

## 双层双向长短期记忆应用于云轨精确定位

姚顺宇, 王志武, 颜国正

引用本文:

姚顺宇, 王志武, 颜国正. 双层双向长短期记忆应用于云轨精确定位[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(1): 166–173.

YAO Shun-yu, WANG Zhi-wu, YAN Guo-zheng. Precise positioning of cloud track by bi-direction long short memory[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(1): 166–173.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.3788/OPE.20202801.0166>

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 应用RB无迹卡尔曼滤波组合导航提高GPS重获信号后的导航精度

Precision improvement methodology for INS/GPS after GPS outage using RB-UKF

*光学精密工程*. 2016, 24(4): 835–843 <https://doi.org/10.3788/OPE.20162404.0835>

### 采用非规则标识点过程的LiDAR点云数据目标提取

Target extraction from LiDAR point cloud data using irregular geometry marked point process

*光学精密工程*. 2018, 26(5): 1201–1210 <https://doi.org/10.3788/OPE.20182605.1201>

### 大型空间望远镜次镜调整机构精度分析与测试

Accuracy analysis and testing for secondary mirror adjusting mechanism in large space telescope

*光学精密工程*. 2019, 27(11): 2374–2383 <https://doi.org/10.3788/OPE.20192711.2374>

### 基于曲率突变分析的点云特征线自动提取

Automatic point cloud feature-line extraction algorithm based on curvature-mutation analysis

*光学精密工程*. 2019, 27(5): 1218–1228 <https://doi.org/10.3788/OPE.20192705.1218>

### 基于在轨更换的光学载荷定位机构研究

Research on positioning mechanism of optical device based on on-orbit replacement

*光学精密工程*. 2019, 27(10): 2233–2240 <https://doi.org/10.3788/OPE.20192710.2233>

文章编号 1004-924X(2020)01-0166-08

## 双层双向长短期记忆应用于云轨精确定位

姚顺宇, 王志武\*, 颜国正

(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

**摘要:**目前国内出现了一种新型云轨,云轨有着造价低、能耗小以及施工周期较短等优点。然而云轨的各项指标要求很高,其中轨道定位尤为重要。为了实现了云轨检测的精确定位,本文设计了一种新型轨道检测车,并开发了基于双层双向长短期记忆模型(LSTM)的云轨 SIN-GPS 定位算法。首先,介绍了轨道检测车的机械结构和各项传感器参数。接着,分析了传统的 SIN-GPS 定位算法及其缺点,在 GPS 信号消失后会出现误差积累。然后,引出双层双向长短期记忆模型,说明了该模型对 GPS 信号消失时的误差动态学习和补偿。最后,通过 3 组实验分析算法在云轨检测车的不同运动状态下的准确率。证明了长短期记忆模型均优于传统算法模型和其他智能算法模型。实验结果表明:在运动状态下 LSTM 算法比 SINS 误差小 79.8%,静止状态下 SINS 误差最小。设定速度阈值为 0.2 m/s,大于此阈值采用 LSTM 算法,小于此阈值直接用 SINS 的数据,可以得到最准确的位置预测结果。

**关键词:**捷联惯性导航/全球定位系统;信号丢失;长短期记忆模型;神经网络

**中图分类号:**TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20202801.0166

## Precise positioning of cloud track by bi-direction long short memory

YAO Shun-yu, WANG Zhi-wu\*, YAN Guo-zheng

(College of Instrumental Engineering, Shanghai Jiao Tong University Shanghai 200240, China)

\* Corresponding author, E-mail: zwwang903@gmail.com

**Abstract:** At present, a new type of cloud track has emerged in China. Cloud track has the advantages of low cost, low energy consumption and short construction period. This new type of cloud track requires precise positioning of track detection. In order to eliminate the position error of cloud track detection, a new type of track detection vehicle was designed, and a new SIN-GPS positioning algorithm based on double-layer bidirectional LSTM network was developed. Firstly, the construction and sensor parameters of the track detection vehicle was inod uced. Then, the traditional SIN-GPS positioning algorithm and its shortcomings was analyzed. If GPS signal disappeared, the positioning error was very large. a bi-directional LSTM algorithm was proposed to illustrate the dynamic learning and compensation of errors when GPS signals disappeared. Finally, the accuracy of the algorithm in different motion states of the cloud track detection vehicle with three groups of experiments was analyzed. The results of experiments show that LSTM algorithm is superior to traditional algorithms and other intelligent algorithms. It reveals that the error of LSTM is 79.8% smaller than that of SINS when the vehicle is moving. The error of SINS is smallest when the vehicle is static. When setting the speed

**收稿日期:**2019-06-17;**修订日期:**2019-09-29.

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(No. 61673271, No. 81601631);国家重点研发计划资助项目(No. 2018YFC0807405)

threshold of 0.2 m/s, using LSTM algorithm when it is larger than this threshold, and directly using SINS when it is smaller, the most accurate location results can be obtained.

