



上海交通大学硕士学位论文

基于多源时空信息的 GNSS 事件检测方法及 其对高精度定位影响的研究

姓 名：李 嘉 榕

学 号：123035910063

导 师：项 艳 副研究员

院 系：自动化与感知学院

学 科 / 专 业：电子信息

申 请 学 位：工学硕士

2025 年 12 月 26 日

**A Dissertation Submitted to
Shanghai Jiao Tong University for the Degree of Master**

**RESEARCH ON GNSS EVENT DETECTION BASED
ON MULTI-SOURCE SPATIO-TEMPORAL
INFORMATION AND ITS IMPACT ON
HIGH-PRECISION POSITIONING**

Author: JiayuLi

Supervisor: Assoc. Prof. Yan Xiang

School of Automation and Intelligent Sensing

Shanghai Jiao Tong University

Shanghai, P.R. China

December 26th, 2025

上海交通大学

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。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已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全知晓本声明的法律后果由本人承担。

学位论文作者签名：

日期： 年 月 日

上海交通大学

学位论文使用授权书

本人同意学校保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅。

本学位论文属于：

- 公开论文
- 内部论文，保密 1年 / 2年 / 3年，过保密期后适用本授权书。
- 秘密论文，保密 ____ 年（不超过 10 年），过保密期后适用本授权书。
- 机密论文，保密 ____ 年（不超过 20 年），过保密期后适用本授权书。

（请在以上方框内选择打“√”）

学位论文作者签名：

指导教师签名：

日期： 年 月 日 日期： 年 月 日

摘要

中文摘要应该将学位论文的内容要点简明了地表达出来，应该包含论文中的基本信息，体现科研工作的核心思想。摘要内容应涉及本项科研工作的目的和意义、研究方法、研究成果、结论及意义。注意突出学位论文中具有创新性的成果和新见解的部分。摘要中不宜使用公式、化学结构式、图表和非公知公用的符号和术语，不标注引用文献编号。硕士学位论文中文摘要字数为 500 字左右，博士学位论文中文摘要字数为 800 字左右。英文摘要内容应与中文摘要内容一致。

摘要页的下方注明本文的关键词（4~6 个）。

关键词：GNSS，弹性功率，异常检测，星载设备健康管理

Abstract

Shanghai Jiao Tong University (SJTU) is a key university in China. SJTU was founded in 1896. It is one of the oldest universities in China. The University has nurtured large numbers of outstanding figures include JIANG Zemin, DING Guangen, QIAN Xuesen, Wu Wenjun, WANG An, etc.

SJTU has beautiful campuses, Bao Zhaolong Library, Various laboratories. It has been actively involved in international academic exchange programs. It is the center of CERNET in east China region, through computer networks, SJTU has faster and closer connection with the world.

Key words: GNSS, Flex Power, Anomaly Detection, On-board instrument health management

目 录

第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义.....	1
1.2 研究现状与存在问题.....	4
1.2.1 弹性功率事件特性的研究	4
1.2.2 弹性功率事件的检测方法研究	5
1.2.3 弹性功率对定位影响的研究	6
1.2.4 GNSS 星载产品异常特性研究.....	6
1.2.5 GNSS 星载产品异常检测研究.....	7
1.3 本文研究内容.....	7
1.4 本文组织架构.....	7
第 2 章 GNSS 弹性功率机理与影响.....	9
2.1 GNSS 弹性功率的定义	9
2.1.1 定义	9
2.1.2 历史事件	9
2.2 GNSS 弹性功率的特征	10
2.2.1 弹性功率的不同模式与可视化	10
2.3 GNSS 弹性功率的影响	10
2.3.1 GNSS 弹性功率对载噪比 (C/N0) 的影响	12
2.3.2 GNSS 弹性功率对 DCB 的影响	15
2.4 本章小结.....	32
第 3 章 基于载噪比时序的弹性功率异常检测方法	33
3.1 弹性功率检测问题定义.....	33
3.1.1 弹性功率检测模型	33
3.1.2 检测评估标准	34
3.2 现有检测方法.....	35
3.3 数据来源与预处理.....	37
3.4 滑动窗口 FPD 检测方法	38

3.5 基于动态时间规划 (DTW) 的检测方法.....	42
3.5.1 AFPD-DTW 检测方法处理流程	42
3.5.2 AFPD-DTW 检测方法	42
3.5.3 阈值策略	46
3.5.4 基于 DTW 方法的检测结果	47
3.6 基于深度学习的检测方法.....	59
3.6.1 方法	59
3.6.2 数据集与实验设计	62
3.6.3 实验结果	62
3.6.4 消融实验	62
3.6.5 本章小结	62
第 4 章 星载产品异常机理及遥测多维信号特征分析	63
4.1 星载产品基本工作原理.....	63
4.1.1 传统异常检测方法及其在卫星领域的应用	63
4.2 星载产品异常分类.....	65
4.3 遥测数据介绍.....	65
4.4 星载产品异常在遥测时序中的模式特征.....	65
第 5 章 星载产品多维时序异常检测方法	67
5.1 基于深度学习的多维时序检测.....	67
5.1.1 背景，现有方法和缺陷	67
5.1.2 基于时序自编码器的多维遥测异常检测方法	67
5.1.3 实验-基于模拟仿真遥测数据的异常检测实验与效果验证	70
5.2 基于时序分解的深度学习异常检测.....	73
5.2.1 STL 时序分解算法	73
5.2.2 算法流程	74
5.2.3 实验-基于模拟仿真遥测数据的异常检测实验与效果验证	77
5.3 星载产品异常检测结果评估.....	77
第 6 章 GNSS 事件对定位性能影响评估.....	81
6.1 PPP 原始观测方程及函数模型.....	81
6.1.1 原始观测方程	81

6.1.2 双频 IF 组合模型	82
6.1.3 非差非组合模型	83
6.1.4 单频模型	85
6.2 数据集与实验设计.....	87
6.2.1 实验数据选取与事件描述	87
6.2.2 DCB 修正策略设计	88
6.2.3 PPP 解算配置与实验分组	88
6.2.4 性能评价指标	88
6.3 实验结果分析.....	91
6.3.1 非差非组合 PPP 使用不同 DCB 策略实验结果	91
6.3.2 单频 PPP 使用不同 DCB 策略实验结果	91
6.4 本章小节.....	91
参考文献.....	93
附录 A	97
致 谢.....	99
学术论文和科研成果目录.....	101
个人简历.....	103

插 图

图 2.1 弹性功率开启区域二维地图示意图	12
图 2.2 弹性功率开启区域三维地图示意图	12
图 2.3 2024 年 6 月 3 日与 4 日 C/N ₀ 时序特征中展现出不同的阶跃式抬升（第一行）和整体抬升（第二行）	13
图 2.4 二维地图中卫星轨迹与其对应的 C/N ₀ 时间序列特征之间的关系机制	14
图 2.5 比较在不同接收机-天线组合条件下，2020 年第 45 天 G07 卫星柔性功率事件导致的 S2W C/N ₀ 增益变化	16
图 2.6 用于 DCB 估计的 MGEX 站点分布（2024 年 1 月）	22
图 2.7 15 分钟 DCB 短期估计方法的流程图	23
图 2.8 2024 年 6 月 3-4 日期间，MGEX 多站监测的 S2W C/N ₀ 信号时间序列 (PRN: G03、G24、G32)。不同颜色的空心圆点表示来自不同 MGEX 站点的 C/N ₀ 观测序列；红色与绿色半透明区域分别表示弹性功率的开启与关闭时间段	25
图 2.9 2024 年第 45、155 与 178 日 (DOY) 期间，GPS IIR-M 与 IIF 卫星在弹性功率激活阶段的地面轨迹投影。三个事件中，弹性功率激活区域均位于 30°W 至 150°W 之间	25
图 2.10 2024 年三个弹性功率事件中，一日内 96 个 15 分钟时间窗估计所得残差的平均分布。横轴表示残差值，纵轴表示出现频率；蓝色柱状条展示残差直方图，橙色曲线表示拟合的正态分布。	27
图 2.11 2024 年三个弹性功率事件期间，GPS IIR-M 与 IIF 卫星的 C1C-C1W 和 C1W-C2W DCB 估计时间序列。不同颜色的点划线表示不同卫星的 DCB 时间序列，每个点对应一次基于 15 分钟时间窗的估计结果	28
图 2.12 2024 年弹性功率事件 3 期间，G32 卫星的多站 S2W C/N ₀ 与 C1C-C1W DCB 估计结果对比。紫色点划线表示 C1C-C1W DCB 的时间序列，彩色圆点表示来自多个 MGEX 站的 S2W C/N ₀ 观测值。红色与绿色半透明矩形分别表示弹性功率的开启与关闭时间。可以观察到，C1C-C1W DCB 的跃变与 C/N ₀ 的变化相一致，而在非跃变时段内保持在 0.2 ns 范围内的稳定性，说明 DCB 的变化确实受到弹性功率切换的影响	29

图 2.13 弹性功率事件 1 期间所有 GPS 卫星的 C1C–C1W DCB 估计时间序列	30
图 2.14 弹性功率事件 2 期间所有 GPS 卫星的 C1C–C1W DCB 估计时间序列	30
图 2.15 弹性功率事件 3 期间所有 GPS 卫星的 C1C–C1W DCB 估计时间序列	30
图 2.16 弹性功率事件 1 期间所有 GPS 卫星的 C1W–C2W DCB 估计时间序列.....	31
图 2.17 弹性功率事件 2 期间所有 GPS 卫星的 C1W–C2W DCB 估计时间序列.....	31
图 2.18 弹性功率事件 3 期间所有 GPS 卫星的 C1W–C2W DCB 估计时间序列.....	32
图 3.1 用于 AFPD-DTW 检测中事后处理与实时处理实验的站点全球分布.....	38
图 3.2 2020 年 BAIE G05 S2W FPD 算法检测结果.....	40
图 3.3 高度角截止滤除数据示意图.....	41
图 3.4 AFPD-DTW 流程图	43
图 3.5 在不同场景下，DTW 方法与差分方法的异常评分结果对比	46
图 3.6 2020 年不同 GPS 卫星 S2W 信号的 DTW 异常得分时间序列。彩色圆点 表示不同的 GPS 卫星。较高的 DTW 异常得分表示发生弹性功率变化事 件的可能性更大.....	48
图 3.7 2021 年不同 GPS 卫星 S2W 信号的 DTW 异常得分时间序列	49
图 3.8 基于动态 IQR 阈值的方法用于区分多站点–多卫星组合的 S2W 信号中 的弹性功率事件（红色）与非事件（蓝色）	50
图 3.9 2020–2021 年期间多站 S2W C/N ₀ 时间序列中由 FPD 漏检的三次弹性功 率模式转换.....	53
图 3.10 2024 年 6 月 1 日至 8 日期间 GPS 卫星的 AFPD-DTW 实时检测结果	54
图 3.11 2024 年 6 月 2 日期间具有弹性功率激活的 GPS 卫星轨迹	55
图 3.12 2024 年 6 月 4 日期间具有弹性功率激活的 GPS 卫星轨迹	56
图 3.13 2024 年 9 月 23 日和 2023 年 9 月 27 日 BDS 卫星在 S6I 信号上触发弹 性功率（Flex Power）时的轨迹.....	57
图 3.14 用于弹性功率检测的深度学习架构	59
图 5.1 基于深度学习的星载产品分段遥测时序异常检测方法流程图	68
图 5.2 数据预处理与特征矩阵构建方法.....	68
图 5.3 时序自编码器模型设计与 LSTM 单元结构	69
图 5.4 训练数据、测试数据。其中训练数据为模拟星载产品遥测时序数据（左 上），测试数据包含正常数据（左中）、斜率漂移异常数据（左下）、离群 点异常数据（右上）、整体漂移异常数据（右中）、混合异常数据（右下） .	71

图 5.5 正常数据（左）与斜率漂移异常数据（右）的原始遥测时序、平滑后时序与异常得分时序.....	71
图 5.6 离群点异常数据（左）与整体漂移异常数据（右）的原始遥测时序、平滑后时序与异常得分时序.....	71
图 5.7 混合异常数据的原始遥测时序、平滑后时序与异常得分时序.....	72
图 5.8 基于多维遥测时序 STL 分解的深度学习重构误差融合异常检测方法流程图.....	75
图 5.9 多维时序时间窗口降采样示意图.....	76
图 5.10 时序 STL 分解示意图	76
图 5.11 正常数据（左列）与离群点异常数据（右列）的原始遥测时序、降采样时序、分解后趋势项时序、周期项时序、残差项时序、异常分数时序与检测结果时序示意图	78
图 5.12 整体漂移数据（左列）与斜率变化数据（右列）的原始遥测时序、降采样时序、分解后趋势项时序、周期项时序、残差项时序、异常分数时序与检测结果时序示意图	79
图 5.13 混合异常数据的原始遥测时序、降采样时序、分解后趋势项时序、周期项时序、残差项时序、异常分数时序与检测结果时序示意图	80
图 6.1 BDS 非差非组合 PPP 在弹性功率事件期间使用不同策略 DCB 产品的 ENU 定位误差.....	91
图 6.2 BDS 单频 PPP 在弹性功率事件期间使用不同策略 DCB 产品的 ENU 定位误差.....	92

表 格

表 2.1 各类弹性功率 (Flex Power) 模式及其特征	11
表 2.2 2024 年三次弹性功率事件期间 GPS 卫星的弹性功率开关时间 (按 PRN 列示)	26
表 2.3 2024 年三个弹性功率事件中, 各卫星基于 15 分钟短时窗估计得到的 C1W-C2W 与 C1C-C1W DCB 结果的均方根 (单位: ns)	27
表 3.1 不同弹性功率检测方法的比较.....	36
表 3.2 AFPD-DTW 实验的数据集	37
表 3.3 2020–2021 年检测到的 GPS S2W 弹性功率变化事件 (标注 * 的事件为以 往方法未检测到)	51
表 3.4 2022 年 1 月至 2025 年 7 月期间检测到的 GPS S2W 弹性功率变化事件.....	52
表 3.5 2024 年 6 月 1–7 日期间基于 S2W 信号的 IIR-M 与 IIF 卫星实时检测性 能 (%)	55
表 3.6 2024 年 6 月 2 日 GPS S2W 弹性功率激活时间段	55
表 3.7 多星座与多频点弹性功率事件检测结果: BDS (2023 年 1 月–2025 年 7 月) 与 GPS (2024 年 1 月–2025 年 7 月)	57
表 3.8 各类弹性功率 (Flex Power) 检测算法性能对比 ^[10,25-26]	58
表 3.9 AFPD-DTW 在多星座与多频点场景下的整体检测性能	58
表 6.1 非差非组合 PPP (UCUD-PPP) 解算策略与参数配置	89
表 6.2 单频精密单点定位 (SF-PPP) 解算策略与参数配置	90

算 法

符号对照表

ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数

μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率
ϵ	介电常数
μ	磁导率

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）是由卫星星座向全球用户提供定位、导航和授时服务的空间系统。典型的 GNSS 包括美国的 GPS、俄罗斯的 GLONASS、欧洲的 Galileo 和中国的北斗卫星导航系统（BDS）等，它们通过卫星发射无线电导航信号，供用户接收机实时解算位置信息。在军用和民用领域，GNSS 已成为时空信息获取的基础支撑，其功能涵盖从日常车辆导航、智能手机定位到航空航天、高精度测绘和授时同步等各个方面。GNSS 为全球经济发展和国家安全提供了关键支撑，被誉为现代社会的“时空基准”。

自 20 世纪 70 年代 GPS 首先部署以来，全球导航卫星系统得到了长足发展。GPS 系统不断现代化，卫星更新换代并增加新信号频率，提高了服务精度和抗干扰能力；同时引入了如弹性功率（Flex Power）等新技术以增强军事信号的性能。俄罗斯的 GLONASS 完成恢复并实现全天候全球服务；欧盟的 Galileo 系统于 2019 年底初步建成，提供全球服务。中国的北斗系统分三期建设，其中北斗三号于 2020 年完成全球组网，采用了星间链路、新一代铷原子钟和被动氢原子钟等先进技术，显著提升了导航信号性能，其 10 天频率稳定度达到 10^{15} 量级，性能指标已经与 GPS 相当。北斗系统创新融合了导航与通信能力，具备定位导航授时、星基增强、地基增强、精密单点定位、短报文通信和国际搜救等多种服务能力。作为北斗三号系统特色服务之一，其播发 B2b 信号，向用户播发卫星轨道改正数、钟差改正数和码偏差等信息，可向中国及周边地区提供实时的精密单点定位（Precise Point Positioning, PPP）服务。

随着 GNSS 技术的发展，高精度定位方法逐步由依赖局部参考站的相对定位，向基于精密产品的绝对定位演进。实时动态差分定位（Real-time Kinematic, RTK）是较早实现工程化厘米级定位精度的技术之一。该方法通过引入局域参考站，对流动站与参考站的观测值进行双差处理，有效消除了接收机与卫星钟差，并显著削弱轨道误差、对流层延迟及电离层延迟等空间相关误差，从而实现整周模糊度的快速固定，获得高精度定位结果。然而，RTK 的高精度建立在误差高度相关的基础之上，其定位性能随基线长度增加而明显下降，通常要求流动站与参考站之间的距离不超过 20 km。在大范围应用场景下，需要建设高密度参考站网络，不仅建设与维护成本高，而且依赖双向通信链路，系统扩展性受限，同时改正数播发需获取用户位置信息，难以

充分保障用户隐私性。

为突破对参考站和基线长度的依赖,精密单点定位(Precise Point Positioning, PPP)逐渐发展并得到广泛关注。PPP采用非差观测模型,结合精密卫星轨道和钟差产品,对各类误差进行独立建模或参数估计,可在单台接收机条件下实现绝对定位。与RTK相比,PPP在系统结构上更加灵活,无需建设局部参考站网络,且通常采用单向通信方式,显著降低了通信负担并增强了用户隐私保护能力。然而,由于PPP中整周模糊度以实数形式估计,且受卫星空间几何构型变化缓慢及参数相关性较强等因素影响,其收敛时间通常较长,往往需要数十分钟才能达到稳定解,在实时应用中定位精度多为分米级,限制了其在对快速高精度定位有较高需求场景中的应用。

在此基础上,PPP模糊度固定技术(PPP Ambiguity Resolution, PPP-AR)进一步提升了精密单点定位的性能。PPP-AR通过引入卫星端偏差产品和硬件延迟改正信息,恢复非差整周模糊度的整数特性,实现模糊度的可靠固定。该方法在保持PPP全球覆盖能力和单站作业优势的同时,显著缩短了定位收敛时间,并将定位精度提升至厘米级,使其在实时高精度定位应用中具备与RTK相当的性能表现,成为当前高精度GNSS定位技术的重要发展方向。

在RTK定位中,由于采用双差观测模型,卫星和接收机端的大部分码偏差可被有效消除,DCB对定位结果的影响相对较弱,通常不需要显式建模。然而,在PPP及PPP-AR中,非差观测模型使得码偏差无法通过差分消除,DCB将直接影响伪距观测一致性、电离层延迟参数估计以及多频、多系统观测的融合精度。特别是在PPP-AR应用中,DCB的精度与稳定性直接关系到模糊度固定的成功率和可靠性:不准确的DCB改正会引入系统性偏差,导致电离层参数估计失真,从而延缓收敛过程,甚至引发模糊度错误固定。因此,高质量的DCB产品是保障PPP与PPP-AR高精度、高可靠定位性能的重要基础。

高精度定位依赖GNSS观测量的稳定性和误差可预测性,各种细微的信号异常都可能对解算精度造成影响。近年来,为了提升抗干扰能力, GPS引入了弹性功率功能,即卫星可在不同导航信号之间动态重新分配发射功率。弹性功率常在军事行动中启用,用于增强军码信号功率、提高抗干扰性能,但这一过程对民用信号不公开透明。研究表明,弹性功率的启用会导致卫星信号特性发生细微变化,例如引起差分码偏差(DCB)变化、载波相位漂移以及多址干扰等。这些变化将破坏原有误差校正模型的稳定性,给PPP等高精度解算引入额外误差源。如果用户无法及时察觉并改正,定位精度将受到明显影响。因此,随着高精度定位对信号品质要求的提高,研究

GNSS 卫星的新功能（如弹性功率）对定位性能的影响，具有重要意义。

GNSS 异常事件是指影响卫星导航系统正常服务性能的非正常现象或事件。按来源可分为卫星系统自身异常和外部环境/人为干扰事件。卫星系统自身异常包括卫星星载设备故障（如原子钟故障、卫星姿态失控、电源异常等）、卫星轨道/星历异常（轨道机动或星历数据错误）以及信号异常（信号质量畸变、信号功率异常变化等）。外部环境因素则包括电离层异常（太阳风暴引起电离层扰动导致信号延迟异常）、电磁干扰和欺骗（如恶意干扰器或欺骗信号导致接收机定位出错）等。例如 2025 年 12 月，在中国南京局部地区就发生了 GNSS 信号受强干扰压制的事件，导致该区域 GPS 和北斗民用频段导航服务集体失灵，大批导航设备出现“定位漂移”或无解算结果的异常现象。再如 2019 年 7 月 Galileo 系统曾因地面控制设施故障导致全球服务中断一周，这些都属于 GNSS 异常事件的典型案例。概括而言，GNSS 异常事件类型多样，既有源自系统内部的卫星故障，也有外部环境和人为因素造成的干扰。本文所关注的“弹性功率事件”和“星载产品异常”则分别属于信号异常和卫星设备异常的特定类型。

GNSS 异常事件可能对定位授时服务以及相关应用产生严重影响。一方面，在定位精度上，异常事件会降低导航解算的准确性。例如卫星原子钟发生跳变将直接引入数米甚至数十米的定位误差，信号弹性功率调整引起的偏差变化也会破坏精密定位求解的误差模型，导致解算精度下降。另一方面，在可靠性和可用性上，异常事件可能导致导航服务中断或可用卫星数量减少。当异常影响大范围用户时，可能带来经济损失和安全隐患。据研究估计，如果 GPS 服务整体中断，美国经济每日将损失高达约 10 亿美元。近期南京局部发生的导航瘫痪也造成外卖、网约车等基于定位服务的行业短暂混乱。在军事领域，GNSS 异常更可能被对手利用以削弱武器制导。例如乌克兰战场的实战经验表明，先进的电子战技术能够有效干扰削弱 GPS 制导武器的作战效能。因此，GNSS 异常事件不仅关系到定位精度和民用应用的正常运作，更关乎国家关键基础设施和国防安全。提高对异常事件的防范和应对能力已成为保障 GNSS 服务连续性和可靠性的迫切要求。

面对 GNSS 异常事件可能造成的危害，及时检测和识别这些事件是保证导航服务可靠性的关键。GNSS 异常事件的检测包括对空间 segment（卫星端）和用户段的监测两方面：在空间段，GNSS 系统运行管理部门（如 GPS 控控站、北斗地面运控系统等）会实时监控卫星状态，一旦发现卫星发生故障（比如星历异常或原子钟超限漂移），会通过导航电文将卫星标记为“不健康”以提醒用户。在用户段和学术研究方面，国际 GNSS 服务组织（IGS）以及中国的国际 GNSS 监测评估系统（iGMAS）建立了

全球监测站网，采集各系统卫星的信号数据，以事后分析和实时质量控制相结合的方式检测异常。例如，针对 GPS 的弹性功率事件，研究人员利用 IGS/iGMAS 跟踪站数据和高增益天线观测，分析各频段信号载噪比变化，成功辨识出卫星何时开启了功率重分配。又如在电离层异常监测上，有专门的电离层监测站网通过观测 GNSS 信号延迟来探测空间天气对导航的影响。除了基于全球站网的数据分析，接收机自主完好性监测（RAIM）算法也广泛应用于用户终端，用以自主检测和隔离故障卫星。总体而言，GNSS 异常事件的检测技术涵盖了从地基监测网络到用户端算法的多层次手段。但仍有一些异常（例如卫星弹性功率的启停、星载设备细微异常等）缺乏公开的事先通知，需要依靠用户自行探测和事后分析加以识别。这就要求发展更加灵敏和智能的异常检测方法，以提升 GNSS 在复杂环境下的服务完好性。

1.2 研究现状与存在问题

1.2.1 弹性功率事件特性的研究

弹性功率（Flex Power）作为 GPS 等卫星新增的一种功率控制功能，引起了诸多学者的关注。在原理上，弹性功率通过可编程的载荷调整，将卫星发射总功率在不同信号分量之间重新分配，以增强特定信号（通常为军用 P(Y) 码或 M 码）的功率。例如，文献报道 GPS Block IIR-M 和 IIF 型卫星在开启弹性功率时，L1 和 L2 频段的 P(Y) 码信号功率可比正常水平提高约 6 dB 和 5 dB，而民用 C/A 码等信号功率保持不变，总发射功率也不增加。这表明弹性功率主要通过削减其他分量（如未使用的 M 码或其他频率）的功率来强化授权信号。有关弹性功率事件发生特性的研究还包括其开启的模式和频次。有研究统计了 2020 年前后 GPS 卫星多次弹性功率的启停时间，发现其多发生于特定军事演习或冲突期间，并呈现出按需开启、区域覆盖的特点。例如，同济大学 GNSS 团队的分析将 2020 年发生的弹性功率按星下点轨迹范围和增强功率幅度分为了 6 种模式，并指出某些模式下功率增强覆盖区域固定于特定地理中心。2023 年的实时监测还发现了一种新的弹性功率模式，覆盖范围更广并出现多个地理中心。这些工作揭示了弹性功率事件在时空上的分布特征，为后续解读其影响提供了基础。然而，目前公开资料中针对弹性功率事件的细节仍有限。由于此功能涉及军事应用，官方很少发布其启停信息，现有研究多数依赖事后观测数据进行倒推分析。对于弹性功率事件可能引发的信号质量变化，比如对差分码偏差（DCB）的影响，一些初步研究已经有所发现。但仍需要更深入的数据分析来全面掌握弹性功率事件的特性，例如不同卫星之间差异、持续时间分布以及对各类信号指标（载噪比、相

位、测距精度等)的定量影响等。存在的问题在于,目前对弹性功率的认知主要停留在定性描述和单次事件分析上,对其规律性的统计研究不足。这限制了进一步评估弹性功率对GNSS系统性能的整体影响。

研究表明, GPS卫星在激活Flex Power期间,其群延迟变化(DCB)可达0.4 ns(约12 cm)。对于分米级甚至厘米级的定位服务,这种量级的偏差若未被实时检测与修正,将直接破坏模糊度的整数约束条件,导致定位结果出现数米级的漂移,这对自动驾驶车辆的车道级定位是致命的。在高精度处理中,DCB通常与电离层总电子含量(TEC)参数强耦合。未被分离的卫星端Flex Power偏差常被误判为电离层异常,进而污染广域电离层模型,影响区域内所有单频用户的定位精度。不同于GPS卫星亚纳秒级(<1 ns)的DCB变化,BDS-2卫星(主要为GEO和IGSO轨道)在进行功率调整时,观测到的DCB变化幅度巨大,可达9至14纳秒(约3-4米)⁸。这种剧烈的跳变对任何依赖码观测量的定位解算(如SPP、MW组合)都是毁灭性的。此外,由于BDS-2 GEO卫星相对于地面测站静止,其多路径效应呈现恒定特征,这使得利用 C/N_0 变化来区分功率调整与环境多径变得更加困难。

1.2.2 弹性功率事件的检测方法研究

由于弹性功率事件不会在导航电文中直接通告,用户需自主检测卫星是否开启了弹性功率以满足高精度定位需求。针对这一需求,国内外学者提出了多种检测方法。一类方法是高增益天线监测法,它利用大口径(如30米级)高增益天线直接观测卫星下行信号的频谱特性,能够分离出各信号分量的功率谱密度,检测性能高。德国宇航中心(DLR)利用Weilheim地面站进行了大量此类实验。但该方法设备昂贵,无法实现全球实时覆盖。更为主流的方法是基于IGS网络载噪比(C/N_0)监测法。由于弹性功率是卫星端的行为,其引起的信号强度变化应被可视范围内的所有地面接收机共同观测到。通过对全球分布的IGS测站数据进行加权平均或聚类分析,可以有效识别出卫星端的功率跳变,并剔除测站端的本地多路径干扰。在此方法上,还有研究利用了机器学习针对海量监测数据的处理,近年来涌现出基于监督学习的检测模型。例如,利用XGBoost或随机森林(Random Forest)算法,以卫星高度角、方位角、轨道位置及历史 C/N_0 作为特征输入,训练分类器以识别弹性功率的激活状态。研究表明,此类方法在低轨卫星(LEO)接收机数据上的检测准确率可超过99%。

尽管弹性功率的检测研究已取得进展,但仍存在诸多局限。Esenbuğa等人提出的FPD虽然实现了自动化检测阶跃变化,但存在检测速度慢,且必须使用足够多的测站来进行联合判断以得到鲁棒的检测结果。国防科技大学提出的基于随机森林的

检测方法可以实现实时监测，实现了动态阈值功能，但需要数据进行多项式拟合，准确率不代表其泛化性，同时仍然需要足够多人工标注的数据用于监督学习。同济大学提出的基于载噪比时空建模的方法检测速度虽然快，但对每个接收机需要大量数据进行建模，更换接收机和天线后则需要重新建模。综上所述，需要一种数据需求量更少、普适性更高、准确率更高的检测方法来满足弹性功率的检测需求。

1.2.3 弹性功率对定位影响的研究

1.2.4 GNSS 星载产品异常特性研究

GNSS 星载产品主要指卫星上搭载的关键载荷，如原子钟、信号发生器、天线等。其中原子钟作为 GNSS 卫星的时间基准，其性能优劣直接决定导航信号的精度和稳定性。利用多维遥测数据进行原子钟异常检测，是深入挖掘卫星“亚健康”状态的前沿方向。目前 GNSS 主流搭载的原子钟主要包括铷原子频标（RAFS）和被动型氢原子钟（PHM）。

铷原子频标（RAFS）广泛应用于 GPS、BDS 及 Galileo。其工作原理基于铷原子的光抽运效应。关键的物理参量包括灯电压（Lamp Voltage）、泡温（Cell Temperature）、微波功率及激光电流（针对光抽运铷钟）。研究表明，泡温的微小波动（mK 级）即可通过缓冲气体碰撞频移效应引起输出频率的漂移；而灯电压的异常下降往往是铷灯老化或充气不足的前兆。

被动型氢原子钟（PHM）BDS-3 及 Galileo 的主钟。其核心在于微波谐振腔的调谐。关键遥测参量包括腔温、氢气压力、离子泵电流及变容二极管电压。变容二极管电压直接反映了自动调谐回路（ACT）对腔体频率的锁定状态，其异常波动通常预示着热控系统失效或微波腔体的物理形变。

但星载原子钟在长期运行中不可避免地受到空间环境和元器件老化等因素影响，会出现各种异常现象。常见的星载钟异常包括：频率快变（频率输出在短时间内突跳）、频率慢变（频率产生持续偏移漂移）以及瞬时的信号毛刺等。这些异常会直接反映在卫星钟差数据中，例如钟差序列出现陡峭的跃变、漂移趋势改变或孤立的离群点等。据统计，各 GNSS 系统的星载钟在轨运行均出现过异常事件。例如，GLONASS 某些卫星在个别月份曾出现日频率稳定度显著变差，钟差中存在较大异常值，被推测与星载钟调整频率/相位有关。再如 Galileo 系统在 2016-2017 年期间有多颗铷钟和氢钟失效，需要启用冗余钟，导致卫星服务暂时中断。而在北斗系统中，BDS-2 卫星早期铷钟曾暴露出漂移率偏大的问题，相比 GPS 卫星铷钟准确度和稳定度存在一定差距；不过 BDS-3 改进了钟组配置，采用铷钟 + 氢钟组合，使性能指标大幅提升，氢

钟日稳定性达到 E-15 量级，与 GPS 最新铷钟相当。这表明通过技术升级可以降低钟差长期漂移等慢变异常的幅度。然而即便总体性能提升，星载钟偶发异常仍难以完全避免。

1.2.5 GNSS 星载产品异常检测研究

传统的原子钟异常检测主要基于地面监测站解算得到的精密钟差（Clock Bias）或钟速（Clock Drift）序列。常用的方法包括中位数绝对偏差（MAD）法、贝叶斯假设检验和动态阿伦方差（DAVAR）检测法。MAD 用于检测钟差序列中的离群值实现检测。贝叶斯假设检验用于识别频率跳变，DAVAR 则分析频率稳定性时变特征以实现检测。

然而，这些方法本质上是基于结果的检测，因此天然带有滞后性特征，即只有当原子钟物理性能恶化到足以引起输出信号显著偏差时，才能被检测到。此时，异常可能已经影响了用户的定位服务。另一特征是误差耦合，即地面解算的钟差包含轨道误差、对流层延迟及测量噪声。微小的原子钟异常（如 10^{-14} 量级的频率漂移）往往被这些背景噪声淹没，难以分离。

为了克服传统方法的局限，利用卫星下行的工程遥测数据进行“基于原因”的检测成为研究新趋势。遥测数据具有高维、非线性及强耦合特征，诸多基于数据驱动采用机器学习的算法被广泛提出。有研究利用长短期记忆网络（LSTM）学习原子钟在健康状态下各遥测参量（如温度、电压、电流）之间的时序相关性。当异常发生时（例如温度正常但频率控制电压突变），重构误差（Reconstruction Error）会显著增大，从而实现异常报警。该方法在检测 RAES 的隐性故障方面表现优异。随机森林（Random Forest）与 XGBoost 通过监督学习的方法同样被应用于该领域，建立遥测参量与原子钟频率输出之间的映射模型。研究表明，在 BDS-3 卫星上，利用遥测数据训练的模型可以高精度预测钟差的变化趋势，辅助识别非物理性的钟差跳变。

1.3 本文研究内容

1.4 本文组织架构

第 2 章 GNSS 弹性功率机理与影响

2.1 GNSS 弹性功率的定义

2.1.1 定义

弹性功率 (Flex Power) 是全球导航卫星系统 (GNSS) 现代化进程中的一项重要能力，它允许卫星在不同信号分量之间重新分配其发射功率^[1-2]。这种可编程的功率输出能力旨在增强特定信号的强度，以更好地满足作战需求或提高抗干扰性能^[1,3-5]。

弹性功率的核心在于在不增加卫星总发射功率的前提下，通过转移功率来提高某些信号的标称发射功率^[1]。其主要目的是提升信号的抗干扰能力 (anti-jamming performance)，保护军事用户（如美国国防部及其盟友）在国家安全受威胁时仍能使用 GPS，并通过增强军事 P(Y) 和 M 码信号的强度来实现这一目标^[1,6]。

弹性功率通过调整信号的调制方式，将功率从一个信号分量转移到另一个。例如，GPS 卫星可以在 L1/L2 频段上，将 M 码的功率转移到 P(Y) 码上，从而增加 P(Y) 码的功率^[1]。然而，这种功率重新分配并不能同时增加所有信号分量的发射功率^[4-5]。GPS Block IIR-M 和 IIF 卫星的单个信号分量在开启弹性功率后，其功率输出可能超过预设的最大值，但预计不会超过-150 dBW^[1,4-5]。

2.1.2 历史事件

GNSS 系统中，GPS 和 BDS 均配备了弹性功率功能。GPS 的 Block IIR-M、Block IIF 和 Block III 卫星具备弹性功率能力。例如，GPS PRN 18 卫星因不属于 IIR-M 或 IIF 型号而不具备此功能^[1]。BDS 则是在北斗二号 (BDS-2) 卫星也配备了弹性功率功能，其机制与 GPS 类似，能够调整发射功率以提升抗干扰能力^[3,7-8]。GPS 的首次弹性功率演示发生在 2010 年 9 月 7 日至 12 日，当时提高了 L1 和 L2 信号的 P(Y) 码功率，并被认为是成功的^[1,6]。自 2017 年 1 月起，GPS 在大部分 Block IIF 卫星上启动了区域性弹性功率增强^[1,4]。在 2018 年 4 月，GPS 还进行了全球性的弹性功率开启（4 月 13 日至 17 日，为期四天）和另一次区域性事件（4 月底，为期三天）^[1-2]。2020 年 2 月 14 日之后，GPS 实施了新的弹性功率模式（模式 4-9），其对 L1 和 L2 P(Y) 码信号同时产生影响，并表现出不同的地面覆盖范围。这些后期模式对 Hatch–Melbourne–Wübbena (HMW) 组合和轨道确定的影响更为显著^[9]。北斗二号卫星在 2020-2023 年期间共发生了九次弹性功率事件，其中倾斜地球同步轨道 (IGSO) 卫星最为频繁开

启^[8]。

2.2 GNSS 弹性功率的特征

2.2.1 弹性功率的不同模式与可视化

当前具有弹性功率功能的卫星主要有 GPS 的 Block IIR-M(7 颗)、Block IIF(12 颗)以及 BDS2 (至少 15 颗)。

截至目前，GPS 卫星的弹性功率共有 10 种模式 (Mode 1 至 Mode 10)，覆盖了从 2017 年到 2023 年的多个时间段，每种模式对应不同的激活时间段、卫星、区域和信号强度变化，如表 2.1 所示。对于弹性功率开启的时间段，图 X 展示了不同弹性功率模式在 2017 至 2023 年整体时间线上的开启情况。

不同模式对应的开启中心位置不同，有单中心、双中心和三中心配置，也存在在两根经线中间的区域全部开启的配置。不同模式下对于不同频点信号强度的增强也存在差异。一般情况下，L1C、S1W、S2W 三个频点在弹性功率开启期间只有一至两个频点存在信号强度增强，同时可能存在另外的信号强度减弱，如 Mode 3 的 S1W、S2W 频点增强了 9-11dB，对应 L1C 频点信号强度减弱了 2-3dB。由于 GPS 系统中 M 码 (军用) 信号无法获得，因此无法得到完整的信号重新分配规则。

不同模式开启的中心与覆盖区域可以通过卫星轨迹在二维地图上的轨迹来表示。以 2020 年 2 月 15 日开启的弹性功率 Mode 4 为例，其开启区域如图2.1所示。其中，红色十字与黄色十字分别表示两个弹性功率开启中心，由黄色线段与红色线段共同围绕形成的深色区域为弹性功率开启区域。如果将该平面世界地图投影到三维球体上，可以得到图2.2。从图2.2中可以发现，由黄色线段与红色线段围成的区域在投影到三维球体后，实际得到的是两个分别以黄色十字和红色十字为中心的圆形投影区域，而弹性功率开启区域则为这两个圆形区域取并集后形成的深色区域。

