



中国科学院大学

University of Chinese Academy of Sciences

博士学位论文

GNSS 实时精密定位优化算法研究

作者姓名: 程泉润

指导教师: 陈俊平 研究员 张益泽 副研究员

中国科学院上海天文台

学位类别: 理学博士

学科专业: 天体测量与天体力学

培养单位: 中国科学院上海天文台

2025 年 12 月

Research on GNSS Real-Time Precise Positioning Optimization
Algorithms

A dissertation/thesis submitted to
University of Chinese Academy of Sciences
in partial fulfillment of the requirement
for the degree of
Doctor of Philosophy
in Astrometry and Celestial Mechanics

By

Supervisor: Professor CHEN Junping &
Associate Processor ZHANG Yize

December 2025

中国科学院大学 研究生学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文是本人在导师的指导下独立进行研究工作所取得的成果。承诺除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体享有著作权的研究成果，未在以往任何学位申请中全部或部分提交。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人或集体，均已在文中以明确方式标明或致谢。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

作者签名：

日 期：

中国科学院大学 学位论文使用授权声明

本人完全了解并同意遵守中国科学院大学有关收集、保存和使用学位论文的规定，即中国科学院大学有权按照学术研究公开原则和保护知识产权的原则，保留并向国家指定或中国科学院指定机构送交学位论文的电子版和印刷版文件，且电子版与印刷版内容应完全相同，允许该论文被检索、查阅和借阅，公布本学位论文的全部或部分内 容，可以采用扫描、影印、缩印等复制手段以及其他法律许可的方式保存、汇编本学位论文。

涉密及延迟公开的学位论文在解密或延迟期后适用本声明。

作者签名：

日 期：

导师签名：

日 期：

摘要

基于全球卫星导航系统（Global Navigation Satellite System, GNSS）的精密单点定位（Precise Point Positioning, PPP）技术已在导航定位、精密授时、地球参考框架建设等领域得到广泛应用。随着各大 GNSS 系统广播星历精度的逐步提升,使用广播星历进行 PPP 解算的精度也逐步提高,已经能够满足特定场景下的精密定位需求。此外,相比其他实时 PPP 手段,广播星历 PPP 具有解算简单、无需外部网络或星基播发的改正数等优势,如能进一步提升其定位性能,有望在海洋、沙漠或高空等网络环境较差的场景下发挥优势。在实时定位中,轨道钟差一直是制约定位精度的重要因素,这一现象在广播星历 PPP 中尤为明显。本文围绕 GNSS 实时精密定位中的星历误差问题,从误差特性分析、参数优化估计和人工智能算法三个维度开展系统性研究,旨在突破传统方法的精度瓶颈,为广播星历高精度定位的实用化提供理论基础和技术支撑:

(1) 针对实时精密星历残余误差问题,本文系统评估了 BKG、CAS、CNE、WHU、ESA 和 SHA 六个分析中心实时产品的空间信号精度 (Signal-in-Space Range Error, SISRE)。基于 2023 年 12 月 25 日至 31 日全球 7 个 IGS 测站观测数据,采用 GFZ 事后精密产品作为参考基准,分析了不同分析中心在 GPS、BDS-3 和 Galileo 系统中的 SISRE 表现。研究发现 WHU 分析中心在三大系统中均表现最优,三系统 SISRE 分别达到 2.34 cm、7.36 cm 和 3.66 cm。通过对实时精密星历误差时变特性的深入分析,发现 SISRE 呈现明显的系统性偏差和随机游走特征,具有较为显著的变化规律,可以作为参数独立估计。基于此,本文在传统无电离层组合模型中引入 SISRE 作为状态参数进行实时估计,建立了改进的 PPP 观测方程。通过对初始标准差和过程噪声的二维灵敏度分析,确定了不同卫星系统的最优参数配置。实验验证表明,该方法使 GPS、BDS-3 和 Galileo 系统的三维定位精度分别提升 21%、16%和 14.7%,其中垂直方向改进效果最为显著,普遍超过 20%。

(2) 针对广播星历跳变的时空分布特性,本文基于 2023 年全年观测数据系统分析了 GPS 和 BDS-3 系统的跳变演化规律。研究发现不同系统呈现显著差异: BDS-3 系统跳变最频繁且幅度最大,整小时时刻钟差跳变平均约 0.3 m,极端情况可达米级,35%以上的跳变量超过 0.3 m; GPS 系统跳变相对较小且更新间隔为 2 小时,约 70%的跳变量控制在 0 至 0.1 m 区间; Galileo 系统表现最优,95%的跳变控制在 0.1 m 以内。通过对轨道 RTN 三个分量和钟差的分离分析,发现径向轨道跳变量普遍在 7 cm 左右,而钟差跳变在综合跳变量中占比达 95%以上,明确了钟差跳变是主导误差源。BDS-3 系统的跳变表现出明显的空间聚集特征,

MEO 卫星跳变主要集中在南纬 50° 、西经 135° 至 180° 区域, IGSO 卫星在东经 135° 附近区域跳变积累量最大, 这些高跳变区域恰好对应中国境内监测站网络控制能力的边界, 反映了星历生成过程中监测网络覆盖范围对星历质量的直接影响。

(3) 针对广播星历跳变导致的定位误差突变问题, 本文提出了改进钟差跳变的方法。该方法通过计算相邻两组广播星历在 IODE 切换时刻的轨道和钟差综合跳变值, 并将其补偿到后续历元的钟差中, 实现星历切换前后钟差的平滑过渡。该方法结合 SISRE 参数估计技术, 构建了四种定位模式进行系统性验证。基于 11 个 IGS 测站 2023 年 6 月 1 日至 7 日观测数据的实验结果表明, 在 BDS-3 动态定位中, 改进钟差方法使三维定位精度从 99.4 cm 显著提升至 33.9 cm, 改进幅度达 66%, 成功抑制了整点跳变引起的锯齿状误差和重收敛现象。在 GPS 系统中, 动态定位精度从 98.7 cm 提升至 53.2 cm, 改进幅度达 46%。在多系统模式下, GPS+BDS+Galileo 三系统组合动态定位精度达到 22.2 cm, 静态定位精度达到 7.92 cm。

(4) 针对传统物理模型难以完全刻画的复杂误差模式, 本文构建了包含 315 维特征向量的反向传播神经网络 (BPNN) 误差预测模型, 特征涵盖时间信息、观测质量参数、卫星几何配置、伪距载波残差等多维度信息。模型采用渐进式维度压缩网络架构 (256-128-64-32-16), 结合正则化技术和 AdamW 优化器实现稳定训练。基于 2024 年全年 46 个全球测站数据, 前 8 个月 30 个测站数据用于训练, 9 月数据用于验证, 10-12 月 16 个测站数据用于测试。在不同系统配置下, BDS-3 单系统改进效果最突出, 成功抑制了广播星历整小时切换的锯齿状误差, 多数测站实现 20%-30%精度提升; GPS 单系统普遍实现 15%-20%稳定改进。通过三种方法进行特征重要性分析, 识别出 PDOP、卫星高度角、内符合精度 σ 和卫星可见性构成的核心特征集合, 累计贡献率超过 65%。武汉市区车载动态定位实验表明模型在真实动态环境下实现 7%-16%精度提升, Swarm-A 低轨卫星几何法定轨验证显示测试集三个坐标方向定轨精度改进幅度为 6%-15%。

(5) 研究发现机器学习模型存在明显的时变衰减现象。测试集统计显示, BDS-3 系统在测试集初期改进幅度超过 0.2 m, 但随时间推移逐渐降低, 年底仅维持约 0.1 m 的提升。GPS+BDS 双系统在年积日 320 后从正向改进转为负向, 最高产生约 0.18 m 的精度恶化。该现象可能源于卫星轨道钟差参数的长期变化、大气环境的季节性变化等因素, 表明基于历史数据训练的静态模型在长期应用中存在“过期”风险, 需要定期更新训练数据以保持预测性能。

本文研究成果为 GNSS 实时高精度定位提供了从参数优化、物理模型改进到智能算法应用的完整技术体系, 为广播星历高精度定位的实用化奠定了理论和技術基础, 也为数据驱动的 GNSS 误差建模开辟了新的研究方向。

关键词：全球导航卫星系统，精密单点定位，广播星历，深度学习，星历跳变

Abstract

Global Navigation Satellite System (GNSS) Precise Point Positioning (PPP) technology has been widely applied in seismic monitoring, precise timing, and Earth reference frame construction. However, residual orbit and clock errors in real-time precise and broadcast ephemeris constrain positioning accuracy. This paper addresses ephemeris error issues through error characteristic analysis, parameter optimization, and intelligent prediction algorithms:

(1) This paper evaluates the Signal-in-Space Range Error (SISRE) of real-time products from six analysis centers (BKG, CAS, CNE, WHU, ESA, SHA) using seven global IGS stations data from December 25-31, 2023. WHU performed optimally with SISRE values of 2.34 cm (GPS), 7.36 cm (BDS-3), and 3.66 cm (Galileo). By introducing SISRE as a state parameter in the ionosphere-free combination model, optimal configurations were determined through sensitivity analysis: GPS (4.0 cm initial std, 10.0 mm/ \sqrt{h} process noise), BDS-3 (8.0 cm, 15.0 mm/ \sqrt{h}), and Galileo (4.0 cm, 10.0 mm/ \sqrt{h}). This method improved three-dimensional positioning accuracy by 21%, 16%, and 14.7% for GPS, BDS-3, and Galileo respectively, with vertical improvements exceeding 20%.

(2) Analysis of 2023 data reveals significant inter-system differences in broadcast ephemeris jumps: BDS-3 exhibits the most frequent jumps averaging 0.3 m at hourly epochs (35% exceeding 0.3 m); GPS shows smaller jumps with 70% within 0-0.1 m; Galileo performs best with 95% under 0.1 m. Clock jumps dominate the error, accounting for over 95% of comprehensive jump magnitude. BDS-3 jumps show spatial clustering, with high-jump regions corresponding to monitoring network coverage boundaries.

(3) The proposed Modified Broadcast Clock Offset (MBCO) method compensates orbit and clock jumps at IODE switching moments into subsequent epochs. Experiments using 11 IGS stations (June 1-7, 2023) show BDS-3 kinematic accuracy improved from 99.36 cm to 33.96 cm (66% improvement), and GPS from 98.67 cm to 53.18 cm (46%). The GPS+BDS+Galileo combination achieves 22.16 cm kinematic and 7.92 cm static positioning accuracy.

(4) A Back Propagation Neural Network (BPNN) with 315-dimensional features was constructed using progressive architecture (256-128-64-32-16) with BatchNorm, Dropout, and AdamW optimizer. Based on 2024 data from 46 stations, BDS-3 single-system shows 20%-30% improvement, while GPS achieves 15%-20%. Core features (PDOP, elevation angle, sigma, satellite visibility) contribute over 65%. Vehicle experiments demonstrate 7%-16% accuracy improvement, and Swarm-A validation shows 6%-15% orbit determination improvement.

(5) Machine learning models exhibit time-varying degradation. BDS-3

improvement decreased from >0.2 m initially to ~ 0.1 m by year-end. GPS+BDS shifted to negative improvement after day 320, accumulating 0.18 m degradation, indicating that static models require periodic updates.

This research provides a complete technical system for GNSS real-time high-precision positioning, establishing foundations for practical broadcast ephemeris applications and opening new directions for data-driven GNSS error modeling.

Key Words: Global Navigation Satellite System, Precise Point Positioning, Broadcast Ephemeris, Ephemeris Jump

目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 国内外研究现状.....	2
1.2.1 GNSS 各系统及其广播星历发展现状	2
1.2.2 广播星历精密单点定位发展现状.....	6
1.2.3 机器学习应用于 GNSS 研究现状	7
1.3 本文研究内容与章节安排.....	9
1.4 本章小结.....	11
第 2 章 GNSS 精密单点定位与机器学习理论	13
2.1 GNSS 观测模型	13
2.2 GNSS 误差源与处理方法	13
2.2.1 卫星相关误差.....	13
2.2.2 传播路径相关误差.....	17
2.2.3 接收机相关误差.....	18
2.2.4 其他误差.....	20
2.3 机器学习理论.....	21
2.3.1 基本要素.....	21
2.3.2 偏差与方差.....	21
2.3.3 机器学习与传统估计理论的联系与发展.....	24
2.4 主流机器学习模型.....	24
2.4.1 线性模型.....	24
2.4.2 支持向量机 (SVM) 及其回归形式 (SVR)	26
2.4.3 集成学习与 XGBoost	27
2.4.4 人工神经网络与 BPNN (Back-Propagation Neural Network)	28
2.4.5 Transformer 架构.....	29
2.5 特征工程理论与方法.....	30
2.5.1 特征构建.....	30
2.5.2 数据预处理与清洗.....	31
2.5.3 高维数据降维.....	32
2.5.4 激活函数.....	33
2.5.5 损失函数与学习率.....	34
2.5.6 优化算法.....	37
2.6 本章小结.....	38

第 3 章 顾及实时精密星历 SISRE 的精密单点定位精度优化	39
3.1 实时精密星历误差特性分析.....	39
3.1.1 实时轨道钟差恢复.....	39
3.1.2 SISRE 精度评估.....	40
3.2 实时 PPP 函数模型.....	43
3.2.1 经典无电离层组合模型.....	43
3.2.2 顾及 SISRE 的无电离层组合模型.....	43
3.3 实时 PPP 定位验证与性能评估.....	44
3.3.1 二维灵敏度分析及最优参数设置.....	44
3.3.2 伪动态定位验证.....	46
3.3.3 动态定位验证.....	51
3.4 本章小结.....	52
第 4 章 考虑星历跳变的实时广播星历 PPP 定位算法	55
4.1 广播星历跳变评估及其影响.....	55
4.1.1 广播星历跳变时空特性分析.....	55
4.1.2 星历跳变对于 PPP 的影响.....	63
4.2 改进钟差与精度提升.....	65
4.2.1 处理流程与数学模型.....	65
4.2.2 改进广播星历精度分析.....	68
4.3 改进钟差与 SISRE 参数优化的定位性能分析.....	69
4.3.1 定位模式配置说明.....	69
4.3.2 PPP 策略与数据选取.....	71
4.3.3 最优过程噪声设置.....	72
4.3.4 伪动态定位验证.....	73
4.3.5 静态定位验证.....	79
4.4 本章小结.....	82
第 5 章 基于机器学习的广播星历动态 PPP 定位精度提升	83
5.1 基于 BPNN 优化的广播星历 PPP 设计与实现.....	83
5.1.1 实验流程设计.....	83
5.1.2 数据格式.....	84
5.1.3 训练数据获取及训练集划分.....	85
5.1.4 模型架构设计.....	86
5.1.5 早停机制动态学习率调整.....	88
5.2 PPP 定位验证.....	90
5.2.1 伪动态定位精度验证.....	90
5.2.2 动态车载定位验证.....	99

5.3 特征重要性分析.....	102
5.4 低轨卫星几何法定轨验证.....	106
5.5 本章小结.....	108
第 6 章 总结与展望	111
6.1 本文主要创新点与结论.....	111
6.2 下一步研究方向.....	112
参考文献.....	115
致 谢.....	125
作者简历及攻读学位期间发表的学术论文与其他相关学术成果	127

图目录

图 1-1	2015 年至 2024 年间月度均方根 SISRE 的演变	3
图 1-1	GLONASS 卫星发展历程 (GLONASS 官网)	5
图 2-1	卫星端与接收机端的天线相位中心改正 (王明华, 2019)	15
图 2-2	欠拟合示例	22
图 2-3	过拟合示例	23
图 2-4	输入层、隐藏层、输出层关系	28
图 2-5	BPNN 双向信息流	29
图 2-6	特征构建	31
图 2-7	数据预处理流程图	31
图 2-8	PCA 与 LDA 降维对比	32
图 2-9	主要激活函数的形状特征	34
图 2-10	损失函数的迭代优化过程	35
图 2-11	回归损失函数对比	36
图 2-12	不同优化算法的收敛特性	37
图 3-1	GPS、BDS-3 MEO、Galileo 的 R-Clk 时间序列	41
图 3-2	不同初始标准差和过程噪声下的定位精度热力图	45
图 3-3	用于 PPP 验证的 IGS 测站分布	46
图 3-4	各分析中心的 GPS 定位精度	48
图 3-5	各分析中心的 BDS-3 定位精度	49
图 3-6	各分析中心的 Galileo 定位精度	49
图 3-7	三系统定位误差均值	50
图 3-8	陆地车辆实验的轨迹	51
图 3-9	陆地车辆实验误差时间序列	52
图 4-1	BDS-3 卫星轨道误差 RAC 方向时间序列	56
图 4-2	BDS-3 卫星钟差时间序列	56
图 4-3	C20 卫星钟差跳变情况	57

图 4-4	BDS-3 卫星跳变量七天平均统计	57
图 4-5	多 GNSS 系统钟差跳变频率分布直方图	58
图 4-6	C20 卫星跳变强度星下点分布	59
图 4-7	C34 卫星跳变强度星下点分布	59
图 4-8	C39 卫星跳变强度星下点分布	60
图 4-9	BDS-3 全系统卫星跳变强度全年累计空间分布	61
图 4-10	BDS-3 与 GPS 钟差跳变方向性七天统计对比	62
图 4-11	BDS-3 在 CHPG、BILL 和 GAMG 站点动态模式下 BE-PPP 的误差时间序列	63
图 4-12	11 个站点观测的 BDS-3 BE-PPP 绝对误差的七天平均时间序列	64
图 4-13	11 个站点观测的 GPS BE-PPP 绝对误差的七天平均时间序列	65
图 4-14	改进广播星历示意图	66
图 4-15	生成改进广播星历流程图	67
图 4-16	原始钟差与改进钟差的比较	68
图 4-17	测站分布	71
图 4-18	BDS-3 在不同参数设置下的定位精度	73
图 4-19	BDS-3 在 11 个 IGS 测站动态模式下的 BE-PPP 结果 (3D RMS)	74
图 4-20	DJIG 测站单日定位时间序列 (3D RMS, 2023 年 6 月 1 日)	75
图 4-21	GPS 在 11 个 IGS 测站动态模式下的 BE-PPP 结果 (3D RMS)	76
图 4-22	BDS-3 在 11 个 IGS 测站动态模式下的 BE-PPP 结果	78
图 4-23	GPS 在 11 个 IGS 测站动态模式下的 BE-PPP 结果	79
图 4-24	BDS-3 在 11 个 IGS 测站静态模式下的 BE-PPP 结果 (3D RMS)	80
图 4-25	GPS 在 11 个 IGS 测站静态模式下的 BE-PPP 结果 (3D RMS)	81
图 5-1	训练设计流程图	83

图 5-2	训练集、验证集及测试集划分情况	86
图 5-3	BPNN 架构示意图	86
图 5-4	BPNN 分层结构设计	87
图 5-5	BPNN 训练配置	88
图 5-6	训练集损失 (training loss) 曲线	89
图 5-7	验证集损失 (validation loss) 曲线.....	90
图 5-8	BIK0 测站原始定位误差与预测误差对比	91
图 5-9	BIK0 测站原始定位误差与改正后定位误差对比	92
图 5-10	GPS 系统测试集 16 测站 3D 定位误差时间序列对比.....	93
图 5-11	GPS 系统测试集 16 测站定位精度统计对比.....	94
图 5-12	BDS-3 系统测试集 16 测站 3D 定位误差时间序列对比.....	95
图 5-13	BDS-3 系统 30 天 PPP 解算内符合精度 sigma 时间序列分析	95
图 5-14	BDS-3 系统测试集 16 测站定位精度统计对比.....	96
图 5-15	GPS+BDS 双系统测试集 16 测站 3D 定位误差时间序列对比	97
图 5-16	GPS+BDS 双系统测试集 16 测站定位精度统计对比	97
图 5-17	不同卫星系统配置下模型改进幅度时间变化趋势	98
图 5-18	GPS+BDS 双系统测试集前 30 天定位精度统计对比	99
图 5-19	动态车载定位验证路线	100
图 5-20	动态定位原始误差与模型预测误差对比	101
图 5-21	动态定位原始误差与优化后误差对比	102
图 5-22	基于 Integrated Gradients 的特征重要性分析	103
图 5-23	Gradient-base 的特征重要性分析	104
图 5-24	基于 SHAP 的特征重要性分析	105
图 5-25	Swarm-A 训练集定轨误差蒙特卡洛分析	107
图 5-26	Swarm-A 测试集定轨误差蒙特卡洛分析	108

表目录

表 1-1 各卫星导航系统基本信息	2
表 1-2 北斗卫星星座的构成	4
表 3-1 RTCM-SSR 各挂载点描述	42
表 3-2 各分析中心各系统 SISRE (单位: 厘米)	43
表 3-3 初始标准差和过程噪声的最优建议取值	46
表 3-4 PPP 处理策略	47
表 4-1 定位模式简称及配置	70
表 4-2 IGS 测站信息	71
表 4-3 PPP 处理策略	72
表 4-4 BDS-3 动态模式精度统计 (单位: cm)	76
表 4-5 GPS 动态模式精度统计 (单位: cm)	77
表 4-6 多系统动态模式精度统计 (单位: cm)	77
表 4-7 BDS-3 静态模式精度统计 (单位: cm)	80
表 4-8 GPS 静态模式精度统计 (单位: cm)	81
表 4-9 多系统静态模式精度统计 (单位: cm)	82
表 5-1 模型训练 CSV 数据格式	84
表 5-2 数据集划分及其对应数据量	86

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

全球卫星导航系统 (Global Navigation Satellite System, GNSS) 通过导航卫星播发的卫星星历和导航信号, 为用户提供全球定位、导航和授时 (Positioning, Navigation And Timing, PNT) 服务 (宁津生., 2013; 杨元喜 et al., 2021)。进入 21 世纪以来, 人类社会步入信息化时代。GNSS 技术的发展, 突破了传统时空信息获取的局限性, 在获取时空信息的方式、精度、可靠性和效率方面带来了革命性变革, 现已发展为当代社会的重要基础设施。历经三十多年的技术发展, GNSS 凭借其高精度、低成本、全天候以及高可靠性等特点, 在大地测量、地震监测、大气反演、精密授时、地球参考框架建设等科学研究领域得到了广泛应用 (Bevis M et al., 1992; Pérez et al., 2001; Blewitt G et al., 1990; Jin et al., 2022; Zhu et al., 2022; Altamimi Z et al., 2023)。

精密单点定位 (Precise Point Positioning, PPP) 作为 GNSS 重要的定位技术之一, 能够利用单台接收机实现厘米级精度的用户位置确定 (Malys et al., 1990; Zumberge et al., 1997; Kouba et al., 2001)。此外, 精密单点定位技术还能够同步获得接收机钟差、对流层、电离层等参数信息, 在授时服务、大气反演与建模等研究领域展现出重要的应用价值 (Li et al., 2015; 张宝成 et al., 2011a; 张宝成 et al., 2011b)。传统的精密单点定位技术所依赖的高精度轨道和钟差产品通常存在较长的时间滞后, 难以满足实时定位应用的需求。基于此需求, 国际 GNSS 服务组织 (International GNSS Service, IGS) 建立了实时 PPP (Real-Time PPP, RT-PPP) 专门工作组, 自 2013 年 IGS 正式推出实时服务 (Real-Time Service, RTS) 后, RT-PPP 技术逐渐成为学术界研究的热点 (Chen et al., 2013; 张小红 et al., 2013)。

随着各大 GNSS 系统的持续发展, 当前各系统基础广播星历服务精度已显著提升。经过几十年的技术进步, 广播星历 SISRE (Signal-In-Space Range Error, SISRE) 已从早期的米级水平提升至分米级精度, 未来甚至有望达到 0.1 m 量级, 其精度水平正逐步接近实时高精度星历产品。已有众多研究表明, 广播星历已经初步具备提供高精度定位的能力 (Carlin et al., 2021)。与此同时, 广播星历作为 GNSS 系统的基础导航信息, 具有天然的技术优势。现有导航接收机均可直接接收广播星历信号, 无需依赖互联网传输的实时数据流或基于卫星播发的实时改正数服务, 在获取便利性和服务稳定性方面具有显著优势。若能仅基于广播星历实现分米级乃至厘米级的动态定位服务, 将为实时高精度定位应用带来显著变化, 极大拓展其应用范围和灵活性。因此, 深入研究广播星历误差的时空演化特性, 并提出针对性的精度优化方法, 不仅对当前应用具有重要意义, 更可为未来

广播星历高精度定位的发展提供理论基础。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 GNSS 各系统及其广播星历发展现状

目前，GNSS 系统主要包括美国的全球定位系统（Global Positioning System, GPS）、俄罗斯的全球导航卫星系统（GLObal NAVigation Satellite System, GLONASS）、欧洲的伽利略系统（Galileo）和中国的北斗卫星导航系统（BeiDou Navigation Satellite System, BDS），此外还有日本的准天顶卫星系统（Quasi-Zenith Satellite System, QZSS）和印度的印度区域导航卫星系统（Indian Regional Navigation Satellite System, NavIC）等区域系统。这些系统通过多星座协同，提供更高的可用性、精度和鲁棒性。根据国际 GNSS 服务（International GNSS Service, IGS）的多 GNSS 实验（Multi-GNSS Experiment, MGEX）数据，2025 年全球 GNSS 卫星总数已超过 150 颗，覆盖率达 99% 以上，支持厘米级实时精密定位服务。各导航系统的基本信息如下表所示（截至 2025 年 8 月 20 日）。其中卫星数表示在运转卫星数。

表 1-1 各卫星导航系统基本信息

Table 1-1 Basic information of satellite navigation systems.

卫星系统	轨道类型	卫星数	信号频段
GPS	MEO	31	L1C/A, L2C, L5
GLONASS	MEO	24	L1C/A, L2C/A, L3
Galileo	MEO	26	E1, E5a, E5b, E5ab, E6
	GEO	5	B1I, B2I, B3I
BDS-2	IGSO	7	B1I, B2I, B3I
	MEO	3	B1I, B2I, B3I
	GEO	3	B1I, B3I
BDS-3	IGSO	3	B1I, B3I, B1C, B2a, B2b
	MEO	24	B1I, B3I, B1C, B2a, B2b

GNSS 的发展经历了从单一系统向多系统融合的演变。早期以 GPS 为主导，但随着 BDS-3、Galileo 和 GLONASS 的现代化，系统间互操作性显著增强。2025 年，GNSS 市场规模预计达到 3350 亿美元，年增长率约 11.2%（Fortune Business Insights, 2025）。多频信号（如 L1/L2/L5）和多模接收机的普及，推动了精密单点定位和实时差分（Real-Time Kinematic, RTK）技术的应用，尤其在实时高精度服

务中（李浩军，2010）。以下对各系统现状进行综述，重点关注广播星历精度变化和未来规划。

1.2.1.1 GPS 及其广播星历发展现状

GPS 广播星历的精度自建成以来持续提升。20 世纪 90 年代初，双频用户的 SISRE 高达约 4 m，主要受限于早期 Block I/II 卫星的轨道预测模型和铯钟稳定性。1997 年，星历增强计划（Ephemeris Enhancement Endeavor, EEE）引入改进的轨道模型，将 SISRE 降至约 1 m。2005 年，精度改进计划（Legacy Accuracy Improvement Initiative, L-AII）通过增加国家地理空间情报局（National Geospatial-Intelligence Agency, NGA）监测站数量，SISRE 保持在 1.0 m 水平（Creel et al., 2007）。

2008 年至 2011 年，得益于更高精度的铷原子钟（Rubidium Atomic Frequency Standards, RAFS）升级，Block IIR/IIR-M 卫星的 SISRE 显著改善，降至 0.42-0.53 m（Heng et al., 2011）。随后几年，随着老旧 Block IIA 卫星逐步退役，整体星座性能持续提升。Block IIF 卫星引入新一代铷原子钟后，部分卫星的 SISRE 降至 0.35 m 左右。

2019 年起，随着 Block III 卫星部署，双频 P(Y)码用户的 SISRE 稳定在 0.40-0.50 m 水平，并在此后数年保持稳定（Montenbruck et al., 2020）。

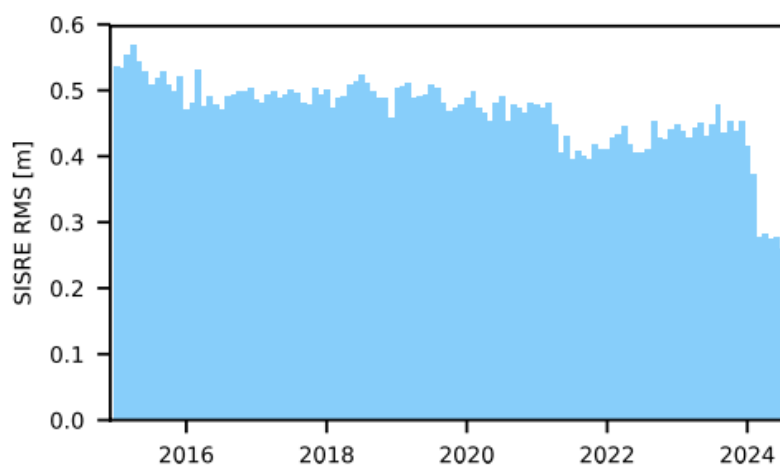


图 1-1 2015 年至 2024 年间月度均方根 SISRE 随时间的变化（Montenbruck & Steigenberger, 2024）

Figure 1-1 Evolution of the monthly RMS SISRE between 2015 and 2024

2024 年 3 月，GPS 实施重大精度改进计划（2024 GPS Accuracy Improvement Initiative），通过将导航电文上传间隔从 24 小时缩短至 11-18 小时，同时更新发射天线相位中心偏移参数等措施，使双频用户的 SISRE 从 45 cm 降至 30 cm，降低约 30%（Montenbruck & Steigenberger, 2024）。图 1-1 展示了 GPS 系统从 2015 年至 2024 年间 SISRE 随时间的变化情况，可以看到 2024 年年初以来，SISRE 有

较为明显的下降，进入 0.3 m 以内，展示出较高的精度水平。

1.2.1.2 BDS 及其广播星历发展现状

北斗卫星导航系统 BDS 是中国自主建设、独立运行的全球卫星导航系统。2012 年 12 月，由 14 颗卫星组成的 BDS-2 系统正式开通服务，标志着北斗开始为亚太地区用户提供连续稳定的区域导航定位服务（杨元喜 et al., 2010）。在此基础上，BDS-3 于 2018 年底开始提供基础服务，并于 2020 年 7 月正式开通全球服务。目前，北斗全系统共部署 45 颗卫星，采用地球静止轨道（Geostationary Earth Orbit, GEO）、倾斜地球同步轨道（Inclined Geosynchronous Orbit, IGSO）和中地球轨道（Medium Earth Orbit, MEO）相结合的混合星座构型，实现了全球范围内的高精度定位、导航与授时服务。表 1-2 展示了当前北斗系统的星座构成情况。

表 1-2 北斗卫星星座的构成
Table 1-2 Composition of the BDS Constellation.

轨道类型	GEO	MEO	IGSO
BDS-2	C01 C02 C03 C04 C05	C11 C12 C14	C06 C07 C08 C09 C10 C13 C16
BDS-3	C59 C60 C61	C19 C20 C21 C22 C23 C24 C25 C26 C27 C28 C29 C30 C32 C33 C34 C35 C36 C37 C41 C42 C43 C44 C45 C46	C38 C39 C40

2012 年 BDS-2 初期运行阶段，MEO、IGSO 和 GEO 卫星的 SISRE 分别为 0.5-1.5 m、1-2 m 和 1-3 m（Chen et al., 2013），其中 GEO 卫星由于接近静态观测的几何构型，导致轨道误差相对较大。2013 年的综合评估表明，BDS-2 系统的总体 SISRE 为 1.2 m（Montenbruck & Steigenberger, 2013; Chen et al. 2022a）。随着系统不断优化，2017 年通过校正钟偏差，B1I/B3I 频率的 SISRE 从 1.41 m 显著降低至 0.84 m（Zhang et al., 2020; Zhang et al., 2021）。

升级至 BDS-3 系统后，通过引入星间链路（Inter-Satellite Link, ISL）技术和高精度氢原子钟，系统性能实现了大幅提升（杨建华, 2023）。2020 年，GEO/IGSO/MEO 卫星的 SISRE 分别降至 1.20 m、0.62 m 和 0.46 m，相比 BDS-2 改善幅度达 14.3%-48.8%（Jiao et al., 2024）。截至 2022 年，BDS-3 系统的 SISRE 稳定在 0.46 m（Shen et al., 2024），此后精度保持稳定。

目前，BDS-3 系统 MEO 卫星的 SISRE 维持在 0.46 m 上下，处于国际先进水平，但随着 GPS 系统近年来的升级计划，对 BDS-3 形成了一定的竞争压力。

1.2.1.3 Galileo 及其广播星历发展现状

Galileo 系统由欧洲空间局 (European Space Agency, ESA) 和欧盟委员会联合开发, 自 2011 年开始提供初始服务。截至 2025 年第一季度, Galileo 星座共有 28 颗卫星在轨运行 (包括 2024 年 9 月新增的两颗), 目标满星座配置为 30 颗, 包括 24 颗工作星和 6 颗备份星。卫星运行于 MEO 轨道, 轨道高度约 23,222 km、轨道倾角为 56° 。

Galileo 广播星历服务起步相对较晚, 2013 年首次开始传输, 初期 SISRE 为 1-2 m (Lucas Rodriguez, 2013)。2014-2017 年间, 系统 SISRE 稳定在 0.50 m, 可用性超过 87% (Galluzzo et al., 2018)。2018 年, 其 18 颗卫星的时钟误差均方根值为 0.11-0.21 m (Wu et al., 2020)。第十批次卫星发射后, 径向 (Radial)、切向 (Along-track) 和法向 (Cross-track) 误差分别为 0.32 m、0.55 m 和 0.34 m, 钟差误差为 0.34 m (Alonso et al., 2020)。据 2020 年的评估显示, 其 SISRE 达到 0.15 m 左右, 这得益于被动氢钟 (Passive Hydrogen Maser, PHM) 的高稳定性以及 10 分钟的短上传周期 (Hauschild A et al., 2021)。

2024 年, Galileo 系统持续优化升级, 高精度服务 (High Accuracy Service, HAS) 与广播星历相结合, 实现了厘米级精密单点定位 (Precise Point Positioning, PPP) (Yi et al., 2024)。在 25 颗活跃卫星的配置下, SISRE 依然保持在 0.16 m 左右 (Shen et al., 2024)。虽无重大硬件升级, 但地面段软件依然保持持续改进。

目前, Galileo 系统 SISRE 约为 0.16 m, 基于广播星历的 PPP 定位精度可以达到 1~2 分米 (Shen et al., 2024)。展望未来, 第二代 Galileo 系统将集成更加精密的原子钟技术, 星历精度有望进一步提升。

1.2.1.4 GLONASS 及其广播星历发展现状

GLONASS (GLObal NAVigation Satellite System) 是俄罗斯开发的全球导航卫星系统, 于 1976 年启动研制, 2011 年实现 24 颗卫星满星座运行。目前, GLONASS 星座包括 24 颗卫星, 主要在 L1/L2 频段工作, 采用频分多址 (Frequency Division Multiple Access, FDMA) 技术进行信号调制。



图 1-2 GLONASS 卫星发展历程 (GLONASS 官网)

Figure 1-2 GLONASS Satellite Development History

GLONASS 广播星历的精度发展相对滞后于其他 GNSS 系统。2008 年, 定位精度约为 20 m, SISRE 高达数米, 主要原因是地面控制段局限于俄罗斯境内, 监测站分布不均。2009-2011 年间, 轨道误差小于 1 m, 但钟差误差占据主导地位, 总 SISRE 为 1~4 m (Heng et al., 2011b), 其搭载的铯原子频率标准 (Cesium Atomic Frequency Standards) 的不稳定性是制约钟差精度的主要瓶颈。2011-2012 年满星座运行后, 得益于星历上传频率从每日 2 次增至 3 次, SISRE 进一步下降。2013 年, SISRE 稳定在 1.9 m (Montenbruck et al., 2015), 月度波动约 0.1 m。若校正 FDMA 调制引起的系统性钟偏差, SISRE 可降至 1.4 m (Montenbruck et al., 2018), 但需接收机固件支持该偏差校正功能。

目前, GLONASS 系统的 SISRE 约为 2.4 m, 在主要 GNSS 系统中精度相对较低, 主要受限于时钟性能和区域性控制段配置。未来, 俄罗斯计划增加全球监测站布设并部署氢原子钟, 预计 SISRE 可降至 1.5 m 以下, 但 FDMA 系统偏差的有效校正仍是其提升精度的关键挑战。

1.2.2 广播星历精密单点定位发展现状

精密单点定位自 1990 年首次提出以来已发展了 30 余年 (Malys & Jensen, 1990; Zumberge et al., 1997)。最初的 PPP 方法采用国际 GNSS 服务 (International GNSS Service, IGS) 提供的后处理精密产品, 随后也发展了通过网络传输的实时产品 (Chen et al., 2013; Hadas & Bosy, 2015; Elsobeiey & Al-Harbi, 2016)。目前, 基于 BDS 实时产品的实时 PPP 定位精度在动态模式下可达 14 cm, 静态模式下可达 4 cm (Pan et al., 2020), 但需依靠互联网。近年来, 实时产品也已实现卫星广播传输, 例如 BDS 通过 B2b 信号广播轨道和时钟改正数, 使亚太地区用户能够获得分米级动态定位和厘米级静态定位结果 (Yang et al., 2019, 2022; CSNO, 2020; Chen, Zhang et al., 2022)。然而, 基于卫星的实时改正数可用性目前仅限于 GEO 卫星, 这限制了其在全球其他地区的应用。

为突破这一限制, 研究人员对基于广播星历的 PPP (Broadcast Ephemeris-PPP, BE-PPP) 开展了广泛研究。研究表明, 当无法获取后处理产品或实时数据流时, 基于 Galileo 和 GPS 的 BE-PPP 可提供 0.4~0.8 m 的定位精度 (Carlin et al., 2021; Hadas et al., 2019)。随着 BDS-3 轨道和时钟精度提升 (Geng et al., 2022), 基于 BDS 的 BE-PPP 也已具备实用性, 其精度优于标准单点定位 (Chen et al., 2022), 但仍低于传统 PPP (Hadas et al., 2019)。

Carlin et al. (2021) 进行了 GPS/Galileo 组合 BE-PPP 研究, 通过估计 SISRE 参数, 吸收广播星历引入的轨道和时钟误差在视线方向的投影, 实现了定位精度的显著提升。采用类似方法的时间传递实验达到了 0.5 ns 的精度 (Carlin et al., 2022)。研究发现, 轨道和时钟的跳变源于广播星历切换, 并据此提出了利用 SISRE 过程噪声来描述这些误差变化的模型, 该模型对 GPS 和 Galileo 系统证明

有效，但未在 BDS 上进行尝试。

沿用 Carlin 的研究思路，G. Chen et al. (2022) 开展了 BDS-3/Galileo/GPS 的 BE-PPP 研究并实现了三系统组合，同时考虑了 BDS-3 轨道的系统性旋转误差。为削弱大幅跳变的影响，他们根据星历不连续性的幅度来决定是否重置 SISRE 的初始方差。然而，无论是否执行重置，星历更新时仍需要时间重新收敛以准确估计 SISRE，该方法的提升有限。该研究还发现，星历跳变由轨道和时钟跳变共同构成，其中时钟跳变的影响更为显著。因此，开发有效方法来减轻星历跳变的影响十分必要。

综上所述，尽管已有相关研究探讨了使用广播星历进行 PPP 的可能性，并提出了一些改进方法，但广播星历跳变以及星历误差的准确建模估计问题仍是制约广播星历 PPP 精度提升和实用化的核心难题，这一问题在 BDS 中表现得更为突出。因此，针对 BDS 系统开展广播星历跳变抑制研究具有重要的理论意义和实用价值。

1.2.3 机器学习应用于 GNSS 研究现状

随着人工智能技术的迅猛发展，机器学习 (Machine Learning, ML) 方法在 GNSS 定位领域展现出巨大应用潜力。相较于传统基于物理模型的解算方法，机器学习能够从海量观测数据中自动学习复杂的非线性映射关系，为解决 GNSS 定位中的诸多难题提供了全新思路 (Siemuri et al., 2022; Elliott & Christopher, 2017)。机器学习技术使我们能够识别数据中复杂的依赖关系，这些关系往往难以通过探索性分析确定其潜在模型的形式。机器学习的目标不是生成数据分布的显式公式，而是训练算法学习输入特征与输出之间的关系，从而使模型能够放宽许多统计方法所需的假设 (Siemuri et al., 2022)。根据应用策略的不同，当前机器学习在 GNSS 定位中的研究可大致分为两个方向：针对特定误差源的精细化校正方法和端到端的定位解算方法。

在针对特定误差源的校正研究中，学者们利用机器学习算法对单一或多个误差项进行建模和补偿。这类方法的优势在于保持了传统定位算法的可解释性，同时针对性地改善了难以用解析模型精确描述的误差分量。在轨道误差校正方面，Kanhere et al. (2021) 提出利用长短期记忆 (Long Short-Term Memory, LSTM) 神经网络改进 GNSS 卫星轨道预报精度。该方法通过学习历史轨道预测误差与卫星状态、空间环境特征之间的关系，实现对未来轨道误差的预测与补偿。在多颗 LEO 卫星上的实验表明，LSTM 模型能够将轨道预报精度提升 30% 以上，在 120 分钟短期预报中表现尤为突出。Zhang et al. (2025) 进一步将这一思路应用于 LEO 卫星短期轨道预报，通过训练 LSTM 模型学习动力学传播方法产生的轨道误差模式，显著延长了达到预报时长，精度保持在 5 厘米精度。这类方法的核心在于将物理模型难以精确刻画的非保守力误差 (如大气阻力模型误差) 转化为数

据驱动的学习问题。

在大气延迟误差校正方面,对流层湿延迟的估计对实时天气预报应用至关重要。多项研究采用人工神经网络验证了利用 GNSS 观测和气象数据估计对流层湿延迟的可行性 (Miotti et al., 2020; Selbesoglu, 2020; 伍冠滨, 2020)。Miotti et al. (2020) 通过与 Saastamoinen 模型对比,证明了基于地面气象参数的 BP 神经网络方法在对流层延迟预测方面的优越性。Mohammed (2021) 使用人工神经网络预测全球亚日尺度对流层湿延迟,验证结果显示神经网络方法在对流层湿延迟估计方面与 GNSS 观测和气象数据估计值有较强的竞争力。Selbesoglu (2019) 则提出了一种新设计的人工神经网络模型用于 GNSS 对流层湿延迟的空间插值,该方法在数据稀疏区域表现出良好的泛化能力。Shamshiri et al. (2020) 提出了一种机器学习方法,通过整合 GNSS 导出的天顶总延迟 (Zenith Total Delay, ZTD) 来改进大规模 Sentinel-1 干涉图的对流层校正,与传统 ERA-Interim 再分析数据相比,该方法显著提高了对流层校正精度。

对于电离层延迟误差,研究者也利用神经网络学习电离层总电子含量 (Total Electron Content, TEC) 的时空变化规律。Kim and Kim (2016) 使用神经网络方法扩展电离层校正覆盖区域,该方法通过学习观测 TEC 和环境参数之间的函数关系,实现了电离层时间延迟的准确预测,与最小二乘回归 (Least Squares Regression, LSR) 和双调和样条 (Biharmonic Spline, BHS) 等纯空间外推方法相比表现出更高的准确性。Mallika et al. (2020) 开发了机器学习算法预测 GNSS 观测的电离层延迟,该方法结合观测 TEC 和环境参数作为输入,实现了对电离层延迟的精确预测。Zhang et al. (2019) 利用支持向量机进行区域电离层延迟建模,El-naggar (2013) 采用人工神经网络建立电离层 TEC 地图模型为单频接收机服务,这些研究表明机器学习方法在电离层延迟建模方面同样具有显著优势。

在多路径效应抑制方面,研究者利用神经网络学习多路径信号的特征模式,实现对多路径误差的检测、分类和抑制。Sun et al. (2019) 使用基于梯度提升决策树 (GBDT) 的分类器改进 GNSS 信号接收分类,该方法利用载噪比 (C/N0)、伪距残差和卫星高度角作为输入特征,与决策树、K 近邻和自适应网络模糊推理系统相比,GBDT 分类器在 GNSS 信号接收分类方面表现出更好的性能。Guermah et al. (2018) 基于决策树、支持向量机和 K 近邻的融合方法实现鲁棒的 GNSS 视距/多路径信号分类器,该方法使用卫星高度角和 C/N0-R-L 比值作为输入特征,提高了接收机端信号分类的性能。Suzuki and Amano (2021) 使用支持向量机和神经网络对 GNSS 信号相关输出进行非视距多路径分类,Liu et al. (2019) 提出了一种基于深度学习的室内非视距和多路径检测方法,与两种基于支持向量机的传统分类方法相比,该深度学习方法在整体分类准确率上提高了 45%。

以上深度学习方法都是聚焦于解决 GNSS 领域某项特定的误差,除此之外,端到端 (End-to-End) 的机器学习定位方法近年来也受到更多关注。这类方法采

用端到端的思想,将原始观测数据或特征直接输入神经网络,以定位结果或高精度定位改正数为优化目标进行训练,让模型自主学习从观测到位置的映射关系。这种端到端的方式避免了传统方法中繁琐的特征工程,能够自动提取复杂的非线性关系。在 GNSS 定位中,端到端方法通过将伪距观测、载波相位、信号强度、卫星几何构型等多维信息整体输入深度神经网络,模型能够隐式地学习到观测质量评估、粗差探测等多个环节的综合策略,直接输出高精度位置解或位置改正数。

Kim and Bae (2019) 提出了基于深度学习的 GNSS 网络实时动态 (RTK) 定位改进方法,用于自动进行地面车辆导航。实验结果表明,LSTM 模型能够将 GNSS 定位的均方根误差 (RMSE) 从约 3.8 米显著改进到约 0.45 米。在复杂环境应用中,端到端方法表现出特别的优势。Ziedan (2021) 提出了使用机器学习算法在多路径环境中优化位置估计的方法,该方法直接将多路径污染的观测值作为输入,训练神经网络学习多路径效应对定位的影响并进行补偿。Zhou et al. (2017) 使用最小二乘支持向量机 (LSSVM) 技术实现 GNSS 导航的动态模型实时校正,结果表明所提出的 LSSVM-KF 算法能够充分适应时变动态,在实时校正方面表现良好。

这类端到端方法特别适合于城市峡谷等复杂环境,传统算法在这些场景下往往因信号遮挡、多路径效应而性能下降,而端到端的深度学习可以从大量真实场景数据中学习到一定的定位策略。这些研究表明,端到端机器学习方法能够隐式地学习到观测质量评估、粗差探测等多个环节的综合策略,直接输出高精度位置解,在复杂环境下表现出优于传统方法的性能。

综合来看,机器学习在 GNSS 定位中的应用正从单点突破走向系统融合。针对特定误差源的校正方法物理意义明确、可解释性强,适合对特定误差进行精细建模;端到端定位方法灵活性高、处理能力强,适合复杂环境下的整体优化。未来的研究趋势可能是将两者结合,在保持物理模型可解释性的同时,充分利用数据驱动方法的学习能力,实现 GNSS 定位性能全面提升。

1.3 本文研究内容与章节安排

本文着眼于 GNSS 实时精密定位中广播星历误差制约定位精度的核心问题,目标是从误差特性分析、参数算法估计和智能预测算法等方面改善现有广播星历 PPP 关键技术。通过深入剖析星历误差的时空演化规律、优化实时精密星历 SISRE 参数估计策略、提出广播星历跳变抑制方法以及构建基于深度学习的端到端误差预测模型,提高 GNSS 实时精密定位系统的精度与可靠性。

基于以上国内外研究现状及上述研究目标,本文的具体研究内容主要包括:

- (1) 顾及实时精密星历 SISRE 的精密单点定位精度优化方法的研究;
- (2) 广播星历轨道钟差跳变的时空特性

- (2) 考虑星历跳变的实时广播星历 PPP 定位算法的研究;
- (3) 基于机器学习的广播星历动态 PPP 定位精度提升方法的研究。

本文的章节安排及主要内容如下:

第一章: 阐述本文的研究背景及意义, 综述了各 GNSS 系统广播星历发展现状、广播星历精密单点定位技术进展以及机器学习在 GNSS 定位中的应用现状, 分析了当前存在的不足, 明确了广播星历跳变问题是制约广播星历 PPP 精度提升的关键, 由此引出本文的研究目标及研究内容。

