

引用格式: 高原原, 王凯帅, 白立飞, 等. 基于先验知识的海上目标机动检测技术 [J]. 中国舰船研究, 2026, 21(2): 435-444.
GAO Y Y, WANG K S, BAI L F, et al. Maritime target maneuver detection based on the prior knowledge[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2026, 21(2): 435-444 (in Chinese).

基于先验知识的海上目标 机动检测技术



扫码阅读全文

高原原*, 王凯帅, 白立飞, 涂雯雁

中国船舶集团有限公司系统工程研究院, 北京 100094

摘要: [目的] 海上目标的被动探测数据常因位置信息误差大、航向随机多变等问题, 导致目标机动检测性能降低, 进而影响对目标运动趋势的分析。为提升海上目标机动检测能力, 提出一种基于先验知识的目标机动检测技术。 [方法] 通过固化专家经验引入两条先验知识: 目标航向机动前后有显著差异, 非机动期间的航向近似一致; 机动前后航向差异具有局部极值特征。定义航迹平滑度度量, 提出基于主成分分析(PCA)的航向机动评估因子计算方法, 并结合最大值滤波实现目标机动检测。 [结果] 仿真结果表明, 与主流的交互式多模型(IMM)算法及基于信息熵的算法相比, 采用所提方法检测得到的目标航向机动拐点更接近于真实拐点, 误检和漏检率最低, 且利用该方法提取的机动位置进行航迹压缩时, 与原航迹的距离误差最小。 [结论] 所提技术可有效提升海上目标机动检测的准确性与鲁棒性, 为海上目标行为分析及决策提供有力支持。

关键词: 海上目标; 目标机动检测; 航迹预测; 机动拐点识别; 主成分分析; 先验知识; 决策支持系统

中图分类号: U675.1; U675.6

文献标志码: A

DOI: 10.19693/j.issn.1673-3185.04339

0 引言

随着各种目标定位技术的发展, 现已基本形成了多层次的目标探测体系, 可准确识别和跟踪受到关注的海上目标, 最终以时空航迹的形式予以记录。时空航迹数据中蕴含大量规律性知识^[1], 对其挖掘有助于分析目标的规律, 预测目标的行为, 从而实现辅助决策^[2]。

海上目标机动检测得到的机动拐点可用于航迹数据分段, 进而能够在简化数据的同时保留航迹的重要特征^[3]。因此, 通过分析海上目标航迹的机动关键信息, 可以分析目标运动规律。海上目标机动主要体现在速度变化方面, 尤其速度方向的变化最为明显, 其在海上目标预测和行为分析等挖掘应用处理中具有重要地位。

机动检测主流方法包括: 基于航迹聚类的目标机动检测^[4-6]、基于交互式多模型(interacting multiple model, IMM)的目标机动检测^[7-8]、基于信息熵的目标机动检测^[9]。

对于基于航迹聚类的机动检测, 首先是将航迹划分为不同的线段, 将运动规律相似的航迹组成子集, 形成不同的航迹模式; 然后, 通过比较待

检测线段与其邻域中线段的航迹模式来判断是否存在目标机动。例如, 周培培等^[4]提出基于密度的聚类算法, 按运动的最小描述长度准则将航迹简化为有序线段, 再利用所提算法将线段分成不同的类别, 从而检测异常机动; 江玉玲等^[5]将航迹聚类方法应用于船舶自动识别系统(AIS)数据, 对该方法进行应用验证。然而, 因基于航迹聚类的机动检测运用的是航迹相似原理, 对采样冗余、位置误差大的航迹, 其效果不佳。

基于IMM模型的机动检测主要采用多个模型来描述目标运动状态, 通过运动参数连续变化或运动模式的随机突变分析, 得到目标的航向机动位置。传统的IMM模型是基于匀速模型和匀加速模型来实现的。曹静等^[8]在传统IMM模型的基础上, 引入机动因子并增加机动检测环节, 获得了目标航迹机动点。然而, 使用滤波器需要设置 Q 值来确定滤波器频率选择与时域响应速度, 使得基于IMM模型的滤波信息其机动检测难以同时兼顾快速机动检测性能和良好机动检测概率, 且每次检测到机动后, 滤波器需重新初始化, 导致滤波器重新收敛的时间因初始化而延长^[10]。因此, 该方法在对位置误差大、航向随机多变的

航迹进行目标机动检测时,容易出现滞后,效果仍然不佳。

基于信息熵的机动检测通过信息熵作为评判航迹特征点的指标,从航迹中提取关键机动点^[9]。然而,由于信息熵计算是建立在通过 k 聚类提取航向标签的前提下,因此该方法也难以有效地对航向随机多变的航迹进行目标机动检测。

综上,针对海上目标航迹位置误差大、目标航向随机多变的问题,本文拟通过固化专家经验,提出基于先验知识的海上目标机动检测技术。首先,在定义航迹平滑度的基础上,引入航向机动判断的两条先验知识;然后,基于先验知识约束,构建基于航向机动因子和最大值滤波的目标机动检测方法。

1 基于先验知识的海上目标机动检测

1.1 航迹平滑度量

鉴于海上目标在非机动状态下航迹不应有急转弯,因此本文引入了航迹平滑度来评价路径的转角情况。有一种有效的方法是,计算由前序航迹点 x_{k-1} 与当前位置 k 构成的向量,以及当前位置 k 与后序航迹点 x_{k+1} 构成的向量所形成的航向差角 β 予以评估,如图1所示。

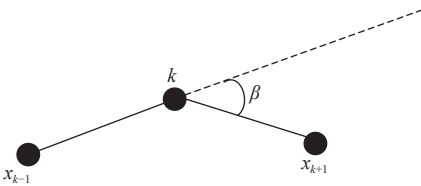


图1 航迹平滑度示意图

Fig. 1 Schematic diagram of trajectory smoothness

用于描述航迹平滑度的航向差角 A 取值范围为 $A = \beta (\beta \in [0^\circ, 180^\circ])$ 。航向差角越小,航迹越平滑,越接近直线运动。因此,通过航向差角的计算,可以粗略了解海上目标的每次运动是否存在较大的航向调整。

1.2 基于航向机动因子和最大值滤波的机动检测

1.2.1 算法思想

由于采集的目标航迹可能存在位置误差,仅利用相邻点进行航迹平滑度计算可能会形成误判。尤其当航迹位置误差较大、采样周期较短时,该误差的影响将更严重。如图2所示, $k-1$ 位置不是航向机动拐点,而 k 位置才是航向机动拐点。然而, $k-1$ 和 $k-2$ 连线与 k 和 $k-1$ 连线的航向差、 k 和 $k-1$ 连线与 $k+1$ 和 k 连线的航向差二者非常

接近。因此,当位置误差比较大时,不能简单地直接利用当前位置点与前后相邻航迹点连线形成的航向差来进行拐点检测。

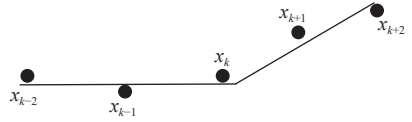


图2 目标航向机动示意图

Fig. 2 Schematic diagram of target course maneuver

鉴此,本文引入两条专家经验作为先验知识:

- 1) 目标航向机动前后的航迹点航向差异大,在非机动周期内,航迹点的航向近似;
- 2) 目标航向机动前后的航向差异具有局部极值的特征,即航迹中航向机动拐点位置总是使相邻两段子航迹之间的差异最大。

同时满足上述两条先验知识的航迹点位置即为航向机动拐点。

1.2.2 基于航向机动因子的机动拐点初筛

为减小位置误差带来的损失,并找到满足第1条先验知识的航迹点,不再使用两个相邻航迹连线作为航向,而是利用 p 个航迹点的估计航向来表示目标航向趋势。

估计航向指的是目标航行的总体运动方向,其可用航迹分布的主成分方向来表示。在主成分分析算法中,求解航迹数据分布的主成分方向时,所处理数据的协方差矩阵最大特征值对应的特征向量即为主成分矢量方向^[11]。因此,已观测的航迹协方差矩阵最大特征值对应的特征向量即为目标估计航向。具体求解方法如下:

- 1) 采用 (x,y) 二维数据表示航迹。 M 个航迹点组成的航迹矩阵 X 表示为

$$X = \begin{bmatrix} x_1, x_2, \dots, x_M \\ y_1, y_2, \dots, y_M \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $x = (x_1, x_2, \dots, x_M)$; $y = (y_1, y_2, \dots, y_M)$ 。

- 2) 计算航迹特征的主成分因子。求解 X 协方差矩阵 C 的特征值 λ 和对应的特征向量 μ :

$$C\mu = \lambda\mu \quad (2)$$

若有 N 个特征值 λ ,则每个 $\lambda_i (i = 1, 2, \dots, N)$ 对应一个特征向量 μ_i 。

- 3) 将特征向量 μ_i 按照对应的特征值 λ_i 从大至小进行排列,取第1个特征向量即为估计的目标航向。因此,每个航迹位置的航向机动因子大小可定义为

$$\delta_o = |\gamma_{o-1} - \gamma_{o+1}|, \quad o = p, p+1, \dots, M-p \quad (3)$$

式中: M 为航迹点数; o 为评估点位置; p 为计算

估计航向所需的航迹点数; γ_{o-1} 为评估点前 p 个航迹点(含评估点 o) 的估计航向; γ_{o+1} 为评估点 o 后 p 个航迹点(含评估点 o) 的估计航向; δ_o 为评估点 o 前后的估计航向变化, 即评估点 o 的航向机动因子, 其值越大, 表示该位置点前后航迹的航向机动越显著, 航迹越不平滑。

如图3所示, 通过设置航向机动因子筛选阈值为 15° , 可筛选出前后航迹的航向机动显著的位置点, 亦即拐点位置需满足条件1, 如式(4)所示。

$$L_1 = \text{loc}(\delta_o > t), o = p, p+1, \dots, M-p \quad (4)$$

式中: t 为航向的机动检测阈值; $\text{loc}(\cdot)$ 表示位置求取函数。航向机动因子大于航向机动检测阈值 t 的航迹位置集合 S_1 的数学表达式为

$$S_1 = \{q | \delta_o > t, q = p, p+1, \dots, M-p\} \quad (5)$$

式中, q 表示机动因子大于 t 的航迹位置。

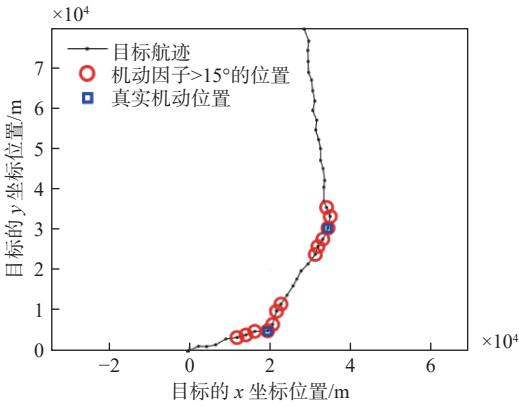


图3 基于航向机动因子的目标机动拐点初筛结果

Fig. 3 Heading-maneuver-factor-based pre-screening of target maneuver inflection points

1.2.3 基于最大值滤波的机动拐点定位

通过设置航向机动检测阈值, 筛选航迹的航向机动因子, 从而可大致确定目标航向机动位置的范围, 但不能获得机动位置的精确定位。其原因在于, 通过航向机动检测阈值筛选后的航向机动拐点会遍布真实拐点的周围, 并存在与之相近的若干混淆点。

如图3所示, 若将航向机动因子大于阈值的位置作为航向机动拐点, 将存在很多冗余点。鉴此, 本文采用第2条先验知识进一步筛选候选点。

首先, 定义最大值滤波为

$$\sigma_m = \max(\delta_{m-n}, \dots, \delta_m, \dots, \delta_{m+n}) \quad (6)$$

式中: σ_m 为对第 m 个机动因子进行最大值滤波后的值; n 为滤波窗口半径, 其中最大值滤波的窗口内航迹点所覆盖的时间最好小于一个机动周期。

因此, 航向机动拐点的位置需满足条件2:

$$L_2 = \text{loc}(\delta_j = \sigma_j) \quad (7)$$

式中, j 为遍历位置; 在位置求取函数 ($\text{loc}(\cdot)$) 的边界点滤波过程中, 可通过镜像边界值填充方法处理边界数据。满足机动前和机动后的航向差异具有局部极值特征的位置集合数学表达式为

$$S_2 = \{w | \delta_w = \sigma_w, w = p, p+1, \dots, M-p\} \quad (8)$$

然后, 结合两条先验知识, 航向机动拐点位置确定为

$$L = L_1 \cap L_2 \quad (9)$$

目标航迹机动检测算法伪代码如下:

输入: 航迹点 $X = \{(x_1, y_1); (x_2, y_2); \dots; (x_M, y_M)\}$, 估计航向计算参数 p , 最大值滤波参数 n , 机动检测阈值 t