2.3 GNSS 弹性功率的影响

美国空军太空司令部 (AFSPC) 最初认为弹性功率对全球绝大多数用户“无关紧要”，只有少数老旧接收机可能受不利影响。然而，大量研究表明弹性功率确实对 GNSS 观测值和产品产生显著影响，需要特殊处理^[1]。

表 2.1 各类弹性功率 (Flex Power) 模式及其特征

Flex Power 模式	开启 卫星	激活时间段 (DOY/Year)	开启中心 (经纬度)	中心 数	L1C (dB)	S1W (dB)	S2W (dB)
Mode 1	IIF	027/2017– 044/2020	41°E / 37°N	单中心	2.5	2.5	–
Mode 2	IIR-M/IIF	103–107/2018; 151–155/2021; 254–257/2021; 266–267/2021; 296/2021; 299/2021; 320/2021	全球	无中心	–	6	5
Mode 3	IIR-M/IIF	117, 121, 124/2018; 171– 172/2019	115°W / 40°N	单中心	–(2-3)	9–11	–
Mode 4	IIR-M/IIF	045–103/2020	37°E / 35°N; 69°E / 35°N	双中心	–	6	5
Mode 5	IIR-M/IIF	104–124/2020; 130–165/2020; 172–174/2020; 185–188/2020	37°E / 35°N; 69°E / 35°N	双中心	–	9–11	–
Mode 6	IIR-M/IIF	125–129/2020; 137–150/2021; 156–253/2021; 258–265/2021; 268–295/2021; 297–298/2021; 300–319/2021; 321/2021– 059/2022	155°E 至 30°W	无中心	–	9–11	–
Mode 7	IIR-M/IIF	166–171/2020; 175–184/2020; 189–215/2020; 235–256/2020; 275–292/2020; 298–299/2020; 310–320/2020; 326/2020– 011/2021; 016– 064/2021; 122– 136/2021	111°W / 33°N; 33°E / 34°N; 70°E / 35°N	三中心	–	9–11	–
Mode 8	IIR-M/IIF	216–234/2020; 293–297/2020; 300–309/2020; 012–015/2021; 065–121/2021	109°W / 32°N; 70°E / 35°N	双中心	–	9–11	–
Mode 9	IIR-M/IIF	321–325/2020	76°W / 41°N; 70°E / 35°N	双中心	–	9–11	–
Mode 10	IIR-M/IIF	May 6–10, 2023	120°W / 36°N; 5°W / 40°N; 53°E / 42°N	三中心	–	–	–

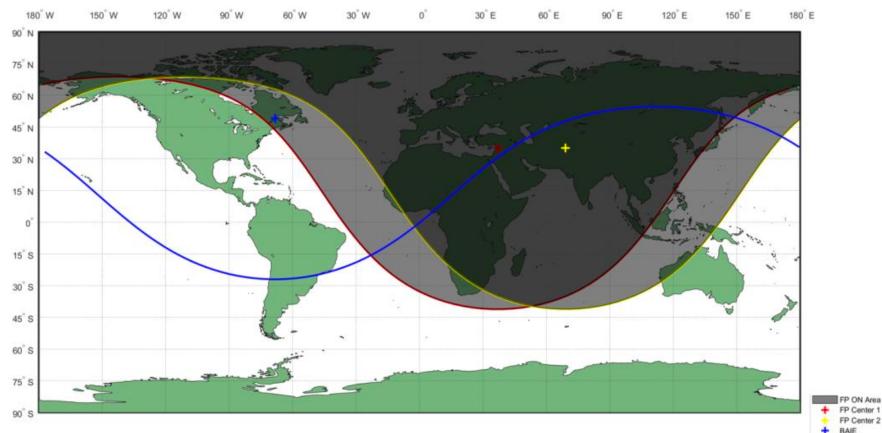


图 2.1 弹性功率开启区域二维地图示意图

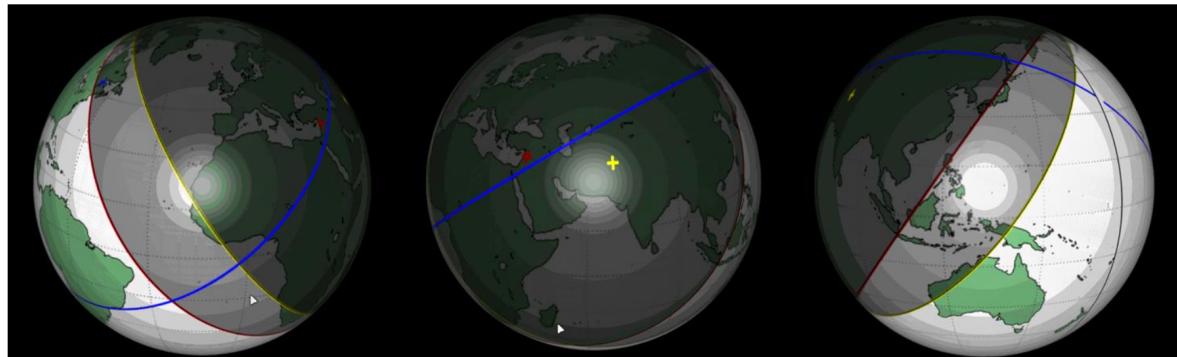


图 2.2 弹性功率开启区域三维地图示意图

2.3.1 GNSS 弹性功率对载噪比 (C/N₀) 的影响

本节介绍了阶跃提升和整体提升模式，并分析了不同接收器-天线组合的影响。我们强调了传统方法的缺点，这些方法仅限于设备差异和广泛的数据。

基于单站 C/N₀ 时间序列分析，可以观察到弹性功率的两种典型模式：阶跃式提升 (step lift) 和整体提升 (overall lift)。图2.3采用 2024 年 6 月 3 日（蓝色）和 6 月 4 日（红色）的 S2W 观测数据对这两种模式进行了展示。当卫星进入或离开弹性功率激活区域时，会产生 C/N₀ 的突然上升或下降，即阶跃式提升，如图2.3第一行所示。这些上升和下降分别出现在第一行的第一个和最后一个子图中。当卫星在整个通过弧段期间始终处于激活区域内时，则会出现整体提升模式，使得整个轨迹的 C/N₀ 持续高于未激活时的水平，这在 6 月 4 日相较于 6 月 3 日的观测中清晰体现出来。

为了展示弹性功率 (flex power) 对 C/N₀ 的提升模式，我们提出了一种将二维卫星地面轨迹与 C/N₀ 时间序列相结合的可视化方法。图 2 给出了 2020 年 2 月 14 日的两个示例：站点 BAIE 上的卫星 G05 显示阶跃式提升 (step lift)，站点 BIK0 上的卫

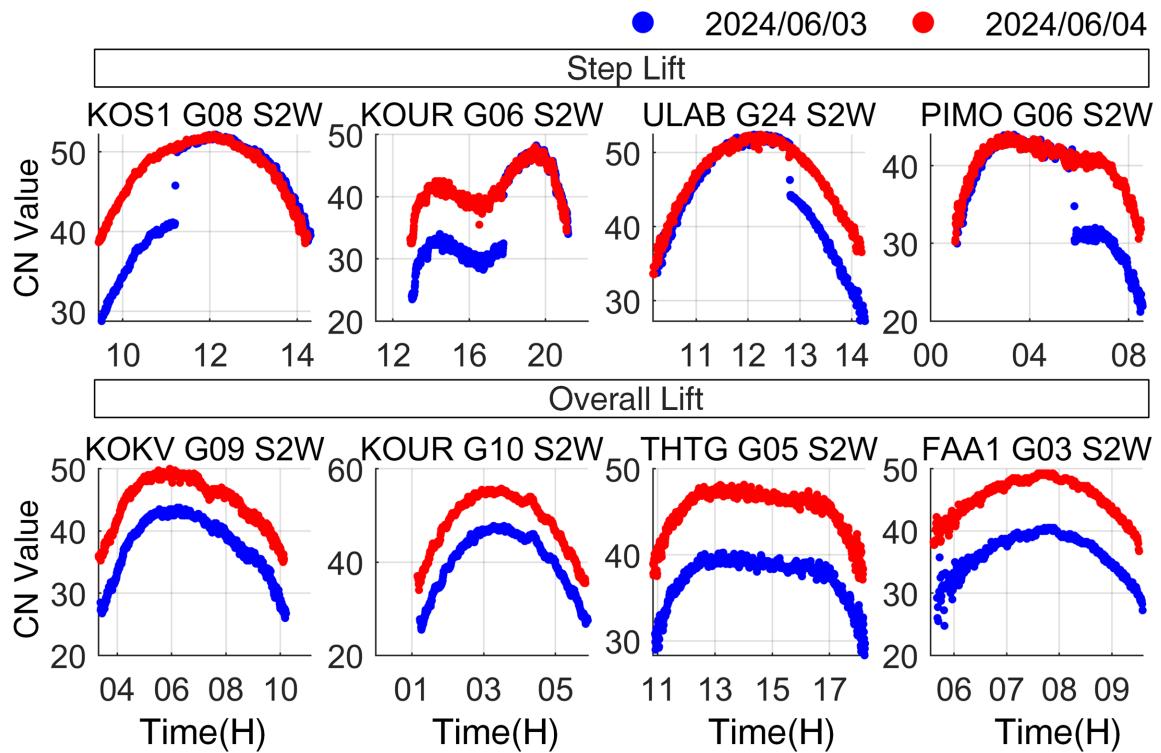


图 2.3 2024 年 6 月 3 日与 4 日 C/N_0 时序特征中展现出不同的阶跃式抬升（第一行）和整体抬升（第二行）

星 G03 显示整体提升（overall lift）。在两个子图中，深色阴影区域表示弹性功率的激活区域（activation region），深蓝色区域表示站点的视场范围（FoV）。粉色虚线表示卫星轨迹，黄色叉号标记激活中心；粉色三角形与矩形分别表示轨迹的起点和终点。右侧图中，黑色点为 2 月 13 日（弹性功率未激活）得到的基线 C/N_0 值；而 2 月 14 日的彩色点为实际接收的 C/N_0 ，其中绿色表示无提升，红色表示有提升。

在图2.4(a) 中，卫星 G05 于 04:39:00 进入 BAIE 的视场。起初它位于激活区域之外（绿色轨迹），因此未观察到 C/N_0 提升。当其进入激活区域（轨迹由绿变红）时，出现了阶跃提升。在图2.4(b) 中，卫星 G03 一开始就位于激活区域内，因此在整个视场时间内均表现出 C/N_0 的整体提升。只要卫星在整个观测视场期间始终处于激活区域内，就会出现这种整体提升模式。

如果所选站点呈现整体提升模式，由于缺乏过渡边界（transition edges），滑动窗口方法将无法检测到弹性功率。因此，FPD（Flex Power Detection）需要大量站点才能获得准确检测，这导致过程耗时。因此，为实时应用尽可能减少站点数量的同时保证稳健检测变得至关重要。而我们的方法正是专为解决这一挑战而设计的。

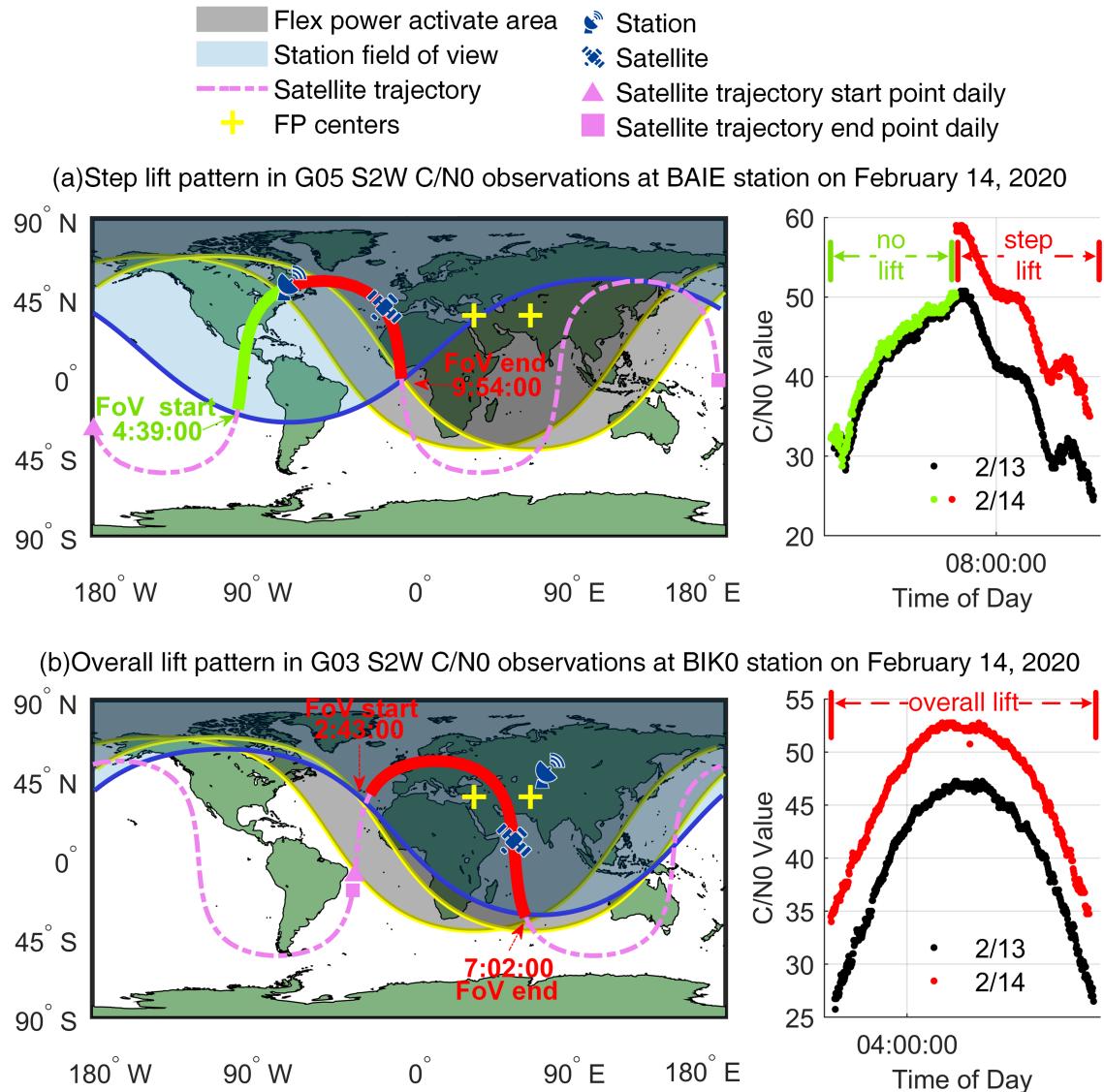


图 2.4 二维地图中卫星轨迹与其对应的 C/N0 时间序列特征之间的关系机制

为了分析不同接收机一天线组合导致的 C/N_0 提升幅度差异，我们选取了六组具有相同接收机类型但天线不同的站点组合。以 2020 年第 45 天（DOY 45）期间的一次弹性功率事件为例，选取卫星 G07 的 S2W 时间序列进行分析。我们计算了每组在所有 IIR-M 和 IIF 卫星上的平均 C/N_0 提升值，结果如图2.5所示。

结果表明，不同组之间的平均 C/N_0 提升值存在显著差异，平均差值达到 1.53 dB-Hz，最大差值为 2.56 dB-Hz，而组内平均标准差（STD）仅为 0.37 dB-Hz。这表明这些差异具有系统性，而非随机异常。该发现凸显了依赖基线建模与阈值检测方法的关键局限性，因为每种接收机一天线组合都需要分别进行建模与阈值设定。这也解释了 Meng 等人^[10]提出的基于模型的方法为什么需要对每个站点进行独立建模。相比之下，我们的方法不需要历史数据建模，并且在多频点、多 GNSS 场景中表现优异，相关结果将在下一节展示。

2.3.2 GNSS 弹性功率对 DCB 的影响

弹性功率的激活对 GNSS 观测值和产品（如 DCB）以及最终的定位精度产生深远影响，是高精度用户必须关注的问题。弹性功率是导致卫星差分码偏差（DCB）产生显著变化和不确定性的主要因素之一^[1-5,8,11]。DCB 的精确估计对于精密电离层建模、定位和授时至关重要^[4-5]。

GPS 系统方面，对于频内 DCB，C1C-C1W 平均变化约 0.4 ns；C2C-C2W 对 G10 卫星可变化约 0.5 ns^[4-5,12]。同频段 DCB 在状态切换时有明显偏移^[13]。对于频间 DCB,C1C-C2W 影响相对较小，约 0.1 ns^[4-5]。BDS 系统方面，对于频内 DCB，C2I-C6I DCB 受弹性功率影响，但具体量化研究较少，更多关注其对宽巷模糊度的影响^[3]。对于频间 DCB，对 C2I-C6I DCB 估计的影响因卫星类型而异：GEO 卫星为 4.66 ns，IGSO 卫星为 12.43 ns，MEO 卫星为 15.76 ns^[8]。

弹性功率引入的偏差会直接影响伪距和载波相位观测值，进而降低模糊度固定性能和最终的定位精度。弹性功率会改变 GNSS 信号的调制方式，导致伪距和载波相位测量中出现修正的偏差，表现为未建模的系统误差，例如“修改后的硬件偏差”和“多路径误差”^[3-5,9]。对于 GPS，早期弹性功率模式对 HMW 组合影响甚微，而 2020 年 2 月 14 日之后的“后期弹性功率”模式会导致 HMW 组合出现显著的系统性不连续性，即便在高仰角情况下也存在，其残差标准差可超过 2 个周波（正常情况下约为 0.1 个周波）。这会中断连续跟踪弧段，给循环滑移检测带来困难^[9]。对于 BDS-2，弹性功率也会导致 HMW 组合出现明显的不连续性^[3]。这些 HMW 组合中的系统性不连续性被认为是源于多路径误差，但具体来源尚不确定^[9]。

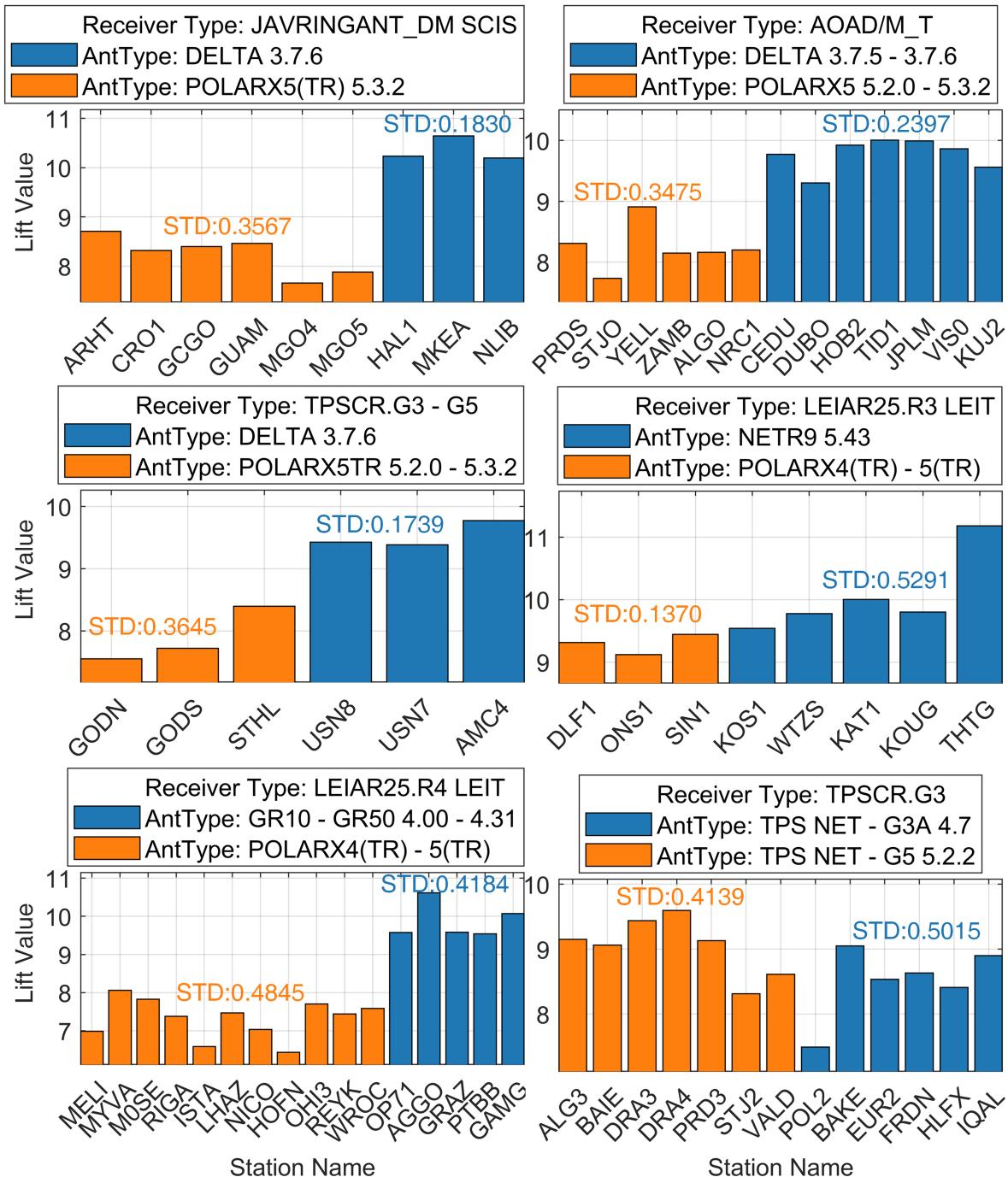


图 2.5 比较在不同接收机-天线组合条件下，2020 年第 45 天 G07 卫星柔性功率事件导致的 S2W C/N₀ 增益变化

后期弹性功率模式下, GPS 宽巷模糊度残差的标准差会升高, 宽巷模糊度固定率从正常的 95% 下降到约 80%^[9]。BDS-2 的弹性功率也会导致宽巷模糊度 (WL) 偏差变化高达约 0.4 个周波, 影响 WL 模糊度固定残差, 从而影响精密单点定位模糊度解算 (PPP-AR)^[3]。

GPS 后期弹性功率模式会导致 GRACE-FO 卫星的运动学轨道质量下降。对于浮点模糊度解算 (FAR), 三维方向上的轨道劣化约 9 毫米; 对于整数模糊度解算 (IAR), 劣化约 4 毫米, 主要影响沿轨和径向方向^[9]。BDS-2 弹性功率会增加动态 PPP-AR 的定位偏差均方根值 (RMS), 例如东向从 0.8 增加到 1.0 厘米, 北向从 0.8 增加到 0.9 厘米, 向上从 2.5 增加到 2.8 厘米 (若不仔细考虑弹性功率影响)^[3]。将历元差分 K 波段测距 (DKBR) 数据引入 GRACE-FO 的运动学轨道确定中, 可在后期弹性功率期间将 FAR 和 IAR 的绝对轨道精度分别提高 15% 和 11%, 相对轨道精度提高高达 77% 和 69%^[9]。这表明将弹性功率纳入高精度 GNSS 数据处理, 特别是对于 PPP-AR 的偏差产品, 对于获得更可靠的定位结果至关重要^[3]。

2.3.2.1 DCB 定义与影响

Differential Code Bias(DCB) 是指 GNSS 系统中卫星发射的信号之间或接收机接收到的信号之间的伪码测量误差。这种误差来源于设备的硬件特性, 如卫星发射天线的延迟差异或接收机信号处理过程中不同频率间的电子干扰。

DCB 分为卫星 DCB 和接收机 DCB, 分别反映了信号从卫星发射到天线相位中心、以及从接收机天线相位中心到信号捕获跟踪过程中的硬件延迟差异。DCB 通常以纳秒 (ns) 或米 (m) 为单位测量, 对 GNSS 信号的伪距测量和载波相位数据的处理有重要影响。

在高精度定位解算过程中, DCB 会从多个方面影响定位精度。电离层延迟校正是高精度 GNSS 定位的核心, 因为信号穿过电离层时会因电离层的电子密度 (TEC, Total Electron Content) 而受到不同偏折。DCB 误差不被正确处理时, 会导致电离层 TEC 估算错误, 进而降低定位精度。在使用单频接收机时, TEC 准确性高度依赖于准确的卫星与接收机 DCB 值。同时, 电离层建模和全球电离层图 (GIM, Global Ionospheric Map) 的精度也容易受 DCB 的影响。

2.3.2.2 常用 DCB 的估计方法

目前, 全球 DCB 产品主要由国际 GNSS 服务 (IGS) 旗下的多个分析中心 (ACs) 负责解算与维护。其中, 欧洲轨道确定中心 (CODE) 作为老牌机构, 长期提供高质量的 GPS 和 GLONASS 双频 DCB 产品; 德国宇航中心 (DLR) 和中国科学院 (CAS) 则

是多系统实验项目（MGEX）的核心贡献者，其产品覆盖了包括北斗（BDS）、Galileo、QZSS 及 IRNSS 在内的全星座、多频点信号。此外，德国地学研究中心（GFZ）和武汉大学（WHU）也定期发布相关偏置产品，为全球用户提供了多源参考。

在解算方法上，DCB 的估计主要遵循两条技术路线。第一类是“电离层建模与 DCB 同步估计算法”，其核心思想是在提取电离层总电子含量（TEC）的同时，将卫星和接收机 DCB 作为未知参数纳入状态方程统一求解。CODE 采用基于球谐函数（Spherical Harmonic）的全球建模法^[14]，而 CAS 则利用广义三角级数（Generalized Trigonometric Series）结合单站建模技术。第二类是“预修正解算路线”，即利用已知的高精度外部电离层图（GIM）作为先验信息，从几何无关组合观测量中扣除电离层延迟，进而通过最小二乘法提取 DCB 参数。DLR 即采用此类方法对多系统信号进行高效处理^[15]。近年来，随着处理策略的演进，各机构正逐步将传统的 DCB 产品向更具物理普适性的特定观测值偏差（OSB）格式转化，以满足精密单点定位（PPP）等应用对多频偏差修正的更高需求。

2.3.2.3 短期 DCB 估计的方法

本节描述了进行短期 DCB 估计的方法，其方法与 CODE 采用的“电离层建模与 DCB 同步估计算法”^[14]，下面将进行方法详细讲解。首先，我们建立基本的 GNSS 观测方程，并开发联合估计卫星 DCB、接收机 DCB 和电离层参数的方法。其次，我们提出了针对频内场景的具体修改，并详细介绍了解决秩亏问题的约束策略。

本研究使用的 GNSS 观测数据包括伪距和载波相位观测值。这些数据存储在 IGS (<ftp://gdc.cddis.eosdis.nasa.gov/gps/data>) 发布的 RINEX 格式观测文件中。由伪距和载波相位组成的观测方程可表示为^[16]：

$$\begin{aligned} P_{k,j}^i &= \rho_{0,j}^i + d_{\text{ion},k,j}^i + d_{\text{trop},j}^i + c(\tau^i - \tau_j) + d_k^i + d_{k,j} + \varepsilon_{P,k,j}^i \\ L_{k,j}^i &= \rho_{0,j}^i - d_{\text{ion},k,j}^i + d_{\text{trop},j}^i + c(\tau^i - \tau_j) - \lambda(b_{k,j}^i + N_{k,j}^i) + \varepsilon_{L,k,j}^i \end{aligned} \quad (2.1)$$

其中：

- $P_{k,j}^i$ 表示接收机 j 对卫星 i 在频率 k 上的伪距观测值；
- $L_{k,j}^i$ 表示载波相位观测值；
- $\rho_{0,j}^i$ 是卫星与接收机之间的真实几何距离；
- $d_{\text{ion},k,j}^i$ 和 $d_{\text{trop},j}^i$ 分别表示电离层延迟和对流层延迟；
- c 为真空中的光速，取值为 299792458m/s；
- τ^i 是卫星钟差， τ_j 是接收机钟差；
- d_k^i 、 $d_{k,j}$ 和 $b_{k,j}^i$ 分别指由卫星仪器误差、接收机仪器误差以及总相位超前引起

的伪距码延迟；

- $N_{k,j}^i$ 是载波相位整周模糊度；
- $\varepsilon_{P,k,j}^i$ 和 $\varepsilon_{L,k,j}^i$ 是残差，均服从高斯分布；下标 k 指示信号频率；上标 i 代表卫星索引；下标 j 指接收机序列号。后续部分中的所有下标和上标均适用相同的符号规则。

为了消除与频率无关的项，假设我们使用频率 f_1 和 f_2 的信号。通过使用双频数据，我们构建了无几何组合（Geometry-free, GF）观测方程 P_{GF} 和 L_{GF} ，可表示为：

$$\begin{aligned} P_{\text{GF}} &= P_{1,j}^i - P_{2,j}^i = (d_{\text{ion},1,j}^i - d_{\text{ion},2,j}^i) + \text{DCB}^i + \text{DCB}_j + \varepsilon_{P,\text{GF},j}^i \\ L_{\text{GF}} &= L_{1,j}^i - L_{2,j}^i = -(d_{\text{ion},1,j}^i - d_{\text{ion},2,j}^i) - \lambda(b_{1,j}^i - b_{2,j}^i) - \lambda(N_{1,j}^i - N_{2,j}^i) + \varepsilon_{L,\text{GF},j}^i \end{aligned} \quad (2.2)$$

其中：

- P_{GF} 是 f_1 和 f_2 频率信号经 GF 组合后的伪距观测值；
- $\text{DCB}^i = d_1^i - d_2^i$ 表示卫星 DCB；
- $\text{DCB}_j = d_{1,j} - d_{2,j}$ 表示接收机 DCB；
- L_{GF} 是 GF 组合后的载波相位观测值。

由于 GF 组合中的伪距观测值 P_{GF} 噪声较大，通常采用载波相位平滑伪距（CCL）方法来降低噪声水平^[17]。平滑后的伪距观测值写作：

$$\begin{aligned} P_{\text{GF,sm}}(t) &= \omega_t P_{\text{GF}}(t) + (1 - \omega_t) P_{\text{GF,prd}}(t) \quad (t > 1) \\ P_{\text{GF,prd}}(t) &= P_{\text{GF,sm}}(t-1) + [L_{\text{GF}}(t) - L_{\text{GF}}(t-1)] \quad (t > 1) \end{aligned} \quad (2.3)$$

其中：

- $P_{\text{GF,sm}}$ 表示载波相位平滑后的伪距观测值；
- t 表示历元素引；
- ω_t 表示历元 t 的权重因子^[18]；
- $P_{\text{GF,prd}}$ 表示预测的 GF 伪距值。

这组方程描述了伪距的载波相位平滑递归算法，其结构类似于卡尔曼滤波中的预测-更新过程。该方法计算简单，不需要精确的噪声模型。利用载波相位的高精度特性，有效降低了伪距观测噪声，从而提高了定位精度。值得注意的是，在平滑伪距之前，应去除载波相位观测值中的周跳和粗差。双频伪距码观测值（Melbourne-Wubbena 组合）^[19]和电离层残差观测值用于检测周跳和粗差。最后，GNSS 观测方程简化为：

$$P_{\text{GF,sm}} = (d_{\text{ion},1,j}^i - d_{\text{ion},2,j}^i) + \text{DCB}^i + \text{DCB}_j + \varepsilon_{P,\text{GF,sm},j}^i \quad (2.4)$$

下文的 DCB 估计方法将基于该方程展开。

在估计 DCB 时，常见的策略是将单日内的 sDCB 和 rDCB 视为常数值。对于电离层延迟项 $d_{\text{ion},k,j}^i$ ，可采用两种策略：(1) 使用 GIM 产品进行修正，和 (2) 使用电离层模型进行联合估计^[20]。由于 GIM 产品是在每日 DCB 值为常数的假设下得出的，将其用于 15 分钟 DCB 估计窗口的电离层延迟修正不可避免地会引入其他时间段的误差。因此，在此场景下联合估计是更优的方法。在联合估计方法中，通常应用球谐模型对全球范围内的电离层延迟进行建模^[21]，表示为：

$$d_{\text{ion}} = \frac{40.3}{f^2} \text{STEC}$$

其中 d_{ion} 为倾斜电离层延迟，STEC 为倾斜总电子含量。结合该方程，我们推导出：

$$\text{STEC} = -\frac{f_1^2 f_2^2}{40.3(f_1^2 - f_2^2)} (P_{\text{GF,sm}} - c \text{DCB}_j - c \text{DCB}^i) \quad (2.5)$$

然后，使用修正的单层模型（MSLM）^[14]，可以进行 STEC 和 VTEC 之间的映射以计算 STEC 值：

$$\begin{aligned} \text{STEC} &= \frac{\text{VTEC}}{\text{MF}(z)} \\ \text{MF}(z) &= \cos \left(\arcsin \left(\frac{R}{R+H} \sin(\alpha z) \right) \right) \end{aligned} \quad (2.6)$$

其中：

- VTEC 为垂直总电子含量；
- MF(z) 为考虑高度角效应的投影函数；
- α 是投影因子（通常设为 0.9782）；
- z 是电离层穿刺点的卫星天顶角；
- R 是地球半径 ($R = 6371\text{km}$)；
- H 是假设的电离层薄层高度 ($H = 506.7\text{km}$)。

根据球谐函数模型^[21]，VTEC 可以展开为：

$$\text{VTEC} = E(\beta, s) = \sum_{n=0}^{n_{\max}} \sum_{m=0}^n \tilde{P}_{nm}(\sin \beta) (a_{nm} \cos ms + b_{nm} \sin ms) \quad (2.7)$$

其中：

- $\tilde{P}_{nm} = \Lambda(n, m) P_{nm}$ 是归一化勒让德多项式，其中 $\Lambda = \sqrt{2 \frac{2n+1}{1+\delta_{0m}} \frac{(n-m)!}{(n+m)!}}$ 是归一化函数；
- P_{nm} 是未归一化勒让德多项式；

- δ 是克罗内克 Delta 函数。

通过整理方程 (4)-(7)，推导出电离层延迟和 DCB 联合估计的最终形式：

$$\begin{aligned}
 & (c\text{DCB}_j + c\text{DCB}^i) \cos\left(\arcsin\left(\frac{R}{R+H} \sin(\alpha z)\right)\right) \\
 & - \frac{f_1^2 f_2^2}{40.3(f_1^2 - f_2^2)} \sum_{n=0}^{n_{\max}} \sum_{m=0}^n \tilde{P}_{nm}(\sin \beta) (a_{nm} \cos ms + b_{nm} \sin ms) \\
 & = P_{4,sm} \cos\left(\arcsin\left(\frac{R}{R+H} \sin(\alpha z)\right)\right) \frac{f_1^2 f_2^2}{40.3(f_1^2 - f_2^2)}.
 \end{aligned} \tag{2.8}$$

其矩阵形式可以写为 $Ax = b$ ，其中：

- A 是设计矩阵；
- $b = [M_1 P_{4,sm} \dots M_k P_{4,sm}]^T$ 是观测向量；
- $x = [c\text{DCB}_1 \dots c\text{DCB}_M \ c\text{DCB}^1 \dots c\text{DCB}^N]^T$ 是待估参数向量。

对于频内 DCB 估计，不再使用平滑技术，因为频内信号的载波相位观测值在实践中几乎相同，导致平滑无效。相反，直接使用 P_{GF} 作为观测值。同时，电离层误差在方程 (4) 中可以被完全消除。因此，最终的估计方程可以写为：

$$P_{GF} = \text{DCB}^i + \text{DCB}_j + \varepsilon_{P,GF,j}^i \tag{2.9}$$

构建估计矩阵后，观测矩阵表现出秩亏 1，导致无法分离卫星和接收机 DCB。为了解决这一奇异性，采用了两种常见的约束策略：零均值约束和参考卫星约束^[20,22]。零均值约束将所有卫星 DCB 之和设为零，而参考卫星约束将特定卫星的 DCB 固定为零。在这种背景下，由于只有 IIR-M 和 IIF 卫星型号具备弹性功率能力，不具备此功能的卫星表现出更稳定的 DCB 值。因此，选择 G02 作为实施约束的参考卫星是一种更合理的方法。

2.3.2.4 数据集与实验设计

本节概述了我们为研究弹性功率对 DCB 影响而进行的实验设置。首先，我们详细介绍了数据选择，包括 2024 年三个具有代表性的弹性功率事件以及 300 多个覆盖全球的 MGEX 测站。其次，我们介绍了三阶段的处理策略：涉及 RINEX 文件处理和 C/N0 分析的数据准备、使用 15 分钟滑动窗口的 DCB 估计，以及检查弹性功率转换期间 DCB 变化的影响分析。

为了研究弹性功率对 DCB 的影响，选择了 2024 年的三个弹性功率事件：DOY 45-46、DOY 155-156 和 DOY 177-179。由于弹性功率在 2024 年的大部分时间里以

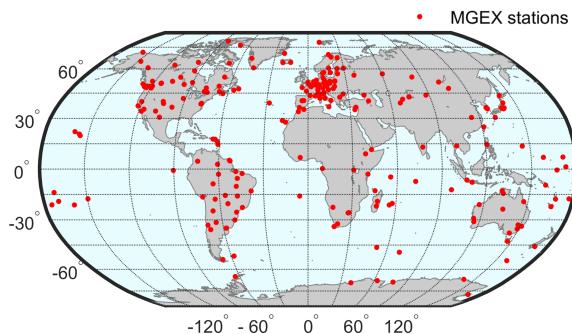


图 2.6 用于 DCB 估计的 MGEX 站点分布 (2024 年 1 月)

各种模式被激活，这些时段代表了不同弹性功率运行模式之间的转换。选择了来自 MGEX 网络^[15](<https://network.igs.org/>) 的 300 多个测站以确保估计精度。这些测站提供 RINEX 3 观测文件。这些测站的全球分布如图2.6所示，其中红点表示 MGEX 测站。C/N0 的变化直接反映了弹性功率的激活状态^[23]。我们分析了 RINEX 3 观测文件中的 S2W C/N0 数据，以确定弹性功率开启或关闭的确切时间。

