

使用能量匹配的监控视频自适应速率压缩感知

王健明 陈建华*

(云南大学信息学院 昆明 650504)

摘要: 获取信号稀疏度对压缩感知(CS)性能的提升有重大意义,但在采样端不进行完整信号数字化采集和存储的情况下,对信号稀疏度进行估计比较困难。现有方法在稀疏度估计性能和计算复杂度方面难以取得较好的平衡。针对采样端对信号特性未知的监控视频应用,该文提出一种新的使用能量匹配的自适应速率压缩感知方法(ARCS-EM),通过观测一个恒定低速率的压缩感知观测结果来对当前帧实际稀疏度进行估计,然后根据估计结果决定当前帧应执行的压缩感知测量数,再进行补充测量得到当前帧的优化压缩感知采样结果。实验结果表明,该方法可以较好地适应视频中前景稀疏度的变化,为每帧图像分配适当的压缩感知测量速率,在不显著提高采样端计算复杂度的前提下,有效提高重建视频的质量。

关键词: 图像信号处理; 压缩感知; 自适应速率采样; 能量匹配; 监控视频

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)12-3021-08

DOI: 10.11999/JEIT190750

Adaptive-Rate Compressive Sensing Using Energy Matching for Monitoring Video

WANG Jianming CHEN Jianhua

(School of Information Science and Engineering, Yunnan University, Kunming 650504, China)

Abstract: Signal sparsity is of great significance for the improvement of Compressive Sensing (CS) performance. However, it is difficult to estimate the sparsity when the whole signal is not captured and stored at the sampling side. Few existing method can achieve good balance in terms of the sparsity estimation performance and the computational complexity. For the monitoring video applications where the signal characteristics is unknown for sampling devices, a new Adaptive-Rate CS using Energy Matching (ARCS-EM) method is proposed. By observing the measurement results of a low-rate compressive sensing, the actual sparsity of the current frame is estimated and then the rate of measurement for the current frame is determined. Finally, supplementary measurements are performed to obtain the optimized compressive sensing result for the current frame. Experiment results show that the proposed method could allocate suitable measurement rate for each frame to adapt to the variation of sparsity in different frames. The quality of reconstructed videos is effectively improved without noticeably increasing computational complexity in the sampling side.

Key words: Image signal processing; Compressive Sensing (CS); Adaptive-rate sampling; Energy matching; Monitoring video

1 引言

压缩感知(Compressive Sensing, CS)是一种于本世纪初提出的下采样理论^[1-4],针对稀疏信号,可以远低于奈奎斯特准则的速率实现信号的采样和压缩编码,这里采样和压缩编码是同步完成的,能够有效降低编码的计算复杂度。这使得压缩感知采

样具有采样计算量小、采样率低特性。压缩感知理论以其独特的性能特点在图像和视频压缩运用中引起了研究者广泛的关注。在压缩感知采样过程中,信号稀疏度是一个重要的参数,已知信号的稀疏度能显著降低采样速率,提升信号重建质量。但由于视频信号随时间变化的特点,每帧图像的稀疏度也是随时间变化的,传统的压缩感知技术常采用固定的采样速率,显然不能较好地适应信号的变化。为此,研究者提出了一系列自适应压缩感知采样方法。

针对已进行数字化处理的图像或视频信号,研究者提出了一些自适应采样方法。文献[5]提出了一种通过设置能量门限统计小波系数大值点数,得到

收稿日期: 2019-09-29; 改回日期: 2020-09-27; 网络出版: 2020-09-29

*通信作者: 陈建华 chenjh@ynu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61861045)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61861045)

信号稀疏程度,实现自适应速率压缩感知采样的方法。文献[6]提出了一种利用二状态高斯混合模型对各尺度小波系数的分布进行建模,依据各尺度上小波系数属于较大方差高斯分布的概率估计小波系数稀疏程度,并设计特殊的测量矩阵,对不同小波信号子带进行自适应的压缩感知测量的方法。文献[7]通过观测图像分块纹理为不同分块分配不同的测量速率,实现了一种基于分块压缩感知(Block Compressed Sensing, BCS)的自适应速率视频压缩感知方法,然而这些方法并不适用于采集端对数字化信号未知的情况。

在图像和视频压缩感知的另一些应用中,出于种种原因,采集端往往不采集或不能采集到整幅数字化的图像或视频信号。这些原因常包括:利用压缩感知特性简化采集设备结构的考虑,如视频传感器网络(Wireless Video Sensor Networks, WVSNs)应用中[8];由于信号采集设备本身结构的限制,如SPC[9]应用中;由于采样目标的特殊性采样设备无法得到其实际信号取值,如高反光成像时[10]或一些工业场景中[11]。针对这样的应用,研究者也相应的提出了一些自适应压缩感知方法。文献[12]针对SPC应用,提出了一种使用图像的粗糙采样作为边信息实现自适应图像压缩感知采样的方法。文献[11]针对电容层析成像图像重建问题,提出了一种先使用快速但低精度的方法对信号进行重建,再进行信号稀疏程度估计,最后实现优化的信号稀疏度自适应重建的方法。文献[13,14]分别提出了一种利用视频中前景运动的估计进行采样速率估计的方法。这种方法计算量较小,但在一些视频中,块运动的速度与采样速率的大小相关性不强,因而应用可能受到限制。文献[15]提出了一种基于BCS的自适应速率感知方法,通过对图像分块测量结果的能量变化情况进行观测,将分块分类并针对不同类型分块分配不同的采样速率。文献[16]提出了一种将图像分块与邻近分块比对,估计分块重要性并进行分块采样速率分配的BCS自适应速率感知方法,此方法具有很好的实时处理能力,但由于只能对子块速率进行分配而每一帧总采样速率基本保持不变,在视频内容发生变化时图像重建质量存在波动。文献[17]提出了一种使用交叉验证矩阵对重建误差进行估计从而实现自适应速率采样的方法。通过建立视频信号的概率分布模型,可以较好地信号稀疏程度进行估计,同时利用交叉验证矩阵,可以及时反映稀疏估计结果是否适当。但此方法在稀疏度估计时依赖于信号的重建,对采样过程中的计算能力提出了很高的要求,使其实用性受到了较大的限制。

