



一种针对全海深载人潜水器的异步融合组合导航算法

张志慧^{1,2,3}, 赵 洋^{1,2}, 姜成林^{1,2,3}, 李智刚^{1,2}

(1. 中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;

2. 中国科学院机器人与智能制造创新研究院, 辽宁 沈阳 110169;

3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 全海深载人潜水器 (HOV) 组合导航中会产生异步融合现象, 传统的组合导航算法在处理时会产生较大的误差。针对这一问题, 提出了一种基于机器学习和无迹卡尔曼滤波 (UKF) 的异步融合组合导航算法。首先建立了针对超短基线 (USBL) 声学定位系统预测的机器学习模型, 通过 USBL 声学定位系统的观测数据集来训练该模型, 并用得到的模型来预测更新间隔内的数据。最后使用 UKF 将已更新的数据集进行融合。仿真结果表明, 相比传统的组合导航算法, 本文的异步融合组合导航算法可以将 USBL 声学定位系统数据异步问题所引起的误差降低 17%, 有效提高了组合导航系统的精度。

关键词: 载人潜水器; 机器学习; 无迹卡尔曼滤波; 组合导航

中图分类号: P751

文献标识码: A

文章编号: 1002-0446(2020)-06-0709-07

An Integrated Navigation Algorithm with Asynchronous Fusion for Full-Ocean-Depth Human Occupied Vehicle

ZHANG Zhihui^{1,2,3}, ZHAO Yang^{1,2}, JIANG Chenlin^{1,2,3}, LI Zhigang^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Shenyang 110016, China;

2. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110169, China;

3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: The asynchronous fusion may happen in the integrated navigation of full-ocean-depth human occupied vehicle (HOV), and large error can be caused if the traditional integrated navigation algorithms are used. To solve this problem, an integrated navigation algorithm with asynchronous fusion is proposed based on machine learning (ML) and unscented Kalman filter (UKF). At first, an ML model is established for prediction of the ultra-short baseline (USBL) acoustic positioning system. Then, the model is trained by the observation dataset of USBL acoustic positioning system, and the data in the intervals between updates are predicted by the model. Finally, the updated dataset is fused by using UKF. The results of simulation experiments manifest that compared with the traditional integrated navigation algorithms, the error caused by asynchronous data from USBL acoustic positioning system can be reduced by 17%, by the proposed integrated navigation algorithm with asynchronous fusion, and the accuracy of the whole integrated navigation system is effectively improved.

Keywords: HOV (human occupied vehicle); ML (machine learning); UKF (unscented Kalman filter); integrated navigation

1 引言 (Introduction)

目前, 科学领域对深海的探索和研究已经成为热点, 由此也促进了载人潜水器 (HOV) 的发展。HOV 在海洋生物、海洋地理、海洋化学等领域发挥着越来越重要的作用^[1]。为了进一步满足科学家对全海深领域日益复杂、迫切的研究需要, 全海深 HOV 的研究工作已逐步展开, 但同时 HOV 对水下高精度实时导航的需求也对导航和控制等系统的研

制提出了新的挑战。

全海深 HOV 的精确导航功能是科学探索准确性与安全性的重要保障, 全海深 HOV 组合导航系统的组成见图 1, 主要包括多普勒测速仪 (Doppler velocity log, DVL)、惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU)、深度计和 USBL 声学定位系统 (简称为“USBL 系统”) 等。导航系统通过组合导航算法融合各个带有观测噪声的量测数据, 从而产生一个比较精确的状态估计。但是由于各传感器

基金项目: 国家重点研发计划 (2016YFC0300604)。

通信作者: 赵洋, zhaoyang@sia.cn 收稿/录用/修回: 2019-12-10/2020-07-22/2020-09-22

的采样频率不同,而且存在通信延迟,因此各个传感器的数据到达融合中心的时间并不一致,这大大降低了组合导航系统的精度^[2]。如表 1 所示,全海深 HOV 的各个导航传感器的采样频率存在很大差异,再加上 USBL 声学定位方法(简称为“USBL 方法”)在全海深尺度上通过水声通信传输数据的延迟,使得整个导航系统的融合时间相对滞后,时效性变差。为解决该问题,必须研究相应的异步融合组合导航算法。

