

doi: 10.3969/j.issn.1006-1576.2011.04.015

# 基于遗传小波神经网络的 GPS/SINS 组合导航系统算法

林雪原

(海军航空工程学院 电子信息工程系, 山东 烟台 264001)

**摘要:** 针对 GPS/SINS 组合导航系统在实际应用中遇到的问题, 将小波神经网络的非线性预测算法与遗传算法结合, 提出一种基于遗传小波神经网络预测的 SINS 误差反馈校正方法。对基于遗传算法的小波神经网络学习方法进行研究, 并确定该神经网络的结构模型; 当 GPS 信号有效时, 根据 GPS/SINS 组合导航输入输出信号获取神经网络的训练样本, 进行在线神经网络训练, 得到最优的神经网络模型参数; 当 GPS 信号中断时, 根据已经训练好的神经网络模块预测出 GPS 信号失锁时 SINS 的位置误差、速度误差和姿态误差, 并对 SINS 进行误差校正得到较为准确的导航参数。仿真实验结果证明, 该算法可有效提高 GPS 观测数据不可靠时导航参数的精度。

**关键词:** 遗传算法; 神经网络; 组合导航; 误差预测

**中图分类号:** TP183; P228.4 **文献标志码:** A

## GPS/SINS Integrated Navigation Algorithm Based on Genetic Wavelet Neural Network

Lin Xueyuan

(Dept. of Electronic Information Engineering, Naval Aeronautical &amp; Astronautical University, Yantai 264001, China)

**Abstract:** According to the practical problem of GPS/SINS integrated navigation system encountered, combine the nonlinear prediction algorithm of artificial neural network (ANN) with genetic algorithm to establish the SINS error feedback correction algorithm based on genetic wavelet ANN. Research on the wavelet ANN learning algorithm based on genetic algorithm, and confirm its structure model. When GPS signal can be used, acquire ANN training sample according to GPS/SINS integrated navigation input and output signal, carry out online ANN training, and acquire optimal ANN model parameter. When GPS signal is broken up, according to trained ANN module, predict SINS position error, speed error and gesture error of GPS signal unlocking. Then correct SINS error to acquire correct navigation parameter. The simulation test results show that the algorithm can effectively improve the precision of integrated navigation system when GPS observation data is unreliable.

**Keywords:** genetic algorithm; neural network; integrated navigation system; error prediction

### 0 引言

GPS 接收机必须同时接收到 4 颗或 4 颗以上卫星信号时, 才能发挥其作用。而捷联式惯性导航系统 (strapdown inertial navigation system, SINS) 具有完全自主的特点, 只能保持短时间内的精度, 但随着时间的积累, 导航参数误差变得很大, 因此, GPS/SINS 的组合被认为是目前较理想的组合导航系统<sup>[1]</sup>。

当 GPS 信号失锁而不可用时, SINS 单独工作将会导致误差随时间积累而变大的导航参数, 使用高精度的惯性器件虽可提高精度, 但价格昂贵, 如果能对 SINS 的导航参数误差进行预测进而加以校正, 则既可提高系统的精度、稳定性, 又可节约经济成本。遗传算法与神经网络相结合表现出了其较高的逼近与容错能力, 并且已用于 MEMS 的误差建

模与 GPS/DR 组合导航系统中<sup>[2]</sup>。故将遗传算法与神经网络相结合, 用于 GPS/SINS 组合导航系统中。

### 1 算法描述

#### 1.1 组合导航系统模型

所选取的组合导航系统状态方程为 SINS 误差方程, 系统方程可写成<sup>[1]</sup>:

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

取状态向量为 12 阶:

$$\mathbf{X} = [\varphi_E, \varphi_N, \varphi_U, \delta V_E, \delta V_N, \delta V_U, \delta L, \delta \lambda, \delta h, \varepsilon_{rx}, \varepsilon_{ry}, \varepsilon_{rz}]^T$$

其中, 下标  $N$ 、 $E$ 、 $U$  为北向、东向、天向;  $\phi$  代表姿态角误差;  $\delta V$  为速度误差;  $\delta L$ 、 $\delta \lambda$ 、 $\delta h$  分别为纬度误差、经度误差、高度误差;  $\varepsilon_{rx}$ 、 $\varepsilon_{ry}$ 、 $\varepsilon_{rz}$  为 3 个方向陀螺误差的一阶马尔可夫过程;  $\mathbf{F}(t)$ 、 $\mathbf{W}(t)$