本文针对不采集数字化信号的监控视频,提出了一种新的使用能量匹配的自适应速率压缩感知方法(Adaptive-Rate Compressive Sensing using Energy Matching, ARCS-EM),在文献[17]方法的基础上,避免了其在采样过程中稀疏程度估计需要依赖信号重建的问题。通过观测压缩感知结果的2阶范式,对原始视频信号的能量进行估计,进而实现稀疏程度的估计和采样速率的估计。其采样速率估计的计算代价较低,特别适用于WVSNs和SPC的相关应用。同时借鉴文献[15,18]中方法,通过使用两步压缩感知,实现对当前帧采样速率进行自适应调整的目标。

2 压缩感知理论

2.1 压缩感知

对一个信号 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^N$,若其中大多数信号点取值为0或可以忽略,只有少数信号点取值较大,此时称此信号是“稀疏”的。特别地,当取值较大的点数量为 s 时,称此信号是“ s 稀疏”的。通过选取一个满足适当条件的压缩感知测量矩阵 $\phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$,可以用一个长度为 M 的向量 $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^M$ 对信号 \mathbf{x} 表示

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

本文中测量矩阵 ϕ 选用高斯随机矩阵。若测量矩阵的大小满足对“充分测量”的要求,利用 \mathbf{y} 和 ϕ 可使用适当的重建方法对信号 \mathbf{x} 进行重建[17], $\hat{\mathbf{x}} = \Delta(\mathbf{y}, \phi)$ 。关于信号的重建方案,本文采用

$$\Delta(\mathbf{y}, \phi) = \arg \min_{\mathbf{z} \in \mathbf{R}^N} \|\mathbf{z}\|_1, \phi \mathbf{z} = \mathbf{y} \quad (2)$$

其中 $\|\mathbf{z}\|_1 = \sum_i |z(i)|$ 。为方便实验结果的比较,所有参加对比的实验均采用SPGL1方法[19]对信号进行重建,同时按照文献[20]中的讨论,由 s 确定 M 的取值。

2.2 基于背景减除的视频信号压缩感知

监控视频信号作为一类特殊的视频信号,是对固定场景内特定信息的视频记录,其本身并不是稀疏信号,要对之进行压缩感知,可以通过背景减除技术[21]得到稀疏图像。对 t 时刻的一帧视频信号 $\mathbf{v}_t \in \mathbf{R}^{h \times l}$,尺寸为 h 行 l 列,可以用一个长度为 $N = h \times l$ 的向量 $\mathbf{x}_t \in \mathbf{R}^N$ 对 \mathbf{v}_t 进行表示。 \mathbf{x}_t 可以分解为一个随时间变化的前景信号 $\mathbf{f}_t \in \mathbf{R}^N$ 和一个持续不变的背景信号 $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^N$,同时,考虑到采集过程中存在噪声 $\mathbf{n}_t \in \mathbf{R}^N$,则 t 时刻视频信号可以表示为

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{f}_t + \mathbf{b} + \mathbf{n}_t \quad (3)$$

其中假定噪声 \mathbf{n}_t 服从i.i.d.的高斯分布, $\mathbf{n}_t \sim N(0, \sigma^2)$ 。通过将 \mathbf{b} 从 \mathbf{x}_t 中减除,得到一个 t 时刻前景信号与噪声叠加的信号 \mathbf{fN}_t

$$\mathbf{fN}_t = \mathbf{x}_t - \mathbf{b} = \mathbf{f}_t + \mathbf{n}_t \quad (4)$$

使用 $\phi_t \in \mathbf{R}^{M_t \times N}$ 对其进行测量，可得 ξ_t

$$\begin{aligned}\xi_t &= \mathbf{y}_t - \beta_t = \phi_t \mathbf{x}_t - \phi_t \mathbf{b} = \phi_t (\mathbf{x}_t - \mathbf{b}) \\ &= \phi_t (\mathbf{f}_t + \mathbf{n}_t) = \phi_t \mathbf{fN}_t\end{aligned}\quad (5)$$

ξ_t 就是使用 ϕ_t 对 \mathbf{fN}_t 进行测量的结果，其中 $\mathbf{y}_t = \phi_t \mathbf{x}_t$, $\beta_t = \phi_t \mathbf{b}$ 。

假设 \mathbf{f}_t 中包含前景物体信息的大值点服从 $U(-b, b)$ 的均匀分布，但因受到高斯噪声的影响，为了从 \mathbf{fN}_t 中取得包含前景物体信息的大值点，本文设置一个门限 a 对 \mathbf{fN}_t 进行过滤，此时包含前景物体信息的大值点服从的分布变为 $U\{-b, -a\} \cup [a, b]$ 。记信号中像素点的索引为 i ，包含前景物体信息的大值点的索引集合为 $\mathcal{F}_t = \{i : |\mathbf{fN}_t(i)| \geq a\}$ 。考虑到噪声的影响，可将式(4)重新写为

$$\mathbf{fN}_t(i) = \begin{cases} \mathbf{f}_t(i) + \mathbf{n}_t, & i \in \mathcal{F}_t \\ \mathbf{n}_t, & i \notin \mathcal{F}_t \end{cases}\quad (6)$$

