

LSTM辅助的低轨卫星多普勒机会定位

卫宇明, 崔高峰, 吴孟旌, 王卫东

(北京邮电大学电子工程学院, 北京 100876)

摘要: 利用低轨卫星通信信号的瞬时多普勒频偏进行机会定位面临以下问题: 定位精度受频偏估计误差影响大、低轨卫星的精确位置速度难以获取使定位精度下降。利用5G网络中的定位参考信号设计了一种“接收信号、本地定位参考信号互相关-接收信号循环前缀自相关”的两步高精度多普勒频偏估计算法, 相比利用同步信号块的传统方案, 频偏估计误差减小至少70%。利用长短期记忆网络预测并补偿低轨卫星根据星历外推得到的位置、速度与真实值的误差, 使得终端的定位误差减小至少90%。

关键词: 低轨卫星; 机会定位; 多普勒定位; 定位参考信号; 长短期记忆

中图分类号: TP393

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-8930.2026012

LSTM-Assisted Doppler Opportunistic Positioning with Low Earth Orbit Satellites

Wei Yuming, Cui Gaofeng, Wu Mengjing, Wang Weidong

School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract: Opportunistic positioning using the instantaneous Doppler frequency offset of low earth orbit (LEO) satellite communication signals faces the following problems: significant impact of frequency offset estimation errors on positioning accuracy and degraded positioning precision caused by the difficulty in obtaining accurate position and velocity data of LEO satellites. A two-step high-precision Doppler frequency offset estimation algorithm of "receiving signal and local PRS cross-correlation - receiving signal CP self-correlation" was designed by using the positioning reference signal (PRS) in 5G networks. Compared with the traditional scheme using synchronization signal blocks (SSB), the frequency offset estimation error was reduced by more than 70%. Additionally, an long short-term memory (LSTM) network was employed to predict and compensate for the discrepancies between the extrapolated position and velocity of LEO satellites (based on ephemeris data) and their true values, reducing terminal positioning errors by more than 90%.

Keywords: low earth orbit satellite, opportunistic positioning, Doppler positioning, PRS, LSTM

0 引言

随着 OneWeb、铱星二代、星链 (Starlink) 等低轨 (low earth orbit, LEO) 卫星通信系统陆续投入使用, 利用 LEO 卫星信号进行机会定位的技术展现出了巨大的潜力^[1-3]。机会定位是利用环境中已有信号 (如 Wi-Fi、蓝牙、5G 信号等) 进行位置解算的方法。这些信号本身并非专为定位设计, 但可通过算法提取其特征 (如

信号强度、时延、多普勒频偏等) 用于定位终端。在全球导航卫星系统 (global navigation satellite system, GNSS) 信号拒止的情况下, 机会定位能够作为 GNSS 定位技术的有效补充。LEO 卫星通信系统相比 GNSS 具有卫星数量多、星座几何构型多样、信号的路损小等优势^[4]; 相比地面无线通信系统又有覆盖范围广、受多径影响小等优势, 因此 LEO 通信卫星的信号是优良的机会定位信号源。文献^[5]通过盲检确定星链系统 Ku

收稿日期: 2025-08-19; 修回日期: 2025-10-03

基金项目: 国家自然科学基金 (No.62171052)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (No.62171052)

频段下行信号采用了 OFDM 体制, 文献[6]跟踪星链系统的卫星单音导频信号的载波相位定位静态终端, 实现了 33.5 m 的 3D 定位误差; 文献[7-9]分别提取 ORB-COMM、全球星和星链等卫星通信系统的瞬时多普勒频偏信息定位静态终端, 在有高程辅助的情况下分别实现了 120 m、优于 100 m 和优于 15 m 的 2D 定位误差。文献[10-12]分析了多普勒定位的误差与频偏估计精度、星座构型等因素的关系, 都得出了多普勒定位精度对频偏估计误差比较敏感的结论。

不同于 GNSS 卫星系统, LEO 卫星通信系统的精密星历数据难以获得, 其位置和速度只能利用两行轨道数据 (two line element, TLE) 星历和简化广义摄动 4 (simplified general perturbations 4, SGP4) 模型推算, 这显著劣化了 LEO 卫星通信系统机会定位的性能。根据文献[13], 补偿卫星星历外推的位置和速度误差后, 定位误差下降了 70%。目前有 3 种主流方法用于消除星历外推造成的影响^[14]: 利用已知参考站进行差分、同时跟踪和导航 (simultaneous tracking and navigation, STAN)^[15]、通过人工智能 (artificial intelligence, AI) 追踪 LEO 通信卫星轨道。AI 方法比基准站差分 and STAN 方法对硬件要求低。

根据以上分析, 本文将 5G 系统中的定位参考信号 (positioning reference signal, PRS) 引入 LEO 通信卫星下行定位场景, 通过“接收信号、本地 PRS 互相关-接收信号循环前缀 (cyclic prefix, CP) 自相关”两步法提取多颗通信卫星的瞬时多普勒频偏信息, 供静止终端机会定位。针对通信卫星星历外推导致定位性能下降的问题, 利用长短期记忆 (long short-term memory, LSTM) 补偿通信卫星的星历外推位置误差, 提高定位的精度。

1 系统模型

设发射端基带时域信号为 $x(n)$, 由于卫星信号受到多径效应的影响相对较小, 因此只考虑 LoS 径。接收端基带时域信号 $r(n)$ 表示为:

$$r(n) = h(n)x(n-m)e^{j\left(\frac{2\pi\epsilon n}{N} + \theta\right)} + w(n) \quad (1)$$

其中, $h(n)$ 是信道的冲激响应, m 是时延样点个数, N 是 FFT 点数, ϵ 是归一化频偏误差, 可分为整数倍 ϵ_i 和小数倍 ϵ_f , θ 是随机初始相位, $w(n)$ 是功率为 σ^2 的复高斯白噪声。

携带 PRS 导频的下行信号按图 1 所示步骤生成、过信道、被接收机接收处理。

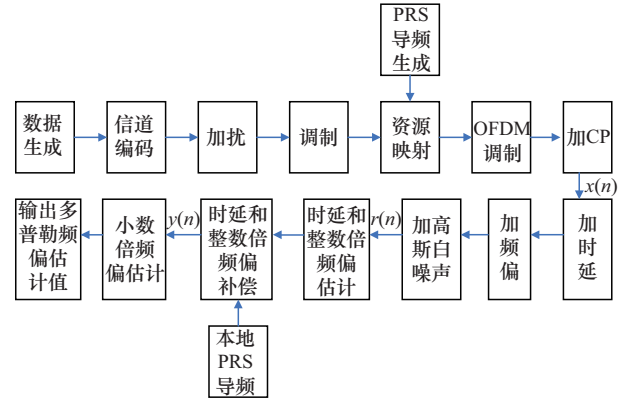


图 1 下行信号从产生到被接收全流程

其中, PRS 序列 $r(m)$ 是 gold 序列 $c(n)$ 经过 QPSK 调制生成的, 表示为:

$$r(m) = \frac{1}{\sqrt{2}} (1 - 2c(2m)) + j \frac{1}{\sqrt{2}} (1 - 2c(2m+1)) \quad (2)$$

