

基于神经网络辅助观测的连续组合导航算法研究^①

耿世松^② 裴福俊^③ 崔平远

(北京工业大学电子信息与控制工程学院 北京 100022)

摘要 针对因全球定位系统(GPS)信号失效导致捷联式组合导航系统SINS/GPS组合导航系统发散的问题,设计了一种基于神经网络辅助观测的智能组合导航算法。该方法在GPS信号有效时训练神经网络,当GPS失效后利用神经网络自主重构组合导航系统,将神经网络的输出信息作为观测量构建新的Kalman滤波器,以实现对捷联惯性导航系统误差的连续反馈校正,从而实现了高精度的连续导航。该方法得到了仿真验证,从仿真结果可以看出,在GPS短时失效的情况下,该方法有效抑制了姿态角、速度和位置的发散现象,提高了组合导航系统的精度和可靠性。

关键词 组合导航, GPS失效, 径向基函数神经网络(RBFNN), Kalman滤波

0 引言

目前,对导航系统的主要要求是高精度、高可靠性、能够长时间连续工作、能够适应不同的路况和低成本。捷联惯性导航系统(strapdown integrated navigation system,SINS)与全球定位系统(global positioning system,GPS)都是常用的导航系统,由于它们具有很好的互补性,其组合可以大大提高导航系统的精度和可靠性,成为目前应用最为广泛的组合导航系统^[1]。但是,这种组合导航系统存在一个严重的缺点。在城市、隧道等区域,由于GPS信号受遮挡等因素的影响会出现信号丢失的现象,从而失去对惯性导航系统的误差校正作用,最终导致组合导航系统发散。近年来,很多学者针对此问题提出了一些改进策略。文献[2-4]等采用神经网络,如感知器、径向基函数神经网络(radial basis function neural network,RBFNN)在GPS有效时进行实时训练,当检测到GPS失效后,用网络预测速度误差进行输出补偿;文献[5-7]等提出采用模糊技术,通过离线或在线方法训练模糊推理系统,从而进行速度误差预测补偿。这些方法使导航系统的速度和位置的发散得到了有效抑制,但姿态角仍发散很快,不能满足实际系统连续导航的需要。

针对GPS信号失效的问题,本文提出了一种神经网络辅助观测的智能组合导航算法。该方法的思

想是:在GPS信号有效时,采用SINS/GPS组合导航输出导航信息,同时将惯性导航的速度输出作为神经网络的输入,Kalman滤波的速度误差状态量作为输出,对神经网络进行实时的训练更新,以使得神经网络能够跟踪系统的当前运行状态;当检测到GPS失效后,迅速从SINS/GPS组合导航模式切换至RBFNN/SINS模式,在此模式下,利用训练好的神经网络估计惯性导航系统的速度误差,并以此信息作为惯性导航系统的速度观测信息,采用Kalman滤波实现对惯性导航系统的校正,从而保证实现系统连续的输出高精度导航信息。最后,通过仿真实验验证了该方法的有效性。此方案有效抑制了GPS失效时SINS/GPS组合导航系统的发散现象,能连续提供高精度的姿态信息,同时成功抑制了速度和位置信息的发散,有效地提高了组合导航系统的精度和可靠性。

1 SINS/GPS组合导航系统的模型

正确地选择状态变量,建立系统的状态方程,是分析SINS/GPS组合导航系统的基础。根据系统状态量的不同,建立SINS/GPS系统的状态方程的方法分为直接法和间接法两种。直接法中状态量为各导航子系统的导航参数,间接法为两个子系统对同一导航参数输出值之差。文献[1]和[8]分析了两种方法的不同特点。本文采用间接法建立SINS/GPS系

① 863计划(2006AA12Z305)资助项目。

② 男,1983年生,硕士生;研究方向:组合导航系统,嵌入式系统;E-mail: geng08@gmail.com

③ 通讯作者,E-mail: pfj@bjut.edu.cn

(收稿日期:2008-03-10)

