



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目: 一种基于 LSTM-EKF 的车载 GNSS/INS 组合导航系统
作者: 傅率智, 陈伟, 吴迪, 孔海洋, 郑洪江, 杜路遥
DOI: 10.13203/j.whugis20200115
收稿日期: 2020-05-25
网络首发日期: 2021-01-06
引用格式: 傅率智, 陈伟, 吴迪, 孔海洋, 郑洪江, 杜路遥. 一种基于 LSTM-EKF 的车载 GNSS/INS 组合导航系统. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20200115>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20200115

引用格式：

傅率智, 陈伟, 吴迪, 等. 一种基于 LSTM-EKF 的车载 GNSS/INS 组合导航系统[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, DOI: 10.13203/j.whugis20200115 (Fu Shuaizhi, Chen Wei, Wu Di, et al. A GNSS/INS Vehicle Integrated Navigation System Based on LSTM-EKF [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, DOI: 10.13203/j.whugis20200115)

一种基于 LSTM-EKF 的车载 GNSS/INS 组合导航系统

傅率智¹ 陈伟¹ 吴迪^{2,3} 孔海洋¹ 郑洪江⁴ 杜路遥¹¹ 武汉理工大学自动化学院, 湖北 武汉, 430000² 南宁师范大学北部湾环境演变与资源利用教育部重点实验室, 广西 南宁, 530001³ 武汉大学卫星导航定位技术研究中心, 湖北 武汉, 430000⁴ 上海智能网联车载终端工程技术研究中心, 上海, 200030

摘要：基于 GNSS/INS 的组合导航系统，可以为车载运动提供连续且高精度的定位信息。然而，在车载消费级 GNSS/INS 组合导航方案中，较长时间的 GNSS 定位信息缺失，会导致定位精度迅速下降，这种情况在城市行车环境中尤为常见。因此，设计了一种长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)辅助的基于扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)的 GNSS/INS 组合导航方案。LSTM 在有 GNSS 定位环境下，学习组合导航系统的误差与 INS 解算结果之间的数学关系，在无 GNSS 定位环境下，对组合导航系统的误差状态进行预测与校正，进而达到提高定位精度的目的。实验结果显示在 GNSS 定位信息缺失时长 15 秒时，基于 EKF 的 GNSS/INS 组合导航系统的北向误差达到 1.93 米，东向误差达到 13.92 米，基于 LSTM-EKF 的组合导航系统北向误差为 1.17 米，东向误差为 0.84 米，定位精度大幅提升。

关键词：惯性导航；组合导航；扩展卡尔曼滤波；长短期记忆网络

中图分类号：P228

文献标志码：A

全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)广泛应用于车载导航系统中，GNSS 具有可长期提供高精度解算能力的特点，但是其定位频率较低，且定位精度易受天线干扰和多径效应等影响^[1]。其中一种改善上述特性的方向，即将 GNSS 和惯性导航系统(Inertial Navigation System, INS)联合，INS 是一种自主式导航系统，不依赖外界环境，不受无线电信号等影响^[2]，但是其导航误差会随着时间累积而增加，定位精度会随着时间增加而降低。GNSS 的长

时间高精度，窄带宽和低动态与 INS 的长时间低精度，高带宽和高动态的特性形成互补，故 GNSS/INS 组合导航系统具有高精度和高动态的特点。

在组合导航滤波器中，常用的滤波算法有卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波和粒子滤波等^[3]。同时组合导航滤波器的设计需要传感器先验信息，而在消费级传感器尤其是一般车载系统搭载的微机电系统(Micro-Electro-Mechanical System, MEMS)

收稿日期：2020-05-25**项目资助：**国家重点专项研发计划“新能源汽车”专项(2018YFB0105205)；2018 年度广西高校中青年教师基础能力提升项目(2018KY0357)；2018 广西创新驱动发展专项(桂科 2018AA18118025)。**第一作者：**傅率智，硕士生，主要从事 GNSS/INS 组合导航研究。fushuaizhi@whut.edu.cn**通信作者：**吴迪，博士，助理研究员。wudi324243@163.com

中,传感器的误差模型很难精确建立。因此在“城市峡谷”等长时间无 GNSS 定位信息的环境(高楼或高架桥等建筑的阻挡导致卫星不能定位的环境)中,GNSS/INS 组合导航系统仅能依靠 INS 工作,其滤波结果会很快发散,定位精度会极具下降。为了解决该问题,可以设计人工智能(Artificial Intelligence, AI)模块来辅助 GNSS/INS 组合导航系统。文献[4]提出了一种支持向量机(Support Vector Machine, SVM)辅助的 GNSS/INS 组合导航系统,利用遗传算法优化 SVM 的参数,相比传统的 GNSS/INS 组合导航系统,在无 GNSS 环境下,提高了定位精度。文献[5]在前者基础上,增加了航向角,加速度和速度向量的建模,并与传统的 SVM 不同,该研究对不同的数据样本赋予了不同的权重,减小异常值对参数训练的影响,增加了 SVM 辅助模块在组合导航系统中的稳定性。文献[6]设计了一种联合 EKF 和神经网络的 GPS/DR 组合导航方法,其目标是减小 EKF 预测阶段的误差,其中包含了两个多层前馈神经网络分别训练东向和北向误差,网络的输入包括 GPS 定位时间间隔、速度向量、位置向量和航向角,其结果表明在无 GPS 环境下,可以有效抑制 EKF 的发散。