第二章: 介绍 GNSS 精密单点定位的基础理论与机器学习理论。首先系统梳理 PPP 观测模型和各类误差源的处理方法, 为后续误差分析提供理论基础; 其次介绍机器学习基本原理、主流模型以及特征工程方法, 为第五章的深度学习方法做好技术储备。

第三章: 在深入探究广播星历精密定位优化方法之前, 首先将 SISRE 估计方法在实时精密单点定位场景下进行验证。这样做的考虑在于, 一方面实时精密星历的 SISRE 变化相比广播星历更为平滑, 更适宜作为 SISRE 估计方法的实验场景; 更重要的是, 在随后的第四章将综合使用 SISRE 估计和广播星历跳变修正两种方法, 在此之前, 提前对 SISRE 估计方法的应用效果进行定量分析, 有助于在第四章中将两种方法带来的性能提升进行分离, 并单独研究二者在定位性能提升中的作用机制。具体的, 本章首先介绍基于 SSR 改正数的实时轨道钟差恢复算法, 并对多个分析中心的实时产品 SISRE 精度进行系统评估。其次分析 SISRE 参数的时变特性, 提出在无电离层组合模型中引入 SISRE 作为估计参数的改进方法。通过二维敏感性分析确定最优参数配置, 并在伪动态和动态定位场景下验证方法的有效性。该方法在实时精密星历 PPP 场景下的成功验证, 为未来在广播星历 PPP 场景下的运用做好了铺垫。

第四章: 重点研究顾及星历跳变的广播星历实时 PPP 定位算法。首先深入分析 GPS 和 BDS-3 广播星历跳变的时空特性及其对定位精度的影响情况, 明确跳变影响的量级以及钟差跳变是主要误差来源这一结论。在此基础上提出改进钟差方法, 通过计算相邻星历的跳变量并向后续历元补偿, 使钟差变化符合随机游走模型, 并更加稳定。结合 SISRE 参数估计方法进行误差抑制, 在单系统和多系统配置下进行动态及静态定位验证。

第五章: 重点研究基于机器学习的广播星历动态 PPP 定位精度提升方法。首先介绍基于 BPNN 的广播星历 PPP 优化流程, 着重介绍输入输出数据的字段格式与含义, 并明确训练的各项配置参数。通过伪动态定位、特征重要性分析、动态车载定位以及低轨卫星几何法定轨等多种场景进行验证, 全面评估模型的优化性能, 并统计各项输入的贡献情况, 重点进行可解释性分析。

第六章: 总结本文的主要研究工作与研究成果, 归纳技术创新点, 并针对当前尚未解决的问题对下一步的研究工作进行展望。

1.4 本章小结

本章首先阐述了 GNSS 实时精密定位的研究背景与意义,提出随着未来各大 GNSS 系统的升级,广播星历也能提供具有应用意义的高精度定位服务,而目前该定位方式未得到充分的关注和研究。

随后回顾了 GPS、BDS、Galileo 和 GLONASS 四大系统的发展历程及其广播星历精度变化的过程,分析了不同系统当下的 SISRE 情况与未来计划。介绍了广播星历精密单点定位技术的发展脉络,重点梳理了 SISRE 参数估计方法的研究进展,指出星历跳变问题是当前的核心瓶颈。并对机器学习在 GNSS 定位中的应用研究进行归纳,将机器学习在 GNSS 领域的应用归类为特定误差源校正和端到端定位两种技术路线。

第2章 GNSS 精密单点定位与机器学习理论

传统的 PPP 理论已经建立了相对完善的数学模型和处理流程，但面对复杂多变的误差特征，特别是类似于广播星历中的非线性、时变误差模式，传统的解析方法往往难以提供最优解决方案。随着人工智能技术的快速发展，机器学习方法在复杂非线性关系建模方面展现出强大能力，为 GNSS 定位精度提升提供了新的技术途径。本章将系统阐述 GNSS 精密单点定位的基础理论和机器学习的核心原理，为后续章节中融合传统定位方法与智能算法的创新技术方案做好铺垫。

2.1 GNSS 观测模型

在 GNSS 精密定位中，主要原始观测值包括伪距观测值和载波相位观测值，基于它们的原始观测方程可以写为：

$$\begin{cases} P_{i,r}^s = \rho_r^s + c \cdot (dt_r - dt^s) + M_r^s d_{\text{trop},r} + I_{r,i}^s + (B_{i,r} - B_i^s) + \varepsilon(P_{i,r}^s) \\ \Phi_{i,r}^s = \rho_r^s + c \cdot (dt_r - dt^s) + M_r^s d_{\text{trop},r} - I_{r,i}^s + \lambda_i^s (b_{i,r} - b_i^s) + \lambda_i^s N_{i,r}^s + \varepsilon(\Phi_{i,r}^s) \end{cases} \quad (2.1)$$

上式中各符号及变量的含义为：

上标 s 对应表示卫星 PRN， i 表示卫星 s 的频点， r 表示接收机。

$P_{i,r}^s$ 和 $\Phi_{i,r}^s$ 分别为伪距和载波，单位为 m。 ρ_r^s 表示卫星到接收机的几何距离，单位为 m，可以表示如下：

$$\rho_r^s = \sqrt{(x^s - x_r)^2 + (y^s - y_r)^2 + (z^s - z_r)^2} \quad (2.2)$$

其中 x^s 、 y^s 和 z^s 是卫星的坐标， x_r 、 y_r 和 z_r 是接收机坐标。

dt_r 和 dt^s 分别代表接收机钟差和卫星钟差，单位为 s。

M_r^s 和 $d_{\text{trop},r}$ 分别代表测站

2.2 GNSS 误差源与处理方法

GNSS 定位误差按照误差源可分为四类，分别是卫星相关误差、传播路径相关误差、接收机相关误差以及由物理原因造成的其他误差。本节对各种误差依照误差源的不同依次进行介绍。

2.2.1 卫星相关误差

2.2.1.1 卫星轨道与卫星钟误差

卫星轨道钟差是 GNSS 定位计算的必要前提，目前常用的星历主要指精密星历和广播星历。对于广播星历，作为各 GNSS 系统的基础服务，其精度相对较低，一般轨道精度在 20~70 cm，钟差精度在 1~3 ns 之间，各系统不同类型卫星间差

异较大。精密星历的精度相对更高，一般事后精密星历的轨道精度能够达到 1~2 cm，但其实时性相对较差，通常有两周左右的发布延迟，即使是快速精密星历产品也会有 17~41 小时的延迟，难以在实时场景下使用（李征航，2010）。针对上述情况，IGS 的多家 MGEX 分析中心开始提供基于网络播发的实时精密轨道钟差改正数，其轨道径向精度一般在 5 cm 以内，钟差精度普遍在 0.1~0.2 ns 区间（Li et al., 2022），能够满足大多数实时高精度场景的应用需求，但严重依赖通信网络。此外，还有通过星基播发的高精度轨道钟差改正数，本质上也是一种精密星历，例如北斗系统提供的 PPP-B2b 服务，它通过 3 颗 GEO（Geostationary Earth Orbit）卫星向用户播发包括高精度轨道钟差改正数以及差分码偏差（Differential Code Bias, DCB）等 PPP 所需的关键信息。PPP-B2b 服务提供的轨道精度相比广播星历没有大幅提升，轨道径向精度在 7 cm 左右，但是整小时处跳变幅度有明显抑制。钟差的稳定度相比广播星历提升较大，能够达到约 0.2 ns（Yang et al., 2022; Xu et al., 2021）。

综上所述，不论是用使用何种星历产品，轨道和时钟误差都难以避免，在特定场景下使用最适合的星历产品是实现高精度定位的关键。

2.2.1.2 卫星天线相位中心偏差与变化

GNSS 观测量反映的是接收机天线相位中心与卫星天线相位中心之间的几何距离。对于不同的卫星导航系统而言，广播星历计算的卫星位置以信号发射瞬间的天线相位中心（Antenna Phase Center, APC）为基准，而精密星历提供的卫星坐标则以卫星质心（Mass Center, MC）为参考点。因此，在采用基于卫星质心的精密轨道产品时，必须考虑卫星天线相位中心偏差（Phase Center Offset, PCO）改正。

卫星天线 PCO 在卫星固连坐标系中通常表示为：

$$\mathbf{PCO}^{sat} = \begin{bmatrix} PCO_x \\ PCO_y \\ PCO_z \end{bmatrix}_{sat} \quad (2.3)$$

将其通过旋转矩阵转换到地固坐标系：

$$\mathbf{PCO}^{ECEF} = \mathbf{R}_{sat}^{ECEF} \cdot \mathbf{PCO}^{sat} \quad (2.4)$$

其中， \mathbf{R}_{sat}^{ECEF} 为卫星固连坐标系到地固坐标系的旋转矩阵。计算出 \mathbf{PCO}^{ECEF} 之后就可以根据需要进行使用，比如将该改正加到基于质心的卫星坐标上，就可以得到基于相位中心的卫星坐标。同样的，从基于相位中心的卫星坐标中扣除此项，即可得到基于质心的卫星坐标。

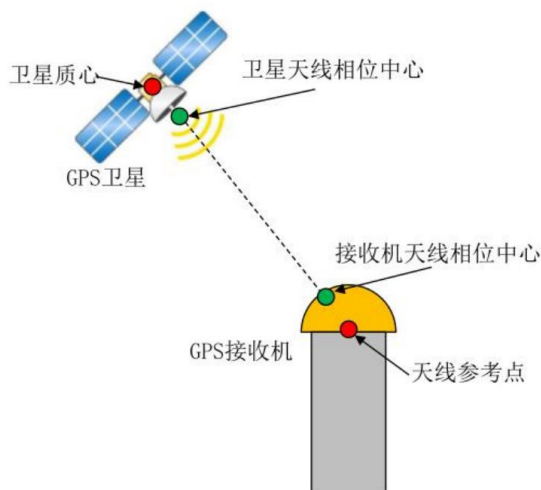


图 2-1 卫星端与接收机端的天线相位中心改正 (王明华, 2019)

Figure 2-1 Satellite and receiver antenna phase center corrections.

天线相位中心在物理意义上并非固定不变的点位, 其位置会随着信号的高度角和方位角变化而发生偏移。经过 PCO 改正后得到的是平均相位中心位置, 因此还需要进一步进行天线相位中心变化 (Phase Center Variation, PCV) 改正 (Schmid et al., 2003; Schmid et al., 2016; 张勤 et al. 2020)。理论上, 卫星端天线相位中心偏差在出厂前已完成标定工作, 但在空间环境中卫星端 PCO/PCV 参数会发生漂移, 因此, IGS 会周期性发布天线交换格式 (ANTEX) 文件, 对主要 GNSS 卫星的 PCO/PCV 参数进行重新校准。

PCV 改正通常采用球谐函数展开来描述:

$$PCV(\theta, \phi) = \sum_{n=0}^{N_{\max}} \sum_{m=0}^n P_n^m(\cos \theta) [C_{nm} \cos(m\phi) + S_{nm} \sin(m\phi)]$$

其中: θ 为天顶角 ($0^\circ \leq \theta \leq 180^\circ$), ϕ 为方位角 ($0^\circ \leq \phi < 360^\circ$), $P_n^m(\cos \theta)$ 为归一化缔合勒让德函数, C_{nm} 、 S_{nm} 为球谐系数, N_{\max} 为最大阶次。

2.2.1.3 卫星码偏差

卫星码偏差 (Differential Code Bias, DCB) 是指同一卫星不同频率码测量值之间的系统性时间偏差 (Schaer et al., 2006; Dach et al., 2007; Leick et al., 2015), 主要由卫星端发射链路的硬件延迟偏差造成。DCB 是影响多频 GNSS 定位和电离层建模的重要误差源, 在 PPP 处理中必须进行精确改正 (王宁波, 2017; 房成贺, 2019)。

以 GPS 双频观测为例, P1 和 P2 码偏差定义为 (Hauschild & Montenbruck, 2009; ICD-GPS-240C, 2019; 张益泽, 2017):

$$dt_2^s = dt_1^s + (b_2^{sat} - b_1^{sat}) = dt_1^s + DCB_{12}^{sat} \quad (2.5)$$

上式中, DCB_{12}^{sat} 表示卫星 L1/L2 频点间的 DCB, b_1^{sat} 和 b_2^{sat} 表示原始频点伪

距偏差。无电离层组合的卫星钟差表示为：

$$dt_{IF}^s = \frac{f_1^2 dt_1^s - f_2^2 dt_2^s}{f_1^2 - f_2^2} = dt_1^s - \frac{f_2^2 DCB_{12}^{sat}}{f_1^2 - f_2^2} \quad (2.6)$$

公式中的第二项被称为 TGD (Time Group Delay)，它表示了无电离层组合卫星钟差与 L1 频点卫星钟差之间的差异。TGD 与 DCB 之间的差异可以表示为：

$$TGD = \frac{f_2^2 DCB_{12}^{sat}}{f_1^2 - f_2^2} \quad (2.7)$$

针对其他 GNSS 系统而言，GLONASS 系统的精密星历与广播星历中的卫星钟差均以 L1L2 无电离层组合为基准。各分析中心发布的偏差交换格式 (BSX) 文件内包含了 GLONASS 卫星的差分码偏差 (DCB) 修正参数，然而其广播星历并未提供时间群延迟 (TGD) 信息。Galileo 卫星广播星历包括 F/Nav 和 I/Nav 两类导航电文，其中 F/Nav 以 E1E5a 无电离层组合为基准，I/Nav 则以 E1E5b 组合为参考，两种导航电文均提供相应的 TGD 参数。BDS 系统与其他导航系统存在显著差异，其广播星历中的卫星钟差并非以无电离层组合为基准，而是以 B3 频点为参考基准，同时广播星历还提供了 B1、B2 与 B3 频点间的硬件延迟偏差 TGD 值。因此，若需获取 B1、B3 频点的卫星钟差，需要首先利用 TGD 参数将卫星钟差从 B3 基准转换至无电离层组合基准。(European GNSS (Galileo) OS-SIS-ICD, 2015; ICD-L1,L2-GLONASS, 2008; BDS-SIS-GNSS ICD, 2019; 侯阳飞, 2023)。

2.2.1.4 天线相位缠绕

GNSS 卫星发射的电磁波信号具有右旋圆极化特性。在卫星运行过程中，由于卫星天线相对于地面接收设备发生持续旋转，导致载波相位观测量产生系统性变化，这一物理现象被称为天线相位缠绕效应 (Wu et al., 199)。卫星在信号发射过程中，天线的右旋圆极化特性会对相位观测量引入相位缠绕误差。为确保精密定位的准确性，必须对此类误差进行系统性修正，其改正数学模型可表示为：

$$\delta\phi = \text{sign}(\zeta) \cdot \arccos\left(\frac{\vec{D} \cdot \vec{D}'}{\|\vec{D}\| \cdot \|\vec{D}'\|}\right) \quad (2.8)$$

上式中，其他变量定义如下：

$$\begin{aligned} \vec{D} &= a - k(k \times a) + k \times b \\ \vec{D}' &= a' - k(k \times a') + k \times b' \\ \zeta &= k \times (\vec{D} \times \vec{D}') \end{aligned} \quad (2.9)$$

上式中， k 为卫星至接收机的向量， a 、 b 和 a' 、 b' 分别为站心地平坐标系和卫星星固坐标系的 X、Y 方向单位向量在 CRS (Celestial Reference System) 或 TRS (Terrestrial Reference System) 下的方向向量。从相位缠绕改正公式可以看

出，相位缠绕与卫星天线和接收机的相对位置有关。

2.2.2 传播路径相关误差

2.2.2.1 对流层延迟

GNSS 信号在对流层中传播时，受到对流层折射效应的影响，其传播路径和传播方向均会发生偏移，导致信号抵达接收设备的传播时间产生延迟，此现象被定义为对流层延迟。对流层对电磁波信号产生非色散性延迟效应，其传播速度仅与大气折射率和电磁波传播方向相关，而与电磁波频率无关。因此，对流层信号延迟误差无法采用类似电离层延迟的多频率观测值组合消除方法进行修正。天顶方向的对流层延迟约为 2.3m，该延迟量随天顶距增加而增大。当卫星高度角降至 10° 时，传播路径上的对流层延迟量可达约 13m。从构成成分来看，对流层延迟约 90%源于干燥空气引起的干延迟分量，其余部分为大气水汽导致的湿延迟分量。对流层延迟可通过天顶方向延迟量与卫星高度角相关的映射函数来描述：

$$T = ZTD \cdot M(E) = ZHD \cdot M_{\text{dry}}(E) + ZWD \cdot M_{\text{wet}}(E) \quad (2.10)$$

式中右边第一项和第二项分别表示传播路径上的对流层干延迟分量和湿延迟分量，其中 ZHD (Zenith Hydrostatic Delay, 天顶静力学延迟) 和 ZWD (Zenith Wet Delay, 天顶湿延迟) 分别代表天顶方向的干延迟和湿延迟数值，相应的映射函数分别为 $M_{\text{dry}}(E)$ 和 $M_{\text{wet}}(E)$ ，ZTD (Zenith Tropospheric Delay, 天顶对流层延迟) 表示天顶方向的对流层总延迟量。

天顶干延迟虽然构成对流层延迟的主要成分，但其时空变化相对稳定，且与测站气象压力存在明确的函数关系，因此可通过经验模型实现精确表达。而湿延迟受到大气水汽含量的显著影响，其时空变化规律性较差，难以通过理论模型进行精确描述。对于伪距定位应用而言，现有对流层模型的精度已能满足定位需求。而在精密定位应用中，通常采用对流层模型修正干延迟和部分湿延迟分量，湿延迟的残余部分可采用分段线性函数 (王解先, 2011) 或随机游走过程 (Subirana, 2013) 进行参数化估计。此外，相关研究表明对流层延迟在东西和南北方向存在梯度差异效应 (Herring, 1992)，即需要在相应方向引入梯度参数进行补偿。研究结果显示，梯度参数对最终定位精度的影响量级在 1 mm 以内 (Miyazaki, 2003)。

2.2.2.2 电离层延迟

电离层是指地面 60 km 以上至 2000 km 磁顶的整个大气空间。在太阳 X 射线、紫外线的高能辐射下，高层大气发生电离效应而产生了大量的自由电子并形成了一个充满带电粒子但总体仍保持为电中性的电离层区域。GNSS 信号在通过电离层时，信号的传输方向、速度、相位以及振幅等状态会因电子产生变化，对信号总影响可达数米至数百米，是 GNSS 信号处理时必须考虑的修正项。也因为电离层结构复杂，变化剧烈，至今仍是 GNSS 相对较为重要的误差源之一。电离

层延迟的数学表达式为 (Klobuchar., 1987; Schaer et al., 1999; 袁运斌., 2002):

$$\Delta\rho_{iono} = \frac{40.3}{f^2} \int_{path} N_e ds = \frac{40.3}{f^2} \cdot STEC \quad (2.11)$$

其中, f 为信号频率 (Hz), N_e 为电子密度 (e/m^3), $STEC$ 为斜总电子含量。对于相位观测:

$$\Delta\phi_{iono} = -\frac{40.3}{f^2} \cdot STEC \quad (2.12)$$

电离层对于相位的影响和伪距符号相反。除了一阶项, 高阶项对定位信号的影响较小, 一般可以选择忽略。对于双频用户, 一般可以使用消电离层组合除去一阶电离层的影响, 而非差非组合观测模型的提出允许用户端将电离层延迟作为参数估计。

2.2.2.3 多路径效应

在 GNSS 接收机进行测量过程中, 除了直接接收卫星信号外, 该信号还可能经由测站周边物体反射后, 以反射波形式到达接收机。这种反射信号会与原始直射信号发生干扰, 导致 GNSS 观测数据出现偏差, 这种偏差称为多路径误差。与对流层和电离层误差相比, 多路径效应更具局部性, 其幅度高度依赖于接收机周围的环境。由于反射路径受反射表面和卫星位置的影响, 而反射表面相对于接收机通常固定不变, 但卫星处于持续运动状态, 因此多路径效应呈现出时变特性。此外, 受卫星轨道周期的影响, 多路径误差也表现出周期性 (石强, 2016)。

对于 GPS 信号, 多路径效应对 L1 频段相位观测的最大偏差可达 4.8 厘米, 对 L2 频段可达 6.1 厘米, 而对伪距观测的影响则可能超过数米。目前, 针对多路径效应的缓解策略包括: (1) 选择适宜的观测站点, 尽可能远离潜在信号反射源; (2) 优化接收机设计, 例如在天线下方安装扼流圈或扼流板, 以阻挡反射信号进入天线从而减少多路径误差; (3) 延长观测时长, 并在数据处理阶段采用专用技术 (如基于恒星日的滤波方法) 来消除多路径引起的周期性偏差, 不过, 由于 BDS 系统的 GEO 卫星相对于地面基本静止, 这种方法对其多路径误差的处理效果较为有限。

2.2.3 接收机相关误差

2.2.3.1 接收机钟差

接收机钟差是指 GNSS 接收机内部时钟与 GNSS 系统时间基准之间的偏差。该误差是影响 PPP 定位精度的关键因素之一, 通常以纳秒级表现, 会直接引入伪距和载波相位观测的系统偏差, 通常作为参数估计。

2.2.3.2 接收机天线相位中心偏差与变化

与卫星端天线相位中心类似, 接收机端也存在类似的相位中心误差。接收机端的相位中心偏差是指接收机天线相位中心与其几何中心的差异。天线相位

中心也会随着卫星高度角、方位角和信号频率的不同而变化。改正模型可参照卫星端 PCO/PCV 改正。

接收机天线的标定包括：(1)绝对标定法，使用机器人臂在无回波室中测量；(2)相对标定法，通过短基线观测估计；(3)现场标定，利用已知基准站数据。

2.2.3.3 地球固体潮

地球固体潮是指由于月球、太阳引力引起的地球固体部分的弹性变形，对 GNSS 站点位置产生周期性位移。该效应在 PPP 中可引入厘米级位置偏差，需要精确建模以实现高精度定位 (McCarthy D.D. et al., 2004)。

IERS 公约推荐的固体潮位移模型为：

$$\Delta \mathbf{r} = \sum_{j=2}^3 \frac{GM_j}{GM_E} \left(\frac{R_E}{r_j} \right)^4 \sum_{m=0}^2 P_{2m}(\sin \phi) (h_{2m} \mathbf{e}_r - l_{2m} \mathbf{e}_n \cos(m\lambda) + l_{2m} \mathbf{e}_e \sin(m\lambda)) \quad (2.13)$$

其中， $j = 2, 3$ 分别对应月球和太阳； GM_j 为扰动天体的引力参数； GM_E 为地球的引力参数； R_E 为地球赤道半径； r_j 为地心至扰动天体的距离； $P_{2m}(\sin \phi)$ 为度 2 阶 m 的缔合勒让德多项式，在 $\sin \phi$ 处求值 (ϕ 为测站地心纬度)； h_{2m} 和 l_{2m} 分别为度 2 阶 m 的 Love 数和 Shida 数； \mathbf{e}_r 、 \mathbf{e}_n 和 \mathbf{e}_e 分别为径向、北方和东方单位矢量； λ 为经度 (通常相对于扰动天体的经度)。

2.2.3.4 海洋负荷潮

海洋负荷潮是指海洋潮汐导致的水体质量再分布引起的地球表面负荷变形，该变形会对陆地 GNSS 测站产生毫米至厘米级的位移。在 PPP 中，该效应需与固体潮结合考虑，以全面消除潮汐相关的位置偏差。

负荷位移可通过卷积积分计算：

$$\Delta \mathbf{r}(\mathbf{x}, t) = \int_S G(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \Delta m(\mathbf{x}', t) dS \quad (2.14)$$

其中， G 为格林函数， Δm 为质量变化， S 为海洋表面。在实际应用中，常采用潮汐和谐分析方法：

$$\Delta r = \sum_k A_k \cos(\omega_k t + \phi_k + \chi_k) \quad (2.15)$$

其中， A_k 和 ϕ_k 为测站特定的振幅和相位， ω_k 为潮汐角频率。

2.2.3.5 极潮

极潮是指地球自转轴 (极移) 变化引起的长期潮汐变形，该变形会对 GNSS 测站的纬度相关位移产生影响。在 PPP 中，该效应可引入毫米级的误差，需要在坐标框架转换中加以考虑，以维护定位的准确性。

IERS 模型给出的极潮位移为：

$$\begin{aligned}
\Delta r_r &= -33 \sin 2\varphi (m_1 \cos \lambda + m_2 \sin \lambda) \\
\Delta r_\varphi &= 9 \sin 2\varphi (m_1 \cos \lambda + m_2 \sin \lambda) \\
\Delta r_\lambda &= 9 \cos \varphi (m_1 \sin \lambda - m_2 \cos \lambda) n
\end{aligned} \tag{2.16}$$

式中， Δr_r 、 Δr_φ 、 Δr_λ 分别为径向、南北和东西方向的位移分量，单位为毫米（mm）； φ 和 λ 分别为测站的地心纬度和东经； m_1 和 m_2 为极移参数（单位为角秒），由瞬时极移坐标 (x_p, y_p) 与长期极移坐标 (x_s, y_s) 的差值确定，即 $m_1 = x_p - x_s$ ， $m_2 = -(y_p - y_s)$ 。

2.2.4 其他误差

2.2.4.1 地球自转效应

地球自转效应对 GNSS 定位产生多层次的影响，其中最直接的影响来源于 Sagnac 效应，即地球自转导致信号传播路径发生弯曲并产生时间延迟。由于地球自转的存在，地固坐标系（ECEF）相对于惯性坐标系持续发生旋转运动，这种旋转不仅体现在日周期的规律性转动上，还包括由极移和自转速率变化（LOD）引起的短期不规则变化。在高精度 PPP 应用中，这种影响不容忽视。在 GNSS 观测中，Sagnac 效应对伪距和相位的改正为：

$$\Delta \rho_{sag} = \frac{2\boldsymbol{\Omega} \cdot (\mathbf{r}^{sat} \times \mathbf{r}^{rec})}{c} \tag{2.17}$$

其中， \mathbf{r}^{sat} 和 \mathbf{r}^{rec} 分别为卫星和接收机位置矢量。对于坐标转换，使用旋转矩阵将惯性系转换为地固系：

$$\mathbf{R}_{ECEF}^{ECI} = \mathbf{R}_3(-\theta_{GMST}) \mathbf{R}_2(\epsilon) \mathbf{R}_3(-\Delta\psi) \mathbf{R}_1(-\Delta\epsilon) \tag{2.18}$$

其中， θ_{GMST} 为格林尼治平恒星时， ϵ 、 $\Delta\psi$ 、 $\Delta\epsilon$ 为章动和岁差参数。

2.2.4.2 相对论效应

相对论效应源于卫星和接收机所处引力位不同以及运动速度差异，导致各自时钟频率产生相对漂移现象（Xu., 2007; 闫伟., 2012）。由于卫星运行在约 20,000 公里的中地球轨道上，与地面接收机存在巨大引力位势差，同时以约 4 公里/秒的高速运动，使得相对论效应影响达几十至上百纳秒量级。在高精度 GNSS 定位中，必须通过精确的模型改正来消除这种影响，包括信号传播距离的相对论改正和卫星钟差的相对论改正。广播星历中的相对论钟差改正模型为：

$$\Delta t_r = -\frac{2\mathbf{r}^{sat} \cdot \mathbf{v}^{sat}}{c^2} \tag{2.19}$$

其中， \mathbf{r}^{sat} 和 \mathbf{v}^{sat} 分别为卫星位置和速度矢量。

2.3 机器学习理论

2.3.1 基本要素

机器学习模型的核心构成要素包括特征向量、目标变量以及映射函数，这些要素共同定义了从输入到输出的预测过程。首先，特征向量（feature vector）是对系统状态的可观测、可量化的输入变量集合，通常表示为 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^d$ ，其中 d 是特征维度。这些特征可以是原始数据，如图像像素值，或经过工程处理的衍生指标，如统计摘要。选择合适的特征至关重要，因为它们直接影响模型的泛化能力。

其次，目标变量（target variable）是模型期望预测的输出，可以是连续的或离散的。对于连续目标，常记为 $y \in \mathbb{R}$ ；对于离散目标，则为 $y \in 1, 2, \dots, K$ ，其中 K 是类别数。目标变量的分布决定了任务类型，并指导损失函数的选择。

最后，映射函数定义了从特征空间到目标空间的复杂关系，通常记为 $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ 或更一般的形式。该函数并非预先定义，而是通过数据驱动的方式学习得到。在参数化模型中， $f(\mathbf{x}; \theta)$ 依赖于参数 θ ，通过优化算法调整以拟合数据。非参数模型则直接从数据中推断关系，而无需显式参数。

这些要素的交互构成了机器学习的核心框架。例如，在一个简单线性模型中， $f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b$ ，其中 \mathbf{w} 和 b 是学习参数。

在线性模型 $f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b$ 的框架下，机器学习的核心原理得以清晰展现。该模型通过参数向量 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^d$ 和偏置项 $b \in \mathbb{R}$ 建立特征空间与目标空间之间的线性映射关系，其中权重 w_i 量化了第 i 个特征对预测输出的边际贡献。机器学习的根本任务在于从有限的训练样本 $\{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^n$ 中估计这些未知参数，使得学习到的函数能够准确刻画数据生成过程中的潜在规律。

通过定义适当的损失函数 $L(y, f(\mathbf{x}))$ ，参数学习过程可形式化为经验风险最小化问题： $(\mathbf{w}^*, b^*) = \arg \min_{\mathbf{w}, b} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(y_i, \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + b)$ 。重要的是，学习到的参数不仅应当在训练集上表现良好，还需具备对独立同分布的测试样本进行准确预测的泛化能力。这种从有限观测数据到一般性预测规则的归纳过程，正是机器学习区别于传统范式的本质特征。

总体而言，机器学习的基本要素强调数据驱动的模式，与传统的规则驱动形成对比。通过这些要素，模型能够从历史数据中提取模式，实现对未知实例的预测。

2.3.2 偏差与方差

模型的泛化误差是衡量其在新样本上表现好坏的核心指标，偏差-方差分解是理解泛化误差来源并指导模型选择的理论框架。

给定一个回归问题，其数据由函数 $y = f(x) + \epsilon$ 生成，其中 ϵ 是噪声，期望为零，方差为 σ^2 。我们的目标是利用训练集 D 学习得到一个模型 $\hat{f}(x; D)$ ，并在测试点 x 处计算其期望泛化误差，一般以均方误差作为评价指标：

$$\text{Err}(\mathbf{x}) = \mathbb{E}_{D, \epsilon} \left[(y - \hat{f}(\mathbf{x}; D))^2 \right] \quad (2.20)$$

$$\mathbb{E}_{D, \epsilon} \left[(f(\mathbf{x}) + \epsilon - \hat{f}(\mathbf{x}; D))^2 \right] = \underbrace{\left(f(\mathbf{x}) - \mathbb{E}_D[\hat{f}(\mathbf{x}; D)] \right)^2}_{\text{偏差}(\hat{f}(\mathbf{x}))} + \underbrace{\mathbb{E}_D \left[\left(\hat{f}(\mathbf{x}; D) - \mathbb{E}_D[\hat{f}(\mathbf{x}; D)] \right)^2 \right]}_{\text{方差}(\hat{f}(\mathbf{x}))} + \underbrace{\sigma^2}_{\text{不可约误差}} \quad (2.21)$$

偏差是拟合得到的模型预测值的期望 $\mathbb{E}_D[\hat{f}(\mathbf{x}; D)]$ 与真实目标函数 $f(\mathbf{x})$ 之间的差异， $\mathbb{E}_D[\hat{f}(\mathbf{x}; D)]$ 即在多个不同训练集 D 上模型预测的平均。偏差衡量的是模型本身的系统性误差，高偏差反映了模型对目标函数的拟合能力不足，通常源于模型假设过于简单，称为“欠拟合”。

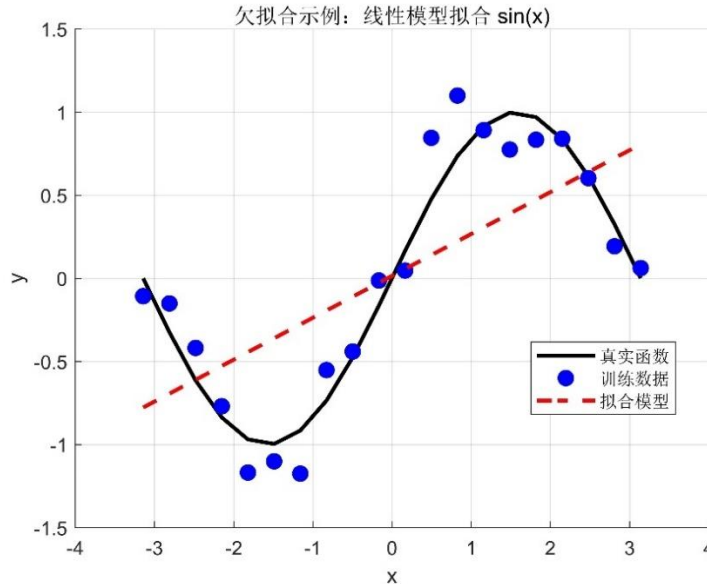


图 2-2 欠拟合示例

Figure 2-2 Underfitting example.

上图展示了一个欠拟合的示例，其中一个简单的线性回归模型被用于拟合带有高斯噪声 ($\sigma=0.2$) 的非线性函数 $y = \sin(x)$ 。在图中，黑实线表示真实的底层函数，蓝色实心圆点为训练数据，红虚线为拟合得到的线性模型。从视觉上看，该模型生成的直线无法捕捉 $\sin(x)$ 的周期性波动，导致在整个输入范围内系统地偏离真实曲线。这种高偏差源于模型假设的简化性。

方差指模型在不同训练集上得到的预测值 $\hat{f}(\mathbf{x}; D)$ 与其期望 $\mathbb{E}_D[\hat{f}(\mathbf{x}; D)]$ 的离散程度，即 $\mathbb{E}_D \left[\left(\hat{f}(\mathbf{x}; D) - \mathbb{E}_D[\hat{f}(\mathbf{x}; D)] \right)^2 \right]$ 。高方差反映了模型对训练数据中

噪声的过度敏感，即模型过于复杂，记住了训练集的细节而非一般规律，称为“过拟合”。

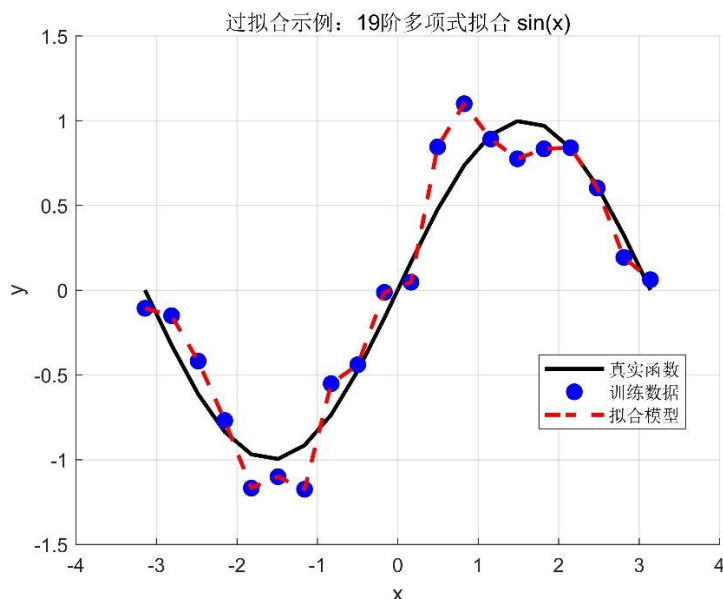


图 2-3 过拟合示例

Figure 2-3 Overfitting example.

上图展示了过拟合的一个示例，其中 19 阶多项式回归模型的高复杂度模型被用于拟合相同的噪声数据集 $y = \sin(x)$ 。在图中，红虚线几乎完美地穿过所有蓝色训练点，形成高度扭曲的曲线，不仅捕捉了真实信号，还过度拟合了随机噪声，导致在数据点之间出现剧烈的非物理振荡。这种低偏差高方差的现象源于模型的过度灵活性。

此时应当通过引入正则化等策略，适当牺牲一些偏差来显著降低方差，从而使偏差、方差与不可约误差三者之和构成的综合误差达到最小。一般而言，偏差随模型复杂度的增加而由大变小，方差随模型复杂度的增加而由小变大。因此，理论上存在一个折中的模型复杂度，可以使综合误差最小。

为了实现这一偏差-方差权衡，实际应用中可以通过选择合适的模型复杂度或引入正则化机制来优化泛化性能。例如，在高方差的过拟合场景中，正则化如 L1 或 L2 惩罚可以限制模型参数的自由度，从而在略微增加偏差的同时大幅降低方差，最终最小化总误差。接下来，我们将探讨几种典型回归模型及其在处理偏差-方差问题中的作用，包括线性模型的线性回归与正则化（岭回归与 LASSO）、支持向量机（SVM）及其回归形式（SVR）、决策树与集成学习方法（随机森林、梯度提升树），以及神经网络与前馈神经网络原理，这些模型从简单线性假设到复杂非线性结构，提供了多样化的工具来寻找最佳复杂度折中点。

2.3.3 机器学习与传统估计理论的联系与发展

机器学习与经典估计理论(如最小二乘法)在方法论上存在深厚的承袭关系,同时也体现了显著的演进和发展。两者均致力于从带噪声的观测数据中估计未知量,核心目标是最小化估计误差。传统估计理论起源于统计学,强调参数估计的统计性质,如无偏性和一致性。

传统方法依赖于强假设的线性参数模型。例如,最小二乘法(least squares)假设观测模型为 $y = \mathbf{x}^T \boldsymbol{\beta} + \epsilon$, 其中 $\boldsymbol{\beta}$ 是固定参数, ϵ 是零均值噪声。通过优化平方损失得到闭式解 $\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$ 。这些模型通常由人为解释定义,可能包括线性或非线性形式,如多项式回归 $y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2 + \epsilon$, 这就是一个简单的非线性模型,它的建立依赖于人为的建模。其优势在于可解释性和计算效率,但当关系高度复杂,比如高度非线性或高维交互时,即使扩展后的线性模型也可能不足以捕捉模式,导致高偏差。

机器学习则通过更复杂的非参数模型来捕获数据中的非线性关系,放宽了对模型形式的先验假设。机器学习与传统方法的联系在于,机器学习继承了传统方法的优化框架,如梯度下降源于最小二乘的迭代求解。但发展体现在模型灵活性,传统方法假设固定结构,而机器学习使用数据驱动的架构,自动学习特征,不必利用先验信息进行人为的建模。二者差异还体现在机器学习的假设相对放松。传统估计要求独立同分布和正态噪声,而机器学习处理异构数据,则并不要求数据间的独立分布或是噪声的正态分布。

总体而言,机器学习从传统估计理论中汲取了统计基础,通过大规模数据驱动实现了突破,推动了从解释性模型向预测性模型转变。在实际应用中,如自动驾驶或语言大模型系统,展示了其优越性。

2.4 主流机器学习模型

2.4.1 线性模型

线性模型是机器学习中最基础且广泛应用的回归方法之一,其核心假设是目标变量 y 与输入特征 x 之间存在线性关系。这种模型简单、可解释性强,且计算高效,常作为基准模型用于比较更复杂的算法。在回归问题中,线性模型的目标是通过最小化预测值与真实值之间的误差来估计模型参数。然而,当特征维度高或数据噪声大时,线性模型容易出现过拟合,此时引入正则化技术如岭回归(Ridge Regression)和 LASSO(Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)可以有效缓解这一问题。正则化通过在损失函数中添加惩罚项,限制参数的复杂度,从而在偏差-方差权衡中找到更优的折中点。

线性回归模型假设观测值 y_i 可以表示为:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \cdots + \beta_p x_{ip} + \epsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.22)$$

其中, β_0 是截距项, $\beta_1 \dots \beta_p$ 是系数, ϵ_i 是独立同分布的噪声, n 是样本数, p 是特征数。在矩阵形式下:

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon} \quad (2.23)$$

其中, \mathbf{y} 是 $n \times 1$ 的响应向量, \mathbf{X} 是 $n \times (p+1)$ 的设计矩阵 (包含截距列), $\boldsymbol{\beta}$ 是参数向量。参数估计通常采用最小二乘 (Least Squares, LS) 方法, 即最小化残差平方和 (Residual Sum of Squares, RSS):

$$\boldsymbol{\beta} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}\|_2^2 = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2.24)$$

闭式解为:

$$\boldsymbol{\beta} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2.25)$$

此处 $\mathbf{X}^T \mathbf{X}$ 应当可逆。线性回归的优势在于其参数估计的无偏性, 即噪声零均值假设下能够高效计算。然而, 当 p 接近或超过 n (高维数据) 时, LS 容易过拟合, 模型会过度捕捉训练数据的噪声, 导致方差增大, 泛化误差上升。这与前述偏差-方差分解一致, 简单线性模型可能偏差较高, 但在高维下未正则化的线性模型方差会激增。

2.4.1.1 正则化

为缓解过拟合, 正则化在 LS 损失函数中添加参数惩罚项, 形式为:

$$\boldsymbol{\beta} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} \left[\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}\|_2^2 + \lambda J(\boldsymbol{\beta}) \right] \quad (2.26)$$

其中, $\lambda \geq 0$ 是正则化强度 (超参数, 通过交叉验证选择), $J(\boldsymbol{\beta})$ 是惩罚函数。惩罚项鼓励参数向零收缩, 增加少许偏差以换取显著降低方差, 从而最小化总泛化误差。正则化相当于在参数估计中引入先验假设 (如参数服从高斯分布), 从贝叶斯视角看, 这有助于模型的鲁棒性。

2.4.1.2 岭回归 (Ridge Regression)

岭回归使用 L2 范数惩罚, 也称 Tikhonov 正则化:

$$J(\boldsymbol{\beta}) = \|\boldsymbol{\beta}\|_2^2 = \sum_{j=1}^p \beta_j^2 \quad (2.27)$$

完整损失函数:

$$\boldsymbol{\beta}_{\text{ridge}} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} \left[\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\beta}\|_2^2 \right] \quad (2.28)$$

闭式解:

$$\boldsymbol{\beta}_{\text{ridge}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2.29)$$

其中, \mathbf{I} 是单位矩阵。添加 $\lambda \mathbf{I}$ 确保矩阵可逆, 即使在高维或共线性情况下。岭回归通过均匀收缩所有系数, 有效处理多重共线性 (特征间高度相关), 降低方差而不丢失任何特征。在偏差-方差权衡中, 当 $\lambda = 0$ 时退化为 LS; λ 增大时,

偏差略增但方差大幅减小，适合特征多且相关的数据场景。

2.4.1.3 LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)

LASSO 使用 L1 范数惩罚：

$$J(\boldsymbol{\beta}) = \|\boldsymbol{\beta}\|_1 = \sum_{j=1}^p |\beta_j| \quad (2.30)$$

完整损失函数：

$$\boldsymbol{\beta}_{\text{lasso}} = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} \left[\|\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\beta}\|_1 \right] \quad (2.31)$$

无闭式解，通常使用坐标下降 (Coordinate Descent) 或近端梯度下降算法求解。LASSO 的关键特性是稀疏性，它能将不重要系数的估计精确设为零，实现自动特征选择。这相当于在偏差-方差权衡中，通过剔除无关特征减少模型复杂度，降低方差，同时保持低偏差。相比岭回归，LASSO 更适合高维稀疏数据。

2.4.2 支持向量机 (SVM) 及其回归形式 (SVR)

支持向量机是一种机器学习方法，用来解决分类或回归问题。它的核心思想是找到一个“最佳边界”来区分数据，而不是简单地拟合所有点。这让模型更鲁棒，它不会轻易被噪声或异常点影响，从而在偏差-方差权衡中保持低方差，不过拟合。SVM 先从分类开始理解，然后扩展到回归的 SVR。原理上，它只依赖少数关键点，即支持向量，来决定边界，而不是所有数据，这减少了计算和过拟合风险。

给定一个训练数据集 $D = (\mathbf{x}_i, y_i)_{i=1}^N$ ，其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d$ 为特征向量， $y_i \in -1, +1$ 为对应的类别标签。在线性可分的假设下，存在一个超平面 $\mathcal{H}: \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0$ 能够将所有样本正确分类，即满足：

$$y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1, \forall i. \quad (2.32)$$

该超平面被称为分离超平面。而分类间隔被定义为两个平行支撑超平面 $\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = \pm 1$ 之间的距离，其值为 $2/|\mathbf{w}|$ 。SVM 的优化目标即是最大化该间隔，这等价于最小化 $|\mathbf{w}|$ 的范数。因此，其原始的优化问题可表述为一个凸二次规划 (Quadratic Programming, QP) 问题：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{w}, b} \quad & \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \\ \text{s.t.} \quad & y_i(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_i + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, N. \end{aligned} \quad (2.33)$$

为高效求解上述优化问题，通常将其转化为其对偶形式。通过应用拉格朗日乘法，引入拉格朗日乘子 $\alpha_i \geq 0$ ，可得到其对偶问题：

$$\begin{aligned}
\max_{\alpha} \quad & \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j \\
\text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0, \\
& 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i=1,2,\dots,N.
\end{aligned} \tag{2.34}$$

求解此对偶问题后，最优权重向量可表示为支持向量的线性组合：

$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \mathbf{x}_i$ 。最终的决策函数为：

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \right) \tag{2.35}$$

2.4.3 集成学习与 XGBoost

集成学习（Ensemble Learning）是机器学习中的一种重要方法，其核心思想是通过组合多个弱学习器来构建一个强学习器，从而提高模型的预测性能和泛化能力。根据个体学习器的生成方式，集成学习主要分为两大类：**Bagging** 和 **Boosting**。

Bagging 方法通过自助采样生成多个训练子集，在每个子集上训练一个基学习器，最终通过投票或平均的方式组合预测结果。其数学表达式为：

$$H(x) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T h_t(x) \tag{2.36}$$

其中， $H(x)$ 为集成模型的输出， $h_t(x)$ 为第 t 个基学习器的输出， T 为基学习器的总数。

Boosting 方法则采用序列化的训练策略，每个新的学习器都专注于纠正前面学习器的错误。**AdaBoost** 作为经典的 **Boosting** 算法，其权重更新公式为：

$$w_i^{(t+1)} = w_i^{(t)} \exp(-\alpha_t y_i h_t(x_i)) \tag{2.37}$$

其中， $w_i^{(t)}$ 表示第 t 轮中样本 i 的权重， α_t 为第 t 个弱学习器的权重， y_i 为真实标签。

XGBoost（eXtreme Gradient Boosting）是梯度提升决策树的一种高效实现，在集成学习领域具有重要地位。**XGBoost** 通过加法模型将多个决策树组合：

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i) \tag{2.38}$$

其中， f_k 表示第 k 棵树， K 为树的总数。

XGBoost 的目标函数包含损失函数和正则化项：

$$L^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t) \tag{2.39}$$

其中, l 为损失函数, $\Omega(f_i)$ 为正则化项, 定义为:

$$\Omega(f_i) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \sum_{j=1}^T w_j^2 \quad (2.40)$$

这里 T 为叶子节点数, w_j 为叶子节点权重, γ 和 λ 为正则化参数。

XGBoost 相比传统梯度提升算法具有多项优势。首先, 通过引入二阶梯度信息, 算法能够更准确地逼近目标函数, 提高收敛速度。其次, 正则化项的加入有效防止了过拟合现象, 增强了模型的泛化能力。此外, XGBoost 支持并行计算, 显著提升了训练效率。

在特征选择方面, XGBoost 采用基于梯度的分裂准则, 能够自动识别重要特征, 减少冗余信息的干扰。算法还支持处理缺失值, 通过学习最优的缺失值分配方向, 避免了预处理的复杂性。

2.4.4 人工神经网络与 BPNN (Back-Propagation Neural Network)

人工神经网络受生物神经系统启发, 通过模拟神经元之间的连接和信息传递来实现复杂的非线性映射。单个人工神经元接收多个输入信号, 经过加权求和并通过激活函数处理后产生输出, 其数学表达式为:

$$y = f\left(\sum_i w_i x_i + b\right) \quad (2.41)$$

其中 x_i 为第 i 个输入特征, w_i 为对应的连接权重, b 为偏置项, $f(\cdot)$ 为非线性激活函数, y 为神经元的输出。多个这样的计算单元按层级组织形成网络, 通过参数学习实现复杂的输入输出映射关系。根据通用逼近定理, 具有足够宽度的单隐层网络理论上可以逼近任意连续函数, 而多层结构则能以更紧凑的参数配置实现相同的表达能力。

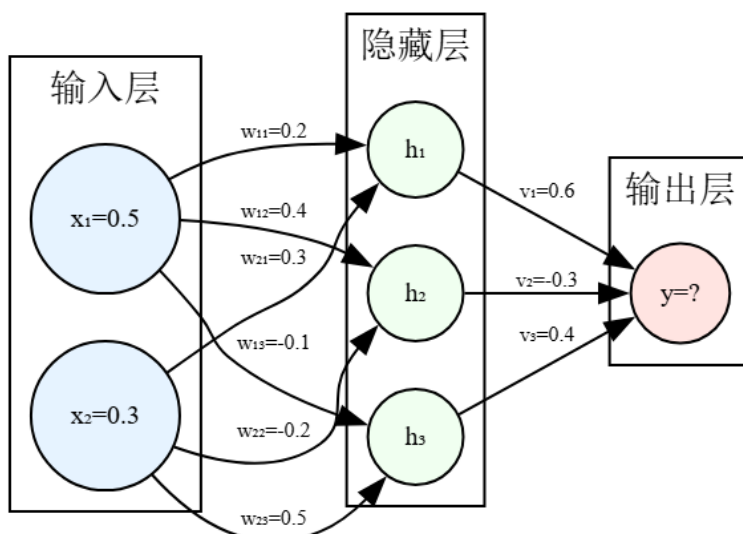


图 2-4 输入层、隐藏层、输出层关系

Figure 2-4 Input layer, hidden layer, and output layer example.

