

基于结构化观测矩阵的低复杂度视频编码

武晓嘉^{1,2} 郭继昌¹

(1. 天津大学电子信息工程学院, 天津, 300072; 2. 太原科技大学电子信息工程学院, 太原, 030024)

摘要: 低复杂度视频编码越来越受到人们的关注。压缩感知理论具有同时采样和压缩信号的特点, 可用于低复杂度视频编码设计。针对基于随机观测矩阵的传统压缩感知(Compressive sensing, CS)理论很难实际应用这一问题, 提出采用结构化观测矩阵的CS算法对视频编解码。探讨了结构化观测矩阵的特点和构造方法, 分析了不同类型结构化观测矩阵实现信号精确重构的理论, 设计了基于结构化观测矩阵的CS视频编解码算法。实验证明了所提算法的有效性, 同时由于结构化观测矩阵高效、易于硬件实现, 因此该算法在低复杂度视频场合具有良好的应用前景。

关键词: 结构化观测矩阵; 结构化压缩感知; 不相关; 低复杂度; 高概率重构

中图分类号: TN919.81 **文献标识码:** A

Low Complexity Video Coding Based on Structured Measurement Matrices

Wu Xiaojia^{1,2} Guo Jichang¹

(1. Institute School of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin, 300072, China;
2. School of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan, 030024, China)

Abstract: Recently, applications of low-complexity video coding have gained wide interests. Compressive sensing (CS) can sample and compress signal simultaneously which can be used to design low-complexity video coding. Structured measurement matrices based CS is proposed for video codec to handle the hard realization of random measurement matrices. Characteristic and construction of structured measurements matrices is explored and theory guarantees of fidelity reconstruction for different structure are analyzed. Numerical simulation results of CS video codec algorithm based on structured measurement matrices verify the theory as well as the promising potentials of low-complexity video application field owing to the hardware friendly and fast computation of the matrices.

Key words: structured measurement matrices; structured compressive sensing; incoherent; low complexity; high probability reconstruction

引言

近年来低复杂度视频编码越来越广泛地应用于各种传统及新兴领域, 例如: 监控系统、移动视频传输和无线多媒体传感网络等。然而, 传统的视频编码由于其具有复杂的压缩编码算法显然很难适应这

样的应用需求。压缩感知(Compressive sensing, CS)^[1-3]的出现提供了解决上述问题的契机。CS理论指出,一个信号只要满足某种采样要求,就可以利用远少于经典奈奎斯特理论所需的采样数精确恢复原始信号,而不会产生(或只产生很小的)信号恢复误差。而且,CS理论采样和压缩过程同时进行的特点很大程度上降低了编码端复杂度。同时,一些基于CS理论的低复杂度物理设备已经出现并直接用于图像采样压缩,例如单像素相机^[4]。鉴于这些优势,CS理论可广泛地应用于各种图像视频信号处理,特别是具有低复杂度要求的图像视频应用场合。然而,尽管CS理论有着自己特有的优势,但主要还是停留在理论研究阶段,在其应用实现方面还不尽如人意,特别是在图像、视频应用方面仍然面临巨大挑战。其中一个主要原因在于传统CS观测矩阵的实现困难。一方面,传统的CS观测矩阵都采用随机观测矩阵,而实际的物理设备都有确定的结构,使其硬件实现困难;另一方面,在CS恢复算法中由于要作多次的矩阵乘积运算,纯粹的随机观测矩阵没有快速算法,导致重构算法的复杂度很高,特别是对于图像、视频等高维信号的重构。因此如何解决CS观测矩阵的实现是保证低复杂度图像、视频编码的一个关键问题。结构化压缩感知理论^[5]的提出为这一问题的解决提供了明确方向。在文献[5]中,Duarte和Eldar指出,将信号和观测的结构信息引入传统的压缩感知,可以简化其硬件实现,并通过一系列的理论知识证明保证其能有效恢复原信号,从而搭起了从压缩感知理论到实际应用的桥梁。本文基于结构化压缩感知的思想,采用结构化的子采样观测矩阵设计方法对视频信号编码,在满足CS精确重构理论的前提下使编码端的软硬件实现都简单易行,能够适应各种低复杂度视频编码的应用场合。本文先简要回顾压缩感知的基本概念和相关理论,重点介绍结构化压缩感知的思想和理论,根据低复杂度视频应用的需求,对几个典型的标准视频信号进行仿真实验,具体分析了结构化随机观测矩阵的有效性和实现复杂度,最后得出结论并提出了进一步的工作目标。