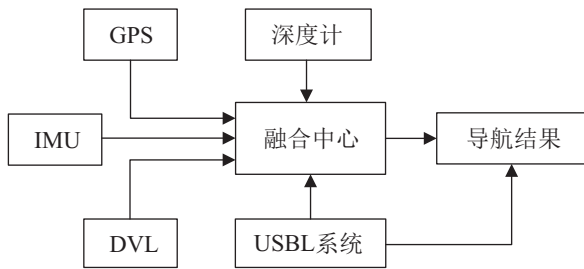


图 1 全海深 HOV 组合导航系统

Fig.1 The integrated navigation system of full-ocean-depth HOV

表 1 全海深 HOV 传感器采样率

Tab.1 The sampling frequency of the sensors of full-ocean-depth HOV

传感器	采样率/Hz
USBL 系统	0.08
DVL	1
IMU	200
深度计	5

目前针对异步融合算法的研究多是基于 SINS/DVL/GPS (strapdown inertial navigation system/Doppler velocity log/global positioning system) 的组合导航系统。朱倚娴等针对组合导航系统提出了一种基于多尺度数据分块的信息融合算法,通过建立最高采样率下的系统模型,通过状态和观测的分块得到基于多尺度的系统模型,利用不同尺度上的观测信息在各个量测尺度上进行融合,并经融合最终获得全局状态估计值^[3]。赫飞等针对 SINS/GPS 组合导航系统各传感器采样率不同的问题,提出了基于状态方程多尺度变换的信息融合算法,将最高采样率下的系统状态方程分解到不同的尺度上,得到各尺度上的状态方程及对应的量测方程^[4]。李洋洋等提出了一种基于 DP-TBD (dynamic programming-track before detect) 的分布式异步迭代滤波融合算法,解决了不同雷达点之间的点迹序列融合问题,首先提出了一种迭代滤波方法对 DP 点迹进行处理,然后将不同雷达获得

的异步状态估计转化为同步状态估计,最后进行滤波融合,获得了不错的精度表现,但是该算法仅适用于同种传感器之间的情形,且仅针对雷达点迹的异步问题,不具有通用性^[5]。Safari 等针对多传感器异步量测问题,提出一种基于神经网络的信息融合策略,建立基于状态分块的系统模型,并利用神经网络融合各个子滤波器的状态估计值^[6]。上述异步融合算法在一定程度上解决了异步量测问题,但是上述组合导航算法都是基于 SINS/DVL/GPS 导航系统,其采样率相差范围小、噪声误差低、通信延迟也相对较低,而如表 1 所示,全海深 HOV 中采样率最低的 USBL 方法和采样率最高的 IMU 相差 2500 倍,且 USBL 方法的内在导航原理在全海深尺度上会产生较大的通信延迟,显然上述文献中的方法都不能很好地解决这样的问题。

本文针对采样率差距较大、通信延迟高的全海深载人潜水器的导航环境,提出了一种基于机器学习和无迹卡尔曼滤波的异步融合组合导航算法 LR-UKF (linear regression-UKF),并通过仿真验证了其可行性。

2 基础介绍 (Introduction to the foundation)

为了更好地阐述后续内容,这里对涉及到的内容作简单回顾和介绍。

2.1 导航模型

为了验证算法的可行性,首先必须建立全海深 HOV 的导航模型。全海深 HOV 在行进过程中很少发生横摇和翻滚,而且在深度方向上深度计的测量误差很小,一般不对其进行算法融合,可以直接使用其量测数据,故可将全海深 HOV 的导航模型简化为 2 维平面的运动。这里,状态向量定义为 $\mathbf{X} = [\xi, \eta, \psi, u, v, r]^T$, 其中 ξ 、 η 和 ψ 分别是北向位置、东向位置以及艏向角; u 、 v 分别是 HOV 的前向速度和侧向速度;而 r 是转艏角速度; \mathbf{P} 为过程噪声矩阵, P_i 为 \mathbf{P} 的对角线元素。则过程模型可定义为

$$\begin{aligned} \xi_k = & \xi_{k-1} + [(v_{k-1} + P_5) \cos(\psi_{k-1} + P_3) + \\ & (u_{k-1} + P_4) \sin(\psi_{k-1} + P_3)]dt + P_1 \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \eta_k = & \eta_{k-1} - [(v_{k-1} + P_5) \sin(\psi_{k-1} + P_3) + \\ & (u_{k-1} + P_4) \cos(\psi_{k-1} + P_3)]dt + P_2 \end{aligned} \quad (2)$$

$$\psi_k = \psi_{k-1} + (r_{k-1} + P_6)dt + P_3 \quad (3)$$

$$u_k = u_{k-1} + P_4 \quad (4)$$

$$v_k = v_{k-1} + P_5 \quad (5)$$

$$r_k = r_{k-1} + P_6 \quad (6)$$

为了后续叙述方便, 过程模型可简写为

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{P}) \quad (7)$$

另外, 导航模型的观测向量 \mathbf{Z} 可定义为 $\mathbf{Z} = [\xi, \eta, \psi, u, v, r]^T$, 则观测模型可定义为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{X}_k + \mathbf{Q} \quad (8)$$

其中, \mathbf{Q} 为观测噪声矩阵.

2.2 无迹卡尔曼滤波

无迹卡尔曼滤波的核心是通过无迹变换 (unscented transformation, UT) 来近似非线性变换的概率分布^[7].

