引文格式:曾昆赣,唐健浩,李珍妮,等.面向动态环境表征的图Transformer GNSS非视距信号检测方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(7):1299-1312.DOI:10.13203/j.whugis20260106

Citation: ZENG Kungan, TANG Jianhao, LI Zhenni, et al. Graph Transformer for GNSS NLOS Signal Detection via Dynamic Environmental Representation[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2026, 51(7): 1299-1312. DOI: 10.13203/j.whugis20260106

面向动态环境表征的图Transformer GNSS非视距信号检测方法

曾昆赣[1,2] 唐健浩[1] 李珍妮[1,3] 郑少龙[1] 谢胜利[4,5]

1 广东工业大学自动化学院,广东 广州,510006

2 广东省智能系统与优化集成重点实验室,广东 广州,510006

3 粤港澳离散制造智能化联合实验室,广东 广州,510006

4 物联网智能信息处理与系统集成教育部重点实验室,广东 广州,510006

5 深空探测实验室,北京,100084

摘 要:在低空经济快速发展的背景下,无人机在城市复杂环境中的物流配送、应急救援及巡检等任务对其连续、高精度的定位能力提出了严峻挑战。在高楼密集的城市峡谷环境中,全球导航卫星系统遭受严重的非视距(non-line-of-sight,NLOS)信号干扰,易导致定位误差增大甚至跳变,威胁无人机飞行安全。现有的深度神经网络检测方法在处理该问题时仍面临两大挑战:一是输入通常需固定维度,对可变数量观测值的零填充会引入非物理意义的伪观测;二是模型在不同时空场景下的泛化能力不足,难以适应动态变化的低空环境。为此,提出一种融合边特征编码与稀疏适配器的图Transformer检测模型。首先,构建天空卫星图,将历元内的卫星观测数据转化为图结构输入,在灵活表征卫星间几何拓扑关系的同时,避免了强制对齐维度带来的数据失真。其次,设计了一种节点-边联合注意力机制(graph node-edge attention,GNE-Attention),通过边特征动态调节卫星间的相似度评分,实现对环境特征的自适应提取。此外,设计了一个稀疏适配器,使卫星能够从GNE-Attention的输出中筛选关键的环境表征信息,从而显著增强了模型在异构场景和多径环境下的检测泛化能力。在真实城市峡谷数据集上的实验结果表明,所提方法在NLOS信号检测任务中的准确率超过93%,并且相较于各类现有神经网络方法,准确率提升约3%~20%。跨时段与跨区域的测试进一步验证了该方法在复杂环境中的稳健性,为无人机安全飞行提供了可靠的定位技术支撑。

关键词:全球导航卫星系统;非视距检测;图神经网络;注意力机制;稀疏适配器

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-04-01

DOI:10.13203/j.whugis20260106 **文章编号**:1671-8860(2026)07-1299-14

Graph Transformer for GNSS NLOS Signal Detection via Dynamic Environmental Representation

ZENG Kungan[1,2] *TANG Jianhao*[1] *LI Zhenni*[1,3] *ZHENG Shaolong*[1] *XIE Shengli*[4,5]

1 School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China

2 Guangdong Provincial Key Laboratory of Intelligent Systems and Optimization Integration, Guangzhou 510006, China

3 Guangdong-Hong Kong-Macao Joint Laboratory for Smart Discrete Manufacturing, Guangzhou 510006, China

4 Key Laboratory of Intelligent Information Processing and System Integration of IoT, Ministry of Education, Guangzhou 510006, China.

5 Deep Space Exploration Laboratory, Beijing 100084, China

Abstract: **Objectives:** In the context of the rapidly developing low-altitude economy, unmanned aerial vehicle (UAV) are widely deployed for tasks such as urban logistics, emergency response, and infrastructure inspection, which impose stringent requirements for continuous and high-precision positioning in complex urban environments. In dense urban canyons, global navigation satellite system (GNSS) signals suffer from

基金项目:国家自然科学基金(62373114,62320106008);广东省基础与应用基础研究基金(2024A1515240064,2025A04J5347)。

第一作者:曾昆赣,博士,副教授,研究方向为人工智能、卫星导航定位。zengkungan@gmail.com

通信作者:李珍妮,博士,教授。lizhenni2012@gmail.com

severe non-line-of-sight (NLOS) interference due to low flight altitudes and restricted sky visibility. This frequently leads to increased positioning errors and abrupt positioning jumps, threatening the safety and reliability of UAV operations. Although deep neural network-based methods have achieved progress in NLOS detection, two critical challenges remain. First, existing approaches typically require fixed-dimension inputs, necessitating zero-padding for variable numbers of satellite observations, which introduces non-physical pseudo-observations. Second, these models exhibit insufficient generalization across different spatiotemporal scenarios, making it difficult to adapt to the rapidly changing low-altitude environments encountered during UAV flight. **Methods:** An edge-feature-encoded graph Transformer with sparse adapter (EGTSA) model is proposed to address the generalization challenges of GNSS NLOS detection. To avoid the distortion caused by forced dimension alignment, satellites observed within the same epoch are organized into a sky satellite graph. This allows variable-length GNSS measurements to be naturally represented through graph structures while flexibly characterizing inter-satellite geometric topological relationships. To enhance environmental representation learning, a graph node-edge attention (GNE-Attention) mechanism is introduced. By utilizing edge features to dynamically adjust inter-satellite similarity scores, the model can adaptively extract discriminative environmental features. Furthermore, a sparse adapter is designed to enable satellites to selectively attend to key environmental representations from the GNE-Attention output, thereby improving generalization in dynamic multipath environments. **Results:** Extensive experiments were conducted using real-world GNSS datasets collected in complex urban canyon environments at different times and locations. The experimental results demonstrate that the proposed EGTSA model achieves NLOS detection accuracies exceeding 93%, representing an improvement of approximately 3% to 20% compared with existing state-of-the-art methods. Furthermore, cross-time and cross-location tests verify the robustness of the method in complex low-altitude urban environments, demonstrating its strong generalization ability. **Conclusions:** A graph Transformer-based NLOS detection framework is proposed to address the issues of variable-length satellite measurements and poor cross-domain generalization. By modeling satellites as graph nodes and explicitly encoding geometric relationships via GNE-Attention, the proposed method preserves the intrinsic structure of GNSS observations and achieves adaptive environmental feature extraction. The superior detection accuracy and strong generalization performance across different urban environments, times, and locations provides reliable technical support for the stable and safe GNSS positioning of low-altitude UAVs.

Key words: global navigation satellite system (GNSS); non-line-of-sight (NLOS) detection; graph neural network; self-attention mechanism; sparse adapter

全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)作为当前低空无人机与智能交通系统的主要导航源,能够为用户提供全天候的高精度定位、导航及授时服务[1-2]。然而,在高楼林立的城市低空复杂环境中,GNSS信号极易受到建筑物遮挡与反射引起的多径干扰,该类误差难以通过传统数学模型进行统一建模和有效消除,至今仍是制约GNSS接收机性能的最主要误差源之一[3]。其中,非视距(non-line-of-sight,NLOS)信号在密集城区可引入超过50 m的定位偏差[4],超出了密集高楼之间的间距[5],给无人机的安全飞行带来严重挑战。因此,面向低空经济的实际应用场景,针对城市复杂环境开展多径效应抑制方法研究,是提升GNSS定位精度、保障无人机低空运行安全的关键问题。

区分NLOS与视距(line-of-sight,LOS)信号的直接方法是基于载噪比或卫星高度角设定阈值,但在强反射环境中,接收机仍可能捕获到高载噪比的NLOS卫星信号,导致该方法失效。恒星日滤波[6-7]、多径半球图[8-9]等利用接收机周边多径的空间周期性来减轻多径影响,但仅适用于固定观测站。在城市环境中,基于三维地图辅助的GNSS定位方法[10-11]通过充分利用建筑几何结构与卫星可见性之间的关系,可将定位误差控制在10 m以内,然而存在计算复杂度高、末端部署困难等问题。

近年来,机器学习算法在多径信号检测中被广泛应用,可以从载噪比、高度角及伪距等原始GNSS

特征中检测与NLOS相关的模式[12]。文献[13]提出采用支持向量机将GNSS信号分为3类：LOS信号、多径信号与NLOS信号。该研究发现，使用多特征组合作为输入时分类效果更优。然而，其性能在很大程度上依赖于精准的特征筛选。因此，部分研究采用深度神经网络来学习观测特征之间的复杂关系。文献[14]开发了基于长短期记忆网络的框架，以学习接收机周围的环境表征。该框架并非从单颗卫星中学习信息，而是从同一历元捕获的多颗卫星中提取与环境相关的特征。文献[15]与文献[16]分别采用了基于Transformer的模型与堆叠集成学习方法，以学习复杂的环境表征。虽然基于深度学习的方法比传统机器学习方法具有更好的检测能力，但现有方法仍有两大挑战亟待解决：(1)现有基于深度学习的方法为保持可变长度观测数据的形状而采用的补零操作，可能会破坏GNSS数据的分布特性，从而干扰模型学习。(2)由于接收机周边环境不断变化，现有基于深度学习的方法在面对不同时期、不同地点采集的数据时，泛化性能仍然不足。

