

基于相关-聚类的星链信号解调方法

吴 超¹, 李 力¹, 李亚峰^{2*}, 江 城^{1,3}, 曹 延⁴, 胡 森¹, 赵宜楠¹

(1. 杭州电子科技大学通信工程学院, 浙江杭州 310018; 2. 北京信息科技大学自动化学院, 北京 100192;

3. 北京邮电大学信息与通信工程学院, 北京 100876; 4. 北京中天飞创信息技术有限公司, 北京 100080)

摘 要: 随着巨型低轨卫星 (Low Earth Orbit, LEO) 星座的迅速发展, 大量星基机会信号为全球导航卫星系统 (Global Navigation Satellite System, GNSS) 拒止条件下的辅助与替代性导航需求提供了潜在解决方案。以星链信号为例, 对其进行时频估计并完成有效解调, 是实现辅助导航的必要前提。然而, 星链卫星的高速运动引起显著的多普勒效应, 为信号时频估计精度与可靠解调带来技术挑战。针对现有的时频估计算法在低信噪比 (Signal-to-Noise Ratio, SNR) 条件下鲁棒性不足, 传统算法在高动态环境下难以实现稳定解调的问题, 本文提出了一种基于相关-聚类的星链信号解调方法, 并在仿真与实测数据上进行实验验证。利用星链下行信号特殊的同步序列结构, 设计相关性增强的延迟自相关定时算法与改进的符号内相位差频偏估计算法, 实现同步序列定时与多普勒系数的粗估计。提出基于 K-means 聚类的逐符号时频精估计方法, 在无数据符号先验的条件下提取星座聚类统计量, 并以经验信噪比 (Empirical Signal-to-Noise Ratio, ESNR) 最大化为准则完成残余时频误差精估计。构建仿真场景, 分析所提方法的收敛性与估计精度, 并基于实测星链下行信号, 以解调误比特率 (Bit Error Rate, BER) 为指标评估所提算法的性能。实验结果表明, 所提方法在高动态条件下具有良好的收敛性与估计精度, 且在 7.3 dB SNR 实测数据下, 解调 BER 为 0.88%, 相较于对比算法降低 55.10%, 在高动态环境下显著提升了时频估计与解调的精度, 为星链机会信号导航提供了技术支撑。

关键词: 低轨卫星; 星链信号; 数据解调; 同步序列; 时频估计

基金项目: 国家自然科学基金 (No.61901154); 浙江省自然科学基金 (No.LQ19F010006); 惯性测量全国重点实验室对外开放基金 (No.KFJ2024005)

中图分类号: TN911.72; TN967.1

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112(2026)04-1857-15

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20250796

Demodulation Method for Starlink Signals Based on Correlation and Clustering

WU Chao¹, LI Li¹, LI Yafeng^{2*}, JIANG Cheng^{1,3}, CAO Yan⁴, HU Miao¹, ZHAO Yinan¹

(1. School of Communication Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China;

2. School of Automation, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100192, China;

3. School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China;

4. Beijing Zhongtian Feichuang Electronic Technology Co., Ltd., Beijing 100080, China)

Abstract: With the rapid development of mega low earth orbit (LEO) satellite constellations, an abundance of signals of opportunity have emerged as potential solutions for assisting global navigation satellite system (GNSS) navigation in GNSS-denied environments. Taking Starlink signals as a representative example, accurate time-frequency estimation and reliable demodulation are essential prerequisites for navigation applications. However, the high dynamics of LEO satellites introduce severe Doppler effects, which challenge the accuracy and robustness of time-frequency estimation and the reliability of demodulation. To address the lack of robustness of existing time-frequency estimation algorithms under low signal-to-noise ratio (SNR) conditions and the instability of traditional methods in high-dynamic environments, this paper proposes a demodulation method for Starlink signals based on correlation and clustering, and validates it through both simulation analysis and real captured downlink signals. By exploiting the unique synchronization sequence structure of Starlink signals, a delayed autocorrelation method with enhanced correlation structure and an improved intra-symbol phase difference algorithm are designed to achieve synchronization sequence detection and coarse Doppler estimation. A symbol-by-symbol fine time-frequency estimation method based on K-means clustering is proposed. Under a non-data-aided condition, constellation clustering statistics are extracted, and the residual time-frequency errors are estimated by maximizing the empirical signal-to-noise ratio (ESNR). Simulation scenarios are constructed to analyze the convergence behavior and estimation accuracy of

the proposed method. Furthermore, real captured Starlink downlink signals are employed to evaluate the algorithm performance in terms of bit error rate (BER). Experimental results demonstrate robust convergence and improved estimation accuracy under high-dynamic conditions. For real captured downlink data at 7.3 dB SNR, the proposed method reduces BER by 55.10% compared with baseline methods, enabling more reliable demodulation and supporting Starlink-based assisted navigation.

Keywords: LEO satellites; Starlink signals; data demodulation; synchronization sequence; time-frequency estimation

Foundation Item(s): National Natural Science Foundation of China (No.61901154); Natural Science Foundation of Zhejiang Province (No.LQ19F010006); Open Fund Project of National Key Laboratory of Inertial Measurement (No.KFJ12024005)

0 引言

近年来,低轨卫星(Low Earth Orbit, LEO)凭借其低成本、高功率、部署迅速等优势迅速发展起来^[1]。SpaceX、OneWeb 和 Orbcomm 等公司计划部署巨型 LEO 卫星星座,将为地面提供大量的机会信号资源^[2]。利用这些星基泛在信号构建机会信号导航系统,可作为全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)在城市峡谷、干扰和欺骗场景等复杂或拒止环境下的备份和替代性导航解决方案^[3-5]。其中,SpaceX 部署的星链星座规模最大,在轨卫星数量最多且覆盖范围广,将星链信号作为机会信号,可为改进 GNSS 在拒止区域下的定位性能提供有力支持^[6]。

然而,星链卫星主要面向通信应用,其完整信号结构并未公开,导致传统无线电定位中采用的伪距测量等定位技术难以直接应用^[7]。因此,在缺乏完备先验信息的条件下对星链信号进行高精度时频估计与有效解调,并进一步提取同步信息和定位观测量,是实现星链机会信号导航的前提^[1,8-9]。在实际接收中,星链卫星相对地面高速运动与星地间时钟偏差会引起显著的多普勒效应。该效应不仅表现为载波频率偏移,还会破坏正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)子载波间的正交性并产生等效时域伸缩,严重影响信号的时频估计效果,最终导致接收机解调性能下降并降低机会信号定位精度^[10-11]。

针对高动态环境下的星链信号时频估计问题,早期研究利用外部辅助信息对星地相对运动进行建模,从而实现下行信号的时频估计。文献[12]利用两行轨道数据文件和卫星轨道简化常规模型,在无信标条件下实现了星链信号多普勒频率的盲估计;文献[13]与文献[14]分别利用广义似然比检测与子空间检测方法,对星链下行信号中的参考序列进行识别,并实现初始多普勒频偏估计与时频同步。但上述方法对噪声和信道的假设高度敏感,在低信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)环境下鲁棒性明显下降。由于

SpaceX 在国内尚未开放星链通信业务,受限于实测数据获取条件,国内针对星链信号的研究目前多以仿真分析为主。文献[15-16]通过仿真数据,验证了星链下行信号的时频特性;文献[17]基于星链信号的导频序列,结合短时傅里叶变换与最大似然估计实现了多普勒频率精确测量,并完成了星链机会信号定位;文献[18]基于星链信号的信标序列,进一步提出了一种频域滑窗估计算法,其估计性能优于文献[17]。但这些方法普遍要求较高 SNR,才能实现信号的可靠检测和估计。

随着星链下行帧结构与同步序列被逐步解析^[19],研究开始利用同步序列的相关特性,构建突发检测、帧定时与初始频偏估计等同步算法。文献[20]提出一种分段相关与相干累积的检测算法,将星链信号的主同步序列(Primary Synchronization Sequence, PSS)子序列分别与信号进行互相关并相干累积,实现了突发检测与频偏估计。但该算法与传统 OFDM 信号同步算法^[21-22]框架类似,存在频偏估计精度与估计范围难以兼顾的问题^[23]。与传统通信系统的环境不同,尽管同步序列可为接收机提供可靠的帧定时与粗频偏估计,但 LEO 高动态条件下,强多普勒引起的频偏与时域伸缩会削弱同步序列相关性,并导致时频残差在帧内持续积累^[19,24]。因此,对数据符号进行符号级精估计,是提升星链信号解调精度的关键。

现有研究通常利用 OFDM 的时域循环前缀(Cyclic Prefix, CP)或频域导频等信息进行符号级时频估计^[25-26]。然而,CP 与同步序列类似,其少量样本的相关性在高动态环境下退化严重。频域导频仅在特定子载波提供观测,容易受到强多普勒与噪声的联合污染^[27],导致符号级时频估计稳健性受限。与仅依赖少量重复样本或稀疏导频的传统符号级估计方法不同,星座图由单个 OFDM 符号内全部有效子载波共同决定,其包含了残余时频误差与噪声影响的综合统计,具备更充分的观测样本和更强的抗噪性。在已知调制方式的前提下,基于无监督聚类算法对星座图进行分析,在星座畸变补偿、信道估计及 SNR 估计等研究中得到充分验证^[28-30]。同时,也有研究^[31]将聚类

用于星座图的特征参数分析,以输出系统状态用于反馈调参。然而,该方法依赖跨符号统计进行参数反馈,并未以符号最优估计为目标,在高动态环境下难以得出当前符号的准确解调。

