

基于增量游走策略的多星在轨组阵压缩感知方法



Multi-Satellite Collaborative Compressive Sensing Method Based on Walk-Incremental Strategy

侯彦鹏/HOU Yanpeng^{1,2}, 马嫻/MA Yuan^{1,2},
张行健/ZHANG Xingjian³

(1. 深圳大学电子与信息工程学院, 中国 深圳 518060;

2. 广东省智能信息处理重点实验室, 中国 深圳 518060;

3. 哈尔滨工业大学(深圳), 中国 深圳 518055)

(1. College of Electronic and Information Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;

2. Guangdong Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Shenzhen 518060, China;

3. Harbin Institute of Technology (Shenzhen), Shenzhen 518055, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202405007

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.TN.20241017.1346.004.html>

网络出版日期: 2024-10-17

收稿日期: 2024-08-05

摘要: 利用低轨卫星的大规模星座优势, 建立多星协同感知系统成为当前研究热点。针对传统集中式协作星间传输负载高以及中心节点故障对频谱监测的影响, 提出了一种在轨组阵压缩感知方法。所提算法首先通过在轨宽带压缩采样, 降低星上宽带信号采集的硬件成本与传输开销; 之后根据各卫星节点的低维采样值, 基于增量游走策略, 顺序激活各卫星节点, 以递增的方式进行协作迭代更新。基于低轨星座多重覆盖观测的互补性优势, 运用多星在轨协作优化提高低信噪比下的频谱感知性能。仿真结果表明, 与传统集中式协作优化算法相比, 所提算法在降低计算复杂度的同时提升了频谱感知效能。

关键词: 低轨卫星; 多星协作; 宽带压缩采样; 增量游走策略

Abstract: Leveraging the large-scale constellations of low earth orbit (LEO) satellites to develop a multi-satellite cooperation system has become a research focus. This paper proposes an on-orbit compressive sensing method to address the high transmission load of traditional centralized inter-satellite communication and the impact of central node failures on spectrum monitoring. The proposed algorithm first reduces hardware cost and transmission overhead for onboard wideband signal acquisition through on-orbit wideband compressive sensing. Then, using the sub-Nyquist sampling data from each satellite node and following a walk incremental strategy, the satellite nodes are sequentially activated for collaborative iterative updates. By exploiting the complementary advantages of multi-cover observation within the LEO constellation, multi-satellite cooperation on-orbit optimization enhances spectrum sensing performance under low signal-to-noise ratios. Simulation results demonstrate that, compared to traditional centralized cooperative optimization algorithms, the proposed method reduces computational complexity while improving spectral sensing efficiency.

Keywords: low earth orbit satellite; multi-satellite cooperation; wideband compressive sensing; walk-incremental strategy

引用格式: 侯彦鹏, 马嫻, 张行健. 基于增量游走策略的多星在轨组阵压缩感知方法 [J]. 中兴通讯技术, 2024, 30(5): 41-47. DOI: 10.12142/ZTETJ.202405007

Citation: HOU Y P, MA Y, ZHANG X J. Multi-satellite collaborative compressive sensing method based on walk-incremental strategy [J]. ZTE technology journal, 2024, 30(5): 41-47. DOI: 10.12142/ZTETJ.202405007

1 研究背景

为实现全球泛在连接, 信息服务网络将向海洋、沙漠、山区等更广阔的区域推进, 利用低轨卫星建设空天地海一体化感知通信网是维护国家权益的必要保障。相比于地

面电磁频谱监测体系有限的监测范围, 基于低轨 (LEO) 卫星的天基电磁频谱监测系统利用卫星平台的高度优势可以提供大尺度范围下经济快速的频谱监测^[1-2]。然而受限于 LEO 卫星运行特性与硬件能力的制约, 单颗卫星过顶时间短、计算资源不足, 无法满足广域范围下的电磁频谱监测任务。通过星地协同网络将计算任务卸载到地面计算中心, 虽然能有效地降低卫星端的计算负担, 提高频谱感知性能, 但星地之

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62101295); 中国科协青年人才托举工程项目 (2020ONRC001、2023ONRC001); 深圳市科技计划资助项目 (ZDSYS20220527171402005)

间的远距离传输会带来较大的通信开销。因此，利用LEO卫星星座的优势，探索基于多星在轨协作的频谱感知技术成为当前研究热点。

近年来，天基电磁频谱监测系统受到了全球各国的广泛关注^[3]。当前，国外天基电磁频谱监测系统主要包括卢森堡的“Kleos Space”^[4]、法国的“UnseenLabs”^[5]与美国的“鹰眼（HawkEye）360”^[6]。其中鹰眼360是全球首个商业天基电磁频谱监测星座，有效助力了陆地及海上关键区域的频谱探测，在维护全球用频安全与频谱秩序方面具有巨大潜力。在天基探测和遥感领域，中国也相继推出了“天地一体化无线电信号监测系统”“智能频谱管理与认知无线电技术研发”等重大专项建设^[7]。在商用天基电磁监测系统建设方面，“吉林一号”卫星星座发展迅猛，目前在轨卫星数量已达108颗，成为全球最大的亚米级商业遥感卫星星座^[8]，显著增强了中国在天基监测领域的国际竞争力。