$c(n)$ 由参数 c_{init} 决定, c_{init} 表示为:

$$c_{\text{init}} = \left(2^{22} \left[\frac{n_{\text{ID,seq}}^{\text{PRS}}}{1024} \right] + 2^{10} (N_{\text{slot}}^{\text{slot}} n_{s,f}^u + l + 1) \left(2 \left(n_{\text{ID,seq}}^{\text{PRS}} \bmod 1024 \right) + 1 \right) + \left(n_{\text{ID,seq}}^{\text{PRS}} \bmod 1024 \right) \right) \bmod 2^{31} \quad (3)$$

其中, $n_{\text{ID,seq}}^{\text{PRS}} \in \{0, 1, \dots, 4095\}$, 由高层参数 dl_PRS_SequenceID 提供; $N_{\text{slot}}^{\text{slot}}$ 是一个时隙内的符号总数; $n_{s,f}^u$ 是一帧内的时隙号; l 是一个时隙内的 OFDM 符号索引。

PRS 序列生成后乘以幅度因子 β_{PRS} , 并以频域优先的方式映射到资源网格对应位置。

根据 5G 标准^[16], PRS 的参数结构从大到小分别为 PRS 定位频率层、PRS 资源集、PRS 资源。PRS 定位频率层控制所有 PRS 资源集的子载波间隔、循环前缀类型和频域位置参考点; PRS 资源集控制本资源集内所有资源的时隙周期、物理资源块 (physical resource block, PRB) 位置; PRS 资源仅控制本资源的时隙位置。

配置 PRS 时, 首先确定 PRS 所在的时隙和 PRB, 再确定所在的符号和子载波。为达最佳定位效果, 应将尽可能多的频域资源分配给 PRS, 让 PRS 占据所有可用的 PRB。在一个时隙乘以一个 PRB 的尺度内, PRS 的分布如图 2 所示。

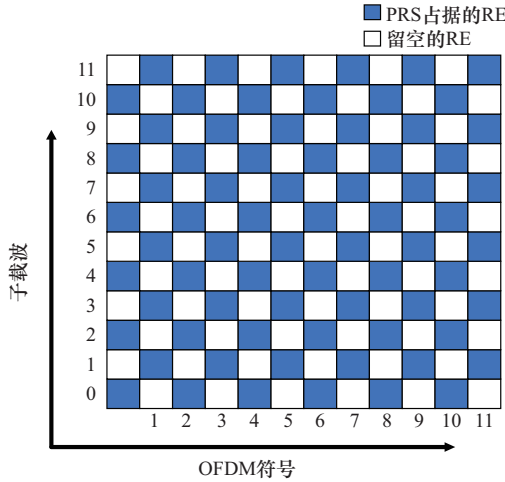


图 2 PRS资源的元素分布

对于可容忍较大开销而要求较高定位精度的场景，每一个子帧的第 0、2、4、6 个时隙配置 PRS；对于开销受限而定位精度要求不高的场景，每一个子帧的第 0 个时隙配置 PRS。

2 定位方案

LSTM 辅助的 LEO 卫星多普勒高精度机会定位方案如图 3 所示。

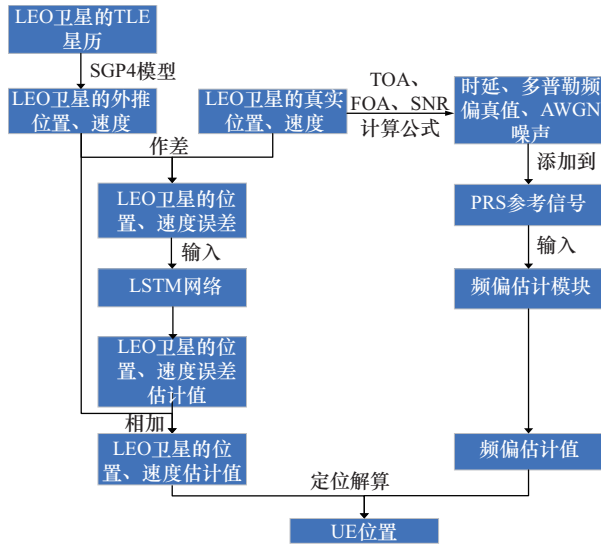


图 3 LSTM 辅助的 LEO 卫星多普勒高精度机会定位方案

静止终端接收来自多颗 LEO 卫星的 PRS，并通过频偏估计模块精准估计终端与各卫星的多普勒频偏。所用卫星位置、速度由公开查询的 TLE 星历数据输入 SGP4 模型的外推获得。LSTM 网络用于补偿外推值与真实值之间的误差，使卫星速度、位置信息更精确。UE 位置解算过

程采用基于最小二乘的牛顿迭代法。

2.1 基于 PRS 的频偏估计算法

接收机收到 $r(n)$ 后，分两步估计信号的多普勒频偏。

第一步：估计时延和整数倍频偏。这可以被建模为一个最优化问题，表示为：

$$\max_{\hat{m}, \hat{\epsilon}_i} R(\hat{m}, \hat{\epsilon}_i) = \left\| \sum_{n=0}^l r(n + \hat{m}) e^{-j\left(\frac{2\pi\hat{\epsilon}_i n}{N}\right)} x_{\text{PRS}}^*(n) \right\|$$

$$\text{s.t. } m_{\min} \leq \hat{m} \leq m_{\max}, \epsilon_{\min} \leq \hat{\epsilon}_i \leq \epsilon_{\max}$$

其中，决策变量 \hat{m} 、 $\hat{\epsilon}_i$ 分别为时延样点数和整数倍频偏的估计值；目标函数 $R(\hat{m}, \hat{\epsilon}_i)$ 为预补偿后的接收信号 $r(n + \hat{m})$ 前 l 点与本地 PRS 时域序列的共轭 $x_{\text{PRS}}^*(n)$ 对位相乘之后求和再取模； l 是相关窗长，等于 $x_{\text{PRS}}^*(n)$ 的长度。

求解该问题只需对 \hat{m} 和 $\hat{\epsilon}_i$ 进行二维遍历，找到使得目标函数最大的 \hat{m} 和 $\hat{\epsilon}_i$ 。二者的遍历范围分别是 $[m_{\min}, m_{\max}]$ 和 $[\epsilon_{\min}, \epsilon_{\max}]$ ，步长均为 1。理论上当 $\hat{m} = m$ 且 $\hat{\epsilon}_i = \epsilon_i$ 时， $R(\hat{m}, \hat{\epsilon}_i)$ 取得最大值。

输出 \hat{m} 、 $\hat{\epsilon}_i$ ，并利用这组参数对 $r(n)$ 进行补偿，输出 $y(n) = r(n + \hat{m}) e^{-j\left(\frac{2\pi\hat{\epsilon}_i n}{N}\right)}$ 。假设时延 m 和整数倍频偏 ϵ_i 被完美补偿，补偿后的时域信号为 $y(n) = h(n)x(n) e^{j\left(\frac{2\pi\epsilon_i n}{N} + \theta\right)} + w(n)$ 。

