引文格式:秘金钟,李振鹏,白振栋,等.人工智能大地测量现状与趋势研究[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(8):1584-1596.DOI:10.13203/j.whugis20260027

Citation:MI Jinzhong,LI Zhenpeng,BAI Zhendong,et al.Current Status and Trends of Artificial Intelligence Geodesy[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(8):1584-1596.DOI:10.13203/j.whugis20260027

人工智能大地测量现状与趋势研究

秘金钟[1,2] 李振鹏[1,2,3] 白振栋[4] 吴文坛[5] 蒋 涛[1,2] 李得海[1]

1 中国测绘科学研究院,北京,100036

2 北京房山人卫激光国家野外科学观测研究站,北京,100036

3 辽宁工程技术大学测绘与地理科学学院,辽宁 阜新,123000

4 自然资源部地理信息管理司,北京,100034

5 河北省自然资源档案馆,河北 石家庄,071299

摘 要:人工智能(artificial intelligence,AI)作为新一轮科技革命的核心驱动力,正在深刻重塑大地测量学的研究范式与技术体系。在深入总结大地测量学科的重要进展和关键应用领域基础上,重点分析了深度学习与机器学习等AI算法在坐标框架维持、高程与深度基准构建、重力场建模、导航定位以及地质灾害形变监测等核心领域的最新动态,梳理形成了AI大地测量(AI geodesy,AIG)技术新方向及其发展趋势。AIG将突破传统大地测量方法的局限性,利用累积的大地测量观测数据集、样本数据集、产品数据集,构建海量多源异构测量数据智能处理算法,形成复杂测量误差改正和多重物理场计算的AIG大模型,推进大地测量学科从"物理模型驱动"的测量数据优化估计向"物理机理与数据智能双驱动"的建模决策转型,支撑国家空间基准维持和全域高精度智能定位导航授时等服务,满足自然资源治理、低空经济、防灾减灾等应用需求。

关键词:大地测量;人工智能;人工智能大地测量;智能定位导航授时

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2026-01-20

DOI:10.13203/j.whugis20260027 **文章编号**:1671-8860(2026)08-1584-13

Current Status and Trends of Artificial Intelligence Geodesy

MI Jinzhong[1,2] *LI Zhenpeng*[1,2,3] *BAI Zhendong*[4] *WU Wentan*[5] *JIANG Tao*[1,2] *LI Dehai*[1]

1 Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100036, China

2 Beijing Fangshan Satellite Laser Ranging National Observation and Research Station, Beijing 100036, China

3 College of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China

4 Department of Geographic Information Management, Ministry of Natural Resources, Beijing 100034, China

5 Hebei Natural Resources Archives, Shijiazhuang 071299, China

Abstract: Artificial intelligence (AI), acting as the core driving force of the current technological revolution, is profoundly reshaping the research paradigms and technical systems of geodesy. The primary objective of this research is to systematically define the concept of AI geodesy (AIG) and analyze its developmental trends. It aims to clarify how AI technologies can upgrade traditional geodetic frameworks to facilitate the transformation from data processing to intelligent decision-making, thereby meeting emerging strategic demands in natural resource governance and the low-altitude economy. A systematic review is conducted to investigate the application status and latest progress of deep learning and machine learning algorithms within the geodetic domain. The research focuses on analyzing five core areas: coordinate frame maintenance, height and depth datum construction, gravity field modeling, navigation and positioning and geological disaster deformation monitoring. By utilizing accumulated geodetic observation datasets, sample datasets, and product datasets, the technical architecture of AIG is examined. The methodology involves constructing in-

基金项目:科技部野外台站专项课题(2026年);中央级公益性科研院所基本科研业务费项目(AR2606);河北省自然资源科技项目(13000026P006CA410683D);中国中铁股份有限公司科技研究开发计划项目(未来空间2026-专项-05)。

第一作者:秘金钟,博士,研究员,主要从事空间基准和智能导航方面的研究。goldheal@casm.ac.cn

通信作者:李得海,博士,研究员。lidh@casm.ac.cn

telligent processing algorithms for massive multi-source heterogeneous survey data to address complex geodetic challenges. The investigation reveals that AIG technology significantly breaks through the limitations of traditional geodetic methods. By integrating advanced AI algorithms, AIG large models are formed, which are capable of performing complex measurement error correction and multi-physics field calculations. A critical finding is that the integration of AI drives a fundamental transformation of the geodesy discipline from a geodetic data-driven optimization estimation approach to a dual-driven paradigm combining physical mechanisms with data intelligence. These models demonstrate superior capability in handling non-linear problems and massive heterogeneous data compared to conventional approaches. AIG represents a pivotal new direction for the future of geodesy. It provides robust technical support for essential services such as national spatial reference maintenance and all-domain high-precision intelligent positioning, navigation, and timing. Furthermore, the advancement of AIG is essential for satisfying the rigorous application demands of disaster prevention and reduction, as well as the rapidly growing low-altitude economy. Future developments will focus on deepening the dual-driven modeling approach to further enhance the precision, reliability, and intelligence of geodetic services.

Key words: geodesy; artificial intelligence; artificial intelligence geodesy; intelligent positioning, navigation and timing

人工智能(artificial intelligence,AI)作为驱动新一轮科技革命的核心引擎,正在重塑地球科学的研究范式。在大地测量学从数字化向智能化转型的历史进程中,数据、算力与算法作为AI技术体系的三大基石,分别扮演着资源供给、基础设施与核心驱动的关键角色。面对海量多源异构观测数据的爆发式增长、地球物理机制的复杂非线性特征以及全空间高精度服务的迫切需求,传统大地测量手段在处理效率与模型精细度上逐渐显露出局限性[1]。

数据是智能化大地测量的基础资源。全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)、卫星重力、卫星测高、合成孔径雷达干涉测量(interferometric synthetic aperture radar,InSAR)及激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)等现代测绘技术的飞速发展,为大地测量领域积累了PB级的海量多源异构观测数据,是AI模型训练的数据保障。然而,数据的规模优势尚未完全转化为模型性能优势。行业内高质量、标准化、多模态的专用数据集依然稀缺,特别是缺乏具备“观测-模型-知识”三位一体特征的行业标杆级数据集。真实场景下的高精度标注样本获取成本高昂,多源异构数据之间的深度融合与关联仍存在壁垒,导致现有的数据资源难以被AI模型高效利用。

算力是支撑复杂模型训练与实时推理的基础设施。面对AI大模型训练对高性能计算的指数级需求,现有的算力基础设施在规模与架构上仍显不足。特别是针对深度学习所需的专用智能算力配置尚不完善,难以满足未来构建亿级参数行业大模型及实现边缘端实时智能感知的需求。算力与数据的双重缺口,已成为制约智能化大地测量向更高水平迈进的瓶颈:一方面,缺乏高质量样本导致模型难以捕捉复杂的物理机制;另一方面,算力限制了模型对海量数据的吞吐能力与网络结构的探索深度,阻碍了先进AI理论的工程化落地。

算法是连接数据与算力、实现知识发现的核心驱动。以深度学习和机器学习为代表的AI算法,已在空间模式识别、非线性时间序列建模及复杂误差修正等方面取得了突破性进展。在面临数据与算力的客观制约条件下,算法的迭代更新无疑是当前智能化大地测量成果最集中的体现。依托不断演进的算法,研究人员得以在现有的算力与数据条件下,探索出解决大地测量难题的新路径。

应用是数据、算力、算法发挥效能的关键载体。AI基础模型结合行业数据,在不同学科产生了效果突出的赋能应用。大地测量学科经过长足发展,形成了坐标框架构建、高程与深度基准维持、重力基准、导航定位服务、形变监测等研究方向和应用领域。本文将聚焦大地测量数据处理中的AI算法应用等关键内容,重点围绕AI算法在坐标框架、高程与深度基准、重力基准、导航定位及形变监测等领域的具体应用现状、创新成果及未来趋势展开详细论述。

