

基于改进神经网络增强自适应UKF的组合导航系统

陈光武^{①②} 程鉴皓^{*①②} 杨菊花^③ 刘昊^{①②} 张琳婧^{①②}

^①(兰州交通大学自动控制研究所 兰州 730070)

^②(甘肃省高原交通信息工程及控制重点实验室 兰州 730070)

^③(兰州交通大学交通运输学院 兰州 730070)

摘要: 基于微机电系统(MEMS)的惯性器件和全球定位系统(GPS)的组合导航系统在卫星信号失锁时存在误差发散的问题, 该文提出一种基于人工蜂群算法(ABC)改进的径向基函数(RBF)神经网络增强改进的自适应无迹卡尔曼滤波算法(AUKF)。在GPS信号失锁的情况下利用训练好的神经网络输出预测信息来对捷联惯导系统进行误差校正。最后通过车载半实物仿真实验验证该方法的性能。实验结果表明该方法在失锁情况下对于捷联惯导系统的误差发散有较为明显的抑制效果。

关键词: 组合导航; 径向基神经网络; 无迹卡尔曼滤波; GPS故障

中图分类号: TN967.2

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)07-1766-08

DOI: 10.11999/JEIT181171

Improved Neural Network Enhanced Navigation System of Adaptive Unscented Kalman Filter

CHEN Guangwu^{①②} CHENG Jianhao^{①②} YANG Juhua^③

LIU Hao^{①②} ZHANG Linjing^{①②}

^①(Automatic Control Institute, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

^②(Gansu Provincial Key Laboratory of Traffic Information Engineering and Control, Lanzhou 730070, China)

^③(School of Traffic and Transportation, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: In order to solve the problem of speed and position error divergence in the integrated navigation system based on MicroElectro Mechanical Systems (MEMS) inertial device and GPS system combined positioning, an improved Adaptive Unscented Kalman Filter (AUKF) enhanced by the Radial Basis Function(RBF) neural network based on Artificial Bee Colony(ABC) algorithm is proposed. When the GPS signal is out of lock, the trained network outputs predicted information to perform error correction on the Strapdown Inertial Navigation System(SINS). Finally, the performance of the method is verified by vehicle-mounted semi-physical simulation experiments. The experimental results show that the proposed method has a significant inhibitory effect on the error divergence of the strapdown inertial navigation system in the case of loss of lock.

Key words: Intergrated navigation; Radial basis neural network; Unscented Kalman Filter(UKF); GPS break down

收稿日期: 2018-12-19; 改回日期: 2019-04-22; 网络出版: 2019-05-22

*通信作者: 程鉴皓 cjhwww2005@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61863024), 甘肃省基础研究创新群体计划(1606RJA327), 甘肃省高等学校科研项目(2018C-11), 甘肃省自然科学基金(18JR3RA107), 甘肃省科技计划资助(18CX3ZA004)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61863024), The Gansu Province Basic Research Innovation Group Program (1606RJA327), The Gansu Province Higher Education Research Project (2018C-11), The Gansu Province Natural Science Foundation (18JR3RA107), The Gansu Province Science and Technology Plan Funding (18CX3ZA004)

1 引言

基于微机电系统(MicroElectro Mechanical Systems, MEMS)惯性传感器器件和全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)的组合导航系统具有体积小、功耗低、可靠性高且价格便宜的优点,因而广泛应用于车载导航定位,无人机飞行控制与导航等多个领域^[1-4]。受限于MEMS惯性器件精度较低且存在误差积累的问题,在卫星信号丢失或信号较弱的情况下只依靠惯性导航会使定位误差急剧发散,导致定位失败^[5-7]。对此国内外专家和学者进行了研究并提出了多种解决方法。文献[1]提出一种径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络辅助自适应卡尔曼滤波(Adaptive Kalman Filter, AKF)滤波的算法,当卫星信号失锁时用训练好的RBF神经网络输出替代卫星输出数据来对惯导误差进行修正,但存在标准的卡尔曼滤波算法对于非线性系统的估计不准确的问题。文献[8]提出了一种神经网络在MEMS-IMU/GPS组合导航中的应用研究,采用前馈神经网络在卫星失锁的情况下为卡尔曼滤波更新提供误差补偿,但前馈神经网络易陷入局部最优。文献[9]提出对自适应神经网络模糊推理技术的新息采取自适应调整从而获得一个适应性较强的非线性神经网络来抑制卡尔曼滤波器的滤波发散问题。文献[10]提出了一种基于人工蜂群(Artificial Bee Colony, ABC)算法的反向传播(Back Propagation, BP)神经网络,利用ABC算法较强的搜索能力来解决BP神经网络易陷入局部最优的缺陷。本文提出一种利用全局人工蜂群算法优化RBF神经网络,并采用噪声更新采样窗口宽度可调的自适应无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)算法在卫星失锁时利用训练好的神经网络预测输出来抑制位置和速度误差发散。

