

循环神经网络辅助 GNSS/SINS 组合导航 方法及性能分析

闫世霖¹, 吴德伟¹, 王 伟², 戴传金¹, 朱浩男¹

(1. 空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077; 2. 中国电子科技集团公司第二十研究所, 西安, 710068)

摘要 针对 GNSS 信号中断时组合导航系统误差迅速发散的问题, 提出了使用循环神经网络(RNN)来辅助组合导航系统的方法, RNN 可以分别基于当前和过去的位置以及速度样本进行训练, 使神经网络更好地处理系统中的时序信号, 从而能够更加精确地预测 SINS 的位置和速度误差。采用无人机飞行试验数据验证了该算法在卫星信号中断时导航精度平均提升了 77%, 并且满足导航所需的实时性要求, 与传统的径向基神经网络辅助的组合导航系统相比, 其位置和速度的均方根误差平均降低了 39%。

关键词 GNSS/SINS 组合导航; 循环神经网络; GNSS 信号中断

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2021.05.010

中图分类号 TN967.2 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2021)05-0061-06

An Analysis of Method and Performance for GNSS/SINS Integrated Navigation Assisted by Recurrent Neural Network

YAN Shilin¹, WU Dewei¹, WANG Wei², DAI Chuanjin¹, ZHU Haonan¹

(1. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China;
2. The 20th Research Institute of China Electronics Technology Corporation, Xi'an 710068, China)

Abstract Aimed at the problems that integrated navigation system is rapid divergent in error when global navigation satellite system (GNSS) signal is interrupted, most of the current methods are to adopt fully connected neural network, but this can only deal with the mapping relationship between input and output at a single moment with being ignorant of the dependence of errors on the past values of strapdown inertial navigation system (SINS), a method of using recurrent neural network (RNN) to assist the integrated navigation system is proposed. RNN can train on the basis of the current and past position and speed samples respectively, so that the neural network can better process the timing signals in the system, and predict the position and speed errors of SINS more accurately. UAV flight test data are adopted to verify the method. The result shows that the navigation accuracy of this algorithm is increased by 77% on average when the satellite signal is interrupted, and this meets the real-time requirements required by navigation. Compared with the traditional RBF neural network assisted integrated navigation system, the root mean square error of its position and velocity is reduced by 39% on average.

收稿日期: 2021-06-15

基金项目: 国家自然科学基金(61973314)

作者简介: 闫世霖(1997—), 男, 河北衡水人, 硕士生, 研究方向: 智能导航技术。E-mail: 874457080@qq.com

通信作者: 吴德伟(1963—), 男, 吉林省吉林市人, 教授, 博士生导师, 研究方向: 航空导航理论、技术与应用。E-mail: wudewei74609@126.com

引用格式: 闫世霖, 吴德伟, 王伟, 等. 循环神经网络辅助 GNSS/SINS 组合导航方法及性能分析[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021, 22(5): 61-66. YAN Shilin, WU Dewei, WANG Wei, et al. An Analysis of Method and Performance for GNSS/SINS Integrated Navigation Assisted by Recurrent Neural Network[J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2021, 22(5): 61-66.

Key words GNSS/SINS integrated navigation; recurrent neural network; GNSS signal interrupt

在定位导航系统的应用中,捷联惯性导航系统(strapdown inertial navigation system, SINS)^[1]与全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)^[2-3]是当今最常用的两种定位系统。捷联惯性导航系统作为完全自主的导航系统,其具有不依赖外部信息以及数据更新率高的优点。但是,由于惯性导航系统的工作方式属于推算导航方式,其本身会产生累积误差,使其定位误差逐渐增大,因此惯性导航系统不适合长时间导航。全球导航卫星系统不存在累积误差,具备长时间高精度导航的能力,但 GNSS 需要至少有 4 颗具有良好几何结构的卫星能被 GNSS 天线直接观测到,才能够提供准确的位置和速度信息。由于可观测卫星的数量、多径效应和外部环境干扰的影响,导致 GNSS 是不稳定的^[4-5]。

为了克服 GNSS 和 SINS 各自的缺陷,通常利用卡尔曼滤波将两者融合形成组合导航系统,而 GNSS/SINS 组合导航系统^[6-8]也是当前应用最成功、最广泛、性能最优越的组合导航系统。然而,在实际应用时,会遇到特殊情况导致 GNSS 信号中断,此时,SINS 的位置估计误差将无法利用 Kalman 滤波器进行调整,导航误差会迅速发散,因此,组合导航系统中 GNSS 信号失锁从而导致导航性能大幅度下降的问题也是目前组合导航系统亟需解决的问题。