为应对上述挑战，本文提出了一种融合边特征编码与稀疏适配器的图Transformer（edge-feature-encoded graph Transformer with sparse adapter，EGTSA）NLOS检测方法。该方法旨在通过充分捕捉可变长度观测数据中的拓扑关系来改进GNSS NLOS信号检测，并借助有效的自适应环境表征提升模型的泛化能力。现有方法与本文所提方法的差异如图1所示。现有的基于机器学习/深度学习的NLOS检测模型主要通过以下两种方式学习表征：(1)图1(a)中的方法仅使用单颗卫星的特征作为模型输入，无法捕捉卫星之间的关联关系。(2)图1(b)中的方法利用同一历元采集的卫星数据建模环境表征，但由于模型需要固定形状的输入数据，往往通过补零操作保持数据字段的一致性，这可能破坏GNSS数据的原始分布。与现有方法不同，如图1(c)所示，本文构建了天空卫星图以灵活表示可变长度数据，并采用图神经网络从卫星图中提取隐式信息。为捕捉空间卫星间的拓扑关系，本文首先设计了一种融合节点与边特征的图注意力机制（graph node-edge attention，GNE-Attention）模块，以有效聚合来自相邻卫星信号受到的环境干扰信息。其次，为提升泛化性能，设计了稀疏适配器，用于筛选关键特征，实现自适应环境表征。

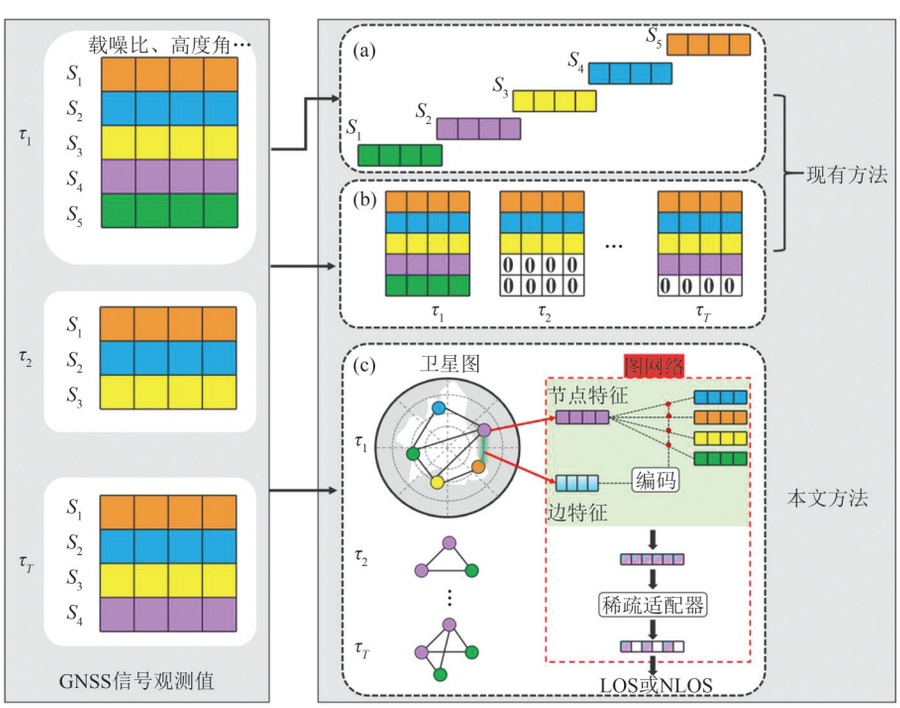


图1　本文方法相对于现有方法的创新点

Fig. 1　Innovations of the Proposed Method over Existing Methods

1　EGTSA NLOS检测方法

1.1　天空卫星图的构建

由于GNSS接收机在不同历元观测到的卫星数量不尽相同，而深度学习模型通常要求输入具有固定形状。为满足这一要求，现有研究普遍采用零填充方法对可变长度的GNSS观测数据进行处理，使其在输入深度学习模型前保持长度

一致，以便模型高效矩阵运算。填充结合掩码是深度学习中处理可变长度序列的常用技术。然而，使用零填充处理可变长度的GNSS数据并非最优方案。

经过零填充后，GNSS数据的均值和标准差发生了显著变化，数据波动性也被削弱（图2）。这种失真可能损害模型检测和学习数据内在分布规律的能力。此外，在多径检测任务中，卫星数量直接反映了卫星可见性及空间环境的复杂程度。对所有样本进行统一长度填充，可能掩盖卫星数量变化承载的关键信息。为更有效地解决这一问题，部分研究提出使用图神经网络处理可变长度的GNSS数据。文献[17-18]利用图卷积网络，将卫星表示为节点，卫星间的几何关系表示为边，这种动态图构建方法在显著提升定位精度的同时，也从根本上避免零填充带来的问题。

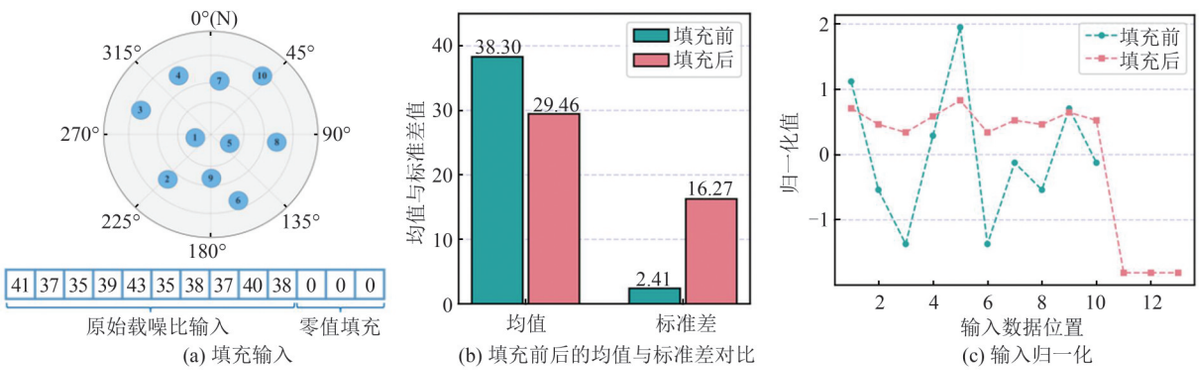


图2 观测值填充导致的问题描述

Fig. 2 Description of Problems Caused by Padding in Observation Values

本文构建了一种天空卫星图的动态图结构，以有效表征每一历元中数量可变的卫星观测数据。首先，以卫星为节点，参考文献[19-24]，选取仰角e、方位角a、载噪比（C/N_0）以及伪距残差p作为节点特征。其次，根据卫星间的空间邻近性（基于球面距离阈值）及星座属性建立边连接[25-26]。卫星i和卫星j的球面距离计算可表示为：

$$s_{i,j}=r\cdot\arccos\left(\frac{x_ix_j+y_iy_j+z_iz_j}{r^2}\right) \tag{1}$$

式中，$r=1$；(x_i,y_i,z_i)表示卫星i以接收机为中心的欧几里德空间中的三维坐标。根据邻域属性和星座属性，定义邻接矩阵$\boldsymbol{A}$中的值为：

$$A_{i,j}=\begin{cases}1, v_i,v_j\in C\text{或}s_{i,j}<\gamma\\0, \text{其他}\end{cases} \tag{2}$$

式中，C为星座类型属性；v为天空卫星图上的卫星节点；γ为距离阈值，根据实验设为0.8。此外，本文在天空卫星图中为每条边赋予包含相对位置、相对信号质量与几何距离3类信息的特征向量。通过这一结构化的表示方法，不仅避免了传统方法中因填充固定长度而导致的数据失真，还能更完整地保留卫星间的拓扑关系与空间语义。边特征可表示为：

$$\boldsymbol{e}_{i,j}=[\Delta e_{i,j}\ \Delta a_{i,j}\ \Delta C/N_{0,i,j}\ \Delta p_{i,j}\ s_{i,j}] \tag{3}$$

1.2 EGTSA模型

本文开发了用于NLOS信号检测的EGTSA模型，其整体架构见图3。模型由多个EGTSA层和一个分类器构成。可变长度的GNSS观测数据首先被预处理为天空卫星图，随后输入到所提出的EGTSA中进行传播训练。作为核心层，EGTSA层在图Transformer网络基础上融合了边特征编码与稀疏适配器，以有效提取卫星观测数据中包含的环境信息。具体而言，给定卫星节点特征集合$H^l=\{\boldsymbol{h}_1^l,\boldsymbol{h}_2^l,\cdots,\boldsymbol{h}_n^l\}$，其中，上标$l$表示网络层数，下标$n$表示卫星节点。卫星节点间的多头注意力可根据边的连接关系（即邻接矩阵）进行计算。第m个注意力头的计算过程如下：

$$\begin{cases}\boldsymbol{q}_{m,i}^l=\boldsymbol{W}_{m,q}^l\boldsymbol{h}_i^l+\boldsymbol{b}_{m,q}^l\\\boldsymbol{k}_{m,j}^l=\boldsymbol{W}_{m,k}^l\boldsymbol{h}_j^l+\boldsymbol{b}_{m,k}^l\\\boldsymbol{v}_{m,j}^l=\boldsymbol{W}_{m,v}^l\boldsymbol{h}_j^l+\boldsymbol{b}_{m,v}^l\end{cases} \tag{4}$$

