

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.03.001

船舶轨迹异常检测方法研究进展*

周世波^{1,2} 徐维祥¹

(1. 北京交通大学 交通运输学院 北京 100044; 2. 集美大学 航海学院 厦门 361021)

摘要:近年来,异常检测技术在分析和利用船舶轨迹数据中扮演着越来越重要的角色,已经成为航海领域的一个热点研究方向。船舶轨迹的异常检测旨在利用相关的异常检测算法,研究船舶个体或群体的行为特征,发现隐藏在其中的船舶异常行为模式或船位。主要从船舶位置和行为方面分析了船舶异常行为的概念和分类,综述了船舶轨迹异常检测的方法,评述了各方法在船舶轨迹异常检测中应用的优点和不足,讨论了船舶轨迹异常检测存在的问题和面临的挑战。

关键词:船舶轨迹;异常检测;研究进展

中图分类号: U676.1;TN99 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.60

Research progress on anomaly detection in vessel tracking

Zhou Shibo^{1,2} Xu Weixiang¹

(1. School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
2. Navigation College, Jimei University, Xiamen 361021, China)

Abstract: In recent years, anomaly detection plays a more and more important role in the analysis and utilization of vessel trajectory data, and has become a hot research direction in the field of navigation. The aims of detecting abnormal vessel trajectory are to study the behavioral characteristics of individuals or groups vessel and find traffic patterns and traffic characteristics hidden inside. The concept and classification of abnormal behavior of vessels are analyzed mainly from the aspects of ship position and behavior, the recent theoretical research progress in detecting abnormal vessel trajectory is summarized, the advantages and disadvantages of each method used are reviewed, and the problems and challenges in the detection of abnormal vessel trajectory are discussed finally.

Keywords: vessel trajectory; anomaly detection; research progress

1 引言

海洋运输是国际、国内商品交换中最重要的运输方式之一,货物运输量占全部货运量的90%以上^[1]。随着我国国内和对外贸易的快速发展,特别是在近年来在“一带一路”的战略构想下,海上贸易的关注逐渐升温,投入海洋运输的船舶数量越来越多,由此带来一个不可避免的问题就是,在沿海和港口水域船舶交通流密度越来越大,并且部分船舶不按照规定的航路航行,造成沿海和港口水域通航安全形势也越来越严峻,如长江“东方之星”

翻船事故^[2]、韩国“岁月”号沉船事故^[3]等,造成大量人员伤亡和财产损失,并且引起了社会的广泛关注。因此,如何利用船舶轨迹数据,分析船舶交通流特性,监控船舶的异常行为,为相关主管部门监管船舶航行动态,保障船舶航行安全,提供决策支持,具有重要的意义。

船舶自动识别系统(automatic identification system, AIS)是目前获取船舶轨迹数据的一种主要设备,随着AIS在船上的广泛应用和强制安装(所有300t及以上的国际航行船舶,和500t及以上的非国际航行船舶,以及所有客船,应按配备1台AIS设备),船舶轨迹数据的获取越来越便捷,大量的船舶轨迹数据是海事监管和船舶

收稿日期:2016-12 Received Date: 2016-12

* 基金项目:国家自然科学基金(61672002,61272029,41501490)、福建省自然科学基金(2016J01243)、福建省教育厅基金(JA14182)、集美大学李尚大基金(ZC2011018)资助项目

交通流分析的主要数据源,而异常船舶轨迹的检测是船舶监管和船舶个体或群体行为分析的一项重要内容,其目的是发现潜在的异常船舶行为,为海事安全监管和决策提供支持服务。

本文根据船舶轨迹数据的特点,系统介绍和评述了船舶轨迹异常检测方法的研究进展,讨论了船舶轨迹异常检测面临的挑战。

2 船舶异常行为的概念

异常检测是数据挖掘的基本任务之一,检测方法和应用领域的不同,对异常的定义也不尽相同,例如,从异常检测的算法对异常进行定义,那么异常是既不属于聚类,又不属于背景噪声的点,其行为与正常的行为有很大的不同。从聚类算法的角度对异常定义,那么异常是聚类嵌于其中的背景噪声^[4]。Hawkins^[5]的定义抓住了异常概念的精髓:“异常是数据集中使人怀疑是由不同的机制产生的一个观察数据”。从这些定义可以看出,为了检测、判断异常行为,必须首先知道什么是正常行为,然后才可以根据正常行为的标准来检测异常行为^[6]。

对于船舶轨迹异常的定义,张树波等人^[6]认为船舶异常行为就是根据输入的船舶运动相关数据对船舶的航速、航向、航迹进行分析,判断该船的运动是否符合正常的航行活动规律,Lane 等人^[7]根据船舶 AIS 数据,将船舶轨迹异常分为偏离正常航路、船舶 AIS 的异常活动、船舶到港异常、船舶间距离异常和禁航区异常 5 类。Laxhammar^[8]认为船舶异常行为是指船舶非正常偏离航道、航向,突然加速、减速,出现在不该进入的区域等,这些行为往往与走私、醉驾、碰撞、劫持、海盗、恐怖主义等相关。

从以上相关学者对船舶异常行为的定义可以看出,不同的专家、学者根据其研究侧重点的不同,有不同的定义方式。总体来说,可以分为 3 类:1) 船位异常,即船舶轨迹的空间位置位于与船舶特征或环境不相匹配的水域,例如深吃水的船舶出现在水深不足的水域,船舶轨迹出现在禁航区等;2) 船舶行为的异常,即船舶在某一水域的操纵行为与其他船舶的操纵行为有较大的偏差,不符合良好船艺的做法,例如在锚地水域航速明显大于其他锚泊船舶;3) 船舶轨迹聚集异常,即一些船舶轨迹整体偏离了正常的航路,例如一些船舶在进出港时不按照规定的航道航行,而从航道外认为安全的“捷径”航行。