同时考虑到 σ^2 相对 a 较小，近似认为在像素点的索引 $i \in \mathcal{F}_t$ 时， $\mathbf{fN}_t(i)$ 仍服从 $U\{-b, -a\} \cup [a, b]$ ，在 $i \notin \mathcal{F}_t$ 时，近似认为 $\mathbf{fN}_t(i)$ 仍与 \mathbf{n}_t 服从同一分布 $N(0, \sigma^2)$ 。由此可得到

$$\mathbf{fN}_t(i) \sim \begin{cases} U\{-b, -a\} \cup [a, b], & i \in \mathcal{F}_t \\ N(0, \sigma^2), & i \notin \mathcal{F}_t \end{cases}\quad (7)$$

在对 $\mathbf{fN}_t(i)$ 进行测量时，设置一个门限 τ ，所有大于 τ 的点都认为是有效的大值点，是需要进行测量和还原重建的目标，其点数为 t 时刻的稀疏度 s_t ， $s_t \ll N$ ， s_t 的取值随着视频内容的变化而变化。

3 速率自适应压缩感知

3.1 通过观测压缩感知测量结果估计时域信号能量

假设背景 \mathbf{b} 已知，对于监控视频中的一帧 \mathbf{x}_t ，由于前景信号在整幅图像中所占像素点较少，能量在整幅图像中占比也较小，可以将背景信号 \mathbf{b} 视为视频信号 \mathbf{x}_t 的近似。由文献[22]的工作，利用 Johnson-Lindenstrauss 定理[23]，一个信号与其近似表示之间误差的2阶范式，可以通过观测它们的压缩感知测量结果来估计。假设有一个确定尺寸的观测矩阵 $\phi' \in \mathbf{R}^{r \times N}$ ，则对于精度参数 ε 和置信参数 ρ ，当 $r \geq 8\varepsilon^{-2} \lg(1/2\rho)$

$$(1 - \varepsilon^2) \leq \frac{\|\mathbf{x}_t - \mathbf{b}\|_2^2}{\|\phi' \mathbf{x}_t - \phi' \mathbf{b}\|_2^2} \leq (1 + \varepsilon^2)\quad (8)$$

将以 $1 - \rho$ 的概率成立。注意到，通过设置适当的参数 ε 和 ρ ，在大多数情况下可使 r 的取值远小于当前帧的优化测量速率，这样就可能以相对优化测量速率较低的观测速率得到能量估计。与式(5)相似，有

$$\xi'_t = \phi' \mathbf{fN}_t\quad (9)$$

将式(4)、式(9)代入式(8)得到

$$(1 - \varepsilon^2) \leq \frac{\|\mathbf{fN}_t\|_2^2}{\|\xi'_t\|_2^2} \leq (1 + \varepsilon^2)\quad (10)$$

由式(10)可知，信号 \mathbf{fN}_t 的2阶范式(能量)可由 \mathbf{fN}_t 的观测采样结果 ξ'_t 以概率 $1 - \rho$ 限定在一个特定的取值区间内。一般情况下，通过适当设置 ϕ' 的尺寸 r ，可以粗略地认为

$$\|\mathbf{fN}_t\|_2^2 \approx \|\xi'_t\|_2^2\quad (11)$$

3.2 使用多假设检验方法估计 s_t 取值

由式(7)，在时域信号 \mathbf{fN}_t 中，部分像素点服从均匀分布 $U\{-b, -a\} \cup [a, b]$ ($i \in \mathcal{F}_t$)，其余像素点服从正态分布 $N(0, \sigma^2)$ ($i \notin \mathcal{F}_t$)。信号 \mathbf{fN}_t 的能量是一个随机变量，由 \mathbf{fN}_t 的分布可知，当 $|\mathcal{F}_t| = k$, $|\bar{\mathcal{F}}_t| = N - k$ 时， \mathbf{fN}_t 能量期望为

$$E(\|\mathbf{fN}_t\|_2^2) = k \frac{(b^2 + ab + a^2)}{3} + (N - k)\sigma^2\quad (12)$$

由式(11)，可以采用多假设检验的方法，试取不同的 k ，使 $\|\xi'_t\|_2^2$ 与 $E(\|\mathbf{fN}_t\|_2^2)$ 的差值最小。

$$k^* = \arg \min_{k=(0,1,\dots,N)} \left| \|\xi'_t\|_2^2 - E(\|\mathbf{fN}_t\|_2^2) \right|\quad (13)$$

认为此时取值 k^* 为 k 的一个合理估计。

通过能量估计，得到 N 个点中有 k^* 个点服从 $U\{-b, -a\} \cup [a, b]$ 分布，有 $N - k^*$ 个点服从 $N(0, \sigma^2)$ 分布。如前文所述，在 \mathbf{fN}_t 中，设压缩感知有效值门限为 τ ，大于 τ 认为是一个有效的大值，小于 τ 则认为不是一个有效的大值，取值视为0。 \mathbf{fN}_t 中服从正态分布的部分和服从均匀分布的部分均有可能存在像素点大于门限 τ 。对于服从均匀分布的部分 ($i \in \mathcal{F}_t$)，当 $|\tau| < |a|$ 时，所有点均大于门限 τ ，即以概率1大于 τ 。当 $|\tau| > |a|$ 时，所有点以概率 P_u 大于门限 τ

$$P_u = \begin{cases} 2 \int_{\tau}^b U\{-b, -a\} \cup [a, b] dx, & |\tau| > |a| \\ 1, & |\tau| < |a| \end{cases}\quad (14)$$

