

利用神经网络预测的 GPS/SINS 组合导航系统算法研究

林雪原¹ 鞠建波¹

(1 海军航空工程学院电子信息工程系,烟台市二马路 188 号,264000)

摘 要:提出了一种基于神经网络预测的 GPS/SINS 组合导航系统算法。GPS 信号可用时,该算法分别将惯性传感器的输出以及卡尔曼滤波器的输出信息作为神经网络的输入及理想输出信息,并进行在线训练;当 GPS 信息失锁时,利用已经训练好的神经网络预测各导航参数误差,并校正 SINS。地面静态实验与动态跑车实验结果证明了该方法的可行性与有效性。

关键词:组合导航;神经网络;误差预测;卡尔曼滤波器

中图法分类号:P228.41

随着应用环境的日趋复杂,人们对导航系统的精度、可靠性等各种性能指标的需求不断提高,单一的导航传感器已难以满足要求^[1,2]。对比分析 GPS 和捷联惯性导航系统 SINS 各自的优缺点可知,二者具有很好的互补性,这使得 GPS/SINS 组合导航系统成为可能。只有当 GPS 接收机捕获 4 颗或 4 颗以上的 GPS 卫星信号时,GPS 可为无数用户提供精确的位置与速度信息,即当 GPS 信号失锁或衰减时,将导致 GPS 精度下降甚至无法正常工作,此时 SINS 单独工作会导致导航参数误差随时间的积累而迅速增加。关于这类问题,国内外的学者提出了一些解决方法,大致分为三大类:① 增加其他导航传感器,但这势必会增加系统的复杂性^[3];② 人工智能辅助算法^[4-7],如基于神经网络的 GPS/SINS 与 GPS/DR 组合导航系统,其思想为用小波比较 SINS(或 DR)与 GPS 的输出之差作为神经网络训练时的理想输出,而将 SINS(或 DR)独立工作时的输出与时间作为神经网络的输入,但因 GPS 可用与失锁期间,SINS(或 DR)的发散趋势不同,则 GPS 失锁期间经神经网络补偿后的导航误差会加大;③ 采用伪距/伪距率的紧组合导航方式^[8],即使只接收到一颗卫星的信号也进行紧组合,但当卫星信号质量不高时,引入较大的观测误差,则系统精度不

但不能得到改善,反而会降低。为此,本文提出了一种基于神经网络的 GPS/SINS 的组合导航系统,神经网络的输入为陀螺与加速度计的输出,神经网络的输出为 SINS 的导航误差。

1 组合导航系统模型

本文使用 SINS 计算相对于东、北、天坐标系的位置、速度、姿态。平台误差角 φ^n 可表示为:

$$\dot{\varphi}^n = \delta \omega_{ie}^n + \delta \omega_{en}^n - (\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times \varphi^n + \epsilon \quad (1)$$

式中,上标 n 代表在导航坐标系(n 系)的投影; ω_{ie}^n 代表地球坐标系(e 系)相对惯性坐标系(i 系)角速度在 n 系; ϵ 代表等效陀螺漂移;速度误差 δv^n 可表示为:

$$\delta \dot{v}^n = f^n \times \varphi^n - (2\delta \omega_{ie}^n + \delta \omega_{en}^n) \times v^n - (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times \delta v^n + \nabla^p \quad (2)$$

式中, f^n 为加速度计测量值在 n 系上的投影; ∇^p 代表加速度计的测量误差。

位置误差可表示为:

$$\delta \dot{L} = \delta v_y / (R_M + h)$$
$$\delta \dot{\lambda} = \frac{\delta v_x}{R_N + h} \sec L + \frac{v_x}{R_N + h} \sec L \tan L \delta L$$
$$\delta \dot{h} = \delta v_z \quad (3)$$

式中, L 、 λ 、 h 代表纬度、经度和高度; δL 、 $\delta \lambda$ 和 δh

代表对应的误差; R_M 和 R_N 分别表示沿子午圈和卯酉圈的主曲率半径。

根据式(1)~式(3)以及惯性器件的误差模型,可得组合系统的状态方程为:

$$\dot{\mathbf{X}}(t) = \mathbf{F}(t)\mathbf{X}(t) + \mathbf{G}(t)\mathbf{W}(t) \tag{4}$$

式中, $\mathbf{X}(t) = [\phi_E, \phi_N, \phi_U, \delta v_E, \delta v_N, \delta v_U, \delta L, \delta \lambda, \delta h, \epsilon_x, \epsilon_y, \epsilon_z, \nabla_x, \nabla_y, \nabla_z]^T$; $\mathbf{F}(t)$ 、 $\mathbf{G}(t)$ 和 $\mathbf{W}(t)$ 以及上述诸参数的详细表述可参见文献[9]。

