

引用格式:夏琳琳,赵耀,马文杰,等.一种 Adaboost 优化的 MIMUs/GPS 信息融合算法[J].电光与控制,2018,25(12):21-25. XIA L L, ZHAO Y, MA W J, et al. An Adaboost optimization based information fusion algorithm for MIMUs/GPS[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(12):21-25.

## 一种 Adaboost 优化的 MIMUs/GPS 信息融合算法

夏琳琳, 赵耀, 马文杰, 丛靖宇, 肖建磊  
(东北电力大学, 吉林 吉林 132012)

**摘要:** 为确保 GPS 失锁期间 MIMUs/GPS 组合系统的导航精度,引入 Adaboost 优化的 BP 网络辅助常规 Kalman 滤波器实现滤波解算。当出现 GPS 失锁等信号不可用的情况,利用训练好的网络对同一时刻 MIMUs, GPS 分别解算的速度、位置信息的差值进行预测,并将结果送入 Kalman 滤波观测器,通过改进系统层面上的导航策略,修正 MIMUs 单机工作下逐渐积累的导航参数误差。仿真结果表明,在组合系统模拟 GPS 失锁的 50 s 内,Adaboost 优化的 BP 网络能够及时辅助滤波器进行信息处理,补偿失锁期间的丢失信息,相较采用单一的 BP, RBF 网络算法,获得了更为理想的导航参数预测稳定性和预测精度。

**关键词:** 组合导航; 信息处理; MIMU; GPS; Adaboost 方法; 神经网络

**中图分类号:** O213.2 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.12.005

## An Adaboost Optimization Based Information Fusion Algorithm for MIMUs/GPS

XIA Lin-lin, ZHAO Yao, MA Wen-jie, CONG Jing-yu, XIAO Jian-lei  
(Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

**Abstract:** To guarantee the navigation accuracy of integrated MIMUs/GPS during the period of loss of GPS signal, the Adaboost optimized BP neural networks are introduced in the normal Kalman filter. When GPS signal is unavailable, the trained neural networks are adopted to predict the velocity difference & position difference between outputs of GPS & MIMUs at the same moments, which then will be transmitted into the observer of Kalman filter. Specifically, by improving the navigation strategy on the systematic level, the error of navigation parameters accumulated from MIMUs under single mode is corrected. Simulation results indicate that: 1) When losing the GPS signal, the Adaboost optimized BP neural network can help the filter for information processing and compensate for the lost information in 50 s; and 2) Compared with only applying the normal BP or RBF neural networks, better stability and precision of navigation parameter prediction are obtained.

**Key words:** integrated navigation; information processing; MIMU; GPS; Adaboost method; neural network

### 0 引言

基于 MEMS 的 IMU/GPS 组合导航系统尺寸小、可靠性高,可为车载导航系统提供成本较低、精度较高的导航方案<sup>[1-3]</sup>。由于 GPS 存在受多路径效应影响、抗干扰能力差、低信噪比等缺点,且陆地载体在运行过程中不可避免地会受到外部环境的干扰(如遇高建筑物遮挡、驶过隧道等),此时会出现卫星信号接收不良的

情况<sup>[4-6]</sup>。一旦 GPS 信号发生异常,或接收到信号的卫星数不足以完成卫星定位,工作在“速度-位置”模式下的组合模型将失去意义,整机系统将退化为纯惯性导航工作模式。可以预见的是,由于 MEMS 惯性测量元件的精度不高,必然会引起导航参数的误差随时间逐渐积累,导航解算精度随之失去保证。为了确保在 GPS 失锁期间得到持续、高精度的导航信息,具备自适应学习特性的人工神经网络辅助方法越来越多地被引入到导航系统的信息处理中。其中,文献[7-8]采用了基于 Bagging 的集成学习法开展组合导航系统信息融合问题研究,针对网络训练样本不全面对预测精度造成不利影响的问题,采用放回重抽样方法,实现对多个学习器的集成,通过组合多学习器来强化预测精度,抑制 SINS 的定

收稿日期:2017-11-17

修回日期:2018-01-14

基金项目:国家自然科学基金(61503073);吉林省科技厅自然科学基金(20170101125JC);吉林省教育厅科学技术研究项目(JJKH20170103KJ);吉林市科技局杰出青年项目(20166005)

