

基于地震动-磁场信息融合的舰船目标跟踪

马剑飞¹, 颜冰¹, 李宾宾², 王军锋²

(1. 海军工程大学 兵器工程学院, 湖北 武汉 430033;
2. 中国人民解放军 92916 部队, 海南 琼海 571400)

摘要 舰船目标多为铁磁性材料构成, 运动过程中会产生磁、地震动等多物理场信号, 针对当前舰船目标的单物理场跟踪性能有限以及跟踪性能易受观测野值影响的问题, 基于多节点的地震动信息和磁场信息, 提出了一种鲁棒的地震动-磁场信息融合的跟踪算法。仿真和试验结果表明: 此算法能够有效降低异常观测值带来的影响, 由于双节点三分量磁场的信息是完备的, 地震动信息只能在磁信噪比较低的情况下改善跟踪的性能。

关键词 地震动; 磁场; 信息融合; 鲁棒性

中图分类号 U666.1

文献标识码 A

文章编号 2096-5753(2021)01-0026-06

DOI 10.19838/j.issn.2096-5753.2021.01.005

Ship Target Tracking Based on Information Fusion of Seismic and Magnetic Field

MA Jianfei¹, YAN Bing¹, LI Binbin², WANG Junfeng²

(1. College of Weaponry Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China
2. Unit 92916 of PLA, Qionghai 571400, China)

Abstract Most of ship targets are composed of ferromagnetic materials, which will generate magnetic and seismic signals in the process of moving. Considering the problem that the tracking performance of single physical field is limited and the tracking performance is easily affected by the observed outliers for current ship targets, a robust tracking and positioning algorithm is proposed based on seismic and magnetic field information fusion, and the simulation and the experimental results show that the algorithm can effectively reduce the influence of observed outliers. For the information of the dual-node three-component magnetic field being sufficient, the seismic information can only improve the magnetic tracking performance under the condition of low signal-to-noise ratio.

Key words seismic; magnetic field; information fusion; robustness

0 引言

舰船目标多为铁磁性材料构成, 运动过程中会产生磁、地震动等多物理场信号^[1], 然而单一物理场所获取的目标特征信息有限, 针对舰船目标磁信号的跟踪研究已经十分成熟^[2-4], 利用地震动物理场远程探测舰船的研究也比较广泛^[5-7]。为提高对

区域内目标的定位能力, 本文通过多传感器地震动与磁场的信息融合, 实现对目标的实时跟踪定位。

在多传感器探测阵列中, 目标磁场模型选用经典的磁偶极子模型, 目标地震动为三轴的振动信号, 因而可以采用基于地震动信息的目标方位估计算法为跟踪滤波器提供方位信息, 从而实现多传感器目标跟踪定位的信息融合。

1 磁-地震动模型

以目标中心建立坐标系, 选用单一偶极子模型作为目标磁场模型。如图 1 所示, 依据三轴加速度传感器接收目标地震动信号而建立的目标振动源信号投影模型^[8-9]。其中坐标原点 O 是传感器的位置, 投影模型的 X, Y, Z 三轴方向与传感器 X, Y, Z 三轴方向一致, 在各向同性的均匀噪声场中存在目标振动源记为 S 。

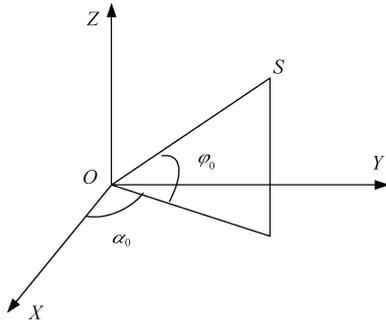


图 1 三轴投影模型

Fig. 1 Triaxial projection model

假设目标振动源 S 位于 \mathbf{u}_0 方向, 记方位向量 \mathbf{u}_0 为

$$\mathbf{u}_0 = [u_{01} \quad u_{02} \quad u_{03}]^T = \begin{bmatrix} \sin \varphi_0 & \cos \varphi_0 \sin \alpha_0 & \cos \varphi_0 \cos \alpha_0 \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

