

ỨNG DỤNG DỮ LIỆU AIS TRONG GIÁM SÁT VÀ PHÁT HIỆN BẤT THƯỜNG TÀU THUYỀN TRÊN BIỂN

TRÀ VĂN ĐỒNG¹ - NGUYỄN THU NGUYỆT MINH¹ - LÝ HẢI SƠN¹

¹Trường Đại học Văn Lang

Van Lang University

E-mail: dong.tv@vlu.edu.vn, minh.ntn@vlu.edu.vn, son.ly@vlu.edu.vn,

Ngày nhận bài: 6/7/2026

Ngày sửa bài: 24/7/2026

Ngày duyệt đăng bài: 7/8/2026

Tóm tắt:

Nghiên cứu xây dựng hệ thống giám sát và phát hiện bất thường tàu thuyền trên biển dựa trên dữ liệu Hệ thống nhận dạng tự động (AIS). Hệ thống sử dụng các thông số về vị trí, tốc độ và hướng đi của tàu, kết hợp các phương pháp học máy, dự đoán và phân cụm DBSCAN để nhận diện hành vi bất thường và phát cảnh báo. Kết quả thử nghiệm cho thấy hệ thống đạt độ chính xác phát hiện bất thường lên đến 95%, thời gian phát hiện trung bình dưới 5 giây, đồng thời hỗ trợ trực quan hóa và so sánh hành trình thực tế với hành trình dự đoán. Kết quả cho thấy giải pháp có khả năng hỗ trợ giám sát và phát hiện sớm các hành vi bất thường của tàu thuyền trong thời gian thực.

Từ khóa: hệ thống nhận dạng tự động, phân cụm không gian dựa trên mật độ của các ứng dụng có nhiều.

Application of AIS data for monitoring and detecting anomalous vessel behavior at sea

Abstract:

This study develops a system for monitoring and detecting anomalous vessel behavior at sea using Automatic Identification System (AIS) data. The system continuously processes vessel position, speed, and course data and combines machine-learning, prediction, and DBSCAN clustering methods to identify deviations from normal navigation patterns and generate alerts. Actual vessel trajectories are compared with predicted trajectories according to predefined thresholds for position, speed, and heading. Experimental results show that the system achieves anomaly-detection accuracy of up to 95%, with an average detection time of less than five seconds. The application also supports real-time visualization, vessel-status classification, and comparison between actual and predicted routes. The findings demonstrate the potential of AIS-based analytics to support real-time maritime surveillance and early detection of abnormal vessel behavior.

Keywords: automatic identification system, DBSCAN, maritime surveillance, anomaly detection

1. Đặt vấn đề

Phát hiện bất thường trong lĩnh vực hàng hải là một nghiên cứu quan trọng, trong đó việc xác định được một mô hình chuẩn và một bộ dữ liệu đa dạng về khu vực biển cần quan sát là rất cần thiết. Mô hình này được huấn luyện trên những hành vi lặp lại thường xuyên, mang tính quy luật, được xem là những hành vi hoạt động bình thường của tàu thuyền, và các bất thường là những hành vi không khớp với mô hình này. Quá trình phát hiện bất thường trong lĩnh vực hàng hải dựa trên 2 bước chính:

- Học từ dữ liệu hành trình tàu trong lịch sử để xây dựng mô hình đại diện cho hành vi bình thường của tàu, thường được biểu diễn dưới dạng phân phối thống kê hoặc cụm các đặc trưng hành vi.
- Phát hiện bất thường bằng cách so khớp và so sánh sự lệch lạc giữa hành vi bình thường và dữ liệu di chuyển thực tế của tàu, hành vi được coi là hành vi bất thường nếu sự lệch lạc vượt qua một ngưỡng nhất định.

2. Tổng quan phương pháp phát hiện bất thường trong hàng hải

2.1. Phát hiện bất thường dựa trên học máy

Vespe (2012), sử dụng dữ liệu AIS và thuật toán học không giám sát để tự động học các mẫu di chuyển của tàu và phát hiện bất thường, với khả năng điều chỉnh theo thay đổi môi trường. (De Souza, 2016) áp dụng mô hình ẩn Markov (HMM) để phát hiện các mẫu hành vi bất thường của tàu, đặc biệt là tàu đánh cá, dựa trên tốc độ và thời gian vận hành.