UT 的本质是通过有限的变换点去逼近状态的真实分布, 如图 2 所示. 将变换点通过非线性函数, 生成新的变换点, 通过计算新的变换点的统计特性去估计非线性变换后状态的均值和方差, 其中新的变换点又称为 sigma 点.

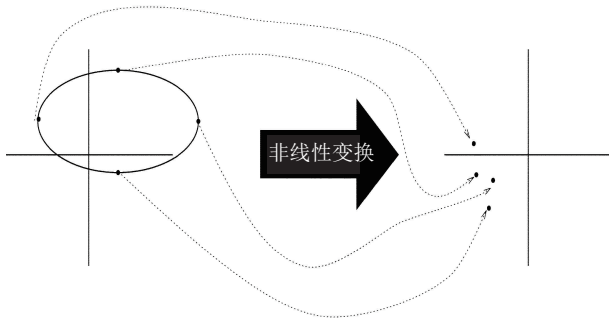


图 2 UT 的本质^[8]

Fig.2 The principle of UT

在卡尔曼滤波 (Kalman filter, KF) 中应用 UT, 就是 UKF, 则 UKF 的主要框架如图 3 所示.

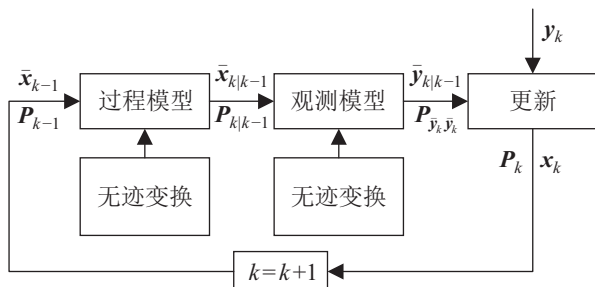


图 3 UKF 的滤波过程

Fig.3 The process of unscented Kalman filtering

具体地, 为了进一步描述 UKF 的主要过程, 这里选用滤波的通用模型. 通用模型描述为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \mathbf{f}(\mathbf{X}_{k-1}, \mathbf{P}) \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{X}_k, \mathbf{Q}) \end{cases} \quad (9)$$

其中, \mathbf{P} 是过程噪声矩阵, \mathbf{Q} 是观测噪声矩阵. 则 UKF 的滤波过程可描述为:

(1) 初始化

$$\bar{\mathbf{x}}_0 = \mathbf{E}(\mathbf{x}_0) \quad (10)$$

$$\mathbf{P}_0 = \mathbf{E}((\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)(\mathbf{x}_0 - \bar{\mathbf{x}}_0)^T) \quad (11)$$

式中, \mathbf{x}_* 为广义状态变量 \mathbf{X}_* 的一个实例, $\bar{\mathbf{x}}_*$ 为状态期望.

(2) sigma 点的生成

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\gamma}_{k-1} = & [\bar{\mathbf{x}}_{k-1}, \bar{\mathbf{x}}_{k-1} + \sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}, \\ & \bar{\mathbf{x}}_{k-1} - \sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k-1}}] \end{aligned} \quad (12)$$

其中, $\boldsymbol{\gamma}$ 为样本点, n 为维度, λ 为常数, k 为 k 时刻.

(3) 时间更新

$$\hat{\boldsymbol{\gamma}}_{k|k-1} = \mathbf{f}(\boldsymbol{\gamma}_{k-1}) \quad (13)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{w}_i^m \hat{\boldsymbol{\gamma}}_{i,k|k-1} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{k|k-1} = & \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{w}_i^c (\hat{\boldsymbol{\gamma}}_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\hat{\boldsymbol{\gamma}}_{i,k|k-1} - \\ & \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1})^T + \mathbf{Q} \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\gamma}_{k|k-1} = & [\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}, \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k|k-1}}, \\ & \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} - \sqrt{(n+\lambda)\mathbf{P}_{k|k-1}}] \end{aligned} \quad (16)$$

$$\boldsymbol{\lambda}_{k|k-1} = \mathbf{h}(\boldsymbol{\gamma}_{k|k-1}) \quad (17)$$

$$\bar{\mathbf{y}}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{w}_i^m \boldsymbol{\lambda}_{i,k|k-1} \quad (18)$$

这里, \mathbf{w}_i^m 表示样本点权重, \mathbf{w}_i^c 表示样本点方差权重, i 表示第 i 个粒子.