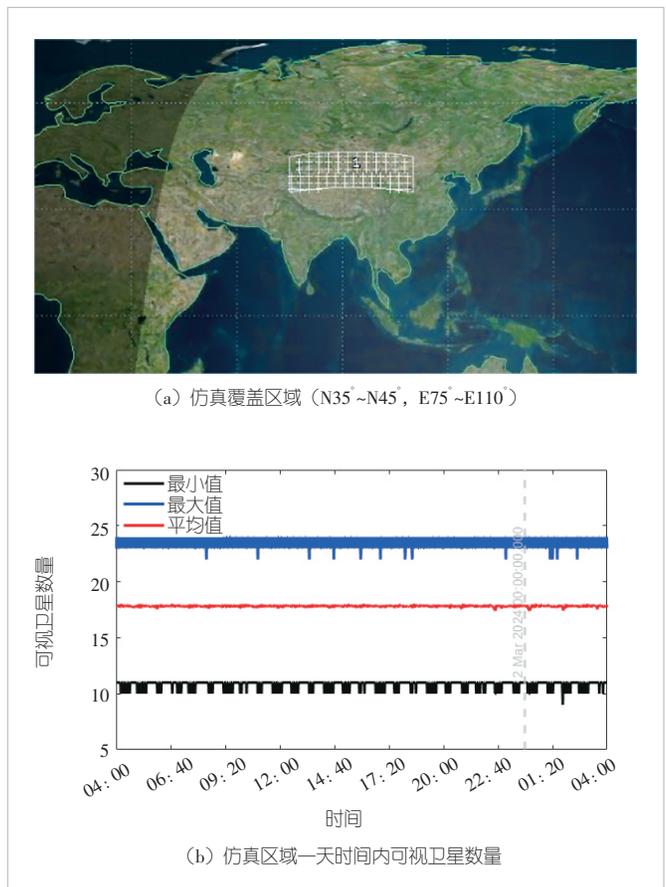
迅速发展的微纳卫星技术凭借其高集成度、低费效比、短研制周期等优势^[9]，极大促进了大规模天基电磁频谱监测星座的形成。为满足全天候宽带电磁频谱实时感知的需求，实现宽频带范围内的信号采集对天基电磁频谱监测至关重要。然而受卫星载荷性能和功率限制，高速宽带信号采样与处理难以在微纳低轨卫星上实现。近年来，压缩感知技术的兴起为宽带电磁频谱监测提供了新的解决思路^[10-11]。在天基广域电磁频谱监测范围下，电磁频谱呈现出大带宽、大空间分布特点。在广域观测范围内，尽管可能存在多个辐射源，但相对于整个观测空间而言，这些辐射源的数量和其占有的频段是有限的。因此，所观测的宽带信号在频域和空域下呈现出稀疏分布的特点^[12]，为压缩感知技术的应用提供了基础。然而，传统的压缩感知技术通常在物理硬件上难以实现^[13]，如高斯随机测量矩阵、伯努利随机测量矩阵等。为解决这一问题，多陪集采样^[14]、随机解调采样器^[15]和调制宽带转换器^[16]等硬件可实现的宽带压缩采样技术被陆续提出。这种硬件可实现的宽带压缩采样架构，以较低的硬件复杂度和采样速率实现了对宽带信号的瞬时抓取，有效提高了天基电磁频谱的感知性能。

受限于LEO卫星单星视角与载荷能力的限制，单星感知能力不足，难以实现对广域复杂电磁环境的高精度实时监测。受益于日趋密集的LEO卫星星座，不同轨道的卫星可以形成相互协调支持的卫星集群。如图1所示，同一区域内的设备终端同时被多颗卫星覆盖，部分区域同时可视卫星数量多达24颗左右。随着低轨卫星星座规模的不断扩大，多星共视数量必将进一步增加。因此挖掘LEO卫星星座的规模优势，利用多星共视的空间分集增益可以进一步提高天基

电磁频谱的监测性能。

根据协作卫星间数据融合的不同方式，多星协作的频谱感知方案可划分为决策级融合和信号级融合^[17-18]。决策级融合的网络传输成本低，但由于受到各卫星独立感知能力的限制，频谱感知性能的提升空间有限；信号级融合将采样数据传输至中心卫星进行融合处理，因此可以获得更高的感知精度，但其需要更高的传输带宽。此外，信号级融合中通常采用集中式协作网络架构，通过一个具有先进计算能力的中心卫星负责汇聚和处理边缘卫星数据，然而大量集中性并发数据流的接收会造成星间链路的严重拥塞^[19-20]。此外，当中心卫星节点出现故障或性能下降时，集中式协作网络的频谱感知能力也会受到严重影响。

本文面向LEO卫星星群，提出了一种多星在轨组阵压缩感知方法。各卫星节点通过宽带压缩采样技术，有效降低了在轨采样速率和星间链路的传输开销。以此为基础，所提算法通过顺序逐个激活卫星节点，将原本集中在中心卫星的处理任务分散于多个卫星节点上，以递增的方式进行协作迭代更新。因此，相较于传统的集中式协作优化算法，所提算法有效解决了星间链路的拥塞问题，并通过多星在轨协作优



▲图1 Starlink GEN2星座可视卫星数量仿真分析

化提高了低信噪比下的频谱感知性能。

2 系统模型

为提升天基电磁频谱监测性能, 宽带信号的高效采集与处理至关重要。然而, 传统的奈奎斯特采样技术会产生海量的测量数据, 极大增加了数据的存储与传输开销, 由于卫星载荷性能与功率受限, 其在卫星上难以实现。为此, 本文采用如图2所示的多倍集压缩采样技术, 通过多通道并行低速模数转换器(ADC)采样架构实现了宽带模拟信号的压缩采样, 有效降低了降低星上宽带信号采集的硬件成本, 减少了采集与传输开销。

基于多倍集压缩采样技术, 第 l 颗卫星的观测信号可表示为:

$$y_l = \mathbf{A}(\underbrace{\mathbf{H}_l \mathbf{x} + \mathbf{n}_l}_x), \quad l \in \{1, 2, \dots, L\} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{A} \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 表示卫星的在轨宽带压缩测量矩阵, $\mathbf{H}_l \triangleq \text{diag}(\mathbf{h}_l)$ 表示地面终端与第 l 颗卫星间的信道矩阵^[21], $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 表示地面原始用户信号, N 表示信号长度, $\mathbf{n}_l \sim \mathcal{CN}(0, \sigma_l^2)$ 表示第 l 颗卫星的接收噪声, $\mathbf{x} \triangleq \mathbf{H}_l \mathbf{x} + \mathbf{n}_l$ 是卫星未经压缩采样前的信号。