2 改进的ABC算法优化RBF网络

ABC算法是一种启发式寻优算法,传统的ABC算法由于缺乏全局探测能力从而易陷入局部最优解,为了提高全局搜索能力,对搜索结果向量的每一个分量都生成一个0~1的随机值rand,引入参考系数cr,若rand<cr则接收目标分量,否则保留当前个体的对应分量^[11],如式(1)所示

$$v'_{ij} = \begin{cases} v_{ij}, & \text{rand} < \text{cr} \\ x_j^{\text{Gl}} + \beta(x_j^{\text{Gl}} - v_{ij}), & \text{其它} \end{cases} \quad (1)$$

其中, v_{ij} 为搜索到的新解, x_j^{Gl} 为当前的全局最优解,通过调节 β 和cr可以协调算法的探索能力和开发能力。

为使算法可以根据距离最优解的远近自动调节收敛速度,提出cr值的自适应选取方法。

$$\text{cr} = 0.6 - \lambda \|f_i - f_{i-1}\| \quad (2)$$

其中, f_i 为当前搜索结果的适应度函数值, f_{i-1} 为上一个搜索结果适应度函数值, λ 为调节系数。当搜索结果的适应度值差值较大时cr值较小,可以提高算法的收敛速度;当搜索结果靠近最优值时适应度差值较小则提高优化结果的精度。

利用全局人工蜂群算法对RBF神经网络隐含层的函数中心和神经元个数进行聚类优化寻找最优解作为RBF神经网络的初值,然后再对神经网络进行训练,以获得精度较高的预测值。

3 改进的无迹卡尔曼滤波器

标准的UKF算法在系统噪声统计特征不明的情况下会产生滤波精度下降甚至滤波发散的问题^[12-15],文献[12]中提出一种通过系统误差协方差估计值来估计得到系统量测噪声和系统噪声的协方差矩阵方法,以此提高UKF算法对于系统噪声变化的适应能力,估计方式如式(3)和式(4)。

$$\hat{R}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} \varepsilon_{k-i} \varepsilon_{k-i}^T - \sum_{i=0}^{2n} \omega_i [Z_{i,k/(k-1)} - \hat{Z}_{k/(k-1)}] \cdot [Z_{i,k/(k-1)} - \hat{Z}_{k/(k-1)}]^T \quad (3)$$

$$\hat{Q}_k = \frac{1}{N} \left[\sum_{j=0}^{N-1} \varepsilon_{k-j} \varepsilon_{k-j}^T + \sum_{j=0}^{N-1} \eta_{k-j} \eta_{k-j}^T \right] - \sum_{i=0}^{2n} \omega_i [\xi_{i,k/(k-1)} - \hat{X}_{k/(k-1)}] \cdot [\xi_{i,k/(k-1)} - \hat{X}_{k/(k-1)}]^T \quad (4)$$

其中, N 为估计窗口宽度, ε_k 为残差, η_k 为新息。通过调整窗口宽度的大小得到的新息方差矩阵和残差方差矩阵体现的样本特征也是不同的,通过动态调整窗口宽度,在噪声影响较小时减少量测噪声和系统噪声的更新次数,提高估计的响应速度;而在噪声对信号影响较明显时,增加噪声更新频率,提高估计信号的准确度。 N 由式(5)得到

$$N_{i+1} = \left\lceil N_i - \left(\sum_{j=1}^L \frac{\eta_k(j) - \hat{\eta}_{k-1}(j)}{\hat{\eta}_{k-1}(j)} \right) / L \right\rceil \quad (5)$$

其中 $\lceil \cdot \rceil$ 表示取整, $\hat{\eta}_{k-1}$ 为前 $k-1$ 次更新的新息的平均值, η_k 为第 k 次的新息, L 为量测值的维数,计算新

的新息与前 $k-1$ 次新息均值的差在前 $k-1$ 次更新新息均值中的占比,再求取该占比的均值作为采样窗口宽度 N 的调整参数。将式(5)得到的 N 值代入式(3)和式(4)中,即可实现UKF系统噪声和量测噪声的自适应调整,减小由于噪声统计特性不准确导致的误差发散。

4 基于ABC_RBF的车载组合导航系统

基于ABC_RBF的车载组合导航系统采用GPS/INS松组合系统^[16],利用改进的自适应UKF算法对惯导系统和卫星定位系统或神经网络输出的信息进行融合。在卫星信号良好时利用卫星信号修正惯导系统输出误差,并完成神经网络的训练;当卫星信号失锁或信号较差时用训练完成的神经网络对惯性导航误差进行抑制,提高系统在失锁环境下的定位精度^[17,18]。系统结构图如图1所示。

组合导航系统模型为

$$X_K = \varphi X_{K-1} + w_K, Z_K = HX_{K-1} + v_K \quad (6)$$

其中,状态向量 $X = [\phi, \Delta v, \Delta p, \varepsilon, \sigma]^T$ 包括3个失准角 ϕ 、东、北、天3向速度差值 Δv 、经度和纬度位置坐标差值 Δp ,陀螺仪随机游走 ε 和加速度计随机游走 σ 。 w_K 为系统噪声。