上述研究设计的 AI 辅助模块未将定位信息作为一个时间序列,考虑前后时刻之间 INS 定位误差的联系。本文提出了基于 LSTM-EKF 的 GNSS/INS 组合导航定位系统,将多时刻的 INS 导航误差向量作为一个时间序列进行处理。并在正交的导航坐标系下,将导航信息样本在各正交坐标轴的投影分开训练。EKF 的状态向量由姿态误差、速度误差、位置误差、加速计零偏和陀螺仪零偏构成。LSTM 的输入包括 GNSS 定位时间间隔、速度增量、位置增量、姿态增量、速度误差和位置误差。EKF 的解算和 LSTM 的训练预测均在地心地固坐标系(Earth-Centered Earth-Fixed, ECEF)下进行, LSTM 辅助的基于 EKF 的 GNSS/INS 组合导航系统在无 GNSS 环境下,可显著提高定位精度。

1 GNSS/INS 松耦合组合导航

1.1 导航坐标系

导航系统中常用的坐标系有:地心惯性坐标系、地心地固坐标系、本地导航坐标系和载体坐标系等。在导航系统的解算中,使用最多的是地心地固坐标系和本地导航坐标系。如图 1 所示, ECEF 坐标系原点位于地心, x 轴指向赤道与协议零度子午线的交叉点, y 轴指向赤道与东经 90 度的交叉点, z 轴指向北极点。本地导航坐标系常用的一种为东-北-地坐标系(North-East-Down, NED), x 轴沿地球切平面指向北极, y 轴沿地球切平面指向东向, z 轴垂直于地球切平面指向地心^[7]。

本文中,组合导航滤波器的解算和人工智能模块的训练与预测均在 ECEF 坐标系下进行,而为了更加直观的展示,定位结果的输出与分析在 NED 坐标系下进行。

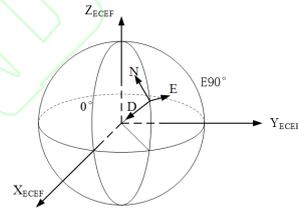


图 1 导航坐标系

Fig.1 Navigation Coordinate System

1.2 连续时间导航方程

在车载 GNSS/INS 组合导航系统中,导航方程的求解可以分为三步:姿态更新,速度更新和位置更新。基于惯性单元测量的角速度 ω^b 更新载体姿态的过程,称为姿态更新,其更新方程如下:

$$\dot{C}_b^e = C_b^e \Omega(\omega^b) - \Omega(\omega^e) C_b^e \quad (1)$$

其中, C_b^e 是载体坐标系到 ECEF 坐标系的方向余弦矩阵,用来表示载体姿态, Ω 是反对称矩阵操作符,即

$$\Omega(\omega^e) = \begin{bmatrix} 0 & -\omega^e & 0 \\ \omega^e & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

ω^e 代表地球自转的角速率。

速度更新方程如下:

$$\dot{v}^e = C_b^e f^b + g^e - 2\Omega(\omega^e) v^e \quad (3)$$

其中, v^e 是载体速度向量在 ECEF 坐标系下的投影, c_s^e 代表更新后的载体姿态, f^b 是惯性单元的比力测量值, g^e 是载体位置的重力加速度在 ECEF 坐标系下的投影。

位置更新方程如下:

$$\dot{p}^e = v^e \quad (4)$$

1.3 扩展卡尔曼滤波

扩展卡尔曼滤波是一种通过预测-更新步骤, 来最小化系统误差及协方差的迭代算法^[8]。在 GNSS/INS 组合导航系统中, EKF 将非线性导航方程线性化来预测系统的先验状态, 然后根据 GNSS 测量值进行误差校正。一个非线性系统的方程如下:

$$\begin{cases} \dot{X}_t = f(X_t, u_t) \\ Z_t = h(X_t) \end{cases} \quad (5)$$

假设状态向量的估算误差远小于状态向量, 可用线性方程计算状态向量残差^[9]:

$$\begin{cases} \delta_{X_t} = F_t \delta_{X_t} + G_t \omega_t \\ \delta_{Z_t} = H_t \delta_{X_t} + v_t \end{cases} \quad (6)$$

$$F_t = \frac{\partial f(x, u)}{\partial x}, G_t = \frac{\partial f(x, u)}{\partial \omega}, H_t = \frac{\partial h(x)}{\partial x} \quad (7)$$

$$F_k = \begin{bmatrix} I_3 - \Omega(\omega^e)\tau & 0_3 & 0_3 & 0_3 & \hat{C}_b^e \tau \\ -\Omega(\hat{C}_b^e f^b)\tau & I_3 - 2\Omega(\omega^e)\tau & -\frac{2g^e(\hat{C}_b^e)^T}{R^e \sqrt{(p^e)^T p^e}} \tau & \hat{C}_b^e \tau & 0_3 \\ 0_3 & I_3 \tau & 0_3 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & I_3 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & 0_3 & I_3 & 0_3 \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, g^e 是载体当前位置重力加速度在 ECEF 坐标系下的投影, R^e 是地球椭球体表面的地心半径。误差状态的初始协方差矩阵如下:

$$P = \begin{bmatrix} u_\psi I_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & u_v I_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & u_p I_3 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & 0_3 & u_{b_s} I_3 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 & u_{b_g} I_3 \end{bmatrix} \quad (11)$$

式(11)中, u_ψ , u_v 和 u_p 分别表示姿态、速度和位置向量的不确定度, u_{b_s} 和 u_{b_g} 分别表示加速度计和陀螺仪零偏的不确定度。

假设采样周期足够短($\tau \leq 0.2s$), 且加速度计和陀螺仪的噪声为白噪声, 则 INS 系统噪声协方差矩阵近似如下:

$$Q = \begin{bmatrix} S_g^e I_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & S_v^e I_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & 0_3 & S_a^b I_3 & 0_3 \\ 0_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 & S_g^b I_3 \end{bmatrix} \quad (12)$$

