水下关键基础设施监测：北溪事件及其他近期案例研究

Giovanni Soldi、Domenico Gaglione、Simone Raponi、Nicola Forti、Enrica d'Afflisio、Paweł Kowalski、Leonardo M. Millefiori、Dimitris Zissis、Paolo Braca、Peter Willett、Alain Maguer、Sandro Carniel、Giovanni Sembenini 和 Catherine Warner

arXiv:2302.01817v1 [eess.SP] 3 Feb 2023

摘要—**2022年9月26日发生的爆炸损坏了北溪1号和北溪2号天然气管道，凸显出提升水下关键基础设施（UCI）韧性的必要性和紧迫性。水下关键基础设施包括天然气管道、电力电缆和通信电缆，连接着世界各国，对全球经济和稳定至关重要。若同时针对多项此类基础设施发动攻击，可能造成重大损害，并对日常生活的诸多方面产生巨大影响。随着水下关键基础设施数量不断增加并持续部署，现有的水下监视方案（如自主水下航行器（AUV）或遥控潜水器（ROV））不足以确保全面监测。**

我们展示了，结合水下与水面监视传感器的信息，能够实现海床至太空态势感知（S3A），这主要得益于人工智能（AI）和信息融合（IF）方法。这些方法旨在处理海量信息，这些信息来自多种来源，并由对大量资产进行日常监测而产生。通过学习获得的知识可用于预测未来行为、识别威胁，并确定与水下关键基础设施有关的危急情况。

为说明 S3A 的能力与重要性，我们考察了 2022年 下半年发生的三起事件：前述北溪爆炸、连接设得兰群岛与英国大陆的水下通信电缆 SHEFA-2 中断，以及一艘大型船舶在亚得里亚海的可疑活动。具体而言，我们分析了可用数据，包括船舶自动识别系统（AIS）数据和卫星数据，并结合可能的背景信息，例如水深地形、活动模式（POLs）、天气状况和人力情报（HUMINT）。

一、引言

2022年9月26日，丹麦和瑞典的地震仪探测到北溪1号和北溪2号水下天然气管道发生了 [1] 一系列爆炸。这些爆炸不仅严重损坏了管道，还造成三处水下天然气泄漏，随后大量甲烷释放到大气中。图1展示了由普莱亚德新一代卫星星座获取、欧洲航天局提供的一张甲烷泄漏图像。

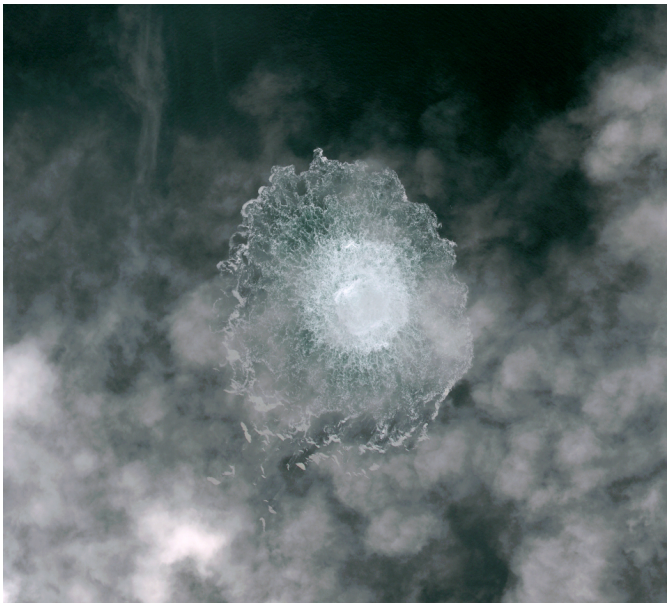


图 1. Pl´eiades Neo（欧洲航天局 © Pl´eiades Neo）拍摄到的北溪泄漏。泄漏范围的直径估计为 0.5–0.7 km [2]。

尽管一些当局和组织怀疑这是蓄意破坏，尤其是考虑到当前东欧的政治局势，但目前没有确凿证据表明爆炸是如何发生的，也无法确定是谁所为。与此同时，这些事件也令整个气候界保持警惕，因为与二氧化碳相比，甲烷的温室效应要强得多（约为 30 倍），尤其是在短期内。据估计，北溪泄漏期间可能有超过 22 万吨甲烷释放到大气中，这一数量相当于奥地利每年的人为甲烷排放量 [2]。虽然这起事故本身并未显著改变导致全球变暖和气候变化的温室气体排放数据，但它仍是气候变化与安全方面相互关联的一个前所未有的案例，各国政府需要对此予以妥善考量。

北溪事件使人们关注到水下关键基础设施（UCI），例如天然气管道和水下电缆，容易受到攻击。由此引发了——

G. Soldi、D. Gaglione、S. Raponi、N. Forti、E. d'Afflisio、P. Kowalski、L. M. Millefiori、P. Braca、A. Maguer、S. Carniel、G. Sembenini 和 C. Warner 任职于北约科技组织海事研究与试验中心（CMRE），该中心位于意大利拉斯佩齐亚（电子邮件：{name.surname}@cmre.nato.int）。D. Zissis 任职于爱琴海大学，地址为希腊锡罗斯岛 84100（电子邮件：dzissis@aegean.gr）。P. Willett 任职于美国康涅狄格州斯托斯市 06269 的康涅狄格大学（电子邮件：peter.willett@uconn.edu）。
谨此衷心感谢北约首席科学家办公室和北约盟军转型司令部（ACT）提供的资金支持。本研究论文中表达的观点由作者负责，并不一定反映北约的意见。

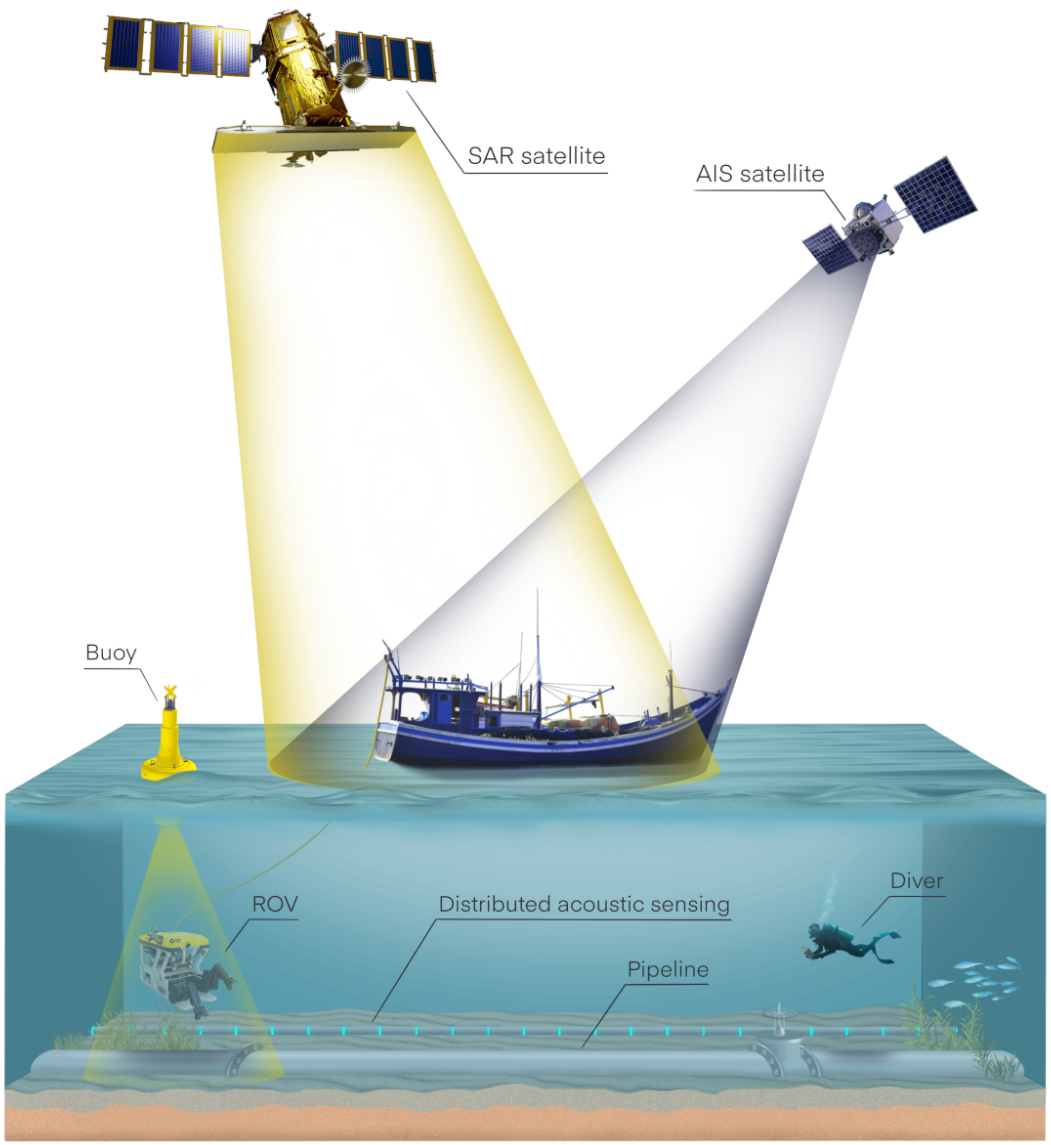


图 2. 水下关键基础设施监测的概念示意图。根据水下关键基础设施的位置和天气状况，专业潜水员可能会在水面船只的支援下实施水面破坏活动；在某些情况下，也可能使用遥控潜水器（ROV）。自动识别系统（AIS）和合成孔径雷达（SAR）等水面系统与传感器，可提供大范围监测能力。还可结合分布式声学传感（DAS）等水下资产，以确保实现全面的海上监视。

——公众和政策制定者对提升这些重要资产韧性的关注，因为人们日益担心未来会发生类似的恶意行动。事实上，2022年12月22日，意大利报纸报道称， [3] 一艘大型船只在亚得里亚海的跨亚得里亚海管道（TAP）附近活动，情况可疑。因此，保护和监测水下关键基础设施是未来任何海上战略中不可或缺的要素。

如图 2 所示，水下关键基础设施可能遭到蓄意破坏，实施手段包括使用军舰或商船等水面资产，或使用水下资产。在前一种情况下，可利用多种水面异构系统和传感器，例如自动识别系统（Auto-自动识别系统（AIS）、卫星传感器 [4],和地面雷达，可能在提供无缝、大范围的海上监视（MS）方面发挥关键作用，即使是在世界偏远地区也是如此。在后一种情况下，安装在水下关键基础设施（UCI） [5],上或搭载于无人水下航行器（UUV） [6],上的水下传感器（例如主动/被动声呐和摄像机）可通过提供海底监测能力来补充海上监视。除了传感器数据之外，对背景信息的分析也至关重要，例如水深地形、天气数据、人力情报（HUMINT）和开源情报（OSINT）。更广泛地说，联合使用水下和水面异构传感器，并结合背景信息与情报，是实现

向海床至太空态势感知（S3A）转型的关键概念。鉴于问题的规模以及需要处理的大量数据，可通过运用先进的人工智能（AI）和信息融合（IF）技术，实现与水下关键基础设施监测相关的S3A。这些技术能够整合来自各种来源的大量信息，并对大量资产进行日常监测。此类技术包括贝叶斯多目标跟踪（MTT）技术 [7]–[9]，、基于邓普斯特-谢弗理论的多重推理系统 [10]，以及异常检测技术。这些技术能够在多个层面融合多种信息。将这些技术获取的知识提取出来并以易于理解的方式呈现后，可为政府当局、国防军、海岸警卫队和警察等最终用户提供有效工具；这些工具不仅能帮助他们更好地了解特定事件（例如北溪事件）中涉及的实体和行为者、他们之间的关系及这些关系可能造成的后果，还能帮助他们预判未来对水下关键基础设施及其他关键资产构成的威胁。我们预计，这些技术将有助于防范未来可能发生的针对水下关键基础设施的袭击，并将日益受到国家和国际机构与组织以及海事行业的关注。

本文其余部分安排如下：第二节概述水下关键基础设施，并介绍与其韧性相关的重要方面。第三节介绍可用于有效监测水下关键基础设施的传感器技术，并详细说明有用的上下文信息。第四节概述 S3A，尤其介绍先进的信息融合、异常检测和自动推理技术。第五节分析北溪爆炸事件、连接设得兰群岛与英国大陆的 SHEFA-2 海底电缆中断 [11]，，以及一艘大型船舶在亚得里亚海的异常行为。第六节给出结论。