式中: $\varphi_0 \in (0, \pi/2)$ 为俯仰角; $\alpha_0 \in (0, \pi)$ 为方位角。传感器 Z, X, Y 三轴的输入信号向量 \mathbf{L} 可表示为

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} l_z(n) \\ l_x(n) \\ l_y(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sin \varphi_0 \\ \cos \varphi_0 \cos \alpha_0 \\ \cos \varphi_0 \sin \alpha_0 \end{bmatrix} s(n) + \begin{bmatrix} \eta_z(n) \\ \eta_x(n) \\ \eta_y(n) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $s(n)$ 是目标振动源信号且均值为 0; $\eta_z(n)$ 是 Z 轴的输入噪声; $\eta_x(n)$ 是 X 轴的输入噪声; $\eta_y(n)$ 是 Y 轴的输入噪声。设噪声为高斯白噪声, 噪声与目标振动源信号互不相关, 三轴噪声之间互不相关。

以 \mathbf{u} 作为权重, 对三轴加速度输入信号 $\mathbf{L} = [l_z(n) \quad l_x(n) \quad l_y(n)]^T$ 进行加权求和

$$\mathbf{Y} = \mathbf{u}^T \mathbf{L} \quad (3)$$

则输入信号的空间谱 $P(\varphi, \alpha)$ 为

$$P(\varphi, \alpha) = E[\mathbf{Y}^2] \quad (4)$$

式中: $P(\varphi, \alpha)$ 是与俯仰角 φ 、方位角 α 的函数, 反映了三轴投影模型对目标位置的分布估计。

下面利用观测信息求解 $P(\varphi, \alpha)$ 的最大值点, 因为 $\mathbf{Y} = \mathbf{u}^T \mathbf{L}$, 所以

$$E[\mathbf{Y}^2] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{u}^T \mathbf{L} \mathbf{L}^T \mathbf{u} = \mathbf{u}^T \mathbf{C} \mathbf{u} \quad (5)$$

式中: N 是数据长度; \mathbf{C} 是 \mathbf{L} 的自协方差矩阵。

当 \mathbf{u} 等于协方差矩阵 \mathbf{C} 的最大特征值 λ_{\max} 所对应的特征向量 $\mathbf{u}_{\max} = [u_{\max 1} \quad u_{\max 2} \quad u_{\max 3}]^T$ 时, $P(\varphi, \alpha)$ 最大, 此时 \mathbf{u}_{\max} 为目标信号的方向向量, 则

$$\begin{cases} \varphi_0 = \tan^{-1} \left| \frac{u_{\max 1}}{\sqrt{(u_{\max 2}^2 + u_{\max 3}^2)}} \right| \\ \alpha_0 = \tan^{-1} \left(\frac{u_{\max 3}}{u_{\max 2}} \right) \end{cases} \quad (6)$$

2 基于鲁棒卡尔曼估计的融合跟踪

2.1 鲁棒卡尔曼估计

鲁棒估计是指在出现异常量测的情况下, 利用适当的方法对目标状态进行估计, 减小异常量测值对状态估计带来的误差。当出现观测野值时, 传统的卡尔曼滤波算法在对状态进行估计时会产生较大的误差。为了对目标状态进行稳健的估计, 人们将鲁棒统计学应用于滤波算法中, 提出了基于 Huber 方法的线性卡尔曼滤波算法, 实质是一种广义极大似然估计的卡尔曼滤波算法^[10-11]。文献[12]在线性鲁棒卡尔曼滤波的基础上, 揭示了 Huber 方法在滤波算法中对卡尔曼增益和状态估计的影响, 并基于此推导基于 UKF 的非线性鲁棒滤波算法, 以避免线性化带来的额外误差。

考虑如下的运动目标

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{w}_k \quad (7)$$

其量测方程为

$$\mathbf{z}_{k+1} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k+1}) + \mathbf{v}_{k+1} \quad (8)$$

