第 44 卷 第 3 期
2026 年 9 月

天 文 学 进 展
PROGRESS IN ASTRONOMY

Vol. 44, No. 3
Sept., 2026

doi: 10.3969/j.issn.1000-8349.2026.03.08

射电望远镜参考点的高频运动监测与预报

梅智鹏 [1,2], 张志斌 [1,2,3], 许雪晴 [1,2], 王志康 [1,4], 袁淑珍 [1,2], 马小辉 [5,6], 马卓希 [7,6]

(1. 中国科学院 上海天文台，上海 200030； 2. 中国科学院大学 天文与空间科学学院，北京 100049； 3. 射电天文与技术全国重点实验室，北京 100101； 4. 上海科技大学，上海 201210； 5. 空间基准全国重点实验室，西安 710054； 6. 西安测绘研究所，西安 710054； 7. 信息工程大学，郑州 450001)

摘要： 为解释上海佘山 13 米和 25 米射电望远镜（分别简称为 13 MRT 和 25 MRT）参考点在小时至日尺度上的高频位移特征，首次提出了基于穿插模式的实时监测方法，并构建热形变分析与深度学习方法相结合的参考点预报模型。利用多台全站仪交替观测地面圆棱镜以及与望远镜随动的球棱镜，有效抑制了观测设备本身运动所引入的系统误差；结合三维热形变模型与多棱镜坐标序列反演算法，实现了对参考点高频动态变化的精确预测。结果表明，穿插模式显著提升了靶点测量的精度与稳定性，利用三维热形变模型，拟合的 13 MRT 和 25 MRT 参考点坐标序列均方根（RMS）可达 0.3 mm，结合深度学习模型对参考点开展 24 h 坐标序列预测，13 MRT 和 25 MRT 参考点分量的预测精度均约 0.2 mm，有望助力 3 300 km 基线 VLBI 网实现十余微角秒精度的 VLBI 天体测量。

关键词： 射电望远镜参考点；穿插模式；热形变模型；深度学习

中图分类号： P228 **文献标识码：** A

1 引 言

天球参考框架、地球参考框架以及它们之间的连接——地球定向参数（Earth Orientation Parameters，EOP），构成了空间基准的基本内容。当前，甚长基线干涉测量技术（very long baseline interferometry，VLBI）是唯一可以获取完整地球定向参数的手段，在空间基准维持、空间大地测量、深空导航、天体物理等领域中发挥着重要作用[1]。射电望远镜参考点（或称为旋转不动点）是其测站位置的具体实现，是支撑射电望远镜开展正常观测的基本元素。对于当前广泛采用的方位俯仰型射电望远镜，其参考点被定义为望远镜俯仰轴在其方位轴上的垂直投影点。但因该点受望远镜本体遮挡，是一个不可直接测量的虚拟点。确定该点的方法目前有两种：一种是开展 VLBI 联测，通过固定其他联测望远镜的坐标并利用时延信息解算出该望远镜的参考点坐标；另一种是结合全球导航卫星系统（Global Navigation Satellite System，

收稿日期： 2025-11-06； **修回日期：** 2025-12-24

资助项目： 国家重点研发计划 (2022YFE0133700)；上海市自然科学基金 (24ZR1476800)；空间基准全国重点实验室基金 (SKLSD2025-ZZ-02)

通讯作者： 张志斌，zbzhang@shao.ac.cn

GNSS）与本地传统光学手段，开展归心测量来确定望远镜的参考点，即通过观测与望远镜随动的靶标散点并结合归心模型（Indirect Method）来解算出参考点本地系坐标，随后利用GNSS 技术得到参考点的地心坐标。前一种方法常利用 24 h 的 VLBI 联测实验的时延数据来解算一组望远镜参考点坐标，形式误差一般在亚厘米级，即利用 VLBI 时延解算站坐标的时间分辨率为天级，空间分辨率为亚厘米；而随着近年来射电望远镜自动监测系统的建立与完善[2, 3]，基于归心测量的方法能以小时级的时间分辨率来测定望远镜参考点坐标。

射电望远镜参考点的坐标精度对于开展高精度的 VLBI 天体测量、天球参考框架构建等尤为关键。以上海佘山至乌鲁木齐南山约 3 300 km 基线为例，参考点精度如能提升 1 mm，相应的 VLBI 测角精度将提高约 60 μas。此外，从参考点常规监测频次来看，当前国际上大部分射电望远镜，通常每半年甚至隔数年开展一次参考点归心测量，这种低采样率的监测方式难以捕捉参考点在局部坐标系中的高频变化特征。为进一步提升 VLBI 系统的观测精度，及时识别并修正由多种因素导致的参考点季节性变化以及由热形变引起的高频运动，对望远镜参考点开展实时监测尤为迫切[4–6, 12]。

因受到温度等环境因素的影响，射电望远镜参考点点位会呈现出不规则的三维高频运动，其中热形变效应是影响参考点高频运动的主要因素[7]。对于广泛采用的十余米到 20 m 级的望远镜，其热形变可达毫米级。当前通用望远镜热形变改正模型[8]仅可在高程方向修正部分望远镜参考点因温度诱发的周期性变化[9–11]。

为研究热形变对射电望远镜引起的高频影响，课题组在上海天文台佘山园区利用多台全站仪建立了一套高精度、高采样率的望远镜靶点及参考点实时监测系统，监测了佘山园区的 25 m 射电望远镜和 13 m 射电望远镜（后简称 25 MRT 和 13 MRT）上所布设的多个棱镜，获得了靶标散点时间序列，并基于此反演望远镜参考点的高频运动序列。为了减少由观测设备（全站仪）本身运动所引入的系统误差，本文首次设计了穿插模式，即利用全站仪在望远镜随动棱镜与地面圆棱镜目标之间交替观测。这种模式的优势在于，能够通过“静止的”地面点棱镜坐标来实时修正望远镜上的棱镜坐标，从而标定出由全站仪本身运动所引起的观测误差。

