

控制与决策

Control and Decision

基于联合子空间模型的模拟信息转换器研究进展

刘铁锋, 杨光, 宫铁瑞, 杨志家, 刘志峰

引用本文:

刘铁锋, 杨光, 宫铁瑞, 等. 基于联合子空间模型的模拟信息转换器研究进展[J]. 控制与决策, 2020, 35(3): 513–522.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1273>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

复合高斯背景下基于最优控制参数的自适应检测器

Adaptive detector based on optimal control parameter in compound-Gaussian background

控制与决策. 2018, 33(8): 1532–1536 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0505>

非线性时变时延系统的模糊采样最优控制

Fuzzy sampled-data optimal control for nonlinear systems with time-varying delay

控制与决策. 2018, 33(11): 2069–2072 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.0809>

基于切换原理的非均匀采样系统控制

Control of non-uniform sampling systems based on switching principle

控制与决策. 2017, 32(4): 619–624 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0273>

基于MSSTO与NSCT变换的可见光与红外图像增强融合

Visible and infrared image enhanced fusion based on MSSTO and NSCT transform

控制与决策. 2017, 32(2): 269–274 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.1406>

基于改进型NSST变换的图像融合方法

Innovative image fusion method based on improved NSST

控制与决策. 2017, 32(2): 275–280 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.0075>

基于MNLMF和SF方向滤波的图像融合算法

Image fusion method based on multi-scale non-local mean filter and shear direction filter

控制与决策. 2017, 32(12): 2183–2189 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2016.1590>

基于模糊子空间聚类的0阶岭回归TSK模糊系统

Fuzzy subspace clustering based 0-order ridge regression TSK fuzzy system

控制与决策. 2016, 31(5): 882–888 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2015.0182>

非均匀Hammerstein-Wiener系统的递阶随机梯度辨识算法

Hierarchical stochastic gradient identification for Hammerstein-Wiener systems with non-uniformly sampling

控制与决策. 2015, 30(8): 1491–1496 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2014.0973>

基于联合子空间模型的模拟信息转换器研究进展

刘铁锋^{1,2,3†}, 杨光^{1,2,3}, 宫铁瑞^{1,2,3}, 杨志家^{1,2}, 刘志峰^{1,2}

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所 网络化控制系统重点实验室, 沈阳 110016;
2. 中国科学院机器人与智能制造创新研究院, 沈阳 110169; 3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 依据 Shannon 采样定理的模拟-数字转换器越来越难以满足对高频、宽频信号的采样需求,为实现低速率采样同时缓解数据传输、存储及处理的压力,基于亚 Nyquist 采样的模拟信息转换器 (analog-to-information convertor, AIC) 成为研究热点. 首先概述压缩感知理论、单向量空间和联合子空间 (union of subspaces, UoS) 采样理论,着重总结和对比几种符合 UoS 模型信号的 AIC 采样架构及恢复算法,进一步提出一种多天线采样系统架构及基于子空间分解的增强型重构方法,最后展望了 AIC 未来的研究方向.

关键词: 模拟信息转换器; 压缩感知; 联合子空间; 亚 Nyquist 采样

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A

Research advances on analog-to-information converter based on union of subspaces model

LIU Tie-feng^{1,2,3†}, YANG Guang^{1,2,3}, GONG Tie-rui^{1,2,3}, YANG Zhi-jia^{1,2}, LIU Zhi-feng^{1,2}

(1. Key Laboratory of Networked Control Systems, Shenyang Institute of Automation Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China; 2. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110169, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Traditional analog-to-digital convertors (ADCs) based on the Shannon sampling theorem can hardly satisfy the sampling requirements for high-frequency and wideband signals. For the purpose of sampling rate reducing, data transmission, storage and process relaxing, new analog-to-information convertors (AICs) based on sub-Nyquist sampling methods have drawn intensive attentions in past few years. Compressed sensing (CS) theory, single vector space (SVS) and union of subspaces (UoS) sampling theory are firstly introduced. Based on the UoS signal model, an emphasis on AIC sampling architectures and recovery algorithms are summarized and compared afterwards. Then, a multiple-antenna sub-Nyquist sampling architecture and its corresponding augmented recovery method based on the subspace decomposition are proposed. Finally, future research directions are given.

Keywords: analog-to-information convertor; compressed sensing; union of subspaces; sub-Nyquist sampling

0 引言

信息多以模拟的形式存在于自然界中,信息技术极大地促进了科技进步,生活中所涉及的通信、娱乐、消费,都离不开数字化设备,几乎所有人工信息交换形式都是数字化的,因此,从模拟到数字的转换是实现一切数字化活动的基础. 模拟数字转换技术是实现信息数字化的关键技术,ADC 器件以 Shannon 采样定理为理论支撑将模拟信号转换成数字信号,供给后续数据处理、传输或存储. Shannon 采样定理指出,对有限频带 (band-limited, BL) 信号以不低于两倍信号带宽的采样频率 (Nyquist 频率) 便可以从采样点

准确地恢复原始信号,业界将该定理的提出归功于 Shannon^[1] 和 Nyquist^[2]. 随着射频和通信技术的快速进步,针对高频、宽频信号的采样需求变的迫切起来,然而 ADC 器件的技术进步相对微弱,越来越难以满足采样率两倍信号带宽的条件,高采样率条件下有效位数的降低,使 ADC 器件的设计必须权衡折中,同时高采样率、高带宽 ADC 的功耗、尺寸以及价格等问题也是实际应用需求的重要影响因素^[3]. 为了解决射频和通信技术与模数转换技术进步不协调所形成的矛盾. 针对高频、宽频信号采样的 AIC 成为研究热点. 与 ADC 类似, AIC 实现模拟信号到数字信

收稿日期: 2018-09-18; 修回日期: 2019-09-09.

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2017YFA0700304).

责任编辑: 夏元清.

†通讯作者. E-mail: liutiefeng@sia.cn.

号的转换,不同之处在于AIC以捕获信号信息的速率(此处称为信息率)采样,信号自身内部结构所导致的信号信息率远低于Nyquist频率的事实直接促使AIC工作在亚Nyquist采样频率以下.以基于不同信号模型发展而来的亚Nyquist采样方法为理论支撑,产生了处理不同信号类别的AIC架构,并且已有针对具体应用场景的AIC硬件实现.亚Nyquist采样方法主要利用信号自身结构特点实现远低于Nyquist频率的采样率.近年来,有限新息率模型(finite rate of innovation, FRI)^[4-6]、CS理论^[7-10]和UoS模型^[11-12]的不断提出与完善,促使亚Nyquist采样方法成为研究热点,同时依据亚Nyquist采样方法的AIC架构不断产生,性能不断提升.AIC对比ADC满足低采样频率的同时,将应用领域拓宽到了ADC无法适用的领域,对促进认知无线电^[13]和信号智能^[14]的发展具有重要意义.

本文以AIC为主题,简单概括了CS理论和SVS信号模型.通过分析SVS模型的不足介绍了一种应用更为宽泛的UoS信号模型,着重总结和对比了符合UoS模型的信号AIC采样架构及恢复算法.进一步提出一种多天线采样系统架构及基于子空间分解的增强型重构方法,最后展望了AIC的未来研究方向.

