

基于压缩感知的改进 MPEG-2 编码方案

段继忠¹, 张立毅^{1,2*}, 刘 昱¹, 孙云山^{1,2}

(1. 天津大学 电子信息工程学院, 天津 300072; 2. 天津商业大学 信息工程学院, 天津 300134)

(* 通信作者电子邮箱 zhangliy@tjcu.edu.cn)

摘要:为寻找压缩感知在视频编码上的应用并提高 MPEG-2 的编码效率,提出了基于压缩感知和 MPEG-2 的改进方案。该视频编码改进方案从标准重构方法与像素域最小全变分重构算法中选出最终重构方法,使最终重构出的图像具有较小均方误差和。像素域最小全变分重构算法的提出,基于原始图像的梯度比残差图像的梯度更稀疏这个特征。实验结果表明,所提出的方案对于各类序列都有性能的提升。对于有比较锐利边缘物体的序列,平均峰值信噪比(PSNR)提高 0.5 dB 以上;而对于具有较多平坦区域或复杂纹理的序列,平均 PSNR 也有 0.26 dB~0.41 dB 的提高。

关键词:MPEG-2; 视频编码; 部分离散余弦变换; 压缩感知; 图像重构; 最小全变分

中图分类号: TN919.81 **文献标志码:** A

Improved MPEG-2 video coding scheme based on compressed sensing

DUAN Ji-zhong¹, ZHANG Li-yi^{1,2*}, LIU Yu¹, SUN Yun-shan^{1,2}

(1. School of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2 School of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China)

Abstract: In order to seek for applications in video coding of Compressed Sensing (CS) and improve the coding efficiency of MPEG-2, a CS and MPEG-2 based improved scheme was proposed. The improved video coding scheme chose the method producing an image with smaller Sum of Squared Differences (SSD) as the final reconstruction method between the standard reconstruction method and the Total Variation (TV) minimization algorithm in the pixel domain, which is based on the fact that the original image has sparser gradient than the residual image. The experimental results show that the proposed scheme is efficient for all kinds of video sequences. The improvement of Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) is greater than 0.5 dB for the sequences with sharp edges, and 0.26 dB~0.41 dB for sequences with smooth areas or complex textures.

Key words: MPEG-2; video coding; partial Discrete Cosine Transform (DCT); Compressed Sensing (CS); image reconstruction; Total Variation (TV) minimization

0 引言

压缩感知(Compressed Sensing, CS),也叫压缩采样、压缩传感或稀疏重构,是新兴的数字信号处理理论。该理论指出,在信号具有稀疏性或可压缩的条件下,能以极大概率从远低于奈奎斯特采样速率的采样值(也叫测量值)中无失真恢复原始信号^[1-3]。压缩感知理论的最初应用之一是从部分离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)系数中无失真重构磁共振图像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)^[1,4]。在传统的图像/视频编码过程中,一般先将图像变换到一个变换域以去除空间相关性,再对变换系数进行量化和熵编码等其他处理^[5]。其中,最常用的变换分为两类:一类是基于块的离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)(在 JPEG、MPEG-2、MPEG-4 中使用)以及 H.264 中使用的整数 DCT;另一类是基于图像的小波变换(在 JPEG2000 中使用)。这些变换与 DFT 变换有着很高的相似性,理论上也能从部分变换系数中重构出原始图像,文献[6]对基于部分 DCT 系数的重构作了详细阐述。因此,可以将压缩感知结合进图像/视频编码流程中,设计符合 CS 理论的图像/视频编码工具,从而实现进一步压缩。

