

【引用格式】欧阳明达, 朱文会. DVL 数据失效时辅助 SINS 的神经网络改进算法[J]. 数字海洋与水下攻防, 2024, 7(4): 397-404.

# DVL 数据失效时辅助 SINS 的神经网络改进算法

欧阳明达, 朱文会

(西安测绘研究所, 陕西 西安 710054)

**摘要** SINS/DVL 水下组合导航时, 受外界因素影响, DVL 信号不稳定和丢失情况时有发生, 容易造成定位结果不连续或精度减弱。将 DVL 正常时段采集数据作为训练样本, 采用径向基函数神经网络算法(RBF)对 DVL 丢失时段信号进行填补。为降低系统噪声影响, 选择采用扩展卡尔曼滤波(EKF)和自适应渐消 Sage-Husa 扩展卡尔曼滤波(SHEKF) 2 种模式进行组合导航计算, 得到不同计算结果。分析表明, RBF 算法能够用于处理 DVL 信号丢失情况, 相同条件下, SHEKF 滤波模式能够得到更优计算结果, E 方向上位置误差相比 EKF 滤波减少约 50%。

**关键词** 水下组合导航; 扩展卡尔曼滤波; 径向基函数神经网络算法; 多普勒计程仪

**中图分类号** U666.7

**文献标识码** A

**文章编号** 2096-5753(2024)04-0397-08

**DOI** 10.19838/j.issn.2096-5753.2024.04.006

## Improved Neural Network Algorithm for Assisting SINS When DVL Data Fails

OUYANG Mingda, ZHU Wenhui

(Xi'an Research Institute of Surveying and Mapping, Xi'an 710054, China)

**Abstract** In underwater SINS/DVL integrated navigation, the instability and loss of DVL signal often occur due to external factors, which may easily lead to discontinuous positioning or weakened accuracy. In this paper, the data collected during the normal period of DVL are used as training samples, and the radial basis function neural network algorithm (RBF) is used to fill the signal during the period of DVL loss. To reduce the influence of system noise, two modes of extended Kalman filter (EKF) and adaptive fading Sage-Husa extended Kalman filter (SHEKF) are selected for integrated navigation calculation, and different calculation results are obtained. The analysis shows that RBF algorithm can be used to deal with the loss of DVL signal. Under the same conditions, SHEKF filter mode can get better calculation results, and the position error in the direction of E is reduced by about 50% compared with EKF filter.

**Key words** underwater integrated navigation; extended Kalman filter; radial basis function neural network algorithm; Doppler velocity

## 0 引言

水下航行器作为海洋环境监测、海洋科学考查

的有效手段已经得到广泛使用<sup>[1-4]</sup>。在水下环境中, 捷联惯性导航系统(SINS)是航行器主要导航设备之一, 由于其定位误差会随时间产生累积, 需要

收稿日期: 2024-04-07

作者简介: 欧阳明达(1986-), 男, 博士, 工程师, 主要从事水下组合导航研究。

基金项目: 国家自然科学基金基础科学中心项目“地球时空基准”(42388102)。

辅以其他传感器进行位置修正<sup>[5-7]</sup>。多普勒速度仪 (DVL) 能够提供相对于海底的速度测量值, 可以测定两点之间的相对距离。将 SINS/DVL 两者传感器进行组合, 通过观测误差补偿, 能够有效提高水下定位导航精度<sup>[8]</sup>。但是受海洋复杂海底地形和物理环境影响, DVL 使用过程中容易出现信号丢失, 或引入速度误差, 导致 DVL 测速和测距性能降低<sup>[9-10]</sup>。

对此, 不少研究团队尝试采用不同方法对 DVL 缺失信息进行补偿。文献[11]采用非线性自回归 (NARX) 神经网络算法, 在 DVL 可用情况下, 利用 SINS 和 DVL 观测增量信息进行训练, 当 DVL 信息缺失时, 将训练良好的模型用于快速填补缺失数据。文献[12]在融合不同传感器数据之前, 利用基于马氏距离的抗差卡尔曼滤波 (RKF) 去除异常值, 再用 NARX 神经网络算法进行数据填补, 通过与其他不同方法的试验比对, 表明该算法具有一定技术优势。文献[13]将用于电流补偿的 RBF 算法用于 DVL 缺失数据补偿, 即在 DVL 正常工作时对输出的地相对速度和水相对速度进行训练, 当 DVL 丢失信号时, 使用训练好的神经网络预测地相对速度。文献[14]利用长短期记忆 (LSTM) 模型为组合导航系统提供伪测量值, 机载试验表明该方法可以较合理地补偿缺失数据。最小二乘支持向量机算法 (LS-SVM) 也是一个研究热点, 文献[15]利用 LS-SVM 建立水下航行器动力学特性与捷联惯导系统速度误差之间的内在联系, 并进行动态预测和计算补偿, 通过陆地车辆试验验证表明 LS-SVM 可以较好地补偿捷联惯导的累计误差影响。

