

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210884

基于 LSTM 的卫星导航系统服务性能监测方法研究

靳乐怡 王 珏 叶红军 郭晓松
(中国电科网络通信研究院 石家庄 050081)

摘要: 在卫星导航系统中,对系统服务性能进行长期可靠的监测,是实现高精度、全覆盖、全天候卫星导航的关键。为进一步提高卫星导航系统服务性能监测分析的准确性与稳定性,利用分布全球的监测站监测数据,在 PDOP 和定位精度两方面进行解算分析,提出并实现了一种基于 LSTM 神经网络的卫星导航系统服务性能监测分析方法。实验结果表明,在 PDOP 方面,BDS 和 GPS 基于 LSTM 预测的结果比根据星历数据预测出的结果均值准确度分别提高了 5.15% 和 3.89%;在定位精度方面,BDS 和 GPS 基于 LSTM 预测的结果比根据 PDOP 和用户等效测距误差预测出的结果均值准确度分别提高了 79.64% 和 73.77%。由此可知,LSTM 网络预测结果比依据星历数据的预测结果更好,其中定位精度的预测质量大幅度优于预测结果。该方法可依据 PDOP 与定位精度历史数据对数据未来的变化趋势进行有效预测,对系统服务性能进行态势跟踪,进而为系统服务性能预警提供参考依据。

关键词: 全球卫星导航系统;位置精度衰减因子;定位精度;长短期记忆神经网络

中图分类号: TN95 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.5015

Research on LSTM-based performance monitoring techniques for satellite navigation systems services

Jin Leyi Wang Jue Ye Hongjun Guo Xiaosong

(China Electronics Technology Group Corporation Network Communication Research Institute, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: To achieve high-precision, full-coverage, all-weather satellite navigation, the performance of the system's services must be continuously and reliably monitored. A method of satellite navigation system service performance monitoring and analysis based on Long Short Term Memory(LSTM) neural network is proposed and implemented by using the monitoring data of monitoring stations around the world to solve and analyze position dilution of precision (PDOP) and positioning accuracy in order to further improve the accuracy and stability of satellite navigation system service monitoring and analysis. The experimental results demonstrate that, for PDOP, the mean accuracy of the results predicted by BDS and GPS based on LSTM is 5.15 and 3.89 percent higher than that predicted by ephemeris data, respectively; for positioning accuracy, the mean accuracy of the results predicted by BDS and GPS based on LSTM is 73.77% and 79.64% higher than that predicted by PDOP and user equivalent ranging error, respectively. It can be seen that the predictions made using the LSTM network outperform those made using ephemeris data in terms of prediction quality and localization accuracy. The method can effectively predict the future trend of data based on the historical data of PDOP and positioning accuracy, track the system service performance, and provide a reference basis for system service performance warning.

Keywords: GNSS; PDOP; positioning accuracy; LSTM

0 引 言

全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)的服务性能受多重复杂因素的影响,服务性能的优劣直接影响用户对定位、导航与授时(positioning, navigation, and timing, PNT)功能的使用体验。因此,客

观、多维、可靠的 GNSS 监测评估技术已成为卫星导航定位领域的研究热点^[1]。系统服务性能预测可为用户在使用 GNSS 服务时提供更多先验支撑信息,对于优化长期可靠的 GNSS 监测预警具有重要意义。

国内外多位学者针对 GNSS 服务性能监测技术开展了研究,从多指标角度构建了监测模型,为经典评估监测技术

收稿日期:2022-07-29

提供了重要的理论依据,如四大性能指标关系模型^[2]、服务空域模型(service volume model,SVM)^[3]、平行递推 GNSS 性能评估模型^[4]等。然而,上述模型均缺乏长期趋势预测分析,为此诸多基于星历数据的 GNSS 服务性能监测方法被相继提出。韩毅等^[5]提出了基于星历数据预测的导航性能预测方法,张花丽^[6]基于星历数据对卫星可见性进行预测,曹新鸿^[7]同样基于星历数据对卫星导航系统完好性进行预测。基于星历数据方法的预测结果可较好地贴合理论数据,但其与真值之间的偏差会随预测时长的增加产生累积效应。

基于上述讨论,为了获得更加准确、可靠的 GNSS 服务性能预测精度,本文提出了一种基于长短期记忆(long short term memory,LSTM)神经网络的 GNSS 服务性能预测方法,对长期连续的位置精度衰减因子(position dilution of precision,PDOP)和定位精度发展趋势进行监测。参照各系统公开发布的服务性能规范标准,首先对各监测站服务性能观测结果进行合理化检验,监测 PDOP 和定位精度的数据变化情况,比较不同系统之间服务性能的优劣。随后利用 LSTM 对北斗系统(Beidou system,BDS)与 GPS 的 PDOP 和定位精度进行趋势预测。最终将本文方法与基于星历数据的方法进行对比分析,验证 LSTM 预测的准确性和稳定性。结果表明 LSTM 预测方法能够有效地对服务性能变化走向进行监测预警,从而更大程度地降低 GNSS 系统误差的不利影响,提升系统的服务质量。

