

基于改进量化约束集的压缩视频超分辨率重建算法

曾强宇,何小海,陈为龙

(四川大学 电子信息学院,成都 610064)

(yukizqy@sina.com)

摘要:超分辨率技术是使用低分辨率图像序列来重建高分辨率图像的技术。在压缩视频的超分辨率重建中,量化约束集(QCS)作为编码模型的先验信息被广泛采用。根据窄量化约束集(NQCS)理论,利用量化误差的统计特性,提出了一种改进量化约束集(AQCS)。根据离散余弦变换(DCT)后块边界特性,提出了平滑约束集。通过对量化约束集和平滑约束集的投影进行超分辨率重建。实验结果表明,提出的基于改进量化约束集的压缩视频超分辨率重建算法较传统的量化约束集,在峰值信噪比(PSNR)和主观图像质量上有不同程度的提高,适合压缩视频的应用。

关键词:压缩视频;凸集投影;超分辨率重建;量化约束集;平滑约束集

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Compressed video super-resolution reconstruction based on adaptive quantization constrain set

ZENG Qiang-yu, HE Xiao-hai, CHEN Wei-long

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China)

Abstract: Super-resolution technique is reconstructing High-Resolution (HR) image from a sequence of Low-Resolution (LR) images. Quantization Constrain Set (QCS) was widely used as priori information about the coding process in super-resolution reconstruction of compressed video. An Adaptive Quantization Constrain Set (AQCS) was proposed by using statistical property of quantization errors based on theory of projection onto the Narrow Quantization Constrain Set (NQCS). A new Smooth Constrain Set (SCS) was proposed by using the property of DCT transformed block edge. The projection onto AQCS and SCS was utilized to reconstruct the HR image. The experimental results show that the proposed AQCS outperforms traditional QCS in both Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) and subjective image quality, and it is applicable to compressed video.

Key words: compressed video; projection onto convex set; super-resolution reconstruction; quantization constrain set; smooth constrain set

0 引言

随着视频压缩技术的发展,当前压缩视频已经成为视频传输的主要手段。各种视频应用如流媒体、无线可视电话和HDTV都是基于视频压缩技术。图像超分辨率重建是将一系列的低分辨率图像重建为质量更好的高分辨率图像。在实际应用中由于成像条件、图像压缩等原因,人们获得的图像信号的分辨率不能达到人们对高清晰度的要求,因此超分辨率图像的重建是图像领域的研究热点。压缩视频的超分辨率重建与传统的超分辨率重建有以下不同^[1]:1)图像序列不再是像素值,而是压缩后的码流。压缩后的码流主要由经过量化以后的变换系数和运动矢量构成。在编码过程中由于量化引入了量化噪声,造成了图像的降质,而且量化噪声在空间域上是可变的,这使得噪声过程变得极为复杂。2)由于编码器使用了基于块的离散余弦变换和量化,在解码图像中会产生块效应和振铃效应,这会直接影响到重建图像的主观质量。

针对上述提出的问题,众多学者提出了许多解决方法,主要分为以下几类:1)最大后验概率法^[2-4](Maximum A Posteriori, MAP),基本思路是在已知解码后的LR(Low Resolution)图像的像素强度 y 和运动矢量 v 的情况下,使HR(High Resolution)图像 f_k 和偏移 d 的后验概率达到最大。2)凸集投影^[5-7](Projection Onto Convex Set, POCS)方法,基

本思路是根据压缩图像的先验信息构造出一系列的闭合的凸集,通过对这些凸集进行求交,构成SR(Super Resolution)重建问题的解空间。3)迭代反向投影^[8](Iterative Back Projection, IBP)法的基本思路是:先用观测图像的一个初始估计作为当前结果投影到LR图像上以获取模拟误差,再将模拟误差反向投影到HR图像上,并依此不断更新当前估计。4)基于小波的压缩视频超分辨率重建算法^[9-10],基本思路是通过最优化能量函数获取HR图像,特点是通过少量的训练样本就可以获取较好质量的HR图像。