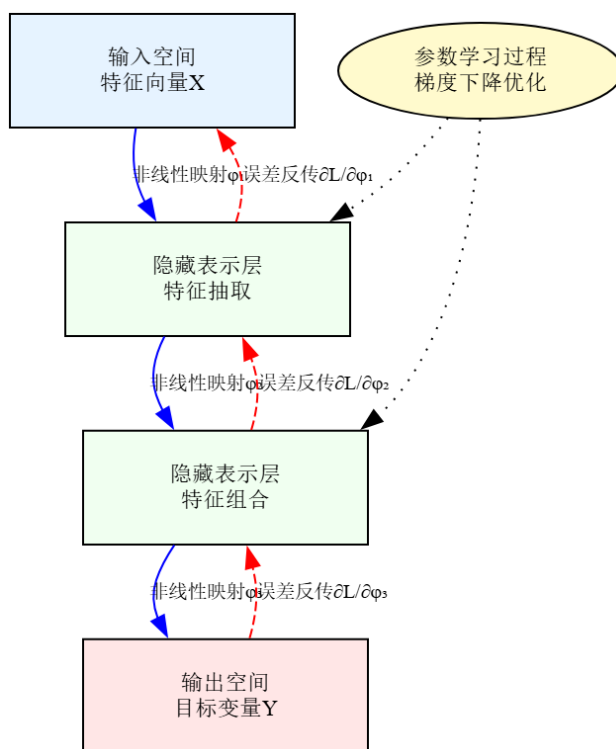


图 2-5 BPNN 双向信息流

Figure 2-5 Bidirectional information flow in BPNN.

BPNN 的训练过程体现了双向信息流动的特点，如图 2-4 和图 2-5 所示，前向传播阶段，输入信息逐层传递并生成预测输出；反向传播阶段，损失函数的梯度信息从输出层反向传递至输入层，指导各层参数的更新方向。这种双向信息流动机制确保了网络能够根据输出误差调整内部表示，逐步逼近目标映射关系。

BPNN 在函数逼近、模式识别、时间序列预测等领域表现出色，其端到端的学习能力特别适合处理高维非线性问题。在 GNSS 数据处理中，BPNN 能够学习观测数据与定位参数之间的复杂关系，自动提取有用的特征信息，为精密定位提供数据驱动的解决方案。

2.4.5 Transformer 架构

Transformer 架构代表了深度学习在序列建模领域的重要突破，其核心创新在于完全基于注意力机制构建模型。自注意力机制是 Transformer 的核心组件，其基本思想是通过计算序列中每个元素与所有元素之间的关联度来生成新的表示。给定输入序列 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ ，自注意力机制将其转换为三个矩阵：查询矩阵 \mathbf{Q} 、键矩阵 \mathbf{K} 和价值矩阵 \mathbf{V} ，分别通过线性变换得到：

$$\mathbf{Q} = \mathbf{XW}_Q, \quad \mathbf{K} = \mathbf{XW}_K, \quad \mathbf{V} = \mathbf{XW}_V \tag{2.42}$$

注意力权重通过查询和键的点积计算，经过缩放和归一化处理：

$$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{softmax}\left(\frac{\mathbf{Q}\mathbf{K}^T}{\sqrt{d_k}}\right)\mathbf{V} \quad (2.43)$$

其中 d_k 为键向量的维度，用于缩放以避免梯度消失。这种机制使得模型能够动态地关注序列中的相关信息，实现灵活的特征组合。

Transformer 采用编码器-解码器架构，编码器栈负责将输入序列编码为高层表示，解码器栈则基于编码结果生成输出序列。每个编码器层包含多头自注意力机制和位置感知前馈网络，通过残差连接和层归一化确保训练稳定性。解码器层在此基础上增加了编码器-解码器注意力，使得解码过程能够关注编码器的全部输出信息。位置编码的引入解决了注意力机制无法感知位置信息的问题，使模型能够理解序列的时序结构。

Transformer 在自然语言处理取得成功，其强大的序列建模能力逐渐扩展到时间序列分析领域。在 GNSS 精密定位中，观测数据本质上具有时间序列特征，包含复杂的时空依赖关系和长期趋势。Transformer 的自注意力机制能够捕获观测序列中的长程相关性，自动学习不同时刻观测值之间的关联模式。相比传统的滑窗或递归方法，Transformer 能够更好地处理时变误差源的影响，为 GNSS 数据的智能处理提供了新的技术路径。

2.5 特征工程理论与方法

特征工程是机器学习建模过程中的关键环节，负责将原始数据转化为模型可以有效学习的输入，并用最优参数实现模型性能的最大化。本章首先从特征构建入手，介绍如何基于领域知识从原始数据中提取和构造有意义的特征变量作为输入。然后，介绍利用数据预处理与清洗解决实际数据中存在的质量问题，包括缺失值填充、异常值检测和数据标准化等。最后，介绍高维数据降维应对输入维度过高带来的计算和统计挑战。

完成特征准备后，转向神经网络训练的核心技术。激活函数、损失函数与学习率、优化算法是提升训练效率和结果水平的重点，本节后半部重点比较了 SGD、Momentum 和 Adam 等主流优化方法的特点，构成了从原始数据到训练模型的完整技术体系。

2.5.1 特征构建

特征工程是机器学习建模的关键，旨在将原始数据转化为预测性强的特征集。特征构建作为首要步骤，通过领域知识从原始数据中提取或构造具有明确物理或统计意义的特征。由于初期难以判断哪些特征最具价值，通常会生成较多候选特征，并通过迭代优化和后续降维或特征选择精炼特征集。如下图所示，特征构建以原始数据为起点，结合领域知识生成候选特征，经过迭代优化形成最终特征集，

为模型训练提供支持。

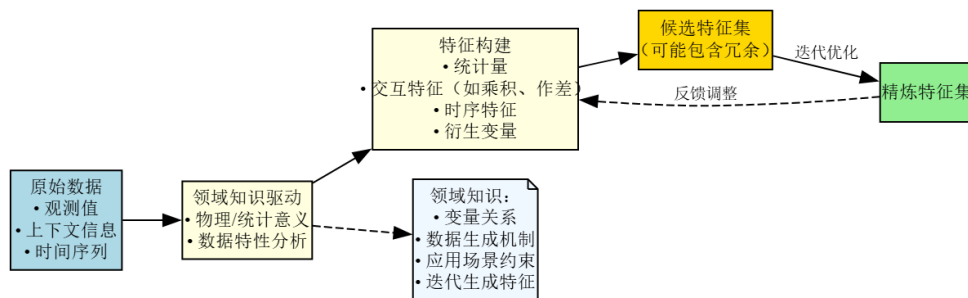


图 2-6 特征构建

Figure 2-6 Feature engineering.

特征构建依托领域知识分析数据特性，提取统计量（如均值）、交互特征（如变量乘积）或时序特征（如趋势项）等，以捕捉数据规律。为避免遗漏有用信息，通常生成较多候选特征，包括衍生变量，尽管可能包含冗余。这些特征需与目标任务相关，初始候选集通过迭代反馈，对模型性能评估后进行调整和优化，最终通过降维或特征选择生成精炼特征集。

2.5.2 数据预处理与清洗

数据预处理与清洗是机器学习模型构建中不可或缺的一环，其核心目标是将原始特征数据转化为适合模型训练的清洗后特征集，以确保分析结果的准确性和可靠性。原始特征数据通常来源于多种设备或系统，易受信号遮挡、设备故障或数据传输中断等因素的影响，导致数据中存在缺失值、异常值或量纲不一致等问题。这些问题若不妥善处理，可能显著降低模型性能甚至导致错误结论。

如下图所示，数据预处理流程包括缺失值处理、异常值探测、标准化处理以及数据质量评估四个主要阶段，通过系统化的方法对原始数据进行清洗和优化。

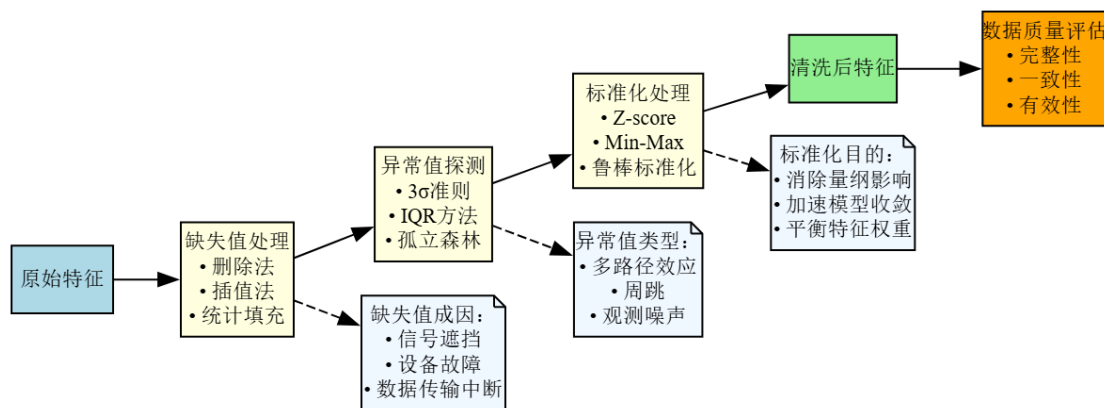


图 2-7 数据预处理流程图

Figure 2-7 Data preprocessing flowchart.

在缺失值处理阶段，针对信号遮挡或设备故障导致的缺失数据，可通过删除少量缺失记录、利用插值法保留时间序列连续性，或用均值等统计填充来处理，

方法选择需根据数据特性权衡以减少信息损失。异常值探测则针对多路径效应或观测噪声等引起的异常点，采用 3σ 准则剔除正态分布外的点，IQR 方法处理非正态数据，或用孤立森林分离高维异常值，确保数据质量。标准化处理通过 Z-score、Min-Max 或鲁棒标准化消除量纲差异并加速模型收敛，需根据模型需求选择适当方法。数据质量评估贯穿全程，验证清洗后特征的完整性、一致性和有效性，确保其适合建模任务。

2.5.3 高维数据降维

在高维数据处理中，维度灾难（curse of dimensionality）是机器学习和数据挖掘领域面临的核心挑战之一。随着特征维度的增加，数据在高维空间中变得稀疏，计算复杂度呈指数级增长，同时也容易产生过拟合现象。因此，降维技术作为数据预处理的重要手段，能够在保持数据主要信息的前提下，有效降低特征空间的维度，提高算法的效率和性能。

本节重点分析两种经典的线性降维方法：主成分分析（Principal Component Analysis, PCA）和线性判别分析（Linear Discriminant Analysis, LDA），并探讨它们在实际应用中的特点、优势及适用场景。

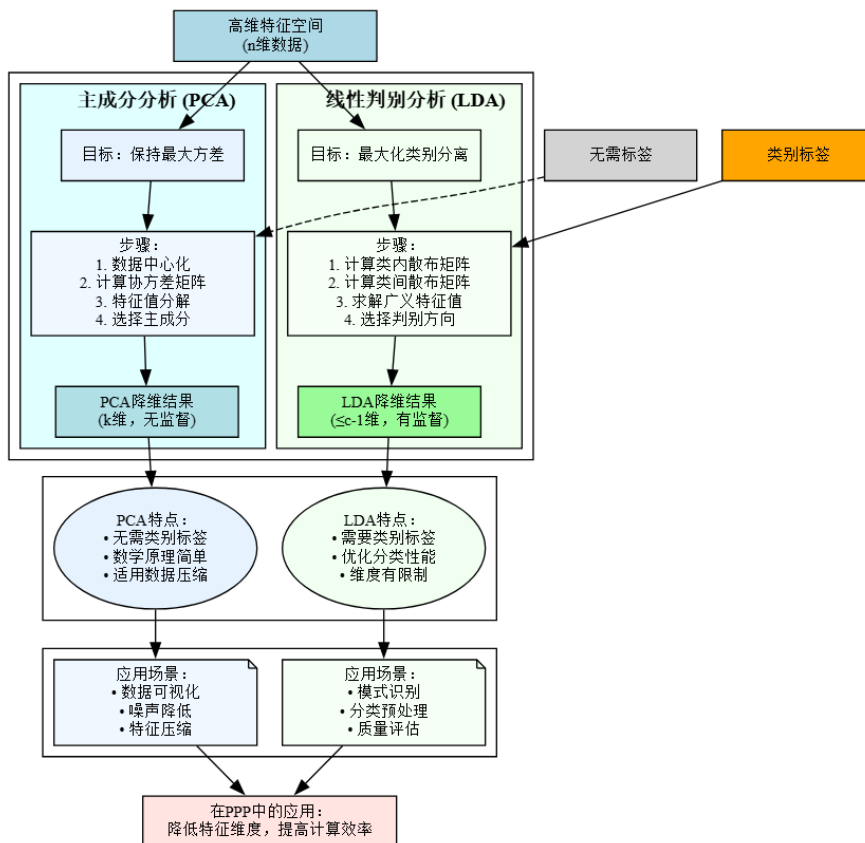


图 2-8 PCA 与 LDA 降维对比

Figure 2-8 Comparison of PCA and LDA for dimensionality reduction.

2.5.3.1 主成分分析 (PCA) 的降维机制

主成分分析 (PCA) 作为最经典的无监督降维方法, 通过寻找数据方差最大的方向来实现降维。其数学基础建立在这样的假设上: 数据的主要信息集中在方差较大的方向, 而方差小的方向主要包含噪声。PCA 首先对数据进行中心化处理, 然后计算协方差矩阵并进行特征值分解, 选择最大的 k 个特征值对应的特征向量作为新的坐标轴, 构成主成分空间。这个过程实际上是寻找一组正交基, 使得数据在这组基上的投影方差最大, 从而实现了在最小均方误差意义下的最优数据重构。

如图 2-8 所示, PCA 的优势在于其无监督特性和数学上的最优性。它不需要任何先验的类别信息, 仅依据数据本身的统计特性进行变换, 因此适用范围广泛。同时, PCA 保证了主成分之间的正交性, 消除了特征间的线性相关性, 这对后续的分析和建模具有重要价值。然而, PCA 的局限性在于它仅考虑数据的全局方差特性, 可能无法有效处理局部结构或非线性关系, 且在某些情况下, 方差大的方向未必是最有用的方向。

2.5.3.2 线性判别分析 (LDA) 的分类导向降维

与 PCA 不同, 线性判别分析 (LDA) 是一种有监督的降维方法, 它利用类别标签信息来指导降维过程。LDA 的核心目标是寻找一个投影方向, 使得不同类别在该方向上的分离度最大化。具体而言, LDA 通过最大化类间散布与类内散布的比值来实现这一目标, 即让同类样本在投影后尽可能聚集, 异类样本尽可能分离。这种策略直接服务于分类任务, 因此 LDA 降维后的特征往往具有更强的判别能力。

如图 2-8 所示, LDA 的实现涉及类内散布矩阵和类间散布矩阵的计算, 通过求解广义特征值问题来获得最优的投影方向。由于 LDA 需要计算类别间的关系, 其降维维度受到类别数的限制, 最多只能降到 $c-1$ 维。这种限制在类别数较少的情况下可能成为瓶颈, 但在类别数适中的分类问题中, LDA 往往能提供比 PCA 更好的分类性能。此外, LDA 对类别不平衡数据较为敏感, 需要在实际应用中注意这一点。

2.5.4 激活函数

激活函数是神经网络中引入非线性的关键组件。如果没有激活函数, 多层神经网络就等同于单层线性模型, 无法解决复杂问题。激活函数将神经元的线性输出进行非线性变换, 使网络具备逼近任意复杂函数的能力。简单来说, 激活函数决定了神经元是否被“激活”以及激活的程度。

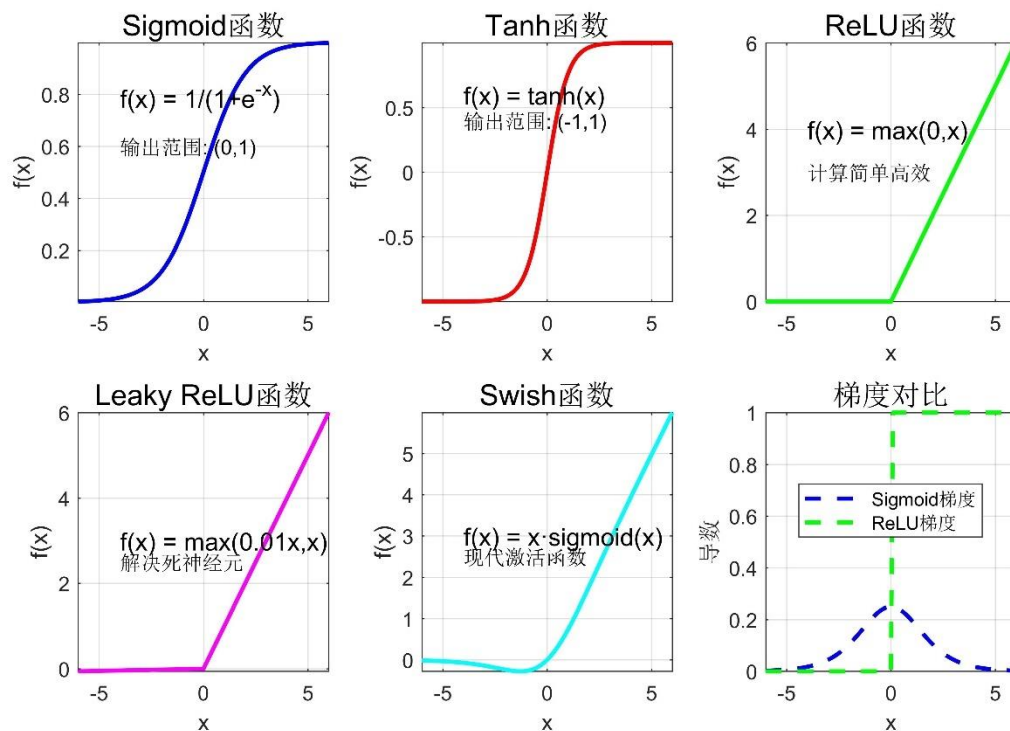


图 2-9 主要激活函数的形状特征

Figure 2-9 Shape characteristics of main activation functions.

图 2-9 展示了几种典型激活函数的特性对比。Sigmoid 函数呈 S 形曲线，输出范围为 $(0,1)$ ，但在两端梯度接近零，易导致梯度消失。Tanh 函数输出范围为 $(-1,1)$ ，关于原点对称，具有零中心化特性，收敛速度通常优于 Sigmoid。ReLU 函数在正半轴为线性（斜率为 1），负半轴为零，计算简单且有效缓解梯度消失，但存在神经元“死亡”风险。Leaky ReLU 在负半轴保持小幅度线性（斜率 0.01），避免神经元完全失活。Swish 函数为 $x \cdot \text{sigmoid}(x)$ ，结合线性与非线性特性，在深度网络中表现优异。梯度对比图显示，ReLU 在正半轴梯度恒为 1，而 Sigmoid 在远离原点时梯度趋近于零，这解释了 ReLU 在深度网络训练中的优势。

激活函数的选择遵循简单原则，隐藏层优先使用 ReLU 及其变体，因为训练稳定、计算高效。

2.5.5 损失函数与学习率

损失函数和学习率是深度学习训练过程中的两个核心要素，它们共同决定了模型的学习效果和收敛性能。损失函数类似于最小二乘迭代收敛的，而学习率则控制着模型参数更新的步长大小。

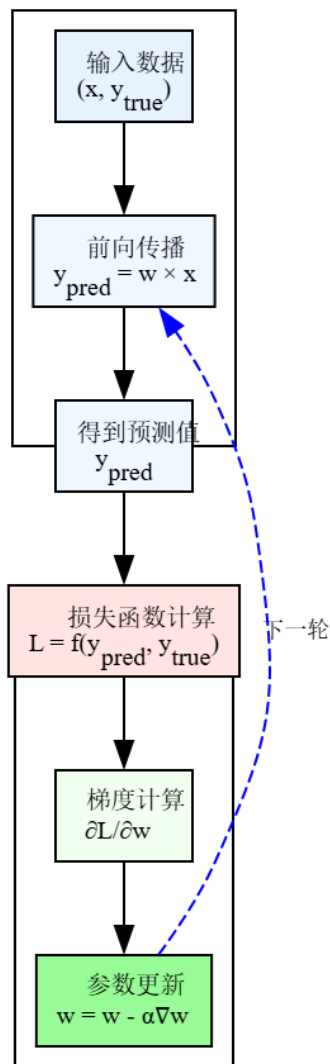


图 2-10 损失函数的迭代优化过程

Figure 2-10 Iterative Optimization of Loss Function.

图 2-10 展示了神经网络的完整训练循环。整个过程从输入数据 (x, y_{true}) 开始，通过前向传播计算预测值，其中 w 表示网络节点的权重参数，基本计算形式为 $y_{pred} = w \times x$ 。接着损失函数根据预测值与真实值的差异计算出损失 L ，然后通过链式法则求出损失对参数 w 的梯度 $\partial L / \partial w$ ，最后使用梯度下降法更新参数 $w = w - \alpha \nabla w$ ，其中 α 是学习率。这个循环不断重复，使得参数逐渐优化，预测准确性持续提升。学习率过大会导致参数更新步长太大，可能越过最优点造成训练不稳定甚至发散；学习率过小则会导致收敛速度过慢，训练时间过长。损失函数定义了想什么方向收敛，学习率决定了以多快的速度收敛。

2.5.5.1 主流损失函数及其特性

最常用的损失函数包括以下几种类型。均方误差是回归问题的经典选择，其数学表达式为：

$$L_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_{pred} - y_{true})^2 \quad (2.44)$$

MSE 对大误差的惩罚呈平方增长，使得网络对异常值非常敏感。平均绝对误差（MAE）则采用线性惩罚方式：

$$L_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_{pred} - y_{true}| \quad (2.45)$$

MAE 对所有误差一视同仁，对异常值更加鲁棒。交叉熵损失是分类问题的标准选择，二分类形式为：

$$L_{CE} = -[y_{true} \log y_{pred} + (1 - y_{true}) \log(1 - y_{pred})] \quad (2.46)$$

交叉熵在预测概率接近真实标签时损失很小，预测错误时损失急剧增大。

Hinge 损失主要用于支持向量机：

$$L_{Hinge} = \max(0, 1 - y_{true} \cdot y_{pred}) \quad (2.47)$$

2.5.5.2 损失函数可视化对比

下图展示了不同损失函数的形状特征。

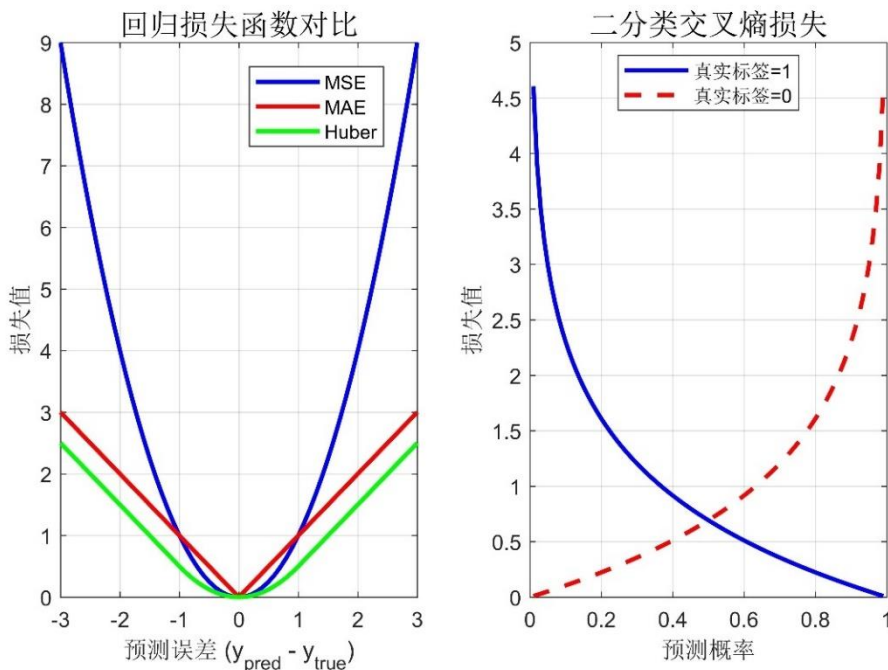


图 2-11 回归损失函数对比

Figure 2-11 Comparison of regression loss functions.

从可视化结果可以看出，MSE 的抛物线形状使其对大误差产生强烈反应，梯度随误差线性增长；MAE 的 V 字形状提供恒定梯度，参数更新更加稳定；交叉熵的指数形状在预测接近边界时产生巨大梯度，能够快速纠正分类错误。这些不同的梯度特性结合学习率，直接决定了网络参数的更新模式和收敛行为。

2.5.6 优化算法

优化算法是深度学习中决定网络参数如何更新的核心机制，它与损失函数协同工作但承担不同职责。损失函数负责计算预测误差并提供梯度信息，而优化算法则决定如何利用这些梯度信息来更新网络参数。简单来说，损失函数回答"误差有多大、方向在哪里"的问题，优化算法回答"应该走多大的步长、如何避免震荡"的问题。这种分工使得我们可以独立地选择适合任务的损失函数和适合收敛特性的优化算法。

上一小节在介绍损失函数时提到的梯度下降公式就是经典的 SGD 优化公式：

$$w_{t+1} = w_t - \alpha \nabla L(w_t) \quad (2.48)$$

其中 α 是学习率， ∇L 是损失函数的梯度。而带动量的 SGD 在经典 SGD 基础上引入历史信息来减少震荡：

$$v_{t+1} = \beta v_t + \alpha \nabla L(w_t) \quad (2.49)$$

$$w_{t+1} = w_t - v_{t+1}$$

其中 β 是动量系数，通常设为 0.9。Adam 算法结合了动量和自适应学习率：

$$\begin{aligned} m_t &= \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) \nabla L(w_t) \\ v_t &= \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) [\nabla L(w_t)]^2 \end{aligned} \quad (2.50)$$

$$w_{t+1} = w_t - \frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}_t} + \epsilon} \hat{m}_t$$

其中 $\hat{m}_t = \frac{m_t}{1 - \beta_1^t}$ 和 $\hat{v}_t = \frac{v_t}{1 - \beta_2^t}$ 是偏差修正项。

下图展示了不同优化算法的收敛特性：

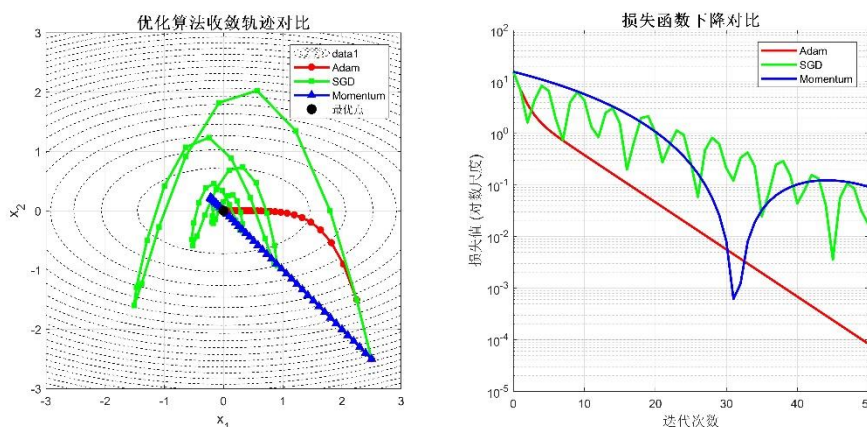


图 2-12 不同优化算法的收敛特性

Figure 2-12 Convergence characteristics of different optimization algorithms.

从图 2-12 可以看出，SGD 在面对椭圆形损失函数时表现出明显的震荡，收敛路径呈锯齿状且速度较慢；带动量的 SGD，也就是 Momentum 方法，虽然减少了震荡但仍存在一定的摆动；而 Adam 算法展现出最直接的收敛路径和最快的收

敛速度，能够自动适应不同方向上的梯度差异。

Adam 算法之所以表现优异，主要源于其三个关键特性。首先是自适应学习率：Adam 为每个参数维度维护独立的学习率，能够自动调节不同参数的更新幅度，这对于处理稀疏梯度和不同尺度的参数特别有效。其次是动量机制：通过维护梯度的指数移动平均，Adam 能够积累历史信息，穿越局部震荡区域，加速收敛过程。最后是偏差修正：在训练初期，移动平均值会偏向零，Adam 通过偏差修正确保了算法在训练初期的稳定性。这三个特性的结合使得 Adam 在大多数深度学习任务中都能表现出色，无需精细调参就能获得良好效果。

2.6 本章小结

本章系统地阐述了 GNSS 精密单点定位与机器学习的核心理论基础，为后续的融合方法研究奠定了坚实的理论支撑。

在 GNSS 精密单点定位理论方面，首先建立了以伪距观测值和载波相位观测值为核心的基本观测模型，明确了各项观测量的物理意义和数学表达。随后对 GNSS 误差源进行了全面而深入的分析，按照误差来源将其分为四大类：卫星相关误差包括轨道钟差、天线相位中心偏差与变化、码偏差和相位缠绕等；传播路径相关误差涵盖对流层延迟、电离层延迟和多路径效应；接收机相关误差涉及接收机钟差、天线相位中心问题以及各类潮汐效应；其他误差则包括地球自转效应和相对论效应。每类误差的物理机制、数学模型和处理策略都得到了详细阐述，为高精度 PPP 处理提供了完整的误差改正理论框架。

在机器学习理论方面，从基本要素出发，深入分析了特征向量、目标变量和映射函数之间的关系，建立了数据驱动建模的理论基础。通过偏差-方差分解理论，揭示了模型泛化误差的根本来源，为模型选择和优化提供了重要指导。在此基础上，探讨了机器学习与传统估计理论的承袭关系和发展演进，明确了从参数化到非参数化、从解释性到预测性的方法论转变。主流机器学习模型的介绍涵盖了从简单的线性回归到复杂的神经网络，包括正则化方法、支持向量机、集成学习等，每种方法的原理、优势和适用场景都得到了清晰阐述。

特征工程在机器学习中承担着数据转换和优化的重要任务。本章首先介绍特征构建方法，探讨如何结合领域知识从原始数据中提取有效特征；然后阐述数据预处理与清洗技术，包括缺失值处理、异常值检测等关键步骤；接着分析高维数据降维问题，重点讨论 PCA 和 LDA 两种线性降维方法的原理与应用。此外，本章还涉及深度学习的基础技术，包括激活函数的非线性特性、损失函数的设计原则以及优化算法的收敛机制，这些内容为后续章节的模型构建奠定了理论基础。

第3章 顾及实时精密星历 SISRE 的精密单点定位精度优化

实时精密单点定位 (RT-PPP) 技术作为 GNSS 高精度定位服务的重要发展方向, 能够为全球用户提供分米级的实时定位服务。由于观测数据积累时间有限、轨道弧长不足、数据传输延迟等因素, 实时精密星历中残存的分米级轨道和钟差误差成为制约 RT-PPP 定位精度提升的关键瓶颈。这些残余误差具有明显的时变特性, 违背了传统 PPP 模型中轨道钟差误差可忽略的基本假设, 直接影响了实时定位性能。因此, 有效建模和补偿实时精密星历中的残余误差, 成为本章力求解决的问题。本章作为第四章的先导章节, 将 SISRE 估计方法在基于实时精密星历的定位场景下提前进行了验证, 为该方法在第四章广播星历精密单点定位中的应用做好基础。

3.1 实时精密星历误差特性分析

实时精密单点定位技术作为全球导航卫星系统高精度定位的重要手段之一, 在自动驾驶、精准农业、地质监测等领域发挥着越来越重要的作用。然而, 实时处理模式下的高精度卫星轨道钟差估计面临诸多技术挑战, 包括观测数据积累时间有限、轨道弧长不足、全球测站数据传输延迟以及异常数据剔除时间受限等约束条件, 使得基于实时数据流的精密星历产品精度相比事后产品仍存在显著差距, 直接影响了 RT-PPP 的定位性能。空间信号精度 SISRE 为综合反映卫星轨道和钟差误差的重要指标, 其准确建模与估计对提升 RT-PPP 定位精度具有重要意义。本章首先分析了实时精密星历的轨道和钟差误差特性, 然后提出顾及 SISRE 的 PPP 函数模型, 并通过实验验证所提方法的有效性。

3.1.1 实时轨道钟差恢复

实时 SSR 产品基于广播星历的卫星位置和钟差进行改正, 其改正参数的形式可以列为 (Yu et al. 2023; Xu et al. 2023):

$$\text{SSR}(t_0, \text{IOD}) = (\delta r, \delta a, \delta c, \dot{\delta r}, \dot{\delta a}, \dot{\delta c}, A_0, A_1, A_2) \quad (3.1)$$

其中 t_0 是 SSR 改正数的参考时刻。IOD 是数据龄期 (Issue of Data Ephemeris, IODE), 用于匹配对应时段的广播星历。 $(\delta r, \delta a, \delta c)$ 分别是径向、切向、法向分量的轨道改正。 $(\dot{\delta r}, \dot{\delta a}, \dot{\delta c})$ 分别是三个分量轨道改正的变化速度。 (A_0, A_1, A_2) 分别代表卫星钟差改正数的二次多项式系数。广播星历的卫星位置是基于地球地固坐标系, 而 SSR 改正数是基于卫星轨道坐标系, 因此 SSR 的轨道改正数在使用时需要转换到地球地固坐标系下, 完整的轨道改正向量 δorb 计算如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \delta orb = \begin{bmatrix} e_{\text{radial}} \\ e_{\text{along}} \\ e_{\text{cross}} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \delta r \\ \delta a \\ \delta c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_{\text{radial}} \\ e_{\text{along}} \\ e_{\text{cross}} \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \delta \dot{r} \\ \delta \dot{a} \\ \delta \dot{c} \end{bmatrix} \times (t - t_0) \\ \\ \begin{bmatrix} e_{\text{radial}} \\ e_{\text{along}} \\ e_{\text{cross}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\dot{r}}{|\dot{r}|} \times \frac{r \times \dot{r}}{|r \times \dot{r}|} \\ \frac{\dot{r}}{|\dot{r}|} \\ \frac{r \times \dot{r}}{|r \times \dot{r}|} \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (3.2)$$

这里的 r, \dot{r} 分别表示在历元 t 时刻广播星历计算的卫星位置和速度； $(e_{\text{radial}}, e_{\text{along}}, e_{\text{cross}})$ 分别是卫星径向、切向和法向三个方向的单位向量；由此改正后的广播星历卫星位置可以表示为：

$$X = X_{\text{brdc}} + \delta orb \quad (3.3)$$

类似的算法，钟差改正数的使用算法见下式：

$$\left\{ \begin{array}{l} \delta clk = A_0 + A_1(t - t_0) + A_2(t - t_0)^2 \\ Clk = Clk_{\text{brdc}} + \frac{\delta clk}{c} \end{array} \right. \quad (3.4)$$

其中 δclk 表示卫星钟差的改正； Clk 是最后用于精密单点定位的精密卫星钟差； Clk_{brdc} 是通过广播星历计算的 t_0 时刻卫星钟差； c 是真空中光速，单位为米每秒。

3.1.2 SISRE 精度评估

星历误差由两部分组成：轨道误差和钟差误差。相应地，根据 Montenbruck 等人（2018）和 Chen G. 等人（2022）的研究，SISRE 的定义如下：

$$SIS = \sqrt{(\alpha \cdot R - c \cdot \tau)^2 + \beta^2 (A^2 + C^2)} \quad (3.5)$$

其中 A, C 和 R 分别为轨道误差的切向、法向和径向分量。 τ 表示钟差误差。 α 和 β 表示轨道误差对 SIS 的贡献系数。

考虑到星历误差具有方向性，且切向和法向分量对误差的贡献相对较小，本研究参考 Zhang 等人（2020）的定义，将 SISRE 重新定义如下：

$$SIS = \alpha \cdot R - c \cdot \tau \quad (3.6)$$

此时，SISRE 从标量转换成向量。在上式中，对于 BDS-3 MEO、Galileo 和 GPS 卫星的取值分别为 0.982、0.984 和 0.980（Montenbruck et al. 2018；Chen et al. 2022c）。通过该方法计算的‘R-CLK’被认为是 SISRE 的一种有效的替代。

在本研究中，采用德国地学研究中心（GFZ）提供的 SSR 改正将广播星历转

换为实时精密星历。以最终产品作为参考基准，对实时精密星历的时变特性进行了分析。数据采样间隔为 30 秒。由于实时产品和最终产品之间存在特定的系统时间偏差，采用双差方法来减弱这种偏差的影响（Yao et al. 2017; Montenbruck et al. 2018; Wu et al. 2020）。

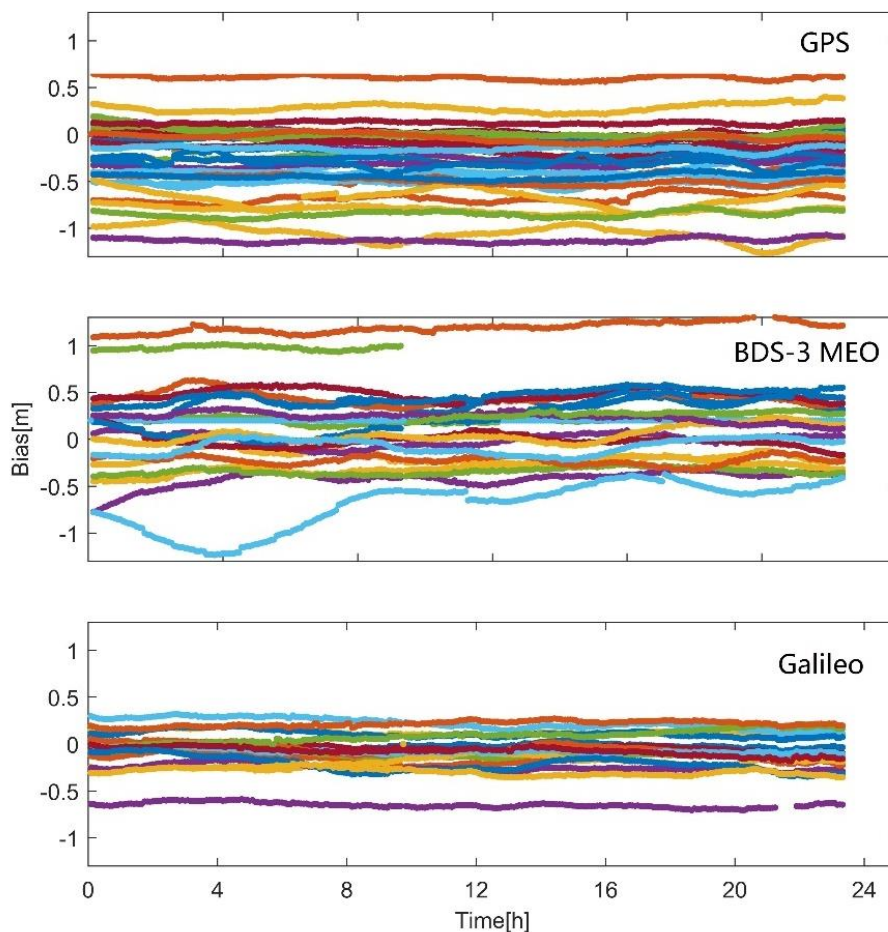


图 3-1 GPS、BDS-3 MEO、Galileo 的 R-Clk 时间序列
Figure 3-1 Time series of R-Clk for GPS, BDS-3 MEO, Galileo.

图 3-1 显示了 GPS、BDS-3 MEO 和 Galileo 卫星的 R-Clk 时间序列。显然，三个系统中的每颗卫星都表现出明显的系统性偏差。对于 GPS，这些偏差通常在 1 米以内，大部分在 0.5 米以内。对于 BDS-3，大多数偏差在 0.5 米以内，但某些卫星可能表现出高达 1 米的偏差。相比之下，Galileo 与其他两个系统相比显示出明显更小的偏差，大多数卫星的偏差在 0.3 米以内。三个系统中 R-Clk 的平均 RMS 偏差分别为 0.48 米、0.39 米和 0.16 米。显然，每颗卫星都存在这些偏差，除少数情况外，大多数卫星偏差保持在稳定值附近。

这些偏差的时不变部分由于与模糊度参数的强相关性而被模糊度吸收，通常不会影响定位结果。然而，时变部分将保留在残差中并影响定位结果。本文使用的新参数可以将这种时变误差作为参数进行估计，从而避免污染定位结果。

考虑到全球导航卫星系统网络的持续改进和完善,国际 GNSS 服务组织(IGS)启动了 MGEX (Multi GNSS Experiment) 项目,旨在将所有卫星导航系统的跟踪和分析工作全面整合到 IGS 的日常活动中。目前,IGS 已经成功整合了众多的分析中心,形成了覆盖全球的实时产品服务网络。

本研究选取了来自六个不同分析中心的实时 SSR 改正产品用于动态 PPP 验证实验。各分析中心所支持的卫星系统、轨道和钟差改正的更新间隔以及机构全称详见表 3-1。所有选定的分析中心均提供 GPS 系统的 SSR 改正服务。其中,CAS、CNE、WHU 和 SHA 四个分析中心提供 BDS-3 系统的 SSR 改正,而 BKG、CAS、CNE 和 WHU 四个分析中心则提供 Galileo 系统的 SSR 改正。除 BKG 分析中心外,其余所有分析中心均以 5 秒的间隔更新其轨道和钟差改正产品。虽然分析中心的更新间隔会对产品精度产生一定影响,但这种影响通常并不显著。

表 3-1 RTCM-SSR 各挂载点描述

Table 3-1 RTCM-SSR mount points Description.

分析中心	系统	更新间隔 (轨道/钟差)	全称/国家/地区
BKG	G + R + E	60 s/5 s	Bundesamt für Kartographie und Geodäsie, 德国
CAS	G + R + E + C	5 s/5 s	The Institute of Geodesy and Geophysics (IGG) of the Chinese Academy of Sciences, 中国
CNE	G + R + E + C + J	5 s/5 s	Centre National d'Etudes Spatiales, 法国
WHU	G + R + E + C	5 s/5 s	Wuhan University, 中国
ESA	G	5 s/5 s	European Space Agency, 欧洲
SHA	G + R + C	5 s/5 s	Shanghai Astronomical Observation, 中国

尽管各分析中心提供的产品均具有较高的精度水平,但它们之间仍存在需要在参数设置确定过程中予以考虑的细微差异。为了深入分析这些差异特征,本研究采用 GFZ 的事后精密产品作为参考基准,使用 2023 年 DOY 330 至 360 期间的观测数据,对多个分析中心的实时轨道和钟差改正产品精度进行了系统性评估。表 3-2 详细展示了来自各个分析中心产品的 SISRE 统计结果。分析结果表明,BKG、CAS 和 SHA 三个分析中心的 SISRE 均在 4 cm 以上水平。CNE 和 ESA 分析中心的产品精度达到 3 cm 以上的较高水平,而 WHU 分析中心则以约 2 cm 的 SISRE 实现了最高的产品精度。对于 BDS-3 MEO 卫星而言,各分析中心的 SISRE 普遍在 8 cm 左右,但 WHU 分析中心仍保持着显著的精度优势。同样地,在 Galileo 系统方面,WHU 分析中心的产品依然表现最佳,其 SISRE 低于 4 cm,而其他分析中心的产品 SISRE 则约为 5 cm 水平。

表 3-2 各分析中心各系统 SISRE (单位: 厘米)

Table 3-2 SISRE for each system (unit: cm).

分析中心	GPS	BDS-3 MEO	Galileo
BKG	4.43	/	5.24
CAS	4.48	8.77	4.92
CNE	3.19	8.28	5.20
WHU	2.34	7.36	3.66
ESA	3.24	/	/
SHA	4.27	8.49	/

3.2 实时 PPP 函数模型

3.2.1 经典无电离层组合模型

在 PPP 定位中, 为了消除观测方程中的各种未知误差项, 需要利用精密的改正数据或建立相应的误差模型。通过构建双频无电离层组合观测值, 可以有效抵消一阶电离层延迟的影响, 其具体的观测方程形式如下 (Kouba et al., 2017; Chen et al., 2022b):

$$p = \rho + c(dt_r - dt^s) + (T + dT) + e \quad (3.7)$$

$$\varphi = \rho + c(dt_r - dt^s) + (T + dT) + \lambda(A + \omega) + \epsilon \quad (3.8)$$

其中 p 和 φ 为无电离层的伪距和载波相位观测值, ρ 为卫星和接收机天线参考点之间的几何距离, c 为光速, dt_r 和 dt^s 是接收机和卫星的钟差, T 是建模的对流层延迟, dT 是估计的对流层延迟校正量, λ 是无电离层组合的波长, A 是无电离层组合浮点模糊度, ω 是相位缠绕误差, e 和 ϵ 为伪距和载波相位的观测噪声以及多径误差。用户位置坐标 x_r 、 y_r 和 z_r 包含在几何距离 ρ 内, ρ 的表达式如下:

$$\rho = \sqrt{(x^s - x_r)^2 + (y^s - y_r)^2 + (z^s - z_r)^2} \quad (3.9)$$

其中 x^s 、 y^s 和 z^s 是卫星的坐标。

观测数据通过卡尔曼滤波器进行处理, 滤波器估计用户位置、接收机钟差、对流层延迟未建模的部分以及 n 颗被跟踪卫星的模糊度参数, 这些参数构成滤波器的状态向量, 如下式:

$$\underline{x} = [x_r \quad y_r \quad z_r \quad dt_r \quad dT \quad A_0 \dots A_n] \quad (3.10)$$

3.2.2 顾及 SISRE 的无电离层组合模型

传统的无电离层组合 PPP 虽然能够有效消除电离层延迟的影响, 但仍受到

实时精密星历产品中残余轨道和钟差误差的制约。为了进一步提升定位精度，本文提出一种新方法，在传统无电离层组合观测方程的基础上引入 SISRE 参数。该参数的核心作用是吸收和补偿实时精密星历中轨道误差的径向分量以及钟差误差在卫星至接收机视线方向上的综合投影效应，从而减少这些残余误差对 PPP 定位解算的影响。通过将轨道和钟差的耦合误差建模为可估计的 SISRE 参数，改进的 PPP 方法能够更好地适应实时精密产品的精度特性，实现定位精度的显著提升。改进后的伪距和载波相位观测方程形式如下：

$$p = \rho + c(dt_r - dt^s) + (T + dT) + s + e \quad (3.11)$$

$$\varphi = \rho + \zeta + c(dt_r - dt^s) + (T + dT) + s + \lambda(A + \omega) + \epsilon \quad (3.12)$$

此时滤波器的状态向量为：

$$\underline{x} = [x_r \quad y_r \quad z_r \quad dt_r \quad dT \quad s_0 \dots s_n \quad A_0 \dots A_n] \quad (3.13)$$

其中 $s_0 \dots s_n$ 是 n 颗被跟踪卫星的 SISRE 估计值，反映了钟差误差和轨道误差径向分量的综合影响。与其他参数类似，SISRE 估计值在每个历元都会进行估计。

在本研究中，SISRE 估计值的过程噪声在卡尔曼滤波器中被建模为随机游走参数。公式 $q = \sigma_p^2 \cdot \Delta t$ 通常用作确定随机游走过程噪声的参考依据。在此情况下， σ_p 的单位为 ‘mm/√h’， Δt 的单位为 ‘s’。 σ_p 描述了参数的时变特性， Δt 为定位处理的时间间隔。

3.3 实时 PPP 定位验证与性能评估

3.3.1 二维灵敏度分析及最优参数设置

SISRE 参数的过程噪声的设置对最终定位结果的精度表现具有显著而直接的影响，这一结论在 Carlin 等人(2021)的深入研究中得到了充分的验证和确认。本研究为了进一步探究该参数在不同初始标准和过程噪声设置下的表现，将 SISRE 参数的初始标准差这一关键因素纳入考虑范围，使整个参数优化分析过程更加严谨。基于这一需求，本研究采用了二维灵敏度分析方法来确定 SISRE 参数初始标准差和过程噪声的最优参数组合。该分析方法的核心理论前提在于，在预设的合理搜索范围内，必然存在一个能够使 PPP 定位精度达到理论最大化的最优参数组合配置。

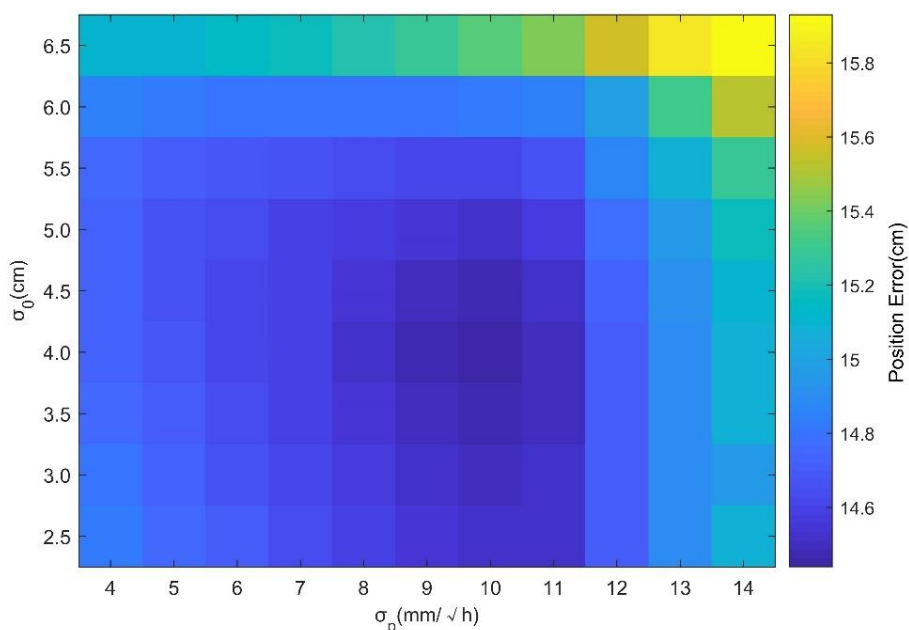


图 3-2 不同初始标准差和过程噪声下的定位精度热力图

Figure 3-2 Heat map of positioning accuracy under different initial values and process noise.