其中, v_t 和 ω_t 均是一阶马尔可夫高斯白噪声。经过离散化, 得到 EKF 的预测方程和更新方程组^[10]如下:

$$\begin{cases} \hat{X}_k = f(X_{k-1}, u_k) \\ \hat{P}_k = F_{k-1} P_{k-1} F_{k-1}^T + G_{k-1} Q_{k-1} G_{k-1}^T \\ K_k = \hat{P}_k H_k^T (H_k \hat{P}_k H_k^T + R_k)^{-1} \\ X_k = \hat{X}_k + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_k) \\ P_k = (I - K_k H_k) \hat{P}_k \end{cases} \quad (8)$$

其中, \hat{x}_k , \hat{p}_k 分别表示时刻 k 状态向量和状态协方差矩阵的先验估计, Q_{k-1} 表示时刻 $k-1$ 的过程噪声, H_k 即时刻 k 的测量矩阵, R_k 表示测量噪声矩阵。更详细的关于 GNSS/INS 组合导航系统的 EKF 线性化和离散化的过程在文献[11][12]有说明。

在本文设计的 GNSS/INS 组合导航系统中, 状态向量包含载体姿态误差, 速度误差, 位置误差以及惯性单元的零偏, 如下:

$$X = [\delta\psi^e; \delta v^e; \delta p^e; b_a; b_g] \quad (9)$$

其中, $\delta\psi^e$, δv^e , δp^e 分别表示载体姿态误差, 速度误差和位置误差在 ECEF 坐标系下的投影, b_a , b_g 表示惯性单元加速度计和陀螺仪的零偏。公式(10)为时刻 k 的状态转移矩阵:

其中, s_g^r 和 s_a^r 分别表示陀螺仪和加速度计的随机噪声功率谱密度, s_g^b 和 s_a^b 分别表示陀螺仪和加速度计的零偏噪声功率谱密度。观察向量由 GNSS 测量值与 INS 导航方程的解构成, 如下:

$$Y = \begin{bmatrix} p_k^e|_{GNSS} & -p_k^e|_{INS} \\ v_k^e|_{GNSS} & -v_k^e|_{INS} \end{bmatrix} = HX \quad (13)$$

其中, $p_k^e|_{GNSS}$, $p_k^e|_{INS}$ 分别表示 k 时刻 GNSS 测量和 INS 导航方程解算的 ECEF 坐标系下的位置向量, $v_k^e|_{GNSS}$, $v_k^e|_{INS}$ 分别表示 k 时刻 GNSS 测量和 INS 导航方程解算的 ECEF 坐标系下的速度向量, 测量矩阵为:

$$H = \begin{bmatrix} 0_3 & 0_3 & -I_3 & 0_3 & 0_3 \\ 0_3 & -I_3 & 0_3 & 0_3 & 0_3 \end{bmatrix} \quad (14)$$

假设 GNSS 的位置和速度测量是相对独立的, 且是具有相同方差的一阶马尔可夫过程, 则测量噪声协方差矩阵为:

$$R = \begin{bmatrix} \sigma_p^2 I_3 & 0_3 \\ 0_3 & \sigma_v^2 I_3 \end{bmatrix} \quad (15)$$

2 人工智能辅助定位方案设计

2.1 长短期记忆网络

长短期记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 是循环神经网络 (Recurrent Neural Network, RNN) 的一种。传统的神经网络或深度神经网络因每层之中的节点无连接, 适合训练学习单样本输入与单样本输出的模型, 并不适合训练学习以数据序列作为输入的模型^[13]。RNN 将前后样本的隐藏层进行连接, 使隐藏层的输入不只与输入层有关, 同时与上一时刻隐藏层的输出有关。标准 RNN 的结构如图 2 所示。

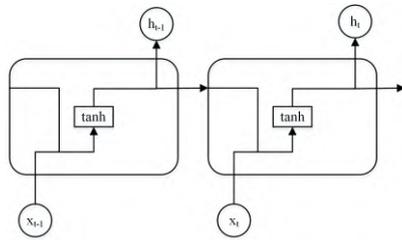


图 2 标准 RNN 基本结构
Fig.2 A Basic Structure of RNN

标准 RNN 神经元输出方程为:

$$h_i = \tanh(W_x \cdot x_i + W_h \cdot h_{i-1} + b) \quad (16)$$

其中, w_x 表示此刻输入样本的权重, w_h 表示上一时刻样本的网络输出的权重, b 代表常数项。

同时, 标准 RNN 在分析较长的数据序列时会存在梯度消失或梯度爆炸的问题, 因此 LSTM 引入细胞状态、输入门、遗忘门和输出门的概念, 解决长时间依赖问题, 使其具有学习长序列数据的能力。LSTM 结构如图 3 所示。

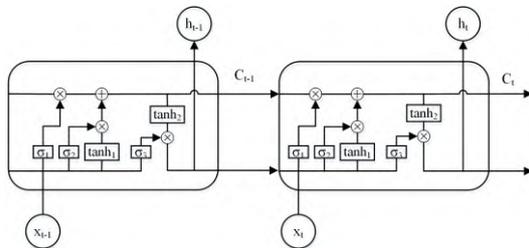


图 3 LSTM 基本结构
Fig.3 A Basic Structure of LSTM

细胞状态是 LSTM 的关键, 门的作用是将信息添加到细胞状态或者将信息从细胞

状态中删除, σ 表示 sigmoid 网络层。 σ_1 称为遗忘门, 根据 h_{i-1} 和 x_i 决定是否在细胞状态中保留信息, sigmoid 层输出 0 表示丢弃, 输出 1 表示完全保留。 σ_2 称为输入门, 决定将更新细胞状态中的哪些信息, \tanh_1 层决定更新的值的大小, 两者一同更新细胞状态。 σ_3 称为输出层, 决定输出更新后的细胞状态中的哪些信息, \tanh_2 层将细胞状态信息归一化, 两者相乘决定 LSTM 的输出信息。