收稿日期: 2010-12-05; 修回日期: 2011-01-04

基金项目: 国家自然科学基金“基于尺度的综合导航系统信息融合算法研究”(60874112); “泰山学者”建设工程专项经费资助  
作者简介: 林雪原 (1970—), 男, 山东人, 博士, 副教授, 从事数据融合、卫星定位以及组合导航系统的研究。

分别为系统状态转移矩阵、系统噪声矩阵，其定义可参照文献[1]。而量测方程采用 GPS 输出的经度、纬度、高度和 3 个方向的速度作为外部观测值，表示如下：

$$Z(t) = HX(t) + V(t) \quad (2)$$

其中： $H$  为  $4 \times 10$  的矩阵，不为零的元素为  $H(1,7) = R_M$ 、 $H(2,8) = R_N \cos L$ 、 $H(3,9) = 1$ 、 $H(4,4) = H(5,5) = H(6,6) = 1$ ， $V(t)$  为量测噪声矩阵。

### 1.2 小波神经网络模型

小波神经网络 (wavelet neural network, WNN) 是小波分析理论与神经网络理论相结合的产物。Zhang Qinghu<sup>[3]</sup>等 1992 年正式提出小波神经网络的概念，其思想是将常规神经网络的隐层节点激励函数用小波函数来代替，相应的输入层到隐层的权值及隐层阈值分别由小波函数的尺度参数和平移参数所代替，输出层神经元采用 Sigmoid 函数作激励函数，其结构示意图如图 1。该网络可以避免 BP 神经网络等结构设计上的盲目性，有更强的学习能力，精度更高，对同样的学习任务，小波神经网络结构更简单，收敛速度更快<sup>[4]</sup>。

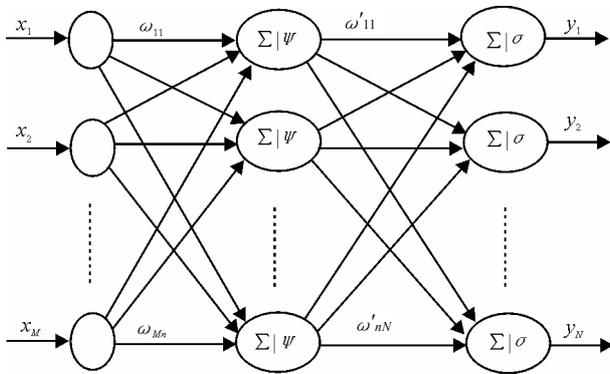


图 1 小波神经网络模型

假设  $M$  为输入节点个数， $n$  为隐层节点个数， $N$  为输出接点个数，则上述网络模型输出可表示为<sup>[4]</sup>：

$$y_k = \sigma \left( \sum_{j=1}^n \omega'_{jk} \psi_{a,b} \left( \sum_{i=1}^M \omega_{ij} x_i \right) \right), \quad (k = 1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

其中， $\sigma(x)$  为 Sigmoid 函数，即： $\sigma(x) = 1 / [1 + \exp(-x)]$ ； $\psi_{a,b}$  为满足框架条件的 Morlet 小波函数，即： $\psi(x) = \cos(1.75x) \exp(-x^2/2)$ 。小波神经网络规模主要是确定隐层节点数的大小，

如果隐层节点数过多，不仅会大大增加网络结构的复杂性，网络在学习过程中更易陷入局部最小，而且会使网络的学习速度变得很慢。隐层节点个数的经验公式如下：

$$n = \sqrt{MN + 1.6799N + 0.9298} \quad (4)$$

### 1.3 遗传优化的小波神经网络

小波神经网络是前向神经网络的某种延伸，所以各种训练算法也可用来训练小波神经网络。但常规的梯度法训练具有训练速度慢和易陷入局部极小点等缺点。遗传算法是一种全局寻优方法，可以有效地避免局部极值和噪音的影响<sup>[5]</sup>。为使小波神经网络具有更高的学习精度和更快的收敛速度，将遗传算法、小波神经网络结合起来，构成遗传小波神经网络<sup>[6]</sup>。

