

欠定条件下基于主成分的亚采样信号重构

王鹏飞 张 杭

(中国人民解放军陆军工程大学通信工程学院 南京 210007)

摘 要 传统的信息采集还原方式的资源消耗高,对信息数据的利用效率和处理效率较低,难以适应瞬息万变的战场信息感知环境,而且复杂的电磁对抗环境会造成测量通道维度的动态变化,进一步加剧了信息采集还原的难度。在大规模多输入多输出无线通信系统场景下,利用信息数据在变换域空间中的稀疏特性,提出了一种基于压缩感知理论的亚采样重构方案。该方案利用主成分基变换的方式实现信息数据的稀疏化,采用子空间追踪的方式实现信号的亚采样还原,对测量通道维度的动态变化具有较强的鲁棒性。同时,采用分块思想避免了高阶矩阵参与处理过程中的迭代运算,使得算法具有更好的求解精度和效率,实现了欠定条件下信息数据的高效重构。

关键词 大规模多输入多输出,压缩感知,主成分分析,亚采样,信号重构

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/jsjx.190700195

Sub-sampling Signal Reconstruction Based on Principal Component Under Underdetermined Conditions

WANG Peng-fei ZHANG Hang

(College of Communications Engineering, Army Engineering University of PLA, Nanjing 210007, China)

Abstract The traditional sampling and reduction method has low utilization and processing efficiency of information data with high consumption of resource, so it cannot adapt to the perception of battlefield information which is constantly changing. Under the complicated electromagnetism circumstance, dynamic changes of the measuring dimensions increase the difficulty of signal acquisition and reduction. In the case of massive multi-input and multi-output wireless communication systems, this paper proposed a sub-sampling reconstruction scheme based on the theory of compressed sensing by using the sparse characteristics of signal data in transform domain space. This scheme uses principal component basis transformation to achieve sparse structure of the signal matrices, and completes the restoration of signal data with sub-sampling by using subspace pursuit. The proposed algorithm is robust to the dynamic changes of the measuring dimension, and it also avoids the high-order matrices participating in the iterative operation process, which can make the algorithm have better accuracy and efficiency of solution by blocking the signal matrices. Finally, the efficient reconstruction of information data under underdetermined conditions is achieved.

Keywords Massive MIMO, Compressed sensing, Principal component analysis, Sub-sampling, Signal reconstruction

1 引言

高技术局部战争将成为未来战争的基本形式。现代高技术局部战争的突出特点之一,是战争要素信息化程度越来越高,信息超过作战武器平台作为现代战争的战略资源,地位日益上升^[1]。在未来的信息化战场上,各种先进传感器网络,陆、海、空、天多维侦察平台,情报集成、分析决策系统,指挥控制系统,以及作战武器平台,将会组成一个庞大且复杂的综合交换、处理系统。其一方面使得战场侦察、监控、透视与态势感知能力得到大大增强,战场的透明度越来越高;另一方面也使得战场电磁环境复杂化,各类传感平台和处理系统间的相互干扰,以及敌方的恶意干扰等,使得前端的感知平台

工作在恶劣的电磁环境下。

在高强度对抗的战场环境下,某些目标测量通道会因为遭受电磁干扰或武器平台的攻击而工作异常,引发测量通道的降维。随着通道状态修复或者对抗态势的变化,一些故障或被干扰的目标测量通道可能随时恢复正常,从而引发测量通道的升维,进而导致测量维数的动态时变性以及采集信号序列的不连续性^[2]。目前,针对这种复杂电磁环境下的测量维数动态变化现象和高速采样问题的研究工作还不够充分,以至于传感平台无法采集到足够的信息数据,降低了空间战场态势感知系统的效率。

此外,常规的信息采集方式是对信号采用固定的分辨率进行高速采样^[3],然后将采样后的数据进行量化编码,再对编

码后的数据进行处理,将小系数部分舍弃。这样做一方面浪费了数据采集的资源消耗,导致数据浪费、信息利用率低;另一方面,在测量维数较大时,还要求采集系统具有较高的编码处理能力。因此,需要进一步研究如何充分挖掘有限的采集资源在欠定条件下的应用潜力。

在实际应用中,人们比较感兴趣的信号往往具有相关性(或者说是冗余的),这些信号在某一变换域上是稀疏的^[4]。采用压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论即可使用相对稀少的观测数据对原信号进行重构,但前提是原信号要具有严格的稀疏性。通常,实际信号在哪些变换域上稀疏及其稀疏性能否达到CS重构的需求都是未知的,这给CS理论的应用带来了挑战。统计分析理论中的主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)类属一种多元统计分析技术。主成分分析变换是建立在信号样本统计特性基础上的最小均方差意义下的正交变换,具有很强的去相关性。它通过保留低阶主成分而忽略高阶主成分的方式^[5]来保留数据最重要的部分,从而有效地实现原数据集的稀疏化。同时,PCA还可以最小化原数据与提取的主成分之间的均方误差,因此被广泛应用于复杂的数据分析问题。