GPS/SINS 组合导航系统采取位置、速度的浅组合方式^[9]。

2 基于神经网络预测的 GPS/SINS 组合导航系统

2.1 径向基函数网络 RBF

前馈型神经网络被用来对惯性传感器的输出信号进行预测,常用的前馈型神经主要有 RBF 神经网络和 BP 神经网络。RBF 神经网络的训练收敛速度和稳定性较改进的 BP 训练算法有较大提高,因此本文主要采用 RBF 神经网络^[10]。

径向基函数 RBF 神经网络(简称径向基函数)是一个只有隐藏层的三层前馈神经网络结构。它与前向网络相比最大的不同在于隐藏层的转换函数是局部响应的高斯函数,其训练时间比 BP 网络的要少,能够以任意精度逼近任意连续函数,所以本文选择 RBF 网络。

RBF 网络的结构如图 1 所示,其中 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbf{R}^n$ 为未来网络的输入向量, $\mathbf{\omega} \in \mathbf{R}^{h \times m}$ 为输出权矩阵, $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_m]^T$ 为输出单元偏移, $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]^T$ 为网络输出, c_i 代表网络中第 i 个隐节点的数据中心值, $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离, $\phi_i(\cdot)$ 为第 i 个隐节点的激活函数,并取 $\phi(u) = e^{-u^2/\delta^2}$, $\delta > 0$ 称为该基函数的扩展常数或宽度。

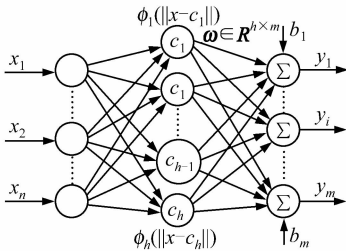


图 1 RBF 神经网络结构图

Fig. 1 Structural Diagram of RBF Neural Network

RBF 神经网络常用的学习方法有聚类法、梯度方法以及正交最小二乘算法,而正交最小二乘

算法相对而言算法简单、运算速度快^[11],因此本文选用该方法。

2.2 基于 RBF 网络预测的组合导航系统模型

根据式(1)~式(3)可以看出,组合系统的导航参数误差是由惯性测量器件,即陀螺仪与加速度计的误差引起的;而文献[12]对陆地车载 GPS/SINS 组合导航系统建立了当 GPS 失锁时的 SINS 位置误差模型为:

$$\delta p(t) = \delta p(t_0) + \delta v(t_0) \cdot \Delta t + \delta b_a(t_0) \cdot \frac{\Delta t^2}{2} +$$

$$\delta b_g(t_0) \cdot g \cdot \Delta t^3/2 + \delta \theta(t_0) \cdot g \cdot \Delta t^2/2 \tag{5}$$

其中, $\delta p(t)$ 为时刻 t 的位置误差; t_0 为 GPS 信号失锁的起始时刻; $\delta p(t_0)$ 为时刻 t_0 的位置误差; $\delta v(t_0)$ 为速度误差; $\Delta t = t - t_0$; $\delta b_a(t_0)$ 为加速度计零偏; $\delta b_g(t_0)$ 为陀螺仪零偏; $\delta \theta(t_0)$ 为航向角误差; $g \approx 9.81 \text{ m/s}^2$ 。

本文基于神经网络预测的组合导航系统模型如图 2 所示。当 GPS 信号有效时,开关 2 断开,开关 1 闭合,卡尔曼滤波器融合 SINS 与 GPS 的结果进行最优滤波,并给出 SINS 的导航参数误差。此时,神经网络把陀螺仪与加速度计的输出作为其输入,把卡尔曼滤波的输出作为其理性输出进行在线训练。当 GPS 失锁时,开关 1 断开,开关 2 闭合,即卡尔曼滤波器不工作,陀螺仪与加速度计的输出作为已训练好的神经网络的输入来预测 SINS 单独工作时的导航参数误差,并加以校正。当系统处于路面跑车实验时,经度、纬度以及水平速度的神经网络预测模型可简化为图 3 所示的形式。对于高度以及天向速度,神经网络的输入为垂直方向的加速度计、水平方向的陀螺仪输出。