输出: 求取的 s 个机动位置 $L \leftarrow \{(l_1, l_1), (l_2, l_2), \dots, (l_s, l_s)\}$

for i from $N+1$ to $M-N$ // i 为评估位置

$B \leftarrow X(:, i-p:i)$; // 评估点的前向 p 个航迹点

$h_b \leftarrow \text{pca}(B)$; // 前向 p 个点的估计航向

$F \leftarrow X(:, i:i+p)$; // 评估点的后向 p 个航迹点

$h_f \leftarrow \text{pca}(F)$; // 后向 p 个点的估计航向

$A_c \leftarrow \text{abs}(h_b - h_f)$; // 计算 i 位置前后航迹的航向差

$C[i] \leftarrow A_c$; // 将航向差记录到机动因子矩阵

end

$L_1 \leftarrow \text{loc}(C > t)$; // 找出机动因子大于机动阈值的位置

$C_m \leftarrow \text{max filter}(C, n)$; // 对机动因子矩阵进行最大值滤波

$L_2 \leftarrow \text{loc}(C_m == C)$; // 找到机动因子为局部极值的位置

$L \leftarrow \text{intersect}(L_1, L_2)$; // 对位置 L_1 和 L_2 求交集, 得到

机动位置估计结果, 实现目标机动检测

对图3案例所述最大值滤波进一步筛选后, 得到的航向机动拐点如图4所示。可见, 经最大值滤波后的结果更符合预期, 冗余点明显减少。

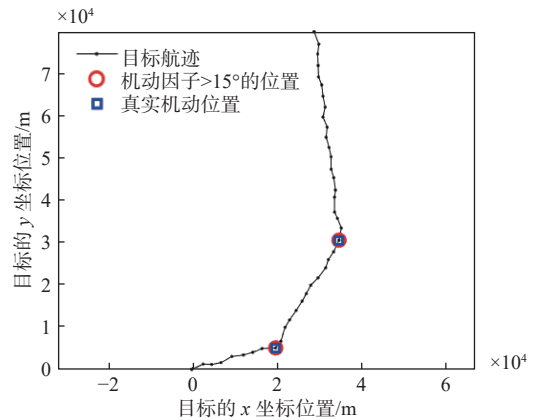


图4 目标航向机动拐点定位结果

Fig. 4 Localization results of target maneuver inflection points

2 参数设定分析

从上述分析可知, 机动位置的提取主要依赖

于航向差角的计算。因此,航迹位置误差引起的最大航向差,理论上小于航向机动检测阈值才能保证检测精度。如图5所示,虚线圆形区域中心为目标真实航迹点,虚框圆形区域为测量误差下可能采集到的目标观测位置。当只取前向2个航迹(含评估位置)时,基于主成分分析的航向估计方法退化为航迹平滑度量方法。图中, β 为位置误差所导致的最大航向差角。

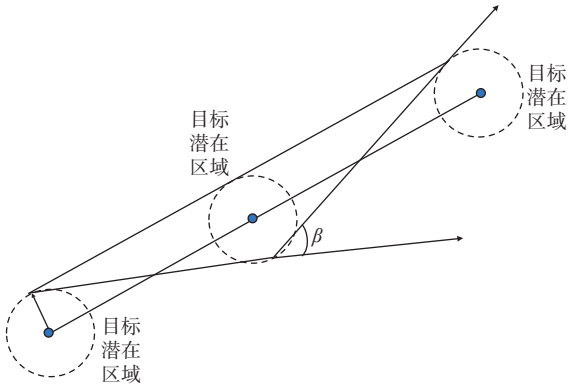


图5 位置误差引起的最大航向差角示意图

Fig. 5 Schematic diagram of maximum heading difference caused by position error

理论上,航迹位置误差引起的最大航向差小于航向的机动检测阈值才能够保证检测精度。若设目标观测位置最大误差为 ε ,目标速度为 v ,第1段和第2段航程时间为 t_1, t_2 时,则需满足

$$180 - \left(\arctan\left(\frac{vt_1}{2\varepsilon}\right) + \arctan\left(\frac{vt_2}{2\varepsilon}\right) \right) < t \quad (10)$$

可见,当目标的速度和采样间隔及位置误差可知时,可检测的最小机动值也可大致推算出。若等间隔采样时,即 $t_1 = t_2$,则需满足

$$180 - 2 \cdot \arctan\left(\frac{vt_1}{2\varepsilon}\right) < t \quad (11)$$

经变形后,有

$$\frac{\tan((180 - \delta)/2)}{v} < \frac{t_1}{2\varepsilon} \quad (12)$$

虽然上述各类检测方法都是通过增加抗噪能力来提升目标最小机动的检测性能(本文采用评估 σ 位置前后航迹段的估计航向差角),但仍会存在最小机动的检测极限。因此,上述可检测的最小机动值仍具有参考意义,并可作为检测极限的概略估算值。

3 实验分析

3.1 参数和场景设置

为验证本文所提方法的有效性,下文将通过

实验将所提方法与主流的IMM模型(算法)^[7]和基于信息熵的算法^[8]进行对比。

IMM模型采用多个卡尔曼滤波器进行并行处理,每一个滤波器对应不同的状态空间模型。IMM包括3个模型:第1个是非机动模型,即假定其系统扰动噪声方差为0;第2个和第3个模型为机动模型,即假定第2个模型的系统扰动噪声方差为 $Q_2 = 0.001I_{2 \times 2}$,第3个模型的系统扰动噪声方差为 $Q_3 = 0.00144I_{2 \times 2}$ 。控制这3个模型转换的马尔可夫链的转移概率矩阵为

$$P = \begin{bmatrix} 0.950 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.95 & 0.025 \\ 0.025 & 0.025 & 0.950 \end{bmatrix}$$

从第10次采样开始,采用IMM模型。设置各模型此刻概率分别为 $\mu_1 = 0.8, \mu_2 = 0.1, \mu_3 = 0.1$;速度累计窗口尺寸为11,航向机动检测阈值为0.8。

基于信息熵的算法引入信息熵作为评判航迹特征点的指标,通过 k 均值聚类提取航向类标签。因仅是验证航向机动检测方法的有效性,故实验过程中令航迹聚类个数 k 与真实机动次数一致,以避免提取类数偏小。熵阈值设为0.3。

本文方法的目标机动因子阈值设为 15° ,最大值滤波窗口半径设为5。

航迹生成方式:目标初始位置(0 km, 0 km),目标速度为16 kn,初始航向 15° ;航迹采集周期为5 min/次,每6~12个周期将随机选择是否改变航向;目标航向可随机选择向左或向右调整,航向可改变的角度范围为 $15^\circ \sim 45^\circ$ 。

根据第2节的参数设定分析,在目标航迹检测中,对于以最小机动周期30 min、最小航向差角 15° 作为目标机动的判定标准,目标航迹最大位置误差不应超过

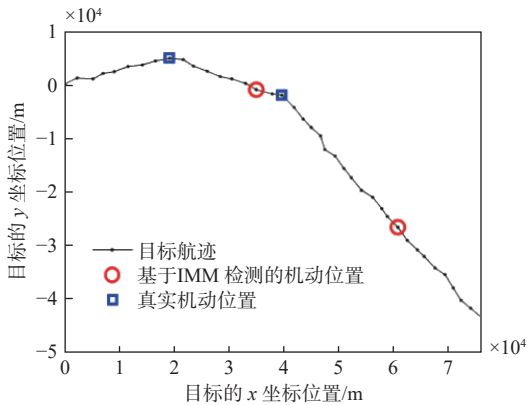
$$(16 \times 0.51444 \times 30 \times 60) / \tan((180 - 15)/2) \approx 975 \text{ m}$$

若航迹位置误差符合高斯分布,则该误差标准差近似值应小于 $975/3 = 325 \text{ m}$ 。本文实验仿真分为两种情况: $\sigma = 300 \text{ m}$ 和 $\sigma = 600 \text{ m}$ (σ 为航迹位置误差的高斯误差标准差)。其中,前者对应最佳适用范围情况,后者对应非最佳适用范围情况。