统的状态方程。通过对 SINS/GPS 组合导航系统的性能及误差源分析,采用间接法的误差状态向量选为 12 维:

$$\begin{aligned} \delta X = & [\delta L \ \delta \lambda \ \delta V_E \ \delta V_N \ \Phi_E \ \Phi_N \ \Phi_U \\ & \nabla_E \ \nabla_N \ \omega_E \ \omega_N \ \omega_U]^T \end{aligned} \quad (1)$$

其中, $[\delta L \ \delta \lambda]$ 为纬度和精度误差, $[\delta V_E \ \delta V_N]$ 为东向和北向速度误差, $[\Phi_E \ \Phi_N \ \Phi_U]$ 为航向角和水平角误差, $[\nabla_E \ \nabla_N]$ 为加速度计误差, $[\omega_E \ \omega_N \ \omega_U]$ 为陀螺误差。相应的下标 (E, N, U) 表示系统使用的坐标系为东北天坐标系。

根据系统的可观测性分析,组合导航系统的观测量选择东向及北向速度和经纬度位置误差,即:

$$Z = [\delta L \ \delta \lambda \ \delta V_E \ \delta V_N]^T \quad (2)$$

由上述可知,SINS/GPS 组合导航系统的状态方程和量测方程如下:

$$\begin{cases} X_k = \Phi_{k-1} X_{k-1} + \Gamma_{k-1} W_{k-1} \\ Z_k = H_k X_k + V_k \end{cases} \quad (3)$$

其中: Φ_{k-1} 为系统的 12×12 维离散化状态转移矩阵, Γ_{k-1} 为系统过程噪声输入矩阵, $Z_k = H_k X_k + V_k$ 为捷联解算得到的位置和速度输出与 GPS 测量得到的位置和速度值作差得到的观测方程。且 H_k 为 4×12 维观测量矩阵。 W_{k-1} 为系统过程噪声序列, V_k 为系统观测量噪声序列, $V_k \in N(0, R_k)$ 。

2 采用 RBFNN 的误差预测校正

人工神经网络 (artificial neural network, ANN)^[9,10] 具有很强的自组织、自学习、数值逼近能力,因此在误差预测领域得到了广泛应用。文献[2-4]将径向基函数神经网络(RBFNN)应用于组合导航系统的误差预测过程中,通过进行合适的网络训练等,可在 GPS 失效后短时间内,利用神经网络估计惯导系统的速度误差,然后对惯导系统的输出进行补偿校正,从而有效抑制惯导系统的速度和位置的发散。其实现原理如图 1 所示。

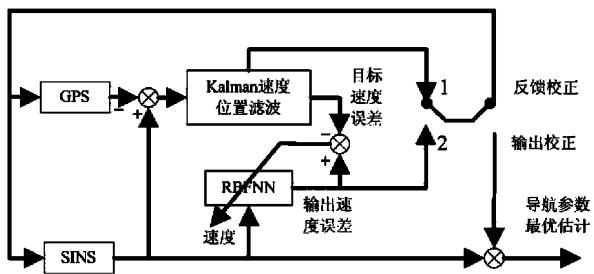


图 1 RBFNN 预测补偿框图

在 RBFNN 的误差预测及补偿中,网络的训练及运行时的参数选择及设置、误差预测效果优劣,成为组合导航系统在 GPS 失效后有效运行的关键。文献[3]中,RBFNN 的运行主要分为两个阶段,即训练阶段和运行阶段。

如图 1 所示,GPS 有效时切换到状态 1,此时导航系统的反馈补偿采用 Kalman 速度和位置滤波进行。同时对 RBFNN 进行实时训练,RBFNN 训练数据集输入量取惯导系统的东向及北向速度输出,目标输出量取 Kalman 滤波后的东向及北向速度误差^[3]。

当检测到 GPS 失效后系统切换到状态 2,采用 RBFNN 进行误差预测补偿。此时 RBFNN 的输入量为惯导系统的速度输出,通过 RBFNN 预测出相应速度误差,从而进行系统的反馈校正。