1　AI大地测量(AI geodesy,AIG)进展

AI技术在处理非线性效应建模、高维数据降

噪及关键特征提取任务时展现出的巨大潜力,为解决传统难题提供了新路径。将AI技术与大地测量技术深度绑定,不仅极大地推动了大地测量的进步,而且将驱动学科全面迈向智能化时代。本文对上述AI算法在大地测量各领域的应用效果进行了系统梳理,具体见表1。

表1 大地测量领域AI应用进展

Table 1 Progress of AI Applications in Geodesy

大地测量应用领域	AI模型	应用效果
坐标框架	ResNet、SVM、Transformer和CNN等	提高了地球自转参数和基准站位移等建模精度,建立了更精确的预报模型
高程与深度基准	RTM、LSTM和GRU等	服务于大地水准面、长期海平面的建模和预测等
重力基准	MLP、LSTM、MLR等	服务于重力场建模、预测、插值等
卫星导航定位	TCN、DNN、LSTM等	增强了GNSS系统误差建模能力,提升了定位精度和适用范围
多源融合定位导航	RNN、LSTM、类脑导航等	提高了GNSS、INS、激光、视觉等在室内和地下的定位精度和可靠性,探索了更高级的空间认知和自主决策能力
形变监测	FCN、自编码器等	提升了地震地灾等预警能力,快速确定了地震参数

注:ResNet(residual network)表示深度残差网络;SVM(support vector machine)表示支持向量机;Transformer表示自注意力网络;CNN(convolutional neural network)表示卷积神经网络;RTM(recurrent temporal memory)表示循环时序记忆模型;LSTM(long short-term memory)表示长短期记忆网络;GRU(gated recurrent unit)表示门控循环单元;MLP(multilayer perceptron)表示多层感知机;MLR(multiple linear regression)表示多元线性回归;TCN(temporal convolutional network)表示时序卷积网络;DNN(deep neural network)表示深度神经网络;RNN(recurrent neural network)表示循环神经网络;FCN(fully convolutional network)表示全卷积网络;INS(inertial navigation system)表示惯性导航系统。

1.1 坐标框架

全球坐标框架的构建与维持是大地测量的基石,其核心在于对地球定向参数(earth orientation parameters,EOP)及测站坐标时间序列的精确描述。面对地球物理环境复杂的非线性和时变效应,传统线性模型在长期预报和毫米级精度维持方面面临挑战[2]。近年来,智能化坐标框架研究呈现出从“单一算法应用”向“物理机制与深度学习融合”演进的趋势,集中在EOP高精度预报与GNSS坐标时间序列精细化建模两个核心方向。

EOP预报精度的提升主要经历了从针对特定时间尺度的单一优化,向融合物理约束及不确定性量化的全时域建模发展。针对国际地球自转与参考系服务(international earth rotation and reference systems service,IERS)提供的快速产品与最终高精度产品之间存在差异的难题,文献[3]提出了基于残差学习的机器学习算法。该方法摒弃传统单纯依赖数据驱动的思路,通过融合地球物理约束与机器学习技术,对EOP进行快速估计与短期预测。这种策略有效改进了预测精度,显著降低了快速EOP产品与最终高精度产品之间的差异,提升了实时服务的可靠性。随着预测时间尺度的拉长,EOP时间序列往往表现出更复杂的非线性时变特征,基于SVM的混合模型,通过对时间序列中的复杂时变信号进行精细化建模,克服了单一模型在趋势项拟合上的不足,显著提高了EOP参数在长跨度上的预测性能,满足了长期预报的需求[4]。

自2014国际地球参考框架发布以来,为突破毫米级参考框架维持的技术瓶颈,利用人工智能技术对基准站坐标时间序列进行非线性建模已成为主流趋势[5-6]。相关研究主要沿着物理变量驱动、深度特征挖掘及模型鲁棒性增强3条技术路径展开。早期的智能化研究侧重于定量分析引起非线性变化的各类物理因素,通过将太阳和月球星历、极移参数以及温度、大气压力、水文等多源物理变量构造为训练样本的高维输入向量,并将GNSS站点的垂直位移作为输出,机器学习模型能够建立物理环境与站点位移之间的高精度映射关系。基于长达10年以上的时间序列数据集训练,这类模型实现了对站点位移的精准评估与预报[7]。随着深度学习架构的引入,模型的特征提取能力得到质的飞跃。文献[8]创新性地将三维CNN用于估算水文负载形变,利用GNSS垂向位移反演地表水储量的时空变化。这类方法不仅提升了坐标序列的建模精度,更为认知环境负载效应及建立高精度动态参考框架提供了新的地球物理视角。此外,针对数据质量控制,AI算法在时间序列间断点检测及整体分析能力上也展现出优于传统方法的性能,有效提升了数据的可用性[9-10]。针对高精度时序预测中存在的长程依赖问题,基于Transformer框架的深度自注意力神经网络成为新的研究热点[11-12]。结合同步滑动窗口预处理策略,该类模型成功捕捉了时间

序列内部的深层关联特征,实现了基准站坐标的高精度预测。为进一步提升模型在复杂环境下的泛化能力与可靠性,最新的研究将数据不确定性引入深度学习框架。在EOP与GNSS坐标时间序列两大预测任务中,该类包含不确定性量化的模型均实现了更高的预测精度与鲁棒性,为处理非完美观测数据提供了具备统计严谨性的解决方案[13]。

在坐标框架领域的智能化探索中,AI算法的效能深度依赖于长期积累的高精度GNSS坐标时间序列及EOP数据的质量与广度,其核心目标在于从复杂的背景噪声中剥离出真实的地球物理信号。目前的主流研究大量依托国际GNSS服务(international GNSS service,IGS)发布的全球基准站长达数十年的日解坐标序列及精密钟差轨道数据,和IERS提供的C04系列EOP数据共同构成了训练LSTM、Transformer等序列模型,以精化地球自转参数预报的数据集,但现有的数据生态在支撑高阶智能化模型方面仍显露出明显的局限性。

数据分布的结构性失衡是这一局限性的集中体现,高质量GNSS台站高度集聚于北半球及发达区域,而南半球及广袤海洋区域的监测空白造成了空间覆盖的严重裂痕,这种物理分布的不均直接映射为AI模型训练时的空间权重偏差,致使算法难以支撑起真正意义上的全球均匀框架构建。此外,面对时间序列中广泛混杂的地震同震、震后形变、天线更换引发的人为阶跃以及未被模型化的环境负载等多源信号,当前领域内尚缺乏一套标准化的、经由专家知识精细标注的异常事件基准数据集。这种真值引导的缺失,使得黑箱性质的AI算法在试图厘清噪声与物理信号的边界时往往陷入困境,极易诱发模型的过度拟合或对物理机制的错误归因,限制了其在精密框架维持中的泛化能力与可靠性。

1.2　高程与深度基准

传统构建高程基准起算面时,通常依赖沿海地区单点或多点验潮站的长期观测数据求取平均海平面,以此近似代表大地水准面,形成静态的高程起算基准。面对地球非线性物理环境的复杂性以及多源观测数据的多元化发展,传统线性模型在兼顾精度与现势性方面逐渐显露出局限性。近年来,AI凭借其强大的数据推理与非线性映射能力,被广泛应用于多源数据融合、残差拟合建模及动态数值插值等关键环节,推动了垂直基准从静态维持向动态服务的技术跨越。