**Key words:** Strapdown Inertial Navigation System(SINS)/Global Positioning System(GPS) integration; (Global Positioning System)GPS outages; (Long Short Term Memory) LSTM; neural network

## 1 引言

我国城市轨道交通发展迅速,目前出现了一种新型云轨。云轨是我国自主研发的跨座式单轨高架铁路,相比于地铁和轻轨,云轨有爬坡能力强、转弯半径小、适应多种地形、噪音小、综合建设技术要求低、总体造价成本低等优点。然而云轨的各项指标要求都很高,尤其对轨道检测的定位有着非常高的要求。本文设计了一种针对云轨测量的高精度轨道检测车,传统的轨道检测车采用了捷联惯性导航系统(Strapdown Inertial Navigation System, SINS)作为轨道的位置检测,SINS是一种自主式导航系统,其优点是采集速度快,无需外界干扰就可以工作。其缺点是存在累积误差,其测量误差会随着时间的增长而不断增大。全球定位系统(Global Positioning System, GPS)是一种基于卫星的定位系统,其特点是可以实现全球定位,但是定位精度较差,以及易受遮挡。GPS和SINS组合可以实现互补,GPS可以减小SINS测量的累积误差,而SINS系统可以暂时弥补GPS的信号缺失<sup>[1]</sup>。GPS信号易受遮挡,受城市高楼和隧道等影响时信号会发生较长时间的缺失,定位误差逐渐增大,从而无法达到云轨高精度测量的要求。

目前GPS和SINS系统一般通过卡尔曼滤波作为最优估计方法,然而一旦当GPS信号消失,卡尔曼滤波将很快失去作用,导致定位误差急剧增大。近年来,基于人工智能的各种(AI)算法在导航定位系统中有了非常广泛的应用。比如多层感知机神经网络<sup>[7]</sup>,径向基神经网络<sup>[9]</sup>以及小波神经网络<sup>[10]</sup>等。在GPS信号可用的情况下,这些方法可以学习到SINS误差和被测目标之间的动态关系,从而在GPS信号不可用的情况下预测目标实际的运动位置<sup>[4]</sup>。神经网络的模型的输入为SINS系统的测量信息,包括速度、方位角、角速度等,输出为实际位置和预测位置的误差。

目前用于SIN/GPS系统的神经网络算法都基本没有考虑到输入的时间特性,然而被测目标的位置误差一般都是非平稳随机信号,和时间特性有着很强的关联。长短期记忆模型(Long Short Term Memory, LSTM)是一种基于时间序列的神经网络模型,可以学习到输入数据的时间特性,在各种时间序列任务中有着广泛的应用,本文对比了LSTM和一些传统算法的定位精度,证明了双层双向LSTM算法的误差最小,并且能达到实时运算的要求。

## 2 云轨检测车的构成及其工作原理

### 2.1 云轨检测车的硬件构成

实验中采用了自行设计的轨道检测车,其机械结构主要有两个部分,分为设备支持平台和轨检小车。设备支持平台主要是为各类设备提供安装支撑和相关位置调整,轨检小车是设备支持平台的最终依附支架,并能提供随列车行进的功能,如图1所示。

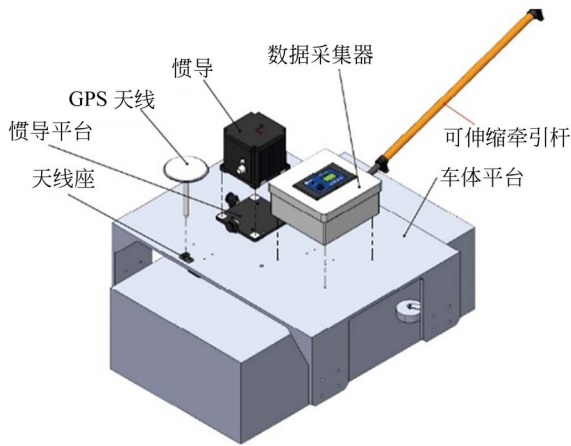
该测量平台采用了多个高精度传感器,包括:

- (1)GPS(RTK),输出频率 50 Hz,可采集位置信息、速度信息和时间信息等。
- (2)倾角传感器,输出频率 100 Hz,采集侧倾角度和俯仰角度。
- (3)高精度惯导系统,输出频率 115 200 bit/s,采集姿态,位置信息,加速度,角速度信息等。
- (4)高精度点激光传感器,输出频率 500 Hz,采集距离信息,测量范围为 55~105 mm。

传感器测量的信息通过AD采集器传入上位机。最后由上位机的算法进行数据解算和时间同步,输出的同步信号频率为 10 Hz。

### 2.2 云轨检测车的工作原理

云轨检测车主要用于测量云轨的各项参数,其基本原理为通过GPS获取小车初始的位置信息作为起点,利用高精度惯导系统获取小车的速度、加速度和角速度等信息,通过高精度点激