第二步：利用 $y(n)$ 中 PRS 的 CP 自相关估计小数倍频偏。

在 OFDM 系统中，发送端将每个时域符号最后 L 个样点的副本作为 CP 添加该符号的开头。每个添加 CP 后的 OFDM 符号 $s(n)$ 长度为 $(N + L)$ 个样点，且满足 $s(n + N) = s(n), n = 0, 1, 2, \dots, L - 1$ 。根据这一性质，可以利用 $y(n)$ 中的对应位置的数据估计小数倍频偏。

取接收序列中的一个完整符号 $y_s(n), n = 0, 1, \dots, N + L$ ，将 $y_s(n)$ 和 $y_s^*(n + N), n = 0, 1, 2, \dots, L - 1$ ，对位相乘并相加，表示为：

$$R_2 = \sum_{n=0}^{L-1} y_s(n) y_s^*(n + N)$$

$$= \left(h(n) s(n) e^{j\left(\frac{2\pi\epsilon_i n}{N} + \theta\right)} + w(n) \right) \left(h^*(n + N) s^*(n + N) e^{-j\left(\frac{2\pi\epsilon_i(n + N)}{N} + \theta\right)} + w^*(n + N) \right) \quad (4)$$

由于信噪比较高, $\frac{1}{L} \sum_{n=0}^{L-1} \|h(n)s(n)\|^2 \gg \sigma^2$, 可以忽略噪声项, 将 R_2 表示为:

$$R_2 \approx e^{-j2\pi\varepsilon_f} \sum_{n=0}^{L-1} h(n)h^*(n+N) \|s(n)\|^2 \quad (5)$$

一个时域符号持续的时间很短, 可认为信道的冲激响应在一个符号内变化不大, 满足 $h(n+N) = h(n), n = 0, 1, 2, \dots, L-1$, 则: $R_2 = e^{-j2\pi\varepsilon_f} \sum_{n=0}^{L-1} \|h(n)s(n)\|^2$, R_2 的相位中包含了归一化频偏信息。 $\varepsilon_f = -\frac{\text{angle}(R_2)}{2\pi}$, $\text{angle}(\cdot)$ 表示取复数的辐角, 值域为 $(-\pi, \pi]$, 因此 $\varepsilon_f \in \left[-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right)$ 。

最终输出估计的多普勒频偏: $\hat{f}_d = \text{SCS} \times (\hat{\varepsilon}_i + \varepsilon_f)$, 其中 SCS 是 OFDM 系统的子载波间隔。

\hat{f}_d 的估计精度取决于算法第二步 CP 自相关法的估计精度, 而使用该法对多普勒频偏进行无偏估计时, 估计误差平方的下界即为克拉美罗界 (Cramér-Rao lower bound, CRLB)。以下推导克拉美罗界和参考信号符号个数、时域长度等参量的关系, 并分析使用 PRS 相对于同步信号块 (synchronization signal block, SSB) 的优越性。

时延频偏粗补偿之后, 归一化频偏为 ε_f 的条件下, n 时刻时域信号取值为 $y(n)$ 的条件概率密度, 表示为:

$$p(y(n)|\varepsilon_f) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{|y(n) - y(n+N)e^{-j2\pi\varepsilon_f}|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

联合似然函数为:

$$\mathcal{L}(\varepsilon_f) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma^2}\right)^{\frac{L}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=0}^{L-1} |y(n) - y(n+N)e^{-j2\pi\varepsilon_f}|^2\right) \quad (7)$$

对噪声功率 σ^2 归一化, 并忽略不含 ε_f 的项和常数, 得到对数似然函数为:

$$A(\varepsilon_f) = \sum_{n=0}^{L-1} \text{Re}\left(e^{j2\pi\varepsilon_f} y^*(n) y(n+N)\right) \quad (8)$$

Fisher 信息为:

$$I(\varepsilon_f) = -E\left(\frac{d^2 A(\varepsilon_f)}{d\varepsilon_f^2}\right) = 4\pi^2 \sum_{n=0}^{L-1} \text{Re}\left(e^{j2\pi\varepsilon_f} y^*(n) y(n+N)\right) \quad (9)$$

当信噪比较高且 ε_f 较小时, Fisher 信息为:

$$I(\varepsilon_f) \approx 4\pi^2 \sum_{n=0}^{L-1} y^*(n) y(n+N) = 4\pi^2 L (\text{SNR} + 1) \sigma^2 \approx 4\pi^2 L \times \text{SNR} \quad (10)$$

使用 num 个时域符号的 CP 用于精频偏估计时,

Fisher 信息为:

$$I(\varepsilon_f) \approx 4\pi^2 L \times \text{SNR} \times \text{num} \quad (11)$$

归一化频偏的克拉美罗界为:

$$\text{CRLB}(\varepsilon_f) = \frac{1}{I(\varepsilon_f)} = \frac{1}{4\pi^2 L \times \text{SNR} \times \text{num}} \quad (12)$$

用 CP 时域自相关进行小数倍频偏估计, \hat{f}_d 估计误差的标准差为:

$$\sigma_f \geq \text{SCS} \sqrt{\text{CRLB}(\varepsilon_f)} = \frac{\text{SCS}}{2\pi \sqrt{L \times \text{SNR} \times \text{num}}} \quad (13)$$

根据式(13)可知, 所用时域符号数量 num 越大, 利用 CP 进行多普勒频偏估计的精度理论极限越优。PRS 配置灵活, 可在一个时隙乃至一个子帧内大量配置, 因此与时频位置固定的 SSB 相比, 能大幅提高频偏估计精度。

2.2 基于最小二乘的多普勒定位解算

估计出某颗 LEO 卫星和终端接收机之间高速相对运动产生的多普勒频偏 \hat{f}_d 之后, 可以列出以下方程:

$$\frac{f_s}{c} \cdot \frac{(\mathbf{p}_s - \mathbf{p}_u)^T (\mathbf{v}_s - \mathbf{v}_u)}{\|\mathbf{p}_s - \mathbf{p}_u\|} = \hat{f}_d + \varepsilon \quad (14)$$

其中, $\mathbf{p}_u = [x, y, z]^T$, $\mathbf{v}_u = [v_x, v_y, v_z]^T$, $\mathbf{p}_s = [x_s, y_s, z_s]^T$, $\mathbf{v}_s = [v_{x_s}, v_{y_s}, v_{z_s}]^T$, 分别为地心地固 (earth centered earth fixed, ECEF) 坐标系下终端的位置、终端的速度、卫星的位置、卫星的速度, f_s 为发射信号的频率, c 为光速, $\|\cdot\|$ 表示向量取模, ε 为频偏估计误差。对于静止终端, $\mathbf{v}_u = \mathbf{0}$, \mathbf{p}_u 是待求向量, 以下简记为 \mathbf{u} 。选用 $M \geq 4$ 颗卫星即得到一个满秩的非线性方程组, 解该非线性方程组时, 可给定一个初始位置 $\mathbf{u}_0 = [x_0, y_0, z_0]^T$, 利用牛顿迭代法解算。记第 k 轮迭代终端位置的估计值为 $\mathbf{u}_k = [x_k, y_k, z_k]^T$, 接收端多普勒频偏测量值与真实值的误差向量为 $\Delta \mathbf{f}_k$, 根据最小二乘原理, 本轮的位置修正向量为:

$$\Delta \mathbf{u}_k = (\mathbf{G}_k^T \mathbf{G}_k)^{-1} \mathbf{G}_k^T \Delta \mathbf{f}_k \quad (15)$$