1 理论基础

1.1 压缩感知理论

CS理论的理念源于泛函分析和逼近论的某些抽象结论,由Donoho等^[7-9]将该理论推向前沿.CS理论指出,可压缩或在某个变换域上稀疏的有限维信号可以通过观测获取的少量线性观测量以一定恢复算法高概率估计原信号.表示为^[10]

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} = \Phi \Psi \boldsymbol{\alpha}. \quad (1)$$

其中: $\Phi \in \mathbf{R}^{M \times N}$ 为编码矩阵, $\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为变换矩阵, $\boldsymbol{\alpha}$ 为 \mathbf{x} 在变换矩阵下的稀疏表示.以 $\Delta: \mathbf{R}^M \rightarrow \mathbf{R}^N$ 表示某个特定恢复算法,则 (Φ, Δ) 构成编解码对,编码矩阵 Φ 和恢复方法 Δ 是CS理论的研究重点.式(1)可通过求解如下 l_0 最小化问题得到对 $\boldsymbol{\alpha}$ 的估计 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$:

$$\begin{cases} \hat{\boldsymbol{\alpha}} = \arg \min_{\boldsymbol{\alpha}} \|\boldsymbol{\alpha}\|_0; \\ \text{s.t. } \mathbf{y} = \Phi \Psi \boldsymbol{\alpha}. \end{cases} \quad (2)$$

l_0 最小化问题为NP hard问题,科研人员不断寻求新的高效恢复算法,形成了凸松弛算法^[8,15-17]和贪婪算法^[18-24]两个大类.凸松弛算法主要是将式(2)所示的非凸问题转换为凸问题进行求解;贪婪算法主要通过不断迭代寻求残差与矩阵 $\Phi \Psi$ 列的最大相关性估计稀疏向量中的非零元素.凸松弛算法相对贪婪算

法计算量大,但贪婪算法容易陷入局部极优.

1.2 单向量空间

传统Shannon-Nyquist采样理论及相关研究通常只考虑SVS信号,例如BL空间、小波空间^[25-26]等.Hilbert空间 \mathcal{H} 某一子空间 \mathcal{W} 中任意信号向量表示为

$$\mathbf{x} = \sum_n \langle \tilde{\mathbf{w}}_n, \mathbf{x} \rangle \mathbf{w}_n. \quad (3)$$

其中 $\{\tilde{\mathbf{w}}_n\}$ 和 $\{\mathbf{w}_n\}$ 满足双正交条件 $\langle \tilde{\mathbf{w}}_n, \mathbf{w}_k \rangle = \delta_{nk}$,互为对偶基,同时构成子空间 \mathcal{W} 的Riesz基.称子空间 \mathcal{W} 为单向量空间, $\{\tilde{\mathbf{w}}_n\}$ 为采样向量, $\{\mathbf{w}_n\}$ 为重构向量.可以通过信号 \mathbf{x} 与采用向量的内积获取样本,通过重构向量对信号重构.为便于得到可行的采样方案,通常使用结构化Riesz基(基向量元素之间具有的某种关系).对于BL信号采样, $\{\text{sinc}(t - nT)\}_{n \in \mathbf{Z}}$ 构成BL空间的正交基(特殊的Riesz基),形成重构向量,其对偶基与重构向量等同,构成采样向量.重构向量和采样向量元素分别由 $\{\text{sinc}(t - nT)\}$ 经时间平移构成,形成结构化Riesz基^[27].

对采样器而言,要实施采样的信号存在于一个SVS为已知的信号先验信息,正如Shannon-Nyquist采样理论指出的信号存在于BL空间或信号存在于某一个SI空间.

1.3 联合子空间

在实际应用中,对采样器而言仍然有无法确定属于某个具体SVS的信号存在,此时基于SVS的传统采样方法便不适用或效率很低.针对此情况,文献[11]提出了UoS模型,该模型指出信号存在于联合子空间中的某个子空间内,但具体空间未知,与传统SVS模型比较,UoS模型对无法获知信号空间这一先验知识的信号鲁棒性更好.Hilbert空间 \mathcal{H} 的联合子空间 \mathcal{X} ^[11]定义为

$$\mathcal{X} = \bigcup_{\lambda \in \Lambda} \mathcal{U}_\lambda. \quad (4)$$

其中: Λ 为指标集, \mathcal{U}_λ 为 \mathcal{U} 的子空间.若 \mathbf{x} 属于联合子空间 \mathcal{X} ,则必然存在某 $\lambda^* \in \Lambda$,使得 $\mathbf{x} \in \mathcal{U}_{\lambda^*}$,但 λ^* 未知.文献[11]给出了UoS模型稳定可逆采样的充要条件,文献[12]针对结构化UoS设计了恢复算法并证明了存在噪声和模型误差条件的恢复稳定性.

不同应用领域采样信号的不同,形成了不同的信号模型,例如:跳频通信信号、用于雷达和地质的缓变啁啾(chirp)信号、声学 and 音频信号等多音(multi-tone)信号模型;频谱中的多频带(multi-band)信号模型;雷达检测、信道传输、医学成像等领域广泛存在的FRI信号模型.经适当处理,这些信号模型可以用UoS模型表示,根据UoS模型中指标集 Λ 和子空间 \mathcal{U}_λ 的维

度情况划分UoS模型类别^[28],用 $(|A| - |\mathcal{U}_\lambda|)$ 表示, $|\cdot|$ 表示维度, F 表示维度有限, ∞ 表示维度无限.

1.4 稀疏宽频信号

所研究的稀疏宽频信号主要包括稀疏多音信号和稀疏多频带信号. 稀疏多音信号模型为信号中包含多个谐波频率分量,但在一定频谱范围内谐波分量分布位置未知,可表示为

$$x(t) = \sum_{i \in I} c_i e^{2\pi f_i t}, \quad (5)$$

其中 $I \subset \{0, \pm 1, \dots, \pm N\}$. I 可视为一个维度有限的子空间,子空间数量有限,其UoS模型类别为 $(F - F)$. 稀疏多频带信号模型假定在一定频谱范围内分布着个数有限、带宽不高于 B 的频带,频带在一定频谱范围内呈稀疏分布,且载波频率未知. 文献[29]将频带范围按分割宽度满足条件 $f_p \geq B$ 连续无重叠分割,总分割段个数记为 M ,包含信号能量的分割段个数记为 K ,子空间个数为 C_M^K ,数量有限,所有包含信号能量的分割段视为一个子空间,其维度无限,UoS模型类别为 $(F - \infty)$. 稀疏多音信号模型可视为稀疏多频带信号模型的一个特例.

2 稀疏宽频信号采样

自CS理论产生以来,稀疏多音信号是最早得以研究的信号模型,众多运用CS理论的采样方案被提出,但由于CS理论基于有限长度离散信号并没有直接给出针对模拟信号的理论指导^[30-31],包括诸如随机滤波^[32]、随机卷积^[33]在内的亚Nyquist采样方案直接默认输入信号是离散的,而亚Nyquist采样的研究重点正是如何从模拟信号到离散信号. 本节重点介绍3种稀疏宽频带信号亚Nyquist均匀采样方案,包括处理多音信号的随机解调器(random demodulator, RD)和Nyquist折叠接收器(Nyquist folding receiver, NYFR)以及处理多频带信号的调制带宽转换器(modulated wideband converter, MWC).