对于多源高程数据融合及大地水准面精细化难题,其研究核心在于利用AI技术挖掘不同数据源间的互补优势,以及优化几何高程向正高转换的精度。为解决单一高程数据源精度不均的问题,文献[14-15]创新性地将弹性反馈神经网络引入数据处理流程,通过融合ASTER GDEM(advanced spaceborne thermal emission and reflection radiometer global digital elevation model)与航天飞机雷达地形测绘任务(shuttle radar topography mission,SRTM)1两类全球高程数据,实现了不同数据源之间的优势互补,显著提升了区域高程模型的构建精度,为高程基准的建立提供了更优质的数据底座。全连接DNN(fully connected DNN,FC-DNN)展现出了直接学习复杂物理映射的能力[16]。通过学习地形与重力异常之间的非线性关系,FC-DNN实现了残余地形模型的高效构建,进而服务于大地水准面精化和高程基准的统一。利用AI技术对残差信息进行精细化建模已成为主流趋势[17],这种方法有效提高了局部高程基准的内部一致性,克服了传统拟合方法过度依赖单一位置信息的局限。

随着对时空分辨率要求的提高,垂直参考框架的构建也从静态向动态转变,深度学习技术在处理时变特征方面发挥了关键作用。为了应对垂直参考框架的时变特征,最新的研究提出了一种融合海洋大地水准面与统一海平面数据的大地测量学新范式[18],结合深度学习技术进行动态地形的建模与预测,实现了对垂直参考框架动态变化的连续追踪。在此基础上,文献[19]验证了深度学习在支撑变化环境下长期海平面预测及垂直基准动态维护方面的潜力,提供了可扩展的计算框架。

作为垂直基准体系的另一重要组成部分,深度基准是保障航海安全与海洋工程建设的关键依据。与高程基准类似,深度基准同样面临非线性物理机制复杂的挑战。AI技术凭借其在处理非线性潮汐因素建模、长序列趋势预测及数据补全等方面的独特优势,为建立稳定可靠的最低潮面提供了可靠的保障。机器学习模型在应对复杂环境干扰时具有极强的鲁棒性[20],将GNSS反射信号提取的频率、振幅及相位等多维特征作为输入,可以实现在大潮汐变化环境下海面高度的精确反演。深度学习方法则在潮位预测与观测数据序列重建方面优势明显。LSTM对长序列数据的记忆能力,有效捕捉了潮汐变化的非线性特征,解决了传统调和分析模型在连续预报中易

产生误差累积的问题[21]。人工神经网络自提出以来,逐步被引入并广泛应用于序列数据的重建与补全研究中。针对验潮站观测数据的缺失问题,这类方法能将填补精度控制在0.5~1.1 cm以内[22],有效保障了深度基准数据序列的完整性与可靠性,为后续分析奠定了坚实的数据基础。

高程与深度基准的融合致力于消除陆地高程基准与海洋深度基准之间的差异,其数据基础呈现出极强的多源异构特征。这一庞大的数据生态涵盖了从陆地一侧高精度的国家级一、二等水准测量网及GNSS并置点,延伸至海洋一侧广泛应用的卫星测高任务反演数据及全球大洋水深图提供的全球格网化水深模型,而永久平均海面服务提供的长时序验潮站记录,则在其中扮演着连接海陆垂直基准的物理枢纽角色,是训练AI模型以修正海平面时变特征的核心样本。但要真正跨越陆海交界这一物理与数据的双重鸿沟,实现基准的无缝拼接,仍面临着观测数据本身质量与分布的严峻挑战。在近岸海域,卫星测高数据常因复杂的波形污染而深陷精度跳变与覆盖空白的泥潭,现有的AI插值或波形重构算法受限于缺乏高精度近岸船测水深或机载LiDAR数据作为可靠的验证集,往往难以通过训练获得具备强泛化能力的模型参数。此外,大量历史水准数据缺乏统一的数字化元数据标准且更新周期漫长,这种低时空分辨率的静态数据特征,难以匹配现代动态高程基准构建的需求,使得AI难以捕捉垂直基准随地壳垂直运动而发生的非线性漂移。

1.3 重力基准

重力基准不仅是构建高精度大地水准面的物理基础,也是窥探地球内部物质分布与动力学机制的关键窗口。在实际研究中,高昂的测量成本与复杂的地理环境,往往导致观测数据呈现出稀疏且分布不均的特征,这与构建高分辨率地球重力场的迫切需求之间存在着巨大的鸿沟。AI为海量地球物理数据的处理提供了全新的数学工具,更在重力异常预测、卫星数据降噪反演以及动态重力场演化等前沿领域展现出传统方法难以比拟的潜力。

如何突破传统统计学方法在非线性特征挖掘上的天花板,是重力异常预测与插值研究的首要问题。在这一领域,最新的对比评估研究给出了有力的回答,相较于广泛使用的克里金插值法,随机森林、支持向量回归及RNN等AI算法在挖掘重力数据的非线性特征方面优势显著,能够有效提升空间预测的精度[23]。当然,新技术的应用并非一帆风顺,特别是在数据极度稀疏的极端环境下,虽然机器学习算法展现出了与传统方法相当的有效性,但其在面对异常误差时的鲁棒性仍显不足[24],这也提示在未来的模型设计中,需更加注重提升算法在极端数据条件下的稳健性。这种智能化的探索并未局限于地球,已有研究将视野拓展至深空探测,利用物理信息神经网络成功刻画了小天体复杂的重力场特征,巧妙克服了布里渊球内发散及计算资源受限等特有挑战[25],是深空重力基准构建方向一项极具启发性的工作。

预测与插值仅完成了数据的平面延展,地球物理反演则需要向地下深处的立体探索。面对沉积盆地等复杂地质构造,如何利用有限的重力数据精准解析地下结构?针对这一难题,一种混合机器学习反演的算法应运而生,它巧妙地在机器学习阶段引入了自约束机制[26],通过对盆地基底深度与底辟构造的精细解析,实现了显著优于传统方法的反演效果。这表明将数据驱动与物理约束深度融合,能够极大地提升人们利用重力数据认知地下结构的准确性与可靠性 。

在解决了地面与地下的静态建模问题后,人们又该如何应对卫星重力观测在时空分辨率上的天然局限?针对重力恢复与气候实验(gravity recovery and climate experiment,GRACE)卫星数据宏观有余、微观不足的痛点,AI模型正在成为突破分辨率限制的关键推手。在空间维度上,基于机器学习的降尺度方法[27]不仅有效提升了数据的空间分辨率,而且保持了原始信号的空间分布特征,为GRACE产品的精细化应用提供了可靠的解决方案。而在时间维度上,为了捕捉更高频的水文动态,研究者利用MLP、LSTM、MLR对观测数据进行了重构[28],成功将陆地水储量异常序列的时间分辨率从月尺度精细化至日尺度。此外,通过将机器学习模型引入传统反演框架,成功预测了青藏高原长达50年的陆地水储量演化趋势[29]。这些成果充分展示了AI在连接重力基准变化与大尺度水文循环研究中的巨大潜力,也预示着未来的重力基准将更加动态、精细且智能。

重力基准的智能化建模旨在利用AI技术跨越频段界限,实现多源重力信息的深度融合与精细重构。在宏观尺度的质量迁移监测中,GRACE及其后续卫星发布的L2/L3级时变重力场产品,构成了训练深度学习模型以反演陆地水储量变化的骨架

数据;而对于中高频静态重力信息的捕捉,则主要依托重力场与稳态洋流探测器卫星重力梯度观测以及国际全球地球重力场模型中心发布的EGM2008、XGM2019e等超高阶全球重力场模型;部分前沿探索创新性地引入SRTM、MERIT(multi-error-removed improved-terrain)数字高程模型(digital elevation model,DEM)等高精度地形数据进行正演合成,通过海量合成样本预训练以增强AI模型的特征提取能力。卫星重力数据300 km以上的固有空间分辨率与工程应用所需的公里级精细重力场之间存在显著断层,尽管AI超分辨率技术在理论上提供了跨越尺度的可能,但因缺乏地面高密度实测重力数据作为可靠的真值标签进行监督训练,致使下行延拓结果往往因缺失物理约束而面临可信度挑战。高精度地面及航空重力测量数据因其敏感性在各国均受严格管控,公开样本呈现出极度的稀缺性与碎片化特征,使得构建类似计算机视觉领域ImageNet量级的大规模通用数据集成为奢望,这已成为制约当前重力场AI大模型训练泛化能力与物理可解释性的核心瓶颈。