II. 水下关键基础设施

如今，海底管道和电缆构成了全球金融、经济、海上安全以及日常生活不可或缺的基础设施。由于隐蔽于海下，公众和机构通常只有在发生重大事故后，才会开始关注水下关键基础设施，这种现象在 [12] 中被称为“集体海洋失明”。尽管水下关键基础设施十分重要，并影响着我们社会的诸多方面，但直到最近，它们才日益受到政治界和学术界的关注，这主要是由军事方面的担忧，以及近期涉及水下燃气管道和电缆的事故所引发的。海底管道是将能源输送至市场的骨干设施，例如输送石油和天然气；它们连接着日益复杂的结构，如海上钻井平台、浮式储存装置和浮式处理装置，这些设施直接向岸上供给资源。管道本身由钢制成，并使用混凝土来防止船舶锚具造成的撞击和损坏。然而，这些资源仍然十分脆弱，因此令人担忧；最近北溪管道发生爆炸及其对公众对这些重要基础设施韧性的担忧便是明证。同样，海底电缆网络在全球范围内拥有超过400条正在运行的电缆，铺设总长度至少达130万公里，是由铺设在海底的光纤和能源电缆组成的重要资产。它们构成了跨越全球传输数字信息最高效、最具成本效益的解决方案。该网络以数字方式连接世界各国，每天交换的金融交易金额超过10万亿美元，并构成全球互联网通信的骨干。

与水下能源管道相比，水下电缆更容易受到损害，因为它们更加柔韧、脆弱。造成损坏的主要原因是人为失误和疏忽。例如，40%的事故是由渔船拖网活动造成的，另有15%是锚泊事故所致，例如锚具存放不当、在批准区域外锚泊、因天气状况导致锚泊位置不当，以及紧急抛锚。其他由人为活动引发的非恶意事故原因包括油气开发、海上风能和能源建设、水能项目以及深海采矿作业。针对水下电缆、被归类为混合战争行动的蓄意破坏行动，尚未有官方记录。然而，自2015年以来，俄罗斯在水下电缆附近的各类潜艇活动已被公开报道，引发了北约官员的担忧，因为俄罗斯海军已明确展现出对海底电缆前所未有的兴趣 [13]。2022年2月，俄罗斯在爱尔兰专属经济区边界外不远处举行海军演习，地点非常靠近多条连接法国、英国和美国的海底电缆。据一位爱尔兰军方消息人士称，此次行动旨在展示蓄意破坏水下电缆的能力 [14]。

水下电缆面临的最高风险来自高密度海上瓶颈。例如，七条洲际海缆穿过摩洛哥与伊比利亚半岛之间的直布罗陀海峡，将地中海与大西洋连接起来。另一个关键地点是连接地中海与印度洋的红海通道，十六条水下电缆穿过埃及大陆 [12]。尽管大多数国家都能应对多条水下电缆同时受损所导致的带宽大幅下降，但由于缺乏同等程度的冗余，岛国和海外领土最为脆弱。近期的一个例子是，在通信电缆 SHEFA-2 的两个不同位置严重受损后，与设得兰群岛和法罗群岛的通信中断；受损很可能是由拖网渔船造成的。

下一小节将从图鲁棒性和韧性的角度分析上述水下电缆网络的关键方面。

A. 鲁棒性与韧性

水下关键基础设施日益互联、相互依存，从而在效率、服务质量、性能和降低成本方面带来显著益处

。然而，这些相互依存关系增加了水下关键基础设施遭受意外和恶意威胁的脆弱性，也提高了整个网络化基础设施发生多米诺效应的风险。因此，与局限于单一基础设施的故障相比，基础设施组件故障的影响可能会加剧，也更难以预测。例如，如果单个输电元件发生故障，且未能通过自动控制措施或操作员干预妥善处理，就可能导致停电，并逐步引发级联停电，最终造成整个网络瘫痪。 [15]记录了由基础设施相互依存关系引发的级联效应案例，这些效应导致了波及多个基础设施、覆盖广阔地理区域的灾难性事件。

水下关键基础设施（UCI），例如管道、互联网线路和电力电缆，是海底关键基础设施要素复杂网络的一部分。利用网络科学 [16]，通过理解复杂系统各组件之间的相互作用，可以对其进行分析。网络表示法提供了一种通用语言，可借助图论研究不同类型的水下关键基础设施：网络由系统的组件构成，这些组件称为节点或顶点；组件之间的直接相互作用则称为连边或边。此类复杂网络的结构和拓扑结构，对系统抵御随机故障或蓄意攻击的能力至关重要。在网络语境下，即使部分节点和连边缺失，系统仍能执行基本功能的能力称为鲁棒性。此外，如果系统能够通过改变运行模式来适应组件故障，同时不丧失正常运行的能力，则称其具有韧性 。为了提高韧性，重要的是找出网络化水下关键基础设施中最关键的节点——这些节点最有可能成为故障点或易受攻击，并评估由此造成的后果。近期有关复杂网络应对故障和攻击的鲁棒性与韧性的研究分别见 [17] 和 [18]。此外，已有研究提出了不同模型（例如 [19]，[20]），用以描述具有某种流（如信息、天然气、电流）在网络中传输的系统内级联故障的动态。这使我们能够了解在网络全局连通性丧失之前可以移除多少比例的节点、如何阻止级联故障，以及如何增强系统的动力学鲁棒性。正如第二节中所述，针对海底电缆基础设施，海上咽喉点因电缆密集、海上交通繁忙而可被视为关键点。根据近期一项关于欧盟安全威胁及其后果的分析 [12]，两个关键海上瓶颈分别是直布罗陀海峡，以及经由红海连接印度洋与地中海的通道。前者连接地中海与大西洋，是海上活动密集区域，包含潜艇活动；有七条洲际海缆穿过该海峡。后者是连接亚洲的核心通道，洲际海缆经由苏伊士运河邻近的埃及大陆穿行，以增强系统的动力学鲁棒性。

理解并分析各水下关键基础设施之间的相互作用和相互依赖至关重要。相互依赖是两种基础设施之间的一种双向关系，在这种关系中，每种基础设施的状态都会影响另一种基础设施的状态，或与之相关。相互依赖的类型包括以下几种 [21]。

- 物理相互依赖关系源于网络各元素之间的物理连线或连接。在此背景下，一个组件的中断和扰动可能会传播至其他元素。
- 网络空间相互依赖关系是指组件的状态取决于通过信息基础设施传输的数据。这类相互依赖关系源于监控与管理活动（如监控与数据采集系统（SCADA））中计算机信息系统的使用日益增加。
- 当局部环境事件可能导致两种基础设施都发生变化时，两者之间便存在地理相互依赖关系。这通常发生在组件空间邻近的情况下，例如跨越国界或提供跨境服务的基础设施，从而影响不同国家的利益。
- 最后，逻辑相互依赖关系涵盖所有非物理、非网络空间、非地理因素导致的相互依赖关系，例如由监管、法律或政策约束所引起的关系。

B. 法律方面

水下管道和电缆的法律地位因其所在的法律管辖区而异，该管辖区由《联合国海洋法公约》（UNCLOS）界定。在一国领海内（从海岸线向外延伸至12海里），该国对管道或电缆拥有完全管辖权。在毗连区内（从海岸线向外延伸12至24海里），各国承担特定的执法职责和义务。在这些区域之外，尤其是在公海（国家管辖权以外的区域）以及各国的专属经济区内（即从一国海岸线向外延伸至200海里），管道和电缆的法律地位及其保护责任目前被界定为“尚不明确”和“模糊不清” [12], [22]。此外，水下管道还可能因其相关活动和具体用途而受到额外法规和法律的约束。例如，石油和天然气水下管道可能受到额外的环境保护和安全相关法规约束；而跨越国界（或用于国际贸易）的水下管道，则可能受到额外国际法和协定的约束。

III. 传感器与上下文信息

本节将介绍可用于监测水下关键基础设施的不同类型的传感器和技术。

A. 海岸雷达与自动识别系统

在海上监视中常用的监视传感器里，沿海岸线部署的S波段或X波段脉冲雷达传感器是重要且稳定的信息来源 [23]。不过，其覆盖区域和最大探测距离

可能受到视距传播的限制。部署和使用远程传感器（例如用于船舶定位和跟踪的高频地波雷达）可以克服这一限制 [24]–[28]。高频地波雷达最初用于海洋遥感，如今能够探测超视距距离的目标，从而大幅扩大海上监视覆盖范围。尤其是，多部高频地波雷达 [26]–[28], 与自动识别系统、卫星图像和上下文信息等其他数据源相结合，有望实现对超视距距离广大海域的连续覆盖 [8], [9]。

除了传统海岸雷达和超视距（OTH）海岸雷达外，自动识别系统（AIS）——一种由应答器自动交换船舶交通信息、用于保障海上安全的防碰撞广播系统——无疑是水面船只交通信息在数据量和粒度方面的主要来源。根据国际航标协会（IALA）的说法，AIS 的宗旨是“提高海上安全和航行效率，保障海上人命安全，并保护海洋环境”[29]。2002年，国际海事组织（IMO）《国际海上人命安全公约》（SOLAS） [30]纳入了一项规定，要求许多商船配备船载 AIS。具体而言，IMO 要求总吨超过300吨的船舶、总吨超过500吨的货船、所有客船以及所有长度超过45米的渔船（欧盟国家的渔船长度要求为超过15米 [31]）均须配备船载 AIS应答器。AIS 消息可通过卫星和地面接收机 [4] 交换，并传递船舶识别信息，即海上移动通信业务标识（MMSI）、航线信息（位置、速度、航向和真航向）以及其他船舶和航次信息，包括船舶及货物类型、尺寸、目的地和预计到达时间。

AIS 航迹分析可用于识别船舶在特定关注区域内实施的潜在非法或不法活动（例如，参见 [32], [33]）。可以依据某些筛选标准对 AIS 航迹进行初步筛选。具体而言，以水下关键基础设施或某个兴趣点（例如北溪爆炸点）为中心，划定半径为 $D_{\max}$ 公里的边界区域，便可筛选出在该区域内停留至少指定时长 $T_{\min}$的所有 AIS 航迹。若要进一步识别静止或漂航的船舶，可以筛选平均速度低于最高速度 $S_{\max}$，或每分钟平均操纵频率高于预设阈值的轨迹。非运动学信息也可用于 AIS 筛选。例如，基于非运动学信息的筛选标准可以是排除体型过小、无法对水下管道构成潜在威胁的船舶（例如深水区的渔船）。也可以综合考虑基于运动学和非运动学信息的筛选标准。

实际上，AIS 消息可能遭到伪造，AIS应答器也可能被轻易关闭，或者船舶可能航行至沿海/卫星AIS接收器的覆盖范围之外。出于这些及其他原因，AIS数据通常会结合来自其他传感器或数据源的信息；例如，历史上由星载传感器提供的地理位置和时间参考图像，例如合成孔径雷达、多光谱图像（MSP）和高光谱（HSP）传感器所提供的图像。

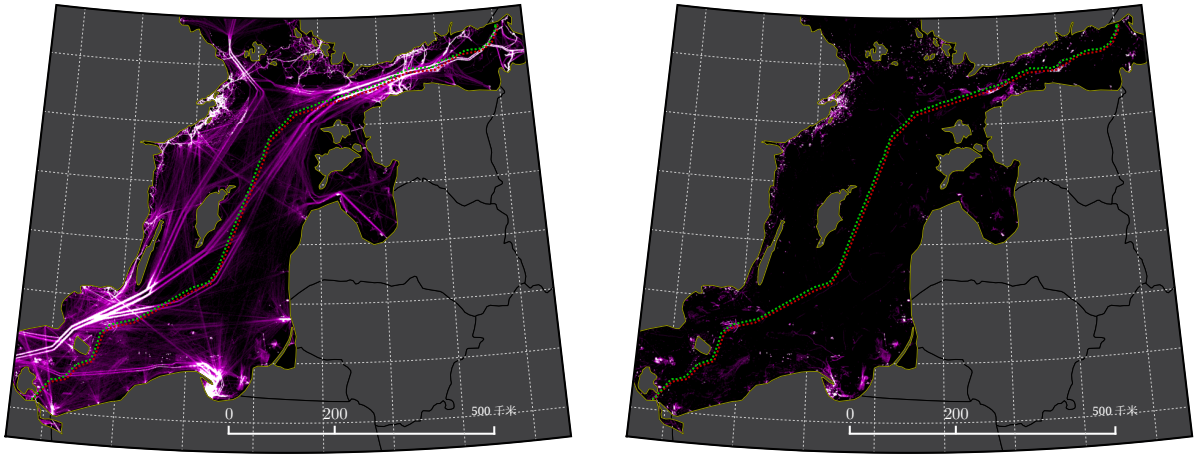
B. 卫星传感器：合成孔径雷达（*SAR*）、多光谱图像（*MSP*）和 *HSP*