实际中， τ 不可能大于 b 。对于服从正态分布的部分 ($i \notin \mathcal{F}_t$)，所有点以概率 P_n 大于门限 τ

$$P_n = 2 \int_{\tau}^{\infty} N(0, \sigma^2) dx\quad (15)$$

\mathbf{fN}_t 中大于门限 τ 的点数 s_t 的估计为

$$s_t^* = k^* \cdot P_u + (N - k^*) \cdot P_n\quad (16)$$

特别需要提到的是，当 $\|\xi'_t\|_2^2 < N \cdot \sigma^2$ 时，可认为视频不包含任何前景，且噪声分布不再服从 $N(0, \sigma^2)$

分布,而是服从一个参数为 $(0, \sigma_1^2)$ 的正态分布,其总能量近似为 $\|\xi'_t\|_2^2$,方差近似为 $\sigma_1^2 = \|\xi'_t\|_2^2/N$,此时

$$s_t^* = 2N \int_{\tau}^{\infty} N(0, \sigma_1^2) dx \quad (17)$$

利用 s_t^* 就可以计算当前帧的采样速率 M_t , M_t 采用文献[20]中计算方法进行计算

$$M_t = 2s_t^* \lg(N/M_t) \quad (18)$$

3.3 分步压缩感知测量与重建

因为观测矩阵 ϕ' 的尺寸参数 r 往往远小于 M_t ,这样就可以设计一种分步压缩感知测量的方法。在已知 \mathbf{b} 的条件下,首先使用一个较低固定速率的观测矩阵 ϕ' 对信号 \mathbf{x}_t 进行观测采样,得到 \mathbf{N}_t 的能量估计 $\|\xi'_t\|_2^2$ 和 \mathbf{x}_t 的观测采样结果 \mathbf{y}'_t 。利用3.2节中方法完成对 s_t^* 的求解后,可得到当前帧测量矩阵 ϕ_t 的尺寸参数 M_t 。根据 M_t 的值,在第2步中继续使用一个补充测量矩阵 $\phi''_t \in \mathbf{R}^{(M_t-r) \times N}$ 对 \mathbf{x}_t 进行补充感知,得到 \mathbf{y}''_t ,同时将 \mathbf{y}'_t 和 \mathbf{y}''_t 传递到重建端用于图像重建。需要说明的是,当 s_t^* 特别小时,存在 M_t 的取值比 r 小的可能,在这种情况下,放弃第2步补充测量过程。此时存在一定的速率冗余情况,但考虑实际视频信号中由于噪声的存在, s_t^* 的取值一般不会是0附近的值,同时通过合理设置 r 的大小, $M_t < r$ 发生的情况非常少。

在重建端,已知 \mathbf{b} 的条件下,容易求得 β_t 。在 t 时刻接收到一组数据后,首先取固定的前 r 个数据,可以得到 \mathbf{y}'_t ,由 \mathbf{y}'_t 在重建端再进行一次与采样端相同的背景减除、能量估计以及多假设检验操作,可在重建端求出 M_t 。按 M_t 的大小,取出接下来的 $M_t - r$ 个数据,将其与之前取出的 r 个数据拼接得到 \mathbf{y}_t ,利用 \mathbf{y}_t , ϕ_t 和 β_t 就可以实现信号的重建。

4 实验

我们使用视频Hall_qcif_30(简称Hall)和PETS2009_S2L1_View_001(在线下载地址:<http://www.cvg.reading.ac.uk/PETS2009/>)中部分视频帧(简称PETS)作为测试视频序列,取它们的灰度通道对本文提出方法的性能进行测试。视频Hall是在室内拍摄的,使用室内灯光作为光源,各帧背景受到较明显的噪声影响,视频PETS是在室外拍摄的,光源稳定,相对于视频Hall,受噪声影响较小,图1是视频序列的范例。

4.1 参数选取

按本文第3节中所述方法对视频进行稀疏估计和压缩感知,对使用到的相关参数进行设置。考虑到视频Hall受噪声影响较明显,而视频PETS中噪声影响更小,实验中两个视频序列噪声分布 $N(0, \sigma^2)$ 的参数 σ 取值略有不同,其余参数取值均相同,具体取值参见表1。

4.2 采样速率及重建效果比较

为对本文提出的方法性能进行评价,本文采用文献[17]中的交叉验证自适应速率压缩感知方法(Adaptive-Rate Compressive Sensing via Cross Validation, ARCS-CV)和文献[16]中的基于压缩域分块重要性的自适应压缩感知测量方法(Compressive Domain Saliency-based Adaptive Measurement, CDSAM)作为对比,分别对稀疏程度估计结果(不含CDSAM方法)、采样速率以及图像重建质量进行了比较。此外,还使用了已知实际稀疏程度时图像采样和重建情况(oracle)作为参照。应当指出的是,实际稀疏程度在采样端不采集和存储整幅数字化图像或视频信号的情况下是不能直接取得的。