(a) 轨检小车结构示意图  
(a) Structure of railway track vehicle



(b) 支持平台实物图  
(b) Support platform of railway track vehicle

图 1 云轨检测车

Fig. 1 Cloud track detection vehicle

光传感器采集轨道的直线度信息,通过倾角传感器采集轨道的倾斜信息。本文重点关注小车的位置信息,位置信息对轨道的定位至关重要。这里分两种情况,当 GPS 信号接收良好的情况下,如图 2 所示,可以利用基于卡尔曼滤波的数据融合算法进行估计。可以将检测小车所测得的运行速度误差、姿态角误差和位置误差等作为状态参数,计算得到误差的估计值然后进一步对系统进行误差校正。利用惯导测出比力和角速率,接着采取基于旋转矢量的四元数法进行姿态解算,将解算得到的误差值和外部测量参数的差值作为卡尔曼滤波器的输入。利用建立的状态空间方程对速度、位置和姿态角误差进行估计,然后利用这些误差进行反馈校正,最后输出轨道的准确参数。

然而当小车无法接收 GPS 信号时,基于卡尔

曼滤波的姿态估计方法误差会迅速增大<sup>[2]</sup>。由于 SINS 传感器的误差积累特性,单独使用 SINS 传感器会造成较大误差,此时需要智能估计算法对小车此时的位置进行估计,如图 2 所示,采取双层双向 LSTM 融合多传感器的信息,在 GPS 信号缺失的情况下仍能对轨道的位置做出精准的测量。

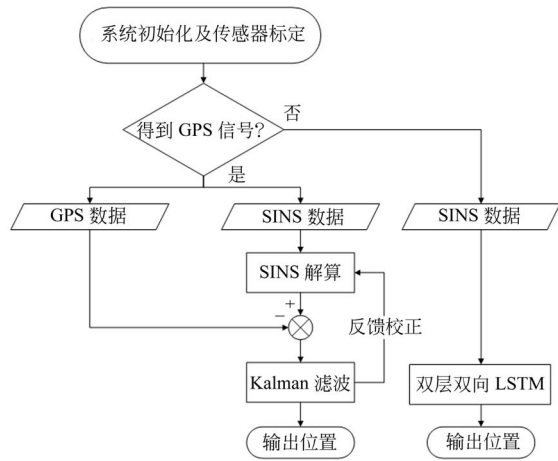


图 2 云轨位置检测系统原理图

Fig. 2 Principle diagram of cloud track position detection system

### 3 云轨检测车的定位算法

#### 3.1 基于 SINS-GPS 的定位算法

捷联惯导的 IMU 可以由加速度计测得比力  $f^b$ ,角速率  $\omega_{ib}^b$ 由陀螺仪测得, $b$ 表示车体坐标系, $ib$ 代表从车体坐标系惯性坐标系的旋转角度。其比力方程为<sup>[9]</sup>:

$$\dot{V}_{on}^n = c_b^n f^b - (2\omega_{on}^n + \omega_{on}^n) \times V_{on}^n + g^n, \quad (1)$$

其中  $n$  代表导航坐标系,  $e$  代表地球坐标系,  $c_b^n$  代表方向余弦矩阵,作用是将车体坐标系的坐标转换为导航坐标系。 $\omega_w^n$ 是导航坐标系的地球自转速率; $\omega_{on}^n$ 是在导航坐标系当中导航系相对于地球系的角速率; $g^n$ 是导航系统的重力加速度; $V_{on}^n$ 在导航系当中的车辆对地速度。

实验中将局部地理坐标系(东北天方向)当作导航坐标系。 $c_b^n$ 的更新公式为<sup>[14]</sup>:

$$\dot{C}_b^n = C_b^n [w_{ib}^n \quad \times], \quad (2)$$

其中:  $[\cdot \times]$  代表了斜矩阵,  $w_m^n$  代表了车体的旋转角速率相对于导航坐标系。

$$w_{nb}^n = w_b^b - C_n^b(w_{ie}^n + w_{on}^n), \quad (3)$$

$$w_{ie}^n = [0 \quad \omega_{ie} \cos L \quad \omega_{ie} \sin L]^T, \quad (4)$$

$$w_{on}^n = \left[ -\frac{V_N}{R_M} \quad \frac{V_E}{R_N} \quad \frac{V_E \tan L}{R_N} \right]^T, \quad (5)$$

其中:  $R_M$  和  $R_N$  分别代表子午圈和卯酉圈的曲率,  $V_E$  和  $V_N$  分别代表了车辆的东向和北向速度。  $\omega_b^b$  代表了陀螺仪的输出。  $L$  是当地的纬度。最终输出的位置为:

$$\begin{cases} \dot{L} = \frac{V_N}{R_M} \\ \dot{\lambda} = \frac{V_E}{R_N \cos L} \end{cases}, \quad (6)$$