1 压缩感知原理

CS理论核心思想是压缩和采样合并进行,将原始高维信号投影到低维空间,然后通过求解一个优化问题,从少量投影测量值中以高概率重构出原信号。其数学模型为:假设有1个 K 稀疏、实值的离散时间信号 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^N$,该信号可以通过变换矩阵 $\Psi = [\Psi_1, \Psi_2, \dots, \Psi_N]$ 在特定的域中表示为

$$\mathbf{x} = \sum_{k=1}^N \Psi_k \alpha_k = \Psi \boldsymbol{\alpha} \quad (1)$$

式中: $\boldsymbol{\alpha}$ 为变换系数,是一个 $N \times 1$ 列矢量,满足 $\alpha_k = [\mathbf{x}, \Psi_k]$,而且只有 K 个非零或较大的系数 α_k ,其余的 $N-K$ 个系数可以忽略。设 \mathbf{y} 为长度为 M 的观测矢量,其中 $K < M \leq N$,满足 $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}$,其中 Φ 为 $M \times N$ 的观测矩阵。式(1)可以用 $\boldsymbol{\alpha}$ 改写为

$$\mathbf{y} = \Phi \Psi \boldsymbol{\alpha} = \mathbf{A} \boldsymbol{\alpha} \quad (2)$$

式中: \mathbf{A} 称为信息算子。压缩感知问题就是在已知测量值 \mathbf{y} 和观测矩阵 Φ 的基础上,求解欠定方程组 $\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x}$ 得到原信号 \mathbf{x} 。而CS理论的核心问题主要包括:信号的最优稀疏表示、简单易实现的观测矩阵设计和稳定、复杂度低的高精度重构算法设计3个方面。其中观测矩阵的设计是CS理论算法能否在实际应用中具体实现的一个关键问题。

2 结构化观测矩阵

当前的CS理论中观测矩阵的设计主要采用随机矩阵,即矩阵元素服从独立同分布的标准概率分布,这类观测矩阵可以最大限度地保证信号的高概率重构。然而,由于矩阵和高维信号相乘运算带来的巨大计算复杂度使其很难应用于实践中。而且真实世界中,感知形态的物理特性和感知设备的能力都限制了这类矩阵的实现。因此从硬件实现的角度考虑,要求设计更合理的矩阵和更精确的信号模型,既兼顾信号的重构精度又具有快速算法和易于实现的结构特点。这就是结构化压缩感知理论的基本思

想。它包含两方面的内容:(1)设计结构化观测矩阵,可以快速有效地硬件实现;(2)设计更精确的信号模型,使信号不局限于稀疏信号以及数字信号,从而可以获得模拟信号的低速率采样。这里重点考虑结构化矩阵的设计及理论保证。Duarte 和 Eldar 在文献[5]中提出了以下 4 类结构化矩阵的设计方法。

(1) 不相关基的子采样,即简单地选择一个和稀疏基不相关的正交基矩阵,然后用其子矩阵作为 CS 测量矩阵。数学描述如下:给定正交基矩阵 $\Phi \in \mathbf{R}^{N \times N}$, 其中 $\Phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N]$ 的每一列为不同的基元素。设 $\bar{\Phi}$ 为 Φ 的一个 $N \times M$ 的列子矩阵,其中的基向量由 Φ 中索引值 Γ 对应的列向量组成,则可以定义 CS 测量值为 $y = \bar{\Phi}^T x$ 。定理 1 为该测量值的恢复算法提供了理论保证。