2.2. Phát hiện bất thường dựa trên phương pháp dự đoán

Laxhammar (2014) sử dụng phương pháp dự đoán đối chiếu (conformal prediction) để tạo ra các hành trình dự đoán, đo lường sự tương đồng bằng khoảng cách Hausdorff để phát hiện bất thường.

Zhao (2019) áp dụng mạng nơ-ron hồi tiếp (LSTM) để dự đoán hành trình và phát hiện bất thường theo thời gian thực.

2.3. Thuật toán DBSCAN trong phân tích hành trình tàu

Các bước của thuật toán DBSCAN khá đơn giản. Thuật toán sẽ thực hiện lan truyền để mở rộng dân phạm vi của cụm cho tới khi chạm tới những điểm biên thì thuật toán sẽ chuyển sang một cụm mới và lặp lại tiếp quá trình trên. Cụ thể:

- Bước 1: Thuật toán lựa chọn một điểm dữ liệu bất kỳ. Sau đó tiến hành xác định các điểm lõi và điểm biên thông qua vùng lân cận epsilon bằng cách lan truyền theo liên kết chuỗi các điểm thuộc cùng một cụm.
- Bước 2: Cụm hoàn toàn được xác định khi không thể mở rộng được thêm. Khi đó lặp lại để qui toàn bộ quá trình với điểm khởi tạo trong số các điểm dữ liệu còn lại để xác định một cụm mới.

Trong thuật toán DBSCAN truyền thống, thực hiện phân cụm mật độ các điểm dữ liệu. Khi áp dụng nó vào phân cụm hành trình tàu, việc tính toán mức độ tương đồng giữa các hành trình tàu là một vấn đề đáng quan tâm. Nguyên lý phát sóng của AIS trên tàu dẫn đến các mốc thời gian và số lượng điểm dữ liệu trên mỗi hành trình là khác nhau, đây là một loại dữ liệu thời gian rời rạc không đồng bộ điển hình

3. Xây dựng hệ thống giám sát và phát hiện bất thường

3.1. Dữ liệu và các thông số AIS

Khi tiến hành theo dõi một tàu cụ thể trên vùng biển, hệ thống tiến hành theo dõi hành vi bất thường của tàu bằng cách nhận liên tục các tín hiệu AIS từ tàu này.

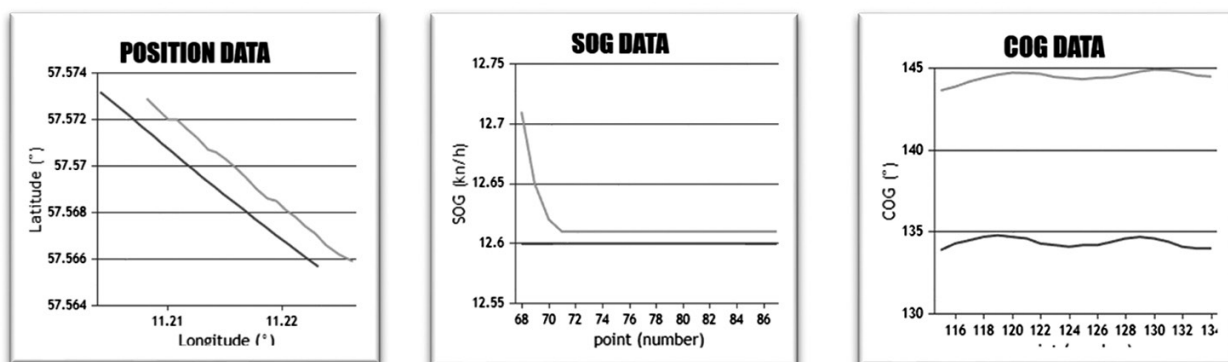
Dữ liệu được sử dụng để phân tích bao gồm: tọa độ (latitude, longitude), tốc độ (SOG), và hướng đi (COG). Hệ thống sau đó sử dụng các mô hình dự đoán dữ liệu chuỗi đã nghiên cứu để dự đoán hành trình của tàu.