其中  $\lambda$  为实验目标所在的经度。SINS 的误差等

$$\mathbf{X}(t) = [\varphi_E \quad \varphi_N \quad \varphi_U \quad \delta V_E \quad \delta V_N \quad \delta V_U \quad \delta L \quad \delta \lambda \quad ?_x \quad ?_y \quad ?_z \quad \epsilon_x \quad \epsilon_y \quad \epsilon_z]^T, \quad (9)$$

其中下标  $x, y, z$  代表了车体坐标系的 3 个坐标轴。  $\mathbf{W}(t)$  是系统噪声向量, 这里假设为均值为 0 的白噪声。将 SINS 和 GPS 的位置误差为测量值并记为  $\mathbf{Z}(t)$ 。

得到测量公式<sup>[12]</sup>:

$$\begin{cases} \mathbf{Z}(t) = \mathbf{H}\mathbf{X}(t) + \mathbf{V}(t) \\ \mathbf{H} = [0_{2 \times 6} \quad I_{2 \times 2} \quad 0_{2 \times 6}] \end{cases}, \quad (10)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{(t-s):t} &= [v_{(t-s):t} \quad \varphi_{(t-s):t} \quad \alpha_{(t-s):t}] = \\ & [v_{e(t-s):t} \quad v_{n(t-s):t} \quad v_{u(t-s):t} \quad \gamma_{(t-s):t} \quad \theta_{(t-s):t} \quad \phi_{(t-s):t} \quad \omega_{(t-s):t} \quad f_{(t-s):t}], \end{aligned} \quad (11)$$

输出:

$$\mathbf{y} = \Delta \mathbf{p}_t = [\Delta p_{e_t} \quad \Delta p_{n_t}] = [p_{e_t} \quad p_{e_{t-s}} \quad p_{n_t} \quad p_{n_{t-s}}], \quad (12)$$

其中:  $s$  是窗口的长度, 实验测试了不同的窗口长度, 最后发现  $s=5$  即 0.5 s 时效果最佳。其中  $v_e, v_n, v_u$  代表了东向、北向、天向速度; 同理  $\gamma, \theta, \phi$  代表滚动、俯仰和航向角,  $\omega$  和  $f$  代表了陀螺仪和加速度计的输出。SINS 和 GPS 的信号都具有很强的时间相关性, 而通过滑窗的方式可以有效的利用数据的时间特性。神经网络的作用就是通过滑窗学习输入和输出之间的映射函数:

$$(v, \varphi, o)_{s \times d} \xrightarrow{f_\theta} (\Delta p_e, \Delta p_n)_{1 \times 2}$$

其中:  $v$  代表线速度,  $\varphi$  代表角速度,  $o$  代表输出。

式为<sup>[11]</sup>:

$$\begin{cases} \dot{\delta V}^n = -\boldsymbol{\varphi} \times \mathbf{f}^n + \delta \mathbf{V}^n \times (2\mathbf{w}_{ie}^n + \mathbf{w}_{on}^n) + \mathbf{V}^n \times (2\delta \mathbf{w}_{ie}^n + \delta \mathbf{w}_{on}^n) + \mathbf{V}^n \\ \dot{\boldsymbol{\varphi}} = \boldsymbol{\varphi} \times \mathbf{w}_{on}^n + \delta \mathbf{w}_{on}^n - \boldsymbol{\varepsilon}^n \\ \dot{\delta L} = \frac{\delta V_N}{R_M + h} - \frac{\delta h V_N}{(R_M + h)^2} \\ \dot{\delta \lambda} = \frac{\delta V_E \sec L}{R_N + h} - \frac{\delta L V_E \tan L \sec L}{R_N + h} - \frac{\delta h V_E \sec L}{(R_N + h)^2} \\ \dot{\boldsymbol{\varepsilon}}^b = 0 \\ \dot{?}^b = 0 \end{cases}. \quad (7)$$

系统的状态方程为:

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{F}\mathbf{X}(t) + \mathbf{W}(t), \quad (8)$$

系统的状态向量为:

其中  $\mathbf{V}(t)$  代表测量噪声矩阵, 当 GPS 信号丢失时, 负反馈回路失效, 误差会迅速增大。

### 3.2 基于 LSTM 的定位算法

长短期记忆模型(LSTM)是一种神经网络模型, 无需知道输入和输出之间的关系, 可由模型学习得出, 其输入为:

利用 LSTM 可以得到输入和输出之间的关系:

$$\begin{cases} f_t = \sigma(W_{xf}X_t + W_{hf}h_{t-1} + b_f) \\ i_t = \sigma(W_{xi}X_t + W_{hi}h_{t-1} + b_i) \\ o_t = \sigma(W_{xo}X_t + W_{ho}h_{t-1} + b_o) \\ c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tanh(W_{xc}X_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \\ h_t = o_t \odot \tanh(c_t) \end{cases}. \quad (13)$$