合成孔径雷达（SAR）是一种高分辨率成像系统，通常搭载于卫星（或飞机）上。它已成为大范围监测的重要手段，可用于探测和跟踪海上船舶，而不受其是否遵守 SOLAS 公约的影响。SAR 是一种主动遥感技术，通过向地球发射电磁（EM）微波信号，并接收和处理由地表任何自然或人工地物散射的信号来实现探测。电磁微波信号在大气中仅发生微弱的散射和吸收，因此 SAR 系统的监测能力不受阳光照射影响，无论天气状况如何，都能有效探测。SAR 系统通常采用单站几何构型，即接收天线与发射天线共址。在这种配置下，系统只收集沿后向散射 方向反射的能量。随后对接收信号进行适当处理，生成场景反射率的二维（2D）图像，并以斜距/方位坐标表示。所得图像的特征很大程度上取决于表面参数（例如材料成分、小尺度和大尺度粗糙度）以及传感器参数（例如观测角、频率、极化方式和空间分辨率）。

主动微波遥感系统（如合成孔径雷达）能够以多种频率、极化方式和观测角采集较为粗略的信息，为此提供重要支持；而多光谱图像和高光谱图像光学传感器则可用于从空间和光谱域中推断出更准确的细节。多光谱图像和高光谱图像传感器覆盖整个光学波段——从微波到 X 射线之间的区域——其波长范围为 0.3 μm 至 15 μm。基于空间平台的多光谱图像任务能够采集易于判读的影像，其空间分辨率通常高于合成孔径雷达系统；然而，多光谱图像传感器易受云层和日照条件影响，且每次数据采集通常仅覆盖有限区域。另一方面，高光谱卫星图像具有极高的光谱分辨率，适用于精确分类，但其空间分辨率较低、计算负担较重，也容易受云层和日照条件影响。感兴趣的读者可参阅 [4]，其中有对卫星传感器的全面综述。

C. 配备声学传感器的无人水下航行器

配备声学传感器的无人水下航行器（UUV）正迅速成为海底观测与监视的主要平台。UUV通常可分为遥控潜水器（ROV）和自主水下航行器（AUV） [34]。前者通过系缆连接至船舶或海洋平台，并由水面上方的操作人员进行操控。系缆使操作人员能够接收传感器数据，例如由摄像机获取的海底图像；如有需要，还能以近乎实时的方式远程引导ROV。然而，作业范围受到系缆



经度 [度]

(a) 波罗的海全部海上交通的密度图。

经度 [度]

(b) 波罗的海停留区域的密度图。

图3. 使用2022年9月1日至2022年9月15日的AIS数据绘制的波罗的海海上交通密度图。亮度越高，表示交通密度越大。绿色和红色虚线分别表示北溪1号和2号天然气管道。

长度的限制。另一方面，AUV无需系缆，由计算机控制，在执行预先编程的水下任务时，操作人员几乎无需或完全无需介入；多个AUV还可协同组成智能传感网络，用于监视大范围的目标区域 [35], [36]。尽管AUV能够被编程以勘测比ROV更大的区域，但其作业范围取决于电池的续航时间。此外，水下通信通常利用声道，但通信并不可靠，且带宽和范围有限，从而限制了AUV实时有效共享传感器信息的能力。因此，ROV与AUV之间的选择取决于任务需求，以及最大作业范围、作业深度、覆盖规定距离所需的时间，还有其能够搭载的传感器类型和尺寸，例如声学、磁性、光学图像和海洋学传感器。

由于光学和磁波在海水中传播效果不佳，声呐利用声波探测并进一步定位水下物体，如今已成为海底监视最常用的技术。被动声呐依靠接收和处理由水下噪声源辐射的声学信息，例如船舶或潜艇螺旋桨产生的噪声；而主动声呐则发射声波波形，并处理由水下物体反射的信号。合成孔径声呐（SAS） [37] 是一种成熟的技术，可用于采集海床和水下基础设施的高分辨率图像。与SAR类似，SAS持续发射声信号，并将沿已知航迹接收到的、由物体或表面反射的连续脉冲进行合成，从而生成受照区域的二维图像。

D. 分布式声学传感

分布式声学传感（DAS）是一项新兴技术，通常用于检测和分析海底地震波并表征海底结构 [38], [39]。该技术依托沿水下基础设施铺设的光纤，能够持续实时监测水下资产。传统监测系统依赖布设在预设位置的离散传感器，而光缆则可沿很长一段水下基础设施进行连续监测。尽管目前的商用分布式声学传感系统最多可对 50 公里范围进行全面监测，近期研究表明，持续监测范围可达 100 公里。最常见的 DAS 技术基于相位敏感光时域反射仪（ϕ-OTDR）和相干光时域反射仪（C-OTDR） [40]。分布式声学传感询问单元会生成一系列激光脉冲，并将其送入光纤，同时收集沿光纤传播的光后向散射信号。通过分类算法分析后向散射信号，可以检测并定位泄漏、入侵活动、电缆故障及其他异常事件。

E. 上下文信息

上下文信息通常指不直接涉及受监视资产、而是涉及其周边环境的信息。上下文信息能够使作战态势更加清晰，从而为采取行动提供必要依据。因此，上下文信息很少仅由单一信息构成，而通常是从经验、领域知识和数据产物的组合中得出。在海上监视场景中，上下文信息的例子包括地理数据库（如水深地形和关键基础设施的分布）；地理空间信息（如气象学和海洋学信息）；情报报告（包括人力情报（HUMINT）和开源情报（OSINT））；有关企业所有权结构、制裁以及船舶犯罪行为的报告；以及从过往/历史数据中提取的信息，例如海上行为模式（POLs）。

例如，若一艘船舶曾参与犯罪活动、其所有权相关信息晦暗不明，或有证据表明其在敏感基础设施附近部署了专用设备，那么该船舶的轨迹就可能引起重大担忧。此外，考虑水深地形至关重要，因为实施破坏行动的难度和风险与海深成正比。此外，行为模式（POLs）可视为特定实体（如渔船、货船和油轮）在一段特定时期内的一系列行为和移动模式，例如等待、航行或漂移。在此背景下，利用特定时间段和区域内的历史 AIS 数据绘制的密度图，可初步呈现最常见的行为模式。这项关键信息可用于对自动识别系统轨迹进行初步分类。事实上，可以根据选定的自动识别系统轨迹的行为是否与特定时期和区域内检测到的行为模式相符，判断其可疑程度。图3a展示了波罗的海全部海上交通的密度图，该图使用了2022年9月1日至2022年9月15日收集的 AIS 数据绘制。紫色图案标示出该区域最常见的海上航线。相同的数据还用于绘制停留区域的密度图，如图3b所示。

IV. 海底至太空态势感知（S3A）

操作人员和分析人员面临的主要挑战，是从海量数据集中识别不断显现的模式，例如自动识别系统、合成孔径雷达、光学图像和多光谱数据，以便预测可疑资产未来可能的行为及相关威胁。在这一背景下，信息无疑发挥着至关重要的作用，而人工智能（AI）为监视系统提升海上监视水平，尤其是增强水下关键基础设施的韧性，开辟了前所未有的可能性。人工智能与信息融合（IF）能够轻松处理从各种来源融合而来的海量信息；这些信息由数量庞大的监测资产日常生成，从而有望推动向海底至太空态势感知（S3A）的整体视角转变。由此获得的知识可为分析人员和操作人员的认知过程（感知、理解和预测）提供有力支持，帮助他们预测未来行为和／或识别可能危及水下关键基础设施的威胁与危急情况。下文将概述先进的贝叶斯信息融合、多目标跟踪（MTT）、异常检测和自动推理技术；这些技术有望实现 S3A，并改进对水下关键基础设施的监测。

A. 贝叶斯信息融合与多目标跟踪

多传感器多目标跟踪方法的主要目标是，通过融合多个异构传感器的测量值，按序估计特定海域中的目标数量及其状态，例如位置、速度、航向和艏向。每个测量值要么是对目标运动学、形状或其他特征的含噪观测，要么是虚警。在贝叶斯表述中，多目标跟踪方法需要利用截至当前时刻的所有可用测量值，在每个时刻估计（近似的）已检测目标状态的边缘后验分布。多目标跟踪方法必须应对各种挑战，例如不同信息源的异质性 [8],[9],异步性、乱序测量 [41], 延迟，以及测量来源不确定性（MOU） [42],，即无法确定哪个目标（如果有的话）生成了哪个测量值。现有的多目标跟踪算法大致可分为向量型算法，例如联合概率数据关联滤波器 [43] 和多假设跟踪器 [44], [45], ，以及集合型算法，例如（基数化）概率假设密度滤波器 [46], [47] 和多伯努利滤波器 [48]。向量型算法用随机向量表示多目标状态和测量值，而集合型算法则用随机有限集表示。两类算法都已得到开发和评估，并且已发现若干局限性 [9]。首先，融合异构信息源并非易事。其次，它们无法适应时变模型参数。第三，它们的复杂度通常无法随相关系统参数（例如传感器数量）良好扩展。

一种新兴的多目标跟踪与信息融合方法兼具灵活性、低复杂度和良好的可扩展性，其基础是因子图和和积算法（ SPA ） [42]。首先，构建一个表示多目标跟踪问题统计模型的因子图；随后，利用SPA高效求解测量来源不确定性问题，并获得贝叶斯推断的合理且直观的近似，以用于目标检测和估计。SPA的一大优势在于能够利用随机变量的条件独立性，大幅降低复杂度。因此，基于SPA的多目标跟踪算法能够在性能与复杂度之间实现良好平衡，适用于涉及大量目标、传感器和测量值的大规模跟踪场景，也可部署于资源受限的设备上。通常，基于SPA的多目标跟踪算法的复杂度随目标数量呈二次增长，随传感器数量和每个传感器的测量值数量呈线性增长；在准确度方面，该算法优于此前提出的方法（参见 [42] 及其中引用的文献）。

基于 SPA 的多目标跟踪算法可以轻松扩展，以自动估计未知且随时间变化的参数 [49],，例如传感器的检测概率；纳入多个动态模型；尤其是融合异构数据 [8],，例如来自地面雷达、合成孔径雷达、光学传感器和自动识别系统的数据。在 S3A 的背景下，特别是在水下关键基础设施监测中，将卫星数据（例如合成孔径雷达数据）与自动识别系统数据融合，有望识别出在异常活动或破坏行动期间关闭自动识别系统的船舶。由于 AIS 消息存在异步性和稀疏性，而且消息与目标之间的关联并非易事，融合这些信息往往颇具难度。事实上，尽管每条 AIS 消息通常都包含一个唯一标识符——海上移动业务识别码（MMSI）——但该标识符可能缺失、接收错误，或是首次被观测到；在这种情况下，没有关于目标—消息

关联的先验信息。基于 SPA 的 MTT 方法可以高效扩展，以融合 AIS 消息与通过合成孔径雷达、光学图像或其他传感器获取的测量值，并利用 MMSI 识别（或标记）每艘检测到的船舶。

B. 异常检测

通过大量先进的数据驱动方法和技术提高海事异常检测的自动化程度，使系统和操作员能够关联来自所有监视传感器的各种事件，识别复杂情况，并将其分类为重要事件 [50]–[52]。海事领域中的异常可描述为一种“不正常”的行为，或者更准确地说，是一种在正常运行期间预期不会发生的行为 [50], ，它可能指船舶运动学行为的突然变化（例如异常的速度或位置）、偏离标准航道、异常 AIS 活动、意外的港口到达、近距离接近以及区域进入 [53]。尤其是，区域进入异常包括船舶进入受保护的环境保护区，或接近军事设施或水下关键基础设施。