如图3所示, 各卫星完成空间宽带电磁信号的在轨压缩采样后, 将采集到的信号转发给中心卫星。考虑卫星编队到地面的距离远大于其星间距离, 因此同一辐射源所发信号到达不同编队卫星的时延和多普勒频移大致相同。假设第 L 颗卫星是融合中心, 负责汇聚并处理编队中所有卫星节点的数据。定义中心卫星的接收信号 $\mathbf{z}_L = [y_1^H, y_2^H, \dots, y_L^H]^H \in \mathbb{C}^{LM \times 1}$, 其可表示为:

$$\mathbf{z}_L = \mathbf{G}_L \mathbf{x} + \mathbf{W}_L, \quad (2)$$

其中, $\mathbf{G}_L = [(\mathbf{A}\mathbf{H}_1)^H, (\mathbf{A}\mathbf{H}_2)^H, \dots, (\mathbf{A}\mathbf{H}_L)^H]^H \in \mathbb{C}^{LM \times N}$ 表示增广信道矩阵, $\mathbf{W}_L = [(\mathbf{A}\mathbf{n}_1)^H, (\mathbf{A}\mathbf{n}_2)^H, \dots, (\mathbf{A}\mathbf{n}_L)^H]^H$ 表示增广噪声矩阵。在此基础上, 融合中心卫星通过 l_1 范数最小化的稀疏重构优化求解感知信号 \mathbf{x} , 即可表示为:

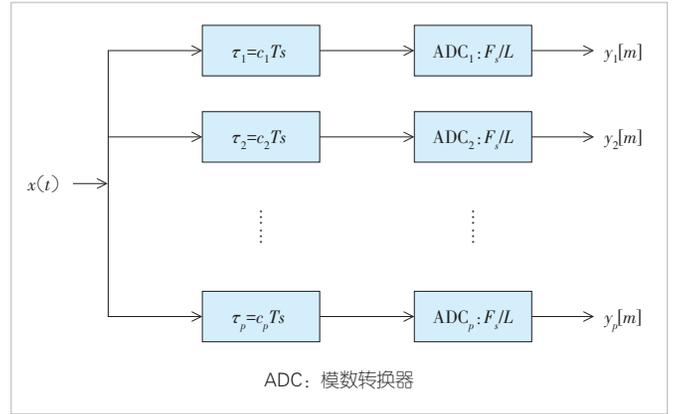
$$\underset{\mathbf{x}}{\text{minimize}} \quad \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{V}_L \mathbf{z}_L\|^2 + \mu \|\mathbf{x}\|_1, \quad (3)$$

其中, $\mathbf{V}_L \in \mathbb{C}^{M \times LM}$ 表示对 L 颗卫星采样数据的接收组合矩阵, 用于对不同卫星的数据进行加权融合。为进一步提高在轨组阵感知性能, 本文根据不同卫星的接收信号优化接收组合矩阵 \mathbf{V}_L , 以进一步提高天基频谱系统的监测性能。

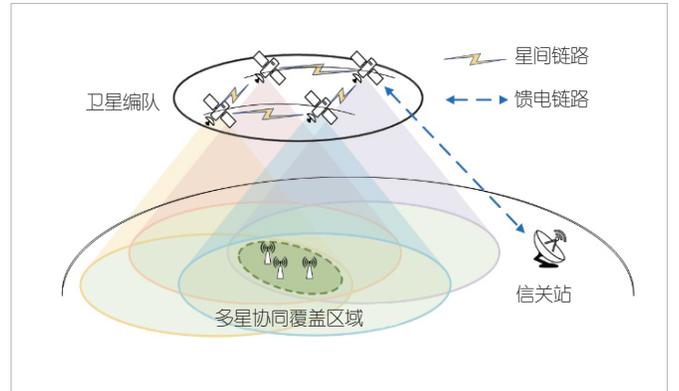
在传统的如图4所示的集中式卫星网络架构中, 各边缘卫星完成空间在轨压缩采样后, 将压缩采样数据和本地信道

状态信息转发给中心卫星。定义中心卫星上的融合信号为:

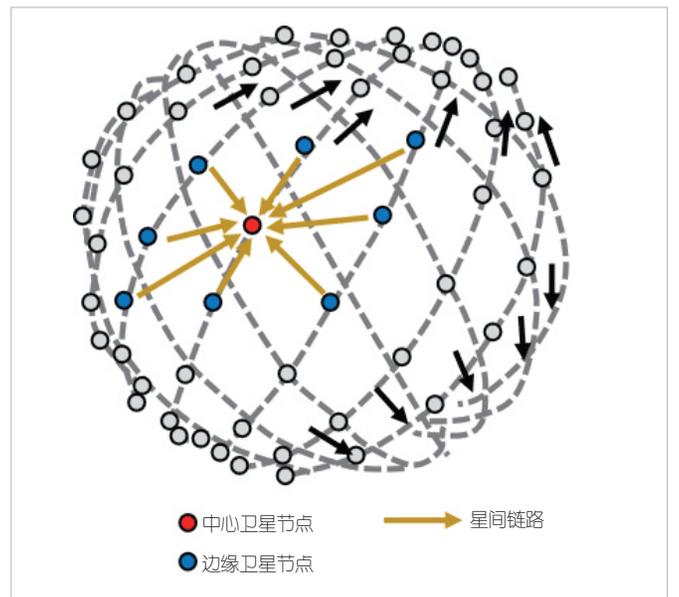
$$\mathbf{s}_L^c \triangleq \mathbf{V}_L^c \mathbf{z}_L, \quad (4)$$