作者简介:夏琳琳(1980—),女,吉林松原人,博士,教授,研究方向为导航系统。

位误差。受到上述文献的启发,本文引入 Adaboost 方法来改进单一的 BP 神经网络(BPNN)逼近器,在 GPS 失锁的情况下,对组合滤波器的观测值,即 MIMUs 与 GPS 分别输出的速度、位置误差进行预测,并将 Adaboost 优化的 BPNN 模型集成到 MIMUs 中,补偿失锁期间丢失的导航信息。与 Bagging 类似,Adaboost 也是集成学习方法中的一种,它通过迭代,训练出若干弱学习器,再通过加权的方式结合,得到最终的强学习器,改善单一神经网络在训练中存在的不足。与 Bagging 不同的是,Adaboost 更关注训练样本的全面性,其能够根据训练样本的预测效果,不断增加预测效果差的样本权重、降低预测效果好的样本权重,优化整个逼近器的性能。

本文针对 GPS 失锁时 MIMUs/GPS 组合导航系统精度急剧下降的问题,在允许系统降低对导航器件精度要求的条件下,通过改进系统层面的导航策略和引入 Adaboost 的数据处理方法,提高其对系统 Kalman 滤波观测值的预测精度,确保在不损失系统实时性的前提下,获得理想的导航预测稳定性和滤波精度。

## 1 MIMUs/GPS 组合导航系统

MIMUs 是基于 MEMS 的惯性测量单元,与 GPS 结合,可看作是低成本的 INS 与 GPS 的组合<sup>[9]</sup>。采用 MIMUs/GPS 松组合的方式,根据惯性导航误差方程,选取相应的误差作为状态变量,建立系统状态方程;选取 MIMUs 解算出的速度、位置信息与 GPS 接收机接收到的速度、位置信息的差值作为观测量,建立观测方程,经 Kalman 滤波器对系统状态进行估计。

系统的状态方程为

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

式中: $W(t)$ 为系统噪声,可用白噪声表示;状态转移矩阵  $F(t)$  和噪声驱动阵  $G(t)$  的详细构成参见文献[10],这里不再赘述。

对于陆地载体,不对其天向速度和高度信息进行估计,状态变量表示为

$$X(t) = [\Phi_E \ \Phi_N \ \Phi_U \ \delta V_E \ \delta V_N \ \delta L \ \delta \lambda \ \varepsilon_x \ \varepsilon_y \ \varepsilon_z \ \nabla_x \ \nabla_y \ \nabla_z]^T \quad (2)$$

式中: $\Phi_E, \Phi_N, \Phi_U$  分别为东向、北向、天向的平台姿态角误差; $\delta V_E, \delta V_N$  分别为东向和北向速度误差; $\delta L, \delta \lambda$  分别为纬度和经度误差; $\varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z$  为三轴陀螺仪的漂移; $\nabla_x, \nabla_y, \nabla_z$  分别为三轴加速度计的零偏。

系统的观测方程为

$$Z(t) = H(t)X(t) + V(t) \quad (3)$$

式中:

$$Z(t) = \begin{bmatrix} V_{IE} - V_{CE} \\ V_{IN} - V_{CN} \\ L_1 - L_C \\ \lambda_1 - \lambda_C \end{bmatrix} \quad (4)$$

$V_{IE}, V_{IN}, L_1, \lambda_1$  和  $V_{CE}, V_{CN}, L_C, \lambda_C$  分别为 MIMU 和 GPS 的东向速度、北向速度、纬度和经度;