基于以上论述,本文探讨了一种基于大规模多输入多输出(massive Multiple Input Multiple Output, massive MIMO)系统场景,在欠定条件下采用压缩感知理论的高阶信号重构方案。该方案首先对高阶信号进行分块处理,在此基础上应用主成分变换基对各分块子信号进行稀疏化,再对各压缩子块利用子空间匹配追踪(Subspace Pursuit, SP)算法实现二维高阶信号的亚采样重构。本文将该算法称为基于主成分分析的分块子空间匹配追踪(PCA BSP)算法。仿真结果表明,所提出的PCA BSP算法对测量通道维度的动态变化具有较强的鲁棒性,特别是在欠定条件下的数据亚采样重构精度和计算效率均有较大提升。

2 系统模型及问题描述

2.1 压缩感知亚采样模型

压缩感知可被认为是一种特殊的信号采样技术,其通过特定的方法在采样过程中即可完成数据压缩的操作^[6]。一般情况下,想要完整地保留原始信号的信息,采样频率必须满足奈奎斯特采样定律。但是,陶哲轩以及Candes和Donoho等数学家发现:如果信号具有稀疏特性,那么它可以由远低于奈奎斯特采样定律要求的采样点进行重建恢复^[7]。其实现的关键在于采样方式,奈奎斯特采样定律是基于等间距采样的方式,数字信号领域通常也是做等间距采样,也服从奈奎斯特采样定律,而压缩感知并不是等间距采样的,其采用的是随机亚采样的方式^[7]。

假定 $x \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 是稀疏度为 K 的未知一维信号, $\Phi \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 为已知的采样矩阵,用于将高维信号 x 投影到低维空间,对应亚采样的过程。由此可得:

$$y = \Phi x \quad (1)$$

其中, $y \in \mathbb{C}^{M \times 1}$ 是观测信号。通常情况下,信号 x 本身不一定是稀疏的,需要将其在某一稀疏基上进行稀疏表示。令 $x =$

Ψs ,其中 Ψ 为稀疏基矩阵, s 为 x 在 Ψ 上的投影(稀疏系数)。因此,式(1)就可以转换为:

$$y = \Phi \Psi s \quad (2)$$

令 $\Theta = \Phi \Psi$,代入式(2)可得:

$$y = \Theta s \quad (3)$$

式(3)是标准的压缩感知亚采样数学模型。

2.2 massive MIMO 系统采集还原模型

考虑一个TDD模式下的massive MIMO传输系统,如图1所示。

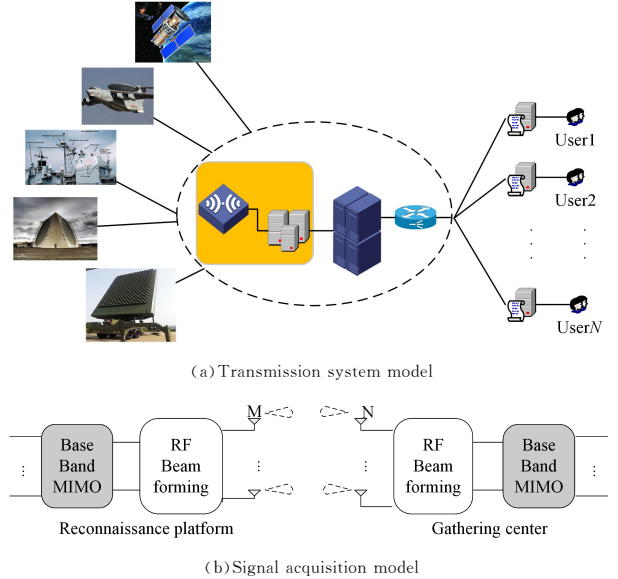


图1 massive MIMO 场景下的信号采集模型

Fig.1 Signal acquisition model in massive MIMO scenarios

该系统包含某一侦察平台和一个地面信息处理中心,二者均采用线性天线阵列,其中平台侧包含 M 根天线,地面接收中心拥有 N 根天线。在 $N < M$ 的情况下,该系统为欠定条件下的采集模型,其需要解决的是一个降维采样的问题。由于地面中心接收天线的数量决定了采集矩阵 F 的采集维度,因此下文中的“ N ”也称为采集规模。假定在某一时刻,某一侦察平台发送的传感(侦察)数据记为 $X \in \mathbb{C}^{M \times T}$, T 为发送数据的长度。设 $F \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 为随机亚采样矩阵,其中降维采样规模为 N ,则有:

$$B = FX \quad (4)$$

其中, $B \in \mathbb{C}^{N \times T}$ 为采集到的信号矩阵。若要在信息处理中心侧还原出原始数据 X ,则原始数据需要具有稀疏特性。自然状态下的传感数据往往并不具备明显的稀疏性结构,因此需要对原信号进行空间变换,使其在变换域中呈现出稀疏性。选择适当的变换矩阵 Ψ (稀疏基),则 $Y = \Psi X$,也即:

$$X = \Psi^\dagger Y \quad (5)$$

其中, Ψ^\dagger 表示稀疏变换矩阵的广义逆, Y 为 X 在 Ψ 上的投影系数,其通常是稀疏的。将式(5)代入式(4)可得:

$$B = F \Psi^\dagger Y = \Theta Y \quad (6)$$

由式(3)可知,式(6)是一个标准的压缩感知重构问题,由于其中的 Y 是稀疏的,通常会导致方程组的个数少于未知数个数,即 Y 的解不唯一^[8-9]。根据优化问题理论,最直接的方法

式是通过 ℓ_0 范数求解式(7)所示的最优解。

$$\min\{\|\mathbf{Y}\|_0\}, \quad \text{s. t. } \mathbf{B}=\mathbf{OY} \quad (7)$$

式(7)的求解是一个 NP 难问题,在有限时间内无法获得可靠解^[10]。由于 ℓ_1 范数实质上可以等效为凸优化问题,因此可将式(7)的 ℓ_0 范数近似成式(8)中的 ℓ_1 范数最小化问题^[11]。

$$\min\{\|\mathbf{Y}\|_1\}, \quad \text{s. t. } \mathbf{B}=\mathbf{OY} \quad (8)$$

在上述理论框架下,采样方式已不再取决于信号的带宽,而取决于信号本身的结构和内容,解决问题的关键在于亚采样矩阵 \mathbf{F} 和稀疏基矩阵 Ψ 的设计。

2.3 采样矩阵和稀疏矩阵的设计

信号具有稀疏结构,是 CS 理论得以应用的基础条件。通常情况下,对信号进行稀疏化有几种常用的方法:离散傅里叶变换、离散余弦变换、离散小波变换等^[12-14]。然而,这些方法多少都存在着稀疏化程度不够高、稀疏度模糊的问题,给信号数据后续的重构带来了误差。PCA 基根据信号数据自身的统计特性,可以有效提取信号的主要成分,具有很好的去相关特性。

定理 1^[15] 对于任意的矢量信号 $\mathbf{x}=[x_1, x_2, \dots, x_N]^T \in \mathbb{R}^N$, \mathbf{x} 在其 PCA 基张成的空间中严格稀疏,且稀疏度为 1。

根据定理 1,引入向量化算子将原始传感数据矩阵 \mathbf{X} 进行向量化运算 $\text{vec}(\mathbf{X})$,然后计算 $\text{vec}(\mathbf{X})$ 的 PCA 基,令 $\alpha_x = \text{vec}(\mathbf{X}), \mathbf{R}_{\alpha_x} = \alpha_x \alpha_x^T, \alpha_x$ 的 PCA 正交基为 \mathbf{U}_{α_x} ,则有:

$$\beta_{\alpha_x} = \mathbf{U}_{\alpha_x}^T \alpha_x \quad (9)$$

其中, β_{α_x} 是稀疏度为 1 的矢量,具有非常良好的稀疏特性。因此,本文选择信号的 PCA 基作为稀疏基矩阵 Ψ 。

压缩感知理论要求还原矩阵需要满足有限等距性质(Restricted Isometry Property, RIP)才可以精确重构,但是选择一个合适的矩阵并且判断它是否满足 RIP 条件约束是一个非常复杂的过程。可喜的是,Baraniuk 证明了:RIP 条件 \Leftrightarrow 观测矩阵和稀疏基不相关^[7]。而陶哲轩和 Candès 也进一步证明了:独立同分布的高斯随机测量矩阵可以成为普适的感知测量矩阵^[7]。因此,本文直接选取高斯随机矩阵作为亚采样矩阵 \mathbf{F} 。