2.2 LSTM-EKF 组合导航系统结构

在基于扩展卡尔曼滤波的 GNSS/INS 组合导航系统中, EKF 方程的建立依赖于惯性传感器的准确误差模型以及 GNSS 定位信息。因此, 在实际环境中, 尤其是车载 GNSS/MEMS-INS 系统环境中, 受城市峡谷等效应的影响, GNSS 定位信息较易丢失, 造成 EKF 滤波结果发散, 导致 GNSS/INS 组合导航系统的定位精度急剧下降。 LSTM 辅助的 GNSS/INS 组合导航系统的主要思路是探索 EKF 的误差状态向量与 INS 导航方程解算结果之间的数学关系, 达到在 GNSS 定位信息缺失环境下, LSTM 能够预测 EKF 先验估计的误差, 进而提高定位精度的目的。

LSTM-EKF 组合导航系统的基本思想是, 在有 GNSS 定位信息时, 将组合导航系统滤波器的误差状态向量 $[\delta\psi^e; \delta v^e; \delta p^e]$ 作为目标, INS 解算的导航参数 $[\psi_{INS}^e, v_{INS}^e, p_{INS}^e]$ 和采样时间间隔 τ (常用车机系统中, 因系统调度等原因, 采样时间间隔会变化) 作为输入, 对 LSTM 网络进行训练。在无 GNSS 定位信息时, 将 INS 解算的导航参数 $[\psi_{INS}^e, v_{INS}^e, p_{INS}^e]$ 和采样时间间隔 τ 作为输入, 通过 LSTM 网络进行预测, 得到 INS 解算的预测误差 $[\delta\psi^e; \delta v^e; \delta p^e]$, 对导航结果进行校正, 进而提高导航系统的定位精度。

当有 GNSS 定位信息时, LSTM 辅助的基于 EKF 的 GNSS/INS 组合导航系统的结构如图 4 所示, 目的是对 LSTM 网络进行训练。

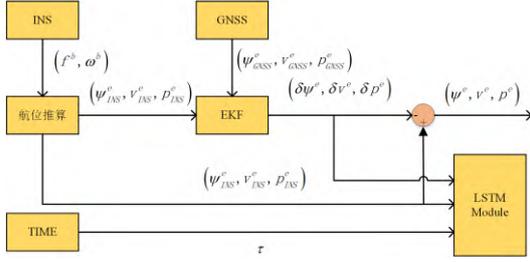


图 4 LSTM-EKF 系统结构图 (有 GNSS 信息时)

Fig.4 The Structure of LSTM-EKF-based GNSS/INS

Navigation System With GNSS

当有 GNSS 定位信息, 即 EKF 的更新方程有效时, 可以对 LSTM 网络进行训练, 此时整体系统的流程如下:

(1) 车辆从静止状态进入运动状态, 当车辆运动速度大于一个阈值(例 5km/h)时, 将 GNSS/INS 组合导航系统进行动态对准, 初始化载体姿态, 得到初始化向量 $[\psi_0^e, v_0^e, p_0^e]$;

(2) 组合导航滤波器开始运作, 当每个惯性单元的采样周期到来时, 根据惯性单元比力测量值 f^b 、角速度测量值 ω^b 和航位推算方程, 计算得到载体的状态向量, 同时也是扩展卡尔曼滤波器的先验估计值 $[\psi_{INS}^e, v_{INS}^e, p_{INS}^e]$;

(3) EKF 进行预测方程的计算, 对 INS 的误差状态向量进行预测;

(4) 当有 GNSS 定位信息时, EKF 进行更新方程的计算, 得到先验估计值(即 INS 解算结果)的误差向量 $[\delta\psi^e, \delta v^e, \delta p^e, b_a, b_g]$;

(5) 以 INS 解算的结果 $[\psi_{INS}^e, v_{INS}^e, p_{INS}^e]$ 和采样时间间隔作为网络的输入, EKF 的误差状态向量 $[\delta\psi^e, \delta v^e, \delta p^e]$ 作为网络输出, 选取合适的梯度下降算法, 对网络进行训练。

当无 GNSS 定位信息时, LSTM 辅助的基于 EKF 的 GNSS/INS 组合导航系统的结构如图 5 所示, 目的是使用 LSTM 网络预测 INS 解算结果的误差, 提高定位精度。

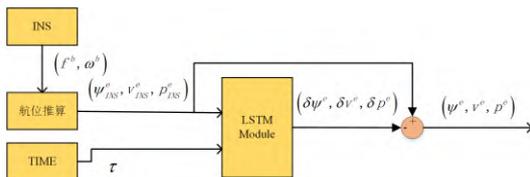


图 5 LSTM-EKF 系统结构图 (无 GNSS 信息时)

Fig.5 The Structure of LSTM-EKF-based GNSS/INS Navigation System Without GNSS

当无 GNSS 定位信息时, 即 EKF 不能进行更新方程的计算, 不能对 INS 解算结果的误差进行校正, 故使用训练完成的 LSTM 网络对 INS 解算结果的误差进行预测, 此时整体系统的流程如下:

(1) 惯性单元的采样周期到来, 根据惯性单元比力测量值 f^b 、角速度测量值 ω^b , 经航位推算得 INS 导航结果 $[\psi_{INS}^e, v_{INS}^e, p_{INS}^e]$;