式中，线性网络层权重矩阵$\boldsymbol{W}_{m,q}^l$和偏置$\boldsymbol{b}_{m,q}^l$将目标卫星的节点特征变换为查询向量$\boldsymbol{q}_{m,i}^l\in\mathbb{R}^d$；权重矩阵$\boldsymbol{W}_{m,k}^l$、$\boldsymbol{W}_{m,v}^l$、$\boldsymbol{b}_{m,k}^l$和$\boldsymbol{b}_{m,v}^l$将邻接卫星的节点（包括目标卫星）特征变换为键向量$\boldsymbol{k}_{m,j}^l\in\mathbb{R}^d$与值向量$\boldsymbol{v}_{m,j}^l\in\mathbb{R}^d$。注意力权重$\boldsymbol{\alpha}_{m,i,j}^l$的计算，是通过对查询向量与键向量进行点积来实现的，该机制用于建模中心卫星与其邻接卫星之间的关系。但是，在本文构建的天空卫星图中，边特征可以提供额外的卫星空间几何分布信息。因此，本文将边特征视为能够有效表征卫星节点空间关系的先验权重，引入了一种边特征编码机制，将边

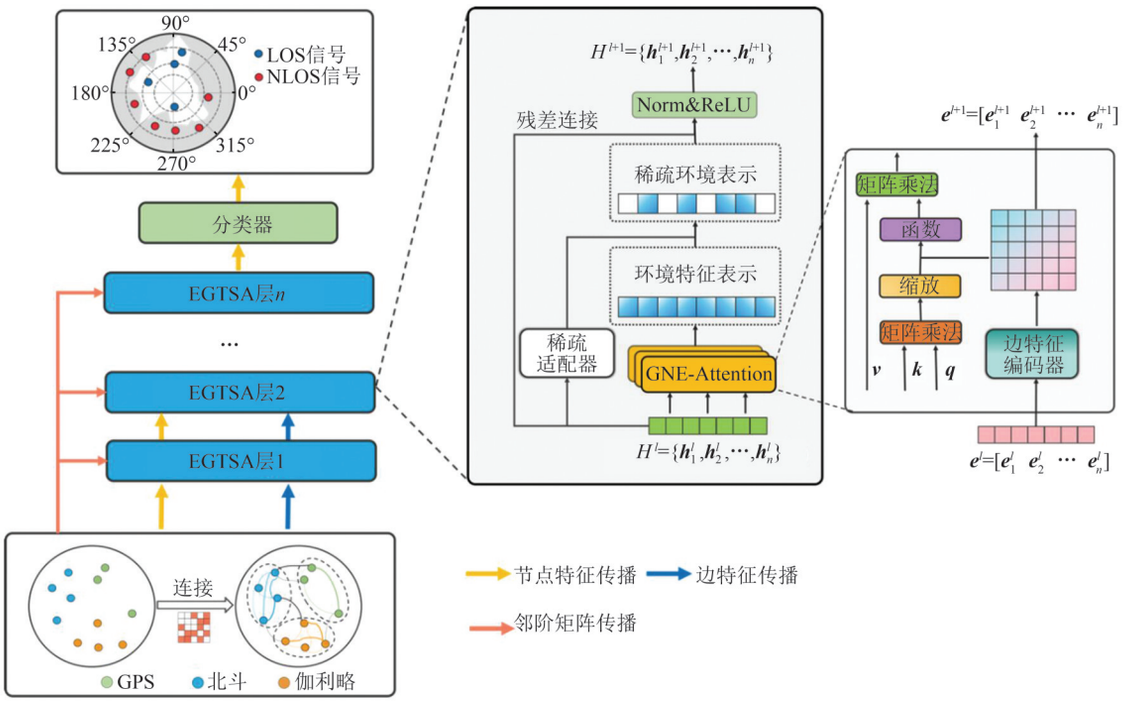


图 3　本文 EGTSA 模型架构图

Fig. 3　Architecture of the Proposed EGTSA Model

特征融合到注意力计算中。具体而言，边特征向量 $\boldsymbol{e}_{i,j}$ 首先被投影到一个潜在空间：

$$e_{m,i,j}^{l+1}=\mathrm{ReLU}\left(\boldsymbol{W}_{m,e}^{l}\boldsymbol{e}_{i,j}^{l}\right) \tag{5}$$

式中，$e_{m,i,j}^{l+1}$ 表示由编码层学习到的隐式边特征。$\boldsymbol{W}_{m,e}^{l}\in\mathbb{R}^{k\times d}$ 是一个线性投影矩阵，若 $l=1$，则 $k=5$，否则 $k=d$；ReLU（rectified linear unit）为非线性激活函数，确保模型输出为正。随后，将 $e_{m,i,j}^{l+1}$ 叠加到注意力权重上：

$$\boldsymbol{\alpha}_{m,i,j}^{l}=\mathrm{softmax}\left(\frac{\boldsymbol{q}_{m,i}^{l}\left(\boldsymbol{k}_{m,i}^{l}\right)^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d}}\right)+\boldsymbol{W}_{m,e}^{l}e_{m,i,j}^{l} \tag{6}$$

式中，d 表示每个注意力层的隐藏维度；$\boldsymbol{W}_{m,ep}^{l}\in\mathbb{R}^{d\times 1}$ 是一个可学习矩阵，用于将 $e_{m,i,j}^{l}$ 投影为一个权重值。计算得到的 $\boldsymbol{\alpha}_{m,i,j}^{l}$ 与学习到的值向量 $\boldsymbol{v}_{m,i}^{l}$ 相乘后，模型通过集成所有注意力头的信息，并将其融合，最终汇聚成目标节点的环境表示 $\boldsymbol{\Psi}_i^l$。其过程可表示为：

$$\boldsymbol{\Psi}_i^l=\Big\|_{m=1}^{M}\left(\sum_{j\in N(i)}\boldsymbol{\alpha}_{m,i,j}^{l}\boldsymbol{v}_{m,i}^{l}\right) \tag{7}$$

式中，$\|$ 表示张量拼接操作；m 为注意力头的数量；$N(i)$ 表示邻接节点集合。此外，输入数据中可能存在一些不可避免的噪声，并且环境表征中也可能包含冗余信息，这些都不利于目标卫星的检测。因此，为滤除噪声和冗余信息并选择有效的环境表征，适配器获得的权重向量应具有稀疏性。首先选择采用一个带有 Sigmoid 激活函数的简单门控机制来构建此稀疏适配器，其对应公式定义如下：

$$\begin{cases}\boldsymbol{\Omega}_{D,j}^{l}=\mathrm{GeLU}\left(\boldsymbol{W}_{D}^{l}\boldsymbol{h}_i^l\right)\\ \boldsymbol{\Omega}_{P,j}^{l}=\mathrm{Sigmoid}\left(\boldsymbol{W}_{P}^{l}\boldsymbol{\Omega}_{D,j}^{l}\right)\end{cases} \tag{8}$$

式中，$\boldsymbol{W}_{D}^{l}\in\mathbb{R}^{k\times d_1}$（$d_1<d$）表示一个可学习权重矩阵，用于将中心卫星特征压缩到低维空间以获得 $\boldsymbol{\Omega}_{D,j}^{l}$；$\boldsymbol{W}_{P}^{l}$ 为可学习的上投影矩阵，用于将低维特征恢复至原始特征维度，并生成稀疏权重向量 $\boldsymbol{\Omega}_{P,j}^{l}$；GeLU（Gaussian error linear unit）为高斯误差线性单元激活函数。根据 Sigmoid 函数的特性，生成的权重值趋近于 0 或 1，从而得到稀疏权重向量。随后，将 $\boldsymbol{h}_i^l$ 与环境特征向量 $\boldsymbol{\Psi}_i^l$ 相结合，得到更新后的节点特征向量 $\boldsymbol{h}_i^{l+1}$：

$$\boldsymbol{h}_i^{l+1}=\boldsymbol{W}_{c}^{l}\boldsymbol{h}_i^l+\boldsymbol{\Omega}_{P,j}^{l}\boldsymbol{\Psi}_i^l \tag{9}$$

式中，$\boldsymbol{W}_{c}^{l}$ 为残差连接矩阵的可学习参数，保留前一层的重要信息并防止过平滑。稀疏适配器可以从 $\boldsymbol{\Psi}_i^l$ 中选择关键的环境信息来更新 $l+1$ 层的卫星特征。通过堆叠 4 个 EGTSA 层构建了一个 EGTSA 网络模型，最后输出的环境表征被送入一个分类器，以预测其 NLOS 信号概率。分类器定义为：

$$\check{y}_i=\mathrm{Sigmoid}\left(\boldsymbol{W}_{p}\boldsymbol{h}_i^l\right) \tag{10}$$

式中，$\check{y}_i$ 为预测的 NLOS 信号概率；$\boldsymbol{W}_{p}$ 为构成分类器的全连接层线性投影矩阵。本文的目标是检测 NLOS 卫星信号，即对 LOS 与 NLOS 信号进