1.4　智能定位导航

作为定位导航授时(positioning, navigation and timing,PNT)体系中的基石,GNSS技术长期支撑着大地测量与精密定位的核心需求。多星座部署与轨道构型通过先进的轨道力学和优化算法不断接近理论极限,但在实际运行环境中,电离层、对流层延迟以及复杂反射条件下的多路径效应,依然构成高精度定位难以回避的系统性约束。尤其是在城市峡谷、复杂地形或电磁环境剧烈变化的场景中,传统基于经验与简化物理假设的误差模型逐渐暴露出对非线性、时变性和空间异质性刻画不足的问题。正是在这一背景下,AI技术开始从辅助手段转变为重塑误差建模范式的关键驱动力。

大气延迟建模通常被视为精密定位链路中的第一道关卡,其复杂性源于多尺度物理过程的叠加。卫星信号穿过电离层时受总电子含量(total electron content,TEC)引起的延迟,长期依赖于国际参考电离层(international reference ionosphere,IRI)等经验模型进行描述,但其对极端空间天气及区域异常的响应能力有限。近年来,基于深度学习的重构方法逐渐显现优势,通过对历史观测与空间分布模式的联合学习,实现了对IRI TEC模型的高精度重建[30]。相关研究表明,该类模型在不同太阳活动年乃至磁暴条件下,均能保持优于IRI-2020的稳定性能。为解决观测数据缺失难题,一种基于双分支CNN的高分辨率全球电离层TEC建模方法被提出[31],该方法有效实现了1°分辨率不完整电离层图像的补全与修复,为区域增强型定位服务提供了更可靠的电离层背景场。与电离层相比,对流层延迟的建模挑战更多体现在快速变化的时空特性上。随着气象卫星与数值预报产品的持续积累,AI技术为对流层湿延迟的精细化刻画提供了新的切入点。通过融合静止轨道环境卫星数据与全球预报系统信息,构建面向天顶湿延迟的深度网络模型[32],研究成功实现了空间分辨率达2 km、时间分辨率为1 h的短时高精度预报,体现了对快速变化环境的前瞻性刻画能力,为对时效性要求极高的气象与定位应用开辟了广阔前景。

当信号传播过程中的系统误差得到一定抑制后,接收端面临的多路径效应则成为影响定位稳定性的核心顽疾。不同于传统滤波或统计剔除策略,基于特征学习的深度模型尝试从信号层面直接刻画多路径干扰的结构特征。融合压缩激励机制与多尺度特征提取的时序卷积网络[33],通过自适应强化关键特征权重并捕获多时间尺度误差模式,在复杂反射环境下显著提升了多路径抑制效果。进一步的研究表明,数据驱动的DNN在多路径信道建模方面,能够同时利用信号相关性与噪声统计先验[34],不仅在无多路径条件下有效降低背景噪声,也在强反射场景中实现了对视距信号与多路径分量的分离,这为消费级设备环境下的高精度定位提供了新的可能性。

误差建模能力的提升也为核心解算环节的智能化奠定了基础。在载波相位模糊度解算中,AI被引入以增强复杂观测条件下的固定可靠性[35],通过联合学习伪距与相位差特征,实现了模糊度的智能判别与姿态参数的精确估计。在精密定位层面,融合无监督机器学习的集成方法[36]不仅在静态监测实验中实现了毫米级精度,而且在动态定位场景中显著提升了结果的可靠性。更具启发性的是,部分研究借鉴自然语言处理中的跨类型表示学习思想[37],将伪距残差等高维特征映射为“语义化”表达,用以刻画复杂环境状态。这种跨学科尝试在一定程度上突破了传统数学模型的表达边界,也为复杂场景下的鲁棒定位提供了新的研究视角。

随着定位导航应用边界进一步延伸至城市峡谷、室内及地下空间等复杂环境,如何在GNSS

信号被拒止或严重衰减的遮蔽条件下实现可靠的PNT服务，已成为当前领域亟待突破的核心瓶颈[38]。面对单一传感器的局限性，融合多传感器观测数据已成为扩展系统适用性的必由之路。在此进程中，AI技术推动了融合定位从简单的数据堆叠向涵盖GNSS、INS、视觉及LiDAR等多源信息的智能化深层融合转型。

在经典的GNSS/INS组合导航体系中，AI被广泛应用于误差的分类识别与精细化建模[39]。相比于传统的卡尔曼滤波方法，机器学习通过精准辨识的误差类型来动态优化随机模型定权[40]，在很大程度上解决了传统模型定权僵化的问题，有效提升了组合系统的整体一致性与可靠性。为了抑制GNSS失锁期间INS的累积漂移，DNN学习当前与历史数据样本间的非线性映射关系[41]，对INS误差的建模能力显著优于传统线性滤波。利用RNN的递归特性与记忆功能[42]，结合历史位置与速度数据对当前系统误差进行时序预测，在短时遮挡条件下有效保障了导航结果的连续性。随着视觉与LiDAR等外部感知信息的引入，融合定位的研究重心进一步转向环境特征的鲁棒表达。深度光流网络在动态场景下结合结构与运动一致性约束[43]，提取出更稳定的视觉观测量，并与惯性信息形成互补。与此同时，LSTM在挖掘异构传感器时间相关性方面展现出独特优势，不仅在GNSS/视觉组合中提升了遮挡环境下的定位精度[44]，也在GNSS/LiDAR融合中，通过对时序数据的学习自动优化坐标变换参数[45]，拓展了传统标定方法的适用边界。

进一步放眼前沿领域，基于类脑仿生机制的导航技术正引领多源融合向空间认知与自主决策的高级阶段演进。为了实现更高级的自主性，类脑导航旨在借鉴哺乳动物大脑空间认知机制，如海马体中的位置细胞、网格细胞等导航细胞及信息处理机制[46-47]，利用AI对空间进行数学化的感知与表征，涵盖连续吸引子网络、深度强化学习及脉冲神经网络等多种类脑模型正蓬勃发展。在架构创新层面，最新的研究提出了一种解耦“探索”与“导航”任务的脑启发新框架[48]，在未知环境中先构建几何与语义认知图谱，再引导目标导向行为，体现了从几何感知向自主决策演进的趋势。这一方向虽然仍处于探索阶段，但其对复杂、长期运行环境的适应潜力已引起导航领域的广泛关注。

在这一智能化演进进程中，高质量数据集构成了驱动算法迭代的核心引擎。从Google智能手机分米级挑战赛提供的Android原始观测值，到IGS与地壳动力学数据信息系统积累的长期物理场数据，再到UrbanNav、KITTI及Oxford RobotCar等针对多源融合的基准数据集，行业已建立起庞大的样本库。但必须正视的是，现有数据生态仍存在明显的断层：商用芯片往往缺失中频及基带层面的原始采样，限制了抗干扰机制的底层研究；多源异构数据在微秒级时间同步与空间外参标定上的微小误差，极易被AI误判为运动特征；加之缺乏涵盖从开阔室外无缝切换至地下空间的完整链条数据，导致模型在处理信号源切换时常因先验状态突变而陷入发散。这些数据维度的局限，既是当前算法难以在复杂动态模式下（如行人握持变化）实现突破的掣肘，也是未来构建全场景韧性PNT服务必须攻克的关键阵地。

