

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514609

# RANSAC 算法在原子钟完好性监测的应用

罗熙衍庆<sup>1,2,3</sup>, 武文俊<sup>1,3</sup>

(1. 中国科学院国家授时中心 西安 710600; 2. 中国科学院大学 北京 100049;  
3. 时间基准及应用重点实验室(中国科学院) 西安 710600)

**摘要:**原子钟是卫星导航与精密守时系统的核心装置,其输出信号的质量常受到异常的影响。针对原子钟完好性监测中传统最小二乘法(OLS)对复杂异常模式适应性不足的问题,提出了一种基于随机采样一致性(RANSAC)的抗干扰建模与异常修复方法。该方法利用 RANSAC 算法在含噪数据中构建高鲁棒性的相位或频率预测模型,结合内点优化策略与基于中位数绝对偏差(MAD)的动态阈值机制,实现对异常点的精准检测与修复。实验利用氢原子钟和铯原子钟实测数据,构建了包含离群值、相位跳变以及复合异常的数据集进行验证,并与传统方法、抗差卡尔曼滤波(RKF)及 M 估计法进行了对比。结果表明,所提方法在多种异常场景下均表现优异。在抗差算法对比时,氢钟异常测试中 RANSAC 方法的  $F1$  分数达到 0.953 8,优于 M 估计(0.924 7)和最优参数下的 RKF(0.817 7);铯钟异常测试中 RANSAC 方法的  $F1$  分数略低于最优参数下的 RKF;在参数失配的非理想条件下,RKF 性能大幅下降。收敛性分析显示,在选取合理最小子集与迭代次数时,该方法拟合结果显著收敛(拟合斜率的标准差为 0)。此外,算法单次滑动窗口处理延迟为毫秒量级,在原子钟 1 Hz 采样率下计算负载<1%,满足实时完好性监测需求。实验结果验证了 RANSAC 算法在无需精确噪声先验信息情况下的适应性与鲁棒性,为精密时频系统的自主完好性监测提供了可靠的技术支撑。

**关键词:**原子钟;完好性监测;异常检测;随机采样一致性;抗差估计

中图分类号: TH714 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.8010

## RANSAC algorithm for integrity monitoring of atomic clocks

Luo Xiyanqing<sup>1,2,3</sup>, Wu Wenjun<sup>1,3</sup>

(1. National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Key Laboratory of Time Reference and Applications, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600, China)

**Abstract:** Atomic clocks are core components of satellite navigation and precision timekeeping systems. However, their signal quality is often compromised by anomalies. To address the limited adaptability of the traditional ordinary least squares (OLS) method to complex anomaly patterns in integrity monitoring, this paper proposes an interference-resistant modeling and anomaly repair method based on the random sample consensus (RANSAC) algorithm. This method utilizes RANSAC to construct highly robust phase or frequency prediction models from noisy data. By combining an inlier optimization strategy with a dynamic threshold mechanism based on median absolute deviation (MAD), it achieves precise detection and repair of anomalies. Validation experiments were conducted using real data from hydrogen masers and cesium atomic clocks, employing datasets containing outliers, phase jumps, and compound anomalies. The proposed method was compared with traditional methods, the robust Kalman filter (RKF), and M-estimation methods. Results demonstrate that the proposed method exhibits superior performance across various anomaly scenarios. In the comparison of robust algorithms, the RANSAC method achieved an  $F1$ -score of 0.953 8 in hydrogen clock tests, outperforming M-estimation (0.924 7) and the RKF with optimal parameters (0.817 7). Although its  $F1$ -score was slightly lower than that of the RKF with optimal parameters in cesium clock tests, the performance of the RKF degraded significantly under non-ideal conditions with parameter mismatch. Convergence analysis indicates that with appropriate minimum subset sizes and iteration counts, the fitting results achieve significant convergence, with the standard deviation of the fitting slope approaching zero. Furthermore, the processing latency for a single sliding window is in the

millisecond range. Under a 1 Hz sampling rate, the computational load is less than 1%, meeting the requirements for real-time integrity monitoring. Experimental results validate the adaptability and robustness of the RANSAC algorithm in the absence of precise prior noise information, providing reliable technical support for autonomous integrity monitoring in precision time-frequency systems.

**Keywords:** atomic clock; integrity monitoring; anomaly detection; random sample consensus; robust estimation

## 0 引言

原子钟是当今时间基准系统的核心组成部分,为综合定位、导航与授时以及相关科学研究提供了不可或缺的时间频率信号,其精密守时能力决定了守时系统的可靠性<sup>[1-4]</sup>。然而,原子钟输出信号易受环境扰动与设备自身因素影响,导致时序数据中出现各类异常模式<sup>[5]</sup>。这将降低原子钟性能分析的可靠性,破坏钟差建模与预报的有效性,并影响实际应用的精度与稳定性<sup>[6]</sup>。因此,开发强鲁棒的完好性监测技术,对实现原子钟的可靠应用至关重要。

最小二乘法(ordinary least squares, OLS)是原子钟完好性监测中处理数据的常用方法,用于建立线性或二阶原子钟模型<sup>[7-10]</sup>,并结合标准差(standard deviation, SD)或中位数绝对偏差(median absolute deviation, MAD)<sup>[11]</sup>等统计量进行异常检测。但是 OLS 对复杂异常模式存在适应性不足的问题,其拟合偏差往往会影响模型的建立和异常检测的准确性。

针对 OLS 的缺陷,随机采样一致性算法(random sample consensus, RANSAC)作为一种鲁棒的参数估计算法,通过随机抽取最小拟合样本点估计模型参数,能有效地从含大量噪声和被异常点污染的数据中恢复出真实模型<sup>[12]</sup>。尽管 RANSAC 在计算机视觉、图像处理等领域应用广泛<sup>[12-13]</sup>,但其在原子钟数据处理中的应用尚不多见,且其固有的随机性是否满足计量学的确定性要求仍需验证。

该研究引入具有抗干扰能力的 RANSAC,并设计与动态阈值结合的原子钟异常检测与修复方法。通过与 OLS 以及抗差估计方法如抗差卡尔曼滤波(robust Kalman filter, RKF)<sup>[14]</sup>和 M 估计<sup>[15]</sup>的对比实验,重点探讨了 RANSAC 在复杂异常及参数失配场景下的综合性能优势,并分析了算法的耗时及其随机性对应的收敛性问题,验证了其在精密守时工程中的潜力。

## 1 RANSAC 算法原理

最小二乘法利用所有可用数据点,通过最小化模型残差的平方和来确定模型的参数,依赖于模型误差服从独立同分布、零均值和方差恒定等基本假设。异常点通常与模型偏差较大,平方后其对模型的贡献被放大,OLS 拟合曲线会向这些异常点偏离,难以在含大量噪声或异

常数据的场景中稳健工作。而 RANSAC 算法的能力在于从包含大量离群点的数据中解释或平滑数据,其核心思想与执行步骤为:

1) 最小子集随机采样:RANSAC 的核心策略与 OLS 不同,不使用所有数据,其目标是选择未受污染的样本,由于抽取受污染样本的概率随样本大小增长,因此选择尽可能小的样本大小。从数据集中随机选取拟合目标模型所需的最小数据子集(记最小子集大小为  $n$  个点)。例如,线性模型拟合需  $n \geq 2$ ,含老化率的二阶原子钟模型拟合需  $n \geq 3$ 。

2) 临时模型拟合:基于所选最小子集,拟合得到临时模型。

3) 内点和外点判别:计算所有数据点与临时模型的残差,如果残差小于预设容差阈值,则标记该点为内点(inlier),否则标记为外点(outlier),并统计当前内点数量。