2.3.2.5 处理策略

图2.7展示了工作流程，包括三个主要部分：数据准备、估计和影响分析。

首先，在数据准备阶段，从 CDDIS 等档案库下载目标日期的 RINEX、SP3 和 SINEX 文件。从 RINEX 文件中提取每个测站的伪距、载波相位和 C/N0 数据。通过偏移检测分析 C/N0 时间序列，以识别弹性功率激活/停用的时间。无几何 (GF) 组合产生 GF 伪距 P_{GF} 和 GF 载波相位 L_{GF} 。利用 SP3 文件中的卫星位置和 SINEX 文件中的接收机坐标，通过 MSLM 模型计算电离层穿刺点 (IPP) 位置。对于频内 DCB 估计， P_{GF} 直接作为观测输入。对于频间 DCB 估计，应用 CCL 技术生成平滑伪距 P_{sm} 作为观测输入。

其次，在估计阶段，使用球谐函数对电离层进行建模以构建估计矩阵。处理过程采用全天滑动窗口进行最小二乘估计。选择 15 分钟的窗口是为了平衡时间分辨率和估计稳定性——较长的窗口可能会遗漏快速的 DCB 变化，而较短的窗口则存在可观测性不足的风险。此时长确保了可靠的短期 DCB 估计。鉴于 GPS 卫星 DCB 的已知稳定性以及弹性功率能力仅限于 IIR-M 和 IIF 卫星，选择 G02 作为参考卫星^[22]。

第三，影响分析阶段检查估计出的卫星 DCB、接收机 DCB 和电离层系数。分析卫星 DCB 时间序列中与弹性功率状态变化相重合的偏移模式，表明弹性功率对 DCB 值的潜在影响。

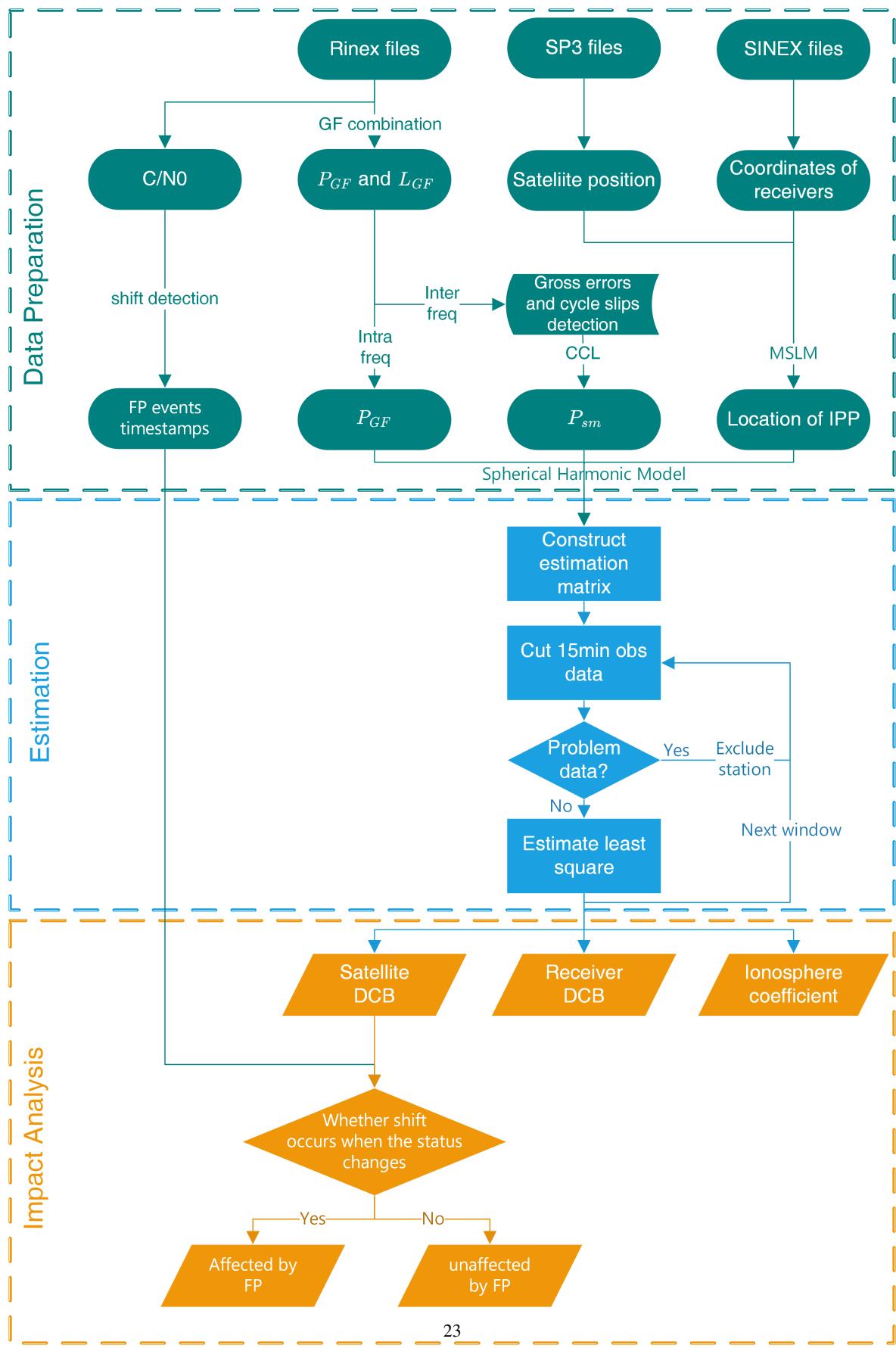


图 2.7 15 分钟 DCB 短期估计方法的流程图

2.3.2.6 实验结果

本节展示了我们关于弹性功率对 DCB 影响的实验结果与分析。首先，我们分析 C/N0 的变化以识别 2024 年三个事件期间的弹性功率状态转换。其次，我们通过残差分析和 RMS 统计数据评估估计性能。最后，我们检查了频内和频间 DCB 的变化，证明了弹性功率操作与频内 DCB 偏移之间存在明显的相关性，而在当前的估计精度水平下，未发现其对频间 DCB 有决定性的影响。

图2.8展示了在事件 2 期间，包括 BAIE 在内的七个测站接收到的来自 GPS 卫星 G03、G24 和 G32 的 S2W C/N0 信号时间序列。彩色空心圆点表示不同 MGEX 测站接收到的 C/N0 信号时间序列。红色和绿色半透明覆盖区域分别表示弹性功率开启和关闭的事件时间点。通过绘制来自多个测站的数据，弹性功率状态的转换变得清晰可辨。对于 G03，弹性功率在 DOY 155 2:00 关闭，在 DOY 155 14:00 重新激活，并在随后的事件中保持激活状态。G24 在 DOY 155 1:00 激活弹性功率，在 DOY 155 12:48 关闭，在 DOY 156 00:00 重新激活，并在此后保持激活。G32 在 DOY 155 7:12 激活弹性功率，在 DOY 155 19:12 关闭，在 DOY 156 00:00 重新激活，并随后保持激活状态。

表2.2列出了三次弹性功率事件期间 GPS 卫星的时间戳，各列指示了每颗卫星的激活和停用时间。在事件 1 和事件 2 中，所有卫星分别在 DOY 45 13:00 和 DOY 156 00:00 同时激活了弹性功率，并在次日全天保持激活状态。这表明了从局部覆盖模式向全球覆盖模式的转变。在事件 3 中，所有卫星在 DOY 177 00:00 停用了弹性功率，标志着从全球覆盖模式向局部覆盖模式的转变。从 DOY 177 到 178 的转换模式表现出独特的特征。最后的“关-开”状态转换在各卫星间存在差异，发生在 22:00-23:30 之间的多个时间点。这表明针对单颗卫星的弹性功率模式转换具备独立的控制能力。其他研究通过卫星轨迹分析也记录了类似的特定卫星控制模式。

图2.9显示了三次弹性功率事件期间 GPS IIR-M 和 IIF 卫星的地面轨迹。彩色线条代表不同的 PRN，轨迹的起点和终点对应于表 1 中的弹性功率开启/关闭时间。在所有这三次事件中，弹性功率均在 30°W 和 150°W 之间的区域内被激活，表明存在一个一致的激活区域。对于 DOY 178，若干卫星显示在 180° 和 30°W 之间的该区域之外被激活。与表 1 对比显示，这些激活发生在 22:00 之后并持续进入 DOY 179，此时已建立了全球激活。这表明弹性功率可以根据特定的运行需求对单颗卫星进行独立控制。

图2.10显示了 2024 年三次弹性功率事件中 96 个 15 分钟窗口的平均残差分布。X 轴代表残差值，Y 轴显示出现频率，蓝色直方图条和橙色曲线表示拟合的正态分布。

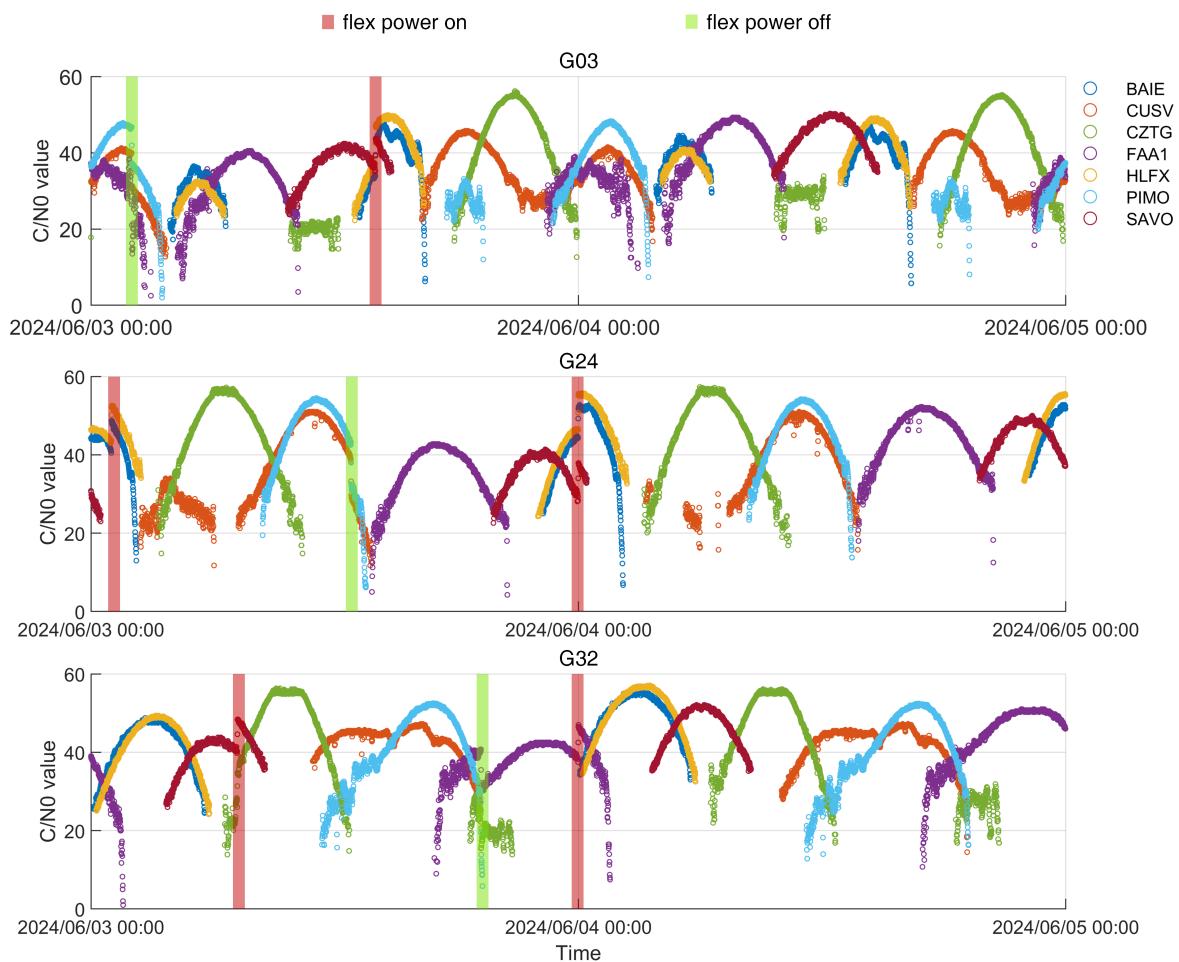


图 2.8 2024 年 6 月 3-4 日期间，MGEX 多站监测的 S2W C/N₀ 信号时间序列 (PRN: G03、G24、G32)。不同颜色的空心圆点表示来自不同 MGEX 站点的 C/N₀ 观测序列；红色与绿色半透明区域分别表示弹性功率的开启与关闭时间段

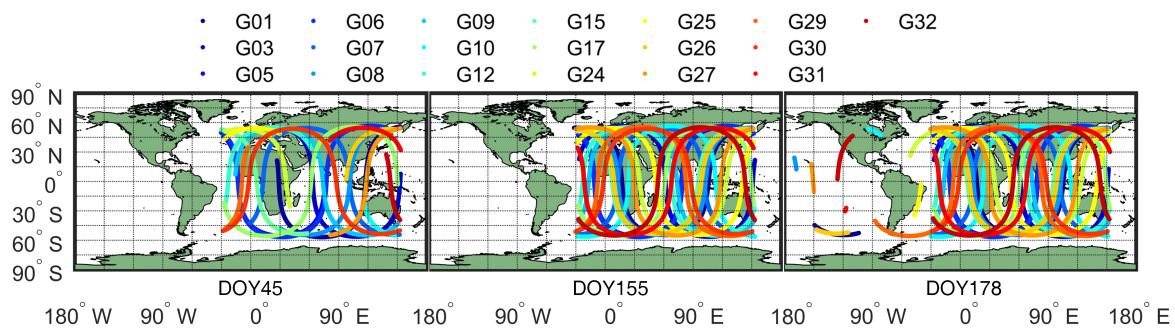


图 2.9 2024 年第 45、155 与 178 日 (DOY) 期间，GPS IIR-M 与 IIF 卫星在弹性功率激活阶段的地面轨迹投影。三个事件中，弹性功率激活区域均位于 30°W 至 150°W 之间

表 2.2 2024 年三次弹性功率事件期间 GPS 卫星的弹性功率开关时间（按 PRN 列示）

PRN	事件 1				事件 2				事件 3					
	DOY 45		DOY 46		DOY 155		DOY 156		DOY 177		DOY 178		DOY 179	
	on	off	on	on	off	on	off	on	on	off	on	off	on	on
G01		9:36	13:00			7:00	19:00	0:00		0:00	5:36	17:24	22:30	
G03		8:48	13:01		2:00	14:00				0:00	12:25			
G05	5:24				9:34	21:36					8:00	20:01		
G06	1:24				5:48	17:48					4:12	16:13		
G07		11:00	13:00		3:24	15:24					1:48	13:48		
G08		6:24	13:00			11:12	23:08	0:00		0:00	9:37	21:36	23:30	
G09		9:48	13:01		2:24	14:24					0:48	12:48		
G10		1:48	13:01			6:24	18:25	0:00		0:00	4:48	16:48	23:30	
G12	7:24				11:48	23:48					10:12	22:12		
G15	7:00				11:18	23:24					9:48	21:48		
G17	1:48				6:24	18:24					5:00	17:01		
G24	8:25					1:00	12:48	0:00				11:24	22:00	
G25	11:13					3:25	15:24	0:00		0:00	2:00	14:00	22:40	
G26		3:00	13:00			7:24	19:24	0:00		0:00	5:48	17:48	23:00	
G27		5:24	13:00			9:48	21:48	0:00		0:00	8:12	20:12	22:50	
G29	9:24					1:36	13:35	0:00				12:00	22:01	
G30	0:24	12:24	13:00		4:48	16:48						3:12	15:12	
G31		2:48	13:00			7:12	19:11	0:00		0:00	5:48	17:48	23:51	
G32		2:48	13:00			7:12	19:12	0:00		0:00	5:36	17:36	22:00	

大多数窗口的残差表现出正态分布特征，验证了估计模型的拟合度。

表2.3列出了这些事件期间各卫星 C1W-C2W 和 C1C-C1W 15 分钟短期 DCB 估计的 RMS 值。频间 DCB 估计的 RMS 值保持在 0.050 ns 以下，平均为 0.042 ns。频内 DCB 估计表现出显著更低的 RMS 值，保持在 0.0075 ns 以下，平均值为 0.0068 ns。频内估计精度的提高归因于使用了简化的观测方程，该方程仅包含 DCB 参数并完全消除了电离层影响。相比之下，频间估计需要复杂的电离层延迟建模，这引入了额外的噪声和不确定性。这一根本差异解释了估计精度上的显著差距。

2.3.2.7 频内 DCB 变化

图2.11展示了 2024 年三次弹性功率事件期间 GPS IIR-M 和 IIF 卫星的 C1C-C1W 和 C1W-C2W DCB 估计结果的时间序列。第一列显示频内 (C1C-C1W) DCB 估计值，第二列显示频间 (C1W-C2W) 估计值。不同颜色的虚点线代表不同 PRN 编号卫星的 DCB 时间序列，每个点源自 15 分钟的估计窗口。数据中的中断表明用于 DCB 估计的卫星观测数据不足。

频内 DCB 估计值在多颗卫星上表现出清晰的偏移偏差 (shift bias) 模式，其偏移持续时间与表 1 中所示的弹性功率激活/停用时间相对应。在这些偏移之外，变化保持稳定在 0.40 ns 以内，且无趋势性行为。相比之下，频间 DCB 估计值未显示出显

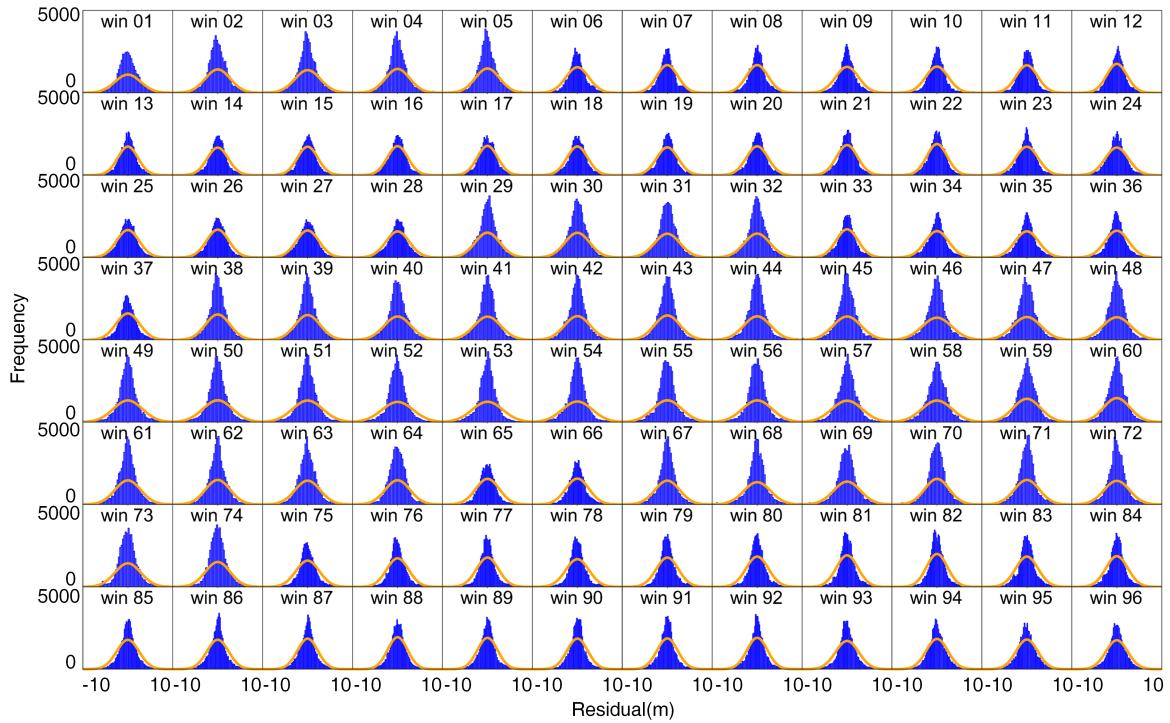


图 2.10 2024 年三个弹性功率事件中，一日内 96 个 15 分钟时间窗估计所得残差的平均分布。横轴表示残差值，纵轴表示出现频率；蓝色柱状条展示残差直方图，橙色曲线表示拟合的正态分布。

表 2.3 2024 年三个弹性功率事件中，各卫星基于 15 分钟短时窗估计得到的 C1W-C2W 与 C1C-C1W DCB 结果的均方根（单位：ns）

PRN	C1W-C2W	C1C-C1W	PRN	C1W-C2W	C1C-C1W	PRN	C1W-C2W	C1C-C1W
G01	0.050	0.0068	G12	0.040	0.0065	G23	0.042	0.0067
G02	0.041	0.0064	G13	0.043	0.0070	G24	0.045	0.0065
G03	0.045	0.0065	G14	0.040	0.0068	G25	0.041	0.0067
G04	0.041	0.0070	G15	0.044	0.0066	G26	0.042	0.0073
G05	0.042	0.0069	G16	0.041	0.0074	G27	0.042	0.0071
G06	0.047	0.0065	G17	0.042	0.0063	G28	0.042	0.0066
G07	0.041	0.0072	G18	0.043	0.0072	G29	0.041	0.0070
G08	0.043	0.0069	G19	0.042	0.0064	G30	0.042	0.0069
G09	0.043	0.0072	G20	0.042	0.0069	G31	0.042	0.0068
G10	0.043	0.0068	G21	0.042	0.0065	G32	0.043	0.0063
G11	0.043	0.0067	G22	0.040	0.0067	Ave	0.042	0.0068

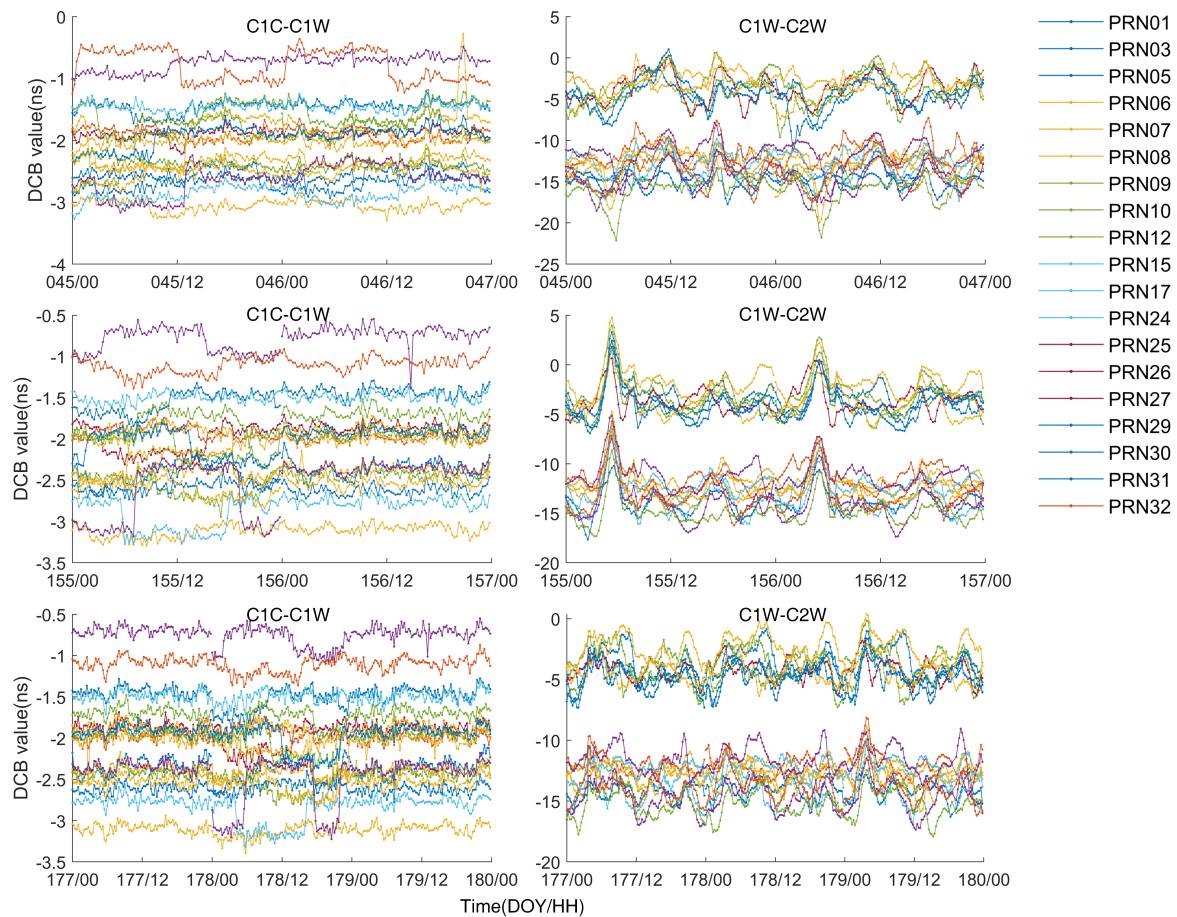


图 2.11 2024 年三个弹性功率事件期间，GPS IIR-M 与 IIF 卫星的 C1C-C1W 和 C1W-C2W DCB 估计时间序列。不同颜色的点划线表示不同卫星的 DCB 时间序列，每个点对应一次基于 15 分钟时间窗的估计结果

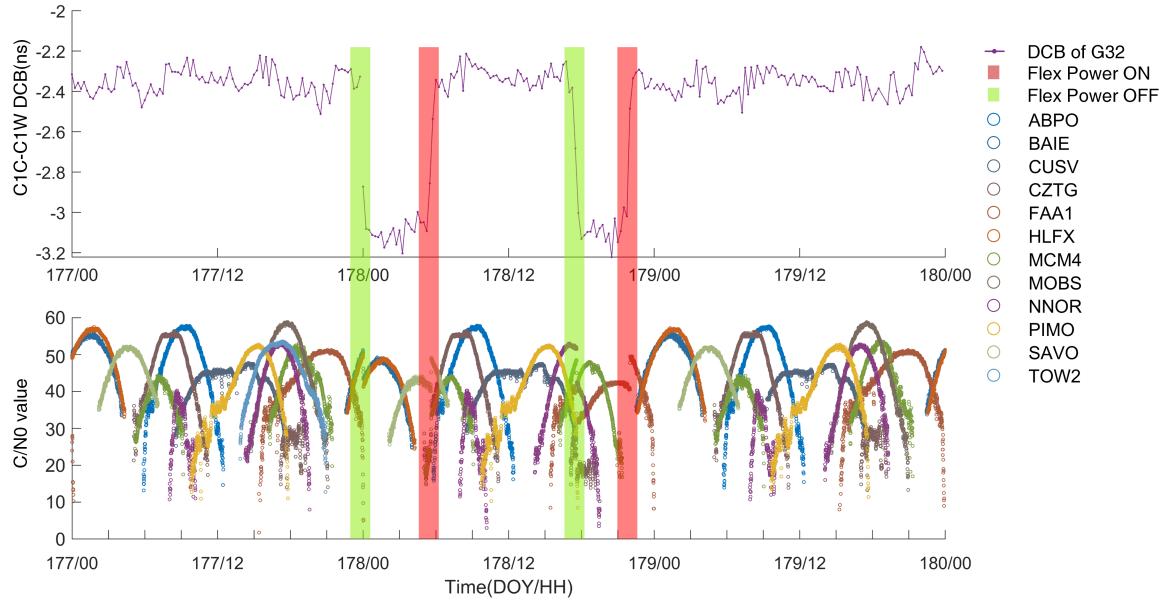


图 2.12 2024 年弹性功率事件 3 期间，G32 卫星的多站 S2W C/N_0 与 C1C-C1W DCB 估计结果对比。紫色点划线表示 C1C-C1W DCB 的时间序列，彩色圆点表示来自多个 MGEX 站的 S2W C/N_0 观测值。红色与绿色半透明矩形分别表示弹性功率的开启与关闭时间。可以观察到，C1C-C1W DCB 的跃变与 C/N_0 的变化相一致，而在非跃变时段内保持在 0.2 ns 范围内的稳定性，说明 DCB 的变化确实受到弹性功率切换的影响。

著的偏移偏差，波动通常控制在 ± 6 ns 以内。频间 DCB 变化在所有三次事件中均表现出 24 小时的周期性，这可能归因于使用 G02 作为参考卫星，其变化模式可能传递给了其他卫星的 DCB 趋势。在事件 2 的频间 DCB 中，两天凌晨 6 点左右出现了显著的数值波动，这可能是由于剧烈的电离层活动所致^[24]。

图2.13、图2.14以及图2.15说明了三次弹性功率事件期间所有 GPS 卫星的个体 C1C-C1W 频内 DCB 时间序列。在事件 1 期间，除 G05 外的所有 IIR-M 和 IIF 卫星均表现出 DCB 偏移偏差。在事件 2 和 3 期间，所有 IIR-M 和 IIF 卫星均表现出 DCB 偏移偏差。为了调查频内 DCB 偏移偏差是否确实受到弹性功率操作的影响，我们分析了 2024 年弹性功率事件 3 期间卫星 G32 的多站 S2W C/N_0 与 C1C-C1W DCB 估计值之间的关系。图2.12展示了对比时间序列图，其中紫色虚点线代表 C1C-C1W DCB 估计值，彩色圆形标记表示来自多个跟踪站的 S2W C/N_0 值。红色和绿色半透明区域分别表示弹性功率的激活和停用时间戳。C1C-C1W DCB 和 C/N_0 的阶跃变化之间的时间相关性显而易见，而在其他时段 DCB 值保持稳定在 0.2 ns 范围内。通过系统地比较所有卫星的 DCB 和弹性功率的时间变化，我们确认了它们的同步发生，证明频内 DCB 偏移确实是由于弹性功率操作引起的。

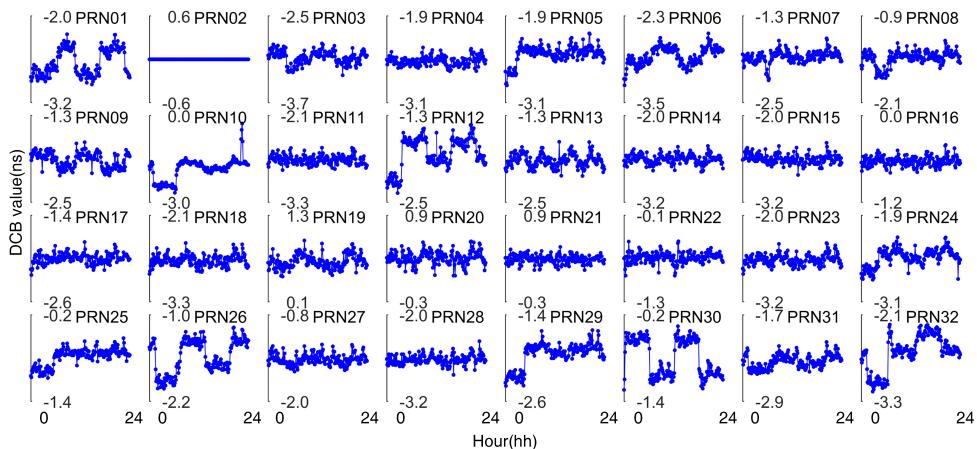


图 2.13 弹性功率事件 1 期间所有 GPS 卫星的 C1C-C1W DCB 估计时间序列

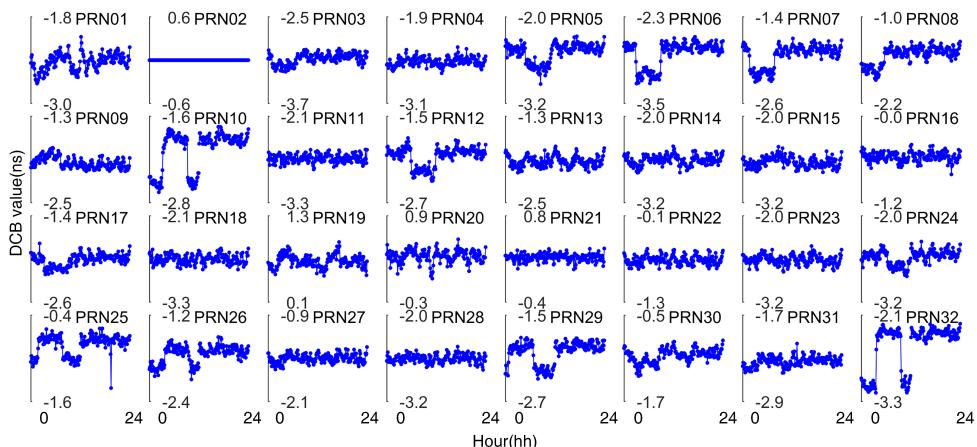


图 2.14 弹性功率事件 2 期间所有 GPS 卫星的 C1C-C1W DCB 估计时间序列

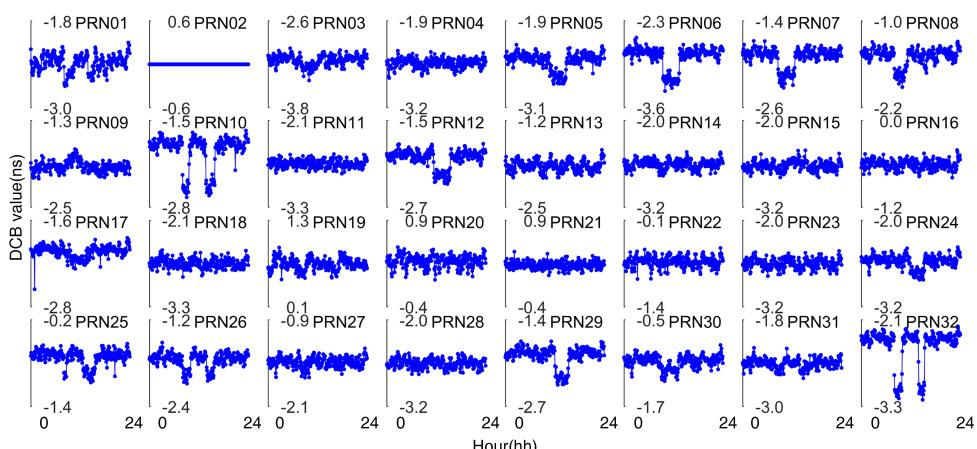


图 2.15 弹性功率事件 3 期间所有 GPS 卫星的 C1C-C1W DCB 估计时间序列

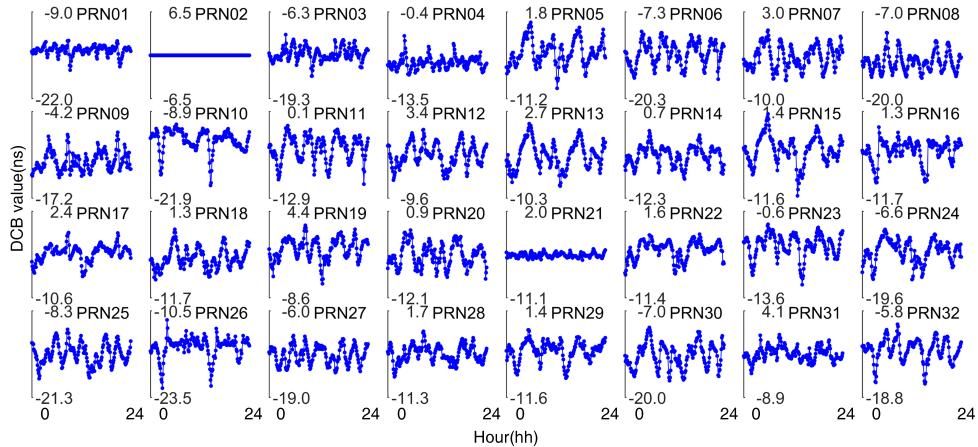


图 2.16 弹性功率事件 1 期间所有 GPS 卫星的 C1W-C2W DCB 估计时间序列

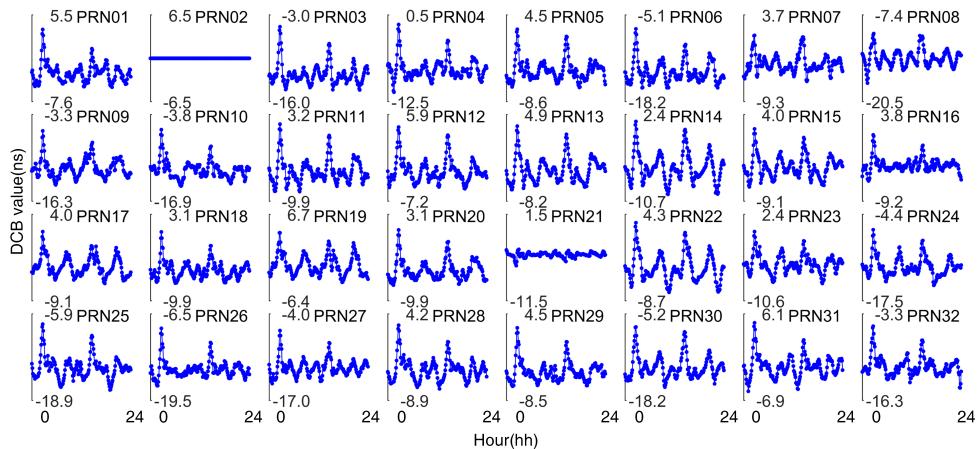


图 2.17 弹性功率事件 2 期间所有 GPS 卫星的 C1W-C2W DCB 估计时间序列

2.3.2.8 频间 DCB 变化

图2.16、图2.17以及图2.18展示了三次弹性功率事件期间所有 GPS 卫星的个体 C1W-C2W 频间 DCB 时间序列。在这些事件中未检测到 DCB 值的偏移偏差，这表明在当前的噪声估计水平下，无法确定弹性功率对频间 DCB 的影响。虽然各事件间的日内 DCB 变化模式有所不同，但在每个事件中都观察到了明显的周日周期性 (diurnal periodicity)，这可能归因于长期的电离层活动变化。此外，使用 G02 作为参考卫星必然会将 $sDCB_{G02}$ 值趋向于零。然而，由于 $sDCB$ 可能会经历日内变化，G02 卫星行为的变化可能会在其他卫星的 DCB 估计结果中显现出来。