当前，人工智能预测已初步应用于大地测量领域[16–18]。为对射电望远镜参考点运动开展精准预测，本文利用深度学习模型，基于实测坐标序列开展模型的训练、验证和测试，并采用深度集成方法预测区间的置信水平，并评估了参考点高频运动预测结果的可靠性。

第 2 章中将阐述射电望远镜参考点高频运动监测与预报的原理与算法；第 3 章详细描述实验观测情况；第 4 章为具体的实验结果与讨论；第 5 章是对全文进行总结与展望。

2 原理与算法

2.1 射电望远镜参考点高频运动模型

不失一般性，本文研究射电望远镜参考点在东北向（*ENU*）地平坐标系中的高频运动模型。首先需在射电望远镜园区建设控制基墩以构成局部坐标框架，并在各基墩上部署全站仪等监测设备来监测望远镜本体上的反射棱镜，这些棱镜部署在望远镜的特征点位上，即基本

假设望远镜的高频运动可由这些随动棱镜的高频运动来代表或反演。

本文将重点讨论在固定指向下，望远镜随动棱镜及其参考点的高频运动。Nothnagel[9]针对方位俯仰型射电望远镜参考点高程值的变化，提出通用热形变改正模型：

$$H_{RP} = \gamma_f \cdot \left(T(t-\Delta t_f) - T_0\right) + \gamma_a \cdot \left(T(t-\Delta t_a) - T_0\right), \tag{1}$$

其中，H_{RP} 表示望远镜参考点高程改正值；γ_f 与 γ_a 分别为地基部分与天线结构部分的线性热形变系数，取 10×10^{-6} / (°C) 和 12×10^{-6} / (°C)；$T(t-\Delta t_f)$ 与 $T(t-\Delta t_a)$ 分别为地基和天线结构在观测历元 t 时刻的温度，并考虑了温度变化对结构响应的滞后效应，地基与天线部分的滞后时间一般分别取 6 h 和 2 h；T_0 为参考温度，一般取该台站的长期平均温度。

由于不同望远镜的结构、材料、装配工艺等并不相同，各望远镜相应的热形变系数与温度变化对结构响应的滞后时间也各不相同。基于式 (1)，我们提出了下列热形变公式，对各望远镜 ENU 方向上的形变分量均独立开展建模，见式 (2)；并且对各望远镜在 ENU 方向上的热形变系数与温度变化对结构响应的滞后时间分别进行拟合解算。

$$\begin{cases} \Delta d_E = \nu_E \left[T(t-\Delta t_E) - T_{0,E}\right], \\ \Delta d_N = \nu_N \left[T(t-\Delta t_N) - T_{0,N}\right], \\ \Delta d_U = \nu_U \left[T(t-\Delta t_U) - T_{0,U}\right], \end{cases} \tag{2}$$

其中，Δd_E、Δd_N 和 Δd_U 分别表示在 ENU 方向的热形变位移；ν_E、ν_N 和 ν_U 为 ENU 方向上对应的整合了基础长度与天线长度热形变因子的热形变系数；$T(t-\Delta t_E)$、$T(t-\Delta t_N)$、$T(t-\Delta t_U)$ 分别为 ENU 方向上含滞后效应的望远镜结构温度；Δt_E、Δt_N、Δt_U 分别表示在三个方向上的热形变滞后时间；$T_{0,E}$、$T_{0,N}$、$T_{0,U}$ 为三个方向上的参考温度。

通过计算温度差与棱镜的 ENU 分量序列的相关性，即可确定出两者相关性最大时所对应的滞后时间 $T_{0,E|N|U}$。基于此，再线性拟合各分量的位移与温度差，其斜率即为热形变系数 $\nu_{E|N|U}$。

2.2 深度学习模型

为预测射电望远镜参考点坐标分量的高频运动，本文采用基于周期建模的 TimesNet 模型[13]。该模型通过显式建模时间序列的周期内—周期间二维结构（temporal 2D-variation），能够有效捕捉时间序列中的多周期特征和跨周期依赖关系。

如图 1 所示，TimesNet 首先对输入一维时间序列 $X_{l-1}^{1D} \in \mathbb{R}^{T\times d}$ 进行快速傅里叶变换（FFT），选取前 k 个具有最高能量的显著频率 $\{f_i\}_{i=1}^{k}$，并据此估计相应周期长度。随后，根据每个频率 f_i 对应的周期对输入序列进行填充（Padding）与重构，将其从一维序列映射为二维张量：

$$X_{l,i}^{2D} = \mathrm{Res}_{p_i,f_i}\left(\mathrm{Pad}(X_{l-1}^{1D})\right), \quad i = 1,2,\ldots,k \quad , \tag{3}$$

其中，$p_i = T/f_i$ 表示二维张量的行数，Res 表示将一维时间序列映射成为二维张量的操作。

接着，TimesNet 对每个二维张量 $X_{l,i}^{2D}$ 分别应用基于 Inception 结构的多尺度卷积模块（TimesBlock），提取不同周期尺度下的局部特征。随后，通过跨周期融合层（period fusion）对

多尺度特征进行 SoftMax 加权，形成周期依赖的动态组合。最后，模型通过残差连接将多周期特征映射回原始一维空间，计算形式为：

$$X_l^{1D} = X_{l-1}^{1D} + \sum_{i=1}^{k} \mathrm{SoftMax}(A_{l-1}) \cdot \mathrm{Conv}_{f_i}\left(X_{l-1}^{1D}\right), \tag{4}$$

其中，$\mathrm{Conv}_{f_i}(\cdot)$ 表示以频率 f_i 对应周期为尺度的二维卷积运算，$\mathrm{SoftMax}(A_{l-1})$ 为不同周期通道的归一化权重，用于融合多周期卷积结果。该结构通过多周期卷积与残差融合机制，有效建模了参考点坐标序列中的周期性与高频变化特征。