本文采用径向基函数神经网络算法, 将正常时段采集数据作为训练样本, 通过训练测试, 对 DVL 丢失时段信号进行填补。为降低系统噪声影响, 选择采用扩展卡尔曼滤波 (EKF) 和自适应渐消 Sage-Husa 扩展卡尔曼滤波 (SHEKF) 2 种模式进行组合导航计算, 得到不同计算结果并进行对比分析。

## 1 SINS/DVL 组合导航

### 1.1 方程建立

定义载体坐标系为右前上坐标系, 即地球坐标系 ( $e$  系)、导航坐标系 ( $n$  系)、DVL 坐标系 ( $b$

系)。DVL/SINS 组合导航采用松组合滤波模型, 图 1 示出其工作原理。

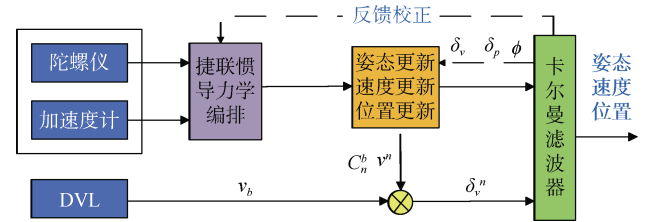


图 1 DVL/SINS 松组合滤波模式原理图

Fig. 1 Schematic diagram of DVL/SINS loosely integrated filtering mode

SINS 能够提供连续的速度、姿态和位置信息, 而 DVL 输出的是  $b$  坐标系下的三维测速值, 需要通过 SINS 输出的姿态矩阵转换至  $n$  坐标系。将  $n$  坐标系下 SINS 和 DVL 的速度差作为卡尔曼滤波的观测值。SINS/DVL 组合导航的状态方程和测量方程如下:

$$\begin{cases} \dot{X} = FX + GW \\ Z = HX + V \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $F$  为状态转移矩阵;  $G$  为系统噪声矩阵;  $W$  是过程噪声向量, 假设为零均值白噪声序列;  $Z$  为测量信息;  $H$  为测量设计矩阵;  $V$  为仅与 DVL 输出相关的量测噪声。  $X$  为 SINS/DVL 组合导航系统 22 维状态向量:

$$X = [\phi^n \ \delta v^n \ \delta p^n \ \varepsilon^b \ \nabla^b \ \eta \ \delta k \ \delta l]^T \quad (2)$$

式中:  $\delta p^n = [\delta p_E \ \delta p_N \ \delta p_U]^T$  为东北天位置误差;  $\delta v^n = [\delta v_E \ \delta v_N \ \delta v_U]^T$  为 3 个轴向速度误差;  $\phi^n = [\phi_E \ \phi_N \ \phi_U]^T$  为失准角向量;  $\varepsilon^b = [\varepsilon_E \ \varepsilon_N \ \varepsilon_U]^T$  为陀螺仪在 3 个轴向的偏差;  $\delta l^n = [\delta l_E \ \delta l_N \ \delta l_U]^T$  为加速度计偏差;  $\delta k$  为建模刻度系数误差;  $\eta = [\eta_x \ \eta_y \ \eta_z]^T$  为 DVL 和 SINS 的安装偏差角;  $\delta l = [\delta l_x \ \delta l_y \ \delta l_z]^T$  为臂杆误差。矩阵  $F$ 、 $G$  和  $W$  分别为:

$$F = \begin{bmatrix} F_b^n & 0_{7 \times 15} \\ 0_{7 \times 7} & 0_{15 \times 15} \end{bmatrix}^T \quad (3)$$

$$G = \begin{bmatrix} C_b^n & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 16} \\ 0_{3 \times 3} & C_b^n & 0_{3 \times 16} \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

$$W^b = \begin{bmatrix} W_g^b \\ W_a^b \end{bmatrix} \quad (5)$$

SINS 误差公式为<sup>[16]</sup>

$$\begin{cases} \dot{\phi} = \phi \times \omega_{in}^n + \delta\omega_{in}^n - C_n^b \varepsilon^b \\ \delta\dot{v}^n = C_n^b f_{sf}^b \times \phi + v^n \times (2\delta\omega_{ie}^n + \delta\omega_{en}^n) - \\ \quad (2\omega_{ie}^n + \omega_{en}^n) \times \delta v^n + C_n^b \nabla^b + \delta g^n \\ \delta\dot{p}^n = -\omega_{en}^n \times \delta p^n + \delta v^n \\ \dot{\varepsilon}^b = -\frac{1}{T_\varepsilon} \varepsilon^b + w_\varepsilon \\ \dot{\nabla}^b = -\frac{1}{T_\nabla} \nabla^b + w_\nabla \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $\omega_{ie}^n$  为地球自转速度;  $\omega_{en}^n$  为  $n$  坐标系相对于  $e$  坐标系的角速度;  $\omega_{in}^n = \omega_{ie}^n + \omega_{en}^n$ ;  $C_n^b$  为变换矩阵;  $\delta\omega_{ie}^n$  和  $\delta\omega_{en}^n$  分别为地球自转角速度和导航系统自转的计算误差;  $\omega_{ib}^b$  和  $f_{sf}^b$  分别表示角速率和比力;  $\delta g^n$  为重力扰动误差;  $T_\varepsilon$  和  $T_\nabla$  是陀螺和加速度计偏差的一阶马尔可夫过程的相关时间;  $w_\varepsilon$  和  $w_\nabla$  是陀螺和加速度计偏差的高斯白噪声。