本文在分析了压缩视频图像的特点的基础上,引入窄量化集理论^[11],提出了一种基于自适应量化集的压缩视频(H.264)超分辨率重建算法,并获得了良好的效果。

1 窄量化集理论

窄量化集理论主要应用于图像复原,本文将它引入到凸集投影的压缩视频超分辨率重建算法中。

凸集投影算法的性能很大程度上取决于约束集的选取。在POCS压缩视频的超分辨率重建算法基于量化约束集(Quantization Constrain Set, QCS)和平滑约束集(Smooth Constrain Set, SCS)。QCS是压缩视频LR图像与估计的HR图像之间的量化约束,其先验信息是图像量化间隔的约束。SCS是压缩视频LR图像与估计的HR图像之间的平滑约束,

收稿日期:2010-06-09;修回日期:2010-07-16。 基金项目:教育部科学技术研究重点项目(107094)。

作者简介:曾强宇(1982-),男,四川自贡人,博士研究生,主要研究方向:图像处理、视频压缩、视频超分辨率;何小海(1964-),男,四川成都人,教授,博士生导师,主要研究方向:图像处理、视频通信;陈为龙(1982-),男,四川内江人,博士研究生,主要研究方向:超分辨率。

其先验信息是图像块之间的边界条件约束。在压缩视频超分辨率重建算法中,迭代的初始图像位于 QCS 的中心,原始的图像在 QCS 的量化约束范围以内。在 QCS 和 SCS 之间迭代投影时会有以下两种情况,如图 1 所示。

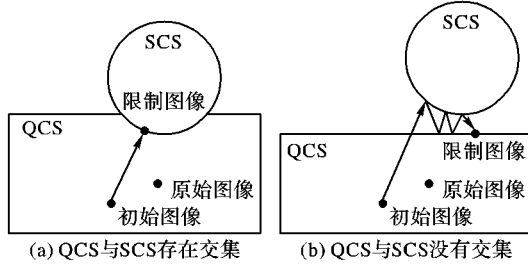


图 1 POCS 过程

在图 1(a) 所示的情况中, QCS 和 SCS 存在交集, 在投影操作中只需要将原始图像投影到 SCS 即可收敛, 不必再投影到 QCS。文献[12]提出的算法正是图(a)这种情况。但如图 1(b) 所示, 当 QCS 和 SCS 没有交集时, 就需要经过多次迭代才能获得对原始图像的估计, 即限制图像。限制图像收敛于 QCS 的边缘。文献[9]提出一种 NQCS, 如图 2 所示。

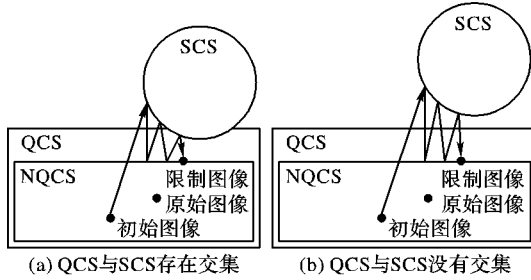


图 2 使用 NQCS 的 POCS 过程

NQCS 相当于在 QCS 的子集区域进行投影。文献[11]证明了投影到 QCS 在最小均方误差准则下并不是最优的量化约束集, 使用 NQCS 能获得更好的重建效果。基于以上思想本文提出了一种新的基于自适应量化约束集的压缩视频超分辨率重建算法。

2 自适应量化约束集

在对压缩的码流进行超分辨率重建的过程中, 首先根据压缩视频的获取流程进行建模。这个模型是原始的高分辨率图像与经过压缩后的低分辨率图像的关系模型。假设存在高分辨率图像 f , f 经过降晰和亚采样后得到低分辨率图像 g , 过程表示为:

$$g_l = AHf_l + n_l \quad (1)$$

其中: l 表示第 l 帧图像; f_l 是 $(PMPN) \times 1$ 的列矢量, 代表大小为 $(PM) \times (PN)$ 的高分辨率图像, 低分辨率图像大小为 $(M) \times (N)$; P 表示放大倍数; g_l 是 $(MN) \times 1$ 的列矢量, 代表 $(M) \times (N)$ 的低分辨率图像; A 是 $(MN) \times (PMPN)$ 的亚采样矩阵, H 是 $(PMPN) \times (PMPN)$ 的降晰矩阵。 n_l 是独立于图像信号的噪声。

$$P_l[f_k'] =$$

$$\begin{cases} f_k' - \frac{C^T(d_{l,k})H^T A^T T_{DCT}^{-1} [T_{DCT} AHC(d_{l,k})f_k' - (T_{DCT} g_l' + 0.5\lambda_{ij}(u,v)q_l)]}{\|T_{DCT} AHC(d_{l,k})\|^2}, & T_{DCT}[AHC(d_{l,k})f_k' - g_l'] > 0.5\lambda_{ij}(u,v)q_l \\ f_k' - \frac{C^T(d_{l,k})H^T A^T T_{DCT}^{-1} [T_{DCT} AHC(d_{l,k})f_k' - (T_{DCT} g_l' - 0.5\lambda_{ij}(u,v)q_l)]}{\|T_{DCT} AHC(d_{l,k})\|^2}, & T_{DCT}[AHC(d_{l,k})f_k' - g_l'] < -0.5\lambda_{ij}(u,v)q_l \\ f_k', & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