$W, h, b$  均为 LSTM 的参数, 将这些参数统称为  $\theta$ , LSTM 的目标是通过数据集  $D=(X, \tilde{Y})$  优化损失函数。

$$\theta = \arg \min_{\theta} L(f_{\theta}(X), \tilde{Y}). \quad (14)$$

损失函数定义为 LSTM 的预测值  $y_t = o_t = (\Delta p_e, \Delta p_n)$  与真实值  $(\Delta \tilde{p}_e, \Delta \tilde{p}_n)$  的欧式距离。

$$L = \sum (\| \Delta \widetilde{pe} - \Delta pe \|_2^2 + \kappa \| \Delta \widetilde{pn} - \Delta pn \|_2^2), \quad (15)$$

LSTM 的优点在于状态  $c_t$  可以很好的连接隐藏状态  $h_t$  和输出  $o_t$ , 同时  $c_t$  很容易退化成一个线性变换, 使得模型学习时的导数可以高效传输。双层双向 LSTM 是一种新型 LSTM 网络<sup>[3]</sup>, 它继承了 LSTM 容易收敛的特点, 而双层网络增强了网络的学习能力, 双向网络也使得信息利用更加充分, 无论是收敛速度还是最终效果均优于单向单层 LSTM 网络<sup>[15-16]</sup>, 双层双向 LSTM 网络的结构如下图 3 所示。

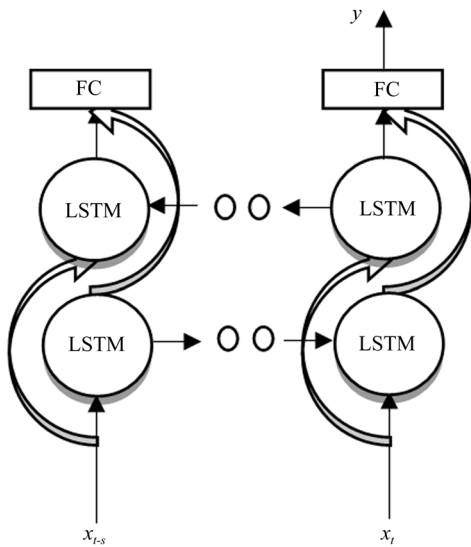


图 3 双层双向 LSTM 示意图  
Fig. 3 Two layers Bi-LSTM

### 3.3 云轨定位的测量方法

选取一段云轨轨道, 实际最大测量长度约为 1.5 km, 轨道方向为东北方向缓慢转为西北方向。将设备平台架在轨检小车上, 放于云轨平台上进行检测。首先进行设备的初始校准, 校准完成后进行测量。实际测量时间总计 40 min, 采样频率 10 Hz, 其中包括小车静止、加速、平稳运行和减速多个阶段的往复运动, 轨道包括直行和转弯两个部分。

## 4 测量实验与结果

### 4.1 实验

首先对实验采集的数据做了预处理, 剔除了

数据的异常点, 并且用巴特沃斯数字滤波算法滤去了高频噪声。实验选取了 80% 的数据作为训练集, 20% 的数据作为测试集, 其中训练集和测试集都包含了小车运行的静止、加速、平稳运行和减速四个阶段。在测试集当中, 假设 GPS 的位置信号全程丢失, 让模型来预测准确位置。

接下来训练了多个模型, 包括多层感知机神经网络 (Multi Layer Perceptron, MLP), 单层 LSTM, 双层 LSTM 网络和双层双向 LSTM 网络与 RNN 网络, 其中初始学习率均设为  $1e-3$  且迭代了 200 轮, 损失函数随着迭代轮数的变化情况如图 4 所示, 可以发现多层感知机在训练过程中非常不稳定, LSTM 双层双向网络的损失衰减最快, 其次是双向 LSTM 网络和单向 LSTM 网络, 而且最后双层双向 LSTM 的损失是最小的。以上实验表明双层双向 LSTM 在测试集上具有最小的均方误差, 因此后面实验的 LSTM 均指双层双向 LSTM。接下来进行模型验证, 根据小车不同的运动状态划分测试集, 将测试集作为模型的输入, 得到不同算法的定位结果, 并对比 SINS 定位结果。