实测速度中建模刻度系数误差和白噪声为

$$\begin{aligned} \tilde{v}^d &= (1+\delta k)v^d + w^d = \\ & (1+\delta k)C_b^d (v^b + \omega_{eb}^b \times \delta l) + w^d \\ & (1+\delta k)C_b^d (C_n^b v^n + \omega_{eb}^b \times \delta l) + w^d \end{aligned} \quad (7)$$

式中:  $\omega_{eb}^b$  为  $b$  坐标系相对  $e$  坐标系的角速度在  $b$  系的投影, 可由  $\omega_{eb}^b = \omega_{ib}^b - C_n^b \omega_{ie}^n$  得到。由于  $\phi$  和  $\eta$  均为小角度, 在 SINS 更新中有<sup>[16]</sup>:

$$\begin{cases} v^n = \tilde{v}^n + \delta v^n \\ C_n^b = C_n^b C_n^{n'} \approx \tilde{C}_n^b (I - \phi \times) \\ C_b^d \approx I + \eta \times \end{cases} \quad (8)$$

将公式 (8) 代入公式 (7) 中并省去二阶小量:

$$\begin{aligned} \tilde{v}^d &= (1+\eta \times) \left[ \tilde{C}_n^b (I - \phi \times) (\tilde{v}^n - \delta v^n) + \omega_{eb}^b \times \delta l \right] + w^d = \\ & \tilde{C}_n^b \tilde{v}^n + \tilde{C}_n^b (\tilde{v}^n \times) \phi - \tilde{C}_n^b \tilde{v}^n - (\tilde{v}^n \times) \eta + \\ & (\tilde{C}_n^b \tilde{v}^n) \delta k + (\omega_{eb}^b \times) \delta l + w^d \end{aligned} \quad (9)$$

得到卡尔曼滤波量测传递矩阵:

$$H = \left[ -\tilde{C}_n^b (\tilde{v}^n \times) \quad \tilde{C}_n^b \quad 0_{3 \times 9} \quad \tilde{v}^b \times - \tilde{v}^b \quad \omega_{eb}^b \times \right] \quad (10)$$

## 1.2 自适应渐消 Sage-Husa 扩展卡尔曼滤波

直接给出卡尔曼滤波算法 5 个基本公式, 如下。

1) 状态一步预测。

$$\hat{X}_{k/k-1} = F_{k/k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (11)$$

2) 状态一步预测均方误差。

$$P_{k/k-1} = F_{k/k-1} P_{k-1} F_{k/k-1}^T + G_{k-1} Q_{k-1} G_{k-1}^T \quad (12)$$

3) 滤波增益。

$$K_k = P_{k/k-1} H_k^T (H_k P_{k/k-1} H_k^T + R_k)^{-1} \quad (13)$$

4) 状态估计。

$$\hat{X}_k = \hat{X}_{k/k-1} + K_k (Z_k - H_k \hat{X}_{k/k-1}) \quad (14)$$

5) 状态估计均方误差。

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k/k-1} \quad (15)$$

式中:  $P_k$  为误差协方差矩阵;  $K_k$  为卡尔曼增益;  $Q_k$  为系统噪声协方差矩阵;  $R_k$  为量测噪声协方差矩阵。

由于随机动态系统的结构参数和噪声统计特性参数求解困难, 会导致卡尔曼滤波的精度降低或发散, SAGE 和 HUSA (1969) 提出一种自适应滤波算法, 该算法在状态估计的同时, 还可实时估计系统的部分噪声参数。  $R_k$  的等价权递推估计方法构造如下:

$$\hat{R}_k = (1 - \beta_k) \hat{R}_{k-1} + \beta_k (\tilde{Z}_{k/k-1} \tilde{Z}_{k/k-1}^T - H_k P_{k/k-1} H_k^T) \quad (16)$$

将式 (16) 改为指数渐消记忆加权平均方法, 令:

$$\beta_k = \frac{\beta_{k-1}}{\beta_{k-1} + b} \quad (17)$$

以减小陈旧量测噪声影响。其中, 初值  $\beta_0 = 1$ , 而  $0 < b < 1$  称为渐消因子, 本文取  $b = 0.995$ 。

## 2 RBF 算法

采用 RBF 算法对 DVL 信号数据进行训练, 填补丢失信息并检验算法有效性。

### 2.1 算法原理

该模型于 1988 年由 Moody 和 Darken 提出, 通常由输入层、隐藏层和输出层组成, 其原理是利用径向基函数构成隐藏层空间, 通过低维空间的输入数据到高维空间的转换, 将不可分问题在高维空间实现线性可分。图 2 展示的是 RBF 神经网络的结构<sup>[17-18]</sup>。