(2) 使用 INS 解算的结果 $[\psi_{INS}^e, v_{INS}^e, p_{INS}^e]$ 和采样时间间隔 τ 作为样本输入, LSTM 网络预测得到 INS 解算误差的预测值 $[\delta\psi^e, \delta v^e, \delta p^e]$;

(3) 将误差预测值与 INS 解算结果相加, 得到误差校正后的定位结果 $[\psi, v, p]$ 。

2.3 LSTM 辅助模块设计

LSTM-EKF 组合导航系统结构中所述的 LSTM 单元(或 LSTM 网络), 由四个 LSTM 网络构成, 如图 6 所示, 这四个 LSTM 网络之间的训练方法和网络结构都相互独立。如此设计的原因是, 本文设计的组合导航系统的解算过程均在 ECEF 坐标系下完成, 而 ECEF 坐标系属于正交坐标系, 理论上其 XYZ 三轴分量两两正交, 互不影响。

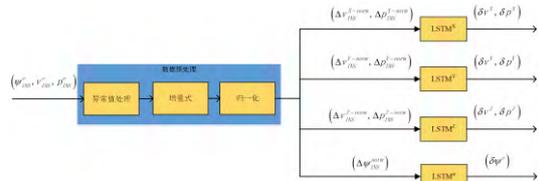


图 6 LSTM 模块结构图

Fig.6 The Structure of LSTM Module

在数据预处理部分, 第一步是异常值处理, 通过对开源行车数据的分析, 以 ECEF 坐标系 X 轴分量为例, 其样本几何分布如图 7 所示, 图中存在些许集中的样本, 其统计偏差很大, 且这些样本点的速度向量在 ECEF 系下各轴的投影为 0, 说明在车辆静止状态时, GNSS 定位信息对 INS 解算的校正效果过大, 这种情况与实际相符^[14]。

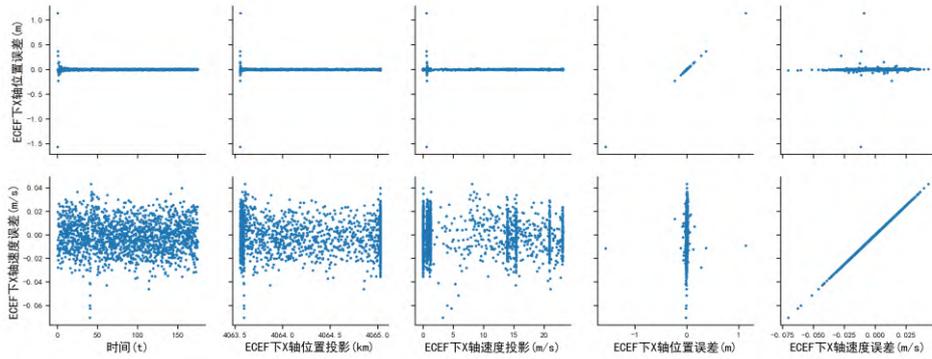


图7 样本输入与输出几何分布

Fig.7 The Geometric Distribution of the Sample

原因之一是,载体静止时,GNSS 和 INS 的测量值都不会是静态的, GNSS 对速度向量的测量和 INS 对速度向量的推算都存在较大误差。故在异常值处理过程对样本做如下约束:

$$\begin{cases} \|v_{INS}^e\| > 3 \\ \delta p_x - \mu_{\delta p_x} < 3\sigma_{\delta p_x} \\ \delta p_y - \mu_{\delta p_y} < 3\sigma_{\delta p_y} \\ \delta p_z - \mu_{\delta p_z} < 3\sigma_{\delta p_z} \end{cases} \quad (17)$$

数据预处理的第二步是将位置向量、速度向量和姿态转换为增量形式。在载体运动的过程中,位置、速度向量和姿态随着时间会存在累积趋势,这样的数据在 LSTM 中称为非静态的,不利于网络的训练和预测。因此使用增量式,将时刻 t 的数据减去时刻 $t-1$ 的数据,消除数据随时间的累积趋势。

数据预处理的第三步是归一化。位置、速度和姿态的量纲各不相同,需要消除不同量纲数据对网络训练的影响,在 LSTM 网络中,通常将样本的各特征值缩放至[-1,1]范围内。在此 LSTM 单元中,即将位置、速度和姿态的增量式在各轴上的分量缩放至[-1,1]范围内。

LSTM 辅助单元的核心部分由四个相互独立的 LSTM 网络组成。对应 ECEF 坐标系下 X 轴、Y 轴和 Z 轴的 LSTM^X、LSTM^Y 和 LSTM^Z 基本等价,以 LSTM^X 为例,其输入是归一化后的 X 轴上速度分量和位置分量 $[\Delta v_{INS}^{X-norm}, \Delta p_{INS}^{X-norm}]$, 输出是 X 轴上的速度误差分量和位置误差分量 $[\delta v^x, \delta p^x]$ 。在预测过程中,得到的速度误差和位置误差可以校正

INS 解算的误差,得到校正后的位置和速度向量。

校正后的位置和速度向量在 ECEF 坐标系下,通常导航结果需要转换至 NED 坐标系下,故还需存在一个 LSTM 网络对载体姿态的误差进行预测,用 LSTM^ψ 表示预测姿态的 LSTM 网络。在 GNSS/INS 组合导航系统解算过程中,载体姿态由方向余弦阵表示,在三维空间运动中,其为 3×3 矩阵,但只有三个自由度。因此,将姿态输入 LSTM^ψ 之前,转换为四元数表示,并取四元数中的 $[q_1, q_2, q_3]$ 进行训练与预测, q_0 可由 $[q_1, q_2, q_3]$ 计算得到。故 LSTM^ψ 的输出也为四元数,需再做一次转换,将其转换为方向余弦矩阵,方便后续的滤波过程计算。