针对现有星链时频估计算法在低 SNR 环境下鲁棒性不足,传统同步算法在高动态环境下难以实现稳定解调的问题,本文提出一种基于相关-聚类的星链信号解调方法。首先,利用星链下行信号同步序列的重复结构,设计增强相关性的延迟自相关算法完成帧定时粗估计;随后,提出改进的符号内相位差算法,通过允许子序列重叠以最大化频偏估计样本,完成多普勒系数粗估计。针对数据符号中的残余时频误差,采用无监督的 K-means 聚类算法提取星座统计特征,并以经验信噪比 (Empirical Signal-to-Noise Ratio, ESNR) 最大化为准则实现逐符号的时频精估计。本文构建仿真场景对 LEO 信号环境下 K-means 迭代收敛性与时频估计能力进行分析,同时对星链卫星实测信号进行解调并计算误比特率 (Bit Error Rate, BER),验证本文提出算法的解调性能。实验结果表明,本文提出的方法在强多普勒效应下显著降低了解调 BER,其性能优于对比算法与经典算法,为高动态与低 SNR 环境下的星链机会信号辅助导航提供了方法支持。

1 星链下行信号接收模型

基于星链下行信号采用的循环前缀正交频分复用 (Cyclic Prefix-Orthogonal Frequency Division Multiplexing, CP-OFDM) 技术,星链下行信号帧的时域模型可以表示为

$$x_m(t) = \sum_{i=0}^{N_{\text{sym}}-1} \sum_{k=0}^{N-1} X_{mik} \exp(j2\pi Fk(t - N_{\text{cp}}T_s - iT_{\text{sym}})) g_s(t - iT_{\text{sym}}) \quad (1)$$

其中,序列 X_{mik} 表示信号第 m 帧第 i 个 OFDM 符号的第 k 个子载波所传输的复数数据, N 为子载波数量, T_s 为不包括循环前缀的信息符号速率, $F = 1/(N \times T_s)$ 为子载波间隔, $N_{\text{cp}}T_s$ 为循环前缀持续时间, $T_{\text{sym}} = (N_{\text{cp}} + N)T_s$ 为整个 OFDM 符号的持续时间, $g_s(t)$ 为矩形脉冲, N_{sym} 为信号帧中的符号数。

鉴于星链卫星的高动态环境,当地面接收机接收其下行信号时,信号的时频特性会快速变化。为实现精确的时频估计,接收信号模型须充分反映其动态特征。为便于后续推导与分析,本文仅考虑多普勒系数在信号帧各符号间显著变化,不同符号对应的多普勒系数可近似视为分段常量。

假设第 m 帧第 i 个 OFDM 符号在帧周期 T_f 内的多普勒系数为 $\beta_{mi} \triangleq v_{\text{los}}/c$, 其中, v_{los} 为卫星与接收机之间

的视线速度, c 为自由空间中的光速。在信号传输过程中,多普勒效应对该符号的第 k 个子载波影响为

$$F_{D_{mik}} = \beta_{mi}(F_c + Fk) = F_{D_{mi}} + \beta_{mi}Fk \quad (2)$$

其中, F_c 为载波频率, $F_{D_{mi}}$ 为多普勒频偏。可以看出,多普勒效应不仅产生整体频偏 $F_{D_{mi}}$, 还导致了子载波间隔的放缩。该效应在时域等价建模为信号时间轴的伸缩,其倍数为 $1/(1 + \beta_{mi})$ 。同时,为避免接收机处理 OFDM 信号时产生码间干扰,需在某一维持符号同步时间 T_{sync} 内满足 $\beta T_{\text{sync}} \ll T_s$ 。令帧内多普勒系数最大为 $|\beta_{\text{max}}| \approx 2.2 \times 10^{-5} [15]$, 信号带宽 F_s 为 240 MHz, 可得:

$$T_{\text{sync}} \ll \frac{1}{|\beta_{\text{max}}| F_s} \approx 1.89 \times 10^{-4} \quad (3)$$

即接收机能够稳定维持符号同步的时间远短于一个信号帧周期 T_f 。因此,接收端星链下行信号模型必须显式引入时域伸缩这一高动态效应,以保证同步与解调的稳定。综上分析,当接收机以 $1/T_f$ 的频率对星链下行信号进行接收时,接收信号离散模型应建模为

$$y_r(n) = x_m((nT_r - \tau_0)/(1 + \beta)) \exp(j2\pi\beta F_c(nT_r - \tau_0)) + w(n) \quad (4)$$

其中, τ_0 为信号最短到达路径的时延, $w(n)$ 为零均值的加性高斯白噪声,其同相和正交分量的双边功率谱密度均为 $N_0/2$ 。

图 1 展示了高动态环境下星链下行信号在帧内的时频结构变化^[19]。可以看出,帧内各 OFDM 符号的时域边界随多普勒系数产生等效伸缩,多普勒系数 β_{mi} 又受星地之间的运动速度与时钟偏差共同影响,随时间持续变化。由于星链系统载波频率 F_c 较高,微小的 β_{mi} 估计误差也会在符号间逐步积累,残余频偏与等效时域错位叠加,破坏子载波正交性并引入显著的载波间干扰 (Inter-Carrier Interference, ICI),使星座点在复平面上出现显著扩散甚至向原点收缩,降低解调判决的可靠性并恶化 BER 性能。因此,仅依靠同步序列获得的一次性时频估计参数,难以保证对帧内全部 OFDM 数据符号的稳定解调。

2 基于相关-聚类的星链信号解调方法

对接收信号进行时域参数估计是时频估计并解调的前提。在实际接收中,强多普勒效应会引起信号的时域伸缩,接收机采样频率不同也会导致符号结构畸变,进而干扰符号边界与循环前缀的识别。对于采用 OFDM 调制的星链信号,关键的时域参数包括符号长度 N 、循环前缀长度 N_{cp} 以及符号总长度 $(N_{\text{cp}} + N)$

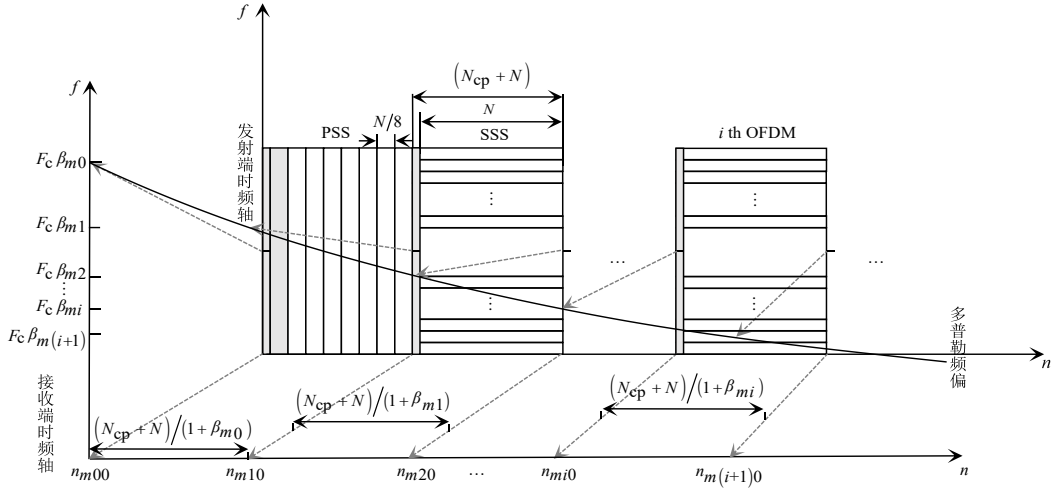


图1 星链下行信号帧结构图

Figure 1 Frame structure of the Starlink downlink signal

等,它们直接影响接收机的同步与处理精度^[32]。

2.1 星链信号时域预处理

在进行星链信号的时频估计前,需先完成信号的时域结构恢复与采样率校正,以确保信号处理的准确性。基于CP-OFDM信号的良好循环自相关特性,即使未进行时频同步,仍能通过循环自相关算法对接收到的离散信号 $y_r(n)$ 进行时域分析。 $y_r(n)$ 的自相关函数可以表示为

$$R_y(n, \tau) = E[y_r(n + \tau) y_r^*(n)] \quad (5)$$

由于循环前缀的存在,只有当 $\tau \in \{-NT_s/T_r, 0, NT_s/T_r\}$ 时, $R_y(n, \tau)$ 为非零值且在 n 上呈现广义循环性。可以通过傅里叶级数将 $R_y(n, \tau)$ 展开为

$$R_y(n, \tau) = \sum_{\alpha \in \mathcal{A}(\xi)} R_y^\alpha(\tau) \exp(j2\pi n \alpha) \quad (6)$$

其中, $\mathcal{A}(\xi) = \{p/\xi; p \in \mathbb{Z}\}$ 为循环频率的集合。当 $\xi = (N + N_{cp})T_s/T_r$ 时, $R_y^\alpha(\tau)$ 为接收信号 $y(n)$ 的循环自相关函数,可以表示为

$$R_y^\alpha(\tau) = \lim_{M \rightarrow \infty} \frac{1}{M} \sum_{n=0}^{M-1} y_r(n + \tau) y_r^*(n) \exp(-j2\pi n \alpha) \quad (7)$$

由 $R_y(n, \tau)$ 的性质可知,只有当 $\tau = NT_s/T_r$ 且 α 是集合 $\mathcal{A}((N + N_{cp})T_s/T_r)$ 中的循环频率时, $R_y^\alpha(\tau)$ 为非零。因此,在采样频率 $1/T_r$ 下,整个CP-OFDM符号所包含的采样点数为

$$(N + N_{cp})T_s/T_r = \arg\max_{\xi} \sum_{\alpha \in \mathcal{A}(\xi)} |R_y^\alpha(NT_s/T_r)| \quad (8)$$

