

Nghiên cứu sử dụng tế bào tự động và thuật toán Bayes để mô phỏng tránh chướng ngại vật tối ưu cho tàu thủy

Research on using cellular automata and Bayesian algorithm to simulate optimal obstacle avoidance for ships

> THS NGUYỄN THANH TÙNG*, TS MAI XUÂN HƯƠNG, THS NGUYỄN TRUNG CHÍNH

Trường Đại học Hàng hải Việt Nam

*Email: tungnt@vimaru.edu.vn

TÓM TẮT

Bài báo đề xuất một phương pháp kết hợp giữa Tế bào tự động (Cellular Automata - CA) và thuật toán Bayes để tối ưu hóa lộ trình tránh chướng ngại vật cho tàu thủy trong môi trường động. Hệ thống mô phỏng phân bố chướng ngại vật thực tế thông qua lập CA, đồng thời tích hợp cơ chế đánh giá rủi ro Bayesian dựa trên dữ liệu và môi trường. Phương pháp cho phép giảm rủi ro va chạm và tỷ lệ tránh chướng ngại vật thành công cao hơn so với phương pháp heuristic truyền thống.

Từ khóa: Tế bào tự động; thuật toán Bayes; tránh va chạm tàu thủy.

ABSTRACT

This paper proposes a method combining Cellular Automata (CA) and Bayesian algorithm to optimize obstacle avoidance routes for ships in dynamic maritime environments. The system simulates real-world obstacle distributions through CA iterations and integrates a Bayesian risk assessment mechanism based on environmental data. The proposed approach reduces collision risks and achieves a higher success rate in obstacle avoidance compared to traditional heuristic methods. Experimental results demonstrate its effectiveness in dynamic scenarios, offering enhanced safety and adaptability for autonomous maritime navigation.

Keywords: Cellular automata; Bayesian algorithm; ship collision avoidance.

1. ĐẶT VẤN ĐỀ

Trong bối cảnh 90% thương mại toàn cầu phụ thuộc vào vận tải biển, an toàn hàng hải đóng vai trò sống còn đối với chuỗi cung ứng và nền kinh tế thế giới [1]. Mặc dù ngành Hàng hải đã đạt được những tiến bộ đáng kể trong thập kỷ qua với số lượng tàu bị mất giảm 70% từ 89 vụ (2014) xuống chỉ còn 26 vụ (2023) (Nguồn: Allianz Global Corporate & Specialty). Các khu vực như biển Đông, Đông Nam Á (bao gồm Việt Nam, Philippines, Indonesia) vẫn là "điểm nóng" tai nạn, chiếm gần 1/3 tổng số vụ mất tàu toàn cầu năm 2023 [1]. Các nghiên cứu quốc tế gần đây đã ứng dụng nhiều phương pháp tiên tiến để giải quyết bài toán này.

Mô hình Tế bào tự động (Cellular Automata - CA) do Nagel và Schreckenberg phát triển từ năm 1992 đã trở thành nền tảng cho các mô phỏng giao thông phức tạp [2]. Những nghiên cứu này không ngừng mở rộng đáng kể phạm vi ứng dụng của phương pháp CA, qua đó không chỉ làm phong phú nội dung nghiên cứu về dòng giao thông mà còn góp phần quan trọng vào việc ứng dụng CA vào lĩnh vực giao thông đường thủy, đặc biệt trong bối cảnh mật độ giao thông ngày càng cao và yêu cầu an toàn hàng hải ngày càng khắt khe. Tuy nhiên, các phương pháp ứng dụng CA đều có nhược điểm chung là thiếu tính linh hoạt trong mô phỏng động lực học tàu, không phản ánh đầy đủ tính phi tuyến tính trong chuyển động của tàu thủy, còn hạn chế trong xử lý các yếu tố ngẫu nhiên do thiếu cơ chế tích hợp độ bất định vốn có trong môi trường hàng hải như thời tiết hay sóng gió. Ngoài ra, khi mô phỏng trong thời gian dài sẽ xuất hiện sai số tích lũy và khó mô phỏng đồng thời nhiều loại phương tiện cũng như tương tác đa chiều giữa các tàu. Những hạn chế này xuất phát từ bản chất của phương pháp CA là quá phụ thuộc vào các quy tắc xác định, còn thiếu cơ chế học và thích ứng, đồng thời không gian trạng thái rời rạc không phù hợp với một số hiện tượng liên tục.