2.1 随机解调器

RD架构为基于压缩感知理论的早期AIC方案^[34-35],RD架构提出之初并没有给出详细的理论支撑,该工作由文献[36]完成. RD架构主要包括调制、低通滤波部分和均匀采样3个部分. 如图1所示,利用伪随机数发生器随机生成高低电平取值为 ± 1 的矩形波信号 $p_c(t)$,该信号交替频率至少为输入信号的Nyquist频率, $p_c(t)$ 对输入信号调制是为了拓展输入信号的频率成分,使低速率采样样本包含输入信号的所有频率成分. 低通滤波部分用一个积分器实现,在 T_s 采样周期内对混频信号进行积分,每次采样后积

分器归零. 均匀采样部分由采样率为 $f_s = 1/T_s$ 的传统ADC实现,采样率远小于输入信号的Nyquist频率,从而实现了亚Nyquist采样.

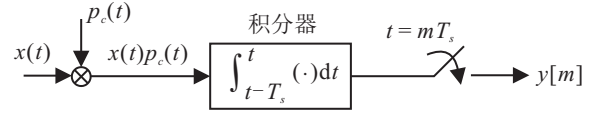


图1 随机解调器架构

文献[36]分析了系统性能和恢复算法复杂度,给出稳定恢复信号采样率下界 $\mathcal{O}(K \log(f_{\text{NYQ}}/K))$. 其中: f_{NYQ} 为输入信号的Nyquist频率, K 为输入信号中非零频率分量个数. 同时设立RD架构高概率满足RIP性质的CS矩阵,有

$$\mathbf{A} = \underbrace{\mathbf{H}\mathbf{D}}_{\Phi} \times \underbrace{\mathbf{F}}_{\Psi}. \quad (6)$$

其中: $\mathbf{H} = \text{diag}\{h_0, h_1, \dots, h_{M-1}\}$, $h_0 = h_1 = \dots = h_{M-1} = [1 \ 1 \ \dots \ 1]$,1的数量为 $T_s f_{\text{NYQ}}$; $\mathbf{D} = \text{diag}\{p_c(t = n/f_{\text{NYQ}})\}$, $n = 0, 1, \dots, N - 1$; \mathbf{F} 为离散Fourier变换(discrete fourier transform, DFT)矩阵; $\mathbf{H}\mathbf{D}$ 构成测量矩阵 Φ ; 变换矩阵 Ψ 取为DFT矩阵. CS矩阵使得

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{X}. \quad (7)$$

其中:样本值向量 $\mathbf{y} = [y[0], y[1], \dots, y[M - 1]]^T$, \mathbf{X} 为 $\mathbf{x} = [x[0], x[1], \dots, x[N - 1]]^T$ 在变换矩阵 Ψ 下的稀疏向量. 式(7)为标准的CS模型,可通过CS理论恢复算法求解.

Laska等^[35]将RD架构用硬件实现并给出了由信号稀疏度、测度矩阵的RIP特性构成的信噪比下界,同时指出系统信噪比对诸如时钟抖动、混频器失真和后端ADC量化误差等非理想因素敏感^[36],文献[37]提出了用于生成更精确重构矩阵的矫正技术. RD架构的改进不断出现,文献[38]将频分复用技术应用于生成随机混频序列,使时钟信号工作在亚Nyquist频率,同时提出了双积分器交替复位的改进方案用来减小单积分器复位所造成的不利影响. 文献[39]提出了一种不需要对积分器进行复位处理的改进方案. 此外针对不同场景下RD架构的应用也不断出现^[40-42].

2.2 Nyquist折叠接收器

不同于RD架构,Fudge等^[43]提出了NYFR架构,该架构源于该团队在RF信号直接接收器的研究^[44]. NYFR架构的新颖之处在于它将原始信号的不同Nyquist区域频率成分施以不同标记折叠到一个低频范围内,便于传统ADC采集,不同标记的折叠信息使恢复原始信号成为可能. 如图2所示,脉冲序列

$\hat{p}(t)$ 在 t_k 时刻对信号采样,实现了对原始信号的不同 Nyquist 区域频率成分进行标记并折叠到低通滤波器 $F(\omega)$ 范围内的目的. ADC 对折叠信号采样,实现低速采样.

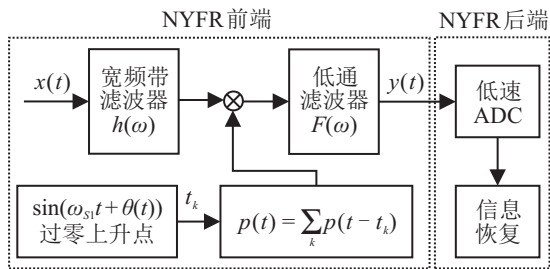


图2 Nyquist 折叠接收机架构框图

文献[43]给出了 NYFR 架构前端输入输出频域关系,有

$$Y(\omega) \approx \frac{1}{2\pi} [X_L(\omega - k_H \omega_{S1}) T_{k_H}(\omega) + X_R(\omega + k_H \omega_{S1} T_{-k_H}(\omega))]. \quad (8)$$

其中: $X_L(\omega) = X(\omega)|_{\omega < 0}$, $X_R(\omega) = X(\omega)|_{\omega > 0}$, $T_{k_H}(\omega)$ 为带宽随 k_H 变化的频域脉冲, k_H 为信号频率成分所属的 Nyquist 区域. 式(8)表示将 k_H 表征的 Nyquist 区域按 $T_{k_H}(\omega)$ “折叠”到基带. 文献[45]给出了 NYFR 架构的 CS 理论模型,有

$$\mathbf{y} = \underbrace{\mathbf{R}\mathbf{S}\Phi}_{\mathbf{A}} \mathbf{X}. \quad (9)$$

其中: \mathbf{y} 为采样点构成的 K 维向量, \mathbf{X} 为 $x(t)$ 的 N 维离散化频谱, \mathbf{A} 为由投影矩阵 \mathbf{R} 、调制对角矩阵 \mathbf{S} 和块对角 DTFT 逆矩阵 Φ 构成的 CS 矩阵. 对于信号重构算法,文献[45]给出了基于式(8)的时频分析重构方法和基于式(9)的 CS 重构算法,并分析了各自的优缺点和适用范围,对多音信号的折叠信号所产生的频率混叠现象,部分算法仍然可以重构信号.

文献[45]分析了 NYFR 架构压缩率与动态范围的折中、信号频率成分的 Nyquist 区域准确估计问题以及信号的重构问题. 文献[46]证明了 CS 矩阵满足 RIP 性质. 文献[47]提出了一种计算复杂度较低的消抖方法. NYFR 系统及其应用不断出现^[48-50].