▲图2 多倍集压缩采样架构



▲图3 多星在轨组阵感知系统模型。



▲图4 集中式协作卫星网络

其中, c 表示集中式的感知方案。针对多星低维观测的稀疏汇聚网络, 基于最小线性均方误差 (LMMSE) 准则^[22], 可以得到最优接收组合矩阵 \mathbf{V}_L^c 为:

$$\mathbf{V}_L^c = \mathbf{A}\mathbf{R}_x\mathbf{G}_L^H\mathbf{R}_{z_L}^{-1}, \quad (5)$$

其中, $\mathbf{R}_{z_L} \triangleq \mathbb{E}[\mathbf{z}_L\mathbf{z}_L^H] = \mathbf{G}_L\mathbf{R}_x\mathbf{G}_L^H + \mathbf{K}$ 表示接收信号的自相关矩阵, $\mathbf{K} = \text{diag}(\sigma_1^2\mathbf{I}_M, \sigma_2^2\mathbf{I}_M, \dots, \sigma_L^2\mathbf{I}_M)$ 。若仅考虑自由空间路径损耗则 $\mathbf{H}_l = h_l\mathbf{I}_N$, h_l 为基于自由空间损耗的信道系数, 根据 \mathbf{R}_{z_L} 和 \mathbf{R}_x 之间的关系, 公式 (5) 可进一步表示为:

$$\mathbf{V}_L^c = \mathbf{F}_L^\dagger(\mathbf{R}_{z_L} - \mathbf{K})\mathbf{R}_x^{-1}, \quad (6)$$

其中, $\mathbf{F}_L = \left[(h_1\mathbf{I}_M)^H, (h_2\mathbf{I}_M)^H, \dots, (h_L\mathbf{I}_M)^H \right]^H \in \mathbb{C}^{LM \times M}$ 。中心卫星在计算出接收组合矩阵后, 基于公式 (3) 进行原始信号重构。然而, 集中式协作网络面临星间链路拥塞、星上计算资源受限以及中心节点故障等问题。为此, 在下一节中, 本文提出了一种基于增量游走策略的多星在轨组阵感知算法。

3 基于增量游走策略的多星在轨组阵压缩感知算法

针对集中式协作星间传输负载高、中心节点故障对天基电磁频谱监测的影响, 本节提出了一种在轨组阵压缩感知算法。该算法顺序激活各个卫星节点以递增的方式进行协作迭代更新。基于 LMMSE 估计的正交性原理, 每次迭代更新的卫星节点能够有效地利用前一节点传递的融合信号和误差矩阵, 来进一步修正和优化感知结果, 从而逐渐提升系统的感知精度。图 5 展示了卫星按顺序 (1,5,2,3,6,9,8,7,4) 的更新过程。由于每次更新仅激活一颗卫星和一条星间链路, 有效避免了集中性并发数据流造成的链路拥塞问题。

具体来说, 在一个由 L 颗低轨卫星构成的编队中, 首先从卫星 l_0 开始计算融合信号, 因此该初始卫星节点的融合信号可表示为:

$$\mathbf{s}_{l_0}^{(0)} = \mathbf{B}_{l_0}^{(0)}\mathbf{y}_{l_0}, \quad l_0 = \text{Seq}(1), \quad (7)$$

其中, $\mathbf{B}_{l_0}^{(0)} \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 表示起始卫星处的接收组合矩阵, $\text{Seq} \in \mathbb{Z}^{L \times 1}$ 表示卫星更新顺序集, $\text{Seq}(1)$ 表示该集合中的第一个元素。随后, 卫星 l_0 将公式 (7) 中的融合信号和本地均方误差矩阵依次转发给后继卫星节点 l_k , $k = 1, 2, \dots$ 。后继卫星节点 l_k 利用接收的信息进行融合, 具体融合结果可表示为:

$$\mathbf{s}_{l_k}^{(k)} = \mathbf{C}_{l_k}^{(k)}\mathbf{s}_{l_{(k-1)}}^{(k-1)} + \mathbf{B}_{l_k}^{(k)}\mathbf{y}_{l_k}, \quad l_k = \text{Seq}(\text{mod}_L(k) + 1), \quad (8)$$

其中, $\mathbf{C}_{l_k}^{(k)}$ 和 $\mathbf{B}_{l_k}^{(k)}$ 是根据前一颗卫星传递的信息计算得到的

权重矩阵, k 表示更新次数。公式 (8) 可等价写成公式 (4) 的形式:

$$\mathbf{s}_{l_k}^{(k)} = \mathbf{V}_{l_k}^{(k)}\mathbf{Z}_k, \quad (9)$$

其中,

$$\mathbf{V}_{l_k}^{(k)} = \begin{cases} \left[\mathbf{C}_{l_k}^{(k)}\mathbf{V}_{l_{(k-1)}}^{(k-1)}, \mathbf{B}_{l_k}^{(k)} \right], & k > 0, \\ \mathbf{B}_{l_k}^{(k)}, & k = 0, \end{cases}$$

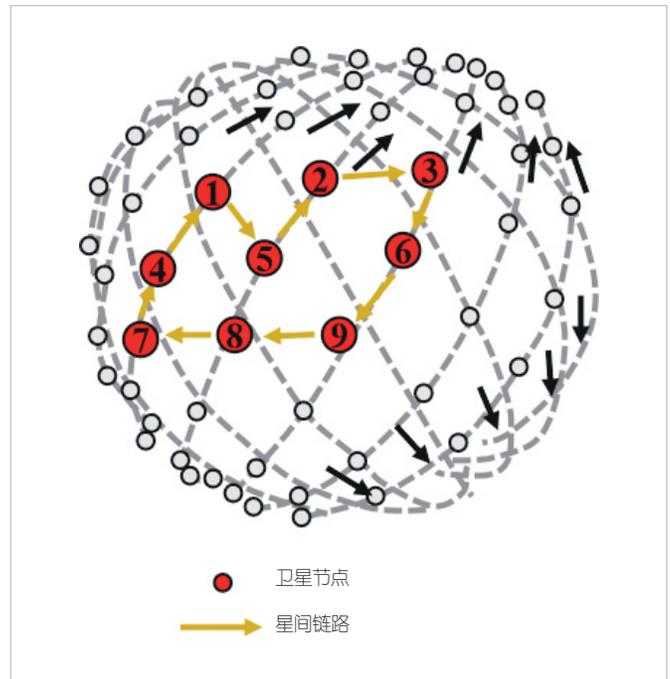
$$\mathbf{Z}_k = [\mathbf{z}_0, \mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_k]^T, \quad \mathbf{z}_k = \mathbf{y}_{l_k}^T. \quad (10)$$