构造非线性回归方程

$$\begin{bmatrix} \mathbf{z}_{k+1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k+1}) \\ \mathbf{x}_{k+1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{k+1} \\ \delta \mathbf{x}_{k+1|k} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 为状态的一步预测值, 其协方差矩阵为 $\mathbf{P}_{k+1|k}$; $\delta \mathbf{x}_{k+1|k}$ 为一步预测值与真实值的误差。

定义如下变量

$$\begin{aligned} \mathbf{S}_{k+1} &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{k+1} & 0 \\ 0 & \mathbf{P}_{k+1|k} \end{bmatrix} \\ \mathbf{y}_{k+1} &= \mathbf{S}_{k+1}^{-1/2} \begin{bmatrix} \mathbf{z}_{k+1} \\ \hat{\mathbf{x}}_{k+1|k} \end{bmatrix} \\ \mathbf{g}(\mathbf{x}_{k+1}) &= \mathbf{S}_{k+1}^{-1/2} \begin{bmatrix} \mathbf{h}(\mathbf{x}_{k+1}) \\ \mathbf{x}_{k+1} \end{bmatrix} \\ \xi_{k+1} &= \mathbf{S}_{k+1}^{-1/2} \begin{bmatrix} \mathbf{v}_{k+1} \\ \delta \mathbf{x}_{k+1|k} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

则

$$\mathbf{y}_{k+1} = \mathbf{g}(\mathbf{x}_{k+1}) + \xi_{k+1} \quad (10)$$

Huber 代价函数定义为

$$J(\mathbf{x}_{k+1}) = \sum_{i=1}^m \rho(e_{k+1,i}) \quad (11)$$

式中, $e_{k+1,i}$ 为 $\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{g}(\mathbf{x}_{k+1})$ 的第 i 个分量。Huber 方法的 ρ 函数为

$$\rho(e) = \begin{cases} \frac{1}{2}e^2, & |e| < u \\ u|e| - \frac{1}{2}u^2, & |e| \geq u \end{cases} \quad (12)$$

那么其相应的 ϕ 函数为

$$\phi(e) = \rho'(e) = \begin{cases} e, & |e| < u \\ u \operatorname{sgn}(e), & |e| \geq u \end{cases} \quad (13)$$

从 ϕ 函数可以看出, 当误差 $|e| < u$ 时, Huber 方法为传统的最小二乘估计; 当出现观测值偏差较大的时候, 即 $|e| \geq u$ 时, 采用的中位数估计法, 具有较强的抗干扰性。因此使得 Huber 方法的整体估计达到最优。在纯高斯情况下 u 取值为 1.345 时该方法的估计效率为基于 l_2 范数的 95%。

要使得代价函数最小, 则

$$\sum_{i=1}^n \phi(e_{k+1,i}) \frac{\partial e_{k+1,i}}{\partial \mathbf{x}_{k+1}} = 0 \quad (14)$$

鲁棒统计学中的 M 估计方法是通过设计一个

增长缓慢的目标代价函数, 利用目标代价函数最小化来抑制观测异常值对估计误差的影响, 令

$\Psi = \operatorname{diag}[\frac{\phi(e_{k+1,i})}{e_{k+1,i}}]$, 那么构造的回归函数的残差协

方差为

$$\tilde{\mathbf{S}}_{k+1} = \mathbf{S}_{k+1}^{1/2} \Psi^{-1} \mathbf{S}_{k+1}^{1/2} \quad (15)$$

又因为 $\Psi = \begin{bmatrix} \Psi_z & 0 \\ 0 & \Psi_x \end{bmatrix}$, 所以

$$\tilde{\mathbf{S}}_{k+1}^x = \mathbf{P}_{k+1|k}^{1/2} \Psi_x^{-1} \mathbf{P}_{k+1|k}^{1/2} \quad (16)$$

$$\tilde{\mathbf{S}}_{k+1}^z = \mathbf{R}_{k+1}^{1/2} \Psi_z^{-1} \mathbf{R}_{k+1}^{1/2} \quad (17)$$