(4) 测量更新

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{y}}_k \bar{\mathbf{y}}_k} = & \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{w}_i^c (\boldsymbol{\lambda}_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1})(\boldsymbol{\lambda}_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1})^T + \\ & \mathbf{Q} \end{aligned} \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{\bar{\mathbf{x}}_k \bar{\mathbf{y}}_k} = \sum_{i=0}^{2n} \mathbf{w}_i^c (\boldsymbol{\gamma}_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1})(\boldsymbol{\lambda}_{i,k|k-1} - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1})^T \quad (20)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{x}}_k \bar{\mathbf{y}}_k} \times \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{y}}_k \bar{\mathbf{y}}_k}^{-1} \quad (21)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{\bar{\mathbf{y}}_k \bar{\mathbf{y}}_k} \mathbf{K}_k^T \quad (22)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_k = \bar{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \bar{\mathbf{y}}_{k|k-1}) \quad (23)$$

2.3 机器学习之线性回归

机器学习已逐渐被应用到各个领域, 发挥越来越重要的作用. 图 4 所示为一个通用的机器学习线性回归框架^[9].

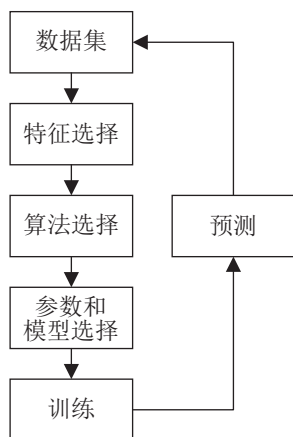


图4 机器学习通用模型

Fig.4 The general model of ML

线性回归 (linear regression, LR) 作为监督学习中最重要算法之一, 被应用于多种场景, 如房价预测、天气观测等^[10]。线性回归算法具有建模速度快、不需要复杂的计算、在数据量大的情况下依然运行速度很快等优点, 这与本文研究的全海深载人潜水器导航环境的数据量大、需要一定的时效性等条件相符合。线性回归的实质是通过最小化代价函数来找到最佳拟合的线性回归模型。线性回归的一般过程为^[11]:

(1) 构造线性回归模型

$$f(\mathbf{X}_{\text{LR}}, \mathbf{W}) = \mathbf{W} \times \mathbf{X}_{\text{LR}} \quad (24)$$

式中, \mathbf{W} 为参数矩阵, \mathbf{X}_{LR} 为特征矩阵。

(2) 构造代价函数

$$J(\mathbf{W}) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n (f(\mathbf{X}_{\text{LR}}, \mathbf{W}) - \mathbf{Y})^2 \quad (25)$$

式中, n 为机器学习训练集大小, \mathbf{Y} 为观测值。

(3) 最小化代价函数

$$\min_{\mathbf{W}} J(\mathbf{W}) \quad (26)$$

(4) 预测

$$\mathbf{Y}_{\text{pre}} = \mathbf{W}_0 \times \mathbf{X}'_{\text{LR}} \quad (27)$$

式中, \mathbf{Y}_{pre} 为机器学习线性回归预测值, \mathbf{W}_0 为线性回归训练后的参数矩阵, \mathbf{X}'_{LR} 为待预测数据特征。

3 LR-UKF 算法 (LR-UKF algorithm)

LR-UKF 算法由两部分构成: 对已观测的数据进行线性模型拟合, 并对更新间隔内的声学导航数据进行预测; 对已更新的声学导航数据和其他传感器数据进行 UKF 滤波融合。

3.1 LR 模型建立

在全海深 HOV 导航系统中, 通过水声通信传输的 USBL 系统信号更新速率慢而且可能因噪声干扰存在很多野值。如果直接使用这样的观测数据进行融合, 无疑会对融合结果产生不利的影响。

图 5 形象地描述了利用 LR 模型根据 USBL 系统数据预测的轨迹点和 USBL 系统观测数据集的更新。图中空心圆圈为原 USBL 系统的观测数据, 其在一定时间间隔内不会更新。实心圆圈为利用 LR 模型进行预测得到的数据点。图中实线表示利用 LR 更新后的数据集。通过 LR 在 USBL 系统更新周期的间隔内预测更新数据集从而满足融合中心的滤波要求。

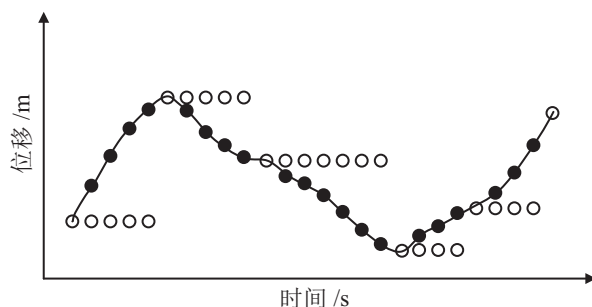


图5 LR对USBL系统数据的预测和更新

Fig.5 Data prediction and update of USBL system by LR

要实现 LR, 必须先建立 LR 模型, 由式 (1)(2) 易得出 USBL 系统声学导航模型:

$$\xi_k = \xi_{k-1} + (v_{k-1} \cos \psi_{k-1} + u_{k-1} \sin \psi_{k-1}) dt \quad (28)$$

$$\eta_k = \eta_{k-1} - (v_{k-1} \sin \psi_{k-1} + u_{k-1} \cos \psi_{k-1}) dt \quad (29)$$

$$\xi_k - \xi_{k-1} = (v_{k-1} \cos \psi_{k-1} + u_{k-1} \sin \psi_{k-1}) dt \quad (30)$$

$$\eta_k - \eta_{k-1} = -(v_{k-1} \sin \psi_{k-1} + u_{k-1} \cos \psi_{k-1}) dt \quad (31)$$