3 船舶轨迹异常检测方法

如何从船舶轨迹数据中识别异常的船舶轨迹位置或船舶异常行为,是船舶轨迹异常检测的核心问题,大量的

研究工作都是围绕这个问题展开的。按照检测方法来分,主要可以分为基于统计、基于聚类、基于分类、基于神经网络和可视化 5 类检测方法。

3.1 基于统计学的船舶轨迹异常检测

统计学方法是最早应用于异常检测的一种方法,它通常需要假设给定的数据服从一个随机过程,然后用不一致检测识别异常,正常数据出现在该随机模型的高概率区域中,而低概率区域中的数据是异常点。

Kraiman 等人^[9]利用多传感器跟踪和监视器提出了一种异常检测处理器,该处理器采用自组织神经网络 (self-organizing maps, SOM) 算法和高斯混合模型 (Gaussian mixture model, GMM) 算法实现对异常船舶轨迹的检测。处理器的输入信息包括船舶类型、速度、位置、报告时间和船首向,以及相关环境信息,如潮汐、风速和风向等,输出主要为综合考虑船舶轨迹数据中各属性的异常船舶轨迹。Kraiman 等人用相对很简单的策略来实现复杂的船舶轨迹异常检测问题,但是,采用 SOM 算法需要用户输入初始的权值矩阵,参数选择不当会导致网络收敛时间过长,甚至难以达到收敛的状态。

Laxhammar 结合贪心最大期望 (expectation maximization, EM) 算法和 GMM 算法对船舶的正常行为建模,如果一艘船舶轨迹的位置不符合该模型,就将该船舶看作异常船舶。在模型中,EM 算法用于估计高斯分布的参数,由于经典 EM 算法对初始化参数的选取非常敏感,本文采用 EM 算法来优化参数估计。该方法利用瑞典某水域一周的船舶轨迹数据用于训练,进行参数估计,用另外一周的船舶轨迹数据来分析船舶位置、速度、航向的异常。其定性分析表明,船舶最显著的异常行为是横穿航道的行为以及对遇局面交汇时最近会与距离过小。图 1 所示为检测到的横穿主航路的异常轨迹(图中红线)。该方法在船舶密度较低的时候效果较好,一旦水域船舶密度过大,其应用就会受到限制。Ristic 等人^[11]提出了一种统计非参数的方法来分析港口和航道中船舶的运动模式,采用自适应核密度估计得到船舶轨迹的概率密度函,船舶轨迹的正常运动模式从历史船舶轨迹数据中提取出来,并由此构建船舶轨迹异常检测器,检测船舶异常的输入参数包括核的类型、平滑参数和阈值,其中阈值是区分船舶正常模式和异常的决定性参数,输出为分类的结果(船舶轨迹的正常模式和异常模式)。

甄荣等人^[12]以船舶 AIS 信息为数据源,利用统计学中曲线拟合的最小二乘法对训练集船舶轨迹点进行拟合,得到船舶典型航行轨迹的数学表达模型,以此作为标准,通过计算监控船舶轨迹点与典型轨迹间的距离是否大于典型轨迹 95% 置信区间的范围,对轨迹异常的船舶进行识别。