行分类。因此,模型采用二元交叉熵作为损失函数:

$$L_{\text{loss}}=-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(y_i\lg\left(\check{y}_i\right)+\left(1-y_i\right)\lg\left(1-\check{y}_i\right)\right) \tag{11}$$

式中,y_i表示取值为0或1的二元标签(0代表LOS信号,1代表NLOS信号);$\check{y}_i$代表模型预测的NLOS信号概率。

2 GNSS NLOS信号检测实验

研究基于广东省广州市城市峡谷环境的真实GNSS数据,从5个层面系统评估EGTSA方法的有效性:(1)通过可视化直观分析模型观测特征分布。(2)分别构建静态、动态数据集,从时间泛化、地点泛化两个维度将所提方法与传统机器学习、深度学习类方法进行性能对比。(3)通过消融实验验证EGTSA各模块的有效性。(4)对比不同方法在卫星检测任务中的计算耗时,量化评估算法时间复杂度。(5)基于信号识别结果开展定位验证实验。

2.1 数据预处理

2.1.1 数据采集

实验数据采集自广州市天河区花城大道的12个静态城市定位点及1条动态轨迹。考虑到夜间卫星信号易受大气变化影响,选择在日间进行数据采集。此外,为避免云、雨等天气现象的干扰,在晴朗天气条件下开展数据采集工作。如图4所示,数据采集使用的硬件设备包括2台U-Blox F9P高精度GNSS接收机、2个GNSS天线、1台专业鱼眼相机(Nikon D780机身、鱼眼镜头AF-S f/3.5和姿态传感器HWT9053)以及1台用于存储原始卫星数据的笔记本电脑。GNSS接收机以1 Hz的频率采集来自北斗、GPS和伽利略星座的观测数据,包括高度角、方位角、载噪比和伪距残差等特征,随后将这些特征构建为天空卫星图。

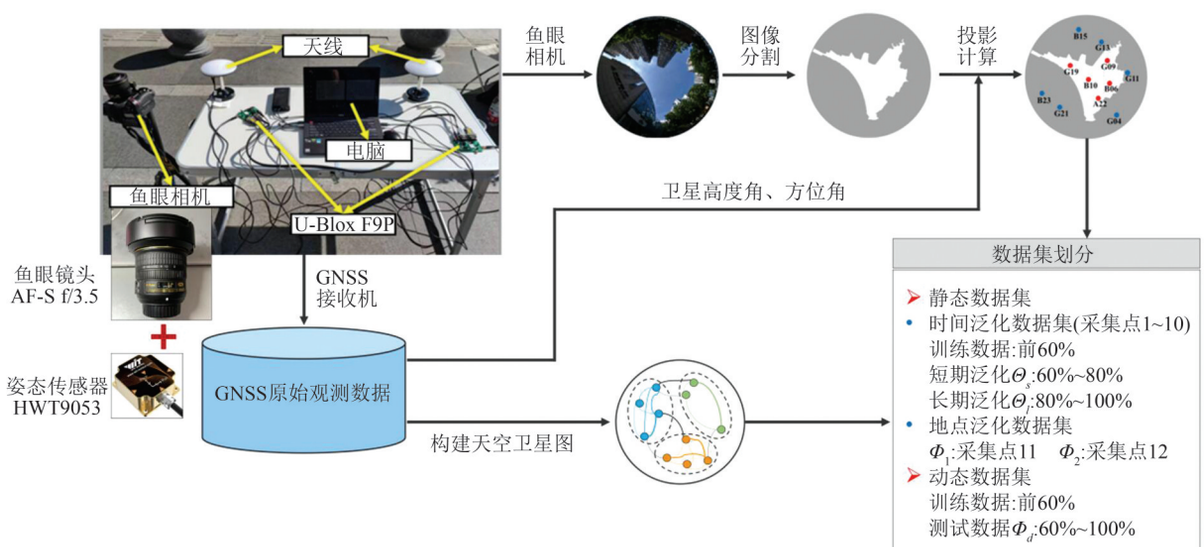


图4 数据处理流程图

Fig. 4 Data Processing Process

在动态数据采集中,硬件设备被安装在车辆上,以33 km/h的速度缓慢行驶,以模拟真实车辆运动状态,同样通过鱼眼相机对NLOS/LOS标签进行标注。将姿态传感器和鱼眼相机固定,以此获取相机的姿态数据。鱼眼相机拍摄的天空图像被转换为二值化天空分割图,其中白色代表开阔天空区域,灰色代表被建筑物或树木遮挡的区域。在天空分割图中标记正北方向(方位角为0°),圆心位置对应高度角为90°的天顶点。随后,基于等立体角投影原理,将已知高度角与方位角的卫星映射至分割图上。若卫星位置落在灰色区域,被标记为NLOS信号;反之,则为LOS信号。实验通过双差方法减少大气误差和系统误差,并对异常值处理以清洗数据,若发现某颗卫星的载噪比、伪距或高度角为零,则删除该数据点。

2.1.2 数据可视化

如图5所示,为分析12个采集点的环境遮挡程度,计算得到了各采集点天空分割图对应的遮挡率λ,即遮挡区域与区域总面积的比值。所有采集点λ均超过0.5,其中采集点2~点4的λ超过0.8,说明本次数据采集环境的复杂严苛,接收机

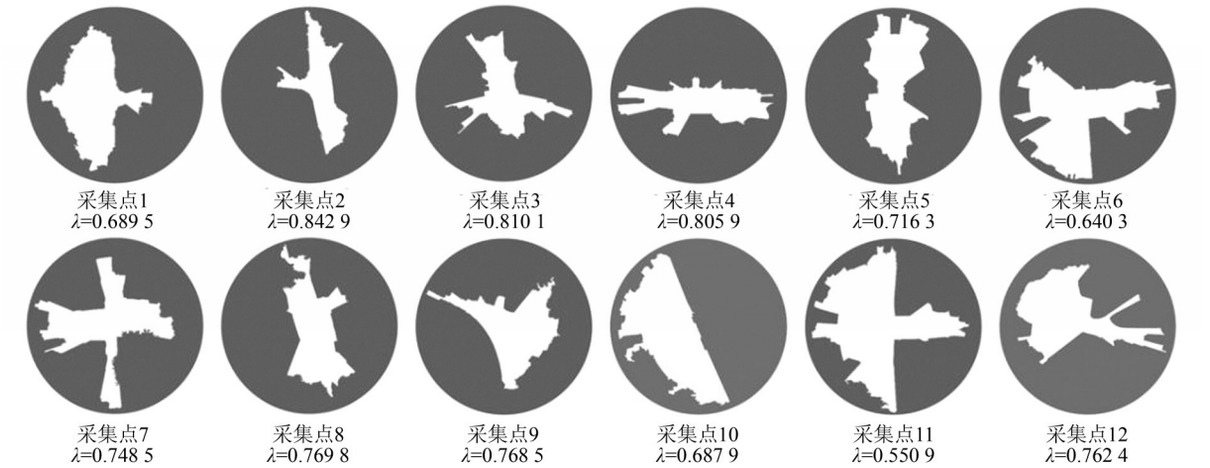


图 5　采集点天空分割图

Fig. 5　Sky Segmentation Maps of Sampling Sites

周边存在严重多径效应。此外,每张天空分割图都有独特的形状轮廓特征,本次采集的数据集具备较强的复杂性与多样性。

此外,图 6 展示了 12 个采集点的卫星信号载噪比分布图。在多数采集点,LOS 与 NLOS 信号的载噪比分布呈现出 LOS 卫星集中于高载噪比区域,而 NLOS 卫星则分布于低载噪比区域。然而在采集点 2、3、6、7 和 8,高载噪比区域中也出现了 NLOS 信号,这可能是建筑物对卫星信号产生强反射,导致 NLOS 信号的载噪比较高。