终端位置的估计值按公式 $\mathbf{u}_{k+1} = \mathbf{u}_k + \Delta \mathbf{u}_k$ 完成更新, 当 $\Delta \mathbf{u}_k$ 的模小于设定的阈值或迭代达到最大轮数时停止更新, 输出结果。

其中, 雅可比矩阵 \mathbf{G}_k 为:

$$\mathbf{G}_k = \begin{bmatrix} \frac{\partial f^{(1)}}{\partial x} & \frac{\partial f^{(1)}}{\partial y} & \frac{\partial f^{(1)}}{\partial z} \\ \frac{\partial f^{(2)}}{\partial x} & \frac{\partial f^{(2)}}{\partial y} & \frac{\partial f^{(2)}}{\partial z} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial f^{(n)}}{\partial x} & \frac{\partial f^{(n)}}{\partial y} & \frac{\partial f^{(n)}}{\partial z} \end{bmatrix}_{\substack{x=x_k \\ y=y_k \\ z=z_k}} \quad (16)$$

假设用于定位的卫星的位置、速度都是无误差的，各多普勒频偏测量值之间相互独立，且测量误差都服从均值为 0、方差为 σ^2 的正态分布，则 $\text{tr}(\sigma^2(\mathbf{G}^T\mathbf{G})^{-1})$ 为定位误差的 CRLB，其中 \mathbf{G} 是在计算 \mathbf{G}_k 时代入终端位置的真值得到的特殊的雅可比矩阵， $\text{tr}(\cdot)$ 表示求矩阵的迹。理论上定位误差的平方不小于 CRLB，而基于最小二乘的牛顿迭代能够渐进地达到 CRLB。CRLB 只与终端和卫星的真实位置、速度、发射信号中心频点 f_s 、接收机频偏测量误差有关。

2.3 LSTM 辅助补偿星历外推误差

第 2.2 节的推导中假设 LEO 卫星位置、速度信息是精确已知的，但 LEO 的卫星位置、速度信息往往只能通过公开的 TLE 星历进行推算，存在不可忽视的误差。

TLE 星历考虑的因素包括地球扁率、日月引力的长期和周期摄动、大气阻力产生的引力共振和轨道衰退。TLE 的第一行中提供了卫星的编号、本条星历时间、卫星平均运动对时间的一阶、二阶导数、BSTAR 调制系数等参数，第二行提供了轨道六根数中的倾斜角、升交点赤经、离心率、近地点幅角、平近点角，并通过卫星每天绕地球圈数间接给出了轨道长半轴。SGP4 模型接受 TLE 星历数据作为输入，考虑大气摄动、四阶位势谐波 (J2、J3、J4)、同步与半同步轨道的自旋轨道共振、日月引力的影响，预测运行周期小于 225 min 的 LEO 卫星的位置和速度^[17]。

由于 TLE 提供的是平均轨道根数，并且发布时人为降低了数据精度，因此用其预测 LEO 卫星的位置和速度时存在较大误差。外推时长为 24 h 时，卫星的位置和速度误差分别可达到 1 km 和 1 m/s 数量级，这将大幅降低 UE 的定位精度^[18]。为解决该问题，将某时刻单颗 LEO 卫星在 x 、 y 、 z 维度上的位置、速度外推误差联合视为一个 6×1 的向量，输入 LSTM 网络进行多变量时间序列预测。

LSTM 网络是一种特殊的递归神经网络 (recurrent neural network, RNN)，适合预测时间序列数据。LSTM 网络将每个时间步中提取到的特征通过隐藏状态输出，

而其最大的优势在于引入遗忘门、输入门、输出门和细胞状态传递序列的长期信息，避免了传统的 RNN 梯度消失/梯度爆炸问题。此前，LSTM 网络已经被用于 LEO 卫星轨道的预测：文献[19]用 LSTM 网络预测空间目标的长期轨道，防止碰撞；文献[20]修改 LSTM 网络提出 LSTM-Net，对 LEO 卫星轨道的跟踪精度超过了 SGP4 算法；文献[21]利用 LSTM 网络预测 LEO 通信卫星的位置，以协助船舶对星。

LSTM 网络的前向传播过程为：第 t 个时间步，网络接受上一步的隐藏状态列向量 \mathbf{h}_{t-1} 和细胞状态列向量 \mathbf{C}_{t-1} 以及本次的输入列向量 \mathbf{x}_t ，并按照式(17)~式(22)完成一轮更新，并输出 \mathbf{h}_t 。

$$\mathbf{f}_t = \sigma(\mathbf{W}_{\text{fh}}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{\text{fx}}\mathbf{x}_t + \mathbf{b}_f) \quad (17)$$

$$\mathbf{i}_t = \sigma(\mathbf{W}_{\text{ih}}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{\text{ix}}\mathbf{x}_t + \mathbf{b}_i) \quad (18)$$

$$\tilde{\mathbf{C}}_t = \tanh(\mathbf{W}_{\text{ch}}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{\text{cx}}\mathbf{x}_t + \mathbf{b}_c) \quad (19)$$

$$\mathbf{C}_t = \mathbf{f}_t \odot \mathbf{C}_{t-1} + \mathbf{i}_t \odot \tilde{\mathbf{C}}_t \quad (20)$$

$$\mathbf{o}_t = \sigma(\mathbf{W}_{\text{oh}}\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{W}_{\text{ox}}\mathbf{x}_t + \mathbf{b}_o) \quad (21)$$

$$\mathbf{h}_t = \mathbf{o}_t \odot \tanh(\mathbf{C}_t) \quad (22)$$

其中， $\mathbf{f}_t, \mathbf{i}_t, \tilde{\mathbf{C}}_t, \mathbf{o}_t$ 分别为遗忘门结果、输入门结果、细胞状态更新值、输出门结果； $\mathbf{W}_{\text{fh}}, \mathbf{W}_{\text{fx}}, \mathbf{b}_f$ 是遗忘门的权重矩阵和偏置； $\mathbf{W}_{\text{ih}}, \mathbf{W}_{\text{ix}}, \mathbf{b}_i$ 是输入门的权重矩阵和偏置； $\mathbf{W}_{\text{ch}}, \mathbf{W}_{\text{cx}}, \mathbf{b}_c$ 是用于计算 $\tilde{\mathbf{C}}_t$ 的权重矩阵和偏置； $\mathbf{W}_{\text{oh}}, \mathbf{W}_{\text{ox}}, \mathbf{b}_o$ 是输出门的权重矩阵和偏置。 $\sigma(\cdot)$ 表示对输入向量逐元素使用 Sigmoid 函数， \odot 表示两向量逐元素相乘。