确定了 RBFNN 的输入输出量,如何选择 RBFNN 训练数据的长度及训练方法,是 RBFNN 训练的关键。训练数据的长度选择不应过长或过短,过长不但加大了网络训练的难度,而且不能反映载体当前的实时运行状态,数据长度过短,训练误差加大,不能很好地反映当前的运动状态。根据文献[3],训练数据的长度,即窗口长度选择 25 组,由系统 Kalman 滤波的时间间隔为 1s,故相应数据的时间长度为 25s。

利用 Matlab 神经网络工具箱^[10]中的相关函数建立并训练网络,根据上述网络输入输出数据量的大小,选取隐含层神经元的个数为 20,径向基函数分布密度选择 0.5,期望误差值选择 0.0,经训练后网络的期望误差低于 1.0×10^{-9} 。

3 RBFNN 做观测器的 Kalman 速度滤波

上述组合导航系统在 GPS 失效后,利用 RBFNN 进行速度误差预测并反馈补偿^[3],在一定程度上抑制了系统的速度误差和位置误差的发散趋势,取得了很好的效果,但姿态误差发散仍然很快。本文在 RBFNN 速度误差预测的基础上,提出了一种新的采用 RBFNN 做观测器的 Kalman 速度滤波算法,从而在 GPS 失效情况下,可以实现连续的 Kalman 滤波。

在本算法中,按 GPS 是否失效,组合导航系统分别采取速度位置滤波器和速度滤波器两种滤波模式,对应于 RBFNN 的两种工作状态,即训练阶段和使用阶段,系统框图如图 2 所示。

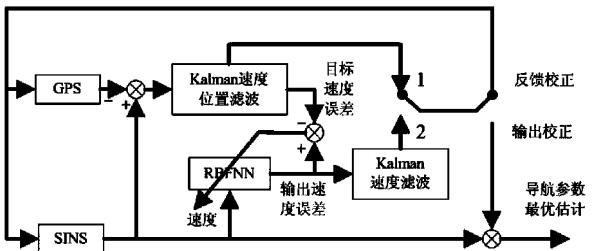


图 2 RBFNN 做状态观测器的连续 Kalman 滤波模型框图

▷ GPS 有效时系统采用模式 1。如图 2 所示, SINS/GPS 组合导航系统采用 Kalman 速度及位置滤波, 同时实时采集相应的 RBFNN 训练数据, 进行网络的训练更新。

▷ 当检测到 GPS 失效时, 如图 2 所示, 将原模式 1 的 Kalman 速度位置滤波器, 切换到模式 2 的 RBFNN 做观测器的 Kalman 速度滤波器。由于 RBF 网络的实时更新, 网络能够精确跟踪当前载体运动的状态, 此时取惯导系统的速度输出作为 RBFNN 的输入, 其输出则为对应的东向和北向速度误差, 即系统的观测量为 $Z = [\delta V_E \ \delta V_N]^T$ 。此时, 状态量仍取式(1)所示的 12 维误差向量, 即可实现 Kalman 速度滤波, 进行系统的误差校正。

通过以上分析, 组合导航系统在 1、2 两种滤波模式之间切换, 以实现连续的 Kalman 滤波, 算法的主要流程如下:

- (1) 设置系统的初始误差参数, 及运行参数;
- (2) 初始化 Kalman 滤波器, 及初始化 RBFNN 网络;
- (3) 进行 SINS/GPS 组合系统的“速度 + 位置” Kalman 滤波, 同时存储 RBFNN 训练数据;
- (4) 利用(2)中存储的 RBFNN 训练数据, 训练更新网络;
- (5) if (GPS 失效)
 - 继续
 - else
 - 转(3)
- (6) 利用 RBFNN 预测系统的东向及北向速度误差;
- (7) 利用(6)中的 RBFNN 网络输出速度误差作为观测量, 进行 Kalman 速度滤波, 完成后转向(5)。