3 算法描述

3.1 算法原理及流程

由 2.3 节的论述可知,经过 PCA 基变换后的信号矢量 β_{α_x} 的稀疏度为 1,也就是说在信号矢量 β_{α_x} 中只有一个非零元素。在确定稀疏度先验信息的情况下,SP 算法相比其他类别的贪婪算法,重构性能更佳。文献^[15-16]就采用了 SP 算法对信号进行重构,首先将信号矩阵进行向量化变换,并利用 PCA 基对变换后的信号矢量进行稀疏化,再进一步利用 SP 算法对其进行亚采样重构。但是在图 1 所示的 massive MIMO 场景下,采集的信号矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{M \times T}$ 往往是一个高阶矩阵,若直接将信号矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{M \times T}$ 向量化变换为 $\text{vec}(\mathbf{X}) \in \mathbb{C}^{MT \times 1}$,此时向量的规模将非常大。例如,当 $M=256, T=256$ 时,向量长度将会达到 2 的 16 次幂的量级,这将会导致非常

巨大的硬件计算开销,因此需要对这一过程进行改进。本文考虑对高阶矩阵的分块运算,将高阶信号矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{M \times T}$ 改写成分块矩阵相应的形式,令 $\mathbf{X} = \{\alpha_{i1} \alpha_{i2} \dots \alpha_{iT}\}, i \in 1, 2, \dots, M$, 则有:

$$\{\beta_{i1} \beta_{i2} \dots \beta_{iT}\} = \{\mathbf{U}_{\alpha_{i1}}^T \alpha_{i1} \mathbf{U}_{\alpha_{i2}}^T \alpha_{i2} \dots \mathbf{U}_{\alpha_{iT}}^T \alpha_{iT}\} \quad (10)$$

其中, $\beta_{i,t}, \mathbf{U}_{\alpha_{i,t}}$ 和 $\alpha_{i,t} (t \in 1, 2, \dots, T)$ 分别表示信号矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{M \times T}$ 的第 t 列在其对应的 PCA 基矩阵上的投影,第 t 列对应 PCA 基和 \mathbf{X} 矩阵的第 t 列。

采用式(10)所示的矩阵分块进行稀疏变换的一个优势是可以缩短向量的长度,有效减少亚采样重构还原时所需的运算资源消耗;另一个优势是方便进行并行处理。传统的处理方式是:首先将数据矩阵整体做矢量变换,将其转换为一个超长矢量,并利用稀疏基对该超长矢量进行稀疏化,还原时对稀疏化的超长矢量进行亚采样重构。而采用分块处理的方法不仅可以串行的方式将信号矩阵的各子块边作稀疏变换边进行传输,接收端边作亚采样接收边进行重构,还可以采用多线程的方式对各个矩阵分块同时进行并行处理,大大提高了重构效率;此外,当数据矩阵 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{M \times T}$ 过于庞大时,还便于展开分布式处理^[17]。下面给出 PCA BSP 算法的运行步骤(见算法 1),其中输入为原始信号矩阵 \mathbf{X} ,输出为重构的信号矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$ 。

算法 1 PCA BSP 算法

输入:信号数据矩阵 \mathbf{X}

输出:重构的数据矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$

- Step1 通过式(9)和式(10)将输入矩阵 \mathbf{X} 的所有列 $\alpha_{i,t}$ 一一进行稀疏变换,并记录稀疏化后的列向量 $\beta_{i,t}$ 和对应的稀疏基 $\mathbf{U}_{\alpha_{i,t}}^T$,从而得到稀疏化信号矩阵 β 和变换矩阵集 Ψ 。
- Step2 生成高斯随机测量矩阵,将其作为随机亚采样矩阵 \mathbf{F} 。
- Step3 通过式(6)计算观测信号矩阵 \mathbf{Y} 、传感矩阵 $\mathbf{O} = \mathbf{F}\Psi$ 。
- Step4 始化:初始残差 $\mathbf{r}_0 = \mathbf{Y}$,索引集 $\Lambda_0 = \emptyset$ 。
- Step5 采用 SP 算法对稀疏矩阵 β 的所有列一一进行重构,从而得到稀疏矩阵 β 的估值 $\hat{\beta} = \hat{\beta}_{i-1} \cup \hat{\beta}_i$ 。
- Step6 对估计矩阵 $\hat{\beta}$ 的所有列 β_i 一一进行反变换,从而得到原始信号矩阵的重构矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$ 。
- Step7 返回重构矩阵 $\hat{\mathbf{X}}$ 。