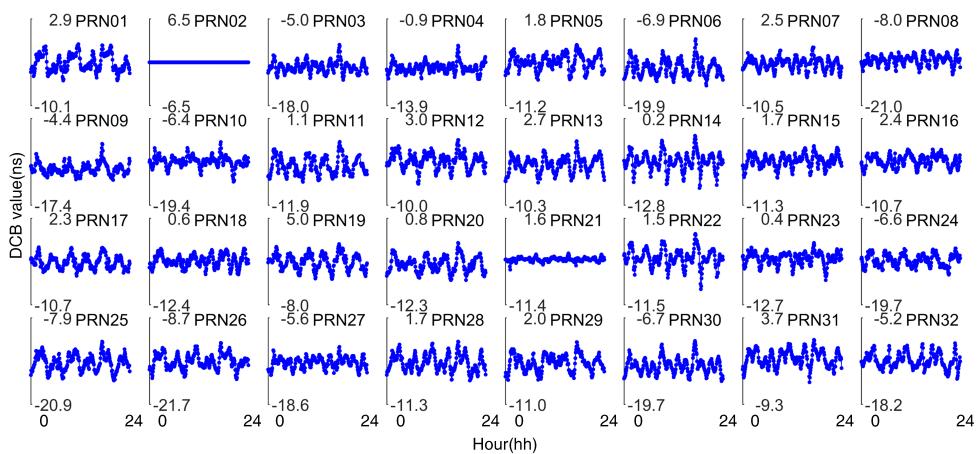


图 2.18 弹性功率事件 3 期间所有 GPS 卫星的 C1W-C2W DCB 估计时间序列

2.4 本章小结

第3章 基于载噪比时序的弹性功率异常检测方法

3.1 弹性功率检测问题定义

3.1.1 弹性功率检测模型

弹性功率检测的核心任务是根据卫星观测数据及其相关的时空上下文信息，识别卫星在特定时刻是否处于高功率发射状态。这在本质上是一个基于时间序列观测的二元状态检测（Binary State Detection）问题。

对于任意一颗卫星 s ，我们在时刻 t 的观测向量 \mathbf{x}_t^s 由基础 C/N0 信息和时空上下文信息共同构成。例如，可以形式定义如下：

$$\mathbf{x}_t^s = [c_t^s, \mathbf{g}_t^s, \mathbf{k}_t^s]^\top \quad (3.1)$$

其中：

- $c_t^s \in \mathbb{R}$ 为核心观测值，即时刻 t 的载噪比 (C/N_0) 时间序列读数；
- $\mathbf{g}_t^s = [\alpha_t^s, \epsilon_t^s]^\top$ 代表几何空间信息 (Geometric Context)，包含卫星相对于接收机的方位角 (α) 和高度角 (ϵ)；
- $\mathbf{k}_t^s \in \mathbb{R}^m$ 代表辅助先验信息 (Auxiliary Meta-info)，如接收机硬件类型、信号频段标识或其他通信链路参数。

我们的目标是构建一个通用的检测机制或映射函数 \mathcal{F} ，将上述多维观测空间映射到二元状态空间 $\mathcal{S} = \{0, 1\}$ 。令 y_t^s 表示时刻 t 的真实状态：

$$y_t^s = \begin{cases} 1, & \text{Flex Power Activated} \\ 0, & \text{Nominal State} \end{cases} \quad (3.2)$$

检测算法的输出 \hat{y}_t^s 可以形式化为：

$$\hat{y}_t^s = \mathcal{F}(\mathbf{X}_{t-w:t+w}^s) \quad (3.3)$$

其中， $\mathbf{X}_{t-w:t+w}^s$ 表示以 t 为中心的局部时间窗口内的观测序列。函数 $\mathcal{F}(\cdot)$ 既可以是基于统计阈值的判决规则 (Threshold-based Rule)，也可以是复杂的非线性映射模型 (Non-linear Mapping Model)。最终，该过程生成一个检测结果的时间序列 $\hat{\mathbf{Y}}^s = \{\hat{y}_1^s, \dots, \hat{y}_T^s\}$ ，用于表征灵巧功率的开启与关闭时段。

3.1.2 检测评估标准

为了全面评估检测方法的有效性，我们将检测结果序列 $\hat{\mathcal{Y}}$ 与真实状态序列 \mathcal{Y} 进行逐点比对。基于混淆矩阵（Confusion Matrix），我们定义以下基础统计量：

- **True Positive (TP):** 灵巧功率激活且被正确检测的时刻数。

$$TP = \sum_t \mathbb{I}(\hat{y}_t = 1 \wedge y_t = 1) \quad (3.4)$$

- **False Positive (FP):** 处于正常状态但被误报为激活的时刻数（虚警）。

$$FP = \sum_t \mathbb{I}(\hat{y}_t = 1 \wedge y_t = 0) \quad (3.5)$$

- **True Negative (TN):** 处于正常状态且被正确识别的时刻数。

$$TN = \sum_t \mathbb{I}(\hat{y}_t = 0 \wedge y_t = 0) \quad (3.6)$$

- **False Negative (FN):** 灵巧功率激活但未被检出的时刻数（漏检）。

$$FN = \sum_t \mathbb{I}(\hat{y}_t = 0 \wedge y_t = 1) \quad (3.7)$$

基于上述统计量，采用以下指标量化检测性能：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}, \quad \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3.8)$$

$$\text{F1-Score} = 2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (3.9)$$

其中，Precision 反映了检测结果的可信度，Recall 反映了算法对灵巧功率事件的覆盖能力，而 F1-Score 则是两者的综合评价，特别适用于正负样本不平衡的检测场景。

3.1.2.1 检测场景

考虑到弹性功率功能的物理特性及实际应用需求，我们将检测问题细分为两个具有不同时间粒度的互补场景：后处理检测（Post-processing Detection）与实时检测（Real-time Detection）。

Scenario I: Post-processing Detection (Daily-level) 在后处理模式下，检测的基本单元为“单日”。对于卫星 s 在第 d 天的观测全集 X_d^s ，我们的目标是判断该日内是否存在灵巧功率激活事件。输出标签 $Y_d^s \in \{0, 1\}$ 定义如下：

$$Y_d^s = \mathcal{F}_{\text{daily}}(X_d^s) \quad (3.10)$$

Rationale: 这种定义的合理性基于弹性功率的低频切换特性。由于弹性功率通常表现为持续数小时甚至数周的稳态模式，而非高频脉冲，以单日为单位进行检测具有显著优势：

- **鲁棒性 (Robustness):** 通过聚合全天的统计特征，可以有效抑制由多径效应或信号闪烁引起的局部瞬态噪声，从而降低虚警率。
- **计算效率 (Computational Efficiency):** 该层级可作为一种粗粒度筛选 (Coarse-grained Screening)，快速排除未激活的天数，从而减少后续细粒度分析的计算开销。

Scenario II: Real-time Detection (Epoch-level) 在实时或细粒度检测模式下，检测的基本单元为单个“观测历元”(Epoch)。给定采样间隔为 Δt 的数据流（例如，对于高频采样 $\Delta t = 1s$ ，对于标准采样 $\Delta t = 30s$ ），我们在时刻 t 的检测目标是输出当前的瞬时状态 y_t^s ：

$$y_t^s = \mathcal{F}_{\text{real-time}}(\mathbf{x}_t^s, \mathbf{H}_{t-1}) \quad (3.11)$$

其中 \mathbf{H}_{t-1} 代表历史状态记忆。

Rationale: 此场景侧重于高精度的事件定位，其优势在于：

- **时间分辨率 (Temporal Resolution):** 能够精确捕捉灵巧功率激活的“上升沿”和“下降沿”(Rising/Falling Edges)，提供秒级的事件边界定位。
- **适应性 (Adaptability):** 该定义与采样率解耦，既适用于一般监测场景，也能满足高动态接收机对实时性修正的低延迟需求。通常结合日级检测结果，在确定状态发生变化后，进一步利用此模式进行精确定位。

3.2 现有检测方法

目前，大多数弹性功率检测方法都基于 C/N_0 时间序列，近年来已发展出多种方法，如表3.1所示。Esenbuğa 等人提出了一种自动灵巧功率检测器 (FPD)，通过识别 C/N_0 时间序列中的阶跃上升 (step lift) 来检测灵巧功率事件^[25]。FPD 通过计算当前

检测点前后 5 分钟观测窗口平均值之间的差异来确定灵巧功率是否激活。然而，FPD 仅限于连续时间序列，由于接收机每天仅在部分时段跟踪 MEO 卫星，无法保证滑动窗口总能捕捉到上升沿和下降沿。因此，FPD 只能检测阶跃上升，而无法检测整体提升模式，并且需要超过 200 个测站的数据才能做出准确判断。此外，由于需要 ± 5 分钟的窗口数据，它无法应用于实时检测。Yang 等人提出了一种利用随机森林算法和恒虚警率检测的机器学习方法^[26]。虽然该方法改进了阈值选择并避免了仅检测阶跃上升的问题，但它需要大量的训练数据标注，并且在不同天线和接收机类型的兼容性方面面临问题。Meng 等人开发了一种基于建模的方法，利用历史数据构建不同方位角和高度角的 C/N_0 模型^[10]。该方法通过将实时数据与模型进行比较来检测灵巧功率。尽管实现了高精度，但该方法在实时检测中需要进行空间插值计算，并且由于不同接收机-天线组合的模型不兼容，面临巨大的数据需求。多项研究采用了高增益天线来检测灵巧功率的变化^[6,27-28]。然而，高增益天线检测方法的应用受到高成本和所需设备获取受限的限制。

表 3.1 不同弹性功率检测方法的比较

检测方法	描述	优点	缺点 / 挑战
基于 C/N_0 的跃变变化 ^[4]	通过分析 C/N_0 观测值时间序列，寻找超过阈值的跃变以判断弹性功率状况。	原理简单，对 GPS 系统效果较好。	噪声可能导致误判；对 C/N_0 变化不显著的 BDS-2 卫星易漏报。
基于 C/N_0 的线性关系 ^[29]	利用不同信号 C/N_0 间的线性关系推算另一个信号，实现实时检测。	精度高，不依赖机器学习方法。	主要针对 GPS 系统，适用性待扩展。
双频指标 ^[7]	针对 BDS-2 卫星，利用 C/N_0 与硬件延时作为双阈值进行检测。	显著降低 BDS-2 的漏报率。	方法特定于 BDS-2。
基于随机森林 ^[26]	结合图像特征、多项式拟合、CFAR 和分类器实现实时监测。	自动化程度高，噪声容忍度强。	依赖历史训练数据；实时数据丢失影响性能。
基于 XGBoost ^[30]	利用 LEO 卫星数据训练 XGBoost 模型检测 GPS 弹性功率。	精度高 ($>90\%$)，适应不同区域和季节变化。	需要大量 LEO 卫星数据支持。

3.3 数据来源与预处理

为了评估 AFPD-DTW 的性能，我们分别进行了事后处理检测与实时检测实验，使用的数据集如表3.2所示。

表 3.2 AFPD-DTW 实验的数据集

实验类型	时间	测站	接收机-天线类型	GNSS& 频段
后处理	Jan 2020 - July 2025	AIRA	TRIMBLE ALLOY / TRM59800.00	GPS-S2W
		BIK0	SEPT POLARX5 / JAV_RINGANT_G3T	
		CAS1	TRIMBLE ALLOY / LEIAR25.R3	
		HAL1	SEPT POLARX5 / JAVRINGANT_DM	
		HLFX	SEPT POLARX5 / TPSCR.G3	
		KAT1	SEPT POLARX5 / LEIAR25.R3	
实时处理	June 1–7, 2024	SAVO	TRIMBLE NETR9 / TRM115000.00	GPS-S2W
		STFU	JAVAD TRE_G3TH / TRM57971.00	
		ABPO	SEPT POLARX5 / ASH701945G_M	
		CUSV	JAVAD TRE_3 DELTA / JAVRINGANT_DM	
		FAA1	SEPT POLARX5 / LEIAR25.R4	
		KOKV	JAVAD TRE_G3TH / ASH701945G_M	
		KOS1	SEPT POLARX5E / LEIAR25.R3	
		KOUR	SEPT POLARX5TR / SEPCHOKE_B3E6	
		MKEA	SEPT POLARX5 / JAVRINGANT_DM	
		NKLG	SEPT POLARX5 / TRM59800.00	
多星座	Jan 2023 - July 2025	NNOR	SEPT POLARX5TR / SEPCHOKE_B3E6	BDS-S2I, S6I, S7I
		OUS2	SEPT POLARX5 / SEPCHOKE_B3E6	
多频段	Jan 2024 - July 2025	与后处理 相同	与后处理相同	GPS-S1C, S1W
		与后处理 相同	与后处理相同	

在事后处理检测中，我们使用了 2020–2025 年间来自 8 个 IGS 站点的每日 30 秒采样 S2W C/N₀ 数据，这些站点包括：AIRA、BIK0、CAS1、HAL1、HLFX、KAT1、SAVO 和 STFU。

随后，在实时检测实验中，我们选取了 2024 年 6 月 1 日至 2024 年 6 月 7 日期间

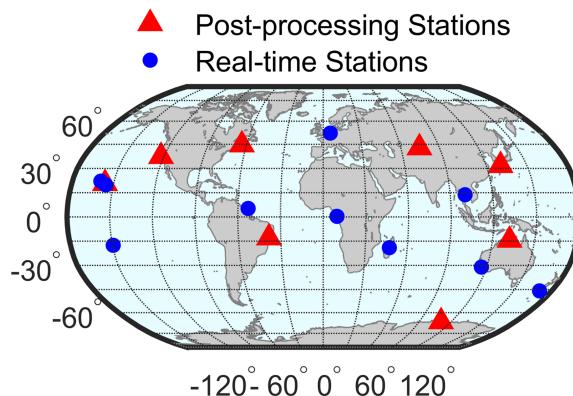


图 3.1 用于 AFPD-DTW 检测中事后处理与实时实验的站点全球分布

来自 10 个 IGS 站点的数据：ABPO、CUSV、FAA1、KOKV、KOS1、KOUR、MKEA、NKLG、NNOR 和 OUS2。

站点选择基于两个主要标准：

1. 持续稳定的 C/N_0 观测可用性；
2. 广泛的地理分布，以确保足够的空间覆盖与冗余。

此外，通过 IGS 元数据对硬件一致性进行了验证。

图3.1展示了参与这两项实验的站点分布，其中红色三角形与蓝色圆点分别代表用于事后处理与用于实时检测的站点。这些 30 秒数据均来自 CDDIS (<https://gdc.cddis.eosdis.nasa.gov/pub/gnss/data/daily>)。

在多星座与多频点验证方面，我们沿用事后处理实验中的同一批站点，对 2023 年 1 月至 2025 年 7 月期间的北斗 BDS S2I、S6I 与 S7I 信号，以及 2024 年 7 月至 2025 年 7 月期间的 GPS S1C 与 S1W 信号进行了检测。

3.4 滑动窗口 FPD 检测方法

传统的人工观察法虽然能够直观识别 GNSS 卫星弹性功率的开启与关闭，但在实际应用中面临显著局限。一方面，全球 GNSS 测站数量庞大、可见卫星众多；另一方面，不同卫星系统包含多个频点信号，使得逐一人工判读 C/N_0 时间序列几乎不具可行性，且极其耗费人力与时间成本。为此，DLR 的 Peter Steigenberger 提出了一种自动化的弹性功率检测算法——FPD (Flex Power Detector)^[25]。

FPD 方法的核心思想是：当卫星在非弹性功率与弹性功率模式之间切换时，地面测站接收到的载噪比 C/N_0 时间序列会出现明显的阶跃式变化。通过对多测站 C/N_0

序列中这种阶跃特征进行统计检测，可以实现对 FP 状态切换的可靠判识。

在具体实现中，FPD 算法首先对原始观测数据进行质量控制。设某测站在历元 t 接收到的载噪比观测值为 $C(t)$ ，FPD 仅保留满足高度角不小于 30° 且

$$C(t) \geq 30 \text{ dB-Hz} \quad (3.12)$$

的观测值，以减小低仰角与弱信号引入的噪声影响。

随后，对筛选后的 C/N_0 序列计算相邻历元差分：

$$\Delta C(t) = C(t) - C(t-1), \quad (3.13)$$

用于捕获可能存在的瞬时阶跃变化。然而，考虑到部分弹性功率切换并非完全突变，而可能表现为短时间内的渐变特征，FPD 进一步引入滑动平均差分检测。具体而言，在当前历元 t 前后各取 5 分钟时间窗口（对应若干历元），分别计算窗口平均值：

$$\bar{C}_{\text{pre}}(t), \quad \bar{C}_{\text{post}}(t), \quad (3.14)$$

并计算两者之差：

$$\Delta \bar{C}(t) = \bar{C}_{\text{post}}(t) - \bar{C}_{\text{pre}}(t). \quad (3.15)$$

该量能够有效反映缓变阶跃型的功率变化特征，从而提高检测的鲁棒性。

在单测站层面，若 $\Delta C(t)$ 或 $\Delta \bar{C}(t)$ 显示出显著的正向阶跃变化，则认为该测站在历元 t 检测到一次潜在的弹性功率切换事件。为避免由局部噪声或异常观测引起的误判，FPD 采用多测站一致性判决策略：在同一历元 t ，若在约 250 个 IGS 测站中，至少有 20 个测站同时检测到正向阶跃变化，则判定对应卫星在该历元切换至弹性功率 (FP ON) 模式；反之，则认为卫星处于非弹性功率 (FP OFF) 状态。

通过结合单站阶跃检测与多站统计一致性判决，FPD 方法在保证计算效率的同时，有效抑制了噪声和偶发异常的影响，实现了对 GNSS 卫星弹性功率切换的自动化、规模化检测。

基于上述原理，本文采用 FPD 算法对 BAIE 等 20 个 IGS 测站在 2019—2023 年期间接收的 GPS 卫星三频载噪比 (C/N_0) 数据进行了弹性功率的事后处理检测。部分实验结果如图3.2所示。其中，图3.2(a) 给出了 2020 年 BAIE 测站接收的 G05 卫星 S2W 频点的原始 C/N_0 时间序列及对应的 FPD 检测结果；图中依据先前通过人工观察法识别得到的结果，对不同已知弹性功率模式对应的时间区间采用不同颜色进行标注。图3.2(b) 则展示了同一时间段内 BAIE 测站接收的 G03 卫星 S2W 频点的原始载噪比数据及其 FPD 检测结果，同样采用不同颜色对各类弹性功率模式进行覆盖。

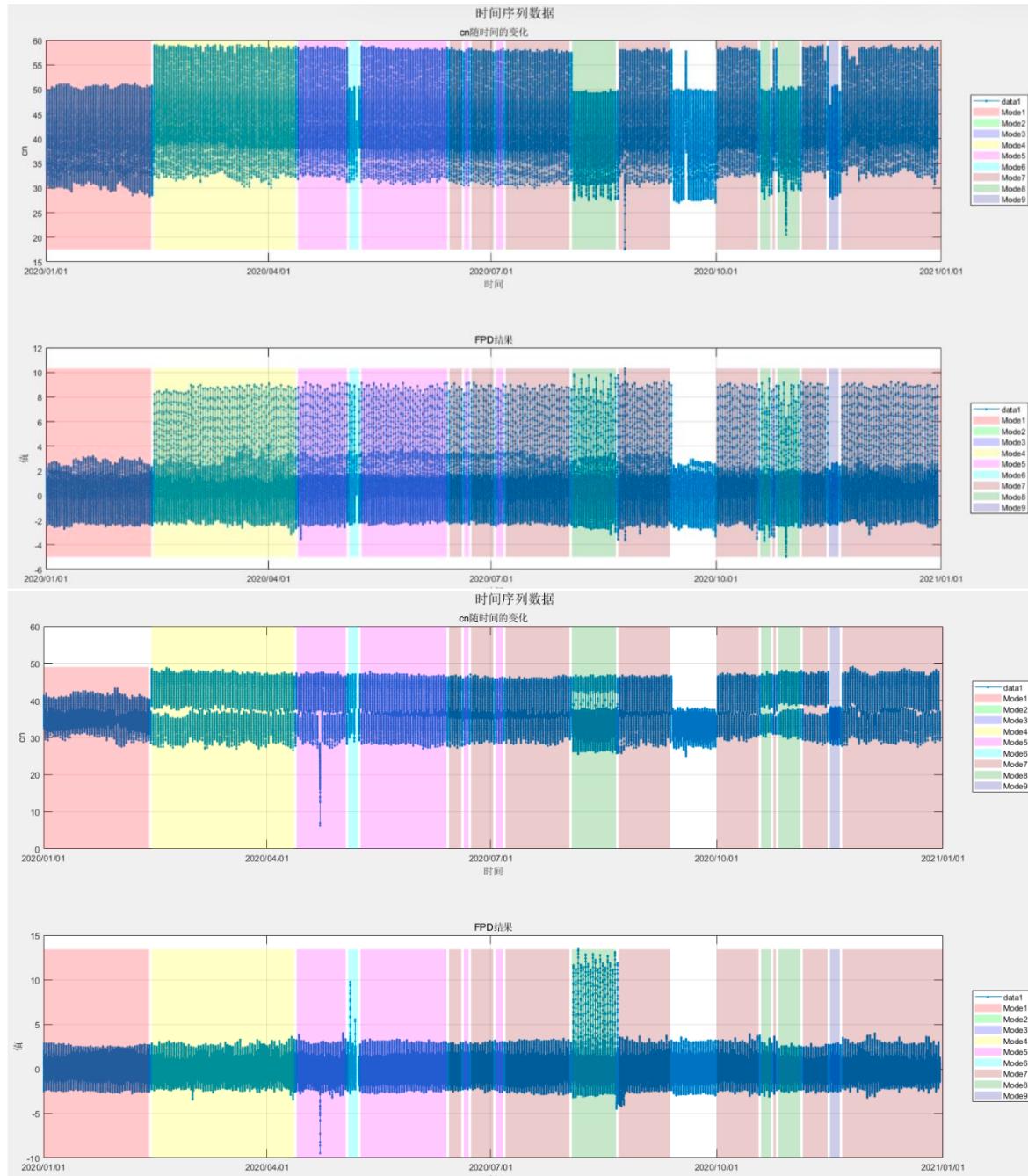


图 3.2 2020 年 BAIE G05 S2W FPD 算法检测结果

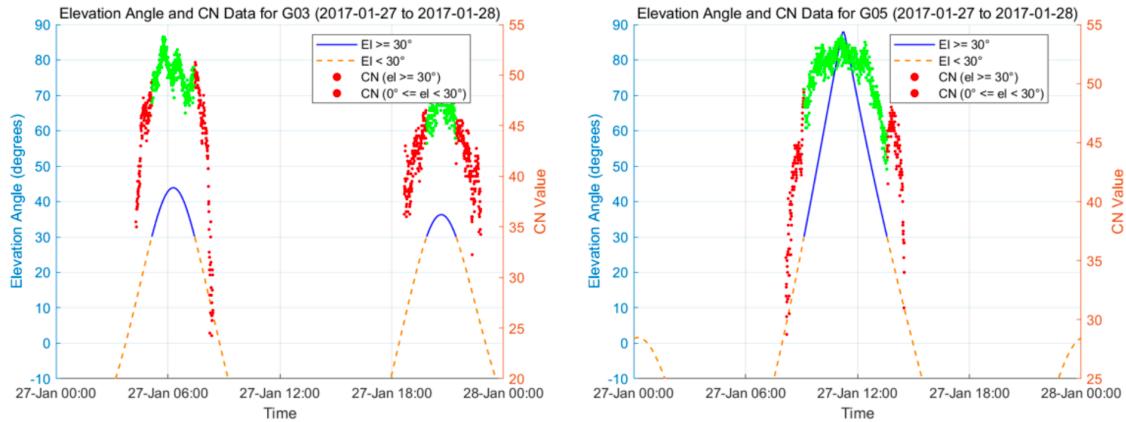


图 3.3 高度角截止滤除数据示意图

从实验结果可以直观发现,不同卫星的检测效果存在明显差异。相较于 G05 S2W, G03 S2W 的 FPD 检测结果整体表现较差: 其异常值主要集中在 Mode6 与 Mode8 区间,仅在这些时间段被判定为弹性功率开启状态; 而 G05 S2W 的检测结果则除 Mode9 未能成功识别外,其余弹性功率模式基本均得到了较为准确的探测。

进一步分析表明,该差异主要源于两颗卫星载噪比时间序列变化特征的不同。G03 的 C/N_0 序列在弹性功率开启时多表现为整体抬升,而 G05 的变化特征则以明显的阶跃式抬升为主。由于 FPD 算法本质上依赖于对阶跃变化的检测,因此其对阶跃抬升型模式具有较高的敏感性,而对整体抬升型变化的检测能力相对有限。

此外,FPD 算法在应用过程中还需对载噪比数据进行高度角过滤,通常设置高度角截止值为 30° 。这是因为在低高度角条件下, C/N_0 数据噪声水平较高,容易出现突变,这类突变恰好是 FPD 算法容易误判为弹性功率阶跃的特征,因此必须通过预处理加以抑制。然而,这种过滤策略也会导致大量观测数据被剔除,从而减少可用样本数量。对于弹性功率区域主要出现在较低高度角、或当日高高度角观测本身较少的情况,这种数据损失会显著增加检测难度。图3.3展示了采用 30° 高度角作为载噪比截止角后的数据分布情况,可以看出该阈值会过滤掉相当比例的有效观测信息。

在计算效率方面,大量实验表明 FPD 算法的整体耗时较长。在一台配置为 Intel(R) Core(TM) i7-9750H CPU @ 2.60 GHz、内存 32.0 GB 的计算机上,采用 C 语言实现的 FPD 算法对单一频点一整年的数据进行处理约需 20 min,使用 Python 实现耗时约 21 min,而 MATLAB 实现的处理时间则高达约 90 min。考虑到实际应用中需要同时处理数百个 IGS 测站、多个卫星以及多频点数据,FPD 算法在整体计算量和时间消耗上均十分可观,这使其在实时弹性功率监测场景中的适用性受到明显限制。

3.5 基于动态时间规划（DTW）的检测方法

本节首先介绍 AFPD-DTW 的整体处理流程，随后解释其各处理步骤的具体细节，最后给出阈值确定策略。

3.5.1 AFPD-DTW 检测方法处理流程

AFPD-DTW 的处理流程包括三个主要步骤，如图3.4所示。第一步是数据处理模块，它收集多站观测数据，包括观测文件、导航星历以及提供站坐标的 SINEX 文件。随后提取 C/N_0 观测值，并与计算得到的卫星高度角进行结合。参考 FPD 方法^[25]中的实际策略，为减轻多路径与噪声影响，剔除高度角低于 30° 的数据。

第二步是将预处理后的数据输入 AFPD-DTW 检测模块。具体而言，当 AFPD-DTW 接收到新的数据时，若为事后处理（post-processing），系统会首先检查当日序列是否完整；若不完整，则重置模型。而在实时检测中，则直接使用当前窗口的数据。随后流程会验证当前是否存在有效模型：若不存在，则将当前数据作为新模型，将该日标记为检测起始日（day 1），并等待下一批观测数据；若存在有效模型，则使用重叠序列计算 DTW 异常得分。当该得分超过由四分位距（IQR）方法确定的阈值时，即判定存在弹性功率事件；反之，则将当前数据纳入模型以进一步更新，从而增强模型的稳健性。

第三步是数据融合模块，用于对同一卫星的多站结果进行整合。具体而言，每颗卫星会对应多个 DTW 异常得分，这些得分通过加权投票方案（weighted voting）进行融合，得到最终的异常得分。当该得分超过阈值时，即检测到弹性功率事件。为验证检测事件的空间一致性，还利用卫星地面轨迹检查激活区域及激活中心。最终输出内容包括检测到的弹性功率事件列表及对应的检测时间线。

3.5.2 AFPD-DTW 检测方法

AFPD-DTW 的核心假设是：在非弹性功率（non-flex-power）条件下，GNSS 信号的 C/N_0 时间序列呈现高度可重复的日周期模式。当目标日的序列模式与前几天存在显著偏离时，即表明发生了弹性功率变化。与基线建模方法相比，AFPD-DTW 使用前几天的稳定序列作为动态参考模型，并利用 DTW 计算当前序列与该模型之间的异常得分。

在事后处理模式下，设 $S_i = (s_{i,1}, s_{i,2}, \dots, s_{i,T})$ 表示需要检测的当天 C/N_0 序列，

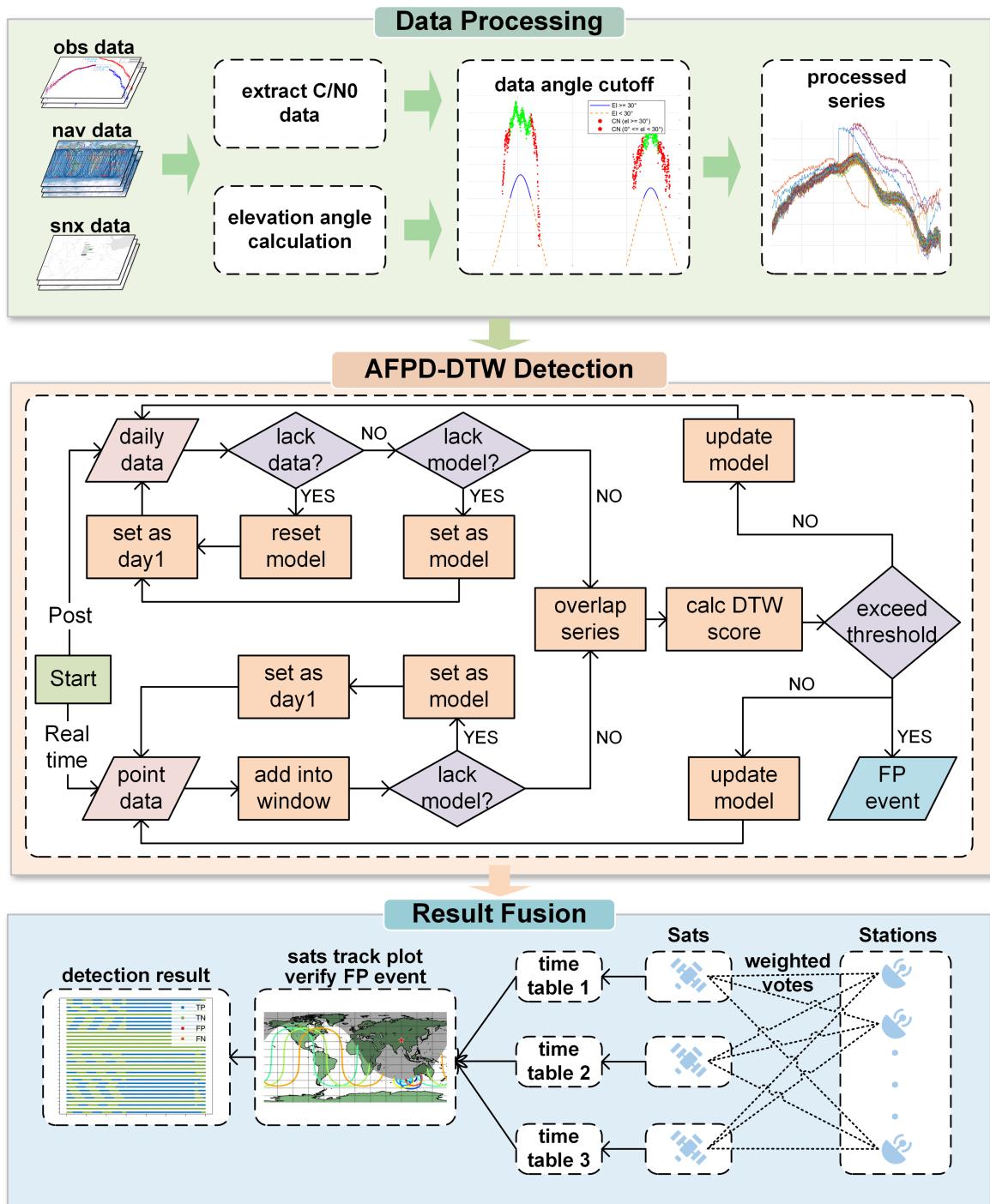


图 3.4 AFPD-DTW 流程图

其中 T 为当日观测历元数。该序列与前 N 天的平均序列比较：

$$S_{\text{model}} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N S_{i-j}. \quad (3.16)$$

采用平均可平滑逐日波动，得到更稳健的参考序列。随后计算差分：

$$\text{diff}_S = S_i - S_{\text{model}}. \quad (3.17)$$

若 diff_S 超过阈值 thre ，则判定为弹性功率事件。

然而，该直接差分方法虽然高效，但存在以下两大限制：

1. 对 C/N_0 噪声非常敏感，易产生虚警；
2. 序列间存在时间错位：GPS 轨道重复周期为 11 h 58 min，而观测为 24 h 太阳日，导致逐日比较容易出错。

为解决上述问题，引入动态时间规整（Dynamic Time Warping, DTW）。DTW 通过动态对齐序列并计算最优路径距离来衡量相似性^[31]。给定模型序列 S_{model} 和目标序列 S_{target} ：

$$S_{\text{model}} = (x_1, x_2, \dots, x_N), \quad S_{\text{target}} = (y_1, y_2, \dots, y_M), \quad (3.18)$$

其中 N 和 M 为两序列长度。定义局部距离函数：

$$D(i, j) = d(x_i, y_j) = |x_i - y_j|.$$

累积距离矩阵 C 通过下式递推得到：

$$C(i, j) = D(i, j) + \min(C(i-1, j), C(i, j-1), C(i-1, j-1)), \quad (3.19)$$

初始化为 $C(1, 1) = D(1, 1)$ 。最终 DTW 距离为

$$\text{DTW}(S_{\text{model}}, S_{\text{target}}) = C(N, M),$$

作为异常度量：值越小序列越相似，越大则可能存在弹性功率变化。检测规则为：

$$\text{DTW}_S > \text{thre} \Rightarrow \text{弹性功率事件}, \quad \text{DTW}_S \leq \text{thre} \Rightarrow \text{正常状态}. \quad (3.20)$$

在实时检测中，设采样间隔为 Δt ，窗口长度为 W 。定义当前窗口与模型窗口为：

$$\mathcal{W}_t = \{t-W+1, \dots, t\}, \quad S_i^t = \{s_{i,\tau} \mid \tau \in \mathcal{W}_t\}, \quad M_t = \{m_\tau \mid \tau \in \mathcal{W}_t\}.$$

其中 $s_{i,\tau}$ 为第 i 天第 τ 历元的 C/N_0 , m_τ 为模型序列对齐至对应历元的值。

实时 DTW 使用 Sakoe–Chiba 带约束 (半宽 $r \leq 3$):

$$|p - q| \leq r.$$

它限制时间偏移并将计算复杂度由 $O(W^2)$ 降到 $O(Wr)$ 。

局部代价与带约束递推为:

$$d(s_{i,\tau}, m_\kappa) = s_{i,\tau} - m_\kappa, \quad (3.21)$$

$$C_t(p, q) = d(s_{i,t-W+p}, m_{t-W+q}) + \min(C_t(p-1, q), C_t(p, q-1), C_t(p-1, q-1)), \quad (3.22)$$

其中 $p, q \in \{1, \dots, W\}$ 且须满足 $|p - q| \leq r$, 初始化为:

$$C_t(1, 1) = d(s_{i,t-W+1}, m_{t-W+1}). \quad (3.23)$$

最优路径 P_t 的长度为 $L(P_t)$, 归一化 DTW 距离为:

$$d_t = \frac{C_t(W, W)}{L(P_t)}. \quad (3.24)$$

实时判决规则为:

$$\begin{cases} d_t > \text{thre}_{rt}, & \text{弹性功率事件,} \\ d_t \leq \text{thre}_{rt}, & \text{非事件.} \end{cases} \quad (3.25)$$

当不同日期处于相同的弹性功率状态时, DTW 值保持较低。如图3.5所示:

1. 当两序列均为 OFF 状态时, 残差小于 1, DTW 值为 116.92;
2. 当两序列均为 ON 且无阶跃偏移时, DTW = 76.91;
3. 当存在阶跃偏移时, 尽管残差超过 5, DTW = 131.57 仍与前例接近, 说明 DTW 能识别模式相似性且对时间偏移不敏感。

相比之下, 当实际发生弹性功率变化时, DTW 值会显著升高。在图3.5(d) 与图3.5(e) 中, 当 C/N_0 数据出现阶跃式提升或整体提升时, DTW 值分别上升至 2368.88 和 2681.97, 其量级比保持一致状态时高出一个数量级。

值得注意的是, DTW 同样能够有效处理中存在较强噪声的情况。在图3.5(f) 中, 尽管测试数据包含明显噪声, 差分值最高达到 10, 但 DTW 值仍保持在较低水平 (286.04)。这种对噪声具有强鲁棒性的检测能力, 使 DTW 方法能够同时适用于阶跃式提升和整体提升两类模式。