4) 迭代优化:重复步骤 1)~3),直到满足终止条件:达到预设的最大迭代次数,或当前内点数量达到预设的有效规模。

5) 最优模型选择与细化:选取内点数量最多的模型;若内点数相同,则选择内点残差绝对值之和最小的模型。进一步地,利用所有内点对选中的模型进行再次拟合优化,以提升模型精度。

迭代前需估计两个关键参数:

1) 容差阈值:用于区分内点与外点,需结合数据特性设定,确保大部分真实内点被正确识别。

2) 迭代次数:为保证以置信概率  $p$ (通常取 0.99)至少获得一组无异常值的采样子集,迭代次数  $k$  可表示为:

$$\begin{cases} (1 - w^n)^k = 1 - p \\ k = \frac{\log(1 - p)}{\log(1 - w^n)} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $w$  为选取单个数据点是内点的先验概率;  $n$  为拟合模型所需的最小子集大小。

## 2 实验设计

### 2.1 原子钟异常类型

原子钟数据中常出现 3 类异常:离群值、相位跳变和频率跳变。频率跳变的检测方法需根据其数据特性差异进行针对性设计<sup>[4,5]</sup>,文中主要针对离群值与相位跳变两类异常进行探讨。离群值体现为相位或频率数据中的瞬时尖峰,属于局部异常,短暂且对时间序列后续分布没

有持久影响。相位和频率跳变表现为连续点的内部统计特征变化,为全局异常,会形成持久性偏移,影响后续读数。

原子钟相位数据向频率数据的转换可提升异常识别灵敏度,分析表明,相位数据中的单点离群在频率数据中会转换为更显著的双边对称离群点对,相位跳变在频率数据中表现为明显的瞬态脉冲。

设正常相对频率信号在离散模型下为  $y[n]$ ,当发生相位跳变时有:

$$y[n] = y_0[n] + A_a \cdot \delta[n - n_a] + \omega_y \quad (2)$$

其中,离散冲激函数定义为:

$$\delta[n - n_a] = \begin{cases} 1, & n = n_a \\ 0, & n \neq n_a \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $y_0[n]$  为跳变前频率信号,  $A_a$  为脉冲幅度,  $n_a$  为发生异常时刻,  $\omega_y$  为随机噪声。

在原子钟观测模型<sup>[3]</sup>中,随机噪声项  $\omega$  决定了RANSAC算法中内点判定的物理边界。RANSAC的容差阈值可视作正常噪声的置信区间边界,若设定过小,正常噪声波动会被视为外点;若设定过大,微小异常将被视为内点。为了建立随机噪声与容差阈值的联系,采用如式(4)所示方法估计噪声强度,即:

$$\hat{\sigma}_\omega \approx \frac{\text{MAD}(y_{n+1} - y_n)}{\sqrt{2} \cdot \Phi^{-1}(0.75)} \quad (4)$$

其中,  $\text{MAD}(y_{n+1} - y_n)$  为一阶差分序列的中位数绝对偏差;  $\sqrt{2}$  为一阶差分的噪声传播系数;  $\Phi^{-1}(0.75) \approx 0.6745$ , 将鲁棒的MAD统计量转换为与正态分布标准差等价的估计量。

考虑到可能存在非高斯厚尾特性及局部趋势干扰,实验表明将阈值设定为  $\hat{\sigma}_\omega$  的宽松倍数能获得较佳检测效果。这一设定使得算法能够包容噪声的随机涨落,同时截断异常,实现模型参数估计对背景噪声的物理自适应。

## 2.2 方法设计

原子钟数据作为典型时间序列,其相位特征存在钟型差异,氢原子钟通常符合二阶多项式模型,而铯原子钟更倾向于线性模型特征。基于此特性,设计6种异常检测和修复方法(OLS-SD、OLS-MAD、RANSAC-SD、RANSAC-MAD、Window-MAD、外推式的P-RANSAC-MAD),系统评估OLS和RANSAC在原子钟数据异常检测与修复中的性能差异,以筛选出兼具稳定性、适应性及检测精度的最优方法,适用于含线性或二阶趋势的原子钟数据。

MAD是基于中位数的稳健统计量,可作为原子钟数据异常检测的有效方法<sup>[8,11,16]</sup>,阈值系数通常取5倍,据此设置Window-MAD作为实验参照,该方法不进行趋势拟合,直接通过滑动窗口内数据计算MAD阈值,如果数据与中位数的距离超过阈值则判为异常。其余方法均基于OLS或RANSAC在滑动窗口内对数据构建模型:通过

拟合趋势项计算残差,将残差与SD或MAD设定的阈值进行比较,从而识别异常点;对检测出的异常点采用模型预测值进行修复,以提升数据的准确性与稳定性。

基于RANSAC的检测方法具体流程为:在滑动窗口内通过RANSAC算法筛选内点集,基于内点残差计算均值和标准差  $\sigma$ ,或中位数和MAD,设定动态阈值  $T = k \cdot \sigma$  或  $k \cdot \text{MAD}$  ( $k$  为阈值系数)。对全体数据残差  $e_i$ ,若满足  $|e_i - \mu_{\text{inlier}}| > T$  ( $\mu_{\text{inlier}}$  为内点残差均值或内点残差中位数),则判定该数据点为异常,并采用模型拟合值修复异常点;每次窗口滑动固定步长,完成下一段数据处理。为模拟数据流式处理特点,P-RANSAC-MAD方法在RANSAC-MAD基础上设计为单点外推式预测,利用当前窗口内的历史数据外推下一时刻的数据,通过计算预测值与实际观测值的残差实现异常检测和修复。

为进一步提升RANSAC方法的适应性,设计了双重阈值机制:首先通过预设容差阈值初步识别内点;再基于初步筛选的内点残差重新计算动态阈值,该阈值可随数据分布特征动态调整,有效解决了传统RANSAC因采用单一固定阈值,难以适配数据动态变化的问题。为确保工程应用中的复现性,在算法实现中都引入了固定随机种子机制,从而降低随机性带来的计量风险。

针对6种异常检测方法,设置了不同滑动窗口大小。中等窗口设为180h,以平衡局部噪声敏感性与小幅波动检测能力,满足小窗口误报率与大窗口漏检率的权衡需求,适用于线性特征显著的数据(如氢原子钟频率数据和铯原子钟相位数据)。小窗口设为48和24h,氢钟相位数据含频率漂移项,需通过缩小窗口尺寸以保障模型拟合优度和检测灵敏度,但同时会放大噪声对拟合结果的干扰,对于非窗口内检测的外推式方法,需通过增大阈值以抑制噪声导致的误判。

## 2.3 评估指标

在异常检测中,性能指标精确率(Precision)、召回率(Recall)和F1分数(F1-score)分别衡量检测结果的准确性、完整性与综合性能。

实验采用二元标签表示:异常点标记为1,正常点标记为0;算法检测结果  $\hat{b}_i$  与真实标签  $b_i^*$  均遵循此规则。通过比较检测结果与真实标签,可得混淆矩阵要素:

1) 真正例(true positive, TP):真实异常且被正确检测 ( $b_i^* = 1$  且  $\hat{b}_i = 1$ );

2) 假正例(false positive, FP):真实正常但误检为异常 ( $b_i^* = 0$  且  $\hat{b}_i = 1$ );

3) 假负例(false negative, FN):真实异常但漏检 ( $b_i^* = 1$  且  $\hat{b}_i = 0$ )。

4) 精确率表示检测为异常的点中真实异常的比例,反映误报控制能力,即:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

5) 召回率表示真实异常点中被成功检测的比例,反映漏报控制能力,即:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