4 仿真验证

对仿真实验, 取式(1)所示的 12 维向量为状态量, 如式(2)所示, GPS 失效前以东向、北向速度误差

及经纬度误差作为观测量, GPS 失效后以网络预测的东向和北向速度误差作为观测量 $Z = [\delta V_E \ \delta V_N]^T$ 。

仿真中系统的初始参数设置如下:

初始水平失准角: 0.5° , 初始方位失准角: 0.1° ;

加速度计常值漂移: $3.0 \times 10^{-5} g$, 加速度计随机漂移 $1.0 \times 10^{-4} g$;

陀螺常值漂移: $0.1^\circ/h$, 陀螺随机漂移: $0.1^\circ/h$;

GPS 的精度设定为: 位置精度 10m, 东向和北向速度: $0.1 m/s$;

初始位置: 经度 40.0° , 纬度 118.0° , 高度 0m。

仿真中载体做匀速直线运动, 航向角 45° , 运动线速度 $40 m/s$, 三轴做摇摆运动, 其幅度分别为: 10° 、 5° 、 5° , 频率分别为 $1/6 Hz$, $1/8 Hz$, $1/10 Hz$ 。

本仿真利用 MATLAB 和 vs.net 2003 混合编程进行, 仿真总时间为 1h, 并设定在 0.6h 时间点, GPS 由于遮挡导致信号丢失而失效。在 $0 \sim 0.6 h$ 时间段, GPS 信号有效可用, 采用 Kalman 速度和位置滤波, 在此时间段利用捷联解算和 Kalman 滤波后的速度信息, 对 RBF 网络进行实时训练, 训练的数据长度经验证在 25~30 组均可(即相应 25~30s 时间长度的数据量), 当检测到 GPS 失效后, 将原速度和位置 Kalman 滤波器关闭, 转到新的以神经网络输出速度误差作为观测量的 Kalman 速度滤波器, 从而实现了 GPS 失效情况下, 系统的连续滤波校正。

相应的组合导航系统的仿真结果如下:

本仿真设定的 GPS 失效时间长度为 $0.4 h$, 图 3-5 分别用 RBFNN 预测补偿和 RBFNN 做观测器的 Kalman 滤波的姿态角误差曲线, 通过对比可以看出, 在 GPS 失效后, 采用 RBFNN 预测误差补偿的姿态角误差明显呈现发散趋势; 而采用 RBFNN 在 GPS 有效时进行实时训练学习, GPS 失效后做观测器, 其输出的速度误差做观测量进行 Kalman 滤波, 通过对比可以看出, 姿态角误差的发散趋势得到了明显的抑制, 在 $0.4 h$ 失效时间段内, 其误差大小与 GPS 有效时的姿态角误差基本保持一致。

图 6 和图 7 是对应的速度误差曲线, 这两种方法均使得误差收敛, 但采用 RBFNN 做观测器的 Kalman 滤波速度误差变大, 但仍小于 $0.1 m/s$, 能够满足导航的精度需求。图 8 和图 9 是对应的经纬度误差曲线, 纬度误差基本保持不变, 但经度误差的发散趋势得到了一定的抑制, 在小于 $0.2''$ 的范围内, 即小于 $6 m$ 。

仿真结果表明, GPS 失效情况下, 将 RBFNN 作

为速度观测器的 Kalman 滤波, 相对于直接的神经网络预测反馈补偿等策略, 显著抑制了载体的姿态角误差发散趋势, 且速度误差及经纬度误差的发散趋势亦得到了有效改善, 在一定时间范围内, 系统误差和 GPS 有效时基本一致, 验证了 GPS 失效情况下, 采用 RNFNN 做观测器以实现连续 Kalman 的可行性和有效性。