1 GNSS 服务性能评估基本原理

北斗系统公开服务性能规范对空间信号性能和服务性能进行了约束^[8]。服务性能特征包括服务精度和服务可用性两大类:服务精度包括定位、测速和授时精度,其中最受用户关注的为定位精度^[9];服务可用性指可服务时间与期望服务时间之比,包括 PDOP 可用性和定位服务可用性,可服务时间指在给定的区域内服务精度满足规定性能标准的时间^[10]。

1.1 PDOP 监测分析原理

PDOP 可用性和定位服务可用性,分别以在规定条件下、规定服务区内,PDOP 和定位精度满足限值要求的时间占规定时间(一般为 24 h)的百分比进行衡量。本文选用更直观的 PDOP 与定位精度指标进行监测评估^[11]。

精度衰减因子(dilution of precision,DOP)表征用户上空可见卫星空间几何分布的优劣程度,无单位,一定程度上可反映卫星星座状态及定位服务的质量,一般情况下 DOP 值增大,定位精度降低^[12]。星座 DOP 值包含有位置精度衰减因子、水平精度衰减因子(horizontal dilution of precision,HDOP)、高程精度衰减因子(vertical dilution of precision,VDOP)、时间精度衰减因子(time dilution of precision,TDOP)和几何精度衰减因子(geometrical dilution of precision,GDOP)^[13]。

$$PDOP = \sqrt{\sigma_{11} + \sigma_{22} + \sigma_{33}} \quad (1)$$

$$HDOP = \sqrt{\sigma_{11} + \sigma_{22}} \quad (2)$$

$$VDOP = \sqrt{\sigma_{33}} \quad (3)$$

$$TDOP = \sqrt{\sigma_{44}} \quad (4)$$

$$GDOP = \sqrt{\sigma_{11} + \sigma_{22} + \sigma_{33} + \sigma_{44}} \quad (5)$$

式中: σ_{ii} ($i = 1, 2, 3, 4$)为定位误差协方差矩阵 $\mathbf{G} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1}$ 的主对角线元素。矩阵 \mathbf{H} 为导航定位解算方程的系数矩阵,是用户位置到卫星 \mathbf{S}_i ($i = 1, 2, \dots, k, k \geq 4$) 的方向余弦矩阵,通常被称为观测矩阵。根据卫星导航伪距测距原理,常需采用 4 颗或 4 颗以上的可见卫星才能获得有效的用户位置解算结果。鉴于低仰角导航卫星信号的大气延时校正误差和多路径误差较大,会对计算结果造成较大的误差影响,仰角低于限值的卫星都将被过滤掉而不被用于定位解算,可见卫星仰角滤角常设置在 $5^\circ \sim 15^\circ$ 之间。一般衡量卫星构型可用度的 PDOP 阈值常为 6, $PDOP \leq 3$ 时判断当前可见卫星几何分布较为理想,定位误差较小。

1.2 定位精度监测分析原理

在《北斗卫星导航系统公开服务性能规范》中定义,服务精度包括定位、测速和授时精度。其中,定位精度指在规定用户条件下,北斗系统提供给用户的位置与用户的真实位置之差的统计值,包括水平定位精度和垂直定位精度。定位精度描述了真实定位结果的误差大小,为用户对卫星导航定位服务的使用提供参考。

$$dxyz = pos_{cat} - pos_{pre} \quad (6)$$

$$dneu = R_{xyz2neu} \cdot dxyz \quad (7)$$

式中: pos_{cat} 为笛卡尔直角坐标系下用户实际解算的定位结果, pos_{pre} 为笛卡尔直角坐标系下用户精确坐标, $dxyz$ 为笛卡尔直角坐标系下用户实际解算的定位结果与精确坐标的差值, $dneu$ 为站心坐标系下用户实际解算的定位结果与精确坐标的差值, $R_{xyz2neu}$ 为笛卡尔直角坐标系到站心坐标系的转换矩阵。

在精度性能评估中常按 95% 置信度统计计算结果,统计 BDS、GPS、GLONASS、Galileo 四大卫星导航系统在各公开服务性能规范及标准中给出的定位精度标准,如表 1 所示。