定理 1 [6] 设 $x = \Psi\theta$ 为是一个 K 稀疏信号,支撑区 $\Omega \subset \{1, \dots, N\}$, 且 $|\Omega| = K$, 输入元素的符号均匀分布。在正交基 Φ 中均匀地随机选择一个子集 $\Gamma \subseteq \{1, \dots, N\}$ 作为观测矩阵,且 $M = |\Gamma|$ 。如果

$$M \geqslant CKN\mu^2(\Phi, \Psi) \log\left(\frac{N}{\delta}\right) \quad (3)$$

且

$$M \geqslant C' \log^2\left(\frac{N}{\delta}\right) \quad (4)$$

式中: δ, C, C' 均为常数,且有 $\delta < 1$, 那么至少依概率 $1 - \delta$, θ 有唯一解。上述定理要求,为保证高概率信号重构,测量值范围应满足 $O(K \log N) \sim O(N)$ 。

(2) 结构化子采样矩阵,即该矩阵所得观测值不与信号在某个稀疏基下的系数对应,而是对应于多个信号系数的线性组合[7]。数学描述如下:考虑一个矩阵乘积 $\Phi = \mathbf{R}\mathbf{U}$, 其中 \mathbf{R} 为一个 $P \times N$ 的混合矩阵, \mathbf{U} 为基矩阵。那么通过从矩阵 Φ 的 P 行中随机选择 M 行,然后将所得矩阵的列标准化即可得到 CS 观测矩阵 $\bar{\Phi}$ 。定理 2 为该矩阵的高概率重构提供了理论保证。

定理 2 [7] 设 $\bar{\Phi}$ 为 $M \times N$ 的结构化子采样矩阵,它通过对 $\Phi = \mathbf{R}\mathbf{U}$ 随机子采样获得。其中 \mathbf{U} 为基矩阵, $\mathbf{R} = \mathbf{S}\mathbf{M}'$ 为 $P \times N$ 的混合矩阵,则对每一个 $K > 2$ 的整数,任意 $z > 1$ 和任意 $\delta \in (0, 1)$, 存在正常数 c_1, c_2 , 如果

$$M \geqslant c_1 zKN\mu^2(\mathbf{U}, \Psi) \log^3 N \log^2 K \quad (5)$$

那么矩阵 $\bar{\Phi}$ 至少依概率 $1 - 20 \max\{\exp(-c_2 \delta^2 z), N^{-1}\}$, 满足 (K, δ) -RIP。这里对 \mathbf{R} 进行了附加的约束条件,其中 \mathbf{S} 为 $P \times N$ 矩阵, P 为 N 的约数,因此 \mathbf{S} 可定义为 $\mathbf{S} = [s_1^T, s_2^T, \dots, s_P^T]$, \mathbf{S} 的第 p 行定义为

$$s_p = [\mathbf{0}_{1 \times (p-1)L} \mathbf{I}_{1 \times L} \mathbf{0}_{1 \times (N-pL)}], 1 \leqslant p \leqslant P, L = \frac{N}{P} \quad (6)$$

\mathbf{M}' 为一个对角阵,其中的非零输入值服从相互独立的 Rademacher 分布。类似不相关基的子采样,该矩阵所要求的测量值 M 的范围满足 $O(K \log^3 N) \sim O(N)$ 。

(3) 子采样循环矩阵,即使用 Toeplitz 和循环结构作为 CS 观测矩阵[8-10]。和一般的 CS 矩阵相比,由于矩阵行、列的循环重复,子采样循环矩阵有更低的自由度。数学描述如下:设一个循环矩阵 \mathbf{U} , 每 1 个对角的输入相同,且第 2 行和随后行的第 1 个元素与前 1 行最后一个元素相等。通过对矩阵 \mathbf{U} 的随机子采样可得 CS 观测矩阵,即给定一个 $M \times N$ 的子采样矩阵 \mathbf{R} , 观测矩阵 $\Phi = \mathbf{R}\mathbf{U}$ 。该矩阵的理论保证由定理 3 给出。