人工神经网络^[9-10](artificial neural network, ANN)可以通过有监督的训练来实现输入到输出非线性映射,用来模拟高度复杂和非线性的随机问题,并且在组合导航和惯导误差校正中取得了很好的效果^[11-13]。

Yiqing Yao 等^[14]提出了一种新的融合算法,结合卡尔曼滤波和改进的多层感知器网络,通过数据训练在全球定位系统(global positioning system, GPS)信号中断时预测和估计伪 GPS 位置,从而保持了组合导航系统在 GPS 信号中断时的性能,之后又对人工智能模块的输入进行了简化,探讨了模型对惯导信息的依赖性。Mehdi Aslinezhad 等^[15]提出了一种 GPS/INS 融合算法在 GPS 中断时的误差补偿方法,首先采用鲁棒 Kalman 滤波器补偿 INS 观测误差,然后利用人工神经网络的融合方法来提供缺失位置信息,最终通过实验验证其方法使定位误差的均方根值降低了 5%左右,输出位置估计误差至少降低了 67%。Yimin Zhou 等^[16]将卡尔曼滤波和反向传播神经网络(back propagation neural

network, BPNN)相结合,并通过实验证明该方法有效地解决了 GPS 干扰环境下精度低的问题。鲍泳林等^[17]针对 GPS 失锁的问题采用了径向基神经网络(radial basis function neural network, RBFNN)辅助组合导航的方法,并证明了其可行性。陈光武等^[18]提出了一种基于人工蜂群算法改进的 RBFNN 增强改进的自适应无迹卡尔曼滤波算法,并通过实验证明其方法能够抑制惯性误差的发散。白相文等^[19]提出了 Elman 神经网络辅助的组合导航联邦滤波算法,并通过仿真实验证明了该算法可以在卫星信号失锁时有效抑制惯导误差的累积。

采用神经网络预测 SINS 的误差,其本质上是利用神经网络来学习 SINS 的误差规律,并且 SINS 当前的位置误差主要与 SINS 数据、末次误差、陀螺仪静态误差、加速度计静态误差、车辆动态和环境有关,而且位置误差与这些因素之间的关系是非线性的,难以建模^[20]。而基于神经网络的人工智能技术可以映射这些关系。

然而现有的基于人工神经网络的方法大多都是基于一定时刻的惯导误差与相应的惯导输出相关联,没有考虑惯导系统过去值对误差的影响,而导航信息是一个时间序列,载体前一时间刻和当前时刻的导航信息是密切相关的,因此对 SINS 误差的预测是一个时间序列预测的问题,这就需要神经网络的输出不应仅与当前时刻的输入有关,还应与之前的输入相关。基于此,本文使用循环神经网络(recurrent neural network, RNN)来辅助组合导航系统,它可以反映当前时刻的输出和之前的输入之间的关系,更加充分地利用数据样本进行训练,从而更加精确预测 SINS 的位置和速度误差,使得 GNSS 在长时间中断期间,组合导航系统拥有可靠的导航性能。

1 GNSS/SINS 组合导航滤波

捷联惯性导航系统作为完全自主的导航系统,其工作时不依赖任何外部信息以及数据更新率高的特性,使其作为导航设备的首选,但是由于惯性导航系统的工作方式属于推算导航方式,其解算过程中会产生累积误差,并且随时间会逐渐增大。而解决这一问题便是采用现在广泛应用的组合导航技术,GNSS 与 SINS 形成的组合导航系统可以避免惯导误差累积的缺点,从而提供高精度的导航信息。

GNSS/SINS 松耦合组合导航即位置、速度模

式的组合导航系统^[20],其误差状态量均定义为 SINS 误差,共 15 维,其中包含 9 个 SINS 的基本导航参数误差以及 6 个惯性仪表的误差状态量,因此组合导航系统的状态方程可以表示为:

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{W}(t) \quad (1)$$

式中: \mathbf{X} 为系统的状态变量; \mathbf{F} 为系统传递矩阵; \mathbf{W} 为系统噪声矩阵。

采用 SINS 解算的位置和速度与 GNSS 测量得到的位置和速度之差,可以得到组合导航系统的量测方程为:

$$\mathbf{Z}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{V}(t) \quad (2)$$