2.3 稀疏多频带信号采样

多频带信号的欠采样研究已经持续很长时间,针对信号频带位置与宽度已知的信号, Landau^[51] 给出了完整恢复信号所需采样率的下限,即 Landau

频率;文献[52]研究了带通信号的直接均匀欠采样方法;文献[53]提出了平均采样率满足 Landau 频率的周期非均匀采样 (periodic non-uniform sampling, PNS) 方法;文献[54]将 PNS 方法拓展到多频带信号. 对于载波频率和频带宽度未知的多频带信号,文献[55-57]采用基于半盲采样的方法,文献[58-60]提出了一种不依赖频带位置和载波频率的全盲采样与恢复方法.

基于全盲采样与恢复方法, Mishali 等^[29] 提出了 MWC 采样架构,并假定输入信号在一定频谱范围内为 N 频带稀疏模拟信号且每个频带宽度不超过 B . MWC 架构将输入信号分为多路,并分别与相应通道的周期混频信号混合,经低通滤波器后低速率均匀采样. 周期混频信号实现频带分段划分,并将段内所包含的信号频谱(频带片)按一定权重 c_{il} 搬移至基带.

图3为 m 通道 MWC 架构,每个通道均由周期为 $T_p = 1/f_p$ 的混频信号、低通滤波器 $h(t)$ 、采样率为 $T_s = 1/f_s$ 的低速 ADC 组成. 通道 i 的输出频谱是输入信号频带片在权重 c_{il} 下的线性组合. m 通道 MWC 架构输入输出矩阵关系^[29] 可表示为

$$\mathbf{y}(f) = \mathbf{A}\mathbf{z}(f). \quad (10)$$

其中: $\mathbf{y}(f) = [\dots, Y_i(e^{j2\pi f T_s}), \dots]^T$ 为 DTFT 列向量, $\mathbf{z}(f) = [\dots, X(f + (i - L_0 - 1)f_p), \dots]^T$ 为频带片构成的列向量, $L_0 = \inf_L \left\{ -\frac{f_s}{2} + (L + 1)f_p \geq \frac{f_{\text{NYQ}}}{2} \right\}$, \mathbf{A} 为由系数 c_{il} 构成的 $m \times (2L_0 + 1)$ 矩阵. 稀疏多频带信号决定了 $\mathbf{z}(f)$ 的稀疏性, f 取值连续使式(10)形成无限测量向量 (infinite measurement vectors, IMV) 问题. 文献[59-60]给出了基于连续到有限模块 (continuous to finite, CTF), 将 IMV 问题转换为多测量向量 (multiple measurement vectors, MMV) 问题求解支撑集的方法,如图4所示. 对于求解 MMV

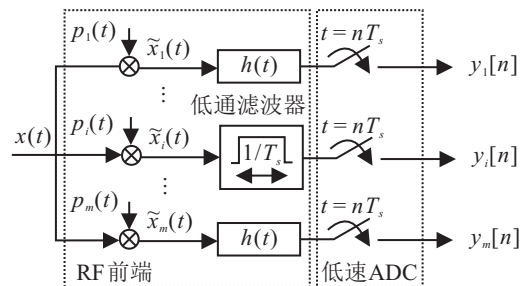


图3 调制宽带转换器架构框图

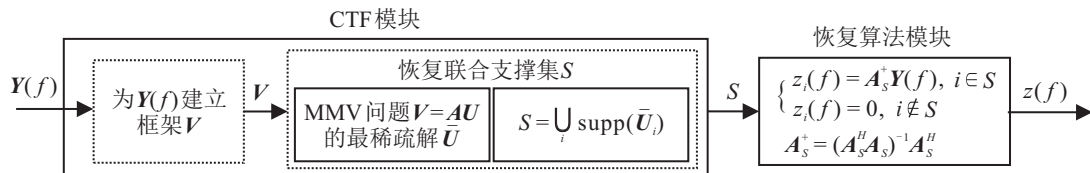


图4 CTF 功能块和信号恢复框图

问题,文献[61-64]将单测量向量(single measurement vectors, SMV)问题求解算法扩展到MMV问题. 文献[60]提出了一种ReMBo快速算法将MMV问题转换为SMV问题求解,SMV问题求解便是所熟知的CS问题求解.

文献[29]从实际应用角度分析了MWC前端和数字处理阶段的一些问题,包括通道数量与通道采样率的协调问题,潜在的硬件简化措施以及低速率实时数字处理、频谱的时变处理和量化等问题. 文献[65]实现了MWC架构的硬件化,并做到了覆盖2 GHz Nyquist频率范围的输入和约1/10倍Nyquist频率的采样率. 针对用以构建观测矩阵的周期随机混频信号高自由度所造成的硬件复杂度增加的问题,文献[66]提出了利用Zadoff-Chu序列生成MWC架构中不同通道混频信号序列的改进方法使通道数降至一个;文献[67]提出将同一个周期随机混频信号通过循环移位产生各个通道的混频信号,降低了产生混频信号的硬件复杂度. 文献[68]针对低通滤波器的非理想性提出了数字FIR滤波器补偿的方法. 文献[69]利用特定的混叠方法又进一步降低了亚采样速率. 基于MWC架构的应用不断产生^[70-73].

2.4 架构对比

2.4.1 采样信号类型

RD架构针对稀疏多音信号,只适合处理频域稀疏的谐波信号,对非谐波、多频带信号的处理并不适用. 文献[36]提出利用多音信号逼近非谐波、多频带信号与窗函数合成信号的思路,但并没有给出具体方案. NYFR架构针对频域稀疏的多音和窄带信号,对稀疏多频带信号的处理依然未知. MWC架构针对稀疏多频带信号,文献[74]从随机滤波^[32]的角度归纳了MWC和RD架构,并指出MWC架构可以处理稀疏多音信号.

2.4.2 架构硬件复杂度

就通道数量而言,RD和NYFR是单通道架构,MWC是多通道架构,高频信号下的处理电路设计显然多通道更加复杂,保持各通道间调制信号的时钟同步并不容易. 就系统工作频率而言,RD和MWC需要工作在Nyquist频率的调制信号,而NYFR则根据划分Nyquist区域的需要选择调制信号频率,工作在Nyquist频率以下.

2.4.3 信号重构复杂度

RD架构建立在模拟信号以Nyquist频率离散化为基础,会导致重构计算复杂度高,难以满足实时性要求. NYFR架构若依据CS模型重构信号,则由于该

模型基于频谱的Nyquist频率离散化,重构计算复杂度颇高. 若利用时频分析方法重构信号,则更容易满足实时性需求,但时频图像所掺杂的“折叠”噪声会严重影响重构的准确性,同时“折叠”可能引起的频率成分混叠也会增加信息恢复的难度,折叠噪声条件下的抗混叠恢复算法研究值得深入研究. MWC架构利用CTF模块直接估计模拟信号的频谱支撑集,无需任何离散化,文献[75]从计算复杂度和信号模型失配鲁棒性等方面对比了MWC和RD架构,显示MWC较RD重构计算复杂度更低,更易满足实时性要求,但也存在一定问题,如多频带间频带宽度相差较大造成模型效率不高,频谱变化较快时CTF模块计算量较大.