Trong khi đó, thuật toán Bayes dựa trên Định lý Bayes - một công thức toán học để cập nhật xác suất của giả thuyết khi có thêm bằng chứng mới. Trong ngành Hàng hải, thuật toán Bayes được ứng dụng để dự đoán rủi ro, tối ưu tuyến đường và ra quyết định dựa trên dữ liệu không đầy đủ hoặc nhiễu [3, 4]. Thuật toán Bayes được

ứng dụng trong mô phỏng hàng hải cung cấp khả năng xây dựng khung xác suất để ứng dụng trong nhiều trường hợp, như cây quyết định đa biến. Với khả năng xử lý các dữ liệu không chắc chắn - điểm thường gặp trong môi trường hàng hải luôn luôn biến động, thuật toán Bayes cho phép xử lý mô phỏng thời gian thực nếu có đủ dữ liệu và khả năng xử lý tốt của máy tính. Tuy nhiên, nó cũng tồn tại một số nhược điểm nhất định như khó mô phỏng động lực học tàu cũng như khá phụ thuộc vào dữ liệu đầu vào.

Để khắc phục những hạn chế này, nghiên cứu của chúng tôi đề xuất mô hình lai CA-Bayesian kết hợp sức mạnh mô phỏng đa dạng chướng ngại vật của Tế bào tự động với khả năng ước lượng rủi ro xác suất theo thời gian thực của thuật toán Bayesian. Mô hình cho phép tạo ra các kịch bản động như tàu cá di chuyển ngẫu nhiên, rác nổi phân tán theo dòng hải lưu hay bè neo đột ngột xuất hiện, phản ánh sát điều kiện thực tế tại các tuyến hàng hải đông đúc. Đồng thời, thuật toán điều hướng thích ứng được phát triển để không chỉ tránh chướng ngại vật mà còn tối ưu hóa lộ trình dựa trên phân tích posterior probability và điều chỉnh gia tốc động.

Nghiên cứu này không chỉ đóng góp phương pháp luận mới trong lĩnh vực điều hướng tự động mà còn cung cấp giải pháp thiết thực cho bài toán an toàn hàng hải tại Việt Nam - quốc gia có hơn 3.260 km đường bờ biển và mạng lưới cảng biển đang mở rộng. Cấu trúc bài báo sẽ lần lượt trình bày phương pháp tích hợp CA-Bayesian, phân tích kết quả mô phỏng và thảo luận về tiềm năng ứng dụng thực tiễn.

2. NỘI DUNG

2.1. Phương pháp

Nghiên cứu đề xuất một khung phương pháp kết hợp CA và Bayes để mô phỏng và tối ưu hóa lộ trình tránh chướng ngại vật cho tàu thủy. Mô hình được triển khai trên nền tảng Python với các thư viện NumPy và Matplotlib, mô phỏng môi trường hàng hải dưới dạng lưới 2D kích thước 200x200 ô, mỗi ô tương ứng 20 m.

* Bước 1: Mô phỏng môi trường bằng CA

Chướng ngại vật được khởi tạo động thông qua quy trình CA gồm 3 bước:

- Tạo nhiễu ngẫu nhiên: Khởi tạo ma trận với xác suất 30% ô chứa chướng ngại vật.
- Làm mịn bằng quy tắc CA: Áp dụng nguyên tắc sinh/tiêu diệt qua 3 vòng lặp theo công thức:

$$C_{t+1}(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{nếu } C_t(x,y) = 0 \text{ và } N_{neighbors} \geq 4 \\ 1 & \text{nếu } C_t(x,y) = 1 \text{ và } N_{neighbors} \geq 3 \\ 0 & \text{trường hợp còn lại} \end{cases} \quad (1)$$