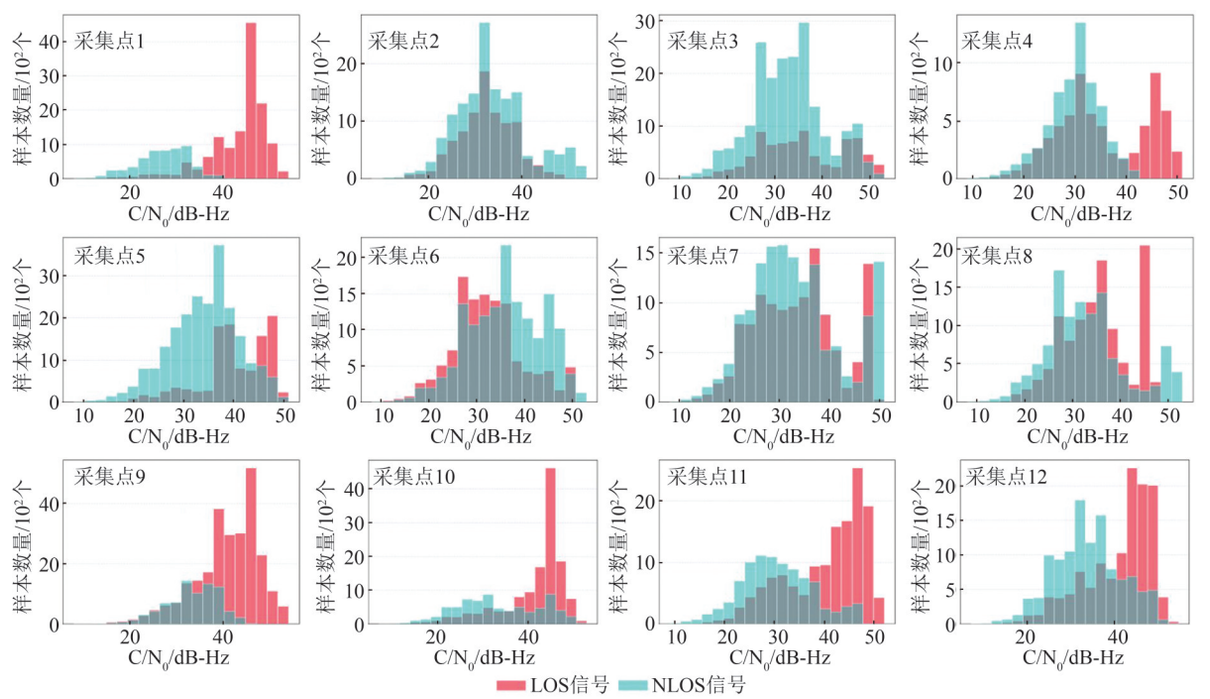


图 6　采集点的卫星信号载噪比分布图

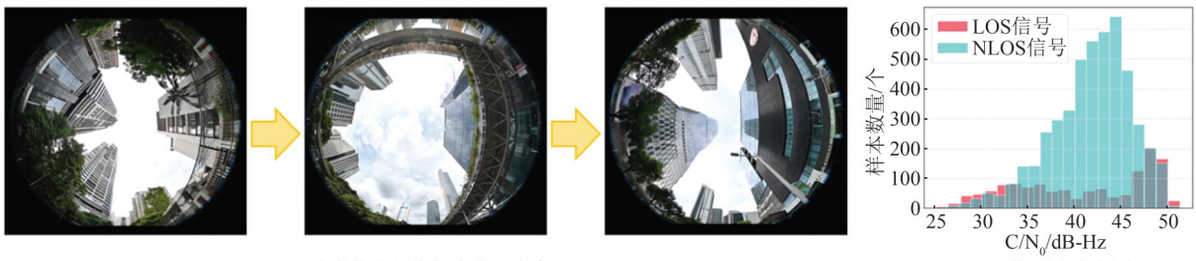
Fig. 6　Distribution of Satellite Carrier-to-Noise Density Ratio at Sampling Sites

动态轨迹数据如图 7 所示,图 7(a)展示了数据采集过程中鱼眼相机拍摄的 3 张实景照片,显示车辆行驶道路沿线存在大量高层建筑、立交桥,这些障碍物会导致大量 NLOS 信号的接收;图 7(b)呈现了载噪比分布的可视化结果,即使在严重遮挡环境中,许多 NLOS 信号的载噪比仍然较高,与 LOS 信号重叠分布。

2.2　实验设置

2.2.1　实验配置及评估指标

实验基于 PyTorch 框架搭建神经网络模型。模型训练使用 NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU,训练中使用 Adam 优化器[28],动量参数设为 0.9,批大小为 256。初始学习速率设为 0.01,每经过 50 个训练周期将学习速率降至原值



(a) 动态轨迹天空视角鱼眼相机图 (b) 载噪比分布图

图7 动态数据可视化

Fig. 7 Visualization of Dynamic Data

的1/10。模型共训练200个周期,激活函数选用ReLU。为加速训练收敛,在每个EGTSA层与激活层之间均加入了批量归一化层[29-30]。所有实验均统一设置dropout为0.5[31]。网络隐藏层维度为32,其4个注意力层的头数M分别配置为4、2、2和1。

为验证模型性能,实验采用分类任务中常用的4项评估指标:准确率A、精确率P、召回率R和$F1$分数,它们分别反映了模型的整体分类效能、正类预测准确性、正类样本检测能力以及精确率与召回率的综合平衡,计算公式为:

$$A=\frac{N_{TP}+N_{TN}}{N_{TP}+N_{TN}+N_{FP}+N_{FN}}\times 100\% \tag{12}$$

$$P=\frac{N_{TP}}{N_{TP}+N_{FP}}\times 100\% \tag{13}$$

$$R=\frac{N_{TP}}{N_{TP}+N_{FN}}\times 100\% \tag{14}$$

$$F1=2\times\frac{AR}{P+R}\times 100\% \tag{15}$$

式中,N_{TP}为正确检测为NLOS信号的真阳性(true positive,TP)NLOS样本数;N_{TN}为正确判别为LOS信号的真阴性(true negative,TN)LOS信号样本数;N_{FP}为实际为LOS信号却被误判为NLOS信号的假阳性(false positive,FP)样本数;N_{FN}为NLOS信号却被错误归类为LOS信号的假阴性(false negative,FN)样本数。

2.2.2 对比的先进方法

将EGTSA与多种先进的NLOS/LOS信号分类模型进行比较,包括:

1)基于深度学习的方法,如图Transformer[18]、基于Transformer的模型[15]、基于长短期记忆网络[14]、基于多层感知机[32]和堆叠集成学习方法[16]。

2)基于机器学习的NLOS信号检测方法,如梯度提升决策树[33]、支持向量机[13]和决策树方法[24]。

3)基于载噪比的方法,如根据载噪比阈值检测NLOS信号的方法[22](本文阈值设为36)。

4)基于高度角的方法,如根据高度角阈值检测NLOS卫星的方法[34](本文阈值设为50)。

2.3 静态环境性能对比

2.3.1 数据划分

为评估模型的泛化性能,将静态环境下采集的GNSS观测数据划分为3个数据集:训练数据集、时域泛化数据集与区域泛化数据集。各数据集的具体构成如表1所示,其中展示了各数据集中NLOS/LOS信号的数量及对应的天空卫星图数量。训练数据集:依据时间线变化,将采集点1~10的数据前60%划分为训练数据集,用于训练所提模型并调整参数。时域泛化数据集:将将采集点1~10的数据后40%设定为时域泛化数据集。该数据集用于评估检测模型在同一地点、不同时段的泛化性能。此外,时域泛化数据集中前20%的数据定义为短期泛化数据集Θ_s,剩余20%的数据则为长期泛化数据集Θ_l。数据集Φ_1和Φ_2用于测试在两个不同的新地点泛化性。

表1 静态数据集样本数量统计

Table 1 Sample Size Statistics of the Static Dataset

数据集	NLOS信号数/个	LOS信号数/个	天空卫星图数/个
Θ_s	30 951	21 986	10 998
Θ_l	31 276	22 311	3 666
Φ_1	72 736	36 722	8 146
Φ_2	75 324	37 339	8 462
样本数量/个	94 053	67 038	10 998

2.3.2 不同时段的泛化性能评估

为评估模型泛化能力随时间变化情况,在使用训练数据集训练好EGTSA模型后,使用Θ_s和Θ_l测试模型,并与现有方法进行对比,结果如表2所示。在Θ_s上,本文方法取得了全面领先,4项评估指标均超越现有方法。一方面,本文方法在复杂NLOS信号检测任务中实现了超过93%的准确率;另一方面,基于机器学习的方法及部分深度学习方法(如多层感知机和堆叠集成学习)表现较差,准确率低于80%。这表明实验所用数据

表2　静态数据集上的时间泛化实验对比结果/%

Table 2　Comparison Results of Time Generalization Experiments on Static Datasets/%

方法		数据集Θ_s				数据集Θ_t			
		A	P	R	$F1$	A	P	R	$F1$
传统方法	载噪比模型[22]	62.63	64.51	61.32	62.87	63.05	65.43	62.78	64.08
	高度角模型[34]	56.36	57.05	58.14	57.59	55.53	53.12	56.35	54.69
基于机器学习的方法	决策树[24]	77.35	75.52	77.41	76.45	73.36	71.52	74.94	73.19
	支持向量机[13]	72.23	70.45	73.66	72.93	70.78	71.56	70.11	70.82
	梯度提升决策树[33]	78.53	79.92	77.59	78.74	72.03	72.22	75.89	74.01
基于深度学习的方法	多层感知机[32]	74.83	73.69	75.89	74.77	73.62	75.89	71.87	73.82
	堆叠集成学习[16]	79.01	79.68	78.89	79.28	72.71	75.63	73.94	74.77
	长短期记忆网络[14]	87.88	89.48	85.87	87.63	81.53	82.89	81.20	82.03
	基于Transformer的模型[15]	90.18	90.08	90.59	90.33	81.20	82.65	80.77	81.70
	图Transformer神经网络[18]	90.64	90.64	90.75	90.69	83.66	84.11	83.27	83.68
	EGTSA	93.60	94.24	92.81	93.52	87.56	88.67	87.12	87.89

集的多径干扰极为严重,简单方法难以有效学习到检测特征。注意力机制在此类任务中的表现显著优势,从基于Transformer的模型和图Transformer神经网络这两种同样采用该机制的方法上得到验证,它们实现了超过90%的检测准确率。