接下来, 我们以前两次更新为例, 给出权重矩阵 $\mathbf{C}_{l_k}^{(k)}$ 和 $\mathbf{B}_{l_k}^{(k)}$ 的具体形式, 并将其推广至 $k \in \{0, 1, 2, \dots\}$ 的一般形式。首先从 $k = 0$ 开始, 卫星 l_0 利用本地观测信号和信道状态信息, 得到基于 LMMSE 准则的融合信号为:

$$\mathbf{s}_{l_0}^{(0)} = \mathbf{R}_{\mathbf{y}_{l_0}}\mathbf{R}_{\mathbf{y}_{l_0}}^{-1}\mathbf{y}_{l_0}, \quad l_0 = \text{Seq}(1), \quad (11)$$

其中, $\mathbf{R}_{\mathbf{y}_x} \triangleq \mathbb{E}[\mathbf{y}_x\mathbf{y}_x^H]$ 为随机向量 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的互相关矩阵, $\mathbf{s} = \mathbf{A}\mathbf{x}$ 。由此可知, 权重矩阵 $\mathbf{C}_{l_0}^{(0)} = 0$, $\mathbf{B}_{l_0}^{(0)} = h_{l_0}\mathbf{P}_{l_0}^{(-1)}\mathbf{R}_{\mathbf{y}_{l_0}}^{-1}$, 其中, $\mathbf{P}_{l_0}^{(-1)} = \mathbf{A}\mathbf{R}_x\mathbf{A}^H = (\mathbf{R}_{\mathbf{y}_{l_0}} - \sigma_{l_0}^2\mathbf{I}_M)/h_{l_0}^2$ 。此时融合信号的误差为 $\Delta_{l_0}^{(0)}$, 其表示未能通过当前节点信息获取的内容。

由于 LMMSE 的估计误差向量与观测数据通常是正交的, 利用这一性质可以基于卫星 l_1 的观测数据对 $\Delta_{l_0}^{(0)}$ 进行估计, 并进一步得到卫星 l_1 的本地权重矩阵 $\mathbf{C}_{l_1}^{(1)}$ 和 $\mathbf{B}_{l_1}^{(1)}$ 。这个过程



▲图 5 基于增量游走策略的分布式协作卫星网络

将分两步得到:

1) 在给定 \mathbf{y}_{l_0} 的情况下得到 \mathbf{y}_{l_1} 的 LMMSE 估计值:

$$\hat{\mathbf{y}}_{l_1} = \mathbf{R}_{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_0} \mathbf{R}_{\mathbf{y}_0}^{-1} \mathbf{y}_{l_0} = h_{l_1} \mathbf{R}_{s_{y_0}} \mathbf{R}_{\mathbf{y}_0}^{-1} \mathbf{y}_{l_0} = h_{l_1} \hat{\mathbf{s}}_{l_0}^{(0)} \quad (12)$$

2) 根据与 \mathbf{y}_{l_0} 正交的估计误差 $\tilde{\mathbf{y}}_{l_1} = \mathbf{y}_{l_1} - \hat{\mathbf{y}}_{l_1}$ 得到 $\Delta_{l_0}^{(0)}$ 的 LMMSE 估计值:

$$\hat{\mathbf{s}}_{l_1}^{(1)} = \underbrace{h_{l_1} \left(\mathbf{I}_M - \mathbf{T}_{l_0}^{(0)} h_{l_0}^* \right) \mathbf{P}_{l_0}^{(-1)}}_{\mathbf{R}_{s_{y_1}}^{(0)}} \underbrace{\left(\sigma_{l_1}^2 \mathbf{I}_M + h_{l_1} \left(\mathbf{I}_M - \mathbf{T}_{l_0}^{(0)} h_{l_0}^* \right) \mathbf{P}_{l_0}^{(-1)} \right) h_{l_1}^*}_{\mathbf{R}_{s_{y_1}}^{(1)}} \tilde{\mathbf{y}}_{l_1} = h_{l_1} \mathbf{P}_{l_0} \left(\sigma_{l_1}^2 \mathbf{I}_M + h_{l_1} \mathbf{P}_{l_0} h_{l_1}^* \right)^{-1} \tilde{\mathbf{y}}_{l_1} \quad (13)$$

其中, $\mathbf{T}_{l_0}^{(0)} = \mathbf{B}_{l_0}^{(0)} = h_{l_0} \mathbf{P}_{l_0}^{(-1)} \mathbf{R}_{\mathbf{y}_0}^{-1}$ 表示卫星 l_0 处的接收组合矩阵, $\mathbf{P}_{l_0}^{(0)}$ 是卫星 l_0 处的最小均方误差 (MSE) 矩阵。令 $\mathbf{T}_{l_1}^{(1)} = h_{l_1} \mathbf{P}_{l_0}^{(0)} \left(\sigma_{l_1}^2 \mathbf{I}_M + h_{l_1} \mathbf{P}_{l_0}^{(0)} h_{l_1}^* \right)^{-1} = h_{l_1} \mathbf{P}_{l_0}^{(0)} \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{y}}_{l_1}}^{-1}$, 其中, $\mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{y}}_{l_1}}^{-1}$ 为卫星 l_1 中估计误差向量 $\tilde{\mathbf{y}}_{l_1}$ 的自相关矩阵。则卫星 l_1 处的融合信号可表示为:

$$\mathbf{s}_{l_1}^{(1)} = \mathbf{s}_{l_0}^{(0)} + \mathbf{T}_{l_1}^{(1)} \left(\mathbf{y}_{l_1} - h_{l_1} \mathbf{s}_{l_0}^{(0)} \right) = \underbrace{\left(\mathbf{I}_M - h_{l_1} \mathbf{T}_{l_1}^{(1)} \right)}_{\mathbf{C}_{l_1}^{(1)}} \mathbf{s}_{l_0}^{(0)} + \underbrace{\mathbf{T}_{l_1}^{(1)}}_{\mathbf{B}_{l_1}^{(1)}} \mathbf{y}_{l_1} \quad (14)$$