在实际监测过程中,首先根据单点定位解算结果坐标与监测站精确坐标分别计算 NEU(北东天)3 个方向上的定位误差,再将 3 个方向上的定位误差通过根均方处理为统一值。

$$\sigma = \sqrt{\sigma_N^2 + \sigma_E^2 + \sigma_U^2} \quad (8)$$

除依据用户实际解算的定位结果计算精度,还常使用用户等效测距误差(user equivalent range error,UERE)与 PDOP 相乘得到定位精度。

$$\text{定位精度} = UERE \times PDOP \quad (9)$$

$$UERE = \sqrt{URE^2 + UEE^2} \quad (10)$$

其中,空间信号误差(user range error,URE)包括卫星

表 1 四大系统定位服务定位精度指标

系统	服务精度	参考指标 (95%置信度)	约束条件
BDS	平均定位精度	水平	≤10 m
		垂直	≤10 m
GPS	全球平均定位精度	水平	≤8 m
		垂直	≤13 m
	最差站点定位精度	水平	≤15 m
		垂直	≤33 m
GLONASS	全球平均定位精度 (可用性≥0.99)	水平	≤12 m
		垂直	≤25 m
	最差站点定位精度 (可用性≥0.90)	水平	≤12 m
		垂直	≤25 m
Galileo	平均定位精度	水平	≤7.5 m
		垂直	≤15 m

星历误差和钟差;用户设备误差(user equipment error, UEE)包括电离层延迟改正、对流层延迟改正、接收机噪声、多路径等。在常温环境下, UERE 可取值为 0.3 ~ 0.5 m^[14]。

2 基于 LSTM 的 GNSS 服务性能预测方法

2.1 LSTM 神经网络工作原理

LSTM 是一种循环神经网络(recurrent neural network, RNN)架构,由 Hochreiter 和 Schmidhuber 在 1997 年首次提出^[15]。由于 RNN 每个记忆单元使用相同的权值矩阵,易在模型训练过程中发生梯度消失和梯度爆炸。而 LSTM 能够整理出需要丢弃和保存在记忆单元中的信息,可以解决依赖长期历史数据问题来学习和预测。每个 LSTM 神经元都由记忆单元和门构成,记忆单元具有存储信息的能力,而门具有管理存储信息的能力^[16]。

LSTM 神经元的工作过程为:过滤需要丢弃的信息,更新输入信息,更新记忆单元信息,确定输出,如图 1 所示^[17]。

其中, σ 为 Sigmoid 函数, \tanh 为双曲正切函数, W 为权重值, h_{t-1} 为前一个记忆单元的输出值, b 为偏差值, X_t 为 t 时刻的输入值, f_t 为遗忘门, i_t 为输入门, C_t 为记忆单元状态, o_t 为输出门, h_t 为最终输出结果,具体计算过程如下。

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, X_t] + b_f) \quad (11)$$

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, X_t] + b_i) \quad (12)$$

$$C_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, X_t] + b_c) \quad (13)$$

$$o_t = \tanh(W_o[h_{t-1}, X_t] + b_o) \quad (14)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (15)$$

2.2 基于 LSTM 的 GNSS 服务性能预测方法流程

本文依据 LSTM 神经网络的时间序列预测原理,提出了基于 LSTM 的 GNSS 服务性能预测分析方法,其流程如

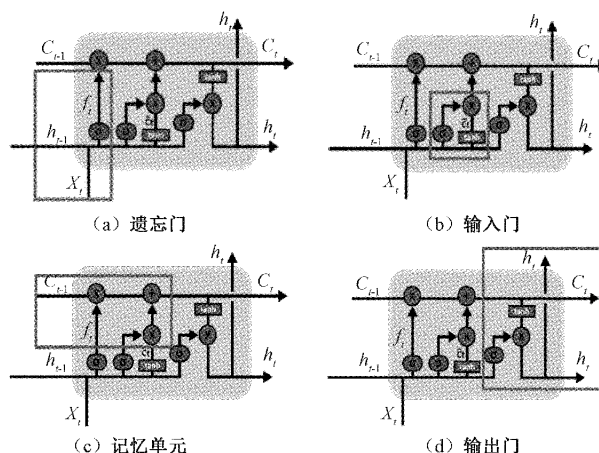


图 1 LSTM 神经元工作过程

图 2 所示。

步骤 1) 获取历史监测数据。

步骤 2) 对数据进行预处理,按 9 : 1 的比例划分训练集与测试集,并将数据标准化为具有零均值和单位方差。

步骤 3) 创建 3 层 LSTM 网络,每层包含 96 个隐含单元,输入输出均为序列数据。配置网络训练参数,使用 adam 优化算法来优化更新参数,250 轮训练,梯度阈值设置为 1,初始学习率为 0.005,在 125 轮训练以后乘以因子 0.2 来降低学习率。