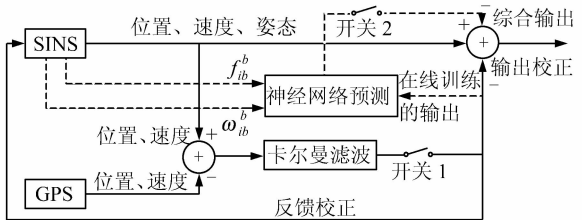


图 2 基于 RBF 网络预测的组合导航系统模型

Fig. 2 Integrated Navigation System Model Based on RBF Neural Network Prediction

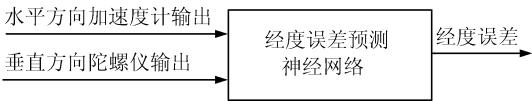


图 3 陆地实验时的经度误差预测模型

Fig. 3 Longitude Error Prediction Model for Land Experiment

3 实验分析

实验分为静态与动态两部分,训练神经网络的样本取自真实的数据。在静态实验中,陀螺仪的精度约为 $10^{\circ}/\text{h}$,加速度计的精度约为 10^{-4} g 。实验共进行了约 1 h,其中在 900~1 000 s 时人为关闭 GPS,以模拟 GPS 信号失锁状态,而利用这一时段以前的数据对神经网络进行在线训练;GPS 失锁时,系统自动转换为预测模式,此时系统输出 SINS 单独工作时的导航参数与经过神经网络校正后的导航参数。神经网络校正前后的部分结果对比如图 4 所示。

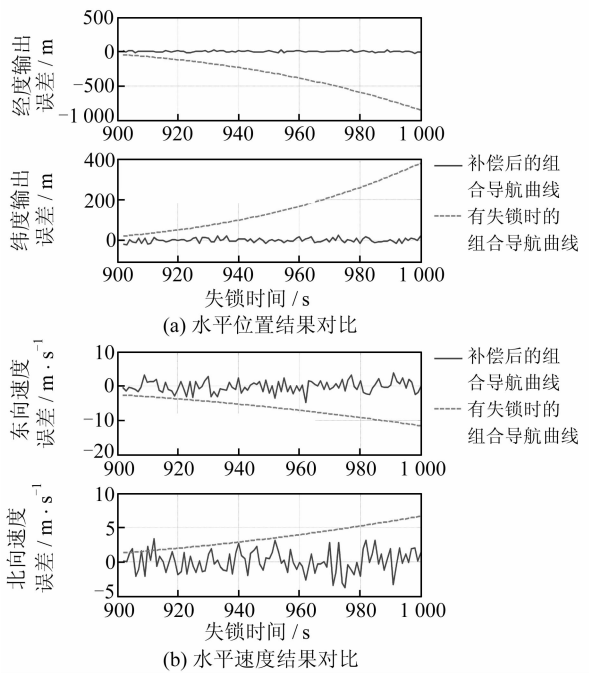


图 4 静态实验部分结果

Fig. 4 Partial Results of Statistic Experiment

由图 4 可以看出,经校正后,平均位置误差低于 10 m,而平均速度误差低于 1.5 m/s,初步说明了算法的有效性。

在静态实验取得良好结果的基础上进行地面跑车实验,跑车路线在南京航空航天大学附近,实验所采用的陀螺精度约为 $1^{\circ}/\text{s}$,加速度计的精度约为 10^{-4} g 。实验共进行了约 0.5 h,其中在 512~607 s 期间,车辆经过一个拐弯处,此时依然采集 GPS 输出数据,但不参与卡尔曼滤波器的最优滤波,即此时 SINS 单独进行工作。同样,利用这一时段以前的数据对神经网络进行在线训练,而 512~607 s 期间,系统自动转换为神经网络的预测模式,此时实验结果如图 5 所示。在图 5(a)中没有画出 GPS/SINS 组合导航系统确定的轨迹,

这是因为 GPS/SINS 组合导航系统确定的轨迹与 GPS 确定的轨迹基本重合。图 5(b)给出了 512~607 s 期间的放大图,可以看出,经过神经网络预测校正后的 SINS 定位结果与 GPS 的结果基本吻合。

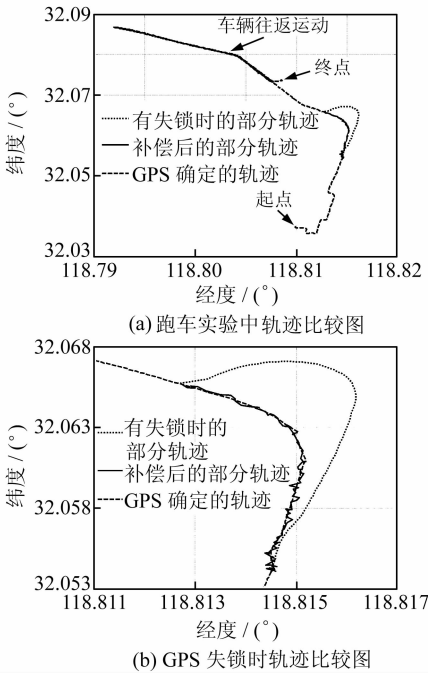


图 5 动态实验结果

Fig. 5 Dynamic Experiment Results

另外,在此后的其他时段,人为模拟 GPS 失锁时,采用上述方法得到的结果也能达到预期的目标。

4 结 语

本文针对一些特殊情况下由于 GPS 信号失锁而导致 GPS/SINS 组合导航系统无法正常工作的情况,提出了神经网络预测的 GPS/SINS 组合导航系统模型,并通过静态与动态实验验证了该模型的有效性。但是由于神经网络采用的是训练学习方法,其效果无法长期存在,在实验中得到的持续有效时间大约为 3~5 min。当 GPS 失锁时间超过这一时间,系统基本不会产生预期的效果,但对于实际情况,这一时段已基本能够满足要求。另外,神经网络只是一个辅助工具,在组合导航系统中,它要完全取代卡尔曼滤波是不可能的。