6)  $F1$  分数综合考虑精确率与召回率, $F1$  分数越高,说明在准确性与完整性之间达到了越好的平衡,即:

$$F1 - score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (7)$$

## 2.4 原子钟数据集

实验以中国科学院国家授时中心(National Time Service Center, NTSC)产生并保持的 UTC (NTSC) 信号为参考。实验环境设定为温度  $20^{\circ}\text{C}$ 、相对湿度 45% 的稳定测试机房,在此条件下对氢原子钟 H1 开展数据采集,简化儒略日(modified julian day, MJD) 区间为  $[60\ 400, 60\ 670]$ , 采样间隔为 1 h, 样本数 6 480。检查 H1 相位数据未表现出明显的异常。为了便于更全面地评价,对采集的数据进行预处理后,向 H1 相位数据中随机注入 47 处离群值和 101 处相位跳变,并标记标签为 1, 构建为 3 类合成数据集: 仅 47 处离群值、仅 101 处相位跳变、包含 47 处离群值与 101 处相位跳变的复合异常,如图 1~3 所示。

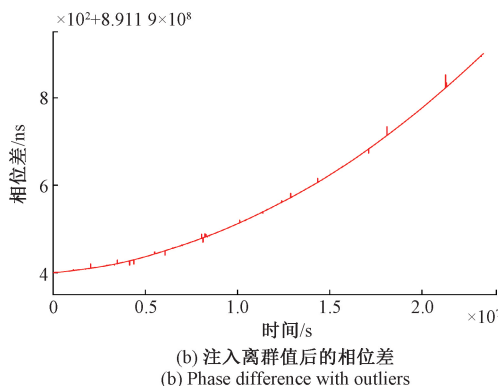
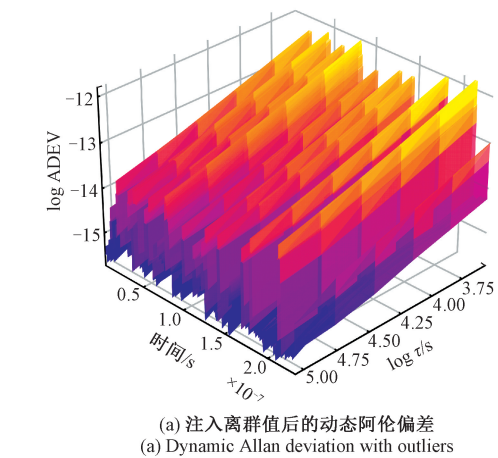


图 1 注入 47 处离群值后的 H1 时域特征  
Fig. 1 Time-domain plot of H1 with 47 outliers

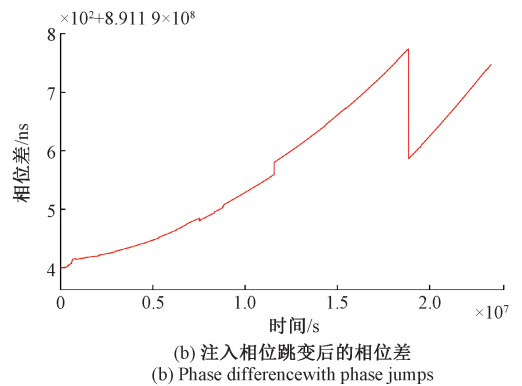
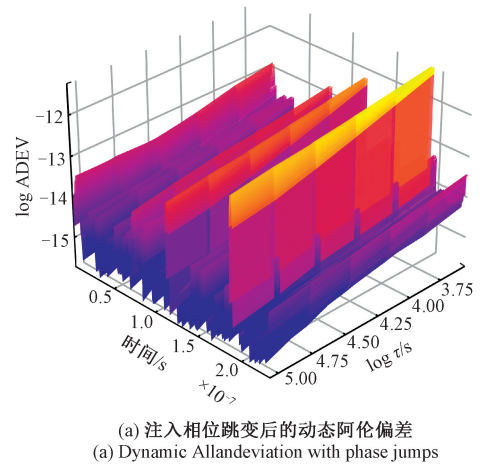
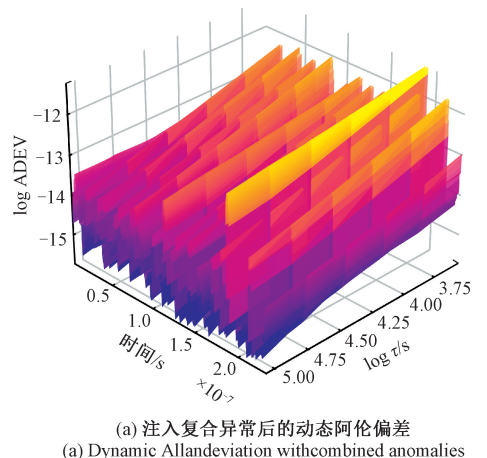


图 2 注入 101 处相位跳变后的 H1 时域特征  
Fig. 2 Time-domain plot of H1 with 101 phase jumps

对数据集时域特征开展分析。采用 345 600 s 的滑动时间窗口分析动态阿伦偏差,结果显示,各类异常对应的时间位置在阿伦偏差曲线中均呈显著凸起特征,在离群值与相位跳变发生位置阿伦偏差随  $\tau$  增大保持衰减趋势。使用 RANSAC 算法拟合复合异常的频率数据,得到整体残差中位数为  $8.06 \times 10^{-17}$ , MAD 为  $4.8 \times 10^{-15}$ , 残差均值和残差标准差分别为  $-6.52 \times 10^{-15}$  与  $7 \times 10^{-13}$ 。



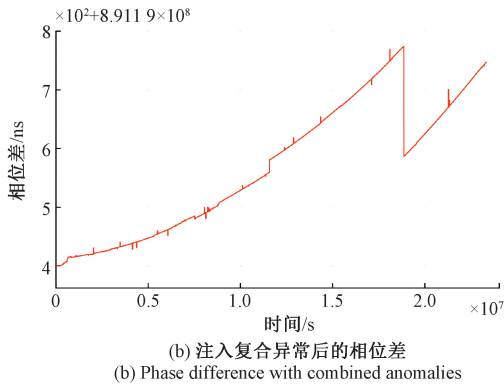


图 3 注入复合异常的 H1 时域特征

Fig. 3 Time-domain plot of H1 with combined anomalies

实验使用的频率数据  $y[n]$  由相位数据  $x[n]$  经一阶差分获得,计算公式如式(8)所示。

$$y[n] = \frac{x[n] - x[n - 1]}{\tau_0} \quad (8)$$

其中,  $\tau_0$  为采样间隔。

### 3 实验验证

#### 3.1 方法性能分析

图 4 对比了 OLS 与 RANSAC 方法对 H1 复合异常频率数据的拟合效果,截取 180 h 数据,RANSAC 容差阈值设为  $1.5 \times 10^{-14}$ ,迭代次数为 10。OLS 拟合结果估计的漂移率为  $7.83 \times 10^{-15}/d$ ,显著高于 RANSAC ( $1.89 \times 10^{-16}/d$ ),使用

标签为 0 的正常数据计算均方根误差 (root mean square error, RMSE) 分别为  $2.34 \times 10^{-14}$  和  $4.05 \times 10^{-15}$  s。当数据存在异常时,OLS 拟合准确性受到明显干扰,导致拟合曲线偏离真实趋势。而 RANSAC 方法即使在复杂异常值条件下,也能拟合出更符合数据特征的模型。