量测输入为GPS输出和IMU输出的速度与位置误差。量测输入如式(7)所示^[19,20]

$$Z_k = [\Delta v_E, \Delta v_N, \Delta v_U, \Delta p_E, \Delta p_N, \Delta p_U] \quad (7)$$

改进的RBF网络的训练输入为 $[a_E, a_N, a_U, \Delta\sigma, \Delta\gamma, \Delta\varphi]$,分别为3轴加速度,3轴角速度,训练目标为东向、北向、天向速度和位置信息,训练窗口设置为4 s。神经网络训练及预测流程如图2所示。

5 实验验证

5.1 UKF仿真对比实验

为验证标准UKF算法,自适应UKF算法和改进后的自适应UKF算法的滤波效果,仿真建立运行轨迹,轨迹起始点设为东经 103.7283° ,北纬 36.1078° ,海拔高度设置为100 m,初始运动状态为静止,3向速度和姿态角均设置为 0° 。

惯性导航系统陀螺仪和加速度计的仿真误差参数参考MEMS惯性测量单元IMU200A设定,具体参数如表1所示。

仿真GPS输出频率为1 Hz。依据式(6)、式(7)构建组合导航数据融合模型,分别采用标准UKF算法、自适应UKF算法和可变窗口宽度自适应UKF 3种滤波算法得到的东向和北向速度位置误差如图3、图4所示。表2中通过误差均值Means和标准差STD (Standard Deviation)来衡量算法效果。

由仿真结果可知采用自适应UKF算法和改进的自适应UKF算法相比标准UKF算法对于平均误

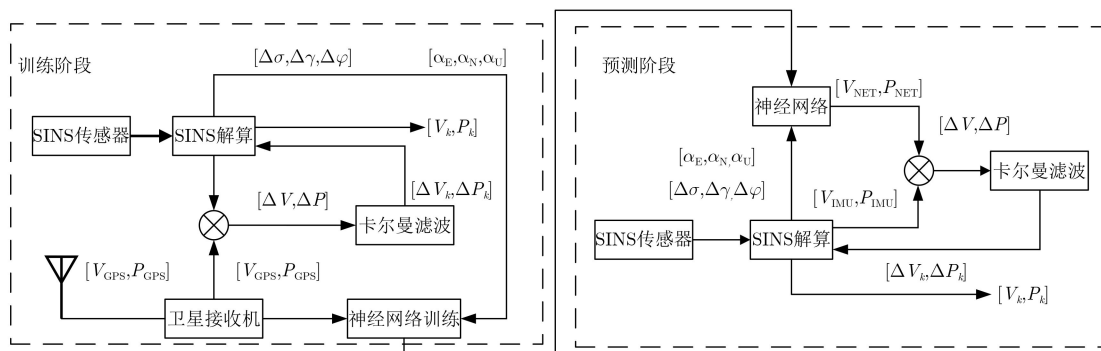


图1 组合导航系统结构图

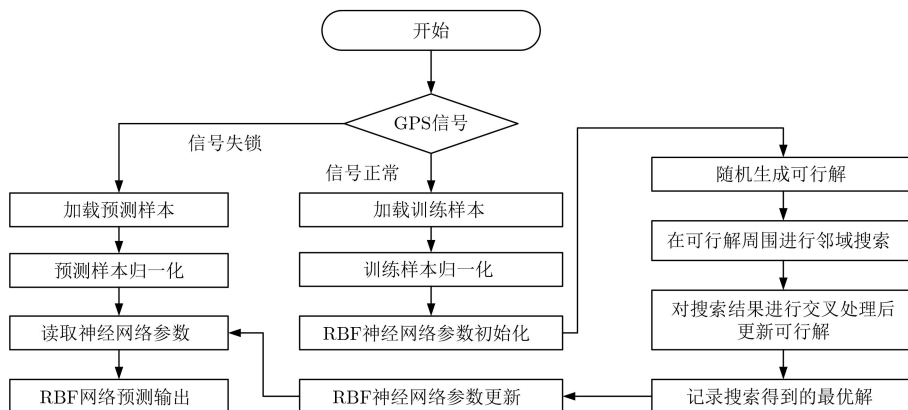


图2 改进神经网络训练流程

表 1 传感器误差参数

性能指标	陀螺仪			加速度计			更新频率
	分辨率	零偏	随机游走	分辨率	零偏	随机游走	
参数	0.007°/s	0.007°/s	2.4°/(s·√Hz)	0.3 mg	0.2 mg	0.2 mg/√Hz	100 Hz