参 考 文 献

[1] 林雪原,徐宇茹. 小波降噪技术的 Loran-C/INS 组合导航技术研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007,32(10):895-898

[2] 林雪原,陈玉林. GPS/DR 组合系统的一种数据处理技术[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2007,32(6):520-522

[3] 林雪原,何友. GPS/罗兰/SINS/AHRS 组合导航系统及实验[J]. 电子科技大学学报,2008,37(1):4-7

[4] Sharaf R, Noureldin A. Online INS/GPS Integration with a Radial Basis Function Neural Network[J]. IEEE Aerospace and Electronic System Magazine, 2005, 20: 8-14

[5] 李红连. 小波-神经网络在 GPS/DR 组合导航中的应用研究 [D]. 成都:西南交通大学,2006

[6] Abdel-Hamid W, Noureldin A, Ei-Sheimy N. Adaptive Fuzzy Prediction of Low-cost Inertial-based Positioning Errors[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2007, 15(3): 519-529

[7] 董绪荣,张守信,华仲春. GPS/SINS 组合导航定位及其应用[M]. 长沙:国防科技大学出版社,1998

[8] 顾明武,陈熙源. RBFNN 辅助卡尔曼滤波在 GPS/SINS 组合导航中的应用[J]. 红外与激光工程, 2008,37(4):270-273

[9] 袁信,俞济祥,陈哲. 导航系统[M]. 北京:航空工业出版社,1993

[10] 田雨波. 混合神经网络技术[M]. 北京:科学出版社,2009

[11] 陈海涛,王国辉. 变形监测数据的 RBF 神经网络预测方法[J]. 测绘信息与工程,2009,34(4):17-18

[12] Goodall C, Syed Z, El-sheimy N. Improving INS/GPS Navigation Accuracy Through Compensation of Kalman Filter Errors[C]. IEEE Vehicular Technology Conference, Montreal, 2006

第一作者简介:林雪原,博士,副教授,目前从事数据融合、卫星定位以及组合导航系统的研究。
E-mail:linxy_ytcn@126.com

GPS /SINS Integrated Navigation Algorithm Based
on Neural Network Prediction

LIN Xueyuan¹ JU Jianbo¹

(1 Department of Electronic Information Engineering, Naval Aeronautical and Astronautical University,
188 Erma Road, Yantai 264001, China)

Abstract: We put forward a GPS/SINS integrated navigation algorithm based on neural network (NN) prediction. When GPS signal is available, this method uses the outputs of inertial sensors and the outputs of Kalman filter as the inputs and ideal outputs of NN respectively, and the NN is trained on-line. During GPS signal outage, the trained NN is used to predict the navigation parameter error to correct SINS. The ground static and dynamic car experimental results show the reliability and effectiveness of this method.

Key words: integrated navigation; neural network; error prediction; Kalman filter

About the first author: LIN Xueyuan, Ph.D, associate processor, majors in data fusion, satellite positioning and integrated navigation system.
E-mail: linxy_ytcn@126.com

2011 年日本仙台地震 PANDA 软件分析结果

2011 年 3 月 11 日 UTC 时间 05:46:23,日本发生里氏 9.0 级大地震。武汉大学卫星导航定位技术研究中心采用 PANDA 软件自主定轨获得轨道产品,并进行 PPP 动态定位处理,利用 IGS 观测网 MIZU 和 USUD 基准站 1 Hz 的 GPS 观测数据,获得了该地震的同震信号。高频的 GPS 数据清晰地记录了地震发生时的地面震动信息,可以看出水平方面有两次比较强烈的震动,地震造成 MIZU 站向东 2 m、向南 1 m 的永久性位移,USUD 站向东约 20 cm 的永久性位移。该解算结果被国际地质灾害研究门户网站(<http://supersites.earthobservations.org/sendai.php#Tue2>)登载,为地震学研究和抗震救灾提供了重要的计算参数。发布本次日本仙台地震相关数据结果的还有来自美国喷气动力实验室(JPL)、麻省理工学院(MIT)和德国地学研究中心(GFZ)等国际知名机构的研究人员,PANDA 软件的结果与这些机构发布的结果达到同一水平。