

非等间隔测量条件下的时间传递链路数据融合方法研究*

王翔^{1,2†} 宋会杰^{1,2} 郭栋^{1,2} 高喆^{1,2} 王威雄^{1,2} 武文俊^{1,2,3} 董绍武^{1,2,3}

(1 中国科学院国家授时中心 西安 710600)

(2 中国科学院时间基准及应用重点实验室 西安 710600)

(3 中国科学院大学天文与空间科学学院 北京 100049)

摘要 为了充分利用不同类型的时间传递链路, 需要实现不同采样率下时间传递链路数据的融合应用, 提出了一种基于多分辨率分析的数据融合方法. 首先对原始数据进行小波分解, 把数据分解到统一的分辨率, 初步消除高频噪声; 然后在不同分辨率下进行Kalman滤波; 最后通过Mallat快速重构算法得到融合结果. 使用该方法处理中国科学院国家授时中心(National Time Service Center, NTSC)和德国联邦物理技术研究所(Physikalisch-Technische Bundesanstalt, PTB)之间的时间传递数据, 结果显示融合算法能够处理链路异常或中断造成的数据问题. 由于GPS (Global Positioning System) PPP (Precise Point Positioning solutions)链路实测结果性能整体优于TWSTFT (Two-Way Satellite Time and Frequency Transfer)链路, 因此用GPS PPP链路测量结果评估融合算法增益. 以快速协调世界时(Rapid Realization of Coordinated Universal Time, UTCr)为参考, 数据融合结果的准确性增益约1%, 日频率稳定度增益优于20%. 同时融合算法可以抑制TWSTFT链路的周期噪声, 能够有效提高链路的稳定性和鲁棒性.

关键词 技术: TWSTFT, 技术: GPS PPP, 技术: 时间传递, 方法: 小波分解, 方法: 卡尔曼滤波, 方法: 融合
中图分类号: P127; **文献标识码**: A

1 引言

卫星双向时间传递(Two-Way Satellite Time and Frequency Transfer, TWSTFT)和GPS (Global Positioning System) PPP (Precise Point Positioning solutions)时间传递是国际时间传递最常用的技术手段, 在产生协调世界时(Coordinated Universal Time, UTC)的时间传递网络中GPS PP-

P链路的总链路数占比达60%, TWSTFT链路传递了占比总原子钟及一级频标数目60%的钟数据. 2023年7月的统计结果显示, 在当期国际权度局(Bureau International des Poids et Mesures, BIPM)公布的Circular T 426 (<https://webtai.bipm.org/ftp/pub/tai/Circular-T/cirt/cirt.426>)中, 仅使用了占比总链路数7%的组合链路数据, 国际时间传

2024-01-25收到原稿, 2024-05-28收到修改稿

*中国科学院“西部之光”人才培养计划(XAB2021YN22)、北京无线电计量测试研究所开放基金项目(JLJK2021001-A002)资助

†122798857@qq.com

递网络中存在大量的冗余链路。

近年来, 多项关于冗余数据的研究支持了这种多技术融合的策略. Martinez等人在2009年提出了一种基于GPS码和载波相位测量值以及TWSTFT数据的融合方法, 使用TWSTFT数据作为附加观测方程, 通过最小二乘分析, 成功改善了GPS载波相位的边界不连续性, 这一研究为时间传递领域带来了新的思路和方法^[1]. Defraigne等人在2011年的一项研究中, 通过对全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)码和载波相位的综合建模, 成功实现了远程时间传递, 这一成果进一步证明了多技术结合的有效性和潜力^[2]. 2012年, Jiang等人对格洛纳斯(Global'naya Navigatsionnaya Sputnikovaya Sistema, GLONASS)和GPS组合的性能进行了分析, 他们发现组合数据在提高链路短期稳定性方面表现出色, 尤其在提升UTC链路精度和鲁棒性方面具有重要意义^[3]. 随着大量相关研究的展开, 在2017年召开的国际时间频率咨询委员会(Consultative Committee for Time and Frequency, CCTF)第21次会议上, 该组织向BIPM提出了在UTC产生过程中应用冗余时间传递系统的建议. 这一建议反映了当前时间传递领域的发展趋势和实际需求. 此后, Verhasselt等人在2019年研究了不同GNSS星座间采取不同组合方法的时间传递性能. 研究结果显示, 多星座组合解的性能显著优于单一解, 这一发现为未来时间传递技术的发展提供了新的方向^[4]. Wang等人在2021年采取把GPS PPP结果的导数作为TWSTFT测量结果的平均速率, 与TWSTFT测量结果的相位数据一起用作观测测量的方案, 使用Kalman算法完成数据融合, 提高了链路的鲁棒性^[5]. 这些研究不仅推动了时间传递技术的进步, 也为BIPM在UTC产生中采用冗余时间传递系统提供了有力的技术支持.

实际上, 不同类型时间传递链路具有不同的测量分辨率, 为了充分利用不同分辨率数据的互补信息, 并实现最佳的数据融合效果, 需要一种能够处理多分辨率测量数据的融合方法.

小波多分辨率信息处理方法和Kalman滤波方法, 是常用的时间频率数据分析方法. 小波多分辨

率信息处理方法可以描述随机过程或信号在短、中和长期中不同的变化特征. 但是, 由于小波分析方法不具有实时性和递归性, 只能对在一段时间内获取的信号块进行处理. Kalman滤波器建立在目标的时域动态模型和观测模型之上^[6-8], 对于具备多尺度特征的时间传递链路, 难以获得准确的状态估计. 为了充分发挥两种方法的优势并弥补其不足, 我们考虑把它们结合起来, 先使用小波分析把不同分辨率的观测信息分解到相同尺度, 再利用Kalman滤波器对观测信息进行实时、递归的最优估计, 能够满足融合不同测量分辨率数据的需求.

本文推导了基于小波分解的多链路动态时间测量系统和多链路的Kalman滤波更新方程, 并基于此设计了基于小波分解和Kalman滤波的数据融合方案, 最后随机选取中国科学院国家授时中心(National Time Service Center, NTSC)和德国联邦物理技术研究所(Physikalisch-Technische Bundesanstalt, PTB)之间的UTC正式链路(TWSTFT和GPS PPP)数据, 分析了算法对于抑制TWSTFT链路周日现象的效果, 并从稳定度、准确度和数据完整性3个方面分析了算法对原始测量结果性能的改善.