$$H(t) = [0_{4 \times 4} \quad I_{4 \times 4} \quad 0_{4 \times 6}]; \quad (5)$$

$V(t)$ 为观测噪声,可用白噪声表示。系统的结构如图1所示。

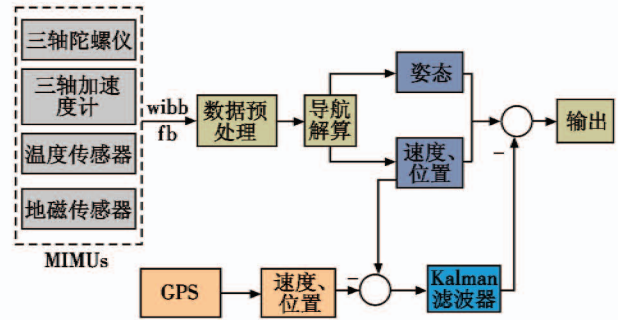


图1 组合导航系统结构框图

Fig.1 Block diagram of integrated navigation system

图中,wibb为MEMS陀螺仪的输出,fb为加速度计的输出。如上,系统满足线性随机差分,且过程和观测噪声都是高斯白噪声,Kalman滤波器为最优信息处理器。

## 2 基于 Adaboost 的 BPNN 改进算法

### 2.1 Adaboost 算法原理

Adaboost 算法实现的具体步骤如下所述。

1) 给定一个训练算法(本文为BP算法)和训练集(本文中的训练集从GPS信号正常时,正常工作的组合导航系统中采集而来)。

2) 初始化训练集中各个训练样本的分布,将初始时的样本分布  $D_1(i)$  设为均匀分布,设样本总数为  $N$ ,则

$$D_1(i) = 1/N \quad (6)$$

式中, $i$ 为样本序数。

3) 根据训练样本的概率分布  $D_t(i)$  采集训练样本,得到一个弱学习器  $L_t(x)$ ,其中, $t$ 为当前迭代次数。

4) 计算在当前得到的学习器下各训练样本的误差  $e(i)$  以及误差的平均值  $e_t$  为

$$e_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e(i). \quad (7)$$

5) 计算当前学习器的权重  $W_t$  为

$$W_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 - e_t}{e_t} \right). \quad (8)$$

6) 调整下次迭代时的样本分布,算式为

$$D_{t+1}(i) = D_t(i) \left( \frac{e_t}{1 - e_t} \right)^{-\varepsilon(i)} \quad (9)$$

对样本分布进行归一化处理,确保各样本的采样概率之和为1。

7) 重复步骤3)~6),直至迭代次数达到  $T$  为止。

8) 将  $T$  个弱学习器的权重  $W_t$  归一化之后加权结合,得到最终的强学习器  $L(x)$  为



$$L(x) = \sum_{i=1}^r W_i l_i(x) \quad (10)$$

基于 Adaboost 的 BPNN 算法流程如图 2 所示。

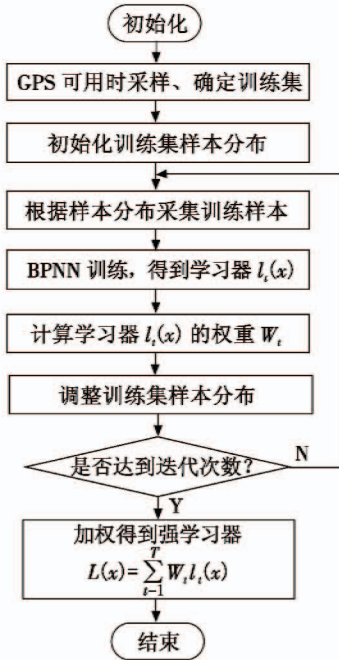


图 2 基于 Adaboost 的 BPNN 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of Adaboost\_BPNN algorithm

### 2.2 基于 Adaboost 的 BPNN 离线训练

在 GPS 正常工作时, MIMUs/GPS 整机系统正常工作, 此时采集 MEMS 陀螺仪的输出 wibb 和加速度计的输出 fb 作为训练的输入样本, 采集 MIMUs 解算出的速度、位置信息与 GPS 接收机的输出值, 将二者做差, 作为输出期望值, 采集足够的样本后, 采用 BP 算法进行一次训练, 得到一个学习器, 基于此学习器, 采用 Adaboost

方法共进行 3 次迭代, 分别得到弱学习器  $l_1(x), l_2(x), l_3(x)$ , 加权后得到一个强学习器, 将该学习器用于 GPS 失锁时组合导航系统观测值的预测。基于 Adaboost 的 BPNN (Adaboost\_BPNN) 工作在训练模式下的系统结构如图 3 所示。

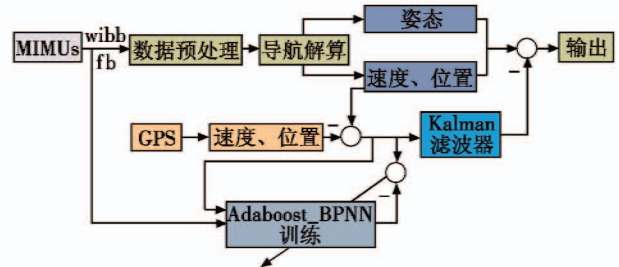


图 3 神经网络训练模式下的系统结构图

Fig. 3 Structural diagram of the system under Adaboost\_BPNN training mode

### 2.3 Kalman 滤波观测值的在线预测

GPS 失锁时, 将 MEMS 惯性器件的输出作为强学习器的输入, 对 MIMUs 与 GPS 输出之间的误差, 即 Kalman 滤波的观测值进行在线预测, 以保证整个组合导航系统正常运行。此时整个系统的构成如图 4 所示。