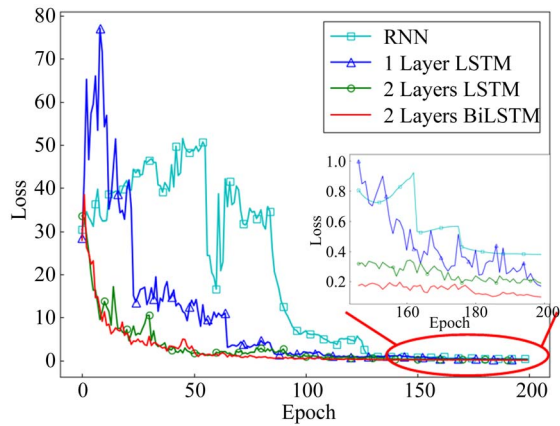


图 4 各模型训练迭代轮数和损失图线  
Fig. 4 Training iterations and loss curve of all models

### 4.2 实验 1: 小车处于静止状态

当轨检小车处于静止状态, 如图 5 所示, 其北向速度  $v_n$  和南向速度  $v_e$  的速度所示均为 0, SINS 在静止状态下误差很小, LSTM 东向位置误差较小, 北向位置误差较大, 这跟小车运行方向偏东西向有关, 导致南北方向的数据偏少, 模型学习不够充分。MLP 和 RNN 北向和东向的位置

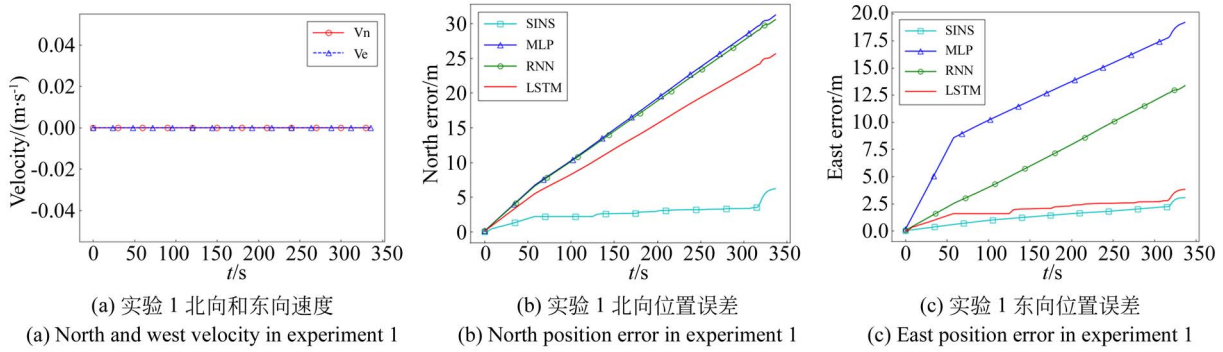


图 5 实验 1 位置误差及速度

Fig. 5 Position error and velocity in experiment 1

误差都很大。最后的时间积累位置误差如表 1 所示。

表 1 实验 1 不同算法的最终位置误差

Tab. 1 Final position error of different algorithms in experiment 1

| 测量算法 | 东向位置误差/m | 北向位置误差/m |
|------|----------|----------|
| SINS | 3.0      | 6.7      |
| MLP  | 18.7     | 31.2     |
| RNN  | 12.8     | 25.3     |
| LSTM | 3.5      | 29.8     |

### 4.3 实验 2: 小车处于运动状态

当轨检小车处于运动状态,其北向速度  $v_n$  和南向速度  $v_e$  的速度一直在变化。最后得到的各模型北向和东向误差随时间变化如图 6 所示, SINS 在运动状态下误差很差, MLP 的北向位置误差小于 SINS 但是东向位置误差大于 SINS, 说明 MLP 在训练过程中对东向位置的数据产生了过拟合,所以在测试集上效果不佳。RNN 和 LSTM 的位置误差始终小于 MLP 和 SINS, 其中 LSTM 的东向和北向位置误差均为最小。小车在运动状态下的最终时间积累位置误差如表 2 所示。