Zhang 等^[7]提出了一种在 H.264 中基于 CS 的从量化/反量化 DCT 系数重构残差图像的方法。该方法采用一维 DCT,然后截取头 40 个系数作为采样值,因此空间相关性并未得到充分去除,而且仅考虑了帧内预测中的直流(Direct Current, DC)预测,增益非常有限。潘榕等^[6]提出量化即是对二维 DCT 系数进行采样的观点,设计了相应的编解码流程,充分去除了空间相关性,提高了编码效率和重构质量。然而,由于原图像与预测图像的残差的梯度稀疏性有限,前面两种方法都不适合用在采用残差图像的编码框架中。图像拥有比相应的残差更稀疏的梯度。基于这个特性,Do 等^[8]提出在像素域恢复图像的方法,该方法将预测图像按照残差图像的采样方法进行采样,并与残差图像的采样相加,得到原始图像的采样,再使用最小全变分法恢复原始图像块。实验证明该方法对 H.264 的帧内编码和帧间编码都有一定的效果。文献[9]使用在像素域恢复图像的方法来恢复多视点视频编码(Multiview Video Coding, MVC)中的深度图,获得了较大增益。MPEG-2 是当今应用最广泛的视频编码标准之一。是否可能将 CS 与 MPEG-2 相结合呢?本文拟基于 MPEG-2 视频编码标准所采用的块结构,将 CS 恢复算法——像素域最小全变分算法作为一种编码工具加入到 MPEG-2 编码流程中,期

收稿日期:2012-06-25;修回日期:2012-07-30。

作者简介:段继忠(1984-),男,四川眉山人,博士研究生,主要研究方向:视频/图像处理、压缩感知、MRI 重构;张立毅(1963-),男,山西忻州人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向:信号检测与处理、神经网络理论;刘昱(1976-),男,云南昆明人,副教授,博士,主要研究方向:视频信号处理;孙云山(1980-),男,山西忻州人,讲师,博士,主要研究方向:盲均衡算法。

望提高率失真性能。

1 压缩感知理论

1.1 压缩感知一般表示

设有一个长度为 N 的信号 \mathbf{x} , 若可表示成 $\mathbf{x} = \Psi\mathbf{s}$, 且满足 $\|\mathbf{x}\|_0 \leq K, K \ll N$, 则称该信号 \mathbf{x} 为 K 稀疏信号, Ψ 为稀疏基^[10]。

压缩感知的采样过程可以表示为:

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x} \quad (1)$$

其中: \mathbf{x} 为信号矢量, Φ 为测量矩阵(或感知基、感知矩阵), \mathbf{y} 为测量值矢量, 其长度 $M \ll N$ 。CS 理论表明, 若信号 \mathbf{x} 满足: 1) 在 Ψ 下为 K 稀疏信号; 2) 稀疏基 Ψ 与感知基 Φ 不相关, 则从远小于信号维度的测量值中, 通过求解式(2)所示的最小 L1 范数问题, 即可精确重构原信号^[11]。

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min \|\Psi^T \mathbf{x}\|_1 \quad (2)$$

s. t. $\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x}$

式中, $\|\cdot\|_1$ 表示 L1 范数, 其值为各元素绝对值之和。

1.2 压缩感知二维表示

Candes 等提出最小全变分法, 从部分 DFT 系数中重构 MRI 图像, 其原理^[12]如下所示:

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} \text{TV}(\mathbf{X}) \quad (3)$$

s. t. $\hat{\mathbf{X}}(\omega) = \hat{\mathbf{f}}(\omega), \omega \in \Omega$

其中: \mathbf{X} 为二维图像, Ω 为部分二维 DFT 频率集, ω 为二维 DFT 频率对, $\text{TV}(\mathbf{X})$ 为全变分(Total Variation, TV), 即图像离散梯度之和, 由式(4)定义。

$$\text{TV}(\mathbf{X}) = \sum_{t_1 \neq t_2} \sqrt{|D_{sh}(t_1, t_2)|^2 + |D_{sv}(t_1, t_2)|^2} \quad (4)$$

其中, $D_{sh}(t_1, t_2) = \mathbf{X}(t_1, t_2) - \mathbf{X}(t_1 - 1, t_2)$, $D_{sv}(t_1, t_2) = \mathbf{X}(t_1, t_2) - \mathbf{X}(t_1, t_2 - 1)$, t_1 和 t_2 分别是图像的横纵坐标。

$\hat{\mathbf{X}}(\omega)$ 是未知待重构图像 \mathbf{X} 的 DFT 系数, $\hat{\mathbf{f}}(\omega)$ 是采样时得到的部分 DFT 系数(已知)。最小 TV 重构即是: 在已知 DFT 系数和未知信号的 DFT 系数达到匹配的情况下, 通过迭代寻找具有 TV 最小(即信号的梯度最稀疏)的信号。