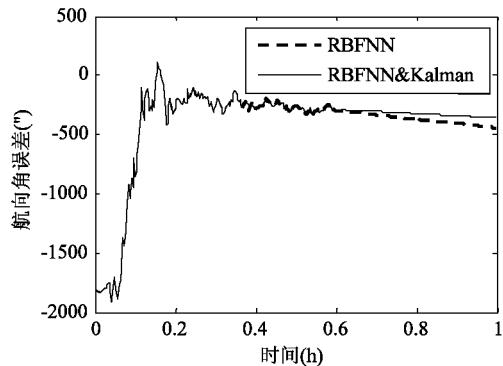


图 3 RBF 和 RBF&Kalman 的航向角误差对比

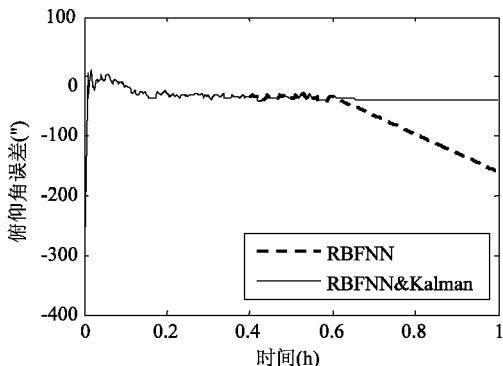


图 4 RBF 和 RBF&Kalman 的俯仰角误差对比

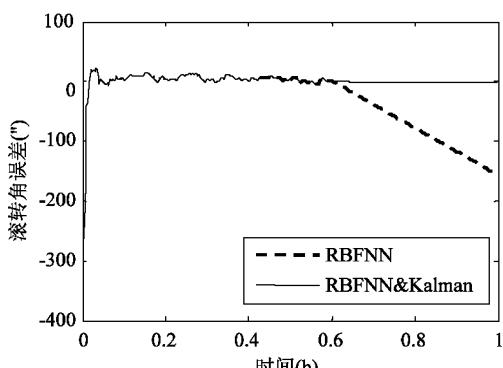


图 5 RBF 和 RBF&Kalman 的滚转角误差对比

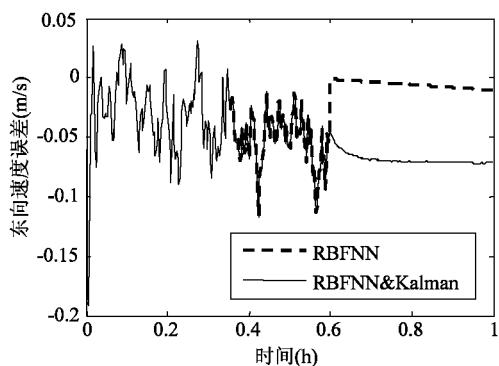


图 6 RBF 和 RBF&Kalman 的东向速度误差对比

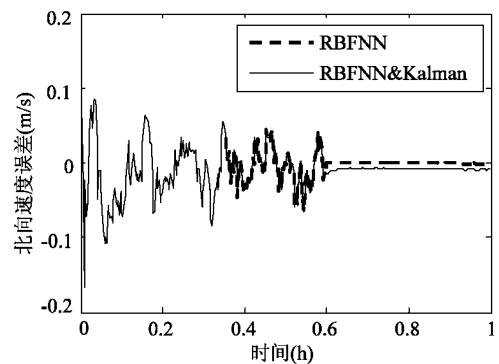


图 7 RBF 和 RBF&Kalman 的北向速度误差曲线

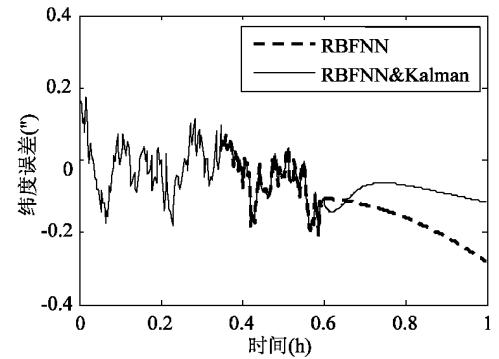


图 8 RBF 和 RBF&Kalman 的纬度误差曲线

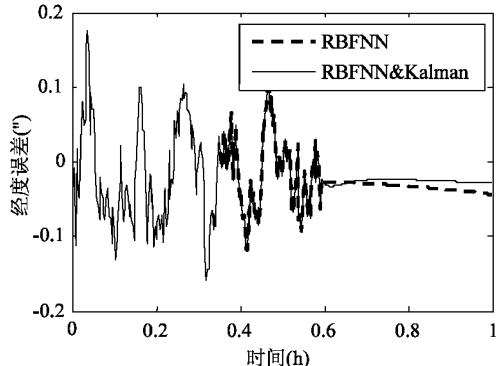


图 9 RBF 和 RBF&Kalman 的经度误差曲线

5 结 论

本文针对 SINS/GPS 组合导航系统中常会发生的因遮挡等导致的 GPS 失效问题,提出了一种在 GPS 失效后,采用 RBFNN 预测输出的速度误差做观测量,利用 Kalman 速度滤波实时反馈校正惯性导航系统的算法,从而有效抑制组合导航系统由于 GPS 失效导致的组合导航系统发散问题。最后,通过仿真实验验证了 GPS 失效时,采用 RBFNN 预测速度误差反馈补偿及本文提出连续 Kalman 滤波方法的效果,从仿真结果可以看出,与直接采用 RBFNN 预测反馈校正的方法相比,GPS 失效后采用本文提出的算法可以很好地抑制姿态角误差的发散,同时速度误差及位置误差也得到显著的降低,实现了导航系统的连续 Kalman 滤波,能够满足连续导航的精度需求补偿。

参考文献

- [1] 陈哲. 捷联惯导系统原理. 北京:宇航出版社, 1986
- [2] Sharaf R, Noureldin A, Osman A, et al. Online INS/GPS in-tegration with a radial basis function neural network. *IEEE Aerospace Electron Syst Mag*, 2005, 20(3):8-14
- [3] Semeniuk L, Noureldin A. Bridging GPS outages using neural network estimates of INS position and velocity errors. *Measurement Science and Technoplogy*, 2006, 17:2783-2798
- [4] 付梦印, 邓志红, 张继伟. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用. 北京: 科学出版社, 2003
- [5] Sharaf R, Tarbouchi M, El-Shafie A, et al. Real-time im-plementation of INS/GPS data fusion utilizing adaptive neuro-fuzzy inference system. In: Proceedings of the ION National Technical Meeting, San Diego, CA, USA, 2005