步骤 4) 进行训练与预测。训练 LSTM 网络来拟合训练序列状态,根据输入序列进行预测,得到预测结果。

步骤 5) 计算均方根误差(root mean square error, RMSE),将预测值与测试数据进行比较。

步骤 6) 判断是否结束预测分析过程,若梯度阈值 ≤ 1,则结束预测分析。若梯度阈值 > 1,则继续更新训练集数据与训练参数。转到步骤 1),进行下一轮预测分析。

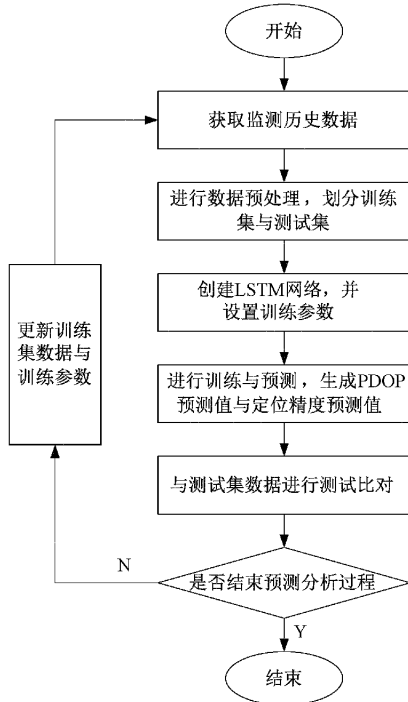


图 2 基于 LSTM 的 GNSS 服务性能预测流程

3 监测评估指标结果分析

学者焦文海等设计了国际全球导航卫星系统监测评估服务 (international GNSS monitoring & assessment service, iGMAS) 系统架构^[18], 从星座状态、空间信号、电文信息和服务性能四方面为全球提供有效的卫星导航系统的监测与评估服务。基于现有的导航电文与监测站观测数据, 参照 iGMAS 体系与服务性能标准中的指标, 选用表征星座状态的 PDOP 与表征服务性能的定位精度进行分析, 测算并对比不同地区、不同系统的服务性能实现情况, 为 GNSS 的服务性能监测评估提供参考依据, 进而实现 PNT 服务结果的可信分析。

基于经典 GNSS 服务性能监测评估方法, 首先从 PDOP 与定位精度两方面开展分析。

3.1 测站分布

选用 2022 年 6 月 29 日 20:09:34~2022 年 6 月 30 日 12:22:15 期间分布全球的 14 个监测站观测数据, 7 个境内站, 7 个境外站, 分别位于北京(1)、德国布伦瑞克(2)、澳大利亚堪培拉(3)、智利圣地亚哥(4)、加拿大卡尔加里(5)、新疆乌鲁木齐(6)、英国伦敦(7)、云南昆明(8)、西藏拉萨(8)、上海(10)、湖北武汉(11)、陕西西安(12)、秘鲁纳斯卡(13)、萨尔瓦多拉利伯塔德(14), 后文图中测站序号对应括号内序号。观测数据是采样率为 30 s 的 RTCM 协议格式实测数据, 星历选用当日广播星历, 由于 DOP 值计算对卫星星历精度的要求非常低, 广播星历完全可以满足监测评估的计算要求^[19]。根据上述算法计算了不同地区分布

下各测站的四大卫星导航系统中 PDOP 与单点定位 (SPP) 精度, 单点定位精度均选用第一个频点, GPS 为 L1C/A 频点, BDS 为 B1I 频点、GLONASS 系统为 L1OF 频点、Galileo 系统为 E1 频点, 分析计算结果并与公开服务性能规范进行对比评估。