从公式 (14) 可以发现, 卫星 l_1 进行信号融合所需最少的辅助信息为 $\mathbf{P}_{l_0}^{(0)}$ 。这个想法可以推广至任意更新次数的情况, 具体的权重矩阵 $\mathbf{C}_{l_k}^{(k)}$ 和 $\mathbf{B}_{l_k}^{(k)}$ 可以表示为:

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{l_k}^{(k)} &= \mathbf{I}_M - h_{l_k} \mathbf{T}_{l_k}^{(1)}, \\ \mathbf{B}_{l_k}^{(k)} &= \mathbf{T}_{l_k}^{(k)}, \quad l_k = \text{Seq}(\text{mod}_L(k) + 1), \end{aligned} \quad (15)$$

其中,

$$\mathbf{T}_{l_k}^{(k)} = h_{l_k} \mathbf{P}_{l_{(k-1)}}^{(k-1)} \left(\sigma_{l_k}^2 \mathbf{I}_M + h_{l_k} \mathbf{P}_{l_{(k-1)}}^{(k-1)} h_{l_k}^* \right)^{-1} = h_{l_k} \mathbf{P}_{l_{(k-1)}}^{(k-1)} \mathbf{R}_{\tilde{\mathbf{y}}_{l_k}}^{-1}, \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_{l_{(k-1)}}^{(k-1)} = \left(\mathbf{I}_M - h_{l_{(k-1)}} \mathbf{T}_{l_{(k-1)}}^{(k-1)} \right) \mathbf{P}_{l_{(k-2)}}^{(k-2)}, \quad \mathbf{P}_{l_{(-1)}}^{(-1)} = \mathbf{A} \mathbf{R}_x \mathbf{A}^H. \quad (17)$$

因此, 将公式 (15) 代入公式 (8) 中, 可以得到第 k 次更新时对应卫星 l_k 的融合信号:

$$\mathbf{s}_{l_k}^{(k)} = \mathbf{s}_{l_{(k-1)}}^{(k-1)} + \mathbf{T}_{l_k}^{(k)} \left(\mathbf{y}_{l_k} - h_{l_k} \mathbf{s}_{l_{(k-1)}}^{(k-1)} \right). \quad (18)$$

所提算法的伪代码如算法 1 所示。在第 k 次更新判定收敛后, 卫星 l_k 将基于本地融合信号 $\mathbf{s}_{l_k}^{(k)}$ 和在轨宽带压缩测量矩阵 \mathbf{A} , 利用压缩感知重构算法实现宽带电磁频谱监测的目标。该算法不仅传输融合信号, 还在卫星之间传递 MSE 矩

阵 $\mathbf{P}_{l_k}^{(k)}$ 。通过这种方式, 所提算法确保了每颗卫星都能够充分利用前一个卫星节点的融合信号和 MSE 矩阵, 逐步提高整体信号感知的精度, 从而实现更高效的频谱监测。

算法 1: 基于增量游走策略的多星在轨组阵压缩感知算法

- 1 初始化: $\mathbf{P}_{l_{(-1)}}^{(-1)} = \left(\mathbf{R}_{\mathbf{y}_0} - \sigma_{l_0}^2 \mathbf{I}_M \right) / h_{l_0}^2$
- 2 重复: for $k = 0, 1, 2, \dots, \text{do}$
- 3 卫星 $l_k = \text{Seq}(\text{mod}_L(k) + 1)$, do
- 4 更新 $\mathbf{T}_{l_k}^{(k)}$ 利用公式 (16);
- 5 更新 $\mathbf{P}_{l_k}^{(k)}$ 利用公式 (17);
- 6 更新 $\mathbf{s}_{l_k}^{(k)}$ 利用公式 (18);
- 7 发送 $\mathbf{P}_{l_k}^{(k)}$ 和 $\mathbf{s}_{l_k}^{(k)}$ 至卫星 $l_{(k+1)}$;
- 8 end

4 仿真与评估

本节仿真中假设在 t 时刻, 卫星 l 上所接收到的来自地面 κ 个辐射源的信号可表示为:

$$x(t) = h_l(t) \sum_{i=1}^{\kappa} \sqrt{E_i B} \text{sinc} \left(B(t - t_i) \right) e^{j2\pi f_i t} + n_l(t), \quad (19)$$

其中 $\text{sinc}(x) = \sin(x)/x$, E_i 、 t_i 、 f_i 分别表示不同用频设备发送信号的能量、时延和对应载波频率, $n_l(t)$ 为加性高斯白噪声。

接下来, 我们将重构信号的归一化均方误差 (MSE) 作为算法的评价性能指标。图 6 展示了当所有卫星节点接收信噪比为 20 dB 时, 不同算法的感知性能随卫星数量变化的关系。可以观察到, 所提算法在不同卫星数量下优于基于