得到接收信号 y_r 的准确时域参数后,对其进行重采样,使接收信号的采样间隔恢复为标准值 T_s ,便于后续的时频估计与解调处理。

2.2 星链信号时频估计

2.2.1 基于相关的时频粗估计算法

星链下行信号中采用的PSS可划分为八段重复子序列与循环前缀,设划分因子 $D=8$ 。其中,第一段子序列与循环前缀极性为负。PSS的时域模型表示为^[19]

$$x_{m0}(t) = \sum_{k=-N_{cp}}^{N-1} \exp(j\pi[-1/4 - P_k/2]) \text{sinc}(tF_s - k - N_{cp}) \quad (9)$$

其中, $P_k = [-A, A, \dots, A]$, A 由7级线性反馈移位寄存器构成的 m 序列末尾补零后得到,长度为 $N/8$ 。对 P_k 进行时域的对称差分相移键控编码,形成PSS的八段重复子序列。

这种特殊结构使PSS序列具有良好的自相关性,可用于信号定时与频偏估计。为提升高动态环境下的定时鲁棒性,本文基于传统延迟自相关算法^[21],利用PSS的重复子序列设计了增强相关结构的改进算法,使用长度为 N 的滑动窗口对星链下行信号进行帧定时粗估计。定义定时判决函数为

$$M(n) = \frac{|R(n)|^2}{[28E(n)]^2} \quad (10)$$

其中,相关函数 $R(n)$ 与能量函数 $E(n)$ 分别定义为

$$R(n) = \sum_{l=0}^6 \sum_{j=l+1}^7 \sum_{k=0}^{N/8-1} -\delta(l) y^*(n + lN/8 + k) y(n + jN/8 + k) \quad (11)$$

$$E(n) = \frac{1}{8} \sum_{k=0}^{N-1} |y(n+k)|^2 \quad (12)$$

定时判决的标准取决于八段子序列中采样点的相关性。当定时判决函数 $M(n)$ 达到峰值时,对应的采样点 n 被判定为PSS起始采样点 $\hat{n}_{m00}$:

$$\hat{n}_{m00} = \underset{n}{\operatorname{argmax}} \{M(n)\} \quad (13)$$

$R(n)$ 对窗口内前 $N/8$ 及其延迟的采样点进行组合自相关,共形成 28 组相关项。本算法通过多组相关项的组合累积,提升 $M(n)$ 在正确定时位置处的峰值尖锐度并减小定时估计误差;同时,加大负极性循环前缀与其他子序列末尾之间的差异性,以抑制传统时频同步算法中的平台效应。 $E(n)$ 以长度 N 为滑动窗口进行能量估计,当窗口移动至帧保护间隔并逐渐由噪声主导时,以变化平缓的 $E(n)$ 作为归一化因子,可避免噪声波动引起的 $M(n)$ 峰值误判,进一步提升定时估计的稳定性与可靠性。

同时,本算法保留了自相关算法可递推计算的实现优势:

$$R(n+1) = R(n) + \sum_{l=1}^7 \sum_{j=l+1}^8 y^*(n+lN/8)y(n+jN/8) - \sum_{l=0}^6 \sum_{j=l+1}^7 y^*(n+lN/8)y(n+jN/8) \quad (14)$$

$$E(n+1) = E(n) + (|y(n+N)|^2 - |y(n)|^2)/8 \quad (15)$$

由于相邻定时判决位置对应的观测窗口高度重叠, $M(n)$ 在滑窗更新时仅需对窗口边界项进行增删,而无需对窗口内全部乘积项进行重算。具体如式(14)和(15)所示, $R(n+1)$ 可由 $R(n)$ 通过更新 14 个乘积项获得, $E(n+1)$ 可由 $E(n)$ 通过更新 2 个乘积项获得,从而将滑窗内原本需计算的 28 组 $N/8$ 长度相关计算转化为常数级更新。

表 1 给出了不同粗估计算法的复杂度对比。经典 SC 算法^[21]的计算量与同步序列长度 N 与定时搜索长度 N_c 相关:在完成初次定时判决构造,即 $N/8$ 点样本相关计算后,可利用递推特性在随后的 N_c 个搜索点上实现常数级更新。对比算法^[20]需对每个滑窗进行分段相关与相干累积,难以进行递推计算,故每个搜索点均需 N 点的相关计算,整体复杂度为 $O(N_c N)$ 。本文方法的初始化计算量约为 $O(7N/2)$,略高于 SC 算法与对比算法。结合滑窗递推更新的特性,其总体计算量仅随搜索点数线性增长,具有良好的工程可行性。

得到 PSS 的起始采样点 n_{m00} 后,提出基于改进的

表 1 粗估计算法复杂度对比

Table 1 Complexity comparison of coarse estimation algorithms

算法	计算复杂度
SC 算法	$O(N/2 + N_c)$
对比算法	$O(N_c N)$
本文粗估计算法	$O(7N/2 + N_c)$

符号内相位差算法,进行频偏粗估计。将 PSS 的重复子序列重新划分为长度为 $5N/8$ 的两组新序列,划分因子为 $D=8/3$ 。允许其中两段子序列存在重叠,以扩大参与相位差计算的样本数量。根据新序列的相位差,可以计算出多普勒系数 $\hat{\beta}_{m0}$ 的粗估计值:

$$\hat{\varepsilon}_{m0} = \frac{4}{3\pi} \arg \left(\sum_{n=0}^{5N/8-1} y^*(n)y(n+3N/8) \right) \quad (16)$$

$$\hat{\beta}_{m0} = \frac{\hat{\varepsilon}_{m0} F}{F_c}$$

其中, $\hat{\varepsilon}_{m0} = F_D/F$ 为估计归一化多普勒频偏。在本算法中,计算相位差的序列采样点间隔为 $3N/8$,频偏的估计范围为 $|\hat{\varepsilon}_{m0}| \leq 1.5$ 。在满足星链卫星信号最大多普勒频偏的同时,最大化 $1/D$ 来增加计算样本的点数,提高了频偏估计的精度。

由此得到 $\hat{n}_{m00}$ 与 $\hat{\beta}_{m0}$ 作为接收信号的时频粗估计结果。为完成同帧内数据符号的精确解调,本文以 $\hat{n}_{m00} + (N+N_{cp})T_s$ 与 $\hat{\beta}_{m0}$ 为后续逐符号时频精估计的初值。经粗估计同步后的信号残余时频误差范围较小,后续逐符号精估计可在局部窗口内递推更新,从而降低逐符号搜索的复杂度并提高收敛效率与可靠性。

2.2.2 基于聚类的时频精估计算法

在星链下行信号采用的 CP-OFDM 体制下,高动态环境中的时频误差会在符号间快速累积,从而破坏 OFDM 子载波间的正交性。这一影响可以等效为信号的有效信干噪比下降^[33],即有用信号能量通过 ICI 分散到邻近子载波和等效噪声中,频域上表现为星座点的相位旋转与幅度扩散。因此,本文将数据符号的时频精估计建模为有效信噪比最大化问题:当时频估计逼近真实值时,频域星座簇趋于收敛,时频误差带来的等效噪声减小,有效信噪比增大。

为此,本文提出一种基于 K-means 聚类的 ESNR 最大化时频精估计方法,通过无监督的聚类算法在无数据符号先验的条件下构造有效信噪比指标 ESNR,并以 ESNR 最大化为准则得出最优时频参数。具体实现为:首先,构造时频参数集合,依次选择该集合的候选时频参数对数据符号进行时频补偿并变换至频域;其次,采用 K-means 对补偿后的星座图进行聚类,提取簇中心与簇内平方误差和(Sum of Squared Errors, SSE)等统计量;然后,根据统计量构造当前候选参数下的 ESNR;最后,以 ESNR 最大为准则在时频参数集合中选择最优参数。ESNR 最大化准则可视为非参数化的最小均方误差(Minimum Mean-Squared Error, MMSE)准则在星座统计域的实现^[34]:时频估计越接近真实值,星座越集中、簇内 SSE 越小,所对应的 ESNR 越大。与仅依赖稀疏导频或少量重复结构的符

号级估计方法相比,本文方法直接利用符号内全部子载波的统计信息,在强多普勒与低 SNR 场景下具有较好的鲁棒性与适用性。

设第 $i-1$ 个数据符号的起始采样点估计为 $\hat{n}_{m(i-1)0}$, 多普勒系数估计为 $\hat{\beta}_{m(i-1)}$ 。根据符号间时频参数变化的连续性与最大漂移上界,第 i 个数据符号的时频精估计候选集合可定义为

$$\begin{aligned} \mathcal{S}_{mi} &= \left\{ n \in \mathbb{Z}; \left| \hat{n}_{m(i-1)0} - n \right| \leq d \right\} \\ \mathcal{B}_{mi} &= \left\{ \beta \in \mathbb{R}; \left| \hat{\beta}_{m(i-1)} - \beta \right| \leq q\Delta\beta \right\} \end{aligned} \quad (17)$$

其中, $d, q\Delta\beta$ 分别给出高动态条件下相邻符号间定时与多普勒系数的最大漂移半宽, q 为划分多普勒区间的步数, $\Delta\beta$ 为多普勒系数搜索步长。本文取候选集合的半宽与步长为

$$\begin{aligned} d &= \frac{-\beta_{\max}}{1+\beta_{\max}} (N_{\text{cp}} + N) + d_{\text{guard}} \\ q\Delta\beta &= \dot{\beta}_{\max} T_{\text{sym}} + \Delta\beta_{\text{guard}} \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $\beta_{\max}$ 为星链卫星最大多普勒系数, $\dot{\beta}_{\max}$ 为最大多普勒变化率^[15]。为保证后续解调稳健性,在集合半宽与步长中分别加入保护项 d_{guard} 与 $\Delta\beta_{\text{guard}}$ 。