随着时间间隔的延长,所有模型在长期泛化集Θ_t上的性能均有所下降。尽管如此,EGTSA的性能仍优于其他机器学习方法,准确率提高14.20%～16.78%。与其他依赖环境建模的深度学习方法相比,EGTSA在所有指标上均表现更优。特别是在$F1$指标上,EGTSA分别超过图Transformer神经网络、基于Transformer的模型和长短期记忆网络达4.21%、6.19%和5.86%。这些指标表明,EGTSA能够通过构建天空卫星图,从可变长度的GNSS观测数据中有效提取环境表征,提升模型的时域泛化性能。

2.3.3　不同地点的泛化性能评估

为评估EGTSA方法在不同环境下的泛化能力,本文构建了2个采集点的泛化数据集,用于测试模型在未知地点(即训练过程未覆盖区域)的性能。从表3的结果可见,在2个泛化数据集Φ_1和Φ_2中,EGTSA均优于其他方法,在Φ_1上的准确率达到80.69%,而其他基于神经网络的方法准确率仅为70.09%～77.96%。此外,在Φ_2数据集上,EGTSA取得了74.39%的准确率,分别超过长短期记忆网络、基于Transformer的模型和图Transformer神经网络方法5.74%、3.60%和2.32%。

表3　静态数据集上的地点泛化实验对比结果/%

Table 3　Comparison Results of Location Generalization Experiments on Static Datasets/%

方法		数据集Φ_1				数据集Φ_2			
		A	P	R	$F1$	A	P	R	$F1$
传统方法	载噪比模型[22]	74.09	75.52	77.41	76.45	67.71	71.52	74.94	73.19
	高度角模型[34]	71.50	75.52	77.41	76.45	54.08	54.58	53.76	54.17
基于机器学习的方法	决策树[24]	67.43	66.83	70.12	68.44	63.24	66.03	64.14	65.07
	支持向量机[13]	69.87	70.21	69.38	69.79	69.10	70.21	69.38	69.79
	梯度提升决策树[33]	70.10	68.03	70.54	68.37	67.07	68.03	70.54	68.37
基于深度学习的方法	多层感知机[32]	70.11	73.69	75.89	74.77	67.61	69.58	66.02	67.75
	堆叠集成学习[16]	70.09	74.58	74.89	74.73	69.16	68.65	70.58	69.60
	长短期记忆网络[14]	71.21	68.39	73.16	70.69	68.65	68.99	68.54	68.76
	基于Transformer的模型[15]	75.78	77.23	72.34	74.70	70.79	70.65	70.97	70.81
	图Transformer神经网络[18]	77.96	75.28	79.65	77.21	72.07	72.48	71.71	72.09
	EGTSA	80.69	79.64	80.85	80.24	74.39	75.56	74.25	74.90

另外还对比了2个采集点的天空分割图,当环境遮挡率增大时,所有方法的性能均有所下降,但EGTSA仍保持最佳性能。EGTSA准确率从Φ_1的80.69%下降至Φ_2的74.39%,基于Transformer的模型准确率也从75.78%下降至70.79%。可能是因为更高的遮挡率导致接收机周围环境更为复杂,增加了检测难度。上述结果表明,即使接收机周围空间特征发生变化,EGTSA仍能保持领

先优势,体现了EGTSA强大的泛化性能,边特征的引入有助于模型学习卫星之间的拓扑结构,以及稀疏适配器对鲁棒性特征的提取能力。

2.4 动态环境性能对比

2.4.1 数据划分

为验证EGTSA在动态场景下的检测性能,本文将动态轨迹数据的前60%作为动态数据集的训练集,后40%作为测试集。

2.4.2 动态轨迹泛化性能

如表4所示,EGTSA在4项指标上均展现出最佳性能。EGTSA达到了80.08%的最高检测准确率,超过次优模型(图Transformer神经网络)3.67%,且比决策树模型高出24.60%。这一优异性能归因于EGTSA能够有效利用动态环境表征来准确检测NLOS信号。此外,采用图Transformer神经网络的方法表现较好,因为它们能以灵活且具有几何意义的方式捕捉卫星间的拓扑关系。因此,这种对不同卫星构型的适应能力,使其能更准确地表征接收机环境。尽管基于Transformer的模型采用Transformer的架构,但它未能充分利用卫星间的拓扑关系,限制了其在动态场景中的检测性能。同样地,基于长短期记忆网络的方法虽能捕捉时序依赖,却难以处理卫星间复杂的几何关系,从而导致整体性能较低。

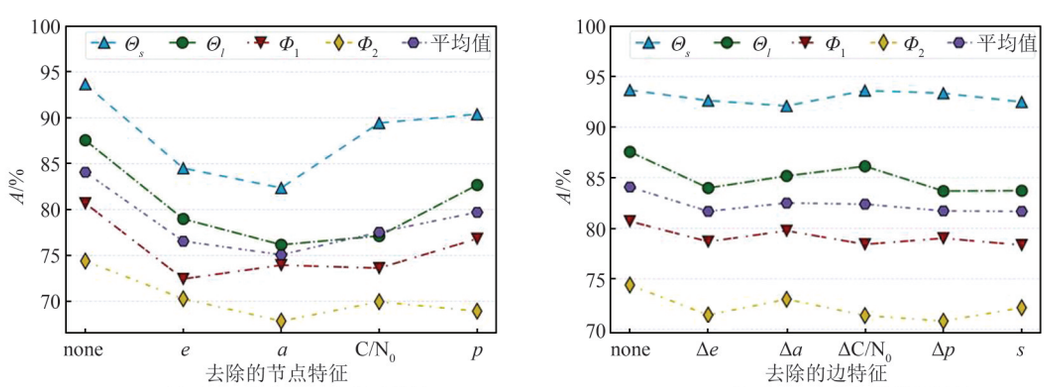
表4 动态数据集上的实验对比结果/%

Table 4 Comparison Results of Experiments on Dynamic Datasets/%

	方法	A	P	R	$F1$
传统方法	载噪比模型[22]	70.05	65.41	71.81	68.46
	高度角模型[34]	54.83	60.88	52.39	56.32
基于机器学习的方法	决策树[24]	55.48	68.44	45.72	54.82
	支持向量机[13]	70.05	76.51	66.61	71.22
	梯度提升决策树[33]	64.15	77.17	55.74	64.73
基于深度学习的方法	多层感知机[32]	72.76	80.15	68.27	73.73
	堆叠集成学习[16]	67.87	78.77	58.87	67.38
	长短期记忆网络[14]	74.69	80.77	70.15	75.08
	基于Transformer的模型[15]	73.09	81.31	68.06	74.09
	图Transformer神经网络[18]	76.41	80.58	75.37	77.89
	EGTSA	80.08	82.28	81.42	81.85

2.5 卫星特征重要性分析

为分析不同观测特征对EGTSA检测性能的影响,在Θ_s数据集上通过移除卫星节点特征或边特征进行实验,实验结果如图8所示。



(a) 利用不同节点特征的检测结果 (b) 利用不同边特征的检测结果

注:none表示未移除任何特征;s表示卫星之间的球面距离。

图8 节点特征及边特征的分析实验

Fig. 8 Experimental Analysis of Node and Edge Features

从图8(a)中可以看出,当使用全部节点特征作为输入时,EGTSA达到最佳性能。若从节点特征中移除仰角和方位角,模型性能出现显著下降。可能是因为EGTSA中的图注意力机制依赖于能够提供位置信息的几何特征。当从节点特征中移除载噪比时,性能同样出现明显下降,因为载噪比是决定卫星信号质量的重要特征。此外,移除伪距残差特征对模型性能的影响相对较小,表明伪距残差在此任务中的判别性有限。从图8(b)中可以观察到,移除边特征对EGTSA准确率的影响相对较小,但仍呈下降趋势,这意味着所有边特征都有助于提升EGTSA的性能,说明边特征在EGTSA中发挥着辅助性作用,提供的空间关系与信号质量差异信息能够有效补充节点特征的表征能力,增强模型检测性能。

2.6 消融实验与超参数优化

2.6.1 组件消融分析

EGTSA包含3个核心组件:图Transformer、

边特征编码和稀疏适配器。以图 Transformer 作为基线模型,逐步加入其他两个组件以检验其消融性能,分析结果见表 5。

1)在图 Transformer 中加入边特征编码后,所有数据集的泛化性能均显著提升,上述结果验证了边特征编码的有效性,并突显了边特征在图结构中不可或缺的关键作用。

2)在图 Transformer 中加入稀疏适配器后,同样可以观察到 4 个数据集上的性能提升,这证明筛选关键环境表征的设计是合理的。

表 5　组件消融实验结果对比/%

Table 5　Comparison of Experimental Results of Component Ablation/%

组件			数据集 Θ_s		数据集 Θ_l		数据集 Φ_1		数据集 Φ_2	
图 Transformer	边特征编码	稀疏适配器	A	$F1$	A	$F1$	A	$F1$	A	$F1$
√	×	×	90.64	89.14	83.66	83.68	77.96	77.21	72.07	72.09
√	√	×	93.04	92.14	85.66	84.78	78.55	79.42	72.37	73.17
√	×	√	91.75	90.89	84.63	83.26	79.89	80.04	74.13	72.81
√	√	√	93.60	93.52	87.56	87.89	80.69	80.24	74.39	74.90