可令 $z_1 = \xi_k - \xi_{k-1}$, $z_2 = \eta_k - \eta_{k-1}$, $x_1 = v_{k-1} dt$, $x_2 = u_{k-1} dt$, 各特征的权重系数写为 w_i , 则可建立 LR 模型并齐次化:

$$z_1 = w_1 + w_2 \cdot x_1 + w_3 \cdot x_2 \quad (32)$$

$$z_2 = w_4 + w_5 \cdot x_1 + w_6 \cdot x_2 \quad (33)$$

则可进一步写作

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1 & w_2 & w_3 \\ w_4 & w_5 & w_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} \quad (34)$$

令参数矩阵 $\mathbf{W} = [w_1, \dots, w_6]$, 式 (34) 可简写为

$$\mathbf{Z}_{\text{LR}} = \mathbf{W} \times \mathbf{X}_{\text{LR}} \quad (35)$$

则代价函数可被定义为

$$J(\mathbf{W}) = \frac{1}{2n} \sum_{k=0}^{2n} (\mathbf{Z}_{\text{LR}}^k - \hat{\mathbf{Z}}_{\text{LR}}^k)(\mathbf{Z}_{\text{LR}}^k - \hat{\mathbf{Z}}_{\text{LR}}^k)^T \quad (36)$$

其中, n 为数据集的数据量, $\hat{\mathbf{Z}}_{\text{LR}}^k$ 为 \mathbf{Z}_{LR}^k 的实际观测值.

3.2 LR-UKF 算法框架

基于式 (37)(38) 的 LR 模型, 更新 USBL 系统在更新时间间隔内的观测值, 以满足融合中心的融合条件, 然后再通过 UKF 进行信息融合, 得到全海深 HOV 的状态估计, 这一过程如图 6 所示.

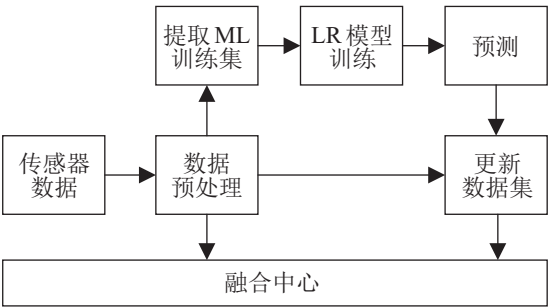


图 6 LR-UKF 的主要架构
Fig.6 The main structure of LR-UKF

4 仿真结果 (Simulation results)

为了验证第 3 节所提算法的可行性及优越性, 使用“蛟龙号”HOV^[12] 的湖试数据作为实验数据, 具体参数和所使用传感器见表 2 和表 3.

表 2 “蛟龙号”HOV 的参数
Tab.2 The parameters of Jiaolong HOV

参数	指标
尺寸	8.2 m×3.2 m×3.4 m
质量	22000 kg
速度	1 kn

表 3 “蛟龙号”HOV 的传感器参数
Tab.3 The sensor parameters of Jiaolong HOV

传感器	测量范围	精度	采样率 /Hz
LBL 系统	> 8000 m	< 15 cm	0.17~0.20
USBL 系统	8000 m	< 30 cm	0.08
DVL	< 30 m	± 0.2%	2
IMU	± 180°	< 0.09°	200

“蛟龙号”HOV 的各传感器长基线声学定位系统 (简称为“LBL 系统”)、USBL 系统、DVL、IMU 的观测信号组成式 (8) 中的 \mathbf{Z}_k , 其中 LBL 系统或 USBL 系统的信号作为 \mathbf{Z}_k 中的 x 、 y , DVL 信号作为观测向量 \mathbf{Z}_k 的前向速度 u 和侧向速度 v , IMU

信号作为 \mathbf{Z}_k 中的艏向角 α 及转艏角速度 β .

为了进一步验证 LR-UKF 的优越性, 选择目前主流的分布式融合方法^[13]作为对比, 其架构如图 7 所示, 为了之后叙述方便简称为 DF-UKF. 另外由于 LBL 系统的定位相对较为准确, 因此以 LBL 系统的信号作为检验 2 种算法精度的基准.