2.5 仿真对比

根据3种架构各自的条件与适用范围,分别仿真给出相关结果. 图5为RD架构以10倍压缩率对稀疏度为10的稀疏多音信号的采样恢复图,包括频域和时域恢复图,信噪比设定为10 dB. 由图5可见,在该条件下RD架构可以准确恢复信号各个频率成分,恢复信号与真值之间的误差较小.

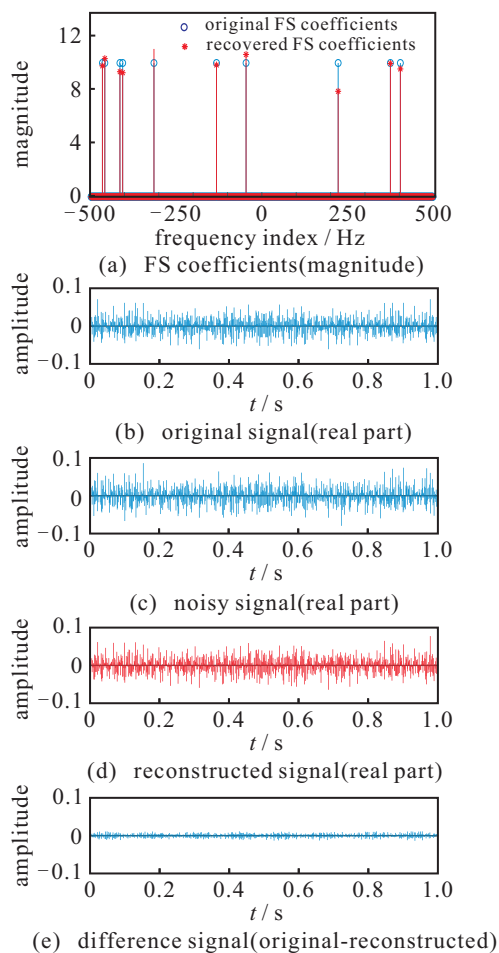


图5 RD架构信号恢复图

图6为NYFR架构以10倍压缩率对稀疏度为10的稀疏多音信号的采样恢复图,包括频域和时域恢复

图,信噪比仍然设定为10 dB. 由图6可见,在该条件下NYFR架构也可以准确恢复信号各个频率成分,恢复信号与真值之间的误差较小.

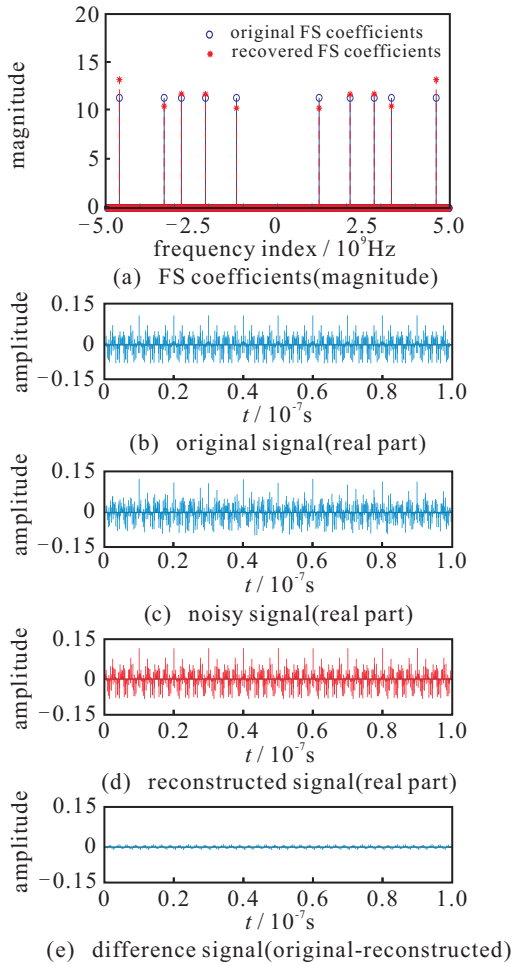


图6 NYFR架构信号恢复图

图7为10通道MWC架构以每通道20倍压缩率对稀疏度为6的稀疏多频带信号的采样恢复图,信噪比设定为20 dB,实线为fourier spectrum(original signal),虚线为fourier spectrum(reconstructed signal). 由图7可见,在该条件下MWC架构可以准确恢复信号各个频带成分,恢复信号与真值之间的误差较小.

由于RD架构和NYFR架构同样适合于多音信号的采样与重构,在同等采样配置下,二者之间的信号重构性能对比如图8所示. 图中显示了复合信号中各个频率成分频谱位置重构准确率随信噪比的变化,并分别展示了RD架构和NYFR架构在不同稀疏度(包括6、8、10三种)条件下的重构准确率. 可以看出,随着复合信号中独立信号数量的增加,复合信号重构准确率会不断下降. 另外,随着信噪比的增加,两种架构的重构准确率都不断增加,但在同等信噪比条件下,NYFR架构相较于RD架构在同等稀疏度下的复合信号重构准确率要低. 因此在对多音信号采样与重构的性能上,RD架构要优于NYFR架构.

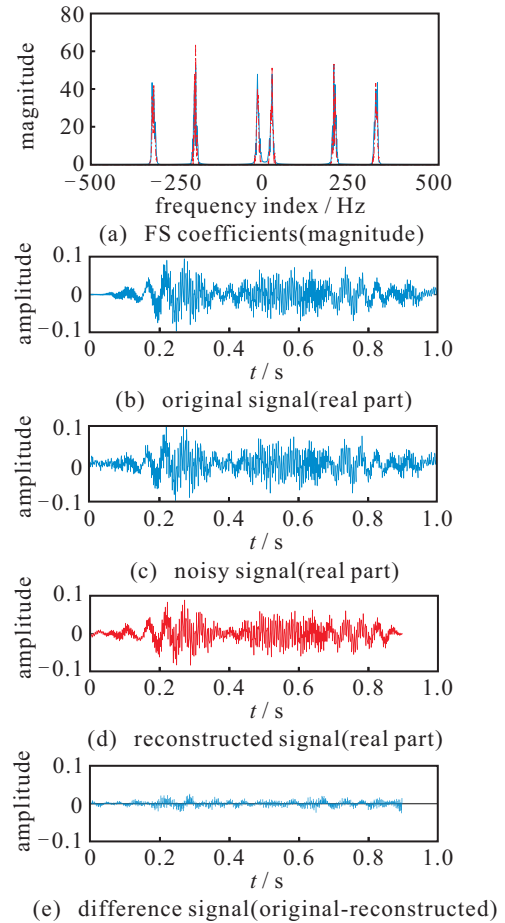


图7 MWC架构信号恢复图

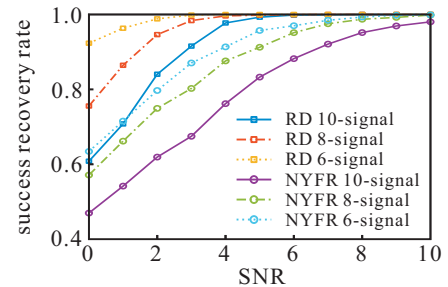


图8 RD和NYFR架构信号恢复准确率随信噪比变化曲线

3 多天线亚采样系统

以认知无线电中宽频带频谱感知为应用背景,基于RD和NYFR架构和MWC的多通道特点,提出多天线亚采样系统用于抵抗宽带频谱感知中出现的信道衰减和噪声,以提高频谱感知的性能.此外,多天线技术广泛应用于无线通信系统^[76-77].