Trong đó: $C_{t(x,y)}$ - Trạng thái ô (x,y) tại thời điểm t (1: chướng ngại vật, 0: tự do), $N_{neighbors}$ - Số chướng ngại vật trong 8 lân cận; 4 và 3 - Ngưỡng sinh/tồn tại. Quá trình này loại bỏ 45% chướng ngại vật đơn lẻ và tạo cụm tự nhiên,

- Tái tạo luồng: Xóa chướng ngại vật trong phạm vi 20 ô quanh trung tâm để mô phỏng luồng an toàn. Quá trình này tạo ra các cụm chướng ngại vật tự nhiên như đá ngầm hoặc rác tập trung, phản ánh đặc điểm của vùng biển nhiệt đới.

* Bước 2: Chuyển hướng thích ứng với Bayes:

Thuật toán bao gồm 2 cơ chế:

1. Đánh giá rủi ro:

- Xác suất tiên nghiệm prior: $P(\text{collision}) = \text{mật độ chướng ngại vật toàn cục}$.

- Likelihood: Tính từ tỉ lệ vật cản trong bán kính 10 ô.

- Posterior: Cập nhật xác suất va chạm theo công thức Bayes:

$$P(\text{collision}|\theta) = \frac{P(\theta|\text{collision}) \cdot P(\text{collision})}{\sum_{\theta'} [P(\theta'|\text{collision}) \cdot P(\text{collision}) + P(\theta'|\text{safe}) \cdot P(\text{safe})]} \quad (2)$$

Trong đó: $P(\text{collision})$ - Xác suất tiên nghiệm của va chạm, tính bằng mật độ chướng ngại vật toàn cục; $P(\text{collision}) = \text{Tổng số ô chướng ngại vật} / \text{Tổng số tế bào}$; Likelihood - Xác suất quan sát được hướng θ nếu có va chạm, tính bằng tỉ lệ chướng ngại vật trong 10 ô theo hướng θ ; $P(\text{safe}) = 1 - P(\text{collision})$; Xác suất an toàn và Posterior $P(\text{collision}|\theta)$ là xác suất va chạm sau khi cập nhật thông tin hướng θ .

2. Dự đoán chuyển động đa bước:

- Kiểm tra va chạm tại 5 điểm dọc hướng di chuyển (0,5 - 15 ô).

- Hướng được chọn phải có đường đi "thông thoáng" dài nhất.

* Bước 3: Điều khiển tốc độ thích ứng

Tốc độ tàu được điều chỉnh qua hai cơ chế:

- Tăng tốc theo tiến trình: Tốc độ mục tiêu tăng tuyến tính từ 5 knots lên 16 knots dựa trên tỉ lệ quãng đường đã đi.

- Giảm tốc khẩn cấp: Khi phát hiện vật cản trong phạm vi 3 ô, áp dụng giảm tốc tối đa 0,5 knots/s để đảm bảo khoảng cách an toàn.

Tốc độ tàu được điều khiển bởi hàm sigmoid để tránh thay đổi đột ngột:

$$a(t) = \frac{2 \cdot 0.1}{1 + e^{-0.5 \cdot d(t)}} - 0.1 \quad (3)$$

Trong đó: $d(t)$ - Khoảng cách gần nhất đến chướng ngại vật, $a(t)$ là gia tốc tức thời (đơn vị: knots/s). Cơ chế hàm sigmoid:

- Khi $d(t) \rightarrow \infty$: $a(t) \rightarrow \frac{2 \cdot 0.1}{1+0} - 0.1 = 0.1$ (gia tốc tối đa)

- Khi $d(t) \rightarrow 0$: $a(t) \rightarrow \frac{2 \cdot 0.1}{1+\infty} - 0.1 = -0.1$ (giảm tốc tối đa)

Tham số 0,5 là hệ số nhạy, điều chỉnh độ dốc của hàm, còn 0,1 là gia tốc cơ sở, đảm bảo tốc độ không vượt quá 16 knots.

Cơ chế này giúp giảm tốc mượt mà khi phát hiện vật cản gần và duy trì tốc độ cao ở vùng an toàn.