3)加入边特征编码在时域泛化数据集上表现更优,而加入稀疏适配器则在地域泛化数据集上效果更好。这表明前者能有效保证模型的时域泛化能力,而后者能增强模型对不同环境的适应能力。

4)EGTSA 充分融合了二者的优势,将这两个组件集成到图 Transformer 中,从而在 4 个泛化数据集上取得了最佳性能。

2.6.2　球面距离阈值的影响

为确定天空卫星图中球面距离阈值 γ 的最佳取值,本文通过改变 γ 的值来展示 EGTSA 的准确率变化,结果如图 9 所示。可以看出,当 γ 取值较小时,准确率相对较低。随着 γ 增大,EGTSA 在 4 个数据集上的准确率也有所提升,但当 $\gamma>0.8$ 时,准确率开始下降。这表明当 γ 过小时,中心卫星无法与其邻近卫星充分交互;而当 γ 过大时,邻近卫星的特征可能会干扰中心卫星自身的特征。因此,当 $\gamma=0.8$ 时,EGTSA 在 4 个数据集上表现更优,故本文中 γ 取值为 0.8。

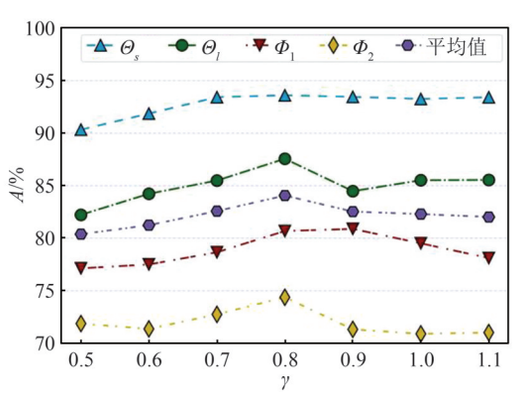


图 9　球面距离阈值实验结果

Fig. 9　Experimental Results of Spherical Distance Threshold

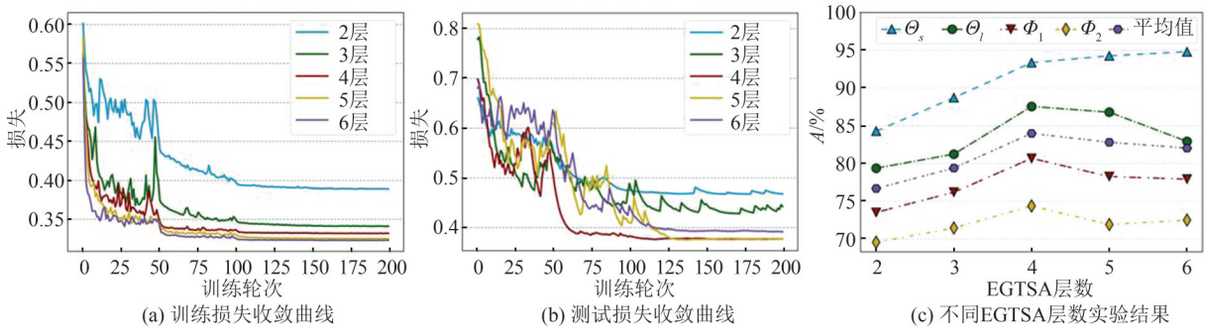
2.6.3　EGTSA 层数的影响

为确定最优网络结构,将 EGTSA 层数从 2 层调整到 6 层,图 10 分别展示了收敛曲线以及在测试集上的结果。图 10(a)、10(b)中,随着层数增加,训练损失的收敛速度加快,损失值也变得更优。深层模型凭借其更强的表征能力与学习能力,能够实现更优的学习效果。但在测试阶段,过多的层数也可能引发过拟合或过度平滑问题。如图 10(b)所示,4 层模型的表现优于 5 层和 6 层模型,因其收敛速度最快且损失值最低。图 10(c)所示的 4 个泛化数据集的 P 值同样印证了这一结果,尽管 Θ_s 的准确率随层数增加而稳定上升,但其他泛化数据集的 A 值在达到 4 层后开始下降。因此,为在不同数据集上取得相对较好的综合性能,本文采用堆叠 4 层 EGTSA 的结构构建模型。

2.7　计算效率对比

本文对模型的计算复杂度进行分析,从而评估方法在实际部署中对计算资源的需求。GNE-Attention 模块的计算复杂度为 $O_g(d_g\times d_1\times 3+d_1^2+d_1\times d_0)$,其中 d_g 表示输入维度,d_1 表示隐藏层维度,d_0 表示 GNE-Attention 模块的输出维度。类似地,边特征编码模块的计算复杂度为 $O_e(d_e\times d_2)$,其中 d_e 和 d_2 分别表示该模块的输入和隐藏层维度。稀疏适配器模块的计算复杂度为 $O_s(d_s\times d_3)$,其中 d_s 和 d_3 分别为该模块的输入和隐藏层维度。分类器的计算复杂度为 $O_c(d_c\times 3)$,其中 d_c 是分类器的输入维度。综上所述,EGTSA 的整体计算复杂度可近似为 $(O_g+O_e+O_s)\times 4+O_c$。

表 6 给出了 EGTSA 与 8 种对比方法在 Φ_d 数据集上的网络参数量和推理时间对比。所有方



(a) 训练损失收敛曲线 (b) 测试损失收敛曲线 (c) 不同EGTSA层数实验结果

图10 损失收敛曲线及不同EGTSA层数实验结果

Fig. 10 Loss Convergence Curves and Experimental Results of Different EGTSA Layers

表6 模型参数量及推理时间对比

Table 6 Comparison of Model Parameter Quantity and Reasoning Time

方法	参数量/个	推理时间/μs
决策树[24]	237	0.45
支持向量机[13]	5	1.64
梯度提升决策树[33]	1 917	1.64
多层感知机[32]	5 794	20.54
堆叠集成学习[16]	1 927	3.72
长短期记忆网络[14]	95 491	35.37
基于Transformer的模型[15]	92 931	34.40
图Transformer神经网络[18]	21 928	16.99
EGTSA	37 768	42.47

法均在AMD Ryzen7-5800H CPU上测试。推理时间的计算方式为:单次推理包含100个样本,所有方法均运行50次以获取每个样本的平均值。从表6中可以看出,EGTSA的模型参数量高于传统模型(如支持向量机和决策树),这使其能够捕捉更复杂的卫星关系。尽管EGTSA的参数量低于长短期记忆网络和基于Transformer的模型,但其推理时间是所有模型中最长的。推理时间的增加源于GNE-Attention和边特征编码模块的引入,这些设计提升了模型在复杂城市环境中的泛化能力。尽管如此,EGTSA在复杂性与准确性之间取得了良好平衡,以额外的计算成本为代价提供了鲁棒的NLOS信号检测性能。

2.8 基于NLOS信号检测的单点定位实验

为了验证检测模型对于缓解NLOS信号干扰的定位效果,研究基于模型NLOS信号检测结果来调整卫星方差:

$$\sigma_{P,i}^2=\frac{a}{\sin e_i\cdot(1-P_{\mathrm{NLOS},i})} \tag{16}$$

式中,$\sigma_{P,i}^2$表示卫星i的观测噪声方差;$P_{\mathrm{NLOS},i}$为NLOS信号预测概率;a为经验取值,本文中取30。

将基于NLOS信号检测的单点定位与朴素单点定位方法进行对比,分别选取数据集中的域内采集点6和7,以及域外采集点11开展定位精度测试。以高精度组合导航接收机的定位输出作为参考真值,分别计算两种方法在各测试点的定位结果相对于参考真值的均方根误差,最终结果如表7所示。

表7 单点定位实验误差

Table 7 Error Statistics of the Single Point Positioning Experiment

采集点	朴素单点定位			基于NLOS信号检测的单点定位		
	X/m	Y/m	Z/m	X/m	Y/m	Z/m
6	40.63	72.19	45.40	29.59	63.02	49.28
7	41.58	73.72	59.48	21.56	65.13	38.33
11	28.96	70.61	29.36	26.47	53.24	22.49

总体来看,基于NLOS信号检测的单点定位方法在3个采集点中均取得了更优的定位性能,说明该方法能够有效抑制复杂环境中的NLOS信号干扰影响。其中,在域内场景采集点7中改进效果最为明显,X方向误差由41.58 m降低至21.56 m,降幅达到48.1%,Z方向误差由59.48 m降低至38.33 m,表明该方法在复杂遮挡环境下具有较好的误差抑制能力。对于域外测试采集点11,Y方向与Z方向误差分别降低24.6%和23.4%,说明该方法在未知场景中仍具有一定的泛化能力与鲁棒性。综合来看,通过NLOS信号检测对观测质量进行约束后,可以有效提升单点定位精度,尤其对水平方向误差改善较为明显。

3 结 语

本文提出了一种融合边特征编码器与稀疏适配器的图Transformer模型,旨在通过有效的自适应环境表征提升城市峡谷环境中GNSS NLOS

信号的检测性能。通过构建包含节点特征与边特征的天空卫星图，能够灵活处理可变长度的GNSS观测数据。为捕捉空间卫星间的拓扑关系，设计了GNE-Attention模块，该模块融合了多头注意力机制与边特征编码，从而充分提取反映接收机周边空间状态的环境表征。为进一步提升方法的泛化性能，本文设计了稀疏适配器，以自适应筛选关键环境表征。