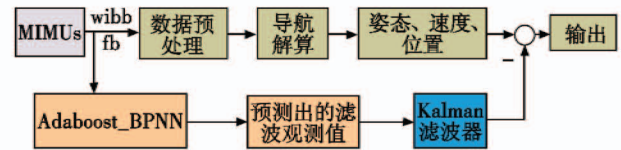


图 4 神经网络预测模式下的系统结构图

Fig. 4 Structural diagram of the system under Adaboost\_BPNN prediction mode

图 5 所示为 Adaboost 优化的组合导航系统信息融合算法。图 5 所示为 Adaboost 优化的组合导航系统信息融合算法框图。

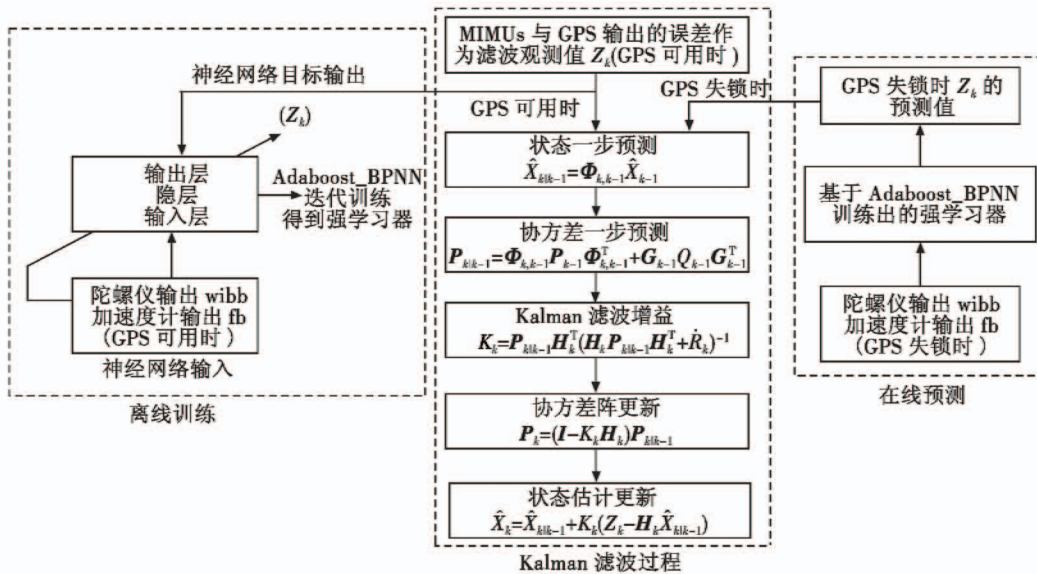


图 5 Adaboost 优化的组合导航系统信息融合算法框图

Fig. 5 Block diagram of integrated navigation system information fusion algorithm based on Adaboost optimization



### 3 算法仿真验证

#### 3.1 仿真环境及参数设置

为进一步验证所提算法的有效性,采用轨迹发生器模拟载体的理想轨迹,将轨迹发生器产生的速度与位置信息加上噪声用以模拟 GPS 接收机接收到的数据,在 Matlab7.1 平台上完成算法的仿真验证。设置载体的初始东向速度为  $V_{100} = 0 \text{ m/s}$ ,初始北向速度  $V_{N0} = 0 \text{ m/s}$ ,纬度为  $42.175^\circ$ ,经度为  $121.226^\circ$ ,初始姿态角均为  $0^\circ$ 。MIMUs 更新周期为  $0.01 \text{ s}$ ,GPS 更新周期为  $1 \text{ s}$ ,陀螺仪漂移为  $20 (^\circ)/\text{h}$ ,加速度计零偏为  $100 \times 10^{-6} \text{ g}$ ,仿真总时长为  $300 \text{ s}$ 。在  $150 \sim 200 \text{ s}$  内,人为设置 GPS 信号丢失,并设计对比实验来验证本文算法的有效性。