式中: \mathbf{Z} 为系统的量测矢量; \mathbf{H} 为测量矩阵; \mathbf{V} 为量测噪声矢量。

由上节可得,组合导航系统的状态方程和量测方程分别为:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{W}(t) \\ \mathbf{Z}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{V}(t) \end{cases} \quad (3)$$

将组合导航系统的状态方程和量测方程离散化可以表示为:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_k \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\Phi_{k,k-1}$ 为系统从时间步长 $k-1$ 到 k 的对应状态转移矩阵,闭环系统的卡尔曼滤波方程如下:

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{B}_{k-1} \mathbf{U}_{k-1} \\ \dot{\mathbf{X}}_k = \dot{\mathbf{X}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k [\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \dot{\mathbf{X}}_{k|k-1}] \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \\ \mathbf{P}_{k|k-1} = \Phi_{k,k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k,k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \\ \mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k|k-1} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\dot{\mathbf{X}}_{k|k-1}$ 是预测状态的估计值; $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 为预测估计协方差; \mathbf{K}_k 为滤波增益矩阵; $\dot{\mathbf{X}}_k$ 是更新的状态估计值; \mathbf{P}_k 是状态协方差矩阵; \mathbf{Q}_{k-1} 为过程噪声协方差矩阵; \mathbf{R}_k 为量测噪声协方差矩阵,其值分别为 $\mathbf{Q}_k = E[\mathbf{W}_k \mathbf{W}_k^T]$ 、 $\mathbf{R}_k = E[\mathbf{V}_k \mathbf{V}_k^T]$ 。

在 GNSS 信号可用时,可以利用 GNSS 与 SINS 形成的组合导航系统来校正惯导的误差,但是现实中经常会因为外部环境干扰等影响导致 GNSS 信号中断,此时组合导航系统会因为缺少 GNSS 数据进行量测更新重新变为单一的惯性导航系统,同时导航精度也会迅速降低。

2 循环神经网络辅助 GNSS/SINS 组合导航方法

针对 GNSS 信号中断过程中,组合导航系统会

因为惯导误差发散导致精度下降的问题,本文采用了循环神经网络来辅助组合导航系统,使其在 GNSS 信号中断时利用 RNN 的预测结果来修正 SINS 的导航偏差,从而提升组合导航系统的导航精度与可靠性。

2.1 循环神经网络

传统的全连接神经网络(full connected neural networks, FCNN)只是单独的处理一个输入与输出的映射关系,没有将前一时刻输入和后一时刻的输入关联起来,在处理时间或空间上有前后关联的输入问题时会有些不足。与 FCNN 不同的是,循环神经网络(RNN)可以将当前的输入与之前信息相互关联。从网络结构上来看,RNN 可以记忆前面节点的隐藏层信息,并利用之前的信息影响后面结点的输出。

如图 1 所示,将 RNN 模型按时间线展开,其中 X_t 、 S_t 、 O_t 分别为神经网络在 t 时刻的输入层、隐藏层和输出层, \mathbf{U} 和 \mathbf{b}_U 为输入层到隐藏层的权重矩阵和偏置向量, \mathbf{V} 和 \mathbf{b}_V 为隐藏层到输出层的权重矩阵和偏置向量; \mathbf{W} 为上一时刻的隐藏层到当前时刻隐藏层的权重矩阵。

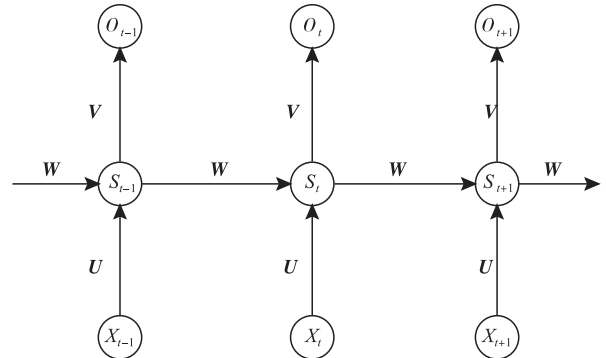


图 1 循环神经网络结构图

为了能够清晰地看到上一时刻的隐藏层对当前时刻的隐藏层的影响,以输入层 4 个神经元,隐藏层 3 个神经元,输出层 2 个神经元为例,将其模型从 t 时刻展开,如图 2 所示。