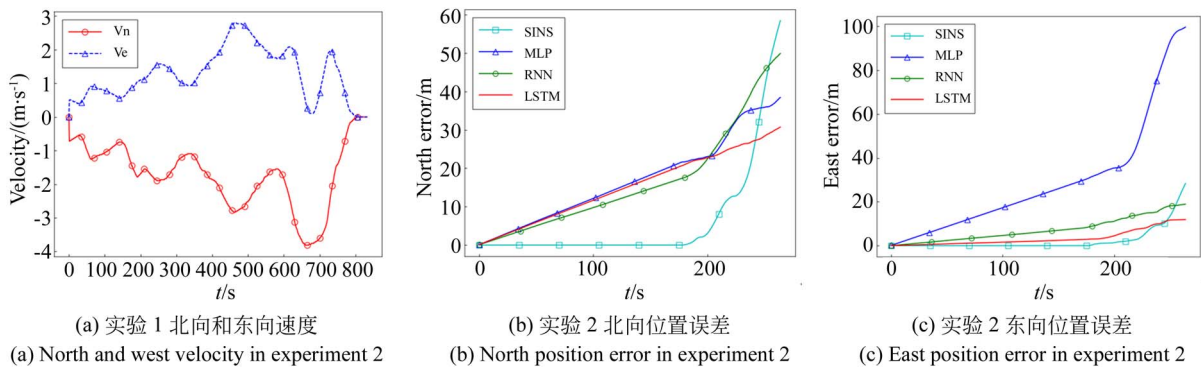


图 6 实验 2 位置误差及速度

Fig. 6 Position error and velocity in experiment 2

表 2 实验 2 不同算法的最终位置误差

Tab. 2 Final position error of different algorithms in experiment 2

| 测量算法 | 东向位置误差/m | 北向位置误差/m |
|------|----------|----------|
| SINS | 423.6    | 367.7    |
| MLP  | 801.4    | 253.2    |
| RNN  | 123.8    | 166.8    |
| LSTM | 97.6     | 62.3     |

### 4.4 实验 3: 小车处于先静止后运动状态

小车先静止后运动情况下,其北向速度  $v_n$  和南向速度  $v_e$  的速度先静止后加速。最后得到的各模型北向和东向误差随时间变化如图 7 所示, SINS 在静止状态下表现良好,但是一旦到了运动状态误差迅速增大, RNN 和 LSTM 在静止时虽然误差比其他算法误差大一些,但是小车一旦从静止切换到运动状

态, LSTM 误差变化并不明显, MLP 和 RNN 均不如 LSTM, 最终仍然是 LSTM 的误差最

小。小车最后的时间位置积累误差如表 3 所示。

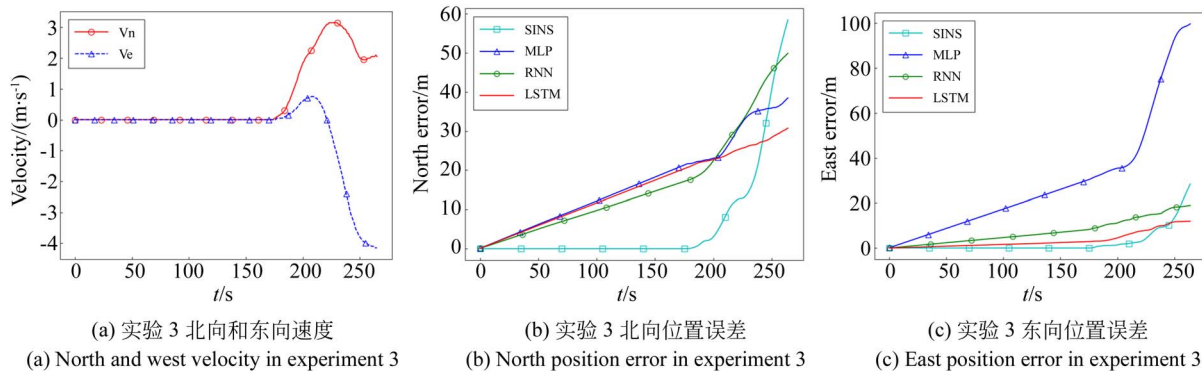


图 7 实验 3 位置误差及速度

Fig. 7 Position error and velocity in experiment 3

表 3 实验 3 不同算法的最终位置误差

Tab. 3 Final position error of different algorithms in experiment 3

| 测量算法 | 东向位置误差/m | 北向位置误差/m |
|------|----------|----------|
| SINS | 31.2     | 62.3     |
| MLP  | 102.1    | 39.8     |
| RNN  | 19.8     | 47.6     |
| LSTM | 16.7     | 31.2     |

通过三组实验,发现 SINS 在静止时的误差很小,其他神经网络算法在静止状态下有着较大的累积误差。但是在运动状态下,由于 SINS 的累计误差会迅速增大,反而神经网络算法的累计误差变化较小,其中 LSTM 的误差变化最小,说明 LSTM 模型能够充分学习到数据的时间序列关系,利用序列信息做出准确的位置预测。而 MLP 无法从特征中有效提取出时间序列信息,因此训练时收敛较慢,容易过拟合,最

后的测试结果也很差。为了进一步降低误差,可以设定一个速度阈值,当速度小于这个阈值,利用 SINS 的结果来计算位置,当速度大于这个阈值,用 LSTM 模型计算位置。经过实验发现当阈值取 0.2 m/s 时,能在各种运动状态下达到最小误差。

## 5 结 论

本文提出了 LSTM 模型解决 SINS-GPS 系统 GPS 信号消失的问题,能够显著提高云轨测量的定位精度。并介绍了 SINS-GPS 的定位原理,证明其在 GPS 信号消失的情况下定位误差会迅速增大。设计一系列实验验证了 LSTM 模型能够充分利用时间序列信息,在运动状态下从而得到最好的效果。在运动状态下 LSTM 模型的定位误差比 SINS 定位误差小 79.8%,比 MLP 定位误差小 84.8%,比 RNN 定位误差小 45.0%,相比于之前的算法有显著提升。