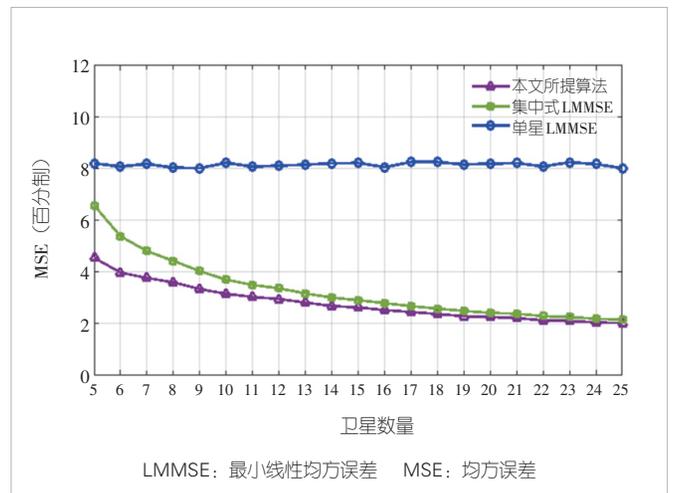


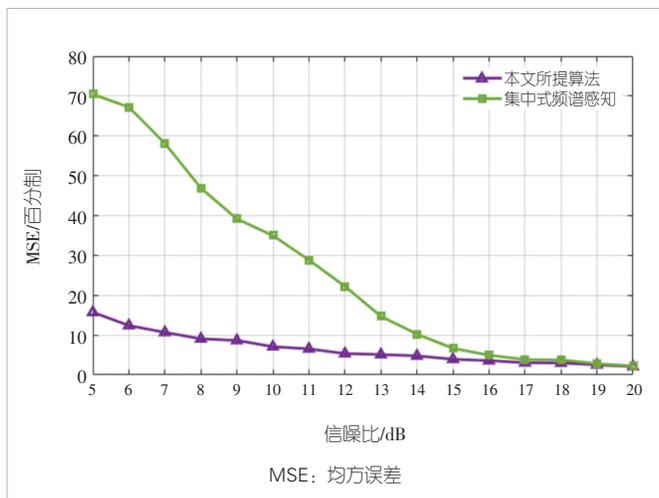
图 6 相同信噪比条件下卫星编队规模与感知性能的关系

LMMSE 准则的集中式方案，尤其是在卫星编队规模较小时，与其他两种感知方案相比，所提算法表现出更为突出的性能优势。随着卫星节点数量的增加，集中式算法与本文算法的性能基本趋于一致。然而，需要注意的是，在高密度卫星网络中，集中式算法可能会面临大量并发数据导致的星间链路拥塞问题。此外，目前常见的低轨卫星星座，例如 Starlink，其单颗卫星通常只配备 4 个星间通信终端，远少于其可视范围内的卫星数量，这将进一步限制集中式协作优化算法在实际中的应用。

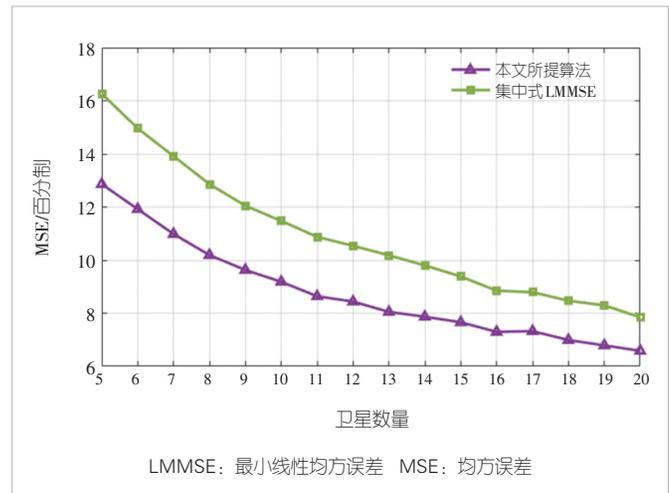
当固定卫星数量 $L = 25$ 时，假设所有卫星节点具有相同的接收信噪比，本文算法与集中式方案的感知性能与接收信号信噪比的关系如图 7 所示，可以发现本文所提算法在低信噪比条件下具有较好的感知性能。

由于空间电磁环境复杂多变，实际卫星编队中各卫星间接收信号的信噪比可能存在较大差异，因此我们在仿真中设定每颗卫星接收到的信噪比取 0 ~ 15 dB 之间的随机值。在已有卫星编队的基础上，通过逐个增加新卫星，来扩大卫星编队规模。如图 8 所示，经过多次仿真实验，我们发现所提算法在不同信噪比条件下的感知性能也优于集中式协作方案。

在传统的集中式算法中，由于中心卫星需汇聚 L 颗卫星数据进行加权融合，所以需要公式 (6) 中维度为 $L \times M$ 的接收信号自相关矩阵进行求逆，其复杂度约为 $\mathcal{O}(L^3 M^3)$ ，其中 M 表示每颗卫星的采样数据量。由于其复杂度随着卫星数量 L 的增加呈立方级增长，因此限制了该方法在大规模卫星编队场景中的应用。相比之下，本文所提的增量式策略采用分布式处理架构，每次迭代仅需对公式 (16) 中维度为 $M \times M$ 的误差自相关矩阵进行求逆，算法复杂度约为



▲图7 卫星接收信号信噪比与感知性能的关系。



▲图8 不同信噪比条件下卫星编队规模与感知性能的关系

$\mathcal{O}(M^3)$ ，这种分布式计算方式有效降低了多星协作方案的复杂度。

5 结束语

随着低轨卫星星座规模的不断扩大，多星协作感知能有效提高天基电磁频谱监测的感知性能。本文提出的多星在轨组网压缩感知方案，首先通过宽带在轨压缩采样，降低采集与星间传输开销；之后通过增量游走策略顺序激活各卫星节点，以递增的方式进行协作迭代更新，有效解决了目前集中式协作中所存在高传输负载和中心节点故障的问题。基于低轨星座多重覆盖观测的互补性优势，提高了低信噪比下的频谱感知性能。仿真分析表明，所提方案相较集中式协作感知架构，在有效降低计算复杂度的同时提高了频谱感知精度。