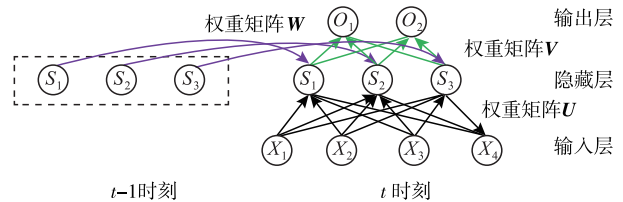


图 2 循环神经网络在 t 时刻展开图

由 RNN 的结构图可得,该网络在 t 时刻接收到输入 X_t 之后,隐藏层的值为 S_t ,输出值为 O_t 。而最关键的是, S_t 的值不仅仅取决于 X_t ,还取决于上一时刻隐藏层的输出,即 S_{t-1} 。因此 RNN 前向传播的计算方法可以表示为:

$$\begin{cases} O_t = g(\mathbf{V} \cdot \mathbf{S}_t + \mathbf{b}_v) \\ \mathbf{S}_t = f(\mathbf{U} \cdot \mathbf{X}_t + \mathbf{W} \cdot \mathbf{S}_{t-1} + \mathbf{b}_U) \end{cases} \quad (6)$$

式中: $g(\cdot)$ 和 $f(\cdot)$ 为输出层和隐藏层激活函数, 选取的激活函数为 tanh 函数, 即:

$$f(x) = g(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}, x \in R \quad (7)$$

在计算过程中所需要的参数是共享的, 并且当前时刻隐藏层的输出 S_t 的计算需要 S_{t-1} , 而 S_{t-1} 的计算又需要 S_{t-2} , 以此类推, RNN 中某一时刻的状态对过去的状态都存在依赖。因此, 循环神经网络能够很好地处理对过去样本数据具有依赖性的时序问题, 可以达到更好的预测效果。

2.2 辅助组合导航方法

基于卡尔曼滤波器的 GNSS/INS 数据融合, 由于其高性能和简单性, 是满足主要导航要求的首选方法。但是如果 GNSS 信号中断, 卡尔曼滤波器将无法获取量测信息, 导航精度将会迅速降低。

循环神经网络辅助组合导航系统的工作原理就是在卫星信号可用时, 利用神经网络训练 SINS 的误差模型, 建立载体的导航信息与误差模型之间的关系; 在卫星信号失锁时, 利用训练好的神经网络来预测 SINS 的误差并修正 SINS 的输出, 从而继续为载体提供可靠的导航信息。

RNN 的学习过程分为 2 个阶段: 第 1 阶段是神经网络通过学习算法进行训练; 第 2 阶段是神经网络对输入数据进行预测, 根据存储的知识估计输出。同样, 系统的工作过程也分为两步, 分别为 GNSS 信号可用时循环神经网络对 SINS 误差模型的训练过程和 GNSS 信号中断时循环神经网络对 SINS 误差的预测过程。RNN 辅助组合导航系统的工作原理见图 3。

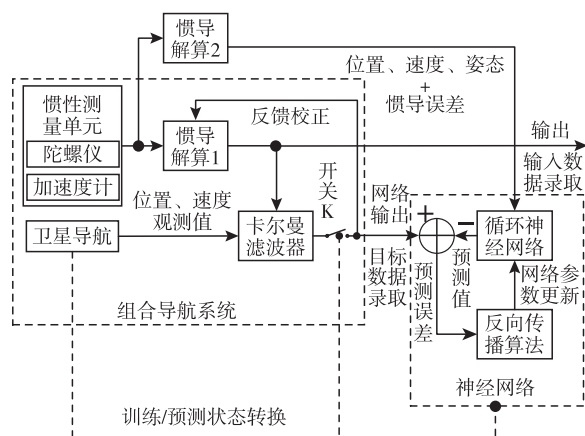


图3 系统工作原理图

如图3所示, 结合卡尔曼滤波器和循环神经网络, 构建了RNN辅助的GNSS/SINS组合导航系统。当GNSS信号可用时, 系统处于第1阶段, 此时, 卡尔曼滤波器对惯导和卫导进行信息融合, 开关K处于闭合状态, 利用卡尔曼滤波器的输出信息对