遗传算法 (GA) 也是近年来迅速发展的一种全新的优化算法，优点是：1) 并行搜索，搜索效率高；2) 不需要目标函数的微分值，放宽了对目标函数的要求；3) 本质上属于随机寻优过程，不存在局部收敛问题。采用遗传算法优化小波神经网络的步骤为：

1) 实验性选定一种网络拓扑结构，随机产生它的权值和阈值。

2) 将网络的权值和阈值按顺序排成一组，形成遗传算法第一代群体中的一个个体。重复操作  $\mu$  次。形成  $\mu$  个个体，组成第一代群体，即随机产生第一代群体。

3) 对群体中每个个体进行二进制编码。

4) 设计一个与误差函数有关的适应度函数。误差函数即期望输出与实际输出的差值。选用误差函数平方和的倒数。即：

$$f = \frac{1}{1 + E}, \quad E = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^P \sum_{j=0}^N (d_j^p - y_j^p)^2 \quad (5)$$

其中， $d_j^p$  为目标输出，即 SINS 实际的导航参数误差； $y_j^p$  为网络输出 (由式 (4) 确定)； $N$  为网络输出个数； $P$  为样本采集个数。

5) 计算每个个体的适应度值，根据每个个体适应度值的大小，进行选择操作。即适应度值与每个个体的选择概率有关。根据选择结果进行交叉、变异等遗传算子操作。结果产生  $r$  个子个体。

6) 计算  $\mu + r$  个个体的适应度值，在这  $\mu + r$  个个体中，适应度函数最大值是否满足要求，若满足，

则适应度最大的个体即为所要的最优解;若不满足,则看进化代数是否达到最大代数,若达到最大代数,则退出此遗传算法,表示该结构不合适,则重新设计网络结构。若没达到最大代数,则选出最大的  $\mu$  个个体,作为下一代的父个体。编码后,转到步骤 (5) 进行。

## 2 基于遗传神经网络预测的组合导航系统模型<sup>[7-9]</sup>

当 GPS 信号可用时,利用卡尔曼滤波器对 GPS 与 SINS 的输出信息进行信息融合,此时利用小波神经网络来建立 SINS 的导航参数误差模型,如图 2。神经网络的输入为 SINS 的导航参数与瞬时时间,而网络的输出为 SINS 对应的导航参数误差,并且同一时刻内 GPS 与 SINS 对应参数的差作为网络的理想输出。利用遗传算法调整小波神经网络的参数使得误差的均方差达到最小,同时也使得训练速度加快。

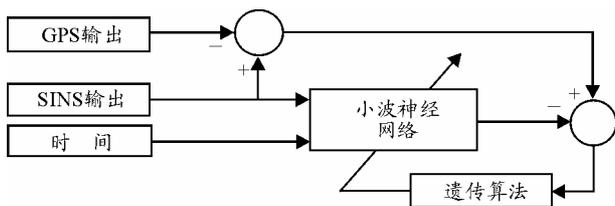


图 2 小波神经网络训练模块

图 3 为用已训练好的神经网络预测 GPS 不可用时 SINS 导航参数的误差,此时神经网络的输入信号为 SINS 的导航参数与瞬时时间,输出为对应时刻的 SINS 导航参数误差,SINS 的导航参数减去该误差就可以得到经校正后的 SINS 导航参数。

由式 (4) 可知,当小波神经网络的输入节点数较多时,网络变得复杂。由图 2 可知,GPS 输出三维速度与位置,因此笔者选取 6 个并行小波神经网络,分别对三维速度与位置进行训练与预测,即每个网络的输入节点有 2 个:时间及某个导航参数。