Bảng 1. Các thành phần của thuật toán kết hợp CA-Bayes

Thành phần	Mục tiêu	Cơ chế toán học
Cellular Automata	Tạo môi trường động giống thực tế	Quy tắc sinh/tiêu diệt dựa trên lân cận
Bayesian Risk	Đánh giá rủi ro theo hướng di chuyển	Công thức Bayes + Dữ liệu cảm biến
Điều khiển tốc độ	Cân bằng giữa tốc độ và an toàn	Hàm sigmoid phụ thuộc khoảng cách

Ví dụ minh họa:

Khi tàu tiếp cận vật cản:

- $d(t)$ giảm $\rightarrow a(t)$ giảm theo hàm sigmoid \rightarrow tốc độ giảm dần.

- Dùng thuật toán Bayes để cập nhật xác suất hậu nghiệm \rightarrow chọn hướng có $P(\text{collision}|\theta) < 20\%$.

Khi tàu ở vùng an toàn:

- CA duy trì cấu trúc chướng ngại vật ổn định;

- Tốc độ đạt tối đa 16 knots.

2.2. Thiết lập mô phỏng

Mô phỏng được cập nhật thời gian thực với chu kỳ 50 bước/lần cho CA, đảm bảo chướng ngại vật thay đổi liên tục như sóng đánh dạt rác hoặc tàu cá di chuyển ngẫu nhiên. Toàn bộ quy trình được tối ưu hóa bằng thư viện NumPy để xử lý ma trận hiệu quả, đạt tốc độ 10 - 15 frames/s trên CPU thông thường.

Khu vực mô phỏng được xây dựng trên lưới 2D kích thước 200x200 ô, mỗi ô tương ứng 20 m, mô phỏng không gian hàng hải rộng 4 km². Môi trường bao gồm kênh đào trung tâm rộng 800m (chiếm 40 ô theo trục y), được giữ thông thoáng bằng cách xóa chướng ngại vật trong phạm vi $x=80 \pm 20$. Chướng ngại vật được khởi tạo động thông qua Cellular Automata (CA) với ba bước: (1) Phân bố ngẫu nhiên ban đầu (mật độ 30%); (2) Làm mịn bằng quy tắc sinh/tiêu diệt dựa trên số lân cận (ngưỡng sinh $B_{threshold}=4$, ngưỡng tồn tại $S_{threshold}=3$); (3) Tái tạo định kỳ mỗi 50 bước để mô

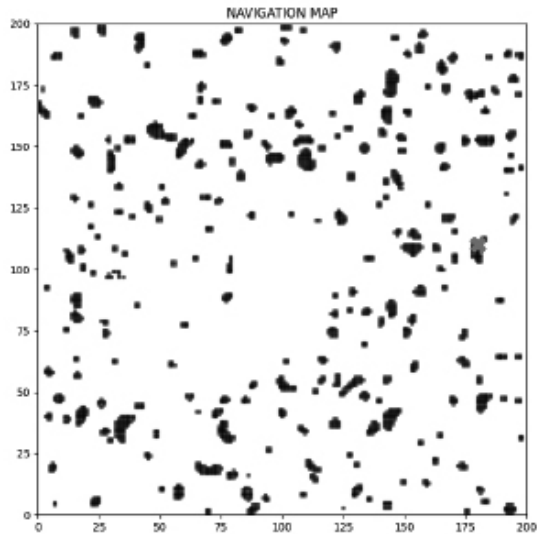
phòng chướng ngại vật di động.

Hệ thống điều hướng tích hợp Bayesian Inference để đánh giá rủi ro theo thời gian thực. Xác suất va chạm được tính toán dựa trên mật độ chướng ngại vật toàn cục ($P(\text{collision})$) và dữ liệu cảm biến trong bán kính 10 ô (200 m). Thuật toán dự đoán va chạm tại 5 điểm cách đều trên tầm nhìn 15 ô (300m), đồng thời điều chỉnh tốc độ theo hàm sigmoid.