3.2 复杂度分析

PCA BSP 算法的计算复杂度主要来源于 3 个部分:1)稀疏变换;2)亚采样重构;3)信号还原。算法的计算复杂度用实数乘法运算的次数作为衡量准则^[18-19]。采用灰度级为 D 的灰度图像来模拟原始信号,其中分块数据的长度为 T 。首先,采用稀疏基对信号进行稀疏变换,共需要 T^3 次乘法;然后,采用 SP 算法对稀疏信号进行亚采样并重构,假设采样规模为 N ,则单次迭代中需要 $NT + NKl(Kl + NKl + 1)$ 次乘法运算;最后,对重构完成的稀疏信号进行还原,需要 T^3 次乘法运算。因此,PCA BSP 算法所需要的总运算量为 $2NT^2 + 2T^3 + NT + NKl(Kl + NKl + 1)$,其单次迭代中各相关项的计算复杂度及总的计算复杂度如表 1 所列。对于更高阶信号的处理,其每一个步骤的计算量也将随之增加。

表1 算法每一次迭代的计算复杂度

Table 1 Computational complexity of each iteration of algorithms

item	Number of multiplication operations		
	PCA BSP	DCT OMP	DWT OMP
Θ	NT^2	NT^2	NT^2
β	T^3	$2T^3$	$2T^3$
Y	NT^2	$2NT^2$	$2NT^2$
$\hat{\beta}$	$NT+NKl(Kl+NKl+1)$	$NT+NI(l+NI+1)$	$NT+NI(l+NI+1)$
\hat{X}	T^3	$2T^3$	$2T^3$
total	$2NT^2+2T^3+NT+NKl(Kl+NKl+1)$	$3NT^2+4T^3+NT+NI(l+NI+1)$	$3NT^2+4T^3+NT+NI(l+NI+1)$

注: K 为稀疏度, l 为迭代次数

同理可得 DCT OMP 和 DWT OMP 的计算复杂度为 $3NT^2+4T^3+NT+NI(l+NI+1)$ 。

算法总的计算复杂度应为单次迭代产生的计算量与收敛所需迭代次数的乘积,因此若要统计算法总的运算复杂度,不仅要明确算法单次迭代所需要的计算量,还需要考虑算法收敛所需的迭代次数。图2给出了当采样规模分别为 $N=50$, $N=150$ 以及 $N=256$ 时各算法收敛所需的平均迭代次数,仿真信噪比为 $SNR=30$ dB,分块数据的矢量长度为 $T=256$ 。从图中可以看出,以采样规模 $N=50$ 为例,PCA BSP 所需的迭代次数最少,DWT OMP 和 DCT OMP 所需的迭代次数大致相同。由2.3节中的定理可知,PCA BSP 算法中经 PCA 基稀疏化的信号矢量的稀疏度 $K=1$,因此 PCA BSP 收敛所需的迭代次数最少,收敛速度最快,总的计算量也是最小的。

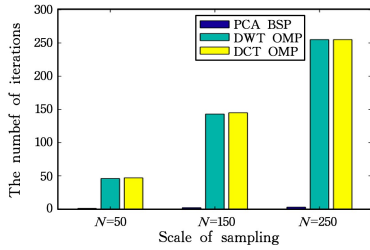


图2 不同采集规模条件下各算法收敛所需的平均迭代次数

Fig. 2 Average number of iterations required for each algorithm under different acquisition scale conditions

4 仿真与分析

本节通过仿真来直观地反映所提出的分块 PCA BSP 重构方案的性能。在仿真中,我们考虑了一个块平坦衰落的 TDD 模式下的 massive MIMO 传输系统。假设系统中的发送端天线阵列有 M 根,接收端天线阵列有 N 根,采用式(11)所示的归一化均方误差 (Normalized Mean Square Error, NMSE) 来评价算法的重构精度。为了进一步量化对比重构的性能,同时能够直观地观察重构的效果,采用灰度图像来模拟原始信号,定义了式(12)所示的峰值信噪比^[20] (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 来定量分析重构后的图像相比于原图像的质量状况。

$$N_{MSE} = \frac{1}{G} \sum_{i=1}^G \frac{\|\mathbf{X}_i - \hat{\mathbf{X}}_i\|_2^2}{\|\mathbf{X}_i\|_2^2} \quad (11)$$

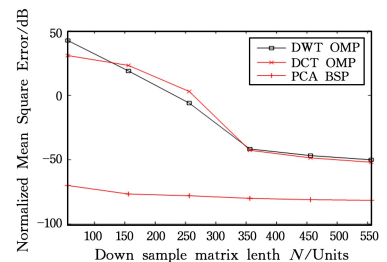
$$P_{SNR} = 10 \lg \left(\frac{M_{AX}^2}{N_{MSE}} \right) \quad (12)$$

式(11)中, \mathbf{X}_i 和 $\hat{\mathbf{X}}_i$ 分别是第 i ($i \in \{1, 2, \dots, G\}$) 次仿真的原