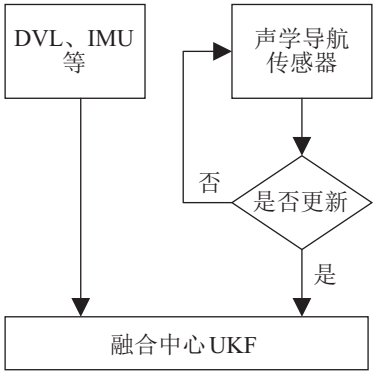


图 7 分布式滤波的主要架构
Fig.7 The main structure of the distributed filter

图 8 所示为算法执行过程中代价函数逐渐收敛的过程. 其收敛速度较快, 在很短的迭代周期内即可将代价函数下降到平稳的范围内, 从而验证了参数矩阵的有效性.

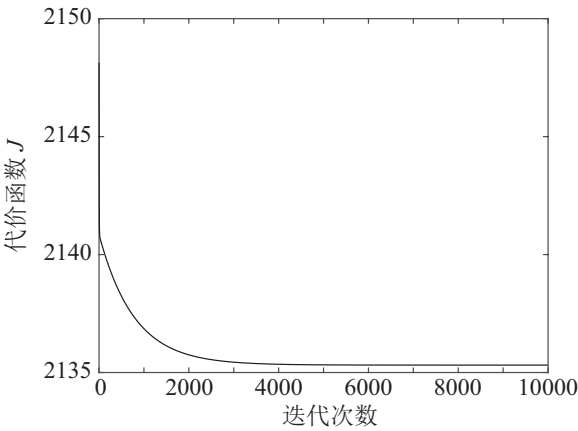


图 8 代价函数曲线
Fig.8 The curve of cost function

图 9、图 10 为通过 LR-UKF 预测更新的 USBL 系统数据的轨迹曲线. 可以看到在 USBL 系统更新时间间隔时间内, LR-UKF 对 USBL 系统数据做了符合曲线运动轨迹的预测结果, 这符合图 5 中 LR 对 USBL 系统数据的预测和更新的描述, 说明 LR-UKF 对 USBL 系统数据集的更新是准确的.

图 11~13 为 2 种算法 DF-UKF 和 LR-UKF 在东向、北向和 2 维平面上的滤波轨迹. 可以看出, LR-UKF 的滤波轨迹比 DF-UKF 更接近于真实的轨迹, 且 LR-UKF 的滤波轨迹相比于 DF-UKF 更加平滑, 因此 LR-UKF 相较 DF-UKF 的滤波精度更高.

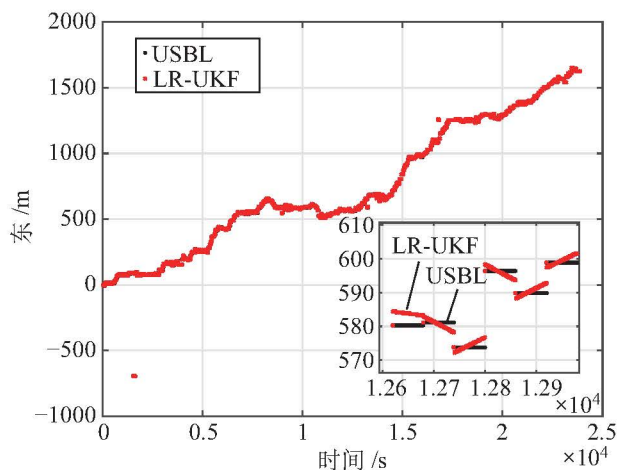


图 9 LR-UKF 对 USBL 系统数据的东向预测结果

Fig.9 Prediction results in the east direction by LR-UKF based on data from USBL system