3.2. Quy trình phát hiện bất thường

Tiếp theo, các biểu đồ so sánh giữa dữ liệu thực tế và dữ liệu được dự đoán (được coi là hành trình đúng của tàu) sẽ được vẽ ra. Hệ thống tiến hành so sánh các giá trị này với ngưỡng thiết lập sẵn (có thể điều chỉnh) để xác định bất thường. Một điểm dữ liệu trên hành trình sẽ được xem là bình thường nếu nó thỏa mãn cả 3 tiêu chí: vị trí, tốc độ, và hướng tàu.

Dưới đây là các biểu đồ so sánh giữa dữ liệu thực tế và dữ liệu dự đoán của cả 3 tiêu chí trên, giúp người dùng đánh giá một cách trực quan các hành vi bất thường của tàu trong thời gian thực.

Hình 1. Biểu đồ so sánh hành trình thực tế và hành trình dự đoán



a) Biểu đồ về vị trí thực tế và vị trí dự đoán

b) Biểu đồ về tốc độ thực tế và tốc độ dự đoán

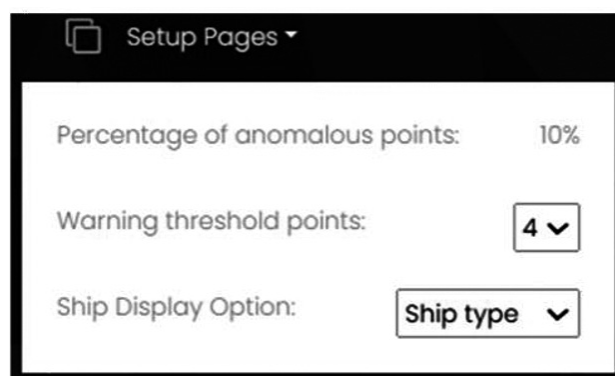
c) Biểu đồ về hướng tàu thực tế và hướng tàu dự đoán

3.3. Thiết lập ngưỡng phát hiện và cảnh báo

Dựa trên 3 biểu đồ so sánh đã thiết lập, hệ thống sẽ tiến hành thống kê phần trăm các điểm dữ liệu trong hành trình được xem là bất thường. Nếu tỷ lệ này vượt quá ngưỡng cho phép (do người dùng nhập vào giao diện), tàu sẽ được xem là có hành vi bất thường. Hệ thống ngay lập tức phát tín hiệu cảnh báo đến người giám sát hàng hải thông qua giao diện ứng dụng, giúp đảm bảo việc theo dõi và xử lý các tình huống bất thường một cách kịp thời.

Giao diện cho phép người dùng tùy chỉnh ngưỡng bất thường để phù hợp với các yêu cầu giám sát khác nhau, tăng tính linh hoạt trong việc phát hiện các sự kiện bất thường.

Hình 2. Cài đặt các thông số ứng dụng



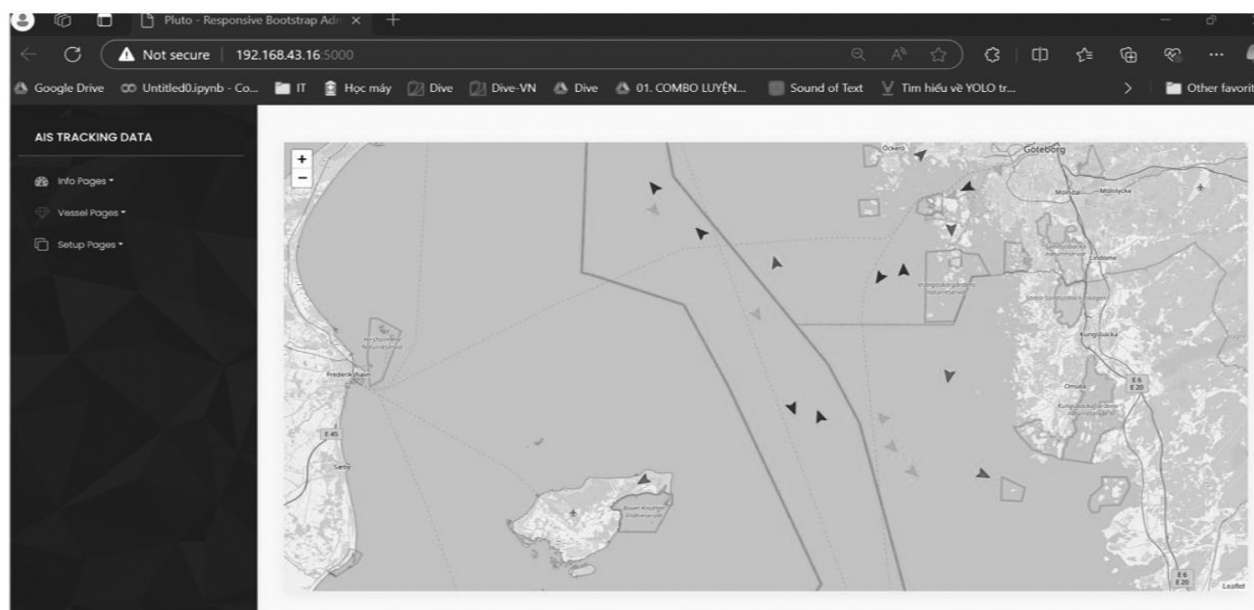
3.4. Thiết kế giao diện và chức năng hệ thống