2 改进视频编码方案

2.1 相关工作

令 $\mathbf{X}_f, \mathbf{X}_r, \mathbf{X}_p$ 和 $\hat{\mathbf{X}}_f$ 分别为原图像块、残差块、预测块和重构图像块, 相应的一维表达为 $\mathbf{x}_f, \mathbf{x}_r, \mathbf{x}_p$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_f$ 。令 $\mathbf{y}_f, \mathbf{y}_r, \mathbf{y}_p$ 和 $\tilde{\mathbf{y}}$ 分别为原始图像块、残差块、预测块和残差块经量化/反量化后的测量值矢量。 $\mathbf{X}_f, \mathbf{X}_r$ 和 \mathbf{X}_p 的关系可表示成: $\mathbf{X}_f = \mathbf{X}_r + \mathbf{X}_p$ 。

在文献[7]中, \mathbf{y}_r 通过对 \mathbf{x}_r 采样得到:

$$\mathbf{y}_r = \mathbf{R} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{x}_r \quad (5)$$

其中: \mathbf{R} 为选择矩阵, 保留了 $\mathbf{T} \cdot \mathbf{x}_r$ 扫描序的前 40 个系数; \mathbf{T} 是 DCT 的基矩阵。首先通过式(6)重构残差 $\hat{\mathbf{x}}_r$, 再通过 $\hat{\mathbf{x}}_f = \hat{\mathbf{x}}_r + \mathbf{x}_p$ 重构出原始图像块。

$$\hat{\mathbf{x}}_r = \arg \min_{\mathbf{x}_r} \text{TV}(\mathbf{x}_r) \quad (6)$$

s. t. $\|\tilde{\mathbf{y}}_r - \mathbf{R} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{x}_r\|_2 \leq \varepsilon$

其中 $\text{TV}(\mathbf{x}) = \text{TV}(\mathbf{X})$, $\tilde{\mathbf{y}}_r = \mathbf{y}_r + \mathbf{e}$, \mathbf{e} 为对 \mathbf{y}_r 量化引入的误差。

然而, 既然残差在梯度域稀疏性不够好, 残差块的重构就不太适合使用最小 TV 算法。文献[8]提出从 $\tilde{\mathbf{y}}_r$ 在像素域重构原图像块 $\hat{\mathbf{X}}_f$ 的方法, 如式(7)所示:

$$\hat{\mathbf{X}}_f = \arg \min_{\mathbf{X}} \text{TV}(\mathbf{X}) \quad (7)$$

s. t. $\|\tilde{\mathbf{y}}_f - \Phi(\mathbf{X})\|_2 \leq \varepsilon$

其中 Φ 表示感知操作子——即先对图像块进行二维整数变换(H.264 中使用的变换), 再保留 zig-zag 扫描序的前 40 个系数, 从而得到测量值。 $\tilde{\mathbf{y}}_f$ 的定义如式(8)所示:

$$\tilde{\mathbf{y}}_f = \Phi(\mathbf{X}_r) + \Phi(\mathbf{X}_p) = \tilde{\mathbf{y}}_r + \mathbf{y}_p = \mathbf{y}_r + \mathbf{y}_p + \mathbf{e} \quad (8)$$

\mathbf{X}_p 在解码端可以准确获取, 而 Do 等采样时只保留 zig-zag 扫描序的前 40 个系数, 这必然在重构结果中引入噪声。因此, 文献[9]中提出全采样的概念, 即完全采样变换系数, 以防止人为引入噪声。

2.2 本文算法

文献[6]表明, 从部分 DCT 系数精确重构图像是可能的。利用 Kronecker 积, 基于二维 DCT 的 CS 采样过程可以表示成一维矩阵乘积形式:

$$\mathbf{y} = \mathbf{R} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{x} \quad (9)$$

其中 \mathbf{R} 为选择矩阵, 由单位矩阵的行组成, 可通过类似文献[1]中的星型图案来设计。 $\mathbf{x} = \text{vec}(\mathbf{X})$, \mathbf{X} 为二维图像, “vec” 为矢量化操作子。 \mathbf{T} 为二维 DCT 矩阵, $\mathbf{T} = \mathbf{F} \otimes \mathbf{F}$, \mathbf{F} 为 DCT 基矩阵。需要注意的是, 图像的一维表示和二维表示在数学上具有一致性。