在设计网络时,由于采用了 Adaboost 算法迭代训练来改善单一 BPNN 的性能,若 BPNN 的输出采用多维向量,则可能出现同一组训练样本中各维输出向量训练效果不一的情况,不利于采用 Adaboost 算法进行样本权值调整。为避免这种情况,经试凑,设计了 4 个并行的、结构为 6-13-1 的网络,分别以 MIMUs 与 GPS 接收机输出的  $X, Y$  方向速度误差和  $X, Y$  方向位置误差为训练目标进行训练。参数设置上,4 个初始的 BPNN 训练时均采用梯度下降法,激活函数均选用 Sigmoid 函数,训练目标误差设置为  $10^{-5}$ 。

#### 3.2 仿真结果分析

图 6 为整个仿真周期的  $300 \text{ s}$  内系统导航参数误差曲线图(以东向速度误差曲线为例)。为更清晰、更直观地展现 GPS 失锁期间不同方法对导航精度的补偿效果,图 7、图 8 分别给出了 GPS 失锁的  $150 \sim 200 \text{ s}$  内经 BPNN, RBFNN 和本文采用的 Adaboost\_BPNN 方法补偿后的速度和位置误差曲线。表 1 为采用上述 3 种方法后的速度、位置误差均值和均方差对比。

从图 6 ~ 图 8 可以直观地看出,在  $0 \sim 150 \text{ s}$  以及  $200 \text{ s}$  以后, GPS 信号正常,系统处于正常的组合模式下,导航参数误差较小且收敛。而在惯性传感器精度有限的情况下, GPS 断开的  $150 \sim 200 \text{ s}$  内,工作在纯惯性模式下的系统误差迅速发散,第  $200 \text{ s}$  时,东向速度误差已经超过了  $3.5 \text{ m/s}$ ,  $X$  方向位置误差已经接近  $350 \text{ m}$ ,显然无法达到导航系统的精度要求。经上述 3 种方法补偿后的系统速度、位置误差较之补偿前大大减小,东向速度最大误差控制在  $0.5 \text{ m/s}$  左右,  $X$  方向位置误差控制在  $50 \text{ m}$  以内,表明这 3 种方法均能在 GPS 失锁期间抑制导航参数误差发散。

表 1 给出了 3 种方法的统计数据比较。相同条件下的仿真结果表明,采用 Adaboost\_BPNN 方法后,导航

坐标系下东、北向的速度误差,以及地球坐标系下的  $X, Y$  方向位置误差的均值及均方差均有更大幅度减小,各项性能指标达到三者最优,其中, Adaboost\_BPNN 方法下  $Y$  方向位置误差均值较 RBF 方法下提升可达  $81.0\%$ 。同时,尽管 BP 算法在位置误差均值上的预测效果优于 RBF 算法,但其均方差较大,表明数据的离散程度大,即 BP 在预测过程中对误差的补偿效果还不够稳定,本文 Adaboost 算法经 3 次 BP 迭代并经加权获得的强学习器有效解决了这个问题,更适用于 GPS 失锁阶段的在线预测。