2 基于小波分解的多链路动态系统

利用小波多分辨率分析的思想, 结合时间传递链路的测量数据, 以误差方差最小化为标准, 能够构建出一个最优的、动态的多分辨滤波算法, 实现最优估计.

2.1 小波分解原理

小波分解是将信号分解成一系列不同尺度的小波. 这些小波可以看作是不同频率和时间尺度的窗口函数, 通过在信号上滑动并相乘, 得到信号在不同时间和频率上的信息.

假设 f 是要处理的链路数据, 属于 \mathbf{R} 空间上的Lebesgue平方可积函数全体, 即 $f \in L^2(\mathbf{R})$, 对于任意 j 属于正整数集 \mathbf{Z} , 定义 f_j 是 f 的一个近似, 且 $f_j \in \mathbf{V}_j$, 其中 $\{\mathbf{V}_j\}_{j \in \mathbf{Z}}$ 是由尺度函数 φ 生成的多分辨率分析, k 是平移因子, φ 表示为

$$\varphi(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbf{Z}} h_k \varphi(2x - k), \quad (1)$$

其中 $x \in \mathbf{R}$, $h_k = \sqrt{2} \int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(x) \bar{\varphi}(2x - k) dx$, $\bar{\varphi}$ 是 φ 的共轭函数. 小波函数表示为

$$\psi(x) = \sqrt{2} \sum_{k \in \mathbf{Z}} g_k \varphi(2x - k), \quad (2)$$

其中 $g_k = (-1)^k \bar{h}_{1-k}$, \bar{h} 是 h 的共轭函数, 则有

$$f_j(x) = \sum_{k \in \mathbf{Z}} c_{j-1,k} \varphi_{j-1,k}(x) + \sum_{k \in \mathbf{Z}} d_{j-1,k} \psi_{j-1,k}(x), \quad (3)$$

其中尺度系数可以表示为函数 f_j 与相应 $j-1$ 尺度上, 以 k 为平移参数的尺度函数 $\varphi_{j-1,k}$ 的内积, $c_{j-1,k} = \langle f_j, \varphi_{j-1,k} \rangle$, 小波系数可以表示为函数 f_j 与相应 $j-1$ 尺度上, 以 k 为平移参数的小波函数 $\psi_{j-1,k}$ 的内积, $d_{j-1,k} = \langle f_j, \psi_{j-1,k} \rangle$, 两级尺度系数 $c_{j,k}$ 和 $c_{j-1,k}$ 之间的关系可以表示为 $c_{j-1,k} = \sum_{n \in \mathbf{Z}} \bar{h}_{n-2k} c_{jn}$, 两级小波系数 $d_{j,k}$ 和 $d_{j-1,k}$ 之间的关系可以表示为 $d_{j-1,k} = \sum_{n \in \mathbf{Z}} \bar{g}_{n-2k} c_{jn}$.

数据分解处理完毕后得

$$f_j(x) = \sum_{k \in \mathbf{Z}} c_{j-1,k} \sum_{n \in \mathbf{Z}} h_{n-2k} \varphi_{jn}(x) + \sum_{k \in \mathbf{Z}} d_{j-1,k} \sum_{n \in \mathbf{Z}} g_{n-2k} \varphi_{jn}(x). \quad (4)$$

然后将(4)式两端与 $\varphi_{jn}(x)$ 作内积, 得

$$c_{jn} = \sum_{k \in \mathbf{Z}} h_{n-2k} c_{j-1,k} + \sum_{k \in \mathbf{Z}} g_{n-2k} d_{j-1,k}, \quad (5)$$

至此完成重构.

2.2 多链路动态系统描述

在编号为 i 的尺度层级上, 对应于 $t+1$ 时刻的单链路状态方程可以表示为

$$\mathbf{x}(i, t+1) = \mathbf{A}(i, t) \mathbf{x}(i, t) + \mathbf{w}(i, t), \quad (6)$$

其中 $\mathbf{A}(i, t) \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 为状态转移矩阵, $\mathbf{w}(i, t)$ 为系统噪声, 满足正态分布 $\mathbf{w}(i, t) \sim \mathbf{N}(0, \mathbf{Q}(i, t))$, $\mathbf{Q}(i, t)$ 是其协方差矩阵. 状态初始值 $\mathbf{x}(t)$ 的均值和方差满

足 $E[\mathbf{x}(0)] = x_0$, $E\{[\mathbf{x}(0) - x_0][\mathbf{x}(0) - x_0]^T\} = \mathbf{P}$, 其中 E 表示数学期望.

当有 N 条独立的时间传递链路时, 若以 $f(f = 1, 2, \dots, N)$ 表示每一条链路, 则在尺度 i 上, t 时刻系统测量向量 $\mathbf{z}_f(i, t)$ 可以表示为

$$\mathbf{z}_f(i, t) = \mathbf{C}(i) \mathbf{x}(i, t) + \mathbf{v}(i, t), \quad (7)$$

其中 $\mathbf{C}(i)$ 是系统测量矩阵, $\mathbf{v}(i, t)$ 是测量噪声, 满足 $\mathbf{v}(i, t) \sim \mathbf{N}(0, \mathbf{R}(i, t))$, $\mathbf{R}(i, t)$ 是其协方差矩阵. 需要说明的是 $\mathbf{v}(i, t)$ 与 $\mathbf{w}(i, t)$ 相互独立.