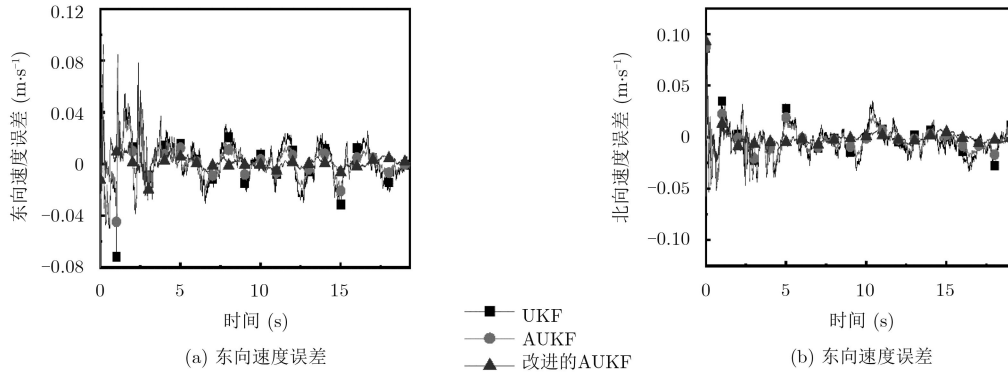


图 3 仿真轨迹速度误差对比

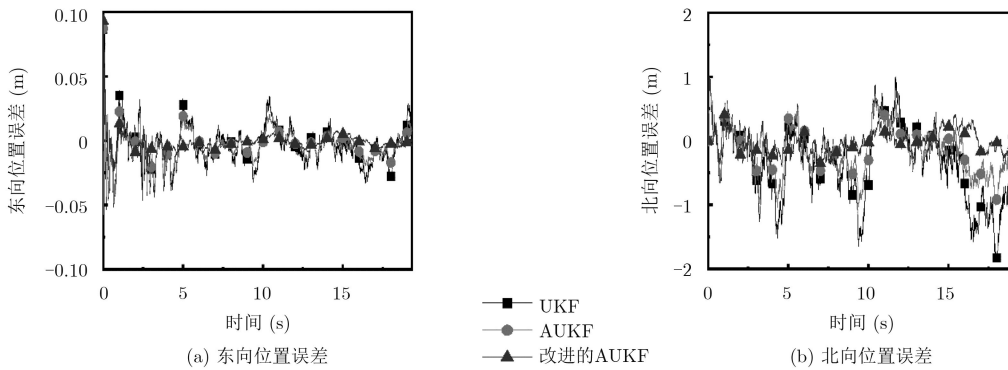


图 4 仿真轨迹位置误差对比

表 2 仿真轨迹误差

算法	东向速度(m/s)		北向速度(m/s)		东向位置(m)		北向位置(m)	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
UKF	0.0020	0.0176	-0.0051	0.0151	-0.0372	0.5383	-0.3385	0.5731
AUKF	0.0014	0.0133	-0.0045	0.0115	-0.0231	0.333	-0.1554	0.3662
改进的AUKF	0.0012	0.0062	-0.0016	0.0063	-0.017	0.1516	-0.0134	0.1901

差的收敛均有一定的效果，但自适应误差估计的UKF算法东向北向速度和位置误差的收敛效果优于标准UKF滤波器。通过动态调整采样窗口宽度使误差绝大多数分布在0的附近，收敛效果更优。3种滤波算法对于垂直方向上的误差抑制效果接近，垂直方向上的天向速度和位置误差如图5所示。

5.2 组合系统车载实验

利用车载组合导航数据验证算法对失锁情况下误差发散的抑制效果。车载组合导航系统惯性测量单元IMU200A相关性能指标如5.1节表1所示，卫星板卡选用3系统单频点卫星板卡K700，输出频率2 Hz，单点定位时位置精度优于1.5 m，RTK模式下位置精度优于1 cm。

分别设置直线失锁15 s、直线失锁20 s两段测试轨迹，观察失锁情况下RBF神经网络增强标准UKF算法、RBF神经网络增强自适应UKF算法和全局ABC算法优化的RBF神经网络增强改进自适应UKF算法的误差收敛情况。参考轨迹以卫星RTK定位轨迹为基准，测试轨迹示意图与车载设备示意图如图6所示，测试路线为平坦路段，实验分析主要以东向和北向的误差为主。

图7为车辆由东向西行驶失锁15 s时的速度与位置误差对比图，其中x轴为运行时间，y轴表示速度和位置的绝对误差。表3为纯惯导解算与3种组合方式的东向、北向速度、位置的最大误差和标准差。解算的误差收敛幅度如表4所示。