根据自然图像的梯度比残差图像的梯度更稀疏这个特性, 与文献[8-9]类似, 本文也使用像素域的最小 TV 算法来重构图像, 如式(10)所示。与文献[8-9]使用的 H.264 中的二维整数变换不同的是, 本文考虑 MPEG-2 中的二维 DCT。

$$\hat{\mathbf{x}}_f = \arg \min_{\mathbf{x}} \text{TV}(\mathbf{x}) \quad (10)$$

s. t. $\|\tilde{\mathbf{y}}_f - \mathbf{R} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{x}\|_2 \leq \varepsilon$

其中, $\tilde{\mathbf{y}}_f = \tilde{\mathbf{y}}_r + \mathbf{y}_p = \mathbf{y}_r + \mathbf{y}_p + \mathbf{e} = \mathbf{R} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{x}_r + \mathbf{R} \cdot \mathbf{T} \cdot \mathbf{x}_p + \mathbf{e}$ 。为了防止人为地在重构结果中引入噪声, 本文采用全采样, 即令 \mathbf{R} 等于单位矩阵。 $\tilde{\mathbf{y}}_f$ 是预测块测量值矢量与残差块量化后测量值矢量之和。

式(10)所述问题可转化成第二类锥规划(Second-Order Cone Programming, SOCP)问题来求解。最后, 通过式(11)得到重构图像:

$$\hat{\mathbf{X}}_f = \text{unvec}(\hat{\mathbf{x}}_f) \quad (11)$$

其中“unvec”表示矢量化操作子“vec”的逆操作——矩阵化操作子。

2.3 基于 CS 的改进视频编码方案

图1显示了基于 CS 理论的改进 MPEG-2 编码方案流程。为了方便叙述, 将 MPEG-2 的帧内编码也看作一种预测, 其预测图像像素值始终是 128。 $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CS}}$ 为使用最小 TV 重构算法(CS 方法)重构出的图像块。 $\hat{\mathbf{X}}_{\text{STD}}$ 为标准 MPEG-2 解码流程解码得出的图像块(标准方法)。

CS 方法和标准方法各有优势。例如, CS 方法对于有稀疏梯度和锐利边缘的块重构效果更好, 能够更好地重构原图像的边缘, 而标准方法重构出的图像比较模糊。标准方法适合重构较平坦和复杂的块。为了发挥这两种方法各自的优势, 在模式选择模块中选择最佳重构方法, 如图1所示。模式选择的方法是: 先分别计算 $\hat{\mathbf{X}}_{\text{CS}}$ 和 $\hat{\mathbf{X}}_{\text{STD}}$ 与原始图像块 \mathbf{X}_f 之间的均方误差和(Sum of Squared Differences, SSD)。既然两种方法都是基于相同的码流进行重构, 故具有较小失真图像的方法(即 SSD 较小)被选为最终重构方法。

若存在非 0 的交流(Alternating Current, AC)系数, 一个指

示解码端所用重构方法的标志位(图中用 $CSFlag$ 表示) 将被插入到比特流中。若 $CSFlag$ 等于 1, 则解码端需使用 CS 方法进行重构图像块; 否则使用标准解码方法。