3 测试结果与分析

表 1 GNSS 模块 Ublox M8N 参数

Tab.1 The Performance of Ublox M8N

参数	值
水平位置精度	2.5m
速度精度	0.1m/s
最大输出频率	10Hz

表 2 OpenIMU 300ZI 惯性单元测量参数

Tab.2 The Performance of OpenIMU 300ZI

参数	值
角速度测量范围	±400° / s
角速度零偏	6° / hr
角速度比例因子精度	0.03%

角度随机游走	$0.3^\circ / \sqrt{hr}$
加速度测量范围	$\pm 8g$
加速度零偏	$10\mu g$
加速度比例因子精度	0.03%
速度随机游走	$0.06m / s / \sqrt{hr}$

迭代次数	300	300	150	300
学习率	0.01	0.01	0.05	0.01

表 3 千寻星矩 SR2 高精度 GNSS 接收机参数

Tab.3 The Performance of High Precision GNSS Receiver SR2

Receiver SR2	
参数	值
静态精度	5mm
RTK 定位精度	15mm
RTK 初始化时间	<10s
RTK 初始化置信度	>99.9%



图 8 系统测试所用车辆

Fig.8 The Test Vehicle with Sensors

本文基于嵌入式 Linux 平台实现了所提出 LSTM-EKF 的 GNSS/INS 组合导航系统，并在城市环境中对该系统进行了测试。测试车辆如图 8 所示，其中主要传感器包含 GNSS 接收模块 Ublox M8N，惯性测量单元 OpenIMU 300ZI，同时包含千寻星矩 SR2 专业级 GNSS 接收机，其定位精度通过 RTK 服务能够达到厘米级^[15]，可以作为定位参考值，所有设备详细参数如上表所述。

LSTM 辅助单元中的四个 LSTM 网络参数如表 4 所示，序列长度采用 10，并只包含了一层隐藏层，简化的结构可以提高 LSTM 网络的训练速度。

表 4 LSTM 网络参数

Tab.4 Parameters of LSTM Networks

参数	LSTM ^x	LSTM ^y	LSTM ^z	LSTM ^w
序列长度	10	10	10	10
神经元数目	30	30	20	40
批处理样本大小	10	10	10	10
时间步长	1	1	1	1

时间步长均设置为 1 的原因是，在无 GNSS 定位信息环境下，每个惯性单元测量周期，LSTM 辅助单元均可以预测得到误差向量，而无需等待多个测量周期的隐藏层输出来决定网络的最终输出。模型 Z 轴 LSTM 网络的隐藏层神经元数目和迭代次数偏小，学习率偏大的目的是防止过拟合，原因是地球的不规则扁椭圆球模型造成的定位误差对 ECEF 坐标系下的 Z 轴分量影响较大^[16]。以平均绝对误差(MAE)作为损失函数，使用 Adam 优化算法训练网络，以 X 轴 LSTM 网络单元为例，其结果如图 9 所示，网络的收敛速度较快，精度较高。

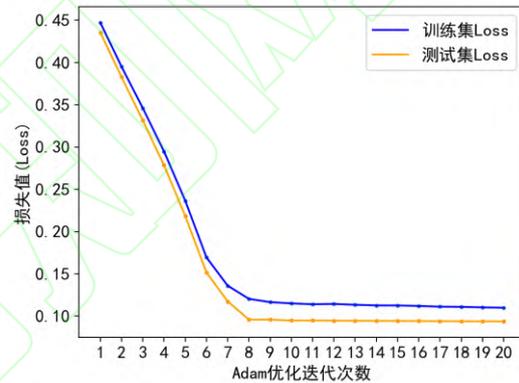


图 9 前 20 次 Adam 优化迭代 Loss 更新

Fig.9 Loss Updating of Adam Optimization in the first 20 Iterations

在城市立体交叉桥环境下，车辆的行驶轨迹和组合导航系统的定位轨迹如图 10 所示，其中绿色曲线是使用支持网络 RTK 的高精度 GNSS 接收机测量的路径，作为真实参考路径，黑色圆点为 GNSS 定位点，红色曲线是基于 EKF 的组合导航系统的定位轨迹，蓝色曲线是基于 LSTM-EKF 的组合导航系统的定位轨迹。由图 10 右侧可知，在高架桥正下方的路段，因为上方道路遮挡，Ublox M8N 无法接收到良好的卫星信号，GNSS 定位信息丢失，此时，EKF 组合导航系统的解算轨迹(红色曲线)已经产生严重偏离，而 LSTM-EKF 组合导航系统的解算轨迹(蓝色曲线)的偏离较小。



图 10 立体交叉桥环境，参考轨迹与解算轨迹
Fig.10 Reference Path and Calculating Path at the Overpass

基于 EKF 和基于 LSTM-EKF 的 GNSS/INS 组合导航系统的定位误差如图 11 和图 12 所示。在 85 秒到 100 秒区间，无 GNSS 定位信息，EKF 组合导航系统的东向累积误差迅速增加，而 LSTM-EKF 组合导航系统的定位误差依旧可以维持在 1 米左右，详情在表 5 中描述。