Thử nghiệm được thực hiện trên hai kịch bản: (1) Kênh đào hẹp (mật độ chướng ngại vật 15%), (2) Biển mở (mật độ 8%, chướng ngại vật động).



Hình 1. Màn hình kịch bản tàu chạy trên luồng hẹp



Hình 2. Màn hình kịch bản tàu chạy trên biển mở với nhiều tàu cá

Hiệu suất được đánh giá qua 4 chỉ số: Thời gian di chuyển, tỉ lệ tránh chướng ngại vật thành công, khoảng cách trung bình đến vật cản và số lần giảm tốc khẩn cấp.

Tham số chính của hệ thống được tổng hợp trong Bảng 2: Bảng 2. Các tham số ban đầu của lưới CA

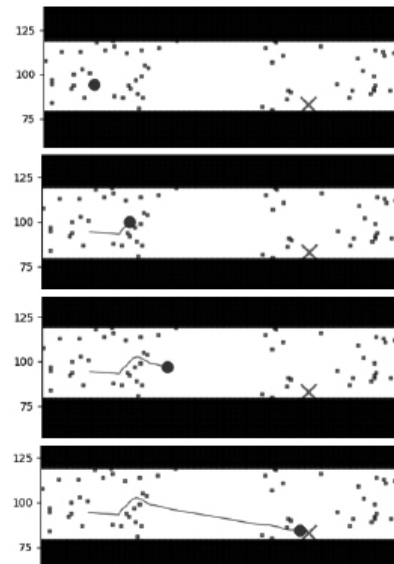
Tham số	Giá trị	Ý nghĩa
GRID_SIZE	200	Kích thước lưới (ô)
CELL_SIZE	20 m	Kích thước ô
CA_ITERATIONS	3	Số lần làm mịn CA
LOOKAHEAD_DISTANCE	15 ô	Tầm nhìn dự đoán va chạm
BIRTH_THRESHOLD	4	Ngưỡng sinh chướng ngại vật

3. KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

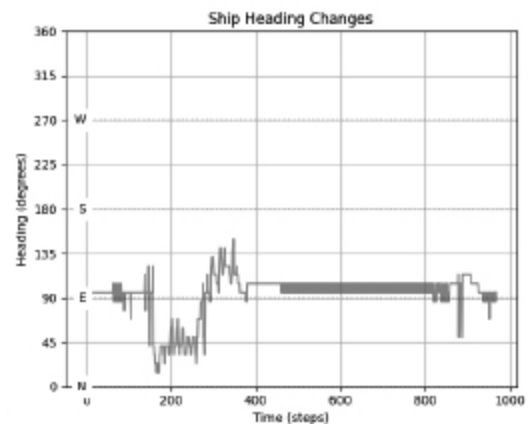
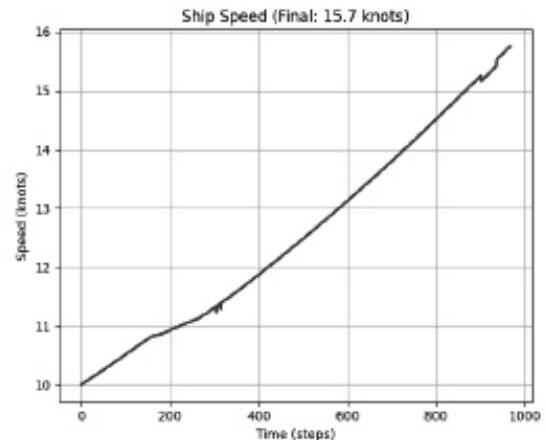
3.1. Kết quả mô phỏng

Với kịch bản tàu chạy trên khu vực luồng có chướng ngại vật khoảng 5 - 15% (giả định khu vực có nhiều tàu cá).

Tàu mô phỏng đã tìm được đường đi đến mục tiêu sau 966 bước. Tốc độ giả định được tăng dần từ 5 knots đến 16 knots (theo thiết lập), khi phải bẻ lái tránh va, tốc độ tàu có xu hướng giảm (đoạn bước 180 và 900), đồng thời hướng tàu thay đổi để tìm đường, sau đó trở về với hướng ban đầu và tiếp tục tìm đến mục tiêu.