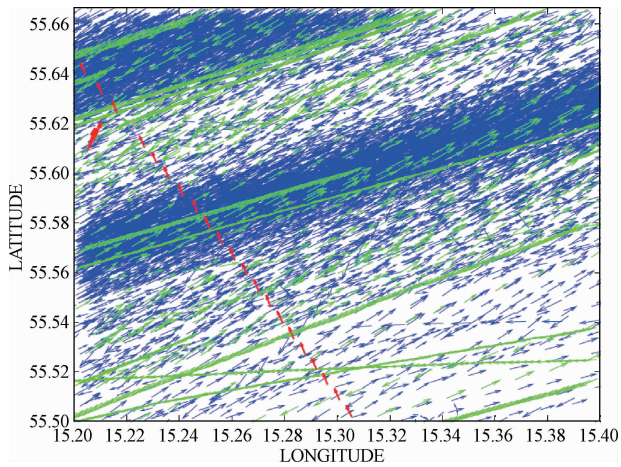


图1 采用GMM算法检测船舶异常轨迹

Fig. 1 Abnormal vessel trajectory detected by GMM algorithm

贝叶斯网络是另一类基于统计学的异常检测方法,已经被广泛应用于异常行为检测^[13-18]。许多学者也将贝叶斯网络用于在船舶轨迹异常检测方面。Helldin等人^[19]将贝叶斯网络的推理能力用于协助船舶交通管理人员对船舶的监管,分析海上交通异常行为。本文的重点是从贝叶斯网络的输出结果中发现和建立合适的解释。Lane等人^[7]给出了船舶异常行为的定义和达到异常标准的概率,然后利用贝叶斯网络,结合各类异常行为的概率函数,计算船舶航行危险的总体概率。Johansson等人^[20]从模拟数据中学习贝叶斯网络的结构,构建异常检测器,其流程如图2所示。本文用这种模型成功地检测出部分异常航迹。Mascaro等人采用实际的船舶轨迹数据来训练贝叶斯网络,考虑到影响船舶正常/异常行为的因素较多,本文将天气、时间、船舶之间的交互通信等一些其他的信息增加到数据集中,形成动态的和静态的贝叶斯网络模型,随后采用两种方法进行模型的训练,实际应用表明,经过训练的模型能很容易修正和检验。结合动态和静态模型的建模方法,提高了贝叶斯网络的覆盖范围,能够完成船舶轨迹的异常检测^[21-22]。Castaldo等人^[23]提出了一种基于动态贝叶斯网络的船舶异常检测方法,利用港口水域系泊船舶以及正常航行船舶的轨迹建立该区域中船舶正常行为的模型,利用瞬时拓扑图将水域划分为不同形状和尺度的区域,在每个区域内分析船舶的行为,对于新到达该港口水域的船舶,将其行为与存储在网络中的正常行为进行比对、匹配,如果在网络中找不到相匹配的历史船舶行为,则该船舶的行为认定为异常行为。贝叶斯网络是将概率统计应用于复杂领域进行不确定性推理和数据分析的工具,具有强大的不确定性问题处理能力,它通过条件概率来度量事件发生的可能性,其优点在于它容易被非专业人员理解,能够处理数据缺失的问题,也可以将专家的知识嵌入到模型中。但

是,由于这类方法需要确定网络中所有节点和边的先验概率,如何在海量数据的基础上有效地构建贝叶斯网络模型,仍然是一个需要深入研究的问题。

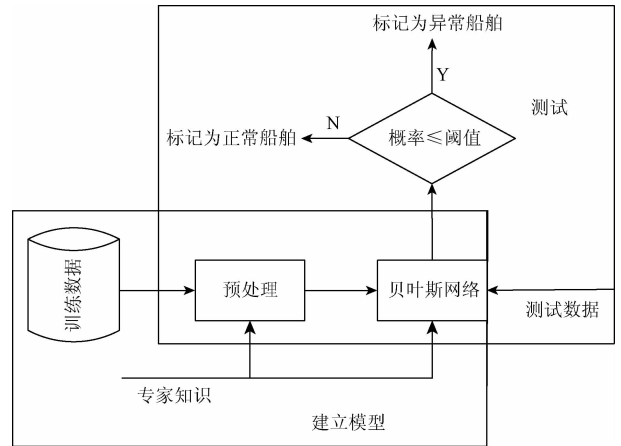


图2 基于贝叶斯网络的异常检测器框架

Fig. 2 Overview of the anomaly detector

采用统计学的方法检测船舶的异常行为,其有效依赖于对给定的船舶轨迹数据所作的统计模型假设是否成立。其优点是统计学方法具有坚实的理论基础,当存在充分的船舶轨迹数据和所用的检测类型知识时,检测结果非常有效。缺点是计算开销依赖于所建立的模型,在使用简单的参数模型(如高斯模型)时,拟合参数所需要的时间是线性的,但是,使用复杂的模型(如混合模型)时,确定最佳参数值通常需要多次迭代,比较耗时。

3.2 基于聚类的异常检测

聚类是根据数据或模式相似度原则进行数据集聚的一种方法,目的是使得属于同一类别的个体之间的差别尽可能的小,而不同类别上的个体间的差别尽可能的大,通过聚类,人们能够识别密集的和稀疏的区域,从而发现全局的分布模式,以及数据属性之间的关系。而异常是与其他的数据或模式不一致的数据或行为,异常检测是发现不与其他对象强相关的对象,因此,可以将聚类用于异常检测。基于聚类的异常检测可以看作是无监督学习的一种形式。在船舶轨迹的异常检测方面,聚类是一种常用的方法^[24-27],其基本思想是根据船舶轨迹的位置数据或运动模式(如航向、船速、转向点等),采用某种聚类算法,实现船舶轨迹或运动模式的聚类,将聚类结果作为正常的模式,其他偏离聚类结果的位置或运动模式,看作船舶的异常行为。

Le等人^[28]采用聚类和轨迹分割的方法,利用正常的船舶历史轨迹数据对轨迹数据聚类,然后用马尔科夫链建立正常船舶运动的数学模型用于船舶异常行为的检测和预测,该方法对开阔水域的船舶异常行为检测有较好的效果。Pallotta等人^[29]考虑到船舶轨迹数据量大,并且

轨迹数据是在不断更新,可能使得原有的聚类结果与新的数据不匹配的问题,对 DBSCAN (density-based spatial clustering of applications with noise) 算法进行了改进,采用增量 DBSCAN 对船舶轨迹数据中的转向点进行聚类,提取正常的船舶轨迹,远离正常轨迹的即为异常轨迹。Osekowska 等人^[30-32]综合考虑船舶位置、船速、航向等因素,将势场的概念应用于船舶正常轨迹模式的提取,实现正常船舶轨迹的聚类,其他偏离正常轨迹聚集区域的,认定为异常的船舶轨迹。Dahlbom 等人^[33]对按照遵守规则航行船舶的轨迹的位置信息进行聚类,构建船舶习惯航路,其他偏离习惯航路的船舶即为异常船舶。

采用聚类的方法进行船舶轨迹的异常检测,需要先找出轨迹聚集的簇,而不属于任何簇的轨迹被检测为异常轨迹,这是一种有效的方法,但是也存在两个问题:1) 如果在对船舶轨迹进行聚类时采用原始数据,那么,不属于任何轨迹聚集簇的轨迹可能是噪声;2) 计算开销大,一般来说,异常的船舶轨迹的数量要远远小于正常的轨迹的数量,在找出异常轨迹之前,先处理大量的正常轨迹,需要花费大量的时间或内存开销,计算代价大。