图 3-2 展示了在不同初始值 (σ_0) 和过程噪声强度 (σ_p) 设置条件下 GPS 系统的动态定位精度变化规律, 图中数据为 7 个 IGS 测站的均值, 具有代表性。作为对比基准, 在不进行 SISRE 估计处理的传统 PPP 模式下, 该测站集的定位精度水平约为 17 cm。

通过系统性的二维灵敏度分析结果表明, 当 SISRE 参数设置处于特定的有效范围内时, PPP 定位结果能够获得显著而稳定的精度改善效果。具体而言, 当 SISRE 参数的初始值设定为 4 cm、相应的过程噪声强度设定为 10 mm/ \sqrt{h} 时, 整个系统的定位精度达到了理论最优状态, 实现了 14.6 cm 以下的高精度定位性能。实验结果进一步证实, 采用上述最优参数值或其邻近区域的设置方案, 均能够为 PPP 定位带来明显且一致的精度提升效果。然而, 值得注意的是, 当参数设置逐渐接近或超出图 3-2 中明确标示的有效范围边界时, 相应的定位精度改善效果会显著减弱, 可以预见, 在某些极端情况下甚至可能导致定位结果的恶化现象。因此, 通过上述分析获得的最优参数值可以作为 GPS 卫星系统 SISRE 参数设置的标准推荐值。同时, 采用相同的二维敏感性分析方法学也可以有效地应用于推导和确定其他全球导航卫星系统的相应推荐参数设置值。

从严格意义上讲, 建议针对每个不同的分析中心分别确定相应的参数设置方案。然而, 考虑到各个分析中心在特定卫星系统上表现出相似的精度水平这一实际情况, 按照卫星系统来统一确定参数设置是可行且实用的方法。基于此认识, 本研究为 SISRE 参数提供了一套参考性的初始标准差和过程噪声设置方案。具体的推荐数值如表 3-1 所示。这些推荐值是通过所展示的二维敏感性分析方法获

得的，适用于本研究所使用的测试数据集。在实际应用过程中，可以根据所采用的具体分析中心产品特性，在这些参考值基础上进行适当的调整和优化，以获得更好的定位性能表现。

表 3-3 初始标准差和过程噪声的最优建议取值

Table 3-3 Optimization of initial value and process noise.

系统	初始标准差 (cm)	过程噪声 (mm/√h)
GPS	3.5	10.0
BDS-3	8.0	15.0
Galileo	4.0	10.0

3.3.2 伪动态定位验证

3.3.2.1 PPP 策略与数据选取

为了验证所提出的方法，我们利用国际 GNSS 服务 (IGS) 站点的观测数据进行了伪动态定位实验。实验选取了全球分布的七个站点，数据覆盖 2023 年 12 月 25 日至 31 日，如图 3-3 所示。实验分为两组：一组采用传统的实时精密单点定位模式，不估计 SISRE，称为“RT_PPP”；另一组采用本研究提出的改进方法，通过估计 SISRE 参数进行优化，称为“RT_PPP_new”。具体处理策略见。

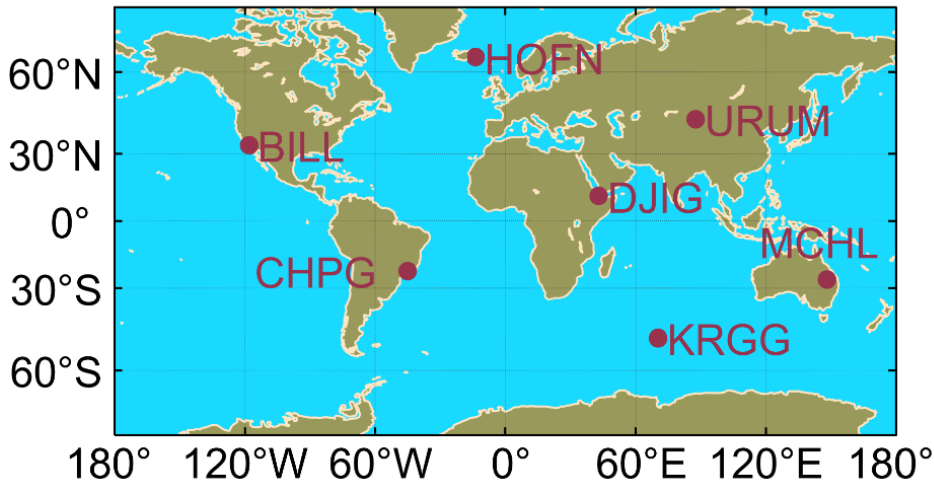


图 3-3 用于 PPP 验证的 IGS 测站分布

Figure 3-3 Site distribution of IGS stations used for PPP validation.

表 3-4 PPP 处理策略
Table 3-4 Processing strategy.

误差项	处理方法
GNSS 观测值 频点	GNSS 载波相位和伪距的无电离层组合，采样间隔 30 秒 北斗三号：B1C & B2a GPS：L1 & L2 伽利略：E1 & E5a
截至高度角	10°
随机模型	综合考虑卫星系统、高度角
轨道钟差产品	实时广播星历 + SSR 改正数
处理时段	每日 24 小时解算
相对论效应	模型改正 (Ashby, 2003 年)
固体地球潮汐	模型改正 (Petit 和 Luzum, 2010 年)
海洋潮汐	模型改正 (Petit 和 Luzum, 2010 年)
接收机钟差	作为白噪声估计
对流层干延迟	采用 Saastamoinen 模型和 VMF1 (Vienna mapping function 1) 映射函数 (Saastamoinen, 1972 年)
对流层湿延迟	作为随机游走估计 (2cm/√h)，结合 VMF1 映射函数 (Saastamoinen, 1972 年)
SISRE 误差	在改进方法 (RT_PPP_new) 中作为随机游走估计，参考表 3-3，在传统方法 (RT_PPP) 中忽略
模糊度	针对每个模糊度弧段作为常数估计

3.3.2.2 伪动态定位结果分析

在动态定位实验中，定位精度通过计算从精密单点定位收敛时刻至定位时段结束的定位误差均方根 (RMS, Root Mean Square) 来评估。收敛条件定义为定位误差缩小至 20 cm 以内，并连续十个历元保持在该阈值内，即被认为收敛。实验采用国际 GNSS 服务组织 (IGS) 提供的 SINEX (Site Network EXtended) 周解文件中的精确坐标作为参考基准。

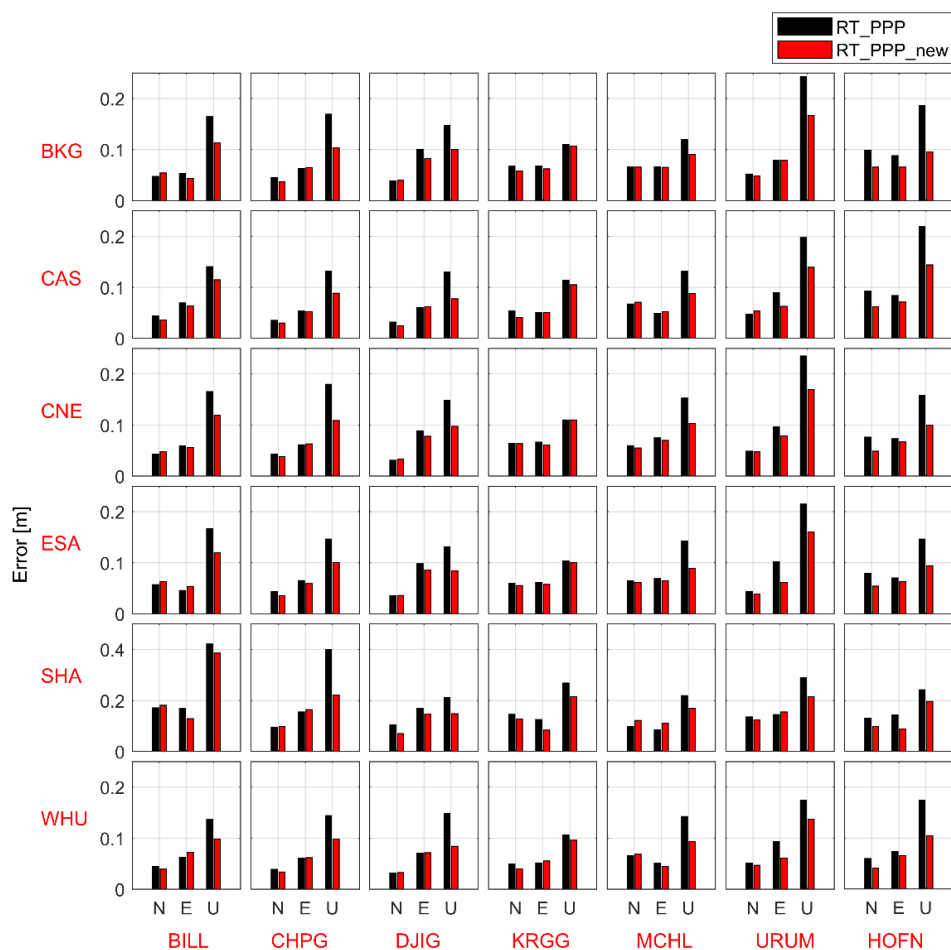


图 3-4 各分析中心的 GPS 定位精度

Figure 3-4 Positioning accuracy of 6 analysis centers at 7 selected IGS stations for GPS.

图 3-4 展示了 GPS 系统下两种定位方法的对比分析。总体来看，所有测站在 RT_PPP_new 模式下均展现出更高的定位精度。综合分析所有选定的分析中心和测站，在传统 RT_PPP 模式下，N 方向和 E 方向的定位精度分别为 6.6 cm 和 8.2 cm，而 U 方向的精度较低，为 17.3 cm。相比之下，RT_PPP_new 模式通过估计 SISRE 误差，显著提升了定位性能，N 方向、E 方向和 U 方向的精度分别提高至 5.8 cm、7.1 cm 和 13.2 cm，分别对应 12%、13% 和 24% 的改进幅度。三维定位精度从 20.3 cm 提升至 16.1 cm，总体精度提高了约 21%。其中，U 方向的精度提升最为显著，通常在 2 至 6 cm 之间，而 N 方向和 E 方向的改进幅度相对较小。对于初始定位精度较高的站点，例如 KRGG 站，RT_PPP_new 的改进效果可能不太明显，这可能是由于其定位精度已接近该模式的理论极限，进一步优化的空间有限。相反，对于初始定位精度较低的站点，例如 URUM 站，RT_PPP_new 的改进效果依然显著，显示出该方法在提升低精度站点定位性能方面的潜力。

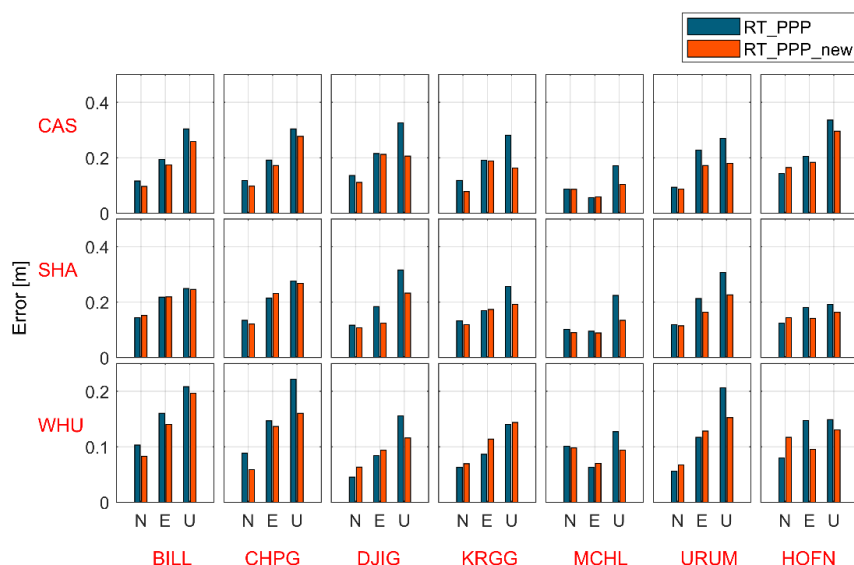


图 3-5 各分析中心的 BDS-3 定位精度

Figure 3-5 Positioning accuracy of 3 analysis centers at 7 selected IGS stations for BDS-3.

图 3-5 展示了 BDS-3 系统下两种定位方法的精度对比。RT_PPP_new 模式依然表现出更高的定位精度。在 RT_PPP_new 模式下，N 方向、E 方向和 U 方向的精度分别提升至 10.1 cm、14.7 cm 和 18.7 cm，分别对应 5%、8%和 21.8%的改进幅度。三维定位精度从 30.7 cm 提高到 25.8 cm，总体提升约 16%。具体来看，WHU 的三维定位精度为 19.6 cm，而 CAS 和 SHA 的三维定位精度分别为 28.7 cm 和 29.2 cm。相比其他两个分析中心，WHU 的结果更为优异，这与实时产品的精度表现一致。

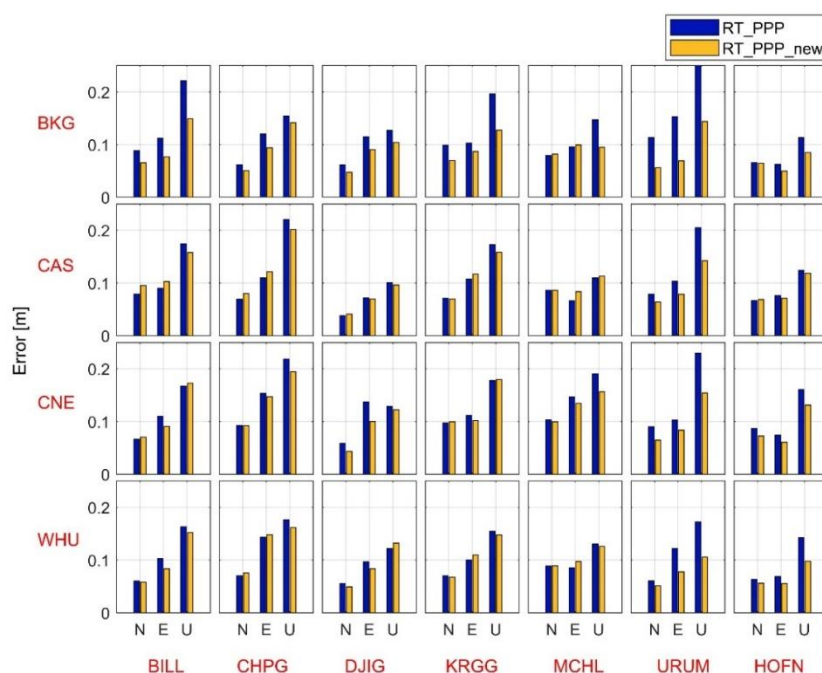


图 3-6 各分析中心的 Galileo 定位精度

Figure 3-6 Positioning accuracy of 4 analysis centers at 7 selected IGS stations for Galileo.

图 3-6 展示了 Galileo 系统下两种定位方法的精度对比。在 RT_PPP_new 模式下, N 方向、E 方向和 U 方向的定位精度分别达到 6.9 cm、9.2 cm 和 13.8 cm, 分别对应 9%、12.4%和 17.4%的改进幅度。三维定位精度从 21.1 cm 提升至 18.0 cm, 总体改进约 14.7%。总体而言, RT_PPP_new 模式相较于传统方法表现出明显优势。然而, 对于某些站点(如 BILL 或 MCHL), 在 CAS 产品时, RT_PPP_new 的精度可能略低于传统方法, 这可能是由于参数设置的灵活性不足导致的。

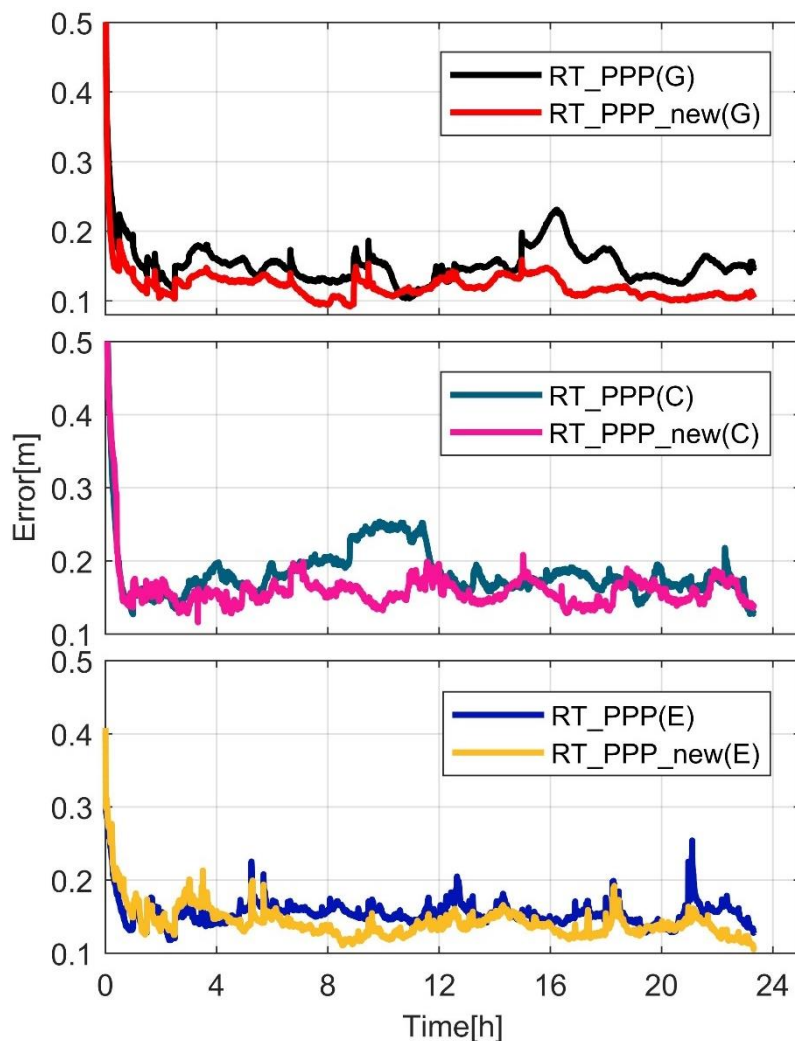


图 3-7 三系统定位误差均值

Figure 3-7 Position error at different convergence times: Positioning results are a seven-day average of all IGS stations at all analysis centers. The upper, middle, and lower subgraphs respectively represent GPS, BDS-3, and Galileo.

注: 定位结果为所有 IGS 站点在所有分析中心的七天平均值。上、中、下三个子图分别表示 GPS、BDS-3 和 Galileo 系统

图 3-7 呈现了所有站点的三维平均定位误差的时间序列, 详细展示了各卫星导航系统在所有选定分析中心和测站上的 24 小时平均定位误差。从图中可以清楚地观察到, 除了 GPS 系统外, RT_PPP_new 方法在收敛速度上的改进并不明显, 表明其对初始收敛过程的影响有限。然而, 一旦收敛阶段完成, RT_PPP_new

方法带来的改进效果则较为显著。三个系统在 RT_PPP_new 模式下的定位误差均稳定控制在 20 cm 以内，与传统 RT_PPP 模式相比，表现出明显的性能优势。

具体而言，当传统 RT_PPP 模式出现定位误差波动时，RT_PPP_new 模式的稳定性更高，受波动影响较小。这种优势源于 SISRE 参数的引入，该参数有效吸收了异常值的影响，例如未检测到的周跳、轨道误差或钟差的突然变化。尽管这些误差通常不符合随机游走模型的假设，但 SISRE 参数依然能够在一定程度上缓解它们对定位精度的干扰，从而提升整体定位的稳定性。

3.3.3 动态定位验证

除了伪动态场景测试，真实动态场景更能反映模型的真实优化能力。车辆实验于 2023 年 10 月 13 日在中国上海崇明岛进行。实验起点和终点位于岛的西部同一位置。车辆向东行驶，沿环形路线行进，最终返回起点，完成一圈完整行程。实验时间从下午 3:12 至 4:32，遵循中国标准时间 (UTC+8)，总计持续 1 小时 20 分钟。使用的卫星导航系统包括 GPS 和 BDS-3。实验轨迹如所示。流动站的 GNSS 接收机为 TRIMBLE R750，基站使用 CHC N71。数据采集间隔设置为 1 秒，卫星截止高度角设置为 7° 。实验以 Inertial Explorer 8.90 软件在 RTK 模式下计算的定位结果作为参考基准，收敛时间设定为 20 分钟。



图 3-8 陆地车辆实验的轨迹

Figure 3-8 Trajectory of the land vehicle-borne experiment.

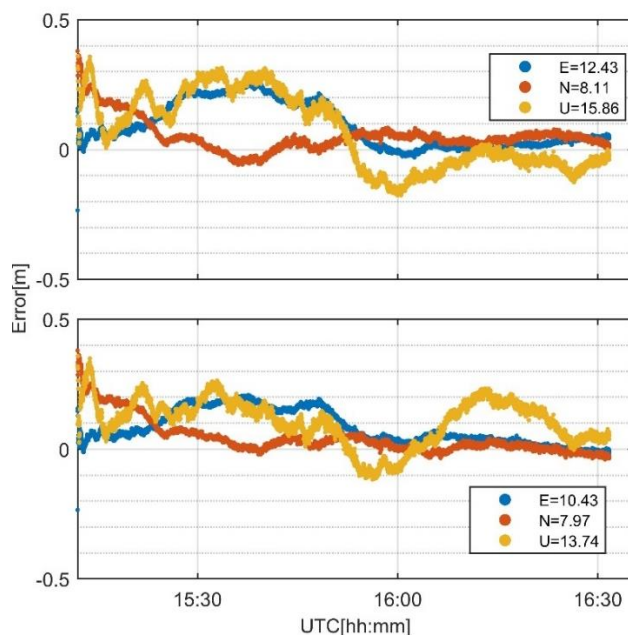


图 3-9 陆地车辆实验误差时间序列

Figure 3-8 Positioning error in the land vehicle-borne experiment.

图 3-9 的上半部分和下半部分分别展示了 RT_PPP 和 RT_PPP_new 模式的定位结果。在崇明岛开放的环境中，使用高质量的接收机，RT_PPP 模式能够实现较高的定位精度，其三维定位误差为 21.7 cm。相比之下，RT_PPP_new 模式表现出更为优越的性能。可以明显观察到，RT_PPP 模式在 15:30 后 U 方向的误差仍会超过 30 cm，而 RT_PPP_new 模式的 U 方向误差通常控制在 20 cm 以内。从统计角度来看，RT_PPP_new 模式在 E 方向、N 方向和 U 方向的定位误差分别为 10.4 cm、8.0 cm 和 13.7 cm，与 RT_PPP 模式相比，分别提升了 16.1%、2.5% 和 13.8%。这些数据表明，RT_PPP_new 通过引入 SISRE 参数，有效降低了定位误差，特别是在 U 方向上展现出更稳定的表现。在动态定位场景下，RT_PPP_new 模式在精度和稳定性方面均优于传统方法，显示出其在实际应用中的潜力。

3.4 本章小结

实时精密单点定位（RT-PPP）服务是一项关键应用，能够为接收 SSR 数据流的用户提供实时分米级的动态定位服务。然而，由于观测条件的限制，实时精密产品的精度通常低于最终产品，导致轨道和钟差中存在分米级的残余误差。这一误差成为制约实时精密单点定位精度的主要瓶颈。

在本章中，我们提出一种改进方法，通过在传统的无电离层精密单点定位模型中引入轨道和钟差引起的综合误差作为估计参数，从而显著提升定位性能。新参数的时间特性遵循随机游走模型。我们通过敏感性分析，优化了新引入的 SISRE 参数的设置。基于该方法的实时精密单点定位实验显示，在伪动态模式下，

定位精度提高了超过 15%。其中，U 方向的精度提升尤为突出，超过 20%。这一结论在 GPS、BDS-3 和 Galileo 的定位实验中得到验证，覆盖了大多数分析中心的产品。为了验证实际应用效果，我们在上海崇明岛进行了实地动态数据采集实验，结果与模拟动态模式下的表现一致，E 方向、N 方向和 U 方向的定位精度分别提升了 16.1%、2.5%和 13.8%。

结合现有研究，SISRE 估计方法在精密单点定位中的有效性已被广泛验证。此外，SISRE 方法的理论模型较为简单，计算资源占用低，适于广泛应用。这种方法的优势在于能够在不显著增加计算负担的情况下，有效吸收轨道和钟差中的残余误差，从而提升实时定位的精度和稳定性。

第4章 考虑星历跳变的实时广播星历 PPP 定位算法

基于广播星历的精密单点定位 (BE-PPP) 作为 GNSS 高精度定位的重要发展方向, 具有无需依赖外部数据源、易于获取和实时性强等显著优势。然而, 广播星历在更新过程中普遍存在的跳变现象严重制约了 BE-PPP 的定位精度和稳定性。当卫星广播星历参数发生切换时, 轨道和钟差信息往往出现不连续变化, 导致 PPP 解算过程中产生瞬时的大幅度定位误差, 破坏了定位的连续性和可靠性。这种跳变现象在不同 GNSS 系统中表现出不同的特征和规律, 其中 BDS-3 系统的整点跳变尤为突出, 成为影响广播星历 PPP 实用化的关键技术瓶颈。为有效解决这一问题, 本章将深入分析广播星历跳变的时空特性和物理机制, 并提出相应的优化算法, 以提升广播星历 PPP 的定位性能。

4.1 广播星历跳变评估及其影响

4.1.1 BDS-3 广播星历跳变时空特性分析

广播星历作为实时 PPP 定位的核心数据源, 其质量直接决定了定位精度的上限。然而, 广播星历在更新过程中存在显著的跳变现象, 这一点在 BDS-3 表现尤为明显。相邻历元间卫星轨道和钟差参数出现不连续变化, 这种跳变会在 PPP 解算中引入瞬时的大幅度定位误差, 严重影响定位的连续性和可靠性。为了有效改进广播星历质量并提升 PPP 性能, 有必要深入分析跳变现象的时空分布规律, 识别其发生的时间模式和空间特征, 从而为后续的星历改进算法提供理论依据和技术支撑。

从下图 BDS-3 卫星轨道误差的 RAC 方向分析可以看出, 径向方向的精度相对较优, 大部分卫星的轨道误差控制在 0.2m 以内, 主要集中在 0.1m 范围内。而切向和法向方向的误差相对较大, 基本都在 0.3m 以上。这种分布特征符合轨道确定的物理特性, 观测值与径向误差存在较高的相关性, 而观测值对于切向和法向的误差相对不敏感, 所以对这两个方向的定轨控制能力也较差。

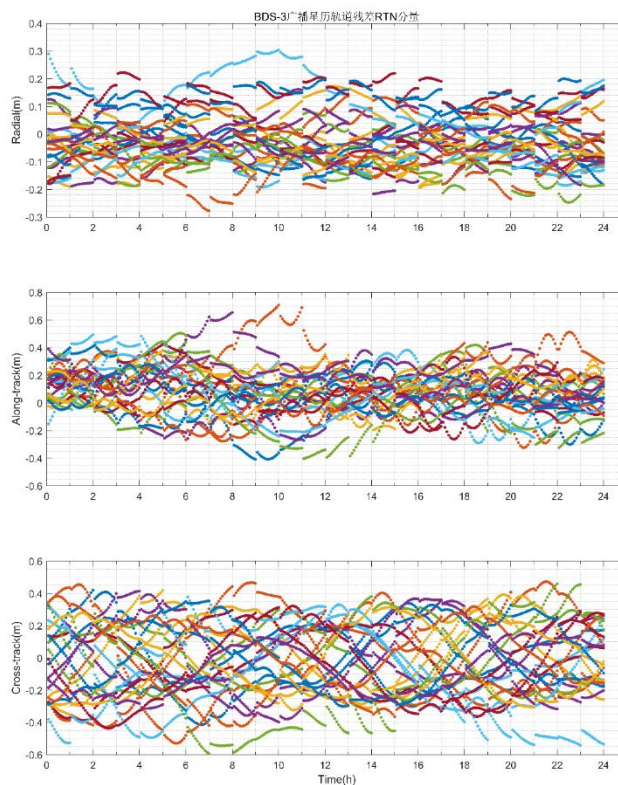


图 4-1 BDS-3 卫星轨道误差 RAC 方向时间序列

Figure 4-1 Time Series of BDS-3 satellite orbit errors in RAC directions.

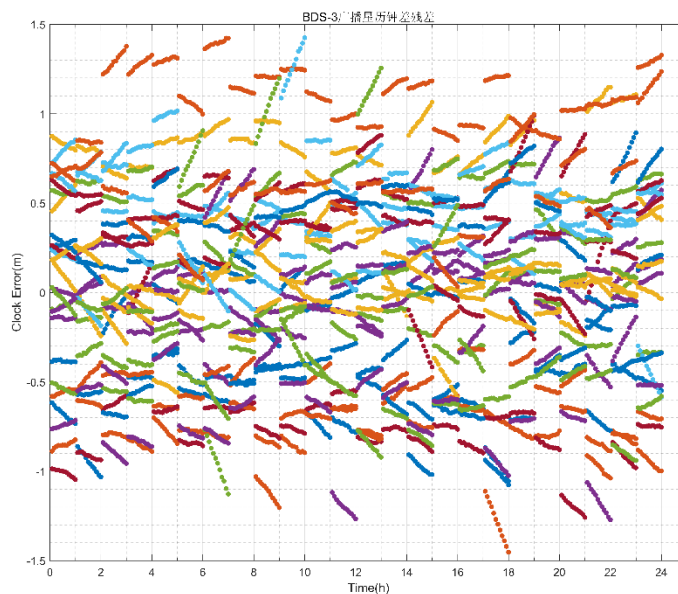


图 4-2 BDS-3 卫星钟差时间序列

Figure 4-2 Time series of BDS-3 satellite clock errors.

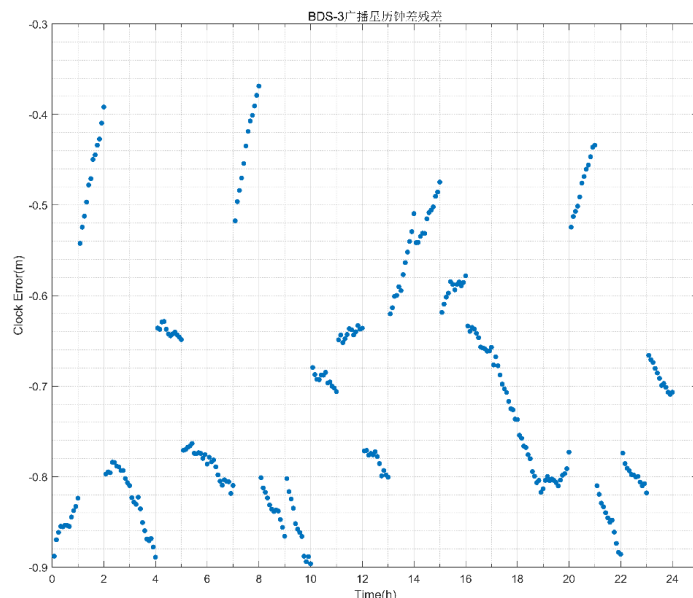


图 4-3 C20 卫星钟差跳变情况

Figure 4-3 Detailed analysis of clock jump for satellite C20.

相较于轨道误差，钟差跳变呈现出更为复杂和严重的特征。如图 4-2 所示，钟差分布范围从-1.5m 到+1.5m，在整小时处出现显著的跳变现象。这种跳变具有两个关键特点：一是跳变方向的不一致性，不同卫星在同一时刻的跳变方向各异，无法在接收机钟差中得到统一吸收；二是跳变幅度的显著差异，如图 4-3 所示，C20 卫星在某些时段的跳变幅度高达 40cm。更重要的是，跳变并非在每个整小时都规律发生，如 C20 卫星的 2~4 小时和 16~20 小时时段就没有明显跳变，这种不规律性增加了跳变预测和补偿的难度，对用户终端的实时处理构成了严峻挑战。

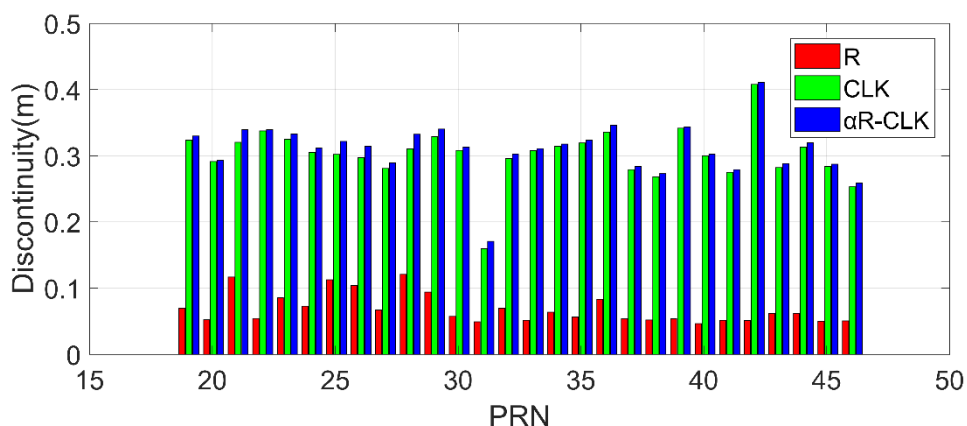


图 4-4 BDS-3 卫星跳变量七天平均统计

Figure 4-4 Seven-Day average statistics of BDS-3 satellite jump magnitudes.

图 4-4 展示了 BDS-3 卫星七天平均跳变量的统计值，可以看出，R 方向跳变

量相对较小，平均在 0.1m 以内，普遍约 7cm 左右。而钟差和 α R-CLK 的跳变量呈现强相关性，钟差跳变占 α R-CLK 跳变的 95%以上，这明确表明钟差跳变是广播星历跳变的主导因素。钟差跳变量基本在 0.3m 左右，这一水平对于力求达到高精度的广播星历 PPP 定位而言是难以容忍的。

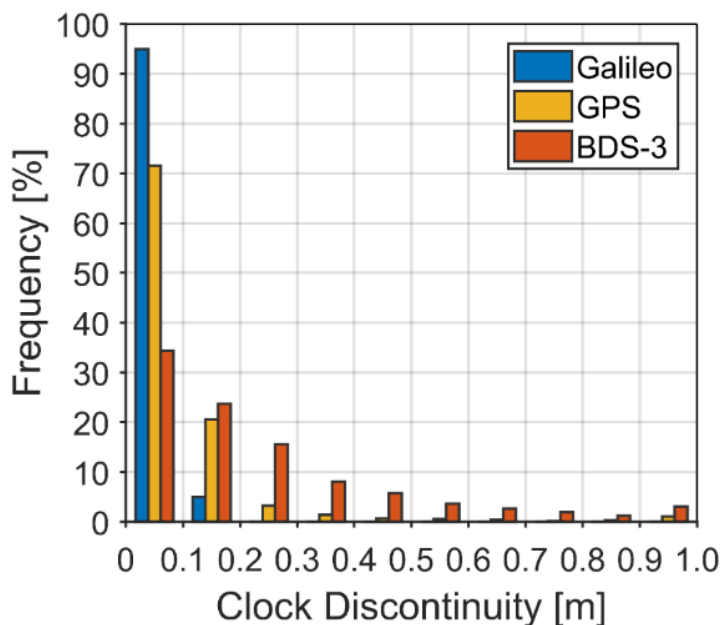


图 4-5 多 GNSS 系统钟差跳变频率分布直方图

Figure 4-5 Histogram of clock jump frequency distribution for multi-GNSS systems.

不同 GNSS 系统的钟差跳变频率分布也呈现显著差异。如图 4-5 所示，Galileo 系统表现最优，95%的跳变量控制在 0~0.1m 区间内，仅有约 5%分布在 0.1~0.2m 区间。GPS 系统的表现居中，约 70%的跳变量在 0~0.1m 范围内，20%分布在 0.1~0.2m 区间，其余不超过 10%分布在 0.2~0.5m 区间。BDS-3 系统的跳变表现相对较差，仅 35%分布在 0~0.1m 区间，跳变量在 0.3m 以上的占比超过三分之一，极端情况下可达米级。这种差异可能与北斗系统的监测站主要分布在中国境内有关，相对于 GPS 和 Galileo 的全球监测网络，空间几何分布的局限性可能影响了轨道钟差产品的精度和连续性。

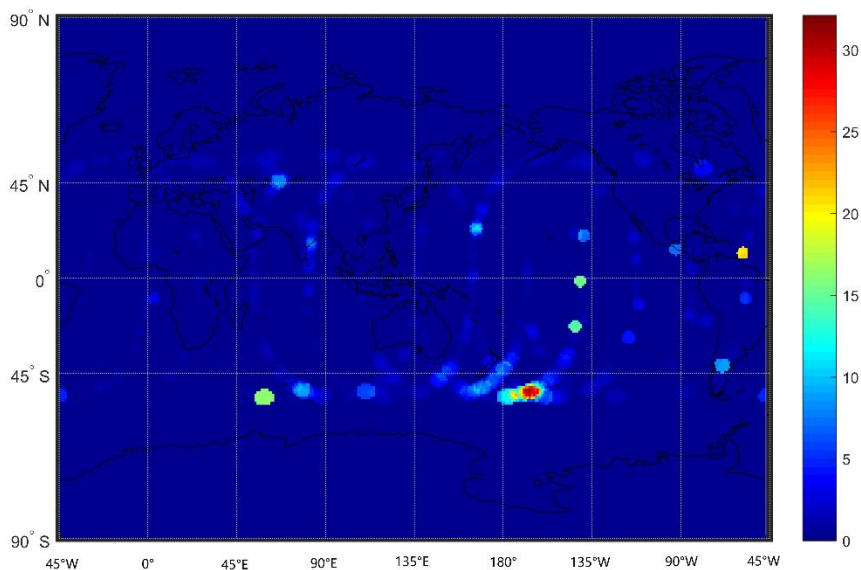


图 4-6 C20 卫星跳变强度星下点分布

Figure 4-6 Ground Track of Jump Intensity Spatial Distribution for Satellite C20.

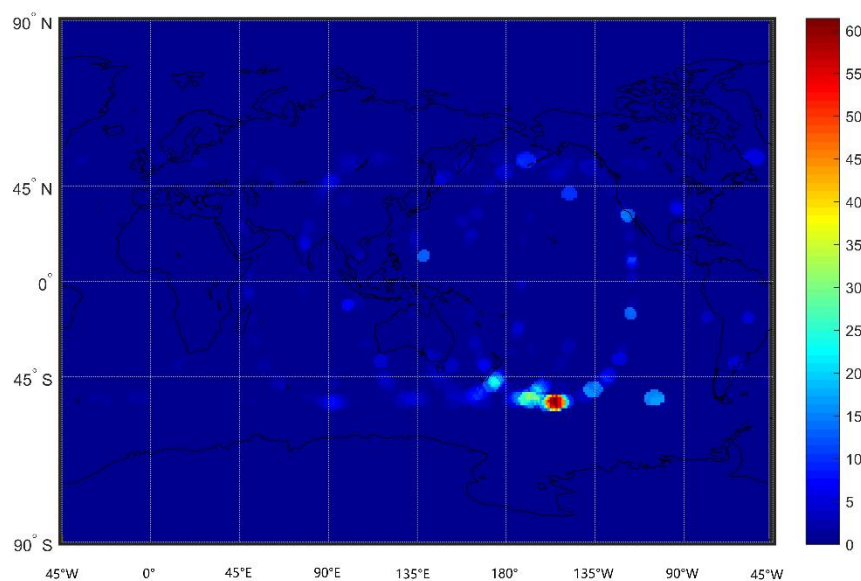


图 4-7 C34 卫星跳变强度星下点分布

Figure 4-7 Ground Track of Jump Intensity Spatial Distribution for Satellite C34.

图 4-6 和图 4-7 展示了 C20 和 C34 卫星一年内的跳变量累计值的星下点分布，通过空间分布分析发现，BDS-3 MEO 卫星的钟差跳变呈现明显的空间聚集特征。C20 和 C34 两颗 MEO 卫星在南纬 50° 、西经 135° 至 180° 区域的跳变积累量显著高于其他区域，全年累计跳变值分别达到 30m 和 60m 左右，而其余区域的跳变积累量相对较小，基本控制在 0~20m 范围内。这种空间差异表明跳变现象与卫星的地理位置存在强相关性，在特定区域出现跳变的概率远高于其他

区域。从轨道动力学角度分析，MEO 卫星在南北两侧的掉头位置由于星下点移动速度较慢，理论上更容易积累跳变，但这并非主要原因，因为并非所有掉头位置都表现出类似的跳变聚集现象。更可能的原因是该区域处于中国境内监测站网络的控制边缘，MEO 卫星在此位置可能首次脱离地面监测站的直接观测控制，转而依靠星间链路等手段维持轨道钟差确定，这种控制模式的切换过程可能导致参数连续性的中断，从而引发显著的跳变现象。

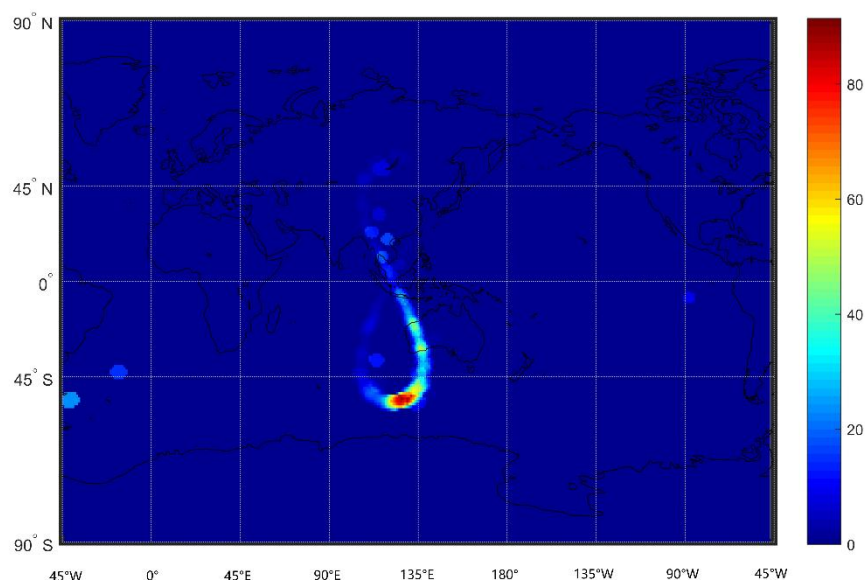


图 4-8 C39 卫星跳变强度星下点分布

Figure 4-8 Ground Track of Jump Intensity Spatial Distribution for Satellite C39.

据图 4-8 所示，IGSO 卫星 C39 的跳变空间分布进一步印证了监测站控制区域的影响。C39 卫星呈现典型的 8 字形轨迹，在东经 135° 附近区域的跳变积累量最为显著，全年可达 80m，明显高于 MEO 卫星的跳变水平。其余区域的跳变积累量在 20~60m 不等，而中国境内区域的跳变积累量基本控制在 20m 以下，呈现相对较小的跳变强度。这种分布模式与 IGSO 卫星的轨道特性和中国监测站网络的空间覆盖范围高度吻合。IGSO 卫星主要服务于亚太地区，其轨道设计使得卫星在中国境内停留时间较长，此时受到密集监测站网络的有效控制，跳变现象相对较少。而当卫星运行至太平洋中部区域时，脱离了境内监测站的直接控制范围，可能依赖星间链路进行轨道钟差维持，导致该区域跳变强度显著增强。

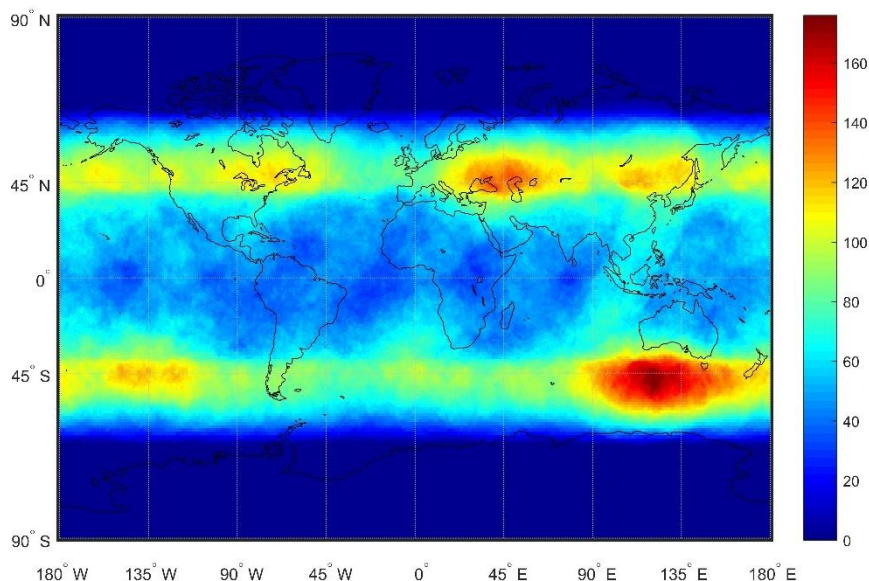


图 4-9 BDS-3 全系统卫星跳变强度全年累计空间分布

Figure 4-9 Annual Cumulative Spatial Distribution of Jump Intensity for All BDS-3 Satellites.