本文在广州市城市峡谷环境采集真实GNSS数据，构建了静态与动态NLOS信号数据集，以进行方法评估。实验结果表明，EGTSA方法在时域泛化性能上优于现有传统机器学习与深度学习方法，在短期泛化数据集与长期泛化数据集上分别达到93.60%与87.56%的准确率。此外，EGTSA在不同地点展现出更强的适应能力，在区域泛化数据集Φ_1和Φ_2上，相比现有神经网络方法均有所提升。在动态轨迹数据上，EGTSA仍能保持超过80%的检测准确率。此外，卫星单点定位实验结果表明，通过检测NLOS信号并调整其定位权重可以有效降低定位误差。

在未来研究工作中，可以考虑将EGTSA与定位算法融合，基于NLOS信号的检测结果进行随机模型优化或选星策略设计，提升GNSS接收机在复杂环境下的定位精度。

参 考 文 献

[1] 李博峰，陈广鄂. GNSS/INS组合车辆协同精密定位方法[J]. 测绘学报，2022，51(8)：1708-1716.
LI Bofeng，CHEN Guang'e. Precise Cooperative Positioning for Vehicles with GNSS and INS Integration[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*，2022，51(8)：1708-1716.

[2] 陈秀德，刘惠，蔚保国，等. 北斗/GNSS广域精密定位技术与服务：现状与展望[J]. 武汉大学学报(信息科学版)，2025，50(3)：413-429.
CHEN Xiude，LIU Hui，YU Baoguo，et al. BeiDou/GNSS Wide-Area Precise Positioning Technology and Service：Current Situation and Prospects[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*，2025，50(3)：413-429.

[3] ZENG K G，LI Z N，ZHAO H L，et al. A Spatio-temporal Information-Driven Cross-Attention Model with Sparse Representation for GNSS NLOS Signal Classification[J]. *IEEE Internet of Things Journal*，2024，11(19)：31892-31908.

[4] ZHAO H L，LI Z N，WANG Q M，et al. Improving Performances of GNSS Positioning Correction Using Multiview Deep Reinforcement Learning with Sparse Representation[J]. *GPS Solutions*，2024，28(3)：98.

[5] ZHANG G H，HSU L T. Intelligent GNSS/INS Integrated Navigation System for a Commercial UAV Flight Control System[J]. *Aerospace Science and Technology*，2018，80：368-380.

[6] 李新忠，熊永良，徐韶光. 基于正则化与恒星日滤波的BDS多路径误差削减方法[J]. 大地测量与地球动力学，2024，44(2)：116-121.
LI Xinzhong，XIONG Yongliang，XU Shaoguang. BDS Multipath Reduction Method Based on Regularization and Sidereal Filtering[J]. *Journal of Geodesy and Geodynamics*，2024，44(2)：116-121.

[7] 杨宝山. 利用恒星日滤波削减油田井架BDS多路径效应[J]. 海洋测绘，2023，43(5)：46-51.
YANG Baoshan. Sidereal Filter Method to Reduce Multipath Effect of Oilfield Derrick BDS Carrier Phase[J]. *Hydrographic Surveying and Charting*，2023，43(5)：46-51.

[8] REN H X，LI G C，GENG J H，et al. Multipath Hemispherical Map Model with Geographic Cut-off Elevation Constraints for Real-Time GNSS Monitoring in Complex Environments[J]. *GPS Solutions*，2023，27(4)：188.

[9] 屈利忠，郑冰雁，李竟超，等. 利用多路径半天球图模型削弱GPS三频PPP时间传递中的多路径效应[J]. 测绘通报，2025(10)：82-86.
QU Lizhong，ZHENG Bingyan，LI Jingchao，et al. Using a Multipath Hemispherical Map Model to Mitigate Multipatheffects in GPS Triple-Frequency PPP Time Transfer[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*，2025(10)：82-86.

[10] XIN S M，GENG J H，ZHANG G H，et al. 3D-Mapping-Aided PPP-RTK Aiming at Deep Urban Canyons[J]. *Journal of Geodesy*，2022，96(10)：78.

[11] ZHANG G H，NG H F，WEN W S，et al. 3D Mapping Database Aided GNSS Based Collaborative Positioning Using Factor Graph Optimization[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*，2021，22(10)：6175-6187.

[12] SUZUKI T，AMANO Y. NLOS Multipath Classification of GNSS Signal Correlation Output Using Machine Learning[J]. *Sensors*，2021，21(7)：2503.

[13] QIN Y H，LI Z N，XIE S L，et al. BDS Multipath Signal Classification Using Support Vector Machine[C]//International Conference on Industrial Artificial Intelligence，Shenyang，China，2022.

[14] ZHANG G H，XU P H，XU H S，et al. Prediction on the Urban GNSS Measurement Uncertainty

Based on Deep Learning Networks with Long Short-Term Memory[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(18): 20563-20577.

[15] LI Z N, ZENG K G, WANG L J, et al. NLOS/LOS Classification by Constructing Indirect Environment Interaction from GNSS Receiver Measurements Using a Transformer-Based Deep Learning Model[C]//International Technical Meeting of The Institute of Navigation, Long Beach, California, USA, 2023.

[16] SUN Y, FU L. Stacking Ensemble Learning for Non-Line-of-Sight Detection of Global Navigation Satellite System[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 3512510.

[17] MOHANTY A, GAO G. Learning GNSS Positioning Corrections for Smartphones Using Graph Convolution Neural Networks[J]. *NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation*, 2023, 70(4): navi.622.

[18] ZHENG S L, ZENG K G, LI Z N, et al. Improving the Prediction of GNSS Satellite Visibility in Urban Canyons Based on a Graph Transformer[J]. *NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation*, 2024, 71(4): navi.676.

[19] ZHOU R Y, HU Z G, ZHAO Q L, et al. Absolute Field Calibration of Receiver Antenna Phase Center Models for GPS/BDS-3 Signals[J]. *Journal of Geodesy*, 2023, 97(9): 83.

[20] HU Y F, WANG J, LI Z H, et al. Ground Surface Elevation Changes over Permafrost Areas Revealed by Multiple GNSS Interferometric Reflectometry[J]. *Journal of Geodesy*, 2022, 96(8): 56.

[21] TAO X L, LIU W K, WANG Y Z, et al. Smartphone RTK Positioning with Multi-Frequency and Multi-Constellation Raw Observations: GPS L1/L5, Galileo E1/E5a, BDS B1I/B1C/B2a[J]. *Journal of Geodesy*, 2023, 97(5): 43.

[22] ZHU N, BETAILLE D, MARAIS J, et al. GNSS Integrity Monitoring Schemes for Terrestrial Applications in Harsh Signal Environments[J]. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 2020, 12(3): 81-91.

[23] KIM S, BYUN J, PARK K. Machine Learning-Based GPS Multipath Detection Method Using Dual Antennas[C]//Asian Control Conference, Jeju, Korea, 2022.

[24] WANG Y, XU J W, YANG R, et al. GNSS Multipath Detection Based on Decision Tree Algorithm in Urban Canyons[C]//China Satellite Navigation Conference, Nanchang, China, 2021.

[25] LI X X, LI X, LIU G G, et al. Triple-Frequency PPP Ambiguity Resolution with Multi-constellation GNSS: BDS and Galileo[J]. *Journal of Geodesy*, 2019, 93(8): 1105-1122.

[26] GROVES P D, JIANG Z, SKELTON B, et al. Novel Multipath Mitigation Methods Using a Dual-Polarization Antenna[C]//International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation, Portland, USA, 2010.

[27] HENDRYCKS D, GIMPEL K. Gaussian Error Linear Units (GELUs)[PP/OL]. V1. arXiv (2016-06-27)[2026-01-07]. https://arxiv.org/abs/1606.08415.

[28] KINGA D, ADAM J B. A Method for Stochastic Optimization[C]//International Conference on Learning Representations, San Diego, USA, 2015.

[29] VARSHNEY M, SINGH P. Optimizing Nonlinear Activation Function for Convolutional Neural Networks[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2021, 15(6): 1323-1330.

[30] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift[C]//International Conference on Machine Learning, Lille, France, 2015.

[31] MURPHY K, SCHÖLKOPF B, SRIVASTAVA N, et al. Dropout: A Simple Way to Prevent Neural Networks from Overfitting[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2014, 15(1): 1929-1958.

[32] MIN D C, KIM M, LEE J, et al. DNN-Based Approach to Mitigate Multipath Errors of Differential GNSS Reference Stations[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(12): 25047-25053.

[33] MOHANTY A, GAO G. Learning GNSS Positioning Corrections for Smartphones Using Graph Convolution Neural Networks[J]. *NAVIGATION: Journal of the Institute of Navigation*, 2023, 70(4): navi.622.

[34] HSU L T, TOKURA H, KUBO N, et al. Multiple Faulty GNSS Measurement Exclusion Based on Consistency Check in Urban Canyons[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2017, 17(6): 1909-1917.