对任意候选时频参数 $(n, \beta) \in \mathcal{S}_{mi} \times \mathcal{B}_{mi}$, 首先, 对第 i 个数据符号进行时频补偿, 得到频域星座点集合 $Y_{mi}(n, \beta)$; 随后, 对其进行 K-means 聚类以提取星座统计量:

$$\begin{aligned} &\left\{ \mu_j(n, \beta), \mathcal{C}_j(n, \beta), S_j(n, \beta) \right\} (j=1, 2, \dots, C) \\ &= \text{K-means}[Y_{mi}(n, \beta)] \end{aligned} \quad (19)$$

其中, $\mu_j(n, \beta)$ 为第 j 个簇的聚类中心, $\mathcal{C}_j(n, \beta)$ 为该簇对应的样本集合, $S_j(n, \beta)$ 为簇内 SSE, C 为聚类簇数。令 $N_j = |\mathcal{C}_j(n, \beta)|$ 表示为第 j 个簇的样本数, 则簇内均方误差 (Mean-Squared Error, MSE) 可表示为

$$\sigma_j^2(n, \beta) = S_j(n, \beta) / N_j \quad (20)$$

当时频补偿接近真实值时, 星座点将向理想质心收敛, 表现为簇内 MSE 下降且簇中心稳定。基于上述统计量, 本文构造符号级有效信噪比指标:

$$\text{ESNR}(n, \beta) = \frac{\sum_{j=1}^C |\mu_j(n, \beta)|^2}{2 \sum_{j=1}^C \sigma_j^2(n, \beta)} \quad (21)$$

由此, 第 i 个数据符号的时频精估计由 ESNR 最大化给出:

$$\hat{n}_{mi0}, \hat{\beta}_{mi} = \underset{\substack{n \in \mathcal{S}_{mi} \\ \beta \in \mathcal{B}_{mi}}}{\text{argmax}} \text{ESNR}(n, \beta) \quad (22)$$

对单个时频候选参数 (n, β) , K-means 的一次迭代

计算复杂度为 $O(NCW)$, 其中, C 为聚类簇数, W 为聚类维度。若迭代次数为 I , 则每个候选的聚类复杂度为 $O(INCW)$ 。对于每个符号还需一次快速傅里叶变换将时域样本变换至频域, 其复杂度为 $O(N \log N)$ 。因此, 对第 i 个数据符号进行时频精估计的总复杂度为

$$O_{\text{sym}} = (2d+1) [O(N \log N) + (2q+1)O(INCW)] \quad (23)$$

在高动态条件下, 符号间残余时频误差过大将导致星座簇出现过度形变, 进而增大聚类迭代次数并削弱估计稳定性。本文通过“同步序列粗估计+数据符号精估计”框架以避免该高动态问题: 粗估计范围可覆盖星链链路可达的最大多普勒偏移, 使进入精估计的数据符号残余时频误差相对较小, 此时的星座点通常位于理想星座附近, 满足 K-means “簇间距离显著大于簇内方差”的快速收敛前提; 同时, 逐符号精估计以上一符号估计结果作为当前候选集合的中心, 使时频参数仅在局部区间内搜索, 避免了过大的估计误差引起的不稳定收敛。本文算法还可设置迭代上限来抑制 K-means 的过度迭代, 以控制整体复杂度。

针对可能接收到的更高阶调制星链信号^[19], 该框架的无监督特性使其仅需相应调整聚类簇数 C , 在保持最大化 ESNR 的估计准则前提下, 即可实现等效时频精估计。尽管高阶星座在低 SNR 条件下更易出现簇重叠与簇扩散并增加聚类迭代次数, 但本文精估计框架与目标函数结构不变, 仍具备适用性。

2.3 提出方法流程图

图 2 给出了本文基于相关-聚类的解调方法流程图。本文方法以接收离散信号 $y_r(n)$ 为输入, 最终完成信号解调。流程由时域预处理、基于 PSS 的粗估计和基于数据符号的精估计构成。其中, 精估计由粗估计提供可靠初值, 并通过当前输出动态调整下一符号的估计集合, 从而得到高动态条件下逐符号的最优估计。

首先, 对接收离散信号 $y_r(n)$ 进行时域预处理来恢复星链信号结构与采样率校正。利用循环自相关从 $y_r(n)$ 中估计 OFDM 时域结构参数并据此完成信号重采样得到 $y(n)$ 。该步骤为后续粗精估计提供统一的时域结构与采样时间轴, 减轻采样时钟偏差导致的时频漂移在帧内累积。

通过对重采样信号 $y(n)$ 采用滑窗延迟自相关算法, 获得信号帧定时粗估计 $\hat{n}_{m00}$, 即 PSS 起始采样点; 随后, 基于符号内相位差算法从 PSS 序列中得到多普勒系数粗估计 $\hat{\beta}_{m0}$ 。该结果为后续数据符号的符号级精估计提供可靠初值, 避免了精估计构造大范围的时频搜索集合。

对于第 i 个数据符号, 根据高动态环境下的最大

时频漂移量与保护项构造时频候选集合 $\mathcal{S}_{mi}, \mathcal{B}_{mi}$ 。对每一组时频候选 $(n, \beta) \in \mathcal{S}_{mi} \times \mathcal{B}_{mi}$ 执行相应的时频补偿并形成数据符号星座图,再由 K-means 聚类得到星

座簇的聚类中心、样本集合与簇内 MSE,并据此计算 ESNR 指标。最终由 ESNR 最大化得出当前符号的时频精估计,完成符号解调。

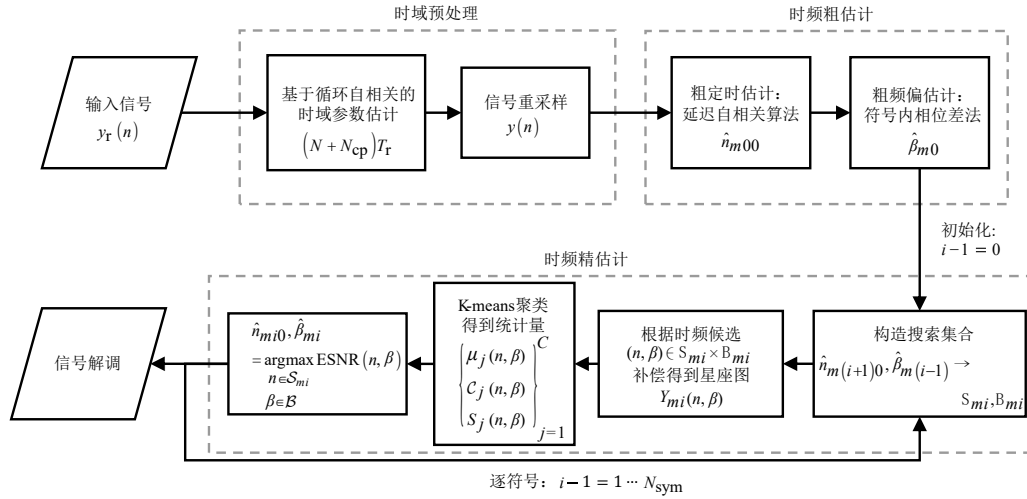


图2 星链信号解调方法流程图

Figure 2 Flowchart of the proposed Starlink signal demodulation method

3 实验结果

本节结合仿真与实测两类星链下行信号,对所提相关-聚类解调方法的有效性与鲁棒性进行验证。首先,基于星链下行帧结构构建高动态多普勒与不同 SNR 条件下的仿真场景,通过蒙特卡罗试验统计 K-means 聚类的迭代收敛特性,并进一步给出经验信噪比指标 ESNR 随迭代上限的变化规律,据此讨论迭代上限的选取依据;同时,通过逐符号的频偏估计对比实验,评估所提方法在高动态条件下的估计稳定性与精度;最后,基于外场采集的星链下行业务信号开展实测验证:在完成时域结构参数估计与重采样校正的基础上进行时频估计与补偿,并结合 BER 曲线与星座图对解调性能进行综合评估。

3.1 性能分析

为评估所提方法在高动态与低信噪比条件下的收敛特性及估计性能,本文基于星链下行信号帧结构生成仿真信号,并采用蒙特卡罗仿真获得统计意义下的性能结论。仿真信号的关键参数由表 2 给出^[19]。实验中设置 SNR 范围为 0~20 dB,多普勒频移范围为 -160~230 kHz,对应归一化频偏约为 $[-0.68, 0.98]$ 。每组参数下均进行 500 次独立蒙特卡罗实验,以获得 ESNR 统计量及逐符号频偏估计误差的对比结果。

3.1.1 时频估计收敛性分析

本节实验通过控制 K-means 聚类的最大迭代次数 $I_{\max}$,分析不同多普勒与噪声条件下精估计指标

表 2 星链下行信号仿真参数

Table 2 Simulation parameters of the Starlink downlink signal

参数	符号	参数值
载波频率/GHz	F_c	11.325
信号带宽/MHz	F_s	240
子载波数	N	1 024
循环前缀长度	N_g	32
子载波间隔/Hz	F	234 375
OFDM 符号的持续时间/ μ s	T_{sym}	4.4
信号帧内符号数	N_{sym}	302
信号帧周期/s	T_f	1/750

ESNR 随迭代次数变化的收敛特性,进而讨论本文精估计算法的收敛性并为迭代次数设置提供依据。由图 3(a)所示,在固定多普勒频偏 $F_D = 230$ kHz 时,ESNR 与 $I_{\max}$ 曲线对 SNR 高度敏感:当 SNR 较低时,星座点扩散主要由噪声主导,聚类需较多迭代以形成稳定的簇内统计量,ESNR 随 $I_{\max}$ 增加呈缓慢上升并最终趋于稳定;随着 SNR 的提升,星座结构逐渐清晰,ESNR 的收敛拐点明显前移,较小的迭代次数即可获得稳定的 ESNR 指标。在固定 SNR = 0 dB 条件下,对比图 3(b)中不同多普勒频偏下 ESNR 收敛曲线可以发现,高动态条件对 K-means 聚类迭代次数的影响相对有限,其变化幅度明显小于 SNR 对收敛的影响。