表2展示了不同方法的自适应压缩感知平均性能,其中压缩感知采样率定义为 M_t/N 。

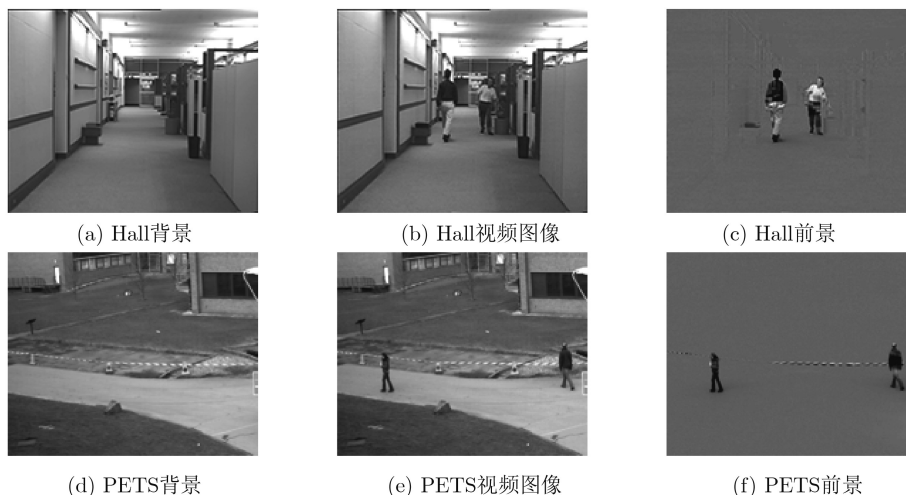


图1 视频序列范例

从表2可以看到对于Hall视频，ARCS-CV估计的平均采样率与实际值最接近，ARCS-EM以略高的采样率取得了最好的平均重建质量。对于PETS视频，ARCS-EM估计的平均采样率与平均重建质量均最佳，而由于视频中前景相对于分块偏小，导致CDSAM方法需要较高的采样率才能得到相近的重建质量。

图2展示了对于两个测试序列的每一帧，各方法的稀疏程度估计情况，CDSAM方法因采用估计分块重要性方式进行子块速率分配，没有真正意义上对全图稀疏程度进行估计，故没有在图2中展示。本文以实际稀疏程度作为理想取值，可以看到，ARCS-CV和ARCS-EM方法均能较好地估计信号稀疏程度。图3展示了测试序列中每一帧的采样速率，图4展示了测试序列每一帧的重建图像与原图的峰值信噪比(PSNR)。ARCS-CV和ARCS-EM

方法采用了每一帧视频动态分配采样速率的策略，CDSAM方法采用了大致固定帧采样速率而对每一帧内各分块分配不同采样速率的策略，在图像前景变复杂时，CDSAM方法重建质量容易发生明显下降，因此虽然3种方法平均PSNR接近，但相对CDSAM方法，ARCS-CV和ARCS-EM重建图像的质量更加稳定。

4.3 仿真实验时间复杂度分析

为对ARCS-EM, CDSAM和ARCS-CV方法的运行时长进行比较，本文用MATLAB仿真软件在相同设备上(CPU: Intel Core i5-3230M @ 2.60 GHz, 内存: 8 GB)对3种方法的采样时间进行了对比测试，实际运行时间差别参见下表3。

表3中记矩阵乘法平均用时为 T_1 ，采样速率估计平均用时为 T_2 ，信号重建平均用时为 T_3 ，每帧信号平均采样时长为 T ， $T = T_1 + T_2 + T_3$ 。在矩阵乘法方面，CDSAM方法1帧图像中等效于执行1次矩阵 $\phi_S \in \mathbf{R}^{M_S \times bs}$ 与矩阵 $x_S \in \mathbf{R}^{bs \times bn}$ 的乘法，其中bs为1个分块中的像素点数，bn为1帧图像包含的分块数， $bs \times bn = N$ ， M_S 为对每一个分块的压缩感知测量数，最大取值不超过bs。ARCS-CV方法1帧图

表 1 实验参数

参数	Σ	a	b	τ	r
视频序列Hall	2.65	16	128	8	600
视频序列PETS	2.45	16	128	8	600

表 2 不同方法的自适压缩感知平均性能对比

实验结果	Hall视频平均压缩感知采样率	Hall视频平均峰值信噪比(dB)	PETS视频平均压缩感知采样率	PETS视频平均峰值信噪比(dB)
Oracle	0.2040	36.59	0.1317	40.02
CDSAM方法	0.2297	36.34	0.2001	39.53
ARCS-CV方法	0.2137	37.03	0.1191	39.07
ARCS-EM方法	0.2232	37.26	0.1350	40.26