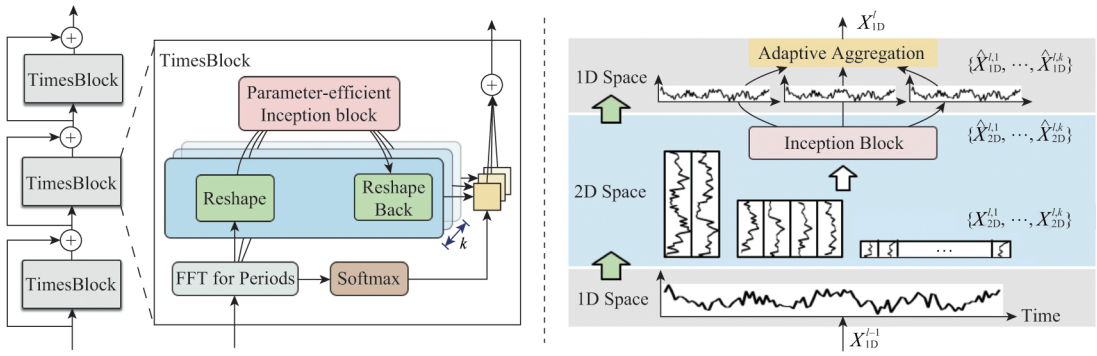


图 1 TimesNet 模型整体结构示意图[14]

在具体实现中，本文依据望远镜热形变的物理特性对模型超参数进行了设置。考虑到参考点运动的日周期特征及数据采样率（3 min），模型的输入序列长度和预测序列长度均设置为 480，即利用过去 24 h 的历史数据预测未来 24 h 的变化趋势。模型结构参数方面，隐含层维度设为 16，前馈网络宽度设为 32，多头注意力头数设为 8，嵌入层比例设为 0.1。输入与输出维度由数据维度决定，并采用时间特征嵌入方式。

数据集划分方面，原始观测序列首先经线性插值重采样为均匀时间网格，随后按 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。所有输入特征在进入网络前均基于训练集统计量进行了 Z-score 标准化处理，以消除量纲差异。模型训练采用 Adam 优化器（初始学习率为 0.01）和均方误差损失函数，最大训练轮数为 200。为防止过拟合，引入了早停机制，当验证集损失在连续 20 轮内未下降时提前终止训练。所有超参数均在 Time-Series-Library 框架的默认设置的基础上，并结合实验调优经验设定[13, 14]。

在预测阶段，为了进一步提高结果的稳定性并对预测不确定性进行评估，本文对 TimesNet 模型采用了深度集成策略。即利用不同的随机种子独立训练多个模型，并对其输出取平均值作为最终预测结果。具体地，令 $\hat{y}_{\mathrm{ensemble}}$ 为各独立模型预测值的算术平均，置信区间（confidence interval, CI）通过各模型输出的标准差构建：

$$CI = [\hat{y}_{\mathrm{ens}} - \alpha \cdot \mathrm{std}(\hat{y}_i),\ \hat{y}_{\mathrm{ens}} + \alpha \cdot \mathrm{std}(\hat{y}_i)], \tag{5}$$

式中，$\hat{y}_{\mathrm{ens}}$ 表示集成后的最终预测值；$\mathrm{std}(\hat{y}_i)$ 为第 i 个模型预测结果的标准差；α 为置信水平

系数，本文取 $\alpha = 1.96$ 以构建约 95% 的置信水平。该集成策略能够有效量化预测的不确定性，显著提高短期预报的鲁棒性和可信度[7]。

3 实验与数据

3.1 并置站本地控制网与先验值确定

佘山并置站的本地控制网由多个稳定基墩构成，控制网的整体布局及棱镜分布如图 2 所示。在本地控制网的 P1、P4 和 P6 共 3 个基墩上分别架设了 3 台徕卡 TS60 型全站仪，用以监测 25 MRT 和 13 MRT 上安装的多个反射棱镜，其具体对应关系与被监测时段见表 1。25 MRT 固定指向所对应的方位为 0°、俯仰为 88°；13 MRT 固定指向所对应的方位为 180°、俯仰同为 88°。本文基于上述指向，对各棱镜开展了静态监测。

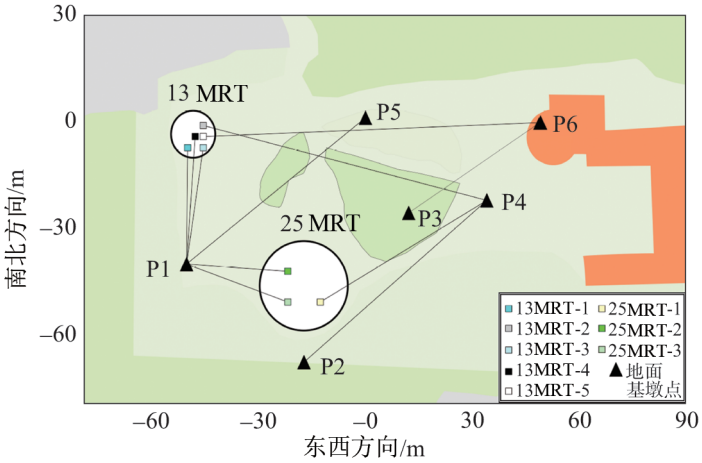


图 2　佘山望远镜棱镜分布示意图

棱镜具体部署如下：13 MRT 背架两侧各安装一个棱镜（13MRT-3、13MRT-1），东侧俯仰齿轮附近安装一个棱镜（13MRT-2），靠近俯仰轴东侧位置上下对接安装了两个棱镜（13MRT-4、13MRT-5），这两个棱镜分别指向 P4 和 P5，对接安装方式可确保两者所反映的望远镜形变一致，从而可用于分析不同基墩处的全站仪观测目标时的点位影响与系统稳定性；25 MRT 俯仰齿轮配重板两侧安装 3 个棱镜（25MRT-1、25MRT-2、25MRT-3），图 3 b) 所示为 25 MRT 西侧棱镜 25MRT-2 的安装位置与固定方式。固定在望远镜上的棱镜全部为高精度反射球棱镜，通过金属底座牢固磁吸于望远镜上，确保其在长期观测中具备良好的稳定性。