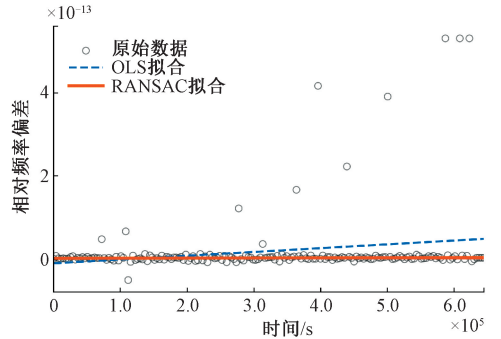


图 4 180 h 窗口内 OLS 与 RANSAC 的拟合比较

Fig. 4 Comparison of OLS and RANSAC over a 180-hour window

表 1 展示了 6 种方法在 H1 相位数据上的检测性能评估结果。OLS-SD 召回率仅为 0.574 5, OLS-MAD 性能有所提升 ( $F1 = 0.894 1$ ),但由于初始拟合偏差,召回率仅为 0.808 5。RANSAC-SD 和 RANSAC-MAD 表现最优,3 项指标均达到 1.0,展现出优异检测能力。Window-MAD 未进行趋势拟合,其召回率 (0.340 4) 在使用 MAD 的方法中最低。对于外推形式的 P-RANSAC-MAD 采用更高的容差阈值与检测阈值,有效减少假正例,在保持精确率 1.0 的同时,召回率达 0.936 2。

表 1 H1 相位数据异常检测结果

Table 1 Anomaly detection results on H1 phase data

异常值类型	检测方法	单窗长/步长	阈值系数	容差阈值/s	精确率	召回率	F1 分数
离群值	OLS-SD	48/48	5		1	0.574 5	0.729 7
	RANSAC-SD	48/48	5	$1 \times 10^{-10}$	1	1	1
	Window-MAD	48/48	5		1	0.340 4	0.507 9
	OLS-MAD	48/48	5		1	0.808 5	0.894 1
	RANSAC-MAD	48/48	5	$1 \times 10^{-10}$	1	1	1
	P-RANSAC-MAD	48/1	8		$1 \times 10^{-9}$	1	0.936 2

表 2 对比了 6 种方法在 H1 频率数据上的性能表现,包括对相位跳变和复合异常的检测效果。与相位数据检测结果(表 1)相比,频率数据显著提升了检测性能,但 OLS-SD 表现却下降,在复合异常检测中召回率仅 0.312 8 ( $F1 = 0.476 6$ ),体现其对含异常频率数据的适应性差。3 种 RANSAC 类方法在两类异常检测中均实现全指标满分,容差阈值为无量纲。P-RANSAC-MAD 在频率数据中无需调整高阈值(保持  $5 \times \text{MAD}$ ),即可实现优异检

测。Window-MAD 受益频率数据的平缓趋势,  $F1$  分数达 0.964 1 (相位跳变) 和 0.971 (复合异常),虽存在漏检,但仍优于 OLS-SD;采用趋势拟合的 OLS-MAD 在相位跳变中性能有进一步提升,但在复合异常中表现又有所下降(召回率 0.902 6,  $F1$  分数 0.948 8),体现了复杂异常情况对 OLS 的负面影响。

表 1 和 2 中检测结果的差异,主要源于相位到频率的差分转换过程改变了数据的统计特性(信噪比和

表2 H1 频率数据异常检测结果

Table 2 Anomaly detection results on H1 frequency data

异常值类型	检测方法	单窗长/步长	阈值系数	容差阈值	精确率	召回率	F1 分数
相位跳变	OLS-SD	180/180	5		1	0.396 0	0.567 4
	RANSAC-SD	180/180	5	$1 \times 10^{-14}$	1	1	1
	Window-MAD	180/180	5		1	0.930 7	0.964 1
	OLS-MAD	180/180	5		1	0.940 6	0.969 4
	RANSAC-MAD	180/180	5	$1 \times 10^{-14}$	1	1	1
	P-RANSAC-MAD	180/1	5	$1 \times 10^{-14}$	1	1	1
复合异常	OLS-SD	180/180	5		1	0.312 8	0.476 6
	RANSAC-SD	180/180	5	$1 \times 10^{-14}$	1	1	1
	Window-MAD	180/180	5		1	0.943 6	0.971 0
	OLS-MAD	180/180	5		1	0.902 6	0.948 8
	RANSAC-MAD	180/180	5	$1 \times 10^{-14}$	1	1	1
	P-RANSAC-MAD	180/1	5	$1 \times 10^{-14}$	1	1	1

趋势)以及异常点的形态。Window-MAD 方法在相位数据(表1)中召回率较低(0.340 4),而在频率数据(表2)中表现优异(0.930 7),这是因为频率数据比相位数据趋势更平稳,MAD 能更准确地表征背景噪声水平,从而有效识别异常。OLS-SD 方法在频率数据上的性能(召回率0.396)显著低于相位数据,这是由于相位数据的差分转换在锐化异常信号(相位跳变转为频率脉冲,单点离群转为双边对称离群点对)的同时,也放大了高频噪声。且 OLS 和 SD 对大幅度脉冲极度敏感,频率数据的大幅离群值导

致标准差被放大,漏检率上升。相比之下,RANSAC 类方法通过随机采样一致性剔除离群点,有效克服频率数据的噪声放大和脉冲干扰,无论在趋势显著的相位数据还是噪声较大的频率数据中,均保持了优秀的检测能力。

为验证方法的适应性,增加氢原子钟 H2(MJD 区间[60 370, 60 670]),铯原子钟 Cs1(MJD 区间[60 369, 60 519])和 Cs2(MJD 区间[60 370, 60 670])数据,采样间隔为 1 h,预处理后分别注入 100、51、116 处离群值。表 3 展示了 6 种异常检测方法的性能对比。

表3 H2, Cs1 和 Cs2 相位数据异常检测结果

Table 3 Anomaly detection results on H2, Cs1 and Cs2 phase data

原子钟	样本数	检测方法	单窗长/步长	阈值系数	容差阈值/s	精确率	召回率	F1 分数	检测总耗时/s	单窗平均耗时/s
H2	7 200	OLS-SD	48/48	5		1	0.636 4	0.777 8	0.27	0.001 8
		RANSAC-SD	48/48	5	$2 \times 10^{-10}$	1	1	1	0.37	0.002 5
		Window-MAD	48/48	5		1	0.878 8	0.935 5	0.07	0.000 5
		OLS-MAD	48/48	5		1	0.979 8	0.989 8	0.13	0.000 9
		RANSAC-MAD	48/48	5	$2 \times 10^{-10}$	1	1	1	0.38	0.002 5
		P-RANSAC-MAD	48/1	8	$2 \times 10^{-9}$	1	1	1	21.80	0.003 0
Cs1	3 600	OLS-SD	180/180	5		1	0.745 1	0.853 9	0.04	0.002 0
		RANSAC-SD	180/180	5	$4 \times 10^{-9}$	1	1	1	0.09	0.004 5
		Window-MAD	180/180	5		0	0	0	0.01	0.000 5
		OLS-MAD	180/180	5		1	0.980 4	0.990 1	0.03	0.001 5
		RANSAC-MAD	180/180	5	$4 \times 10^{-9}$	1	1	1	0.09	0.004 5
		P-RANSAC-MAD	180/1	5	$5 \times 10^{-9}$	1	1	1	15.04	0.004 4
Cs2	7 200	OLS-SD	180/180	5		1	0.758 6	0.862 7	0.08	0.002 0
		RANSAC-SD	180/180	5	$4 \times 10^{-9}$	1	1	1	0.22	0.005 5
		Window-MAD	180/180	5		1	0.655 2	0.791 7	0.05	0.001 0
		OLS-MAD	180/180	5		0.811 2	1	0.895 8	0.06	0.001 5
		RANSAC-MAD	180/180	5	$4 \times 10^{-9}$	1	1	1	0.11	0.002 8
		P-RANSAC-MAD	180/1	6	$4 \times 10^{-8}$	1	1	1	36.80	0.005 2