上述结果表明,在本文粗估计提供可靠初值,精估计局部搜索的框架下,即使处于较为严重的高动态

环境,进入精估计阶段的符号间残余时频误差仍被限制在较小范围内,从而使基于 K-means 统计量构造的 ESNR 指标保持稳定的收敛特性。即使在低 SNR 条件下,通过适当增加迭代次数仍可获得最优且收敛的 ESNR 指标,为时频参数集合 $\mathcal{S}_{mi} \times \mathcal{B}_{mi}$ 提供可靠的参数判决。该结论可为精估计设置合适的迭代上限以减轻算法复杂度。

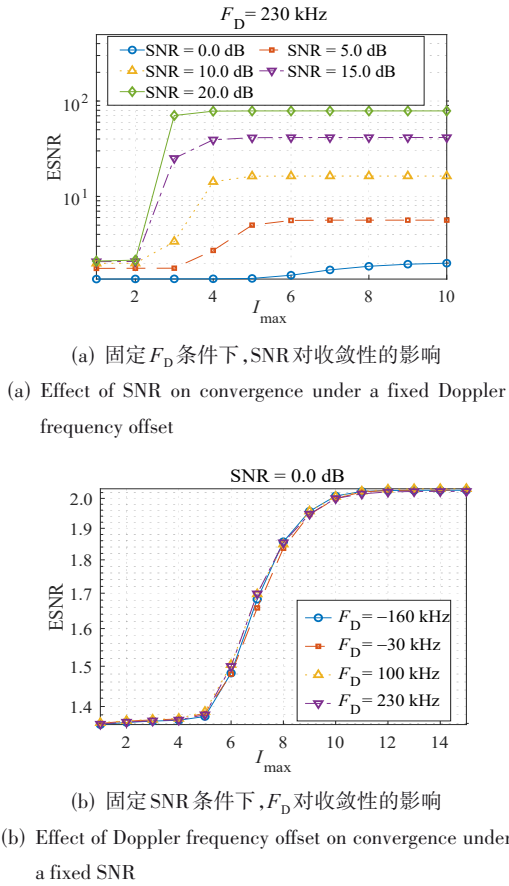


图3 ESNR随迭代次数的收敛性分析
Figure 3 Convergence analysis of ESNR versus the number of iterations

3.1.2 时频估计性能分析

为合理评估各方法的频偏估计性能,首先定义第 i 个数据符号的频偏估计误差为

$$e_i = \hat{F}_{D_{mi}} - F_{D_{mi}}$$

其中, $\hat{F}_{D_{mi}}$ 和 $F_{D_{mi}}$ 分别为第 i 个数据符号的频偏估计值与真实值。该误差表示单个符号时刻的瞬时估计偏差,其幅值大小反映算法在噪声和高动态条件下的瞬时估计精度。定义估计到第 i 个数据符号时,逐符号累积的偏差 (Bias)、标准差 (Standard deviation, Std) 和均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 分别为^[35]

$$\text{Bias}(i) = \frac{1}{i} \sum_{j=1}^i e_j$$

$$\text{Std}(i) = \sqrt{\frac{1}{i} \sum_{j=1}^i (e_j - \text{Bias}(i))^2} \quad (24)$$

$$\text{RMSE}(i) = \sqrt{\frac{1}{i} \sum_{j=1}^i e_j^2}$$

其中: Bias 用于衡量估计结果是否存在系统性偏差,反映估计结果相对于真实值的整体偏移趋势; Std 用于描述逐符号估计误差的波动程度,反映估计结果的稳定性; RMSE 用于表示总体估计精度,综合体现系统偏差与误差波动的共同影响。当三者基于同一组误差样本统计时,可用公式表示为

$$\text{RMSE}(i) = \sqrt{\text{Bias}^2(i) + \text{Std}^2(i)} \quad (25)$$

图4给出了本文与不同方法^[25-26]的频偏估计性能对比,其中各对比方法均采用本文粗估计结果作为初值。图4(a)展示了在 $F_D = 100$ kHz 条件下,500次蒙特卡罗仿真中去除同步序列后的全帧数据符号频偏估计 RMSE 随 SNR 变化的结果。可以看出,在整个 SNR 范围内,本文方法均取得最低的 RMSE。当 SNR = 0 dB 时,本文方法的 RMSE 为 6 173 Hz,经子载波间隔归一化后为 0.026 3;当 SNR = 20 dB 时, RMSE 为 415 Hz,归一化后仅为 0.001 8。而基于 CP 与稀疏导频的对比方法受限于观测样本的数量,难以在强多普勒与低信噪比条件下获得理想性能。

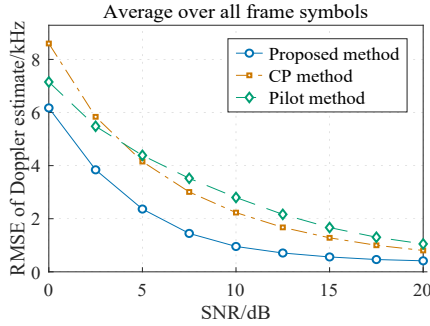
为进一步分析帧内逐符号的估计性能,图4(b)和(c)分别给出了在 SNR = 5, $F_D = 100$ kHz 条件下,各方法逐符号频偏估计误差的累积 Bias 曲线和累积 Std 曲线,图4(d)给出了部分符号区间内的逐符号频偏估计结果。由图4(b)可以看出,三种方法的累积 Bias 均逐渐收敛至较小范围,表明在统计意义上均未出现明显的系统性偏差。本文方法的累积 Bias 最终收敛至 73 Hz,说明其整体估计结果更接近无偏估计。由图4(c)可以看出,本文方法的累积 Std 最终收敛至 2 228 Hz,明显低于 CP 法的 4 211 Hz 和导频法的 3 172 Hz,表明其逐符号估计误差的离散程度更小,估计结果具有更好的稳定性。结合图4(d)可以进一步看出,CP 法和导频法的估计结果在真实频偏附近呈现更为显著的上下波动,而本文方法的估计轨迹相对更集中,更接近真实值。

需要说明的是,图4(a)中的 RMSE 基于 500 次蒙特卡罗仿真统计得到,图4(b)和(c)中的 Bias 与 Std 则基于单次仿真条件下逐符号误差的累积统计得到,三者并非严格对应于同一组误差样本,故无法直接满足 $\text{RMSE}(i) = \sqrt{\text{Bias}^2(i) + \text{Std}^2(i)}$ 的数值验证。但从

结果上看,图 4(a)中的 RMSE 与图 4(b)和(c)中的 Bias 和 Std 在误差量级和性能趋势上具有一致性,共同表明本文方法在保持较小系统偏差的同时,具有更好的估计稳定性和更高的总体估计精度。

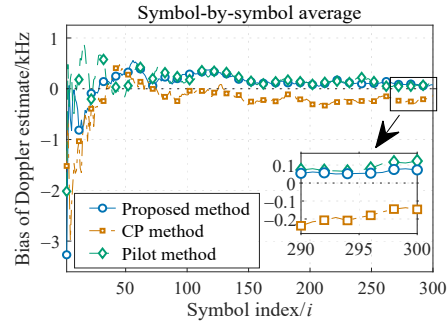
此外,从图 4(d)中所提方法的搜索窗口轨迹可

看出,其频偏最优估计值主要分布于候选区间内部而非边界位置。这表明在粗估计提供可靠初值的前提下,采用局部小范围候选集合可有效压缩搜索规模,同时也验证了本文方法的估计方差并非依赖区间边界的限制,而是本身具备良好的频偏分辨性能。



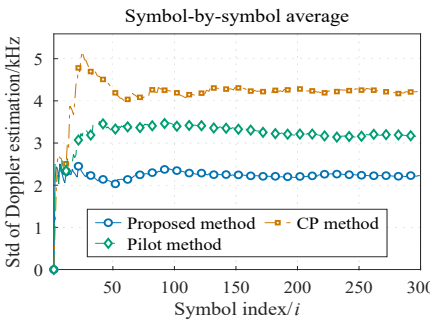
(a) 蒙特卡罗仿真下频偏 RMSE 对比

(a) Comparison of frequency offset RMSE in Monte Carlo simulations



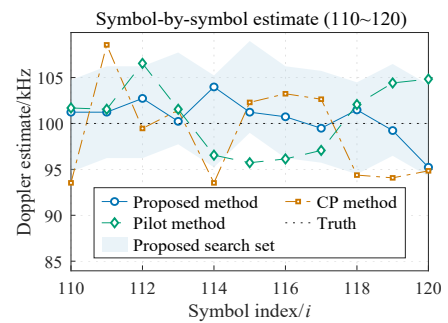
(b) 单次实验下逐符号累积 Bias 对比

(b) Comparison of symbol-by-symbol cumulative Bias in a single trial



(c) 单次实验下逐符号累积 Std 对比

(c) Comparison of symbol-by-symbol cumulative standard deviation in a single trial



(d) 部分符号频偏估计曲线

(d) Frequency offset estimation curves for selected OFDM symbols

图 4 频偏估计结果对比

Figure 4 Comparison of frequency offset estimation results

表 3 给出了不同精估计算法的复杂度对比,其中 $d=3, q=20$, 实验平台配置为 CPU 为 R7 4800H, GPU 为 GTX 1660 Ti, 内存为 16 GB, MATLAB 版本为 R2018a。为便于与时频二维搜索的估计框架进行对比,表中补充给出最大似然(Maximum Likelihood, ML)方法的复杂度作为参照。经典 ML 通常依赖已知序列构造似然函数,在星链信号无符号先验的条件下,本文未在性能仿真中实现 ML 方法,而仅将其作为二维搜索复杂度的量级参考,以刻画本文方法计算复杂度。与 ML 法相比,本文精估计方法额外引入的 ICW 乘积项对应星座的聚类过程,用于在缺乏符合先验的条件下构造可判决的指标。需要说明的是,相关运算与聚类运算虽都随点数 N 线性增长,但其单点运算对于计算机的开销存在差异:聚类以低维的距离计算与统计累