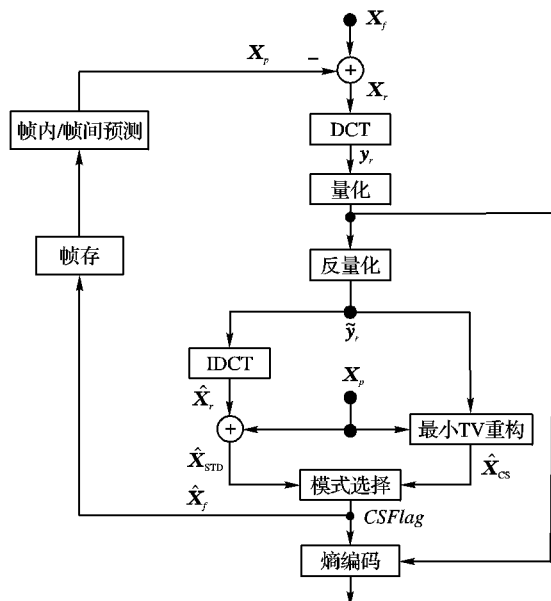


图1 改进视频编码器方案流程

3 实验结果及分析

实验中使用 MPEG-2 的测试模型^[12] (Test Model 5, TM5) 作为实验平台, 使用 L1-magic^[13] 作为 SOCP 问题的求解方法。实验中, 以 TM5 标准编码器作为参考编码器(记为 Ref)。按照改进方案将 L1-magic 按照改进方案集成到 TM5 中, 形成改进编码器(记为 TMCS)。实验所使用的测试序列是常用视频序列, 包括 Bus、Carphone、Football、Foreman、News 和 Stefan, 空间分辨率为 352×288 。编码帧格式为 I-B-B-P, 图片组(Group Of Pictures, GOP) 等于 12, 所使用的 Quantizer 为 10, 14, 18 和 22。

3.1 CS 块分布

图 2 和图 3 分别给出了序列 Carphone 的帧内(Intra) 帧和帧间(Inter) 帧采用不同重构方法的重构结果及 CS 块的分布图, 其中 Quantizer 取 14。

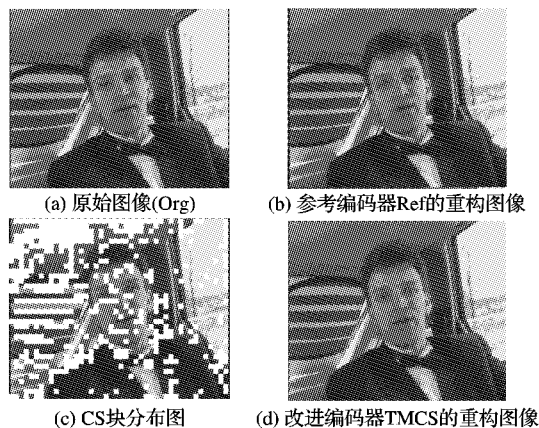


图2 序列 Carphone 的 CS 块分布和重构结果 (Intra 帧)

在 CS 块分布图中, 白色块即标志为 CS 重构的块。从图 2 和图 3 可以看出, CS 块大部分都位于边缘较锐利处, 而较平坦区域一般较少采用 CS 重构。从图 2 和图 3 的右侧的重构图可以看出(特别是人物的左边肩膀和其上的横条纹), 标准方法重构出的图像边缘较模糊, 而采用 CS 方法重构出的图

像更好地保留了物体的边缘。这实际上证明了最小 TV 算法对锐利边缘的敏感性。

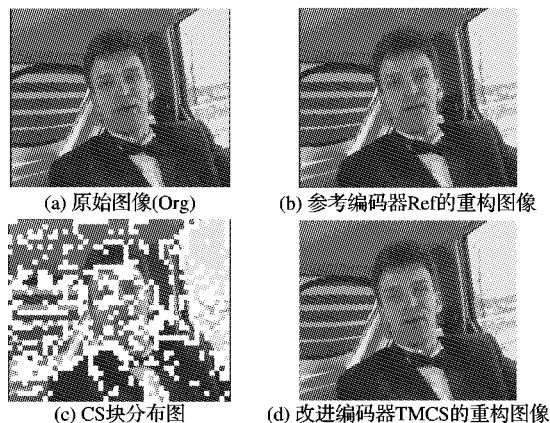


图3 序列 Carphone 的 CS 块分布和重构结果 (Inter 帧)

3.2 L1 与 Ref 编码性能比较

图 4 给出了改进编码器 TMCS 与参考编码器 Ref 的率失真(Rate Distortion, RD) 曲线比较图, 直观地展示了 TMCS 的性能。为了定量评价 TMCS 的编码性能, 本文引入 BJONTEGAARD 方法^[14] 来计算 TMCS 与 Ref 的 RD 曲线间的平均峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 差异 ($\Delta PSNR$) 和平均比特率差异 ($\Delta Bitrate$), 结果如表 1 所示。表 1 最后一列还列出了采用 CS 重构的块所占的百分比。