由误差收敛幅度可知改进后的算法在东向方向上对误差具有较好的抑制效果,北向方向上虽然误

差抑制效果比东向方向略差,但相较于其它两种算法抑制效果有较大的提升。

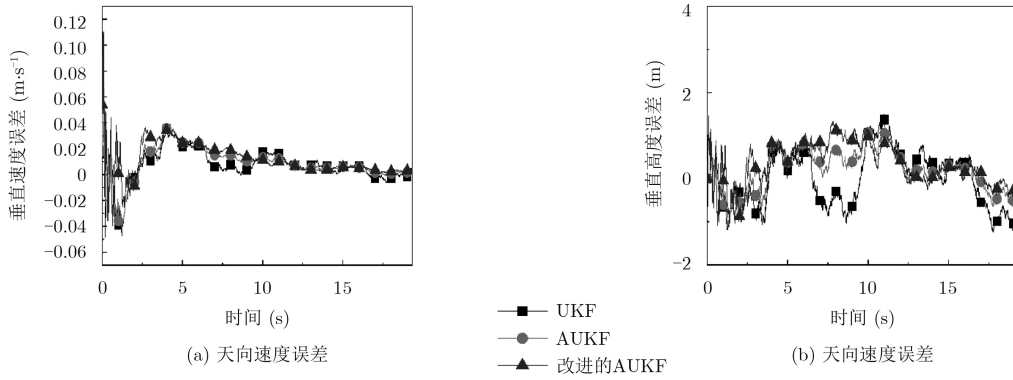


图5 仿真轨迹天向速度、位置误差对比

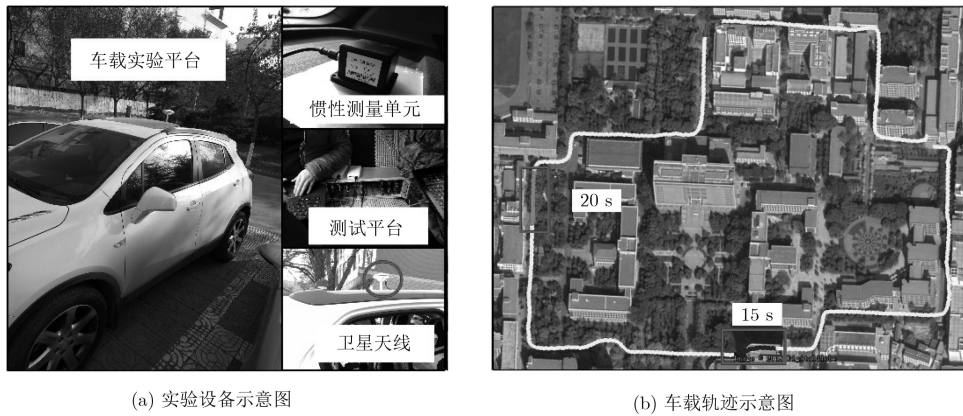


图6 车载轨迹与实验设备示意图

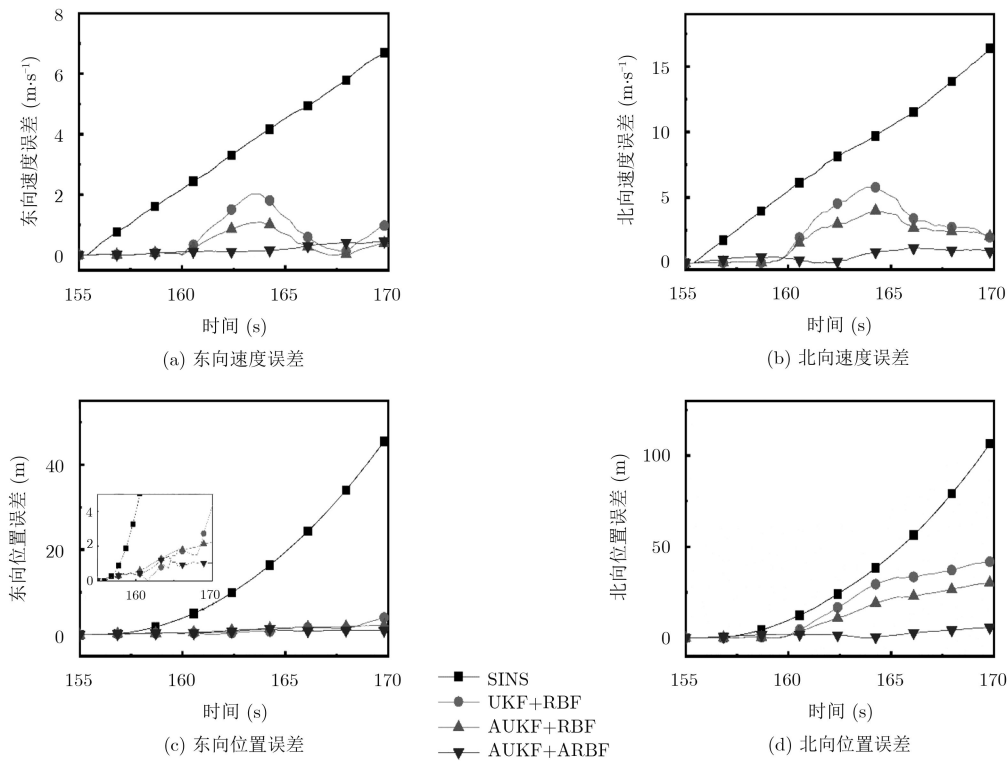


图7 失锁时间15 s的误差对比图

图8为车辆由南向北行驶，失锁时间延长到20 s，表5和表6分别为误差对比表与误差收敛幅度对比表。当失锁时间延长到20 s时改进的算法在东向速

度和位置误差的收敛效果比其它两种方法明显，而北向的位置和速度误差提升较小。这是由于神经网络初值采用全局蜂群算法进行聚类优化后提高了神

表 3 失锁15 s误差对比

算法	东向速度 (m/s)		北向速度 (m/s)		东向位置 (m)		北向位置 (m)	
	最大误差	标准差	最大误差	标准差	最大误差	标准差	最大误差	标准差
SINS	6.8848	3.4896	17.1512	8.3593	48.1258	15.5383	113.5873	36.453
RBF/UKF	2.0323	0.6450	5.8072	2.5089	11.6579	1.0626	42.2483	19.0634
RBF/AUKF	1.1013	0.3399	4.0176	1.9044	6.2061	1.1394	30.6046	13.1792