2.3 基于小波分解的多链路动态系统推导

为了把非等间隔测量条件下的时间传递链路数据统一到相同尺度下, 需要实现链路状态方程和测量方程从尺度 i 到尺度 $i-1$ 的转换. 根据小波分解原理, 将系统状态从尺度 i 分解到尺度 $i-1$, 有如下过程

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(i-1, t-1) &= \sum_k h_k \mathbf{x}[i, 2(t-1) - k] \\ &= \sum_k h_k \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{A}(i) \mathbf{x}[i, 2(t-1) - k - 1] + \\ \mathbf{w}[i, 2(t-1) - k - 1] \end{array} \right\} \\ &= \sum_k h_k \mathbf{A}(i) \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{A}(i) \mathbf{x}[i, 2(t-1) - k - 2] + \\ \mathbf{w}[i, 2(t-1) - k - 2] \end{array} \right\} + \\ &\quad \sum_k h_k \mathbf{w}[i, 2(t-1) - k - 1] \\ &= \mathbf{A}(i) \mathbf{A}(i) \sum_k h_k \mathbf{x}[i, 2(t-2) - k] + \\ &\quad \mathbf{A}(i) \sum_k h_k \mathbf{w}[i, 2(t-2) - k] + \\ &\quad \sum_k h_k \mathbf{w}[i, 2(t-1) - k - 1] \\ &= \mathbf{A}^i(i-1) \mathbf{x}^i(i-1, t-2) + \mathbf{w}^i(i-1, t-2), \end{aligned} \quad (8)$$

其中求和符号中的 \mathbf{Z} 省略, 下同. 即系统状态从尺度 i 分解到尺度 $i-1$ 后可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^i(i-1, t-1) &= \\ \mathbf{A}^i(i-1) \mathbf{x}^i(i-1, t-2) + \mathbf{w}^i(i-1, t-2), \end{aligned} \quad (9)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{x}^i(i-1, t-2) &= \sum_k h_k \mathbf{x}[i, 2(t-2) - k], \\ \mathbf{A}^i(i-1) &= \mathbf{A}(i) \mathbf{A}(i), \\ \mathbf{w}^i(i-1, t-2) &= \mathbf{A}(i) \sum_k h_k \mathbf{w}[i, 2(t-2) - k] + \\ &\quad \sum_k h_k \mathbf{w}[i, 2(t-1) - k - 1], \end{aligned}$$

且系统噪声均值同样满足 $E[\mathbf{w}^i(i-1, t-2)] = 0$, 系统噪声协方差满足

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}(i-1, t-2) &= \mathbf{A}(i) \sum_k h_k^2 \mathbf{Q}[i, 2(t-2) - k] - \mathbf{A}^T(i) + \\ &\quad \sum_k h_k^2 \mathbf{Q}[i, 2(t-1) - k - 1] \end{aligned}$$

的条件. 使用相同的方法把测量向量从尺度 i 分解到尺度 $i-1$, 有

$$\begin{aligned} \mathbf{z}^i(i-1, t-1) &= \mathbf{C}^i(i-1) \mathbf{x}^i(i-1, t-1) + \\ &\quad \mathbf{v}^i(i-1, t-1), \end{aligned} \quad (10)$$

其中

$$\begin{aligned} \mathbf{C}^i(i-1) &= \mathbf{C}(i), \\ \mathbf{v}^i(i-1, t-1) &= \sum_k h_k \mathbf{v}[i, 2(t-1) - k], \end{aligned}$$

且服从 $E[\mathbf{v}^i(i-1, k-1)] = 0$, $\mathbf{R}(i-1, k-1) = \sum_l h_l^2 \mathbf{R}(i-1, 2k-2-l)$ 的条件.

3 多链路Kalman滤波更新方程

TWSTFT和GPS PPP链路相互独立, 它们的测量间隔不同, 测量结果的噪声类型也不同, 为了弱化单一链路系统误差和测量误差的影响, 提高时间传递的精度, 尝试将多条链路数据进行融合.

小波分解是一种二进制算法, 每分解一次, 近似分量的频带为上一级的一半, 分解过程中, 低频系数也就是尺度系数对应低分辨率的近似分量, 高频系数也就是小波系数对应高分辨率的细节分量,

分解后可以获得链路在相同尺度下的低分辨率成分. 此时, 对相应的小波系数做阈值处理, 就可以降低链路随机噪声的影响.

在Kalman滤波过程中, 先采用测量模型的误差协方差阵对不同链路的数据取权, 再基于观测模型的误差协方差矩阵对低频系数进行融合, 最后通过Mallat重构算法得到时间传递链路的数据融合结果.

推导 N 条链路数据并行处理的Kalman滤波更新方程, 定义系统的状态方程为

$$\mathbf{X}_m = \Phi_{m,m-1} \mathbf{X}_{m-1} + \mathbf{W}_{m-1}, \quad (11)$$

其中 \mathbf{X}_m 、 \mathbf{X}_{m-1} 分别表示在 m 和 $m-1$ 时刻系统的状态, $\Phi_{m,m-1}$ 是系统状态从 $m-1$ 变化到 m 时刻的状态转移矩阵, \mathbf{W}_{m-1} 是过程噪声且它的协方差阵为 \mathbf{Q}_m , 测量方程为

$$\mathbf{Z}_m = \mathbf{H}_m \mathbf{X}_m + \mathbf{V}_m, \quad (12)$$

其中 \mathbf{Z}_m 是系统在 m 时刻的测量值, \mathbf{H}_m 是测量矩阵, \mathbf{V}_m 是测量噪声且它的协方差阵为 \mathbf{R}_m , 相应的第 f ($f = 1, 2, \dots, N$) 条链路系统的状态方程和测量方程可以表示为

$$\mathbf{X}_{fm} = \Phi_{m,m-1}^f \mathbf{X}_{f,m-1} + \mathbf{W}_{f,m-1}, \quad (13)$$

$$\mathbf{Z}_{fm} = \mathbf{H}_{fm} \mathbf{X}_{fm} + \mathbf{V}_{fm}, \quad (14)$$

其中 \mathbf{X}_{fm} 、 $\mathbf{X}_{f,m-1}$ 分别表示在 m 和 $m-1$ 时刻第 f 条链路系统的状态, $\Phi_{m,m-1}^f$ 是第 f 条链路系统状态从 $m-1$ 变化到 m 时刻的状态转移矩阵, $\mathbf{W}_{f,m-1}$ 是第 f 条链路系统的过程噪声且它的协方差阵为 \mathbf{Q}_{fm} , \mathbf{Z}_{fm} 是第 f 条链路系统在 m 时刻的测量值, \mathbf{H}_{fm} 是第 f 条链路的测量矩阵, \mathbf{V}_{fm} 是第 f 条链路测量噪声且它的协方差阵为 \mathbf{R}_{fm} . 记第1条链路的测量信息为 \mathbf{Z}_{1m}^T , 第2条链路的测量信息为 \mathbf{Z}_{2m}^T , 以此类推第 N 条链路的测量信息为 \mathbf{Z}_{Nm}^T , 多条链路的测量信息可以表示为

$$\mathbf{Z}_m = \begin{bmatrix} \mathbf{Z}_{1m}^T & \mathbf{Z}_{2m}^T & \dots & \mathbf{Z}_{Nm}^T \end{bmatrix}^T, \quad (15)$$