3.2 基于穿插模式的靶点实时监测

除 3.1 节中所测球棱镜外，在 P5、P2、P3 点分别布设了徕卡 GPR121 圆棱镜，用以支持 P1、P4 和 P6 所部署的全站仪对地面点与望远镜上的球棱镜开展穿插交替观测，如图 2所示。各棱镜的监测时段如表 1 所示。

表 1 监测计划与时段

监测站	目标点	监测时段
P1	13MRT-1	2025.04.24—2025.04.30
P1	13MRT-4	2025.04.24—2025.04.30
P1	13MRT-3	2025.04.24—2025.04.30
P4	13MRT-2	2025.04.24—2025.04.30
P6	13MRT-5	2025.04.24—2025.04.30
P1	25MRT-2	2025.04.30—2025.05.05
P1	25MRT-3	2025.04.30—2025.05.05
P4	25MRT-1	2025.04.30—2025.05.05
P1	P5	2025.04.24—2025.05.05
P4	P2	2025.04.24—2025.05.05
P6	P3	2025.04.24—2025.05.05

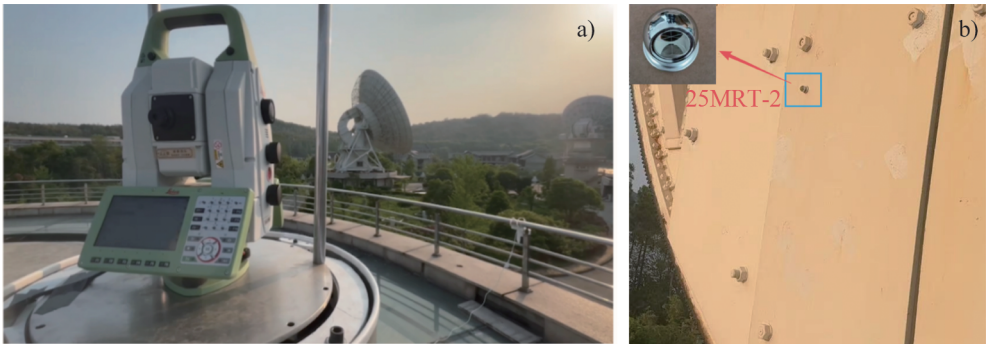


图 3 a) 动态监测现场图，b) 25MRT-2 棱镜安装情况

上海佘山园区本地控制网测距最大范围在几十米量级，大气对全站仪测距测角造成的系统差可以忽略，这里重点关注了全站仪本身位置变化可能导致的系统差。未引入穿插模式时，望远镜上球棱镜坐标序列的参考基准为观测设备（全站仪）本身，即所测量的球棱镜坐标序列为“球棱镜相对于全站仪”的坐标变化，然而对于一些距离地面高度较大的观测设备，特别是位于楼顶的 P6 点，本身存在一定的位置变化；而引入穿插模式后，可以同时获取“全站仪相对于地面棱镜”的坐标变化，这样便将“球棱镜相对于全站仪”的坐标变化转换到“球棱镜相对于地面棱镜”的坐标变化，即剥离了观测设备自身位置变化所引入的系统差。如记 t 为观测历元，$r_{\mathrm{TS}\to\mathrm{Trg}}(t)$ 为“全站仪到棱镜”的观测向量，$r_{\mathrm{TS}\to\mathrm{Ref}}(t)$ 为“全站仪到地面棱镜”的观测向量，则穿插改正后的棱镜相对位移 $\Delta r_{\mathrm{Trg|Ref}}(t)$ 定义为：

$$\Delta r_{\mathrm{Trg|Ref}}(t) = r_{\mathrm{TS}\to\mathrm{Trg}}(t) - r_{\mathrm{TS}\to\mathrm{Ref}}(t). \tag{6}$$

靶点坐标时间序列处理策略为先通过提取靶点坐标和时间戳，并应用三倍标准差筛选法去除异常值，确保数据的可靠性，再将每个靶点坐标序列重采样为固定时间间隔（每 3 min），

统一时间网格，最后采用拉格朗日插值法填补缺失的数据点，以保持时间序列的连续性，为后续的分析和建模提供保障。

3.3 望远镜参考点坐标序列的反演方法

Lösler[15]提出了射电望远镜参考点的间接测量数学模型：

$$\boldsymbol{P}_{\mathrm{Calc}} = \boldsymbol{P}_{\mathrm{RP}} + \boldsymbol{R}_x(\beta)\,\boldsymbol{R}_y(\alpha)\,\boldsymbol{R}_z(A + O_A)\,\boldsymbol{R}_y(\gamma)\,[\boldsymbol{Ecc} + \boldsymbol{R}_x(E + O_E)\cdot \boldsymbol{P}_{\mathrm{tel}}]\,. \tag{7}$$

其中，$\boldsymbol{P}_{\mathrm{RP}}$ 表示反演得到的望远镜参考点坐标；$\boldsymbol{P}_{\mathrm{Calc}}$ 为棱镜点的模型值；$\boldsymbol{P}_{\mathrm{tel}}$ 为棱镜的位置参数向量；$\boldsymbol{R}_x$、$\boldsymbol{R}_y$、$\boldsymbol{R}_z$ 分别表示绕 x、y、z 轴的旋转矩阵；A 与 E 分别为望远镜的方位角与仰角，O_A 与 O_E 为其相应的角度改正数；α、β、γ 为望远镜轴系倾角参数；$\boldsymbol{Ecc} = [0, e, 0]^{\mathrm{T}}$，$e$ 表示望远镜的轴线偏差，即望远镜俯仰轴到方位轴的正交投影距离。上式括号中的参数均可通过对望远镜开展归心测量、建模与解算而求得。