Giao diện ứng dụng được thiết kế để tối ưu hóa trải nghiệm người dùng. Bao gồm bản đồ nền hiển thị vị trí các tàu trên vùng biển trong thời gian thực, cho phép người dùng thu phóng bản đồ và di chuyển vùng quan tâm đến vùng nước cụ thể. Người dùng có thể dễ dàng truy cập thông tin chi tiết về từng tàu, bao gồm trạng thái điều hướng, tốc độ và hướng đi và có thể chọn tính năng để phân tích hành trình tàu, kịp thời phát hiện các bất thường cũng như cài đặt một số thông số cho các mô hình và ứng dụng.

Các chức năng chính: Giám sát, phân loại các trạng thái điều hướng của các tàu trên biển.

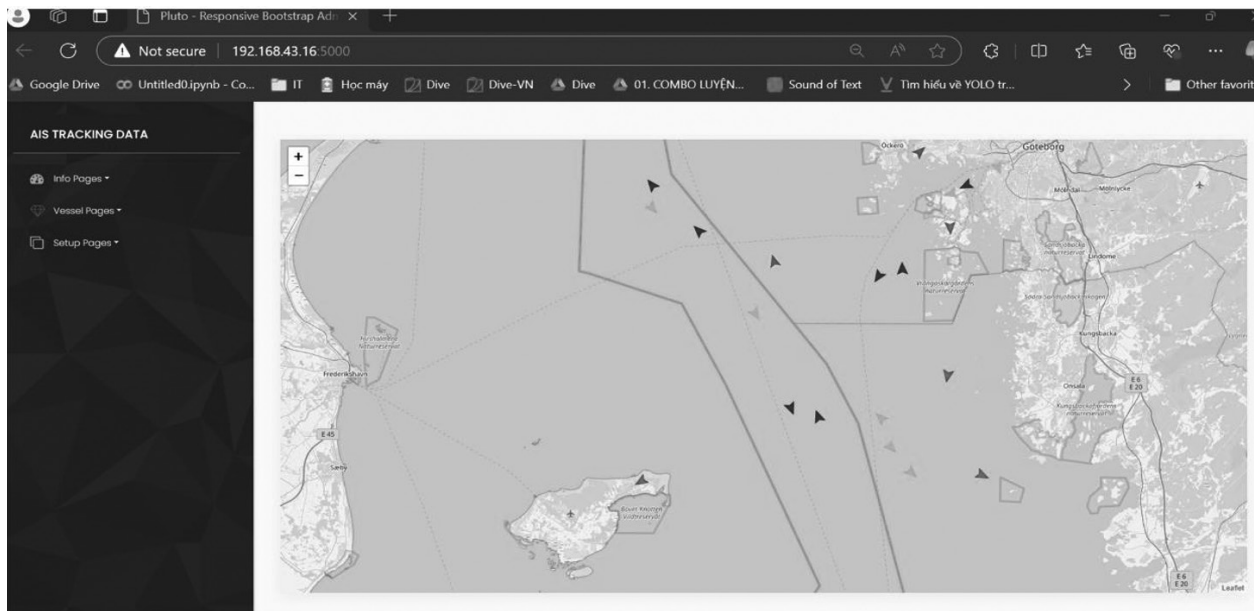
Ứng dụng nhận dữ liệu AIS thời gian thực từ hệ thống máy chủ của AIS, sau đó trực quan hóa thông tin lên giao diện bản đồ. Các tàu được phân biệt dưới 2 chế độ hiển thị chính: kiểu tàu (ví dụ tàu chở dầu, tàu đánh cá, tàu chở khách...) hoặc trạng thái điều hướng của tàu (gồm 4 trạng thái đã được nghiên cứu và xây dựng mô hình phân lớp). Điều này giúp người giám sát hàng hải dễ dàng theo dõi và phân tích các