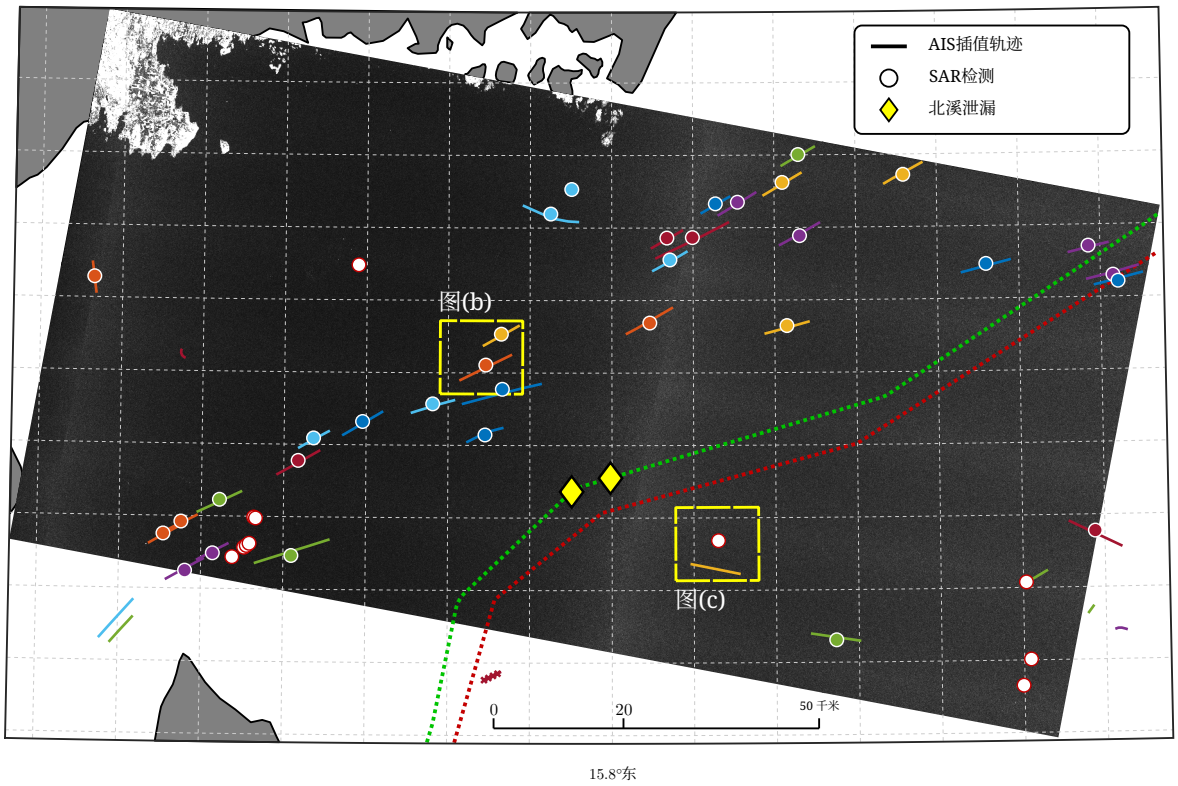
大多数异常检测器都需要利用可用的历史数据学习一个底层模型，以表征正常行为。基于学到的正常行为模型，检测器可以判断新数据应归类为正常行为还是异常行为。根据现有提案和研究， [51], [54], 用于海事异常检测的数据驱动方法可分为机器学习和随机方法。机器学习技术能够从海量海事数据中识别模式；这些数据融合自各种不确定来源，由每日监测数千艘船舶而产生，因此可用于主动采取行动并尽量降低潜在威胁的影响。这类方法通常旨在发现频繁模式、在多维特征空间中对轨迹模式进行聚类、对轨迹进行分类、开展预测，以及检测异常/离群点。机器学习框架主要包括以下无监督和监督方法。*i)*基于距离的聚类方法主要基于最近邻算法，并采用定义明确的距离度量；对象与其邻居之间的距离越大，它越有可能是离群点。*ii)* 基于密度的聚类方法依据这样一种思想，从数据中识别具有区别性的群组/簇：数据空间中的一个簇是点密度较高的连续区域，并由点密度较低的连续区域与其他此类簇隔开。尤其是，具有噪声的基于密度的空间聚类（DBSCAN）算法及其变体因其便于使用的特性而广受欢迎：这些方法无需指定簇的数量，能够生成任意形状的簇并识别离群点 [55]。*iii)* 分类方法需要构建分类器，即一种将类别标签分配给由一组属性描述的实例的函数。利用监督学习方法，可以将轨迹或轨迹片段划分到若干类别中，这些类别可以是运动、人类活动或交通方式。主要的分类方法包括神经网络、支持向量机和决策树。海事领域的随机方法

海事异常检测方法将统计模型拟合到给定的历史船舶运动数据，以表征正常船舶行为，然后应用统计推断检验来确定新的船舶观测是否属于该模型。根据所应用的检验统计量，若观测值由已学习模型生成的概率较低，则将其判定为异常行为。贝叶斯网络、高斯过程和高斯混合模型是随机方法中的主要方法。

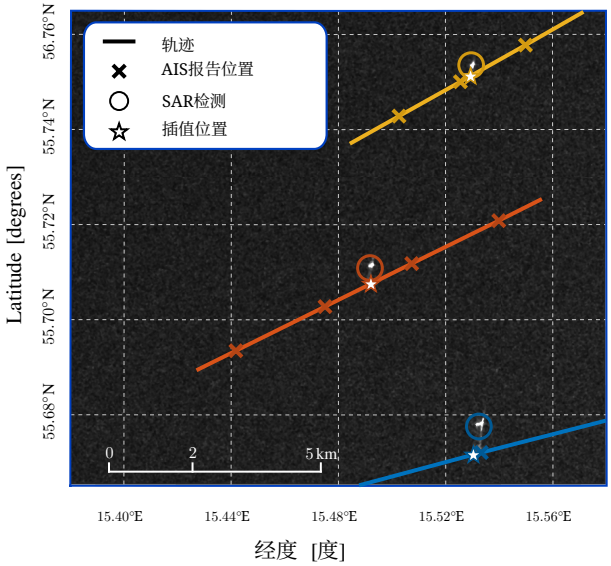
当前关于海事异常检测的研究涵盖了上述异常类型。偏离标准航线是研究重点关注的最突出异常类型，相关方法从历史 AIS 数据中提取船舶频繁行驶的航道，例如采用聚类方法。随后，可以对未知 AIS 航迹进行比较，以研究其是否与提取出的航道足够相似；在聚类情况下，则判断其是否属于已识别的某个航线簇。这些方法在许多船舶采取相似航线的区域表现良好 [56]–[58]。另一种方法 [32], [59] 在随机框架下处理同一异常，将可用的上下文数据与船舶运动学行为的参数模型相结合，并运行假设检验程序，根据可用的测量值（例如 AIS、雷达、合成孔径雷达）判断是否存在异常偏离。其他随机方法则在贝叶斯框架下，针对受异常偏离切换影响的目标，同时解决序贯异常检测与跟踪这一联合问题 [60]–[62]。其他方法尤其考虑存在异常 AIS 活动时偏离标准航线的情况。事实上，船舶的 AIS 航迹通常存在较大的盲区，这可能是由无意的技术问题、无线电干扰、衰减或实际的设备操纵造成的，例如故意关闭 AIS 收发机 [32], [63], [64]。此外，AIS 信号很容易被外部攻击者或企图隐藏自身位置的船员实施欺骗攻击 [33], [65]。AIS 的故意中断或欺骗攻击可能表明有人意图隐藏某些非法活动，例如在海岸附近或与其他船舶进行走私，或进入未经授权区域。区域进入作为一种异常类型，仅得到边缘性关注 [53], [66]。带有禁止进入规定的限制区域会作为一般航运路线和轨迹的一部分被隐式学习 [66],，而更复杂的方法则用于预测某个区域进入是否可能很快发生 [53]。异常的港口到达在 [67] 中得到考虑，研究对象是按照固定时刻表运行定期航线的渡轮；近距离接近异常则在 [53], [68], [69] 中进行了研究。

C. 态势感知推理

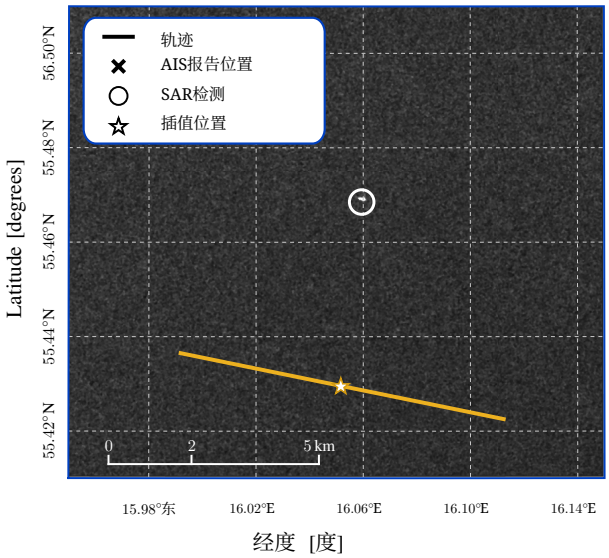
除了前文所述的数据驱动方法之外，在某些情况下还需要考虑更高层次的推理。这有助于整合高度异质的信息来源，包括对船舶当前及预期行为的人力情报和开源情报描述、上下文信息、多目标跟踪航迹以及异常报告。这与基于活动的情报（ABI） [70], [71]范式一脉相承；该范式自战争



（a）波罗的海上空的完整 Sentinel-1 SAR图像。



（b）显示三个关联检测结果的SAR图像细节。



（c）显示一个未关联检测结果的合成孔径雷达图像局部。

图4. 北溪用例。爆炸发生前数日，在波罗的海上空采集的Sentinel-1 SAR图像。彩色实线表示通过对船舶自身提供的AIS位置进行插值得到的船舶轨迹。圆圈表示在SAR图像中检测到的船舶：圆圈的颜色表明该检测结果来自某艘船舶，且该船舶的AIS轨迹颜色与圆圈相同；白色圆圈表示该检测结果未与任何AIS轨迹关联。图（b）和（c）分别展示了完整SAR图像中的两个局部，其中包含关联检测结果和未关联检测结果的示例。此处，十字表示AIS报告位置，星号表示图像采集时船舶的插值位置。

以来一直应用于阿富汗，并带来了情报领域的新愿景，推动多情报（multi-INT）能力的发展，旨在全面考虑所有信息来源。为了理解这类数据，需要对每个来源进行校正，以……