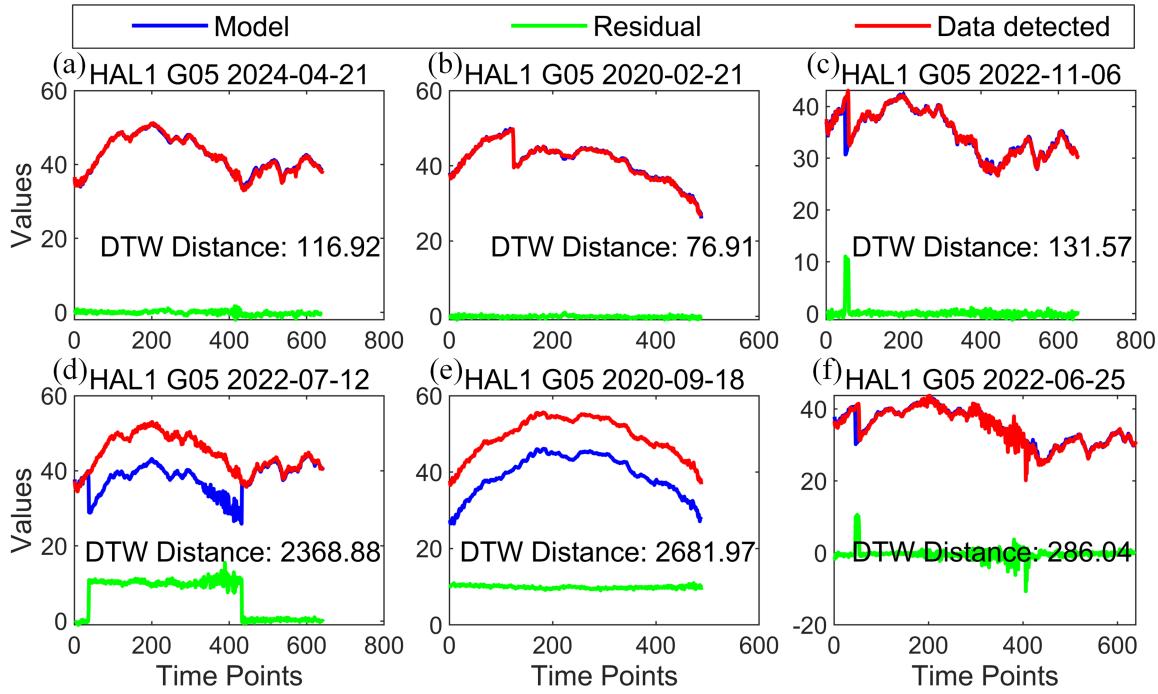


图 3.5 在不同场景下，DTW 方法与差分方法的异常评分结果对比

3.5.3 阈值策略

有效的阈值确定对于将 DTW 距离度量正确转化为弹性功率检测结果至关重要。阈值过小会导致误报 (false alarms)，而阈值过大则会造成漏检 (missed detections)。本文采用 IQR (Interquartile Range) 方法，其自适应阈值特性在实际应用中效果良好。相比之下，静态阈值无法在不同卫星与站点之间通用，而机器学习方法则需要标注数据与频繁更新模型，因此均不适用于本场景。

首先从 DTW 序列 DTW_s 中计算四分位数，即第 25 百分位数 Q_1 和第 75 百分位数 Q_3 。随后计算 IQR：

$$IQR = Q_3 - Q_1. \quad (3.26)$$

为了检测异常点，依据 IQR 定义上下阈值。通常使用系数 k (典型取值为 1.5)：

$$\text{Upper threshold} = Q_3 + k \cdot IQR, \quad \text{Lower threshold} = Q_1 - k \cdot IQR. \quad (3.27)$$

对 DTW 序列中的每个数据点 x_i 与阈值进行比较，异常判断条件为：

$$x_i > Q_3 + k \cdot IQR, \quad x_i < Q_1 - k \cdot IQR. \quad (3.28)$$

因此，最终的异常判定规则可写为：

$$\begin{cases} \text{DTW}_S > Q_3 + k \cdot \text{IQR}, & \text{弹性功率事件,} \\ \text{DTW}_S < Q_1 - k \cdot \text{IQR}, & \text{弹性功率事件,} \\ Q_1 - k \cdot \text{IQR} \leq \text{DTW}_S \leq Q_3 + k \cdot \text{IQR}, & \text{非弹性功率事件.} \end{cases} \quad (3.29)$$

为了评估 AFPD-DTW 的检测性能，我们采用标准分类指标。根据阈值分类结果定义 True Positives (TP)、False Positives (FP)、True Negatives (TN) 和 False Negatives (FN)。对应指标计算如下：

$$\begin{aligned} \text{TPR} &= \frac{TP}{TP + FN}, & \text{FPR} &= \frac{FP}{FP + TN}, \\ \text{Accuracy} &= \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, & \text{Precision} &= \frac{TP}{TP + FP}. \end{aligned} \quad (3.30)$$

其中，TPR 表示真实弹性功率事件被正确检测的概率；FPR 表示非事件被误分类的概率。Accuracy 衡量整体检测的正确率，Precision 则反映检测为事件的结果中有多少为真正事件。综合这些指标，可对 AFPD-DTW 的检测性能进行全面评估。

3.5.4 基于 DTW 方法的检测结果

本节将通过事后处理、实时检测以及多星座／多频点检测实验对 AFPD-DTW 进行评估，并进一步与现有方法进行对比分析。

3.5.4.1 后处理结果分析

事后处理检测使用 2020–2025 年的全年数据进行验证。图3.6和图3.7展示了各站点的 S2W 信号 DTW 异常得分。在按天统计的异常得分中，数值越高表示发生弹性功率变化事件的可能性越大，不同颜色代表不同的卫星。图中可以清晰观察到某些日期多个卫星同时出现高异常得分的情况，特别是在 2021 年的弹性功率事件期间尤为明显。相比之下，2020 年的弹性功率事件更加集中，这与当年更复杂且频繁的弹性功率活动相对应。

需要注意的是，由于数据缺失，部分日期未显示异常得分，例如 CAS1 站在 2020 年 4 月至 6 月期间的缺测。通过多站点的验证，我们发现：若具备高质量 C/N₀ 数据，即便使用极少量站点，也能够确定弹性功率激活日期。

为了识别具体的弹性功率事件日期，我们对 DTW 异常得分进行了异常检测。图3.8展示了基于动态 IQR 阈值方法的九组分类结果，用于区分弹性功率事件。由于弹性功率激活日期远少于非激活日期，IQR 分类器会将激活日期识别为异常点。对于

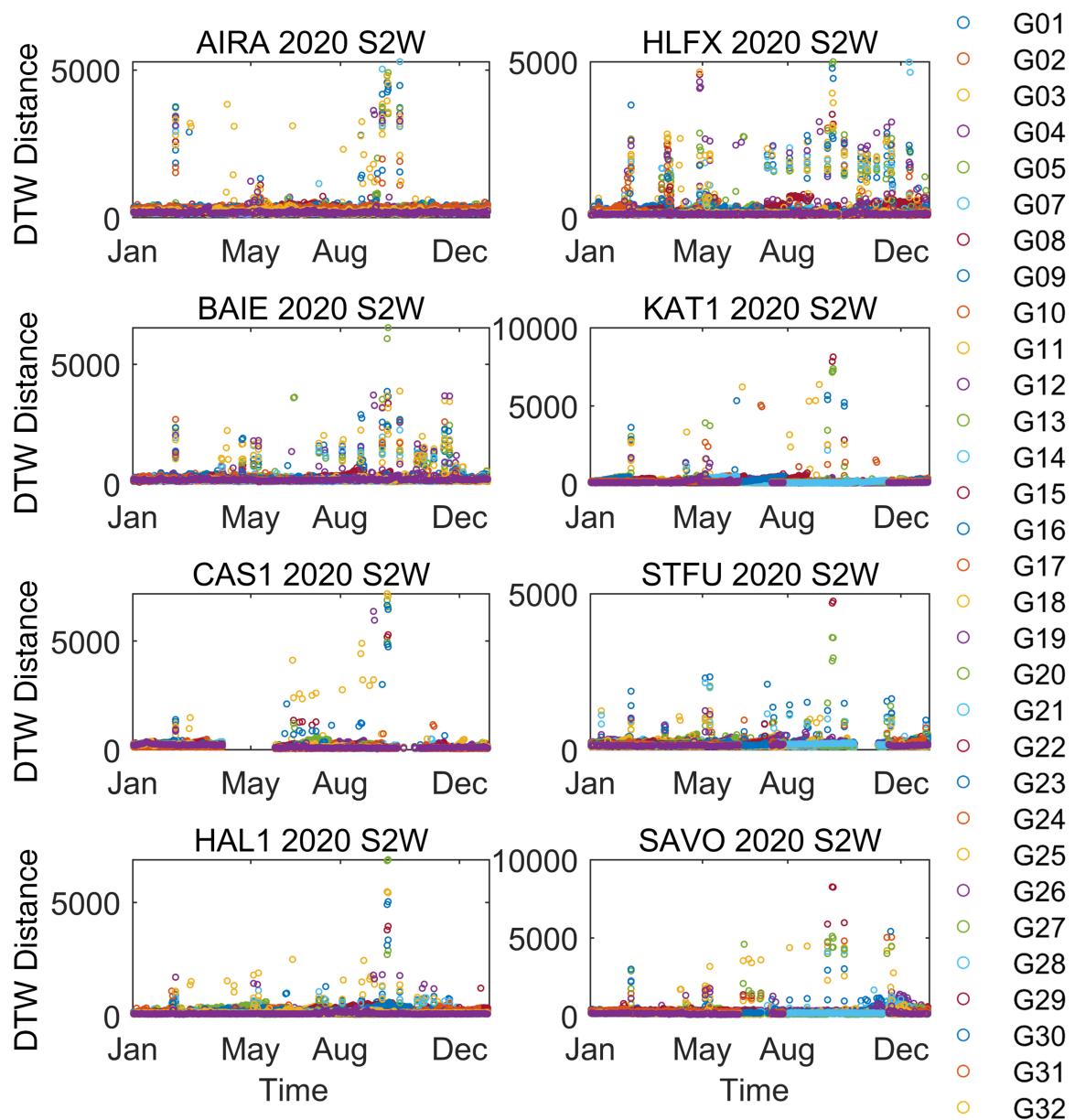


图 3.6 2020 年不同 GPS 卫星 S2W 信号的 DTW 异常得分时间序列。彩色圆点表示不同的 GPS 卫星。较高的 DTW 异常得分表示发生弹性功率变化事件的可能性更大

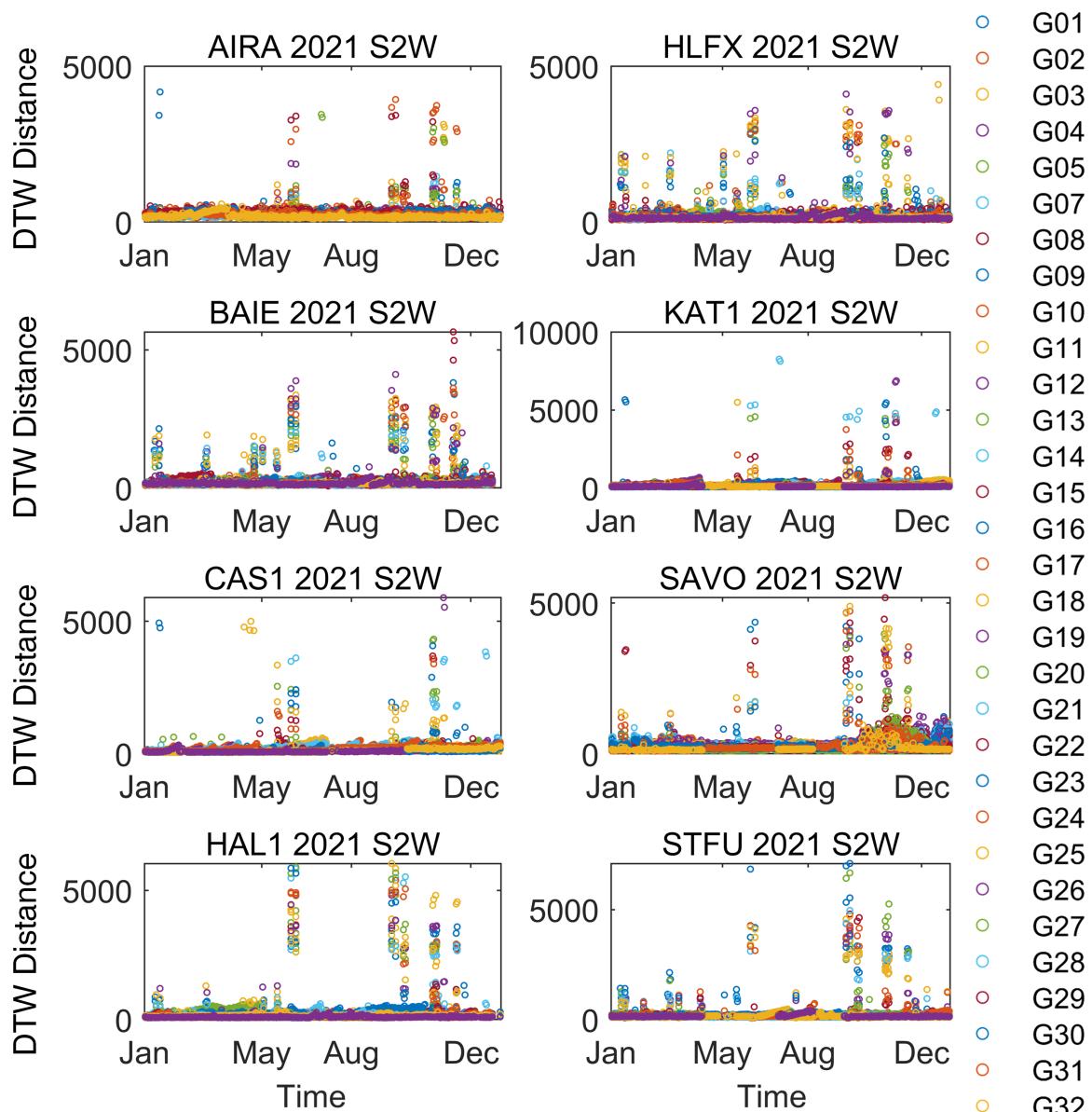


图 3.7 2021 年不同 GPS 卫星 S2W 信号的 DTW 异常得分时间序列

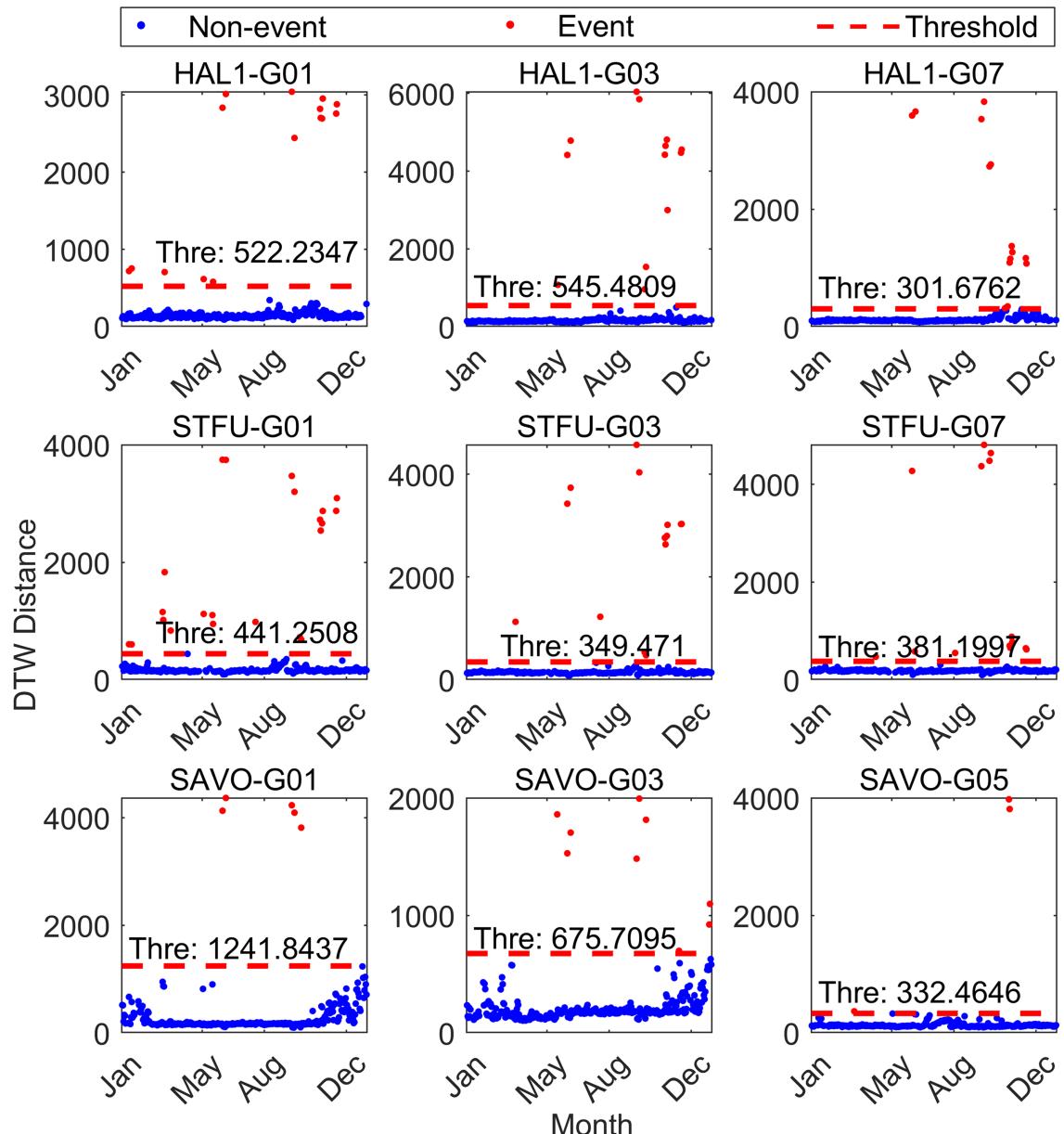


图 3.8 基于动态 IQR 阈值的方法用于区分多站点-多卫星组合的 S2W 信号中的弹性功率事件（红色）与非事件（蓝色）

分类表现欠佳的情况（如图3.8中 SAVO G01 与 G03），可通过多个站点与多个卫星的简单等权或加权投票策略有效避免误判。

表3.3给出了AFPD-DTW事后处理算法在2020与2021年的弹性功率事件检测结果，这些结果与已有研究^[10,22-23]报告的事件高度一致。表3.4将AFPD-DTW的事后处理结果扩展至2022年1月至2025年7月的弹性功率事件，为后续相关研究提供了重要参考。此外，我们还识别出若干FPD未能检测到的弹性功率事件（以*标注），进一步验证了所提出算法的鲁棒性。

表3.3 2020–2021年检测到的GPS S2W 弹性功率变化事件（标注*的事件为以往方法未检测到）

事件	日期	事件	日期	事件	日期	事件	日期
1	2020/2/14	12	2020/9/13	23	2021/1/16	34	2021/10/23
2	2020/5/4	13	*2020/9/18	24	2021/3/5	35	2021/10/24
3	2020/5/5	14	*2020/9/19	25	2021/3/6	36	2021/10/26
4	2020/5/9	15	2020/10/1	26	2021/5/2	37	2021/10/27
5	2020/6/14	16	2020/10/19	27	2021/5/17	38	*2021/11/3
6	2020/6/20	17	2020/10/24	28	2021/5/31	39	*2021/11/4
7	2020/6/23	18	2020/10/26	29	2021/6/5	40	2021/11/16
8	2020/7/3	19	2020/11/5	30	2021/9/11	41	2021/11/17
9	*2020/7/10	20	2020/11/16	31	2021/9/15		
10	2020/8/3	21	2020/11/21	32	2021/9/23		
11	2020/8/22	22	2021/1/12	33	2021/9/25		

图3.9展示了三例AFPD-DTW成功检测而FPD未检测到的2020–2021年多站点S2W C/N₀时间序列。其中不同颜色的点代表不同站点的观测，红色与绿色阴影线分别表示弹性功率的激活与关闭区间，并附有时间戳。

例如，2020年7月8日与9日，G05的弹性功率分别在1:24关闭、11:25激活，而在7月10日，这两个时刻变为0:22与13:15，显示出模式转换。2020年9月18日，弹性功率切换到全球覆盖模式，并于9月19日关闭。类似地，2021年11月3日，激活/关闭时间由00:00/12:00突然变为00:00/3:01，表明发生了另一次模式变化。这些模式转换均被AFPD-DTW成功检出，而FPD未能识别，进一步凸显了本方法的有效性。

3.5.4.2 实时结果分析

为了确保实时检测中对全天信号的完整覆盖，我们使用了10个站点在2024年6月1–7日期间的观测数据。图3.10给出了AFPD-DTW的实时检测结果，其中蓝色、绿色、红色和橙色分别表示TP、TN、FP和FN。表3.5的性能分析显示，AFPD-DTW在实时检测中具有极高的可靠性。对所有PRN而言，TPR均超过99.6%，其中G15

表 3.4 2022 年 1 月至 2025 年 7 月期间检测到的 GPS S2W 弹性功率变化事件

Event	Date	Event	Date	Event	Date	Event	Date
1	2022/5/24	30	2023/6/22	59	2023/11/6	88	2024/2/17
2	2022/5/25	31	2023/6/23	60	2023/11/7	89	2024/3/5
3	2022/6/13	32	2023/6/24	61	2023/11/9	90	2024/4/29
4	2022/6/18	33	2023/6/26	62	2023/11/10	91	2024/4/30
5	2022/7/11	34	2023/6/27	63	2023/12/4	92	2024/5/10
6	2022/7/12	35	2023/6/29	64	2023/12/8	93	2024/5/11
7	2022/7/16	36	2023/7/22	65	2023/12/11	94	2024/5/26
8	2022/8/18	37	2023/7/29	66	2023/12/12	95	2024/5/27
9	2022/8/19	38	2023/8/22	67	2023/12/14	96	2024/6/4
10	2022/8/20	39	2023/8/23	68	2024/1/4	97	2024/6/7
11	2022/8/21	40	2023/8/24	69	2024/1/19	98	2024/6/8
12	2022/8/22	41	2023/8/25	70	2024/1/20	99	2024/6/15
13	2022/8/23	42	2023/8/26	71	2024/1/20	100	2024/6/26
14	2022/8/24	43	2023/8/27	72	2024/1/21	101	2024/6/27
15	2022/9/6	44	2023/8/28	73	2024/1/22	102	2024/7/25
16	2022/9/7	45	2023/8/29	74	2024/1/23	103	2024/7/26
17	2022/9/10	46	2023/9/21	75	2024/1/24	104	2025/3/31
18	2022/9/18	47	2023/9/22	76	2024/1/25	105	2025/4/4
19	2022/9/26	48	2023/9/23	77	2024/1/26	106	2025/4/5
20	2022/10/3	49	2023/9/24	78	2024/1/30	107	2025/4/12
21	2022/10/6	50	2023/10/3	79	2024/1/31	108	2025/4/14
22	2022/12/5	51	2023/10/4	80	2024/2/1	109	2025/4/19
23	2022/12/10	52	2023/10/6	81	2024/2/2	110	2025/4/28
24	2023/4/24	53	2023/10/7	82	2024/2/5	111	2025/4/29
25	2023/4/25	54	2023/10/24	83	2024/2/6	112	2025/5/1
26	2023/4/28	55	2023/10/25	84	2024/2/9	113	2025/5/8
27	2023/4/29	56	2023/10/26	85	2024/2/10	114	2025/5/9
28	2023/5/1	57	2023/11/1	86	2024/2/14	115	2025/5/13
29	2023/5/16	58	2023/11/2	87	2024/2/15		

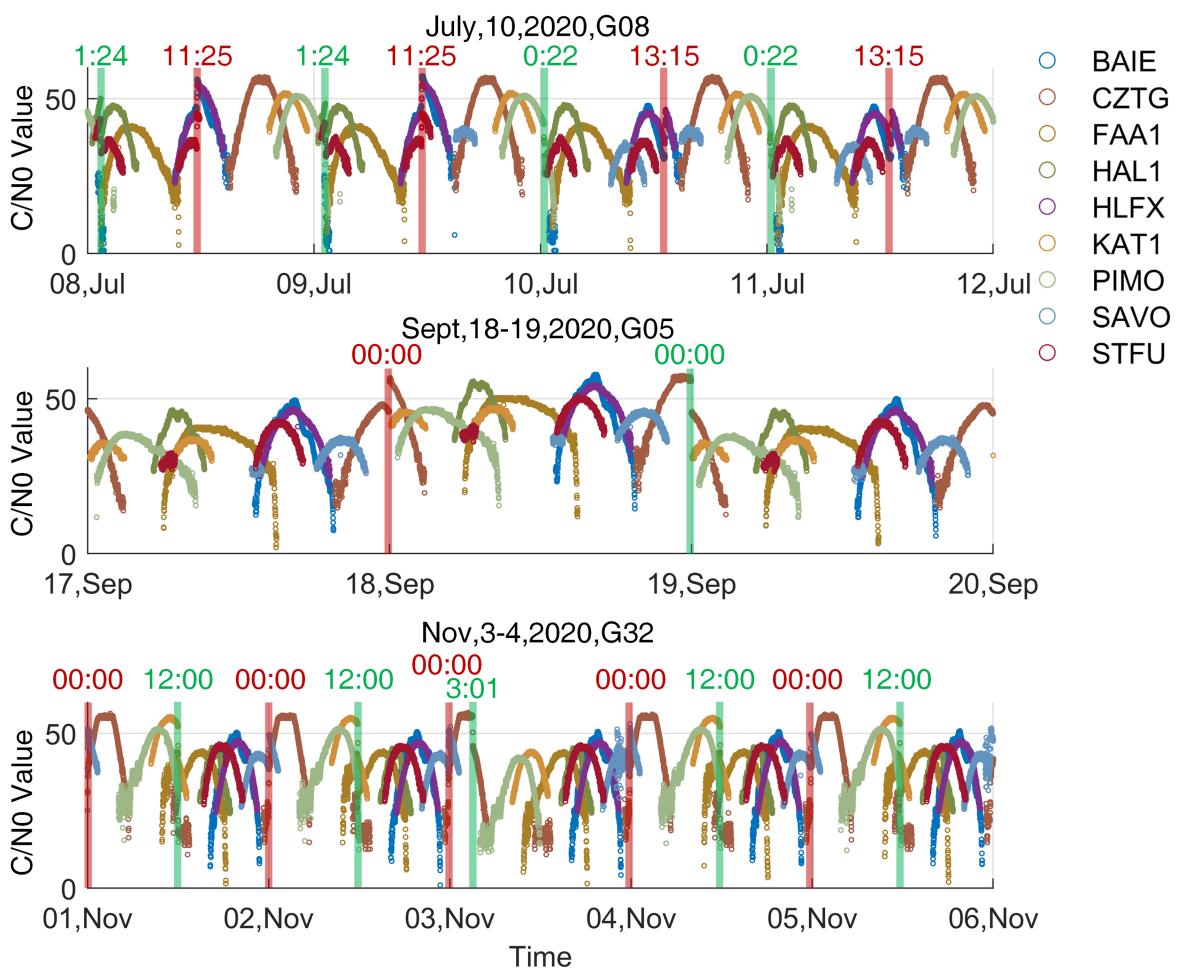


图 3.9 2020–2021 年期间多站 S2W C/N₀ 时间序列中由 FPD 漏检的三次弹性功率模式转换

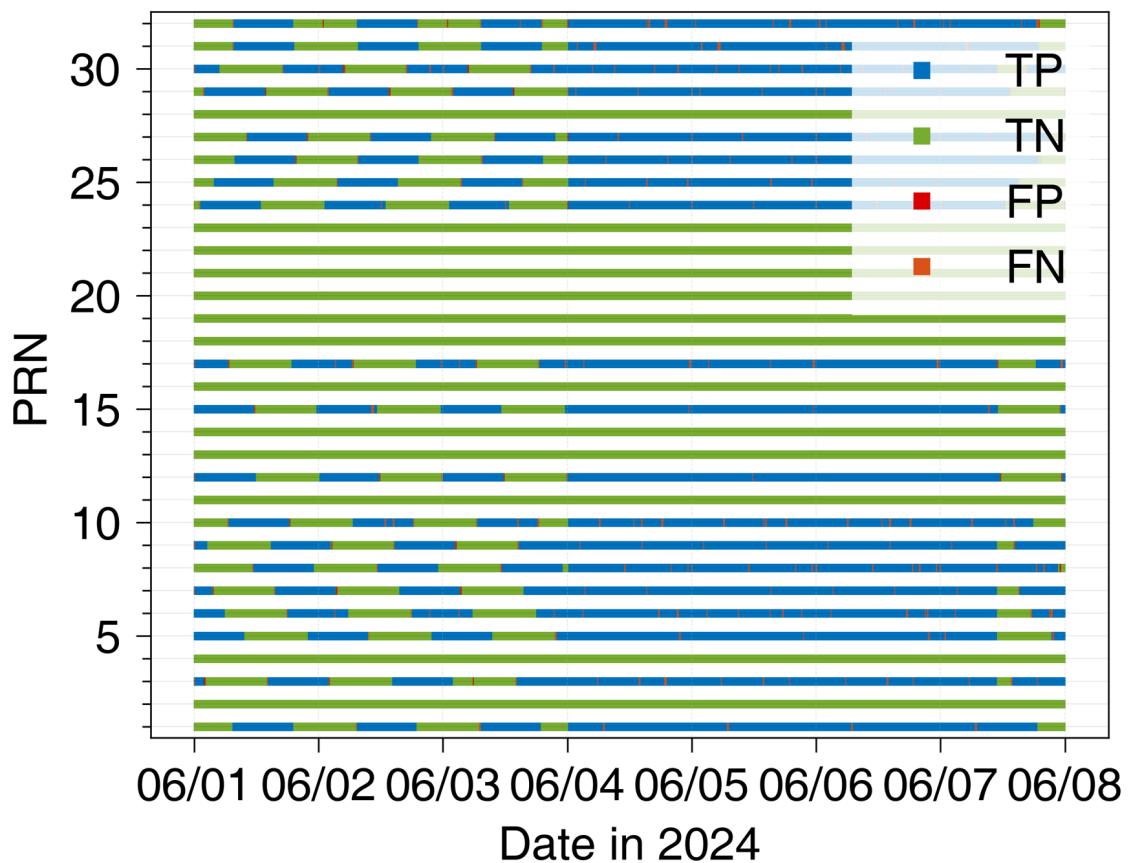


图 3.10 2024 年 6 月 1 日至 8 日期间 GPS 卫星的 AFPD-DTW 实时检测结果

的检测率最高，达到 99.93%。FPR 极低，G01、G05、G06、G25 和 G31 的假阳性率为零。整体精度（Accuracy）始终保持在 99.74% 至 99.97% 之间。Precision 表现尤为优秀，多颗卫星达到 100%，最低 Precision 也超过 99.95%。总体而言，AFPD-DTW 的平均 TPR 为 99.86%，FPR 为 0.053%，Accuracy 为 99.88%，Precision 为 99.98%，充分展示了其在实时弹性功率检测中的卓越性能。

与此同时，图3.10还揭示了检测期间弹性功率模式随时间的显著变化。在观测时段内，共检测到两种模式。模式 1 出现在 6 月 1–3 日及 6 月 7 日的部分时间段内；而模式 2 则在 6 月 4–6 日全天处于激活状态。表3.6总结了这两种模式的开始与结束时间戳，其差异十分明显。

模式 1 具有区域覆盖特征，覆盖范围为 30°W 至 150°E，但未呈现明显的激活中心（见图3.11）。相比之下，模式 2 提供全球覆盖（见图3.12）。

表 3.5 2024 年 6 月 1-7 日期间基于 S2W 信号的 IIR-M 与 IIF 卫星实时检测性能 (%)

PRN	TPR	FPR	Accuracy	Precision	PRN	TPR	FPR	Accuracy	Precision
G01	99.89	0	99.92	100	G17	99.79	0.08	99.82	99.97
G03	99.85	0.09	99.87	99.97	G24	99.92	0.04	99.93	99.99
G05	99.92	0	99.94	100	G25	99.90	0	99.93	100
G06	99.77	0	99.83	100	G26	99.92	0.04	99.93	99.99
G07	99.95	0.10	99.94	99.97	G27	99.92	0.06	99.92	99.98
G08	99.79	0.07	99.82	99.98	G29	99.87	0.12	99.87	99.95
G09	99.93	0.09	99.93	99.97	G30	99.77	0.08	99.81	99.97
G10	99.66	0.04	99.74	99.99	G31	99.77	0	99.83	100
G12	99.98	0.07	99.97	99.97	G32	99.77	0.12	99.80	99.96
G15	99.93	0.02	99.95	99.99	Ave	99.86	0.05	99.88	99.98

表 3.6 2024 年 6 月 2 日 GPS S2W 弹性功率激活时间段

PRN	Block	Start	End	PRN	Block	Start	End
G01	IIF	07:12:00	18:59:30	G15	IIR-M	00:00:00	11:23:30
G03	IIF	00:00:00	02:00:30			23:24:00	23:59:30
		14:00:30	23:59:30	G17	IIR-M	00:00:00	06:36:00
G05	IIR-M	00:00:00	09:35:30			18:36:00	23:59:30
		21:36:00	23:59:30	G24	IIF	01:00:30	13:00:00
G06	IIF	00:00:00	05:48:00	G25	IIF	03:24:30	15:24:00
		17:49:00	23:59:30	G26	IIF	07:24:30	19:24:00
G07	IIR-M	00:00:00	03:24:00	G27	IIF	09:48:30	21:48:00
		15:24:00	23:59:30	G29	IIR-M	01:48:00	13:36:00
G08	IIF	11:13:00	23:59:30	G30	IIF	00:00:00	04:48:30
G09	IIF	00:00:00	02:24:00			16:49:00	23:59:30
		14:24:30	23:59:30	G31	IIR-M	07:24:00	19:23:30
G10	IIF	06:24:30	18:24:00	G32	IIF	07:12:30	19:12:00
G12	IIR-M	00:00:00	11:48:00				
		23:48:30	23:59:30				

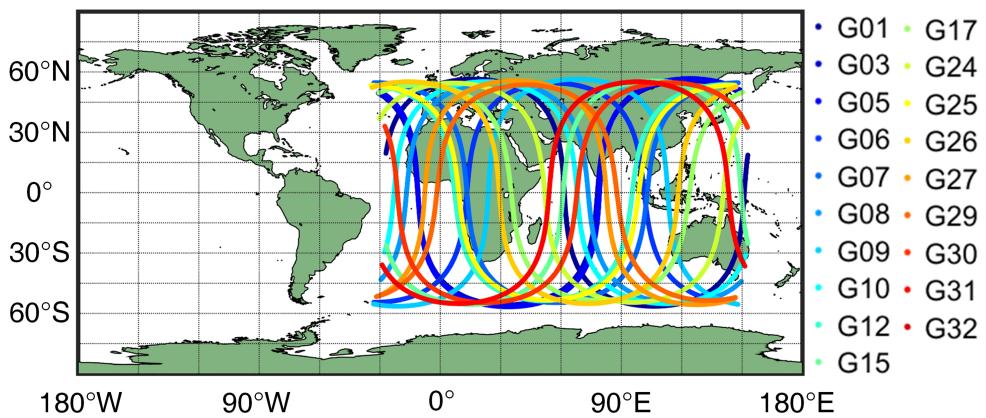


图 3.11 2024 年 6 月 2 日期间具有弹性功率激活的 GPS 卫星轨迹

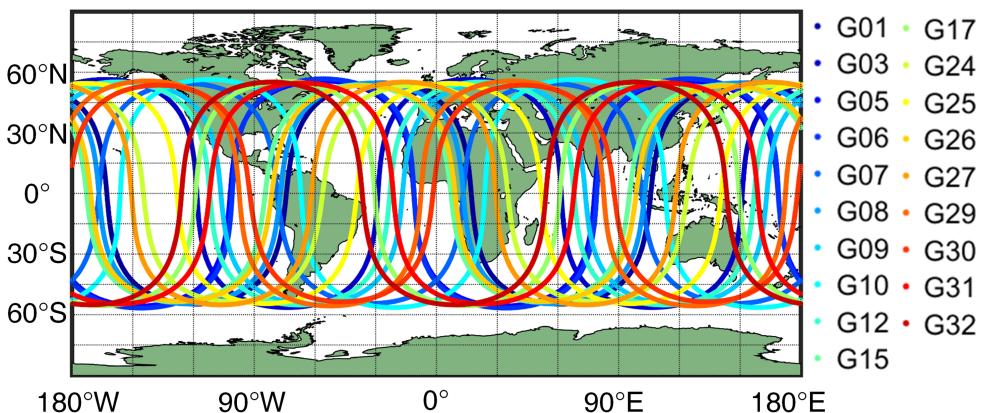


图 3.12 2024 年 6 月 4 日期间具有弹性功率激活的 GPS 卫星轨迹

3.5.4.3 多星座与多频段检测

为了评估 AFPD-DTW 在多星座与多频点场景中的适用性，我们采用了表3.2中事后处理实验使用的一组站点。对于北斗（BDS），对 2023 年 1 月至 2025 年 7 月期间的 S2I、S6I 和 S7I 信号进行了分析；对于 GPS，则分析了 2024 年 1 月至 2025 年 7 月期间的 S1C 与 S1W 信号。

结果汇总于表3.7。未在 BDS 的 S2I 与 S7I 信号，以及 GPS 的 S1C 信号中检测到弹性功率事件。对于 GPS S1W，所有检测到的事件均与 S2W 信号上观测到的事件完全一致。此外，我们观察到自 2025 年之后，卫星 G01 不再参与任何事件。经官方记录验证得知，2025 年 1 月 22 日，G01 从 SVN63（Block IIR-M）切换至 SVN80（Block III）（USCG Navigation Center 2025），进一步说明目前具备弹性功率能力的主要为 GPS Block IIR-M 与 IIF 卫星。

在 BDS S6I 信号上共检测到十次弹性功率事件，且全部发生在 BDS-2 卫星上。进一步分析表明，具有弹性功率功能的北斗卫星均为 IGSO 或 MEO 卫星，而 GEO 卫星未受到影响。

我们通过卫星地面轨迹进行了验证，以确认弹性功率激活的实际存在。如图3.13所示，我们展示了两个北斗弹性功率事件的示例。区别在于：2023 年的事件同时影响了 IGSO 与 MEO 卫星，而 2024 年的事件仅涉及 IGSO 卫星。两种情况下，深色阴影区域均对应弹性功率的影响范围。

值得注意的是，与 GPS S2W 信号不同，BDS S6I 信号在激活区域外表现出增强，而在区域内却表现为关闭状态。这可能表明在这两次北斗事件中，S6I 频段的发射功率被重新分配至其他频段，但这些频段的数据并未可用。

表 3.7 多星座与多频点弹性功率事件检测结果: BDS (2023 年 1 月–2025 年 7 月) 与 GPS (2024 年 1 月–2025 年 7 月)