结果表明,RANSAC 类方法在各原子钟数据上均实现满分的精确率、召回率和  $F1$  分数,展现出更强的鲁棒性。而其他方法的性能则因原子钟类型和数据特性存在差异。在 H2 和 Cs1 数据中,OLS-MAD 表现接近 RANSAC 水平,但在 Cs2 数据中,其精确率降至 0.811 2 (召回率 1.0),表明存在部分假正例,这反映 OLS 的拟合偏差导致误判。Cs1 数据钟速较大,线性趋势显著,Window-MAD 的召回率为 0 ( $F1 = 0$ ),而在 H2 和 Cs2 中其  $F1$  分数分别达 0.935 5 和 0.791 7,说明该方法高度依赖数据的平稳性。RANSAC 算法的核心优势是其通过迭代地从数据中抽取子集来估计模型参数,并依据残差的一致性来识别内点与外点,这种基于几何一致性的方法使得 RANSAC 如果能选取合适的数据模型,均能通过有效拟合内点趋势,识别出偏差较大的异常,具有很好的适应性,并且对噪声分布不敏感。相比氢钟和铯钟,其他类

型原子钟如铷原子钟通常具有更明显的频率漂移,且可能受到更多环境影响,表现出更复杂的非线性趋势,如果铷原子钟的异常模式非常复杂,RANSAC 的模型参数和窗口大小需要做针对性调整。

所有运行时间测试均基于搭载 AMD Ryzen 7 6800H with Radeon Graphics (3.20 GHz) 处理器的系统完成(未启用图形处理单元 (graphics processing unit, GPU) 加速)。检测耗时同时受到窗口大小影响,180 h 的单窗口平均耗时较 48 h 有所增加,P-RANSAC-MAD 由于采用单点外推,运行窗口数量远多于其他方法,因此在数据集总耗时更长,但单点耗时稳定于毫秒量级。

### 3.2 检测结果可视化

截取 30 日区间的含离群值 H1 相位数据处理结果,典型方法运行后的残差分布特征如图 5 所示,揭示了不同方法的异常检测机制差异。

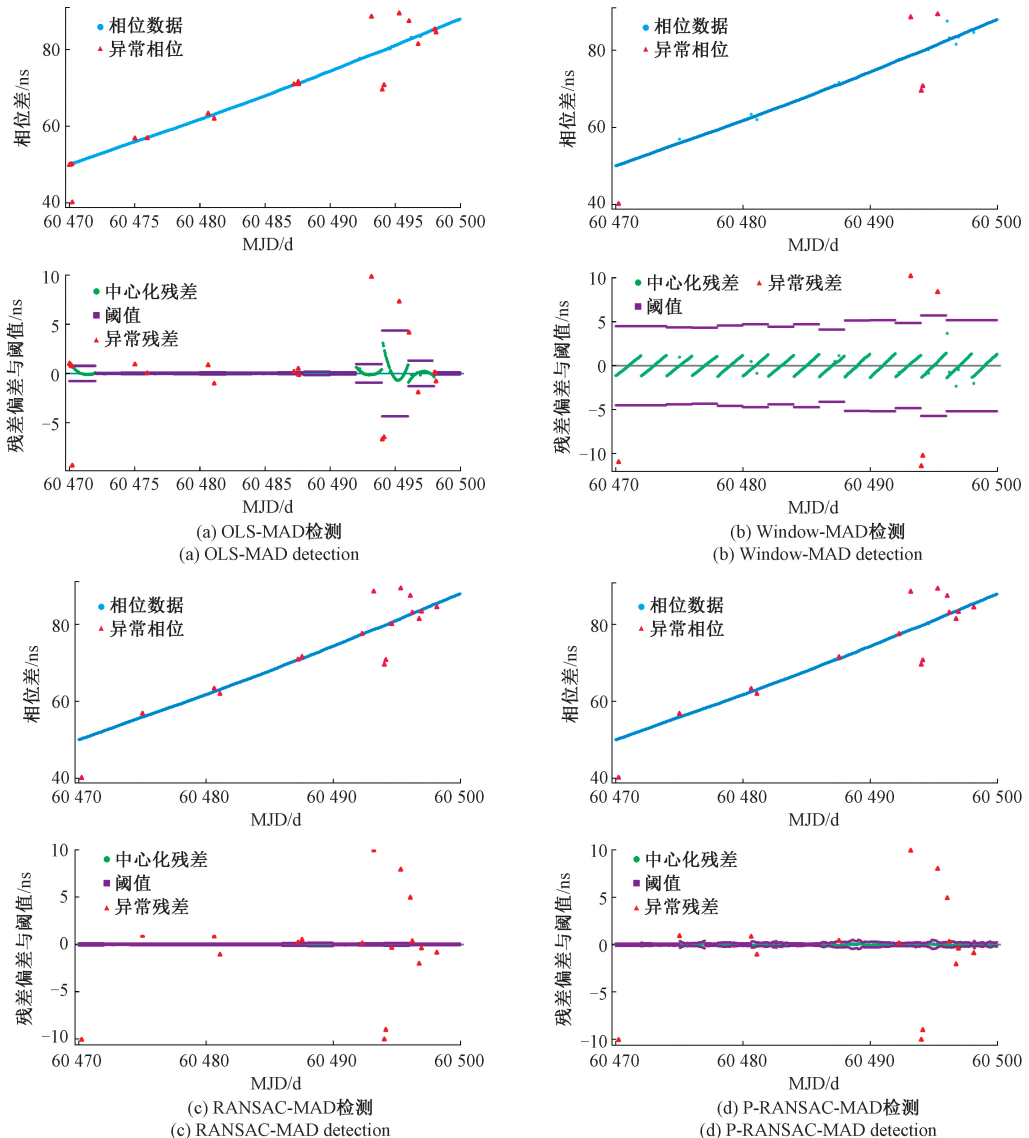


图 5 H1 相位数据检测可视化  
Fig. 5 Visualization of H1 phase data detection

由图 5(a)可知,在异常数据段,OLS-MAD 方法检测得到的残差分布呈现显著偏态特性,且判定阈值区间过宽。尽管 OLS-MAD 使用了鲁棒性更强的 MAD 计算阈值,但其建模过程仍依赖 OLS,而 OLS 对异常值具有强敏感性,导致离群值显著偏离拟合曲线,进而使 MAD 计算结果被异常值放大,造成阈值宽松。OLS 的缺陷易引发连锁问题:漏检微小异常值;部分显著异常值因阈值失效未能被有效识别;在实时动态检测场景中,漏检的异常值会持续累积,对后续数据建模与异常判定流程产生干扰。上述结果表明,OLS 类方法对含异常值的原子钟数据适应性不足,且鲁棒性设计需贯穿模型构建,阈值计算,异常判定全流程。

图 5(b)显示,Window-MAD 存在趋势干扰的局限性,各滑动窗口的残差呈现倾斜分布,导致阈值区间过宽,检测性能受限,仅能识别幅度较大的异常值,对微小异常不敏感。图 5(c)和(d)表明 RANSAC 类方法即使在异常数据区间,滑动窗口内正常数据残差仍能紧密分

布于  $y=0$  基准线附近;同时,所有离群值均被准确识别并排除。这种可靠性源于 RANSAC 的随机采样一致性机制,该机制通过内点筛选有效避免了异常值对建模的干扰。由此可见,RANSAC 可适应异常点占比高且幅度差异大的场景,为原子钟数据提供更稳健的处理方法。

### 3.3 稳定度与参数敏感性分析

Allan 方差是衡量频率稳定度最常用的时域指标。重叠 Hadamard 方差对线性频率漂移不敏感,用于存在发散噪声或频率漂移的频率稳定性分析<sup>[17]</sup>。两者结果通常以偏差表示。图 6 对比了 3.1 节注入复合异常的 H1 相位数据在异常修复前后的稳定度性能。RANSAC 类方法的阿伦偏差日稳定度达到  $6.77 \times 10^{-16}$ ,5 日稳定度达到  $5.54 \times 10^{-16}$ 。重叠哈达玛偏差通过三次差分运算,更真实地反映数据在抑制低频噪声与频率漂移后的长期稳定度,其 5 日稳定度达到  $2.8 \times 10^{-16}$ ,验证了鲁棒方法对异常抑制的有效性。在所有对比方法中,OLS-SD 的稳定度表现最差,反映了最小二乘类方法对异常敏感的特性。