如图 4-9 所示, 从 BDS-3 全系统卫星跳变强度的全年累计分布来看, 跳变现象主要集中在两个关键区域: 一是东经 45°、北纬 45°附近区域, 二是东经 135°、南纬 45°区域, 后者的跳变积累程度更为严重。这两个区域的空间位置恰好对应了中国境内监测站网络对 BDS-3 卫星控制能力的边界特征, 前者可能代表境内监测站首次捕获卫星信号并建立稳定跟踪的转换区域, 而后者则对应卫星首次脱离境内监测站直接控制的临界区域。这种双峰分布模式表明, BDS-3 系统的跳变现象与监测站控制范围的空间几何分布密切相关, 在监测站控制能力的薄弱环节, 跳变发生的频率和强度显著增加。从用户角度而言, 这种跳变分布对不同地理区域的定位服务质量产生差异化影响, 澳大利亚及其南部区域以及中亚地区的用户在使用 BDS-3 广播星历进行定位时, 可能面临更为频繁和剧烈的跳变干扰, 定位连续性和精度稳定性相对较差, 这为全球化的北斗导航服务提出了进一步优化的技术需求。

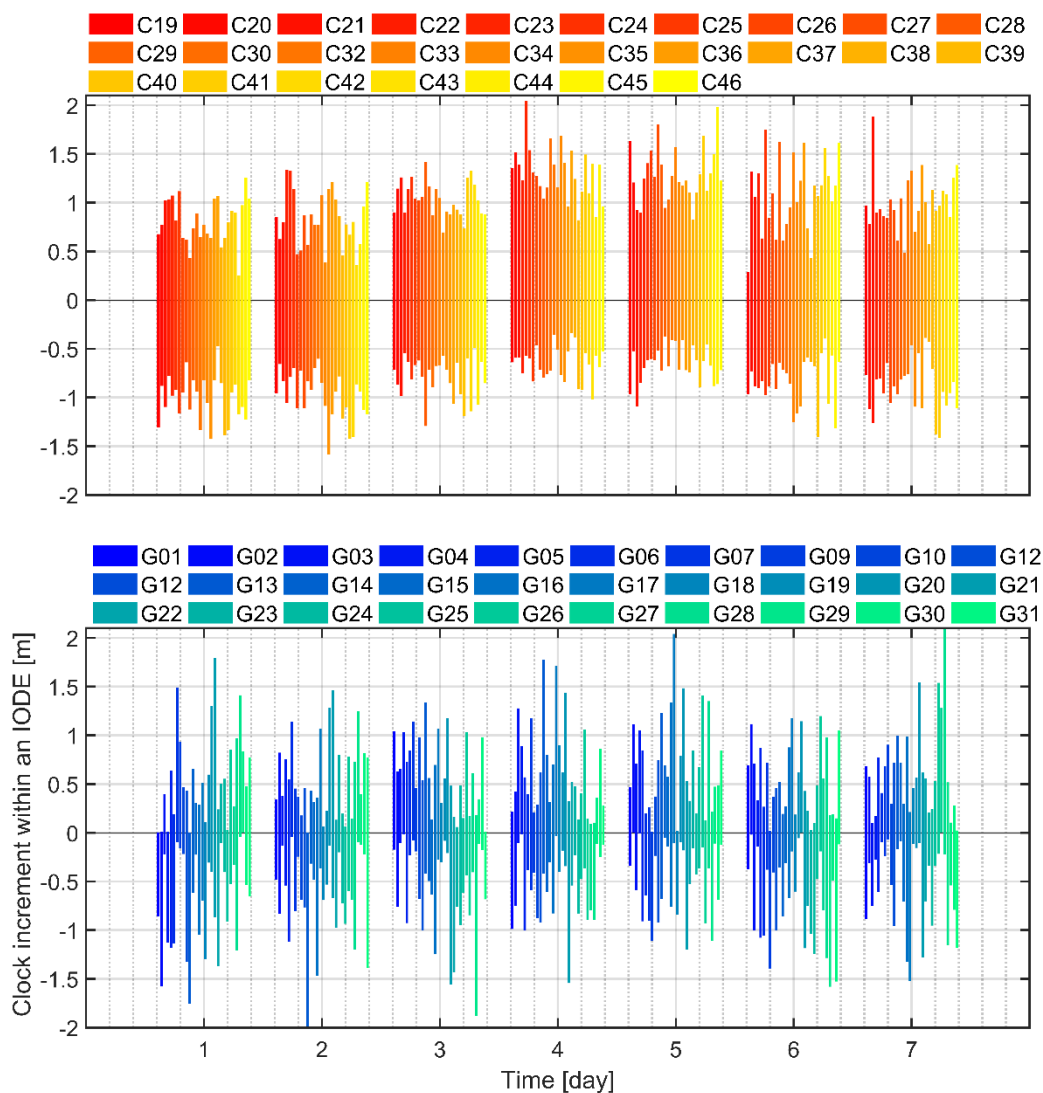


图 4-10 BDS-3 与 GPS 钟差跳变方向性七天统计对比

Figure 4-10 Seven-Day Statistical Comparison of Clock Jump Directionality between BDS-3 and GPS.

注：上下两个子图分别展示 BDS-3 和 GPS 系统的钟差跳变特征。横坐标表示时间，为连续 7 天，纵坐标表示钟差跳变值（单位：米），范围为-2 至+2 米。每日包含多个柱状图，每个柱子代表一颗卫星。对于每颗卫星，柱子 0 轴以上的部分表示该卫星当日所有正向跳变值的累计，0 轴以下的部分表示所有负向跳变值的累计。通过柱子的高度和方向可以观察各卫星在不同日期的跳变幅度和方向偏好特征。

图 4-10 展示了 BDS-3 与 GPS 钟差跳变方向性七天统计对比。通过对 BDS-3 和 GPS 系统钟差跳变方向性的对比分析，两个系统呈现出截然不同的跳变行为模式。BDS-3 系统在日内跳变方向分布上表现出较好的平衡性，正向跳变和负向跳变的幅度基本维持在同一量级，每日跳变量稳定分布在 0.5~1.5m 范围内，不同卫星间的跳变差异相对较小，整体呈现出较为稳定和可预测的特征。相比之

下，GPS 系统的跳变模式表现出明显的方向性偏好，系统更倾向于在特定时间段内朝某一方向进行跳变，且不同卫星间的跳变差异显著，跳变幅度从 0 到 2m 不等，呈现出较大的离散性和不确定性。

4.1.2 星历跳变对于 PPP 的影响

为了探讨星历跳变对 GPS 和 BDS-3 定位性能的影响，我们对 CHPG、BILL 和 GAMG 三个站点开展了基于广播星历的精密单点定位（BE-PPP）分析，实验采用动态定位模式。由于伽利略系统的定位受星历跳变的影响微乎其微，本研究未纳入伽利略系统的分析结果。

通常情况下，GPS 的星历更新间隔为 2 小时，BDS-3 为 1 小时，而伽利略系统的更新频率更高，为 10 分钟。研究发现，BDS-3 的钟差跳变最为显著，其平均误差约为 0.3 m，在某些情况下甚至超过 1 m。相比之下，GPS 的钟差跳变较小，误差通常控制在 0.2 m 以内。而伽利略系统的钟差跳变极小，误差通常低于 5 cm（Carlin 等，2022 年）。

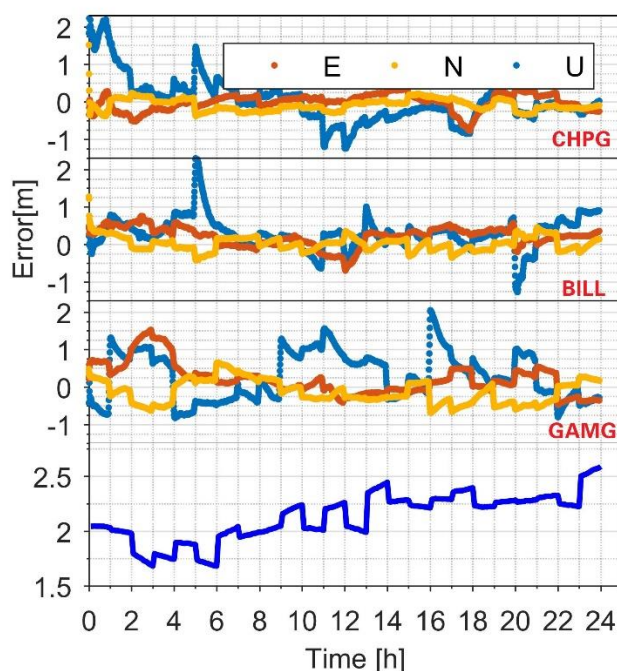


图 4-11 BDS-3 在 CHPG、BILL 和 GAMG 站点动态模式下 BE-PPP 的误差时间序列
Figure 4-11 Time series of BE-PPP errors for BDS-3 in kinematic mode at stations CHPG, BILL, and GAMG.

注：从上到下，各线分别表示三个站点的定位误差时间序列以及所有 BDS-3 卫星钟差平均绝对值的时间序列

图 4-11 展示了广播星历跳变对 BDS-3 定位性能的显著影响。研究中涉及的 CHPG、BILL 和 GAMG 三个站点均受到星历跳变的干扰，轨道和钟差的突发变化直接导致坐标参数出现误差。其中，U 方向分量的误差最为显著，在特定时间

点表现尤为突出。例如, CHPG 站点在第 5 小时、11 小时和 12 小时, BILL 站点在第 5 小时、13 小时和 20 小时, 以及 GAMG 站点在第 1 小时、4 小时、9 小时和 16 小时, U 方向的定位误差均超过 1 m。这种大幅度的误差反映了星历跳变对垂直方向定位精度的严重影响。相比之下, E 方向和 N 方向分量的受影响程度相对较小, 但仍存在分米级的跳变误差。这些误差的存在表明, 星历跳变对 BDS-3 动态定位的稳定性构成了挑战, 为后续优化实时定位算法提供了重要的研究依据。

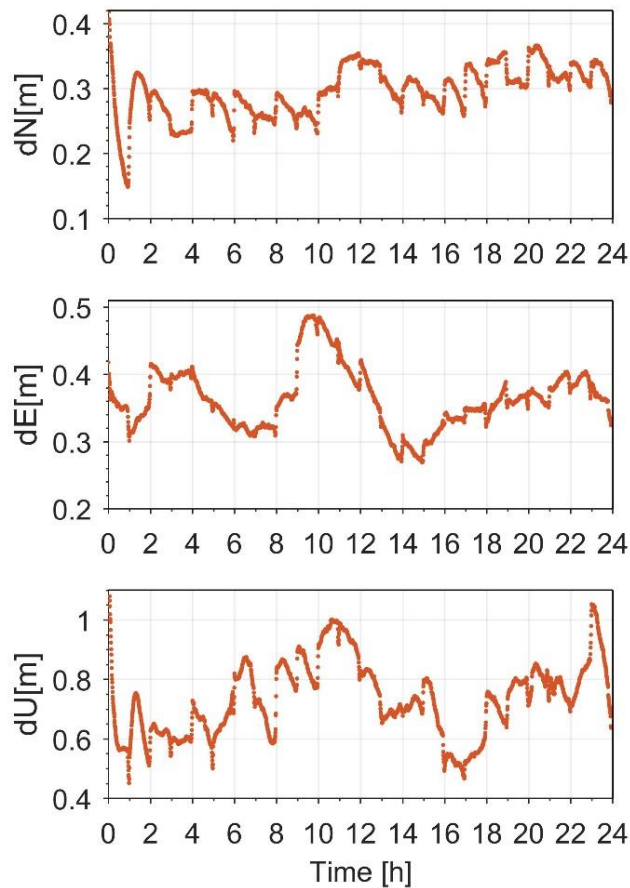


图 4-12 11 个站点观测的 BDS-3 BE-PPP 绝对误差的七天平均时间序列

Figure 4-12 The average time series of the absolute error in BE-PPP for BDS-3 observed at 11 stations.

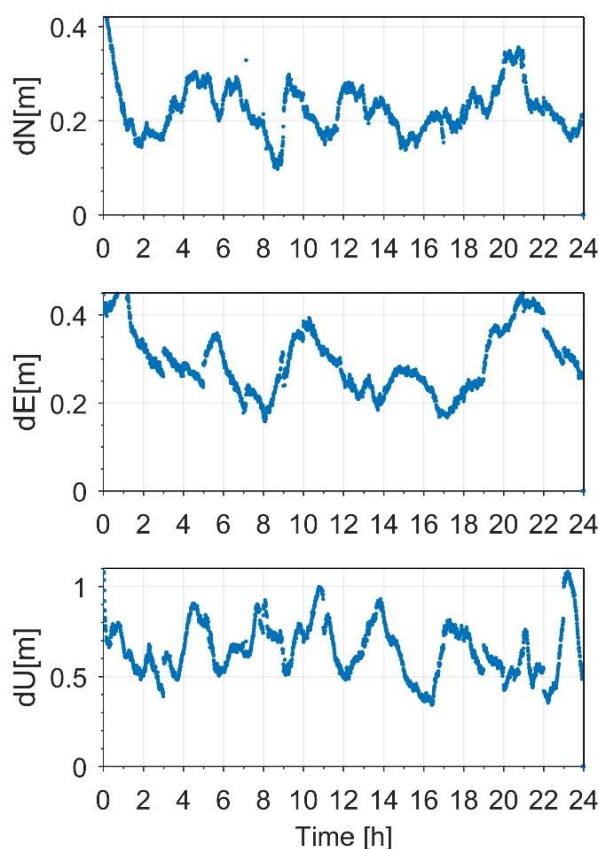


图 4-13 11 个站点观测的 GPS BE-PPP 绝对误差的七天平均时间序列

Figure 4-13 The average time series of the absolute error in BE-PPP for GPS observed at 11 stations.

图 4-12 和图 4-13 展示了 11 个站点在 7 天内观测的 24 小时绝对误差平均时间序列。对于 BDS-3，星历跳变在广播星历更新期间尤为明显。N 方向和 E 方向分量的跳变幅度较小，通常在 5 cm 以内；而 U 方向分量的跳变较为显著，超过 10 cm。这证实了定位精度下降与广播星历切换之间存在强烈的相关性。

对于 GPS，如图 4-13 所示，这种相关性虽然不如 BDS-3 明显，但仍然可以观察到。U 方向的误差曲线每隔两小时（如第 4 小时、6 小时、8 小时、14 小时、16 小时和 18 小时）出现规律性的弯曲，这同样是由星历切换引起的。

4.2 改进钟差与精度提升

4.2.1 处理流程与数学模型

假设用户的初始定位需求基于第 k 个数据龄期（ $IODE$, Issue of Data Ephemeris）的星历数据，将这个数据龄期表示为 $IODE(k)$ ，并计算轨道和钟差。在 $IODE(k)$ 中，这组广播星历将一直被用于轨道钟差的计算和外推，直到新的广

播星历可用。然而，如果直接使用新的广播星历进行轨道钟差计算，得到的轨道钟差会与上一龄期的轨道钟差出现差异，导致重新收敛问题。为避免这一问题，在将新一组广播星历纳入定位解算之前，增加了一个额外的处理步骤，如下图所示。

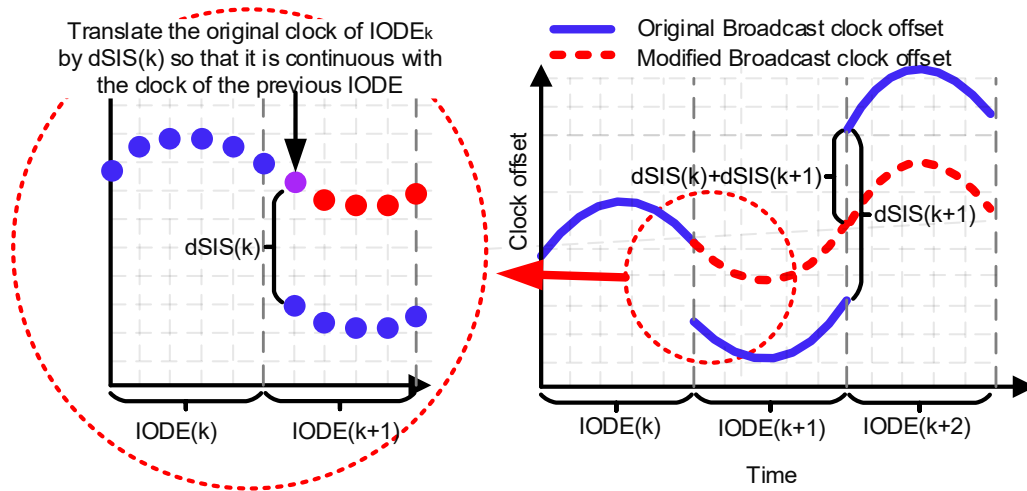


图 4-14 改进广播星历示意图

Figure 4-14 Diagram of MBCO.

注：图的右侧展示了钟差的变化情况，左侧详细显示了跳变情况

图 4-14 中蓝色线表示基于原始广播星历计算的钟差，红色虚线表示经过处理后的改进钟差。可以看出原始钟差在数据龄期切换时刻，出现显著跳变。可以通过解求切换时刻的跳变量，并向后续历元进行补偿来实现星历，尤其是钟差的稳定过渡。

具体而言，首先，在接收到新的广播星历后，计算切换历元时刻新旧星历之间的轨道钟差跳变值 $dSIS(k)$ 。该值不仅包含钟差在该历元的跳变，还包含轨道跳变在用户视线上的投影，统一二者的单位为米，随后作差，得到 $dSIS(k)$ 。

在 IODE 切换时刻，计算基于 $IODE(k)$ 和 $IODE(k+1)$ 两个数据龄期的星历所得到的卫星钟差及轨道差异的综合量：

$$dSIS(k) = [CLK^{k+1}(t_k) - CLK^k(t_k)] + \Delta R^{k,k+1}(t_k) / c \quad (4.1)$$

式中： $CLK^{k+1}(t_k)$ 表示采用 $IODE(k+1)$ 星历在切换时刻 t_k 计算得到的卫星钟差； $CLK^k(t_k)$ 表示采用 $IODE(k)$ 星历在同一时刻 t_k 计算得到的卫星钟差； $\Delta R^{k,k+1}(t_k)$ 表示两组星历计算的卫星轨道位置在径向上的差异分量，单位为米。

为实现星历切换前后钟差的连续过渡，对 $IODE(k+1)$ 及其后续历元的卫星钟差进行补偿处理：

$$CLK^{k+1}(t) = CLK^{k+1}(t) - dSIS(k), t \geq t_k \quad (4.2)$$

式中： $CLK^{k+1}(t)$ 表示经过平滑处理后的卫星钟差； $CLK^{k+1}(t)$ 表示基于广

播星历 $IODE(k+1)$ 直接计算得到的原始卫星钟差； $dSIS(k)$ 为星历切换时刻的综合跳变量补偿值。该补偿策略确保了在星历数据龄期更新时刻，卫星钟差不会出现阶跃式跳变，从而避免定位解算的重新收敛问题。

当定位解算过程跨越多个连续的 $IODE$ 更新周期时，需对所有历史切换时刻的跳变量进行累积补偿：

$$CLK^n(t) = CLK^n(t) - \sum_{j=k_0}^{k_{n-1}} dSIS(j) \quad (4.3)$$

式中： n 表示当前使用的星历数据龄期序号； k_0, k_1, \dots, k_{n-1} 表示从初始数据龄期至当前数据龄期之间所有经历的星历切换时刻； $\sum_{j=k_0}^{k_{n-1}} dSIS(j)$ 为累积补偿项，代表所有历史星历切换引入的综合跳变量之和。累积补偿机制保证了长时间定位解算过程中，即使经历多次星历更新，卫星钟差序列仍能保持整体连续性和一致性。

通过在 $IODE(k+1)$ 的 $CLK(k+1)$ 上补偿 $dSIS(k)$ ，可以实现两个 $IODE$ 之间的钟差的稳定衔接，有效消除星历切换引入的跳变。如果定位计算跨越多个 $IODE$ ，则需要对 $dSIS(k)$ 进行累加操作，以确保平滑过渡。图 4-15 提供了多星历钟差优化（MBCO）过程的总体流程。

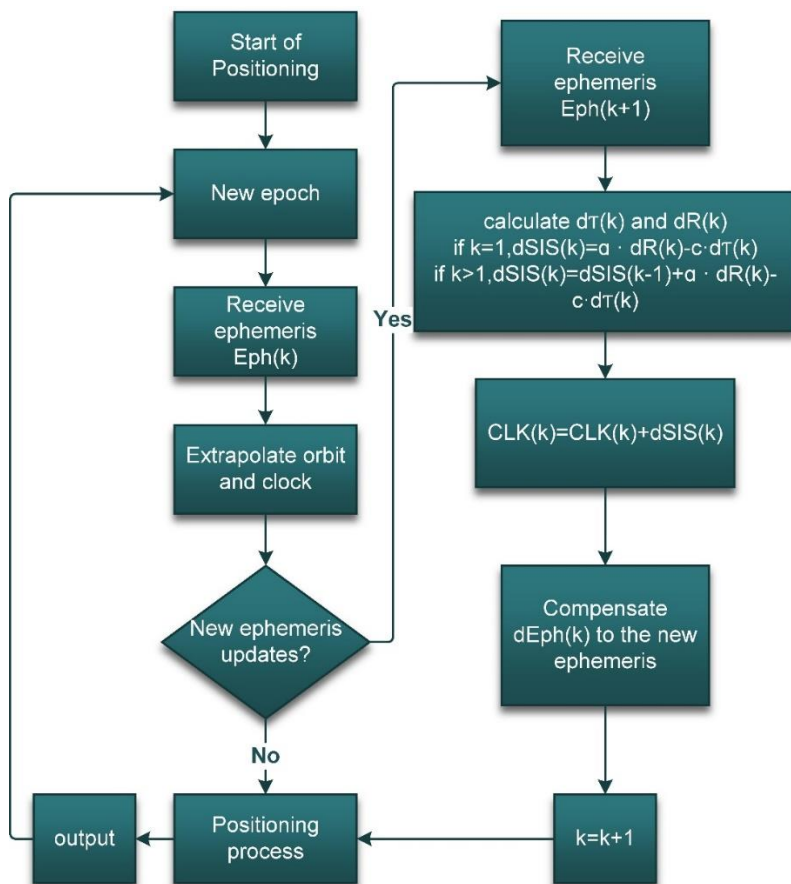


图 4-15 生成改进广播星历流程图

Figure 4-15 Flow chart for generating MBCO.

4.2.2 改进广播星历精度分析

在本节中，我们对前面提出的改进钟差方法在 BDS-3、GPS 和 Galileo 系统中的应用效果进行评估。通过分析 2023 年 6 月 1 日 12 颗卫星的钟差时间序列及其日均值，结合改进钟差方法在动态定位中的表现，系统探讨该方法在缓解星历跳变和增加稳定性方面的作用。

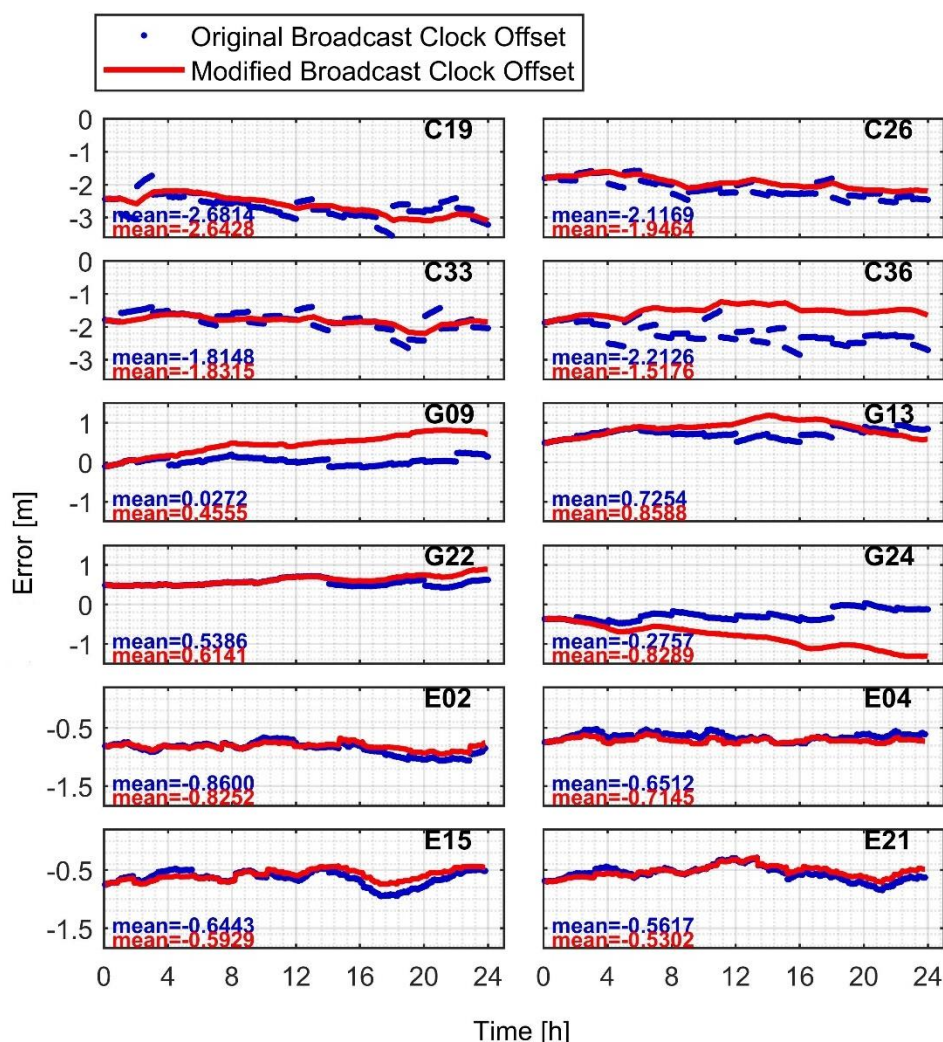


图 4-16 原始钟差与改进钟差的比较

Figure 4-16 Comparison of original clock offset and MBCO.

注：蓝色线条表示原始钟差，红色线条表示改进钟差。各子图底部显示了平均值

图 4-16 展示了 12 颗卫星的钟差时间序列及其日均值。其中，上部四颗卫星对应 BDS-3，中间部分代表 GPS，下部四颗卫星为 Galileo。以 GFZ 的精密产品作为参考，并应用了 TGD (Time Group Delay) 改正。从图 4-16 中可以观察到，与精密产品相比，所有卫星钟均存在特定于卫星的时间尺度偏差 (Montenbruck et al., 2015)。然而，在定位应用中，这一偏差通常可以通过模糊度参数得到较大程度的补偿。值得注意的是，BDS-3 的原始广播星历在整点时刻显示出明显的跳变，有时导致高达 1 m 的误差。星历跳变引发的误差会在星历更新期间影响定位

结果,并逐渐被模糊度参数吸收。然而,这一吸收过程需要时间,导致显著的重新收敛阶段。采用改进钟差方法后,这些问题被完全消除,钟差行为更加平滑和连续。通过应用改进钟差,坐标参数的重新收敛现象显著减少,从而显著提升定位精度。

对于 GPS 的广播星历,其跳变幅度相对 BDS-3 较小,通常在厘米级,偶尔达到分米级。GPS 广播星历的更新周期为 2 小时,因此跳变的频率也低于 BDS-3。总体而言, GPS 广播星历的钟差连续性优于 BDS-3,这意味着由跳变引起的定位误差较小。因此,预计 GPS 在坐标解算中受到的影响远不如 BDS-3 显著。

对于 Galileo 系统,由于其星历更新频率高达每 10 分钟一次,钟差跳变极小,原始钟差值与改进钟差之间的差异几乎可以忽略。在图 4-16 中, Galileo 的改进钟差与原始钟差几乎完全一致,差异仅为几厘米,在大多数情况下可以忽略不计。因此, Galileo 的改进钟差方法对定位精度的影响不大。基于此,后续对定位结果的分析将不再重点讨论改进钟差对 Galileo 系统的影响。

通过对三种系统的钟差特性分析,可以看出改进钟差方法在处理 BDS-3 和 GPS 的星历跳变问题上具有显著优势,特别是在 BDS-3 系统中,能够有效缓解因频繁星历更新导致的定位误差,确保动态定位的稳定性和高精度。

4.3 改进钟差与 SISRE 参数优化的定位性能分析

4.3.1 定位模式配置说明

在本研究中,采用了四种主要的定位模式,分别为 BRD_sto、BRD_est、mBRD_sto 和 mBRD_est。BRD_sto 是传统的 BE-PPP 模式,使用原始广播星历进行定位,不估计 SISRE 参数。BRD_est 是另一种 BE-PPP 模式,同样使用原始广播星历,但引入了 SISRE 参数估计算法,该方法在先前 3.2.2 节的研究中已经介绍。mBRD_sto 是本研究提出的新模式,在 BRD_sto 基础上加入了改进钟差优化,为加以区分在 BRD_sto 前加“m”,表示“modified”。mBRD_est 是另一种新模式,在 BRD_est 基础上进一步应用改进钟差优化,也就是既使用改进钟差,同时也应用 SISRE 参数估计算法。

表 4-1 定位模式简称及配置

Table 4-1 Settings for the positioning strategy.

注：‘BRD’表示‘使用原始广播星历’，‘mBRD’表示‘使用改进钟差’。‘sto’表示‘仅在随机模型中考虑’，‘est’表示‘估计 SISRE (Signal-in-Space Range Error)’。‘(GC,G)’表示使用 GPS 和 BDS-3 卫星，但仅对 GPS 应用改进钟差。‘(GCE,GC)’表示使用 GPS、BDS-3 和 Galileo 卫星，其中 GPS 和 BDS-3 应用改进钟差。其余配置遵循相似的规则。

模式简称	估计 SISRE	初始标准差(σ_0)和过 程噪声(σ_p)	随 机 模 型	σ_{eph}	星历
BRD_sto(C)	否	n/a	是	15 cm	BDS-3 原始广播星历
BRD_est(C)	是	30 cm&7 cm	否	0	BDS-3 原始广播星历
mBRD_sto(C)	否	n/a	是	9 cm	BDS-3 改进广播星历
mBRD_est(C)	是	20 cm&4 cm	否	0	BDS-3 改进广播星历
BRD_sto(G)	否	n/a	是	20 cm	GPS 原始广播星历
BRD_est(G)	是	35 cm&8 cm	否	0	GPS 原始广播星历
mBRD_sto(G)	否	n/a	是	10 cm	GPS 改进广播星历
mBRD_est(G)	是	30 cm&6 cm	否	0	GPS 改进广播星历
mBRD_est(GC, C)	是	BDS-3: 20 cm & 4 cm GPS: 35 cm & 8 cm	否	0	BDS-3 改进广播星历和 GPS 原始广播星历
mBRD_est(GC, G)	是	BDS-3: 30 cm & 7 cm GPS: 30 cm&6 cm	否	0	GPS 改进广播星历和 BDS-3 原始广播星历
mBRD_est(GC E,G)	是	BDS-3:30 cm & 7 cm GPS:30 cm & 6 cm Galileo: 12 cm & 3 cm	否	0	GPS 改进广播星历和 BDS-3/Galileo 原始广播 星历
mBRD_est(GC E,C)	是	BDS-3: 20 cm&4 cm GPS: 35 cm&8 cm Galileo: 12 cm&3 cm	否	0	BDS-3 改进广播星历 GPS/Galileo 原始广播星 历
mBRD_est(GC E,GC)	是	BDS-3: 20 cm&4 cm GPS: 30 cm&6 cm Galileo: 12 cm&3 cm	否	0	GPS/BDS-3 改进广播星 历和 Galileo 原始广播星 历

表 4-1 列出了本研究使用的所有定位模式的详细信息，此处加以说明。如先前已经介绍过的，凡是在模式简称开头中含有“m”的，都是使用了本章提出的改进钟差的方法。而“sto”和“est”则分别代表了“stochastic”和“estimate”，即“仅将 SISRE 误差在随机模型考虑”和“将 SISRE 作为参数估计”。括号中的内容则遵循这样的规律：如果括号中只有单一系统代号，如“G”、“C”，则代表该模式仅使用单一系统；如果出现多个系统，比如“(GC,C)”，代表使用 GPS/BDS-3 双系统进行定位，但只有 BDS-3 系统使用了改进钟差。安排这样的模式可以有

助于探讨改进钟差对于多系统定位的影响,尤其是单独使用时是否有效。前八种模式为单系统模式,其余为多系统模式。前四种模式使用 BDS-3 系统,而第五至第八种模式使用 GPS 系统。在多系统模式中,所有模式均采用了 SISRE 估计算法,但它们之间的差异在于是否选择性地某些系统中应用改进钟差。例如, mBRD_est (GC,G) 表示使用 GPS 和 BDS-3 系统的模式,但仅 GPS 应用了改进钟差。类似地, mBRD_est (GCE,GC) 表示使用 GPS、BDS-3 和 Galileo 三个系统,但仅 GPS 和 BDS-3 应用了改进钟差,因为 Galileo 的改进钟差提升不明显。

4.3.2 PPP 策略与数据选取

为了评估改进钟差方法的性能,我们收集了全球 11 个 IGS 测站的 GPS (L1L2)、Galileo (E1E5a) 和 BDS-3 (B1CB2a) 观测数据,如图 4-17 所示。数据统计基于 2023 年 6 月 1 日至 6 月 7 日的 7 天数据集。各站点的具体信息详见表 2, PPP 的具体配置细节则列于表 4-2 和表 4-3。

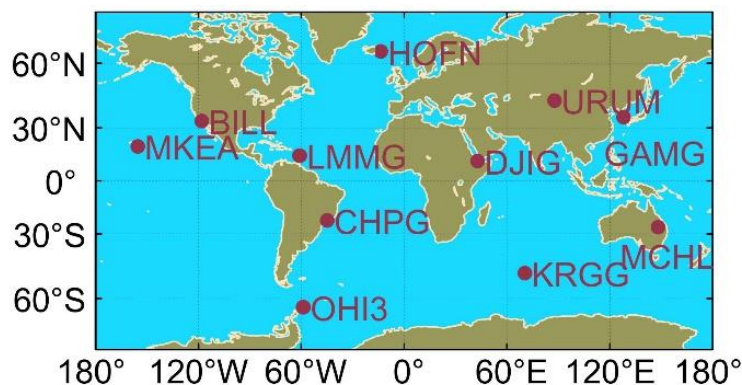


图 4-17 测站分布

Figure 4-17 Map of the IGS stations used in the tests.

表 4-2 IGS 测站信息

Table 4-2 Details of selected IGS stations.

测站名	接收机型号	天线型号	数据中心
BILL	SEPT POLARX5	TRM59800.99	CDDIS
CHPG	TRIMBLE ALLOY	TRM59800.00	IGN
DJIG	SEPT POLARX5	TRM59800.00	IGN
GAMG	SEPT POLARX5TR	LEIAR25.R4	IGN
HOFN	LEICA GR50	LEIAR25.R4	BKG
KRGG	TRIMBLE ALLOY	LEIAR25.R4	IGN
LMMF	TRIMBLE ALLOY	TRM57971.00	IGN
MCHL	TRIMBLE ALLOY	TRM59800.00	GA
MKEA	SEPT POLARX5	JAVRINGANT_DM	JPL
OHI3	EICA GR50	LEIAR25.R4	BKG
URUM	JAVAD TRE_3	JAVRINGANT_G5T	CDDIS

表 4-3 PPP 处理策略
Table 4-3 Process configuration.

误差项	处理方法
GNSS 观测值 频点	载波相位与伪距的无电离层组合，采样间隔 30 秒 BDS-3: B1C & B2a GPS: L1 & L2 Galileo: E1 & E5a
截止高度角	10°
随机模型 轨道钟差	综合考虑卫星系统、高度角等 BRD_sto 和 BRD_est 使用原始广播星历，BRD_est 和 mBRD_est 使用改进钟差
处理时段	每日 24 小时解算
相对论效应	模型改正
固体潮	模型改正
海洋潮汐	模型改正
接收机钟差	作为白噪声估计
对流层干延迟	采用 Saastamoinen 模型和 VMF1
对流层湿延迟	作为随机游走估计 (2 cm/√h)，结合 VMF1
SISRE	BRD_est 和 mBRD_est 中作为随机游走估计， BRD_sto 和 mBRD_sto 中忽略
模糊度	单个模糊度弧段内作为常数估计

4.3.3 最优过程噪声设置

为了探究改进钟差在传统 BE-PPP 中的影响，建议比较 BRD_sto 和 mBRD_sto 这两种模式。这两种模式均不使用前述的 SISRE 参数估计，仅采用传统的 BE-PPP 方法。由于使用了不同的广播星历（包括原始广播星历和改进钟差），观测数据的随机模型需要重新评估。通常，随机模型的表达方式如下（Zhang Y et al., 2019）：

$$\begin{aligned}\sigma_i^2 &= \sigma_{p_i}^2 + \sigma_{trop,i}^2 + \sigma_{iono,i}^2 + \sigma_{eph,i}^2 \\ \sigma_{eph,i}^2 &= \sigma_{orbit,i}^2 + \sigma_{clk,i}^2\end{aligned}\quad (4.4)$$

其中， i 表示卫星编号； $\sigma_{p_i}^2$ 表示伪距观测的方差； $\sigma_{trop,i}^2$ 和 $\sigma_{iono,i}^2$ 分别表示对流层和电离层模型误差的方差，在无电离层组合中，后者通常设为 0； $\sigma_{eph,i}^2$ 为上述方差的平方和； $\sigma_{orbit,i}^2$ 和 $\sigma_{iono,i}^2$ 表示由星历引入的轨道和钟差误差的方差。通常，在使用精密星历的 PPP 中，轨道和钟差的误差被认为可以忽略，因此 $\sigma_{orbit,i}^2$ 和 $\sigma_{iono,i}^2$ 通常设为零。

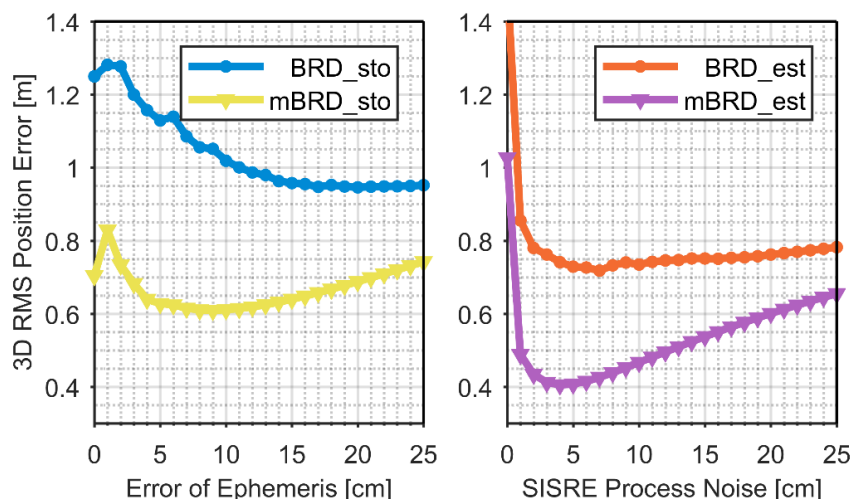


图 4-18 BDS-3 在不同参数设置下的定位精度

Figure 4-18 Comparison of original clock offset and MBCO.

注：左侧图展示了在不同 σ_{eph} 下的定位精度变化，右侧图展示了在不同 SISRE 过程噪声下的定位精度变化。图中 BRD_sto 为传统 PPP 方法，BRD_est 为估计 SISRE 的改进方法，mBRD_sto 为补偿钟差的方法，mBRD_est 为既补偿钟差又估计 SISRE 的综合方法，详情参考表 4-1，后文沿用这一设定

然而，在 BE-PPP 中，轨道和钟差的误差不可忽略，因此需要在随机模型中考虑这些误差。为了确定最优的 σ_{eph} ，我们采用了一维灵敏度分析，如图 4-18 左侧所示。对于 BRD_sto 模式，当随机模型中的星历误差设置在 0 至 15 cm 范围内时，定位误差逐渐减小，在 15 cm 时达到最优值，随后保持平稳。而对于 mBRD_sto 模式，最优值出现在 9 cm。

对于 BRD_est 模式，当过程噪声设置在 0 至 7 cm 范围内时，定位误差显著降低，在 7 cm 时达到最优值，随后逐渐增加。而对于 mBRD_est 模式，最优值出现在 4 cm。图 4-18 的数据来源于图 4-17 中所示的 11 个站点在 7 天的定位结果。所有过程噪声设置均基于 3600 秒的时间间隔。值得注意的是，图 4-18 仅展示了 BDS-3 的分析，GPS 的分析结果类似，因此未予展示。我们还对 SISRE 参数的初始标准差进行了类似分析，发现其对定位结果的影响较小。经验证，将初始标准差设置成与对应广播星历的 SISRE 值成正比是合适的。

4.3.4 伪动态定位验证

在本节中，我们对改进钟差方法在动态定位中的性能进行了系统评估。通过分析 2023 年 6 月 1 日至 7 日的 BDS-3、GPS 和 Galileo 观测数据，结合 IGS 提供的每周最终解为参考基准，验证改进钟差方法在缓解星历跳变、提升定位精度和稳定性方面的效果。

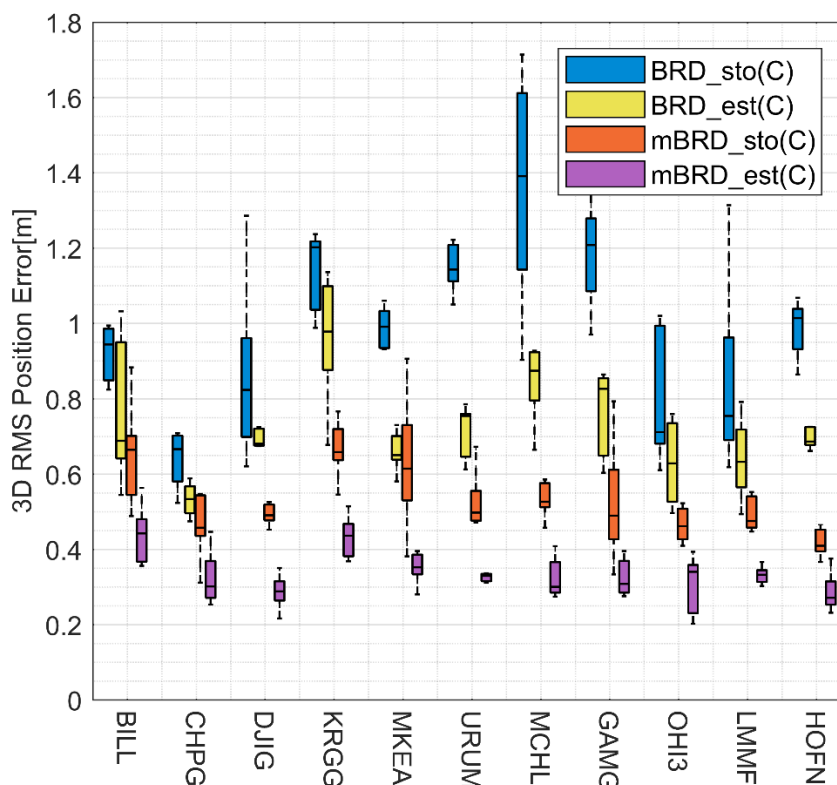


图 4-19 BDS-3 在 11 个 IGS 测站动态模式下的 BE-PPP 结果 (3D RMS)

Figure 4-19 BE-PPP results (3D RMS) of BDS-3 for the 11 IGS stations in kinematic mode.

注：彩色矩形的三条水平线分别表示分布的第一、第二和第三四分位数。垂直线延伸至最大值和最小值。

首先对 BDS-3 系统的定位结果进行分析, 由于 BDS-3 的星历跳变更加严重, 预期改进钟差对于 BDS-3 的改进幅度相对可观。图 4-19 展示了 BDS-3 在 11 个 IGS 站点动态定位精度的统计结果。由于不同模式精度差异较大, 故将收敛时长设定为 1 小时, 定位精度通过计算从第 1 小时至每日结束的定位误差 RMS 进行评估。比较了四种定位模式: BRD_sto(C)、BRD_est(C)、mBRD_sto(C) 和 mBRD_est(C), 涵盖 11 个站点 (BILL、CHPG、DJIG、KRGG、MKEA、URUM、MCHL、GAMG、OHI3、LMMF、HOFN), 纵坐标为三维定位误差, 范围从 0 至 1.8 m。分析结果显示, 所有站点的定位误差在四种模式中呈现一致的递减趋势, 即 BRD_sto(C) 误差最大, mBRD_est(C) 误差最小。

BRD_sto(C) 作为传统广播星历精密单点定位模式, 使用原始广播星历, 未估计 SISRE 参数, 三维定位精度总体在 1.0 m 左右。部分站点误差较高, 如 MCHL 站达到 1.4 m, 而 CHPG 站精度较优, 约为 0.7 m。BRD_est(C) 模式通过引入 SISRE 参数估计, 总体误差降至约 0.7 m, 相比 BRD_sto(C) 提高约 30%。SISRE 估计方法通过将信号空间范围误差建模为随机游走, 有效吸收了部分轨道和钟差误差。mBRD_sto(C) 模式应用改进钟差但不估计 SISRE, 定位精度进一步提升至接近 0.5 m, 显示出改进钟差在缓解跳变引起的误差突变方面的显著效果, 优

于仅使用 SISRE 估计的模式。mBRD_est(C) 模式结合 SISRE 估计和改进钟差，定位精度最佳，达到 0.3 至 0.4 m，相较 BRD_sto(C) 提升近 70%。其优越性源于：BDS-3 广播星历在整点时刻存在显著跳变，违背了 SISRE 估计的随机游走假设，导致 BRD_est(C) 模式在跳变时刻出现定位误差突变和重新收敛。改进钟差方法通过直接补偿星历更新时的跳变，使轨道和钟差行为更符合随机游走模型，显著增强 SISRE 估计的有效性。mBRD_est(C) 通过结合改进钟差的平滑特性和 SISRE 估计的误差吸收能力，实现了协同优化效果。

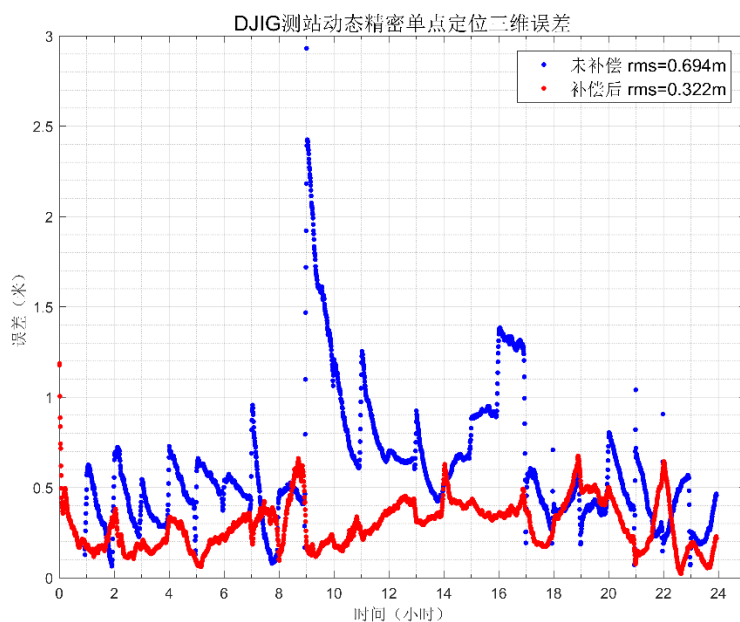


图 4-20 DJIG 测站单日定位时间序列 (3D RMS, 2023 年 6 月 1 日)

Figure 4-20 DJIG station daily positioning time series.

为了更加直观地体现 SISRE 估计和改进钟差对于定位精度提升的效果，图 4-20 选取了 DJIG 在 2023 年 6 月 1 日这一天的定位误差时间序列。“未补偿”采用原始 BRD_sto(C) 模式，“补偿后”为改进钟差的 mBRD_est(C) 模式。相比之下，补偿后的 RMS 误差从 0.694m 显著降低至 0.322m，精度改善达 53.6%。在整小时处的重收敛现象被显著抑制。尤其是在 9:00 时，定位误差从 3 m 下降到 0.6 m，改进幅度十分可观。

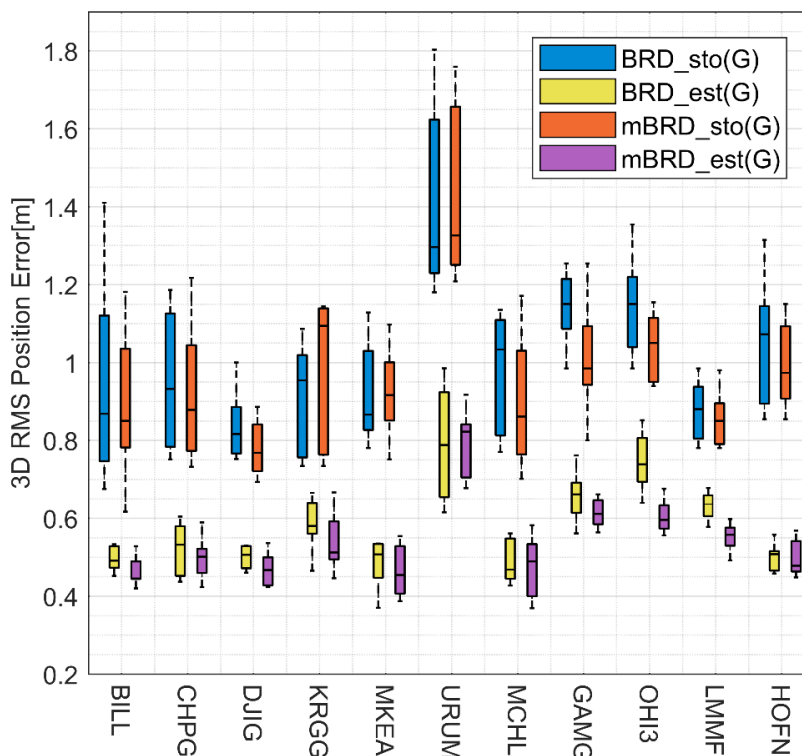


图 4-21 GPS 在 11 个 IGS 测站动态模式下的 BE-PPP 结果 (3D RMS)

Figure 4-21 BE-PPP results (3D RMS) of GPS for the 11 IGS stations in kinematic mode.