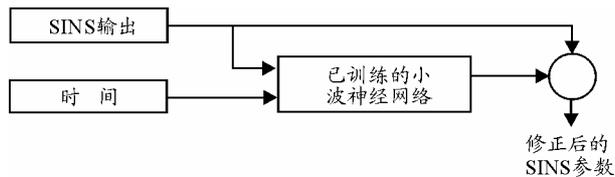


图 3 小波神经网络预测模块

## 3 仿真实验

为验证基于遗传小波神经网络的组合导航系统

算法的有效性,笔者进行了静态与动态仿真实验。实验所用的陀螺仪精度为  $0.01(^{\circ})/h$ , 加速度计精度为  $10^{-4}g$ , 共进行了 3 600 s 实验。为了便于比较,实验时采用 2 个相同的 GPS 接收机,其中一部为参与组合导航的接收机,另一部为独立工作的接收机。实验过程中,对参与组合导航的 GPS 接收机,人为制造一个失锁周期,而另一部独立的 GPS 接收机一直正常工作,作为参考系统。在开始的 500 s 内,GPS 正常工作,并采用 350~500 s 的数据按照图 2 的描述对小波神经网络按照前述步骤进行训练;在 501~600 s 内人为关闭参与组合导航系统的 GPS 接收机以模拟 GPS 信号失锁状态,则系统自动转换为预测模式,同时,独立的 GPS 接收机正常工作以作为参考系统,此时,SINS 单独工作时的导航参数与经过神经网络校正后的 SINS 导航参数的部分实验结果对比如图 4~图 7。

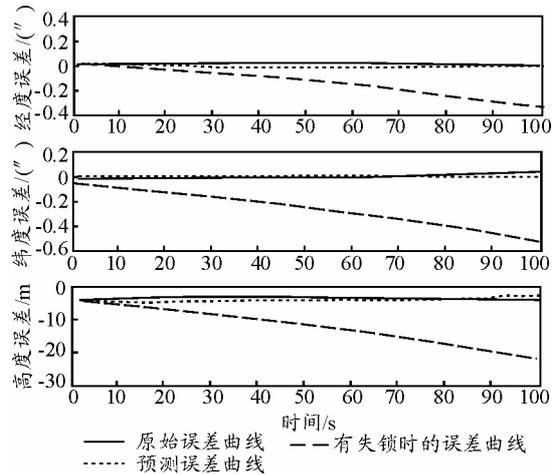


图 4 静态情况下位置误差对比

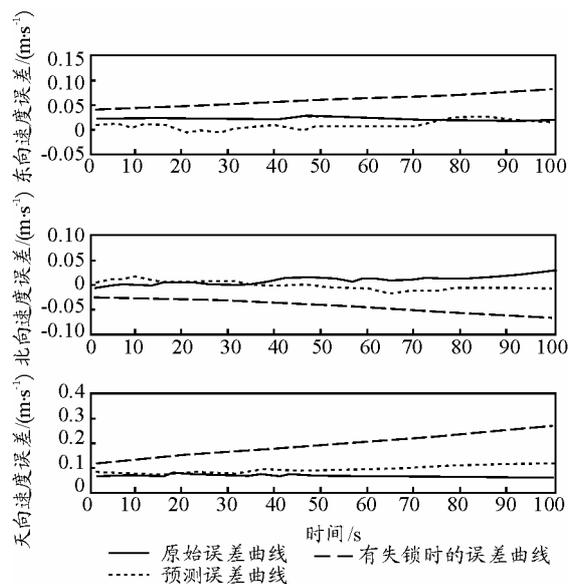


图 5 静态情况下速度误差对比

图4~图5显示了静态情况下,失锁周期内的参考系统的误差曲线(即图中“原始误差曲线”)、SINS独立工作的误差曲线(即图中“有失锁时的误差曲线”)与经过神经网络校正后的SINS误差曲线(即图中“预测误差曲线”)的对比图。由仿真结果可以看出,将遗传优化小波神经网络应用于组合导航系统中预测GPS失锁时SINS的误差,经校正后的精度与参考系统相当。通过对以上各图的分析计算,静态情况下位置误差分析为:其中,经度误差不超过2.1 m (0.07"),纬度误差不超过1.8 m (0.06");速度误差方面,东、北、天向速度误差精度达到了0.07 m/s。