积为主,远轻于相关的复相关乘加,因此本文精估计方法的实际运行时间相较于 ML 方法并不会按 ICW 倍放大。

本文方法属于离线信号处理框架,其单次运行时间未作优化的实现,仅用于反映计算量级。其中,精

表 3 精估计算法复杂度对比

Table 3 Complexity comparison of fine estimation algorithms

算法	计算复杂度	单次运算时间/ms
CP 算法	$O[(2d+1)N_{cp}]$	0.03
导频算法	$O[(2q+1)N]$	0.70
ML 算法	$O[(2d+1)(2q+1)N]$	4.90
本文精估计算法	$O[(2d+1)N[\log N + (2q+1)ICW]]$	35.90

估计算法的计算开销主要由二维候选网格搜索以及各候选点下的 K-means 聚类构成。由于候选点之间相互独立且 K-means 聚类的距离计算可向量化,本文算法在后续研究中可通过 GPU 或多线程并行进一步加速。

3.2 实试验证

3.2.1 星链信号采集及时域参数估计

为了验证所提方法的有效性,在新疆某处靠近边境区域使用相控阵天线采集了星链下行业务信号,并将信号保存于硬盘,用于离线处理研究。图 5 为星链下行信号采集装置。本文选取中频为 11.325 GHz 的星链下行信号作为信号源,将其下变频至零中频后,以 500 MHz 采样频率完成数模转换并离线储存,实验所接收到的星链下行信号均采用四进制正交幅度调制 (Quadrature Amplitude Modulation, QAM) 调制。

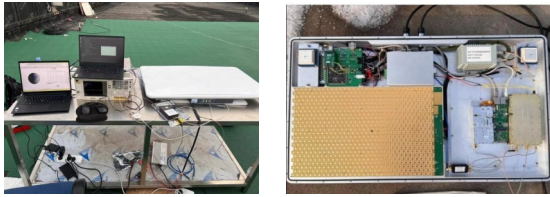


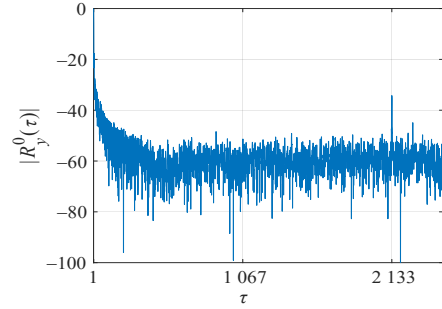
图 5 星链信号采集装置

Figure 5 Starlink signal acquisition setup

图 6 为基于循环自相关的星链下行信号时域参数估计函数。图 6(a)展示了当循环频率 $\alpha=0$ 时,循环自相关函数在 $\tau=NT_s/T_r$ 处呈现相关峰值。图 6(b)为 $\tau=NT_s/T_r$ 时 $R_y^\alpha(\tau)$ 对循环频率的搜索。当 $\xi=(N+N_{cp})T_s/T_r$ 时, $\mathcal{A}(\xi)$ 包含循环频率, $R_y^\alpha(\tau)$ 对 $\mathcal{A}(\xi)$ 求和呈现峰值,其他次峰值为循环频率的谐波分量。可以得出在本文实测星链信号中,一个 CP-OFDM 符号所包含的采样点数为 2 200,其中,循环前缀长度 $N_{cp}T_s/T_r=67$,OFDM 符号长度 $NT_s/T_r=2 133$ 。

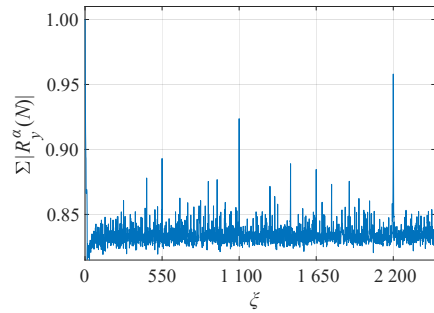
3.2.2 星链信号时频估计

图 7 为归一化横坐标的定时判决函数曲线图。图 7(a)展示了 121 帧信号的正时起始采样点的搜索结果。其中,帧号为 1、51 的信号帧定时判决索引相差 22 个采样点,体现了实测信号中信号帧受到的时域压缩影响。同时,帧号为 52、71 的信号帧附近的定时出现了较大的跳跃,可能与信号帧保护间隔的变化有关。图 7(b)展示了单帧信号的 $M(n)$ 在正确定时位置 $n=1 056$ 处呈现尖锐且唯一的峰值。结果显示,在高动态环境下,即使信号存在时域伸缩或帧保护间隔变化,本文提出的定时粗估计算法仍能保持鲁棒性与准确性。



(a) $\alpha=0, R_y^\alpha(\tau)$ 求 NT_s/T_r

(a) Estimation of NT_s/T_r at $\alpha=0$



(b) $\tau=1 068, R_y^\alpha(\tau)$ 求 $(N+N_{cp})T_s/T_r$

(b) Estimation of $(N+N_{cp})T_s/T_r$ at $\tau=1 068$

图 6 循环自相关函数求时域参数

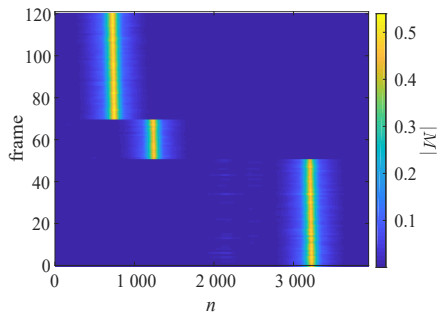
Figure 6 Time-domain parameter estimation using the cyclic autocorrelation function

图 8 为使用 K-means 聚类算法实现时频精估计的三维曲线图。该曲面由逐候选 $(n, \beta) \in \mathcal{S}_{mi} \times \mathcal{B}_{mi}$ 执行 K-means 聚类,并计算 ESNR 得出。当 ESNR 最大时,对应的 n_{mi0} 与 β_{mi0} 即为第 i 个数据符号的时频精确估计值。以 $n_{mi0} + (N+N_{cp})T_s$ 与 β_{mi0} 作为集合 $\mathcal{S}_{m(i+1)}$ 与 $\mathcal{B}_{m(i+1)}$ 的中心值,可继续对下一数据符号进行时频精确估计。

3.2.3 解调性能分析

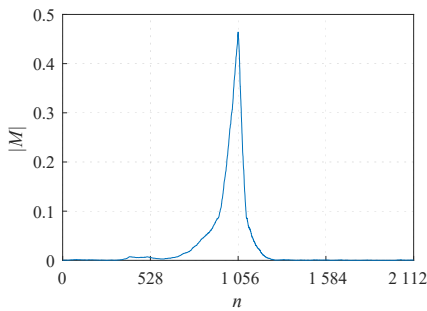
为验证所提方法的解调性能,本文采用解调 BER 作为评估标准,将所提方法与对比方法^[20]、经典 SC 方法^[21]和 CP 法^[25]进行对比分析。由于缺乏星链信号的导频先验,故导频法在本文中仅作仿真对比。实验所用数据基于实测星链下行信号,在不同 SNR 条件下叠加复高斯白噪声得到。在完成定时同步后,利用星链下行信号的辅同步序列 (Secondary Synchronization Sequence, SSS) 进行频偏估计并解调,每 SNR 点执行 500 次蒙特卡罗实验。

从图 9 与表 4 可以看出,本文提出方法在各个信噪比区间性能均优于对比方法和 CP 法,同时其性能



(a) 多帧信号定时判决函数

(a) Timing decision function for multiple signal frames



(b) 归一化定时判决函数

(b) Normalized timing decision function

图7 定时判决函数曲线图

Figure 7 Timing decision function curves

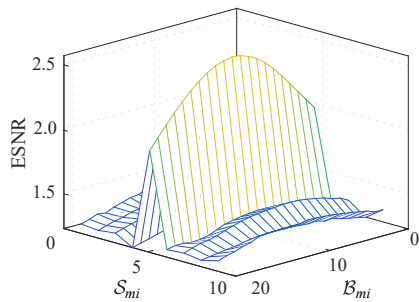


图8 OFDM符号时频精估计

Figure 8 Fine time-frequency estimation for an OFDM symbol

接近符合克拉美罗界的 SC 方法^[21]。当接收信号处于低信噪比($\text{SNR} = 0 \text{ dB}$)时,提出方法的 BER 较对比方法降低 14.18%,较经典方法降低 6.79%,同时较 CP 法降低 36.18%,展现出在低 SNR 环境下更好的鲁棒性;当信号处于中信噪比($\text{SNR} = 5 \text{ dB}$)时,本文方法相对于对比方法、经典方法和 CP 法分别降低了 21.81%、2.30% 和 34.21%;而当信号提升至较高信噪比($\text{SNR} = 7.3 \text{ dB}$)时,提出方法相较于对比方法、经典方法和 CP 法的 BER 分别降低了 55.10%、13.73% 和 45.34%。整体来看,随着 SNR 的提升,本文提出算法的相对性能优势更加显著。

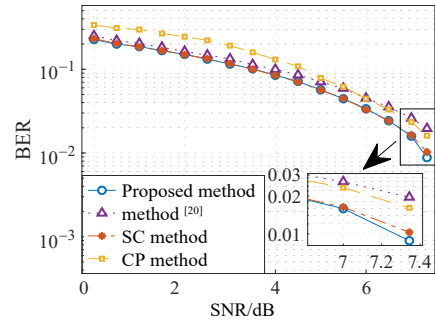


图9 算法 BER 曲线

Figure 9 BER performance curves of different algorithms

表4 算法 BER 对比

单位: %

Table 4 BER comparison of different algorithms

unit: %

算法	SNR=0 dB	SNR=5 dB	SNR=7.30 dB
CP	33.75	8.39	1.61
对比	25.10	7.06	1.96
经典	23.11	5.65	1.02
提出	21.54	5.52	0.88
提出 vs 经典(相对降低)	6.79	2.30	13.73
提出 vs 对比(相对降低)	14.18	21.81	55.10
提出 vs CP(相对降低)	36.18	34.21	45.34

