{-6}$. Q_1 和 Q_3 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 8×8 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 f_k^i 的位移矢量 $d_{l,k}$ 的值已经得出, 则在 (18) 式的计算中则先将 $d_{l,k}$ 替代 $d_{l,k}$, 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 $\frac{\|f^{new} - f^{old}\|^2}{\|f^{old}\|^2} \leq$

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”序列为实验对象, 分别从 30 帧重构图像平均 PSNR(Peak Signal Noise Ratio) 值和视觉效果来衡量算法的有效性. 实验硬件环境为 PC CPU – 1.7G, 内存 256M; 软件环境为 MATLAB 6.5 限于篇幅, 仅给出

实验结果, 如表 1 和图 2 所示.

表 1 平均 PSNR 值 /dB

视频序列	双线性插值	3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



图 2 各种方法的重构效果比较

从表 1 可以看出, 本文提出的算法重构出的高分辨率图像的峰值信噪比较双线性插值法和三次样条函数法有了显著的提高, 提高幅度平均有 2dB 左右; 从图 2 的重构效果来看, 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; 而本文的方法重构图像分辨率有显著的提高, 并且图像清晰, 没有明显的块效应和振铃现象, 图像边缘光滑, 且细节信号的保留情况较双线性插值法和样条插值法有一定程度的改进.

4 结论

本文基于 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 (PSNR) 值和重构效果对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, 具有广泛的应用前景.

[参考文献]

[1] Cheeseman P, Kanefsky B, Hason R. Super resolved surface reconstruction from multiple images[J]. Tech Rep NASA, 1993, 21(1): 269- 276

[2] Schultz R R, Stevenson R L. Extraction of high resolution frames from video sequence[J]. IEEE Trans on Image Processing 1996, 9(5): 996- 1011

[3] Hunt B R. SuperResolution of images Algorithm, Principles Performance[J]. International Journal of Imaging Systems and Technology, 1995, 14(6): 297- 304

[4] Elad M, Feuer A. Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy and undersampled measured images[J]. IEEE Trans on Image Processing 1997, 6(12): 1646- 1658

[5] Elad M, Feuer A. Superresolution restoration if an image sequence adaptive filter approach[J]. IEEE Trans on Image Processing 1999, 12(3): 387- 395

[6] Patti A J, Alunbasak Y. Super-resolution image estimation for transform coded video with application to mpeg[J]. Proc IEEE Int Conf Image Processing 1999, 5(3): 179- 183

[7] Chen D, Schultz R R. Extraction of high-resolution video stills from mpeg sequences[J]. Proc Image Processing 1998, 14(2): 465- 469.

[8] Segall C A, Katsaggelos A A, Rafael Molina *et al*. Bayesian resolution enhancement of compressed video [J]. IEEE Trans on Image Processing 2004 13(7): 898 - 911.

[9] Segall C A, Katsaggelos A A, Rafael Molina *et al*. Super-resolution from compressed video [J]. Super-Resolution Imaging 2001, 19(3): 211- 242

[责任编辑: 刘健]

(上接第 7 页)

[参考文献]

[1] Modest M F. Radiative Heat Transfer[M]. New York: McGraw Hill Inc, 1993. 713- 715.

[2] Zhang M. Modeling of Radiative Heat Transfer and Diffusion Processes Using Unstructured Grid[D]. USA: Tennessee Technological University, 2000 65- 88.

[3] 斯帕罗 EM, 塞斯 RD 辐射传热[M]. 顾传保, 张学学译. 北京: 高等教育出版社, 1982. 270- 283.

[4] Chai JC, Patankar SV. Finite Volume Method for Radiation Heat Transfer[M]. New York: Taylor and Francis Publisher, 2000. 102- 121.

[责任编辑: 刘健]