由于真实的目标状态 \mathbf{x}_{k+1} 未知, 令残差 $\delta \mathbf{x}_{k+1|k} = 0$, 则 $\Psi_x = \mathbf{I}$, 即

$$\tilde{\mathbf{S}}_{k+1}^x = \mathbf{P}_{k+1|k} \quad (18)$$

Huber 方法改进后的 UKF 算法等效量测噪声为

$$\tilde{\mathbf{R}}_{k+1} = \tilde{\mathbf{S}}_{k+1}^z = \mathbf{R}_{k+1}^{1/2} \Psi_z^{-1} \mathbf{R}_{k+1}^{1/2} \quad (19)$$

由上述过程可知, NHUKF 算法没有对非线性方程的线性化过程, 避免了 HUKF 算法带来的线性化误差, 同时 NHUKF 算法利用 Huber 方法对量测异常值进行处理, 能抑制异常值对目标状态估计带来的影响。

2.2 仿真实验及分析

磁偶极子跟踪的状态估计量为 $\mathbf{x}(k) = [x(k), v_x(k), y(k), v_y(k), M_x, M_y, M_z]$, 其中 $x(k)$ 表示目标在 k 时刻的 x 轴坐标, $y(k)$ 目标在 k 时刻的 y 轴坐标; $v_x(k)$, $v_y(k)$ 分别表示 x 方向的运动速度和 y 方向的运动速度; M_x, M_y, M_z 分别表示 x, y, z 三轴方向的磁矩, 而观测量为量测坐标系下的三轴磁场, 即 $\mathbf{z}(k) = [H_x(k), H_y(k), H_z(k)]$ 。在 k 时刻, 状态估计量包含 5 个独立变量, 而观测量只有 3 维, 这意味着单传感器的跟踪只有在滤波器初值较为准确时才能有效跟踪, 当初始偏差较大时可能会出现发散的情况, 双传感器的观测维数为 6 维则可以有效地以单磁偶极子模型进行跟踪。

场景 1: 仿真跟踪场景参数见表 1, O_s^j 是第 j 个传感器的坐标位置, 量测噪声、状态噪声与滤波器初值设定见表 2。进行 100 次蒙特卡洛仿真, 得

到各滤波器的跟踪均方根误差如图 2 所示。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	设定值
$[M_x, M_y, M_z]$	$10^4 \cdot [1, 1, 1]$
$[x(k), y(k)]$	$[80, 50]$
$[v_x(k), v_y(k)]$	$[-5, -5]/\sqrt{2}$
O_s^1, O_s^2	$[-5, 0], [5, 0]$
N, T	80, 0.5
R	$0.25 \cdot \text{diag}(1, 1, 1, 1, 1, 1)$

表 2 滤波器初始状态

Table 2 Initial parameters of filter

参数	初始值	初始均方误差
$[M_x, M_y, M_z]$	$[0, 0, 0]$	$10^4 \cdot [1, 1, 1]$
$[x(k), y(k)]$	$[80, 50] + r \cdot [\cos \varphi, \sin \varphi]$	$r \cdot [\cos \varphi, \sin \varphi]$
$[v_x(k), v_y(k)]$	$[-5, -5]/\sqrt{2} - [1, 1]$	$[1, 1]$
R	$0.25 \cdot \text{diag}(1, 1, 1, 1, 1, 1)$	—
Q	$10^{-4} \cdot \text{diag}(1, 1, 1, 1, 2, 2)$	—