始数据矩阵和其估计值, G 是蒙特卡洛仿真次数, $\|\Delta\|_n$ 表示 n 范数;式(12)中, M_{AX} 表示图像的灰度级,仿真中取值为 255。

设定发送端线性天线阵列规模 $M=256$ 根;接收端天线阵列 $N \in [20, 560]$,同时也表示测量规模,即采样矩阵的规模在区间 $[20, 560]$ 中变化;信噪比 $P_r=30$ dB;分块的数据矢量长度 $T=256$ 。为了抵消随机性带来的误差,将蒙特卡洛仿真次数 G 设为 100。

图3和图4分别给出了 DWT OMP, DCT OMP 和 PCA BSP 这3种算法对图像信号的还原精度和峰值信噪比随采样矩阵 $\mathbf{F} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 规模 N 的变化情况。从图3可以看出,若亚采样矩阵规模 $N < M$ ($M=256$),此时为欠定条件下的采集还原问题。此时,采用 DWT OMP 算法和 DCT OMP 算法的重构精度比较差,特别是在欠定程度较高(如 $N \in [20, 200]$)时,这两种方法的重构精度极低。其原因主要有两方面:1)采用离散小波变换 (Discrete Wavelet Transformation, DWT) 和离散余弦变换 (Discrete Cosine Transformation, DCT) 矩阵作为稀疏基,对信号矩阵的稀疏化程度不够高,导致其对原子字典中的原子数量有较高的要求,以确保还原重构的精度;2)采用 DWT 和 DCT 作为稀疏基,对信号矩阵进行稀疏变换后无法精确地确定稀疏信号的稀疏度信息,而正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法对稀疏度信息比较敏感,导致存在较大的还原误差。随着采样规模继续增大 ($N > M$, $N \in [256, 350]$), DWT OMP 和 DCT OMP 两种算法的重构精度不断提升,最终趋于稳定 ($N > 350$),但较本文所提算法在重构精度方面仍然低了 25 dB 左右。图4表示峰值信噪比 P_{SNR} 随采集规模 N 的变化情况, P_{SNR} 值越大表示重构效果越好。由式(12)可知, N_{MSE} 越低, P_{SNR} 值越大,因此 P_{SNR} 随着 N 值的增加不断地变大。

图3 采集矩阵规模 N 与归一化均方误差 N_{MES} 的关系Fig. 3 Relationship of sub-sampling scale N and normalized Mean Square Error N_{MES}

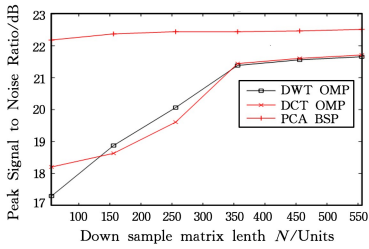


图 4 采集矩阵规模 N 与峰值信噪比 P_{SNR} 的关系

Fig. 4 Relationship of sub-sampling scale N and peak signal to noise ratio P_{SNR}

为了直观地表现算法性能,本文采用了灰度图像来模拟信号矩阵,并对 3 种算法在不同亚采样规模情况下还原图像的性能进行了对比,结果如表 2 所列。显然,在采样规模较大 ($N=256$) 的情况下,3 种算法都有不错的重构效果,有较好的图像还原质量;但本文提出的 PCA BSP 算法具有更低的误差,重构精度更高。当采样规模较低 ($N=20$) 时,DWT OMP 算法和 DCT OMP 算法的重构精度很差,基本无法还原出原图像的内容;而 PCA BSP 算法在大幅度降维亚采样的情况下,仍然保持着很高的重构精度,可以实现对原图像内容的高质量还原,这依赖于 PCA 基出色的稀疏化特性以及 SP 算法在稀疏度已知情况下的较高重构性能。此外,PCA BSP 算法采用的分块降维处理方式还可以更有效地提高算法的处理效率。

表 2 重构效果的对比

Table 2 Comparison of reconstruction effects

Sampling scale	Algorithm name	Raw data	Transformed data	Recovered data
N=20	DWT OMP			
	DCT OMP			
	PCA BSP			
N=256	DWT OMP			
	DCT OMP			
	PCA BSP			

Additional data from Table 2:

- For $N=20$, DWT OMP: $NMSE: 2.651381 \times 10^4$; DCT OMP: $NMSE: 3.104386 \times 10^3$; PCA BSP: $NMSE: 1.711273 \times 10^{-7}$
- For $N=256$, DWT OMP: $NMSE: 9.964012 \times 10^{-2}$; DCT OMP: $NMSE: 2.160819$; PCA BSP: $NMSE: 1.483113 \times 10^{-8}$