ABC_RBF/AUKF	0.4931	0.1887	1.1604	0.5895	2.1414	0.7315	5.7511	2.2276

表 4 误差收敛幅度(%)

算法	东向速度		北向速度		东向位置		北向位置	
	最大误差	标准差	最大误差	标准差	最大误差	标准差	最大误差	标准差
RBF/UKF	70.48	81.52	66.14	69.99	75.78	93.16	62.81	50.47
RBF/AUKF	84.00	90.26	76.58	77.22	87.10	92.67	73.06	63.85
ABC_RBF/AUKF	92.84	94.59	93.24	92.95	95.50	95.29	94.94	93.90

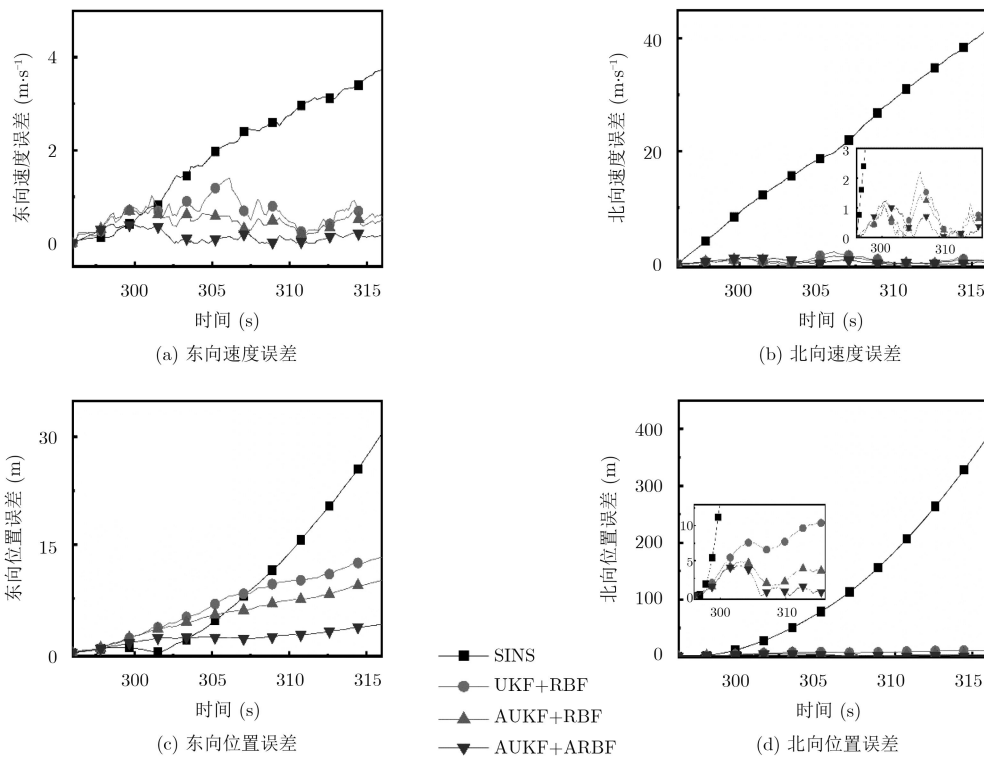


图 8 失锁时间20 s的误差对比图

表 5 失锁20 s误差对比结果

算法	东向速度 (m/s)		北向速度 (m/s)		东向位置 (m)		北向位置 (m)	
	最大误差	标准差	最大误差	标准差	最大误差	标准差	最大误差	标准差
SINS	3.8304	1.9431	42.3022	21.2832	31.6512	9.5199	397.7599	131.2909
RBF/UKF	1.4031	0.6460	2.1983	0.6543	13.4591	6.9092	10.5738	6.545
RBF/AUKF	0.7504	0.4599	1.4436	0.5315	10.2079	5.3060	4.9074	2.8413
ABC_RBF/AUKF	0.4424	0.1527	1.4165	0.4434	4.6339	2.1145	4.3115	1.5682

表6 误差收敛幅度对比(%)