由于链路之间的测量过程相互独立, 假设链路状态 \mathbf{X}_{fm} 是总系统状态 \mathbf{X}_m 的一部分, 则有 $\mathbf{X}_{fm} =$

$M_f X_m$, $H_{fm} = A_{fm} M_f^T$, 其中 $M_f = [1 \ 0]$ 对应测量数据的相位部分. 集中滤波过程可以表示为

$$\hat{X}_{m/m-1} = \Phi_{m,m-1} \hat{X}_{m-1}, \quad (16)$$

$$P_{m/m-1} = \Phi_{m,m-1} P_{m-1} \Phi_{m,m-1}^T + Q_{m-1}, \quad (17)$$

$$\hat{X}_m = \hat{X}_{m/m-1} + \sum_f K_{fm} (Z_{fm} - H'_{fm} \hat{X}_{m/m-1}), \quad (18)$$

$$K_{fm} = P_m H_{fm}^T R_{fm}^{-1}, \quad (19)$$

$$P_m = \left(\mathbf{I} - \sum_f K_{fm} H_{fm} \right) P_{m/m-1}, \quad (20)$$

其中第 f 条链路在 m 时刻先验状态估计表示为 $\hat{X}_{m/m-1}$, $m-1$ 时刻后验状态估计为 \hat{X}_{m-1} , m 时刻先验状态估计的协方差矩阵为 $P_{m/m-1}$, m 时刻卡尔曼增益矩阵为 K_{fm} , m 时刻后验状态估计的协方差矩阵为 P_m . 需要说明的是, 集中滤波的测量更新使用局部滤波来表示, 但时间更新仍用全局滤波方程(20)式, 这样得到的全局滤波是最优的, 局部滤波相对于子链路来讲也是最优的, 而且局部滤波器的运行是并行的.

4 时间传递链路数据融合方案

GPS PPP链路标准频率为1/300 Hz, TWSTFT链路标准频率为1/1800 Hz, 由于小波分解的二进制特点, 要使小波分解后链路数据近似分量的频带相同, 并能最大限度保留GPS PPP链路的短期特性, 先用1/900 Hz采样率对GPS PPP链路数据进行提取. 由奈奎斯特采样定理可知, 为了避免失真, 提取后GPS PPP链路数据小波分解的初始频率1/1800 Hz, TWSTFT链路数据小波分解的初始频率最高为1/3600 Hz. 再对提取后的GPS PPP数据进行二阶小波分解, 对TWSTFT链路数据进行一阶小波分解, 得到两链路相同尺度下的低分辨率频带为 $(0, \frac{1}{7200})$ Hz, 每次分解完成后, 对高频系数取0值, 以消除相应的高频噪声. 接着在各尺度上对低频系数进行Kalman滤波, 最后通过Mallat快速重构算法得到融合结果.

5 数据分析

选取NTSC和PTB之间相互独立的GPS PPP和TWSTFT时间传递链路数据进行处理, 以UTCr为参考, 对融合结果的精度和稳定性进行了分析, 并进一步讨论了融合算法对测量噪声的影响.

5.1 链路数据的小波分解研究

随机选取NTSC-PTB链路在MJD (Modified Julian Day) 60214–60249的数据进行分析, 实测数据如图1所示, 与GPS PPP链路相比, TWSTFT链路测量噪声较大, 且具有明显的周日变化.

利用二阶Daubenchies小波将GPS PPP链路数据和TWSTFT链路数据分解到同一尺度. 对于GPS PPP数据先以1/900 Hz采样率提取数据, 再经过两次分解, 对于TWSTFT数据, 经过一次分解, 结果对应的频带为 $(\frac{1}{3600}, \frac{1}{1800})$ Hz. 我们可以用两条相互独立链路的测量不确定度平方和的算术平方根表示测量结果的合成不确定度, 根据不确定度传播率, 如果链路测量结果间的最大偏差在不确定度范围内, 则可以判定链路测量结果一致^[9-10]. 小波分解低频系数对应近似分量, 对低频系数重构后结果如图2所示, 两条链路测量结果的最大偏差约1.88 ns, 链路间合成不确定度约2.27 ns^[11], 链路测量结果一致. 小波分解高频系数对应细节分量的分布如图3所示, 都服从正态分布.

5.2 基于Kalman滤波的链路数据融合

Kalman滤波融合算法是对两条链路相同频带下的尺度系数进行处理, 建立了链路数据的相位偏差和频率偏差两状态方程. 对于GPS PPP链路, 状态方程中

$$\Phi_{m,m-1} = \begin{bmatrix} 1 & 1/4 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H} = [1 \ 0].$$

对于TWSTFT链路,

$$\Phi_{m,m-1} = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H} = [1 \ 0].$$

以 τ 为时间间隔的Allan方差为

$$\sigma_{fm}^2(\tau) = \frac{3q_{f0}}{\tau^2} + \frac{q_{f1}}{\tau} + \frac{1}{3}q_{f2}\tau + \frac{1}{20}q_{f3}\tau^3, \quad (21)$$

式中调相白噪声、调频白噪声、调频随机游走噪声和频漂随机游走噪声的谱密度分别用 q_{f0} 、 q_{f1} 、 q_{f2} 、 q_{f3} 来表示^[12]. 由 $\sigma_{fm}^2(\tau)$ 可得观测模型的误差协方差矩阵 Q_{fm} 的估计为

$$Q_{fm} = \begin{bmatrix} q_{f1}\tau + q_{f2}\frac{\tau^3}{3} & q_{f2}\frac{\tau^2}{2} \\ q_{f2}\frac{\tau^2}{2} & q_{f2}\tau \end{bmatrix}. \quad (22)$$