3.2 PDOP 监测分析

BDS、GPS、GLONASS、Galileo 在监测期间的 PDOP 均值与方差统计信息如图 3 与 4 所示。

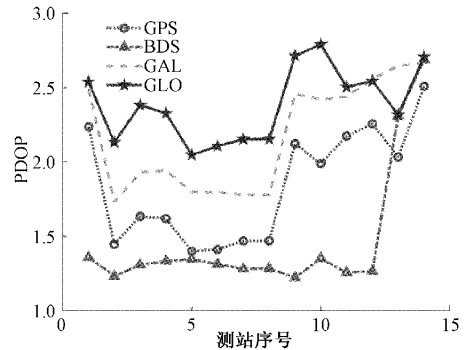


图 3 各测站 PDOP 均值

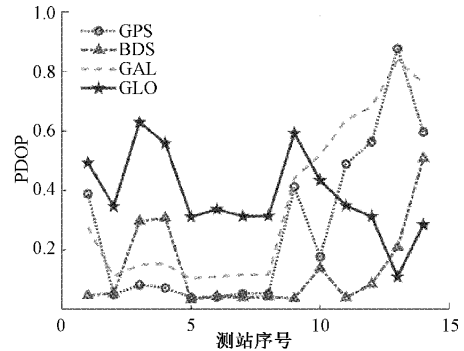


图 4 各测站 PDOP 方差

可以看出, 全球范围内 BDS 的 PDOP 相对来说最优, PDOP 最小均值(1.221 554, 西藏拉萨)与最小方差(0.031 894, 加拿大卡尔加里)均为各系统间最小, GPS 与 BDS 的 PDOP 性能相当, Galileo 与 GLONASS 次之。在数据统计范围期间, 加拿大卡尔加里监测站 PDOP 数据质量最好, 萨尔瓦多拉利伯塔德监测站的 PDOP 数据质量最差。

四大系统的 PDOP 均值在 1~3 之间, 都小于阈值 6, 如表 2 所示。在上述测站观测范围内, BDS 均值(1.468 05)与方差(0.133 99)最小, 尤其在我国及亚太地区范围内, 北斗卫星几何分布构型稳定且精度高。这主要是由于北斗 GEO 卫星位于地球同步轨道上, 经度与我国经度跨度相近, 对我国及亚太地区有增强效果。

表 2 各系统 PDOP 均值与方差统计表

系统	BDS	GPS	GAL	GLO
均值	1.468 05	1.841 19	2.345 75	2.587 56
方差	0.133 99	0.277 92	0.424 65	0.384 24

3.3 定位精度监测分析

BDS、GPS、GLONASS、Galileo 在监测期间的定位精度均值与方差统计信息如图5与6所示。

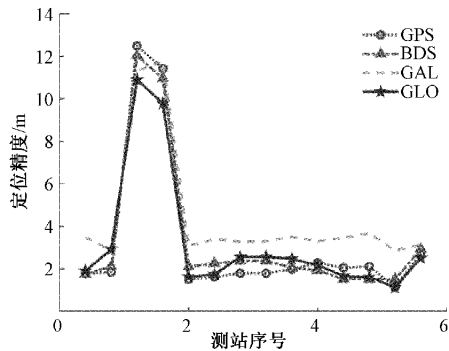


图5 各测站定位精度均值

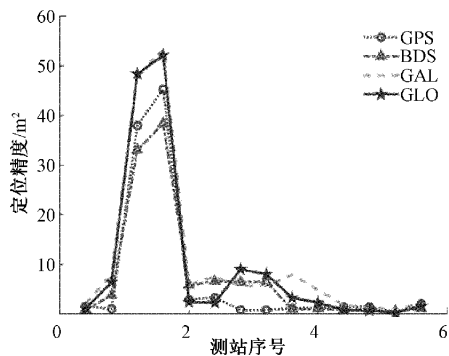


图6 各测站定位精度方差

可以看出,澳大利亚堪培拉(3)与智利圣地亚哥(4)这两个地区的四大卫星导航系统定位精度结果与其他地区差距较大,服务性能均较差。考虑到各卫星导航系统中心区域均位于北半球,南半球地区可见卫星数少,导航信号质量差,进而导致GNSS服务性能较差。其余大部分地区的定位精度均值与方差大致相同,各GNSS均维持较高水平,服务性能良好。

GPS(3.249 68)在3个方向上的平均综合定位精度最优,其余3个系统在平均定位精度上也都相差不超过1 m。稳定度上也是GPS(7.229 56)表现最佳,Galileo系统(9.674)的定位精度稳定度最差,如表3所示。

表3 各系统定位精度均值与方差统计表

系统	BDS	GPS	GAL	GLO
均值	3.319 52	3.249 68	3.885 0	3.385 51
方差	7.616 23	7.229 56	9.674 0	8.104 10

4 基于LSTM的GNSS服务性能预测验证分析

本文选取北京监测站的BDS与GPS观测数据,利用LSTM时间序列预测模型分别对BDS与GPS在一段时间

内的PDOP及定位精度变化趋势进行预测。

4.1 PDOP预测

观测数据为2022年6月29日00:00:00~2022年7月2日00:00:00共72h的数据,其中前90%为训练集,后10%为测试集。BDS与GPS的PDOP及其预测值如图7(a)及图7(b)所示。从图中可以看出,BDS的PDOP在1~2.5之间,GPS的PDOP在1.5~3之间。在该监测站可视卫星范围内,BDS比GPS的星座构型更好,更稳定,服务性能质量更优。