惯导进行反馈校正, 同时神经网络采集惯性传感元件的输出信息独立解算作为输入, 并利用卡尔曼滤波器输出的导航信息作为期望输出进行训练。

当GNSS信号中断时, 系统处于第2阶段, 卡尔曼滤波器将失去观测量, 无法获得准确的导航信息, 也无法用于对惯导的校正。此时, GNSS信号的中断会使开关K断开, 并且使神经网络转换为预测状态, 神经网络依然采集惯性传感元件的输出信息独立解算作为输入, 利用之前训练好的网络模型预测出较为准确的导航信息, 并用来修正SINS的导航信息, 从而提供准确的导航信息。

综上所述, 在卫星导航信号正常时, 系统通过学习输入与输出之间的关系对神经网络进行在线训练, 采用反向传播算法对网络参数进行更新, 从而使网络对导航信息产生自适应性; 当卫星信号中断时, 利用训练好的神经网络输出来补偿SINS的输出误差, 从而在卫星中断情况下使系统依然能够维持组合导航的部分性能来运行。

3 辅助组合导航性能分析

3.1 RNN性能

根据上述组合导航系统模型对系统进行仿真, 仿真数据来自采集的无人机飞行过程中的位置和速度信息数据, 其飞行轨迹如图4所示, 从而利用循环神经网络对其进行训练。

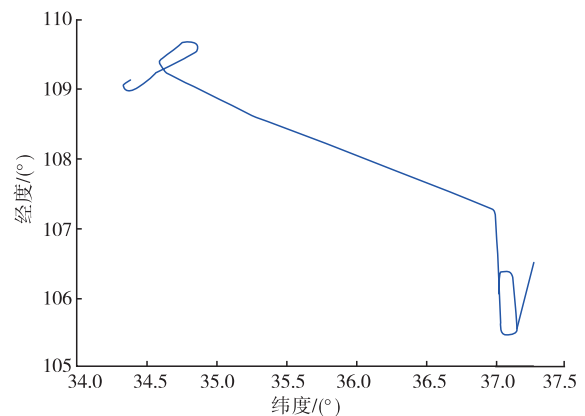


图4 飞行轨迹

采用机载组合导航系统的输出数据来验证RNN对卫星中断情况下组合导航系统误差发散的抑制效果。实验中无人机搭载的惯导的陀螺仪的常值漂移为 $0.05^\circ/\text{h}$, 为了方便统计计算, 数据的采样频率设定为 1 Hz , 即系统每 1 s 输出 1 组数据。

将无人机 $0\sim 3\ 000\text{ s}$ 的飞行数据作为训练数据, 此时GNSS信号可用, SINS的输出与组合导航系统输出的数据作为循环神经网络的训练集对网络进行训练, 在 $3\ 000\sim 3\ 200\text{ s}$ 时使GNSS信号中断, 采用训练好的神经网络对SINS的输出误差进行校

正,并将输出结果与组合导航系统的输出进行对比,从而判断其性能。

其仿真结果见图 5,图中所示为 3 000~3 200 s GNSS 信号中断时,组合导航输出与 RNN 预测以及单独 SINS 输出得到导航信息对比,并且将组合导航输出的导航信息作为真实信息来进行对比验证。从图中可以看出,经过 RNN 对捷联惯导的导

航误差预测校正后输出的导航信息,其导航误差有大幅度的改善,因此证明了该算法对于提升卫星失锁情况下组合导航系统的性能具有很大帮助。同时测得,该神经网络进行一次前向预测所用时间为 15.625 ms,满足最低 20 Hz 的导航数据实时性需求,因此该算法能够达到导航所需的实时性要求,可以利用其实现实时的预测。