多天线亚采样系统如图9所示,系统拥有 M 根天线,每根天线配备一组亚采样器(可为RD或NYFR),每个天线通道间混频时钟、低通滤波器、低速采样等器件的参数配置相同.依据RD和NYFR所建立的系统模型,该多天线系统模型可表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{N}. \quad (11)$$

其中: \mathbf{Y} 和 \mathbf{X} 分别为 M 个通道输入输出样本构成的

样本矩阵. 若进一步将 \mathbf{H} 和 \mathbf{S} 分别表示为无线信道和多用户发送端数据, 且 $\mathbf{X}^T = \mathbf{H}\mathbf{S}^T$, 则有

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{H}\mathbf{S}^T + \mathbf{N}. \quad (12)$$

从样本矩阵 \mathbf{Y} 中取出前 r 列记为 \mathbf{Y}_0^r , 利用天线接收信号间的噪声不相关性, 建立亚采样样本矩阵 \mathbf{Y}_0^r 与其平移矩阵 \mathbf{Y}_r^M 之间的互协方差矩阵, 得到

$$\mathbf{R} = \varepsilon\{\mathbf{Y}_0^r(\mathbf{Y}_r^M)^H\} = \mathbf{A}\varepsilon\{\mathbf{S}(\mathbf{H}_0^r)^T(\mathbf{H}_r^M)^H\mathbf{S}^H\}\mathbf{A}^H + \mathbf{R}_{\mathbf{N}_0^r\mathbf{N}_r^M}. \quad (13)$$

利用文献 [78-79] 对亚采样噪声的研究结论可以看出, 当 $r = 0$ 时, 噪声部分 $\mathbf{R}_{\mathbf{N}_0^r\mathbf{N}_r^M}$ 存在, 当 $r \neq 0$ 时, 由天线接收信号间噪声的不相关性可知噪声部分 $\mathbf{R}_{\mathbf{N}_0^r\mathbf{N}_r^M}$ 消失. 通过奇异值分解该互协方差矩阵, 利用奇异值的大小鉴别信号空间与噪声空间, 并利用信号空间重构亚采样样本从而得到去除噪声和抵抗信道衰减影响的增强型样本, 利用贪婪算法或凸松弛算法对增强型亚采样样本重构获取原信号.

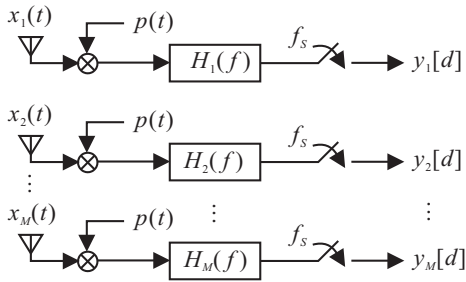


图9 多天线亚采样系统框图

将多天线系统中每个通道配置为NYFR架构, 且天线个数设置为4, 由信号子空间重构而成的亚采样样本经时频变换后的二维效果如图10所示. 图10(c)左侧虚线框中两个时频图表示 -10 dB 时 $r = 0$ 和

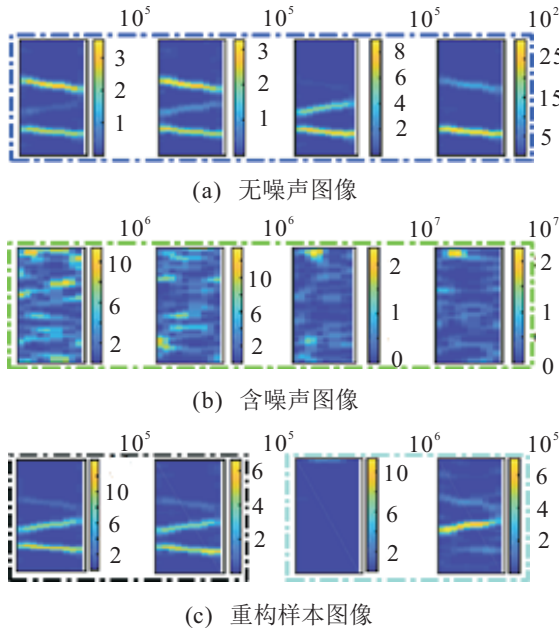


图10 信号子空间重构亚采样样本时频图

$r = 1$ 条件下的效果图, 可以看出两个条件下都可构造清晰的时频图. 图10(c)右侧虚线框中两个时频图分别为 -15 dB 时 $r = 0$ 和 $r = 1$ 条件下的效果图, 可见 $r = 1$ 时可清晰重构时频图, $r = 0$ 则不能. 因此可总结为, $r = 0$ 和 $r \neq 0$ 条件下的多天线亚采样系统子空间分解方法均可提升亚采样样本的信噪比, 后者要优于前者.

将多天线系统亚采样样本进行重构后与原始复合信号各频率成分的频谱位置对比, 所得重构成功率随信噪比的变化如图11所示. 可以看出, 在多天线系统不同参数下, 由于仍有噪声项, $r = 0$ 条件下的重构成功率最低, $r = 1$ 条件下的成功率最高, 其他 $r \neq 0, 1$ 条件下的成功率介于 $r = 0$ 与 $r = 1$ 条件之间, 这是由于 $r \neq 0$ 时天线间噪声不相关, 噪声项消失, 但天线间相关度随着 r 的增大越来越低导致的. 此外, 对比NYFR系统, 多天线系统在所有条件下的重构准确率均高于NYFR, 表明多天线系统对空间差异化的引入提升了系统信号重构的能力. 同时, 由图11可见, 所有系统的准确率都随信噪比的增加而有所提升.

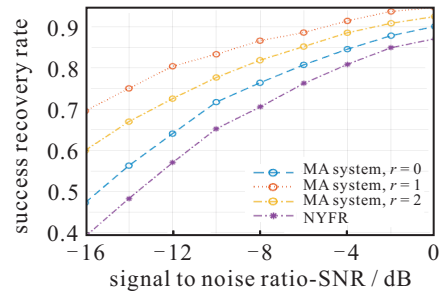


图11 多天线系统与NYFR重构准确率对比

4 总结与展望

随着CS理论以及UoS模型等新理论的发展与完善, 基于新理论的亚Nyquist采样与恢复方法、AIC采样架构及硬件实现不断涌现, 该研究领域取得长足发展, 但具体应用背景下的亚Nyquist采样与恢复方法的研究和AIC的硬件实现仍有很大发展空间.

在亚Nyquist采样与恢复方法方面, 已有采样理论已日益完善, 多数应用场景的信号形式可归纳为已有模型, 但实际应用的复杂性导致必须有针对性地将统一模型对具体场景适配, 例如认知无线电、超声成像、雷达成像以及光学成像等领域, 适合具体应用场景的亚Nyquist采样理论将是未来的一个研究方向. 基于特定场景的新的恢复算法(例如宽频带频谱感知算法、DOA估计、Doppler偏移估计等)以及恢复算法的准确性、快速性以及鲁棒性仍然值得研究.