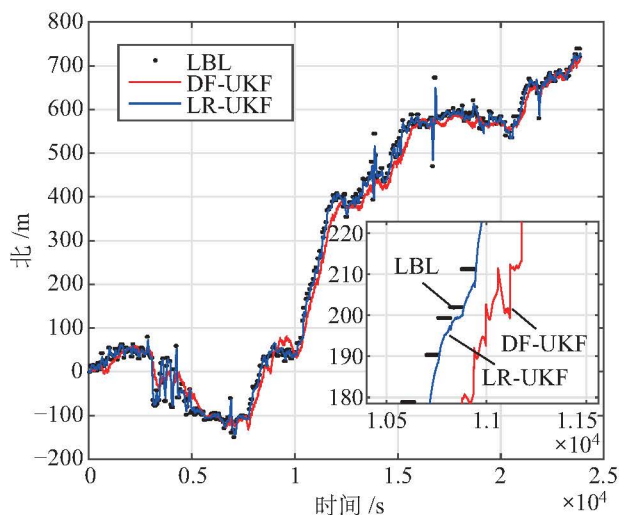


图 12 LR-UKF 和 DF-UKF 的北向结果对比

Fig.12 Results comparison between LR-UKF and DF-UKF in the north direction

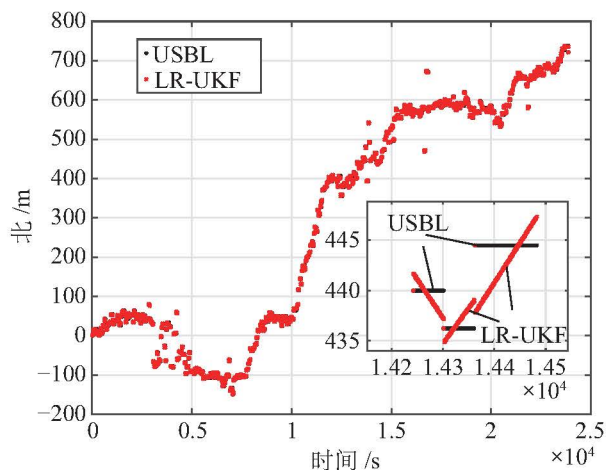


图 10 LR-UKF 对 USBL 系统数据的北向预测结果

Fig.10 Prediction results in the north direction by LR-UKF based on data from USBL system

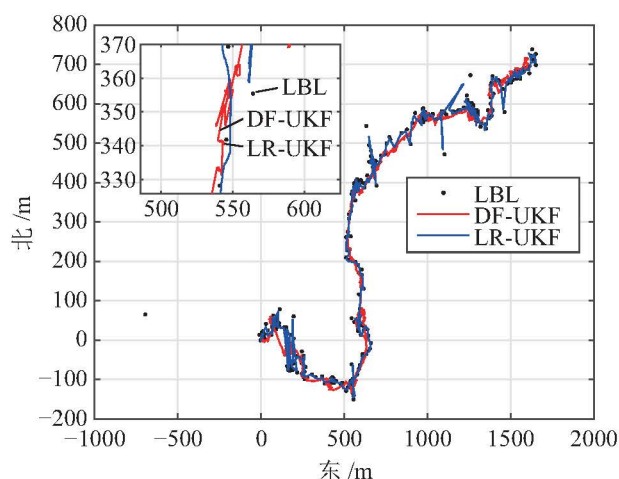


图 13 LR-UKF 和 DF-UKF 的结果对比

Fig.13 Results comparison between LR-UKF and DF-UKF

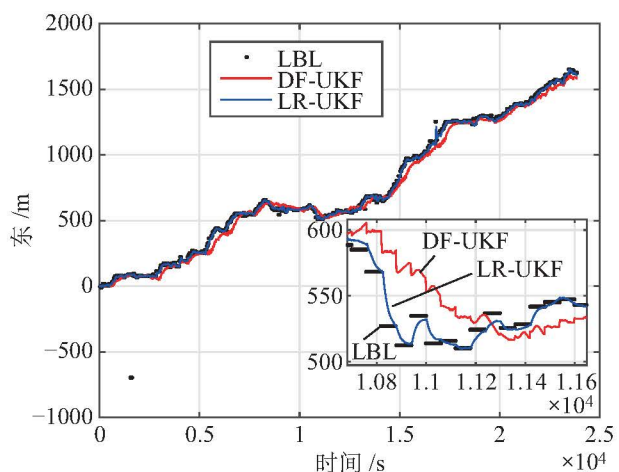


图 11 LR-UKF 和 DF-UKF 的东向结果对比

Fig.11 Results comparison between LR-UKF and DF-UKF in the east direction

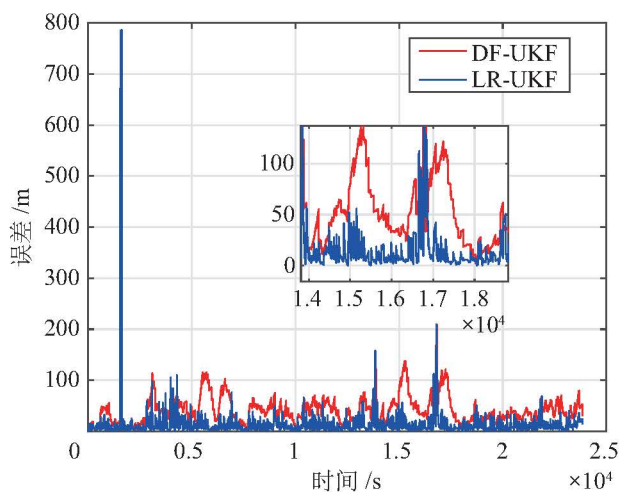


图 14 LR-UKF 和 DF-UKF 的误差对比

Fig.14 Error comparison between LR-UKF and DF-UKF

图 14 为 2 种算法 LR-UKF 和 DF-UKF 的误差曲线。可以看出在 95% 的时间段内，LR-UKF 的误差均要小于 DF-UKF。

为了显示 LR-UKF 的优越性，引入平均绝对误差（mean absolute error, MAE）和标准差（standard deviation, SD）来评估 2 种算法的误差精度，其结果如表 4、表 5 所示。可以看到无论是 MAE 还是 SD 误差指标，LR-UKF 的误差均要比 DF-UKF 小，而且 SD 提高约 29.41%。