星座	事件编号	日期	频点	PRNs
BDS	1	2023/9/27	S6I	IGSO: C06, C07, C08, C09, C10, C13, C16
	2	2023/9/30		IGSO: C07, C09, C10, C13, C16
	3	2024/9/23		MEO: C11, C12, C14
	4	2024/9/30		IGSO: C07, C08, C09, C10, C13, C16; MEO: C11, C12
	5	2024/10/29		IGSO: C07, C08, C09, C10, C13, C16
	6	2024/10/30		MEO: C11, C12
	7	2024/11/9		IGSO: C07, C09, C10, C16
	8	2024/11/12		
	9	2025/4/19		IGSO: C07, C08, C09, C10, C13, C16
	10	2025/4/23		IGSO: C07, C08, C09, C10, C13, C16
GPS	1	2024/7/25	S1W	
	2	2024/7/26		G01, G03, G05, G06, G07, G08, G09, G10, G12, G15, G17, G24, G25, G26, G27, G29, G30, G31, G32
	3	2025/3/31		
	4	2025/4/4		
	5	2025/4/5		
	6	2025/4/12		
	7	2025/4/14		
	8	2025/4/19		G03, G05, G06, G07, G08, G09, G10, G12, G15, G17, G24, G25, G26, G27, G29, G30, G31, G32
	9	2025/4/28		
	10	2025/4/29		
	11	2025/5/1		
	12	2025/5/8		
	13	2025/5/9		
	14	2025/5/13		

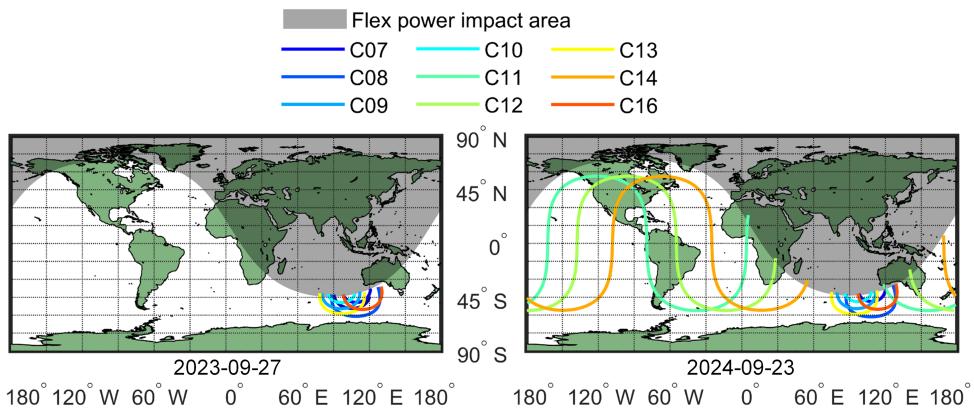


图 3.13 2024 年 9 月 23 日和 2023 年 9 月 27 日 BDS 卫星在 S6I 信号上触发弹性功率 (Flex Power) 时的轨迹

3.5.4.4 Comparison and discussion

AFPD-DTW 方法与以往方法（包括 FPD、基于随机森林的方法以及基线建模方法）的综合性能对比见表3.8和3.9。我们通过 C/N₀ 时间序列与卫星轨迹对多星座、多频点的弹性功率状态进行了人工核查，AFPD-DTW 在事后处理检测中取得了 99.94% 的准确率。在实时检测中，AFPD-DTW 的 TPR 达到 99.87%，并在仅使用 10 个站点的情况下保持了 99.89% 的检测精度与 99.98% 的精确率（Precision）。若进一步结合更多站点数据，这些指标仍有提升空间。

表 3.8 各类弹性功率（Flex Power）检测算法性能对比^[10,25-26]

方法	年份	应用场景	数据需求	星座
FPD	2023	事后处理	需要超过 200 个站点数据	GPS
RF-based	2022	实时检测	每个站点均需训练数据集	GPS
Baseline-modeling	2024	实时检测	需要含已知弹性功率状态的历史数据	GPS
AFPD-DTW	2025	事后处理 / 实时检测	仅需 8–10 个站点；无历史数据需求	GPS / BDS

表 3.9 AFD-PDTW 在多星座与多频点场景下的整体检测性能

场景	星座/频率	时间	Acc (%)	Prec (%)	TPR (%)	FPR (%)
后处理	GPS S2W	Jan 2020–July 2025	99.91	99.36	99.36	0.05
	BDS S6I	Jan 2023–July 2025	100	100	100	0
	Total		99.94	99.4	99.4	0.03
实时	GPS S2W	June 1–7, 2024	99.88	99.98	99.86	0.05
	BDS S6I	Sept 23–30, 2024	99.91	99.99	99.88	0.04
	Total		99.89	99.98	99.87	0.04

在数据需求方面，AFPD-DTW 不依赖历史数据，仅需 8–10 个站点即可运行，因此能够在多星座、多频点环境中实现快速、简化的部署。相比之下，FPD 需要超过 200 个站点，而基于随机森林的方法需要大量标注训练数据；基于模型的方法则依赖大规模先验数据集和特定硬件配置。

在检测效率方面，由于 AFD-PDTW 仅使用少量站点数据，相比 FPD 实现了约 20 倍的加速。这种大幅度的速度提升使得快速事后处理与实时检测成为可能，尤其是在站网规模不断扩大、卫星星座数量持续增长的背景下，其重要性更加显著。

总而言之，AFPD-DTW 通过利用卫星日周期 C/N₀ 差分特性，并采用 DTW 校正周期不匹配问题，实现了高效且可靠的弹性功率检测。在实时与事后处理两种模式下，它在保持高精度的同时显著提升了检测速度，且对数据需求极低，无需任何预训练的基线模型。

3.6 基于深度学习的检测方法

尽管 AFPD-DTW 在处理时间错位和噪声方面表现出色，但其本质上属于一种“相对检测”策略：它依赖于将当前观测值与历史基准（如前几日的均值）进行差分比较。这种机制存在两个固有的局限性：首先，它对初始状态敏感，需要人为确认基准日处于非弹性功率状态；其次，当弹性功率事件基准模型被“污染”时，差分方法可能失效，从而难以判断当前的“绝对”功率状态。

为了克服上述缺陷，本节提出一种基于深度学习的端到端检测框架。该方法的核心目标是构建一个具有高泛化能力的通用模型，旨在通过单一模型实现对不同测站、不同卫星对的实时状态判读，而无需针对特定链路进行独立建模。本质上，该方法将弹性功率检测建模为一个多变量时间序列分类问题：以归一化的信号强度序列及空间几何特征为输入，通过混合神经网络架构提取深层特征，最终输出当前时刻发生弹性功率事件的绝对概率。

3.6.1 方法

图3.14展示了用于弹性功率检测的深度学习架构。

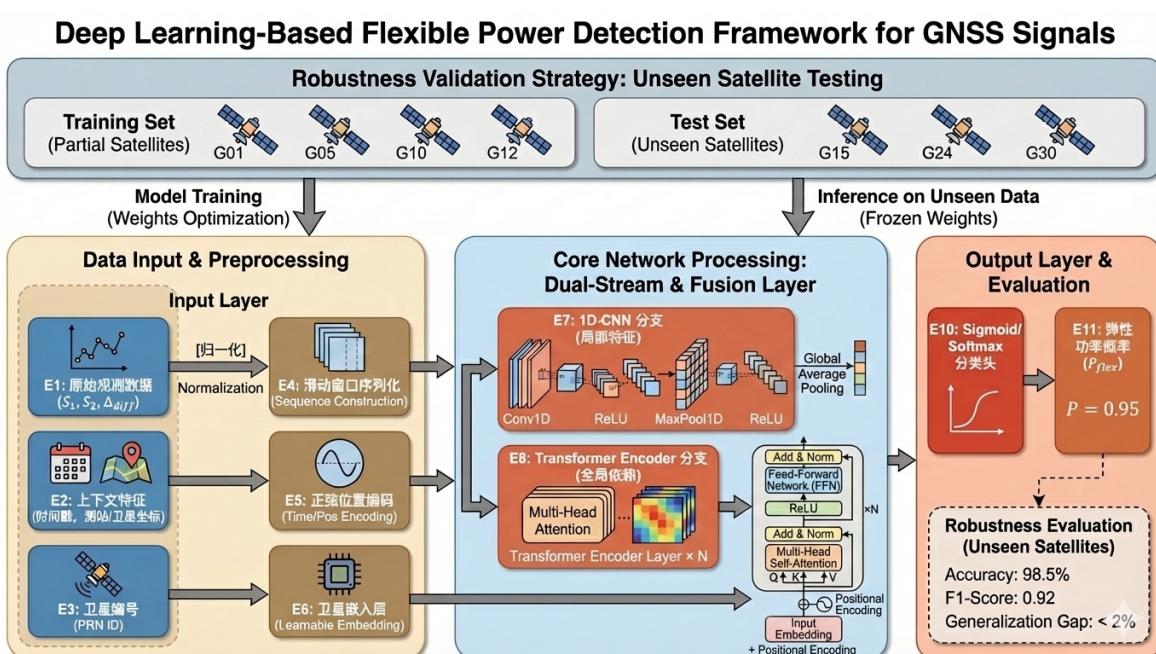


图 3.14 用于弹性功率检测的深度学习架构

3.6.1.1 数据预处理与特征工程

深度学习模型的性能高度依赖于输入数据的质量与表征形式。原始数据包括带有时间戳的 GNSS 信号日志、测站坐标、卫星位置以及不同信号分量的载噪比 (C/N_0)。

Flex Power 检测的关键物理量为主信号 (S_1)、副信号 (S_2) 的 C/N_0 值及其差值 ($\Delta_{\text{diff}} = S_2 - S_1$)。由于不同接收机、不同仰角下的基准噪声水平存在显著差异，直接使用原始分贝值会导致模型难以收敛。因此，我们采用 Z-Score 标准化处理：

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - \mu_{\text{global}}}{\sigma_{\text{global}}}, \quad (3.31)$$

其中， μ_{global} 和 σ_{global} 是在训练集上预先计算的全局均值和标准差。

为了捕捉信号的瞬态特征与动态趋势，我们构建了复合输入向量：

1. **当前状态向量**：时间点 t 的 S_1 、 S_2 和 Δ_{diff} 的瞬时归一化值。
2. **时序序列窗口**：构建长度为 W (本文取 $W = 5$) 的滑动窗口序列 $X_{\text{seq}} = [x_{t-W+1}, \dots, x_t]$ 。这使模型能够观察信号在短时间内的变化模式，从而区分噪声引起的波动与功率阶跃。

GNSS 信号强度受多径效应和卫星机动影响显著。为了解耦这些环境因素，我们设计了显式的上下文嵌入：

- **周期性时间编码**：为了保持时间的连续性（例如 23:59 与 00:01 的邻近性），我们将时间分量 v （如小时、DOY）分解为正弦与余弦特征：

$$v_{\text{cyc}} = \left[\sin\left(\frac{2\pi v}{P}\right), \cos\left(\frac{2\pi v}{P}\right) \right]. \quad (3.32)$$

- **几何特征嵌入**：卫星的高度角 θ_{el} 和方位角 θ_{az} 通过三角函数变换 ($\sin \theta, \cos \theta$) 映射为连续特征，以辅助模型识别低高度角下的自然多径衰减。
- **卫星身份嵌入 (Satellite Embedding)**：不同批次 (Block) 的卫星可能具有不同的功率特性。我们使用可学习的嵌入层 (Learnable Embedding Layer) 将离散的卫星 PRN 编号映射为密集向量 $E_{\text{sat}} \in \mathbb{R}^{32}$ ，使模型能够自适应地学习特定卫星的硬件偏差。

3.6.1.2 混合神经网络架构

为了兼顾局部特征提取与全局依赖建模，本文提出了一个混合 CNN-Transformer 网络架构。该架构包含双流特征提取模块与多模态融合模块。

针对输入的时序信号 X_{seq} ，我们设计了并行的处理分支：

- **多尺度 CNN 分支**: 用于捕捉局部突变。采用一维卷积神经网络 (1D-CNN)，堆叠三个卷积块，卷积核尺寸依次递增 ($k = [3, 5, 7]$)。每个卷积块包含卷积层、批归一化 (Batch Normalization)、ReLU 激活函数和 Dropout 层。
- **Transformer 分支**: 用于捕捉长程依赖。引入 Transformer 编码器，利用多头自注意力机制 (Multi-Head Self-Attention) 分析窗口内的全局上下文关联：

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax} \left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} \right) V. \quad (3.33)$$

这使得模型在判断当前时刻状态时，能够有效利用窗口早期的信号趋势作为参考。

模型的最终判决基于多源信息的整合。我们将 CNN 提取的局部特征向量、Transformer 提取的全局特征向量、卫星嵌入 E_{sat} 以及时空编码特征拼接为统一的特征向量 F_{fused} 。该向量随即通过一个包含 LayerNorm 和 ReLU 的多层感知机 (MLP) 融合模块，以建模不同模态间的非线性交互。最后，通过全连接层与 Sigmoid 激活函数，输出当前历元发生弹性功率事件的概率 $P(y = 1|x)$ 。

3.6.1.3 损失函数与模型训练

由于弹性功率事件在长期观测中属于稀疏事件，正负样本比例极不平衡。若使用标准交叉熵损失，模型倾向于预测“无事件”以获得较高的统计精度。为此，我们设计了复合损失函数 $\mathcal{L}_{\text{total}}$ 。

采用 Focal Loss 降低简单负样本（即大量的正常观测数据）在梯度更新中的权重，迫使模型专注于难以分类的样本：

$$\mathcal{L}_{\text{Focal}}(p_t) = -\alpha(1 - p_t)^\gamma \log(p_t), \quad (3.34)$$

其中 p_t 为模型对真实类别的预测概率，实验中设置平衡因子 $\alpha = 0.25$ ，聚焦参数 $\gamma = 2.0$ 。

考虑到物理世界中功率状态不会在毫秒级内发生剧烈震荡（例如，不应出现 0-1-0 的高频跳变），我们在预测结果上施加平滑性惩罚 $\mathcal{L}_{\text{Smooth}}$ ：

$$\mathcal{L}_{\text{Smooth}} = \frac{1}{B-1} \sum i = 1^{B-1} |P(y|x_{i+1}) - P(y|x_i)|. \quad (3.35)$$

最终损失函数为：

$$\mathcal{L}_{\text{total}} = \mathcal{L}_{\text{Focal}} + \lambda \mathcal{L}_{\text{Smooth}}. \quad (3.36)$$

模型训练采用 AdamW 优化器，配合余弦退火（Cosine Annealing）学习率调度策略。为防止过拟合，基于验证集精度实施早停（Early Stopping）机制。在推理阶段，对于给定的输入数据流，模型输出概率值 P_{flex} 。当 $P_{\text{flex}} > \tau$ （阈值 τ 通常取 0.5）时，判定当前历元处于弹性功率激活状态。该方法不依赖历史基准序列，实现了对单历元数据的绝对状态检测，能够有效补充 AFPD-DTW 在复杂场景下的不足。

3.6.2 数据集与实验设计

本实验的数据来自于。。。经过了什么样的处理。。。具体见表格。。。采用。。。作为训练集。。。作为测试集。。。

为什么这样选择。。。

3.6.3 实验结果

3.6.4 消融实验

3.6.5 本章小结

第4章 星载产品异常机理及遥测多维信号特征分析

4.1 星载产品基本工作原理

卫星作为在轨运行的高价值复杂系统，其健康状态的实时监测与管理对于保障任务成功、延长服务寿命至关重要。星载产品在轨期间会产生海量的多维遥测时序数据，这些数据是地面控制人员判断卫星健康状况的唯一依据。因此，从这些时序数据中准确、高效地检测出潜在或已发生的异常，是卫星健康管理领域的核心课题。

4.1.1 传统异常检测方法及其在卫星领域的应用

传统异常检测方法是该领域的早期技术基石，其核心思想通常是将异常定义为偏离已知正常模式的数据，并通过预设规则或统计分布来识别。

传统方法主要可分为基于统计学、基于距离/密度、基于模型等几类^[32]。

基于统计学的方法假设正常数据遵循特定的统计分布。其中，阈值检测(Threshold-based Techniques)是最简单直观的方法，通过设定固定阈值来判断遥测参数是否越界^[33]。例如，在北斗导航卫星系统(BDS)的星历数据异常检测中，就应用了总误差检测、一致性检查等基于阈值的技术^[34]。统计模型如自回归积分滑动平均模型(ARIMA)，通过预测时序数据的未来值，并将预测偏差作为异常判据^[33]。此外，Z-Score、中位数绝对偏差(MAD)和修正的汤普森陶氏检验(MTT)等也用于基于统计分布识别离群点^[35]。马氏距离(Mahalanobis Distance)通过计算数据点到分布中心的距离，并考虑变量间的协方差，有效度量异常程度。由于其计算成本相对较低，被认为特别适用于资源受限的星载实时异常检测，有助于实现卫星的自我诊断能力^[36]。

基于距离和密度的方法包括k-近邻(k-NN)、局部离群因子(LOF)与核密度估计(Kernel Density Estimates)等。k-近邻(k-NN)通过计算数据点与其最近邻居的距离来识别异常^[35]。与其他点距离最大的点被认为是异常。局部离群因子(LOF)通过比较一个数据点与其邻域的密度来识别局部异常，对于密度不均匀的数据集表现较好^[32]。核密度估计(Kernel Density Estimates)通过估计数据点的概率密度，将处于低密度区域的样本标记为异常^[37]。

基于模型的方法中，有通过对卫星正常运行状态下的遥测数据建模，建立“健康基线”，任何偏离此基线的行为都被视为异常的方法。该方法已成功应用于卫星电源子系统的异常检测^[38]。高斯混合模型(GMM)作为一种聚类方法，GMM通过将数据

拟合为多个高斯分布的混合，将低概率的样本识别为异常^[37]。

传统方法因其原理直观、易于实现，在卫星健康管理中仍有应用，但存在高度依赖领域知识、处理高维复杂数据能力不足、难以识别未知异常、可伸缩性与在线更新困难等局限性。

为了克服传统方法的不足，研究界引入了更为强大的机器学习和深度学习技术。这些方法能够从数据中自动学习复杂的模式和特征，减少了对人工规则和领域知识的依赖。在深度学习全面普及之前，一些经典的机器学习算法被广泛应用于异常检测。

单类支持向量机 (OC-SVM) 是一种半监督学习方法，OC-SVM 仅在正常数据上进行训练，学习一个能够包围大部分正常数据的超球面或超平面边界，边界之外的数据点则被判定为异常^[35,39]。

隔离森林 (Isolation Forest, iForest) 是一种基于集成的无监督异常检测方法。它通过随机切分特征空间来构建多棵隔离树，异常点由于其“稀少且不同”的特性，通常在树的较浅层就能被孤立出来^[35]。

主成分分析 (PCA) 是一种降维技术，其基本思想是将高维数据投影到低维空间，再通过重构误差的大小来判断数据点是否异常。重构误差大的点被认为是异常^[35]。

在处理极高维度、长时序依赖的复杂遥测数据时，传统机器学习的方法仍然可能面临性能瓶颈。深度学习方法，特别是深度神经网络，凭借其强大的特征学习和模式识别能力，已成为卫星遥测数据异常检测领域的研究热点。这些方法通常通过无监督或半监督的方式，学习正常数据的深层表示。

基于重构的方法以自编码器 (Autoencoder, AE) 为核心展开。它由一个编码器和一个解码器组成，通过在正常数据上训练，学习将输入数据压缩成低维表示（编码）并从中重构出原始数据（解码）。对于异常数据，由于模型未曾学习过其模式，重构时会产生较大的误差，该重构误差可作为异常分数^[33]。变分自编码器 (Variational Autoencoder, VAE) 作为 AE 的变种之一，是一种生成模型，它学习数据的概率分布。例如，OmniAnomaly 模型基于随机 VAE，通过学习重构概率来检测异常，并结合 POT (峰值超越阈值) 方法自动选择阈值^[39]。生成对抗网络 (Generative Adversarial Network, GAN) 同样是一种生成模型，由一个生成器和一个判别器组成，通过相互博弈进行训练。在异常检测中，可以训练 GAN 来学习正常数据的分布。当一个新数据输入时，如果判别器能轻易地将其与生成器产生的正常数据区分开，则该数据可能为异常^[33]。

基于时序预测的模型通过各种模型输入。。。输出。。。通过比较预测值与真实值

得到误差值，如果误差值大于阈值则判别为异常。长短期记忆网络 (LSTM) 作为一种循环神经网络 (RNN)，特别擅长处理时间序列数据，能够捕捉长期依赖关系。在异常检测中，LSTM 可以被训练来预测下一个时间点的数据，如果实际观测值与预测值之间存在巨大差异，则判断为异常^[33]。例如，IF-TEA-LSTM 模型就结合了 iForest 和 LSTM，显著提升了北斗导航卫星系统星历数据的异常检测精度^[34]。

近年来，Transformer 架构因其在捕捉长程依赖方面的卓越能力，在时间序列分析领域取得了巨大成功。研究表明，基于 Transformer 的异常检测方法在处理卫星遥测数据时，性能优于传统的 LSTM 和 AE 模型，能够更好地捕捉数据中的复杂模式，并超越了在 ESA OPS-SAT 等公开数据集上的基准性能^[40]。

其他方面，对比学习是一种自监督学习方法，其目标是学习一个特征空间，在该空间中，相似的样本（如同一数据的不同增强视图）被拉近，不相似的样本被推远。**CLPNM-AD (Contrastive Learning with Prototype-Based Negative Mixing for Anomaly Detection)** 方法就是该思想在卫星遥测数据异常检测中的一个成功应用。该方法通过随机特征损坏生成增强样本，利用原型一致性策略捕捉样本的语义类别，并通过基于原型的负样本混合对比损失来学习正常模式的紧凑表示，从而更有效地分离正常与异常数据。实验表明，CLPNM-AD 在多个卫星相关数据集上显著优于 OC-SVM、DAGMM、Deep SVDD 等基线方法，F1 分数最高提升了 11.5%，并且对训练数据中的噪声污染具有良好的鲁棒性^[37]。

4.2 星载产品异常分类

4.3 遥测数据介绍

4.4 星载产品异常在遥测时序中的模式特征

第5章 星载产品多维时序异常检测方法

5.1 基于深度学习的多维时序检测

5.1.1 背景，现有方法和缺陷

目前，针对星载产品在轨运行状态的健康监测与异常检测，国内外主要采用以下几类技术路线，这些技术方案与本发明所关注的问题最为接近

5.1.2 基于时序自编码器的多维遥测异常检测方法

针对星载产品多通道遥测数据维度高、时间跨度长且异常样本稀缺的问题，本文提出一种基于时序自编码器的多维时序异常检测方法。该方法在保证时间连续性的前提下，对遥测数据进行分段建模与多尺度特征提取，并通过无监督时序自编码器学习正常行为模式，最终基于重构误差实现异常检测。方法整体流程如图5.1所示，主要包括数据预处理、时间分段、特征构建、时序建模以及异常判定五个步骤。

首先，对星载产品下行的多通道遥测数据进行统一获取与质量预处理，剔除误码帧、异常采样帧以及非业务采样数据，仅保留采样时间间隔规律的有效遥测序列。设质量过滤后的多通道遥测数据表示为

$$\mathbf{X}_{\text{valid}} = \left\{ \left(x_t^{(1)}, x_t^{(2)}, \dots, x_t^{(N_c)} \right) \right\}_{t=1}^T \quad (5.1)$$

其中， $x_t^{(c)}$ 表示第 c 个遥测通道在时刻 t 的有效观测值。

为避免后续处理跨越非连续时间区间，依据相邻时间戳间隔对遥测序列进行自动分段。通过计算相邻时间差 $\Delta t_i = t_{i+1} - t_i$ ，当其超过阈值 T_{gap} 时识别为分段边界，从而将完整遥测序列划分为若干连续数据段 S_j 。后续所有滑动窗口、统计特征计算以及序列构建操作均严格限制在单一数据段内完成，以避免时间不连续性对建模结果的干扰。

在时间分段约束下，对各遥测通道进行多尺度平滑去噪与趋势提取。如图5.2所示，设定一组平滑窗口尺度，对原始信号计算滑动平均以抑制高频噪声，并通过信噪比增益指标选择各通道的主平滑尺度。在此基础上，引入多窗口滚动统计方法，从平滑信号中提取滚动均值、标准差、极值、变化范围以及一阶变化率等统计特征。对于任一时刻 k ，将所有通道的统计特征进行拼接，构成整体特征向量 \mathbf{f}_k ，从而得到特征

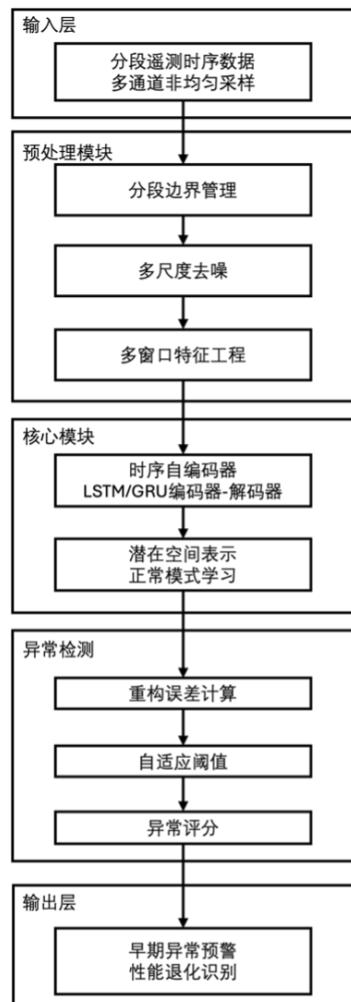


图 5.1 基于深度学习的星载产品分段遥测时序异常检测方法流程图

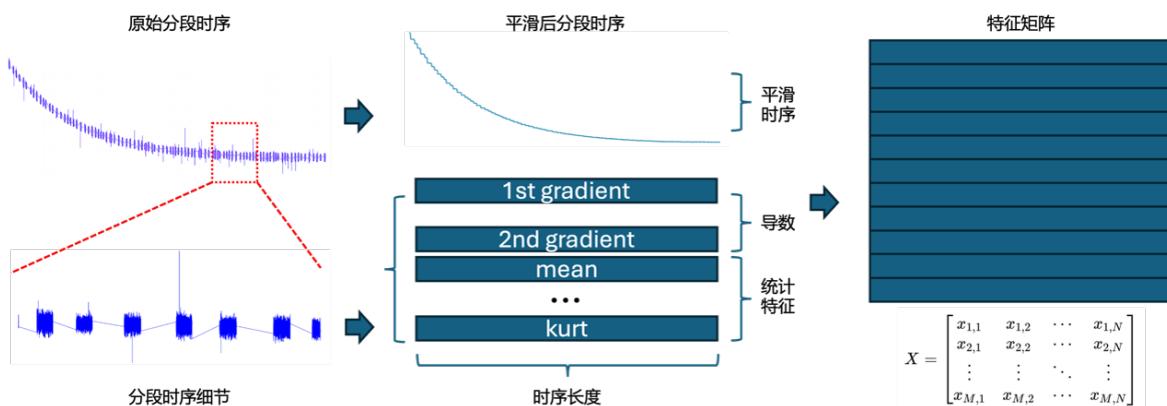


图 5.2 数据预处理与特征矩阵构建方法

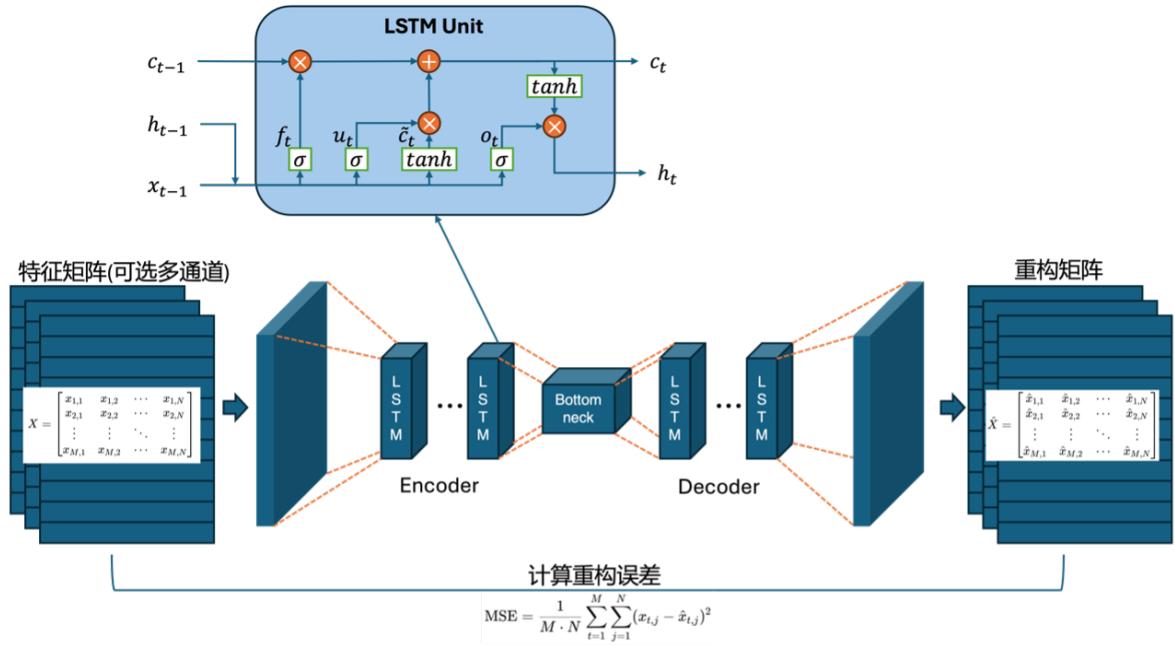


图 5.3 时序自编码器模型设计与 LSTM 单元结构

矩阵

$$\mathbf{X}_{\text{features}} = [\mathbf{f}_1, \mathbf{f}_2, \dots, \mathbf{f}_K]^T \in \mathbb{R}^{K \times D_{\text{total}}} \quad (5.2)$$

随后基于训练数据计算特征均值与标准差，对特征进行标准化处理，以保证不同特征维度在同一量纲下参与建模。

如图5.3所示，在完成特征构建与标准化后，引入基于循环神经网络的时序自编码器对多维特征序列进行无监督建模。在每个数据段内，采用滑动窗口方式构造长度为 L_{seq} 的输入序列：

$$\mathbf{X}_{\text{seq}} = [\mathbf{f}_i^{\text{norm}}, \mathbf{f}_{i+1}^{\text{norm}}, \dots, \mathbf{f}_{i+L_{\text{seq}}-1}^{\text{norm}}] \quad (5.3)$$

并约束序列不跨越段边界。序列样本输入时序自编码器，经编码器映射至低维潜在空间，再由解码器重构得到输出序列，其映射关系表示为

$$\mathbf{X}_{\text{seq}} \xrightarrow{\mathcal{E}_{\theta}} \mathbf{z} \xrightarrow{\mathcal{D}_{\phi}} \hat{\mathbf{X}}_{\text{seq}} \quad (5.4)$$

模型通过最小化输入序列与重构序列之间的均方误差进行训练，从而学习系统在正常工况下的时序演化特征。

在测试阶段，针对每个时间点构造以该点为终点的输入序列，并计算对应的重构误差。由重构结果中提取时间点 k 的重构特征向量 $\hat{\mathbf{f}}_k^{\text{norm}}$ ，定义逐点重构误差为

$$e_k = \|\mathbf{f}_k^{\text{norm}} - \hat{\mathbf{f}}_k^{\text{norm}}\|_2^2 \quad (5.5)$$

为提高异常评分的鲁棒性，对重构误差序列进行滑动平均平滑，得到异常评分序列 $\{s_k\}$ 。

最后，基于训练数据对应的异常评分分布构建正常参考分布，并采用百分位数法或固定阈值法确定异常判定阈值 τ 。当异常评分超过阈值时判定为异常；同时在数据段起始与结束位置引入边界排除机制，以减少由窗口不完整引起的伪异常，从而获得最终稳定可靠的异常检测结果。

5.1.3 实验-基于模拟仿真遥测数据的异常检测实验与效果验证

5.1.3.1 数据集与实验设计

为验证本发明所提方法的有效性，采用来自中地球轨道卫星的真实星载产品遥测数据进行了测试与分析。实验数据按照真实在轨遥测数据的正常与退化特征生成了时间跨度为一年的模拟数据。数据呈现为多个不等长的数据段，充分体现了星载遥测数据分段、数据缺失不规律的典型特征，与背景技术中所述难点一致。

数据中包含了模拟注入的多种典型异常模式，用于系统性地评估本方法的检测能力：

- 斜率变化异常：模拟星载产品性能发生渐进性退化的早期信号。
- 离群点异常：模拟因瞬时干扰或数据跳变产生的突发性异常。
- 整体漂移异常：模拟因器件老化或环境因素导致的系统性偏差。
- 组合异常：由上述三种异常组合构成，用于测试方法在复杂场景下的综合性能。

关键参数设置如下：多尺度平滑窗口集合 $\mathcal{W}_{\text{smooth}} = \{50, 100, 200\}$ ，以捕捉不同时间尺度的特征变化。基于验证集性能，异常判定固定阈值设定为 4.0。

5.1.3.2 实验结果与分析

通过对测试数据的全面评估，本发明方法对不同类型异常均表现出优异的检测性能，具体分析如下。

通过对测试数据的全面评估，本发明方法对正常状态与不同类型异常均表现出优异的区分与检测性能。首先，在正常状态测试数据上的评估结果（如图5.5左半部分所示）表明：当原始遥测数据呈现符合预期的正常缓变趋势（如按固有斜率下降）时，本发明方法输出的异常分数始终稳定在较低水平，其均值约为 0.5，最大值不超过 1.5，远低于预设的异常判定阈值，且仅在有限范围内小幅波动。这充分证明了本发明方法对正常行为模式具有准确的认知，能有效避免将正常的长期趋势误判为异常，从而确保了极低的误报率。

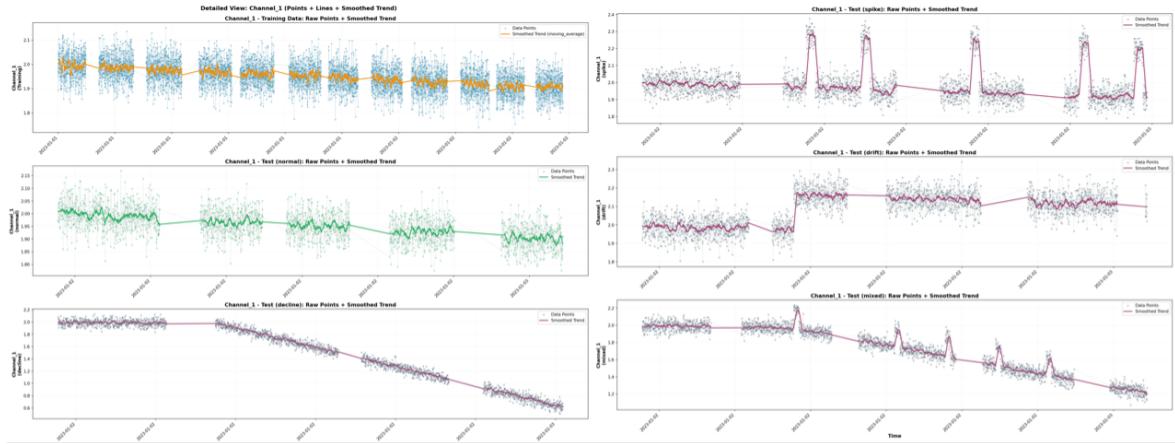


图 5.4 训练数据、测试数据。其中训练数据为模拟星载产品遥测时序数据（左上），测试数据包含正常数据（左中）、斜率漂移异常数据（左下）、离群点异常数据（右上）、整体漂移异常数据（右中）、混合异常数据（右下）