两帧高分辨率图像之间可以用运动矢量来表示:

$$f_l = C(d_{l,k})f_k \quad (2)$$

其中: $C(d_{l,k})$ 是 $(PMPN) \times (PMPN)$ 的矩阵, 表示 f_l 和 f_k 之间的运动矢量。 $d_{l,k}$ 是列向量, 表示两帧之间的位移。将式(2)代入式(1), 得到高分辨帧 f_k 和低分辨帧 g_l 之间的关系:

$$g_l = AHC(d_{l,k})f_k + n_l \quad (3)$$

在压缩解码端中, 当前帧 g_l 经压缩后的 g_l' 由两部分构成: 第一部分是由运动补偿的 g_l^{MC} ; 另一部分是运动补偿得到的残差数据, 这些残差数据在压缩时进行了离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform, DCT) 和量化。

$$g_l' = T_{DCT}^{-1} Q^* [Q [T_{DCT} (AHC(d_{l,k})f_k - g_l^{MC} + n_l)]] + g_l^{MC} \quad (4)$$

其中: T_{DCT} 和 T_{DCT}^{-1} 分别表示 DCT 和反 DCT, Q 和 Q^* 分别表示量化和反量化过程。由式(4)可以得出已知解码压缩 LR 图像 g_l' 和要估计的 HR 图像 f_k' 的关系。

残差数据的压缩过程可以看做是一个引入量化噪声的过程。由于在压缩过程中量化噪声是主要的噪声, 式(4)中的残差数据的量化过程可以做如下简化:

$$T_{DCT}^{-1} Q^* [Q [T_{DCT} (AHC(d_{l,k})f_k - g_l^{MC} + n_l)]] = AHC(d_{l,k})f_k - g_l^{MC} + n_l^Q \quad (5)$$

将式(5)代入式(4)可得:

$$g_l' = AHC(d_{l,k})f_k + n_l^Q \quad (6)$$

在图像的压缩算法中, 量化过程是将变换后的系数除以量化系数, 再对结果取最邻近的整数。这就提供了建立 QCS 的约束条件, 即量化误差在 $1/2$ 量化间隔之内。由量化的先验知识可得到以下用于超分辨率重建的 QCS:

$$f_l' \in \{f_l' : -0.5q_l < AHC(d_{l,k})f_k - g_l' < 0.5q_l\} \quad (7)$$

其中 q_l 为量化间隔。

引入窄量化集理论, 本文提出如下改进量化约束集 AQCS:

$$f_l' \in \{f_l' : -0.5\lambda_{ij}(u,v)q_l < AHC(d_{l,k})f_k - g_l' < 0.5\lambda_{ij}(u,v)q_l\} \quad (8)$$

其中 $\lambda_{ij}(u,v)$ 的值由位于 (u,v) 位置的块的四个相邻 4×4 块的 DC 系数 (DCT 变换后的低频系数) 决定。 u, v 分别代表块的横坐标和纵坐标。

$$\lambda_{ij}(u,v) = 4/(\theta_{ij}(u,v) + 4) \quad (9)$$

如图 3 所示。

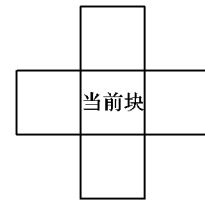


图 3 在 DCT 域的变换块

$\theta_{ij}(u,v)$ 由当前位于 (u,v) 的块的 4 个相邻块决定, $\theta_{ij}(u,v)$ 的值等于在 4 个相邻块中 DC 系数与当前块的 DC 系数在同一量化间隔内的块的数目。 $0 < \theta_{ij}(u,v) \leq 4, 0.5 < \lambda_{ij}(u,v) \leq 1$ 。