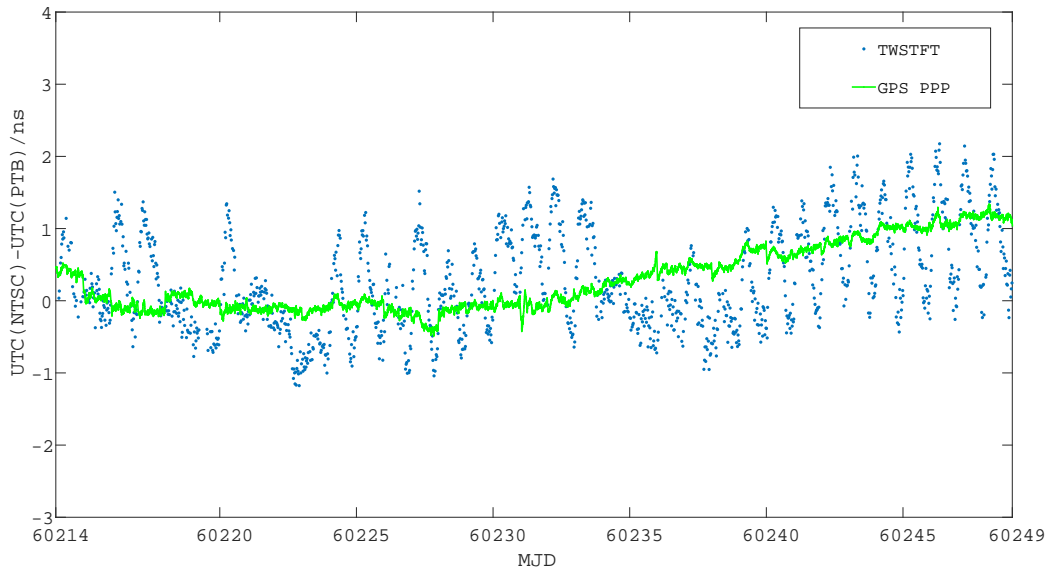


图 1 NTSC-PTB时间传递链路测量数据

Fig. 1 Measurement data of NTSC-PTB time transfer link

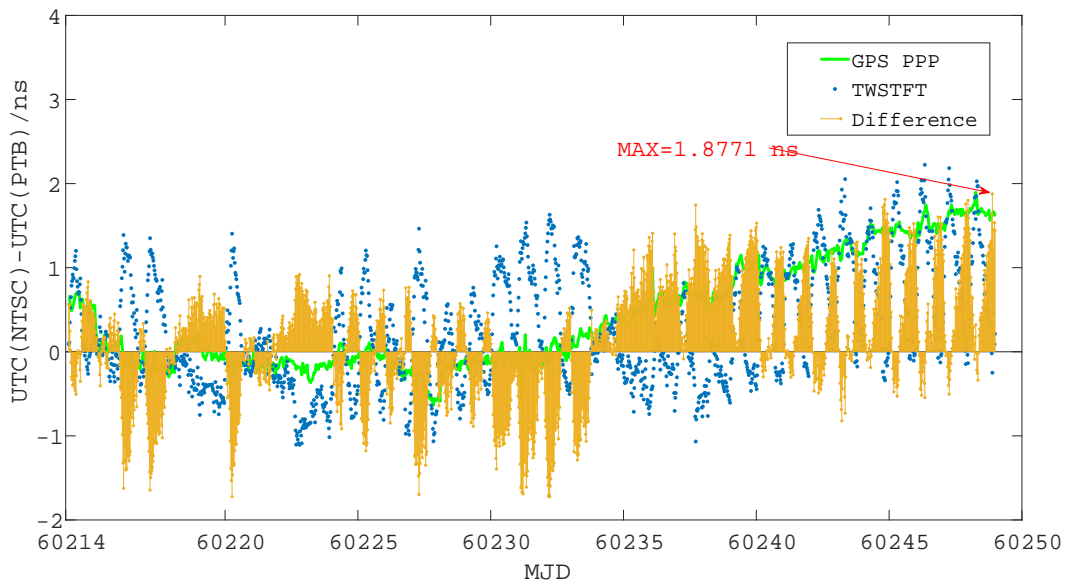


图 2 小波分解的低频系数

Fig. 2 Low-frequency coefficients of wavelet decomposition

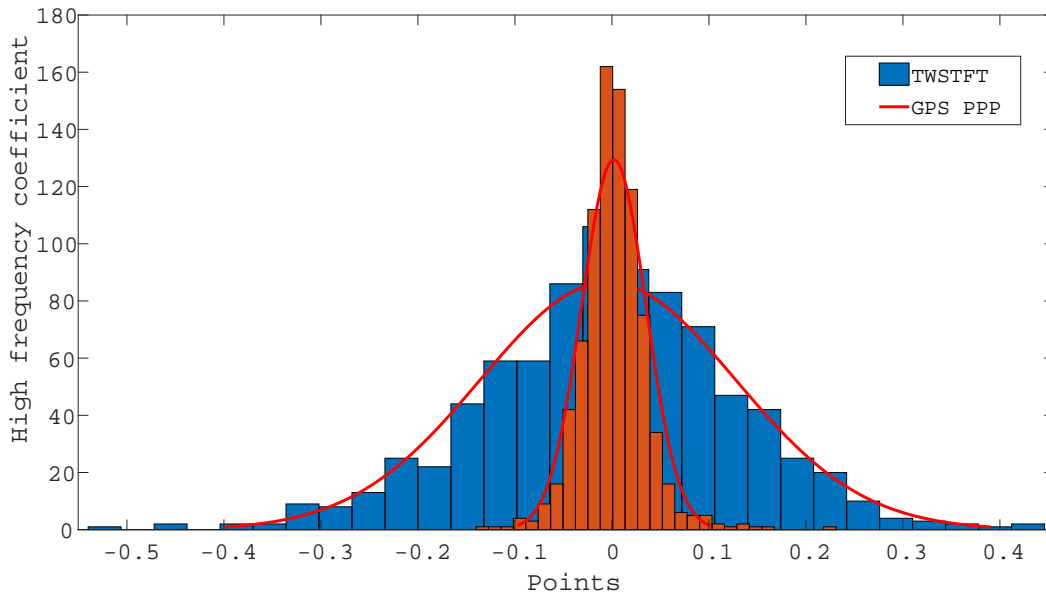


图3 小波分解的高频系数分布

Fig.3 High-frequency coefficient distribution of wavelet decomposition

测量模型的误差协方差阵 R_{fm} 的估计为

$$R_{fm} = qf_0 \quad (23)$$

链路状态方程和测量方程中的噪声参数如表1所示, GPS PPP链路的测量噪声小于相应测量周期的TWSTFT链路的测量噪声. GPS PPP链路中的状态噪声小于相应测量周期的TWSTFT链路的状态噪声. 相应测量周期内链路数据都没有表现出调频随机游走噪声.