记隐藏状态向量和细胞状态向量的长度为 L_1 ，输入向量的长度为 L_2 ，根据 LSTM 网络的前向传播过程易得，LSTM 网络的可训练参数总量为：

$$N_{\text{LSTM}} = 4(L_1(L_1 + L_2) + L_1) \quad (23)$$

\mathbf{h}_t 经过全连接层后得到最终的输出长度为 L_3 的列向量 \mathbf{r}_t ， $\mathbf{r}_t = \mathbf{W}_{\text{rh}}\mathbf{h}_t + \mathbf{b}_r$ ，其中 $\mathbf{W}_{\text{rh}}, \mathbf{b}_r$ 分别为全连接层的权重矩阵和偏置。全连接层的可训练参数总量为：

$$N_{\text{FC}} = L_1L_3 + L_3 \quad (24)$$

时间序列预测任务最常见的损失函数是均方误差 (mean-square error, MSE)。若预测的时间序列一共有 T 个时间步，第 t 个时间步的真值向量为 \mathbf{R}_t ，则有：

$$\text{MSE} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \|\mathbf{R}_t - \mathbf{r}_t\|^2 \quad (25)$$

LSTM 的训练就是通过反向传播过程，调整所有权重参数，使 MSE 值尽量小。由于这是个非凸的优化问题，需要优化器通过梯度下降算法找到可能的最优解。常用的优化器包括自适应梯度算法 (adaptive gradient algo-

rithm, AdaGrad)、动量法、自适应矩估计 (adaptive moment estimation, Adam) 等。

利用 LSTM 预测 LEO 卫星位置、速度误差的过程如图 4 所示。

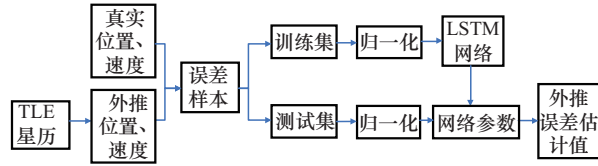


图 4 LSTM 模块流程

步骤一：数据获取及预处理。

下载 48 颗 Starlink 卫星 2 h 内的真实位置、速度数据，采样间隔为 1 s，并用 MATLAB Satellite Communications Toolbox 的 geodetic2ecef 函数转到 ECEF 坐标系下。获取这 48 颗卫星的 TLE 文件，调用 MATLAB Satellite Communications Toolbox 的 satellite 和 states 函数，模拟生成卫星并获得 ECEF 坐标系下各卫星对应时刻的外推位置、速度。用真实数据减去外推数据，得到 48 个外推

$$\text{误差样本 } \mathbf{err}_k = [e_1^k \quad e_2^k \quad \cdots \quad e_T^k] = \begin{bmatrix} x_1^k & x_2^k & \cdots & x_T^k \\ y_1^k & y_2^k & \cdots & y_T^k \\ z_1^k & z_2^k & \cdots & z_T^k \\ vx_1^k & vx_2^k & \cdots & vx_T^k \\ vy_1^k & vy_2^k & \cdots & vy_T^k \\ vz_1^k & vz_2^k & \cdots & vz_T^k \end{bmatrix},$$

$k = 1, 2, \dots, 48, T = 7200$ 。将样本分为 2 组，即包含 42 条样本的训练集 ($k = 1, 2, \dots, 42$)、6 条样本的测试集 ($k = 43, 44, \dots, 48$)。

将训练集、测试集分别按通道归一化。以训练集为例，表示为：

$$\mu = \frac{1}{42 \times 7200} \sum_{k=1}^{42} \sum_{i=1}^{7200} e_i^k, \sigma = \sqrt{\frac{1}{42 \times 7200} \sum_{k=1}^{42} \sum_{i=1}^{7200} (e_i^k - \mu)^2},$$

$$E_i^k = \frac{e_i^k - \mu}{\sigma}, k = 1, 2, \dots, 42.$$

步骤二：LSTM 网络训练。

初始化 LSTM 网络的各参数：隐藏状态 \mathbf{h}_0 和细胞状态 \mathbf{C}_0 均为全零列向量，权重矩阵的各元素随机初始化。将归一化后的训练集输入 LSTM 网络，依次输出 $\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_{7200}$ ，然后将 $\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \dots, \mathbf{h}_{7200}$ 输入全连接层，得到维度为 6×1 的误差估计向量 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \dots, \mathbf{r}_{7200}$ ，再将其与真实误差做差后平方。最后，调整网络参数使残差的平方尽可能小。

步骤三：应用 LSTM 网络修正 SGP4 模型。

将归一化的测试集数据输入训练好的 LSTM 网络，输出归一化的估计误差，对其反归一化后加到 SGP4 模型的外推值上，获得 LEO 卫星的位置、速度。

3 仿真实验

3.1 仿真条件设置

仿真时间为协调世界时 (universal time coordinated, UTC) 2025 年 4 月 28 日 21:30:00–23:30:00，静止的终端的经纬高坐标为 $(30^\circ, 140^\circ, 0 \text{ m})$ ，转化为 ECEF 坐标约为 $(-4234.9 \text{ km}, 3553.5 \text{ km}, 3170.4 \text{ km})$ 。迭代初值设为 $(28^\circ, 142^\circ, 300 \text{ m})$ ，转化为 ECEF 坐标约为 $(-4441.2 \text{ km}, 3469.9 \text{ km}, 2976.6 \text{ km})$ 。用于训练网络和定位的卫星采用 Starlink Gen2 构型。重要参数见表 1。

表 1 仿真星座构型参数

| 轨道高度 | 轨道倾角 | 发射端中心频点 | 使用的卫星总数 | 最低可见仰角 |
|--------|------------|----------|---------|------------|
| 345 km | 53° | 11.3 GHz | 48 颗 | 25° |

具体使用的卫星编号为：44714、44716、44717、44718、44719、44720、44721、44723、44724、44725、44726、44734、44735、44736、44741、44744、44747、44748、44751、44752、44753、44758、44759、44761、44762、44765、44768、44771、44772、44917、44921、44922、44923、44925、44927、44930、44932、44933、44934、44937、44940、44941、44942、44945、44949、44954、44961、44968。其中编号为 44927、44933、44934、44940、44941、44949 的卫星用于生成 LSTM 网络的测试集以及定位终端，其余用于生成 LSTM 网络的训练集。在仿真时段内，UE 的可见星及可见时段如图 5 所示。

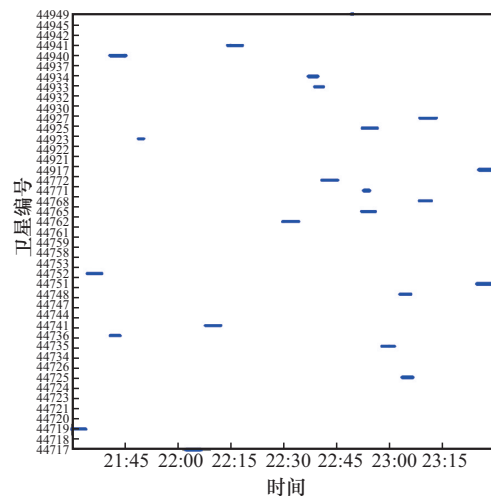


图 5 UE 的可见星及可见时段 (2025 年 4 月 28 日)