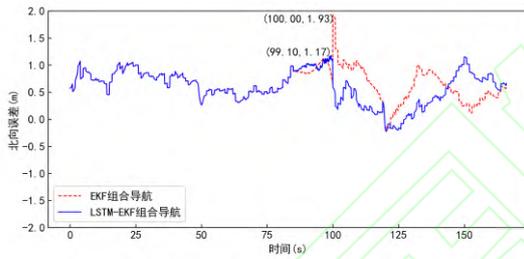


图 11 组合导航系统北向误差

Fig.11 North Error of Integrated Navigation System

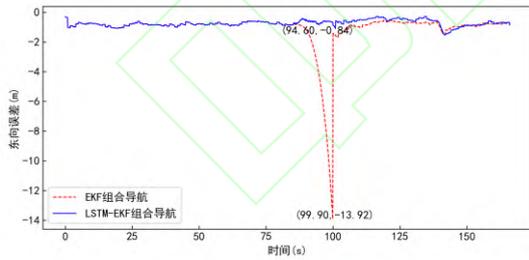


图 12 组合导航系统东向误差

Fig.12 East Error of Integrated Navigation System

表 5 组合导航系统最大误差分析

Tab.5 Maximum Error of Integrated Navigation System

System			
有 GNSS 定位时		无 GNSS 定位时	
最大	最大	最大	最大
北向误	东向误	北向误	东向误
差(m)	差(m)	差(m)	差(m)

EKF	1.92	1.71	1.93	13.92
LSTM-EKF	1.17	1.32	1.17	0.84

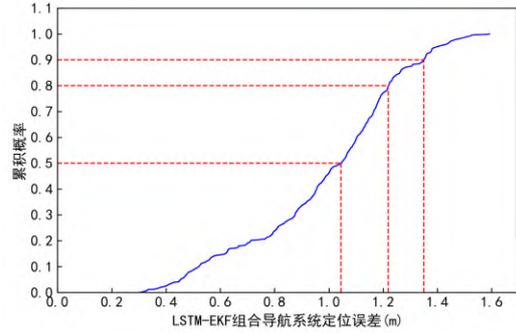


图 13 LSTM-EKF 组合导航系统定位误差累积分布

Fig.13 Cumulative Distribution of the

LSTM-EKF-based Integrated Navigation System

在整个立体交叉桥环境下，包含无 GNSS 定位信息的路段，基于 LSTM-EKF 的 GNSS/INS 组合导航系统的定位结果的误差累积分布如图 13 所示，由此分析的 LSTM-EKF 组合导航系统定位精度如表 6 所示。

表 6 LSTM-EKF 组合导航系统定位精度

Tab.6 Location Precision of the LSTM-EKF-based

Integrated Navigation System

	置信度 50%	置信度 80%	置信度 90%
定位误差(m)	1.04	1.21	1.34

由表 6 可知，在城市复杂立体交叉桥环境下，当置信度为 50%时，基于 LSTM-EKF 的 GNSS/INS 组合导航系统的定位误差为 1.04 米。表明在 GNSS 定位信息失锁的情况下，基于 LSTM-EKF 的 GNSS/INS 组合导航系统也具有的定位精度。

4 结论

本文提出了一种基于 LSTM-EKF 的车载 GNSS/INS 组合导航系统，可以在 GNSS 卫星定位信息丢失的情况下，抑制惯导系统的解算误差，大幅增加其导航精度。其基本思想是，在有 GNSS 定位信息时，将组合导航滤波器的误差状态向量作为目标，INS 导航方程的解算结果作为输入，对 LSTM 模块进行训练。在无 GNSS 环境下，LSTM 模块预测滤波器的输出，即 INS 导航方程解算的误差，达到抑制导航误差的目的。LSTM 网

络相比传统的 BP 神经网络或深度神经网络,对数据序列具有记忆能力,符合导航系统的连续性特征。本文设计的 LSTM 模块由四个 LSTM 网络单元构成,降低了计算复杂度,使网络训练过程可以更快收敛。

本文中的测试场景还不够丰富,针对不同的车载运动特性,相同的网络结构预测的准确性会不同。因此,将来需要采集大量的行车数据,对 LSTM 辅助导航模块在不同的车载运动环境中进行评估。