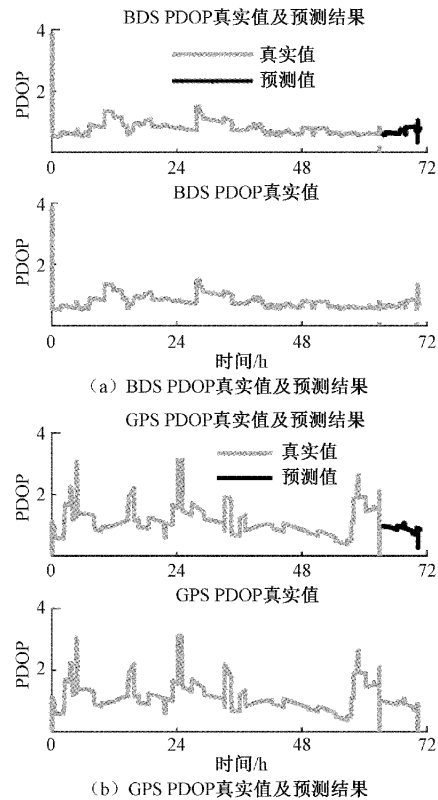
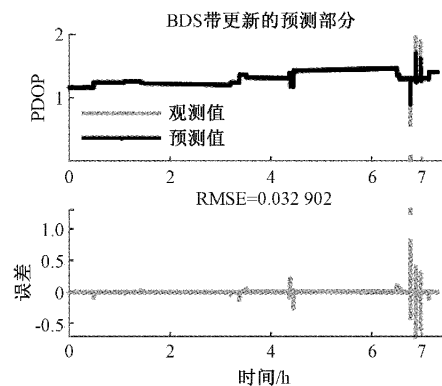


图7 PDOP 真实值及预测结果

由图8(a)及图8(b)所示可知,BDS的PDOP预测结果RMSE为0.032 902,GPS的预测结果RMSE为0.051 991,BDS的预测结果更准确。



(a) BDS PDOP 预测结果RMSE

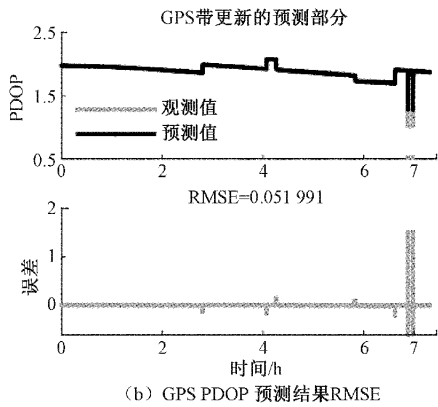


图 8 GPS PDOP 测试结果

根据当天广播星历对测站所在位置的监测时间段内 PDOP 进行预测,其结果如图 9 所示。可以看出,星历预测 PDOP 与监测数据解算 PDOP 趋势相同。

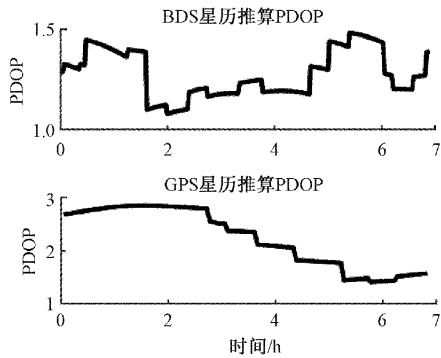


图 9 PDOP 星历预测结果

在预测时间段内,BDS 与 GPS 的 PDOP 实测数据、LSTM 预测、星历预测均值数据及 LSTM 预测、星历预测结果分别与实测数据的差值如表 4 所示。

表 4 PDOP 均值统计表

系统	BDS	GPS
实测数据	1.358 967 42	2.266 066 72
LSTM 预测	1.347 537 09	2.256 049 02
星历预测	1.277 544 35	2.167 946 03
差值 1	0.011 430 33	0.010 017 70
差值 2	0.081 423 07	0.098 120 69

注:差值 1 为 PDOP 实测数据均值减去 PDOP LSTM 预测均值,差值 2 为 PDOP 实测数据均值减去 PDOP 星历预测均值。

PDOP 依据卫星几何分布构型所得,数值变化较为缓慢,实测数据浮动范围为 0.5~4,均在阈值 6 以下,故常用平均 PDOP 表征卫星星座状态。由表 4 可得,BDS 与 GPS 的 LSTM 预测结果与实测数据的差值小于星历预测结果与实测数据的差值,准确度分别提高了 5.15% 和 3.89%。

依据真实历史数据拟合出的未来 PDOP 更贴合真实监测结果。

4.2 定位精度预测

BDS 与 GPS 的定位精度实测值及其预测值如图 10(a)及图 10(b)所示。可以看出,BDS 与 GPS 的定位精度在观测期间均稳定在 0~5 m 之间,满足基本服务性能要求,两个系统性能表现相当。