3.3 基于分类的异常检测

基于分类的方法是一种常用的异常检测方法,如果训练数据具有类标号,则异常检测可以看作是分类问题,其基本思想是训练一个可以区分“正常”数据和异常数据的分类模型。为提高检测效果,一般采用一类模型进行异常检测,即构建一个仅描述正常类的分类器,不属于正常类的数据属于异常数据。

支持向量机 (support vector machine, SVM)^[34]是一种对线性和非线性数据进行分类的一种监督学习算法,它从有标号的训练数据集中建立学习函数,已经广泛应用于状态监测、过程控制、故障诊断、通信等领域的异常检测^[35-39]。对于异常检测来说,如果测试数据落在学习生成的区域之外则为异常点。

Handayani 等人^[40-41]采用 SVM 算法对船舶轨迹进行分类,在此基础上发现船舶的异常行为。基于 SVM 的船舶轨迹异常检测分为两个步骤:模型训练和异常检测两个阶段,模型训练采用原始的 AIS 数据建立分类模型,异常检测阶段采用处理以及没处理过的船舶轨迹原始数据评估上述模型的性能。试验步骤如下:1) 采用可视化的方法将船舶轨迹数据分为正常的和异常的两个数据库;2) 将这两个数据库各分为两个部分;3) 将正常轨迹数据的一部分和异常轨迹数据的一部分混合,用于训练数据集;4) 采用 SVM 对训练数据进行分类,得到精确的训练数据集;5) 将剩下的正常轨迹数据和异常数据混合,作为测试数据。文献采用马来西亚巴生港 3 个月的船舶轨迹数据试验,结果表明,采用 SVM 作为分类方法来识别船舶的异常行为,能够发现诸如船舶水域中心随意的航行

行为、异常停车、在航路中做旋回运动、偏离航路等,在船舶轨迹异常检测中取得了良好的效果。

采用 SVM 算法进行船舶轨迹异常检测可以在有限的轨迹数据情况下,获得令人满意的检测效果,但是 SVM 的性能很大程度上要受到惩罚因子和核函数类型及参数选择等因素制约,更多是根据个人经验进行选择 and 设置,对最终的分类结果又较大影响,从而影响到异常检测的结果。

3.4 基于神经网络的异常检测

人工神经网络的主要任务是学习现实世界中内嵌的模型,使得所建立的模型与真实世界具备高度一致性,以实现相关应用的特定目标,在异常检测领域得到了成功的应用^[42-47]。

在船舶轨迹异常检测领域,Rhodes 等人^[48]在 Carpenter 等人^[49-50]提出的一种称之为 ARTMAP 神经网络模型基础上,构建了一种模糊 ARTMAP 神经网络分类器,采用船舶轨迹训练出表征船舶正常行为的模型,当新的船舶轨迹数据输入时,与已经训练的船舶行为模型进行对比,判断是否为异常行为。判断的标准是由人工设置一个距离阈值作为警戒级别,距离阈值越大,异常程度就越严重,警戒的级别就越高,当警戒级别超过事先设置的阈值,工作人员就会得到一个船舶异常行为的报警信息。该方法的优点是可以自动发现船舶的异常行为,并且在保留已经训练得出的船舶正常行为情况下,根据环境的变化,连续动态学习,得出新的船舶正常行为模型,但是,由于警戒级别阈值由人工设置,因而对于船舶异常行为的认定带有为主观因素。

Bomberger 等人^[51]提出了一种基于关联神经网络的非监督增量学习算法,利用船舶当前的位置、速度和航行信息预测它未来的位置,一旦船舶实际出现的位置与预测的位置不一致,就认为是异常的船舶轨迹。由于这种算法中的位置信息是用分割好的网格来刻画的,其预测效果受到网格分辨率的影响,针对该问题,Rhodes 等人^[52]采用多尺度的方法来提高分析和预测效果。

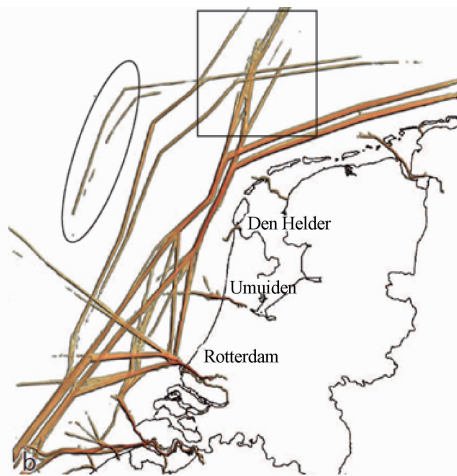
3.5 基于可视化方法的异常检测

可视化是对抽象数据使用计算机支持的、交互的、可视化的表示形式以增强认知能力,通过图形呈现数据中隐含的信息和规律^[53],在数据挖掘领域中得到了广泛的应用^[54-58]。船舶轨迹的异常检测是从大量的轨迹数据中发现位置或行为异常的船舶,一般需要依赖相关的算法和技术,这可能使得决策者难以理解和应用。采用可视化方法辅助船舶轨迹异常检测过程,可以使用户更加直观和高效地洞悉船舶轨迹数据背后的信息和知识,从而发现异常的船舶位置或船舶行为模式。