基于式 (7)，用望远镜上棱镜坐标序列的观测值 $\boldsymbol{P}_{\mathrm{Obs}}$ 代替 $\boldsymbol{P}_{\mathrm{Calc}}$，可以给出望远镜参考点坐标序列的反演模型：

$$\boldsymbol{P}_{\mathrm{RP}} = \boldsymbol{P}_{\mathrm{Obs}} - \boldsymbol{R}_x(\beta)\,\boldsymbol{R}_y(\alpha)\,\boldsymbol{R}_z(A + O_A)\,\boldsymbol{R}_y(\gamma)\,[\boldsymbol{Ecc} + \boldsymbol{R}_x(E + O_E)\cdot \boldsymbol{P}_{\mathrm{tel}}]\,. \tag{8}$$

该望远镜参考点坐标序列反演本质上是一种基于棱镜坐标数据和望远镜结构参数推算其参考点动态变化的方法。

3.4 参考点坐标序列混合模型的预测流程

“热形变 +TimesNet”混合模型的数据处理流程如图 4 所示。该流程包括以下步骤：

（1）将观测得到的各个棱镜坐标序列运用 3.2 节提到的方法进行穿插模式修正；

（2）将修正后的坐标序列利用式 (8) 反演得到参考点坐标序列；

（3）通过式 (2) 的热形变模型对参考点坐标序列进行拟合，将信号分解为热形变拟合项和残差项；

（4）采用 2.2 节中提到的 TimesNet 模型对残差项进行建模；

（5）将热形变模型外推得到的拟合项与 TimesNet 模型预测的残差项进行线性叠加，可得到混合模型的预测值（使用 TimesNet 对残差项建模的方法与单一模型预测相同，样本输入大小、序列长度和特征数量的设置也保持一致）。

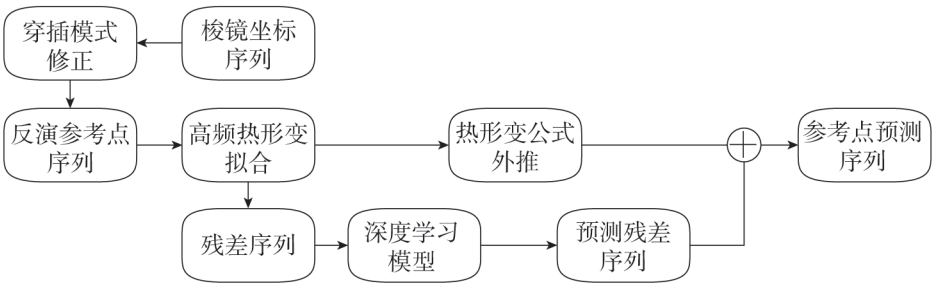


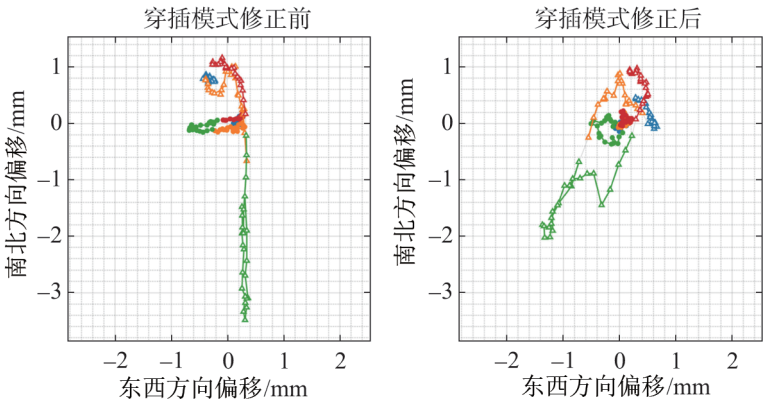
图 4　“热形变 +TimesNet”混合模型数据处理流程图

4 结果与讨论

4.1 棱镜点位的高频运动

为分析望远镜结构在高频尺度下的热形变特征与穿插模式的改正效果，首先利用 13MRT 同侧紧邻的两个棱镜 13MRT-4 与 13MRT-5 重叠时段的时间序列，评估穿插模式的有效性。其中，棱镜 13MRT-4 由架设于地面基墩 P1 的全站仪进行监测，而 13MRT-5 则由架设于楼顶基墩 P6 的全站仪进行监测。