对于 GPS 系统，由于其跳变幅度和频率都明显小于 BDS-3，可以预见改进钟差对其的改进幅度不会太大。图 4-21 展示了 GPS 在 11 个 IGS 站点动态定位精度的统计结果。BRD_sto (G) 模式三维定位精度总体在 1.0 m 左右，与 BDS-3 的 BRD_sto (C) 模式相当。BRD_est (G) 模式通过引入 SISRE 参数估计，总体误差降至约 0.5 m，相比 BRD_sto (G) 提高约 50%，提升幅度明显高于 BDS-3 的 30%。mBRD_sto (G) 模式应用改进钟差但不估计 SISRE，定位精度从 1.0 m 略降至约 0.9 m，改进效果不显著，表明改进钟差方法对 GPS 系统贡献有限。mBRD_est (G) 精度最高，GPS 广播星历 2 小时更新间隔和较小跳变幅度使其更适合随机游走模型，从而使 SISRE 估计方法更有效。

表 4-4 BDS-3 动态模式精度统计 (单位: cm)

Table 4-4 BE-PPP statistics in kinematic mode for BDS-3 (unit: cm).

	N	E	U	3D
BRD_sto(C)	33.52	38.91	83.55	99.36
BRD_est(C)	29.32	31.76	56.72	72.38
mBRD_sto(C)	17.23	25.16	43.06	53.61
mBRD_est(C)	12.89	17.43	25.32	33.96

上述分析主要针对三维方向的误差进行分析，缺少对于各独立方向的定量分析。表 4-4 呈现了 BDS-3 在 11 个 IGS 站点的伪动态定位精度统计结果，列出了

四种定位模式在 E、N、U 以及 3D 方向定位误差的 RMS，单位为厘米。BRD_sto (C) 模式作为传统广播星历精密单点定位基准，其 E、N、U 方向误差分别为 33.52 cm、38.91 cm 和 83.55 cm，三维误差为 99.36 cm。U 方向误差显著高于水平方向，反映了 BDS-3 广播星历整点钟差跳变对垂直方向的较大影响。mBRD_est (C) 模式结合 SISRE 估计和改进钟差，展现出最佳性能，E、N、U 方向误差分别降至 12.89 cm、17.43 cm 和 25.32 cm，改进幅度分别为 61.5%、55.2%和 69.7%，三维误差仅为 33.96 cm，总体提升约 66%。U 方向的改进幅度尤为突出，表明改进钟差与 SISRE 估计的协同作用在垂直方向的优化效果最为显著。

表 4-5 GPS 动态模式精度统计 (单位: cm)

Table 4-5 BE-PPP statistics in kinematic mode for GPS (unit: cm).

	N	E	U	3D
BRD_sto(G)	31.45	38.69	85.14	98.67
BRD_est(G)	22.84	27.33	46.97	59.58
mBRD_sto(G)	30.13	37.55	82.96	93.70
mBRD_est(G)	20.38	26.75	42.75	53.18

GPS 系统的精度统计结果基本与图 4-21 的结论一致。表 4-5 列出了 GPS 在 11 个 IGS 站点的伪动态定位精度统计结果。BRD_sto (G) 基准模式三维误差为 98.67 cm，与 BDS-3 相当。BRD_est (G) 模式总体提升约 39.6%，mBRD_sto (G) 模式改进幅度仅约 5%，表明改进钟差对 GPS 作用有限。mBRD_est (G) 模式性能最佳，总体提升约 46.1%，U 方向改进幅度依然最高。

表 4-6 多系统动态模式精度统计 (单位: cm)

Table 4-6 BE-PPP statistics in kinematic mode for multi-system (unit: cm).

	N	E	U	3D
mBRD_est(GC,C)	15.30	12.32	24.82	31.65
mBRD_est(GC,G)	14.52	15.29	30.00	36.67
mBRD_est(GCE,C)	8.63	11.31	19.04	23.77
mBRD_est(GCE,G)	9.75	12.34	21.03	26.26
mBRD_est(GCE,GC)	8.62	8.15	18.72	22.16

表 4-6 列出了多系统动态模式在 11 个 IGS 站点的定位精度统计结果。双系统模式中，mBRD_est(GC,C) 三维定位误差为 31.65 cm，优于 mBRD_est(GC,G) 的 36.67 cm，表明仅对 BDS-3 应用改进钟差的效果更佳。三系统模式中，mBRD_est (GCE,GC) 表现最佳，三维误差为 22.16 cm，E、N、U 方向分别为 8.62 cm、8.15 cm 和 18.72 cm，优于其他模式。该模式通过对 GPS 和 BDS-3 同时应用改进钟差，实现了最佳定位精度。

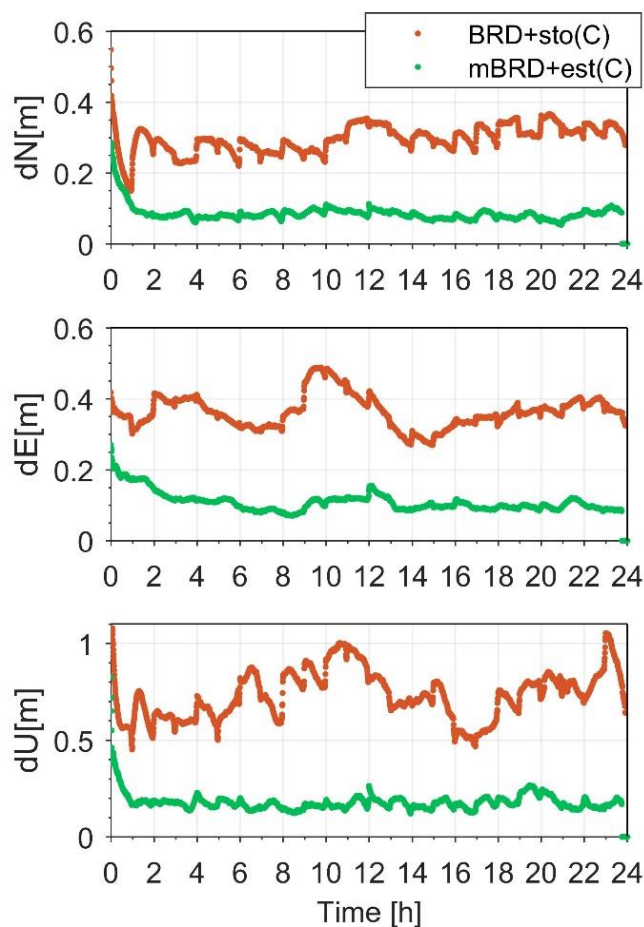


图 4-22 BDS-3 在 11 个 IGS 测站动态模式下的 BE-PPP 结果

Figure 4-22 BE-PPP results of BDS-3 for the 11 IGS stations in kinematic mode.

图 4-22 更加直观的给出了 BRD_sto (C) 和 mBRD_est (C) 两种模式的性能差异。图中统计了 BDS-3 在 11 个 IGS 站点动态模式下的 BE-PPP 定位精度，数据为 7 天内 11 个站点的平均值，具有较强的统计代表性。如图显示，mBRD_est (C) 在初始历元即表现出更低的 N、E、U 方向误差，主要源于 SISRE 参数估计的作用。BRD_sto (C) 在首个整小时即 1:00 时因星历切换出现显著重收敛，且在后续每个整小时处反复出现类似现象，导致 N、E、U 方向误差分别在 0.5 m、0.4 m 和 0.7 m 上下波动。相比之下，mBRD_est (C) 模式在整小时处实现平稳过渡，N、E、U 方向误差稳定在约 0.1 m、0.1 m 和 0.2 m 的水平。U 方向误差改进幅度达 71.4%，N 和 E 方向改进约 75%，展现出极好的误差抑制效果。

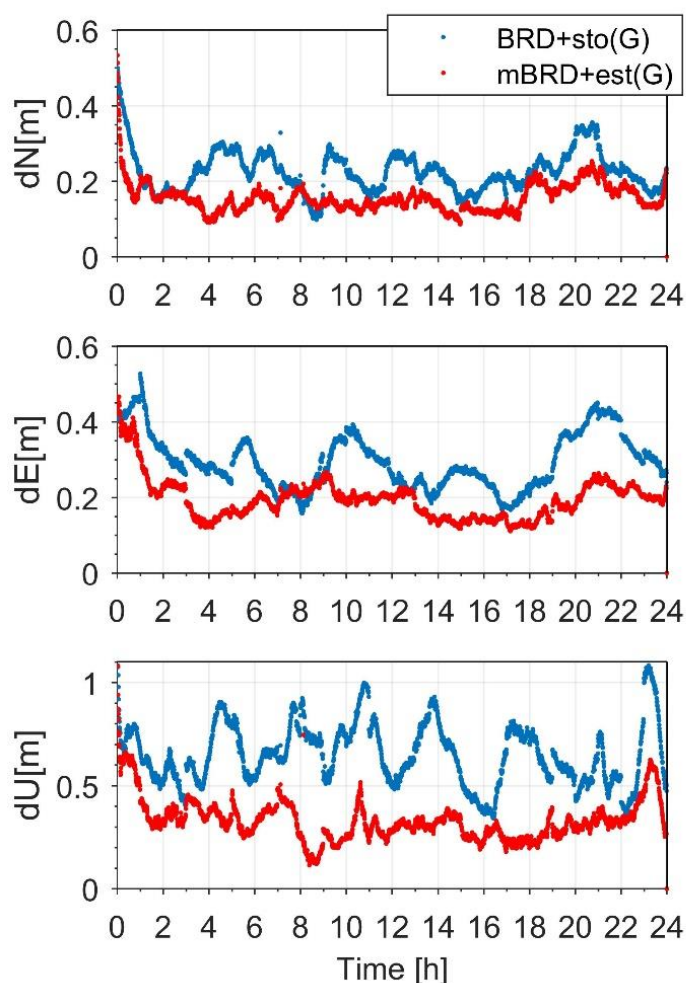


图 4-23 GPS 在 11 个 IGS 测站动态模式下的 BE-PPP 结果

Figure 4-23 BE-PPP results of GPS for the 11 IGS stations in kinematic mode.

图 4-23 展示了 GPS 在 11 个 IGS 站点动态模式下的 BE-PPP 定位精度。分析结果显示, $BRD_sto(G)$ 和 $mBRD_est(G)$ 在初始历元差异不显著, 但 $mBRD_est(G)$ 收敛速度明显更快, 在 2 小时内基本完成收敛, 而 $BRD_sto(G)$ 需约 2 小时进入平稳期。在平稳期, $BRD_sto(G)$ 的 N、E、U 方向误差分别稳定在约 0.2 m、0.3 m 和 0.7 m, U 方向表现出明显的周期性波动。相比之下, $mBRD_est(G)$ 的 N、E、U 方向误差稳定在约 0.17 m、0.2 m 和 0.3 m, U 方向改进幅度达 57.1%, N 和 E 方向改进幅度分别为 15% 和 33.3%。相比 BDS-3, GPS 的 $mBRD_est(G)$ 精度略低于 BDS-3 的 $mBRD_est(C)$ 。

4.3.5 静态定位验证

虽然改进钟差和 SISRE 估计方法在动态定位中表现出明显优势, 但静态定位中某一历元的结果不仅与当前历元相关, 还受前序历元积累信息的影响, 对星历跳变的敏感度较低。因此这些方法在静态定位中的精度提升幅度可能不如动态

定位显著。即便如此，上述方法仍可能改善整体定位稳定性，特别是在初始化阶段，故本节给出相应的定位性能分析。

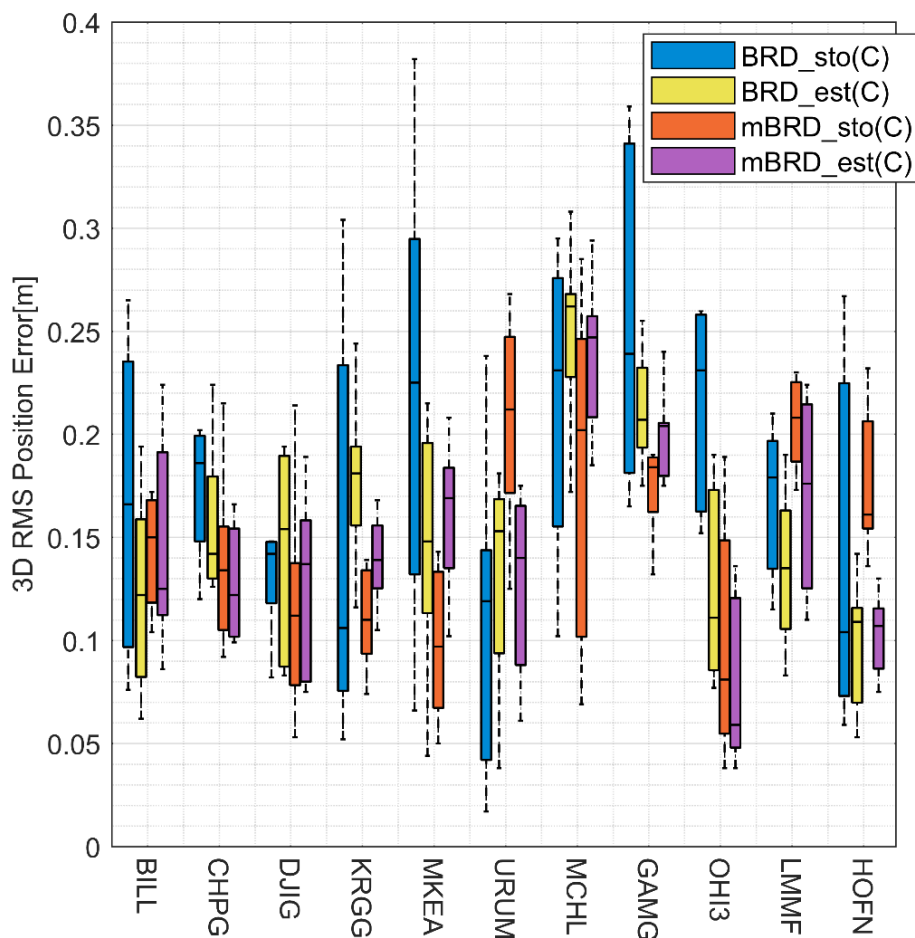


图 4-24 BDS-3 在 11 个 IGS 测站静态模式下的 BE-PPP 结果 (3D RMS)

Figure 4-24 BE-PPP results (3D RMS) of BDS-3 for the 11 IGS stations in static mode.

表 4-7 BDS-3 静态模式精度统计 (单位: cm)

Table 4-7 BE-PPP statistics in static mode for BDS-3 (unit: cm).

	N	E	U	3D
BRD_sto(C)	5.40	8.86	12.16	17.87
BRD_est(C)	4.41	8.70	9.41	15.41
mBRD_sto(C)	5.11	8.15	9.44	15.35
mBRD_est(C)	5.11	7.63	8.84	14.59

图 4-24 展示了 BDS-3 在 11 个 IGS 站点静态模式下的 BE-PPP 三维 RMS，比较了四种模式 (BRD_sto(C)、BRD_est(C)、mBRD_sto(C)、mBRD_est(C)) 的性能差异。静态定位以每天最后一个历元的误差绝对值为 RMS，长时间数据积累削弱了 BDS-3 星历整点跳变的影响，导致模式间精度差异较动态模式显著

缩小。模式间差异较小，但整体趋势上依然是 mBRD_est(C) 精度最高，BRD_sto(C) 最低。结合表 4-7，mBRD_sto(C) 相比 BRD_sto(C) 改进约 3 cm (14.1%)，主要体现在 U 方向，因改进钟差有效平滑了垂直方向的误差波动。mBRD_est(C) 相比 BRD_est(C) 改进不到 1 cm (5.3%)，表明在静态模式下随时间积累，定位精度受星历更新影响较小，改进钟差的增益有限。

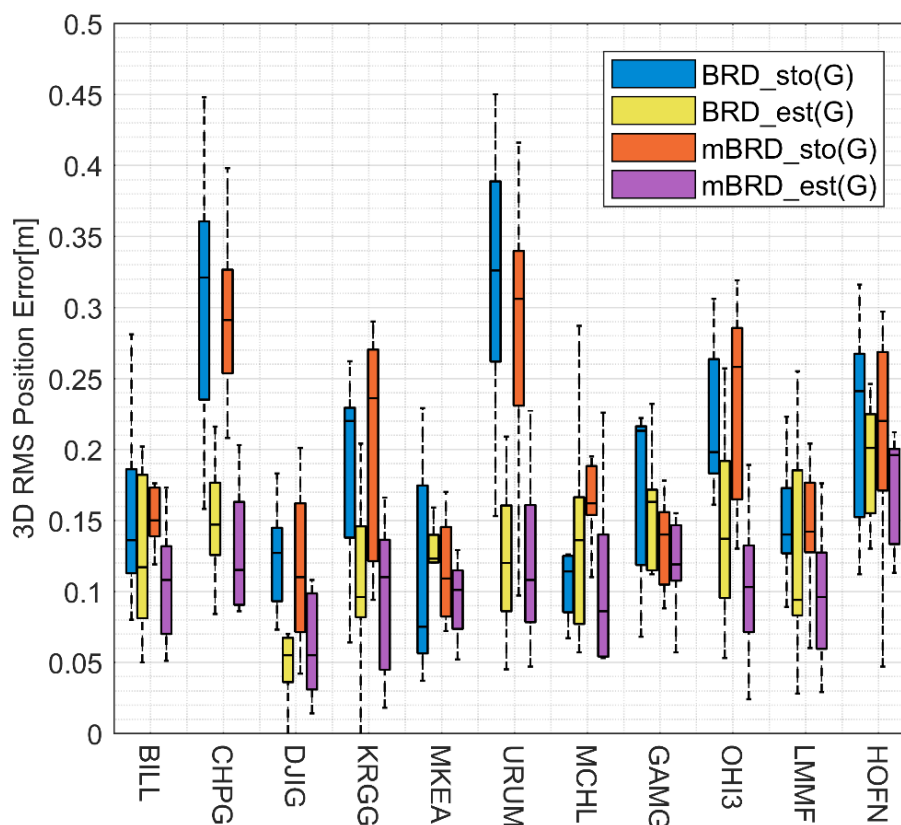


图 4-25 GPS 在 11 个 IGS 测站静态模式下的 BE-PPP 结果 (3D RMS)

Figure 4-25 BE-PPP results (3D RMS) of GPS for the 11 IGS stations in static mode.

表 4-8 GPS 静态模式精度统计 (单位: cm)

Table 4-8 BE-PPP statistics in static mode for GPS (unit: cm).

	N	E	U	3D
BRD_sto(G)	4.96	7.76	12.20	17.46
BRD_est(G)	8.00	8.78	9.22	16.93
mBRD_sto(G)	4.97	7.80	12.36	17.53
mBRD_est(G)	6.29	7.91	8.24	15.10

图 4-25 展示了 GPS 在 11 个 IGS 站点静态模式下的 BE-PPP 三维 RMS，比较了 BRD_sto(G)、BRD_est(G)、mBRD_sto(G) 和 mBRD_est(G) 四种模式。箱线图显示三维误差分布在 5 至 25 cm 内为主，模式间差异较小，mBRD_est(G) 总体精度最高，BRD_sto(G) 和 mBRD_sto(G) 相近。GPS 星历更新间

隔为 2 小时,跳变幅度较小,静态模式下长时间数据积累进一步削弱了跳变影响,使模式间精度差距较动态模式更不显著。mBRD_sto(G) 相比 BRD_sto(G) 几乎无改进,反映改进钟差对 GPS 稳定星历的优化作用有限。mBRD_est(G) 相比 BRD_est(G) 改进约 1 cm, U 方向优化较为明显,因 SISRE 估计有效吸收了垂直方向的残余误差。然而,部分站点 N 方向误差略增,可能因 SISRE 参数估计引入的参数间相关性影响水平方向稳定性。

表 4-9 多系统静态模式精度统计(单位: cm)

Table 4-9 BE-PPP statistics in static mode for multi-system (unit: cm).

	N	E	U	3D
mBRD_est(GC,C)	5.43	4.47	6.26	10.67
mBRD_est(GCE,C)	3.91	3.14	4.87	8.02
mBRD_est(GC,G)	4.61	4.73	6.18	10.35
mBRD_est(GCE,G)	3.32	3.28	4.98	8.23
mBRD_est(GCE,GC)	2.95	3.07	4.89	7.92

表 4-9 列出了多系统静态模式在 11 个 IGS 站点的 BE-PPP 定位精度。双系统模式中, mBRD_est(GC,C) 和 mBRD_est(GC,G) 的三维误差分别为 10.67 cm 和 10.35 cm, mBRD_est(GC,C) 略优。三系统模式中, mBRD_est(GCE,GC) 最佳, 三维误差为 7.92 cm, N、E、U 方向为 2.95 cm、3.07 cm 和 4.89 cm。该模式通过对 GPS 和 BDS-3 应用改进钟差, 结合 Galileo 高频更新, 实现最佳精度, 验证了多系统协同优化的潜力。

4.4 本章小结

在本章中, 针对广播星历跳变导致的 BE-PPP 定位误差突变问题, 提出了一种创新的解决方案, 通过计算相邻两组广播星历在轨道和钟差上的跳变值, 并将其转换为时间量后补偿到后续钟差中, 开发了改进钟差方法, 有效平滑了星历切换引起的误差突变。该方法通过优化钟差的连续性, 使其更符合随机游走模型, 为定位模型提供了稳定的误差跟踪环境。本文在动态和静态模式下验证了该方法的性能。对于 BDS-3 系统, 动态定位精度达到 34 cm, 相较传统 BE-PPP 方法误差降低超过 50%, 显著优于未优化模式的米级误差; 静态定位精度为 15 cm, 提升 5-10%, 提升幅度较小。

GPS 系统的动态定位精度提升至约 50 cm, 改进约 10%, 静态定位精度为 15 cm, 提升 8%。GPS 星历更新间隔为 2 小时, 跳变幅度较小, 相比 BDS-3 的 1 小时更新和米级跳变, 其改进幅度较小, 表明改进钟差对稳定星历的增益有限。在多系统模式下, 动态定位精度进一步提升至 22 cm, 静态定位精度达到 8 cm 以内, 充分利用了 GPS、BDS-3 和 Galileo 的几何多样性, 显著增强了定位精度。

第 5 章 基于机器学习的广播星历动态 PPP 定位精度提升

广播星历误差具有明显的周期性变化特征,这种规律性为机器学习算法的模式识别和预测提供了良好的数据基础。基于前述分析,本章将构建基于 BPNN 的广播星历 PPP 优化系统,详细阐述实验流程设计、数据格式构建、模型架构设计等关键技术实现方案。随后将通过多层次实验评估模型性能,包括静态测站的伪动态定位验证、特征重要性分析、动态车载定位场景验证,以及低轨卫星几何法定轨场景应用验证,全面展现基于机器学习的误差改正方法在 GNSS 定位精度提升中的应用潜力。

5.1 基于 BPNN 优化的广播星历 PPP 设计与实现

5.1.1 实验流程设计

本节介绍基于 BPNN 的广播星历 PPP 优化系统的完整实验流程,包括训练数据构建、模型训练和实时应用三个关键阶段的技术实现方案。

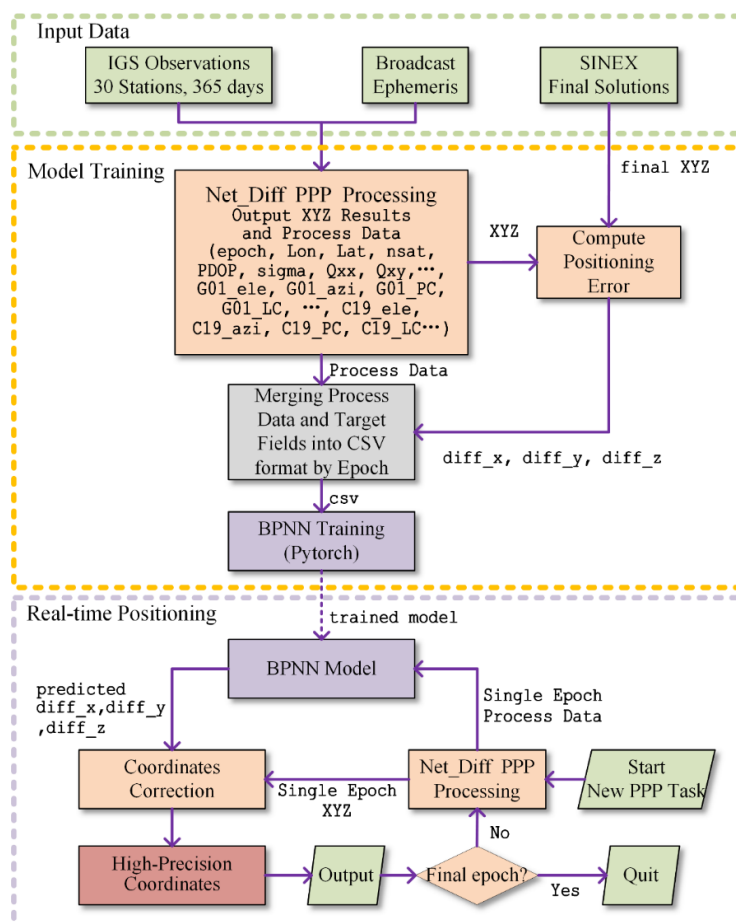


图 5-1 训练设计流程图

Figure 5-1 Training design flowchart.

如流程图所示，系统首先将 IGS 观测数据和广播星历文件输入 Net_Diff 高精度处理软件，该软件逐历元进行 PPP 解算，每个历元输出包含卫星 PDOP、卫星数、协方差矩阵等在内的多维过程信息以及当前历元的定位结果 XYZ (Zhang, 2023)。同时，系统从 SINEX 周解文件中提取对应时刻的最终精密坐标作为参考真值。通过计算 Net_Diff 定位结果 (XYZ) 与 SINEX 真值 (final XYZ) 的差值，得到 diff_X、diff_Y、diff_Z 三个分量的定位误差，这构成了 BPNN 模型的训练目标。数据合成模块按历元顺序将上述过程信息与对应的 diff_x、y、z 进行匹配合成，形成包含特征向量和标签的完整训练样本 CSV 文件。BPNN 训练模块对 X、Y、Z 三个坐标分量进行统一建模，训练完成后的模型部署到实时定位系统中。

在训练完成后的实际应用中，PPP 算法实时输出历元过程信息，如卫星仰角、方位角、伪距、载波相位、接收机钟差、协方差矩阵和 PDOP 等过程信息，格式与训练模型时保持一致，并输入已训练完成的 BPNN 模型（通常为 python 训练生成的.pth 文件）。模型预测 X、Y、Z 方向的定位误差，并对 PPP 初步结果进行实时改正，输出高精度定位结果。理论上，若模型预测完全准确，PPP 定位误差可被消除，得到无偏坐标。实际中，完全预测误差较难实现，但通过部分补偿仍将可能提升定位精度。

5.1.2 数据格式

在基于 Python 的机器学习框架下，CSV 格式用于存储 BPNN 模型的训练数据。本节介绍数据格式及特征字段构建方式。

表 5-1 模型训练 CSV 数据格式

Table 5-1 CSV Data Format for PPP-BPNN Model.

列名	数据类型	描述
epoch	int32	历元时间戳（自开始计算后的历元，每天 1 至 2880，30 秒一个历元）
epoch_number	int32	全年内累计秒数
day	int32	年积日（1 至 365）
nsat	float32	可见卫星数量
RecClk	float32	接收机钟差（m）
sigma	float32	观测不确定性估计
PDOP	float32	位置精度因子
Qxx,Qxy,Qxz,Qyy,Qyz,Qzz	float32	坐标的方差与协方差（m ² ）
hour_sin	float32	日周期编码正弦值， $\sin(2\pi \times (\text{epoch} \% 86400)/86400)$
hour_cos	float32	日周期编码余弦值， $\cos(2\pi \times (\text{epoch} \% 86400)/86400)$

G01_exist--G32_exist	int32	GPS 卫星可见性二进制指示 (0 或 1)
G01_Ele--G32_Ele	float32	GPS 卫星仰角 (°)
G01_Azi--G32_Azi	float32	GPS 卫星方位角 (°)
G01_PC--G32_PC	float32	GPS 卫星伪距验后残差 (m)
G01_LC--G32_LC	float32	GPS 卫星载波验后残差 (m)
C19_exist--C46_exist	int32	北斗卫星可见性二进制指示 (0 或 1)
C19_Ele--C46_Ele	float32	北斗卫星仰角 (°)
C19_Azi--C46_Azi	float32	北斗卫星方位角 (°)
C19_PC--C46_PC	float32	北斗卫星伪距验后残差 (m)
C19_LC--C46_LC	float32	北斗卫星载波验后残差 (m)
diff_X,diff_Y,diff_Z	float32	X、Y、Z 坐标真实误差 (PPP 与参考值的差, m)

如表 5-1 所示。特征字段分为全局字段、卫星独立字段和目标字段三类。全局字段共 15 个, 包括 epoch、epoch_number、day、nsat、RecClk、sigma、PDOP、Qxx、Qxy、Qxz、Qyy、Qyz、Qzz、hour_sin、hour_cos, 反映各历元的公共信息, 如时间戳、卫星数量和定位精度等。卫星独立字段涵盖 GPS (G01 至 G32) 和北斗 (C19 至 C46) 卫星特征, 以 C19 为例, 包括 C19_exist、C19_Ele、C19_Azi、C19_PC、C19_LC, 其中 exist 字段表示二进制指标, 1 表示卫星可见且参与计算, 0 表示不参与。其他字段分别表示高度角、方位角、伪距验后残差和载波验后残差。GPS 卫星 32 颗, 每颗 5 个字段, 共 160 个; 北斗卫星 28 颗, 共 140 个; 卫星独立字段总计 300 个, 加上全局字段 14 个, 特征字段总计 314 个。目标字段为 diff_X、diff_Y、diff_Z, 输出 X、Y、Z 坐标误差预测值, 用于改正 PPP 定位结果以提升精度。在模型训练阶段, diff_X、diff_Y、diff_Z 为通过 SINEX 高精度坐标与 PPP 计算结果生成的 X、Y、Z 坐标真实误差, 用于监督学习, 模型会尽可能的在训练集和验证集上向目标字段靠拢、回归。训练完成后, 模型可以独立使用, 只要接收到符合 CSV 格式的特征输入, 就可以输出对应的预测坐标误差 diff_X、diff_Y、diff_Z, 与 PPP 输出的定位结果 X、Y、Z 结合, 即可改正 PPP 定位结果。

5.1.3 训练数据获取及训练集划分

在数据集的划分上, 如图 5-2 所示, 前 30 个测站用于训练和验证, 后 16 个测站用于测试。这些测站的使用情况根据月份进行划分, 训练集包括 2024 年 1 至 8 月的数据, 验证集为 9 月的数据, 测试集则是 10 月到 12 月的数据。

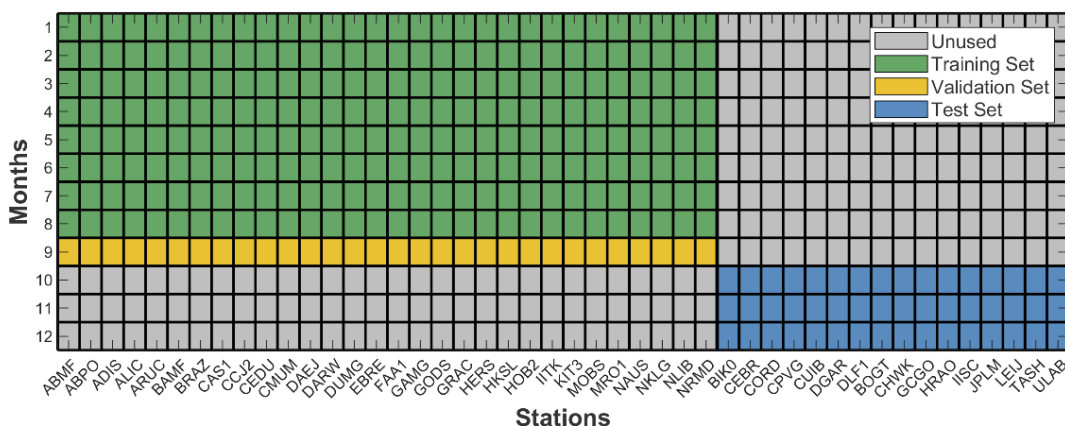


图 5-2 训练集、验证集及测试集划分情况

Figure 5-2 Training, validation, and test set division.

表 5-2 数据集划分及其对应数据量

Table 5-2 CSV Data Format for PPP-BPNN Model.

数据集	年积日范围 (2024 年)	数据量 (Epoch 数)	占比 (%)
训练集	1-243	20,736,000	75.5%
验证集	244-273	2,592,000	9.4%
测试集	274-364	4,147,200	15.1%

本研究选取全球分布的 30 个测站作为训练数据，使模型学习卫星与测站的时空关系。训练集、验证集与测试集严格分离，测试集测站在时空上均独立于前两者。这种设计严格评估模型在全新数据上的表现。

5.1.4 模型架构设计

本研究采用 BPNN 神经网络实现广播星历 PPP 定位误差的校正。为了清晰阐述网络设计思路，首先通过概念示意图展示整体架构框架，然后详细介绍具体的网络结构实现方案。

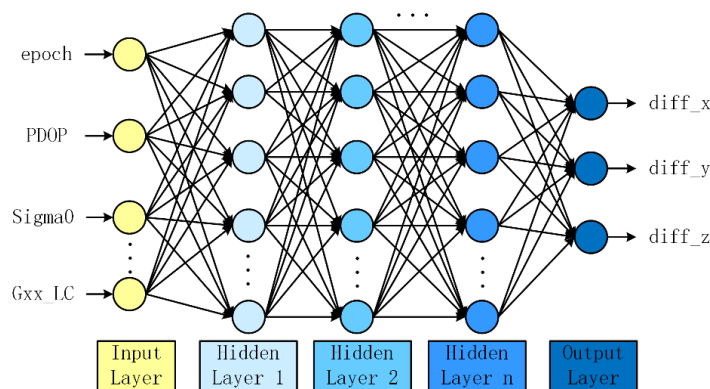


图 5-3 BPNN 架构示意图

Figure 5-3 BPNN model architecture diagram.

如图 5-3 概念示意图所示,网络架构采用经典的多层感知结构,通过输入层、多个隐藏层和输出层实现特征到误差的映射变换。实际实现中采用了精细的多层深度网络结构,具体包含一个输入层、数个隐藏层和一个输出层。

输入层接收经过标准化处理的特征向量,维度根据卫星系统配置而定:GPS 单系统为 175 维(15 个基础特征+32 颗卫星×5 类特征=175 维),BDS 单系统为 155 维(15 个基础特征+28 颗卫星×5 类特征=155 维),GPS+BDS 组合系统为 315 维(15 个基础特征+60 颗卫星×5 类特征=314 维)。这些输入特征涵盖了时间信息、观测质量参数、卫星几何配置等多个维度的观测信息,通过 Z-score 标准化确保所有特征都在相同的数值范围内,避免某些特征因数值过大而主导学习过程。

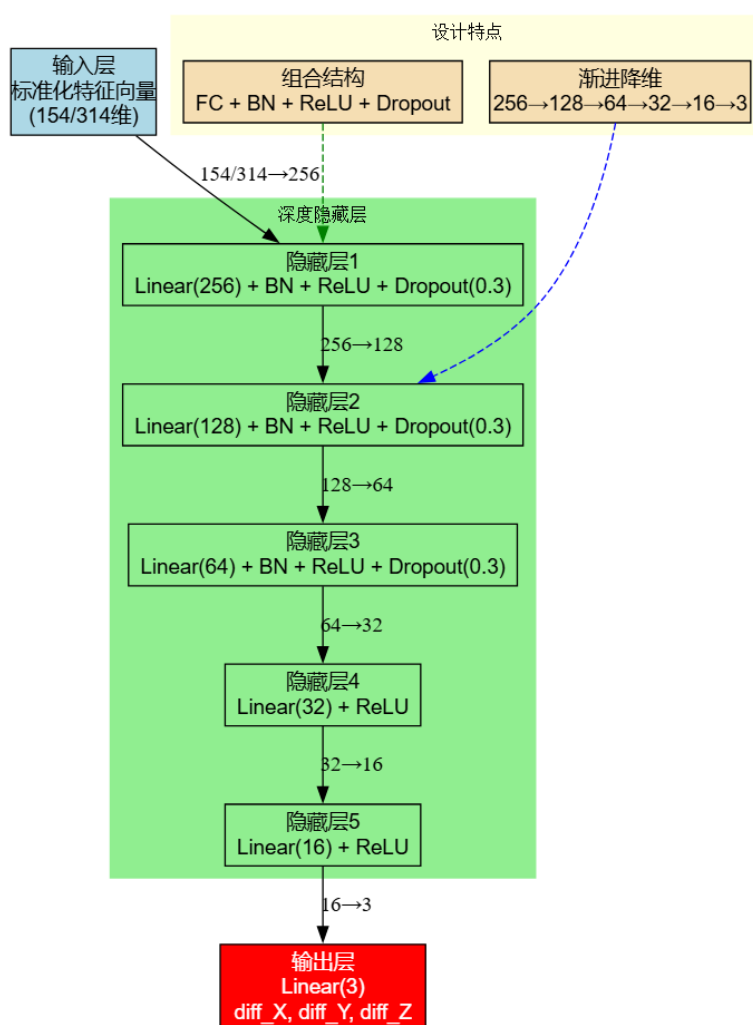


图 5-4 BPNN 分层结构设计

Figure 5-4 BPNN layered structure.

具体的结构设计如图 5-4 所示。网络的五个隐藏层采用渐进式维度压缩策略,神经元数量分别为 256、128、64、32、16,形成漏斗状的信息提取结构。前三个隐藏层采用组合式处理模块。

后两个隐藏层（32 维和 16 维）简化了结构，仅保留全连接层和 ReLU 激活函数。这种设计考虑到随着特征维度降低，模型复杂度相应减少，过度正则化可能限制学习能力。这两层主要负责将中间特征进一步抽象和压缩，为最终误差预测做准备。

输出层包含 3 个神经元，分别对应 X、Y、Z 三个坐标方向的误差预测值 `diff_X`、`diff_Y`、`diff_Z`。输出层不使用激活函数，允许预测值为任意实数，因为坐标误差可能为正值或负值。这种统一输出设计能够自动捕捉三个坐标方向误差之间的相关性，例如由于卫星轨道误差导致的系统性偏差往往会同时影响多个坐标方向。

整个网络架构体现了深度学习中的“端到端”学习理念，即直接从原始输入学习到最终输出，中间的特征表示完全由数据驱动自动学习得到，无需人工设计特征提取规则。

5.1.5 早停机制动态学习率调整

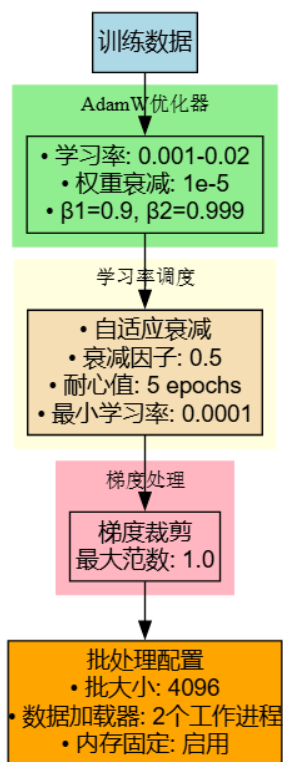


图 5-5 BPNN 训练配置

Figure 5-5 BPNN training configuration.

图 5-5 展示了 AdamW 优化器配置流程，该优化器结合自适应学习率和权重衰减机制，优化模型收敛速度与稳定性。较大的学习率可以加速收敛，但易越过最优点从而陷入震荡。本文将学习率设置在 0.001 到 0.02 之间，根据模型收敛情况动态调整，既保证初期学习速度，又避免越过最优解。训练采用早停机制，当验证集 loss 连续 5 个 epoch 无明显下降时停止训练，并输出验证 loss 最低的模

型，防止过拟合。

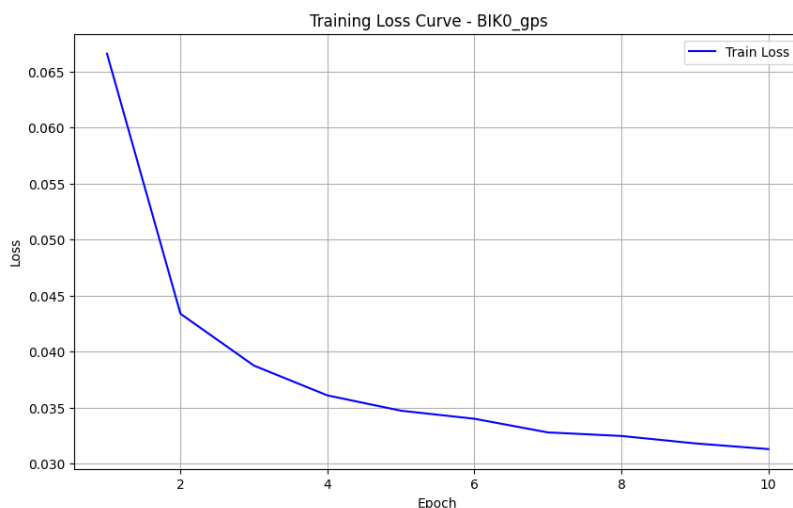


图 5-6 训练集损失 (training loss) 曲线

Figure 5-6 Training Loss Curve.

图 5-6 展示了训练集 loss 的变化过程。从图中可以看出，训练 loss 在前两个历元内急剧下降，从 0.065 下降到 0.045 以下，这是大多数训练场景下的标准特征。初期学习率较大，同时模型获取新信息的难度也较低，所以下降尤为明显。在随后的两个历元中，loss 继续下降至 0.035，并呈现出趋于平缓的趋势，这说明模型的学习过程逐步进入了优化的稳定期。自此之后，动态学习率机制会发挥重要作用，将学习率调低，使模型能够深度发掘细节特征。直至第十个历元，训练 loss 最终稳定在 0.032 附近，这表明模型已基本收敛，训练过程达到了理想的效果。

不过，训练集的 loss 值通常只作为一个参照指标，它可以辅助判定模型运行状态是否正常，但不能用来判别模型是否收敛。模型能否在除训练集以外的场景下发挥作用才是考量模型性能的最终指标，训练集较高的精度只能说明在训练集上性能较好，与在其他场景下的高性能运行没有必然联系。训练集的 loss 可能会随着模型的不断优化而不断下降，导致模型过拟合，这在 2.3.2 节有过讨论。所以，通常使用验证集的 loss 作为收敛判定条件，验证集没有实质参与到模型训练过程，只在模型训练过程中作为判定集存在。验证集 loss 能够更客观地反映模型在未见数据上的泛化能力，避免了因过拟合而导致的误判，从而确保模型在实际应用中能够稳定表现。

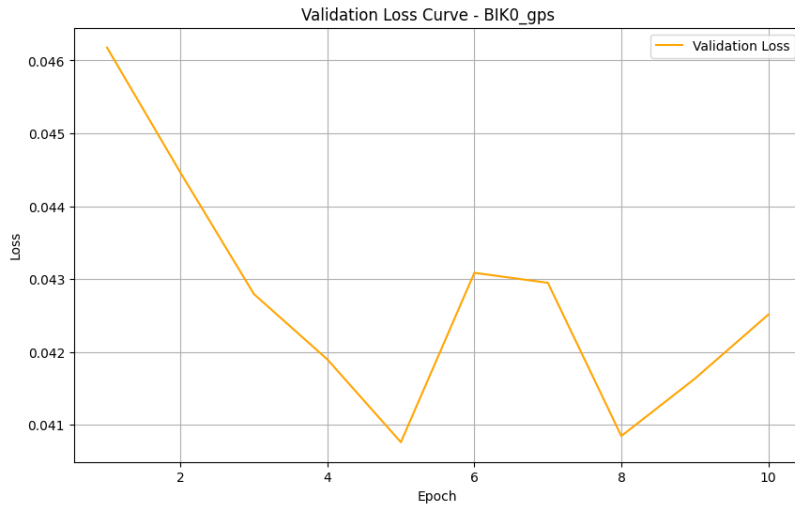


图 5-7 验证集损失 (validation loss) 曲线

Figure 5-7 Validation Loss Curve.

图 5-7 展示的即是验证集 loss 的变化,使用了早停机制。从图中可以观察到,验证集的 loss 在前五个历元持续下降,表明模型在验证集上的性能逐步提升。然而,到了第六个历元,loss 开始反弹,且在第八个历元再次出现下降,但未能突破第五个历元的最低点,随后继续上升。这一现象触发了早停机制,即在连续 5 个历元内 loss 未能突破之前的最低点,训练过程被提前终止以避免过拟合风险。最终,验证集的 loss 稳定在 0.041 以下,模型在验证集上取得了最优表现。

5.2 PPP 定位验证

5.2.1 伪动态定位精度验证

为了全面评估 BPNN 模型在实际定位场景中的改进效果,本节选择测试集中的 BIK0 测站进行伪动态定位验证分析的展示。通过对比原始 PPP 定位误差、模型预测误差以及改正后的定位误差,能够直观展现模型的误差补偿能力和定位精度提升效果。

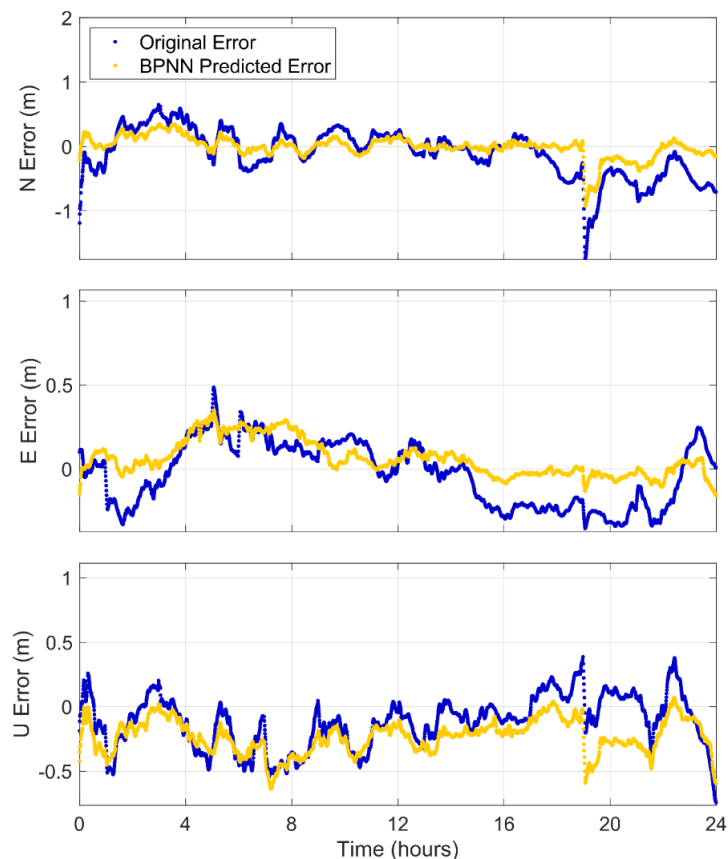


图 5-8 BIK0 测站原始定位误差与预测误差对比

Figure 5-8 Comparison of original positioning errors and predicted errors at BIK0 station.