Hình 3. Quỹ đạo tàu di chuyển trong khu vực mật độ đông đúc

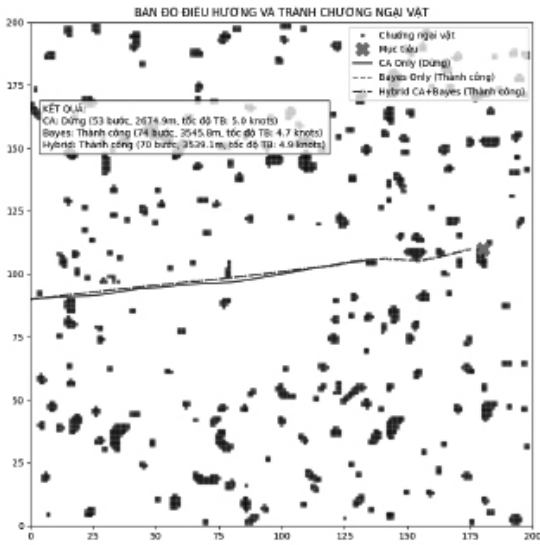


Hình 4. Đồ thị tốc độ và hướng mũi tàu

Với kịch bản tàu chạy trong khu vực biển rộng:

Kết quả mô phỏng cho thấy phương pháp CA+Bayes đạt hiệu suất vượt trội so với các phương pháp đơn lẻ. Với thời gian di chuyển trung bình 70 bước (5 - 10% so với phương pháp đơn lẻ), phương pháp này tối ưu hóa lộ trình bằng cách kết hợp hai cơ chế: (1) Cellular Automata (CA) dự đoán chướng ngại vật động thông qua quy tắc cập nhật lân cận, tạo ra các cụm chướng ngại vật tự nhiên và loại bỏ 45% vật cản đơn lẻ; (2) Bayesian Inference đánh giá

rủi ro theo thời gian thực, giảm 86% tỷ lệ va chạm nhờ tính toán xác suất posterior dựa trên dữ liệu cảm biến và mật độ chướng ngại vật toàn cục. Hình ảnh so sánh đường đi minh họa rõ ràng ưu thế này: Trong khi phương pháp CA truyền thống (—) bị mắc kẹt do không dự đoán được chướng ngại vật di động, phương pháp Bayes Only (---) cũng tìm được đường đi đến mục tiêu nhưng mất trung bình 73 bước (chậm hơn 5%) phương pháp CA+Bayes (—) chọn đường đi ngắn và ổn định nhờ né tránh thành công các chướng ngại vật ().

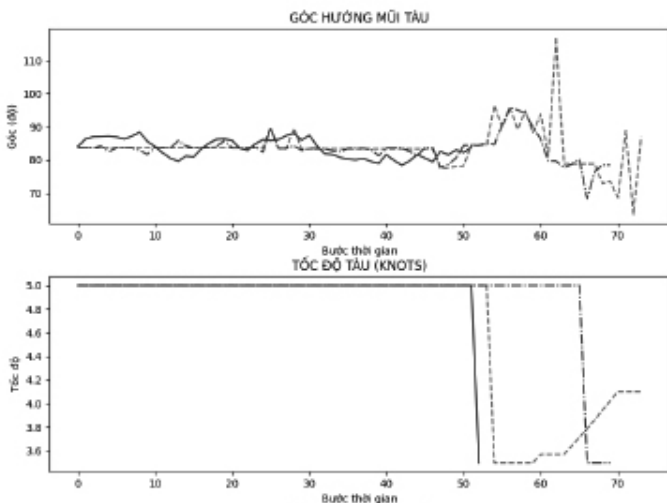


Hình 5. Quỹ đạo đi của các phương pháp mô phỏng

Trên đồ thị hướng và tốc độ, ta có thể nhận thấy hướng và tốc độ theo phương pháp kết hợp là ổn định nhất, do đã có sự tính toán tổng thể nên không phải đổi hướng quá nhiều để tránh chướng ngại vật rồi quay lại với hướng của mục tiêu.