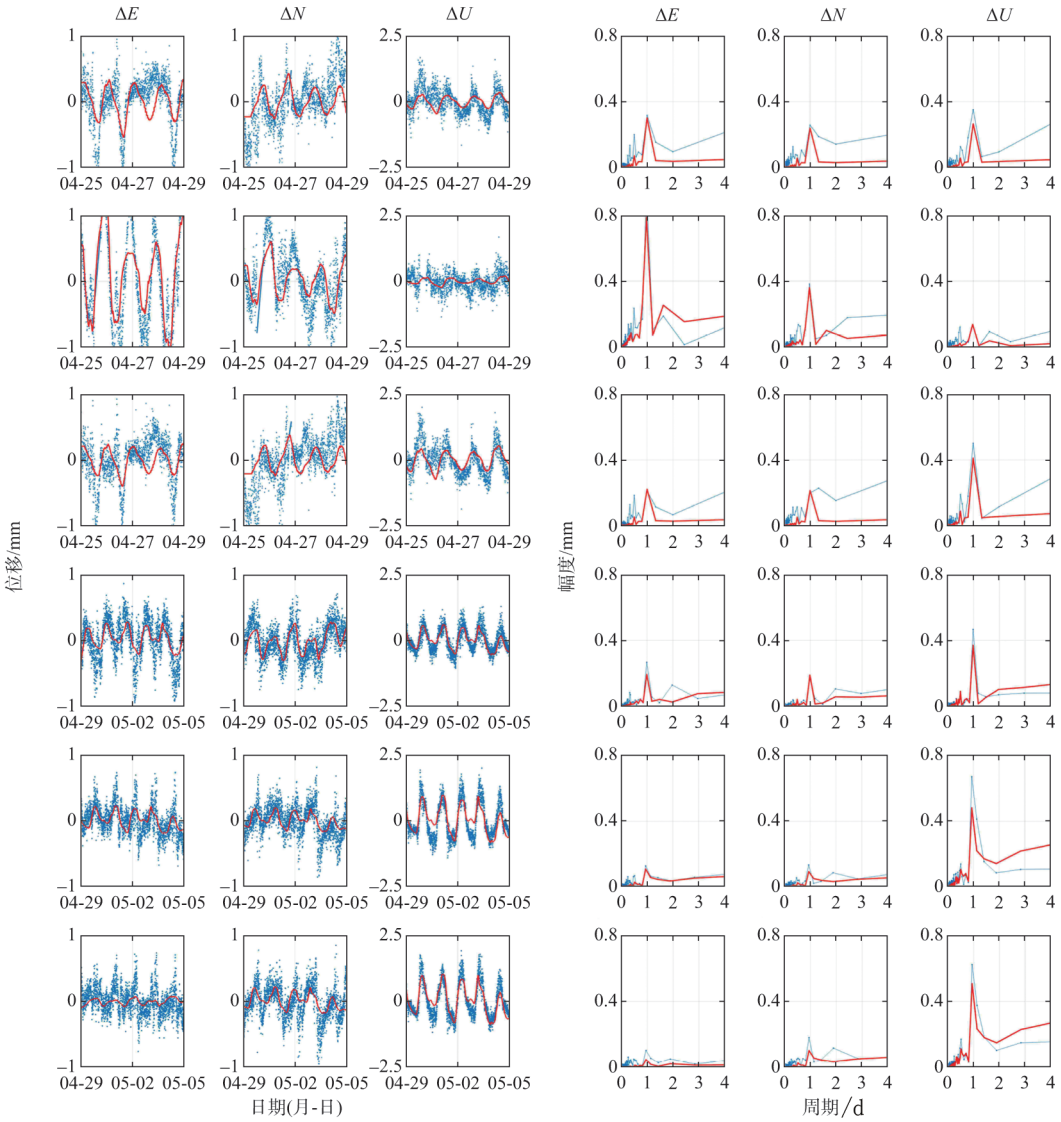
如图 5 所示，对比实测日平均水平运动轨迹可知：修正前，13MRT-5 的水平轨迹存在明显的南北向偏差，且其位移矢量的时间演化特征（由蓝至红的时序变化）与 13MRT-4 截然相反，显示出显著的单向漂移。这主要是由于 P6 测站位于楼顶，受更多环境因素的影响而产生位置变化。而在应用穿插模式修正后，尽管用于差分修正的两个地面棱镜因为日照温度不均匀而各自存在不同的热形变，但 13MRT-5 的位移矢量演化方向发生了翻转，在时间维度上表现出与受地面稳定测站 P1 监测的 13MRT-4 较为一致的相位同步性。即在相同的环境温度日周期驱动下，两者的运动矢量在时间轴上表现出相同的变化规律。结果表明，穿插模式有效削弱了因观测设备自身位置变化（特别是楼顶测站位置变化）导致的系统误差，保证了监测数据在时间序列上的物理真实性，从而为后续热形变模型拟合与参考点反演提供了更准确的输入数据。



注：蓝线表示 0:00−6:00，橙线表示 6:00−12:00，绿线表示 12:00−18:00，红线表示 18:00−24:00。圆形标记代表 13MRT-4（由地面 P1 点全站仪观测）的数据，三角形标记代表 13MRT-5（由楼顶 P6 点全站仪观测）的数据。

图 5 13MRT-4 与 13MRT-5 日平均水平运动轨迹

在穿插模式改正后的坐标序列基础上，本文对所有棱镜点的时域与频域特征进行统计分析。图 6 展示了棱镜点高频运动与热形变模型拟合的结果，从图中可以看出，棱镜点在频率域中均存在接近 1 d 周期的显著谱峰，表明其高频运动主要受日周期温度波动的驱动。热形变模型能够较好地重建这种周期性位移变化，验证了温度是棱镜点高频运动的主导因子之一。不同棱镜点的高频运动均方根（RMS）统计结果如表 2 所示，可见其高频起伏幅度总体处于毫米量级，说明结构热响应对望远镜局部点位的影响具有明显的空间差异性。



注：分图由上向下分别为 13MRT-1、13MRT-2、13MRT-3、25MRT-1、25MRT-2、25MRT-3 蓝色曲线表示观测序列，红色曲线表示热形变模型拟合结果。左侧为 25MRT 与 13MRT 棱镜点 E、N、U 分量的实测与热形变拟合的时域序列，右侧为与时域对应的频域分析。