1.5 形变监测

形变监测旨在通过捕捉位移、应变、断裂等物理量的微小变化，揭示地质灾害的孕育机制。面对灾害演化过程的非线性特征及海量监测数据的实时处理需求，传统方法在响应速度与预测精度上渐显乏力。在地震监测与预警领域，研究重心正从对地壳形变模式的离线分析向基于深度学习的端到端实时解算跨越。基于深度学习的大地震预测模型通过利用海量数据对特定区域的地壳形变模式进行实时解析与学习[49]，该类模型成功捕捉了地表变形的复杂规律，实现了对区域性灾害事件的有效预测。有研究利用FCN直接从连续地震波形数据中检测地震并估算震源参数[50]，创造性将地震定位问题类比为计算机视觉中的图像分割任务。这种端到端的深度学习方法为缩短地震预警响应时间、减小预警盲区提供了全新的技术路径，展现出极高的应用价值。对于GNSS形变监测数据处理中存在的效率瓶颈与噪声干扰，传统小波分析在信号去噪中虽然有效但耗时较长，难以满足实时监测需求。CNN通过模拟小波分解的数学过程[51]，成功将处理耗时从小时级压缩至秒级，极大提高了实时监测的效率。在此基础上，将深度学习与小波变换相结合[52]，通过将神经网络的特征提取能力与小波变换的时频分析优势深度融合，实现了对台站位移较小的高频GNSS监测结果的精细化降噪。针对大震快速响应需求，基于FCN的大震快速表征模型利用高频GNSS数据[53]，实现了对大震震级和滑动分布的同步估计，为震后应急决策提供了可靠的数据支撑。

在大型基础设施与复杂地质环境的监测场景中，单一传感器已难以满足精准感知需求，多源异构数据的深度融合是必然趋势。双向Transformer

模型通过深度融合GNSS数据、加速度计及环境传感器等多源信息[54],实现了对桥梁等大型结构位移的精准预测,克服了单一监测手段的局限性。在地质灾害预警方面,混合模型展现出极强的鲁棒性,LSTM-自回归积分滑动平均组合模型被验证能有效适应边坡变形的非线性特征[55],为滑坡早期预警提供了可靠依据;而在更复杂的区域滑坡易发性分析中,融合InSAR数据的混合深度学习方法,如CNN结合LSTM、GRU或简单循环单元变体[56],通过挖掘时空多维特征,充分验证了AI在复杂地质环境下实现精准滑坡预报的有效性与可行性。

尽管AI模型在形变监测领域已展现出卓越性能,但其泛化能力的边界始终受制于底层数据生态的完备性。在广域时序分析层面,欧洲空间局Sentinel-1卫星凭借其海量干涉宽幅数据确立了基石地位,而针对毫米级精度的基础设施监测,研究前沿则倾向于引入TerraSAR-X等高分辨率商业合成孔径雷达影像,并试图通过深度融合结构健康监测传感器的实测应力数据。然而,即便Hephaestus等数据集为深度学习提供了初步的特征识别样本,当监测触角延伸至复杂的动态演化场景时,样本极度不平衡与物理特征混叠即演变为制约模型精度的双重壁垒。特别是在自然地质灾害场景下,破坏性滑坡或崩塌事件在长时序观测中的稀缺性,导致正负样本比例极度悬殊,这种结构性失衡往往诱导模型陷入将所有像素判读为稳定背景的局部最优陷阱,难以捕捉形变演化的微弱前兆。面对植被茂密或高强度开采区域,雷达信号严重的时空去相关效应制造了大量相位噪声与数据空洞,导致有效地面真值的缺失,阻碍了相位恢复精度的提升。在人工设施监测中,结构体受日照与气温影响产生的热胀冷缩效应,其引发的环境热噪声往往淹没了结构损伤导致的微小形变。由于目前尚缺乏包含丰富结构故障模式的高质量标注数据集,AI算法难以在非线性环境中精准剥离出反映结构健康状态的真实形变特征,这在很大程度上限制了高精度监测模型从实验室走向工程系统运行。

2　AIG发展趋势

大地测量学科经过长期发展,已建立了较严密的理论模型,积累了丰富的测量数据。传统大地测量数据处理从数理统计出发,基于小样本观测数据建立适当的数学模型消除误差,提高精度。但对于大样本数据集,如何深入学习已积累的大地测量观测数据,针对传统大地测量无法建模的部分形成更完备的物理知识模型,扩展大地测量新质服务能力,将成为大地测量发展的重要趋势。当前,AI算法及应用已实现跨越发展,为大地测量学科的研究打开了新的发展空间。AI将引领大地测量学从“物理模型驱动”向“物理机理与数据智能融合驱动”转型升级,形成AIG新方向。AIG将革新传统大地测量技术,提升单项测量模型优化估计性能,实现海量异构测量数据融合处理和多源复杂测量系统智能建模等,引领大地测量学科向智能化、精准化、自适应、高可信方向跨越式发展,为建设天空地海一体化国家下一代PNT体系发挥关键作用。

2.1　AIG技术

AIG将深度重构国家空间基准的动态维持与服务模式。针对地球物理环境负载引起的非线性形变信号,传统的线性维持框架已难以满足基准站坐标毫米级精度需求。AIG将通过研究AI增强2000国家大地坐标系历元框架构建技术,利用深度自注意力网络与残差学习等先进模型,对北斗三号/GNSS/甚长基线干涉测量(very long baseline interferometry,VLBI)/卫星激光测距(satellite laser ranging,SLR)/多普勒无线电定轨定位系统(Doppler orbitography and radiopositioning integrated by satellite,DORIS)等多源空间大地测量数据进行深度融合。通过引入深度学习模型精细量化水文、大气等环境负载影响,实现对基准站坐标时间序列的高精度建模与预测,从而保障框架动态维持的可靠性和稳定性。在此基础上,构建融合坐标、高程与深度基准的一体化智能服务引擎,形成国家测绘基准智能维持产品,为实景三维中国和地理信息资源建设提供按需、精准且安全的基准保障。

AIG将突破高分辨率重力场建模与垂直基准体系构建难题。利用物理约束的深度学习算法,反演超高阶地球重力场模型,构建复杂地理环境下的高分辨率重力场和新一代国家似大地水准面,实现厘米级精度的垂直基准服务。针对陆海交界的传统建模难点,AIG通过赋能重力场精化与高程异常拟合,建立1985国家高程基准与国际高程参考系统间的高精度转换模型。AIG将结合量子精密测量与AI技术,利用光钟比对网络实现长距离高程传递,有望解决高程基准统一的物理机制问题。

AIG将推动PNT服务实现全域覆盖,形成

“物理可解释”与“仿生认知”的智能PNT服务。AIG将支撑视觉/LiDAR/INS/GNSS智能融合和多源传感器误差智能建模,提升复杂城市峡谷环境下的定位可靠性。在低空应用场景中,针对复杂的低空大气环境,研究低空大气误差AI改正模型与立体网格GNSS差分产品生成技术,完成低空监管位置可信评估,为无人机物流、低空巡检等作业提供坚实的安全保障,实现测绘地理信息技术对新兴经济形态的基础支撑。在数字孪生与类脑导航等前沿方向,积极探索基于连续吸引子网络、脉冲神经网络的仿生导航新机制,形成具身智能PNT理论,逐步实现从场景感知到认知决策的跃升。

AIG将赋能地质灾害监测,构建主动防控的智能监测网络。在地质灾害防治领域,正在形成融合GNSS、InSAR、重力、水准等多源数据的地表三维形变与重力场变化智能监测网络。利用机器学习与模式识别算法,从海量时序数据中自动捕捉异常形变模式与灾变前兆信息,显著提升预警的时效性与准确性。