图 5-8 展示了测试集中 BIK0 测站某日的定位误差时间序列分析结果，包含 N、E 和 U 三个分量的误差变化情况。每个子图中蓝色曲线表示未使用模型改正的原始 PPP 定位误差，黄色曲线表示 BPNN 模型根据过程信息预测得到的误差值。预测误差与原始误差的吻合程度直接反映了模型的预测准确性，二者越接近，意味着通过预测误差改正后能够获得更高的定位精度。

从图中可以观察到，黄色预测误差曲线在大部分时段都能较好地跟踪原始误差的变化趋势。值得注意的是，在 N 分量约 19:00 时刻，原始定位误差出现了显著的跳变现象，BPNN 模型的预测误差无论在变化方向还是误差量级上都能有效跟随这一突变，尽管未能完全复现误差的峰值幅度，但成功识别并捕捉了这一异常误差特征。在相对平稳的时段，预测误差同样表现出良好的跟踪能力，特别是在 U 分量中，黄色曲线与蓝色曲线的贴合度相当高，显示出模型对垂直方向误差的优异预测性能。

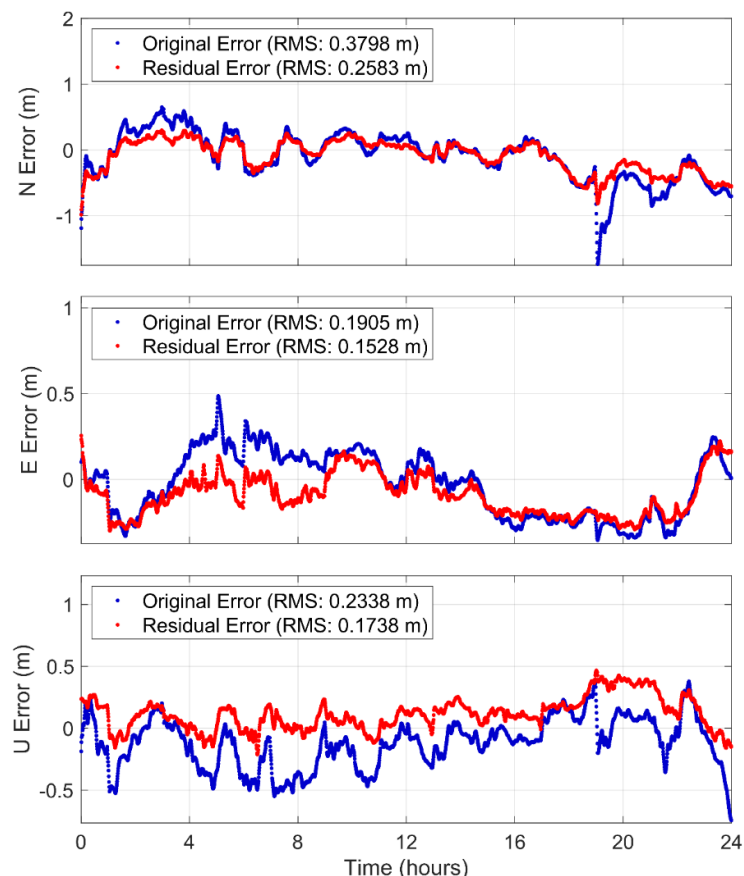


图 5-9 BIK0 测站原始定位误差与改正后定位误差对比

Figure 5-9 Comparison of original positioning errors and corrected positioning errors at BIK0 station.

图 5-9 进一步展现了模型改正效果。图中蓝色曲线为原始 PPP 定位误差，红色曲线表示经过 BPNN 模型改正后的剩余定位误差。改正后误差的大小直接反映了模型的实际改进效果。对比分析显示，在 19:00 附近时刻，由于模型预测误差准确模拟了原始误差的跳变特征，改正后的红色曲线在该时间点没有出现大幅波动，成功维持了定位精度的稳定性，充分体现了模型的异常误差抑制能力。定量统计结果表明，BPNN 模型改正后的定位精度提升效果显著。N 分量的均方根误差从 0.38m 改善至 0.26m，E 分量从 0.19m 改善至 0.15m，U 分量从 0.23m 改善至 0.17m，三个方向的平均改进幅度约为 30%。为进一步评估 BPNN 模型的整体改进效果，本研究对测试集中的 16 个全球测站进行了 GPS 单系统、BDS-3 单系统以及 GPS+BDS 双系统组合的综合性能分析。

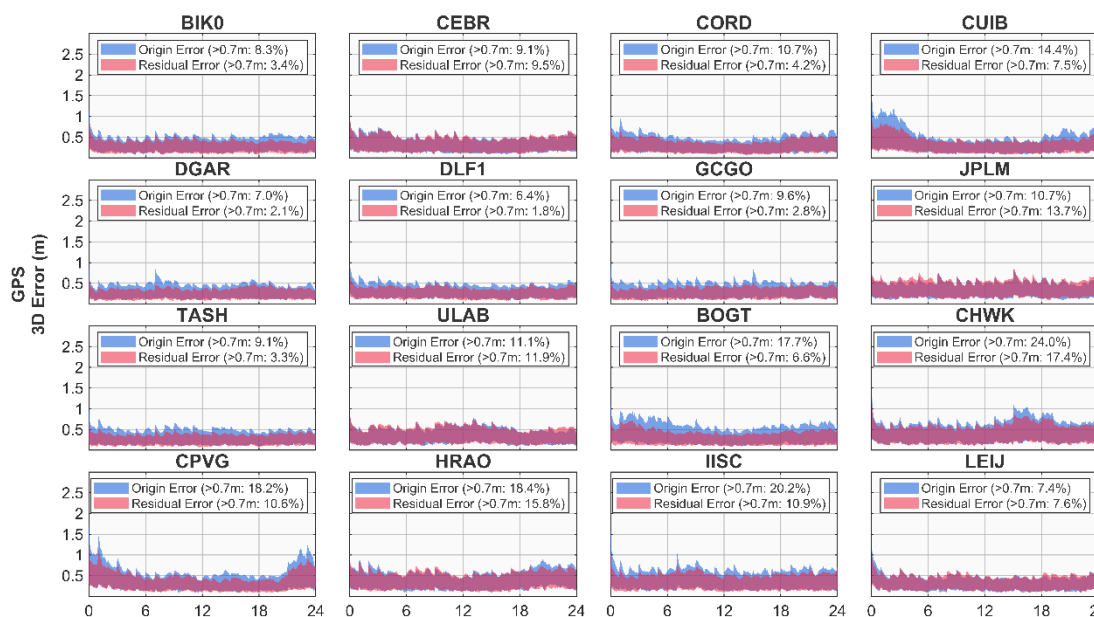


图 5-10 GPS 系统测试集 16 测站 3D 定位误差时间序列对比

Figure 5-10 Comparison of 3D positioning error time series for 16 test stations using GPS system.

图 5-10 展示了 GPS 单系统在测试集上的 3D 定位误差分析结果。图中将 16 个测站为期三个月的误差时间序列以蒙特卡洛模拟的形式进行叠画，直观显示了误差的整体分布，其中阴影区域标定了 75%分位数，用以反映大部分误差的集中范围。图中蓝色分布区域表示原始 PPP 定位误差，红色区域表示经过 BPNN 模型改正后的剩余定位误差，颜色区域是由全年误差时间序列累计产生的。由于红色区域覆盖在蓝色区域之上，当某一时刻完全显示为红色时，说明改正后误差大于原始误差，表明模型在该时刻未能有效改善定位精度，甚至可能出现轻微恶化现象。

从图中可以观察到，16 个测站中的绝大部分都能清晰看到蓝色部分的存在，这表明 BPNN 模型对大多数测站的定位精度都实现了有效提升。然而，CEBR、JPLM、ULAB 和 LEIJ 这四个测站表现出红色部分几乎完全覆盖蓝色部分的现象，说明模型对这些测站的改进效果相对有限，甚至在个别时刻出现轻微的精度退化。



图 5-11 GPS 系统测试集 16 测站定位精度统计对比

Figure 5-11 Statistical comparison of positioning accuracy for 16 test stations using GPS system.

图 5-11 通过箱线图量化展现了各测站的定位精度改进统计结果。重点关注 3D 改进效果，CEBR、JPLM、ULAB 和 LEIJ 等测站呈现出 3D 定位误差的轻微增加，增幅普遍控制在 1%至 2%范围内，仅 ULAB 测站约为 6%。

这种局部精度退化主要因为不同测站的地理环境和观测条件存在差异，部分测站的局地环境特征可能与模型训练数据中学习到的误差模式不完全匹配。其余大部分测站都表现出显著的精度改进效果，提升幅度在 3%至 25%之间，多数测站集中在 15%至 20%范围内。整体而言，GPS 系统下的 3D 定位精度从约 0.55 m 改善至 0.45 m 附近，体现了 BPNN 模型的有效抑制能力。

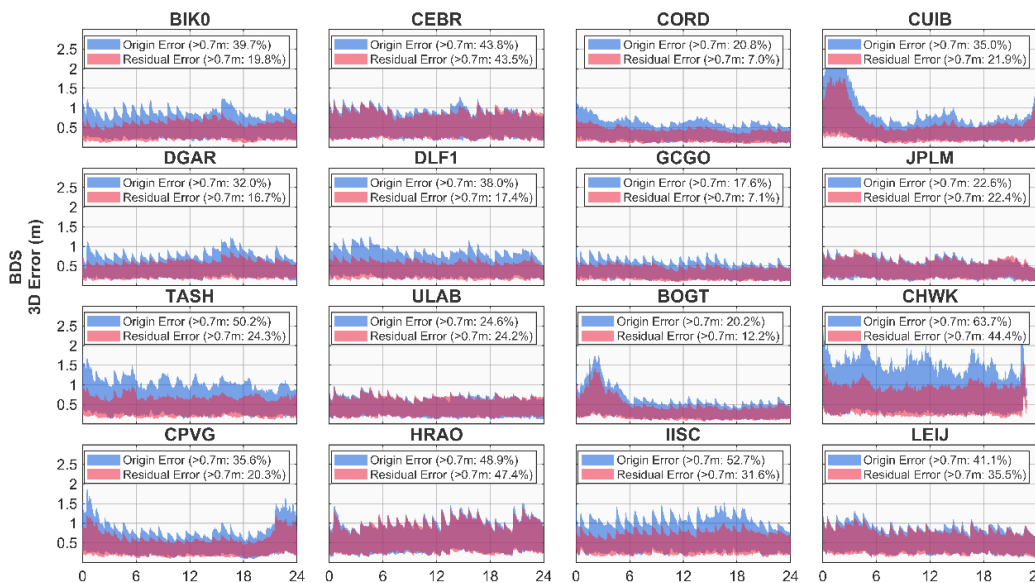


图 5-12 BDS-3 系统测试集 16 测站 3D 定位误差时间序列对比

Figure 5-12 Comparison of 3D positioning error time series for 16 test stations using BDS-3 system.

图 5-12 展示了 BDS-3 单系统下各测站的定位误差时间序列对比结果，其改进效果相比 GPS 系统更为显著。原因可能是 BDS-3 的星历跳变相对更有周期性且幅度更大，这可能被模型学习并掌握。除 JPLM、ULAB 和 HRAO 三个测站外，其余 13 个测站都呈现出极其明显的精度提升效果。以 CHWK 测站为例，其 3D 定位误差从约 1.5 m 显著降低至 1.0 m 左右，改进幅度达到 30% 以上。其他多数测站的定位精度也从 0.7 m 左右改善至 0.5 m 附近。最值得注意的是，BDS-3 原始定位误差中普遍存在的锯齿状跳变现象得到了有效抑制。BPNN 模型学习并识别了这一周期性误差模式，在大多数情况下减弱了锯齿状跳变的幅度，使得改正后的误差曲线仅保留轻微的跳变痕迹。

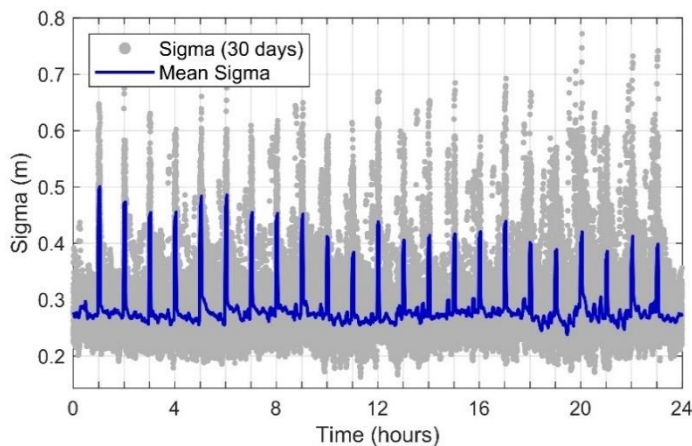


图 5-13 BDS-3 系统 30 天 PPP 解算内符合精度 sigma 时间序列分析

Figure 5-13 Time Series Analysis of Internal Accuracy Sigma in BDS-3 PPP Processing over 30 Days

图 5-13 展示了 BDS-3 系统 30 天 PPP 解算过程中内符合精度 σ 值的时间变化特征。图中灰色散点代表每日解算产生的 σ 值，蓝色曲线表示每日 30 个历元的均值变化趋势。从图中可以清晰观察到，灰色散点在每个整小时时刻都会出现明显的跳变现象，这一特征在蓝色均值曲线上表现得更加突出和规律。这种周期性跳变直接源于广播星历的整小时切换机制。值得注意的是， σ 值跳变的时间节点与前文分析的定位误差跳变时刻完全一致，表明 PPP 解算的过程信息中蕴含着与广播星历误差密切相关的质量指标。

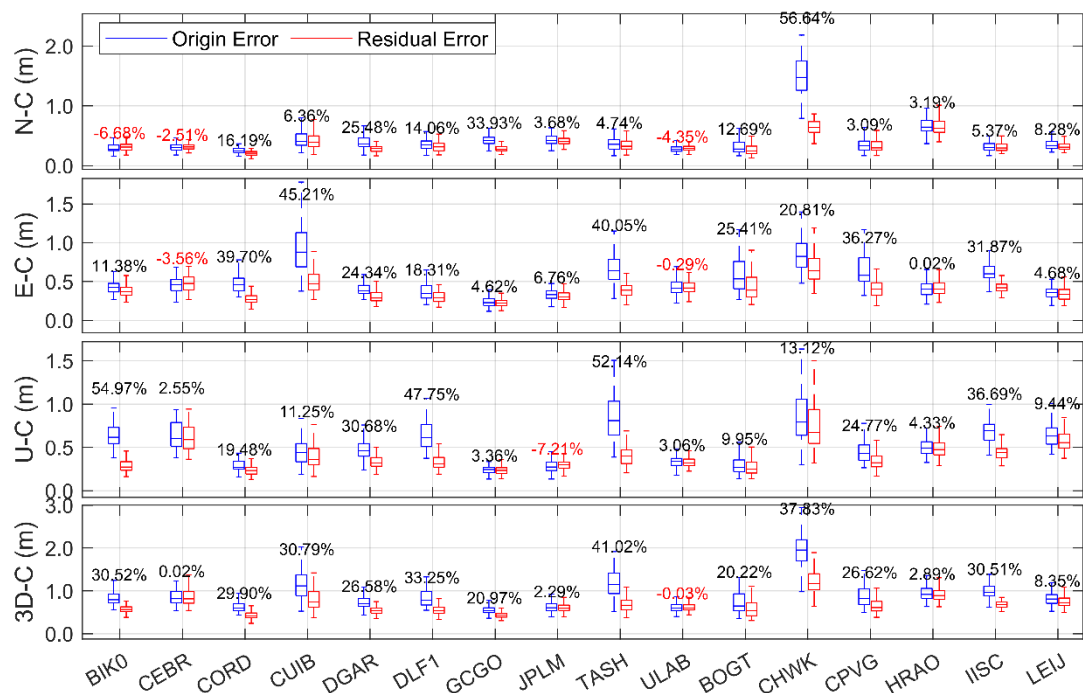


图 5-14 BDS-3 系统测试集 16 测站定位精度统计对比

Figure 5-14 Statistical comparison of positioning accuracy for 16 test stations using BDS-3 system

图 5-14 的统计分析进一步印证了 BDS-3 系统下模型的表现。除 ULAB 测站出现微弱的精度退化外，所有其他测站基本实现了较大的定位精度提升，部分测站的改进幅度甚至达到 30% 以上。特别值得关注的是，原始定位误差相对较大的 TASH 和 CHWK 等测站获得了更为显著的精度改进，这一现象表明模型对误差模式较为明显和强烈的观测场景具有更强的识别和补偿能力。

从各坐标分量的改进贡献来看，N 分量由于其原始精度相对较高，改进空间相对有限，提升幅度较为温和。定位精度提升的主要贡献来源于 U 分量的显著改善，这一结果与 GNSS 定位的基本特性相符。U 方向定位精度通常受到卫星几何构型因素的较大影响，误差变化更为明显，为机器学习模型提供了更丰富的学习特征，因此也更容易获得显著的改进效果。

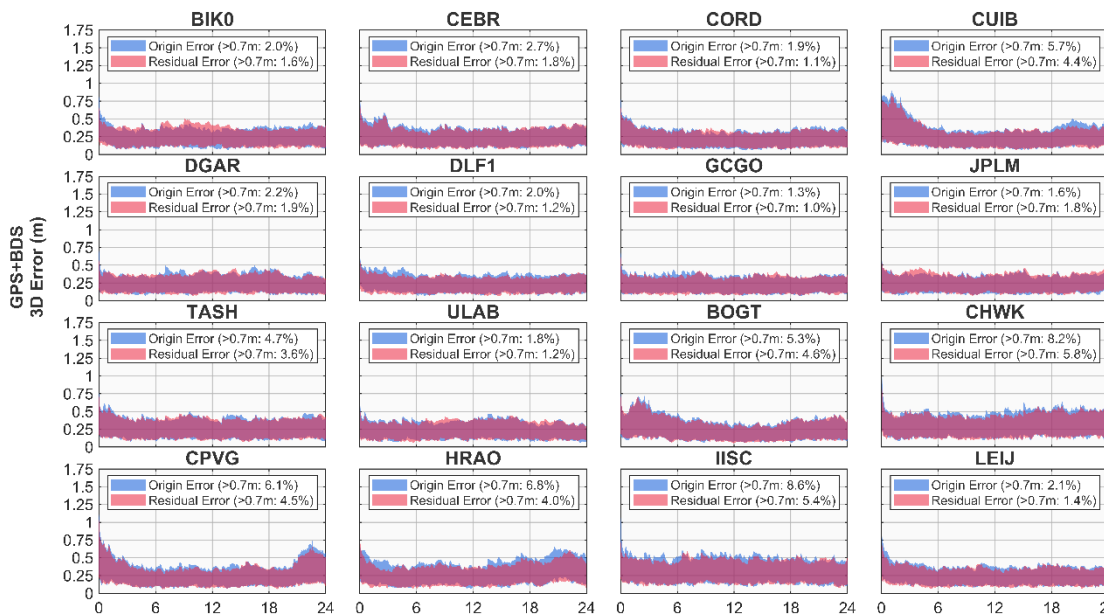


图 5-15 GPS+BDS 双系统测试集 16 测站 3D 定位误差时间序列对比

Figure 5-15 Comparison of 3D positioning error time series for 16 test stations using GPS+BDS dual system.

图 5-15 展示了 GPS+BDS 双系统组合下各测站的定位误差时间序列表现。从图中可以观察到，蓝色和红色散点高度重叠混合，难以直观判断改进效果的优劣。这一现象的主要原因在于双系统组合本身已经具备了较高的定位精度，整体 3D 定位误差约为 0.3 m 左右，相比单系统配置有了显著改善。在如此高精度的基础上，进一步的误差改正空间相对有限，模型预测误差与实际误差的差异可能接近观测噪声水平。

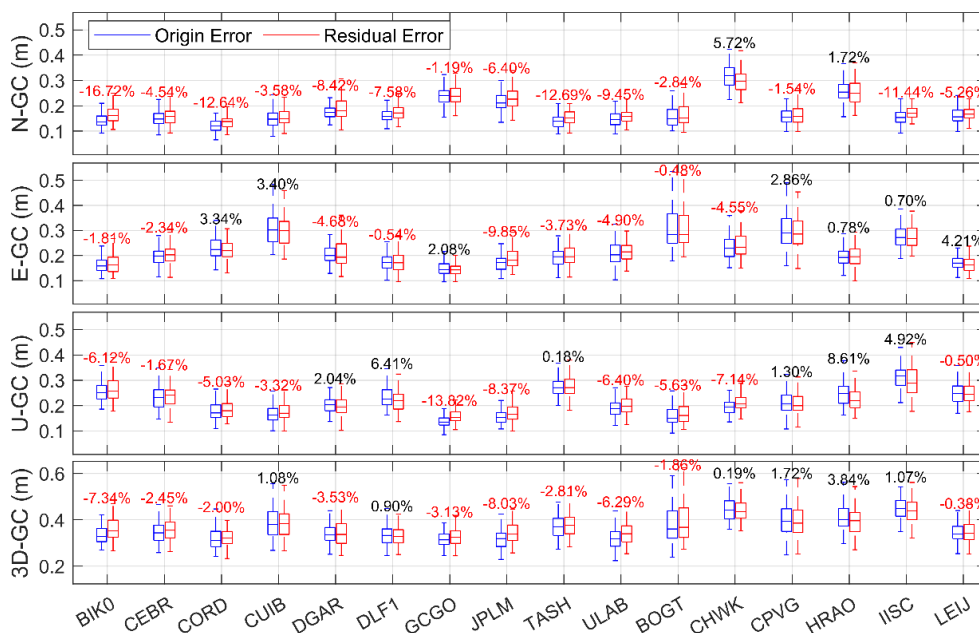


图 5-16 GPS+BDS 双系统测试集 16 测站定位精度统计对比

Figure 5-16 Statistical comparison of positioning accuracy for 16 test stations using

GPS+BDS dual system.

图 5-16 的统计分析结果证实了这一判断。与单系统配置下的显著改进不同，双系统组合模式下出现精度恶化的测站数量明显增加，仅有部分测站实现了精度提升。无论是改进还是恶化，变化幅度基本都控制在 5% 范围内，远小于单系统配置下的改进幅度。这种现象可以归因于双系统组合定位精度本身已经达到相当高的水平，误差模式相对复杂且幅度较小，使得机器学习模型难以有效识别和学习可用于精度提升的误差规律。

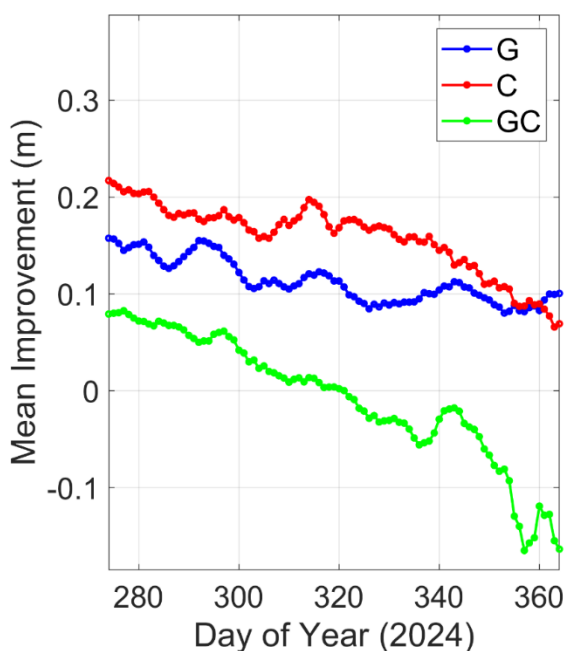


图 5-17 不同卫星系统配置下模型改进幅度时间变化趋势

Figure 5-17 Temporal variation of model improvement magnitude for different satellite system configurations.

为了深入分析双系统配置下精度恶化的根本原因，研究进一步统计了测试集期间每日所有测站的平均改进幅度变化趋势。图 5-17 展示了改进幅度随时间的演化规律，蓝色曲线代表 GPS 单系统，红色曲线代表 BDS-3 单系统，绿色曲线代表 GPS+BDS 双系统组合。分析结果显示，三种系统配置的改进幅度都呈现明显的时间衰减特征。在测试集初期，BDS-3 系统表现出最大的改进幅度，在 0.2m 以上，GPS 系统次之，约 0.15m，双系统组合的改进幅度约 0.08m。随着时间推移，改进效果逐渐衰减。GPS 和 BDS-3 单系统虽然改进幅度有所下降，但在年底时仍能维持约 0.1m 的精度提升。相比之下，GPS+BDS 双系统组合约在年积日 320 之后，改进幅度从正值转为负值，直至年底累积了约 0.18m 的精度恶化。综合来看，GPS 系统改进幅度在 0.1m 至 0.15m 之间，BDS-3 在 0.1 到 0.2m 之间，

而 GPS+BDS 双系统可能表现为总体恶化。

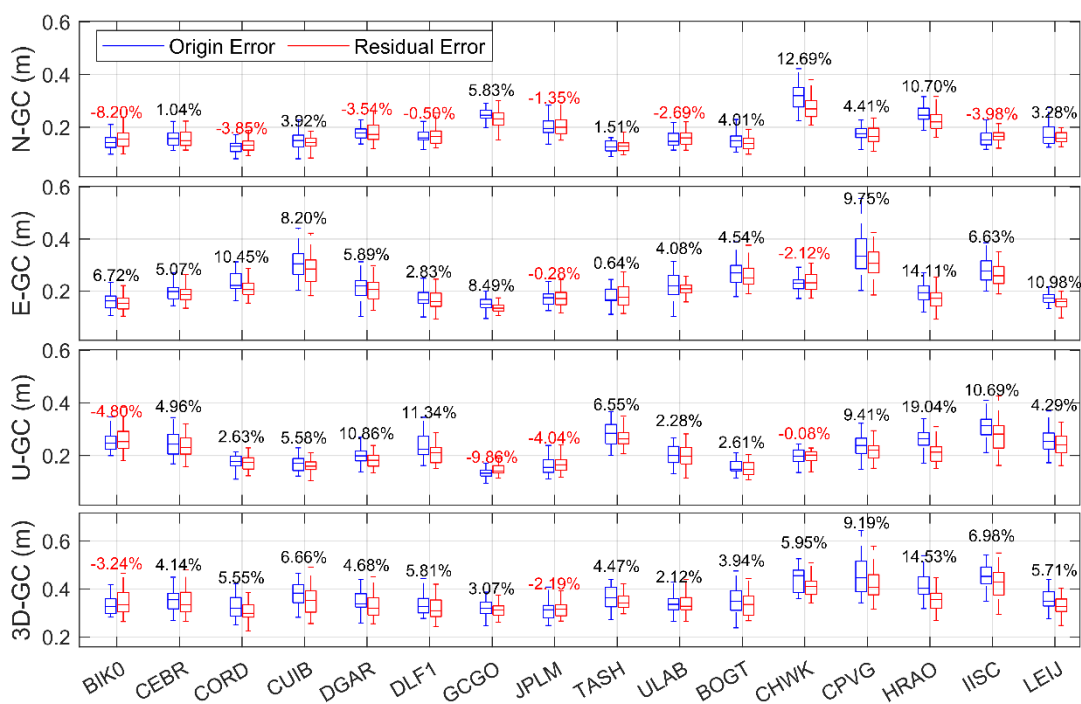


图 5-18 GPS+BDS 双系统测试集前 30 天定位精度统计对比

Figure 5-18 Statistical comparison of positioning accuracy for GPS+BDS dual system in the first 30 days of test set.

为证明该猜想,故重新统计了 GPS+BDS 双系统测试集前 30 天的定位精度,如图 5-18 所示,大多数测站由负优化转为正优化。这一发现与前述优化幅度随时间下降的现象相互印证,解释了图 5-16 中大多数测站呈现负优化的原因。

这一现象也揭示了模型中存在与时间相关的学习因素。随着时间推移,某些学习到的误差模式可能发生变化,导致模型预测精度逐渐下降。可能的影响因素包括卫星轨道钟差参数的长期变化、大气环境的季节性变化、以及环境变化等。这些时变因素在模型训练期间可能未能充分覆盖,导致模型在长时间应用过程中出现性能衰减,特别是对于本身精度已经很高的双系统配置,这种时变效应的影响更为敏感。

5.2.2 动态车载定位验证

为了进一步验证 BPNN 模型在实际动态定位场景中的适用性,本研究设计了车载动态定位实验。相比于静态测站验证,动态定位环境更能反映模型在真实应用场景中的泛化能力。

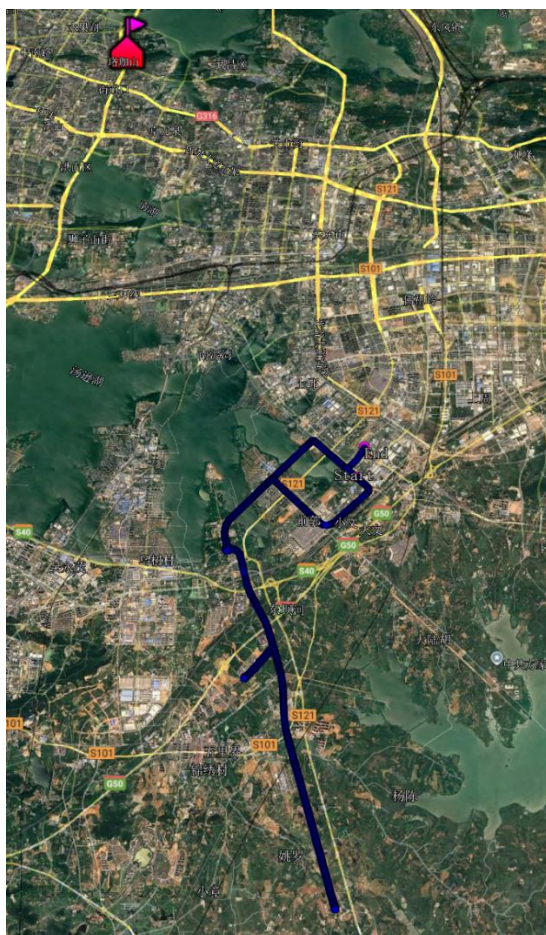


图 5-19 动态车载定位验证路线

Figure 5-19 Dynamic Vehicle Positioning Verification Route.

实验选择武汉市城区作为测试区域，设计了覆盖不同道路类型和交通环境的测试路线。测试路线距离 RTK 基准站约 20km（图中左上角），属于中短基线 RTK 定位范围，能够为车载接收机提供可靠的差分改正并作为参考基准使用。2024 年 10 月 27 日整个测试过程持续 2 小时以上，涵盖多种复杂城市环境以及开阔路段等多样化观测条件。实验采用 BDS-3 单系统进行定位解算，RTK 定位结果作为高精度参考真值。

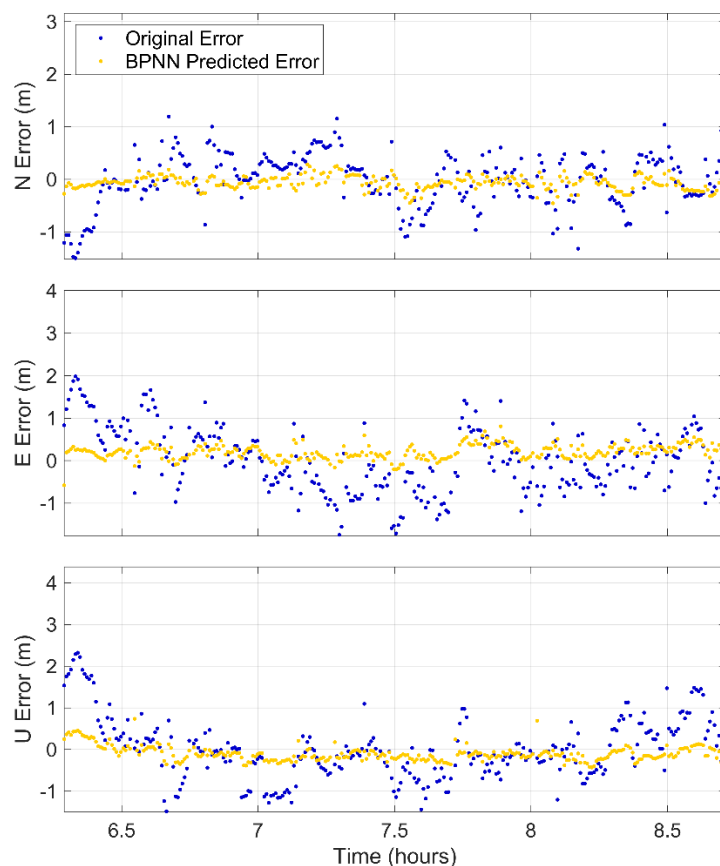


图 5-20 动态定位原始误差与模型预测误差对比

Figure 5-20 Comparison of Original Positioning Errors and Model Predicted Errors in Dynamic Positioning.

图 5-20 展示了从早上 6:30 前至 8:30 后时间段内的定位误差时间序列对比。蓝色曲线表示原始 PPP 定位误差，黄色曲线表示 BPNN 模型预测的误差值。与静态测站验证结果不同，动态环境下的模型预测精度有所下降，预测曲线与原始误差的贴合程度不如预期中那样好。然而，值得注意的是，模型预测在大多数情况下仍能保持与原始误差相同的变化趋势和方向一致性，特别是在 PPP 收敛阶段，黄色预测曲线在正负号判断上基本能够向真实误差方向偏置，但幅度可能不够明显。这种现象可能与实际定位环境的高度动态性相关，包括卫星可见性的快速变化、多路径效应的复杂性以及接收机型号版本差异等因素的综合影响。尽管如此，模型仍表现出对误差变化模式的基本识别能力，为后续误差改正提供了有价值的信息。

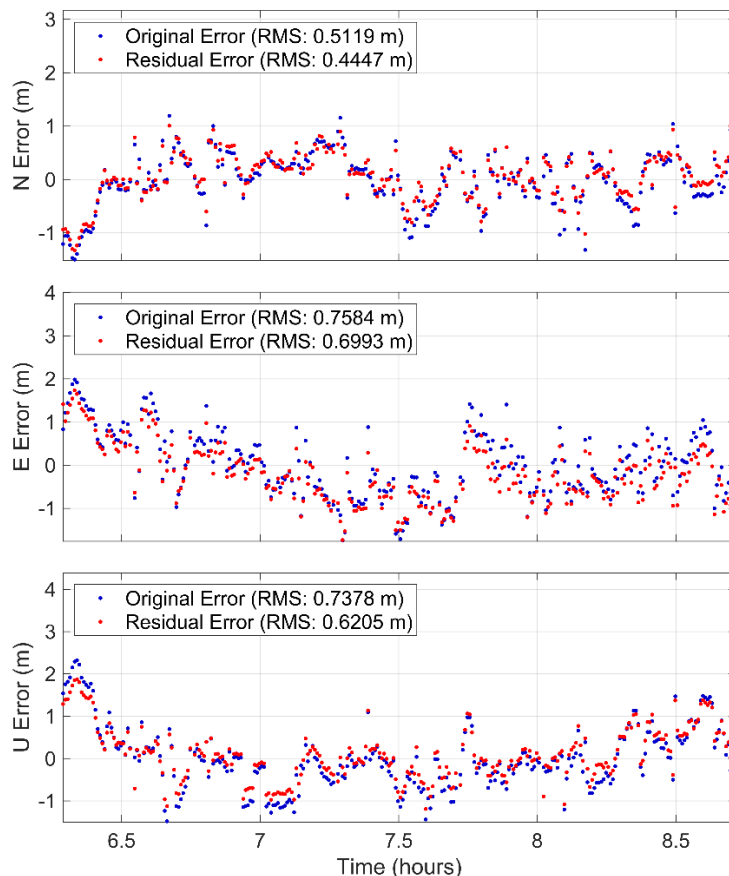


图 5-21 动态定位原始误差与优化后误差对比

Figure 5-21 Comparison of Original Positioning Errors and Optimized Errors in Dynamic Positioning.

图 5-21 进一步展现了误差改正效果，其中蓝色曲线为原始定位误差，红色曲线为经过模型预测误差改正后的剩余定位误差。虽然两条曲线的差异在视觉上不够明显，但统计分析结果显示了模型的实际改进效果。在 NEU 三个坐标分量上，模型都实现了不同程度的精度提升：N 方向的均方根误差从 0.51m 改善至 0.44m，提升幅度达 13.1%；E 方向从 0.76m 改善至 0.70m，提升幅度为 7.8%；U 方向从 0.7378m 改善至 0.6205m，提升幅度达 15.9%。结果表明，尽管提升幅度相比静态测站验证有所降低，但模型在动态环境下仍具备有效的误差改正能力。

5.3 特征重要性分析

深度学习模型具有强非线性拟合能力，但其“黑盒”特性限制了可解释性。为理解 BPNN 模型在 PPP 误差预测中的决策机制，分析不同观测信息对定位误差预测的影响，本文采用三种特征重要性分析方法对 GPS 系统模型进行解释。通过量化各输入特征的影响，可验证模型学到的规律是否符合 GNSS 定位物理机制，并为特征工程优化和模型简化提供参考。

本研究采用 Integrated Gradients 方法、Gradient-base 方法以及 SHAP 方法

来分析使用 GPS 系统时各个特征的重要性排序情况。Integrated Gradients 方法的具体操作是：首先设定一个参考起点（通常是全零输入），然后在起点与实际输入之间创建 100 个均匀分布的中间状态，逐一计算模型在每个中间状态下对各特征的敏感程度，最后将所有中间状态的结果累加起来，得到每个特征的总贡献分数。该方法的优势在于能够有效捕获特征间的非线性交互作用，但计算过程相对复杂且耗时较长。Gradient-base 方法，即基于梯度的分析方法，操作更为直接：将训练好的模型在验证数据上运行，直接计算模型输出对每个输入特征的数学导数，导数的绝对值大小直接反映了该特征对预测结果的影响程度，数值越大表示该特征越重要。该方法计算效率高且结果稳定，但仅能反映局部敏感性，可能忽略全局特征重要性模式。SHAP 方法的操作最为复杂，对于每个特征，系统会尝试将其从特征集合中移除，然后测试所有可能的其他特征组合下模型的预测表现，通过对比有该特征和无该特征时的预测差异，计算该特征的平均边际贡献，这个过程需要测试大量的特征组合以确保结果的统计可靠性。该方法具有严格的数学理论基础且结果公平可解释，但计算复杂度最高，对于高维特征空间尤其耗时。三种方法通过不同的计算策略从多个角度评估特征重要性，相互验证的结果能够提高分析结论的可信度。其中，GPS_exist、GPS_Ele、GPS_Azi、GPS_PC 以及 GPS_LC 是综合指标，是 32 颗卫星各自对应字段的集合。

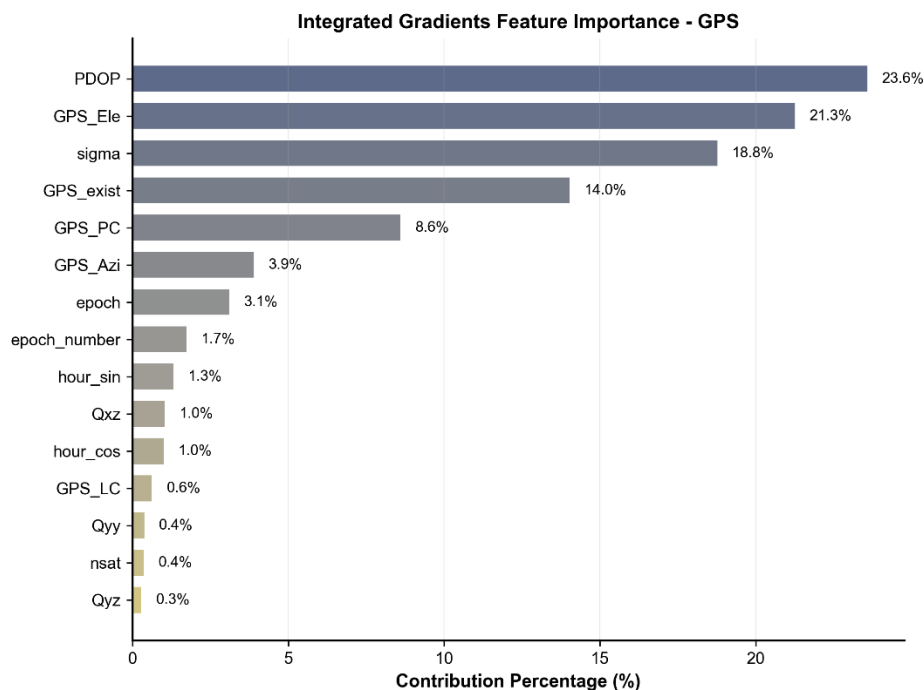


图 5-22 基于 Integrated Gradients 的特征重要性分析

Figure 5-22 GPS System Feature Importance Analysis Based on Integrated Gradients.

Integrated Gradients 方法的分析结果显示，PDOP 以 23.6% 的贡献率占据首位，说明 PDOP 值与定位结果的总体误差间存在明确关系。作为衡量卫星几何构型质量的关键指标，PDOP 直接反映了观测误差与定位误差的间放大系数。简单

来说,较大的 PDOP 值往往与不稳定的定位结果相关联。GPS 卫星高度角信息以 21.3%的重要性排名第二,这主要源于低高度角卫星信号在传播过程中受到更严重的对流层延迟和多路径效应影响,这一结论也与预期相符。Sigma 值以 18.8%的贡献率排名第三,作为 PPP 解算的内符合精度指标,它能够有效反映当前历元解算稳定性。GPS 卫星可见性指标 GPS_exist 以 14.0%的重要性位居第四,它直接决定了卫星是否参与解算,也是非常重要的参与指标。值得注意的是,前四位特征的累计贡献率达到 77.7%,表明这些核心特征在误差预测中起到了决定性作用。

紧接着是 GPS_PC,伪距验后残差作为具有空间指向性的观测质量参数,在与卫星高度角信息协同作用下,为模型学习定位误差的空间分布规律提供了重要的信息来源。伪距残差不仅反映了实际结果与理论计算值的偏差程度,更蕴含了多路径效应、接收机噪声和局部环境干扰等多种误差源的综合影响特征。虽然训练集和测试集中的测站地理环境存在显著差异,使得特定测站环境学习到的本地化误差特征难以直接迁移至其他测站,但通过对大量不同环境测站数据的充分训练,模型具备了从个体测站中抽象出普遍规律的能力。换言之,模型并非通过记忆特定测站的环境特征来提升其他测站的定位精度,而是通过学习多样化条件下伪距残差模式与定位误差的统计关联,学习到环境干扰因素影响定位精度的一般性机制。这种从特殊到一般的学习过程使得模型能够识别出不同残差分布模式所对应的定位误差特征,从而在面对新的观测环境时仍能发挥有效的误差预测和改正能力。

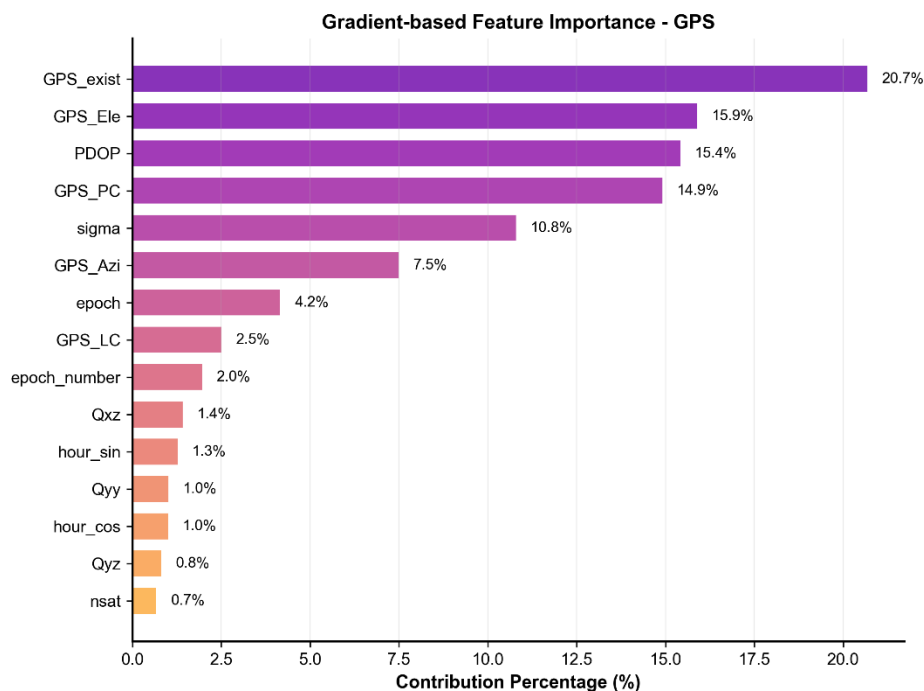


图 5-23 Gradient-base 的特征重要性分析

Figure 5-23 GPS System Feature Importance Analysis Based on Gradient Method.

Gradient-base 方法的特征重要性分析结果在排序上呈现出一定差异。如图 5-23 所示, GPS_exist 以 20.7%的贡献率跃居首位, 基于梯度的重要性分析认为该指标具有决定性影响, 这与该方法基于梯度的特性相关, 由于 GPS_exist 是二元指示变量, 其状态变化直接决定了相应卫星观测数据是否参与 PPP 解算过程, 对观测方程构建产生根本性影响。其梯度变化由于二元数值的原因, 导数变化更为突出和直接, 影响也容易显得更大。GPS_Ele 和 PDOP 分别以 15.9%和 15.4%的重要性紧随其后, 与 Integrated Gradients 方法的结果基本一致。值得注意的是, GPS_PC 在该方法下获得了 14.9%的较高重要性评估, 高于其他方法的结果, 这可能反映了梯度方法对于变化较为剧烈的参数更为敏感, 但总的来说 GPS_PC 在多个方法中都有 10%左右的权重, 反映了普遍来说的重要性。sigma 的重要性相对下降至 10.8%, 但仍保持在前五位, 它的重要作用在多个方法间保持一致。相比于 Integrated Gradients 方法, 该方法显示出更为均衡的重要性分布模式, 前四位特征的累计贡献率为 67.0%, 相对更加分散。

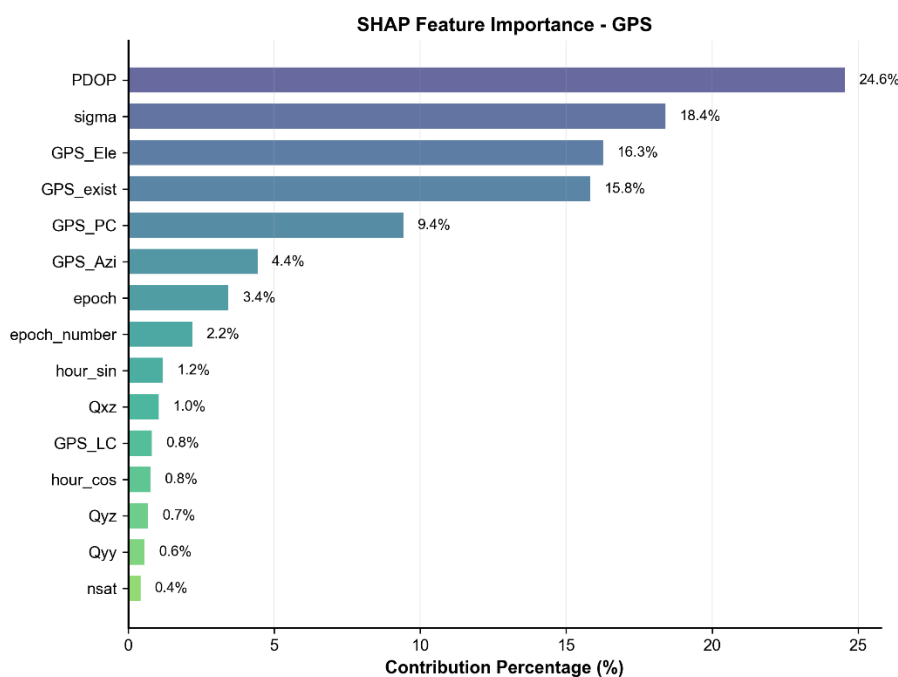


图 5-24 基于 SHAP 的特征重要性分析

Figure 5-24 GPS System Feature Importance Analysis Based on SHAP Method.