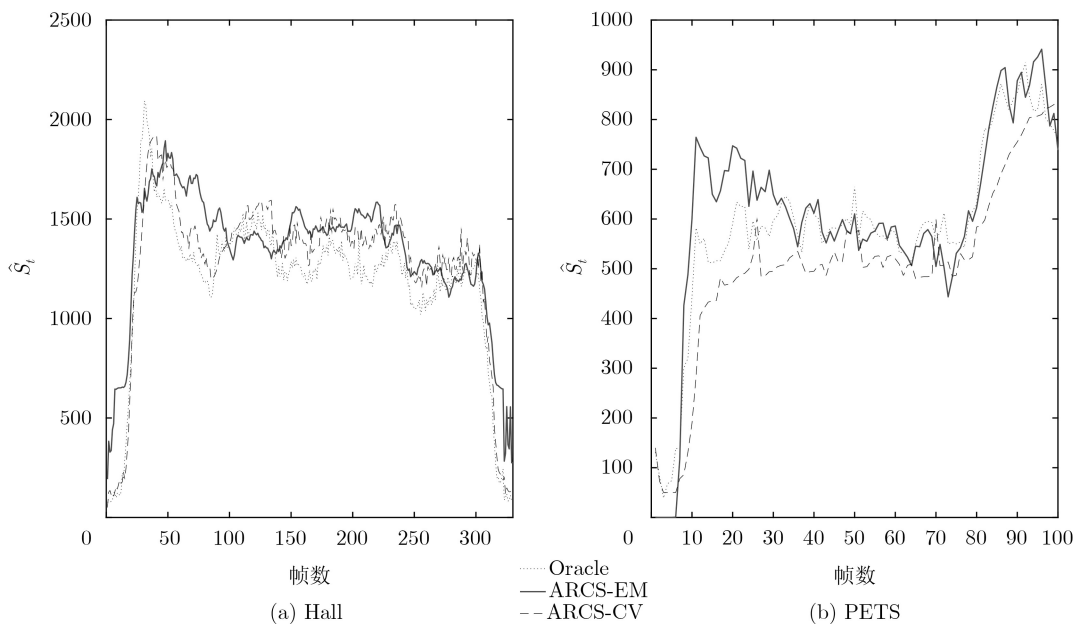


图 2 测试视频稀疏程度估计表现

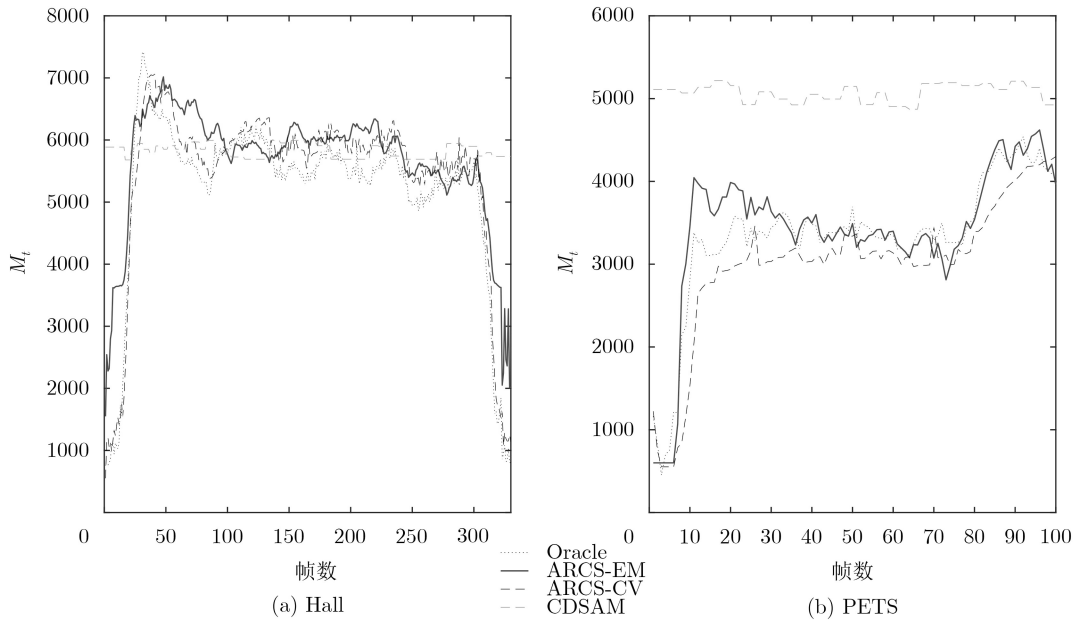


图3 测试视频采样速率

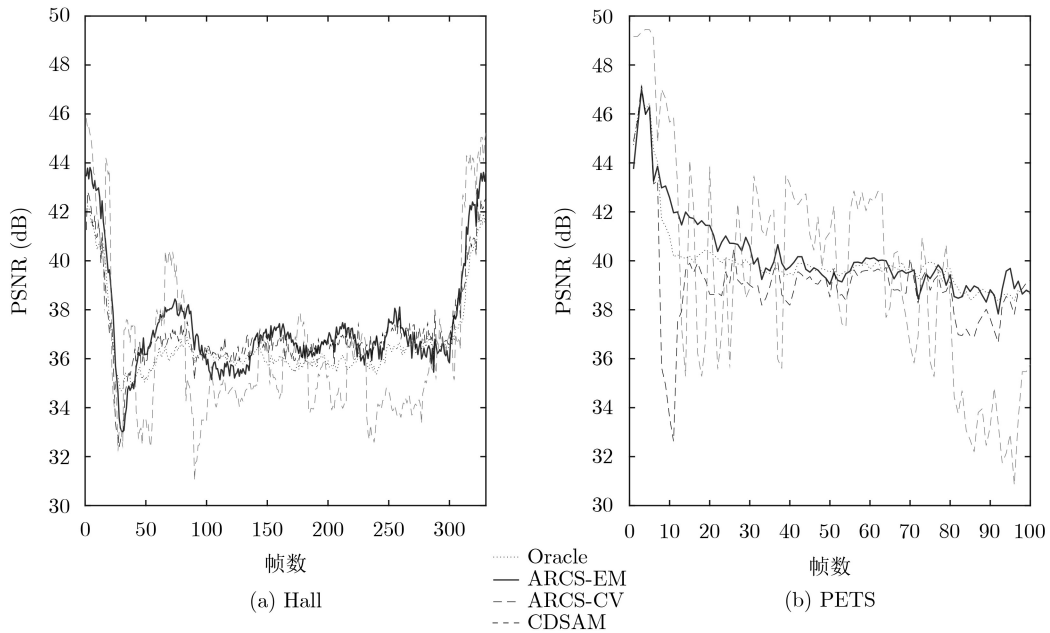


图4 测试视频图像重建质量

表3 采样运行时间对照表(ms)