算法	东向速度		北向速度		东向位置		北向位置	
	最大误差	标准差	最大误差	标准差	最大误差	标准差	最大误差	标准差
RBF/UKF	63.37	66.75	94.8	96.93	57.48	27.42	97.34	95.01
RBF/AUKF	80.41	76.33	96.59	97.52	67.75	44.26	98.77	97.84
ABC_RBF/AUKF	88.45	92.14	96.65	97.92	85.36	77.79	98.92	98.81

经网络的适应能力,其预测得到的信息更接近真实信息,从而对侧向的位置误差抑制起到一定的效果。

对比两次实验结果可知,3种基于神经网络预测结果增强的滤波算法对于卫星失锁情况下的误差发散的抑制均有较为明显的效果。采用全局ABC算法对RBF神经网络进行优化过后其东向位置平均误差能够降低到1 m以内,北向位置平均误差能降低到3 m以内。当失锁时间延长到20 s时改进后的RBF神经网络预测可将东向位置误差抑制在3 m以内;北向平均位置误差为1.5682 m。另一方面采用全局蜂群算法聚类的RBF神经网络配合误差更新采样宽度可调整的自适应UKF算法在侧向上的误差抑制效果均优于标准RBF配合UKF算法与标准RBF配合改进UKF算法。

6 结论

本文提出一种基于全局蜂群算法改进RBF神经网络增强自适应UKF算法在组合导航系统中应用的方法,通过引入全局蜂群算法对RBF神经网络的权值进行优化,并利用通过自适应调节窗口宽度对自适应UKF算法进行改进,建立基于改进RBF神经网络和自适应UKF算法的组合导航系统模型,并进行了车载测试。实验结果表明,失锁15 s时改进后的组合导航方法东向位置平均误差为0.7315 m,北向位置平均误差为2.2276 m,东向速度平均误差为0.1887 m/s,北向速度平均误差为0.5895 m/s。对于载体运动位置误差有着较为明显的抑制效果,这对于基于惯性导航和GPS的组合导航系统在车载环境中的应用有一定的参考价值。

参考文献

- [1] 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.
CUI Liuzheng, GAO Siyuan, JIA Hongguang, et al. Application of neural network aided Kalman filtering to SINS/GPS[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2014, 22(5): 1304-1311.
- [2] 刘昊,陈光武,魏宗寿,等.改进的最小二乘自适应滤波陀螺仪去噪方法[J].仪器仪表学报,2018,39(4):107-114.
LIU Hao, CHEN Guangwu, WEI Zongshou, et al. Gyro denoising method based on least squares adaptive filter[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(4): 107-114.
- [3] 王迪,陈光武,杨厅.一种快速高精度GPS组合定位方法研究[J].铁道学报,2017,39(2):67-73. doi: 10.3969/j.issn.1001-8360.2017.02.010.
WANG Di, CHEN Guangwu, and YANG Ting. Study on a fast and precision GPS integrated positioning method[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2017, 39(2): 67-73. doi: 10.3969/j.issn.1001-8360.2017.02.010.
- [4] ZHANG Quan and NIU Xiaoji. Research on accuracy enhancement of low-cost MEMS INS/GNSS integration for land vehicle navigation[C]. Proceedings of 2018 IEEE/ION Position, Location and Navigation Symposium, Monterey, USA, 2018: 891-898. doi: 10.1109/PLANS.2018.8373467.
- [5] WANG Di, XU Xiaosu, and ZHU Yongyun. A novel hybrid of a fading filter and an extreme learning machine for GPS/INS during GPS outages[J]. *Sensors*, 2018, 18(11): 3863-3885. doi: 10.3390/s18113863.
- [6] JIANG Zhuqing, LIU Chonghua, ZHANG Gong, et al. GPS/INS integrated navigation based on UKF and simulated annealing optimized SVM[C]. Proceedings of the 78th Vehicular Technology Conference, Las Vegas, USA, 2013: 1-5. doi: 10.1109/VTCFall.2013.6692217.
- [7] NEEDHAM T G and BRAASCH M S. Impact of gravity modeling error on integrated GNSS/INS coasting performance[C]. Proceedings of 2017 IEEE/AIAA 36th Digital Avionics Systems Conference, St. Petersburg, 2017: 1-10. doi: 10.1109/DASC.2017.8102006.
- [8] 高宗余,李德胜.神经网络在MEMS-IMU/GPS组合导航中的应用研究[J].传感技术学报,2009,22(9):1356-1360. doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2009.09.028.
GAO Zongyu and LI Desheng. Study on application of neural network in MEMS-INS/GPS combination[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2009, 22(9): 1356-1360. doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2009.09.028.
- [9] 刘卓凡,杨凯,王加详,等.基于ANFIS神经网络的GPS/INS组合导航信息融合[J].计算机测量与控制,2012,20(8):2291-2293.
LIU Zhuofan, YANG Kai, WANG Jiexiang, et al. GPS/INS integrated navigation fusion algorithm based on ANFIS neural network[J]. *Computer Measurement & Control*, 2012, 20(8): 2291-2293.
- [10] 孙佳兴,张晓林,侯冰. ABC优化BP神经网络算法在组合导航