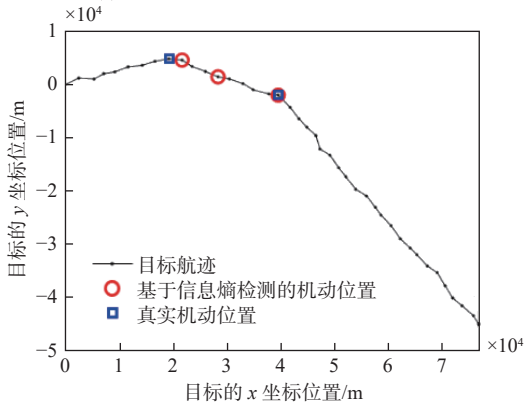
为验证本文方法的普适性,将航迹划分为3个等级:短航迹(0~100个航迹点)、中等航迹(100~200个航迹点)和长航迹(>200个航迹点)。

3.2 机动检测结果对比

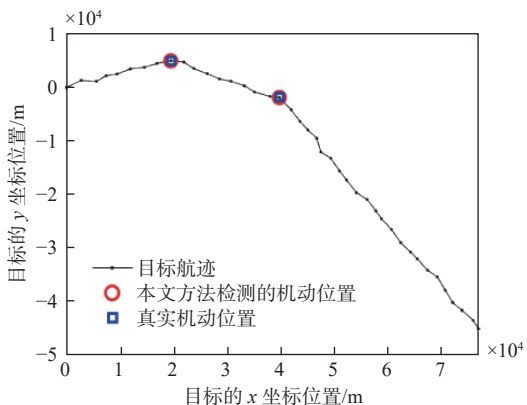
图6~图11所示为3种方法的短、中等、长航迹机动检测结果对比。从图中可以看出,在 $\sigma =$



(a) 航迹 1—基于 IMM 模型的机动检测结果



(b) 航迹 1—基于信息熵的机动检测结果



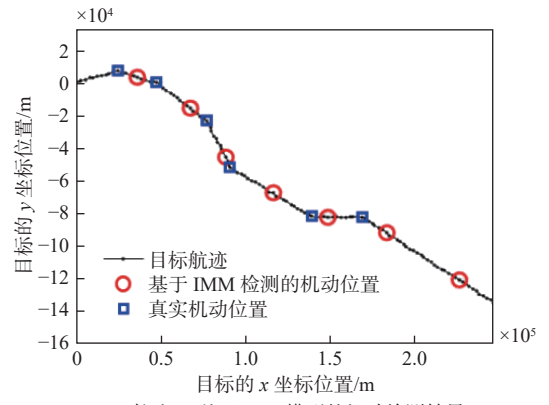
(c) 航迹 1—本文方法的机动检测结果

图 6 不同方法下短航迹的机动检测结果对比($\sigma = 300$ m)

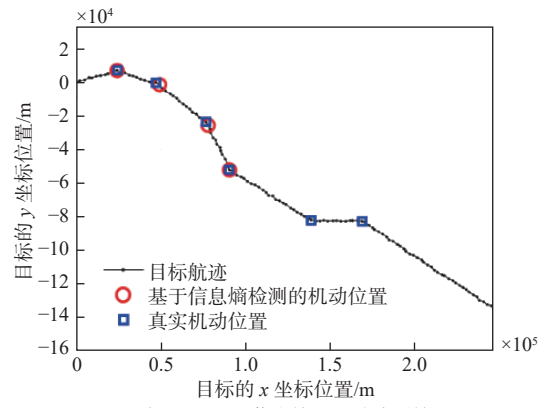
Fig. 6 Maneuver-detection comparison across methods for short-trajectories ($\sigma = 300$ m)

300 m 和 $\sigma = 600$ m 这两种标准差下, 本文方法与其他 2 种方法相比, 得到的目标机动检测位置均为最准确且误检、漏检最少。当参数设置为非最佳适用范围时, 本文方法仍可使用, 只是误检率会增高。

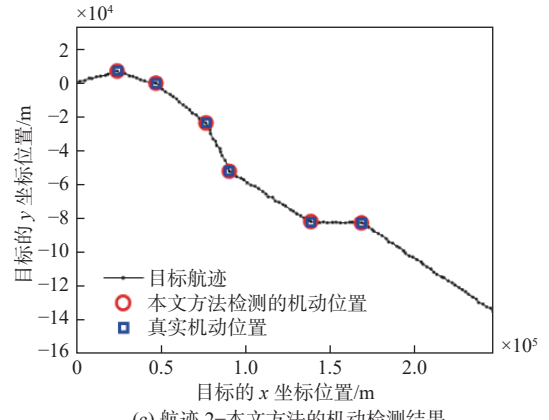
此外, IMM 模型由于累计速度的变化, 且每次检测到机动后, 滤波器需重新初始化, 导致检测结果与真实机动位置存在偏移, 对间隔较短的机动容易出现漏检。此外, 由于位置误差较大, IMM 模型的滤波并不能完全促使航迹变得平滑, 对速度方向误差的估计值也较大, 造成速度变化的累计误差, 进而导致误检。



(a) 航迹 2—基于 IMM 模型的机动检测结果



(b) 航迹 2—基于信息熵的机动检测结果



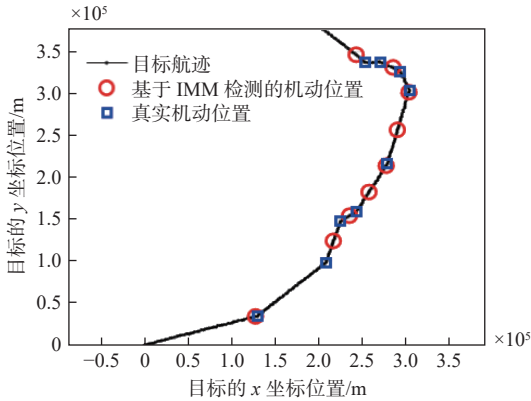
(c) 航迹 2—本文方法的机动检测结果

图 7 不同方法下中等航迹的机动检测结果对比($\sigma = 300$ m)

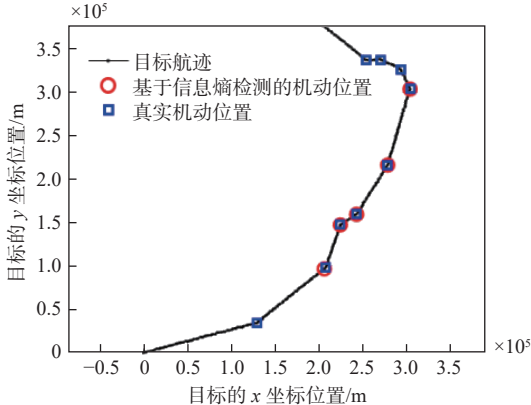
Fig. 7 Maneuver-detection comparison across methods for mid-trajectories ($\sigma = 300$ m)

基于信息熵的目标机动检测算法, 在分裂子航迹的熵小于熵阈值或分裂子航迹数量大于聚类阈值 k 时停止分裂。在目标航向随机摆动过程中, 相似航向反复出现导致航向出现变化的航迹占比较小, 导致航迹的信息熵较小, 进而出现漏检。如图 7(b) 所示, 两段相似航向的航迹段夹着一小段机动后的航迹, 机动位置出现漏检。另外, 由于所用方法通过 k 聚类获得类标签, 在位置航迹误差大的前提下, 航迹片段的航向误差也大, 很容易导致标签获取不准确。具体表现如下:

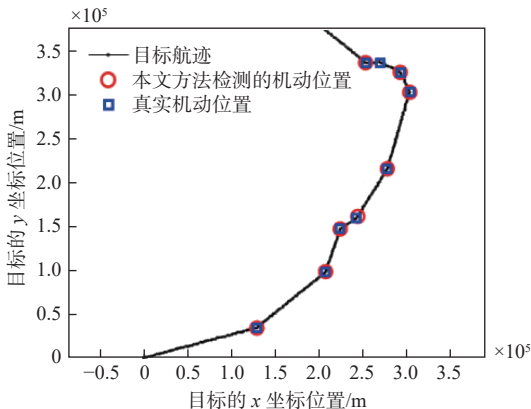
1) 航向差距小的可能被聚集成一类, 航迹信息熵变小, 导致机动较小的位置易出现漏检;



(a) 航迹 3—基于IMM 模型的机动检测结果



(b) 航迹 3—基于信息熵的机动检测结果



(c) 航迹 3—本文方法的机动检测结果

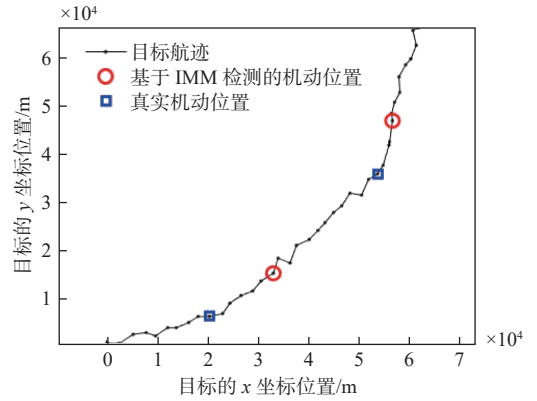
图 8 不同方法长航迹的机动检测结果对比($\sigma = 300$ m)Fig. 8 Maneuver-detection comparison across methods for long-trajectories ($\sigma = 300$ m)

2) 航向差距小的短航迹可能被误判为多个不同类别, 航迹信息熵变大, 导致误检。

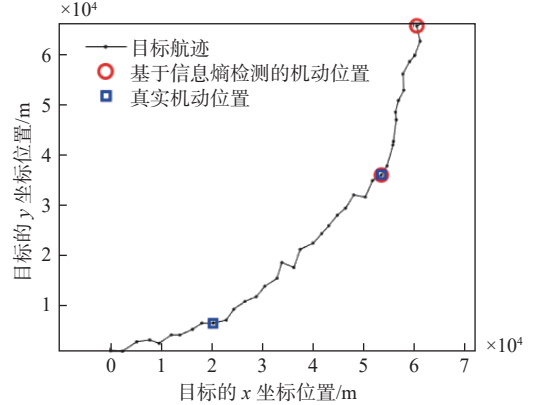
本文方法利用多点估计航向来逼近航行趋势, 可以减小位置误差带来的损失。另外, 采用极值法定位拐点, 可以最大程度地找到航迹特征点, 且效果最好。图 8(c) 中出现一处漏检, 这是因为该处的真实航迹存在接近航向机动检测阈值的航迹点, 受航迹位置误差影响, 采集得到的航迹点其机动因子小于该阈值。

3.3 航迹压缩结果对比

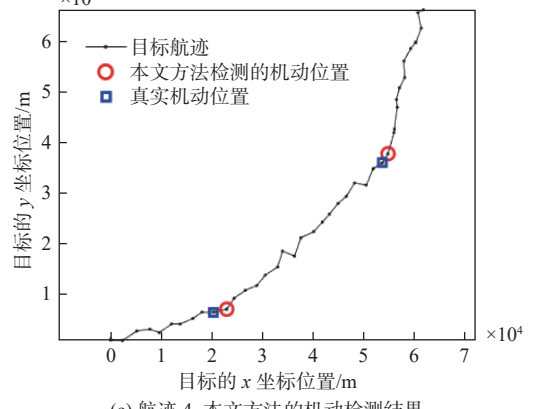
航向机动拐点的提取可实现航迹特征点的抽



(a) 航迹 4—基于IMM 模型的机动检测结果



(b) 航迹 4—基于信息熵的机动检测结果

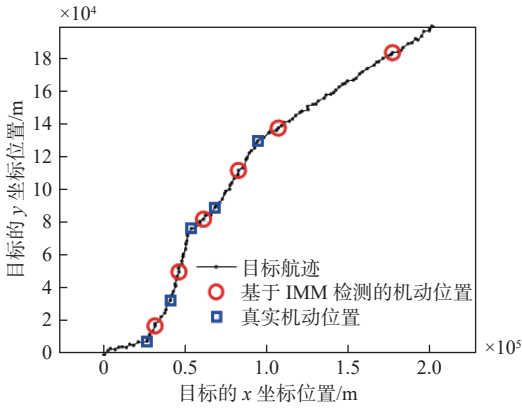


(c) 航迹 4—本文方法的机动检测结果

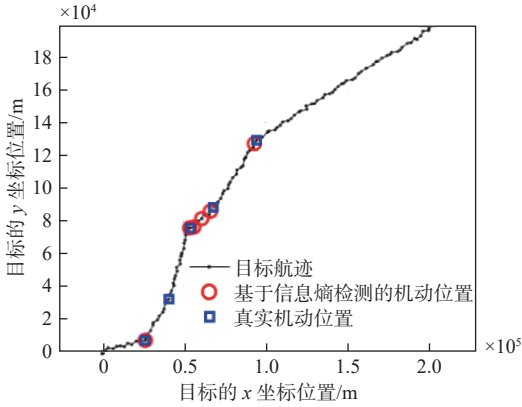
图 9 不同方法下短航迹的机动检测结果对比($\sigma = 600$ m)Fig. 9 Maneuver-detection comparison across methods for short-trajectories ($\sigma = 600$ m)

取, 为后续目标运动分析提供重要帮助。航向机动拐点所形成的航迹与原航迹误差越小, 表明压缩损失越小, 越能代表原航迹的运动特征。在几何形态误差度量中采用的典型方法是计算压缩前后的航迹特征点距离误差^[12]。该误差计算方法描述如下: 首先, 在压缩后的航迹上重建被压缩掉的冗余点位置; 然后, 计算压缩后对应两点之间的距离误差总和。距离误差 Dis_e 能够有效表征压缩前后航迹形态的变化。具体计算式为

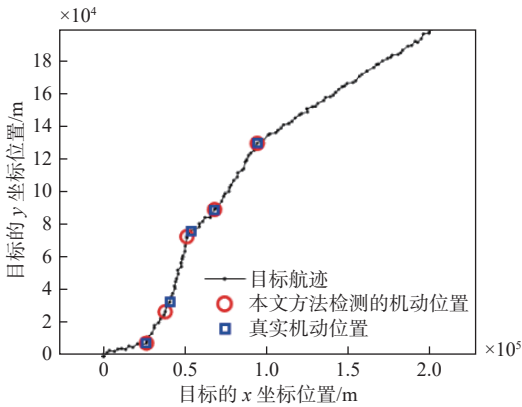
$$Dis_e = \sum_{i=1}^{n_{reb}} \sum_{j=1}^{m_{ori}} \text{dis}(p_{ori}^{ij}, p_{reb}^{ij}) / Z \quad (13)$$