运行时间	Hall视频 T_1	Hall视频 T_2	Hall视频 T_3	Hall视频 T	PETS视频 T_1	PETS视频 T_2	PETS视频 T_3	PETS视频 T
CDSAM方法	7.48	104.18	0	111.66	6.76	94.93	0	101.69
ARCS-CV方法	957.26	0.14	2.99×10^5	3.00×10^5	526.56	0.11	1.44×10^5	1.45×10^5
ARCS-EM方法	800.87	0.42	0	801.29	498.75	0.51	0	499.26

像中等效于执行1次矩阵 $\phi_{CV} \in \mathbf{R}^{(M_{CV}+2c) \times N}$ 与向量 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^N$ 的乘法, 其中 M_{CV} 为ARCS-CV方法中的采样速率, c 为交叉验证矩阵大小参数。ARCS-EM方法1帧图像中等效于执行1次矩阵 $\phi_{EM} \in \mathbf{R}^{M_{EM} \times N}$ 与向量 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^N$ 的乘法, 其中 M_{EM} 为ARCS-EM方法

中的采样速率。考虑到通常情况下 $(M_{CV} + 2c) \approx M_{EM} \gg M_S$, ARCS-CV与ARCS-EM方法在矩阵乘法耗时应当较接近, 而CDSAM方法在矩阵乘法上的耗时要短得多。在采样速率估计方面, ARCS-EM方法采样速率估计过程最简单, CDSAM方法因在

速率分配时需要遍历每个分块的所有邻近分块, 耗时相对长的多, ARCS-CV方法在采样速率估计过程中需要额外执行1次时间复杂度为 $O(nlgn)$ 的压缩感知重建操作, 导致其计算耗时最长。从总运行时长来看CDSAM方法由于矩阵乘法计算方面的优势, 总运行时长最短, ARCS-EM方法运行时长较CDSAM方法略长, 而ARCS-CV方法运行时长远远超过以上两种方法, 影响了其实际应用能力。

综合平均采样速率、图像重建质量和采样运算复杂度3个方面的表现, 本文提出的ARCS-EM方法较好地平衡了稀疏程度估计性能和计算复杂度两个方面的表现, 在保持较好的稀疏程度估计能力和图像重建质量的前提下, 大大降低计算复杂度, 使其具备在实际设备中使用的可能。

5 结论

本文针对自适应速率压缩感知采样问题提出了一种利用能量匹配方法进行压缩感知测量速率估计的方法, 针对直接将CS理论用于实际场景的挑战^[4], 本方法充分考虑到简化压缩感知采样设备硬件的需求, 在采样端不进行完整视频数字化采集的条件下使用计算量较小的方法进行采样速率估计。实验结果表明, 本文提出方法在大大降低采样计算复杂度和计算时间的同时, 提供了较好的稀疏程度估计结果、采样速率分配能力和图像重建质量。