在AIC硬件实现方面, 已有的采样架构大多基于调制的方法, 对诸如RD、MWC等架构, 仍需要不低于

Nyquist 频率的调制信号,降低调制信号的频率是未来研究方向之一。AIC 硬件的非理想性因素也应得到重视,实现过程中的软硬件矫正技术有助于提高 AIC 性能,应给予重视。对于理论所建立的采样架构,应针对不同应用场景用硬件实现,该工作有助于 AIC 的成熟化与实用化。尽管目前已有相关芯片级 AIC 与低功耗的设计,但实用度还不够,AIC 硬件的芯片级与低功耗设计是未来推动 AIC 同传统 ADC 一样实现商业化的重要因素。

相信通过包括学术界与工业界在内的众多研究人员的不断努力,基于亚 Nyquist 采样方法的 AIC 势必在未来信号处理、通信等领域发挥重大作用。

参考文献(References)

- [1] Shannon C E. Communication in the presence of noise[J]. Proceedings of the IRE, 2006, 37(1): 10-21.
- [2] Nyquist H. Certain topics in telegraph transmission theory[J]. Proceedings of the IEEE, 2002, 90(2): 280-305.
- [3] Le B, Rondeau T W, Reed J H, et al. Analog-to-digital converters[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1970, 22(6): 69-77.
- [4] Vetterli M, Marziliano P, Blu T. Sampling signals with finite rate of innovation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(6): 1417-1428.
- [5] Maravic I, Vetterli M. Sampling and reconstruction of signals with finite rate of innovation in the presence of noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(8): 2788-2805.
- [6] Dragotti P L, Vetterli M, Blu T. Sampling moments and reconstructing signals of finite rate of innovation: Shannon meets strang-fix[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(5): 1741-1757.
- [7] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [8] 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.
- [9] Candes E, Romberg J, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Communications on Pure & Applied Mathematics, 2005, 59(8): 1207-1223.
- [10] 丛爽, 张娇娇. 压缩传感理论、优化算法及其在系统状态重构中应用[J]. 信息与控制, 2017, 46(3): 267-274. (Cong S, Zhang J J. Compressive sensing theory, optimization algorithm and application in system state reconstruction[J]. Information and Control, 2017, 46(3): 267-274.)
- [11] Lu Y M, Do M N. A theory for sampling signals from a union of subspaces[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(6): 2334-2345.
- [12] Eldar Y C, Member S, Member S, et al. Robust recovery of signals from a structured union of subspaces[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(11): 5302-5316.
- [13] Mishali M, Eldar Y. Wideband spectrum sensing at sub-Nyquist rates [applications corner][J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2011, 28(4): 102-135.
- [14] Becker S. Practical compressed sensing: Modern data acquisition and signal processing[D]. Pasadena: California Institute of Technology, 2011.
- [15] Kim S J, Koh K, Lustig M, et al. An interior-point method for large-scale l_1 -regularized least squares[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2008, 1(4): 606-617.
- [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, 2008, 1(4): 586-597.
- [17] Daubechies I, Defrise M, De Mol C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint[J]. Communications on Pure & Applied Mathematics, 2003, 57(11): 1413-1457.
- [18] Rezaifar Y C P R, Krishnaprasad P S. Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition[C]. Proceedings of 27th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove: IEEE, 1993: 40-44.
- [19] Davis G. Adaptive greedy approximations[J]. Constructive Approximation, 1997, 13(1): 57-98.
- [20] Donoho D L, Tsaig Y, Drori I, et al. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(2): 1094-1121.
- [21] Needell D, Vershynin R. Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit[J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, 9(3): 317-334.
- [22] Needell D, Vershynin R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 310-316.
- [23] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2008, 26(3): 301-321.
- [24] Dai W, Milenkovic O. Subspace pursuit for compressive sensing signal reconstruction[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2009, 55(5): 2230-2249.
- [25] Walter G G. A sampling theorem for wavelet subspaces[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1992, 38(2): 881-884.
- [26] Gopinath R A, Odegard J E, Burrus C S. Optimal wavelet representation of signals and the wavelet sampling theorem[J]. IEEE Transactions on Circuits & Systems

- II Analog & Digital Signal, 1994, 41(4): 262-277.
- [27] Eldar Y C. Sampling theory (beyond bandlimited systems)[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2015: 1-836.
- [28] Mishali M, Eldar Y C. Sub-Nyquist sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2011, 28(6): 98-124.
- [29] Mishali M, Eldar Y C. From theory to practice: Sub-Nyquist sampling of sparse wideband analog signals[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 375-391.
- [30] Baraniuk R G. Compressive sensing[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2007, 24(4): 118-121.
- [31] Candès E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30.
- [32] Tropp J A. Random filters for compressive sampling[C]. IEEE International Conference on Information Sciences & Systems. Princeton: IEEE, 2006: 872-875.
- [33] Romberg Justin. Compressive sensing by random convolution[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(4): 1098-1128.
- [34] Kirolos S, Laska J, Wakin M, et al. Analog-to-information conversion via random demodulation[C]. IEEE Dallas/CAS Workshop on Design, Applications, Integration and Software. Richardson: IEEE, 2006: 71-74.
- [35] Laska J N, Kirolos S, Duarte M F, et al. Theory and implementation of an analog-to-information converter using random demodulation[C]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems. New Orleans: IEEE, 2007: 1959-1962.
- [36] Tropp J A, Laska J N, Duarte M F, et al. Beyond Nyquist: Efficient sampling of sparse bandlimited signals[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010, 56(1): 520-544.
- [37] Ragheb T, Laska J N, Nejati H, et al. A prototype hardware for random demodulation based compressive analog-to-digital conversion[C]. The 51st Midwest Symposium on Circuits and Systems. Knoxville: IEEE, 2008: 37-40.
- [38] Massoud Y, Smaili S, Singal V. Efficient realization of random demodulator-based analog to information converters[C]. Biomedical Circuits & Systems Conference. San Diego: IEEE, 2011: 133-136.
- [39] Dai Z, Wang H, Wu H, et al. Frequency domain sensing system using random modulation pre-integrator[J]. IET Science, Measurement & Technology, 2013, 7(3): 166-170.
- [40] Treichler J, Davenport M, Baraniuk R. Application of compressive sensing to the design of wideband signal acquisition receivers[DB/OL]. (2009-01-01) [2019-11-11]. <https://pdfs.semanticscholar.org/8288/1b2ae3a70ba160c3d1bcae8ffb979567199a.pdf>.
- [41] Davenport M A, Schnelle S R, Slavinsky J P, et al. A wideband compressive radio receiver[C]. Milcom 2010 Military Communications Conference. San Jose: IEEE, 2011: 1193-1198.
- [42] Qin Z, Gao Y, Plumbley M D, et al. Wideband spectrum sensing on real-time signals at sub-Nyquist sampling rates in single and cooperative multiple nodes[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(12): 3106-3117.
- [43] Fudge G L, Bland R E, Chivers M, et al. A Nyquist folding analog-to-information receiver[C]. The 42nd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove: IEEE, 2008: 541-545.
- [44] Fudge G L, Chivers M, Ravindran S, et al. A reconfigurable direct RF receiver architecture[C]. IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Seattle: IEEE, 2008: 2621-2624.
- [45] Maleh R, Fudge G L, Boyle F A, et al. Analog-to-information and the Nyquist folding receiver[J]. IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, 2012, 2(3): 564-578.
- [46] Maleh R, Fudge G L. RIP analysis of modulated sampling schemes for recovering spectrally sparse signals[DB/OL]. (2015-07-31)[2019-11-11]. <http://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1207/1207.7347.pdf>.
- [47] Fudfe G L, Azzo H M, Boyle F. A reconfigurable direct RF receiver with jitter analysis and applications[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I, 2013, 60(7): 1702-1711.
- [48] Gong T, Wang G, Yang Z, et al. A multiple-input Nyquist folding receiver architecture for low SNR wideband spectrum sensing[C]. IEEE International Conference on Communications Technology. Xi'an: IEEE, 2017: 364-368.
- [49] Gong T, Yang Z, Zheng M. Compressive subspace learning based wideband spectrum sensing for multiantenna cognitive radio[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(7): 6636-6648.
- [50] Gong T, Liu Z, Yang Z, et al. Antenna cross-correlation based compressive subspace learning for wideband spectrum sensing[C]. IEEE International Conference on Communications Technology. Xi'an: IEEE, 2019: 740-744.
- [51] Landau H J. Necessary density conditions for sampling and interpolation of certain entire functions[J]. Acta Mathematica, 1967, 117(1): 37-52.
- [52] Vaughan R G, Scott N L, White D. The theory of bandpass sampling[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(9): 1973-1984.
- [53] Kohlenberg A. Exact interpolation of band-limited functions[J]. Journal of Applied Physics, 1953, 24(12): 1432-1436.
- [54] Lin Y P, Vaidyanathan P P. Periodically nonuniform sampling of bandpass signals[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, 1998, 45(3): 340-351.
- [55] Feng P, Bresler Y. Spectrum-blind minimum-rate