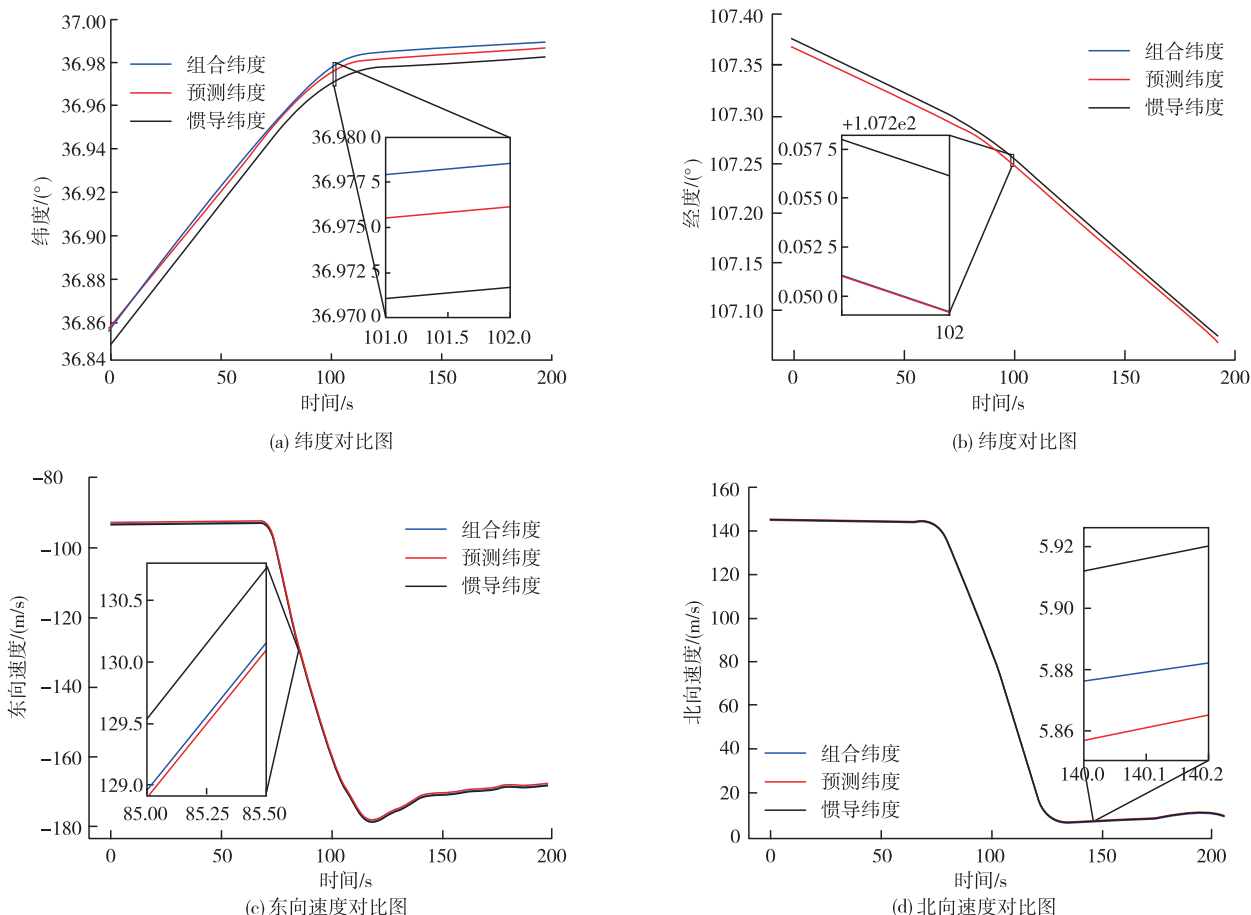


图 5 3 种方式输出的导航信息对比

3.2 RNN 与 RBFNN 性能比较

为了进一步验证循环神经网络辅助组合导航系统的性能采用同样的数据用径向基神经网络来对惯导的误差进行预测,同样采用 3 000 s 数据使卫星信

号处于可用的状态对 RBFNN 进行训练,之后卫星信号中断,对惯导系统的输出误差进行校正,其预测误差与 RNN 预测误差的对比结果见图 6。

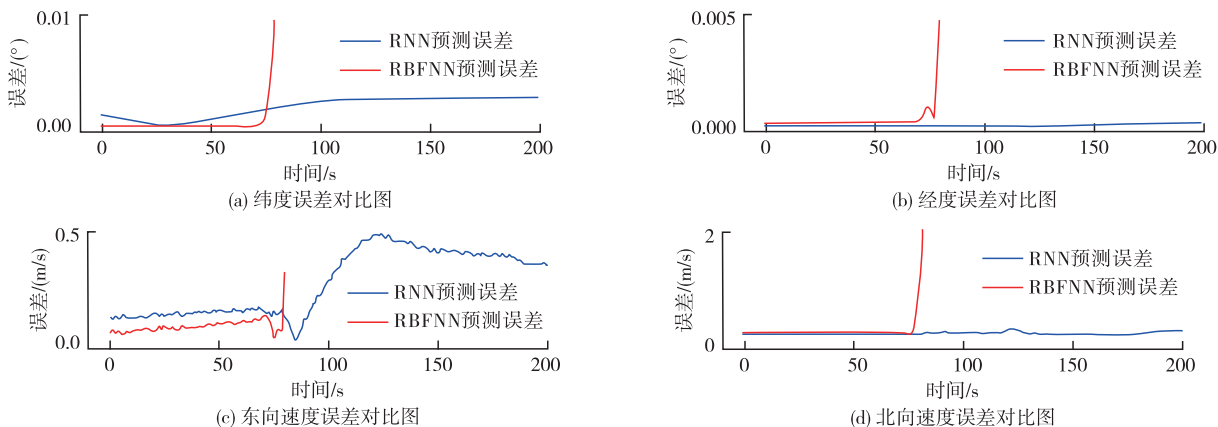


图 6 RBFNN 预测与惯导输出的导航误差对比

从图6中可以看出,经过RBFNN预测校正后输出的导航信息,其导航误差精度在80s左右会迅速增大,之后网络预测的导航精度产生明显下降,而RNN的预测精度则会在200s后逐渐衰减,二者相比,使用RNN辅助组合导航系统明显强于RBFNN

的辅助效果。为了更鲜明地对RNN与RBFNN的预测精度进行对比,在卫星信号中断的80s时间内,分别从平均值、标准差和均方根误差3个方面对纯惯导和RBFNN以及RNN辅助的3种情况进行了分析,其结果如表1所示。

表1 不同辅助情况下位置和速度误差的统计特性对比

指标	系统类型	纬度/(°)	经度/(°)	东向速度/(m/s)	北向速度/(m/s)
均值	SINS	6.89×10^{-3}	7.26×10^{-3}	4.71×10^{-1}	4.18×10^{-2}
	RBFNN	3.34×10^{-4}	2.83×10^{-4}	6.99×10^{-2}	1.11×10^{-1}
	RNN	7.60×10^{-4}	3.35×10^{-5}	1.31×10^{-1}	2.05×10^{-2}
标准差	SINS	1.42×10^{-5}	1.18×10^{-4}	2.83×10^{-2}	8.46×10^{-3}