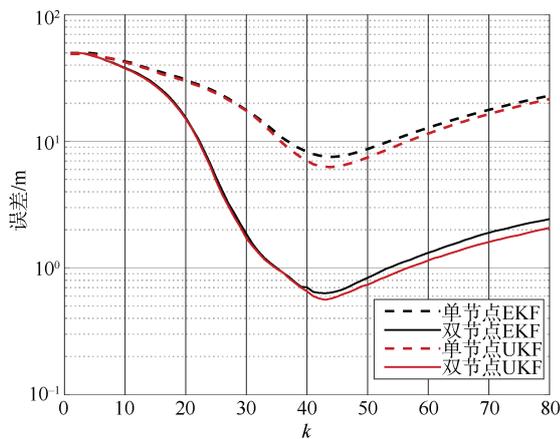


图 2 EKF 与 UKF 跟踪性能对比

Fig. 2 Comparisons of tracking performance between EKF and UKF

从图 2 仿真结果可以得出, 双磁场传感器的跟踪性能要远优于单磁传感器的跟踪性能, 在同等信噪比和滤波器初值的情况下, 双磁场传感器的跟踪精度普遍比单磁场传感器的跟踪精度高 10 倍, 而且当初始跟踪偏差进一步增加时, 单磁传感器跟踪发散, 而双传感器的跟踪仍会收敛。另外, 比较可知 UKF 的跟踪精度要略优于 EKF 的跟踪精度。而实际的跟踪会出现异常量测值, 因此设定量测噪声

服从混合高斯分布

$$\text{pdf}(\mathbf{v}_k) = (1 - \varepsilon)N(0, \sigma_1) + \varepsilon N(0, \sigma_2) \quad (20)$$

式中: ε 为异常量测出现的概率; $\sigma_1 = 0.5$; $\sigma_2 = 10\sigma_1$ 。图 3 是 NHUKF 滤波器和 UKF 滤波器在出现异常量测时的跟踪精度, 显然 NHUKF 能够对目标状态进行了稳健的估计, 减小了较大量测误差对目标状态估计的影响。NHUKF 算法利用 Huber 方法对量测噪声方差进行修正, 修正矩阵为 $\Psi = \text{diag}[\phi(e)/e]$ 。当 $|e| \geq u$ 时, $\phi(e)/e = u \text{sgn}(e)/e$, 随着 $|e|$ 的增大, 增大了量测噪声方差, 即减小了卡尔曼增益, 降低了量测异常值在滤波更新中所占的比重, 从而降低了其对状态估计的影响。

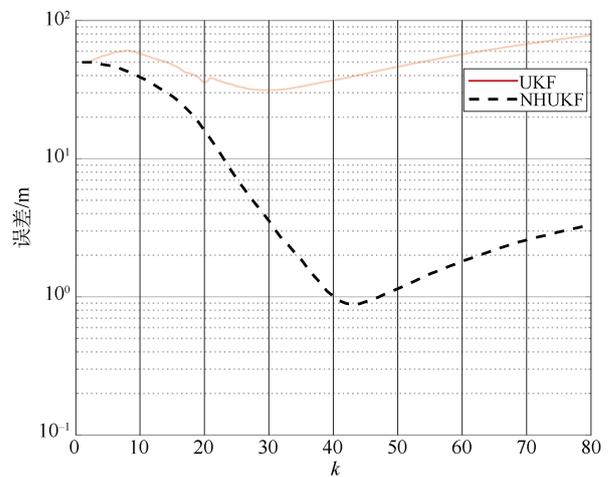


图 3 UKF 与 NHUKF 跟踪性能对比

Fig. 3 Comparisons of tracking performance Between UKF and NHUKF

前述的磁跟踪都是在信噪比较高情况下的跟踪, 但当目标距测量点较远时或者目标的磁矩过小时, 目标的跟踪精度则会严重降低, 为此在 origin 位置处引入一个三轴地震动传感器作为观测站提供方位信息 (采用 1.2 节中的方位估计算法估计目标的方位角), 地震动角度估计偏差为 2° 。

如图 4 所示是 NHUKF 滤波器的跟踪结果, 在有无异常观测值的情况下, 地震动信息的引入都可以明显改善弱信噪比条件下的磁跟踪精度。因为双场磁传感器对于单偶极子磁性目标跟踪而言, 其信息是完备的, 所以地震动信息只能在磁信噪比较低的情况下改善跟踪的性能。