评估其可靠性，并酌情考虑上下文信息。如果不同来源针对同一目标属性提供报告，可以依据适当的校正模型对这些报告进行对齐；如果报告涉及不同属性，则将其用作推理

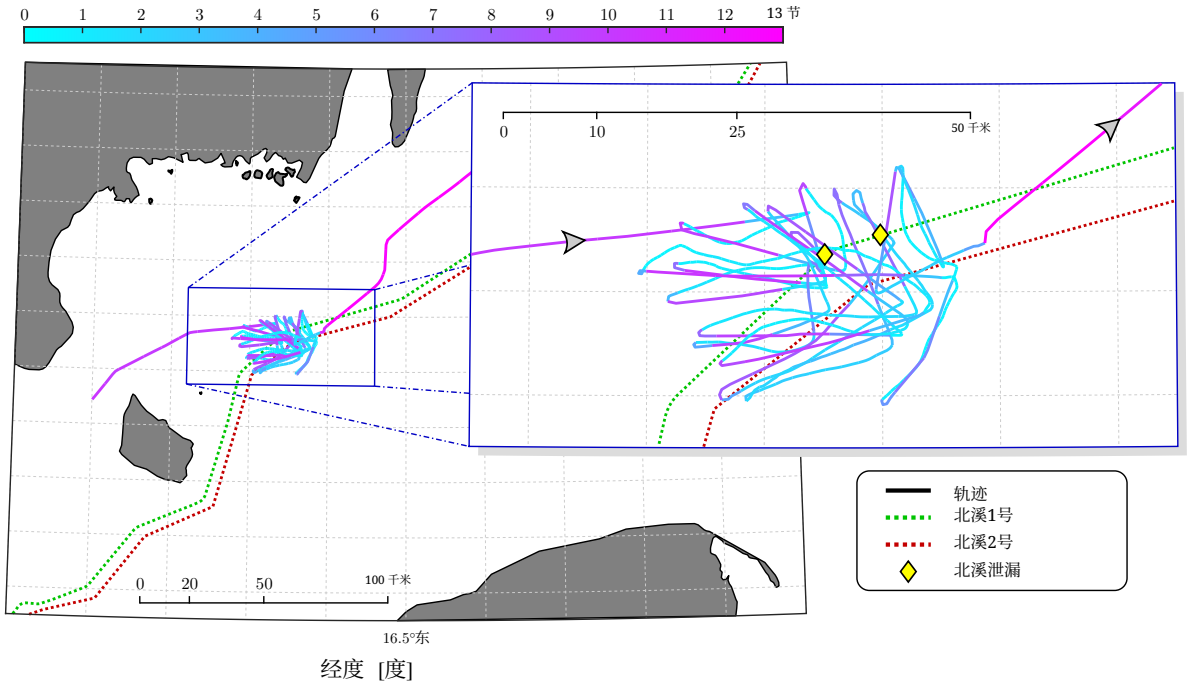


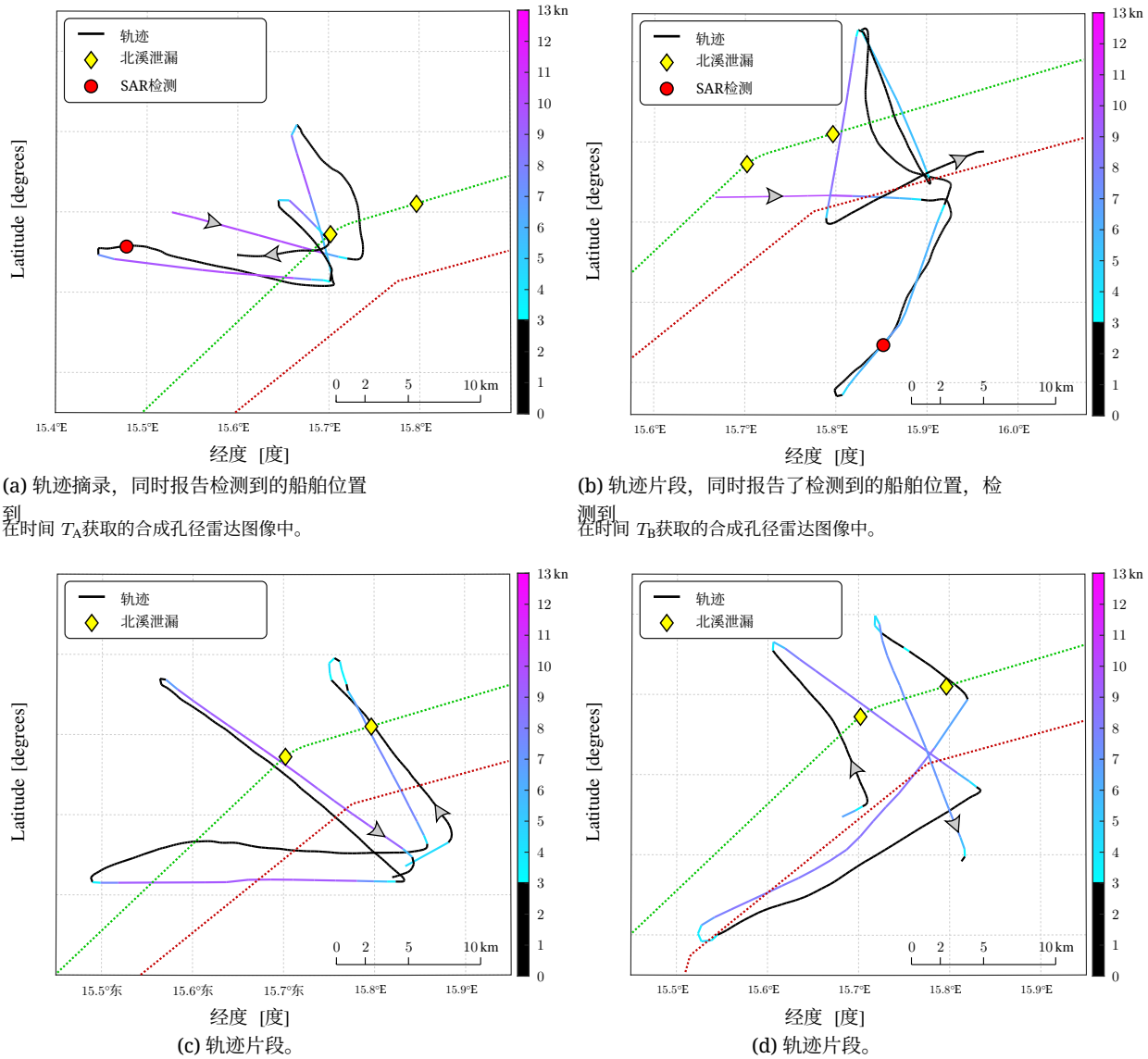
图5. 北溪案例。爆炸发生前几天目标船只的完整轨迹。该轨迹跨越数天，其颜色（从青色到洋红色）与船舶速度（从慢到快）相关；灰色箭头表示船舶在轨迹起点和终点的航向。天然气泄漏位置以黄色菱形标出。

系统的输入，以验证它们是否一致。例如，来源 A 将某艘船舶报告为油轮，而来源 B 则报告为货船。鉴于这些报告涉及同一属性，只是语义粒度不同，因此可以轻松地对齐这些信息。另一方面，一个来源可能报告船舶类型，另一个来源则报告其速度。在这种情况下，可以使用推理系统，根据船舶类型验证速度是否合理，从而对齐这些属性。这有助于发现来源之间的冲突，并根据具体情形进一步得出有关欺骗攻击或其他异常的结论。

应对混合威胁尤其具有挑战性，因为必须预测某种事件，而这种事件往往极为罕见，基本上可视为黑天鹅事件。因此，仅依靠数据和机器学习进行分析恐怕难以奏效；在这种情况下，可以利用基于规则的系统来借助专家信息。一种能够实现一定程度半因果推理的方法，是采用基于赋值的系统与邓普斯特-谢弗理论 [72]（也称信念函数理论）。这类系统也称为证据网络。前文所述的众多信息来源所提供的信息，可以通过上下文信念校正 [73], 、行为校正（BBC） [74], 或其上下文感知扩展 [10]等机制进行校正，并统一为共同词汇。根据专家提供的一组规则构建赋值网络，该网络由一组变量（其中一些变量可以直接映射到信息来源提供的观测，其他变量则通过推理得出）及其相互关系构成 [75]。

这类基于规则的方法用途广泛，既可以处理简单问题，也可以应对复杂得多的问题。一个简单的例子是推理船舶的AIS状态是否一致。例如，可以将轨迹分类器视为一个信息来源，将船舶的AIS航行状态视为另一个信息来源。如果航行状态与分类器提供的轨迹类型不一致，就可以认为船舶报告的AIS信息不一致。仅凭这一点不太可能意味着该船舶涉及非法活动，但这可能表明存在异常，应据此开展进一步调查。在此背景下，也有人提出了更复杂的证据网络，用于评估船舶的意图、涉及犯罪活动的可能性，或其造成的总体威胁等级。证据网络所采用的信念理论方法有一项独特优势：规则被视为具有一定的不确定性，因此即使存在缺失数据，仍然可以进行推理。借助这一点，可以确定应查询哪些信息来源，以提高推理结果的质量。最后，专家系统在设计上具有透明性，因而便于实现解释功能；这些功能能够说明各信息来源对决策的相对贡献、所得答案中的总体冲突与不确定性，以及各种数据不确定性的影响 [76]。

此外，为了更好地理解由一组关系相互连接的多个实体所构成的整体态势感知，我们可以利用概念图或知识图谱。近期相关研究探讨了如何在此类图谱中嵌入不确定性，并建立其与信念函数理论和证据网络之间的联系，从而能够对多个实体进行不确定推理 [77]。在



(a) 轨迹摘录，同时报告检测到的船舶位置到在时间 T_A获取的合成孔径雷达图像中。

(b) 轨迹片段，同时报告了检测到的船舶位置，检测到在时间 T_B获取的合成孔径雷达图像中。

(c) 轨迹片段。

(d) 轨迹片段。

图 6. 北溪案例。图 5 所示目标船舶完整轨迹的局部片段。每个面板展示了完整轨迹中持续数小时的一段。颜色（由青色至洋红色）表示船舶速度（由慢至快）；低于 3 节的速度均以黑色表示。灰色箭头表示轨迹起点和终点处船舶的行进方向，黄色菱形标示天然气泄漏位置。红点（面板 (a) 和 (b) 中）表示合成孔径雷达图像检测到的船舶位置；有关合成孔径雷达检测目标的更多细节见图 7。

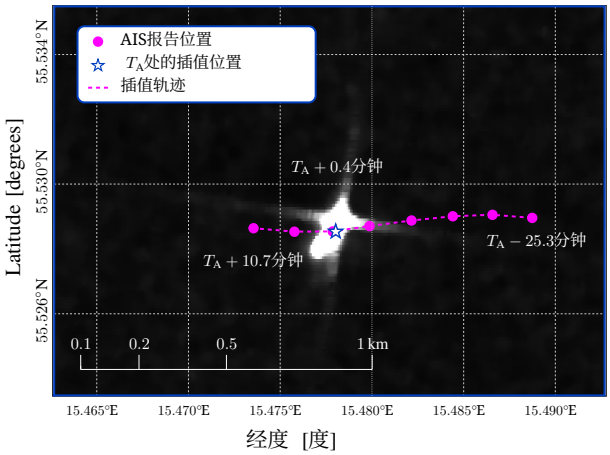
混合威胁的背景下，这一点与同步威胁尤为相关；这类威胁由多艘船舶同时发起，并通过协调行动展开。

V. 案例研究

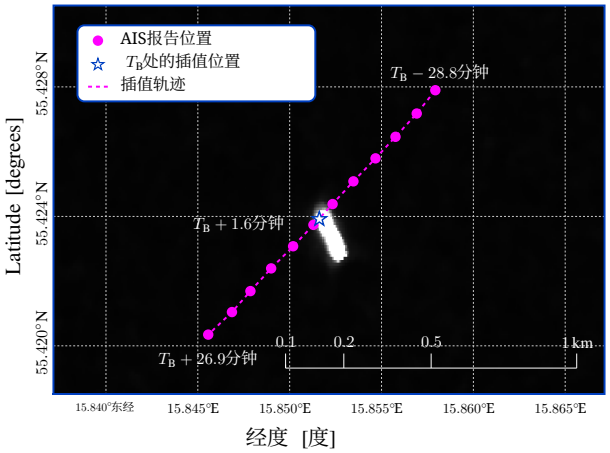
本节分析北溪和设得兰群岛事故，以及亚得里亚海一艘大型船舶的异常行为，并探讨监视传感器数据，尤其是自动识别系统报告的信息和合成孔径雷达图像，如何有助于水下关键基础设施监测。

A. 北溪

图4展示了爆炸发生前几天在波罗的海上空获取的一幅Sentinel-1 SAR图像，此次爆炸影响了北溪天然气管道 [1]。圆圈表示检测到的船舶，而实线表示船舶轨迹，其覆盖SAR图像数据采集时间前后各10分钟的时间区间。这些轨迹通过插值船舶自身报告的AIS位置获得，并填补数据中不超过6小时的缺口。插值需要有图像数据采集时间之前和之后的AIS位置；当无法获取这些信息时，例如在（准）实时运行期间，可以根据现有的历史数据推断图像数据采集时船舶的位置 [78]。结合使用AIS数据和卫星图像（合成孔径雷达、光学图像、多光谱图像和高光谱图像），可以识别图像中船舶的身份，为海上监视提供AIS的补充；否则，该身份将无法确认。另一方面，在卫星图像中检测到船舶却没有相应AIS数据，可能是由于数据错误或丢失，也可能表明存在异常行为，



(a) 获取于 T_A时的 Sentinel-1 SAR图像细节。



(b) 获取于 T_B时的 Sentinel-1 SAR图像细节。

图7. 北溪案例。两幅 Sentinel-1 SAR图像的局部细节，显示了目标船只。图(a)显示了图6a中标记位置处船舶的 SAR图像；同样，图(b)显示了图6b中标记位置处船舶的 SAR图像。 T_A 和 T_B 分别是图(a)和图(b)中SAR图像的数据采集时间。洋红色圆点表示 AIS 报告的船舶位置，蓝色星号表示船舶在 T_A 和 T_B时刻的插值位置。虚线描绘了通过对 AIS 报告的位置进行插值得到的船舶轨迹。