2.2 AIG数据集与大模型

构建类型丰富、模态多样的AIG数据集,将成为传统大地测量向AIG转型的数据驱动来源。AIG数据集由原始观测数据集、标准样本集、标准化产品集等组成。原始观测数据集包括BDS/GNSS实时数据、VLBI、SLR及DORIS、温度、气压、湿度、重力、水准等多源观测数据。标准样本集包括视觉影像、LiDAR、惯性测量等机器人数据集和影像特征、点云特征、地磁强度等指纹库。标准化产品集包括精密轨道、钟差、电离层延迟、对流层延迟、基准站坐标序列、高程异常、大地水准面、高分辨率DEM、验潮站深度基准等数据集。开展精细化的质量评估与异常探测,从而形成高置信度的训练样本集。构建大地测量知识图谱,进一步为AIG的可解释性推理提供了坚实的知识支撑。

随着AIG向认知与决策层级迈进,构建面向未来的类脑导航与具身智能相关数据集显得尤为重要。不同于基于离散历元的传统测绘数据,类脑导航数据集旨在解码生物空间认知的底层机制,其核心在于记录并模拟海马体中网格细胞、位置细胞等导航细胞的激活模式。通过引入事件相机等新型神经形态传感器,这类数据集能够捕捉微秒级的高动态异步事件流,为脉冲神经网络提供稀疏、低功耗且具备高时间分辨率的脉冲输入,从而支撑智能体在缺乏绝对坐标系的情况下实现仿生路径积分与认知建图。与之并行,具身智能数据集则致力于重建感知-行动-反馈的完整闭环,是贯通虚拟仿真与物理现实之间的桥梁。依托Habitat、AI2-THOR等高保真物理仿真平台,研究者正构建涵盖RGB-深度视觉、LiDAR点云、惯性测量单元及触觉反馈的多模态交互数据池。这类数据不仅包含环境的几何纹理信息,而且内嵌了智能体在主动探索过程中的物理交互逻辑,即通过移动来感知。这种从被动接收数据向主动索取信息转变的数据获取模式,使得智能体能够在数十亿步的模拟训练中,学习如何在非结构化、动态变化的未知环境中自主规划路径、避障并构建语义地图,为最终实现具备自主生存能力的智能PNT系统奠定认知基石。基于AIG数据集,研发AIG大模型,建设智能化大地测量的核心算力。AIG大模型通过引入物理可解释的AI架构,将实现从测量平差到智能优化估计的范式跨越,赋予复杂测量处理的自迭代优化能力。在国家空间基准动态维持中,利用深度自注意力网络与残差学习模型,AIG大模型将实现对基准站坐标时间序列进行高精度建模,精细量化水文等地球物理负载引发的非线性形变;在重力场建模领域,AIG大模型将物理约束的深度学习算法用于超高阶地球重力场模型构建,研制新一代国家似大地水准面,推动陆海垂直基准从几何拼接向物理统一的技术演进。

AIG将引入物理先验约束,构建数据驱动的AIG大模型,克服AI模型普遍存在的“黑箱”特性及物理可解释性匮乏等局限。数据驱动模型已具备了较强拟合能力,但在缺乏物理机制约束的情况下,其结果往往难以保证符合物理学基本规律(如质量守恒、能量守恒等),限制了数据驱动AI模型在复杂环境下的泛化能力和可靠性。将基础物理模型与大数据AI建模深度融合,通过在损失函数或网络架构中加入物理定律约束,确保模型输出在数学上逼近真实物理过程,从而显著提升模型的可信度。未来的AIG大模型产品将能够根据不同的应用场景,灵活调配物理机理与数据驱动的权重,自适应调整时空分辨率和反演策略构建“物理-数据”双驱动系统,实现复杂地学过程的精准认知与建模。

2.3 AIG应用场景

AIG将突破硬件计算边界,通过云-边-端协同的框架,将时空智能精准投射至自然资源治理、防灾减灾及低空经济等实体经济应用场景,

实现技术能力向应用价值的转化。通过构建从中心计算到边缘感知的全栈式硬件生态,支撑亿级参数大模型的高效运转与毫秒级实时推理。依托高性能智算集群,建立高效合理的算力资源分配机制,满足AIG大模型计算需求,推动算力向AIG数据处理单元和应用终端分配。随着具身智能技术的成熟,未来的测绘装备将逐步演进为具备自主作业能力的智能机器人,结合智能化装备检测平台构建的全生命周期健康档案,形成一个装备自我感知、自我诊断与自动作业的无人化测绘新时代。

AIG将推动智能PNT服务应用于更广阔的公共安全与新兴经济领域,成为驱动产业升级的隐形引擎。针对地质灾害的隐蔽性与突发性问题,AIG将构建融合GNSS、InSAR、重力及水准的多源智能监测网络,从海量时序数据中敏锐捕捉滑坡、泥石流的微小形变前兆,实现灾害预警由事后救灾向事前防控的跨越。针对低空无人机高频高并发的飞行定位需求,AIG将构建低空大气误差改正模型与立体网格差分产品,解决复杂气象环境下的高可靠定位难题,为物流配送、低空巡检等规模化作业构筑安全屏障。建立互联网、广播与卫星多链路融合的播发通道,将北斗高精度服务嵌入智能网联汽车的控制系统,构建面向车商、图商及设备厂商的智能化服务模式,在自动驾驶、智慧交通等万亿级经济赛道中发挥大地测量的服务效益。

3　结　语

大地测量技术经过长期发展,已在坐标框架构建、高程与深度基准维持、重力基准构建、卫星导航定位、多源融合导航定位、形变监测等领域发挥了关键作用。通过计算和预报地球定向参数及测站坐标时间序列,实现了全球坐标框架的构建和维持。通过确定平均海平面和大地水准面,实现了高程基准的构建和维持。在重力场理论模型的基础上进行插值和预报计算,实现了重力异常预测和重力场精化。在卫星精密定轨、钟差估计、大气延迟建模改正等基础上,实现了从亚米级到毫米级精度的卫星定位服务。通过融合GNSS/INS/视觉/LiDAR等多源信息,进行了城市峡谷、室内及地下空间等复杂场景定位研究。利用高精度基准站和精密测量技术,提取、监测、预报了位移、应变、断裂等信息,实现了形变监测和地灾预警等。

在新一代AI发展浪潮的推动下,传统大地测量学正在从数字化向智能化转型。随着机器学习、深度学习、强化学习等AI算法深刻融入大地测量数据处理研究,大地测量学开始从“物理模型驱动”向“物理机理与数据智能融合驱动”转型,形成AIG发展新方向,引领大地测量学科向智能化、精准化、自适应、高可信方向跨越式发展。在数据集和大模型方面,AIG将构建类型丰富、模态多样的AI大地测量数据集,形成原始观测数据集、标准样本集、标准化产品集等,为AIG可解释性推理和AIG大模型构建提供知识支撑。

与其他领域AI应用类似,大地测量领域AI应用中也面临着潜在风险和相关问题。由于AI学习训练高度依赖样本数据质量,简单地将原始大地测量观测数据和产品应用于AI学习建模,可能会出现样本数据不均衡导致的结果泛化性能差、样本数据误差大导致的结果不可靠、样本数据标记错误导致的结果不可信等问题。然而,大地测量长期研究建立的观测误差评估、粗差探测、产品精度验证、结果可靠性评价等方法,不仅有效控制了观测数据质量,而且科学评估了观测数据和产品精度。可考虑利用大地测量研究积累的误差评价和精度评估方法作为样本数据预处理工具,基于误差理论知识来清洗和检验样本数据集,保障AIG数据集的质量,提高产品集的精度。