	RBFNN	1.37×10^{-3}	5.83×10^{-4}	3.69×10^{-2}	2.98×10^{-1}
	RNN	4.77×10^{-4}	1.87×10^{-5}	1.39×10^{-2}	7.14×10^{-3}
均方根误差(RMSE)	SINS	6.89×10^{-3}	7.27×10^{-3}	4.72×10^{-1}	1.08×10^{-2}
	RBFNN	1.40×10^{-3}	6.45×10^{-4}	7.90×10^{-2}	3.16×10^{-1}
	RNN	8.97×10^{-4}	3.84×10^{-5}	1.32×10^{-1}	2.17×10^{-2}

从表1中可以更直观地看出,RBFNN以及RNN辅助的组合导航系统在卫星信号中断的情况下与没有神经网络辅助的组合导航系统相比较,在导航性能方面均有很大的提高,证明了神经网络在GNSS信号中断时校正SINS误差的可行性,并且通过实验数据进一步验证,RNN的预测效果要优于RBFNN,证实了采用循环神经网络辅助组合导航系统的优越性。

4 结论

针对目前神经网络辅助组合导航系统过程中,仅仅处理某一时刻的输入与输出的映射关系,忽略了误差对SINS过去值的依赖性的问题,本文提出了利用RNN辅助SINS/GNSS导航定位的方法,可以分别基于当前和过去的导航信息进行训练,从而在GNSS信号中断时,循环神经网络可以预测得到更为准确的导航信息,并利用飞行试验数据对其进行了仿真验证。实验结果表明,采用RNN辅助组合导航系统在卫星信号中断时可以有效提升导航精度,其预测效果与径向基神经网络辅助的组合导航系统相比,导航精度的维持时间更长,位置和速度的均方根误差平均降低了39%,并且该算法满足导航所需的实时性要求,证明了本文提出的方法的可行性和有效性。

参考文献

[1] 秦永元. 惯性导航[M]. 北京: 科学出版社, 2005: 287-288.
 [2] 宁津生, 姚宜斌, 张小红. 全球导航卫星系统发展综述[J]. 导航定位学报, 2013, 1(1): 3-8.