SHAP 方法的分析结果与 Integrated Gradients 方法表现出更高的一致性。PDOP 以 24.6%的最高贡献率在定位结果中起决定性因素, 进一步验证了几何构型因素的关键作用。sigma 以 18.4%的重要性位居第二, GPS_Ele 和 GPS_exist 分别以 16.3%和 15.8%的贡献率紧随其后, 与 Integrated Gradients 方法高度相似。GPS_PC 以 9.4%的重要性排名第五, 与前两种方法大致一致。前四位特征的累计贡献率为 75.1%, 与 Integrated Gradients 方法的结果较为相近, 进一步印证了核心特征集合的稳定性。SHAP 方法在机器学习中被认为是较为通用可靠的, 其结

果参考意义较大。

综合三种方法的分析结果,可以识别出若干关键发现。首先,PDOP、GPS_Ele、sigma 和 GPS_exist 四个特征在所有方法中都表现出显著的重要性,尽管排序略有差异,但其累计贡献率均超过 65%,构成了 PPP 误差预测的核心特征集合。其重要性排序符合 GNSS 定位的物理机制和工程经验。其次, GPS_PC 在不同方法中表现出较大的重要性差异,在梯度方法中达到 14.9%的高重要性,而在 Integrated Gradients 和 SHAP 方法中分别为 8.6%和 9.4%,这种差异可能源于不同方法对高随机性参数的敏感程度的不同,具有一定的差异性,但总体上也是较为重要的指标。再次,时间相关特征(epoch、epoch_number、hour_sin、hour_cos)在理论分析中被认为能够捕获误差的周期性变化特征,但其实际重要性并不显著。时间相关参数起作用的物理机制是日周期变化和季度周期变化,以及广播星历随时间变化的部分,这几项变化在单日内的影响相对较小,其中广播星历随时间变化的特性也通常较为随机,很难被模型识别。其余参数中,协方差矩阵元素和卫星数量等传统上被认为重要的定位质量指标,其重要性评估均低于预期。协方差矩阵元素的重要性均低于 1.5%,卫星数量 nsat 的重要性更是低于 1%,这可能源于其信息已被 PDOP 和 GPS 卫星可见性等指标充分表达,体现了机器学习模型对冗余信息的自动筛选能力,也说明模型更倾向于利用直接反映观测条件的原始特征而非经过加工的统计指标。

5.4 低轨卫星几何法定轨验证

为了进一步验证 BPNN 模型的应用能力,选择在低轨卫星精密定轨场景下进行验证,本研究选择欧空局 Swarm-A 卫星作为验证对象,采用几何法定轨数据进行模型训练和验证,本质上还是广播星历 PPP 计算。首先,计算 2024 年全年的在轨几何法定轨的过程数据和定轨结果,并使用 Swarm 官方提供的事后轨道作为参考计算对应的定轨误差, csv 格式与表 5-1 中一致,训练配置也与上述章节配置一致。2024 前 9 个月数据作为训练集,10 月数据作为验证集,11 月和 12 月数据构成测试集,用于最终性能评估。

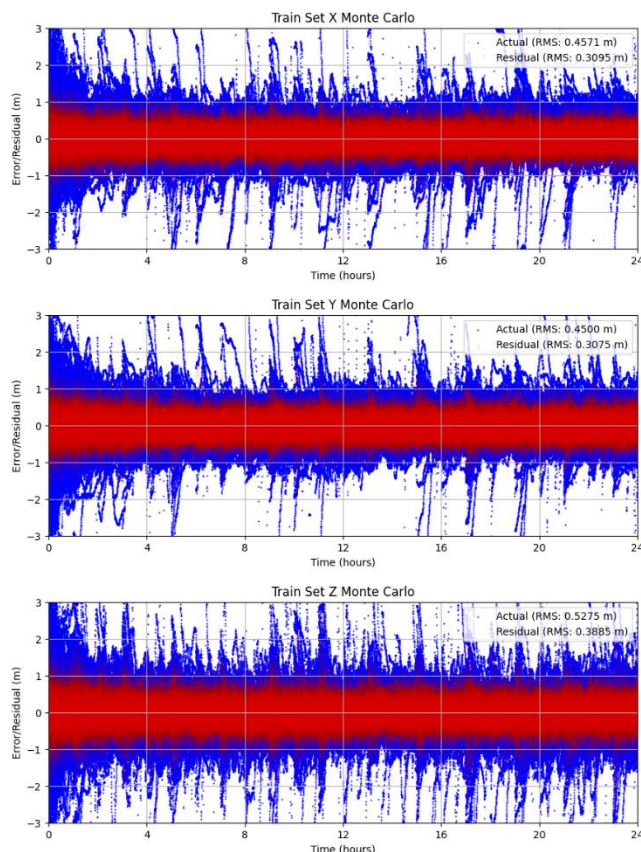


图 5-25 Swarm-A 训练集定轨误差蒙特卡洛分析

Figure 5-25 Monte Carlo Analysis of Orbit Determination Errors for LEO Satellite Swarm-A on Training Set.

图 5-25 展示了 2024 年前 9 个月训练集数据的蒙特卡洛分析结果，横坐标表示 24 小时内的时间，三个子图分别对应 X、Y、Z 三个坐标分量的定轨误差。由于累积了 9 个月的每日定轨结果，图中呈现出高密度的误差分布模式，蓝色散点代表原始几何法定轨误差，红色散点表示经过 BPNN 模型改正后的剩余误差。从宏观分布特征可以观察到，原始定轨结果中存在明显的重收敛现象，误差峰值可达到 3 m 左右，随后又重新收敛至较小值。考虑到这是 9 个月累计的统计结果，出现数十次这样的大幅跳变现象在低轨卫星定轨中并不罕见。统计分析显示，原始定轨误差的均方根值在 X、Y、Z 三个方向分别为 0.46m、0.45m 和 0.53m。经过模型改正后，三个方向的误差显著降低至 0.31m、0.31m 和 0.39m，改进幅度分别达到 32.6%、31.1%和 26.4%。改正后的误差分布几乎完全控制在 $\pm 1\text{m}$ 范围内，显示出模型对训练数据的强大拟合能力。

这种拟合能力证明了 BPNN 架构对复杂定轨误差模式的学习潜力，但在训练集上的结果并不能作为实际应用的参考。

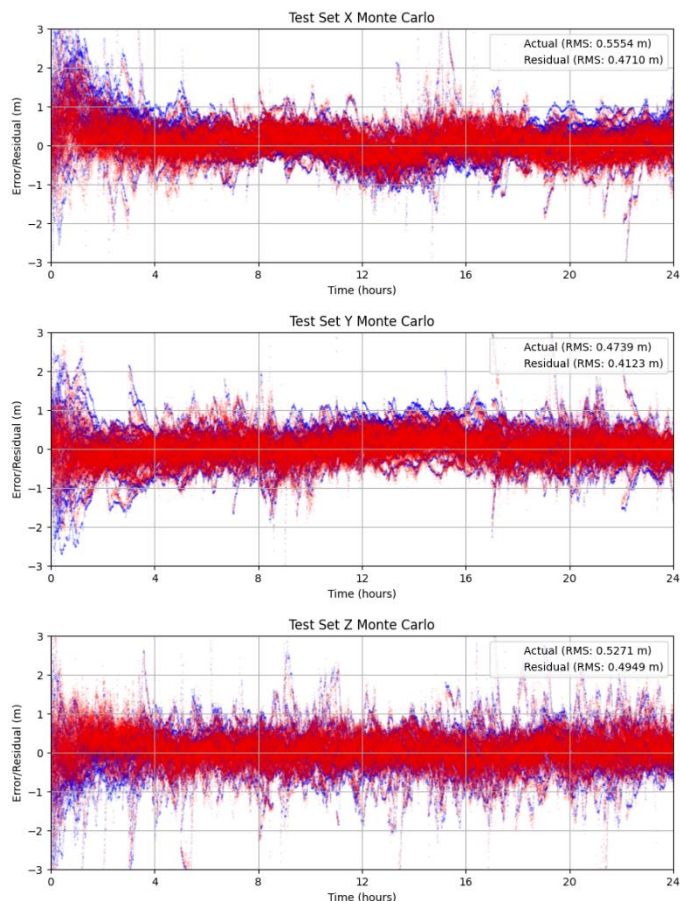


图 5-26 Swarm-A 测试集定轨误差蒙特卡洛分析

Figure 5-26 Monte Carlo Analysis of Orbit Determination Errors for LEO Satellite Swarm-A on Test Set.

图 5-26 展示了 11 月和 12 月测试集数据的模型性能表现。相比于训练集的高密度分布，测试集的散点分布相对稀疏。从整体分布趋势来看，原始定轨误差中的较大误差值仍以蓝色散点为主导，但改正效果相比训练集有所减弱，这符合机器学习模型在未见数据上的表现规律。尽管如此，红色改正后误差的分布范围依然小于蓝色原始误差，表明模型在测试集上仍具备有效的误差抑制能力。统计分析结果显示，X 方向定轨误差从 0.56m 改善至 0.47m，改进幅度为 15.2%；Y 方向从 0.47m 改善至 0.41m，改进幅度为 12.8%；Z 方向从 0.53m 改善至 0.49m，改进幅度为 6.6%。

测试集的结果显示，精度提升的幅度约为 6%-15%，虽然相比训练集有所降低，但仍较为显著。这一验证实验拓展了 BPNN 模型的应用场景，证明了基于机器学习的误差改正方法在地面和空间都可以具有一定的作用。

5.5 本章小结

本章构建了基于 BPNN 的广播星历 PPP 优化系统，通过多维度验证实验评

估了模型性能。模型设计方面，建立了 315 维特征向量的端到端误差预测框架，采用渐进式维度压缩网络架构，结合 AdamW 优化器和早停机制实现稳定训练。

伪动态定位验证表明不同卫星系统配置下模型表现差异显著。BDS-3 单系统改进效果最突出，成功抑制广播星历整小时切换的锯齿状误差，多数测站实现 20%-30%精度提升。GPS 单系统普遍实现 15%-20%稳定改进。GPS+BDS 双系统由于本身精度较高且存在时变衰减，改进效果有限。

特征重要性分析通过三种方法交叉验证，识别出 PDOP、卫星高度角、 σ 和卫星可见性构成的核心特征集合，累计贡献率超过 65%，重要性排序符合 GNSS 定位物理机制。

动态车载定位验证证实了模型跨场景泛化能力，实现 7%-16%精度提升。低轨卫星几何法定轨验证拓展了模型应用边界，在 Swarm-A 卫星测试中实现 6%-15%定轨精度改进。

总体而言，本章验证了基于 BPNN 的广播星历 PPP 误差改正方法的有效性。通过学习特定观测条件下的误差模式实现有效误差补偿，为传统 PPP 技术精度提升提供了新的技术路径，为基于数据驱动的 GNSS 误差建模提供了参考。

第6章 总结与展望

6.1 本文主要创新点与结论

本文围绕 GNSS 实时精密定位这一课题,尤其是广播星历误差制约定位精度的核心问题,从误差特性分析、参数算法估计和智能预测算法等方面开展了系统性研究,取得了以下主要研究结论:

(1) 利用 SISRE 参数估计方法优化实时精密单点定位

系统评估了多个分析中心实时精密星历产品的 SISRE 精度,分析发现实时精密星历的 SISRE 符合随机游走特性,创新地在传统无电离层组合模型中引入 SISRE 作为估计参数,建立了改进的观测方程。通过二维灵敏度分析确定了不同系统的最优参数配置。实验验证表明,该方法在 GPS、BDS-3 和 Galileo 系统中分别实现了 21%、16%和 14.7%的三维定位精度提升,其中 U 方向改进效果最为显著,普遍超过 20%。

(2) 广播星历跳变特性与空间分布规律

通过对 GPS、BDS-3 和 Galileo 系统广播星历跳变的深入分析,发现不同系统呈现显著差异: BDS-3 系统跳变最为频繁且幅度最大,平均约 0.3 m,极端情况可达米级,主要发生在整小时时刻; GPS 系统跳变相对较小且更新间隔为 2 小时,通常在厘米级,偶尔达到分米级; Galileo 系统表现最优,95%的跳变控制在 0.1 m 以内,更新频率较高,为每 10 分钟一次。BDS-3 的跳变具有明显的空间聚集特征,主要集中在南纬 50°、西经 135° 至 180° 区域以及东经 135°、南纬 45° 区域,这些区域恰好对应中国境内监测站网络控制能力的边界,反映了星历生成过程中监测网络覆盖范围的直接影响。通过对轨道和钟差分量的分离分析发现,钟差跳变在总跳变量中占比达 95%以上,是广播星历跳变的主导误差源,而轨道跳变相对较小。这一发现为针对性改正广播星历跳变问题提供了重要依据。

(3) 改进广播星历钟差方法抑制星历跳变对精密单点定位影响

针对广播星历跳变导致的定位误差突变问题,创新性地提出了改进钟差的方法,通过计算相邻两组广播星历在轨道和钟差上的跳变值,并将其转换为时间量后补偿到后续钟差中,使钟差行为更符合随机游走模型假设。该方法结合 SISRE 参数估计,构建了四种定位模式进行系统性验证。实验结果表明,在 BDS-3 动态定位中,改进钟差方法使定位精度从米级误差显著提升至 35 cm 左右,改进幅度超过 50%,成功抑制了整点跳变引起的定位误差突变和重收敛现象。在 GPS 系统中,虽然由于其较长的更新间隔和较小的跳变幅度,改进效果相对有限,但仍实现了约 10%的精度提升。在多系统模式下, GPS+BDS+Galileo 三系统组合动态广播星历 PPP 定位精度达到 22 cm,静态定位精度达到 8 cm 以内,充分发挥了

多系统几何优势。该方法通过直接优化星历连续性，同时结合 SISRE 估计方法，实现了高精度广播星历定位。

(4) 利用精密单点定位过程信息提取误差映射关系

构建了包含 315 维特征向量的端到端 BPNN 误差预测模型，采用渐进式维度压缩网络架构 (256-128-64-32-16)，结合 AdamW 优化器和早停机制实现稳定训练。该模型能够直接从原始 PPP 过程信息学习到定位误差的复杂映射关系，无需人工设计特征提取规则。在不同卫星系统配置下，模型表现出显著的改进效果：BDS-3 单系统改进效果最突出，成功抑制了广播星历整小时切换的锯齿状误差，多数测站实现 20%-30% 的精度提升；GPS 单系统普遍实现 15%-20% 的稳定改进；而 GPS+BDS 双系统由于本身精度较高且存在时变衰减现象，改进效果相对有限。模型验证了深度学习架构对复杂误差模式的学习潜力，为传统 PPP 技术的精度提升开辟了全新的技术路径。

(5) 机器学习模型性能时变衰减现象的分析

机器学习模型在长期应用中表现出明显的性能衰减现象，改进幅度随时间推移逐渐降低。测试集统计显示，在初期机器学习方法能够给 BDS-3 系统带来 0.2m 以上的改进幅度，但到年底仅维持约 0.1m 的提升。GPS+BDS 双系统甚至在年积日 320 后从正向改进转为负向，累积约 0.18m 的精度恶化。这种时变效应可能源于卫星轨道钟差参数的长期变化、大气环境的季节性变化、以及其他环境因素的影响。该发现表明基于历史数据训练的静态模型在长期应用中可能会出现“过期”现象，需要定时更新才能保证使用效果。

6.2 下一步研究方向

鉴于本人的时间和学术水平限制，部分研究未能充分展开，拟计划在未来的科研工作中进一步完成以下内容：

(1) 基于机器学习的广播星历优化

针对当前北斗系统 SISRE 约 0.46m 的现状，可利用机器学习方法深入挖掘广播星历误差的时变演化规律，建立星历误差的智能预测模型。通过分析不同地理区域、不同时间段的误差模式，识别影响星历质量的关键因素，如监测站分布、卫星几何构型、大气环境等，从而在星历生成端进行针对性优化。结合本文发现的 BDS-3 跳变空间聚集特征，可重点优化监测站控制薄弱区域的星历生成策略，通过智能化的参数调整和质量控制，有望将北斗系统 SISRE 提升至更高水平，保持与 GPS 和 Galileo 系统的竞争优势。

(3) 面向快速收敛的深度学习定位算法

当前研究主要关注定位稳定期的精度优化，但收敛速度同样是实时应用的关键指标。可基于深度学习技术开发面向快速收敛的智能定位算法，开展包括不同

环境、卫星系统以及接收机型号的定位数据采集,通过学习大量 PPP 收敛过程的历史数据,建立从观测信息到收敛状态的直接映射模型。该算法可在定位开始后利用初始观测条件优化滤波参数设置,有效缩短收敛时间,显著提升 PPP 的收敛速度和实时应用性能。

(3) 基于广播星历的低轨卫星轨道确定

扩展本文在 Swarm-A 卫星几何法定轨中的验证成果,深入研究基于广播星历的低轨卫星实时高精度轨道确定技术。利用广播星历易获得性和计算简单的特点,通过优化广播星历误差建模和补偿策略,改进在轨几何法定轨或约化动力学定轨算法,优化不依赖高精度改正数的广播星历实时轨道确定,为低轨卫星的自主导航和实时应用提供技术支撑。

参考文献

- [1] Alonso M T, Sanz J, Juan J M, González-Casado G, López-Echazarreta C. (2020) Galileo broadcast ephemeris and clock errors, and observed fault probabilities for ARAIM[J]. *Sensors*, 20(23):6786.
- [2] Altamimi, Z., Rebischung, P., Collilieux, X. et al. ITRF2020: an augmented reference frame refining the modeling of nonlinear station motions[J]. *J Geod* 97, 47 (2023).
- [3] Ashby, N. Relativity in the Global Positioning System. *Living Reviews in Relativity*, 2003, 55(1):1.
- [4] Bevis M, Businger S, Herring T A, et al. (1992) GPS meteorology: Remote sensing of atmospheric water vapor using the Global Positioning System[J]. *J Geophys Res Atmos* 97(D14): 15787-15801.
- [5] Blewitt G. (1990) An Automatic Editing Algorithm for GPS data. *Geophysical Research Letters*, 17(3):199-202.
- [6] Carlin, L., Montenbruck, O., Furrner, J., & Hauschild, A. (2022). UTC and GNSS system time access using PPP with broadcast ephemerides. *GPS Solutions*, 26(4), 142.
- [7] Chen, G., Wei, N., Li, M., Zhao, Q., & Zhang, J. (2022). BDS-3 and GPS/Galileo integrated PPP using broadcast ephemerides. *GPS Solutions*, 26(4), 129.
- [8] Chen J, LI H, Wu B, Zhang Y, Wang J, Hu C (2013). Performance of real-time precise point positioning[J]. *Mar. Geodesy* 36(1): 98-108.
- [9] Chen J, Zhang Y, Wang J, et al. (2015) A simplified and unified model of multi-GNSS precise point positioning[J]. *Advances in Space Research*, 55(1): 125-134.
- [10] Chen J, Zhang Y, Yu C, Ding J. (2022a) Processing algorithms and performance evaluation of BDS RDSS location reporting service[J]. *Acta Geod. et Cartogr* 51(4):511-521.
- [11] Chen J, Wang J, Yu C, Zhang Y, Wang B. (2022b). Improving BDS broadcast ephemeris accuracy using ground-satellite-link observations[J]. *Sat nav*, 3(11): 1-12.
- [12] Cheng, Q., Chen, J., Zhang, Y., & Yu, C. (2024). Real-Time precise point positioning method considering broadcast ephemeris discontinuities. *NAVIGATION*, 71(2). <https://doi.org/10.33012/navi.643>.
- [13] Creel T, Dorsey AJ, Mendicki PJ et al. Summary of accuracy improvements from the GPS legacy accuracy improvement initiative (L-AII) [C]. In: *Proceedings of ION GNSS 2007*, pp 2481–2498.
- [14] Dach R, Hugentobler U, Fridez P, et al. (2007) Bernese GPS software version 5.0[J]. *Astronomical Institute, University of Bern*. 640: 114.
- [15] Doganalp S, Ustun A. (2009) Dynamic orbit determination of satellites in low earth

- orbits[C]. FIG Working Week 2009, Eilat, Israel, 3-8 May.
- [16] Elliott K D, Hegarty C J. (2017) Understanding GPS/GNSS: Principles and Applications[M]. Norwood, MA: Artech House.
- [17] El-naggar A M. (2013) Artificial neural network as a model for ionospheric TEC map to serve the single frequency receiver[J]. Alexandria Engineering Journal, 52(3): 425-432.
- [18] European GNSS (Galileo) Open Service (OS)-Signal In Space (SIS)-Interface Control Document (ICD), 2015.
- [19] Fortune Business Insights. Global Navigation Satellite System (GNSS) Market Size, Share, Growth | Industry Report [2025-2032][EB/OL]. [2025-09-30]. <https://www.fortunebusinessinsights.com/global-navigation-satellite-system-gnss-market-103433>.
- [20] Galluzzo G, Pini M, Falco G, Marucco G, Povero G, Greco M, Spoletini T. (2018) Galileo system status, performance metrics and results[C]//Proceedings of ION GNSS+ 2018. Miami, FL: Institute of Navigation, 2018.
- [21] Geng, T., Jiang, R., Lv, Y., & Xie, X. (2022). Analysis of BDS-3 onboard clocks based on GFZ precise clock products. Remote Sensing, 14(6), 1389.
- [22] GLONASS ICD (2008). <https://www.glonass-iac.ru>.
- [23] Guermah B, El Ghazi H, Sadiki T. (2018) A robust GNSS LOS/multipath signal classifier based on the fusion of information and machine learning for intelligent transportation systems[C]. 2018 IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD): 94-100.
- [24] Hadas, T., & Bosy, J. (2015). IGS RTS precise orbits and clocks verification and quality degradation over time. GPS Solutions, 19(1), 93–105. <https://doi.org/10.1007/s10291-014-0369-5>.
- [25] Hadas, T., Kazmierski, K., & Sośnica, K. (2019). Performance of Galileo-only dual-frequency absolute positioning using the fully serviceable Galileo constellation. GPS Solutions, 23(4), 108.
- [26] Hauschild A, Montenbruck O. (2009) Kalman-filter-based GPS clock estimation for near real-time positioning[J]. GPS Solutions, 13: 173-182.
- [27] Hauschild A, Montenbruck O, Steigenberger P, Martini I, Fernandez-Hernandez I. (2021) Precise real-time navigation of LEO satellites using GNSS broadcast ephemerides[J]. Navigation, 68(2):419-432.
- [28] Heng L, Gao GX, Walter T, Enge P (2011a) Statistical characterization of GPS signal-in-space errors. In: Proceedings of ION ITM 2011, San Diego, CA, pp 312–319.
- [29] Heng L, Gao GX, Walter T, Enge P (2011b) Statistical characterization of GLONASS broadcast ephemeris errors. In: Proceedings of ION GNSS 2011, Portland, OR, pp 3109–3117.
- [30] Herring T A. (1992) Modeling atmospheric delays in the analysis of space geodetic

- data[C]//De Munck J C, Spoelstra T A. Symposium on Refraction of Transatmospheric Signals in Geodesy. Delft: Netherlands Geodetic Commission, 36: 157-164.
- [31] Interface Control Document (ICD)-GPS-240C, 2019.
- [32] Interface Control Document (ICD)-L1, L2-GLONASS, 2008.
- [33] Jiang K, Li W, Li M, Geng J, Lyu H, Zhao Q, Liu J. (2023) Precise orbit determination of Haiyang-2D using onboard BDS-3 B1C/B2a observations with ambiguity resolution[J]. *Satellite Navigation*, 4(1): 1-18.
- [34] Jiao G, Wang G, Su X, Zhao Q, Li M, Dai X, Jing G. Broadcast ephemeris SISRE assessment and systematic error characteristic analysis for BDS and GPS satellite systems[J]. *Advances in Space Research*, 2024, 73(10): 5284-5297.
- [35] Jin, X., Song, S., Zhou, W. et al. (2022) Multi-GNSS global ionosphere modeling enhanced by virtual observation stations based on IRI-2016 model[J]. *J Geod* 96, 81.
- [36] Kanhere A V, Gupta S, Shetty A, Gao G. (2022) Improving GNSS positioning using neural-network-based corrections[J]. *NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation*, 69(4): navi.548.
- [37] Kanhere S, Gupta A, Shetty A, Gao G. (2021) Improving GNSS positioning using neural network-based corrections[C]//Proceedings of the 34th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2021). St. Louis, MO: Institute of Navigation, 2021: 3068-3080.
- [38] Kim H U, Bae T S. (2019) Deep learning-based GNSS network-based real-time kinematic improvement for autonomous ground vehicle navigation[J]. *Journal of Sensors*, 2019: 3737265.
- [39] Kim M, Kim J. (2016) Extending ionospheric correction coverage area by using a neural network method[J]. *International Journal of Aeronautical and Space Sciences*, 17(1): 64-72.
- [40] Klobuchar, J. Ionospheric time-delay algorithm for single-frequency GPS users. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, 23: 325-331.
- [41] KOUBA J, HéROUS P. Precise point positioning using IGS orbit and clock products [J]. *GPS Solutions*, 2001, 5(2): 12-28.
- [42] Leick A, Rapoport L, Tatarnikov D. (2015) *GPS Satellite Surveying*[M]. 4th ed. Hoboken: John Wiley & Sons.
- [43] Li W, Yuan Y, Ou J, et al. (2015) New versions of the BDS/GNSS zenith tropospheric delay model IGGtrop. *J Geod* 89(1): 73-80.
- [44] Liu Q, Huang Z, Wang J. (2019) Indoor non-line-of-sight and multipath detection using deep learning approach[J]. *GPS Solutions*, 23(3): 75.
- [45] Lockheed Martin. Positioning, Navigation & Timing – GPS III/IIIF[EB/OL]. [2025-09-30]. <https://www.lockheedmartin.com/en-us/products/gps.html>.
- [46] Lucas Rodriguez R. (2013) Galileo IOV status and results[C]//Proceedings of ION

- GNSS 2013+. Nashville, TN: Institute of Navigation, 2013: 3065-3093.
- [47] Mallika I L, Ratnam D V, Raman S, Sivavaraprasad G. (2020) Machine learning algorithm to forecast ionospheric time delays using global navigation satellite system observations[J]. *Acta Astronautica*, 173: 221-231.
- [48] Malys S, Jensen PA (1990) Geodetic Point Positioning with GPS Carrier Beat Phase Data from the CASA UNO Experiment. *Geophys[J]. Res. Lett* 17(5):651-654.
- [49] McCarthy D D, Petit G. (2004) IERS Conventions (2003)[M]. IERS Technical Note No. 32. Frankfurt am Main: Verlag des Bundesamts für Kartographie und Geodäsie.
- [50] Miotti L, Motella B, Gabelli L. (2020) Tropospheric delays derived from ground meteorological parameters: Comparison between machine learning and empirical model approaches[C]//*Proceedings of the European Navigation Conference (ENC 2020)*. Dresden, Germany: IEEE, 2020: 1-10.
- [51] Miyazaki S, Iwabuchi T, Heki K, Naito I. (2003) An impact of estimating tropospheric delay gradients on precise positioning in the summer using the Japanese nationwide GPS array[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 108(B7): 2335.
- [52] Mohammed J. (2021) Artificial neural network for predicting global sub-daily tropospheric wet delay[J]. *Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics*, 217: 105612.
- [53] Mohanty A, Gao G. (2023) Learning GNSS positioning corrections for smartphones using graph convolution neural networks[J]. *NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation*, 70(4): navi.622.
- [54] Montenbruck O, Hauschild A. Code biases in multi-GNSS point positioning[C]//*Proceedings of the 2013 International Technical Meeting of The Institute of Navigation*. 2013b: 616-628.
- [55] Montenbruck O, Hauschild A, Steigenberger P, et al. Initial assessment of the COMPASS/BeiDou-2 regional navigation satellite system[J]. *GPS solutions*, 2013a, 17: 211-222.
- [56] Montenbruck O, Steigenberger P. The BeiDou Navigation Message[J]. *Journal of Global Positioning Systems*, 2013, 12(1): 1-12.
- [57] Montenbruck O, Steigenberger P, Hauschild A. (2015) Broadcast versus precise ephemerides: a multi-GNSS perspective[J]. *GPS Solutions*, 19: 321-333.
- [58] Montenbruck O, Steigenberger P, Prange, L., et al. The Multi-GNSS Experiment (MGEX) of the International GNSS Service (IGS) – Achievements, prospects and challenges. *Advances in Space Research*, 2017, 59: 1671-1697.
- [59] Montenbruck O, Steigenberger P, Hauschild A. (2018) Multi-GNSS signal-in-space range error assessment—Methodology and results[J]. *Advances in Space Research*, 61(12): 3020-3038.

- [60] Montenbruck & Steigenberger O, Steigenberger P, Hauschild A. Comparing the 'Big 4' - A User's View on GNSS Performance[C]//Proceedings of the 33rd International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2020). 2020: 2898-2911.
- [61] Montenbruck O, Steigenberger P, Teunissen P J G. (2025) The 2024 GPS accuracy improvement initiative[J]. *GPS Solutions*, 29: 33.
- [62] Pan, L., Li, X., Yu, W., Dai, W., Kuang, C., Chen, J., Chen, F., & Xia, P. (2020) Performance evaluation of real-time precise point positioning with both BDS-3 and BDS-2 observations. *Sensors*, 20(21), 6027. <https://doi.org/10.3390/s20216027>.
- [63] Pérez O J, Bilham R, Bendick R, et al. (2001) Velocity field across the southern Caribbean plate boundary and estimates of Caribbean/South-American plate motion using GPS geodesy 1994-2000[J]. *Geophys Res Lett* 28(15): 2987-2990.
- [64] Petit G, Luzum B, Al E. IERS Conventions (2010)[J]. *IERS Technical Note*, 2010, 36:1 - 95.
- [65] Saastamoinen J. (1972) Atmospheric correction for the troposphere and stratosphere in radio ranging of satellites[C]//Henriksen S W, et al. *The Use of Artificial Satellites for Geodesy*. Washington D.C.: American Geophysical Union, 15: 247-251.
- [66] Schaer S. (1999) Mapping and Predicting the Earth's Ionosphere Using the Global Positioning System[D]. University of Berne, Switzerland.
- [67] Schaer S, Steigenberger P. (2006) Determination and use of GPS differential code bias values[C]. *IGS Workshop*.: 8-11.
- [68] Selbesoglu M O. (2019) Spatial interpolation of GNSS troposphere wet delay by a newly designed artificial neural network model[J]. *Applied Sciences*, 9(21): 4688.
- [69] Selbesoglu M O. (2020) Prediction of tropospheric wet delay by an artificial neural network model based on meteorological and GNSS data[J]. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 23(5): 967-972.
- [70] Selvan K, Siemuri A, Prol F S, Välisuo P, Bhuiyan M Z H, Kuusniemi H. (2023) Precise orbit determination of LEO satellites: a systematic review[J]. *GPS Solutions*, 27: 178.
- [71] Shamshiri R, Motagh M, Nahavandchi H, Haghighi M H, Hoseini M. (2020) Improving tropospheric corrections on large-scale Sentinel-1 interferograms using a machine learning approach for integration with GNSS-derived zenith total delay (ZTD)[J]. *Remote Sensing of Environment*, 239: 111608.
- [72] Shen H, Li R, Li S, Liu J, Chen X, Xu J. (2024) Multi-GNSS broadcast ephemeris errors assessment and weight determination of different constellations for SPP[J]. *Advances in Space Research*, 74(6): 2551-2563.
- [73] Siemuri A, Selvan K, Kuusniemi H, Valisuo P, Elmusrati M E. (2022) A Systematic Review of Machine Learning Techniques for GNSS Use Cases[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 58(6): 5043-5077.

- [74] Song Z, Chen J, Zhang Y, Yu C, Ding J. (2023) Real-time multi-GNSS precise point positioning with ambiguity resolution based on the BDS-3 global short-message communication function[J]. *GPS Solutions*, 27(3): 136.
- [75] Steigenberger P, Montenbruck O. (2024) The 2024 GPS accuracy improvement initiative. *GPS Solutions*, 29:8.
- [76] Subirana J S, Zornoza J M J, Hernández-Pajares M. *GNSS Data Processing Volume I: Fundamentals and Algorithms*, vol. I[J]. Noordwijk, Netherlands: ESA Communications, 2013.
- [77] Sun R, Wang G, Zhang W, Hsu L T, Ochieng W Y. (2019) A gradient boosting decision tree based GPS signal reception classification algorithm[J]. *Applied Soft Computing*, 86: 105942.
- [78] Sun R, Wang G, Cheng Q, Fu L, Chiang K W, Hsu L T, Ochieng W Y. (2021) Improving GPS code phase positioning accuracy in urban environments using machine learning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 8(8): 7065-7078.
- [79] Suzuki T, Amano Y. (2021) NLOS multipath classification of GNSS signal correlation output using machine learning[J]. *Sensors*, 21(7): 2503.
- [80] Wu, J.T., Wu, S.C., Hajj, G.A., et al. Effects of antenna orientation on GPS carrier phase. In *Proceedings of the AAS/AIAA Astrodynamics Conference*, Durango, CO, San Diego, CA, 1992, 1647-1660.
- [81] Wu Y, Liu X, Liu W, Zhang J, Zhou X. (2020) Analysis of Galileo signal-in-space range error and positioning performance during 2015–2018[J]. *Satellite Navigation*, 1:6.
- [82] Xu G (2007) *GPS: theory, algorithms and applications* (second edition). Springer Science & Business Media.
- [83] Xu X, Nie Z, Wang Z, et al. (2023) An improved BDS-3 PPP-B2b positioning approach by estimating signal in space range errors[J]. *GPS Solutions*, 27: 110.
- [84] Yang Y, Mao Y, Ren X, Jia X, Sun B. (2024) Demand and key technology for a LEO constellation as augmentation of satellite navigation systems[J]. *Satellite Navigation*, 5: 11.
- [85] Yang, Y., Gao, W., Guo, S., Mao, Y., & Yang, Y. (2019). Introduction to BeiDou-3 navigation satellite system. *NAVIGATION*, 66(1), 7–18. <https://doi.org/10.1002/navi.291>.
- [86] Yang Y, Liu L, Li J, Yang Y, Zhang T, Mao Y, Sun B, Ren X. (2022) Featured services and performance of BDS-3[J]. *Advances in Space Research*, 69(8): 2915-2926.
- [87] Yao Y, He Y, Yi W, et al. (2017) Method for evaluating real-time GNSS satellite clock offset products[J]. *GPS Solutions*, 21: 1417-1425.
- [88] Yi D, Bisnath S, Naciri N, Fernandez-Hernandez I. (2024) Precise positioning utilizing smartphone GNSS/IMU integration with the combination of Galileo high accuracy service (HAS) corrections and broadcast ephemerides[J]. *Sensors*, 24(3):

- 123.
- [89] Yu C, Zhang Y, Chen J, Chen Q, Xu K, Wang B. (2023) Performance assessment of multi-GNSS real-time products from various analysis centers[J]. *Remote Sensing*, 15: 140.
- [90] Zhang G, Xu P, Xu H, Hsu L T. (2021) Prediction on the urban GNSS measurement uncertainty based on deep learning networks with long short-term memory[J]. *IEEE Sensors Journal*, 21(18): 20563-20577.
- [91] Zhang W, Zhang K, Li X, et al. (2025) Clock bias prediction for low Earth orbit satellites with LSTM neural network: method and verification[J]. *GPS Solutions*, 29(1): 92.
- [92] Zhang W, Zhang K, Li X, Huang J. (2025) Improving LEO short-term orbit prediction using LSTM neural network[J]. *Advances in Space Research*, 76(1): 385-395.
- [93] Zhang Y, Kubo N, Chen J, Wang A, Wang J. (2020) Apparent clock and TGD biases between BDS 2 and BDS 3[J]. *GPS Solut* 24(1): 1521-1886.
- [94] Zhang Y, Kubo N, Chen J, Wang A. (2021) Calibration and analysis of BDS receiver dependent code biases[J]. *Journal of Geodesy*, 95(43).
- [95] Zhang Y, Kubo N, Chen J, et al. Calibration and analysis of BDS receiver-dependent code biases[J]. *Journal of Geodesy*, 2021, 95(4): 1-14.
- [96] Zhang, Y., Nobuaki, K., Chen, J., Wang, J., & Wang, H. (2019). Initial positioning assessment of BDS new satellites and new signals. *Remote Sensing*, 11(11), 1320. <https://doi.org/10.3390/rs11111320>.
- [97] Zhang Yize. (2023) open accessed software. https://github.com/YizeZhang/Net_Diff.
- [98] Zhou P, Yang H, Xia Y, Yi S. (2017) Least-squares support vector machine-based Kalman filtering for GNSS navigation with dynamic model real-time correction[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 11(3): 480-490.
- [99] Zhou Y, Yang Y, Li J, Hu X, Chen J, Wei D. (2024) Enhanced precise orbit determination for GPS and BDS-2/3 with real LEO onboard and ground observations[J]. *Measurement*, 224: 113857.
- [100] Zhu, L.; Zhang, H.; Li, X.; Zhu, F.; Liu, Y. GNSS Timing Performance Assessment and Results Analysis[J]. *Sensors* 2022, 22, 2486.
- [101] Ziedan N I. (2021) Optimized position estimation in multipath environments using machine learning[C]//Proceedings of the 34th International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS+ 2021). St. Louis, Missouri: 3437-3451.
- [102] Zumberge J F, Heflin M B, Jefferson D C, et al. Precise point positioning for the efficient and robust analysis of GPS data from large networks[J]. *Journal of Geophysical Research Solid Earth*, 1997, 102(B3):5005-5017.
- [103] 陈俊平, 杨赛男, 周建华, 曹月玲, 张益泽, 巩秀强, 王君刚. (2017) 综合伪

- 距相 位观测的北斗导航系统广域差分模型[J].测绘学报, 46(5):537-546.
- [104] 陈俊平, 张益泽, 周建华, 杨赛男, 胡一帆, 陈倩. (2018) 分区综合改正:服务于 北斗分米级星基增强系统的差分改正模型[J]. 测绘学报, 47(9): 1161-1170.
- [105] 陈俊平, 王阿昊, 张益泽, 周建华, 王兵浩, 王解先. (2019) 北斗广域差分分米级 定位的分区切换算法[J]. 测绘学报, 48(7): 822-830.
- [106] 崔洁, 陈俊平, 王彬, 于超, 丁君生, 王茹圆. 基于 CAS 和 DLR 产品的卫星 DCB 特性分析[J]. 天文学进展, 2022, 40(03): 429-440.
- [107] 房成贺, 陈俊平, 兰孝奇等. (2019) 联合 BDS/GPS 的北斗广域差分实时电离层延迟格网改正方法研究[J]. 大地测量与地球动力学, 39(2): 169-177.
- [108] 侯阳飞. (2023) 实时多频多系统 PPP-RTK 服务系统研制与关键技术研究[D]. 上海: 同济大学.
- [109] 李浩军, 王解先, 陈俊平, 等. 基于 GNSS 网络的实时精密单点定位及精度分析 [J]. 地球物理学报, 2010, 53(6): 1302-1307.
- [110] 李星星. GNSS 精密单点定位及非差模糊度快速确定方法研究:[D]. 武汉: 武汉大学, 2013.
- [111] 李昕. 多频率多星座 GNSS 快速精密定位关键技术研究:[博士学位论文]. 武汉: 武汉大学, 2021.
- [112] 李征航, 黄劲松. GPS 测量与数据处理(第二版). 武汉大学出版社, 2010.
- [113] 宁津生.(2013) 全球导航卫星系统发展综述[J]. 导航定位学报: 1(1):3-8.
- [114] 石强, 戴吾蛟, 曾凡河, 等. BDS 多路径效应特征及其对静态基线解精度的影响[J]. 大地测量与地球动力学, 2016, 36(10): 874-878.
- [115] 王阿昊. 北斗星基增强分米级定位与 Multi-GNSS 实时单频精密单点定位研究: [D]. 上海: 同济大学, 2021.
- [116] 王解先, 陈俊平. GPS 精密定位软件研制与应用. 同济大学学报(自然科学版), 2011, 39(5): 764-767.
- [117] 伍冠滨, 陈俊平, 伍晓劭等. 基于非差非组合 PPP-RTK 的大气改正模型及其性能验证[J]. 测绘学报, 2020.
- [118] 闫伟.(2012)GNSS 系统仿真及精密单点定位研究与应用[D].中国科学院测量与地球物理研究所.
- [119] 杨建华.(2023)基于星间链路的北斗三号卫星空间信号精度提升关键技术研究[D]. 中国科学院上海天文台.
- [120] 杨元喜.(2010)北斗卫星导航系统的进展、贡献与挑战[J].测绘学报, 39(1):1-6.
- [121] 杨元喜, 杨诚, 任夏. (2021) PNT 智能服务[J]. 测绘学报, 50(8):1006-1012.
- [122] 袁运斌.(2002)基于 GPS 的电离层监测及延迟改正理论与方法的研究[D].

- 中国科学院测量与地球物理研究所.
- [123] 张宝成, 欧吉坤, 袁运斌, 等. 基于 GPS 双频原始观测值的精密单点定位算法及应用[J]. 测绘学报, 2010, 39(05): 478 - 483.
- [124] 张宝成, 欧吉坤, 李子申, 等(2011a)利用精密单点定位求解电离层延迟[J]. 地球物理学报, 54(4): 950-957.
- [125] 张宝成, 欧吉坤, 袁运斌等(2011b)利用非组合精密单点定位技术确定斜向电离层总电子含量和站星差分码偏差[J]. 测绘学报, 40(4): 447-453.
- [126] 张勤, 燕兴元, 黄观文, 解世超, 曹钰. 北斗卫星天线相位中心改正模型精化及对精密定轨和定位影响分析[J]. 测绘学报, 2020, 49(09): 1101-1111.
- [127] 张小红, 郭斐, 李盼, 左翔. (2012) GNSS 精密单点定位中的实时质量控制[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 37(8): 940-944.
- [128] 张小红, 左翔, 李盼(2013)非组合与组合 PPP 模型比较及定位性能分析[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 38(5): 561-565.
- [129] 张益泽, 陈俊平, 周建华等. 北斗广播星历偏差分析及改正[J]. 测绘学报, 2016(S2): 68-75.
- [130] 张益泽. 北斗实时高精度定位服务系统研究: [D]. 上海: 同济大学, 2017.

致 谢

行文至此，诸多感慨凝于笔端，谨以片言寸语，致谢一路相伴之人。

感谢我的导师陈俊平研究员，无论是带着我逐行逐句地修改第一篇论文，还是在我因为科研压力大而迷茫时给我打来的深夜电话，以及帮我尽快融入团队所做的诸多努力，都值得我时刻铭记和感谢。感谢陈老师搭建的科研平台，让我有机会参与到北斗系统的建设当中，在北斗总站的实战锻炼让我在面对未来挑战时充满信心。陈老师为人谦和、做事务实，永远都是我学习的榜样。

感谢我的合作导师张益泽青年研究员，张老师对于科研事业纯粹热爱，和对学术的严谨态度，深深感染了我。张老师在导航领域是超过 Chatgpt 的存在，在课题陷入僵局时，张老师总能一针见血地指出代码的缺陷，引导我发现问题并给出解决的建议。我清楚地记得，无论多么繁忙，总能在深夜收到张老师返回的布满高亮与批注的论文修改稿，让我体会到老师字斟句酌背后的严谨与关爱。张老师于我，是导师，更是益友，遇见张老师是我博士生涯莫大的幸运。

感谢谭伟杰老师在毕业求职和人生规划上给出的务实建议和真诚鼓励，感谢王彬老师在学业与项目工作中无处不在的细致关怀。感谢上海交通大学战兴群教授、同济大学伍吉仓教授、同济大学李浩军教授、上海天文台吴斌研究员、周旭华研究员、曹月玲研究员对于本论文的评阅与建议。感谢上海天文台动力学中心的胡小工、齐朝祥、王小亚、黄勇、黄乘利、王广利、周善石、宋叶志、李进等老师在课程学习上的帮助。感谢研究生处的马金和储怡老师在生活和培养环节上的耐心指导，让我感受到天文台大家庭的温暖。感谢张濂老师在天文课创实践活动中给予的高效支持。

学海同舟，幸得相伴。感谢柳培钊师兄，作为来到台里见到的第一位师兄，是我天文台生活的引路人。感谢于超师兄在技术和为人处世方面的教导，我十分受用。感谢徐可馨师姐分享的低轨卫星数据。感谢丁君生师兄在论文写作和求职方面给出的深刻建议。感谢侯阳飞师兄在前沿技术和代码上的指导。感谢宋子远师兄在 PPP-RTK 技术方面的悉心指导，为我扫除了诸多障碍。感谢王茹圆师姐在集体活动中的悉心关照，让同学们融入到集体中来，也让我深深感受到团队的温暖。感谢唐文杰师兄、宋伟同学、王珩师弟，我们在类星项目中积累了深厚的“革命友谊”，跟你们一同探索技术的日子，虽然辛苦但是收获了太多快乐。感谢张成龙博士后和刘文宣师弟在北京项目期间的陪伴。感谢我的答辩秘书朱红玉认真负责的无私奉献。感谢武家乐师弟在我答辩准备和 PPT 制作期间给予的帮助。感谢王君刚师兄、陈倩师姐、王阿昊师兄、孟令东师兄、刘姣师姐的帮助与陪伴。感谢黄昱、李度、许思怡、张志泰、杨博宇、袁途、颜翰文等师弟师妹的

相伴，许多愉快的时光都有你们的身影，希望你们的学术生涯顺利、圆满。

感谢王智韬师兄在考研阶段的资源共享，让我能顺利通过考核。感谢周厚香师兄时常找我畅谈，交流论文发表的心得，收获颇丰。感谢吴庆丰同学，时常与我交流学术。感谢同级的武琦琦、史奇奇、李嵩、业明达、朱帅儒、周东涛、刘天阳、赵飞宇、王啸威、张泽康、林如秋等同学，韶华同路，幸得相伴，愿未来各自精彩，顶峰相见。感谢刘仲、陆琦玮、温凌坤、叶人豪、胡小松等几位舍友的陪伴与照顾。感谢佘山园区的宿管阿姨们，在疫情单独隔离期间每天给我送饭，给了我极大的心理支持。

旧友相知，情谊如故。感谢“球鞋组”群组的李承寰、杨万沐、付恺平、张又仁、王一为、林宗嵘、崔博瀚等老朋友，与你们相伴的时光，尽是纯粹的欢笑与慰藉，是我博士生涯的治愈角落。感谢“十字相乘”群组的刘俊艺、贾红烨、刘京阳几位朋友，虽仅能在寒暑假相聚片刻，情谊却未曾褪色。感谢小学同学李恩浩、马文博、周繁琪一路的陪伴与关切，愿往后岁月，友谊长存。

岁月无言，亲情暖心，感谢诸多家人的默默守护与无私支持。最真挚的感谢，致我最亲爱的父母，感谢你们始终尊重我的选择，给予我充分的信任，这份理解与支持是我科研路上最坚实的底气。愿你们平安康健，喜乐相伴。

落笔于此，晨光微曦，前路漫漫，亦赴山海！

2025年11月
天文大厦1412

作者简介及攻读学位期间发表的学术论文与其他相关学术成果

作者简介:

2016年9月——2020年6月,在长安大学地质工程与测绘学院获得学士学位。

2020年9月——2025年12月,在中国科学院大学(中国科学院上海天文台)以硕博连读形式攻读博士学位。

已发表(或正式接受)的学术论文:

[1] Cheng Q, Chen J, Zhang Y, & Yu C. (2024). Real-Time precise point positioning method considering broadcast ephemeris discontinuities. NAVIGATION, 71(2).(SCI).

[2] Cheng Q, Zhang Y, Chen J, Wang H, & Wu B. (2024). A kinematic real-time PPP approach with estimating signal in space range errors. Advances in Space Research, 74(5), 2169-2179.(SCI).

[3] Cheng Q, Zhang Y, Chen J. (2023) Evaluation of BDS-2/BDS-3 Precise Point Positioning Performance in Polar Region. China Satellite Navigation Conference CSNC (EI).

[4] 王尔申,王珩,张益泽,程泉润,唐文杰等.GNSS 基准站信噪比联合卫星系统综合定权的手机 RTK 定位[J].全球定位系统,2024,49(03):65-72+93. (中文核心).

申请或已获得的专利:

[1] 陈俊平,程泉润,张益泽,王彬,谭伟杰,于超,宋子远;基于广播星历的精密单点定位方法/接收机/设备和介质.(已授权).

[2] 陈俊平,宋子远,张益泽,程泉润;北斗 B2b-PPP 用户距离精度因子精化及用户定位随机模型优化方法.(已授权).

参加的研究项目:

[1] 基于短报文播发的区域产品生成, 2023-2024, 参与

[2] 类星导航定位, 2021-2023, 参与

[3] 低轨与北斗融合处理系统, 2024-至今, 参与

[4] 低轨星载处理平台在轨测试, 2023-2024, 参与

获奖情况:

获 2021 年“中国科学院大学一等学业奖学金”

获 2024 年“中国科学院大学优秀学生干部称号”

获 2024 年“中国科学院大学三好学生称号”

获 2024 年大地测量与导航综合学术年会“优秀口头闪送汇报”