机动情况下,采取了类似静态情况下的仿真,如图6~图7。其中图6代表误差曲线,而图7代表实际导航参数。

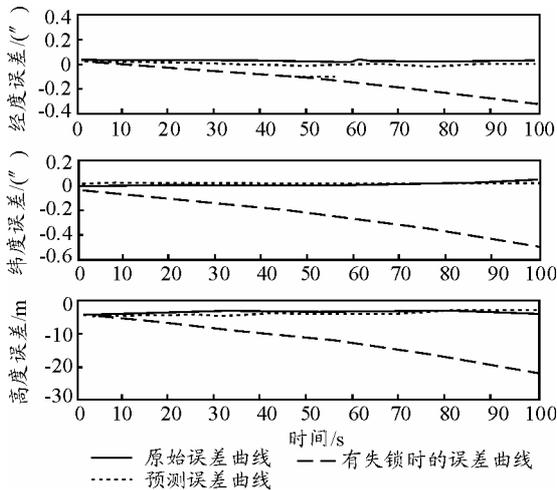


图6 机动情况位置对比

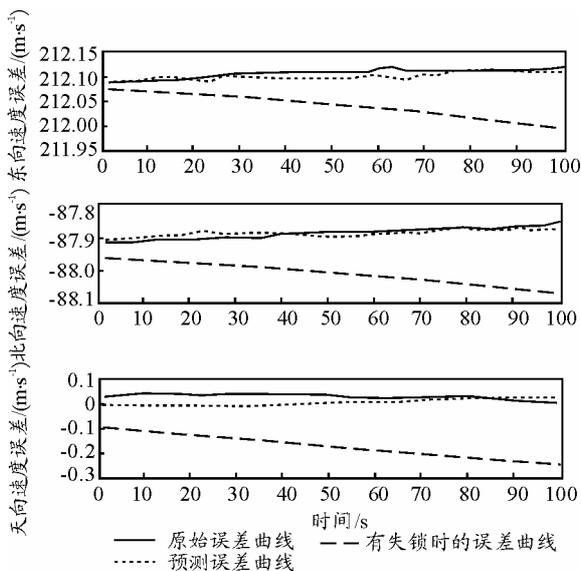


图7 机动情况下速度对比

从图4~图7可以看出,经过遗传小波神经网络

预测值校正后的SINS的导航信息非常接近参考系统的导航信息,可见该算法在GPS失锁后无论载体处于静态、或动态机动情况都能有效预测和补偿SINS的速度、位置输出,说明了遗传小波神经网络学习的有效性。

在图2中,如果用“GPS/SINS输出模块”代替“GPS输出模块”,经过上述的实验步骤,可以发现对横滚角、姿态角该算法也有同样的效果。

#### 4 结论

仿真实验结果表明,该算法在GPS信号不可用时,可较好地预测SINS的误差,从而提高了导航精度。但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,在试验中得到的最长持续有效时间时间大约为3 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,不过,实际情况中,这一时段已基本能满足要求。

#### 参考文献:

- [1] 袁信, 俞济祥, 陈哲. 导航系统[M]. 北京: 航空工业出版社, 1993: 48-120.
- [2] 李红连. 小波-神经网络在GPS/DR组合导航中的应用研究[D]. 重庆: 西南交通大学, 2006.
- [3] Zhang Qinghua. Wavelet Networks [J]. IEEE Trans. on Neural Network, 1992, 3(6): 1-6.
- [4] 田雨波. 混合神经网络技术[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 56-78.
- [5] 熊凌, 赵明旺. 基于遗传算法的BP网络全局收敛的混合智能学习算法[J]. 武汉科技大学学报, 2000, 23(2): 183-186.
- [6] 王南兰. 基于遗传算法的小波网络在变压器故障诊断中的应用研究[D]. 长沙: 湖南大学工程硕士学位论文, 2005.
- [7] 陈城辉, 徐永能, 杨爱梅, 等. 遗传算法在多车型军备物资配送路径优化中的应用[J]. 四川兵工学报, 2010, 31(2): 13-16.
- [8] Sharaf R, Noureldin A. Online INS/GPS integration with a radial basis function neural network[J]. IEEE Aerospace and Electronic System Magazine, 2005, 20(3): 8-14.
- [9] 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.
- [10] C. Goodall, Z. Syed, N. El-sheimy. Improving INS/GPS Navigation Accuracy through Compensation of Kalman Filter Errors[J]. 2006 IEEE: 63-67.