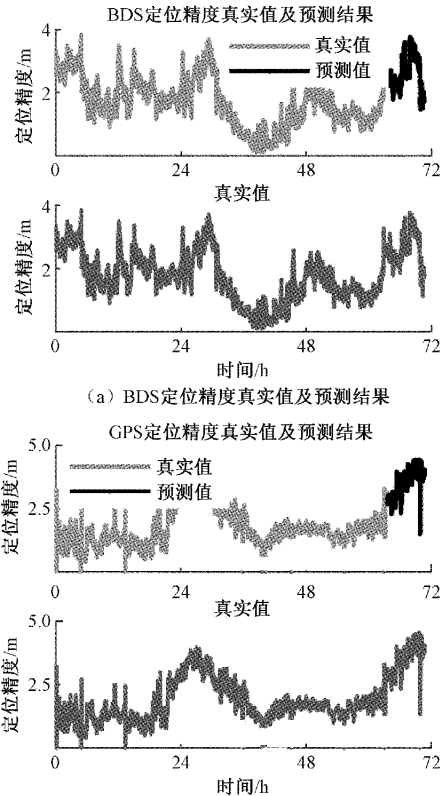
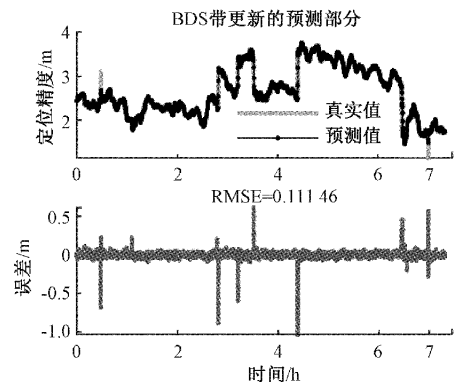


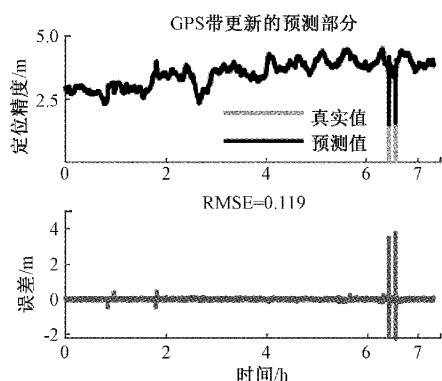
图 10 定位精度真实值及预测结果

由图 11(a)及(b)可知,BDS 与 GPS 的定位精度预测结果 RMSE 分别为 0.111 46、0.119,BDS 预测结果更准确。

由上述结果可知,PDOP 预测结果比定位精度预测结果的 RMSE 要小,拟合地更加准确。其原因在于定位精度



(a) BDS 定位精度预测结果 RMSE



(b) GPS定位精度预测结果RMSE

图 11 GPS 定位精度测试结果

数据本身跳变扰动要比 PDOP 更加剧烈,而在短时间内 PDOP 变化缓慢,更适合依据历史数据进行预测。

在预测时间段内,BDS 与 GPS 的定位精度实测数据、LSTM 预测、 $URE \times PDOP$ 均值数据及 LSTM 预测、 $URE \times PDOP$ 结果分别与实测数据的差值如表 5 所示。

表 5 定位精度均值统计表

系统	BDS	GPS
实测数据	2.129 543 52	2.871 321 79
LSTM 预测	2.079 198 77	2.789 018 15
$URE \times PDOP$	0.383 263 31	0.670 747 92
差值 1	0.050 344 75	0.082 303 64
差值 2	1.746 280 21	2.200 573 87

注:差值 1 为定位精度实测数据均值减去定位精度 LSTM 预测均值,差值 2 为定位精度实测数据均值减去 $URE \times PDOP$ 均值。

基于 $URE \times PDOP$ 计算的定位精度变化趋势与 PDOP 一致,主要由卫星几何分布影响。而真实定位结果受空间段、地面段、用户段中多种复杂因素的影响,由图 10 与 11 对比可以看出定位精度实测结果波动更为频繁。由表 5 可以看出,在定位精度方面,同样 LSTM 预测结果相比 $URE \times PDOP$ 预测结果更贴合数据实际情况,准确度分别提高了 79.64% 和 73.77%,LSTM 预测结果更有现实意义。