(a) 航迹 5-基于 IMM 模型的机动检测结果



(b) 航迹 5-基于信息熵的机动检测结果

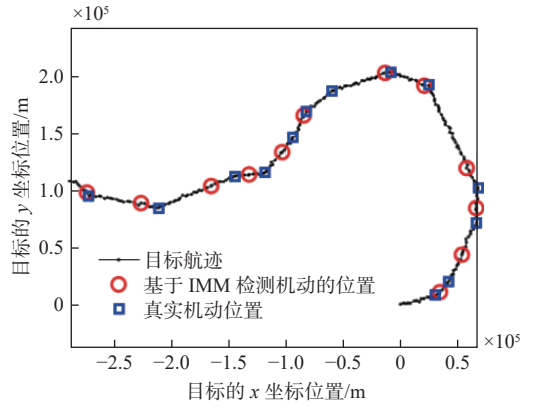


(c) 航迹 5-本文方法的机动检测结果

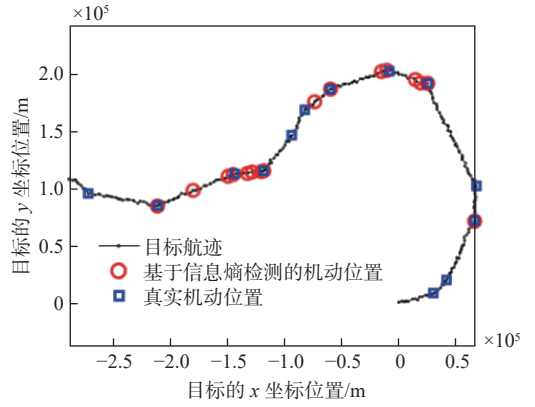
图 10 不同方法下中等航迹的机动检测结果对比($\sigma = 600$ m)
Fig. 10 Maneuver-detection comparison across methods for mid-trajectories ($\sigma = 600$ m)

式中: n_{reb} 为压缩后的航迹段数; m_{ori} 为原始航迹段中航迹点数; Z 为所有原始航迹段的总点数; p_{ori}^{ij} 为第 i 个原始航迹段中第 j 个点; p_{reb}^{ij} 为第 i 个压缩航迹段中重建的第 j 个点; $dis(\cdot)$ 表示两点之间的欧氏距离。

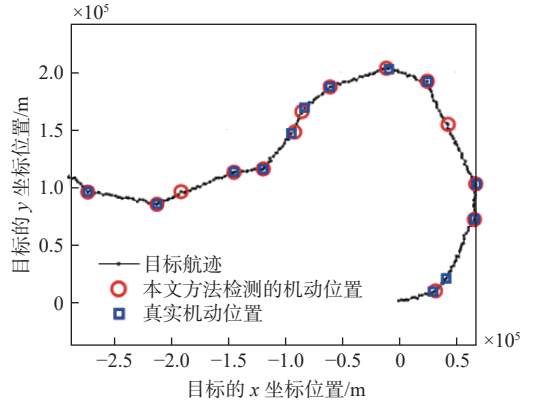
为证明这一点, 首先按照航迹生成方法随机生成航迹位置误差分别为 $\sigma = 300$ m 和 $\sigma = 600$ m 时的短、中等、长航迹各 100 条, 然后采用 IMM 模型、基于信息熵的算法和本文算法提取航向机动拐点, 并计算拐点形成的航迹与原航迹之间的距离误差的均值, 结果如表 1 所示。由表可见, 在所有种类的航迹中, 本文方法得到的航迹距离误差



(a) 航迹 6-IMM 模型的机动检测结果



(b) 航迹 6-基于信息熵的机动检测结果



(c) 航迹 6-本文方法的机动检测结果

图 11 不同方法下长航迹的机动检测结果对比($\sigma = 600$ m)
Fig. 11 Maneuver-detection comparison across methods for long-trajectories ($\sigma = 600$ m)

表 1 距离误差对比结果

Table 1 Comparison results of distance errors

σ/m	航迹等级	误差/m		
		IMM模型	基于信息熵的算法	本文算法
300	短航迹	1211.09	737.970	463.50
	中等航迹	1339.40	2279.620	547.72
	长航迹	2503.84	3239.330	1005.47
600	短航迹	1671.84	1181.922	973.93
	中等航迹	2621.60	2946.933	1058.74
	长航迹	2998.29	7734.528	1075.10

差均最低, 其中长航迹距离误差相对于短航迹距离误差增长最不明显, 鲁棒性强。

图 12~图 17 所示为不同算法获得的航迹距离误差散布对比。可见,随着航迹的延长,航向的随机变化增多,在误差大的情况下,基于信息熵的算法 k 均值聚类的类标签与真实的类标签容易出现不一致,导致航向机动拐点提取错误,

进而使得压缩航迹与原航迹距离误差大的情况增多;IMM 模型的航向机动拐点提取的滞后性使得误差远高于本文方法,且航迹越长,漏检和误检的点越多,导致压缩航迹与原航迹距离误差变大;本文方法的所有航迹距离误差均集中

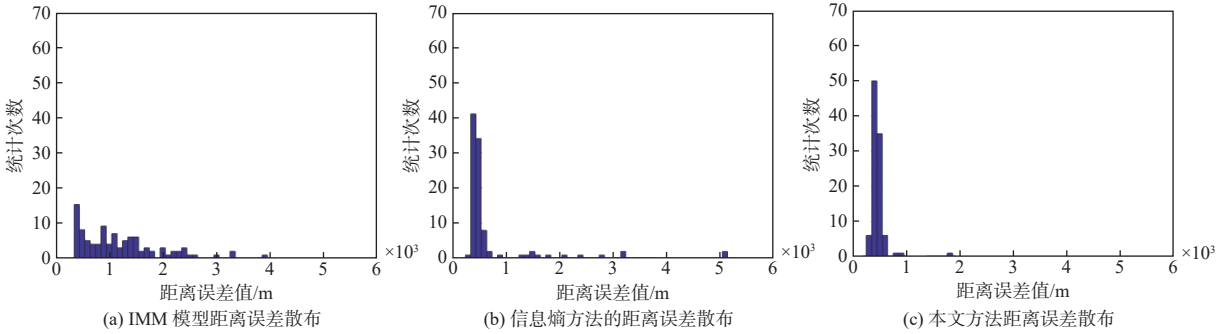


图 12 不同方法下短航迹的距离误差散布对比($\sigma = 300$ m)

Fig. 12 Distance-error dispersion comparison across methods for short-trajectories ($\sigma = 300$ m)