需要进一步调查。

图4a中自动识别系统轨迹与SAR检测目标之间的关联，是通过求解一个特定的指派问题实现的（显然，多目标跟踪文献中还有其他可行方案，上一节已对此进行讨论）。任意SAR检测目标—自动识别系统轨迹对之间的指派代价，是SAR检测目标的位置与图像采集时船舶的插值位置之间的相对距离，前提是该距离小于3 km；否则，假定该距离为无穷大。随后，通过圆圈的颜色表示关联结果：圆圈颜色与其所关联的自动识别系统轨迹颜色一致；白色圆圈表示未与任何自动识别系统轨迹关联的SAR检测目标。我们观察到，图4a中检测到的大多数船舶都与一条自动识别系统轨迹相关联。图4b和图4c分别展示了关联检测结果和未关联检测结果的两个示例。第一幅图显示了三艘检测到的船舶，每艘船都被一个彩色圆圈圈出。圆圈的颜色与自动识别系统轨迹的颜色一致，该轨迹由十字标记所示的自动识别系统报告位置插值得到。星号表示图像采集时船舶的插值位置；SAR检测到的船舶形状与其自动识别系统插值位置之间的偏移，是由船舶自身运动产生的多普勒频率未知所致，因此与其速度 有关。

圆圈的颜色与自动识别系统轨迹的颜色一致，该轨迹由十字标记所示的自动识别系统报告位置插值得到。星号表示图像采集时船舶的插值位置；SAR检测到的船舶形状与其自动识别系统插值位置之间的偏移，是由船舶自身运动产生的多普勒频率未知所致，因此与其速度 [79] 有关。相较之下，图4c显示了一艘检测到的船舶——由白色圆圈圈出——它未与任何自动识别系统轨迹相关联；事实上，最近的可用自动识别系统插值位置也在3 km以外。然而，这条自动识别系统轨迹有一个值得注意的特征：在SAR图像采集前后，自动识别系统数据均有数小时（但不足6小时）的间断。一方面，这可能表明图4c中检测到的目标与所示自动识别系统轨迹确实属于同一艘船舶；另一方面，自动识别系统数据的间断，以及在偏离直线路径的位置检测到该船舶，可能意味着存在异常行为。

对 AIS数据的分析显示，另一艘船舶的行为值得关注。图5展示了这艘船在北溪事故发生前数天内的完整轨迹。颜色从青色到洋红色渐变，反映了船舶的速度。图6展示了该轨迹的若干片段，每段跨越数小时。速度低于 3 节的部分以黑色标示，因为大型船舶（例如本文所研究的船舶）在如此低的速度下难以操纵，且容易漂移。这些轨迹片段可能表明，该船正在沿着一条搜索 路线行进，也就是说，它正操纵船舶接近管道，并在漂移过程中逐渐远离管道。需要注意的是，这种行为也可能符合其他情形，例如，船舶盘旋等待指令。尽管如此，值得一提的是，北溪事故发生区域并非指定的停泊区。

该船出现在该区域，得到了两幅 Sentinel-1 SAR图像中检测到该船的结果佐证；图 6a 和 6b 标示了在合成孔径雷达图像中检测到的船舶位置，图 7a 和 7b 则展示了上述 Sentinel-1 SAR图像的细节。获取这两幅合成孔径雷达图像时，该船均处于漂移状态：图 6a 和 6b 所示的图像获取时船舶速度（低于 3 节）以及图 7 所示的船舶朝向，均证实了这一点。最后请注意，船舶轨迹（虚线）与合成孔径雷达获取的船体轮廓之间略有偏移（图 7b 中尤为明显），这与船舶的 AIS 参考点相符。

除了上述运动学特征外，还有两点重要说明有助于评估该船是否可能涉入北溪爆炸事件。第一，该船的所有权风险评估结果被认为极高，因此难以识别其受益所有人。第二，关于该船能够执行的作业：据作者咨询的几位海军军官称，该船完全有能力使用遥控潜水器（ROV）等特定设备，为破坏行动提供支持并进行协调。

如前文所述，所有上述信息都需要被采集并自动处理

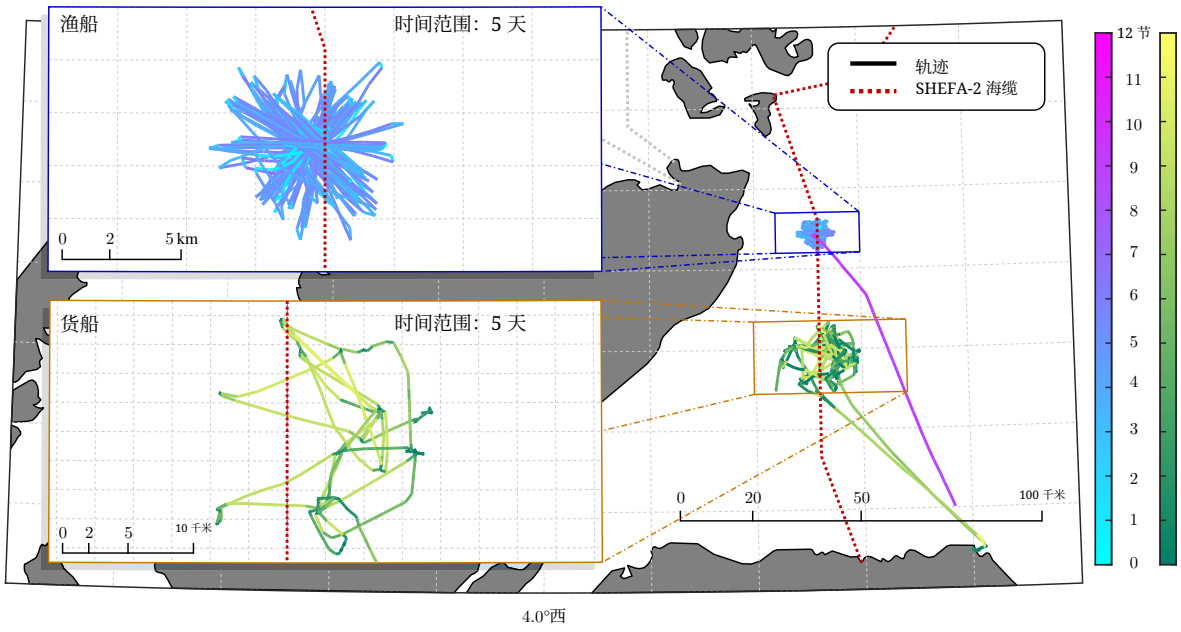


图 8. 设得兰群岛案例。主图显示了 SHEFA-2 海缆中断前几周以来，目标区域内一艘渔船和一艘货船的完整轨迹。插图展示了这两条轨迹中跨越 5 天的细节。轨迹的颜色（由青色渐变至洋红色，以及由绿色渐变至黄色）与船舶速度有关（由慢到快）。

以评估与可疑船舶相关的总体风险。

B. 设得兰群岛

2022年10月20日，新闻报道称，SHEFA-2 海缆南段被切断。该海缆经奥克尼群岛连接设得兰群岛与英国大陆；同一海底电缆连接设得兰群岛与法罗群岛的北段也于一周前受损，导致这些岛屿的通信中断数日 [11]。海缆所在海域有多艘拖网渔船进行密集的捕捞活动。因此，人们普遍认为，SHEFA-2 海缆受损是渔船意外造成的，这种情况过去也曾有记录，而非蓄意破坏所致 [80]。对事故报告前数日该地区收集的AIS数据进行分析后发现，多艘船只当时正在进行捕捞活动。其中一艘渔船的轨迹见图8，显示其航线在短短几天内多次穿越海底电缆线路。同一时期，一艘货船在该海域盘旋，数次穿越电缆线路；不过，据报道，该船在事故发生前数日已离开该海域。

尽管 SHEFA-2 海缆受损通常被认为是意外事件，但这是一个鲜明的例子，说明针对网络多个连边实施恶意协同攻击，可能会孤立某个地区，进而造成重大服务中断。

C. 亚得里亚海

2022年底，多家意大利新闻机构报道称，一艘大型船舶进入亚得里亚海奥特朗托海峡后，在跨亚得里亚海管道（TAP）和OteGlobe海底电缆上方停留了数小时 [3]。图9展示了根据自动识别系统（AIS）记录的该船从12月19日至12月23日的完整轨迹，以及其从12月20日晚上至12月22日下午在奥特朗托海峡内的航线详情。图中还标示了根据公开资料绘制的TAP和OteGlobe（以及该区域其他水下关键基础设施）的线路，但这些线路可能与其实际走向有所偏差。

黑色虚线标出了 12 月 21 日目标船只的 AIS 数据中超过 21 小时的缺口。同一天，在最近一次可用 AIS 位置之后约 3 小时，获取了一幅覆盖该海峡的 Sentinel-1 SAR图像。鉴于这一较长的时间间隔，利用一种长期预测工具推断该船在 SAR 数据采集时的位置。该工具针对非机动目标，并使用 Ornstein-Uhlenbeck过程对船舶运动学 [78], [81]进行建模；目标船只的长期预测位置以橙色星形标出，其不确定性则以橙色圆圈表示。

图10展示了合成孔径雷达图像，以及该区域内所有检测到的船舶（以圆圈表示）和自动识别系统（AIS）报告的所有船舶轨迹；如第V-A节所述，圆圈的颜色与其对应的AIS轨迹颜色一致，而白色圆圈表示未与任何AIS轨迹关联的合成孔径雷达检测目标。图10右上方的面板展示了目标船只的长期预测位置与不确定性。有趣的是，表示预测不确定性的橙色虚线圆圈圈住了两艘检测到的船舶，它们似乎停泊在OteGlobe海底电缆附近；这两艘船舶均未与任何其他AIS

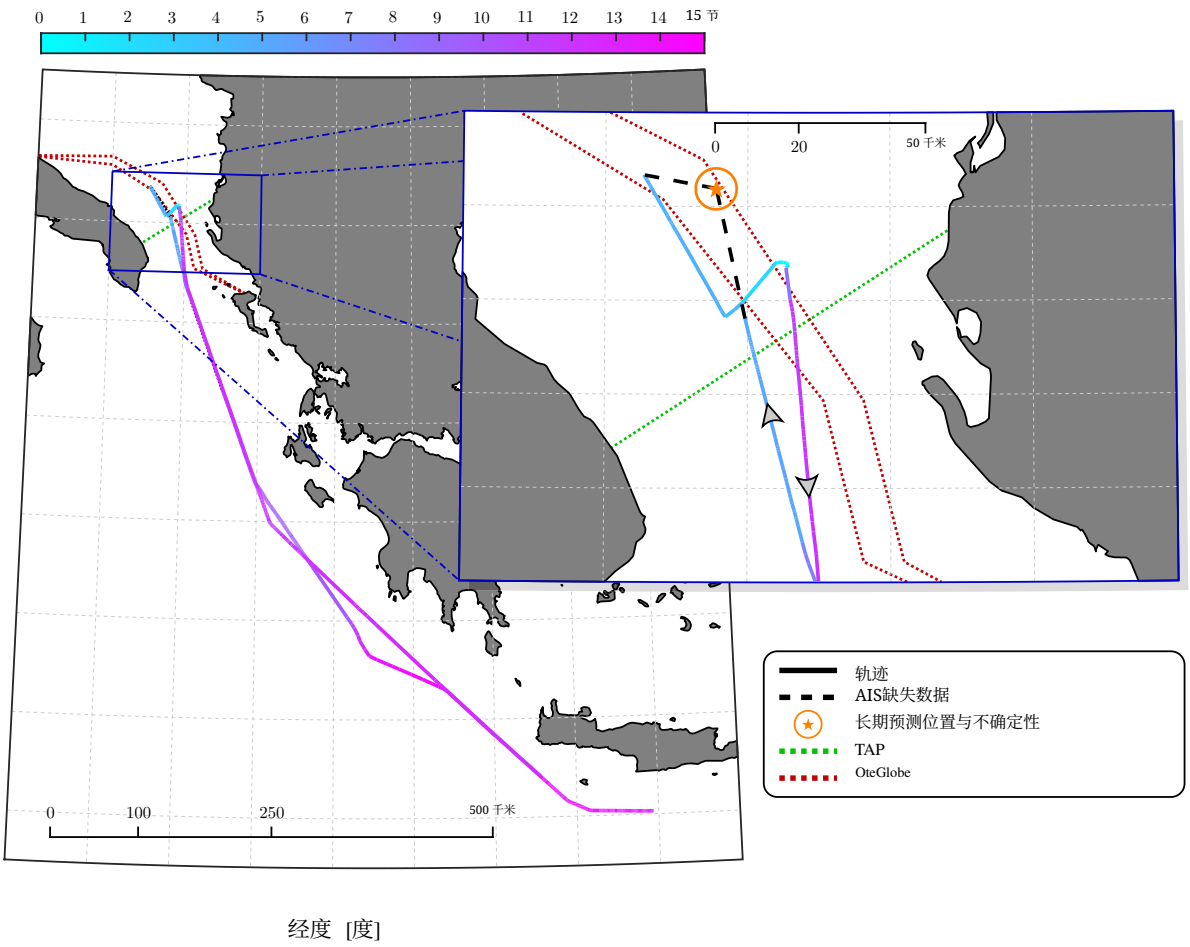


图9。亚得里亚海案例。目标船只从12月19日至2022年12月23日的完整轨迹。轨迹的颜色（从青色到洋红色）与船舶速度（从慢到快）相对应；灰色箭头表示船舶进入和驶出奥特朗托海峡时的方向。较小面板中的橙色星号表示在12月21日采集的、覆盖该海峡的Sentinel-1 SAR图像的数据采集时刻，船舶的长期预测位置；该合成孔径雷达图像见图10。