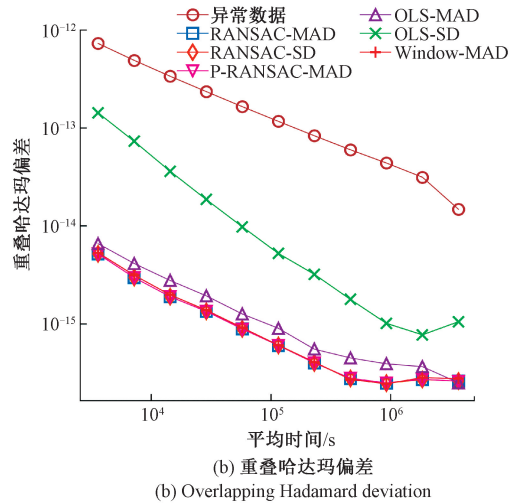
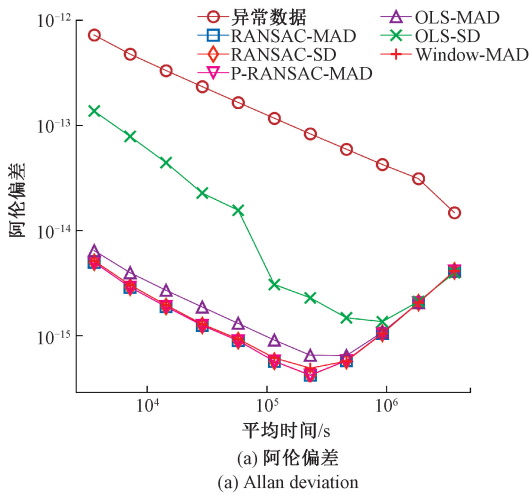


图 6 稳定度分析结果

Fig. 6 Stability results

图 7 展示了 RANSAC-SD 方法在 3.1 节 H1 相位数据中检测离群值的结果,以三维形式呈现了检测出的异常点数量及其对应梯度随容差阈值(取对数)和阈值系数的变化情况。图 7 中可见一个明显的弹性区间,在该区间内,异常点数量稳定在真实异常点数(47 个)附近,梯度变化平缓,表明该区间内检测结果对容差阈值和阈值系数的变化具有较强的稳定性。

### 3.4 与抗差算法对比分析

为验证 RANSAC 算法在复杂钟差环境下的综合性能,将其与经典的抗差估计方法——M 估计<sup>[15,18]</sup>及抗差卡尔曼滤波<sup>[14,19-21]</sup>进行对比实验。基于 3.1 节 H2、Cs1

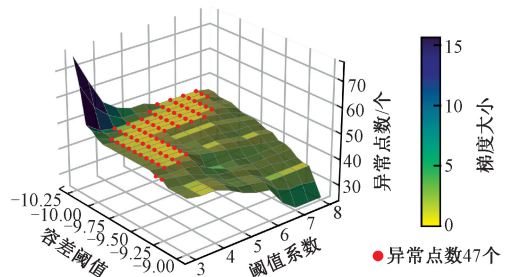


图 7 阈值参数敏感性的三维分布特征

Fig. 7 Three-dimensional distribution characteristics of threshold parameter sensitivity

和 Cs2 预处理相位差数据集,通过局部窗口多项式拟合方式随机注入幅度约  $4\sigma \sim 10\sigma$  的离群值,以对比算法的抗差性并测试算法在非理想条件下的有效性。M 估计基于迭代加权最小二乘框架,选用 Huber 损失函数以兼顾计算效率与稳健性,调节常数取 1.345(对应正态分布假设下约 95%渐近效率)。在滑动时间窗内,利用 M 估计对局部趋势进行稳健拟合,异常判决阈值设为  $5 \times \text{MAD}$ 。抗差卡尔曼滤波建立包含相位与频率的两状态模型。利用 IGG III 权函数自适应调整观测噪声方差阵  $R$ ,分

类阈值系数  $k_0$  和  $k_1$  初值设定为典型值<sup>[14]</sup>。为深入评估模型依赖性,实验设置了两组对照参数,最优参数组是利用 Allan 方差反演法<sup>[22-23]</sup>对全量无异常注入离线数据进行精密噪声分析获取的理论最优的相位白噪声参数和过程噪声协方差阵  $Q$ (包含白频率噪声分量  $\sigma_{fw}$ , 频率随机游走分量  $\sigma_{rw}$ )。非最优参数组模拟实际工程中的参数失配场景,将最优噪声参数乘以系数 0.5 进行缩放。

3 种方法的检测性能及计算耗时如表 4~6 所示。

表 4 RANSAC-MAD 结果  
Table 4 Results of RANSAC-MAD

检测方法	样本数	原子钟	单窗长/步长	阈值系数	容差阈值/s	精确率	召回率	F1 分数	检测总耗时/s
RANSAC-MAD	7 200	H2	24/24	5	$8.0 \times 10^{-11}$	0.968 8	0.939 4	0.953 8	1.044 3
	3 600	Cs1	24/24	5	$2.0 \times 10^{-9}$	0.967 0	0.916 7	0.941 2	0.503 2
	7 200	Cs2	24/24	5	$1.5 \times 10^{-9}$	0.936 8	0.908 2	0.922 3	0.706 0

表 5 M 估计结果  
Table 5 Results of M-estimation

检测方法	样本数	原子钟	单窗长/步长	阈值系数	损失函数	精确率	召回率	F1 分数	检测总耗时/s
M 估计	7 200	H2	24/24	5	Huber	0.988 5	0.868 7	0.924 7	1.988 9
	3 600	Cs1	24/24	5	Huber	0.963 0	0.812 5	0.881 4	1.159 3
	7 200	Cs2	24/24	5	Huber	0.945 1	0.877 6	0.910 1	2.541 2

表 6 抗差卡尔曼滤波结果  
Table 6 Results of RKF

检测方法	样本数	原子钟	$\sigma_{phase}/s$	$\sigma_{fw}, \sigma_{rw}$	参数组	$k_0/k_1$	精确率	召回率	F1 分数	检测总耗时/s
抗差卡尔曼滤波	7 200	H2	$3.88 \times 10^{-11}$	$1.19 \times 10^{-13}, 3.52 \times 10^{-18}$	最优	2/5	0.790 5	0.846 9	0.817 7	0.220 1
			$1.94 \times 10^{-11}$	$5.96 \times 10^{-14}, 1.76 \times 10^{-18}$	非最优		0.249 3	0.979 6	0.397 5	0.217 7
	3 600	Cs1	$4.08 \times 10^{-11}$	$6.63 \times 10^{-12}, 7.87 \times 10^{-18}$	最优	2/5	1	0.958 3	0.978 7	0.107 4
			$2.04 \times 10^{-11}$	$3.32 \times 10^{-12}, 3.94 \times 10^{-18}$	非最优		0.578 3	1	0.732 8	0.121 4
	7 200	Cs2	$1.06 \times 10^{-10}$	$7.24 \times 10^{-12}, 1.26 \times 10^{-18}$	最优	2/5	0.978 7	0.958 3	0.968 4	0.222 7
			$5.29 \times 10^{-11}$	$3.62 \times 10^{-12}, 6.29 \times 10^{-19}$	非最优		0.294 1	0.989 6	0.453 5	0.234 1