表1 链路的噪声参数

Table 1 Noise parameters of the link

Type	q_0/ns^2	$q_1/(\text{ns}^2 \cdot \text{h}^{-1})$	$q_2/(\text{ns}^2 \cdot \text{h}^{-3})$
GPS PPP	0.0013	0.0069	0
TWSTFT	0.0317	0.3048	0

5.3 融合结果性能分析

数据融合结果与原始测量数据的比较如图4所示, 以UTC_r为参考, GPS PPP链路标准偏差约

0.32 ns, TWSTFT链路标准偏差0.42 ns, 融合结果的标准偏差约0.31 ns. 定义 σ_a 是原始数据的标准偏差, σ_b 是融合数据的标准偏差, 数据融合处理后链路准确度增益为 $(\sigma_a - \sigma_b) / \sigma_a$. TWSTFT链路增益约24%, GPS PPP链路增益约1%. 融合算法对TWSTFT链路有显著增益, 对GPS PPP链路增益并不显著, 这是因为GPS PPP链路的测量误差较小, 图3高频系数分布也印证了这一点, 同时说明了融合算法对TWSTFT和GPS PPP链路性能优化是有效的.

数据融合结果和链路原始测量数据的频率稳定度如图5所示, 由于链路测量间隔和数据融合算法设置的数据间隔各不相同, 所以频率稳定度曲线的 τ 也不相同. 为了方便比较, 在小图中着重显示了相同时间两条链路及融合结果的频率稳定度曲线, TWSTFT链路整体稳定度弱于GPS PPP链路, 所以用融合结果关于GPS PPP链路的频率稳定度增益来评估算法, 结果如表2所示, 融合结果的频率稳定度普遍优于GPS PPP链路.