- sampling and reconstruction of multiband signals[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Atlanta: IEEE, 1996: 1688-1691.
- [56] Venkataramani R, Bresler Y. Perfect reconstruction formulas and bounds on aliasing error in sub-Nyquist nonuniform sampling of multiband signals[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2000, 46(6): 2173-2183.
- [57] Herley C, Wong P W. Minimum rate sampling and reconstruction of signals with arbitrary frequency support[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1999, 45(5): 1555-1564.
- [58] Eldar Y C. Compressed sensing of analog signals in shift-invariant spaces[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(8): 2986-2997.
- [59] Mishali M, Eldar Y C. Blind multiband signal reconstruction: Compressed sensing for analog signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(3): 993-1009.
- [60] Mishali M, Eldar Y C. Reduce and boost: Recovering arbitrary sets of jointly sparse vectors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(10): 4692-4702.
- [61] Cotter S F, Rao B D, Engan K, et al. Sparse solutions to linear inverse problems with multiple measurement vectors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2005, 53(7): 2477-2488.
- [62] Chen J, Huo X. Theoretical results on sparse representations of multiple-measurement vectors[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(12): 4634-4643.
- [63] Tropp J A, Gilbert A C, Strauss M J. Algorithms for simultaneous sparse approximation, part I: Greedy pursuit[J]. Signal Processing, 2006, 86(3): 572-588.
- [64] Tropp J A. Algorithms for simultaneous sparse approximation, part II: Convex relaxation[J]. Signal Processing, 2006, 86(3): 589-602.
- [65] Mishali M, Eldar Y C, Dounaevsky O, et al. Xampling: Analog to digital at sub-Nyquist rates[J]. IET Circuits, Devices & Systems, 2011, 5(1): 8-20.
- [66] Yang X, Tao X, Guo Y J, et al. Subsampled circulant matrix based analogue compressed sensing[J]. Electronics Letters, 2012, 48(13): 767-768.
- [67] Zhang J, Fu N, Peng X. Compressive circulant matrix based analog to information conversion[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(4): 428-431.
- [68] Chen Y, Mishali M, Eldar Y C, et al. Modulated wideband converter with non-ideal lowpass filters[C]. IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. Dallas: IEEE, 2010: 3630-3633.
- [69] Jang J, Im S, Lee H N. Intentional aliasing method to improve sub-Nyquist sampling system[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 66(12): 3311-3326.
- [70] Zahavy T, Shayer O, Cohen D, et al. Sub-Nyquist sampling of OFDM signals for cognitive radios[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Florence: IEEE, 2014: 8092-8096.
- [71] Xiong T, Li H, Qi P, et al. Pre-decision for wideband spectrum sensing with sub-Nyquist sampling[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(8): 6908-6920.
- [72] Cohen D, Eldar Y C. Sub-Nyquist sampling for power spectrum sensing in cognitive radios: A unified approach[J]. Information Theory, 2014, 62(15): 3897-3910.
- [73] Cohen D, Eldar Y C. Sub-Nyquist cyclostationary detection for cognitive radio[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(11): 3004-3019.
- [74] Lexa M A, Davies M E, Thompson J S. Reconciling compressive sampling systems for spectrally sparse continuous-time signals[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(1): 155-171.
- [75] Mishali M, Eldar Y C, Elron A J. Xampling: Signal acquisition and processing in union of subspaces[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(10): 4719-4734.
- [76] Gong T, Shlezinger N, Ioushua S S, et al. RF chain reduction for MIMO systems: A hardware prototype[DB/OL]. (2019-05-13) [2019-11-11]. <https://arxiv.org/pdf/1905.05315.pdf>.
- [77] Gong T, Yang G, Mu K, et al. An improved upper bound for the maximum eigenvalue of exponential model based spatial correlation matrices in massive MIMO systems[C]. IEEE International Conference on Communications Technology. Xi'an: IEEE, 2019: 638-642.
- [78] Lavrenko A, Römer F, Del Galdo G, et al. On the SNR variability in noisy compressed sensing[J]. IEEE Signal Processing Letter, 2017, 24(8): 1148-1152.
- [79] Gong T, Liu Z, Xie C, et al. Property investigation on the additive white Gaussian noise after sub-Nyquist sampling[J]. IEEE Access, 2019(7): 122820-122826.

作者简介

刘铁锋(1978—),男,高级工程师,从事片上系统及算法等研究, E-mail: liutiefeng@sia.cn;

杨光(1996—),男,硕士生,从事深度学习、无线通信以及物联网的研究, E-mail: yangguang@sia.cn;

宫铁瑞(1990—),男,博士生,从事认知无线电宽带频谱感知、大规模MIMO与毫米通信的研究, E-mail: gongtierui@sia.cn;

杨志家(1968—),男,研究员,博士,从事工业通信、网络化控制系统、片上系统与实时嵌入式系统设计等研究, E-mail: yang@sia.ac.cn;

刘志峰(1981—),男,副研究员,从事工业通信、实时嵌入式系统设计和工业自动化集成等研究, E-mail: liuzhifeng@sia.cn.

(责任编辑: 郑晓蕾)