Hình 3. Giao diện chính của ứng dụng giám sát và phát hiện bất thường các mục tiêu trên biển



hành vi cụ thể của các nhóm tàu khác nhau. Phần mềm có thể tùy chỉnh chế độ phân loại để phù hợp với từng trường hợp giám sát thực tế, đảm bảo cung cấp cái nhìn tổng quan và chi tiết về tình hình di chuyển và hoạt động của các tàu trong khu vực quan sát.

Hình 4. Chức năng giám sát tàu thời gian thực của ứng dụng



4. Kết quả và đánh giá hệ thống

Ứng dụng đã đạt được những kết quả đáng kể trong việc giám sát và phát hiện bất thường, khẳng định tính hiệu quả và ứng dụng thực tiễn của nó trong lĩnh vực hàng hải.

4.1. Kết quả phát hiện bất thường

Về tính chính xác, các thuật toán phát hiện bất thường của ứng dụng đã đạt độ chính xác lên đến 95%. Điều này có nghĩa là phần lớn các sự kiện bất thường được xác định chính xác, giúp giảm thiểu nguy cơ

sai sót trong việc giám sát hoạt động của tàu. Độ chính xác cao này không chỉ góp phần vào việc nâng cao hiệu quả giám sát mà còn tạo ra sự tin cậy trong các quyết định xử lý trong tình huống khẩn cấp.

4.2. Thời gian phản hồi

Về thời gian phản hồi, ứng dụng cho thấy hiệu suất ấn tượng với thời gian trung bình để phát hiện sự kiện bất thường là dưới 5 giây. Thời gian phản hồi nhanh chóng này rất quan trọng trong môi trường hàng hải, nơi mà những quyết định kịp thời có thể làm giảm thiểu thiệt hại và ngăn chặn tai nạn. Khả năng phát hiện nhanh chóng cho phép người dùng có thể hành động ngay lập tức, từ đó bảo vệ an toàn cho tàu và hành khách.

4.3. Khả năng trực quan hóa và cảnh báo

Hệ thống thể hiện khả năng trực quan hóa hiệu quả thông qua giao diện bản đồ thời gian thực và các biểu đồ so sánh giữa hành trình thực tế và hành trình dự đoán, giúp người giám sát dễ dàng nhận diện các hành vi bất thường bằng trực quan. Bên cạnh đó, cơ chế cảnh báo dựa trên ngưỡng có thể tùy chỉnh giúp hệ thống phát tín hiệu kịp thời khi phát hiện hành vi bất thường, hỗ trợ người giám sát hàng hải xử lý tình huống một cách nhanh chóng và chủ động.

4.4. Đánh giá khả năng ứng dụng

Phản hồi từ người dùng cho thấy ứng dụng được đánh giá cao về tính tiện dụng và độ chính xác. Người dùng đã nhận xét giao diện trực quan, dễ sử dụng giúp họ dễ dàng theo dõi tình hình trên biển và phát hiện bất thường một cách hiệu quả. Sự hài lòng từ phía người dùng không chỉ phản ánh chất lượng của ứng dụng mà còn mở ra cơ hội cho việc phát triển thêm các tính năng mới, nhằm đáp ứng nhu cầu ngày càng cao trong lĩnh vực giám sát hàng hải.

5. Hạn chế và hướng phát triển

5.1. Hạn chế của nghiên cứu

Mặc dù nghiên cứu đã đạt được những kết quả nhất định nhưng vẫn còn chưa giải quyết được một số mặt hạn chế, do khả năng của bản thân cũng như điều kiện chưa cho phép. Vẫn còn tồn tại một số hạn chế có thể thấy như: chưa ứng dụng lên dữ liệu AIS của Việt Nam.