轨迹关联，这表明其中一艘可能正是新闻机构报道的那艘大型船舶。

VI. 结论

水下关键基础设施（UCIs）在日常生活的诸多领域中都发挥着基础性作用，涵盖电信、能源、经济和金融等领域。继2022年9月26日北溪天然气管道发生爆炸后，主管部门和国际机构日益关注提升水下关键基础设施的韧性。本文展示了如何结合上下文信息（如水深地形和天气数据），分析自动识别系统（AIS）数据和卫星数据（例如合成孔径雷达（SAR）数据），从而发现异常和可疑行为。此外，我们还介绍了人工智能（AI）和信息融合（IF）如何融合由多种资产（例如AIS和SAR）产生的信息，并利用所学习的知识预测未来行为，和/或识别针对水下关键基础设施的威胁及危急情况。

致谢

作者谨向Alvarez博士致谢，感谢他就运行问题提出的建议并参与有益的讨论；同时感谢MarineTraffic提供图9–10所使用的真实世界AIS数据集。

参考文献

[1] BBC，《北溪：乌克兰指控俄罗斯发动管道恐怖袭击》，2022年9月。 [在线]。网址：https://www.bbc.com/news/world- europe-63044747

[2] M. Jia、F. Li、Y. Zhang、M. Wu、Y. Li、S. Feng、H. Wang、H. Chen、W. Ju、J. Lin、J. Cai、Y. Zhang 和 F. Jiang，《北溪管道天然气泄漏向大气中释放了约 22 万吨甲烷》，《环境科学与生态技术》，第 12 卷，第 100210 页，2022年10月。[3] 《共和国报》，《奥特朗托的俄罗斯舰队威胁 Tap 天然气管道》，2022年12月。 [在线]。网址：https://www.repubblica.it/esteri/2022/ 12/22/news/otranto flotta russia gasdotto tap-380270375/ [4] G. Soldi、D. Gaglione、N. Forti、A. D. Simone、F. C. Daffin`a、G. Bot- tini、D. Quattrociocchi、L. M. Millefiori、P. Braca、S. Carniel、P. Wil- lett、A. Iodice、D. Riccio 和 A. Farina，《天基全球海上监视。第一部分：卫星技术》，*IEEE*航空航天与电子系统汇刊，第 36 卷，第 9 期，第 8–28 页，2021年9月。[5] K. Hicke 和 K. Krebber，《利用分布式光纤声学传感器实现高效实时海底电力电缆监测》，载于 *OFS-17* 会议论文集，韩国济州岛，2017年4月。

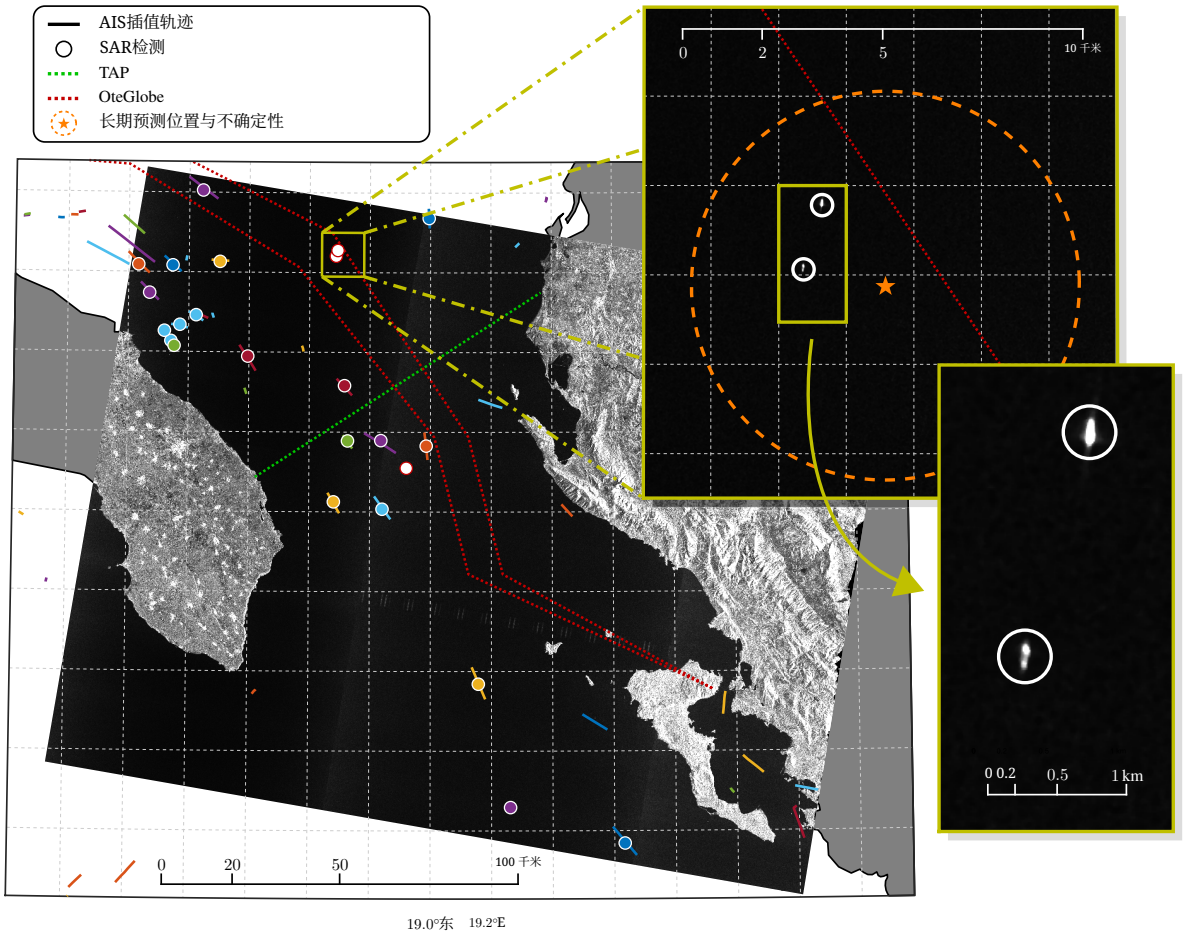


图10。亚得里亚海应用案例。2022年12月21日获取的奥特朗托海峡 Sentinel-1 SAR图像。彩色实线表示通过对船舶自身提供的 AIS位置进行插值而得到的船舶轨迹。圆圈表示在 SAR图像中检测到的船舶：圆圈的颜色表示该检测来自 AIS轨迹颜色相同的船舶；白色圆圈表示该检测未与任何 AIS轨迹相关联。右上角面板显示关注船舶的长期预测位置及其不确定性，分别以橙色星形和虚线圆圈表示。

[6] R. H. Littlefield、K. Soenen、G. Packard 和 J. Kaeli，《使用自主水下航行器进行基于海底电缆的导航与监测》，载于 *OCEANS-19* 会议论文集，美国华盛顿州西雅图，2019年10月。[7] G. Soldi、D. Gaglione、N. Forti、L. M. Millefiori、P. Braca、S. Carniel、A. D. Simone、A. Iodice、D. Riccio、F. C. Daffin`a、D. Quattrocioc- chi、G. Bottini、P. Willett 和 A. Farina，《天基全球海上监视。第二部分：人工智能与数据融合技术》，*IEEE*航空航天与电子系统汇刊，第 36 卷，第 9 期，第 30–42 页，2021年9月。[8] D. Gaglione、P. Braca、G. Soldi、F. Meyer、F. Hlawatsch 和 M. Z. Win，《多目标跟踪中传感器测量值与目标提供信息的融合》，*IEEE*信号处理汇刊，第 70 卷，第 322–336 页，2022年12月。[9] D. Gaglione、G. Soldi、F. Meyer、F. Hlawatsch、P. Braca、A. Farina 和 M. Z. Win，《面向海上态势感知的贝叶斯信息融合与多目标跟踪》，*IET*雷达、声纳与导航，第 14 卷，第 12 期，第 1845–1857 页，2020年12月。[10] P. Kowalski 和 A.-L. Jousselme，《证据理论中用于信息校正与推理的情境感知》，《国际近似推理杂志》，第 153 卷，第 29–48 页，2023年2月。[11] BBC，《电缆受损导致设得兰群岛与英国本土隔绝》，2022年10月。 [在线]。网址：https://www.bbc.com/news/uk-scotland-north-east-orkney-shetland-[12] 05326102 C. Bueger、T. Liebetrau 和 J. Franken，《海底通信电缆及基础设施面临的安全威胁——对欧盟的影响》，欧洲议会深度分析，2022年6月。[13] A. Brzozowski，《北约寻求保护海底电缆免遭俄罗斯袭击的方法》，Euractiv，2022年10月。

[14] C. Gallagher 和 S. Carswell，“专家认为，俄罗斯海军演习仍将在重要电缆附近举行”，《爱尔兰时报》，2022年1月。[15] P. Pourbeik、P. Kundur 和 C. Taylor，“电网停电剖析——近期重大停电的根本原因与动态”，*IEEE*电力与能源杂志，第4卷，第5期，第22–29页，2006年9月。[16] J. V. Milanovi´c 和 W. Zhu，“利用复杂网络理论对互联关键基础设施系统进行建模”，*IEEE*智能电网汇刊，第9卷，第5期，第4637–4648页，2018年9月。[17] R. Albert、H. Jeong 和 A.-L. Barabasi，“复杂网络的错误与攻击容忍性”，《自然》，第406卷，第6794期，第378–382页，2000年7月。[18] Z. Kong 和 E. M. Yeh，“随机几何网络对度依赖型级联节点故障的韧性”，*IEEE*信息论汇刊，第56卷，第11期，第5533–5546页，2010年11月。[19] A. E. Motter 和 Y.-C. Lai，“针对复杂网络的基于级联的攻击”，《物理评论 *E*》，第66卷，第6期，文章号065102，2002年12月。[20] T. Tanizawa、G. Paul、R. Cohen、S. Havlin 和 H. E. Stanley，“优化网络对定向攻击与随机攻击浪潮的鲁棒性”，《物理评论*E*》，第71卷，第4期，文章号047101，2005年4月。[21] S. Rinaldi、J. Peerenboom 和 T. Kelly，“识别、理解和分析关键基础设施相互依赖关系”，*IEEE*控制系统杂志，第21卷，第6期，第11–25页，2001年12月。[22] “《联合国海洋法公约》：21世纪的海洋法”，英国上议院国际关系与国防委员会2021–22会期第2份报告，2022年2月。[23] G. Vivone、P. Braca 和 J. Horstmann，“适用于高频地波雷达系统的基于知识的多目标船舶跟踪”，*IEEE*地球科学与遥感汇刊，第53卷，第7期，第3931–3949页，2015年7月。