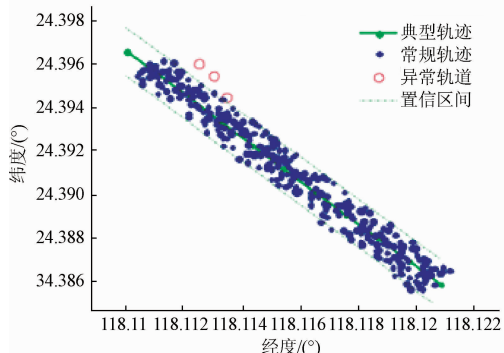
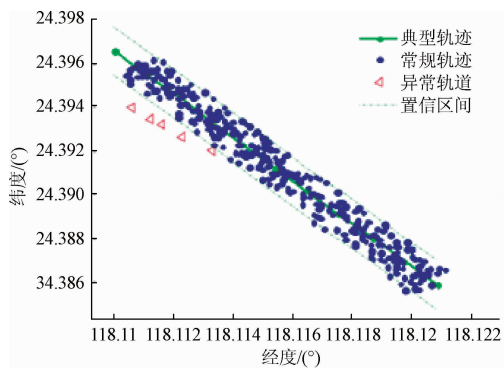
密度图是一种比较直观的船舶轨迹异常可视化检测

方法, Roeland 等人^[59]采用密度图的方法来可视化船舶轨迹中相关属性数据, 根据船舶交通流密度提取航路, 偏离主航路的轨迹可认为是异常轨迹, 如图 3(a) 所示, 图中椭圆内轨迹为偏离正常航路的异常轨迹。采用密度图的方法进行船舶轨迹异常检测的一个不足就是如果某一船舶在合适时环境和情况的条件下, 没有按照高密度航路航行, 可能会被误认为是异常。为避免了此类情况的发生, Riveiro^[60]利用 SOM 算法提取船舶正常行为模型, 采用 GMM 算法构建船舶轨迹异常检测器, 并借助可视化分析中的交叉验证功能来增强异常船舶行为实时检测的可信度, 以可视化的方法显示异常船舶, 如图 3(b) 所示。采用聚类的方法提取船舶轨迹的正常模型, 再采用可视化的方法显示异常船舶轨迹是另外一种常用的船舶轨迹异常检测可视化方法, 甄荣^[14]、Pallotta^[31]等采用该方法实现船舶轨迹异常的可视化, 如图 3(c) 和 (d) 所示。而 Handayani^[43]、则采用分类的方法对异常的船舶轨迹进行可视化显示, 如图 3(e) 所示。

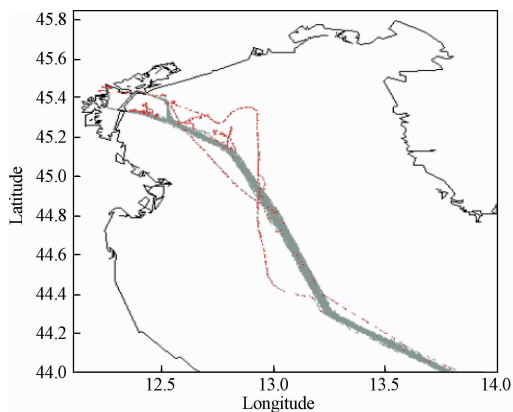
船舶轨迹数据包含着空间和时间属性, 数据量大且维度高。一般来说, 异常船舶轨迹是船舶轨迹数据中的一小部分, 从大量的、高维船舶轨迹数据中找出少量的异



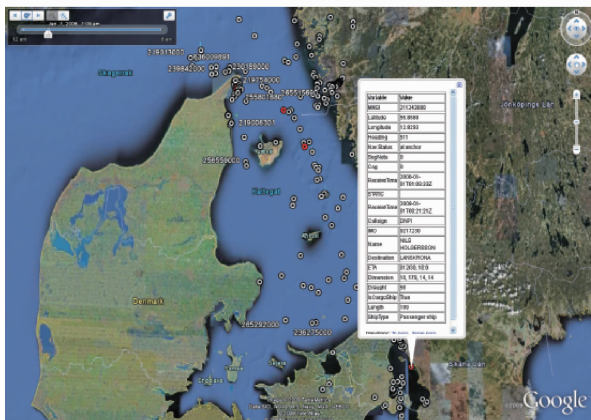
(a) 基于密度图的船舶轨迹异常可视化



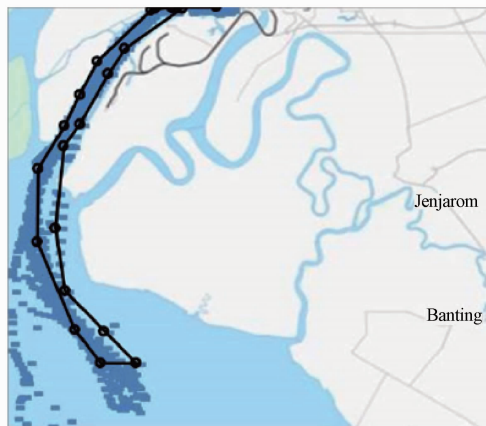
(c) 基于统计学聚类的船舶轨迹异常可视化



(d) 基于密度聚类的船舶轨迹异常可视化



(b) 基于SOM和GMM算法的船舶异常可视化



(e) 基于分类的船舶异常可视化

图3 船舶轨迹异常可视化

Fig. 3 Visualization of abnormal vessel trajectory

常数据,分析起来难度很大,采用可视化技术检测异常船舶轨迹,可以直观地呈现轨迹数据,根据实际需要从多方面分析船舶异常行为,但是,船舶轨迹数据是高维时空数据,具有数量大,噪声高的特点,因此,如何利用可视化技术展示船舶轨迹的更多属性、快速处理海量数据仍然是需要亟待解决的问题。

4 问题与挑战

近年来,船舶轨迹异常检测方法得到很大的发展,涌现出了一些有代表性的方法,取得的成果也令人鼓舞,但是,由于船舶轨迹数据维数高,数据量大,海上背景环境复杂,对船舶轨迹的异常研究还远未成熟,仍有诸多问题需要进一步探索,主要表现在如下几个方面。