表 4 LR-UKF 和 DF-UKF 的 MAE 对比

Tab.4 Comparison of MAE between LR-UKF and DF-UKF

算法	北向 /m	东向 /m	位置 /m
LR-UKF	9.2895	9.3095	14.0344
DF-UKF	32.8898	32.8898	43.5049

表 5 LR-UKF 和 DF-UKF 的 SD 对比

Tab.5 Comparison of SD between LR-UKF and DF-UKF

算法	北向 /m	东向 /m	位置 /m
LR-UKF	15.1777	41.7704	44.4425
DF-UKF	27.4649	56.6568	62.9627

5 结论（Conclusion）

本文针对全海深 HOV 组合导航中出现的异步融合问题，提出了一种基于 ML 和 UKF 的异步融合组合导航算法 LR-UKF，并将这一算法应用到组合导航系统中。仿真结果表明，LR-UKF 算法能很好地解决水下组合导航中超短基线的异步融合问题，并显著提高了系统的导航精度。

本文引入机器学习算法来预测声学信号的观测值，跳出了滤波框架来解决异步融合问题，为之后研究异步融合问题提供了新的思路。并且本文应用的算法简单朴实，在工程实践中易于实现。

目前的仿真基于离线数据进行，接下来将以实时性算法作为进一步研究的核心问题。

参考文献（References）

[1] Liu K Z, Li J, Guo W, et al. Navigation system of a class of underwater vehicle based on adaptive unscented Kalman filter algorithm[J]. Journal of Central South University, 2014, 21(2): 550-557.

[2] 张恒浩，史静. 组合导航后验方差异步融合算法 [J]. 控制理论与应用, 2017, 34(12): 1561-1567.

Zhang H H, Shi J. Integrated navigation algorithm with posterior variance and asynchronous fusion[J]. Control Theory and

Applications, 2017, 34(12): 1561-1567.

[3] 朱倚娴，程向红，周玲，等. 组合导航系统中异步多传感器信息融合算法[J]. 东南大学学报（自然科学版），2018, 48(2): 195-200.

Zhu Y X, Cheng X H, Zhou L, et al. Information fusion algorithm for asynchronous multi-sensors in integrated navigation systems[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2018, 48(2): 195-200.

[4] 赫飞，丁姚，张永伟. SINS/GPS/SST/高度表组合导航系统异步融合算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2015, 30(1): 17-22.

He F, Ding Y, Zhang Y W. Fusion-algorithm of asynchronous in the SINS/GPS/SST/altimeter integrated navigation system[J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2015, 30(1): 17-22.

[5] 李洋洋，李雯，易伟，等. 基于 DP-TBD 的分布式异步粒子滤波融合算法[J]. 现代雷达, 2018, 40(10): 38-44.

Li Y Y, Li W, Yi W, et al. A distributed asynchronous particle filtering fusion algorithm via DP-TBD[J]. Modern Radar, 2018, 40(10): 38-44.

[6] Safari S, Shabani F, Simon D. Multirate multisensor data fusion for linear systems using Kalman filters and a neural network[J]. Aerospace Science and Technology, 2014, 39: 465-471.

[7] 张勇刚，黄玉龙，武哲民，等. 一种高阶无迹卡尔曼滤波方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(5): 838-848.

Zhang Y G, Huang Y L, Wu Z M, et al. A high order unscented Kalman filtering method[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(5): 838-848.

[8] Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.

[9] Nickel M, Murphy K, Tresp V, et al. A review of relational machine learning for knowledge graphs[J]. Proceedings of the IEEE, 2015, 104(1): 11-33.

[10] Seber G A F, Lee A J. Linear regression analysis[M]//Process Automation Handbook. Berlin, Germany: Springer, 2012.

[11] Sun T, Zhang C H. Scaled sparse linear regression[J]. Biometrika, 2012, 99(4): 879-898.

[12] 任玉刚，刘保华，丁忠军，等. 载人潜水器发展现状及趋势[J]. 海洋技术学报, 2018, 37(2): 114-122.

Ren Y G, Liu B H, Ding Z J, et al. Research on the current status and development trend of manned submersibles[J]. Journal of Ocean Technology, 2018, 37(2): 114-122.

[13] Liu B, Liu K Z, Wang Y Y, et al. A hybrid deep sea navigation system of LBL/DR integration based on UKF and PSO-SVM[J]. Robot, 2015, 37(5): 614-620.

作者简介：

张志慧（1993 -），男，硕士。研究领域：水下机器人控制和导航。

赵 洋（1976 -），男，硕士，高级工程师，硕士生导师。研究领域：载人潜水器控制技术，虚拟仿真技术，水下组合导航数据融合算法。