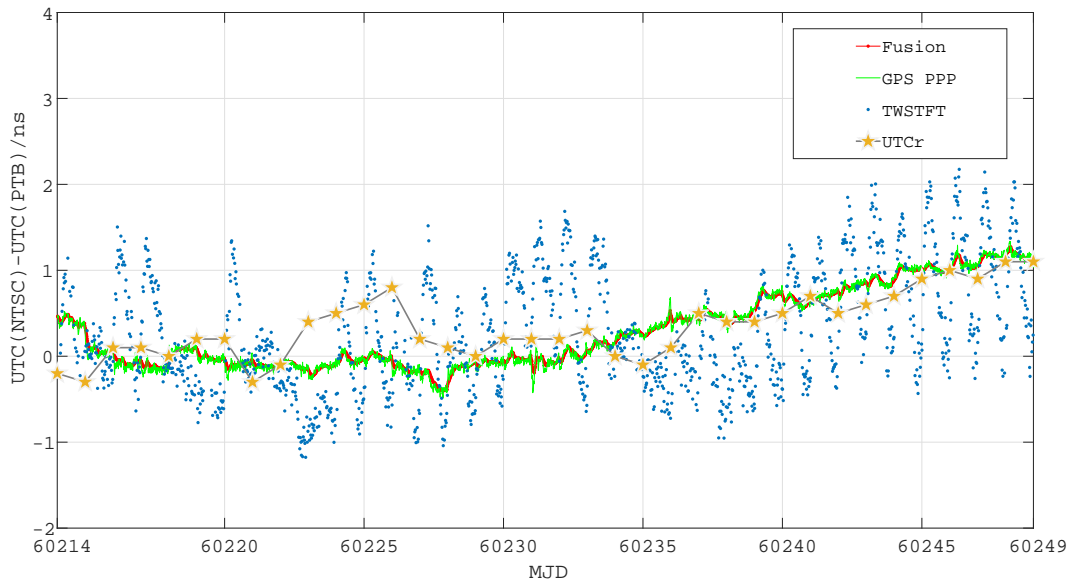


图 4 融合结果准确度分析

Fig. 4 Accuracy analysis of fusion results

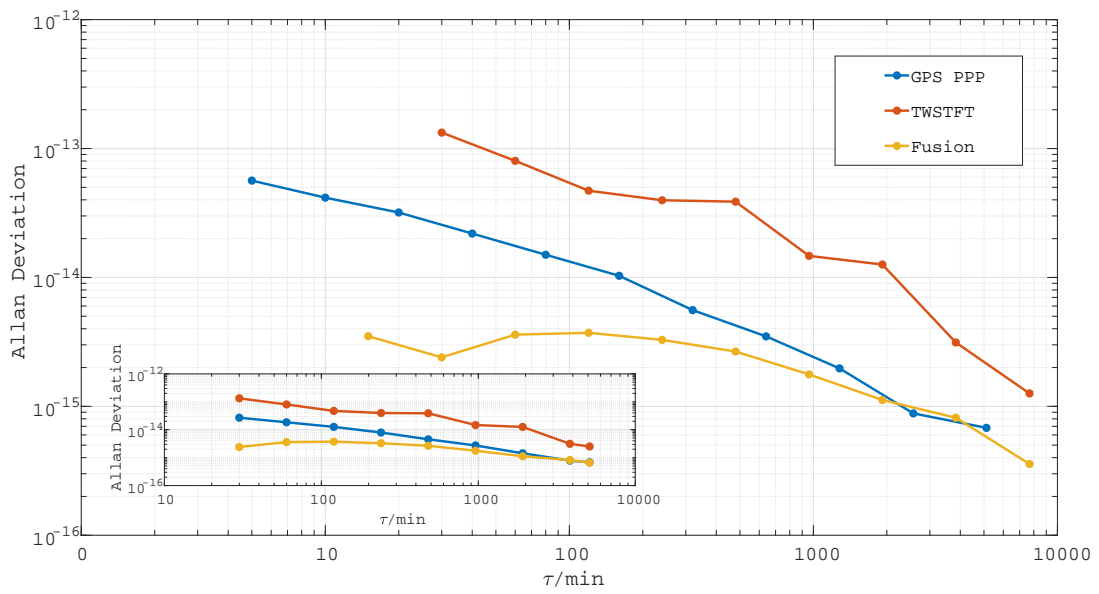


图 5 融合结果频率稳定度分析

Fig. 5 Frequency stability analysis of fusion results

表 2 融合结果频率稳定度增益分析

Table 2 Analysis of frequency stability gain in fusion results

τ/min	GPS PPP	TWSTFT	Fusion	Gain
30	2.69×10^{-14}	1.33×10^{-13}	2.40×10^{-15}	91.08%
60	1.85×10^{-14}	8.03×10^{-14}	3.60×10^{-15}	80.49%
120	1.27×10^{-14}	4.71×10^{-14}	3.72×10^{-15}	70.59%
240	7.94×10^{-15}	3.97×10^{-14}	3.28×10^{-15}	58.69%
480	4.54×10^{-15}	3.87×10^{-14}	2.66×10^{-15}	41.35%
960	2.73×10^{-15}	1.47×10^{-14}	1.77×10^{-15}	35.16%
1917	1.43×10^{-15}	1.26×10^{-14}	1.12×10^{-15}	21.77%
3834	8.16×10^{-16}	3.13×10^{-15}	8.16×10^{-16}	0.00%
5117	6.92×10^{-16}	2.51×10^{-15}	6.63×10^{-16}	4.19%

为了进一步确定增益的来源, 跳过小波分解算法, 直接使用降采样的方法, 依据TWSTFT数据测量间隔抽取GPS PPP数据, 再通过文中所述Kalman数据融合方法进行数据融合, 结果如表3所示. 其中Fusion (+)表示使用小波分解的融合结果, Fusion (-)表示不使用小波分解的融合结果, 数据中使用小波分解进行初步降噪的效果有所显现, 在平均时间1917 min之内都保持着增益. 随着取样间隔

的增大, 分析结果的不确定度也随之增加. 对于未观察到持续增益现象的原因, 推测与取样间隔的增大有关, 但这一推测尚需进一步的研究来验证.

综上所述, 小波分解在预处理高频噪声方面发挥了关键作用, 从而初步提升了链路数据的短时稳定性. 随后, 通过动态权重分配和对调频、调相白噪声的有效抑制, 并使用Kalman算法的融合处理, 进一步实现了更为稳定和可靠的数据融合.

表 3 融合结果频率稳定度分析

Table 3 Frequency stability analysis of fusion results

τ/min	GPS PPP	TWSTFT	Fusion (+)	Fusion (-)
30	2.69×10^{-14}	1.33×10^{-13}	2.40×10^{-15}	4.34×10^{-15}
60	1.85×10^{-14}	8.03×10^{-14}	3.60×10^{-15}	4.89×10^{-15}
120	1.27×10^{-14}	4.71×10^{-14}	3.72×10^{-15}	4.56×10^{-15}
240	7.94×10^{-15}	3.97×10^{-14}	3.28×10^{-15}	4.73×10^{-15}
480	4.54×10^{-15}	3.87×10^{-14}	2.66×10^{-15}	2.76×10^{-15}
960	2.73×10^{-15}	1.47×10^{-14}	1.77×10^{-15}	1.67×10^{-15}
1917	1.43×10^{-15}	1.26×10^{-14}	1.12×10^{-15}	1.24×10^{-15}
3834	8.16×10^{-16}	3.13×10^{-15}	8.16×10^{-16}	5.98×10^{-16}
5117	6.92×10^{-16}	2.51×10^{-15}	6.63×10^{-16}	5.20×10^{-16}

数据融合结果和链路原始测量数据的谱分析结果如图6所示, TWSTFT链路时间传递结果具有明显的24h分量, GPS PPP链路没有明显的周期性

分量, 融合结果相较于TWSTFT链路, 24h分量幅度降低约87.8%, 也就是说融合算法可以弱化卫星双向时间传递链路周日效应带来的偏差.

从数据完整性的角度观察数据融合结果对于链路可靠性的影响,如图7所示,红点标示出了缺失或异常的数据,放大了其中两个数据段, MJD 60214-60245数据段数据缺失, MJD 60218的GPS

PPP数据不连续. 融合算法可以在数据缺失的时刻使用TWSTFT链路数据进行估计,也能处理数据的异常跳变.