1) 忽视自然条件的影响。目前的研究对船舶通航环境如风、流、潮汐等考虑较少,忽视了自然条件对船舶航行的影响,而在实际航行过程中,由于受风、流等自然条件的影响,船舶的实际航线或操纵行为与无风、流影响下的航行和操纵有较大区别,因此,在进行船舶轨迹异常检测时,可能会将船舶在受自然条件影响下的船舶航行轨迹误认为异常的轨迹。因此,如何在异常检测中结合自然条件对船舶航行的影响是值得进一步研究的问题。

2) 忽视背景的影响。船舶在海上并非一个单独的个体,其航行轨迹与海上碍航物、水深、码头位置等背景条件有着很强的相关性,如何表达这些相关性,结合这些强相关的背景进行船舶轨迹异常检测,仍然是一个开放性问题。

3) 船舶轨迹数据不可靠的问题。船舶轨迹数据是时空数据,不确定性是时空数据的固有特征。船舶轨迹数据产生过程中,在人工输入、信息传输、传感器数据采集、存储等环节可能会出现误差或错误的的数据,同时,一些船舶在违规航行情况下,可能会临时关闭 AIS 系统,这将给船舶轨迹的异常识别带来很大的困难。

4) 大数据的挑战。随着船舶自动识别系统在船上的广泛应用,对船舶轨迹数据的获取越来越便捷,数据量也呈爆炸式增长,大量在较小的数据规模下可行的船舶轨迹异常检测技术在面临大规模数据时将无能为力。因此,如何从海量的船舶轨迹数据中检测出少量的异常轨迹,是研究人员不得不面对的问题。

5 结论

船舶轨迹异常检测已经成为近年来航海领域的研究热点问题,从海量船舶轨迹数据中检测出异常的轨迹,可为海上船舶监管、航路规划等提供决策支持。本文分析

了船舶异常行为的概念和种类,综述了船舶轨迹异常检测的发展背景、研究进展和关键技术,讨论了存在的问题与挑战。目前船舶轨迹异常检测尚处于初步研究阶段,仍然存在许多基础问题值得去探索和思考,期望本文介绍能为同行学者提供一定的参考。

参考文献

- [1] VESPE M, VISENTINI I, BRYAN K, et al. Unsupervised learning of maritime traffic patterns for anomaly detection [C]. 9th IET Data Fusion & Target Tracking Conference (DF&TT 2012): Algorithms & Applications, 2012: 1-5.
- [2] MENG Z, YAO D, BAI L, et al. Wind estimation around the shipwreck of Oriental Star based on field damage surveys and radar observations [J]. Science Bulletin, 2016, 61(4) :330-337.
- [3] 吴亚军. “岁月号”沉没原因探讨 [J]. 南通航运职业技术学院学报, 2014, 13(3) :24-26.
WU Y J. Research on the causes of the “SEWOL” accident [J]. Journal of Nantong Vocational & Technical Shipping College, 2014, 13(3) :24-26.
- [4] 梁亚声, 徐欣. 数据挖掘原理、算法与应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2014.
LIANG Y SH, XU X. Principles, Algorithms and Applications of Data Mining [M]. Beijing: Machinery Industry Press, 2014.
- [5] HAWKINS D. Identification of Outliers [M]. London: Chapman and Hall, 1980.
- [6] 张树波, 唐强荣. 基于 AIS 数据的船舶异常行为检测方法 [J]. 人工智能与机器人研究, 2015, 4(4) : 23-31.
ZHANG SH B, TANG Q R. Abnormal vessel behavior detection based on AIS data [J]. Artificial Intelligence and Robotics Research, 2015, 4(4) : 23-31.
- [7] LANE R O, NEVELL D A, HAYWARD S D, et al. Maritime anomaly detection and threat assessment [C]. 3th Conference on Information Fusion (FUSION), IEEE, 2010: 1-8.
- [8] LAXHAMMAR R. Anomaly detection for sea surveillance [C]. 11th International Conference on Information Fusion, IEEE, 2008: 1-8.
- [9] KRAIMAN J B, AROUH S L, WEBB M L. Automated anomaly detection processor [C]. AeroSense 2002, International Society for Optics and Photonics, 2002: 128-137.
- [10] RISTIC B, SCALA B L, MORELANDE M, et al. Statistical analysis of motion patterns in AIS data: Anomaly detection and motion prediction [C]. 11th International Conference on Information Fusion, IEEE,