受限于观测样本,CP法在低信噪比区域对噪声更为敏感,性能相对受限;而在高信噪比区域,其逐符号的估计优势得以体现,整体性能优于仅依赖同步序列的对比方法。经典 SC 算法虽同样体现出较好的性能,但其频偏估计范围相对较窄,本实验中实测信号频偏恰好落入该算法的可估计范围内。当实际应用于 LEO 卫星的高动态环境时,经典算法难以满足系统对鲁棒性的需求,随着多普勒系数的增加,其估计误差将急剧上升^[36]。

3.2.4 信号解调结果

图 10 所示为星链下行信号的实际星座图。其中,图 10(a)为接收端未经时频估计和补偿的 OFDM 信号星座图,可以看出 OFDM 符号的星座点呈现无规则散布,无法分辨调制结构并提取的频域信息;图 10(b)为采用本文提出方法进行时频估计与补偿后的 OFDM 符号星座图。经过时频补偿后,星座图呈现出明显的 4QAM 调制特征,各星座点聚集形成清晰、结构明确且相互独立的星座簇,能够有效地恢复出原始调制信息,直观验证了本文所提方法对星链信号时频估计的有效性。

图 11 展示了本文实测星链信号帧中,索引 $i \in \{2, 3, 4, 5\}$ 的 OFDM 符号解调结果。基于本文提出的时频估计方法,相关数据符号已实现稳定解调,其解调星座图可进一步映射为十六进制数据序列。该类数据可能包含星链卫星信息、信道参数及调制表等

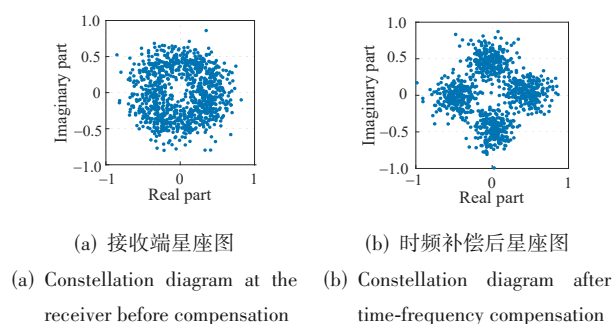


图 10 时频补偿星座图对比

Figure 10 Comparison of constellation diagrams before and after time-frequency compensation

对辅助定位具有重要意义的系统信息与观测量^[19]。鉴于本研究重点在于高动态条件下的时频估计与解调能力验证,本文以星座图形式对解调结果进行展示,其具体数据信息有待于后续的星链信号译码研究中分析。

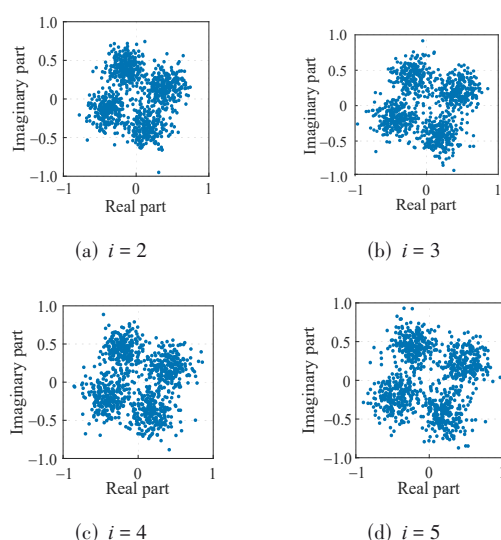


图 11 星链下行信号解调结果

Figure 11 Demodulation results of the Starlink downlink signal

4 结束语

针对星链卫星信号在高动态与低 SNR 环境下存在的时频估计鲁棒性不足、解调不稳定的问题,本文提出了一种基于相关-聚类的星链信号解调方法,实现了对星链下行信号的高精度时频估计与可靠解调。本文定时粗估计算法对于多帧信号的定时判决保持鲁棒性,其在保留自相关算法可递推计算特性的同时,有效克服了传统算法中的平台效应以及副峰问题;利用星链下行信号中 PSS 序列的重复结构,提出改进的符号内相位差算法在确保最大多普勒估计范

围的同时,最大化利用可相关点数,进一步提高了估计精度。基于 K-means 聚类实现逐符号时频精估计,该方法充分利用符号内全部子载波统计信息,并以 ESNR 最大化为准则,在高动态与低 SNR 环境下能有效估计时频残差。通过仿真实验验证了该方法在高动态与低 SNR 环境下的收敛性,并对比验证了其 RMSE 性能优势。实测数据表明,7.3 dB SNR 下所提方法的解调 BER 较对比算法降低 55.10%,显著提升了高动态场景下的解调性能与系统鲁棒性,为星链机会信号导航提供了技术支撑。

本文目前主要基于离线处理完成方法验证。后续工作将进一步面向实际接收机的实时实现开展研究:将现有离线批处理流程逐步改为在线流式处理,并结合 K-means 的并行初始化、距离剪枝加速及小批量更新等优化思路,降低逐符号时频精估计的计算开销;同时,利用 K-means 中欧氏距离计算及簇内统计易于并行实现的特点,采用 CPU+GPU 等异构并行平台对逐符号精估计与解调过程进行加速,从而为所提方法由离线处理向在线处理过渡提供支持,并进一步提升其工程应用可行性。

参考文献

- [1] Prol F S, Ferre R M, Saleem Z, et al. Position, navigation, and timing (PNT) through low Earth orbit (LEO) satellites: A survey on current status, challenges, and opportunities[J]. IEEE Access, 2022, 10: 83971-84002. DOI: 10.1109/ACCESS.2022.3194050.
- [2] Kassas Z M, Neinavaie M, Khalife J, et al. ENTER LEO on the GNSS stage: Navigation with Starlink satellites[J]. Inside GNSS, 2021, 16(6): 42-51.
- [3] 刘涵, 方胜良, 范有臣, 等. 机会信号导航综述[J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43(7): 78-86, 158. DOI: 10.11809/bqzbgcxb2022.07.012.
- Liu Han, Fang Shengliang, Fan Youchen, et al. Review of navigation via signals of opportunity[J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2022, 43(7): 78-86, 158. DOI: 10.11809/bqzbgcxb2022.07.012. (in Chinese)
- [4] Kozhaya S E, Kassas Z M. Positioning with Starlink LEO satellites: A blind Doppler spectral approach[C]//2023 IEEE 97th Vehicular Technology Conference (VTC2023-Spring). Piscataway: IEEE, 2023: 1-5. DOI: 10.1109/VTC2023-Spring57618.2023.10199264.
- [5] Neinavaie M, Kassas Z M. Signal mode transition detection in Starlink LEO satellite downlink signals[C]//2023 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS). Piscataway: IEEE, 2023: 360-364. DOI:

- 10.1109/PLANS53410.2023.10139993.
- [6] 刘翔宇, 李东博, 刘劼. 低轨卫星定位: 探索与展望[J]. 物联网学报, 2025, 9(3): 17-27.
- Liu Xiangyu, Li Dongbo, Liu Jie. Low earth orbit satellite positioning: Exploration and prospects[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2025, 9(3): 17-27. (in Chinese)
- [7] 秦红磊, 姜穆元. 基于非合作 LEO 卫星辅助 GNSS 联合定位技术[J]. 导航定位与授时, 2022, 9(1): 35-40. DOI: 10.19306/j.cnki.2095-8110.2022.01.004.
- Qin Honglei, Jiang Muyuan. Non-cooperative LEO satellite assisted GNSS joint positioning technology[J]. Navigation Positioning and Timing, 2022, 9(1): 35-40. DOI: 10.19306/j.cnki.2095-8110.2022.01.004. (in Chinese)
- [8] 秦红磊, 谭滋中, 丛丽, 等. 基于铱星机会信号的定位技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(9): 1691-1699. DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2018.0717.
- Qin Honglei, Tan Zizhong, Cong Li, et al. Positioning technology based on IRIDIUM signals of opportunity[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(9): 1691-1699. DOI: 10.13700/j. bh. 1001-5965.2018.0717. (in Chinese)
- [9] Qin Wenkai, Graff A M, Clements Z L, et al. Timing properties of the Starlink Ku-band downlink[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 62: 727-744.
- [10] Sabeti P, Farhang A, Marchetti N, et al. Frequency synchronization for OFDM-based massive MIMO systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(11): 2973-2986. DOI: 10.1109/TSP.2019.2911249.
- [11] 李文吉, 周业军, 郑重, 等. 适用于高动态环境下的卫星通信高精度同步方法[C]//第十九届卫星通信学术年会论文集. 北京: 中国通信学会卫星通信委员会, 中国宇航学会卫星应用专业委员会, 2023: 173-178. DOI: 10.26914/c.cnkihy.2023.034443.
- Li Wenji, Zhou Yejun, Zheng Zhong, et al. A high accuracy synchronization method for satellite communications in high dynamic environments[C]//Proceedings of the 19th Annual Conference on Satellite Communications. Beijing: China Academy of Space Technology, 2023: 173-178. DOI: 10.26914/c.cnkihy.2023.034443. (in Chinese)
- [12] Khalife J, Neinavaie M, Kassas Z M. Blind Doppler tracking from OFDM signals transmitted by broadband LEO satellites[C]//2021 IEEE 93rd Vehicular Technology Conference (VTC2021-Spring). Piscataway: IEEE, 2021: 1-5. DOI: 10.1109/VTC2021-Spring51267.2021.9448678.
- [13] Neinavaie M, Khalife J, Kassas Z M. Acquisition, Doppler tracking, and positioning with Starlink LEO satellites: First results[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58(3): 2606-2610. DOI: 10.1109/TAES.2021.3127488.
- [14] Neinavaie M, Kassas Z M. Unveiling Starlink LEO satellite OFDM-like signal structure enabling precise positioning[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(2): 2486-2489. DOI: 10.1109/TAES.2023.3265951.
- [15] 李喆, 林威洪, 邓伟, 等. Starlink 下行信号的多普勒效应影响分析[J]. 通信学报, 2024, 45(3): 131-141. DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024029.
- Li Zhe, Lin Weihong, Deng Wei, et al. Analysis of the influence of Doppler effect on Starlink downlink signals[J]. Journal on Communications, 2024, 45(3): 131-141. DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2024029. (in Chinese)
- [16] 张坦, 王峰, 谭传瑞, 等. 星链卫星信号特性及其目标探测能力分析[C]//第十八届全国信号和智能信息处理与应用学术会议论文集. 北京: 中国高科技产业化研究会智能信息处理产业化分会, 2024: 297-304. DOI: 10.26914/c.cnkihy.2024.050393.
- Zhang Tan, Wang Feng, Tan Chuanrui, et al. Analysis of signal characteristics and target detection capability of Starlink satellite[C]//Proceedings of the 18th National Conference on Signal and Intelligent Information Processing and Applications. Beijing: China High-Tech Industrialization Association, 2024: 297-304. DOI: 10.26914/c.cnkihy.2024.050393. (in Chinese)
- [17] 秦红磊, 张宇. 星链机会信号定位方法[J]. 导航定位学报, 2023, 11(1): 67-73. DOI: 10.3969/j.issn.2095-4999.2023.01.010.
- Qin Honglei, Zhang Yu. Positioning technology based on Starlink signal of opportunity[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2023, 11(1): 67-73. DOI: 10.3969/j.issn.2095-4999.2023.01.010. (in Chinese)
- [18] 袁祎平, 易建新, 万显荣, 等. 基于星链信标信号的多普勒定位方法与实验[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(8): 2535-2545.
- Yuan Yiping, Yi Jianxin, Wan Xianrong, et al. Doppler positioning method and experiment based on Starlink beacon signal[J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(8): 2535-2545. (in Chinese)
- [19] Humphreys T E, Iannucci P A, Komodromos Z M, et al. Signal structure of the Starlink Ku-band downlink[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(5): 6016-6030. DOI: 10.1109/TAES.2023.3268610.

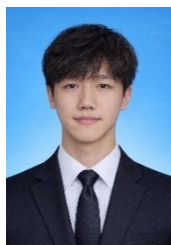
- [20] Stock W, Hofmann C A, Knopp A. LEO-PNT with Starlink: Development of a burst detection algorithm based on signal measurements[C]//Proceedings of the WSA & SCC 2023; 26th International ITG Workshop on Smart Antennas and 13th Conference on Systems, Communications, and Coding. Piscataway: IEEE, 2023: 1-6.
- [21] Schmidl T M, Cox D C. Robust frequency and timing synchronization for OFDM[J]. IEEE Transactions on Communications, 1997, 45(12): 1613-1621. DOI: 10.1109/26.650240.
- [22] Minn H, Zeng M, Bhargava V K. On timing offset estimation for OFDM systems[J]. IEEE Communications Letters, 2000, 4(7): 242-244. DOI: 10.1109/4234.852929.
- [23] 刘晓冬, 陈卫东. 一种宽范围高精度的载波频偏估计算法[J]. 无线电工程, 2014, 44(3): 43-45.
Liu Xiaodong, Chen Weidong. Carrier frequency offset estimation algorithm with extended range and high accuracy[J]. Radio Engineering, 2014, 44(3): 43-45. (in Chinese)
- [24] 陈昊, 赵斐, 童业平. 高动态飞行器平台终端通信中的频率精确估计技术研究[J]. 电子学报, 2021, 49(1): 23-28.
Chen Hao, Zhao Fei, Tong Yeping. Research on frequency accurate estimation technology in terminal communication of high dynamic aircraft platform[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(1): 23-28. (in Chinese)
- [25] Meshram A K, Kumar S, Querol J, et al. Reduced complexity initial synchronization for 5G NR multibeam LEO-based non-terrestrial networks[J]. IEEE Open Journal of the Communications Society, 2025, 6: 1528-1551.
- [26] Wang Tao, Kong Dejin, Jiang Hao, et al. A frequency-domain estimation scheme for frequency offset with large range in OFDM systems[J]. Electronics, 2025, 14(5): 859.
- [27] Abboud M K, Sabbar B M. Performance evaluation of high mobility OFDM channel estimation techniques[J]. International Journal of Electrical and Computer Engineering, 2020, 10(3): 2562-2568.
- [28] 贾科军, 连江龙, 张常瑞, 等. 基于改进 K-means 算法的室内可见光通信 O-OFDM 系统信道均衡技术[J]. 电讯技术, 2025, 65(1): 96-102. DOI: 10.20079/j.issn.1001-893x.231031003.
Jia Kejun, Lian Jianglong, Zhang Changrui, et al. Channel equalization based on improved K-means algorithm for O-OFDM indoor visible light communication[J]. Telecommunication Engineering, 2025, 65(1): 96-102. DOI: 10.20079/j.issn.1001-893x.231031003. (in Chinese)
- [29] Sheng Xia, Zhang Qi, Gao Ran, et al. K-means cluster algorithm applied for geometric shaping based on iterative polar modulation in inter-data centers optical interconnection[J]. Electronics, 2021, 10(19): 2417. DOI: 10.3390/electronics10192417.
- [30] Liu Hao, An Jiancheng, Xu Wangyang, et al. K-means based constellation optimization for index modulated reconfigurable intelligent surfaces[J]. IEEE Communications Letters, 2023, 27(8): 2152-2156. DOI: 10.1109/LCOMM.2023.3282321.
- [31] Zheng Wenxiu, Li Li. Constellation diagrams' information extraction with carrier frequency offset and phase differences[C]//Proceedings of the 2024 7th International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition (AIPR'24). New York: Association for Computing Machinery, 2025: 1084-1092. DOI: 10.1145/3703935.3703967.
- [32] 严富成, 程郁凡, 陆炫宇, 等. 基于循环自相关的 OFDM 时间参数盲估计改进算法研究[J]. 信号处理, 2019, 35(1): 65-74. DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2019.01.009.
Yan Fucheng, Cheng Yufan, Lu Xuanyu, et al. Research on blind estimation improved algorithm of OFDM time parameters based on cyclic autocorrelation[J]. Journal of Signal Processing, 2019, 35(1): 65-74. DOI: 10.16798/j.issn.1003-0530.2019.01.009. (in Chinese)
- [33] Hong Shunli, Li Youming, Zhang Xiaolong, et al. Correlation-based blind SINR estimation with statistical theoretic analysis for OFDM systems[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2025, 2025(1): 54.
- [34] Rugini L, Banelli P. On the equivalence of maximum SNR and MMSE estimation: Applications to additive non-Gaussian channels and quantized observations[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(23): 6190-6199. DOI: 10.1109/TSP.2016.2607152.
- [35] Andersson F, Carlsson M, Tournet J Y, et al. A new frequency estimation method for equally and unequally spaced data[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2014, 62(21): 5761-5774. DOI: 10.1109/TSP.2014.2358961.
- [36] 赵晋毅, 尚佳栋, 杨健. 高动态环境下数据链信号载波频率估计算法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(9): 2965-2970. DOI: 10.12305/j.issn.1001-506X.2023.09.37.
Zhao Jinyi, Shang Jiadong, Yang Jian. Carrier frequency estimation algorithm of data link signal in high dynamic environment[J]. Systems Engineering and Electronics, 2023, 45(9): 2965-2970. DOI: 10.12305/j.issn.1001-506X.2023.09.37. (in Chinese)

作者简介



吴 超 男,1988年7月出生于河北省邢台市。现为杭州电子科技大学通信工程学院副教授、硕士生导师。主要研究方向为导航信号处理及欺骗干扰检测。中国电子学会会员编号:E190183970M。

E-mail: wuchaoid@126.com



李 力 男,2002年2月出生于广西壮族自治区岑溪市。现为杭州电子科技大学硕士研究生。主要研究方向为导航信号处理。

E-mail: 242080141@hdu.edu.cn



李亚峰 男,1985年8月出生于山西省忻州市。现为北京信息科技大学自动化学院副教授、硕士生导师。主要研究方向为无线电/GNSS/惯性导航、多源组合导航及人工智能技术在导航领域的应用基础研究。

E-mail: lyf8118@126.com



江 城 男,1982年4月出生于江西省赣州市。现为北京邮电大学研究员,杭州电子科技大学兼职教授。主要研究方向为通信导航一体化。

E-mail: jiangcheng@bupt.edu.cn



曹 延 男,1982年10月出生于河北省石家庄市。现为北京中天飞创信息技术有限公司总工程师。主要研究方向为信号侦查、电子对抗产品研发。

E-mail: 18603118997@163.com



胡 森 男,1982年出生于浙江省温州市。现为杭州电子科技大学通信工程学院副院长。主要研究方向为卫星通信、遥感、光子信息等。中国电子学会会员编号:E190159037M。

E-mail: miao_hu@hdu.edu.cn



赵宜楠 男,1977年出生于黑龙江省哈尔滨市。现为杭州电子科技大学教授、博士生导师。主要研究方向为无人系统的定位与感知技术、新体制雷达、智能信号处理等。

E-mail: zhaoyinan@hdu.edu.cn