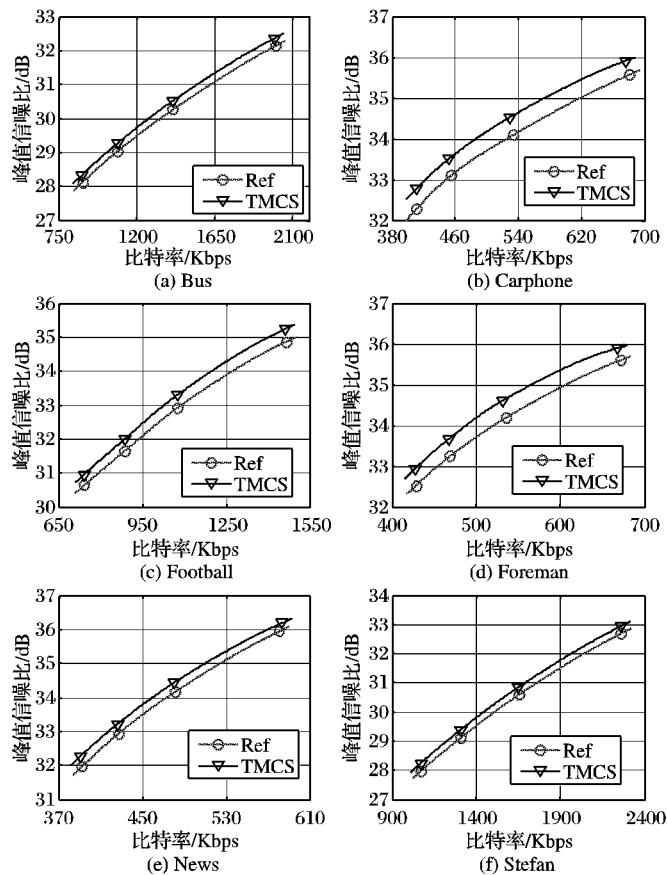


图4 各测试序列 TMCS 与 Ref 的 RD 曲线比较

结合图 4 和表 1 可看出, 对于有比较锐利边缘物体的序列, 如 Carphone 和 Foreman 等, TMCS 的性能提高较大, 平均 PSNR 提高 0.5 dB 以上, 或等效的平均 Bitrate 降低 7% 以上。这是由于 TMCS 中使用的最小 TV 算法比较适合恢复锐利边缘。而对于 Bus、News 和 Stefan 等具有较多平坦区域或复杂

纹理的序列,性能提高有限,平均 $PSNR$ 仅提高 0.26 dB ~ 0.41 dB。这是由于最小 TV 算法对平坦区域和复杂纹理的恢复能力非常有限。从表 1 还可以看出,尽管有些序列(如 Bus 和 Stefan)CS 块所占比例很大,超过了 41%,但平均 $PSNR$ 提高仅 0.26 dB。造成这种结果的原因在于,这些序列 CS 块比例虽大,但由于缺少锐利的边缘,最小 TV 算法对这些 CS 块恢复能力有限,可能重构质量恰好好于标准方法而被选为 CS 块,造成这些 CS 块对整体性能提高贡献不大。而 Carphone 和 Foreman 的 CS 块虽只有 19% ~ 24%,但由于含有较锐利边缘,故其性能提高较大。

表 1 TMCS 编码性能(BJONTEGAARD 方法)与 CS 块百分比

测试序列	$\Delta PSNR/dB$	$\Delta Bitrate/\%$	CS 块占比/%
Bus	0.26	-5.09	46.63
Carphone	0.53	-8.16	24.36
Football	0.41	-6.20	45.49
Foreman	0.52	-7.48	23.76
News	0.35	-3.43	15.44
Stefan	0.26	-3.98	41.30

需要注意的是,由于采用了像素域的最小 TV 重构算法代替残差域最小 TV 重构,充分利用了图像的梯度比残差的梯度更稀疏的特性,因此本文提出的改进方案对帧内和帧间编码都有效,如表 2 所示。

表 2 Intra 和 Inter 帧编码性能比较(BJONTEGAARD 方法)

测试序列	Intra		Inter	
	$\Delta PSNR/dB$	$\Delta Bitrate/\%$	$\Delta PSNR/dB$	$\Delta Bitrate/\%$
Bus	0.06	-0.83	0.30	-6.97
Carphone	0.38	-4.80	0.58	-10.93
Football	0.05	-0.59	0.47	-8.29
Foreman	0.36	-4.44	0.61	-9.22
News	0.18	-1.87	0.82	-3.81
Stefan	0.09	-1.01	0.29	-5.30