- [6] Reda Taha M M, Noureldin A, El-Sheimy N. Improving INS/GPS positioning accuracy during GPS outage using fuzzy logic. *Institute of Navigation ION GPS/GNSS 2003*, 9:449-508
- [7] Abdel-Hamid W, Abdelazim T, El-Sheimy N. Improvement of MEMS-IMU/GPS performance using fuzzy modeling. *GPS Solutions*, 2006, 10:1-11
- [8] 秦永元 张洪锐 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理. 西安:西北工业大学, 1998
- [9] 徐丽娜. 神经网络控制. 北京:电子工业出版社, 2003
- [10] 飞思科技. 神经网络理论与 Matlab7 实现. 北京:电子工业出版社, 2006

Research on a smart integrated navigation algorithm based on neural network-aided observation

Geng Shisong, Pei Fujun, Cui Pingyuan

(School of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100022)

Abstract

The paper presents a smart integrated navigation algorithm based on neural network-aided observation, aiming at the divergence problem of integrated navigation systems caused by global positioning system (GPS) outages. The method trains the neural network when the GPS is available, and it independently rebuilds the integrated navigation system using the neural network when GPS outages occur. The output of the neural network is utilized as the measurement to build a new Kalman filter, which is used to amend the error of the strapdown inertial navigation system (SINS), and then the continuous navigation with high precision is realized. The simulation was carried out. The result demonstrated that the divergence of attitude, velocity and position were effectively controlled under this algorithm. The precision and reliability of integrated navigation systems were improved.

Key words: integrated navigation, GPS outages, RBF neural network, Kalman filter