图 6　13MRT 和 25MRT 棱镜的高频运动与热形变拟合

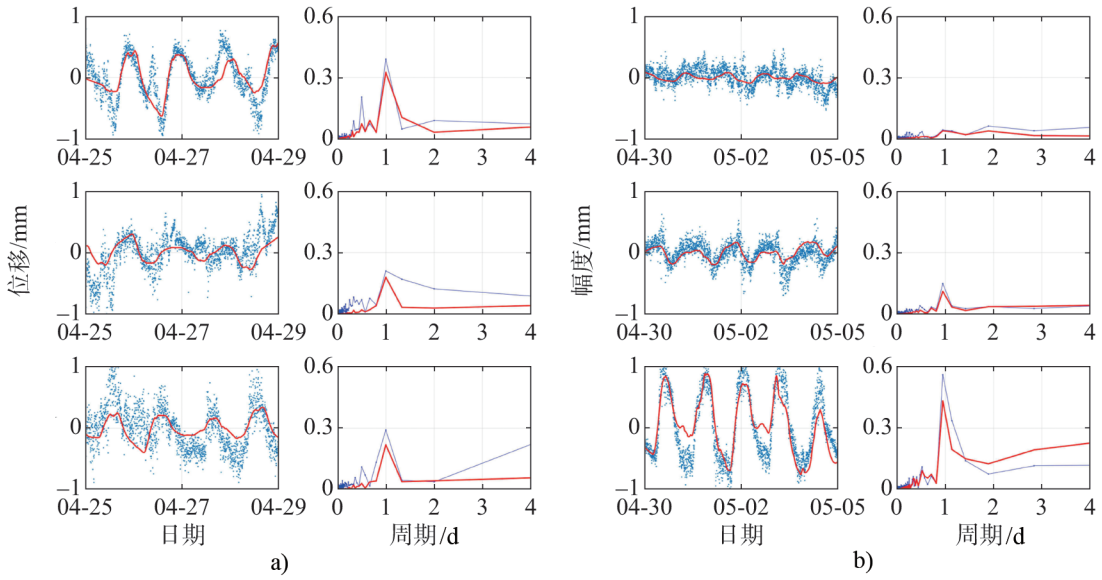
表 2　13MRT 和 25MRT 棱镜和参考点点位高频运动 RMS

mm

点位名称	ΔE	ΔN	ΔU
13MRT-1	0.29	0.39	0.45
13MRT-2	0.44	0.33	0.31
13MRT-3	0.33	0.36	0.41
13MRT 参考点	0.24	0.28	0.32
25MRT-1	0.24	0.19	0.25
25MRT-2	0.18	0.19	0.39
25MRT-3	0.19	0.22	0.31
25MRT 参考点	0.13	0.14	0.27

4.2 参考点点位的高频运动

结合 4.1节所得的同一望远镜上的多个棱镜坐标序列以及归心测量所得的望远镜结构参数，利用式 (8)，可反演出望远镜参考点坐标序列。表 2 统计了各棱镜点和所反演的参考点点位序列的 RMS 值，可见反演后的参考点序列在时域上呈现更为平滑的日周期变化特征，有效降低了单一棱镜点观测中由局部热扰动引起的异常波动。另一方面，结合图 6 和图 7 可知，本文采用多个棱镜坐标序列所反演的参考点，其坐标序列相比单个棱镜坐标序列表现出了更好的稳定性。其频谱也表明，相较于棱镜点序列，用热形变模型（式(2)）均可较好地描述参考点坐标 ENU 分量的序列，在高程（U）方向上的拟合效果尤为显著。

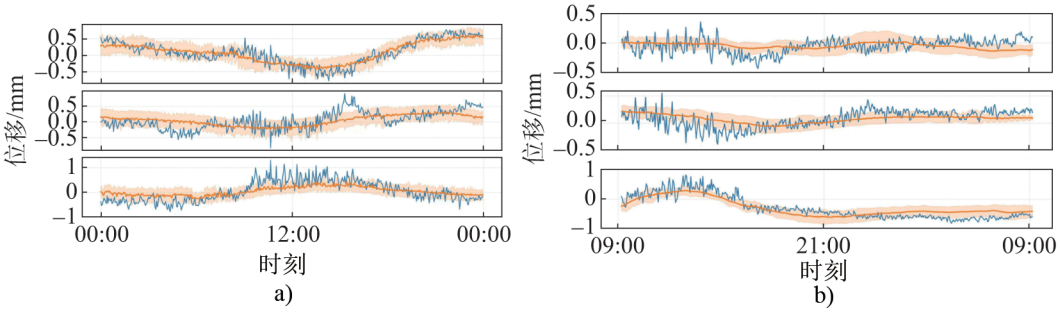


注：a) 13MRT；b) 25MRT。分图从上到下分别为 ΔE、ΔN、ΔU。蓝色散点表示观测数据，红色线条表示热形变模型拟合结果。

图 7　13MRT 和 25MRT 参考点的高频运动与热形变模型拟合

4.3 参考点高频运动的预测

本文利用所反演的参考点坐标序列，结合 3.4节中所提的“热形变 +TimesNet”混合模型，开展训练、验证和测试，遵循图 4 的流程，对未来 24 h 内 13MRT 与 25MRT 参考点的高频运动进行了预测，并利用深度集成方法计算预测区间的置信水平，同时保留了最后一天参考点坐标序列，用以评估预报结果的准确度。如图 8 所示，最后一天的参考点预测序列大致波动与实测序列符合良好，置信区间包络平滑且收敛性高。如表 3 所示，13MRT 和 25MRT 在 24 h 内的 RMS 分别为 0.23 mm 和 0.16 mm。



注：a) 13MRT；b) 25MRT。分图从上到下分别为 Δ*E*、Δ*N*、Δ*U*。蓝色线条表示真实残差值，橙色线条表示预测残差值，浅橙色填充区域表示 95% 置信区间。

图 8　13MRT 和 25MRT 参考点高频运动预测

表 3　13MRT 与 25MRT 参考点 24 h 内高频运动的 RMS　mm

预测时段	13MRT				25MRT			
	Δ*E*	Δ*N*	Δ*U*	平均	Δ*E*	Δ*N*	Δ*U*	平均
1 h	0.18	0.21	0.35	0.24	0.10	0.12	0.22	0.15
6 h	0.13	0.28	0.32	0.24	0.13	0.20	0.24	0.19
12 h	0.16	0.24	0.32	0.24	0.14	0.16	0.21	0.17
24 h	0.16	0.25	0.29	0.23	0.13	0.14	0.20	0.16

为了进一步验证本方法的优势，我们将在地球物理领域广泛采用的最小二乘法 + 自回归（LS + AR）模型作为基准进行了对比实验[19]。实验结果如表 4 所示，LS+AR 方法在 13MRT 和 25MRT 望远镜上的 24 h 平均预测 RMS 分别为 0.29 mm 和 0.20 mm；相比之下，本方法通过深度学习有效提取了残差中的高频特征，使得整体预测精度提升了约 20%~25%，进一步凸显了混合模型在处理复杂非线性天体测量数据时的优越性。

表 4　不同预测模型下 13MRT 与 25MRT 参考点 24 h 外推预报 RMS 对比　mm

预测模型	13MRT				25MRT			
	Δ*E*	Δ*N*	Δ*U*	平均	Δ*E*	Δ*N*	Δ*U*	平均
“热形变 +TimesNet”混合模型 (本文)	**0.16**	0.25	**0.29**	**0.23**	**0.13**	**0.14**	**0.20**	**0.16**
LS+AR (对比)	0.24	**0.23**	0.41	0.29	0.16	0.19	0.27	0.20