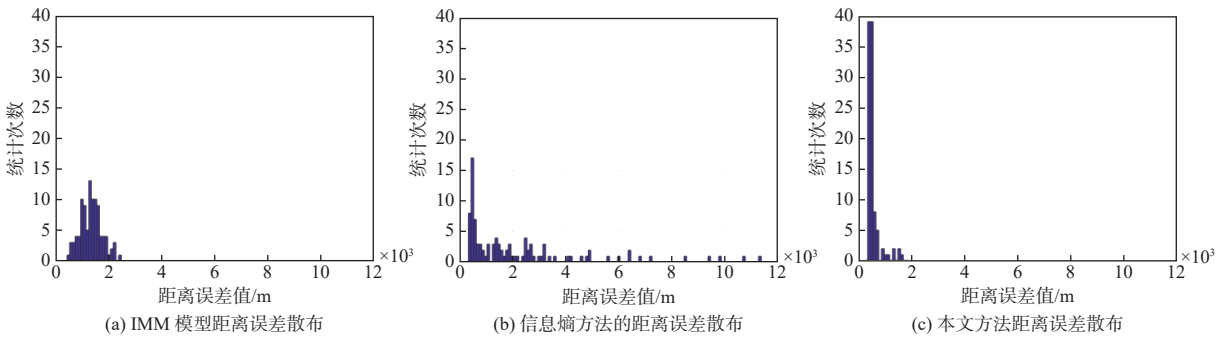


图 13 不同方法下中等航迹的距离误差散布对比($\sigma = 300$ m)

Fig. 13 Distance-error dispersion comparison across methods for mid-trajectories ($\sigma = 300$ m)

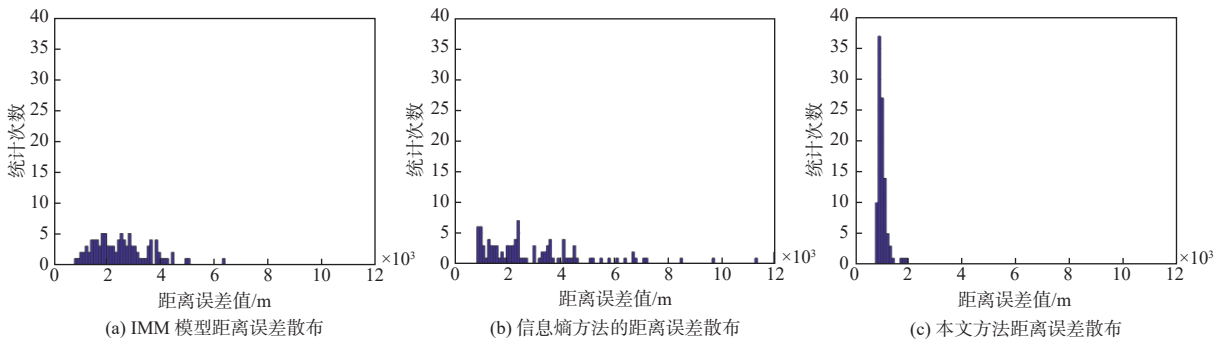


图 14 不同方法下长航迹的距离误差散布对比($\sigma = 300$ m)

Fig. 14 Distance-error dispersion comparison across methods for long-trajectories ($\sigma = 300$ m)

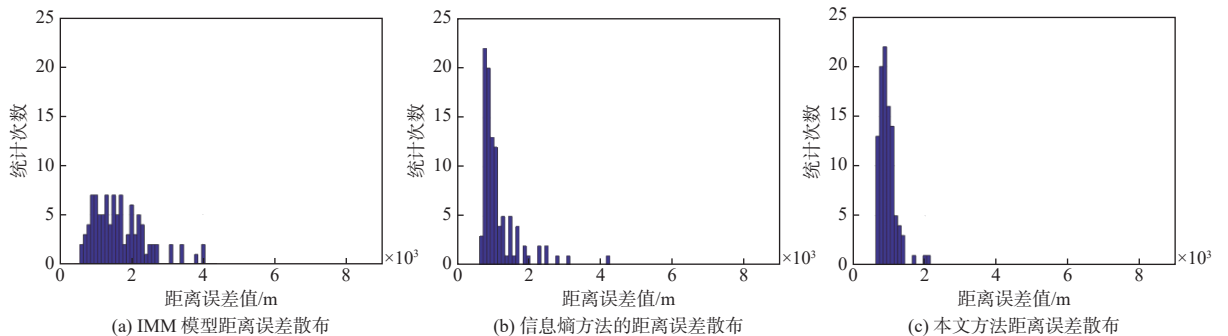
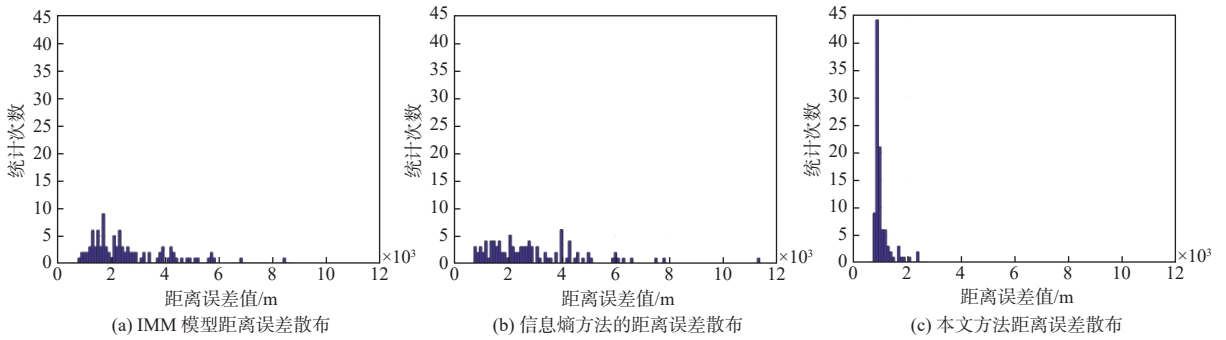
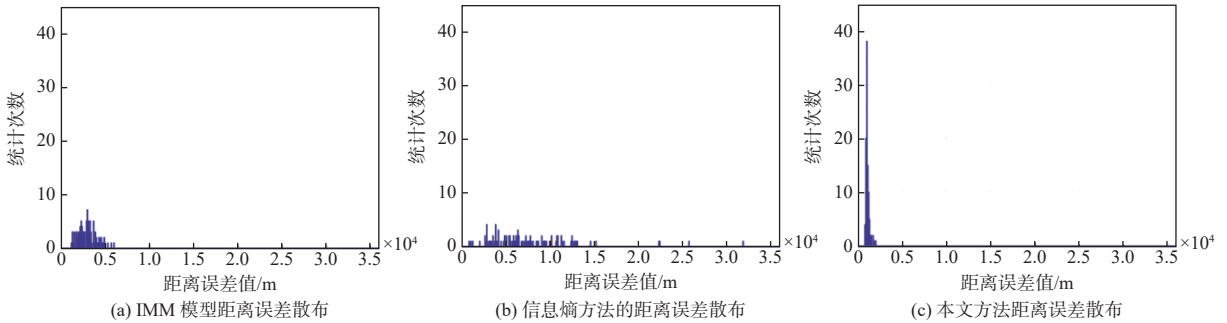


图 15 不同方法下短航迹的距离误差散布对比($\sigma = 600$ m)

Fig. 15 Distance-error dispersion comparison across methods for short-trajectories ($\sigma = 600$ m)

图 16 不同方法下中等航迹的距离误差散布对比($\sigma = 600 \text{ m}$)Fig. 16 Distance-error dispersion comparison across methods for mid-trajectories ($\sigma = 600 \text{ m}$)图 17 不同方法下长航迹的距离误差散布对比($\sigma = 600 \text{ m}$)Fig. 17 Distance-error dispersion comparison across methods for long-trajectories ($\sigma = 600 \text{ m}$)