[3] LEICK A, RAPOPORT L, TATARNIKOV D. GNSS Positioning Approaches [M]. USA: John Wiley & Sons, Inc, 2015.
 [4] GUO H. Neural Network Aided Kalman Filtering for Integrated GPS/INS Navigation System [J]. Telkomnika Indonesian Journal of Electrical Engineering, 2013, 11(3): 1211-1226.
 [5] ATIA M M, LIU S, NEMATALLAH H, et al. Integrated Indoor Navigation System for Ground Vehicles with Automatic 3-D Alignment and Position Initialization[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(4): 1279-1292.
 [6] 卢虎, 廉保旺, 谢岩. GPS/INS/TAN组合导航系统建模与仿真[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2009, 10(1): 60-64.
 [7] 牛小骥, 班亚龙, 张提升, 等. GNSS/INS深组合技术研究进展与展望[J]. 航空学报, 2016, 37(10): 2895-2908.
 [8] MIAO L J, SHI J. Model-Based Robust Estimation and Fault Detection for MEMS-INS/GPS Integrated Navigation Systems[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2014, 27(4): 947-954.
 [9] HUNT K J. Neural Network for Control Systems-A Survey[J]. Automatica, 1992, 28(6): 1083-1112.
 [10] 毛健, 赵红东, 姚婧婧. 神经网络的发展及应用[J]. 电子设计工程, 2011, 19(24): 62-65.
 [11] YUE X K, YUAN J P. Neural Network-Based GPS/INS Integrated System for Spacecraft Attitude Determination[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2006, 19(3): 233-238.
 [12] 关翔中, 蔡晨晓, 翟文华, 等. 基于神经网络补偿的室内无人机组合导航系统[J]. 航空学报, 2020, 41(S1): 206-213.

- [12] ZENG Y, ZHANG M, HAN F, et al. Spectrum Analysis and Convolutional Neural Network for Automatic Modulation Recognition [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(3):929-932.
- [13] SUNG F, YANG Y, ZHANG L, et al. Learning to Compare: Relation Network for Few-Shot Learning [C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018:1199-1208.
- [14] VINALS O, BLUNDELL C, LILLICRAP T, et al. Matching Networks for One Shot Learning[C]//Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems. [S. l.]: ACM, 2016: 3637-3645.
- [15] DIXIT M, KWITT R, NIETHAMMER M, et al. AGA: Attribute Guided Augmentation [C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA: IEEE, 2017: 7455-7463.
- [16] SANTORO A, BARTUNOV S, BOTVINICK M, et al. One-Shot Learning with Memory-Augmented Neural Networks[C]//Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning. [S. l.]: ACM, 2016:1842-1850.
- [17] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Nets[C]//Proceedings of the 27th International Conference on Neural Information Processing Systems. [S. l.]: ACM, 2014: 2672-2680.
- [18] BU K, HE Y, JING X, et al. Adversarial Transfer Learning for Deep Learning Based Automatic Modulation Classification [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27:880-884.
- [19] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3:2672-2680.
- [20] BISHOP C M. Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics) [M]. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2006.
- [21] O'SHEA T J, HOYDIS J. An Introduction to Deep Learning for the Physical Layer[J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications & Networking, 2017, 3(4):563-575.
- [22] O'SHEA T J, ROY T, CLANCY T C. Over-the-Air Deep Learning Based Radio Signal Classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2018, 12(1):168-179.

(编辑:徐楠楠)

(上接第 66 页)

- [13] 吴德伟, 郇能建, 戚君宜. 基于认知理论的 UCAV 智能导航研究新进展[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2011, 12(4):52-57.
- [14] YAO Y Q, XU X S, ZHU C C, et al. A Hybrid Fusion Algorithm for GPS/INS Integration during GPS Outages[J]. Measurement, 2017, 103:42-51.
- [15] ASLINEZHAD M, MALEKIJAVAN A, ABBASI P. ANN-Assisted Robust GPS/INS Information Fusion to Bridge GPS Outage[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2020, 129:1-9.
- [16] ZHOU Y, WAN J, LI Z, et al. GPS/INS Integrated Navigation with BP Neural Network and Kalman Filter [C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). [S. l.]: IEEE, 2017.
- [17] 鲍泳林, 李皓, 袁鸣, 等. 基于神经网络的 INS/GPS 组合导航误差补偿研究[J]. 弹箭与制导学报, 2019, 39(2):55-59.
- [18] 陈光武, 程鉴皓, 杨菊花, 等. 基于改进神经网络增强自适应 UKF 的组合导航系统[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(7):1766-1773.
- [19] 白相文, 杨建华, 杨志强. 神经网络辅助的组合导航算法研究[J]. 导航定位学报, 2020, 8(1):93-98.
- [20] 冯建鑫. SINS/GPS 组合导航系统算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2008.

(编辑:徐楠楠)