定理 3 [8] 设 Φ 为子采样循环矩阵,其中不同的矩阵元素是独立的随机变量,服从 Rademacher 分布, \mathbf{R} 为任意的 $M \times N$ 单位子矩阵,另外,设 δ 是一个很小的值,使得对所有的 $x \in \sum_K \Phi$ 满足 (K, δ) -RIP。当 $\delta_0 \in (0, 1)$, 如果

$$M \geqslant C \max\{\delta_0^{-1} K^{\frac{3}{2}} \log^{\frac{3}{2}} N, \delta_0^{-2} K \log^2 N \log^2 K\} \quad (7)$$

那么 $E[\delta] \leqslant \delta_0$, 其中 $C > 0$ 为常数。进一步,当 $0 \leqslant \lambda \leqslant 1$ 时, $P(\delta_K \geqslant E[\delta] + \lambda) \leqslant e^{-\frac{\lambda^2}{\sigma^2}}$, 其中 $\sigma^2 =$

$C' \frac{K}{M} \log^2 K \log N, C' > 0$ 。由上述定理可知,如果 $M = O(K^{\frac{3}{2}} \log^{\frac{3}{2}} N)$, 可以高概率重构原信号。

(4) 可分离矩阵^[11-13], 即由 Kronecker 积构成的观测矩阵, 可以高效地观测非常大信号或者高维信号。

3 仿真实验

3.1 有效性分析

采用典型的结构化观测矩阵随机块沃尔什-哈达玛 (Block Walsh-Hadamard transformation, BWHT) 观测矩阵^[14,15] 进行仿真实验。该矩阵具有普遍性、近最优的恢复性能、低硬件实现复杂度和具有快速算法 4 个显著的优点。实验仿真结果主要使用了以下两个软件包: (1) Fast CS using SRM^[14]; (2) GPSR6.0^[16]。实验数据的获取和算法仿真均在 Matlab 环境下完成。算法中采用的结构化随机观测矩阵通过两种方法实现: (1) 全局化随机观测矩阵, 该矩阵是将输入信号点随机置换位置后再变换和降采样获得; (2) 局部化随机观测矩阵, 该矩阵通过将输入信号值的正负值随机设置后再变换和降采样获得。图 1 显示了一个简单的一维信号重构成功率曲线。一维信号具有 256 个点, 在离散余弦变换 (Discrete cosine transform, DCT) 域稀疏度为 30, 重构算法采用简单的正交匹配追踪 (Orthogonal matching pursuit, OMP) 算法。通过 500

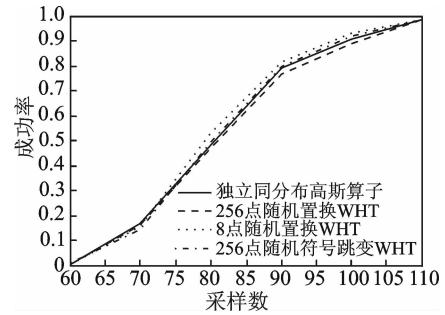
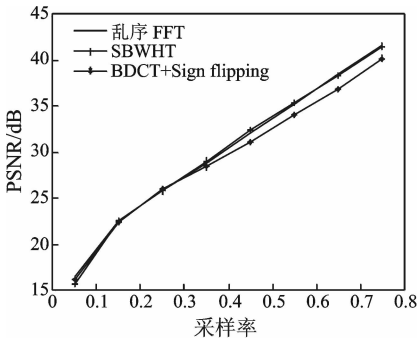