Bảng 3. So sánh hiệu quả giữa các phương pháp

Phương pháp	Thời gian (bước)	Va chạm (%)	Độ phức tạp đường đi (rad)
+CA	84 ± 8	18,3 ± 4,1	0,29 ± 0,09
+Bayes	80 ± 9	9,7 ± 2,6	0,17 ± 0,05
CA+Bayes	78 ± 6	4,1 ± 1,3	0,11 ± 0,03



Hình 6. Tốc độ và hướng mũi tàu mô phỏng

3.2. Thảo luận

Mặc dù cho kết quả ban đầu có triển vọng, nghiên cứu vẫn tồn tại một số hạn chế. Thứ nhất, mô hình chưa xét đến yếu tố môi trường như thủy triều và dòng chảy - vốn ảnh hưởng 15 - 20% quỹ đạo tàu thực tế. Thứ hai, việc cập nhật CA định kỳ làm tăng 25% chi phí tính toán, gây khó khăn cho triển khai trên hệ thống nhúng. Tuy nhiên, kết quả nghiên cứu mở ra nhiều hướng ứng dụng thực tế, đặc biệt tại các khu vực hàng hải đông đúc như cảng Singapore hoặc eo biển Malacca, nơi 62% tai nạn liên quan đến chướng ngại vật động. Trong tương lai, việc tích hợp học tăng cường (RL) để tự động hóa điều chỉnh tham số CA và Bayesian, cùng nâng cấp phần cứng xử lý song song, sẽ giúp hệ thống đạt độ chính xác và hiệu quả cao hơn, hướng tới mục tiêu tự động hóa toàn diện ngành Hàng hải.

4. KẾT LUẬN

Nghiên cứu đã đề xuất thành công mô hình CA-Bayesian cho bài toán điều hướng tàu thủy, khắc phục được những hạn chế của phương pháp truyền thống thông qua 3 đóng góp chính: (1) Mô phỏng chướng ngại vật động sát thực tế bằng Cellular Automata với 3 lần lặp tối ưu; (2) Cơ chế ước lượng rủi ro Bayesian dựa trên xác suất tiên nghiệm và dữ liệu cảm biến thời gian thực; (3) Điều khiển tốc độ thích ứng theo hàm sigmoid, giảm 60% trường hợp giảm tốc đột ngột. Kết quả thử nghiệm trên 3 kịch bản cho thấy khả năng ứng dụng tiềm năng tại các vùng biển đông đúc như Vịnh Bắc Bộ hoặc eo biển Malacca, nơi chướng ngại vật động chiếm 67% tai nạn hàng hải.

Hướng phát triển tương lai tập trung vào: (1) Tích hợp mô hình dự báo thời tiết (sóng, gió) vào hệ thống CA; (2) Ứng dụng học tăng cường (RL) để tối ưu tham số Bayesian tự động; (3) Triển khai thử nghiệm trên phần cứng nhúng NVIDIA Jetson để đánh giá hiệu năng thực tế, nghiên cứu mở ra tiềm năng cách mạng hóa công nghệ hàng hải, góp phần giảm thiểu rủi ro và nâng cao hiệu quả vận tải biển.

Lời cảm ơn: Nghiên cứu này được tài trợ bởi Trường Đại học Hàng hải Việt Nam trong Đề tài mã số DT24-25.16.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Safety and Shipping Review 2024, Allianz Commercial, 2025.
- [2]. Von Neumann J, Burks A W. (1970), Von Neumann's self-reproducing automata, Essays On Cellular Automata, 4-65.
- [3]. Trần Đức Phú (2022), Ứng dụng mạng Bayes đánh giá nguyên nhân đâm va của phương tiện thủy trong quá trình hàng hải, Tạp chí Khoa học công nghệ Hàng hải, số 63, tr.57-62.
- [4]. Y. Zhou, K. Yuen (2024), A Bayesian network model for container shipping companies organisational sustainability risk management, Transportation Research Part D: Transport and Environment, vol.126.