注:灰度级 $M_{AX}=255$

表 3 列出了算法处理效率的仿真分析结果。其中,“Function Name”表示算法中定义的相关函数名称;“Calls”表示某一函数被调用的次数;“Total Time”表示执行该函数的 CPU 耗时,包含所有被其调用的函数执行所消耗的 CPU 时间;“Self Time”与“Total Time”类似,但是不包含被其所调用的函数执行消耗的 CPU 时间。仿真参数设定为:发送端天线阵列规模 $M=256$,数据长度 $T=256$,采样矩阵 $N=200$ 。表 3 中,函数名称“DCT OMP”表示变换矩阵采用离散余弦变换(DCT),利用 OMP 重构的亚采样还原算法;“DWT OMP”表示变换矩阵采用离散小波变换(DWT),利用 OMP 重构的亚采样还原算法;“PCA BSP”是本文提出的以 PCA 基为变换矩阵,利用 BSP 重构的亚采样还原算法。由表 3 可以直观地看出,在相同调用次数下,采用 DCT OMP 消耗的还原时间为 106.603s,采用 DWT OMP 消耗的还原时间为 102.128s,两种算法耗时相近;而采用 PCA BSP 算法的耗时仅为 2.468s,算法的整体耗时大大减少。可以看出,PCA BSP 算法确实是一种快速的处理方法,这就意味着 PCA BSP 能够更加快速、准确地对亚采样数据进行精确还原,拥有较好的实际应用可行性。

表 3 时间效率性能的比较

Table 3 Comparison of time efficiency performance

Function Name	Calls	Total Time/s	Self Time/s	Total Time Plot (dark bank=Self Time)
DCT OMP	1	106.603	0.034	
DWT OMP	1	102.128	0.051	
PCA BSP	1	2.468	0.014	

结束语 针对复杂电磁干扰环境下^[21]以及高强度战场对抗条件下的多维测量通道随机降维、升维和测量数据的高时效性问题,本文首先建立了一个 massive MIMO 场景下的多维数据测量系统模型,利用 massive MIMO 系统多天线传输的空分复用特性来对多维通道欠定条件下的信号采样还原问题进行分析;其次,采用基于主成分分析(PCA 变换基)的亚采样还原方法来实现测量信号的精确重构;最后,对测量数据样本矩阵采用块处理的方式,提高了算法的处理效率。本文所提出的方案对测量数据样本矩阵没有稀疏性限制,通过基变换的方式对数据样本矩阵进行稀疏化,降低了传统的 DWT 基和 DCT 基变换后的稀疏度模糊性,实现了测量数据更为精准的亚采样重构,对测量通道的维度变化具有较强的鲁棒性。另外,利用矩阵分块处理的方式,避免了高阶矩阵参与迭代运算,有效地提高了算法的处理效率。对几种算法的仿真实现和算法间的性能分析与对比,进一步验证了本文所提算法的优越性。

参 考 文 献

[1] Baidu baike. High-tech local wars [EB/OL]. (2019-04-14) [2019-05-07]. <http://www.baik.com/gwiki/%E9%AB%98%E6%8A%80%E6%9C%AF%E5%B1%80%E9%83%A8%E6%88%98%E4%BA%89>.

[2] LIU J M, NI P, LI C, et al. The independent coordinate processing in complex battlefield [J]. Electronics and Information Science, 2014, 31(2): 138-144. (in Chinese)