[24] G. F. Aureliano，《高频超视距雷达：基本原理、信号处理与实际应用》。美国纽约州纽约市：McGraw Hill，2013年。[25] M. Q. Li、J. Xu、X. Zhou、L. C. Qian、T. Long 和 M. M. Bian，“通过广义Radon-Fourier变换检测高机动目标”，载于CIE RADAR-16会议论文集，中国广州，2016年10月。[26] P. Braca、S. Maresca、R. Grasso、K. Bryan 和 J. Horstmann，“利用多部超视距高频表面波雷达进行海上监视：近期试验概述”，IEEE航空航天与电子系统汇刊，第30卷，第12期，第4–18页，2015年12月。[27] A. Ponsford 和 J. Wang，“用于船舶检测与跟踪的高频表面波雷达综述”，《土耳其电气工程与计算机科学杂志》，第18卷，第3期，第409–428页，2010年5月。[28] S. Maresca、P. Braca、J. Horstmann 和 R. Grasso，“利用多部高频表面波雷达进行海上监视”，IEEE地球科学与遥感汇刊，第52卷，第8期，第5056–5071页，2014年8月。[29] IALA，“ITU-R M.1371-1建议书的技术澄清”，2016年3月。[30] IMO，“国际海上人命安全公约（SOLAS）”。[31] 欧盟委员会，“欧洲议会和理事会关于建立共同体船舶交通监测和信息系统的指令2011/15/EU（2011年2月23日），修订指令2002/59/EC”，2011年2月。[32] E. d’Afflisio、P. Braca、L. M. Millefiori 和 P. Willett，“利用Ornstein-Uhlenbeck过程检测偏离标准海事航线的异常偏航”，IEEE信号处理汇刊，第66卷，第24期，第6474–6487页，2018年12月。[33] E. d’Afflisio、P. Braca 和 P. Willett，“恶意AIS欺骗攻击与异常隐蔽偏航：海事异常检测的综合统计框架”，IEEE航空航天与电子系统汇刊，第57卷，第4期，第2093–2108页，2021年8月。[34] P. Braca、P. Willett、K. LePage、S. Marano 和 V. Matta，“存在左右舷模糊性的水下无线传感器网络贝叶斯跟踪”，IEEE信号处理汇刊，第62卷，第7期，第1864–1878页，2014年4月。[35] G. Ferri、A. Munaf`o、A. Tesei、P. Braca、F. Meyer、K. Pelekanakis、R. Petroccia、J. Alves、C. Strode 和 K. LePage，“用于水下监视的协作机器人网络：综述”，IET雷达、声纳与导航，第11卷，第12期，第1740–1761页，2017年12月。[36] M. Brambilla、D. Gaglione、G. Soldi、R. Mendrzik、G. Ferri、K. D. LePage、M. Nicoli、P. Willett、P. Braca 和 M. Z. Win，“基于和积算法的智能体网络协作定位与多目标跟踪”，IEEE开放获取信号处理期刊，第3卷，第169–195页，2022年3月。[37] M. P. Hayes 和 P. T. Gough，“合成孔径声呐：现状综述”，IEEE海洋工程汇刊，第34卷，第3期，第207–224页，2009年。[38] F. Cheng、B. Chi、N. J. Lindsey、T. C. Dawe 和 J. B. Ajo-Franklin，“利用分布式声学传感和海底光纤电缆进行海底结构表征”，《科学报告》，第11卷，文章号5613，2021年3月。[39] A. Trafford、R. Ellwood、L. Wacquier、A. Godfrey、C. Minto、M. Coughlan 和 S. Donohue，“利用分布式声学传感开展主动式海上剪切波剖面测量”，《科学报告》，第12卷，文章号9691，2022年6月。[40] Y. Shang、M. Sun、C. Wang、J. Yang、Y. Du、J. Yi、W. Zhao、Y. Wang、Y. Zhao 和 J. Ni，“分布式声学传感技术的研究进展”，《传感器》，第22卷，第16期，2022年8月。[41] L. M. Millefiori、P. Braca、K. Bryan 和 P. Willett，“对时间戳不精确的测量值进行自适应滤波及其在AIS网络中的应用”，载于FUSION-15会议论文集，美国华盛顿特区，2015年7月，第359–365页。[42] F. Meyer、T. Kropfreiter、J. L. Williams、R. A. Lau、F. Hlawatsch、P. Braca 和 M. Z. Win，“用于可扩展多目标跟踪的消息传递算法”，《IEEE会刊》，第106卷，第2期，第221–259页，2018年2月。[43] Y. Bar-Shalom、P. K. Willett 和 X. Tian，《跟踪与数据融合：算法手册》。美国康涅狄格州斯托斯：YBS Publising，2011年。[44] D. B. Reid，“一种跟踪多个目标的算法”，IEEE自动控制汇刊，第24卷，第6期，第843–854页，1979年12月。[45] C. Chong、S. Mori 和 D. B. Reid，“多重假设跟踪四十年——关键进展综述”，载于FUSION-18会议论文集，英国剑桥，2018年7月，第452–459页。[46] R. P. S. Mahler，“通过一阶多目标矩实现多目标贝叶斯滤波”，IEEE航空航天与电子系统汇刊，第39卷，第4期，第1152–1178页，2003年10月。[47] R. Mahler，“目标数量高阶概率假设密度滤波器”，IEEE航空航天与电子系统汇刊。

，第43卷，第4期，第1523–1543页，2007年10月。

[48] B.-T. Vo、B.-N. Vo 和 A. Cantoni，“基数平衡多目标多伯努利滤波器及其实现”，IEEE信号处理汇刊，第57卷，第2期，409–423页，2009年2月。[49] G. Soldi、F. Meyer、P. Braca 和 F. Hlawatsch，“利用置信传播进行多传感器多目标跟踪的自调节算法”，IEEE信号处理汇刊，第67卷，第15期，3922–3937页，2019年8月。[50] R. Laxhammar，“海上监视中的异常检测”，载于 FUSION-08 会议论文集，德国科隆，2008年6月。[51] A. Sidib´e 和 G. Shu，“海上船舶异常行为自动检测技术研究”，《航海杂志》，第70卷，第4期，847–858页，2017年3月。[52] N. Forti、E. d’Afflisio、P. Braca、L. M. Millefiori、S. Carniel 和 P. Wil- lett，“面向海上监视和自主导航的新一代智能态势感知系统 [观点],”，《IEEE会刊》，第110卷，第10期，1532–1537页，2022年10月。[53] R. O. Lane、D. A. Nevell、S. D. Hayward 和 T. W. Beaney，“海事异常检测与威胁评估”，载于 FUSION-10 会议论文集，英国爱丁堡，2010年7月。[54] M. Riveiro、G. Pallotta 和 M. Vespe，“海事异常检测：综述”，《WIREs数据挖掘与知识发现》，第8卷，第5期，2018年9月。[55] M. Ester、H.-P. Kriegel、J. Sander 和 X. Xu，“一种用于在含噪大型空间数据库中发现簇的基于密度的算法”，载于 KDD-96 会议论文集，美国俄勒冈州波特兰，1996年8月，226–231页。[56] B. Ristic、B. L. Scala、M. Morelande 和 N. Gordon，“AIS数据中运动模式的统计分析：异常检测与运动预测”，载于 FUSION-08 会议论文集，德国科隆，2008年6月。[57] X. Wang、X. Liu、B. Liu、E. N. de Souza 和 S. Matwin，“利用 Hadoop MapReduce 进行船舶航线异常检测”，载于 BigData-14 会议论文集，美国华盛顿特区，2014年10月，25–30页。[58] R. Zhen、J. Yongxing、Q. Hu、Z. Shao 和 N. Nikitakos，“基于船舶轨迹聚类和朴素贝叶斯分类器的沿海水域海事异常检测”，《航海杂志》，第70卷，第3期，648–670页，2017年1月。[59] N. Forti、E. d’Afflisio、P. Braca、L. M. Millefiori、P. Willett 和 S. Carniel，“真实场景中的海事异常检测：长赐号在苏伊士运河搁浅”，IEEE智能交通系统汇刊，第23卷，第8期，13 904–13 910页，2022年8月。[60] N. Forti、L. M. Millefiori 和 P. Braca，“用于检测和跟踪异常航迹偏离的混合伯努利滤波”，载于 FUSION-18 会议论文集，英国剑桥，2018年7月，1178–1184页。[61] N. Forti、L. M. Millefiori、P. Braca 和 P. Willett，“存在杂波时用于异常检测的随机有限集跟踪”，载于 RadarConf-20 会议论文集，意大利佛罗伦萨，2020年9月。[62] N. Forti、L. M. Millefiori、P. Braca 和 P. Willett，“用于动态异常检测和跟踪的贝叶斯滤波”，IEEE航空航天与电子系统汇刊，第58卷，第3期，1528–1544页，2022年6月。[63] F. Mazzarella、M. Vespe、A. Alessandrini、D. Tarchi、G. Aulicino 和 A. Vollero，“一种用于识别故意开关AIS的创新异常检测方法”，《专家系统应用》，第78卷，110–123页，2017年7月。[64] K. Tserpes、K. Chatzikokolakis、D. Zissis、G. Spiliopoulos 和 I. Kon- topoulos，“实时海事异常检测：检测故意关闭AIS”，《国际大数据智能杂志》，第7卷，第2期，85–96页，2020年5月。[65] F. Katsilieris、P. Braca 和 S. Coraluppi，“利用雷达信息检测恶意AIS位置欺骗”，载于 FUSION-13 会议论文集，土耳其伊斯坦布尔，2013年7月，1196–1203页。[66] M. Vespe、I. Visentini、K. Bryan 和 P. Braca，“用于异常检测的海上交通模式无监督学习”，载于 DF&TT-12 会议论文集，英国伦敦，2012年5月。[67] C. Zor 和 J. Kittler，“渡轮航迹中的海事异常检测”，载于 ICASSP-17 会议论文集，美国路易斯安那州新奥尔良，2017年3月，2647–2651页。[68] K. Kowalska 和 L. Peel，“利用高斯过程主动学习进行海事异常检测”，载于 FUSION-12 会议论文集，新加坡，2012年7月，1164–1171页。[69] S. Mascaro、A. E. Nicholson 和 K. B. Korb，“利用贝叶斯网络检测船舶航迹中的异常”，《国际近似推理杂志》，第55卷，第1期，84–98页，2014年1月。[70] J. Llinas 和 J. Scrofani，“基于活动的情报基础技术——文献综述”，美国海军研究生院，技术报告 NPS-EC-14-001，2014年2月。[71] G. Levchuk、O. Mendoza-Schrock 和 W. Shebilske，“利用分层持续感知系统识别对抗行为”，载于 SPIE-09 会议论文集，第7347卷，美国佛罗里达州奥兰多，2009年4月。[72] G. Shafer，《证据的数学理论》。美国新泽西州普林斯顿：普林斯顿大学出版社，1976年。

[73] D. Mercier、E. Lef`evre 和 F. Delmotte，“信念函数的上下文折扣与规范分解”，《国际近似推理杂志》，第53卷，第2期，146–158页，2012年2月。[74] F. Pichon、D. Mercier、E. Lef`evre 和 F. Delmotte，“若干信念函数上下文校正机制的提出与学习”，《国际近似推理杂志》，第72卷，4–42页，2016年5月。[75] P. P. Shenoy，“在专家系统中运用Dempster-Shafer信念函数理论”，载于《*Dempster-Shafer*证据理论进展》，M. Fedrizzi、J. Kacprzyk 和 R. R. Yager 编。美国纽约：John Wiley & Sons，1994年，395–414页。[76] P. Kowalski、M. Zocholl 和 A.-L. Jousselme，“阐释信息源行为对证据推理的影响”，《信息融合》，第81卷，41–58页，2022年5月。[77] P. Kowalski 和 A.-L. Jousselme，“利用概念图和证据网络进行多实体海上威胁评估”，载于*FUSION-22* 会议论文集，瑞典林雪平，2022年7月。

[78] L. M. Millefiori、P. Braca、K. Bryan 和 P. Willett，《利用随机均值回复过程对船舶运动学进行建模以实现长期预测》，*IEEE*航空航天与电子系统汇刊，第52卷，第5期，第2313–2330页，2016年10月。[79] M. D. Graziano、A. Renga 和 A. Moccia，《通过基于合成孔径雷达的船舶速度估计，融合自动识别系统（AIS）数据与单通道合成孔径雷达（SAR）图像，以实现海上态势感知》，《遥感》，第11卷，第19期，2019年9月。[80] A. Martin，《海底电缆遭切断的责任在渔船，而非蓄意破坏》，《The Record》，2022年10月。 [在线]。网址：https://therecord.media/fishing-vessel-not-sabotage-to-blame-for-shetland-island-submarine-cable-cut[81] L. M. Millefiori、P. Braca 和 P. Willett，《对随机采样 Ornstein–Uhlenbeck过程长期均值的一致估计，以实现长期目标状态预测》，《*IEEE*信号处理快报》，第23卷，第11期，第1562–1566页，2016年11月。