6 个用于定位的瞬时多普勒频偏数据分别是在表 2 所示的时刻从对应卫星提取的。

表 2 用于定位的瞬时多普勒频偏的来源

| 提取频偏的时刻 | 对应卫星编号 | 频偏真值 |
|----------|--------|--------------|
| 21:45:22 | 44940 | -225.784 kHz |
| 22:37:02 | 44934 | 132.105 kHz |
| 22:49:43 | 44949 | -19.951 kHz |
| 22:17:04 | 44941 | -112.810 kHz |
| 22:41:20 | 44933 | -144.454 kHz |
| 23:13:19 | 44927 | -229.225 kHz |

LSTM 网络的部分重要参数设置见表 3 所示。

表 3 LSTM 网络参数

| 参数名称 | 参数值设置 |
|---------|---------------------------------|
| 训练集数据条数 | 42 条 |
| 测试集数据条数 | 6 条 |
| 优化器 | Adam |
| 激活函数 | Sigmoid, tanh |
| 损失函数 | MSE |
| 训练次数 | 200 次 |
| 输入序列维度 | 6×1 |
| 隐藏状态维度 | 32×1/ 64×1/ 128×1/ 256×1 /512×1 |
| 输出维度 | 6×1 |

3.2 仿真结果及分析

图 6 对比了利用 PRS 和 SSB 进行频偏估计的均方根误差 (root mean square error, RMSE), 仿真次数为 200 次。PRS1 代表利用所提频偏估计算法, 且一个子帧中仅第 0 个时隙配置 PRS; PRS4 代表利用所提频偏估计算法, 且一个子帧中第 0、2、4、6 个时隙配置 PRS; SSB 代表文献[22]中的时频同步算法。

从图 6 中能够看出: ① PRS1 的频偏估计误差仅为 SSB 方法的 16.77%~26.90%, PRS4 的频偏估计误差仅为 SSB 方法的 12.99%~20.47% (随 SNR 的不同比例略有波动), 可知 PRS 方法能够大大降低频偏估计误差; ② 使用本文提出的算法, 一个子帧中 4 个时隙配置 PRS 的定位误差为 1 个时隙配置 PRS 时的 73.19%~77.51%, 说明一个子帧内更密集地配置 PRS 确实能够提升频偏估计精度。

根据第 2.2 节中的表达式, 定位误差的理论值与频偏估计误差呈正比, 因此 PRS 与 SSB 方法的定位误差理论值与信噪比的关系如图 7 所示。

图 8 对比了无星历误差时, 基于 PRS 和 SSB 的频偏估计定位误差 RMSE, 仿真次数为 200 次。

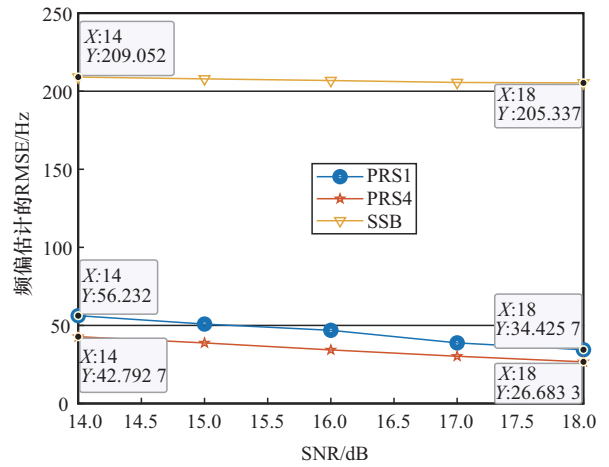


图 6 PRS 和 SSB 频偏估计 RMSE 对比

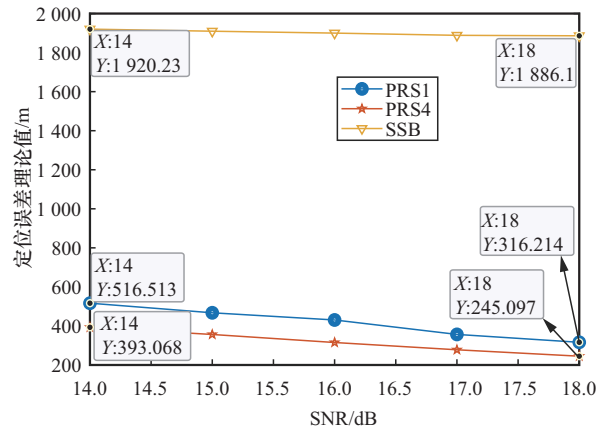


图 7 PRS 与 SSB 方法的定位误差理论值与信噪比的关系

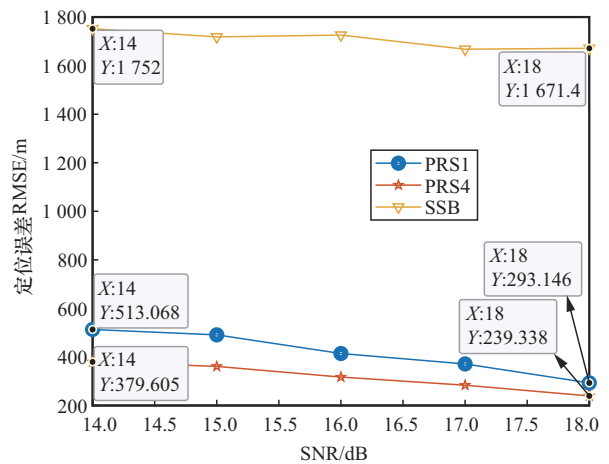


图 8 无星历误差时 PRS 与 SSB 的频偏估计定位误差 RMSE 对比

从图 8 中能够看出: ① PRS1 的定位误差 RMSE 仅为 SSB 方法的 17.54%~29.28%, PRS4 的定位误差 RMSE 仅为 SSB 方法的 14.32%~21.67%, PRS4 的定位误差 RMSE 为 PRS1 的 73.54%~81.64% (随 SNR 的不同比例略有波

动), 可知 PRS 方法的定位误差显著低于 SSB 方法, 且一个子帧内配置更多 PRS 有利于降低定位误差; ② PRS1 和 PRS4 的定位误差都随信噪比的增加而单调下降, SSB 方法则不然, 这是因为 PRS 时频域长度均更长, 在“接收信号、本地 PRS 互相关”这一步时能够估准时延样点数, 精频偏估计时能够排除残余时延的影响, 而 SSB 方法在高信噪比下的时延估计误差仍偶有 1~2 个样点, 此时精频偏估计精度不仅受噪声影响, 也受残余时延的影响; ③ 实际的定位误差均非常接近理论值, PRS4 在 18 dB 处甚至低于理论值, 可能是因为仿真中不同信道的残余频偏大小不同, 有些信道的性能好于平均, 导致定位精度提升。

根据文献[23], 星历外推误差在各方向上的标准差可用关于时间的二次函数拟合。根据文献[24], 星历外推误差在一小段时间内近似呈现周期性。因此可以用二次函数乘三角函数来拟合各方向上的星历误差。图 9 对比了有星历误差而不补偿和采用文献[23]方法补偿时, 定位误差的累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF), 仿真次数为 200 次, 频偏估计算法都采用所提算法, 且一个子帧内 4 个时隙配置 PRS。