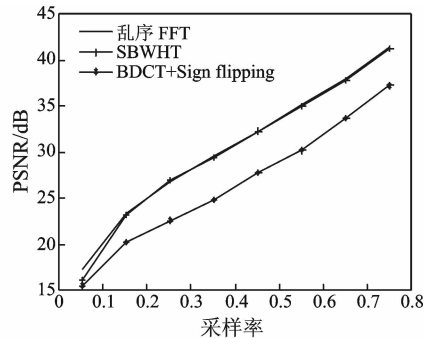
图 1 不同观测矩阵下的信号重构成功率

Fig. 1 Successful reconstruction rate of signal in different measurement metrics

次独立实验, 假定重构信噪比大于 50 dB 可认为是完全重构, 则重构成功率为 500 次实验中完全重构的次數和 500 的比值。图 1 中比较了一般高斯观测矩阵和 3 种随机 BWHT 观测矩阵^[14] 的重构成功率。由图 1 可知, 结构化随机观测矩阵和高斯随机观测矩阵在采用率相同的条件下具有相近的重构成功率, 当采样率接近 50% 就能近似完全重构原信号。图 2 比较了 3 种常用的结构化观测矩阵的率失真性能曲线。采用了两个标准视频测试序列: Foreman 序列 (帧格式为: 352 × 288), Susie 序列 (帧格式为: 352 × 240)。图中分别对 Foreman 序列的第 12 帧和 Susie 序列的第 18 帧进行仿真实验。稀疏基采用小波变换, 重构算法采用基于 l_2 最小的梯度投影稀疏恢复 (Gradient projection for sparse reconstruction,



(a) Foreman序列第12帧率失真曲线
(a) Rate-distortion performance of Foreman's twelfth frame



(b) Susie序列第18帧率失真曲线
(b) Rate-distortion performance of Susie's eighteenth frame

图 2 3 种结构化观测矩阵的率失真曲线

Fig. 2 Rate-distortion performance of three kinds of measurement metrics

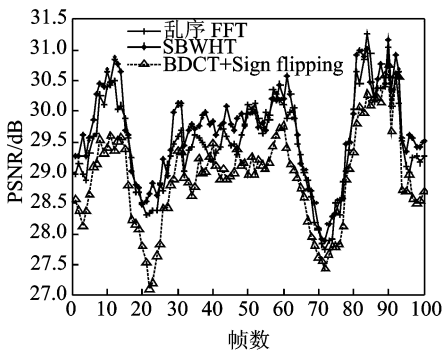
GPSR)算法。3种结构化随机观测矩阵都体现了不错的性能,在采样率达到35%时,重构峰值信噪比(Peak signal to noise ratio, PSNR)可以达到30dB以上。其中随机快速傅里叶变换^[17]和随机BWHT性能略优。因为它们都使用了全局的随机化处理,和稀疏基具有更好的不相关性。随机BWHT将视频帧划分为 32×32 的子块处理,在不影响重构性能的前提下,降低了算法的硬件复杂度,提高了运算速度,具有更好的硬件友好特性。表1列出了不同测量值下视频帧编码性能,其中性能最好的PSNR值加粗表示,可以看出和图2的率失真曲线基本一致。同时,从数据上可以更明显地看出,对于Foreman序列,乱序块沃尔什-哈达玛变换(Scrambled block walsh-hadamard transformation, SBWHT)具有最好的性能,而对于Susie序列,乱序快速傅里叶变换(Scrambled fast Fourier transformation, SFFT)比SBWHT性能略好,但相差仅有0.1 dB左右。这两种观测矩阵均远优于BDCT+sign flipping^[14],超过近2 dB。这说明为了保证精确重构,在利用结构观测矩阵的同时还要尽可能地保证其随机性,从而满足信号重构的理论保证。

表1 不同观测值下的视频帧编码性能

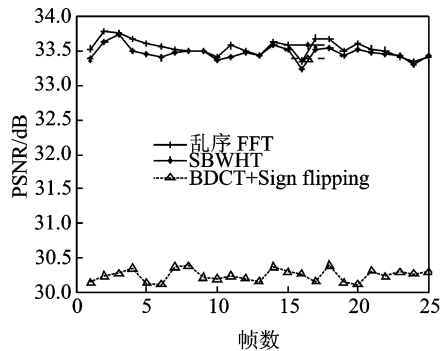
Tab. 1 Coding performance of video frame in different measurement numbers