## 参考文献:

- [1] 张荣辉,贾宏光,陈涛,等. 基于四元数法的捷联式惯性导航系统的姿态解算[J]. 光学精密工程, 2008, 16(10):1963-1970.  
ZHANG R H, JIA H G, CHEN T, et al.. Attitude solution for strapdown inertial navigation system based on quaternion algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(10): 1963-1970. (in Chinese)

- [2] CHEN X Y, SHEN C, ZHANG W B, et al.. Novel hybrid of strong tracking Kalman filter and wavelet neural network for GPS/INS during GPS outages [J]. *Measurement*, 2013, 46(10): 3847-3854.  
[3] WAGSTAFF B, KELLY J. LSTM-based zero-velocity detection for robust inertial navigation[C]. 2018 *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*. IEEE, 2018: 1-8.

- [4] 崔留争,高思远,贾宏光,等.神经网络辅助卡尔曼滤波在组合导航中的应[J].光学精密工程,2014,22(5):1304-1311.  
CUI L ZH, GAO S Y, JIA H G, *et al.*. Application of neural network aided Kalman filtering to SINS/GPS [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22 (5): 1304-1311. (in Chinese)
- [5] 李宇寰,杨功流,于沛,等.基于Bagging模型的惯导系统误差抑制方法[J].中国惯性技术学报,2017,25(1):63-66.  
LI Y H, YANG G L, YU P, *et al.*. Error restraining method for SINS based on Bagging model [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2017, 25 (1): 63-66. (in Chinese)
- [6] CHEN C, LU X, MARKHAM A, *et al.*. IONet: Learning to cure the curse of drift in inertial odometry [C]. *Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2018.
- [7] BHATT D, AGGARWAL P, DEVABHAKTUNI V, *et al.*. A new source difference artificial neural network for enhanced positioning accuracy [J]. *Measure. Science and Technology*, 2012, 23(10) : 105101.
- [8] 展凤江,沈宏海,汪沛,等.导航信息滞后补偿实现高速无人机对地精确定位[J].光学精密工程,2015,23(9):2506-2512.  
ZHAN F J, SHEN H H, WANG P, *et al.*. Precise ground target location of subsonic UAV by compensating delay of navigation information [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23 (9): 2506-2512. (in Chinese)
- [9] LI J, SONG N F, YANG G L, *et al.*. Improving positioning accuracy of vehicular navigation system during GPS outages utilizing ensemble learning algorithm [J]. *Information Fusion*, 2017, 35: 1-10.
- [10] 储海荣,段镇,贾宏光,等.捷联惯导系统的误差模型与仿真[J].光学精密工程,2009,17(11):2779-2785.  
CHU H R, DUAN ZH, JIA H G, *et al.*. Error model and simulation of strapdown inertial navigation system [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009, 17 (11): 2779-2785. (in Chinese)
- [11] EL-SHAFIE A, NAJAH A, KARIM O A. Amplified wavelet-ANFIS-based model for GPS/INS integration to enhance vehicular navigation system [J]. *Neural Computing and Applications*, 2014, 24(7/8): 1905-1916.
- [12] ZHANG Y, SHEN C, TANG J, *et al.*. Hybrid algorithm based on MDF-CKF and RF for GPS/INS system during GPS outages (April 2018) [J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 35343-35354.
- [13] XU J X, TAN Y. Nonlinear adaptive wavelet control using constructive wavelet networks [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2007, 18(1): 115-127.
- [14] 胡方强,吕涛,包亚萍.改进的自适应Kalman滤波在SINS/GPS组合导航中的应用[J].计算机工程与应用,2018,54(5):253-257.  
HU F Q, LV T, BAO Y P. Application of modified adaptive Kalman filter to SINS/GPS integrated navigation system [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(5):253-257. (in Chinese)
- [15] 王林,吴文启,魏国,等.联合旋转调制激光陀螺惯导性能在线评估[J].光学精密工程,2018,26(3):578-587.  
WANG L, WU W Q, WEI G, *et al.*. Online performance evaluation of RLG INS based on joint rotation and modulation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2018, 26(3): 578-587. (in Chinese)
- [16] TITTERTON D, WESTON J L. *Strapdown Inertial Navigation Technology* [M]. The Institution of Engineering and Technology, Michael Faraday House, Six Hills Way, Stevenage SG1 2AY, UK: IET, 2004.

#### 作者简介:



姚顺宇(1994—),男,陕西延安人,硕士,2016年于西安交通大学获得学士学位,主要从事数据融合,机器学习方面的研究。E-mail: ysy2017@sjtu.edu.cn

#### 导师简介:



王志武(1969—),男,湖北黄冈人,博士,2002年于上海交通大学获得博士学位,主要从事微机电设计与控制方面的研究。E-mail: zwwang903@gmail.com