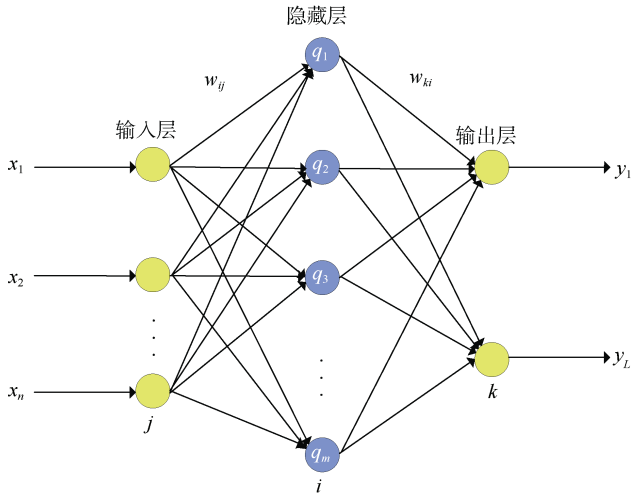


图 2 RBF 神经网络结构图  
Fig. 2 Structure of RBF neural network

图 2 中： $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$  为  $n$  维输入向量； $q_1, q_2, q_3, \dots, q_m$  为输入的  $m$  维向量； $y_1, y_2, y_3, \dots, y_L$  为  $L$  维的输出向量； $w_{ij}$  为输入层加权函数； $w_{ki}$  为隐藏层到输出层的加权系数。径向基神经网络的激活函数可表示为：

$$Q(x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\delta^2}\|x_p - c_i\|^2\right) \quad (18)$$

式中： $\delta$  为隐节点的标准化常数； $x_p$  为输入向量； $c_i$  为对应的高斯函数的中心向量，网络输出为

$$y(i) = \sum_{i=1}^q w_i Q(x_i) \quad (19)$$

式中， $w_i$  为加权系数。总误差为

$$J = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{k=1}^L (t_k^p - y_k^p)^2 \quad (20)$$

式中： $N$  为输入输出样本数； $L$  为输出节点数； $t_k^p$  为样本  $P$  作用下的第  $k$  个神经元的期望输出； $y_k^p$  为在样本  $P$  作用下的第  $k$  个神经元的实际输出。RBF 神经网络具有良好的泛化能力，针对基函数中心参数  $c_i$ ，通常采用 K-均值聚类方法，通过网络初始化、将输入的训练样本集合按最近邻规则分组、重新调整聚类中心等步骤求取；对隐节点标准化常数  $\delta$ ，令  $\delta = c_{\max} / \sqrt{2h}$  ( $i = 1, 2, 3, \dots, h$ ) 计算得到，其中， $h$  为所选取中心之间的最大距离；对加权系数  $w_i$ ，采用最小二乘法计算得到，即：

$$w_i = \exp\left(\frac{h}{c_{\max}^2} \|x_p - x_i\|^2\right) \quad (21)$$

$$i = 1, 2, 3, \dots, h \quad p = 1, 2, 3, \dots, P$$

## 2.2 仿真计算与分析

仿真水下航行器运行轨迹，总时长 1 500 s，包含横滚、转向、掉头、加速、减速等运动状态，同步得到 SINS、GNSS 和 DVL 数据。设置初始俯仰角、横滚角、偏航角为  $[0 \ 0 \ 0]^T$ ，初始俯仰角差、横滚角、初始偏航角误差为  $[0.1^\circ \ 0.1^\circ \ 0.5^\circ]^T$ ，东北天方向初始速度误差为 0.1 m/s，东北天方向初始位置误差为 1 m；SINS 采样频率为 100 Hz，GNSS 和 DVL 采样频率为 1 Hz，对 DVL 选用四波束詹纳斯“+”型配置。表 1 示出了仿真传感器误差设置。

表 1 仿真传感器参数  
Table 1 Simulated sensor parameters

惯导误差参数	数值	DVL 误差参数	数值
陀螺零偏	0.02 (°)/h	安装偏差角	$[0.5^\circ \ 0.5^\circ \ 0.5^\circ]^T$
加速度计零偏	100 $\mu\text{g}$	刻度系数误差	0.2%
陀螺白噪声	0.01 (°)/ $\sqrt{\text{h}}$	杆臂误差	$[1\text{ m} \ 1\text{ m} \ 1\text{ m}]^T$
加速度计白噪声	50 $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$	白噪声	0.5 cm/s

图 3 示出了轨迹信号丢失模拟情况，假设在 1~800 s 区间，SINS 和 DVL 工作正常，从 800~1 500 s，DVL 状态异常，无法输出有效数据。图 4 示出了 RBF 算法流程图。