- 2008; 1-7.
- [11] 甄荣, 邵哲平, 潘家财, 等. 基于统计学理论的船舶轨迹异常识别[J]. 集美大学学报: 自然科学版, 2015, 20(3): 193-197.
- ZHEN R, SHAO ZH P, PAN J C, et al. A study on the identification of abnormal ship trajectory based on statistic theories[J]. Journal of Jimei University: Natural Science, 2015, 20(3): 93-197.
- [12] MUDA Z, YASSIN W, SULAIMAN M N, et al. K-means clustering and naive bayes classification for intrusion detection[J]. Journal of IT in Asia, 2016, 4(1): 13-25.
- [13] SAADA M, MENG Q. An efficient algorithm for anomaly detection in a flight system using dynamic bayesian networks [C]. International Conference on Neural Information Processing. Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 620-628.
- [14] 刘浩然, 吕晓贺, 李轩, 等. 基于 Bayesian 改进算法的回转窑故障诊断模型研究[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(7): 1554-1561.
- LIU H R, LV X H, LI X, et al. A study on the fault diagnosis model of rotary kiln based on an improved algorithm of Bayesian[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(7): 1554-1561.
- [15] TYLMAN W. Anomaly-based intrusion detection using Bayesian networks[C]. 3rd International Conference on Dependability of Computer Systems, DepCos-RELCOMEX'08, IEEE, 2008: 211-218.
- [16] CANSADO A, SOTO A. Unsupervised anomaly detection in large databases using Bayesian networks[J]. Applied Artificial Intelligence, 2008, 22(4): 309-330.
- [17] LOY C C, XIANG T, GONG S. Detecting and discriminating behavioural anomalies [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(1): 117-132.
- [18] HELLDIN T, RIVEIRO M. Explanation methods for bayesian networks: Review and application to a maritime scenario [C]. Proceedings of the 3rd Annual Skövde Workshop on Information Fusion Topics, 2009: 11-16.
- [19] JOHANSSON F, FALKMAN G. Detection of vessel anomalies-a bayesian network approach [C]. 3rd International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information, IEEE, 2007: 395-400.
- [20] MASCARO S, KORB K B, NICHOLSON A E. Learning abnormal vessel behaviour from ais data with bayesian networks at two time scales [J]. Tracks a Journal of Artists Writings, 2010: 1-34.
- [21] MASCARO S, NICHOLSON A E, KORB K B. Anomaly detection in vessel tracks using Bayesian networks[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2014, 55(1): 84-98.
- [22] CASTALDO F, PALMIERI F A N, BASTANI V, et al. Abnormal vessel behavior detection in port areas based on dynamic bayesian networks [C]. 17th International Conference on Information Fusion (FUSION), IEEE, 2014: 1-7.
- [23] PORTNOY L, ESKIN E, STOLFO S. Intrusion detection with unlabeled data using clustering [C]. In Proceedings of ACM CSS Workshop on Data Mining Applied to Security 2001: 5-8.
- [24] LAXHAMMAR R. Artificial intelligence for situation assessment [D]. Stockholm: Royal Institute of Technology, 2007.
- [25] KRAIMAN J B, AROUH S L, WEBB M L. Automated anomaly detection processor [C]. Aero Sense 2002, International Society for Optics and Photonics, 2002: 128-137.
- [26] RHODES B J, BOMBERGER N A, SEIBERT M, et al. Maritime situation monitoring and awareness using learning mechanisms [C]. MILCOM 2005-2005 IEEE Military Communications Conference, 2005: 646-652.
- [27] LE GUILLARME N, LEROUVREUR X. Unsupervised extraction of knowledge from S-AIS data for maritime situational awareness [C]. 16th International Conference on Information Fusion (FUSION), IEEE, 2013: 2025-2032.
- [28] PALLOTTA G, VESPE M, BRYAN K. Vessel pattern knowledge discovery from AIS data: A frame work for anomaly detection and route prediction [J]. Entropy, 2013, 15(6): 2218-2245.
- [29] OSEKOWSKA E, CARLSSON B. Learning maritime traffic rules using potential fields [C]. International Conference on Computational Logistics. Berlin: Springer International Publishing, 2015: 298-312.
- [30] OSEKOWSKA E, AXELSSON S, CARLSSON B. Potential Fields in Modeling Transport over Water [M]. Berlin: Springer International Publishing, 2015: 259-280.
- [31] OSEKOWSKA E, JOHNSON H, CARLSSON B. Grid size optimization for potential field based maritime anomaly detection [C]. 17th Meeting of the EURO Working Group on Transportation, 2014: 720-729.
- [32] DAHLBOM A, NIKLASSON L. Trajectory clustering for coastal surveillance [C]. 10th International Conference on Information Fusion, IEEE, 2007: 1-8.
- [33] BOSER B E, GUYON I M, VAPNIK V N. A training algorithm for optimal margin classifiers [C]. Proceedings of the 5th Annual Workshop on Computational Learning