5.2. Hướng phát triển

Trong tương lai, nhóm nghiên cứu đề xuất một số hướng phát triển tiềm năng để cải thiện và mở rộng đề tài này. Đầu tiên, cần tập trung vào việc thu thập các nguồn dữ liệu chất lượng, thu thập dữ liệu AIS từ những cảng biển lớn, các loại phương tiện đa dạng và là nơi có mật độ giao thông dày đặc. Thứ hai, cần tập trung vào khâu tiền xử lý dữ liệu, cần chọn lọc các dữ liệu của các mô hình di chuyển trong điều kiện tàu hoạt động bình thường để có kết quả huấn luyện phát hiện bất thường được chính xác. Ngoài ra, nhóm sẽ tiếp tục cập nhật và bảo trì ứng dụng, để đảm bảo nó luôn cung cấp những thông tin và tính năng mới nhất, tạo các tài liệu hướng dẫn và tài liệu tham khảo để hỗ trợ người dùng trong việc sử dụng công cụ một cách hiệu quả.

6. Kết luận

Nghiên cứu đã đạt được mục đích, yêu cầu đề ra, cụ thể các nội dung chính bao gồm:

Về lý thuyết, nghiên cứu tập trung nghiên cứu về dữ liệu AIS và các thuật toán học máy, học sâu ứng dụng cho bài toán phân loại các đối tượng trên biển và phát hiện bất thường các đối tượng trên biển.

Về thực nghiệm, nghiên cứu xây dựng được hệ thống giám sát và phát hiện bất thường các mục tiêu trên biển. Ứng dụng giúp trực quan hóa dữ liệu tàu thuyền trên biển theo thời gian thực, phân loại các đối tượng và phát hiện các bất thường trong di chuyển của tàu thuyền ■

TÀI LIỆU THAM KHẢO:

- Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., & Bengio, Y. (2014). Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.3555>.
- De Souza, E., Boerder, K., & Worm, B. (2016). Improving fishing pattern detection from satellite AIS using data mining and machine learning. PLoS ONE, 11(7), e0158248. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0158248>.
- Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., & Xu, X. (1996, August 2-4). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96) (pp. 226-231). Portland, OR, United States.
- Guo, T., & Xie, L. (2022). Research on ship trajectory classification based on a deep convolutional neural network. Journal of Marine Science and Engineering, 10(5), 568. <https://doi.org/10.3390/jmse10050568>.
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2015). Deep residual learning for image recognition. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1512.03385>.
- Holst, A., & Ekman, J. (2003). Anomaly detection in vessel motion (Technical Report). Saab Systems.
- Huang, G., Liu, Z., van der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2016). Densely connected convolutional networks. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1608.06993>.
- Kontopoulos, I., Makris, A., & Tserpes, K. (2021). A deep learning streaming methodology for trajectory classification. ISPRS International Journal of Geo-Information, 10(4), 250. <https://doi.org/10.3390/ijgi10040250>.
- Laxhammar, R., & Falkman, G. (2014). Online learning and sequential anomaly detection in trajectories. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 36(6), 1158-1173. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2013.220>.
- Ristic, B., & Scala, B. (2008, June 30-July 3). Statistical analysis of motion patterns in AIS data: Anomaly detection and motion prediction. In Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion. Cologne, Germany.
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H., Krause, J., Satheesh, S., Ma, S., Huang, Z., Karpathy, A., Khosla, A., Bernstein, M., Berg, A. C., & Fei-Fei, L. (2014). ImageNet large scale visual recognition challenge. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.0575>.
- Senin, P. (2008). Dynamic time warping algorithm review (Technical Report). Information and Computer Science Department, University of Hawaii at Mānoa.
- Simonyan, K., & Zisserman, A. (2014). Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556>.
- Vespe, M., Visentini, I., Bryan, K., & Braca, P. (2012, May 16-17). Unsupervised learning of maritime traffic patterns for anomaly detection. In Proceedings of the 9th IET Data Fusion & Target Tracking Conference: Algorithms & Applications. London, United Kingdom. <https://doi.org/10.1049/ic.2012.0019>.
- Yin, X., et al. (2021). Sentiment analysis based on BiGRU information enhancement. Journal of Physics: Conference Series, 1748(3), 032054. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1748/3/032054>.
- Zhao, L. B., & Shi, G. Y. (2019). Maritime anomaly detection using density-based clustering and recurrent neural network. The Journal of Navigation, 72(4), 894-916. <https://doi.org/10.1017/S037346331800101X>.