由于AI模型的可解释性差,直接应用AI算法进行大地测量数据处理和建模,可能会出现模型参数规模大、参数意义不明确、个别结果不符合基本物理规律等问题。然而,大地测量长期研究形成的坐标框架产品、轨道钟差产品、对流层模型、电离层模型、重力场模型等成果,不仅分析揭示了物理规律,而且具有较高的精度。可考虑利用大地测量研究积累的成熟物理规律作为基本约束条件,发挥已验证模型的高精度优势,通过人类先验可靠知识引导和训练AI模型,提高AI结果的可解释性和相关AIG模型的服务精度。AIG大模型将建立物理可解释、测量机制可理解的AI架构,克服AI模型普遍存在的“黑箱”特性及物理可解释性匮乏等局限,形成智能化大地测量的核心算力,赋予复杂测量处理的自迭代优化能力。

在充分考虑模型可解释性和数据质量保障等关键问题的基础上,AIG将深度重构国家空间基准的动态维持与服务模式,支撑地球物理环境负载引起的非线性形变建模预报,服务于毫米级精度框架坐标维持。构建高分辨率重力场模型

与垂直基准体系,形成复杂地理环境下的高分辨率重力场和新一代国家似大地水准面,实现厘米级精度的垂直基准服务。推动PNT服务实现全域覆盖,形成“物理可解释”与“仿生认知”的智能PNT服务。赋能地质灾害监测,构建主动防控的智能监测网络。在服务应用方面,AIG将推动测量装备的具身智能发展,形成具备自主测量作业能力的智能测量机器人,实现无人化测量装备自我感知、自我诊断与自动作业。AIG将推进智能PNT服务于更广阔的经济领域,培育新兴产业,在自动驾驶、智慧交通、低空经济等新经济赛道中产生更大的应用效益。

参 考 文 献

[1] BUTT J, WIESER A, GOJCIC Z, et al. Machine Learning and Geodesy: A Survey[J]. *Journal of Applied Geodesy*, 2021, 15(2): 117-133.

[2] ALTAMIMI Z, REBISCHUNG P, MÉTIVIER L, et al. ITRF2014: A New Release of the International Terrestrial Reference Frame Modeling Nonlinear Station Motions[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2016, 121(8): 6109-6131.

[3] KIANI SHAHVANDI M, DILL R, DOBSLAW H, et al. Geophysically Informed Machine Learning for Improving Rapid Estimation and Short-Term Prediction of Earth Orientation Parameters[J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2023, 128(10): e2023JB026720.

[4] YANG Y G, NIE W F, XU T H, et al. Earth Orientation Parameters Prediction Based on the Hybrid SSA + LS + SVM Model[J]. *Measurement Science and Technology*, 2022, 33(12): 125011.

[5] 邹蓉, 孙付平, 王啸, 等. 地球参考框架的发展现状和未来展望[J]. 中国地震, 2020, 36(4): 684-692.
ZOU Rong, SUN Fuping, WANG Xiao, et al. Development Status and Prospects of the Geodetic Terrestrial Reference Frame[J]. *Earthquake Research in China*, 2020, 36(4): 684-692.

[6] 孙付平, 贾彦锋, 朱新慧, 等. 毫米级地球参考框架动态维持技术研究进展[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(10): 1688-1700.
SUN Fuping, JIA Yanfeng, ZHU Xinhui, et al. Advances in Dynamic Maintenance Technology of mm-Level Terrestrial Reference Frame[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(10): 1688-1700.

[7] GAO W Z, LI Z, CHEN Q S, et al. Modelling and Prediction of GNSS Time Series Using GBDT, LSTM and SVM Machine Learning Approaches[J]. *Journal of Geodesy*, 2022, 96(10): 71.

[8] WEI C S, ZHOU M S, DU Z X, et al. Assessment of Hydrological Loading Displacement from GNSS and GRACE Data Using Deep Learning Algorithms[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15: 6070.

[9] CROCETTI L, SCHARTNER M, SOJA B. Discontinuity Detection in GNSS Station Coordinate Time Series Using Machine Learning[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(19): 3906.

[10] ÖZBEY V, ERGINTAV S, TARI E. GNSS Time Series Analysis with Machine Learning Algorithms: A Case Study for Anatolia[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(17): 3309.

[11] JIANG W P, WANG J, LI Z, et al. A New Deep Self-Attention Neural Network for GNSS Coordinate Time Series Prediction[J]. *GPS Solutions*, 2023, 28(1): 3.

[12] WANG J, LI Z, FAN W L, et al. A New Ensemble Learning Method Based on Signal Source Driver for GNSS Coordinate Time Series Prediction[J]. *GPS Solutions*, 2025, 29(2): 68.

[13] SHAHVANDI M K, SOJA B. Inclusion of Data Uncertainty in Machine Learning and Its Application in Geodetic Data Science, with Case Studies for the Prediction of Earth Orientation Parameters and GNSS Station Coordinate Time Series[J]. *Advances in Space Research*, 2022, 70(3): 563-575.

[14] 张丽, 董有福, 厉鸣. 利用弹性反馈神经网络融合ASTER GDEM和SRTM1高程数据[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(5): 777-783.
ZHANG Li, DONG Youfu, LI Ming. ASTER GDEM and SRTM1 Elevation Data Integration with RProp Neural Network[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(5): 777-783.

[15] JIANG T, TU Z J, LI J C. Physics-Informed Neural Networks for Geoid Modeling[J]. *Journal of Geodesy*, 2026, 100(1): 4.

[16] ZHANG B Y, YANG M, FENG W, et al. RTM Gravity Forward Modeling Using Improved Fully Connected Deep Neural Networks[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5926911.

[17] PHAM H T, AWANGE J, CLAESSENS S, et al. Local Hybrid Geoid/Quasigeoid Development Using Machine Learning with Consideration of Neighbour Spatial Characteristics[J/OL]. *Survey Review*, 2025. https://doi.org/10.1080/00396265.2025.2543647.

[18] ELLMANN A, DELPECHE-ELLMANN N,

VARBLA S, et al. Development of Continuous Dynamic Vertical Reference for Maritime and Offshore Engineering by Applying Geodetic and Machine Learning Strategies[C]//EGU General Assembly, Vienna, Austria, 2025.

[19] KIM T Y, YUN H S, YOON H M, et al. Comparative Analysis and Validation of LSTM and GRU Models for Predicting Annual Mean Sea Level in the East Sea: A Case Study of Ulleungdo Island[J]. *Applied Sciences*, 2025, 15(20): 11067.

[20] HU Y, TIAN A D, LIU W, et al. Enhancing Sea Surface Height Retrieval with Triple Features Using Support Vector Regression [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(16): 4029.

[21] YANG C H, WU C H, HSIEH C M. Long Short-Term Memory Recurrent Neural Network for Tidal Level Forecasting [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 159389-159401.

[22] LEE E J, KIM K, PARK J H. Reconstruction of Long-Term Sea-Level Data Gaps of Tide Gauge Records Using a Neural Network Operator [J]. *Frontiers in Marine Science*, 2022, 9: 1037697.

[23] LIU Y B, ZHANG Y, PANG Q P, et al. Gravity Predictions in Data-Missing Areas Using Machine Learning Methods[J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(22): 4173.

[24] ZHANAKULOVA K, ADEBIYET B, ORYNBASSAROVA E, et al. Application of Machine Learning Methods for Gravity Anomaly Prediction [J]. *Geosciences*, 2025, 15(5):175.

[25] MARTIN J, SCHAUB H. Physics-Informed Neural Networks for Gravity Field Modeling of Small Bodies[J]. *Celestial Mechanics and Dynamical Astronomy*, 2022, 134(5): 46.

[26] MESSINA C, BIANCO L, ABBAS M A, et al. Gravity Modeling in Sedimentary Basins with a Mixed Machine Learning-Inversion Method [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, 63: 5920310.