- Theory, ACM, 1992: 144-152.
- [34] 何静, 刘林凡, 张昌凡, 等. 参数优化的支持向量机机车车轮状态检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1709-1717.
HE J, LIU L F, ZHANG CH F, et al. Parameter optimization of support vector machine for locomotive wheel state detection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30 (11): 1709-1717.
- [35] 项前, 徐兰, 刘彬, 等. 基于粗糙集与支持向量机的加工过程异常检测[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(9):2467-2474.
XIANG Q, XU L, LIU B, et al. Processing anomaly detection based on rough set and support vector machine[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(9):2467-2474.
- [36] 焦卫东, 林树森. 整体改进的基于支持向量机的故障诊断方法 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36 (8): 1861-1870.
JIAO W D, LIN SH S. Overall-improved fault diagnosis approach based on support vector machine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36 (8): 1861-1870.
- [37] SHANG W, LI L, WAN M, et al. Industrial communication intrusion detection algorithm based on improved one-class SVM [C]. World Congress on Industrial Control Systems Security (WCICSS), IEEE, 2015: 21-25.
- [38] 刘敬, 谷利泽, 钮心忻, 等. 基于单分类支持向量机和主动学习的网络异常检测研究[J]. 通信学报, 2015, 36(11):136-146.
LIU J, GU L Z, NIU X X, et al. Research on network anomaly detection based on one-class SVM and active learning [J]. Journal on Communications, 2015, 36(11):136-146.
- [39] HANDAYANI D O D, SEDIONO W, SHAH A. Anomaly detection in vessel tracking using support vector machines (SVMs) [C]. International Conference on Advanced Computer Science Applications and Technologies (ACSAT), IEEE, 2013: 213-217.
- [40] HANDAYANI D O D, SEDIONO W, SHAH A. Identification of vessel anomaly behavior using support vector machines and bayesian networks[C]. International Conference on Computer and Communication Engineering (ICCCE), IEEE, 2014: 258-261.
- [41] HACHAJ T, OGIELA M R. Application of neural networks in detection of abnormal brain perfusion regions[C]. Neurocomputing, 2013, 122: 33-42.
- [42] DE LA HOZ E, DE LA HOZ E, ORTIZ A, et al. PCA filtering and probabilistic SOM for network intrusion detection[C]. Neurocomputing, 2015, 164: 71-81.
- [43] WANG S, HUANG Y, LI L, et al. Wind turbines abnormality detection through analysis of wind farm power curves[C]. Measurement, 2016, 93: 178-188.
- [44] 孙建平, 王逢瑚, 胡英成. 基于声发射和神经网络的木材受力损伤过程检测[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(2): 342-347.
SUN J P, WANG F H, HU Y CH. Damage process testing of wood under loads based on acoustic emission and neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(2):342-347.
- [45] ZHAI X, APPIAH K, EHSAN S, et al. A method for detecting abnormal program behavior on embedded devices[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2015, 10(8): 1692-1704.
- [46] 杨青川, 杨青, 姚鑫, 等. 基于移动窗 FICA 和 SOM 方法的心动异常诊断[J]. 南京理工大学学报, 2013, 37(4): 530-535.
YANG Q CH, YANG Q, YAO X, et al. Diagnosis of abnormal echocardiography based on moving window FICA and SOM [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2013, 37(4): 530-535.
- [47] RHODES B J, BOMBERGER N A, SEIBERT M, et al. Maritime situation monitoring and awareness using learning mechanisms [C]. MILCOM 2005-2005 IEEE Military Communications Conference, 2005: 646-652.
- [48] CARPENTER G A, GROSSBERG S, REYNOLDS J H. ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of non-stationary data by a self-organizing neural network[J]. Neural networks, 1991, 4(5): 565-588.
- [49] CARPENTER G A, GROSSBERG S, MARKUZON N, et al. Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps[J]. IEEE Transactions on neural networks, 1992, 3(5): 698-713.
- [50] BOMBERGER N A, RHODES B J, SEIBERT M, et al. Associative learning of vessel motion patterns for maritime situation awareness [C]. International Conference on Information Fusion. 2006:1-8.
- [51] RHODES B J, BOMBERGER N A, ZANDIPOUR M. Probabilistic associative learning of vessel motion patterns at multiple spatial scales for maritime situation awareness[C]. 10th International Conference on Information Fusion, IEEE, 2007:1-8.
- [52] 任磊, 杜一, 马帅, 等. 大数据可视分析综述[J]. 软

- 件学报, 2014, 25(9):1909-1936.
- REN, DU Y, MA SH, et al. Visual analytics towards big data [J]. Journal of Software, 2014, 25(9): 1909-1936.
- [53] 汪飞, 张繁, 吴斐然, 等. 面向多源城市出行数据的可视化查询模型[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016 28(1):25-31.
- WANG F, ZHANG F, WU F R, et al. A Visual query model for multi-source urban mobility data[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016 28(1):25-31.
- [54] VON LANDEBERGER T, BRODKORB F, ROSKOSCH P, et al. Mobility graphs: Visual analysis of mass mobility dynamics via spatio-temporal graphs and clustering[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2016, 22(1): 11-20.
- [55] 邵超, 张啸剑. 基于通勤时间距离的流形聚类与可视化[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(8): 1757-1767.
- SHAO CH, ZHANG X J. Manifold clustering and visualization with commute time distance[J]. Journal of Computer Research and Development, 2015, 52(8): 1757-1767.
- [56] CABAN J J, GOTZ D. Visual analytics in healthcare-opportunities and research challenges[J]. Journal of the American Medical Informatics Association, 2015, 22(2):260-262.
- [57] CHEN V Y, RAZIP A M, KO S, et al. Multi-aspect visual analytics on large-scale high-dimensional cyber security data [J]. Information Visualization, 2015, 14(1): 62-75.
- [58] ROELAND S, NIELS W, HUUB V D W, et al. Composite density maps for multivariate trajectories[J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2011, 17(12): 2518- 2527.
- [59] RIVEIRO M J. Visual analytics for maritime anomaly detection[D]. Sweden: University of Skövde, 2011.

作者简介



Zhou shibo

received his B. Sc. degree in 2003 from navigation college of Jimei university, received his M. Sc. degree in 2005 from Shanghai Maritime university, now, he is a Ph. D. candidate in Beijing Jiaotong University and a associate professor in Jimei University. His main research interests include data mining, system analysis and integration.



Xu Weixiang

(Corresponding author) received his M. Sc. degree in 1993 from Dalian University of Technology, received his Ph. D. degree in 2000 from Beijing Jiaotong university, now he is a professor and Ph. D. supervisor in Beijing Jiaotong University. His main research interests include data mining and cloud computing.

周世波, 2003 年于集美大学航海学院获得学士学位, 2005 年于上海海事大学获得硕士学位, 现为北京交通大学博士研究生、集美大学航海学院副教授, 主要研究方向为数据挖掘、系统分析与集成。

E-mail: jmusailor@163.com

徐维祥(通讯作者), 1993 年于大连理工大学获得硕士学位, 2000 年于北京交通大学获得博士学位, 现为北京交通大学教授、博士生导师, 主要研究方向为数据挖掘、云计算。

E-mail: wxxu@bjtu.edu.cn