参考文献

- [1] CHU J H, CHEN X M, ZHONG C J, et al. Robust design for NOMA-based multibeam LEO satellite Internet of Things [J]. IEEE Internet of Things journal, 2021, 8(3): 1959–1970. DOI: 10.1109/JIOT.2020.3015995
- [2] HUANG Y, CUI H Y, HOU Y Q, et al. Space-based electromagnetic spectrum sensing and situation awareness [J]. Space: science and technology, 2024, 4: 109. DOI: 10.34133/space.0109
- [3] YOU L, LI K X, WANG J H, et al. Massive MIMO transmission for LEO satellite communications [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2020, 38(8): 1851–1865. DOI: 10.1109/JSAC.2020.3000803
- [4] KLIMENKO N N, ZANIN K A. A new generation of spacecraft for maritime surveillance [J]. Air and space sphere, 2019(2): 72–82. DOI: 10.30981/2587-7992-2019-100-3-82-93
- [5] Unseenlabs. Unseenlabs announces next-generation satellite constellation for 2026 to monitor sea, land, and space environments from space [EB/OL]. [2024-08-15]. <https://unseenlabs.space/wp-content/uploads/2024/04/Press-Release->

- UNSEENLABS-_-Next-Gen-Constellation_compressed.pdf
- [6] Via Satellite. HawkEye 360 plans to have 60 satellites on orbit by 2025 [EB/OL]. [2024-08-15]. <https://www.satellitetoday.com/imagery-and-sensing/2022/10/05/hawk-eye-360-plans-to-have-60-satellites-on-orbit-by-2025>
- [7] 蒋忠元, 王森, 王启舟, 等. 低轨卫星多星协同及星地协同遥通算一体化技术 [J]. 天地一体化信息网络, 2024, 5(1): 60-75. DOI: 10.11959/j.issn.2096-8930.2024007
- [8] 许文嘉, 王一旭, 彭木根. 卫星遥感与 6G 通信遥感一体化 [J]. 电信科学, 2023, 39(4): 60-70. DOI: 10.11959/j.issn.1000-0801.2023089
- [9] 夏瑞, 王敬超, 邓博于, 等. 低轨电磁监测智能处理框架与关键技术综述 [J]. 工程科学学报, 2023, 45(5): 807-818. DOI: 10.13374/j.issn2095-9389.2022.03.23.001
- [10] 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. DOI: 10.1109/TIT.2005.862083
- [11] FANG J, WANG B, LI H B, et al. Recent advances on sub-nyquist sampling-based wideband spectrum sensing [J]. IEEE wireless communications, 2021, 28(3): 115-121. DOI: 10.1109/MWC.001.2000353
- [12] SHEN F, WANG Z, DING G R, et al. 3D compressed spectrum mapping with sampling locations optimization in spectrum-heterogeneous environment [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2022, 21(1): 326-338. DOI: 10.1109/TWC.2021.3095342
- [13] ISAAC-CHASSANDE V, EVANS A, DURAND Y, et al. Dedicated hardware accelerators for processing of sparse matrices and vectors: a survey [J]. ACM transactions on architecture and code optimization, 2024, 21(2): 1-26. DOI: 10.1145/3640542
- [14] MA Y, GAO Y, LIANG Y C, et al. Reliable and efficient sub-nyquist wideband spectrum sensing in cooperative cognitive radio networks [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 2016, 34(10): 2750-2762. DOI: 10.1109/JSAC.2016.2605998
- [15] 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. DOI: 10.1109/TIT.2009.2034811
- [16] MISHALI M, ELDAR Y C. From theory to practice: sub-nyquist sampling of sparse wideband analog signals [J]. IEEE journal on selected topics in signal processing, 2010, 4(2): 375-391. DOI: 10.1109/JSTSP.2010.2042414
- [17] 王运峰. 面向低轨卫星的协同频谱感知与共享技术研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2022. DOI: 10.27251/d.cnki.gnjdc.2022.001798
- [18] SHAIK Z H, BJÖRNSON E, LARSSON E G. MMSE-optimal sequential processing for cell-free massive MIMO with radio stripes [J]. IEEE transactions on communications, 2021, 69(11): 7775-7789. DOI: 10.1109/TCOMM.2021.3100619
- [19] ABDELSEDEK M Y, KURT G K, YANIKOMEROGLU H. Distributed massive MIMO for LEO satellite networks [J]. IEEE open journal of the communications society, 2022, 3: 2162-2177. DOI: 10.1109/OJCOMS.2022.3219419
- [20] DENG R Q, DI B Y, SONG L Y. Ultra-dense LEO satellite-based formation flying [J]. IEEE transactions on communications, 2021, 69(5): 3091-3105. DOI: 10.1109/TCOMM.2021.3058370
- [21] SCHWARZ R T, KNOPP A, LANGL B, et al. Optimum-capacity MIMO satellite broadcast system: conceptual design for LOS channels [C]//Proceedings of 4th Advanced Satellite Mobile Systems. IEEE, 2008: 66-71. DOI: 10.1109/ASMS.2008.19
- [22] BJÖRNSON E, SANGUINETTI L. Making cell-free massive MIMO competitive with MMSE processing and centralized implementation [J]. IEEE transactions on wireless communications, 2020, 19(1): 77-90. DOI: 10.1109/TWC.2019.2941478

作者简介



侯彦鹏, 深圳大学电子与信息工程学院在读硕士研究生; 主要研究领域为天基电磁频谱感知、分布式优化算法、稀疏信号处理等。



马嫣 (通信作者), 深圳大学电子与信息工程学院副教授、博士生导师; 主要研究领域为空天地一体化智能信息网络、电磁频谱感知、稀疏信号处理等。



张行健, 哈尔滨工业大学(深圳)电子与信息工程学院副教授、博士生导师; 主要研究领域包括空天信息智能感知、电磁信号识别、卫星路由设计等。