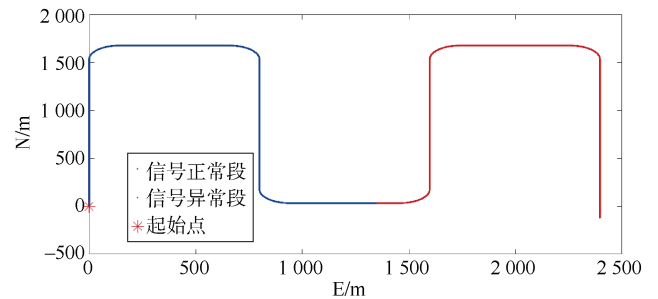


图 3 仿真航迹情况  
Fig. 3 Simulated flight path

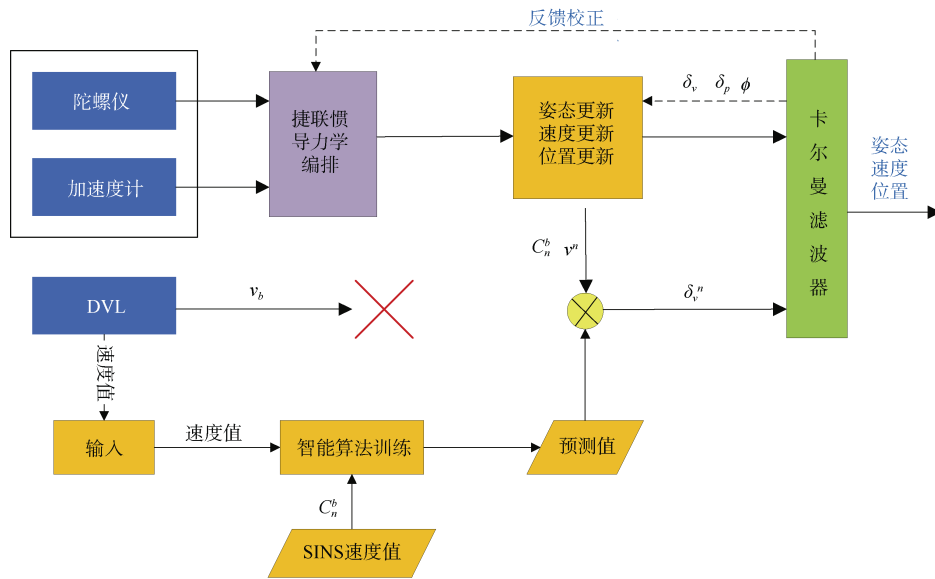


图 4 引入改进 RBF 算法的 DVL/SINS 组合导航模式原理图

Fig. 4 Schematic diagram of DVL/SINS loosely integrated filtering mode with deep learning algorithm

将 GNSS 数据作为真实值, 组合导航数据处理采用 EKF 和 SHEKF 2 种模式, 设计采用纯 SINS 导航、RBF 算法补偿导航 2 种方案。图 5 示出了 800~1 500 s 时间段不同方案结果的位置误差。可以看出: 1) 2 种滤波模式下依靠纯 SINS 导航均产生了位置误差积累。从 E 方向看, 在 1 500 s 时分别增大到 300 m 和 180 m, 从 N 方向看, 增大过程

较为平缓, 在 1 500 s, 分别增大到 85 m 和 84 m。2) 加入改进 RBF 算法后, E 方向上位置误差相比纯 SINS 导航有所减少, N 方向上位置改善作用效果不显著。3) 对比不同滤波模式, 无论是在纯 SINS 导航条件下, 亦或是在加入深度学习算法后, 采用 SHEKF 滤波后位置误差相比较 EKF 滤波结果均有所减少, 说明 SHEKF 滤波模式具有显著改善作用。

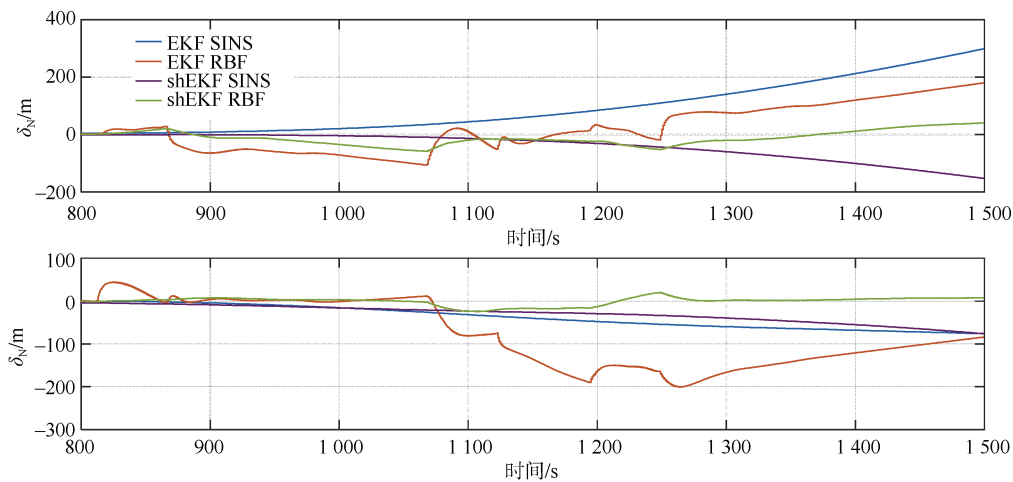


图 5 不同计算方案的位置误差

Fig. 5 Position errors of different calculation schemes

图 6 示出了 800~1 500 s 时间段不同数据处理方法的速度误差, 可以看出, 加入深度学习算法对速度误差的改善作用效果不显著, 部分时间段尤其是在航迹出现转向、加减速时出现较大的速度误差跳变, 主要原因是当出现转向时, 速度值变化较大,