- 刘进忙,倪鹏,李超,等.复杂战场环境下的分坐标处理[J].电子与信息科学,2014,31(2):138-144.
- [3] SERRA J,TESTA M,MOLINA R,et al. Bayesian K-SVD using fast variational inference [J]. IEEE Transactions on Image Processing,2017,27(7):3344-3359.
- [4] WANG H R,XIA K W,NIU W J. Improved research on stage-wise orthogonal matching pursuit[J]. Computer Engineering and Applications,2017,53(16):55-61. (in Chinese)
汪浩然,夏克文,牛文佳.分段正交匹配追踪(StOMP)算法改进研究[J].计算机工程与应用,2017,53(16):55-61.
- [5] LIU T,YANG F B. Application of principle component analysis to image compression [J]. Natural Sciences Journal of Harbin Normal University,2008,24(4):69-72. (in Chinese)
刘涛,杨风暴.主成分分析在图像压缩中的应用[J].哈尔滨师范大学自然科学学报,2008,24(4):69-72.
- [6] BARON D,WAKIN M B,DUARTE M,et al. Distributed compressed sensing [J]. Preprint,2012,22(10):2729-2732.
- [7] Charles OAO. Compressed sensing [EB/OL]. (2018-08-29) [2019-05-07]. https://blog.csdn.net/qq_42570457/article/details/82179065.
- [8] LIU F. Agricultural sensor data collection and recovery method based on compressed sensing under the condition of data missing [EB/OL]. (2016-01-12) [2019-05-07]. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201512-908>. (in Chinese)
刘峰.数据缺失情况下基于压缩感知的农业传感数据采集与还原方法[EB/OL]. (2016-01-12) [2019-05-07]. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201512-908>.
- [9] SONG X X,GUO Y,LI N,et al. Missing data prediction based on compressive sensing in time series [J]. Computer Science,2019,46(6):35-40. (in Chinese)
宋晓祥,郭艳,李宁,等.基于压缩感知的时间序列缺失数据预测算法[J].计算机科学,2019,46(6):35-40.
- [10] CANDÈS E J,WAKIN M B. An introduction to compressive sampling [J]. Signal Processing Magazine,2008,25(2):21-30.
- [11] DAI Q H,FU C J,JI X Y. Research on compressed sensing [J]. Chinese Journal of Computers,2011,34(3):425-434. (in Chinese)
戴琼海,付长军,季向阳.压缩感知研究[J].计算机学报,2011,34(3):425-434.
- [12] HU G P,WEI J,TANG Y. An improved frequency domain digital watermarking algorithm based on DCT transform [J]. Journal of Communication University of China(Science and Technology),2018,25(6):19-27. (in Chinese)
胡高平,魏佳,汤艺.一种基于DCT变换的频域数字水印改进算法[J].中国传媒大学学报(自然科学版),2018,25(6):19-27.
- [13] GUAN Z,CHEN J W,YU W Q,et al. Detection scheme of ship targets based on wavelet transform for skywave OTHR [J]. Journal of Communication University of China (Science and Technology),2019,47(8):23-28. (in Chinese)
关泽文,陈建文,于文启,等.基于小波变换的天波雷达舰船目标检测方案[J].华中科技大学学报(自然科学版),2019,47(8):23-28.
- [14] LI C B,HUANG H,YUAN J X,et al. FM fuze signal processing method base on 2-D DFT transform [J]. Journal of Detection & Control,2019,41(2):18-21. (in Chinese)
李楚宝,黄辉,袁久兴,等.基于二维DFT变换的调频引信信号处理方法[J].探测与控制学报,2019,41(2):18-21.
- [15] LI L,TIAN W B. Reconstruction Algorithm of compressed sensing based on principal component analysis [J]. Radio Communications Technology,2018,44(2):170-173. (in Chinese)
李梁,田文懿.基于主成分分析的压缩感知重构算法[J].无线电通信技术,2018,44(2):170-173.
- [16] LI Q Y,WU X W. Research of orthogonal matching pursuit algorithm on the base of subspace [J]. Journal of Sichuan Ordinance,2015,36(6):113-116,123. (in Chinese)
李强云,武昕伟.基于子空间的正交匹配追踪算法[J].四川兵工学报,2015,36(6):113-116,123.
- [17] LI H J,CUI X N,MU M,et al. Research on distributed embedded computer performance evaluation model [J]. Computer Science,2017,44(4):153-156. (in Chinese)
李红军,崔西宁,牟明,等.一种面向分布式嵌入式计算机的性能评估模型[J].计算机科学,2017,44(4):153-156.
- [18] LU Z,ZHU X S. Research on image processing algorithm based on compressed sensing [J]. Computer Science,2017,44(6):312-316. (in Chinese)
陆钊,朱晓姝.基于压缩感知的图像处理算法研究[J].计算机科学,2017,44(6):312-316.
- [19] DU X L,ZHANG W,GU B B,et al. GLCM-based adaptive block compressed sensing method for image [J]. Computer Science,2018,45(8):277-282. (in Chinese)
杜秀丽,张薇,顾斌斌,等.基于灰度共生矩阵的图像自适应分块压缩感知方法[J].计算机科学,2018,45(8):277-282.
- [20] LIU Y N,YANG X M,CHEN C N. Super-resolution image reconstruction based on fractional order total variation regularization [J]. Computer Science,2016,43(5):274-278,307. (in Chinese)
刘亚男,杨晓梅,陈超楠.基于分数阶全变分正则化的超分辨率图像重建[J].计算机科学,2016,43(5):274-278,307.
- [21] CHEN X L,LIU S F. Influence of complex battlefield electromagnetic environment on communication equipment and countermeasures [J]. Ship Electronic Engineering,2019,39(6):173-175. (in Chinese)
陈新来,刘尚富.复杂战场电磁环境对通信设备的影响及对策研究[J].舰船电子工程,2019,39(6):173-175.