实验结果揭示了不同算法在处理原子钟数据时的物理机制差异。H2 数据集包含显著的频率漂移和随机游走噪声,RANSAC-MAD 在此数据集上 F1 分数达到 0.953 8,显著优于 M 估计(0.924 7)和 RKF(最优参数下 0.817 7,非最优参数下仅 0.397 5)。RKF 高度依赖于状态转移方程对钟差物理行为的描述。氢钟的非线性频率漂移会导致滤波器预测残差出现偏差,当模型参数(特别是  $Q, R$ )估计不准确时,滤波器的增益调节滞后,难以区分正常漂移与异常扰动,从而导致漏检。相比之下 RANSAC 采用纯数据驱动的一致性采样,通过随机采样寻找“最大一致性

子集”来锁定局部趋势,使其能够自适应地跟踪氢钟的非稳态漂移,构建出较准确的模型。在铯原子钟(Cs1, Cs2)数据中,M 估计的召回率略低于 RANSAC,这是因为加权最小二乘在迭代初期,异常值仍参与模型拟合,导致拟合曲线向异常点发生微小偏移,使得部分幅度较小的异常点残差被压缩至阈值以下。RANSAC 在模型生成阶段即剔除外点影响,保证了残差分布的纯净性,因此在低信噪比环境下对弱异常的捕捉能力更强。

表 6 的对比结果体现了 RKF 的参数敏感性问题。当使用基于全量数据反演的最优参数时,RKF 在 Cs1 和

Cs2 上能达到极高的精度 ( $F1 > 0.96$ ), 且略高于 RANSAC, 这验证了卡尔曼滤波在理想条件下的理论最优性。然而, 当参数发生一定的失配时 (非最优组), RKF 的性能出现明显下降。在实际守时系统中, 原子钟的噪声特性随时间推移而变化, 实时获取精确的  $Q$ 、 $R$  参数具有一定挑战。RANSAC 算法的优势在于其无需复杂的参数辨识过程即可保持较稳定的性能, 展现出工程实用价值。在计算耗时方面, 抗差卡尔曼滤波凭借其递归特性, 总耗时最低 (约 0.2 s), 单点处理延迟在  $10^{-4}$  s 量级。RANSAC 方法的总耗时优于 M 估计的 1.1 ~ 2.5 s, 单次窗口处理为毫秒级。尽管 RANSAC 总耗时高于递归类算法, 但其单步处理延迟远小于原子钟采样间隔 (1 s), 完全满足在线监测的实时性要求。

综上所述, 虽然理想参数下的 RKF 具备理论最高精度, 但 RKF 的鲁棒性高度依赖先验噪声协方差矩阵  $Q$  和  $R$  的准确性。而 RANSAC 凭借其运行稳定性, 对不同钟数据的适应性以及对弱异常的灵敏度, 可以为原子钟完好性监测提供一种稳健可靠的方案。

### 3.5 RANSAC 算法收敛性分析

针对原子钟计量应用对结果确定性的严格要求, 定量评估了 RANSAC 算法的内在随机性, 并从迭代次数  $k$  与最小子集大小  $n$  两个维度探讨其对模型拟合稳定性的影响。对 3.1 节 3 台钟预处理后数据集截取 48 h 区间, 进行蒙特卡洛重复性实验 (50 次, 未固定随机种子), 统计拟合斜率的标准差以表征不确定度。容差阈值使用式 (4) 估计得到。结果如图 8~10 所示。

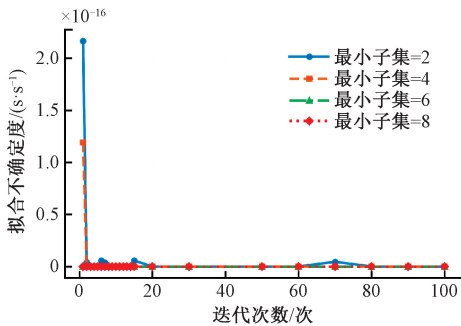


图 8 H2 原子钟 RANSAC 算法收敛性分析

Fig. 8 Convergence of RANSAC in H2 clock estimation

随着  $k$  的增加, 拟合结果的不确定度呈指数级衰减。最小子集大小  $n$  决定模型生成的约束强度。当  $n=2$  时, 模型对局部噪声敏感, 拟合结果存在微小抖动。随着  $n$  增加至 4~8, 更多数据点参与初始模型的构建, 增强了对局部噪声的平滑能力。对氢原子钟 H2, 当  $n \geq 4$  时算法表现出高稳定性, 拟合结果基本保持一致 (标准差为 0), 能稳定锁定全局最优解集。对铯原子钟, 当  $n=4, k \geq 3$  时, 拟合斜率的标准差收敛至  $10^{-16}$  量级,  $n \geq 6$  时, 拟合

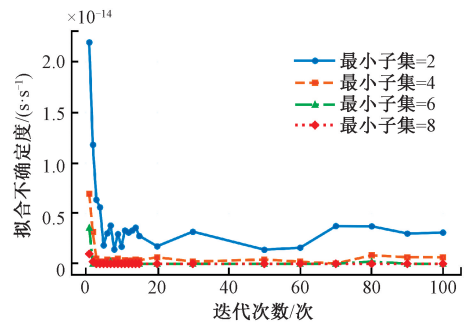


图 9 Cs1 原子钟 RANSAC 算法收敛性分析

Fig. 9 Convergence of RANSAC in Cs1 clock estimation

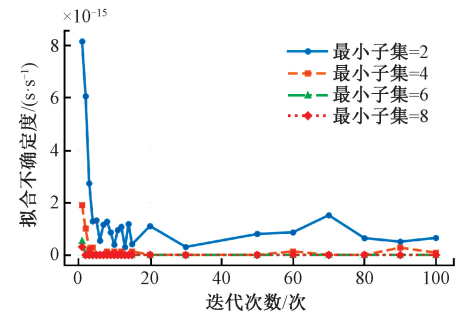


图 10 Cs2 原子钟 RANSAC 算法收敛性分析

Fig. 10 Convergence of RANSAC in Cs2 clock estimation

结果基本保持一致 (标准差为 0)。说明适当增加  $n$  和  $k$  可以显著提升算法在含噪数据中的确定性。通过 OLS 估计窗口局部频偏, H2 在  $10^{-16}$  量级, 两台 Cs 在  $10^{-13}$  量级。算法引入的随机误差在统计上远小于原子钟自身的频偏水平, 因此对守时性能的影响可忽略不计。

为了满足对结果确定性的严格要求, 在算法工程实现中引入了固定随机种子机制, 确保在任何计算环境下, 对同一段数据的处理结果具有逐位复现性。虽然 RANSAC 包含随机采样步骤, 但统计收敛保证和工程种子锁定的双重策略, 可有效降低随机采样带来的潜在计量风险。此外实验数据显示, 在  $k=100$  的保守设置下, 单次滑动窗口的处理耗时为 1~3 ms, 占 1 Hz 采样周期的 0.1%~0.3%。RANSAC 的时间复杂度受到迭代次数、数据量及计算成本 (根据最小样本集拟合模型参数和验证一个数据点是否符合当前模型) 的影响, 在实际应用中通常设置最大迭代次数来防止计算时间不可控。

## 4 结 论

本研究提出基于 RANSAC 框架的鲁棒原子钟完好性监测方法, 通过抗干扰建模与自适应阈值策略, 有效地应对了数据中的复杂异常模式。在氢原子钟和铯原子钟数据集上的验证结果表明: 相比于传统的 OLS 方法,