且 1~800 s 时间段训练样本不充分, 使得测试结果出现较大偏差, 但总体的速度变化范围, 和纯 SINS 导航时基本吻合, 对比误差基本保持在 1 m/s 以内, 没有出现速度偏移和不一致过大的情况。

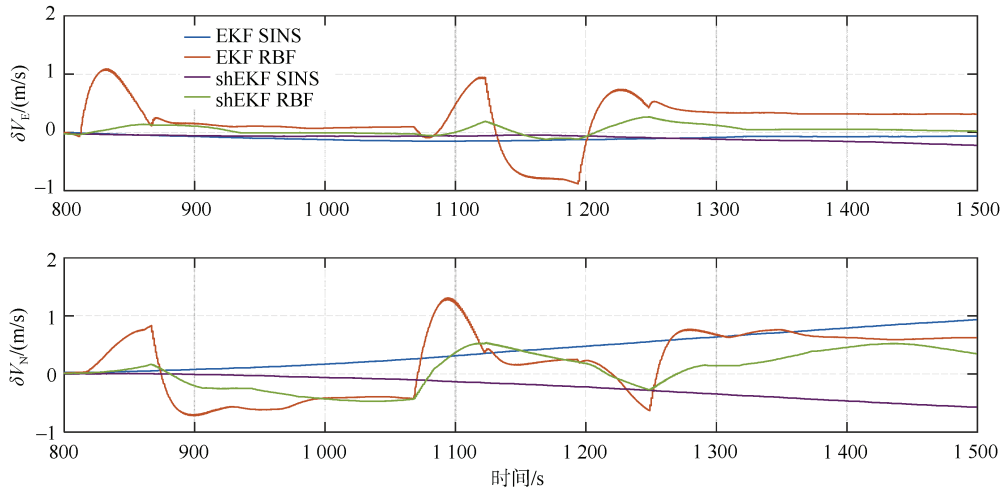


图 6 不同计算方案的速度误差

Fig. 6 Velocity errors of different calculation schemes

图 7、9 示出了加入改进 RBF 算法方案的陀螺仪和加速度计误差，可以看出：1) 800 s 时 DVL 信号丢失后，陀螺仪和加速度计信号出现明显跳变。2) 采用 EKF 滤波时， $x$  和  $y$  方向的加速度计误差在航迹出现偏转、加减速

时出现较大波动，同样情况下，采用 SHEKF 滤波时加速度计基本保持了输出数据稳定。3) 对陀螺仪误差而言，DVL 信号丢失情况下，采用 SHEKF 滤波相比 EKF 滤波具有明显的误差改善作用。