观测值	Foreman(第12帧)			Susie(第18帧)			dB
	SFFT	SBWHT	BDCT+Sign flipping	SFFT	SBWHT	BDCT+Sign flipping	
25 000	25.29	25.61	24.27	30.98	30.67	27.29	
30 000	27.04	27.25	25.47	32.29	32.11	28.31	
35 000	28.56	28.86	26.58	33.49	33.42	29.36	
40 000	30.06	29.93	27.70	34.93	34.86	30.91	
45 000	31.47	31.53	28.88	36.26	36.20	32.09	
50 000	32.81	32.89	30.15	37.67	37.58	34.07	

图3利用上述的3种观测矩阵对Foreman序列的前100帧和Susie序列的前24帧编码并显示了每帧的PSNR值。采样率设为40%左右。由图3可知,3种观测矩阵对整个序列视频帧的重构效果比较稳定,PSNR值对Foreman序列略低,在30 dB左右,对Susie序列,在30 dB以上。其中SBWHT算法对不同视频帧的重构效果最理想,同时因其块采样和沃尔什-哈达玛变换(Walsh-hadamard transformation, WHT)具有快速算法,用于低复杂度视频编码是一个不错的选择。



(a) First one hundred frame of Foreman sequence



(b) First twenty five frame of Susie sequence

图3 结构化观测矩阵下不同视频序列重构 PSNR

Fig. 3 Reconstruction PSNR of different video sequence for structurally random matrices

3.2 实现复杂度分析

从硬件实现上来说,对于图像视频这类大数据量的信号,一般的随机矩阵几乎不可实现。而结构化观测矩阵由于其核心矩阵有特定的结构可以很方便地实现。从存储和观测矩阵运算角度看,一个 $M \times N$ 的随机 Bernoulli 矩阵至少需要 $M \times N$ 比特的存储空间(因为它的每一个矩阵元素由 1, -1 构成,只需 1 Bit 存储),观测运算需要 $M \times N$ 次的加法和乘法运算。而一个 $M \times N$ 的结构化观测矩阵,例如上述实验中性能最优的 SBWHT 观测矩阵只需 $2N + N \log N$ Bit 的存储空间和 $N + N \log N$ 次的加法和乘法运算^[14]。从重构算法的实现看,上述定理证明,采用结构化观测矩阵保证精确重构的观测值 M 可以达到 $O(K \log N)$,这和一般随机观测矩阵是一致的。但是由于观测矩阵的结构性,观测运算时具有快速算法,使得观测运算的时间复杂度明显降低,而重构运算的复杂度主要取决于每次迭代时观测矩阵的运算。因此结构化观测矩阵的重构复杂度远远低于一般随机观测矩阵。表 2 总结了两类观测矩阵在低复杂度视频编码应用领域实现复杂度的各自特征。

表 2 两类观测矩阵的实现特点比较

特点	结构化观测矩阵	一般随机观测矩阵
硬件是否易于实现	易	难
占用硬件存储空间	小	大
观测矩阵快速算法	有	无
精确重构所需观测值 M	$O(K \log N)$	$O(K \log N)$
重构算法实现复杂度	低	高
基于块的处理	能	不能