参 考 文 献

- [1] CANDÈS E J, ROMBERG J, and TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(2): 489–509. doi: [10.1109/TIT.2005.862083](https://doi.org/10.1109/TIT.2005.862083).
- [2] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306. doi: [10.1109/TIT.2006.871582](https://doi.org/10.1109/TIT.2006.871582).
- [3] CANDÈS E J. The restricted isometry property and its implications for compressed sensing[J]. *Comptes Rendus Mathématique*, 2008, 346(9/10): 589–592. doi: [10.1016/j.crma.2008.03.014](https://doi.org/10.1016/j.crma.2008.03.014).
- [4] 王钢, 周若飞, 邹映琨. 基于压缩感知理论的图像优化技术[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(1): 222–233. doi: [10.11999/JEIT190669](https://doi.org/10.11999/JEIT190669).
WANG Gang, ZHOU Ruofei, and ZOU Yikun. Research on image optimization technology based on Compressed Sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(1): 222–233. doi: [10.11999/JEIT190669](https://doi.org/10.11999/JEIT190669).
- [5] 杨森林, 万国宾. 联合结构预测和运动补偿的视频自适应压缩感知[J]. 西北大学学报: 自然科学版, 2019, 49(6): 909–917. doi: [10.16152/j.cnki.xdxzbz.2019-06-010](https://doi.org/10.16152/j.cnki.xdxzbz.2019-06-010).
YANG Senlin and WAN Guobin. Adaptive compressed sensing of video by combining structural predictions and motion compensation[J]. *Journal of Northwest University: Natural Science Edition*, 2019, 49(6): 909–917. doi: [10.16152/j.cnki.xdxzbz.2019-06-010](https://doi.org/10.16152/j.cnki.xdxzbz.2019-06-010).
- [6] SHAHRASBI B and RAHNAVARD N. Model-based nonuniform Compressive Sampling and recovery of natural images utilizing a Wavelet-domain universal hidden Markov model[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2017, 65(1): 95–104. doi: [10.1109/TSP.2016.2614654](https://doi.org/10.1109/TSP.2016.2614654).
- [7] LAKSHMI T C S, GNANADURAI D, and MUTHULAKSHMI I. Energy conserving texture-based adaptable Compressive Sensing scheme for WVSIN[J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2019: e5178. doi: [10.1002/cpe.5178](https://doi.org/10.1002/cpe.5178).
- [8] ZHANG Xufan, WANG Yong, WANG Dianhong, et al. Adaptive image compression based on compressive sensing for video sensor nodes[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(11): 13679–13699. doi: [10.1007/s11042-017-4981-6](https://doi.org/10.1007/s11042-017-4981-6).
- [9] DUARTE M F, DAVENPORT M A, TAKHAR D, et al. Single-pixel imaging via compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 83–91. doi: [10.1109/msp.2007.914730](https://doi.org/10.1109/msp.2007.914730).
- [10] 范剑英, 马明阳, 赵首博. 基于压缩感知高反光成像技术研究[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(4): 1013–1020. doi: [10.11999/JEIT190512](https://doi.org/10.11999/JEIT190512).
FAN Jianying, MA Mingyang, and ZHAO Shoubo. Research on high reflective imaging technology based on compressed sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(4): 1013–1020. doi: [10.11999/JEIT190512](https://doi.org/10.11999/JEIT190512).
- [11] 吴新杰, 闫诗雨, 徐攀峰, 等. 基于稀疏度自适应压缩感知的电容层析成像图像重建算法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(5): 1250–1257. doi: [10.11999/JEIT170794](https://doi.org/10.11999/JEIT170794).
WU Xinjie, YAN Shiyu, XU Panfeng, et al. Image reconstruction algorithm for electrical capacitance tomography based on sparsity adaptive Compressed Sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(5): 1250–1257. doi: [10.11999/JEIT170794](https://doi.org/10.11999/JEIT170794).
- [12] SHANGGUAN Wentao, YAN Qiurong, WANG Hui, et al. Adaptive single photon compressed imaging based on constructing a smart threshold matrix[J]. *Sensors*, 2018, 18(10): 3449. doi: [10.3390/s18103449](https://doi.org/10.3390/s18103449).
- [13] YUAN Xin, YANG Jianbo, LLULL P, et al. Adaptive temporal compressive sensing for video[C]. 2013 IEEE

- International Conference on Image Processing, Melbourne, Australia, 2013: 14–18. doi: [10.1109/ICIP.2013.6738004](https://doi.org/10.1109/ICIP.2013.6738004).
- [14] WANG Yeru, TANG Chaoying, CHEN Yueting, *et al.* Adaptive temporal Compressive Sensing for video with motion estimation[J]. *Optical Review*, 2018, 25(2): 215–226. doi: [10.1007/s10043-018-0408-5](https://doi.org/10.1007/s10043-018-0408-5).
- [15] 练秋生, 田天, 陈书贞, 等. 基于变采样率的多假设预测分块视频压缩感知[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(1): 203–208. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00590](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00590).
- LIAN Qiusheng, TIAN Tian, CHEN Shuzhen, *et al.* Block compressed sensing of video based on variable sampling rates and multihypothesis predictions[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(1): 203–208. doi: [10.3724/SP.J.1146.2012.00590](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2012.00590).
- [16] LI Honggui. Compressive domain spatial-temporal difference saliency-based realtime adaptive measurement method for video recovery[J]. *IET Image Processing*, 2019, 13(11): 2008–2017. doi: [10.1049/iet-ipr.2019.0116](https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2019.0116).
- [17] WARNELL G, BHATTACHARYA S, CHELLAPPA R, *et al.* Adaptive-rate compressive sensing using side information[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(11): 3846–3857. doi: [10.1109/TIP.2015.2456425](https://doi.org/10.1109/TIP.2015.2456425).
- [18] DUARTE-CARVAJALINO J M, YU Guoshen, CARIN L, *et al.* Task-driven adaptive statistical compressive sensing of Gaussian mixture models[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(3): 585–600. doi: [10.1109/TSP.2012.2225054](https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2225054).
- [19] VAN DER BERG E and FRIEDLANDER M P. Probing the Pareto Frontier for basis pursuit solutions[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2009, 31(2): 890–912. doi: [10.1137/080714488](https://doi.org/10.1137/080714488).
- [20] DONOHO D L and TANNER J. Precise undersampling theorems[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(6): 913–924. doi: [10.1109/jproc.2010.2045630](https://doi.org/10.1109/jproc.2010.2045630).
- [21] CEVHER V, SANKARANARAYANAN A, DUARTE M F, *et al.* Compressive sensing for background subtraction[C]. The 10th European Conference on Computer Vision, France, Marseille, 2008: 155–168. doi: [10.1007/978-3-540-88688-4_12](https://doi.org/10.1007/978-3-540-88688-4_12).
- [22] WARD R. Compressed sensing with cross validation[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009, 55(12): 5773–5782. doi: [10.1109/tit.2009.2032712](https://doi.org/10.1109/tit.2009.2032712).
- [23] JOHNSON W B and LINDENSTRAUSS J. Extensions of Lipschitz mappings into a Hilbert space[J]. *Contemporary Mathematics*, 1984, 26(12): 189–206. doi: [10.1090/conm/026/737400](https://doi.org/10.1090/conm/026/737400).
- 王健明: 男, 1984年生, 博士生, 研究方向为数据压缩。
陈建华: 男, 1964年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为信息传输理论与应用。

责任编辑: 余蓉