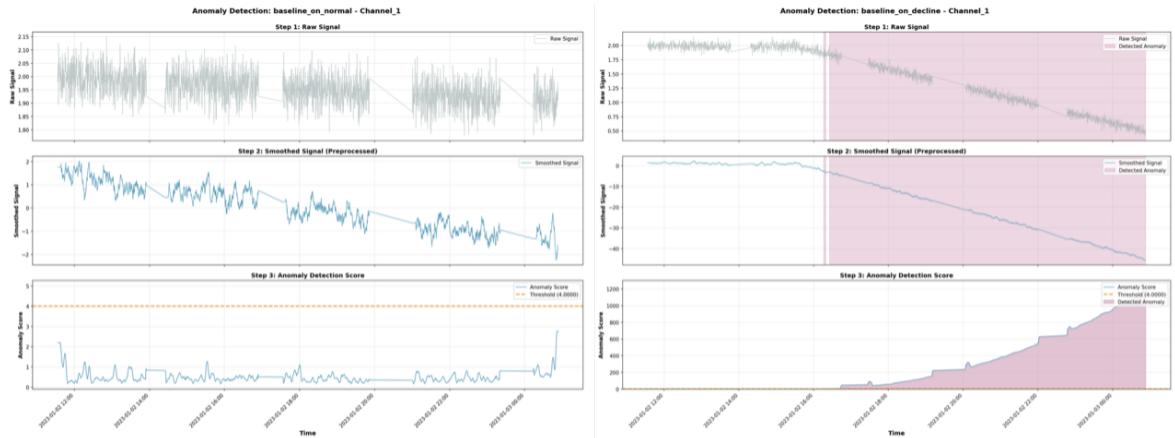


图 5.5 正常数据（左）与斜率漂移异常数据（右）的原始遥测时序、平滑后时序与异常得分时序

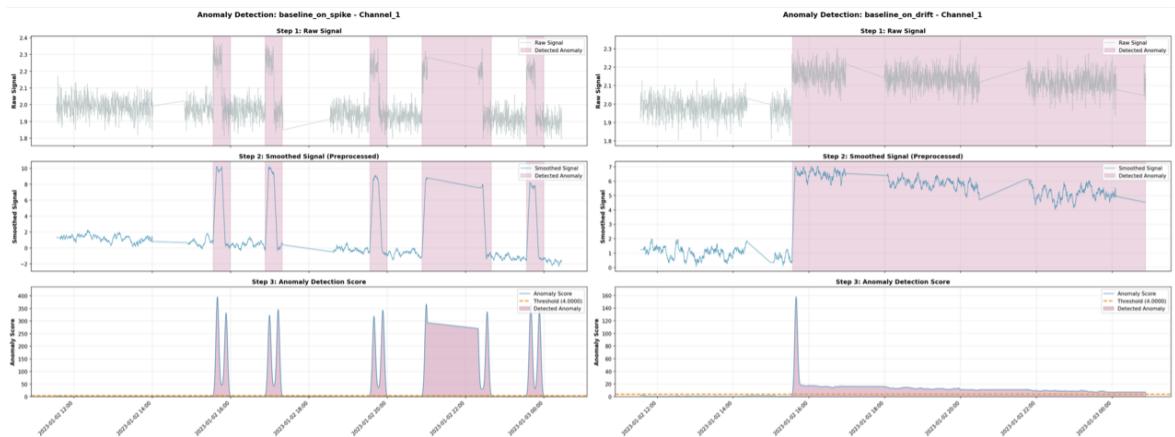


图 5.6 离群点异常数据（左）与整体漂移异常数据（右）的原始遥测时序、平滑后时序与异常得分时序

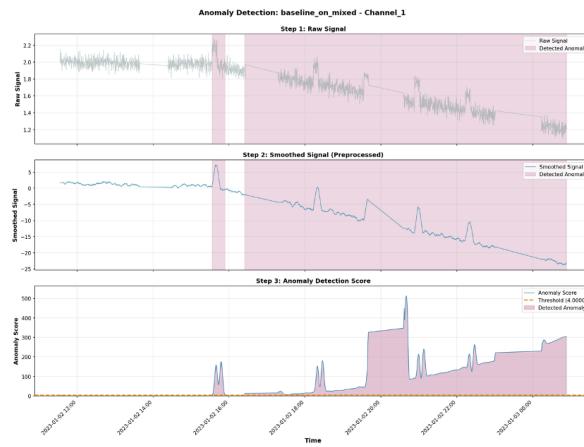


图 5.7 混合异常数据的原始遥测时序、平滑后时序与异常得分时序

如图5.5右半部分所示，针对斜率变化异常的检测，该方法能够有效捕捉到缓慢的斜率变化。实验表明，在斜率开始变化后约 100 个数据点，模型输出的异常分数开始显著上升并超过阈值。此有限的延迟是由于模型需要一定的观测窗口以确认趋势的持续性，该延迟处于“亚健康”状态的早期阶段，对于实现故障预警而言是完全可接受的。更重要的是，实验观察到异常分数随异常持续时间的增加而单调递增，这与系统性能退化的物理机理高度吻合，证明了本方法在趋势性异常早期识别方面的有效性。

如图5.6左半部分所示，针对离群点异常的检测，对于所有注入的离群点，本方法均能实现即时、精准的识别。一个值得注意的现象是，在持续时间较长的离群段中部，异常分数会回落至较低水平。此现象揭示了离群点与漂移异常在模型视角下的内在联系：持续的离群段可被视为一种小幅度的漂移，模型将其学习为一种新的“准正常”模式，从而体现了模型对异常语义的理解深度，而非简单的噪声响应。

如图5.6右半部分所示针对整体漂移异常的检测，本方法对整体漂移异常表现出极高的灵敏度，所有处于漂移状态的数据点均被成功标识为异常。异常分数在漂移发生的跳变点处达到峰值（接近 160），并在后续的持续漂移阶段稳定在 10-20 的区间内，清晰地将异常状态与正常背景分离。

如图5.7所示针对组合异常的检测，在包含 5 处离群点与 1 处斜率变化的复合异常场景中，本方法除在斜率变化最初始的、最不显著的阶段存在漏报外，对其余所有异常均实现了 100% 的检出。特别是在离群点与斜率变化叠加的区域，异常分数呈现出协同增强效应，产生了更高的异常评分，这证明了本方法提供的异常分数能够有效反映异常的综合严重程度。

为量化评估本方法的检测性能，在包含多种注入异常的大规模测试集上进行了统计验证。实验结果表明，本发明方法在异常检测任务中同时实现了高查全率与高精确率。具体而言，其对真实异常的查全率超过 97%，这证明该方法能够极为全面地捕捉到绝大部分的异常模式；同时，其检测结果的精确率高达约 99.8%，这反映了方法具有极低的误报率，能有效保障预警系统的可靠性。这两项核心指标共同证实，本发明在应对星载产品复杂的遥测数据时，能够在近乎排除虚警的前提下，实现对隐性及显性异常的高效、精准识别。

5.2 基于时序分解的深度学习异常检测

5.2.1 STL 时序分解算法

STL (Seasonal-Trend decomposition using Loess) 是一种由 Cleveland 等人提出的、基于局部加权回归 (Locally Weighted Scatterplot Smoothing, LOESS) 的时间序列分解方法^[41]。与传统的基于移动平均或参数模型（如 X-11、SEATS）的分解技术不同，STL 方法具有高度的灵活性和鲁棒性，能够有效应对非线性趋势和复杂的季节性变化。

理论上，任一时间序列 Y_t 都可以通过 STL 加性分解为三个分量：趋势分量 (Trend)、季节分量 (Seasonal) 和残差分量 (Residual)^[42]。其数学表达如下：

$$Y_t = T_t + S_t + R_t, \quad t = 1, \dots, N \quad (5.6)$$

其中：

- Y_t 表示在时刻 t 的观测值；
- T_t 代表趋势分量；
- S_t 代表季节分量；
- R_t 为去除趋势和季节后的残差项。

STL 的核心思想是通过嵌套的内循环 (Inner Loop) 和外循环 (Outer Loop) 迭代计算各分量。内循环主要负责趋势项和季节项的拟合。在每一次迭代中，算法首先对季节子序列进行 LOESS 平滑以估计季节分量 S_t ；随后，通过对去季节后的序列 $Y_t - S_t$ 应用 LOESS 平滑来估计趋势分量 T_t 。外循环 (Outer Loop) 主要用于增强算法对异常值的鲁棒性。算法根据内循环产生的残差项 R_t 计算鲁棒性权重 ρ_t 。对于残差较大的观测点（即潜在的异常值），赋予较小的权重，从而在下一轮内循环的平滑过程中降低其对趋势和季节估计的影响。这种双循环机制使得 STL 不仅能够捕捉随时间动态变化的季节性模式，还能有效抵抗极端值的干扰。

在本研究中采用 STL 方法主要基于以下优势：

- **动态季节性处理能力**: STL 允许季节分量随时间发生缓慢演变，而非强制假设季节性是固定不变的周期函数，这对于长跨度的时间序列分析尤为重要。
- **鲁棒性 (Robustness)**: 通过外循环的抗差权重机制，STL 能够有效防止数据中的瞬时突变或测量误差扭曲趋势项的估计。
- **参数灵活性**: 研究者可以根据数据的具体特性（如月度或季度数据），通过调整季节窗口 (seasonal window) 和趋势窗口 (trend window) 的平滑参数，精准控制各分量的平滑程度。

5.2.2 算法流程

针对星载产品遥测数据维度高、时间跨度长、异常样本极度稀缺等特点，传统依赖固定阈值或单变量统计特征的方法往往只能识别幅度显著的显性异常，难以及时发现隐性的、早期的性能退化问题。为此，提出了一种基于深度学习的星载产品分段多维遥测时序异常检测方法。该方法通过引入分段管理、多尺度去噪、趋势-周期-残差解耦建模以及多模型异常分数融合机制，在无监督或弱监督条件下实现对多维遥测异常的高灵敏度检测。

该方法的整体流程如图5.8所示，主要包括多通道数据结构化、异步对齐与降采样、STL 时序分解、三类子模型独立训练以及异常分数融合与阈值判定五个阶段。

首先，在多通道遥测数据加载与结构化处理中，将星载产品的多个遥测通道统一整理为标准化时序数据表，并通过数据质量控制剔除误码帧、异常采样间隔及非业务数据。整理后的数据可表示为

$$\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{T \times (N_c+2)},$$

其中每一行对应一个有效时间样本，包含时间戳、卫星标识以及 N_c 个遥测通道的观测值，为后续统一建模提供基础。

随后，为解决多通道遥测异步采样的问题，引入基于固定时间窗口的对齐与降采样方法。通过设定统一窗口长度 ΔT ，将所有通道的观测映射到同一时间轴上，并在窗口内计算均值作为代表值，从而构建对齐后的多通道时序矩阵

$$\mathbf{X}_{\text{win}} \in \mathbb{R}^{K \times C}.$$

该步骤在实现多通道同步的同时，天然具备降噪和平滑周期结构的作用，是后续分解与建模的基础。

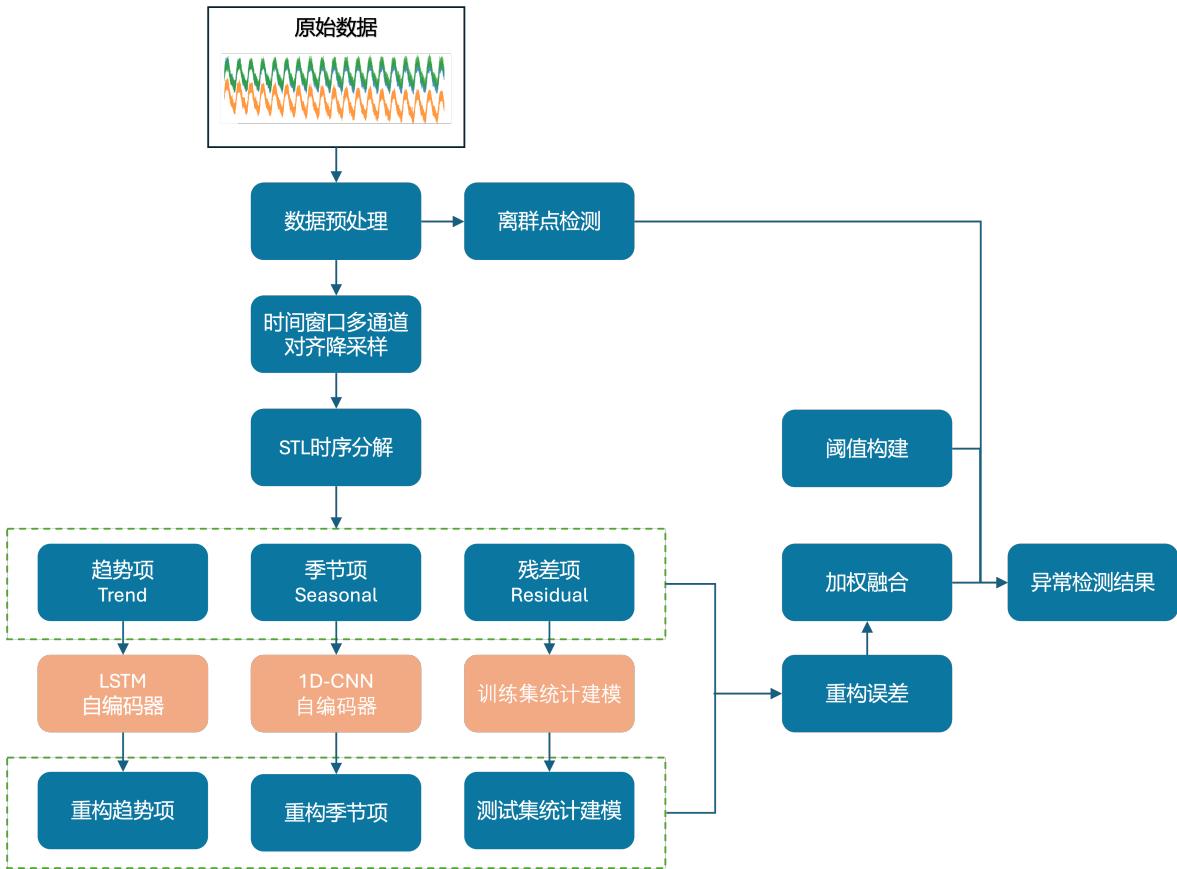


图 5.8 基于多维遥测时序 STL 分解的深度学习重构误差融合异常检测方法流程图

在此基础上,对对齐后的多通道时序引入 STL (Seasonal-Trend decomposition using Loess) 分解方法, 将每个通道的时间序列拆分为趋势、周期和残差三部分:

$$x_k^{(c)} = T_k^{(c)} + S_k^{(c)} + R_k^{(c)}$$

其中, 趋势项刻画长期缓变特性, 周期项反映系统固有的运行节律, 残差项则包含高频扰动与局部异常。通过启用稳健 STL 分解模式, 可有效抑制离群点对趋势与周期估计的影响, 使分解结果更加稳定可靠。对所有通道分别执行 STL 分解后, 可得到趋势矩阵 \mathbf{T} 、周期矩阵 \mathbf{S} 与残差矩阵 \mathbf{R} 。

针对三类具有不同统计特性和时间尺度的分量, 方法分别设计了独立的异常建模策略。在趋势层面, 采用基于 LSTM 的自编码器对长期时间依赖关系进行建模, 通过学习正常趋势演化模式, 在异常发生时产生显著的重构误差; 在周期层面, 利用一维卷积自编码器对固定周期内的局部波形结构进行建模, 能够高效捕捉周期畸变或形态异常; 而对于残差分量, 由于其主要体现随机噪声特性, 则采用统计分布建模方式, 通过均值与方差估计获得标准化偏差作为异常量化指标。

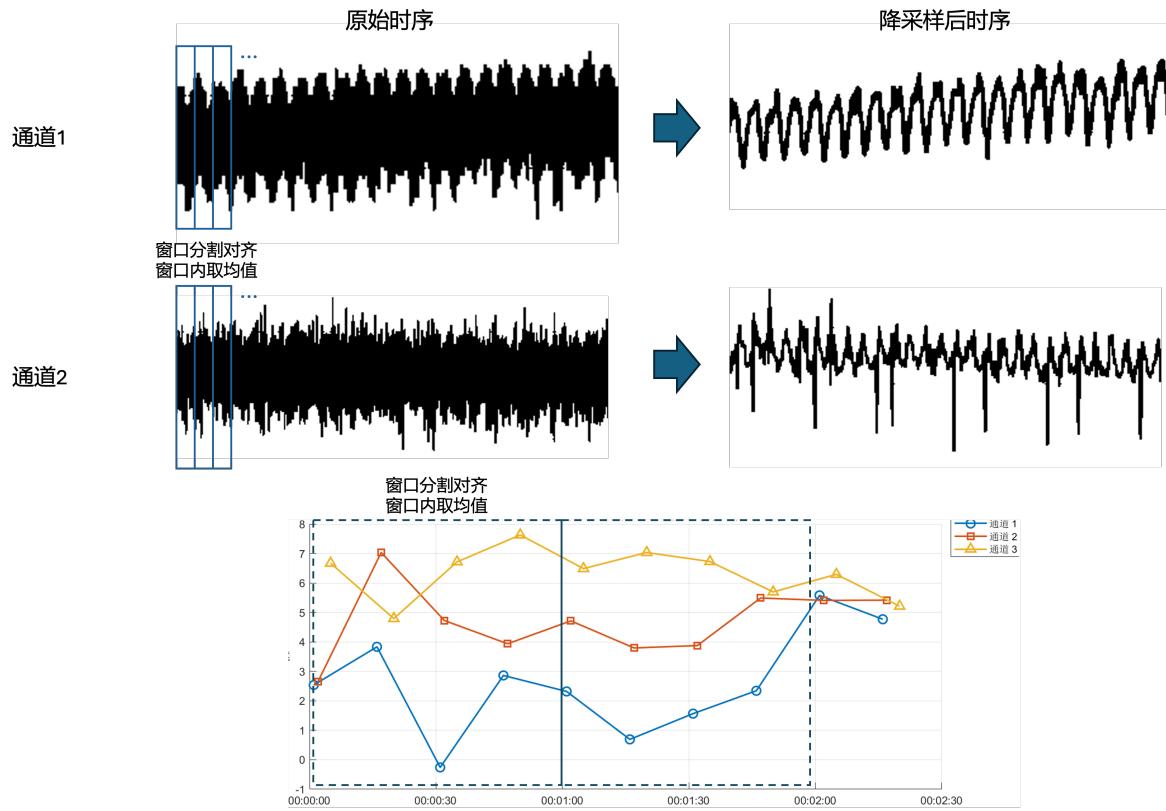


图 5.9 多维时序时间窗口降采样示意图

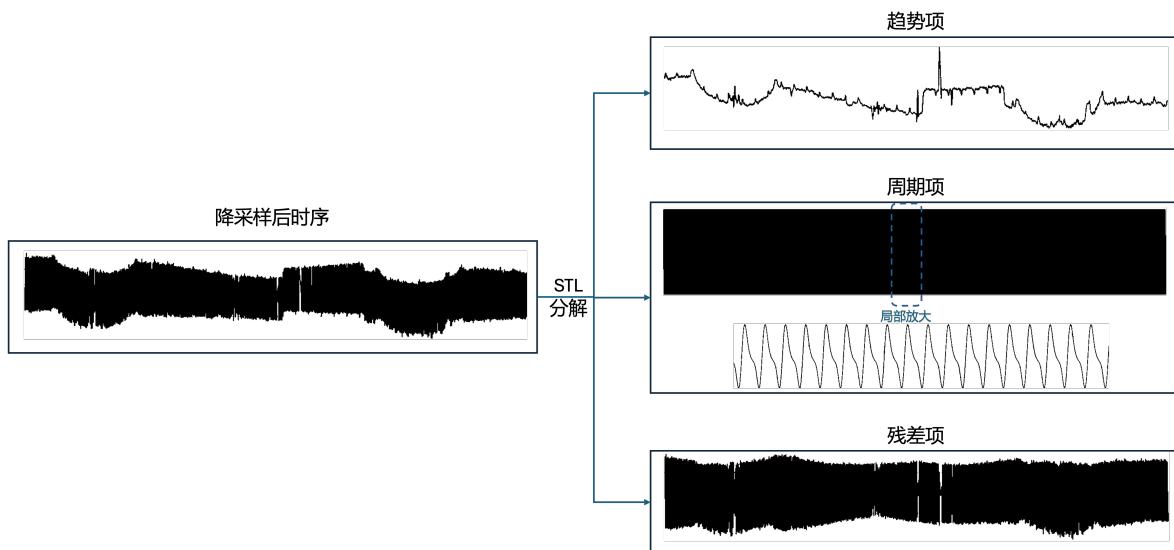


图 5.10 时序 STL 分解示意图

在检测阶段，趋势模型与周期模型分别输出对应的重构误差序列 $e_T(k)$ 与 $e_S(k)$ ，残差模型则输出基于统计偏差的异常度量 $e_R(k)$ 。为在统一时间轴上形成综合判决，引入加权融合机制，将三类误差线性组合为单一异常分数：

$$s(k) = \alpha_T e_T(k) + \alpha_S e_S(k) + \alpha_R e_R(k),$$

其中 $\alpha_T, \alpha_S, \alpha_R$ 为非负权重且满足和为 1。该融合分数能够同时反映趋势偏移、周期畸变以及噪声分布异常等多种异常形态。

最后，基于训练阶段正常数据的异常分数分布构建自适应阈值（如基于百分位数的方法），实现逐点异常判定。当

$$s(k) > \tau$$

时，判定该时间点为异常；否则视为正常。同时，通过对数据段边界附近样本进行排除，避免由于窗口不完整引入的误判。

综上，该方法通过“分解—建模—融合”的多层结构设计，在异常样本稀缺的条件下，能够从多维遥测时序中有效识别隐性、早期的星载产品性能异常，相较于传统阈值型方法，在检测灵敏度、稳定性与可解释性方面均具有显著优势。

5.2.3 实验-基于模拟仿真遥测数据的异常检测实验与效果验证

5.3 星载产品异常检测结果评估

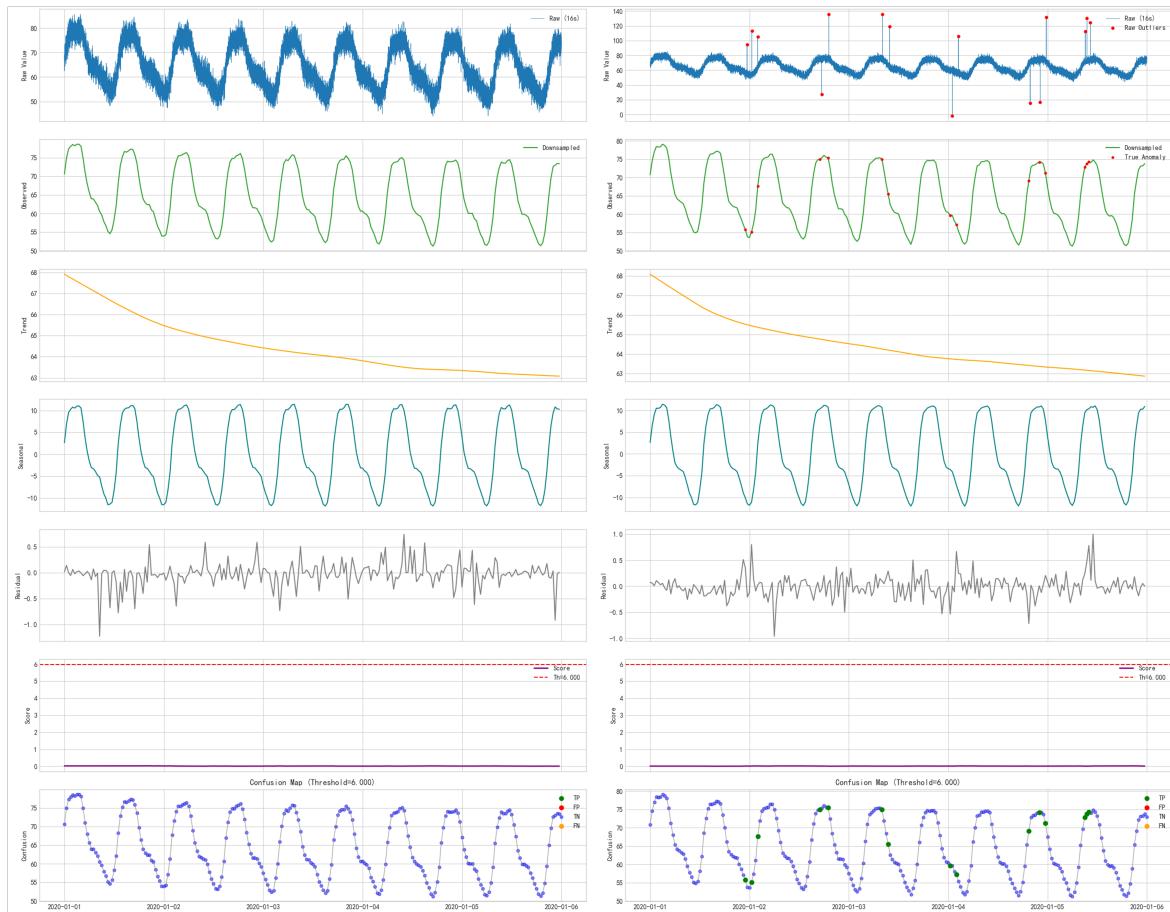


图 5.11 正常数据（左列）与离群点异常数据（右列）的原始遥测时序、降采样时序、分解后趋势项时序、周期项时序、残差项时序、异常分数时序与检测结果时序示意图

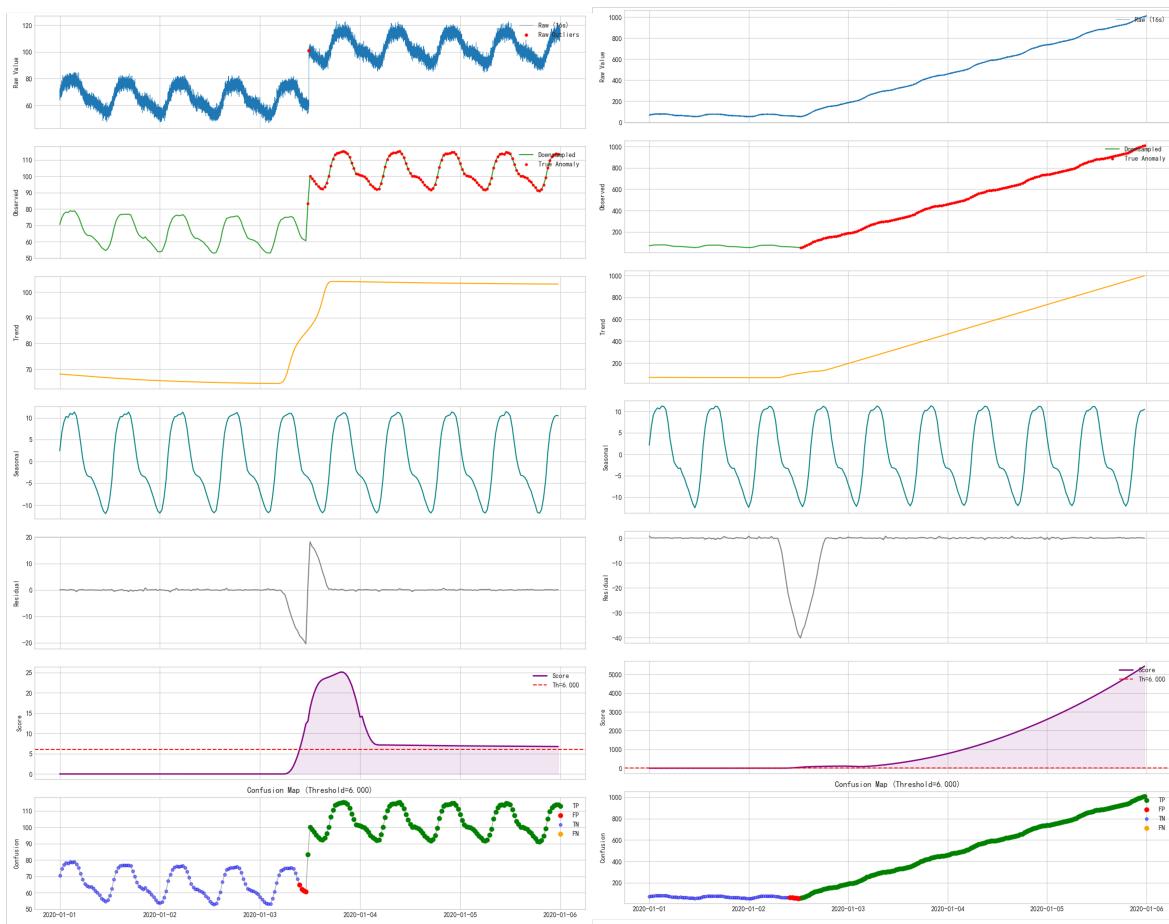


图 5.12 整体漂移数据（左列）与斜率变化数据（右列）的原始遥测时序、降采样时序、分解后趋势项时序、周期项时序、残差项时序与检测结果时序示意图

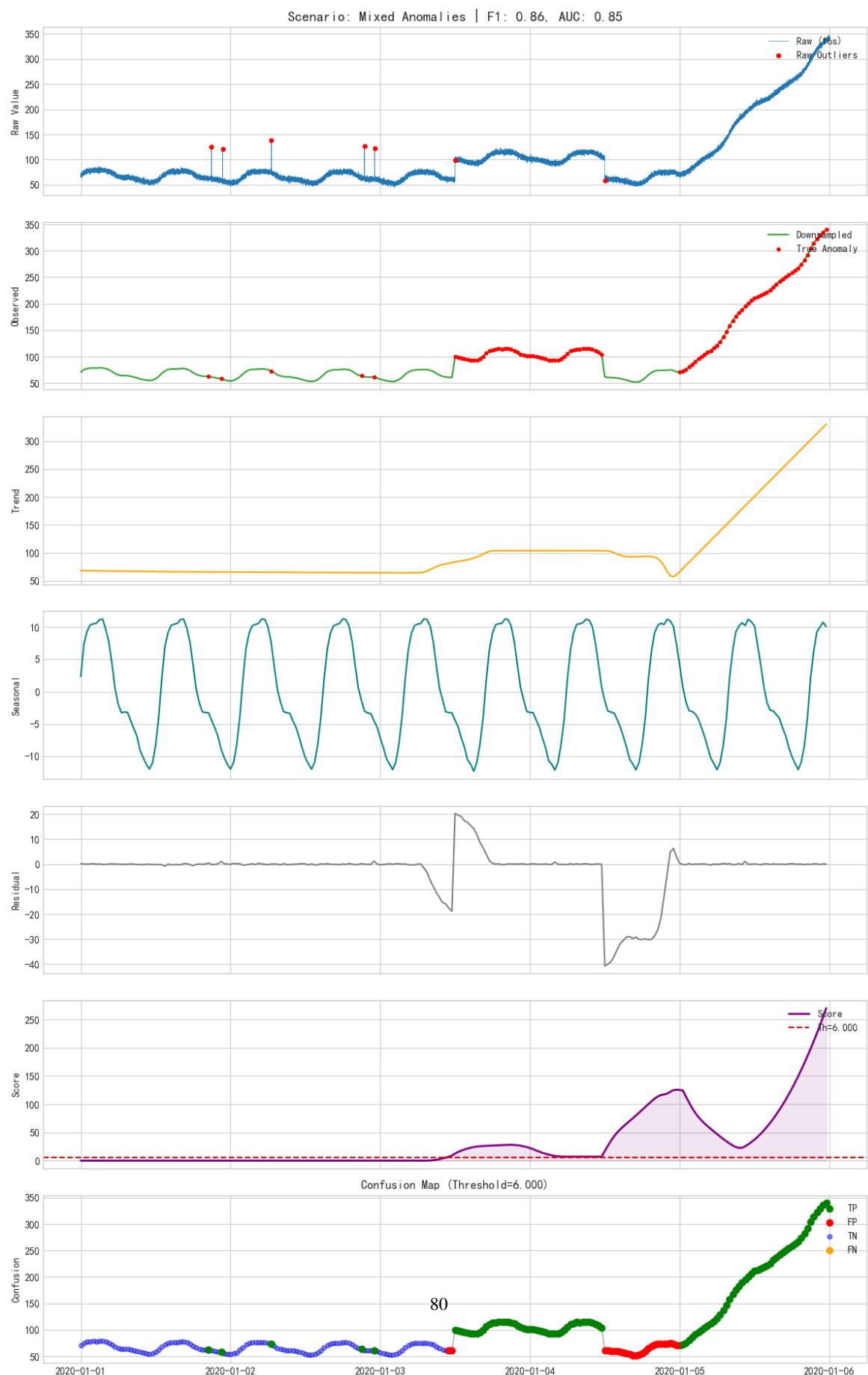


图 5.13 混合异常数据的原始遥测时序、降采样时序、分解后趋势项时序、周期项时序、残差项时序、异常分数时序与检测结果时序示意图

第 6 章 GNSS 事件对定位性能影响评估

GNSS 事件带来的无论是信号层面的质量波动，还是导航电文参数的异常，其影响评估的最终落脚点都在于用户终端的定位性能。对于高精度定位用户而言，理解并量化这些事件对最终坐标解算精度的影响至关重要。GNSS 事件种类繁多，其中星载产品异常通常会导致卫星信号中断或被完好性监测系统剔除，其影响具有显性和不可逆的特征。相比之下，弹性功率事件具有更强的隐蔽性。正如第二章所述，弹性功率调整期间，卫星的伪距硬件延迟发生显著变化，进而引起 DCB 参数的漂移。在精密单点定位 (PPP) 中，DCB 是解决观测方程秩亏、维持参数估计稳定性的关键修正量。如果在使用精密钟差产品时未正确处理弹性功率引发的 DCB 变化，将直接导致定位模型的系统性偏差，影响收敛时间和定位精度。本章主要聚焦于弹性功率事件对精密定位性能的影响评估。首先，本章将从 PPP 的函数模型入手，详细推导双频 IF 模型与非差非组合模型，从理论层面探明 DCB 在观测方程中的具体作用机制及其对定位解算的影响路径。随后，设计针对弹性功率期间的 DCB 估计策略，并选取典型的弹性功率事件时段进行实验。最后，通过对比分析不同处理策略下的定位结果以评估弹性功率事件对用户端精密定位性能的具体影响。

6.1 PPP 原始观测方程及函数模型

精密单点定位 (Precise Point Positioning, PPP) 是指利用全球分布的参考站网解算的精密卫星轨道和钟差产品，对单台 GNSS 接收机的非差观测值进行处理，以获得高精度位置坐标、接收机钟差及大气延迟参数的技术。构建严密的函数模型是实现 PPP 高精度解算的基础。

6.1.1 原始观测方程

GNSS 的基本观测值包括伪距 (Code Pseudorange) 和载波相位 (Carrier Phase)。假设接收机为 r ，卫星为 s ，在频率 j ($j = 1, 2, \dots$) 上的原始观测方程可表示为：

$$\begin{cases} P_{r,j}^s = \rho_r^s + c(dt_r - dt^s) + T_r^s + I_{r,j}^s + d_{r,j} - d_j^s + \epsilon_{P,j} \\ L_{r,j}^s = \rho_r^s + c(dt_r - dt^s) + T_r^s - I_{r,j}^s + \lambda_j N_{r,j}^s + b_{r,j} - b_j^s + \epsilon_{L,j} \end{cases} \quad (6.1)$$

其中：

- $P_{r,j}^s$ 和 $L_{r,j}^s$ 分别为伪距观测值和载波相位观测值（单位：米）；
- ρ_r^s 为卫星天线相位中心至接收机天线相位中心的几何距离；
- c 为真空中的光速；
- dt_r 和 dt^s 分别为接收机钟差和卫星钟差；
- T_r^s 为对流层延迟（包含干分量和湿分量）；
- $I_{r,j}^s$ 为频率 j 处的电离层延迟一阶项；
- λ_j 为载波波长；
- $N_{r,j}^s$ 为整周模糊度（Integer Ambiguity）；
- $d_{r,j}$ 和 d_j^s 分别为接收机端和卫星端的伪距硬件延迟（Code Bias）；
- $b_{r,j}$ 和 b_j^s 分别为接收机端和卫星端的相位硬件延迟（Phase Bias）；
- $\epsilon_{P,j}$ 和 $\epsilon_{L,j}$ 分别包含了多路径效应及测量噪声。

上述方程中，几何距离 ρ_r^s 实际上是关于接收机位置坐标 (x_r, y_r, z_r) 的非线性函数。在实际平差计算中，通常利用泰勒级数展开将其线性化。此外，相对论效应、萨格纳克效应（Sagnac effect）、天线相位中心偏差（PCO）及变化（PCV）、潮汐负荷（固体潮、海潮、极潮）等误差项需在进入平差模型前通过模型改正予以消除。

6.1.2 双频 IF 组合模型

电离层延迟是 GNSS 信号穿过大气层时受自由电子含量影响产生的最大误差源之一，其量级可达数十米。由于电离层是一种色散介质，其延迟量与信号频率的平方成反比，这为利用双频观测值消除电离层影响提供了物理基础。双频无电离层组合（Ionosphere-Free, IF）模型，旨在通过对两个不同频率的观测值进行特定的线性组合，以数学方式消除一阶电离层延迟的影响。该模型无需引入外部电离层先验信息即可实现分米级甚至厘米级的定位精度，因此成为精密单点定位中最经典且应用最为广泛的函数模型。

基于电离层的色散特性，构建消电离层组合的关键在于确定组合系数。假设接收机使用频率为 f_1 和 f_2 的双频信号，为了消除一阶电离层项 $I_{r,j}^s$ ，同时保留几何距离 ρ_r^s 的几何尺度不变，根据线性组合原理，可定义双频消电离层组合观测值 P_{IF} 和 L_{IF} 。设组合系数分别为 α_{12} 和 β_{12} ，其数学表达式及约束条件如下：

$$\begin{cases} \alpha_{12} = \frac{f_1^2}{f_1^2 - f_2^2}, & \beta_{12} = -\frac{f_2^2}{f_1^2 - f_2^2} \\ P_{IF} = \alpha_{12} P_{r,1}^s + \beta_{12} P_{r,2}^s \\ L_{IF} = \alpha_{12} L_{r,1}^s + \beta_{12} L_{r,2}^s \end{cases} \quad (6.2)$$

将原始观测方程代入上式，并忽略高阶电离层残差项，可得双频 IF 组合的线性化观测方程：

$$\begin{cases} P_{IF} = \rho_r^s + c \cdot \bar{dt}_r - c \cdot \bar{dt}^s + T_r^s + \varepsilon_{P,IF} \\ L_{IF} = \rho_r^s + c \cdot \bar{dt}_r - c \cdot \bar{dt}^s + T_r^s + \lambda_{IF} \bar{N}_{IF} + \varepsilon_{L,IF} \end{cases} \quad (6.3)$$

式中， λ_{IF} 为组合波长。

双频 IF 模型的主要优势在于其能够在观测方程层面严格消除电离层一阶延迟，从而显著降低系统误差对定位结果的影响，尤其适用于全球尺度、长基线以及电离层活动较强区域的高精度 PPP 解算。此外，该模型避免了显式估计电离层参数，使函数模型更加简洁，有利于提高参数估计的稳定性。然而，双频 IF 组合也存在一定的不足。由于线性组合放大了观测噪声，其组合后的伪距和载波相位噪声水平均高于原始单频观测值；同时，IF 组合导致模糊度失去整数特性，限制了传统整周模糊度固定技术的直接应用，从而在一定程度上影响收敛速度。

需要特别说明的是，线性组合过程不可避免地对模型中的硬件延迟与模糊度参数产生了重组效应。方程中的接收机钟差 \bar{dt}_r 实际上吸收了接收机端的消电离层组合伪距硬件延迟；而卫星钟差 \bar{dt}^s 则对应于 IGS 提供的精密钟差产品。若不加以处理，将对钟差参数及定位结果产生系统性偏移。因此，在基于双频 IF 伪距观测进行精密单点定位时，通常需要引入由分析中心提供的卫星端 DCB 产品，或通过模型重参数化将其吸收到接收机钟差中进行处理。相比之下，在仅使用载波相位 IF 组合或采用无电离层相位主导的 PPP 模型时，DCB 对最终定位结果的影响相对较弱，可根据具体应用需求进行取舍。由于 IGS 精密钟差通常是基于双频消电离层组合生成的，其数值中已包含了卫星端的伪距硬件延迟，因此在采用与 IGS 产品一致的频率对（如在 GPS 系统中是 L1/L2，也写作 C1C/C2W，在 BDS 系统中则是 C2I/C6I）进行解算时，无需额外引入差分码偏差（Differential Code Bias, DCB）改正。然而，这一参数重组导致相位方程中的模糊度参数 \bar{N}_{IF} 不再具有整数特性，而是退化为包含整周模糊度及收发两端未被钟差吸收的硬件延迟偏差的浮点数（Float Ambiguity），这也是传统 PPP 通常获得浮点解的原因。