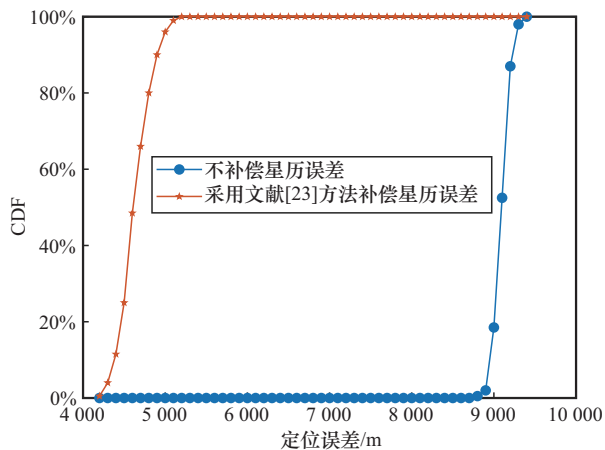


图 9 考虑星历误差时定位误差的 CDF

从图 9 中能够得出: ① 在有星历误差而不纠正的情况下, 定位误差均大大增加, 即使采用所提方法且在一个子帧内有 4 个时隙配置 PRS, 定位误差仍在 9 000 m 左右波动, 定位结果基本丧失了实际价值, 此时, 星历误差成为影响定位精度的主要因素; ② 采用传统的函数拟合的方法预测星历误差并补偿, 可以将定位误差最大值降低到 5 200 m 以下, 定位精度有一定提升但和不补偿时仍处于同一数量级。

图 10 展示了不同信噪比下利用 LSTM 网络^[25]对星历外推误差进行补偿后定位误差的 CDF, 仿真次数为 200 次, 频偏估计算法都采用所提算法, 且一个子帧内 4 个时隙配置 PRS, LSTM 的隐藏状态维度取 128×1。

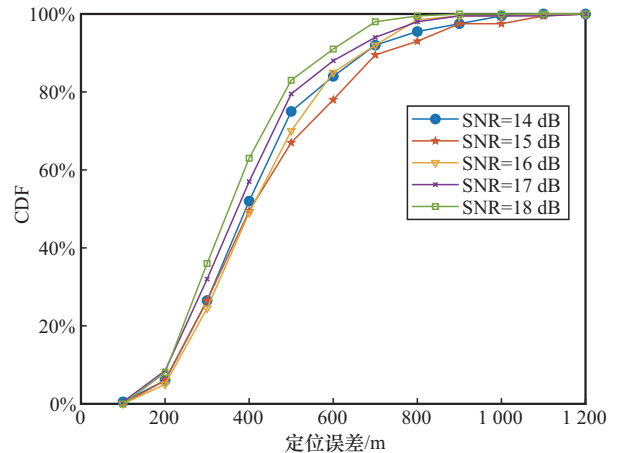


图 10 LSTM 补偿星历误差后定位误差的 CDF 与信噪比的关系

根据图 10 分析得出: ① 相比不补偿或者用传统方法补偿星历误差, 基于 LSTM 补偿星历误差大大提高了定位精度, 在 18 dB 条件下最大定位误差小于 850 m, 在所有信噪比条件下最大定位误差均小于 1 200 m; ② 总体上信噪比越高定位误差越小, 但也有少数反常点, 例如, 信噪比为 14 dB 时定位误差小于 500 m 的占比反而高于信噪比为 15 dB 和 16 dB 时的占比。这是因为补偿后残余的星历误差造成的影响可以折算成等效的多普勒频偏, 导致出现估计的频偏误差加上等效的频偏反而更接近真实值的情况。

LSTM 网络的补偿效果与网络的超参数取值密切相关, 其中最重要的超参数为隐藏向量的长度, 即隐藏层大小 (神经元个数)。该超参数反映了网络提取的特征空间的大小。图 11 展示了信噪比同为 18 dB 时, LSTM 隐藏层大小对终端定位精度的影响。从图 11 中可见, 隐藏层大小不改变 CDF 曲线的走势。随着隐藏层大小从 32 变为 256, 定位精度显著提升, 之后再增加隐藏层大小, 定位精度提升不明显。

根据式(23)~式(24)可计算不同隐藏层大小时 LSTM 网络的可训练参数总量。表 4 展示了 LSTM 可训练参数数量、训练时长和隐藏层大小的关系。当隐藏层大小达到 256 及以上时, 可训练的参数数量快速增长, 使用个人电脑等终端训练时易出现设备内存高占用的情况, 因此训练时长显著增加。综上, 为了平衡定位精度以及终端的算力, 推荐使用隐藏层大小为 128 的 LSTM 网络。

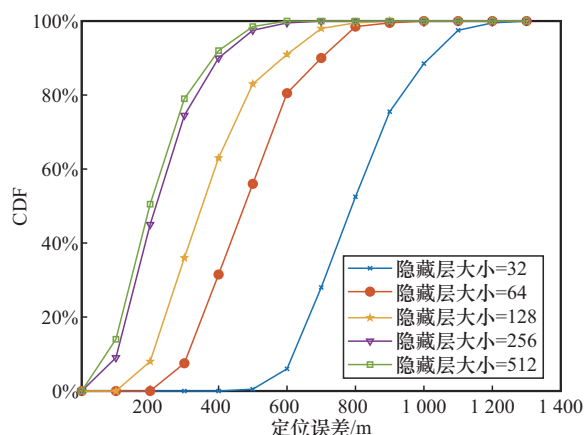


图 11 LSTM 隐藏层大小与定位误差的 CDF 关系

表 4 LSTM 可训练参数数量、训练时长与隐藏层大小的关系

| 隐藏层大小 | 可训练参数数量/个 | 训练时长/s |
|-------|-----------|--------|
| 32 | 5 190 | 94 |
| 64 | 18 566 | 95 |
| 128 | 69 894 | 97 |
| 256 | 270 854 | 3 877 |
| 512 | 1 065 990 | 3 909 |

4 结束语

本文针对 LEO 卫星多普勒机会定位中定位精度受频偏估计误差影响大、卫星位置速度不准导致定位精度劣化这两大问题，提出了一种利用 5G 中的 PRS 的高精度多普勒频偏估计算法。PRS 的生成和配置方法是已知的，有利于盲检。相较于传统的 SSB 方法，基于 PRS 的频偏估计误差 RMSE 至少减小 70%，能大大提高频偏估计精度，进而降低定位误差。此外，利用 LSTM 网络预测并补偿卫星位置、速度外推值与真实值之间的误差，可使定位锚点信息更准确，提升终端定位精度。在仿真中利用 6 颗 Starlink 卫星对终端进行下行定位，3D 定位误差 RMSE 最低可达 395.692 m，相比不补偿星历误差或者用传统的函数拟合预测 LEO 卫星的位置速度的方法，定位误差可减少至少 90%。本文所提算法的不足之处在于信道建模时未考虑多径效应、时延和频偏的变化率，对于用于定位的卫星几何构型的选取比较随意，这些问题有待后续改进。

参考文献

[1] Khalife J, Kassas Z M. Performance-driven design of carrier phase differential navigation frameworks with megaconstellation

LEO satellites[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(3): 2947-2966.