5 结 论

本文对各卫星导航系统的公开服务性能规范进行统计分析,通过对分布于全球范围内的监测站观测数据处理解算,在星座构型及服务精度两方面对各卫星导航系统的服务性能进行了分析比较。提出并实现了一种基于 LSTM 神经网络的时间序列预测方法,结果表明,在 PDOP 方面,BDS 和 GPS 的 LSTM 预测结果比依据星历预测结果均值准确度分别提高了 5.15% 和 3.89%,在定位

精度方面,BDS 和 GPS 的 LSTM 预测结果比依据星历和用户等效测距误差预测结果均值准确度分别提高了 79.64% 和 73.77%。该方法可以有效地根据 PDOP 与定位精度历史数据预测出服务性能未来的变化趋势,为用户提供未来一段时间内的系统服务性能参考信息。

进一步的研究和改进将考虑面向更多 GNSS 服务性能特征指标,扩大数据集,提高模型泛化能力,对基于 LSTM 网络结构进行优化提升,进一步提升 GNSS 服务性能监测评估分析能力。

参考文献

- [1] ELASSIR R. 全球导航卫星系统及其广泛应用[J]. 国外电子测量技术,2013,32(7):1-5,9, DOI:10.19652/j.cnki.femt.2013.07.001.
- [2] 王海春. GNSS 空间信号精度评估分析[D]. 西安:长安大学,2020, DOI:10.26976/d.cnki.gchau.2020.002089.
- [3] 刘凡. 基于航空大数据和机器学习的航班延误预测[D]. 南京:南京邮电大学,2021, DOI:10.27251/d.cnki.gnjdc.2021.001283.
- [4] 李作虎. 卫星导航系统性能监测及评估方法研究[D]. 郑州:解放军信息工程大学,2012.
- [5] 韩毅,沈笑云,颜思明. PBN 中卫星导航性能预测评估方法研究[C]. Proceedings of 2012 AASRI Conference on Artificial Intelligence and Industry Application (AASRI-AIA 2012 V1),2012:373-376.
- [6] 张花丽. 导航卫星全球可见性分析与预测[J]. 城市地理,2017(20):49-51, DOI:10.3969/j.issn.1674-2508.2017.20.033.
- [7] 曹新鸿,陆路公共交通北斗卫星导航系统完好性预测问题解决方案探索[J]. 信息通信,2017(6):267-268, DOI:10.3969/j.issn.1673-1131.2017.06.134.
- [8] 国家市场监督管理总局、国家标准化管理委员会. 北斗卫星导航系统公开服务性能规范:GB/T 39473-2020[S]. 2020.
- [9] 焦博,郝金明,陈明剑,等. BDS 在南极地区的导航服务分析[J]. 导航定位学报,2017,5(4):64-69, DOI:10.16547/j.cnki.10-1096.20170413.
- [10] 谢慧. 北斗/GNSS 基本服务性能监测评估[D]. 北京:中国科学院大学,2019.
- [11] 田宏图. 基于北斗定位导航系统的区域 CORS 系统精度与性能分析[J]. 国外电子测量技术,2020,39(6):128-131, DOI:10.19652/j.cnki.femt.2002037.
- [12] 陈康,张荷芳,王静. 提高 GPS 数据精度的实验分析与应用研究[J]. 国外电子测量技术,2017,36(9):63-67, DOI:10.19652/j.cnki.femt.2017.09.013.
- [13] 王鹏旭,吕志伟,于晓东,等. 基于北斗混合星座的区域卫星导航系统 DOP 值与定位性能分析[C]. 第七届中国卫星导航学术年会论文集,2016:1-5.
- [14] 田秋凝,曹月玲,胡小工,等. 北斗三号系统广域差分服

- 务精度评估[J]. 北京航空航天大学学报, 2021, 47(5): 967-976, DOI:10.13700/j.bh.1001-5965.2020.0108.
- [15] 陈禹, 渠吉庆, 唐文静, 等. 基于 LSTM 的室内定位系统设计及实现[J]. 电子测量技术, 2021, 44(19): 161-166, DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107563.
- [16] 史业照, 郭斌, 郑永军. 基于 LSTM 网络的 IGBT 寿命预测研究[J/OL]. 中国测试: 1-6[2022-10-28]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20200810.1312.006.html>.
- [17] WIJESINGHE S. Time series forecasting: Analysis of LSTM neural networks to predict exchange rates of currencies[J]. Instrumentation, 2020, 7(4): 25-39, DOI:10.15878/j.cnki.instrumentation.2020.04.003.
- [18] 王利军, 焦文海, 贾小林, 等. BDS-3 精密单点定位性能比较分析[J]. 大地测量与地球动力学, 2021, 41(4): 357-361, DOI:10.14075/j.jgg.2021.04.006.
- [19] 张浩. 卫星导航监测关键技术研究及实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019, DOI:10.7666/d.D01906399.