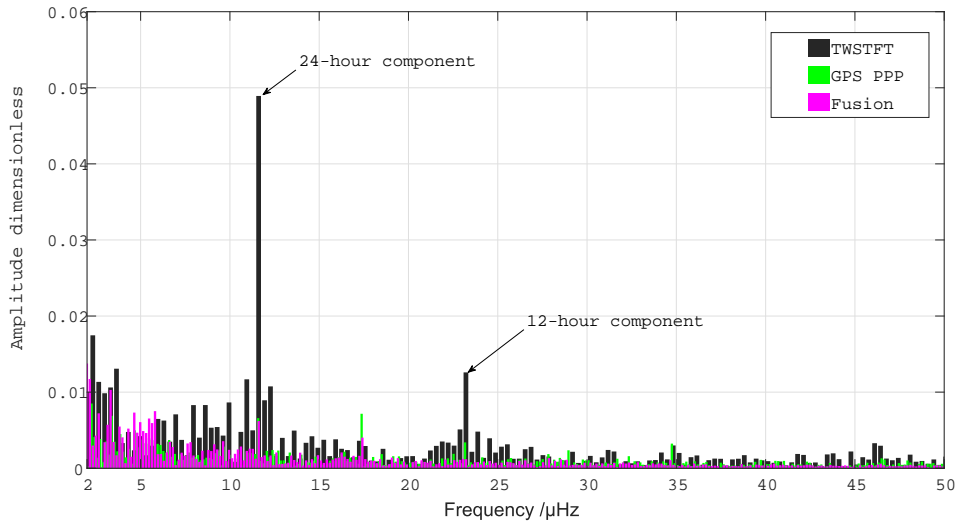


图 6 融合结果频谱分析

Fig. 6 Spectrum analysis of fusion results

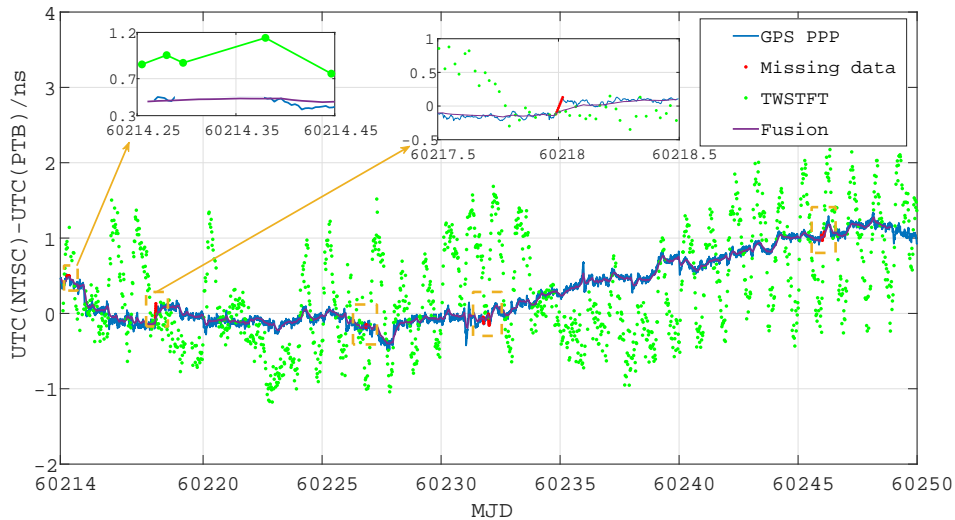


图 7 数据完整性分析

Fig. 7 Data integrity analysis

6 结论

不同类型的时间传递链路具有不同的测量分辨率和噪声特性. 为了提升它的准确性、稳定性

和鲁棒性, 我们需要降低多种噪声的影响. 考虑到采样率差异, 我们先利用小波分解算法将不同采样率的TWSTFT和GPS PPP链路数据分解到统一

尺度, 通过清零高频系数以降低随机噪声, 再使用 Kalman 滤波算法对低频系数进行融合计算, 最后重构低频系数得到融合结果. 结果显示, 融合算法在多个方面表现出色, 包括降低 TWSTFT 链路的

周日变化、提高 GPS PPP 链路的短期稳定度、抑制调相白噪声和调频白噪声以及处理数据异常缺失的问题, 对于提高数据质量和性能具有重要意义.

参考文献

- [1] Martinez M C, Defraigne P. IEEE International Frequency Control Symposium 2009. Besancon, France: IEEE, 2009: 670
- [2] Defraigne P, Baire Q. AdSpR, 2011, 47: 265
- [3] Jiang Z, Lewandowski W. International Journal of Navigation and Observation, 2012, 2012: 353961.1
- [4] Verhasselt K, Defraigne P. Metrologia, 2019, 56: 065003
- [5] Wang W X, Dong S W, Wu W J, et al. GPS Solutions, 2021, 25: 138
- [6] Song H J, Dong S W, Wu W, et al. Metrologia, 2018, 55: 350
- [7] 宋会杰, 董绍武, 王翔, 等. 物理学报, 2020, 69: 9
- [8] Yang Y X, Gao W G. Geo-spatial Information Science, 2007, 010: 200
- [9] 王翔, 宋会杰, 王威雄, 等. 天文学报, 2020, 61: 14
- [10] Wang X, Song H J, Wang W X, et al. ChA&A, 2020, 44: 519
- [11] 王翔, 宋会杰, 郭栋, 等. 时间频率学报, 2022, 45: 8
- [12] Zucca C, Tavella P. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control, 2005, 52: 289

Research on Data Fusion Method of Time Transfer Link under Unequal-interval Measurement Conditions

WANG Xiang^{1,2} SONG Hui-jie^{1,2} GUO Dong^{1,2} GAO Zhe^{1,2} WANG Wei-xiong^{1,2}
WU Wen-jun^{1,2,3} DONG Shao-wu^{1,2,3}

(1 National Time Service Center, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600)

(2 Key Laboratory of Time Reference and Applications, Chinese Academy of Sciences, Xi'an 710600)

(3 School of Astronomy and Space Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049)

ABSTRACT In order to fully utilize different types of time transfer links, it is necessary to realize the fusion application of time transfer link data under different sampling rates. This article proposes a data fusion method based on multi-resolution analysis. Firstly, we perform wavelet decomposition on the original data to achieve a unified resolution and initially eliminate high-frequency noise. Subsequently, Kalman filtering is employed across various resolutions. Ultimately, the Mallat fast reconstruction algorithm is utilized to derive the fusion result. The method is used to process time transfer data between the National Time Service Center (NTSC) of the Chinese Academy of Sciences and the Physikalisch-Technische Bundesanstalt (PTB) of Germany. The results show that the fusion algorithm can handle data problems caused by link anomalies or interruptions. Since the actual measurement results of the GPS (Global Positioning System) PPP (Precise Point Positioning solutions) link perform better than those of the TWSTFT (Two-Way Satellite Time and Frequency Transfer) link overall, the GPS PPP link measurement results are used to evaluate the gain of the fusion algorithm. Using Rapid Realization of Coordinated Universal Time (UTC_r) as the reference, the accuracy gain of the data fusion result is about 1%, and the daily frequency stability gain is better than 20%. At the same time, the fusion algorithm can suppress the periodic noise of the TWSTFT link, effectively improving the stability and robustness of the link.

Key words techniques: TWSTFT, techniques: GPS PPP, techniques: time transfer, methods: wavelet decomposition, methods: Kalman filtering, methods: fusion