[2] 魏伍, 张更新, 万博闻. 基于机会信号的卫星终端定位方法[J]. 无线电通信技术, 2025, 51(4): 763-770.

Wei W, Zhang G X, Wan B W. Positioning method for satellite terminals based on signals of opportunity[J]. Radio Communications Technology, 2025, 51(4): 763-770.

[3] 张艺超, 赵祥天, 赵亚飞, 等. 低轨卫星机会信号导航定位方法[J]. 天地一体化信息网络, 2024, 5(4): 3-16.

Zhang Y C, Zhao X T, Zhao Y F, et al. Navigation and positioning methods using signal of opportunity of low earth orbit satellites[J]. Space-Integrated-Ground Information Networks, 2024, 5(4): 3-16.

[4] 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, 2021, 58(3): 2606-2610.

[5] 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.

[6] Khalife J, Neinavaie M, Kassas Z M. The first carrier phase tracking and positioning results with Starlink LEO satellite signals[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 58(2): 1487-1491.

[7] 秦红磊, 谭滋中, 丛丽, 等. 基于 ORBCOMM 卫星机会信号的定位技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(11): 1999-2006.

Qin H L, Tan Z Z, Cong L, et al. Positioning technology based on ORBCOMM signals of opportunity[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(11): 1999-2006.

[8] 秦红磊, 张宇, 师广婷, 等. 基于全球星机会信号的多普勒定位技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(2): 360-367.

Qin H L, Zhang Y, Shi G T, et al. Doppler positioning technology based on Globalstar opportunity signals[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(2): 360-367.

[9] 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.

Qin H L, Zhang Y. Positioning technology based on Starlink signal of opportunity[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2023, 11(1): 67-73.

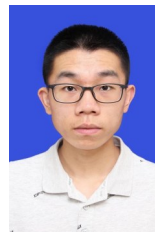
[10] Morales-Ferre R, Lohan E S, Falco G, et al. GDOP-based analysis of suitability of LEO constellations for future satellite-based positioning[C]//Proceedings of the 2020 IEEE International Conference on Wireless for Space and Extreme Environments (WiSEE). Piscataway: IEEE Press, 2020: 147-152.

[11] 周舒涵, 陈明剑, 景鑫, 等. 低轨通信卫星多普勒定位性能分析[J]. 天文学报, 2023, 64(2): 115-125.

Zhou S H, Chen M J, Jing X, et al. Doppler positioning perfor-

- mance analysis of LEO communication satellites[J]. Acta Astronomica Sinica, 2023, 64(2): 115-125.
- [12] 许霞云, 涂锐, 张凯丽, 等. 静态场景下的低轨通信卫星多普勒定位性能分析[J]. 导航定位学报, 2025: 1-12.
Xu X Y, Tu R, Zhang K L, et al. Doppler positioning performance analysis of LEO communication satellites in static scenes[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2025: 1-12.
- [13] Wang D Y, Qin H L, Huang Z G. Doppler positioning of LEO satellites based on orbit error compensation and weighting[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 5502911.
- [14] Kozhaya S, Kanj H, Kassas Z M. Multi-constellation blind beacon estimation, Doppler tracking, and opportunistic positioning with OneWeb, Starlink, Iridium NEXT, and Orbcomm LEO satellites[C]//Proceedings of the 2023 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium (PLANS). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1184-1195.
- [15] Kassas Z M, Saroufim J. LEO PNT frameworks for non-cooperative satellites with poorly known ephemerides: open-loop SGP4, tracking, and differential[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2025, 40(9): 28-45.
- [16] 3GPP. Physical channels and modulation (Release 18): TS 38.211[S]. 2024.
- [17] 刁宁辉, 刘建强, 孙从容, 等. 基于 SGP4 模型的卫星轨道计算[J]. 遥感信息, 2012, 27(4): 64-70.
Diao N H, Liu J Q, Sun C R, et al. Satellite orbit calculation based on SGP4 model[J]. Remote Sensing Information, 2012, 27(4): 64-70.
- [18] Hayek S, Kassas Z M. Modeling and compensation of timing and spatial ephemeris errors of non-cooperative LEO satellites with application to PNT[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 61(3): 5579-5593.
- [19] 王正融. 基于长短时记忆网络的空间目标轨道预测研究[D]. 上海: 中国科学院大学(中国科学院微小卫星创新研究院), 2024.
Wang Z R. Research on space targets orbit prediction based on LSTM[D]. Shanghai: University of Chinese Academy of Sciences (Innovation Academy for Microsatellites of CAS), 2024.
- [20] Hong W X, Chen M T, Gao P, et al. Medium- and long-term orbit prediction of satellite based on LSTNet[C]//Proceedings of the 2023 15th International Conference on Computer and Automation Engineering (ICCAE). Piscataway: IEEE Press, 2023: 534-540.
- [21] Guan T B, Chen H T, Le N Y, et al. A LSTM-based maritime terminal beam tracking method for LEO satellite communications[C]//Proceedings of the 2025 5th International Symposium on Computer Technology and Information Science (ISCTIS). Piscataway: IEEE Press, 2025: 550-554.
- [22] 谭磊. 5G 低轨宽带卫星下行同步技术研究及实现[D]. 成都: 成都理工大学, 2021.
Tan L. Research and implementation of 5G low orbit broadband Satellite downlink synchronization technology[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2021.
- [23] 许晓丽, 熊永清. 基于历史 TLE 的空间目标轨道预报误差演化规律研究[J]. 天文学报, 2019, 60(4): 28-40.
Xu X L, Xiong Y Q. Study on orbit prediction error of space objects based on historical TLE[J]. Acta Astronomica Sinica, 2019, 60(4): 28-40.
- [24] 郭效忠, 李佳威, 沈鸣, 等. 日月轨道计算对 TLE 深空编目目标预报精度的影响[J]. 天文学报, 2022, 63(6): 103-112.
Guo X Z, Li J W, Shen M, et al. Analysis on propagation accuracy of deep-space TLE objects affected by solar/lunar orbit calculation[J]. Acta Astronomica Sinica, 2022, 63(6): 103-112.
- [25] 刘青俊, 王然, 黄震宁, 等. 基于 LSTM 的 5G-TSN 时钟同步误差预测[J]. 网络与信息安全学报, 2026, 12(1): 40-53.
Liu Q J, Wang R, Huang Z N, et al. 5G-TSN clock synchronization error prediction based on long short-term memory[J]. Chinese Journal of Network and Information Security, 2026, 12(1): 40-53.

[作者简介]



卫宇明 (1999-), 男, 北京邮电大学硕士生, 主要研究方向为低轨卫星定位、卫星通信等。



崔高峰 (1987-), 男, 博士, 北京邮电大学副教授, 主要研究方向为卫星互联网、卫星物联网、天地一体化网络等。



吴孟旌 (1999-), 男, 北京邮电大学博士生, 主要研究方向为卫星互联网、通信感知一体化等。



王卫东 (1967-), 男, 博士, 北京邮电大学教授, 主要研究方向为移动通信、无线宽带接入技术以及物联网技术等。