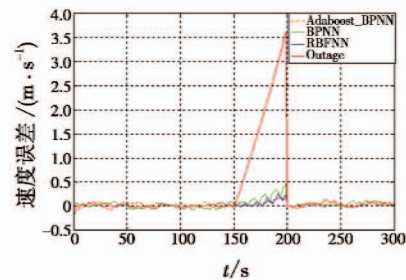


图 6 系统东向速度误差曲线

Fig. 6 Curve of velocity error in the east

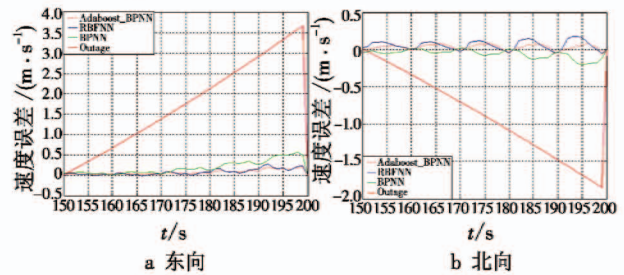


图 7 速度误差对比曲线

Fig. 7 Contrast of velocity error

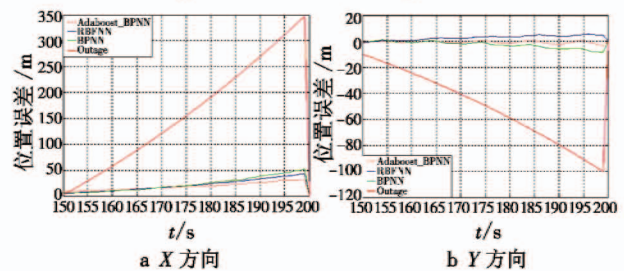


图 8 位置误差对比曲线

Fig. 8 Contrast of position error

表 1 速度误差、位置误差的均值和均方差对比

Table 1 Mean and MSE of velocity error and position error

		$\delta V_E /$ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	$\delta V_N /$ ( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	$\delta P_X / \text{m}$	$\delta P_Y / \text{m}$
Adaboost_BPNN	均值	0.064 7	0.050 0	17.039 2	1.200 4
	均方差	0.053 9	0.038 7	7.501 7	0.928 3
RBFNN	均值	0.074 7	0.062 0	31.726 3	6.327 1
	均方差	0.072 8	0.059 2	11.194 4	1.743 5
BPNN	均值	0.285 7	0.063 6	23.180 3	5.547 7
	均方差	0.162 8	0.059 2	11.888 3	2.556 7

## 4 结论

本文以 MIMUs/GPS 组合导航系统为研究对象,为了优化 GPS 失锁期间由于 MEMS 器件精度较低而下降明显的导航精度,引入 Adaboost 方法改进了单一的 BP 网络,辅助 Kalman 滤波器进行信息融合。在 GPS 可用阶段采集训练样本,基于 Adaboost 方法对 BP 神经网络进行迭代训练,并将得到的弱学习器加权结合成强学习器。GPS 失锁时利用训练好的强学习器对组合导航系统滤波的观测值进行预测,以保证整个系统正常运行,并用来修正 MIMUs 的输出结果。对比相同仿真条件下的仿真结果,在 GPS 断开的 50 s 内,采用基于 Adaboost 改进的 BP 算法能有效地预测出松组合模式下导航系统滤波的观测值,在不损失系统实时性的前提下,确保滤波器具有理想的导航预测稳定性和预测精度。

### 参考文献

- [1] BHATT D, AGGARWAL P, DEVABHAKTUNI V, et al. A novel hybrid fusion algorithm to bridge the period of GPS outages using low-cost INS[J]. *Expert Systems with Applications: An International Journal*, 2014, 41(5): 2166-2173.
- [2] 崔留争, 高思远, 贾宏光, 等. 神经网络辅助卡尔曼滤波在组合导航中的应用[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(5): 1304-1311.
- [3] 吴盘龙, 杜国平, 薄煜明. 空地制导弹药的 MIMU/GPS 组合导航系统研究[J]. *电光与控制*, 2008, 15(10): 65-68.
- [4] 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.
- [5] IQBAL U, GEORGY J, ABDELFAH W F, et al. Pseudorange error correction in partial GPS outages for a nonlinear tightly coupled integrated system[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2013, 14(3): 1510-1525.
- [6] CHEN L Z T, FANG J C. A hybrid prediction method for bridging GPS outages in high-precision POS application[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(6): 1656-1665.
- [7] 李宇寰, 杨功流, 于沛, 等. 基于 Bagging 模型的惯导系统误差抑制方法[J]. *中国惯性技术学报*, 2017, 25(1): 63-66.
- [8] LI J, SONG N F, YANG G L, et al. Improving positioning accuracy of vehicular navigation system during GPS outages utilizing ensemble learning algorithm[J]. *Information Fusion*, 2017, 35(C): 1-10.
- [9] 祝燕华, 蔡体菁, 杨卓鹏. MEMS-IMU/GPS 组合导航系统的实现[J]. *中国惯性技术学报*, 2009, 17(5): 552-556.
- [10] 刘建业, 曾庆化, 赵伟, 等. 导航系统理论与应用[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2010.

## 下 期 要 目

非线性模拟电路测试激励的智能优化设计  
一种机载高安全高可靠数据存储模块的设计  
不均匀媒质近地面 HEMP 电磁环境特性研究  
鲁棒自适应加权的引导滤波算法  
基于鲁棒积分的四旋翼飞行器姿态控制  
序列红外图像超分辨率重建算法

用于无人机导航的光流测速优化方法  
基于自抗扰控制的无人机光电载荷视轴稳定技术  
应用 LSD 和聚类的海天岸岛线检测算法  
基于改进 SLIC 算法的 SAR 图像海陆分割  
运动因素对雷达引信回波多普勒频率的影响  
基于马尔可夫链的舰艇反导毁伤决策研究