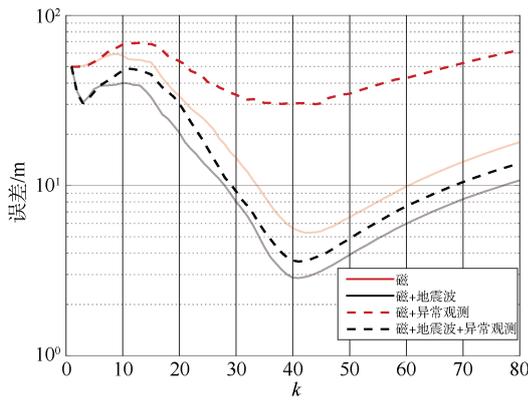


图4 地震动信号对跟踪性能的影响

Fig. 4 Effect of seismic signal on tracking performance

3 地磁融合跟踪试验结果

为进一步验证 NHUKF 算法的跟踪性能,在某试验场开展了陆地测量试验,验道路长度约 400 m, 略带弧度。实验道路为硬质土路,路面含有少量沙石, 3 个传感器节点布置在实验道路一侧, 呈一条直线, 相距 5 m, 距离道路正横距离约 10~20 m。如图 5 所示是搭建的分布式测量系统, 包括 3 个节点, 每个节点由 1 个加速度计和 1 个磁传感器组成。所有节点的磁传感器测量的数据通过数据采集卡送至计算机, 而加速度计测量的数据也通过采集控制电路送至计算机。

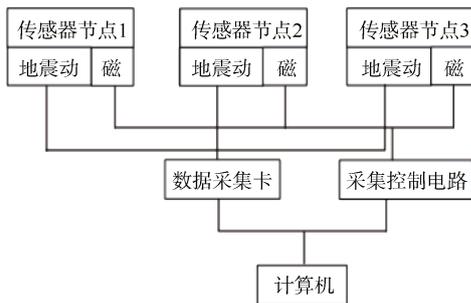
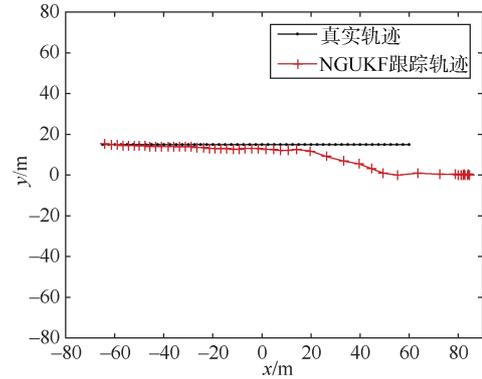


图5 分布式测量系统

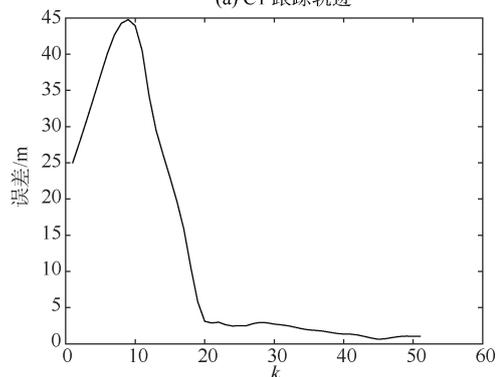
Fig. 5 Distributed measurement systems

分布式传感器实验系统包括 3 个节点, 传感器节点 1 的坐标为[-5, 0], 传感器节点 2 的坐标为[0, 0], 传感器节点 3 的坐标为[5, 0], 每个节点由一个 Model 203 加速度计和一个 Mag03 磁传感器组成, 测量目标为小型卡车。