于较小区间内,且未出现明显的区间扩散。

4 结论

本文针对海上被动探测目标的航迹位置误差大、目标航向随机多变的问题,提出了一种基于先验知识的海上目标机动检测方法,并进行了仿真验证。得到的主要结论如下:

1) 通过固化专家经验进行目标航向机动拐点的描述能够反映其真实特征,故有效性强;

2) 通过主成分分析得到目标的估计航向,在航迹位置误差大的情况下可用于逼近目标真实航向,进一步进行航向机动评估,故鲁棒性强;

3) 在先验知识指导下所形成的基于航向机动因子与最大值滤波的联合方法,其所提取的短航迹(0~100个航迹点)、中等航迹(100~200个航迹点)及长航迹(>200个航迹点)的目标机动拐点与主流的IMM模型和基于信息熵的算法相比,具备低误检率和漏检率的优势。

综上,本文所提方法参数设置简单,与主流方法相比,鲁棒性更强、结果更准确。

参考文献:

[1] 周羽,黄亮,周春辉,等. 基于轨迹特征图像深度学习的船舶时空行为分类识别方法[J]. 中国舰船研究, 2025, 20(2): 366–376.

ZHOU Y, HUANG L, ZHOU C H, et al. Classification and

recognition of spatio-temporal behavior of ships based on deep learning of trajectory feature images[J]. Chinese Journal of Ship Research, 2025, 20(2): 366–376 (in Chinese).

[2] MOHAN N, SINGLA R, KAUSHAL P, et al. Artificial intelligence, machine learning, and data science technologies: future impact and well-being for society 5.0[M]. Boca Raton: CRC Press, 2021.

[3] QI L, ZHENG Z Y. Vessel trajectory data compression based on course alteration recognition[J]. International Journal of Simulation: Systems, Science & Technology, 2016, 17(1): 5.1–5.8.

[4] 周培培,丁庆海,罗海波,等. 基于DBSCAN聚类算法的异常轨迹检测[J]. 红外与激光工程, 2017, 46(5): 0528001.

ZHOU P P, DING Q H, LUO H B, et al. Trajectory outlier detection based on DBSCAN clustering algorithm[J]. Infrared and Laser Engineering, 2017, 46(5): 0528001 (in Chinese).

[5] 江玉玲,熊振南,唐基宏. 基于轨迹段DBSCAN的船舶轨迹聚类算法[J]. 中国航海, 2019, 42(3): 1–5.

JIANG Y L, XIONG Z N, TANG J H. Ship trajectory clustering algorithm based on DBSCAN[J]. Navigation of China, 2019, 42(3): 1–5 (in Chinese).

[6] 何爱林,周德超,陈萍,等. 基于轨迹聚类的运动趋势分析[J]. 海军工程大学学报, 2017, 29(5): 103–107.

HE A L, ZHOU D C, CHEN P, et al. Cluster-based trajectory overall trend extraction[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2017, 29(5): 103–107 (in Chinese).

[7] 汤传贵,张珂,晁爱民,等. 一种基于位置误差检测门限

- 的机动目标跟踪算法[J]. 舰船电子工程, 2012, 32(1): 33–34, 88.
- TANG C G, ZHANG K, CHAO A M, et al. A maneuvering target-tracking algorithm based on the detecting threshold of position error[J]. Ship Electronic Engineering, 2012, 32(1): 33–34, 88 (in Chinese).
- [8] 曹静, 周茜, 冯燕来, 等. 基于机动检测的目标轨迹快速提取算法[J]. 指挥信息系统与技术, 2018, 9(3): 70–74.
- CAO J, ZHOU X, FENG Y L, et al. Target trajectory rapid extraction algorithm based on maneuver detection[J]. Command Information System and Technology, 2018, 9(3): 70–74 (in Chinese).
- [9] 杨家轩, 马令琪. 基于信息熵的船舶轨迹自适应分段压缩算法[J]. 上海海事大学学报, 2022, 43(2): 7–13, 73.
- YANG J X, MA L Q. An adaptive segmentation and compression algorithm of ship trajectory based on entropy of information[J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2022, 43(2): 7–13, 73 (in Chinese).
- [10] 范红旗, 王胜, 付强. 目标机动检测算法综述[J]. 系统工程与电子技术, 2009, 31(5): 1064–1070.
- FAN H Q, WANG S, FU Q. Survey of algorithms of target maneuver detection[J]. Systems Engineering and Electronics, 2009, 31(5): 1064–1070 (in Chinese).
- [11] 陈家豪, 刘钊, 张明阳, 等. 融合主成分分析与支持向量机的船舶异常行为识别方法[J]. 中国航海, 2023, 46(3): 126–134.
- CHEN J H, LIU Z, ZHANG M Y, et al. Identifying ship's abnormal behavior by using principal component analysis and support vector machine in combination[J]. Navigation of China, 2023, 46(3): 126–134 (in Chinese).
- [12] 梁明, 陈文静, 段平, 等. 轨迹压缩的典型方法评价[J]. 测绘通报, 2019(4): 60–64, 70.
- LIANG M, CHEN W J, DUAN P, et al. Evaluation for typical compression method of trajectory data[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(4): 60–64, 70 (in Chinese).

Maritime target maneuver detection based on the prior knowledge

GAO Yuanyuan*, WANG Kaishuai, BAI Lifei, TU Wenyan

China Shipbuilding Industry System Engineering Research Institute, Beijing 100094, China

Abstract: [**Objective**] The information obtained through forced detection is often inaccurate, and targets frequently change course unpredictably. This degrades the performance of target maneuver detection and hampers the analysis of the target motion pattern. Therefore, this paper proposes a detection method for maneuvering maritime targets based on prior knowledge. [**Method**] The method incorporates two types of prior knowledge derived from expert experience. The first is that significant differences in target heading occur before and after maneuvering, whereas the target heading remains relatively stable during non-maneuvering periods. The second is that the heading difference before and after maneuvering reaches a local extremum. The maneuvering point in the trajectory tends to maximize the heading difference between adjacent sub-trajectories. Based on the definition of trajectory smoothness metric, a calculation method is proposed to calculate the course maneuver evaluation factor based on principal component analysis (PCA). This factor enables preliminary screening of potential maneuvering points. In order to find trajectory points that satisfy the second prior knowledge, a maximum filtering-based maneuvering point screening method is proposed. [**Results**] Simulation results show that, compared with the mainstream interactive multiple model (IMM) algorithm and information entropy-based algorithm, the target maneuver inflection points detected by the proposed method are closer to the actual inflection points, with the lowest false detection rate and missed detection rate. Moreover, when track compression is performed using the maneuver positions extracted by this method, the distance error relative to the original track is minimized. [**Conclusion**] The findings confirm the superiority of the proposed algorithm, which can effectively improve the accuracy and robustness of target maneuver detection and provide strong support for target behavior analysis and operational decision-making at sea.

Key words: maritime targets; target maneuver detection; track prediction; maneuver inflection point recognition; principal component analysis (PCA); prior knowledge; decision support systems