总的来说,对所有序列,采用 CS 重构的 TMCS 与 Ref 相比都有性能的提升。对于具有锐利边缘的序列,性能提高较大;而对于其他序列,性能提高有限。

4 结语

本文介绍了压缩感知理论原理及其重构算法,研究了原始图像与残差图像的特征,提出了像素域最小 TV 重构算法。该算法将残差的频率系数与预测图像的采样(变换,并保留所有系数)相加,并利用最小 TV 重构算法恢复出图像。基于像素域最小 TV 重构算法,本文提出了一种针对 MPEG-2 的具体应用,即基于 MPEG-2 编码的改进视频编码方案,该方案在标准重构方法和像素域最小 TV 算法中选择具有较小 SSD 的

图像作为最终重构图像。实验结果表明,本文所提出的改进视频编码方案,对于有比较锐利边缘物体的序列,平均 $PSNR$ 提高 0.5 dB 以上;而对于具有较多平坦区域或复杂纹理的序列,平均 $PSNR$ 提高 0.26 dB ~ 0.41 dB。而且本文采用的像素域最小 TV 算法,对于帧内和帧间编码都同样有效果。

参考文献:

- [1] CANDES E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489-509.
- [2] CANDES E J, ROMBERG J K, TAO T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, 59(8): 1207-1223.
- [3] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] LUSTIG M, DONOHO D, PAULY J M. Sparse MRI: the application of compressed sensing for rapid MR imaging[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2007, 58(6): 1182-1195.
- [5] 姚庆栋, 毕厚杰, 王兆华, 等. 图像编码基础[M]. 北京: 清华大学出版社, 2006.
- [6] 潘榕, 刘昱, 侯正信, 等. 基于局部 DCT 系数的图像压缩感知编码与重构[J]. *自动化学报*, 2011, 37(6): 674-681.
- [7] ZHANG YIFU, MEI SHUNLIANG, CHEN QUQING, *et al.* A novel image/video coding method based on compressed sensing theory[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Piscataway: IEEE, 2008: 1361-1364.
- [8] DO T T, LU X, SOLE J. Compressive sensing with adaptive pixel domain reconstruction for block-based video coding[C]// *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing*. Piscataway: IEEE, 2010: 3377-3380.
- [9] DUAN JIZHONG, ZHANG LIYI, LIU YU, *et al.* An improved video coding scheme for depth map sequences based on compressed sensing[C]// *Proceedings of International Conference on Multimedia Technology*. Piscataway: IEEE, 2011: 3401-3404.
- [10] ELDAR Y C. Compressed sensing: theory and applications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2012.
- [11] CANDES E, ROMBERG J. Sparsity and incoherence in compressive sampling[J]. *Inverse Problems*, 2007, 23(3): 969-985.
- [12] MPEG Software Simulation Group. MPEG-2 test model 5[CP/OL]. [2011-11-10]. <http://www.mpeg.org/MPEG/video/mssg-free-mpeg-software.html>
- [13] ROMBERG J. L1-magic[CP/OL]. [2011-11-15]. <http://users.ece.gatech.edu/~justin/l1magic/>.
- [14] BJONTEGAARD G. Calculation of average PSNR differences between RD-curves, VCEG-M33[R]. Austin, Texas: ITU-T SG16 Q.6, 2001.

(上接第 3403 页)

- [11] LI YUANTAO, ZHU FENGHUA, AI YUNFENG, *et al.* On automatic and dynamic camera calibration based on traffic visual surveillance[C]// *Intelligent Vehicles Symposium*. Piscataway: IEEE, 2007: 358-363.
- [12] TODD N S, DANIEL J D. Dynamic camera calibration of roadside traffic management cameras for vehicle speed estimation[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2003, 4(2): 90-98.
- [13] 贾雷. 复杂背景下目标的快速检测与跟踪[D], 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2011.
- [14] STEWART B D, READING I, THOMSON M S, *et al.* Adaptive lane finding in road traffic image analysis[C]// *Proceedings of the 7th International Conference on Road Traffic Monitoring and Control*. Piscataway: IEEE, 1994: 133-136.
- [15] MIDDLETON W. Vision through the atmosphere[M]. Toronto: University of Toronto Press, 1952.