参考文献

- [1] Renfro B A, Stein M, Boeker N, et al. An analysis of global positioning system (GPS) standard positioning service (SPS) performance for 2017[J]. See <https://www.gps.gov/systems/gps/performance/2014-GPS-SPS-performance-analysis.pdf>, 2018.
- [2] Li Yanjie, Yang Yuanxi, He Haibo. Effects analysis of constraints on GNSS/INS integrated navigation. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(9): 1249-1255(李彦杰, 杨元喜, 何海波. 附加约束条件对 GNSS/INS 组合导航结果的影响分析[J]. 武汉大学学报 信息科学版, 2017, 42(9): 1249-1255).
- [3] Sasani S, Asgari J, Amiri-Simkooei A R. Improving MEMS-IMU/GPS integrated systems for land vehicle navigation applications[J]. *GPS Solutions*, 2016, 20(1): 89-100.
- [4] Tan X, Wang J, Jin S, et al. GA-SVR and Pseudo-Position-Aided GPS/INS Integration during GPS Outage[J]. *The Journal of Navigation*, 2015, 68(4): 678-696.
- [5] Yao Y, Xu X. A RLS-SVM aided fusion methodology for INS during GPS outages[J]. *Sensors*, 2017, 17(3): 432-445.
- [6] Belhajem I, Maissa Y B, Tamtaoui A. A hybrid low cost approach using extended Kalman Filter and neural networks for real time positioning[C]. *2016 International Conference on Information Technology for Organizations Development (IT4OD)*. IEEE, 2016: 1-5.
- [7] Clark B J, Simmons C M, Berkowitz L E, et al. The retrosplenial-parietal network and reference frame coordination for spatial navigation[J]. *Behavioral Neuroscience*, 2018, 132(5): 416.
- [8] Guo Shiluo, Wu miao, Xu Jiangning, et al. Adaptive fading Kalman Filter and its application in SINS initial alignment[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(11): 1667-1672(郭士萃, 吴苗, 许江宁, 等. 自适应渐消卡尔曼滤波及其在 SINS 初始对准中的应用[J]. 武汉大学学报 信息科学版, 2018, 43(11): 1667-1672).
- [9] Barrau A, Bonnabel S. The invariant extended Kalman Filter as a stable observer[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2016, 62(4): 1797-1812.
- [10] Ko N Y, Youn W, Choi I H, et al. Features of invariant extended Kalman filter applied to unmanned aerial vehicle navigation[J]. *Sensors*, 2018, 18(9): 2855.
- [11] Groves P D. Navigation using inertial sensors [Tutorial][J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2015, 30(2): 42-69.
- [12] Li X, Wang Y, Khoshelham K. Comparative analysis of robust extended Kalman filter and incremental smoothing for UWB/PDR fusion positioning in NLOS environments[J]. *Acta Geodaetica et Geophysica*, 2019, 54(2): 157-179.
- [13] Jozefowicz R, Zaremba W, Sutskever I. An empirical exploration of recurrent network architectures[C]. *International Conference on Machine Learning*. 2015: 2342-2350.
- [14] El-Mowafy A. Analysis of web-based GNSS post-processing services for static and kinematic positioning using short data spans[J]. *Survey review*, 2011, 43(323): 535-549.
- [15] Huang Yongshuai, Shi Junbo, Ouyang Chenhao, et al. Real-time observation decoding and positioning analysis based on Qianxun BeiDou ground based augmentation system[J]. *Bull Surv Mapp*, 2017, (9): 11-14(黄永帅, 史俊波, 欧阳晨皓, 等. 千寻北斗地基增强网络下的实时观测数据解码及定位性能分析[J]. 测绘通报, 2017, (9):11-14).
- [16] Groves P D. Principles of GNSS, Inertial, and multisensor integrated navigation systems[M]. *National Defense Industry Press*, 2015(格鲁夫. GNSS 与惯性及多传感器组合导航系统原理[M]. 国防工业出版社, 2015).

A GNSS/INS Vehicle Integrated Navigation System Based on LSTM-EKF

Fu Shuaizhi¹ Chen Wei¹ Wu Di^{2,3} Kong Haiyang¹ Zheng Hongjiang⁴ Du Luyao¹

¹ School of Automation, Wuhan University of Technology, Wuhan 430000, China

² Key Laboratory of Environment Change and Resources Use in Beibu Gulf,

Nanning Normal University, Ministry of Education, Nanning 530001, China

3. GNSS Research Center, Wuhan University, Wuhan 430000, China

4 Research and Development Shanghai Engineering Technology Research Center for ICVT, Shanghai 200030, China

Abstract: Integration of GNSS and INS can provide continuous and accurate positioning information for vehicles. However, the accuracy of low-cost GNSS/INS vehicle integrated navigation systems is unreliable during GNSS outages, which are common in urban areas. So, a long and short-term memory (LSTM) networks-aided GNSS/INS integrated navigation system based on extended Kalman filter (EKF) is proposed in this paper. LSTM networks are trained to learn the relationship between position error and INS output when GNSS available. When GNSS outage occurs, LSTM networks predict and correct errors of the integrated navigation system to improve location precision. The experiment shows that the north error and east error of the GNSS/INS integrated navigation systems based on EKF is 1.93m and 13.92m during the 15s GNSS outage. Meanwhile, the north error and east error of the GNSS/INS integrated navigation systems based on LSTM-EKF is 1.17m and 0.84m. The comparison results indicate that the proposed system can effectively improve location precision during GNSS outages.

Keywords: inertial navigation system; integrated navigation system; extended Kalman filter; long short-term memory

First Author: FU Shuaizhi, postgraduate, specializes in GNSS/INS integrated navigation. Email: fushuaizhi@whut.edu.cn;

***Corresponding author:** WU Di, PhD, research assistant. E-mail: wudi324243@163.com

Foundation Support: National Key R&D Program of China (2018YFB0105205); 2018 Guangxi College Young and Middle-aged Teachers' Basic Ability Improvement Project(2018KY0357); Science and Technology Major Project of Guangxi(2018AA18118025).

网络首发:

标题: 一种基于 LSTM-EKF 的车载 GNSS/INS 组合导航系统

作者: 傅率智, 陈伟, 吴迪, 孔海洋, 郑洪江, 杜路遥

收稿日期: 2020-05-25

DOI:10.13203/j.whugis20200115

引用格式:

傅率智, 陈伟, 吴迪, 等. 一种基于 LSTM-EKF 的车载 GNSS/INS 组合导航系统[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2020, DOI: 10.13203/j.whugis20200115 (Fu Shuaizhi, Chen Wei, Wu Di, et al. A GNSS/INS Vehicle Integrated Navigation System Based on LSTM-EKF [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, DOI: 10.13203/j.whugis20200115)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

附加约束条件对 GNSS/INS 组合导航结果的影响分析

李彦杰, 杨元喜, 何海波

武汉大学学报·信息科学版, 2017, 42(9): 1249-1255

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20150526>

车载三天线 GNSS 的直接法定姿及精度评估

蔡小波, 许厚泽, 王勇, 柴华, 丁磊香

武汉大学学报·信息科学版, 2018, 43(6): 820-825

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20160171>

车载移动测量中定位定姿系统误差校正与补偿研究

黎蕾蕾, 孙红星, 李德仁, 任春华, 胡宁, 丁学文

武汉大学学报·信息科学版, 2016, 41(9): 1245-1252

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20140846>