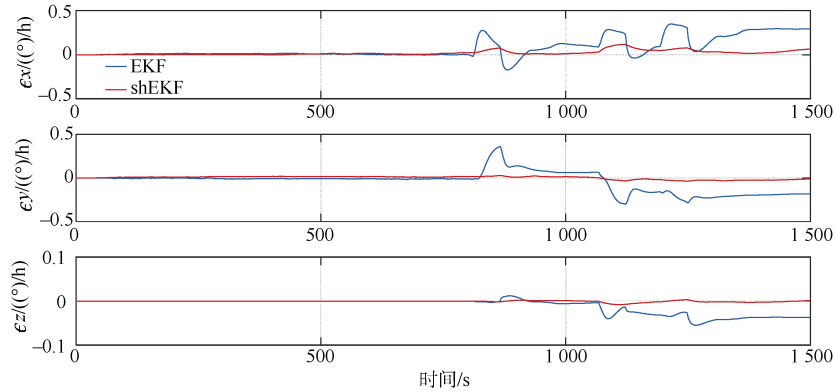


图 7 加入改进 RBF 算法后的陀螺仪误差

Fig. 7 Gyroscope error of deep learning algorithm scheme

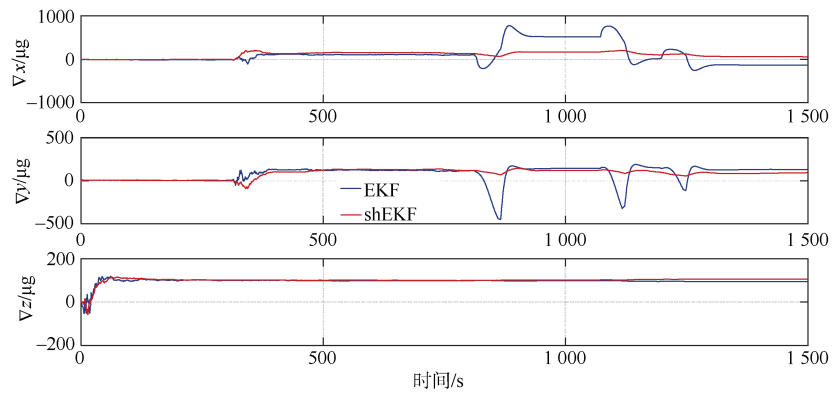


图 8 加入改进 RBF 算法后的加速度计误差

Fig. 8 Error of accelerometer with deep learning algorithm



### 3 试验验证

为验证方法的可行性, 选用一段 SINS/DVL 实测数据, 无人艇搭载 SINS、GNSS 和 DVL 测量模块, 惯性器件输出比力与角速率信息, 采样频率为 100 Hz; GPS 接收机提供速度与位置信息, DVL 提供 b 坐标系下的速度信息, 采用频率均为 1 Hz,

总时长 2 118 s。

为验证算法效果, 人为设定 1 000 s 后 DVL 信号丢失情况下, 同步采用 EKF 和 SHEKF 模式的改进 RBF 算法结果。图 9 中蓝色实线示出了无人艇 GNSS 航行轨迹, 红色虚线为 EKF 结果, 黄色虚线为 SHEKF 结果。传感器误差同表 1。

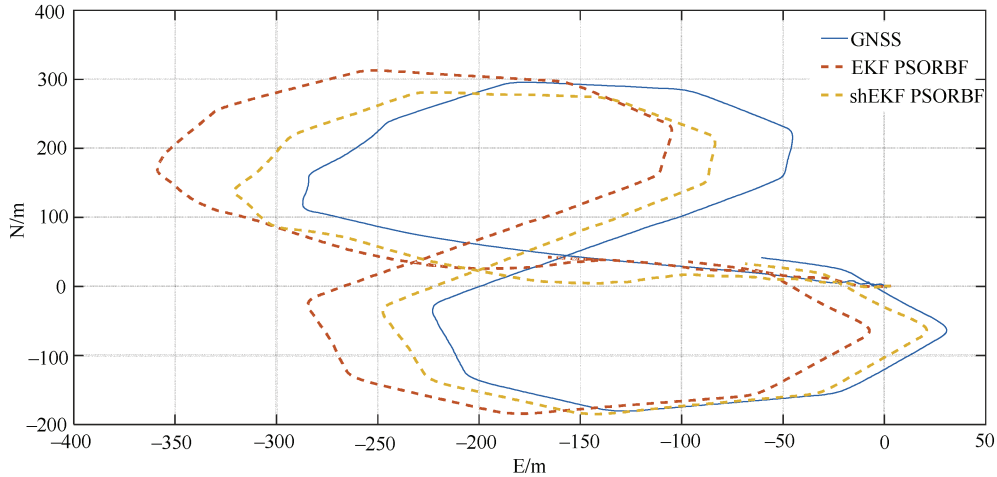


图 9 无人艇航行轨迹图  
Fig. 9 Navigation trajectory of UUV

图 10 示出了 6 中不同方案的位置误差结果, 分别为 EKF 和 SHEKF 2 种模式下的纯 SINS 和改

进 RBF 算法方案, 以及信号完好条件下的 DVL+SINS 组合方案。

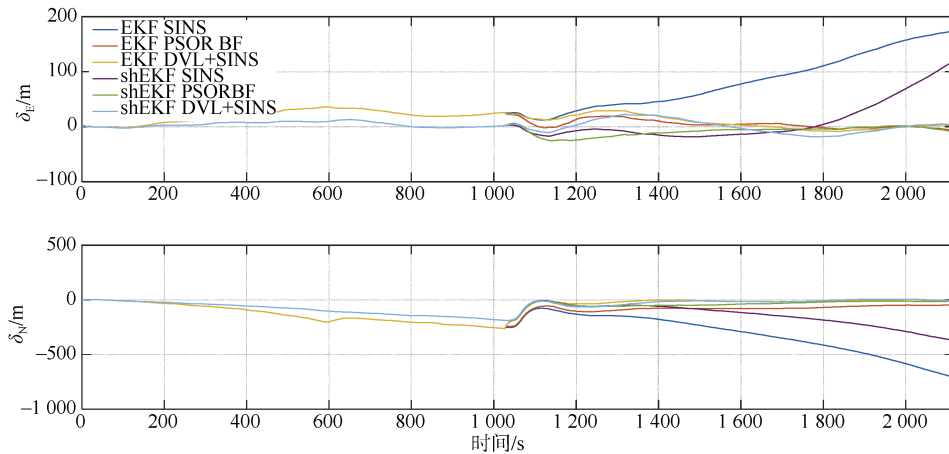


图 10 实测数据验证不同方案位置误差结果  
Fig. 10 Position error results of different schemes verified with measured data

可以看出:

1) EKF DVL+SINS 为黄色线, 表示信号没有丢失情况下采用 EKF 组合模式, SHEKF DVL+SINS 为青色线, 表示采用 SHEKF 模式。可以看出, 在 0~1 300 s 时间段, SHEKF 模式下的位置误差距

离 0 均值范围更近, 计算结果更优。

2) 1 000 s 以后, 随着时间推移, SINS 误差出现明显积累, 不干涉情况下, 能够产生东方向 180 m, 北方向 700 m 的误差, 采用改进 RBF 算法后误差减少, 精度和可靠性提升效果明显。

## 4 结束语

本文将改进 RBF 算法融入 SINS/DVL 组合导航,用以解决 DVL 受水下环境影响造成的信号丢失问题,为得到精准预测结果,在获取信号正常段数据进行训练基础上,采用 EKF 和 SHEKF 两种滤波模式进行计算。结果表明:1) DVL 信号丢失情况下,改进 RBF 算法能够用于数据补偿和恢复,并得到相应结果。2) 从位置误差角度分析,加入改进 RBF 算法后,E 方向上位置精度有所改善,N 方向上改善作用不明显。3) 从速度角度分析,当航船遇到转向、掉头、加减速等情况时,通过改进 RBF 算法进行速度补偿会产生较大幅度偏差,但均不超过 1 m/s 范围。4) 从陀螺仪和加速度计误差分析,采用 SHEKF 滤波模式能够得到相比 EKF 算法更优的计算结果。

## 参考文献

- [1] 许江宁. 浅析水下 PNT 体系及其关键技术[J]. 导航定位与授时, 2017, 4 (1): 1-6.
- [2] 郭银景, 孔芳, 张曼琳, 等. 自主水下航行器的组合导航系统综述[J]. 导航定位与授时, 2020, 7 (5): 107-119.
- [3] 杨洋, 王征, 胡致远, 等. 无人水下航行器编队控制研究现状及技术综述[J]. 舰船电子工程, 2022, 42 (2): 1-7, 94.
- [4] ROMANOVAS M, ZIEBOLD R, LANÇA L. A method for IMU/GNSS/Doppler Velocity Log integration in marine applications[C]// 2015 International Association of Institutes of Navigation World Congress (IAIN). Prague: IEEE, 2015.
- [5] PAULL L, SAEEDI S, SETO M, et al. AUV navigation and localization: a review[J]. Oceanic Engineering, 2013, 39 (1): 131-149.
- [6] ALAHYARI A, ROZBAHANI S G, HABIBZADEH A, et al. INS/DVL positioning system using Kalman filter[J]. Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 2011, 5 (9): 1123-1129.
- [7] LEE C M, LEE P M, HONG S W, et al. Underwater navigation system based on inertial sensor and Doppler velocity log using indirect feedback Kalman filter[J]. International Journal of Offshore and Polar Engineering, 2005, 15 (2): 88-95.
- [8] 梁钟泓, 谢元平, 张永健, 等. 基于协方差变换的 INS/DVL 全球组合导航算法[J]. 中国惯性技术学报, 2022, 30 (2): 159-167.
- [9] 王连钊, 徐博, 李盛新, 等. 基于状态变换的 DVL 辅助 SINS 初始对准方法[J]. 中国惯性技术学报, 2022, 30 (2): 202-209.
- [10] 潘绍华, 徐晓苏, 张亮. 基于卡方检测和相关向量机的 DVL 异常信息处理机制[J]. 中国惯性技术学报, 2022, 30 (4): 461-468.
- [11] ZHU J P, LI A, QIN F J, et al. A hybrid method for dealing with DVL faults of SINS/DVL integrated navigation system[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22 (16): 15844-15854.
- [12] LIU P J, WANG B, LI G H, et al. SINS/DVL integrated navigation method with current compensation using RBF neural network[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22 (14): 14366-14377.
- [13] LI W L, CHEN M J, ZHANG C, et al. A novel neural network-based SINS/DVL integrated navigation approach to deal with DVL malfunction for underwater vehicles[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 1-14.
- [14] SUN J, WANG F. An effective LS-SVM/AKF aided SINS/DVL integrated navigation system for underwater vehicles[J]. Peer-to-Peer Networking and Applications, 2022, 15 (3): 1437-1451.
- [15] JIN K D, CHAI H Z, SU C H, et al. A compensation algorithm with motion constraint in DVL/SINS tightly coupled positioning[J]. Marine Geodesy, 2022, 45 (4): 380-406.
- [16] LI W L, CHEN M J, ZHANG C, et al. A novel neural network-based SINS DVL integrated navigation approach to deal with DVL malfunction for underwater vehicles[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020 (1): 1-14.
- [17] LI D, XU J N, HE H Y, et al. An underwater integrated navigation algorithm to deal with DVL malfunctions based on deep learning[J]. IEEE Access, 2021, 9: 82010-82020.
- [18] 王健, 鲁金瑞, 郑栋, 等. 水下复杂环境下基于 SINS/USBL/DVL 多源信息融合的组合导航算法[J]. 导航定位与授时, 2022, 1 (1): 76-84.

(责任编辑: 张曼莉)