[27] CHEN Z W, ZHENG W, YIN W J, et al. Improving the Spatial Resolution of GRACE-Derived Terrestrial Water Storage Changes in Small Areas Using the Machine Learning Spatial Downscaling Method[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(23): 4760.

[28] XIE J K, XU Y P, YU H J, et al. Monitoring the Extreme Flood Events in the Yangtze River Basin Based on GRACE and GRACE-FO Satellite Data [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2022, 26(22): 5933-5954.

[29] LI X Y, LONG D, SCANLON B R, et al. Climate Change Threatens Terrestrial Water Storage over the Tibetan Plateau [J]. *Nature Climate Change*, 2022, 12(9): 801-807.

[30] GAO X, YAO Y B, WANG Y. Reconstruction of Global Ionospheric TEC Maps from IRI-2020 Model Based on Deep Learning Method [J]. *Journal of Geodesy*, 2024, 98(2): 10.

[31] LIU N, YAO Y B, ZHANG L. A 1°-Resolution Global Ionospheric TEC Modeling Method Based on a Dual-Branch Input Convolutional Neural Network [J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(17): 3095.

[32] LU C X, ZHENG Y X, WU Z L, et al. TropNet: A Deep Spatiotemporal Neural Network for Tropospheric Delay Modeling and Forecasting[J]. *Journal of Geodesy*, 2023, 97(4): 34.

[33] LIU X X, TANG Z P, WEI J L. Temporal Convolutional Network Based on Squeeze-and-Excitation Module and Multi-scale Feature Fusion for GNSS Positioning Error Correction [J]. *GPS Solutions*, 2025, 29(3): 136.

[34] LI H Q, BORHANI-DARIAN P, WU P, et al. Deep Neural Network Correlators for GNSS Multipath Mitigation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(2): 1249-1259.

[35] DE CELIS R, SOLANO-LOPEZ P, BARROSO J, et al. Neural Network-Based Ambiguity Resolution for Precise Attitude Estimation with GNSS Sensors[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(5): 6702-6716.

[36] ZHANG Z T, LI X Z, YUAN H J. Best Integer Equivariant Estimation Based on Unsupervised Machine Learning for GNSS Precise Positioning and Navigation in Complex Environments [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(3): 2672-2682.

[37] YU F Z, YUAN H, YANG G, et al. Cross-Type Representation Learning in GNSS: A New Approach for Enhanced SPP Positioning Through Pseudorange Residuals [J]. *GPS Solutions*, 2024, 29(1): 6.

[38] 裴凌, 李涛, 花彤, 等. 多源融合定位算法综述[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2022, 14(6): 635-648.
PEI Ling, LI Tao, HUA Tong, et al. A Survey of Multi-source Fusion Positioning Algorithms [J]. *Journal of Nanjing University of Information Science & Technology* (*Natural Science Edition*), 2022, 14(6): 635-648.

[39] ZHANG Y L. Multi-sensor Fusion for Localiza-

tion: Comparative Study of Kalman Filter and Machine Learning Models[C]//The 4th International Conference on Electronics, Integrated Circuits and Communication Technology (EICCT), Chengdu, China, 2025.

[40] NIU X J, DAI Y H, LIU T Y, et al. Feature-Based GNSS Positioning Error Consistency Optimization for GNSS/INS Integrated System[J]. *GPS Solutions*, 2023, 27(2): 89.

[41] NOURELDIN A, EL-SHAFIE A, BAYOUMI M. GPS/INS Integration Utilizing Dynamic Neural Networks for Vehicular Navigation[J]. *Information Fusion*, 2011, 12(1): 48-57.

[42] DAI H F, BIAN H W, WANG R Y, et al. An INS/GNSS Integrated Navigation in GNSS Denied Environment Using Recurrent Neural Network[J]. *Defence Technology*, 2020, 16(2): 334-340.

[43] KANG J M. Monocular Visual/IMU/GNSS Integration System Using Deep Learning-Based Optical Flow for Intelligent Vehicle Localization [J]. *Sensors*, 2025, 25(19): 6050.

[44] 林秋良, 赵有兵, 冯威, 等. LSTM神经网络辅助的GNSS/VO组合定位方法[J]. 导航定位学报, 2023,11(3):156-164.
LIN Qingliang, ZHAO Youbing, FENG Wei, et al. GNSS and Visual Odometry Integrated Localization Method Based on LSTM Neural Network[J]. *Journal of Navigation and Positioning*,2023,11(3): 156-164.

[45] ALMAHADEEN S. GPS and LiDAR Optimizing Transformation Parameters for Localization in Autonomous Vehicles[J]. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences*, 2025, 28(4): 597-606.

[46] 党亚民, 蒋涛, 杨元喜, 等. 中国大地测量研究进展(2019—2023)[J]. 测绘学报, 2023, 52(9): 1419-1436.
DANG Yamin, JIANG Tao, YANG Yuanxi, et al. Research Progress of Geodesy in China (2019—2023)[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2023, 52(9): 1419-1436.

[47] 朱祥维, 沈丹, 肖凯, 等. 类脑导航的机理、算法、实现与展望[J]. 航空学报, 2023, 44(19): 1-33.
ZHU Xiangwei, SHEN Dan, XIAO Kai, et al. Mechanisms, Algorithms, Implementation and Perspectives of Brain-Inspired Navigation[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2023, 44(19): 1-33.

[48] SUN Z, MA K H, XIA S, et al. BIG: A Framework Integrating Brain-Inspired Geometry Cell for Long-Range Exploration and Navigation[J]. *Satellite Navigation*, 2025, 6(1): 6.

[49] LIN J T, MELGAR D, THOMAS A M, et al. Early Warning for Great Earthquakes from Characterization of Crustal Deformation Patterns with Deep Learning [J]. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 2021, 126(10): e2021JB022703.

[50] ZHANG X, ZHANG M, TIAN X. Real-Time Earthquake Early Warning with Deep Learning: Application to the 2016 M 6.0 Central Apennines, Italy Earthquake[J]. *Geophysical Research Letters*, 2021, 48(5): 2020GL089394.

[51] CARBONARI R, RICCARDI U, DE MARTINO P, et al. Wavelet-Like Denoising of GNSS Data Through Machine Learning. Application to the Time Series of the Campi Flegrei Volcanic Area (Southern Italy)[J]. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2023, 14(1): 2187271.

[52] 张成枫, 倪四道, 张涵, 等. 自编码器神经网络与小波变换相结合的高频GNSS地震波降噪方法[J]. 地球物理学报, 2025, 68(1): 66-80.
ZHANG Chengfeng, NI Sidao, ZHANG Han, et al. The Denoising Method for High-Rate GNSS Seismic Waves Combining Auto-encoder Neural Networks and Wavelet Transform[J]. *Chinese Journal of Geophysics*, 2025, 68(1): 66-80.

[53] CUI W F, CHEN K J, WEI G G, et al. Simultaneous Magnitude and Slip Distribution Characterization from High-Rate GNSS Using Deep Learning: Case Studies of the 2021 Mw 7.4 Maduo and 2023 Turkey Doublet Events[J]. *Geophysical Journal International*, 2024, 238(1): 91-108.

[54] LI H Y, WANG J, WU S G, et al. Transforming Structural Health Monitoring: Leveraging Multisource Data Fusion with Two-Stage Encoder Transformer for Bridge Deformation Prediction[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2025, 74: 2520613.

[55] WANG Y X, LI S Y, LI B. Deformation Prediction of Cihaxia Landslide Using InSAR and Deep Learning[J]. *Water*, 2022, 14(24):3990.

[56] YUAN R, CHEN J. A Hybrid Deep Learning Method for Landslide Susceptibility Analysis with the Application of InSAR Data[J]. *Natural Hazards*, 2022, 114(2): 1393-1426.