对于 AQCS 的投影算子如下:

3 平滑约束集

为了抑制图像在压缩过程中引入的块效应,本文在图像块的边界部分定义如下的平滑约束集。如图4所示。

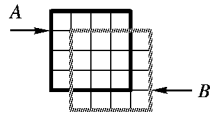


图4 平滑约束示意图

在图4中黑色的框代表当前的 4×4 块 A , a_{ij} 表示块 A 内的像素点,灰色的框代表当前 4×4 块在水平和垂直方向上各移动一个像素后的 4×4 块 B , b_{ij} 表示块 B 内的像素点。定义如下的平滑约束集:

$$f' \in \{f'; b_{ij} \subset f', NZ(B_{ij}) \leq K_{B_{ij}}\} \quad (11)$$

$$K_{B_{ij}} = \begin{cases} NZ(A_{ij}) + 3, & NZ(A_{ij}) < 6 \\ NZ(A_{ij}) + 1, & 6 < NZ(A_{ij}) < 15 \\ NZ(A_{ij}), & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

其中 $NZ()$ 代表块经过DCT以后,再进行Zig-zag扫描以后得到的非0系数的个数。如图5所示,这是一个块经过平滑约束集投影以后的结果。

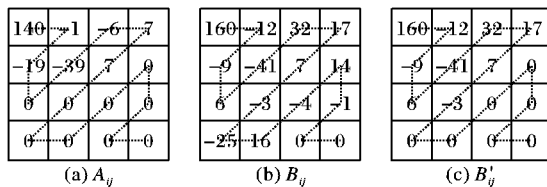


图5 平滑约束集投影过程

图5(a)为经过DCT后的块 A_{ij} , 经过Zig-zag扫描以后得到 $NZ(A_{ij}) = 8$,故在对对应的 B_{ij} 进行投影操作时, $K_{B_{ij}} = 9$; (b)为经过DCT后的块 B_{ij} ; (c)为块 B_{ij} 在平滑约束集上投影后得到的结果 B'_{ij} 。

4 压缩超分辨率重建流程

压缩视频超分辨率重建的流程如图6所示。

步骤1 对第 k 帧 g_k 进行双线性插值,把插值后的图像作为高分辨率图像 f_k 的初始估计 f'_k 。

步骤2 对每一参考帧 g_i 重复如图6所示的迭代,直到满足一定的阈值条件,得到结果。

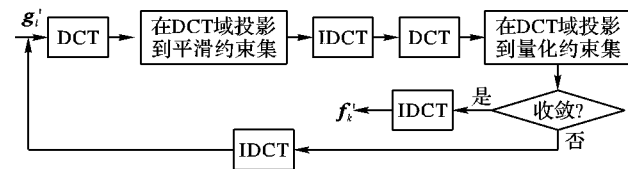


图6 投影过程

步骤2.1 将压缩后的视频图像进行解码,解码过程中保留每个 4×4 块的运动矢量和量化参数。



(a) 原始图像



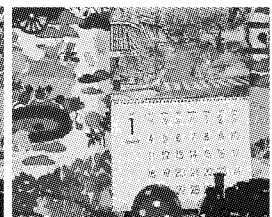
(b) 压缩后的图像



(c) 双线性插值图像



(d) QCS+SCS重建图像



(e) AQCS+SCS重建图像

图9 Mobile序列实验结果

步骤2.2 对解码后的图像进行一个位移操作得到 B_{ij} 块,再对 B_{ij} 块在DCT域进行平滑约束集投影得到 B'_{ij} 并进行反DCT。

步骤2.3 对图像进行DCT后投影到量化约束集。

步骤3 得到结果 $f' = f'_k$ 。

5 实验结果

测试序列采用H.264进行压缩,除第1帧以外都采用P-frame编码,压缩视频大小为 176×144 ,码率为1 Mbps,重建参考帧为5帧。本文以Mobile作为测试序列,采用分级块匹配算法获取图像的帧间运动矢量 $C(d_{i,k})$ 。其中QCS^[12]表示采用(7)的量化约束集的重建算法,QCS+SCS表示采用式(7)的量化约束集的重建算法和本文提出的平滑约束集,AQCS+SCS表示采用本文提出的量化约束集和平滑约束集的重建算法。使用准则 $\frac{\|f_k^{n+1} - f_k^n\|^2}{\|f_k^n\|^2} \leq 10^{-6}$ 来终止迭代,在码率为512 Kbps、1 Mbps、1.5 Mbps和2 Mbps情况下分别测试,其峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)曲线如图7、8所示。