RANSAC类方法能有效克服异常值对模型构建的干扰,在复合异常场景下实现了高精度的模型拟合与异常修复,显著提升了原子钟数据的频率稳定度。与经典的抗差卡尔曼滤波相比,RANSAC不依赖于对噪声协方差矩阵的精确先验估计,在非理想条件下,RANSAC展现出比RKF和M估计更强的适应性和检测稳定性。收敛性分析表明,通过合理的最小子集和迭代次数设置与固定随机种子策略,RANSAC引入的拟合不确定度可控制在极小量级,远低于原子钟自身对应的物理特性量级,满足计量学对结果复现性的要求。此外,算法单窗口处理延迟在毫秒级,对于采样率为1 Hz的原子钟系统,算法计算负载不超过1%,因此该算法具备在低功耗嵌入式设备上进行实时完好性监测的能力,不会引入明显的系统延迟。RANSAC算法对依赖高精度时钟的领域具有重要价值,为原子钟监测系统及其他依赖精密时间相关系统提供了一种可靠技术参考,为原子钟数据处理、异常识别与修复以及模型拟合等工作提供了可靠的方案参考。后续研究将聚焦于将方法应用至原子钟组联合守时系统,进一步优化其在实时工程系统中的处理效果。

## 参考文献

- [ 1 ] YAN R, LIU J L, WU J F, et al. P-step Kalman-like unbiased FIR algorithm for detecting anomalies of atomic clocks[J]. *Measurement and Control*, 2023, 56(1/2): 337-350.
- [ 2 ] YAN Y Y, KAWAGUCHI T, YANO Y, et al. Structured Kalman filter for time scale generation in atomic clock ensembles[J]. *IEEE Control Systems Letters*, 2024, 8: 187-192.
- [ 3 ] LEVINE J. Invited review article: The statistical modeling of atomic clocks and the design of time scales[J]. *Review of Scientific Instruments*, 2012, 83(2):021101.
- [ 4 ] 刘民,王乾娟,李军. 空间守时系统概念研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(4): 1-6.  
LIU M, WANG Q J, LI J. Study on the concept of space time keeping system[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(4): 1-6.
- [ 5 ] CHEN E, CHARBONNEAU A, GERTSVOLF M, et al. Anomaly detection for atomic clocks using unsupervised machine learning algorithms [J]. *Metrologia*, 2024, 61(5): 055005.
- [ 6 ] 李雨薇,王文利,孟令达,等. 时间频率信号的完好性监测方法研究[J]. *电子测量技术*, 2017, 40(11): 138-141.  
LI Y W, WANG W L, MENG L D, et al. Research on integrity monitoring method of time-frequency signal[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2017, 40(11): 138-141.
- [ 7 ] GALLEANI L, TAVELLA P. Robust detection of fast and slow frequency jumps of atomic clocks [J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2017, 64(2): 475-485.
- [ 8 ] 罗诗琦,陈瑞琼,刘娅. 基于抗差估计的多GNSS共视基准站数据融合[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(11): 169-175.  
LUO SH Q, CHEN R Q, LIU Y. Data fusion of GNSS common-view multi-reference stations based on robust estimation [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(11): 169-175.
- [ 9 ] LEI F, LI G T. Research on self-monitoring method for anomalies of satellite atomic clock [J]. *International Journal of Aerospace Engineering*, 2016, 2016: 1759512.
- [ 10 ] GAO Y P, CHEN G, FU W J, et al. A real-time linear prediction algorithm for detecting abnormal BDS-2/BDS-3 satellite clock offsets [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(7): 1831.
- [ 11 ] HUANG B H, JI Z X, ZHAI R J, et al. Clock bias prediction algorithm for navigation satellites based on a supervised learning long short-term memory neural network[J]. *GPS Solutions*, 2021, 25(2): 80.
- [ 12 ] MARTÍNEZ-OTZETA J M, RODRÍGUEZ-MORENO I, MENDIALDUA I, et al. RANSAC for robotic applications: A survey[J]. *Sensors*, 2022, 23(1): 327.
- [ 13 ] 余四豪,盖绍彦,达飞鹏. 面向点云配准的RANSAC假设评估度量方法研究[J]. *中国光学(中英文)*, 2025, 18(3): 487-498.  
YU S H, GAI SH Y, DA F P. Improved RANSAC hypothesis evaluation metrics for point cloud registration[J]. *Chinese Optics*, 2025, 18(3): 487-498.
- [ 14 ] 郭宇,马明,彭竞,等. 抗差卡尔曼滤波器在时频系统完好性监测中的应用[J]. *国防科技大学学报*, 2025, 47(6): 253-263.  
GUO Y, MA M, PENG J, et al. Application of robust Kalman filter to time-frequency system integrity monitoring[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2025, 47(6): 253-263.
- [ 15 ] ROUSSEEUW P J, HUBERT M. Anomaly detection by robust statistics [J]. *Wiley Interdisciplinary Reviews. Data Mining and Knowledge Discovery*, 2018, 8(2): 1236.
- [ 16 ] 彭思琦,白燕,郭燕铭,等. GNSS星载原子钟性能评估分析[J]. *测绘通报*, 2025(1): 88-93, 100.  
PENG S Q, BAI Y, GUO Y M, et al. Performance evaluation and analysis of GNSS spaceborne atomic clock[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2025(1):

- 88-93, 100.
- [17] 钦伟瑾, 葛玉龙, 杨旭海. 伽利略星载被动型氢原子钟性能评估[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(10): 93-99.
- QIN W J, GE Y L, YANG X H. Performance evaluation of Galileo on-board passive hydrogen maser[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(10): 93-99.
- [18] ZHAN W X, HU Y, ZENG W X. A robust M-estimation framework for spatial autoregressive models: Loss function design and optimization strategies[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2025: 2478459.
- [19] LIU W K, LI J L, ZENG Q, et al. An improved robust Kalman filtering strategy for GNSS kinematic positioning considering small cycle slips [J]. Advances in Space Research, 2019, 63(9): 2724-2734.
- [20] SONG H, DONG S, QU L, et al. A robust Kalman filter time scale algorithm with data anomaly [J]. Journal of Instrumentation, 2021, 16(6): P06032.
- [21] 姜颖颖, 潘树国, 孟骞, 等. 基于鲁棒马氏距离统计量的多源融合抗差估计方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(2): 252-262.
- JIANG Y Y, PAN SH G, MENG Q, et al. Robust Mahalanobis distance statistic-based multi-sensor integration robust estimation method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(2): 252-262.
- [22] 赵书红, 董绍武, 白杉杉, 等. 基准频标与守时频标联合的频率驾驭算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(8): 67-75.
- ZHAO SH H, DONG SH W, BAI SH SH, et al.

Research on the frequency steering algorithm combining primary frequency standard and time-keeping frequency standard[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(8): 67-75.

- [23] LI SH CH, LI CH, WU J F, et al. Test and analysis of timekeeping performance of atomic clock [J]. Sensors, 2022, 22(24): 9886.

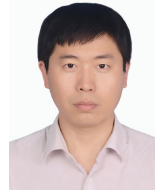
## 作者简介



**罗熙衍庆**, 2023 年于吉林大学获得学士学位, 现为中国科学院国家授时中心硕士研究生, 主要研究方向为时间保持技术与方法和数据处理方法等。

E-mail: luoxiyanqing23@mails.ucas.ac.cn

**Luo Xiyanqing** received his B. Sc. degree from Jilin University in 2023. He is currently a master candidate at National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include timekeeping techniques, data processing, etc.



**武文俊** (通信作者), 2012 年于中国科学院研究生院获得博士学位, 现为中国科学院国家授时中心研究员, 博士生导师, 主要研究方向为标准时间的产生与保持(守时)等。

E-mail: wuwj@ntsc.ac.cn

**Wu Wenjun** (Corresponding author) received his Ph. D. degree from the Graduate University of Chinese Academy of Sciences in 2012. He is currently a researcher and Ph. D. advisor at National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences. His main research interests include timekeeping techniques, etc.