6.1.3 非差非组合模型

双频 IF 组合模型中，虽然通过线性组合有效地消除了电离层一阶项的影响，但该方法存在噪声放大和电离层信息丢失两个显著的理论缺陷。非差非组合 (Uncombined and Undifferenced, UC/UD) 模型直接利用原始的频率观测值构建方程，将电离层延迟作为待估参数进行估计，从而避免了观测值组合带来的噪声放大，并保留了所有原始

观测信息。非差非组合模型在灵活性、多系统融合以及大气建模方面具有的显著优势使其成为近年来GNSS高精度定位领域的研究热点。

根据观测信号的物理传输机制，假设接收机为 r ，观测到的卫星为 s ，对于频率 f_1 和 f_2 ，顾及电离层延迟、对流层延迟及相关硬件延迟偏差，其非差非组合原始观测方程组可表述为：

$$\begin{cases} P_{r,1}^s = \rho_r^s + c dt_r - c dt^s + m_{r,d}^s Z_{r,d} + m_{r,w}^s Z_{r,w} + I_{r,1}^s + b_{r,1} - b_1^s + \varepsilon_{1,P}^s, \\ P_{r,2}^s = \rho_r^s + c dt_r - c dt^s + m_{r,d}^s Z_{r,d} + m_{r,w}^s Z_{r,w} + \gamma_2 I_{r,1}^s + b_{r,2} - b_2^s + \varepsilon_{2,P}^s, \\ L_{r,1}^s = \rho_r^s + c dt_r - c dt^s + m_{r,d}^s Z_{r,d} + m_{r,w}^s Z_{r,w} - I_{r,1}^s + \lambda_1^s (N_{r,1}^s + B_{r,1} - B_1^s) + \varepsilon_{1,\varphi}^s, \\ L_{r,2}^s = \rho_r^s + c dt_r - c dt^s + m_{r,d}^s Z_{r,d} + m_{r,w}^s Z_{r,w} - \gamma_2 I_{r,1}^s + \lambda_2^s (N_{r,2}^s + B_{r,2} - B_2^s) + \varepsilon_{2,\varphi}^s. \end{cases} \quad (6.4)$$

其中：

- $P_{r,j}^s, L_{r,j}^s$: 分别为频率 j ($j = 1, 2$) 的伪距 (单位: m) 和载波相位观测值 (单位: m);
- ρ_r^s : 卫星至接收机的几何距离;
- c : 真空中的光速;
- dt_r, dt^s : 分别为接收机钟差和卫星钟差;
- $Z_{r,d}, Z_{r,w}$: 分别为接收机天顶对流层干延迟 (Hydrostatic/Dry Delay) 和湿延迟 (Wet Delay);
- $m_{r,d}^s, m_{r,w}^s$: 分别为对应的干分量和湿分量投影函数 (Mapping Function);
- $I_{r,1}^s$: f_1 频率上的视线方向电离层延迟, $\gamma_2 = (f_1/f_2)^2$ 为电离层频率转换因子;
- $b_{r,j}, b_j^s$: 分别为接收机端和卫星端在频率 j 上的伪距硬件延迟 (单位: m);
- λ_j^s : 载波波长;
- $N_{r,j}^s$: 频率 j 上的整周模糊度 (单位: 周, cycle);
- $B_{r,j}, B_j^s$: 分别为接收机端和卫星端在频率 j 上的载波相位硬件延迟 (单位: 周, cycle);
- $\varepsilon_{j,P}^s, \varepsilon_{j,\varphi}^s$: 包含多路径效应及测量噪声的残差项。

由于接收机钟差与接收机伪距硬件延迟、卫星钟差与卫星伪距硬件延迟、以及模糊度参数与相位硬件延迟之间存在线性相关性，无法直接分离，在参数估计过程中会面临严重的秩亏 (Rank Deficiency) 问题。因此，必须引入精密星历和钟差产品，并对参数进行重组 (Reparameterization)。

解决模型秩亏的关键在于处理卫星钟差基准的不一致性以及接收机端参数的重

新定义。由于 IGS 提供的精密卫星钟差产品 dt_{IGS}^s 通常是基于双频消电离层组合 (IF) 生成的, 该钟差内含了卫星端 P1 与 P2 码硬件延迟的线性组合 (即 $c \cdot dt_{IGS}^s = c \cdot dt^s + \alpha_{12}b_1^s + \beta_{12}b_2^s$)。若直接将其应用于非差非组合模型, 会导致模型物理意义不符, 因此必须引入卫星端差分码偏差 (Differential Code Bias, DCB) 进行修正。定义卫星端 DCB 为 $DCB_{P1P2}^s = b_1^s - b_2^s$, 利用该参数可将 IF 基准的精密钟差还原至原始频率层面, 从而消除卫星端硬件延迟的影响。同时, 对于对流层延迟, 通常采用 Saastamoinen 模型结合实测气象参数或 GPT 模型精确计算干延迟 $Z_{r,d}$ 并从观测值中扣除, 仅保留湿延迟 $Z_{r,w}$ 作为待估参数。

在完成卫星端与大气模型的修正后, 需进一步通过参数重组解决接收机端的秩亏问题。具体的重组策略是将接收机端 f_1 频率的伪距硬件延迟 $b_{r,1}$ 吸收至接收机钟差参数中, 形成广义接收机钟差 \bar{dt}_r ; 同时, 电离层参数 $\bar{I}_{r,1}^s$ 也会相应吸收接收机及卫星端的差分码偏差, 变为“有偏”电离层参数; 而模糊度参数 $\bar{N}_{r,j}^s$ 则吸收了相位与伪距硬件延迟的残余项, 转变为浮点模糊度。基于此策略, 最终推导出的满秩线性化观测方程组如下:

$$\begin{cases} p_{r,1}^s = -\mathbf{u}_r^s \mathbf{x} + c \cdot \bar{dt}_r + m_{r,w}^s Z_{r,w} + \bar{I}_{r,1}^s + \varepsilon_{1,P}^s, \\ p_{r,2}^s = -\mathbf{u}_r^s \mathbf{x} + c \cdot \bar{dt}_r + m_{r,w}^s Z_{r,w} + \gamma_2 \bar{I}_{r,1}^s - c \cdot \overline{DCB}_{P1P2}^s + \varepsilon_{2,P}^s, \\ l_{r,1}^s = -\mathbf{u}_r^s \mathbf{x} + c \cdot \bar{dt}_r + m_{r,w}^s Z_{r,w} - \bar{I}_{r,1}^s + \lambda_1 \bar{N}_{r,1}^s + \varepsilon_{1,\varphi}^s, \\ l_{r,2}^s = -\mathbf{u}_r^s \mathbf{x} + c \cdot \bar{dt}_r + m_{r,w}^s Z_{r,w} - \gamma_2 \bar{I}_{r,1}^s + \lambda_2 \bar{N}_{r,2}^s + \varepsilon_{2,\varphi}^s. \end{cases} \quad (6.5)$$

在该模型中, 待估参数向量定义为 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}, c \cdot \bar{dt}_r, Z_{r,w}, \bar{I}_{r,1}^s, \bar{N}_{r,1}^s, \bar{N}_{r,2}^s]^T$ 。通过上述线性化方程可以看出, 非差非组合模型成功实现了在利用外部 DCB 产品修正卫星端偏差的前提下, 利用卡尔曼滤波算法同时解算出接收机位置坐标、接收机钟差、对流层湿延迟、视线方向电离层延迟以及浮点模糊度。

6.1.4 单频模型

随着低成本 GNSS 芯片与物联网技术的发展, 单频精密单点定位 (Single-Frequency PPP, SF-PPP) 在消费级市场中的应用日益广泛。与双频模型相比, 单频模型仅使用单一频率 (通常为 f_1) 的观测值, 不仅面临严重的电离层延迟干扰, 还存在观测值频率与精密钟差产品基准频率不一致的问题, 这使得 DCB 的处理在单频 PPP 中显得尤为关键。

对于单频接收机，其在 f_1 频率上的原始观测方程为：

$$\begin{cases} P_{r,1}^s = \rho_r^s + c(dt_r - dt^s) + T_r^s + I_{r,1}^s + d_{r,1} - d_1^s + \varepsilon_{P,1}, \\ L_{r,1}^s = \rho_r^s + c(dt_r - dt^s) + T_r^s - I_{r,1}^s + \lambda_1 N_{r,1}^s + b_{r,1} - b_1^s + \varepsilon_{L,1}. \end{cases} \quad (6.6)$$

在单频 PPP 解算策略中，通常采用 IGS 分析中心提供的全球电离层格网图（Global Ionospheric Maps, GIM）来修正一阶电离层延迟 $I_{r,1}^s$ ，或采用半和组合（GRAPHIC）消除电离层影响。若采用 GIM 模型修正策略，模型中的核心难点在于卫星钟差的代入。IGS 提供的精密卫星钟差产品 dt_{IGS}^s 是基于双频消电离层组合（IF）定义的。若将该钟差直接代入单频 f_1 的观测方程中，必须考虑 f_1 频率的硬件延迟与双频组合硬件延迟之间的差异。将 $c \cdot dt^s = c \cdot dt_{IGS}^s - (\alpha_{12}b_1^s + \beta_{12}b_2^s)$ 代入伪距方程，并整理可得：

$$\begin{aligned} P_{r,1}^s &= \rho_r^s + c \cdot dt_r - [c \cdot dt_{IGS}^s - (\alpha_{12}b_1^s + \beta_{12}b_2^s)] + T_r^s + I_{r,1}^s(\text{GIM}) + d_{r,1} - d_1^s + \varepsilon_{P,1} \\ &= \rho_r^s + c \cdot \bar{dt}_r - c \cdot dt_{IGS}^s + T_r^s + I_{r,1}^s(\text{GIM}) - (d_1^s - \alpha_{12}b_1^s - \beta_{12}b_2^s) + \varepsilon_{P,1}. \end{aligned} \quad (6.7)$$

假设卫星端的伪距硬件延迟与相位硬件延迟在量级上存在差异但在此处仅考虑伪距偏差（即近似认为 $d^s \approx b^s$ 以简化推导，或严格按照 DCB 定义），利用系数关系 $\alpha_{12} + \beta_{12} = 1$ ，上式中卫星端的残留硬件延迟项可化简为与差分码偏差相关的形式。最终，引入卫星端 DCB (DCB_{P1P2}^s) 修正后的单频 PPP 线性化观测方程为：

$$\begin{cases} p_{r,1}^s = -\mathbf{u}_r^s \mathbf{x} + c \cdot \bar{dt}_r + m_w^s Z_{r,w} + I_{r,1}^s(\text{GIM}) + \frac{f_2^2}{f_1^2 - f_2^2} c \cdot DCB_{P1P2}^s + \varepsilon_{P,1}, \\ l_{r,1}^s = -\mathbf{u}_r^s \mathbf{x} + c \cdot \bar{dt}_r + m_w^s Z_{r,w} - I_{r,1}^s(\text{GIM}) + \lambda_1 \bar{N}_1^s + \varepsilon_{L,1}. \end{cases} \quad (6.8)$$

从式 (6.8) 可以清晰地看到，单频 PPP 模型在理论上对卫星端 DCB 产品具有刚性依赖。在常规情况下，DCB 被认为是极其稳定的；然而，在发生弹性功率事件时，卫星播发的伪距信号特性发生改变，导致真实的硬件延迟发生漂移。如果此时用户端仍使用事件发生前（或全天解算）的静态 DCB 产品进行修正，上述方程中的 DCB 改正项将与当前历元的真实偏差不符，产生的残差将直接被接收机钟差吸收或被错误地分配到位置参数中，从而导致定位精度的恶化。因此，利用单频 PPP 模型评估弹性功率期间 DCB 变化对定位的影响，能够直观地反映出该类事件对低成本用户端的潜在威胁。

6.2 数据集与实验设计

前文理论推导表明，DCB 对不同模型的影响程度存在显著差异。在双频无电离层组合（IF）PPP 模型中，若采用与精密钟差一致的频率组合，卫星端 DCB 已被吸收到钟差参数中，对最终定位结果的影响相对有限；而在双频非差非组合（UC）PPP 模型中，DCB 作为显式改正量参与观测方程，其数值准确性直接关系到电离层参数、接收机钟差及位置参数的合理分配；在单频 PPP 模型中，由于卫星钟差与观测频率基准不一致，DCB 修正项以确定性模型形式进入伪距方程，对定位结果具有更为直接且刚性的影响。因此，DCB 产品的时间稳定性及其与真实卫星硬件状态的一致性，是影响 PPP 定位性能的重要因素。为了从实测数据层面量化评估弹性功率事件引发的 DCB 跳变对定位性能的影响，本节制定了详细的实验方案。实验通过构建包含弹性功率事件的观测数据集，设计不同的 DCB 修正策略，并将其应用于不同的 PPP 函数模型，以全面剖析该类事件对用户端定位精度的具体影响机制。

6.2.1 实验数据选取与事件描述

实验选取 2021 年第 029 天（DOY 029）作为核心观测时段。根据前期监测结果，该日北斗卫星系统（BDS）中多颗卫星发生了明显的弹性功率调节事件，其特征表现为 DCB 参数在日内出现突变。以 UTC 时间为基准，该日卫星状态呈现出典型的三阶段特征，这为评估不同时段的定位性能提供了天然的实验窗口：

1. **常规功率时段（00:00–07:00 UTC）**：卫星处于标称功率发射状态，硬件延迟稳定，符合传统静态 DCB 估计假设。
2. **功率调整过渡期（07:00–10:00 UTC）**：卫星进行功率增强调整，信号处于非稳态。在此期间，不同卫星的 DCB 相继发生变化。
3. **弹性功率开启时段（10:00–24:00 UTC）**：卫星完成调整并维持高功率发射模式。此时卫星端硬件延迟已稳定在新的数值水平，与常规功率时段相比存在显著的系统性偏差。

为验证算法的普适性，实验选取了 MGEX（Multi-GNSS Experiment）全球跟踪网中包括 MAL2 在内的分布于不同纬度的若干典型测站，以保证结果具有一定的代表性和普适性。观测数据时间分辨率为 30 s，采用 RINEX 格式。实验时段内，测站观测环境良好，数据完整率均在 95% 以上。

6.2.2 DCB 修正策略设计

针对弹性功率事件导致的 DCB 时变特性，本实验设计了三种不同的 DCB 输入产品/策略，作为后续 PPP 解算的外部修正项：

- **策略 A：IGS 分析中心发布的单日 DCB 产品**

直接采用 IGS 分析中心（如 CAS 或 DLR）发布的官方单日 DCB 产品。该类产品代表了当前工程应用中精度相对有保障、使用最广泛的 DCB 产品，但其估计策略通常假定 DCB 在全天内保持恒定。该策略模拟了普通用户在未察觉弹性功率事件发生时的常规处理模式，作为实验的对照组。

- **策略 B：自估计算日静态 DCB 产品 (Self-Est. Daily DCB)**

利用本文构建的电离层与 DCB 联合估计平台，假设 DCB 在 24 小时内为常数进行解算，记录为 DCB_{daily} 。通过比较策略 A 与策略 B，可验证自研算法的可靠性，为后续对比实验提供统一基准。

- **策略 C：分段估计 DCB 产品 (Self-Est. Segmented DCB)**

针对弹性功率调整的物理事实，不在参考单日恒定的假设。以弹性功率开启前和开启后为分界点，分别独立解算两个时段的 DCB 参数，记录为 DCB_{FP-ON} 和 DCB_{FP-OFF} 。该策略能够有效刻画弹性功率开启前后 DCB 发生的阶跃变化，代表了顾及事件影响的精细化处理组。

6.2.3 PPP 解算配置与实验分组

基于前文推导的观测方程，实验将上述三种 DCB 修正策略分别应用于两类典型的 PPP 模型中，共形成 6 组对比实验。解算平台基于开源 PPP 软件 RTKLIB 进行二次开发，使其支持分段 DCB 产品的读取与历元级修正。

各实验组的主要解算策略与参数配置如表 6.1 和 6.2 所示。

6.2.4 性能评价指标

为了客观评价弹性功率事件对定位性能的影响，本文主要采用以下两个指标进行量化分析：

1. **收敛时间 (Convergence Time)**：定义为定位结果在东 (E)、北 (N)、天 (U) 三个方向上的绝对位置偏差均连续 20 个历元小于 10 cm (双频 PPP) 或 20–30 cm (单频 PPP) 所需的时间。考虑到弹性功率事件发生于解算过程中，本文重点关注弹性功率事件发生后滤波器是否出现重收敛现象及其稳定性。
2. **定位精度 (Positioning Accuracy)**：采用收敛后的定位结果与 IGS 发布的测站

表 6.1 非差非组合 PPP (UCUD-PPP) 解算策略与参数配置

配置项	处理策略与参数说明
GNSS 系统	BDS
PPP 模型	非差非组合 (Undifferenced and Uncombined PPP)
数据处理软件	Net_Diff (Mou et al., 2023)
观测数据采样间隔	30 s
观测频率	B1I, B3I
参数估计方法	卡尔曼滤波 (Kalman Filtering)
截止高度角	7°
观测权函数	基于高度角的权模型: $\sigma^2 = a^2 + \frac{b^2}{\sin^2(elevation)}$
卫星天线相位中心改正	IGS14_2196.atx
接收机天线相位中心改正	IGS14_2196.atx
精密轨道与钟差	武汉大学 (WUM) 提供的多系统精密轨道与钟差产品 轨道间隔: 5 min, 钟差间隔: 30 s
对流层延迟	干分量: Saastamoinen 模型改正 湿分量: 随机游走模型估计
电离层延迟	GIM 先验约束 + 白噪声参数估计 (UC-PPP)
接收机坐标	日内常数 (The constant of a day)
载波模糊度	浮点解 (Float Ambiguity)
接收机钟差	随机游走模型 (Random Walk)
系统间偏差 (ISB)	随机游走模型 同时估计 BDS-2 与 BDS-3 ISB
差分码偏差 (DCB) 改正	分别采用策略 A、策略 B、策略 C 进行修正
收敛判据	E/N/U 三个方向定位误差 连续 20 个历元小于 0.1 m

表 6.2 单频精密单点定位 (SF-PPP) 解算策略与参数配置

配置项	处理策略与参数说明
GNSS 系统	BDS
PPP 模型	单频精密单点定位 (Single-Frequency PPP, SF-PPP)
数据处理软件	Net_Diff (Mou et al., 2023)
观测数据采样间隔	30 s
观测频率	B1I
参数估计方法	卡尔曼滤波 (Kalman Filtering)
截止高度角	7°
观测权函数	基于高度角的权模型： $\sigma^2 = a^2 + \frac{b^2}{\sin^2(elevation)}$
卫星天线相位中心改正	IGS14_2196.atx
接收机天线相位中心改正	IGS14_2196.atx
精密轨道与钟差	武汉大学 (WUM) 提供的精密轨道与钟差产品 轨道间隔：5 min，钟差间隔：30 s
电离层延迟	采用 GIM 格网产品进行一阶电离层改正 残余电离层延迟作为白噪声参数估计
对流层延迟	干分量：Saastamoinen 模型改正 湿分量：随机游走模型估计
接收机坐标	日内常数 (The constant of a day)
载波模糊度	浮点解 (Float Ambiguity)
接收机钟差	随机游走模型 (Random Walk)
差分码偏差 (DCB) 改正	分别采用策略 A、策略 B、策略 C 进行修正
系统间偏差 (ISB)	不估计 (单系统 BDS 解算)
收敛判据	E/N/U 三个方向定位误差 连续 20 个历元小于 0.20–0.30 m

坐标真值进行差分，计算三维坐标的均方根误差（RMS），其计算公式为：

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_{\text{est},i} - X_{\text{true}})^2}, \quad (6.9)$$

其中 $X_{\text{est},i}$ 为第 i 个历元的估计坐标， X_{true} 为测站参考真值， n 为参与统计的历元数。

6.3 实验结果分析

6.3.1 非差非组合 PPP 使用不同 DCB 策略实验结果

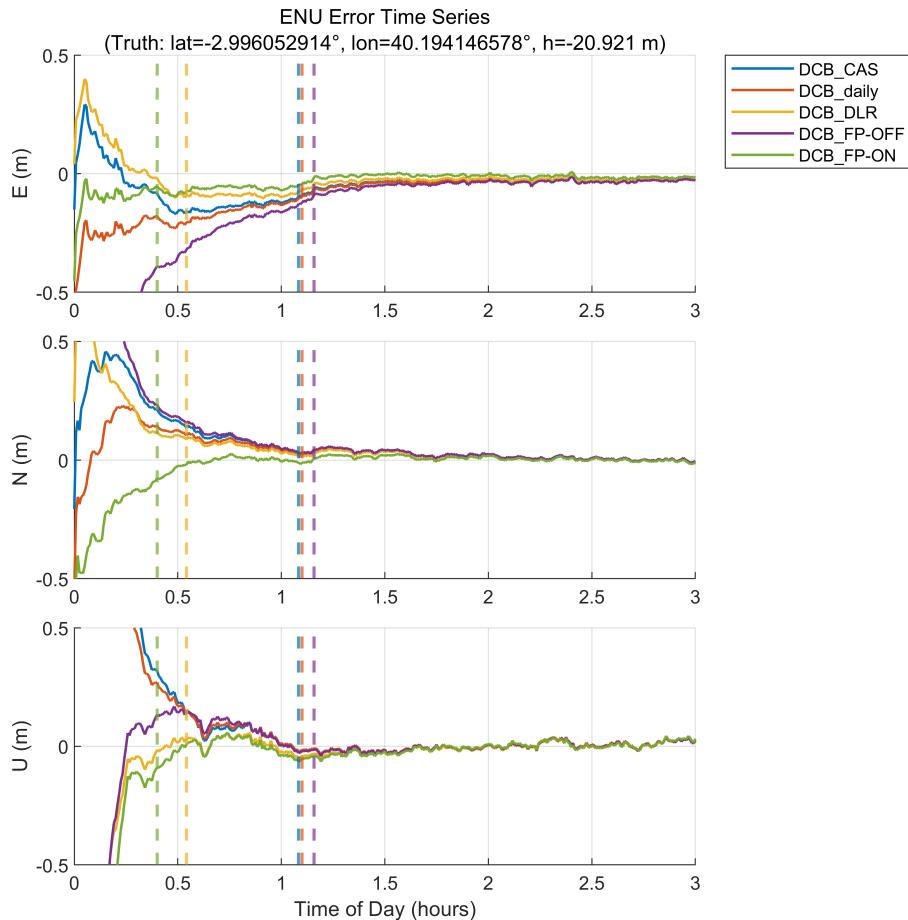


图 6.1 BDS 非差非组合 PPP 在弹性功率事件期间使用不同策略 DCB 产品的 ENU 定位误差

6.3.2 单频 PPP 使用不同 DCB 策略实验结果

6.4 本章小节

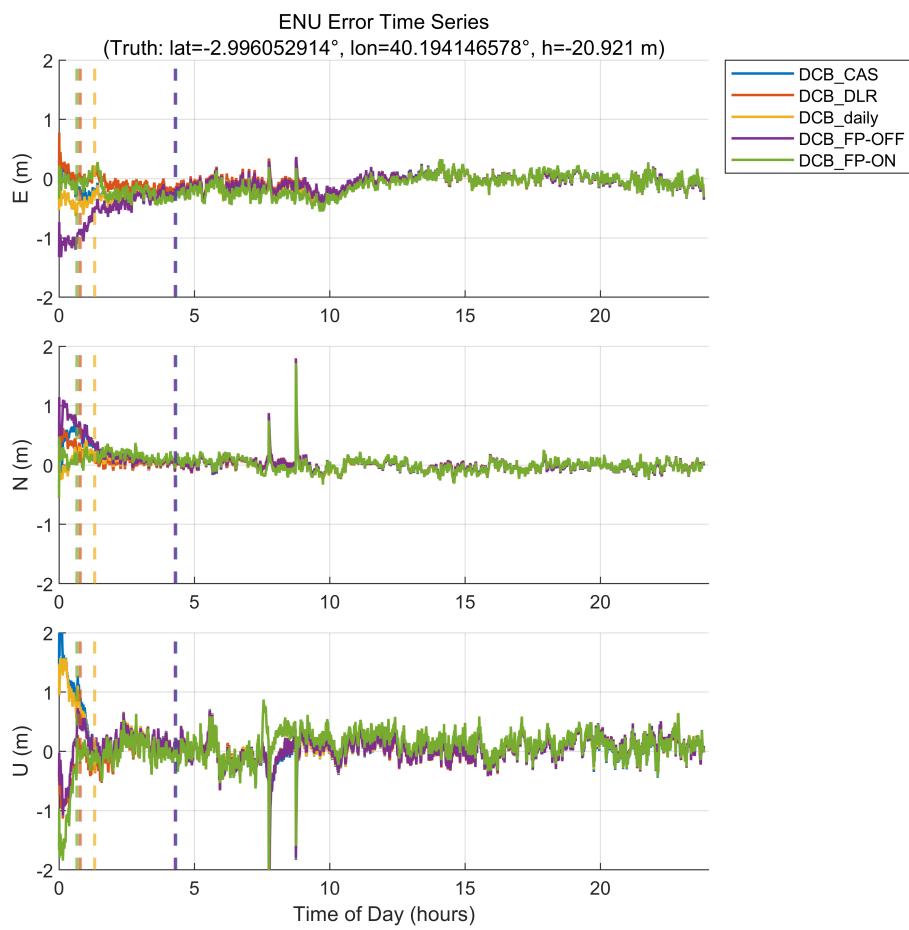


图 6.2 BDS 单频 PPP 在弹性功率事件期间使用不同策略 DCB 产品的 ENU 定位误差

参考文献

- [1] ZHANG Z, GONG X, GU S, et al. Analysis of GPS satellite flex power in 2023 and its effects on differential code bias variations[J]. *GPS Solutions*, 2025, 29(3): 91.
- [2] XIANG Y, XU Z, GAO Y, et al. Understanding long-term variations in GPS differential code biases [J]. *GPS Solutions*, 2020, 24(4): 118.
- [3] LIU T, CHEN Q, CHEN H, et al. Characteristics of Beidou-2 flex power and its impact on precise point positioning with ambiguity resolution[J]. *GPS Solutions*, 2024, 28(4): 152.
- [4] ESENBUGA Ö G, HAUSCHILD A, STEIGENBERGER P. Impact of GPS flex power on differential code bias estimation for Block IIR-M and IIF satellites[C] // Proceedings of the 33rd International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS+ 2020). 2020: 2922-2930.
- [5] ESENBUGA Ö G, HAUSCHILD A. Impact of flex power on GPS Block IIF differential code biases [J]. *GPS Solutions*, 2020, 24(4): 91.
- [6] JIMENEZ-BANOS D, PERELLÓ-GISBERT J V, CRISCI M. The measured effects of GPS flex power capability collected on sensor station data[C] // 2010 5th ESA workshop on satellite navigation technologies and European workshop on GNSS signals and signal processing (NAVITEC). 2010: 1-6.
- [7] LU Y, ZHENG N, LIU X, et al. A new flex power detection method for BDS-2[J]. *Advances in Space Research*, 2025.
- [8] LIU T, ZHANG A, LU S, et al. Effects of BDS-2 satellite flex power on daily DCB estimation[J]. *Advances in Space Research*, 2025, 75(10): 7565-7575.
- [9] ZHANG J, YOU W, YU B, et al. Improved GRACE-FO kinematic orbit determination with epoch-difference KBR during the GPS flex power period[J]. *Advances in Space Research*, 2024, 74(5): 2011-2024.
- [10] MENG G, GE H, LI B. A real-time detection method for GPS flex power[J]. *GPS Solutions*, 2024, 28(3): 111.
- [11] ABRAHA K E, FRISK A, WIKLUND P. GNSS interference monitoring and detection based on the Swedish CORS network SWEPOS[J]. *Journal of Geodetic Science*, 2024, 14(1): 20220157.
- [12] ZHANG D, ZHANG W, LI Q, et al. Accuracy analysis of the GPS instrumental bias estimated from observations in middle and low latitudes[C] // *Annales Geophysicae*: vol. 28: 8. 2010: 1571-1580.
- [13] LI J, XIANG Y, SU C, et al. Impact of flex power on inter-and intra-Differential Code Bias variation [J]. *Geodesy and Geodynamics*, 2025.
- [14] SCHÄER S, helvétique des sciences naturelles. COMMISSION GÉODÉSIQUE S. Mapping and predicting the Earth's ionosphere using the Global Positioning System: vol. 59[M]. Institut für

- Geodäsie und Photogrammetrie, Eidg. Technische Hochschule …, 1999.
- [15] MONTENBRUCK O, STEIGENBERGER P, PRANGE L, et al. The Multi-GNSS Experiment (MGEX) of the International GNSS Service (IGS)—achievements, prospects and challenges[J]. Advances in space research, 2017, 59(7): 1671-1697.
- [16] JIN S, LUO O, PARK P. GPS observations of the ionospheric F2-layer behavior during the 20th November 2003 geomagnetic storm over South Korea[J]. Journal of Geodesy, 2008, 82(12): 883-892.
- [17] LIU J, CHEN J, ZHANG Y, et al. The theory and method of wide area differential GPS[J]. Surveying and Mapping Press, Beijing, 1998.
- [18] ZHONG J, LEI J, DOU X, et al. Is the long-term variation of the estimated GPS differential code biases associated with ionospheric variability?[J]. GPS solutions, 2016, 20(3): 313-319.
- [19] MAYBECK P S. Stochastic models, estimation, and control: vol. 3[M]. Academic press, 1982.
- [20] MONTENBRUCK O, HAUSCHILD A, STEIGENBERGER P. Differential code bias estimation using multi-GNSS observations and global ionosphere maps[J]. NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation, 2014, 61(3): 191-201.
- [21] MELBOURNE W G. The case for ranging in GPS-based geodetic systems[C]//Proceedings of the first international symposium on precise positioning with the Global Positioning System. 1985: 373-386.
- [22] WU Z, LI S, WAN H, et al. Effects of BDS flex power on DCB estimation and PPP convergence [J]. GPS Solutions, 2024, 28(1): 41.
- [23] STEIGENBERGER P, THÖLERT S, MONTENBRUCK O. Flex power on GPS block IIR-M and IIF[J]. GPS solutions, 2019, 23(1): 8.
- [24] YA'ACOB N, ABDULLAH M, ISMAIL M. GPS total electron content (TEC) prediction at ionosphere layer over the equatorial region[M]. IntechOpen, 2010.
- [25] ESENBUĞA Ö G, HAUSCHILD A, STEIGENBERGER P. Recent flex power changes[J]. GPS Solutions, 2023, 27(3): 104.
- [26] YANG X, LIU W, HUANG J, et al. Real-time monitoring of GPS flex power based on machine learning[J]. GPS Solutions, 2022, 26(3): 73.
- [27] THÖLERT S, HAUSCHILD A, STEIGENBERGER P, et al. GPS IIR-M L1 Transmit Power Redistribution: Analysis of GNSS Receiver and High-Gain Antenna Data[J]. NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation, 2018, 65(3): 423-430.
- [28] TANG X, YUAN M, WANG F. Analysis of GPS P (Y) signal power enhancement based on the observations with a semi-codeless receiver[J]. Satellite Navigation, 2022, 3(1): 26.
- [29] WU Z, YAO Y, LI S, et al. A novel real-time GPS flex power detection method based on the linear relationship between carrier-to-noise ratios[J]. GPS Solutions, 2025, 29(4): 165.
- [30] DU Y, YANG Y, JIA X, et al. GPS flex power detection leveraging XGBoost machine learning

- based on LEO satellites[J]. GPS Solutions, 2025, 29(3): 1-15.
- [31] BERNDT D J, CLIFFORD J. Using dynamic time warping to find patterns in time series[C]// Proceedings of the 3rd international conference on knowledge discovery and data mining. 1994: 359-370.
- [32] YU X, YANG X, TAN Q, et al. An edge computing based anomaly detection method in IoT industrial sustainability[J]. Applied Soft Computing, 2022, 128: 109486.
- [33] MURPHY J, WARD J E, MAC NAMEE B. An overview of machine learning techniques for on-board anomaly detection in satellite telemetry[C]// 2023 European Data Handling & Data Processing Conference (EDHPC). 2023: 1-6.
- [34] CAI J, LI J, XIE S, et al. Evaluation and Anomaly Detection Methods for Broadcast Ephemeris Time Series in the BeiDou Navigation Satellite System[J]. Sensors, 2024, 24(24): 8003.
- [35] BIEBER M, VERHAGEN W J, COSSON F, et al. Generic Diagnostic Framework for Anomaly Detection—Application in Satellite and Spacecraft Systems[J]. Aerospace, 2023, 10(8): 673.
- [36] KATSUBE S, SAHARA H. Towards an onboard anomaly detection and identification method for satellites[J]. IEEE Access, 2025.
- [37] GUO G, HU T, ZHOU T, et al. Contrastive learning with prototype-based negative mixing for satellite telemetry anomaly detection[J]. Sensors, 2023, 23(10): 4723.
- [38] LI L Z Z, SUN B, ZHANG S. Research on Satellite Power Subsystem Anomaly Detection Technology Based[C]// Signal and Information Processing, Networking and Computers: Proceedings of the 5th International Conference on Signal and Information Processing, Networking and Computers (ICSINC): vol. 550. 2019: 219.
- [39] YU R, WANG Y, WANG W. AMAD: Active learning-based multivariate time series anomaly detection for large-scale IT systems[J]. Computers & Security, 2024, 137: 103603.
- [40] FEJJARI A, DELAVALU A, CAMILLERI R, et al. Transformer-based anomaly detection for satellite telemetry data[J]. Acta Astronautica, 2025.
- [41] CLEVELAND R B, CLEVELAND W S, MCRAE J E, et al. STL: A seasonal-trend decomposition [J]. J. off. Stat, 1990, 6(1): 3-73.
- [42] PEIXEIRO M. Time series forecasting in python[M]. Simon, 2022.

附录 A

致 谢

感谢那位最先制作出博士学位论文 L^AT_EX 模板的物理系同学！

感谢 William Wang 同学对模板移植做出的贡献！

感谢 @weijianwen 学长开创性的工作！

感谢 @sjtug 对 0.10 及之后版本的开发和维护工作！

感谢所有为模板贡献过代码的同学们，以及所有测试和使用模板的各位同学！

感谢 L^AT_EX 和 SJTUTHESIS，帮我节省了不少时间。

学术论文和科研成果目录

学术论文

- [1] Chen H, Chan C T. Acoustic cloaking in three dimensions using acoustic metamaterials[J]. *Applied Physics Letters*, 2007, 91:183518.
- [2] Chen H, Wu B I, Zhang B, et al. Electromagnetic Wave Interactions with a Metamaterial Cloak[J]. *Physical Review Letters*, 2007, 99(6):63903.

专利

- [1] 第一发明人,“永动机”,专利申请号 202510149890.0.

个人简历

基本情况

李嘉渝，2000年7月生于四川乐山。

教育背景

- 2023年09月至2026年03月，上海交通大学，硕士研究生，电子信息专业
- 2019年09月至2023年06月，合肥工业大学，本科，测控技术与仪器专业

研究兴趣

- GNSS 弹性功率机制及检测方法
- 卫星信号处理
- 深度学习时序处理

联系方式

- 地址：上海市闵行区东川路800号，200240
- E-mail: jason_lee@sjtu.edu.cn

RESEARCH ON GNSS EVENT DETECTION BASED ON MULTI-SOURCE SPATIO-TEMPORAL INFORMATION AND ITS IMPACT ON HIGH-PRECISION POSITIONING

An imperial edict issued in 1896 by Emperor Guangxu, established Nanyang Public School in Shanghai. The normal school, school of foreign studies, middle school and a high school were established. Sheng Xuanhuai, the person responsible for proposing the idea to the emperor, became the first president and is regarded as the founder of the university.

During the 1930s, the university gained a reputation of nurturing top engineers. After the foundation of People's Republic, some faculties were transferred to other universities. A significant amount of its faculty were sent in 1956, by the national government, to Xi'an to help build up Xi'an Jiao Tong University in western China. Afterwards, the school was officially renamed Shanghai Jiao Tong University.

Since the reform and opening up policy in China, SJTU has taken the lead in management reform of institutions for higher education, regaining its vigor and vitality with an unprecedented momentum of growth. SJTU includes five beautiful campuses, Xuhui, Minhang, Luwan Qibao, and Fahua, taking up an area of about 3 225 833 m². A number of disciplines have been advancing towards the top echelon internationally, and a batch of burgeoning branches of learning have taken an important position domestically.

Today SJTU has 31 schools (departments), 63 undergraduate programs, 250 masters-degree programs, 203 Ph.D. programs, 28 post-doctorate programs, and 11 state key laboratories and national engineering research centers.

SJTU boasts a large number of famous scientists and professors, including 35 academics of the Academy of Sciences and Academy of Engineering, 95 accredited professors and chair professors of the “Cheung Kong Scholars Program” and more than 2000 professors and associate professors.

Its total enrollment of students amounts to 35 929, of which 1564 are international students. There are 16 802 undergraduates, and 17 563 masters and Ph.D. candidates. After more than a century of operation, Jiao Tong University has inherited the old tradition of “high starting points, solid foundation, strict requirements and extensive practice.” Students

from SJTU have won top prizes in various competitions, including ACM International Collegiate Programming Contest, International Mathematical Contest in Modeling and Electronics Design Contests. Famous alumni include Jiang Zemin, Lu Dingyi, Ding Guangen, Wang Daohan, Qian Xuesen, Wu Wenjun, Zou Taofen, Mao Yisheng, Cai Er, Huang Yanpei, Shao Lizi, Wang An and many more. More than 200 of the academics of the Chinese Academy of Sciences and Chinese Academy of Engineering are alumni of Jiao Tong University.