- 中的应用研究[J]. 遥测遥控, 2016, 37(5): 40–48. doi: [10.3969/j.issn.2095-1000.2016.05.008](https://doi.org/10.3969/j.issn.2095-1000.2016.05.008).
- SUN Jiaying, ZHANG Xiaolin, and HOU Bing. Application of ABC-based BP neural network in integrated navigation system[J]. *Telemetry Remote Control*, 2016, 37(5): 40–48. doi: [10.3969/j.issn.2095-1000.2016.05.008](https://doi.org/10.3969/j.issn.2095-1000.2016.05.008).
- [11] 胡高歌, 高社生, 赵岩. 一种新的自适应UKF算法及其在组合导航中的应用[J]. 中国惯性技术学报, 2014, 22(3): 357–361.
- HU Gaoge, GAO Shesheng, and ZHAO Yan. A novel adaptive UKF and its application in integrated navigation[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2014, 22(3): 357–361.
- [12] 江铭炎, 袁东风. 人工蜂群算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2014: 83–94.
- JIANG Mingyan and YUAN Dongfeng. Artificial Bee Colony Algorithm and its Application[M]. Beijing: Science Press, 2014: 83–94.
- [13] 秦永元, 张洪钺, 汪淑华. 卡尔曼滤波与组合导航原理(第三版)[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2011: 221–231.
- QIN Yongyuan, ZHANG Hongyu, and WANG Shuhua. Kalman Filtering and Integrated Navigation Principles (Third Edition)[M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2011: 221–231.
- [14] 郭通, 兰巨龙, 李玉峰, 等. 基于量子自适应粒子群优化径向基函数神经网络的网络流量预测[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(9): 2220–2226.
- GUO Tong, LAN Julong, LI Yufeng, *et al.* Network traffic prediction with radial basis function neural network based on quantum adaptive particle swarm optimization[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(9): 2220–2226.
- [15] 金瑶, 蔡之华, 梁丁文. 基于差分演化算法的自适应无迹卡尔曼滤波[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(4): 838–843.
- JIN Yao, CAI Zhihua, and LIANG Dingwen. Adaptive unscented Kalman filter based on differential evolution algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(4): 838–843.
- [16] 岳哲, 廉保旺, 唐成凯. 基于加权自适应平方根容积卡尔曼滤波的GPS/INS组合导航方法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(3): 565–572. doi: [10.1999/JEIT170597](https://doi.org/10.1999/JEIT170597).
- YUE Zhe, LIAN Baowang, and TANG Chengkai. A GPS/INS integrated navigation method based on weighting adaptive square-root cubature Kalman filter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(3): 565–572. doi: [10.1999/JEIT170597](https://doi.org/10.1999/JEIT170597).
- [17] IANG Chen, ZHANG Shubi, and ZHANG Qiuzhao. A new adaptive h-infinity filtering algorithm for the GPS/INS integrated navigation[J]. *Sensors*, 2016, 16(12): 2127. doi: [10.3390/s16122127](https://doi.org/10.3390/s16122127).
- [18] NING Yipeng, WANG Jian, HAN Houzeng, *et al.* An optimal radial basis function neural network enhanced adaptive robust kalman filter for GNSS/INS integrated systems in complex urban areas[J]. *Sensors*, 2018, 18(9): 3091–3112. doi: [10.3390/s18093091](https://doi.org/10.3390/s18093091).
- [19] 杨少凡, 余华兵, 陈新华, 等. 基于扩展Kalman滤波的单领航者自主水下航行器协同导航判别式训练方法研究[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(11): 2756–2761. doi: [10.11999/JEIT150036](https://doi.org/10.11999/JEIT150036).
- YANG Shaofan, YU Huabing, CHEN Xinhua, *et al.* Discriminative training of Kalman filters based cooperative navigation for multiple autonomous underwater vehicles with a single leader[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(11): 2756–2761. doi: [10.11999/JEIT150036](https://doi.org/10.11999/JEIT150036).
- [20] 李江, 钱富才, 刘丁, 等. 具有未知参数的GPS/DR组合导航系统跟踪与辨识[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(4): 921–926.
- LI Jiang, QIAN Fucui, LIU Ding, *et al.* Tracking and identification for GPS/DR integrated navigation system with unknown parameters[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(4): 921–926.
- 陈光武: 男, 1976年生, 博士后, 研究方向为惯性导航和组合导航.
- 程鉴皓: 男, 1995年生, 硕士生, 研究方向为惯性导航和组合导航.
- 杨菊花: 女, 1978年生, 博士, 研究方向为交通运输工程.
- 刘 昊: 男, 1995年生, 硕士生, 研究方向为惯性导航和组合导航.
- 张琳婧: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为惯性导航和组合导航.