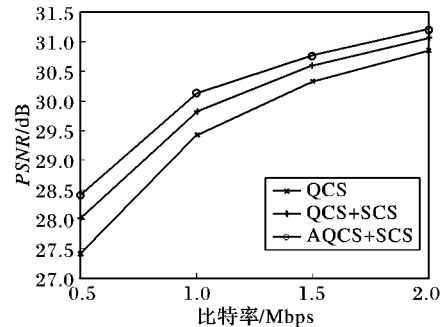


图7 不同码率下的PSNR曲线

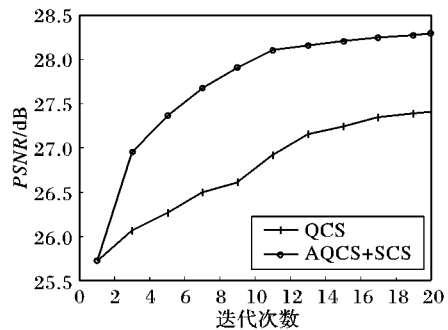


图8 PSNR和迭代次数的关系

由图7和图8可知,本文提出的算法AQCS+SCS较原始算法QCS算法收敛速度快,重建图像的PSNR也有明显的提升。本文提出的压缩视频超分辨率算法不但能提高图像的分辨率,而且视频压缩产生的块效应也能被有效去除,图像的边沿和细节同时被保留,重建图像主观质量较双线性插值和QCS算法有明显提高。

而最大限度地减少了匹配窗口大带来的噪声影响,并针对原先方法的不足提出了新的匹配窗选取方法,使得匹配窗口在不跨越视差不连续区域的基础上包含更多的有效信息,同时提出了采用了降低边界点彩色相似度影响的方法,有效地提高了视差计算的精确度。经 Middlebury 网站提供的四对测试图进行的匹配实验验证表明,本文提出的方法具有一定的实用价值,能有效提高立体图像对的匹配精度。

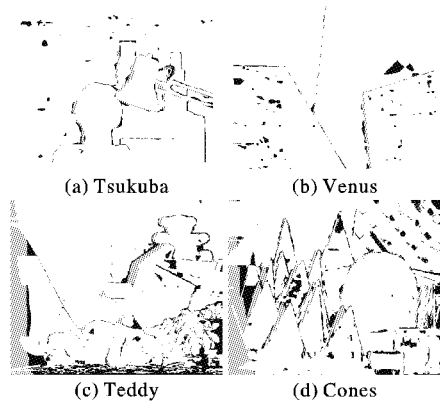


图 5 Tsukuba、Venus、Teddy、Cones 差异图

参考文献:

- [1] BROWN M Z, BURCHKA D, HAGER G D. Advances in computational stereo [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(8): 993–1008.
- [2] BHAT D N, NAYAR S K. Ordinal measures for image correspondence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(4): 415–423.
- [3] ROJAS A, CALVO A, MUNOZ J. A dense disparity map of stereo images [J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(3): 385–393.
- [4] VEKSLER O. Stereo matching by compact windows via minimum ratio cycle [C]// ICCV '01: Proceedings of Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE, 2001, 1: 540–547.
- [5] SCHMID C, ZISSERMAN A. The geometry and matching of curves in multiple views [C]// ECCV '98: Proceedings of the 5th European Conference on Computer Vision, LNCS 1406. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 104–118.
- [6] BIRCHFIELD S, TOMASI C. Multiway cut for stereo and motion with slanted surfaces [C]// ICCV '99: Proceedings of Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE, 1999: 489–495.
- [7] KANADE T, OKUTOMI M. A stereo matching algorithm with an adaptive window: theory and experiment [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(9): 920–932.
- [8] ROJAS A, CALVO A, MUÑOZ J. A dense disparity map of stereo images [J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(4): 385–393.
- [9] 顾征, 苏显渝, 刘元坤, 彩色立体相对自适应匹配[J]. 光电子·激光, 2008, 19(2): 225–229.
- [10] WANG KUN. Adaptive stereo matching algorithm based on edge detection [C]// ICIP 2004: IEEE International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE, 2004: 1345–1348.
- [1] BROWN M Z, BURCHKA D, HAGER G D. Advances in computational stereo [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(8): 993–1008.
- [2] BHAT D N, NAYAR S K. Ordinal measures for image correspondence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(4): 415–423.
- [3] ROJAS A, CALVO A, MUNOZ J. A dense disparity map of stereo images [J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(3): 385–393.
- [4] VEKSLER O. Stereo matching by compact windows via minimum ratio cycle [C]// ICCV '01: Proceedings of Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE, 2001, 1: 540–547.
- [5] SCHMID C, ZISSERMAN A. The geometry and matching of curves in multiple views [C]// ECCV '98: Proceedings of the 5th European Conference on Computer Vision, LNCS 1406. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 104–118.
- [6] BIRCHFIELD S, TOMASI C. Multiway cut for stereo and motion with slanted surfaces [C]// ICCV '99: Proceedings of Seventh IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE, 1999: 489–495.
- [7] KANADE T, OKUTOMI M. A stereo matching algorithm with an adaptive window: theory and experiment [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(9): 920–932.
- [8] ROJAS A, CALVO A, MUÑOZ J. A dense disparity map of stereo images [J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18(4): 385–393.
- [9] 顾征, 苏显渝, 刘元坤, 彩色立体相对自适应匹配[J]. 光电子·激光, 2008, 19(2): 225–229.
- [10] WANG KUN. Adaptive stereo matching algorithm based on edge detection [C]// ICIP 2004: IEEE International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE, 2004: 1345–1348.
- [5] STARK H, OSKOUI P. High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections[J]. Journal of Optical Society America A, 1989, 6(11): 1715–1726.
- [6] PAK H, KIM R. On the POCS-based post-processing technique to reduce the blocking artifacts in transform coded images[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1998, 8(3): 358–367.
- [7] XU ZHONGQIANG, ZHU XIUCHANG. A novel algorithm of super-resolution reconstruction for compressed video[J]. Journal of Electronics, 2007, 24(3): 363–368.
- [8] TOM B C. Resolution enhancement of monochrome and color video using motion compensation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 278–287.
- [9] LIYAKATHUNISA, KUMAR C N R, ANANTHASHAYANA V K. Super resolution reconstruction of compressed low resolution images using wavelet lifting schemes[C]// ICCEE '09: Second International Conference on Computer and Electrical Engineering. Washington, DC: IEEE, 2009: 629–633.
- [10] NA FAN. Super-resolution using regularized orthogonal matching pursuit based on compressed sensing theory in the wavelet domain [C]// Proceedings of the 2009 Sixth International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 349–354.
- [11] PARK S H, KIM D S. Theory of projection onto narrow quantization constraint set and its application [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(10): 1361–1373.
- [12] SEGALL C A, KATSAGGELOS A K, MOLINA R, et al. Super-resolution from compressed video[EB/OL]. [2010-02-10]. <http://decsai.ugr.es/vip/files/books/01to2hichapter.pdf>.

(上接第 153 页)

6 结语

本文提出了一种基于凸集投影(POCS)的压缩视频超分辨率重建算法。通过对视频压缩过程的建模,提出了基于窄量化集理论的自适应量化约束集;利用 DCT 后块边界信息特性,提出了平滑约束集,并对图像序列进行了实验。实验结果表明,本文提出的算法的重建图像在 PSNR 上较传统的量化约束集算法有一定的提升,主观重建质量较好。本文算法采用 H.264 压缩视频为实验对象,通过简单的改造也可用于 H.263、MPEG-4 等压缩视频,具有较好的扩展性。压缩视频运动矢量的重建和更精确的重建算法是下一步的工作目标。

参考文献:

- [1] SEGALL C A, MOLINA R, KATSAGGELOS A K. High-resolution images from low-resolution compressed video[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3): 37–48.
- [2] GUNTURK B K, ANTUNBASAK Y, MERSEREAU R. Bayesian resolution-enhancement framework for transform-coded video[C]// International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE, 2001, 2: 41–44.
- [3] SEGALL C A, KATSAGGELOS A K, MOLINA R, et al. Bayesian resolution enhancement of compressed video[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(7): 898–911.
- [4] SEGALL C A, MOLINA R, KATSAGGELOS A K, et al. Reconstruction of high-resolution image frames from a sequence of low-resolution and compressed observations[C]// ICASSP '02: IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Washington, DC: IEEE, 2002, 2: 1701–1704.