5 结论与展望

本文利用棱镜监测系统，针对两座射电望远镜，基于穿插模式对其棱镜开展了实时监测，并对其棱镜坐标序列进行了修正与参考点坐标序列反演。结合本文提出的三维热形变改正模型，实现了对两座望远镜参考点高频运动的精确描述，其拟合序列的均方根误差（RMS）约为 0.3 mm。在此基础上，采用深度学习模型对实测数据进行训练、验证和测试，实现了对未来 24 h 内参考点坐标序列的预测。结果表明，在本例中 13 m 和 25 m 望远镜参考点分量的预测精度均可达约 0.2 mm。需要指出的是，由于光学观测受环境因素制约，如极端天气或气温剧烈变化，模型预测精度可能受到一定影响。尽管如此，以上海佘山至乌鲁木齐南山约 3 300 km 基线为例，本文模型所提供的参考点高频运动预报序列，有望助力 VLBI 测角精度提升至十余微角秒水平，为开展高精度及高分辨率 VLBI 天体测量提供重要的参考与修正依据。未来工作将致力于延长观测周期，通过积累更多棱镜的静态坐标数据以及与望远镜随动的棱镜散点数据，实现对双望远镜并置站参考点及本地连接矢量的高精度预测。

参考文献：

[1] Schuh H, Behrend D. J Geodyn, 2012, 61: 68

[2] Zhang Z, Wang Z, Ma X, et al. Earth Space Sci, 2024, 11(2): e2023EA003210

[3] Zhang Z, Ma X, Sun Z, et al. Earth Space Sci, 2021, 8(10): e2021EA001781

[4] Altamimi Z, Collilieux X, Métivier L. J Geod, 2011, 85(8): 457

[5] Altamimi Z, Rebischung P, Métivier L, et al. J Geophys Res: Solid Earth, 2016, 121(8): 6109

[6] Collilieux X, Altamimi Z, Ray J. Eos Trans AGU, 2005, 86(52): G41B-0354

[7] Mähler S, Klügel T, Lösler M, et al. In: Armstrong K L, Baver K D, Behrend D, eds. Proceedings of the 10th IVS General Meeting 2018—Global Geodesy and the Role of VGOS—Fundamental to Sustainable Development. Greenbelt: NASA, 2019: 251

[8] Petit G, Luzum B, eds. IERS Conventions (2010), IERS Technical Note No. 36, Frankfurt am Main: Verlag des Bundesamts für Kartographie und Geodäsie, 2010: 179

[9] Nothnagel A. J Geod, 2008, 83(8): 787

[10] Sarti P, Sillard P, Vittuari L. J Geod, 2004, 78(3): 210

[11] Lösler M, Haas R, Eschelbach C. J Geod, 2013, 87(8): 791

[12] Petrachenko B, Niell A, Behrend D, et al. In: Behrend D, Baver K D, eds. International VLBI Service for Geodesy and Astrometry 2008 Annual Report, NASA/TP-2009-214183. Greenbelt: NASA, 2009: 13

[13] Wu H, Hu T, Liu Y, et al. TimesNet: Temporal 2D-Variation Modeling for General Time Series Analysis. https://openreview.net/forum?id=ju_Uqw384Oq, 2023

[14] Wang Y, Wu H, Dong J, et al. TimeXer: Empowering Transformers for Time Series Forecasting with Exogenous Variables. https://arxiv.org/abs/2402.19072, 2024

[15] Lösler M. J Surv Eng, 2009, 135(4): 131

[16] Gao W, Li Z, Chen Q, et al. J Geod, 2022, 96(10): 71

[17] Gou J, Kiani Shahvandi M, Hohensinn R, et al. J Geod, 2023, 97(5): 37

[18] Schartner M. J Geod, 2025, 99: 72

[19] Xu X, Zhou Y. Adv Space Res, 2015, 56(10): 2248

High-Frequency Motion Monitoring and Prediction of Radio Telescope Reference Points

MEI Zhipeng[1,2], ZHANG Zhibin[1,2,3], XU Xueqing[1,2], WANG Zhikang[1,4], YUAN Shuzhen[1,2], MA Xiaohui[5,6], MA Zhuoxi[7,6]

(1. Shanghai Astronomical Observatory, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200030, China; 2. School of Astronomy and Space Science, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. State Key Laboratory of Radio Astronomy and Technology, Beijing 100101, China; 4. ShanghaiTech University, Shanghai 201210, China; 5. State Key Laboratory of Geo-Information Engineering, Xi'an 710054, China; 6. Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, Xi'an 710054, China; 7. Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Addressing the high-frequency displacement characteristics of the reference points of the 13-meter and 25-meter radio telescopes (referred to as 13MRT and 25MRT, respectively) at the Sheshan Station in Shanghai on hourly to daily timescales, this study proposes, for the first time, a real-time monitoring method based on an interleaved observation mode and a reference point prediction model combining thermal deformation with deep learning. By employing multiple total stations to alternately observe ground-based circular prisms and telescope-mounted spherical prisms, systematic errors introduced by the motion of the observation equipment itself are effectively suppressed. Through the integration of a three-dimensional thermal deformation model and a multi-prism coordinate sequence inversion algorithm, precise prediction of the high-frequency dynamic variations of the reference points is achieved. Experimental results demonstrate that the interleaved observation mode significantly improves the precision and stability of target point measurements. Using the three-dimensional thermal deformation model, the RMS of the fitted coordinate sequences for the 13MRT and 25MRT reference points reaches 0.3 mm. Furthermore, when combined with a deep learning model for 24-hour coordinate sequence prediction, the prediction accuracy for the reference point components of both telescopes is approximately 0.2 mm. This accuracy is expected to facilitate astrometry with a precision of over ten of microarcseconds on the 3300 km baseline VLBI network.

Key words: radio telescope reference point; interleaved observation mode; thermal deformation model; deep learning