4 结束语

上述仿真实验证明了采用基于结构化观测矩阵的 CS 算法对视频编码的有效性。通过实现复杂度分析可知结构化观测矩阵的硬件友好和具有快速算法的特点特别适合低功耗、低复杂度的视频应用场合。为了直观地检验结构化观测矩阵的效果,前述实验中仅对视频序列的每一帧单独处理,并没有考虑到序列之间的相关性冗余。现有的 CS 视频编码方法为了利用视频序列的相关性,大多采用传统视频编码和 CS 相结合的方法。在用 CS 理论对单帧编码的同时,利用传统的运动估计、补偿等技术去减少帧间的相关性冗余。这类方法具有的理论意义远大于应用价值。例如对一个视频监控场景,现场设置的传感器受体积、功耗等影响,不可能内置两套编码系统来运行,因此已有作者开始研究完全在 CS 理论框架下的视频编码^[18,19]。文献[18,19]分别采用固定测量率和变测量率的方法对视频序列的关键帧和非关键帧进行 CS 编解码,考虑了视频序列间的相关性,这些算法都具有一定的有效性,但并没有考虑算法是否具有实际应用的可能。本文后续的工作希望能够在 CS 理论基础上,利用结构化观测矩阵的特性,充分挖掘能够体现视频序列空间、时间相关性的结构特点,从实践的角度设计适合视频特征的结构化观测矩阵以及相应的重构算法,使其能够适用于要求低编码复杂度的视频应用场合。

参考文献:

- [1] Donoho D. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] Candès 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.
- [3] Hayashi K, Nagahara M, Tanaka T. A user's guide to compressed sensing for communications systems[J]. IEICE Trans on Communications, 2013, E96-B(3): 685-712.
- [4] 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.

- [5] Duarte M F, Eldar Y C. Structured compressed sensing: From theory to applications[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(9):4053-4085.
- [6] Candès E J, Romberg J K. Sparsity and incoherence in compressive sampling[J]. *Inverse Problems*, 2007, 23(3):969-985.
- [7] Bajwa W U, Sayeed A, Nowak R. A restricted isometry property for structurally subsampled unitary matrices[C]//Allerton Conference Communication, Control, and Computing, Monticello, IL; IEEE, 2009:1005-1012.
- [8] Rauhut H, Romberg J K, Tropp J A. Restricted isometries for partial random circulant matrices [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2012, 32(2):242-254.
- [9] Xu Weiyu, Bai Erwei, Cho Myung. Toeplitz matrix based sparse error correction in system identification: Outliers and random noises[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Vancouver; IEEE, 2013: 6640-6644.
- [10] Valsesia D, Magli E. Compressive signal processing with circulant sensing matrices[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Florence; IEEE, 2014: 1015-1019.
- [11] Duarte M F, Baraniuk R G. Kronecker compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(2): 494-504.
- [12] Liu Juan, Psarakis E, Stamos I. Automatic kronecker product model based detection of repeated patterns in 2D urban images [C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney; IEEE, 2013:401-408.
- [13] Zhang Baoju, Tong Xiang, Wang Wei, et al. The research of kronecker product-based measurement matrix of compressive sensing[J]. *Eurasip Journal on Wireless Communications and Networking*, 2013(1):1-5.
- [14] Do T, Tran T D, Gan L. Fast compressive sampling using structurally random matrices [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Las Vegas; IEEE, 2008: 3369-3372 .
- [15] Do T, Gan L, Nguyen H, et al. Fast and efficient compressive sensing using structurally random matrices [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2012, 60(1):139-154.
- [16] Figueiredo M A T, Nowak R D, Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4): 586-597.
- [17] Candès E J, Romberg J. Robust signal recovery from incomplete observations[C]//Proceedings of International Conference on Image Processing. Atlanta; IEEE, 2006:1281-1284.
- [18] Kang Liwei, Lu Chunshien. Distributed compressive video sensing[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Taipei, China; IEEE, 2009:1169-1172.
- [19] 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):203-408.
Lian Qiusheng, Tian Tian, Chen Shuzhen, et al. Block compressed sensing of video based on variable sampling rates and multi hypothesis predictions [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(1):203-408.

作者简介:



武晓嘉(1980-),男,博士研究生,研究方向:压缩感知应用、视频信号处理, E-mail: zjowxj@163.com。



郭继昌(1966-),男,教授,博士生导师,研究方向:数字图像处理、滤波器理论及设计等。