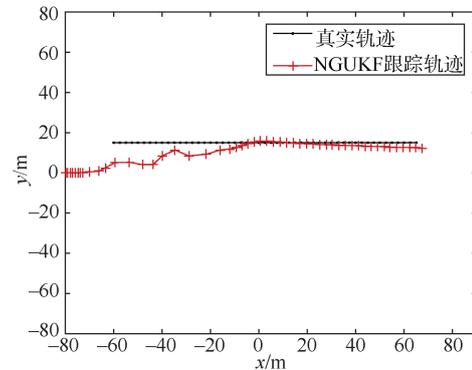
如图 6 所示, 分别是正向运动舰船磁信号 C1



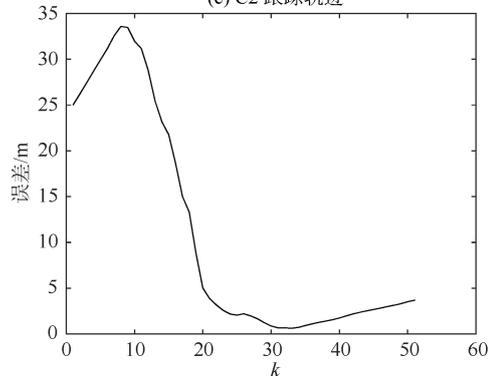
(a) C1 跟踪轨迹



(b) C1 跟踪误差



(c) C2 跟踪轨迹



(d) C2 跟踪误差

图6 跟踪结果

Fig. 6 Tracking results

的跟踪结果和反向运动舰船磁信号 C2 的跟踪结果。可以看出目标与传感器距离最近时, 跟踪误差都可以稳定在 5 m 以内。主要的误差来源于 2 个传感器的三轴指向不完全平行以及参考轨迹不完全准确。要进一步验证算法的性能, 可进行更精细化的合作目标固定轨迹实验。

由于实测地震动信号的方位估计角偏差过大, 引入后会降低算法性能。从本质上看, 地震动不能认为是直达波, 其传播机制具有多径效应, 另外受地形地质等因素影响很大, 所以多方位估计性能较差也在所难免, 地震动传播模型和场源模型还有待进一步研究。目前的测量数据和处理结果表明, 地震动信号适合作为一种远程探测信号。

4 结束语

铁磁性舰船目标运动过程中会产生磁、地震动等多物理场信号, 舰船目标的单一物理场所获取的信息量比较有限, 本文结合多节点测量的目标地震动和磁场信息, 提出了一种鲁棒的地震动-磁场信息融合的跟踪算法, 仿真实验表明算法能够有效降低异常观测值带来的影响, 另外双节点三分量磁场的信息比较完备, 地震动信息只能在磁信噪比较低的情况下改善跟踪的性能。

参考文献

- [1] 林春生, 龚沈光. 水雷引信系统设计原理[M]. 北京: 兵器工业出版社, 2013: 138-148.
- [2] 张宏欣, 周穗华, 张伽伟. 磁偶极子跟踪的渐进贝叶斯滤波方法[J]. 自动化学报, 2017, 43(5): 822-834.
- [3] WAHLSTRÖM N, CALLMER J, GUSTAFSSON F. Magnetometers for tracking metallic targets[C]// Information Fusion Conference. New York: IEEE, 2011.
- [4] BIRSAN M. Electromagnetic source localization in shallow waters using Bayesian matched-field inversion[J]. Inverse Problems, 2005, 22(1): 43.
- [5] 陈云飞, 吕俊军, 于泓. 航行舰船地震波及其在水中目标探测中的应用[J]. 舰船科学技术, 2005, 27(3): 62-66.
- [6] 马剑飞, 颜冰, 陈春行, 等. 基于 RI-ALE-MUSIC 的舰船地震波时频检测[J]. 振动与冲击, 2018(13): 224-228.
- [7] 鲍雪. 地震动引信信号检测和识别技术研究[D]. 沈阳: 沈阳理工大学, 2009.
- [8] FRIEDLANDER B. A passive localization algorithm and its accuracy analysis[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1987, 12(1): 234-245.
- [9] LO K W, FERGUSON B G. Broadband passive acoustic technique for target motion parameter estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 36(1): 163-175.
- [10] HUBER P. Robust estimation of a location parameter[J]. Annals of Mathematical Statistics, 1964, 35(2): 73-101.
- [11] KARLGAARD C D, SCHAUB H. Huber-based divided difference filtering[J]. Journal of Guidance Control & Dynamics, 2012, 30(3): 885-891.
- [12] 黄珏, 颜冰, 陈浩文. 集中式非线性抗差卡尔曼滤波算法研究[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(10): 2967-2969.

(责任编辑: 张曼莉)