



(12) BẢN MÔ TẢ SÁNG CHẾ THUỘC BẰNG ĐỘC QUYỀN SÁNG CHẾ

(19) Cộng hòa xã hội chủ nghĩa Việt Nam (VN)
CỤC SỞ HỮU TRÍ TUỆ

(11)



1-0037464

(51)^{2020.01} G06K 9/00

(13) B

(21) 1-2021-05377

(22) 31/08/2021

(45) 27/11/2023 428

(43) 25/11/2021 404

(73) Tập đoàn Công nghiệp - Viễn thông Quân Đội (VN)

Lô D26 Khu đô thị mới Cầu Giấy, phường Yên Hoà, quận Cầu Giấy, thành phố Hà Nội.

(72) Phạm Quốc Nguyên (VN); Trần Đình Phước Anh (VN); Nguyễn Văn Tuấn (VN).

(74) Công ty TNHH Tư vấn Quốc Dân (NACILAW)

(54) PHƯƠNG PHÁP DỰ ĐOÁN HÀNH TRÌNH MỤC TIÊU TÀU BIỂN DỰA TRÊN MÔ HÌNH HỌC SÂU

(57) Sáng chế đề xuất phương pháp dự đoán hành trình mục tiêu tàu biển dựa trên mô hình học sâu sử dụng dữ liệu của AIS, phương pháp dự đoán hành trình có thể áp dụng được cho các hành trình có dạng hành trình phức tạp với hướng di chuyển của tàu thay đổi với độ biến thiên lớn và thời gian dự đoán dài (có thể thể lên đến cỡ hàng giờ). Phương pháp bao gồm các bước: bước 1: tiền xử lý dữ liệu; bước 2: xây dựng véc-tơ đặc trưng cho khu vực; bước 3: huấn luyện mô hình mạng chuỗi - đến - chuỗi kết hợp bộ phân loại và cơ chế học ép, bổ sung bộ véc-tơ đặc trưng cho khu vực vào bộ trọng số mô hình cần huấn luyện; bước 4: dự đoán hành trình tàu biển với thời gian cho trước.



Lĩnh vực kỹ thuật được đề cập

Sáng chế đề cập đến phương pháp dự đoán hành trình mục tiêu tàu biển dựa trên mô hình học sâu. Cụ thể, phương pháp dự đoán hành trình mục tiêu tàu biển dựa trên mô hình học sâu sử dụng dữ liệu từ hệ thống nhận dạng tự động được ứng dụng trong các hệ thống phân tích, giám sát giao thông trên biển và đảm bảo an ninh hàng hải khi có khả năng cung cấp các dự báo sớm về các tình huống trên biển như: khả năng va chạm, đi vào vùng biển trũng, đi vào các khu vực cấm, truy vết các tàu có hành vi khả nghi đã chủ động tắt hệ thống nhận dạng tự động.

Tình trạng kỹ thuật của sáng chế

Hiện nay trên thế giới đã có rất nhiều phương pháp dự đoán hành trình tàu biển sử dụng dữ liệu từ hệ thống nhận dạng tự động (AIS). Có thể kể đến các phương pháp cổ điển sử dụng mô hình vận tốc hằng số, vận tốc gần hằng số hoặc các phương pháp cải tiến hơn dựa trên các phương trình động học và xác suất ngẫu nhiên như bộ lọc Kalman, bộ lọc Kalman mở rộng, hay tiến trình Ornstein-Uhlenbeck. Bản chất của các phương pháp này dựa trên các phương trình động học và biến ngẫu nhiên nên dễ bị tác động bởi các yếu tố thay đổi của môi trường, chỉ phù hợp cho các thời gian dự đoán ngắn, cỡ hàng giây. Trong kỷ nguyên bùng nổ của công nghệ học máy nói chung và học sâu nói riêng, cũng đã có các nghiên cứu đề xuất các phương pháp sử dụng công nghệ dự đoán theo chuỗi thời gian cho bài toán dự đoán hành trình tàu biển. Có thể kể đến các phương pháp sử dụng mạng nơ-ron hồi quy, các biến thể như bộ nhớ dài – ngắn hạn, bộ nhớ dài – ngắn hạn biến thiên. Tuy nhiên các phương pháp này đa phần chỉ đang sử dụng trên các bộ dữ liệu nhỏ, với thời gian dự báo ngắn và các dạng hành trình đường đi có hình dạng gần thẳng.

Sáng chế này đề xuất một phương pháp dự đoán hành trình có thể áp dụng được cho các hành trình có dạng hành trình phức tạp với hướng di chuyển của tàu thay đổi với độ biến thiên lớn và thời gian dự đoán dài (có thể lên đến cỡ hàng giờ).

Bản chất kỹ thuật của sáng chế

Mục đích của sáng chế là đề xuất phương pháp dự đoán hành trình tàu biển sử dụng dữ liệu của AIS bằng mô hình học sâu dạng chuỗi – đến – chuỗi kết hợp bộ trích xuất đặc trưng khu vực từ bộ dữ liệu hành trình lịch sử của tàu. Để đạt được mục đích trên, phương pháp dự đoán được thực hiện qua các bước sau:

Bước 1: tiền xử lý dữ liệu. Bước này thực hiện hai nhiệm vụ chính: loại bỏ các điểm nhiễu trong tập dữ liệu huấn luyện dựa trên tập luật về mã hiệu mục tiêu, vận tốc tức thời và thời gian ghi nhận các bản tin từ hệ thống AIS, ngoài ra còn loại bỏ các hành trình có quỹ đạo “xấu” khỏi tập dữ liệu huấn luyện; chuẩn hoá dữ liệu về dạng phù hợp để đưa vào mô hình huấn luyện.

Bước 2: xây dựng véc-tơ đặc trưng cho các vùng nhỏ trong khu vực khảo sát. Bước này thực hiện chia nhỏ vùng biển khảo sát thành từng ô nhỏ có định danh và toạ độ tâm tương ứng, sau đó mã hoá chúng thành các véc-tơ M chiều. Các véc-tơ này mang các đặc trưng về chuyển động của mục tiêu trong khu vực tương ứng, ví dụ như chuyển hướng, tăng tốc.

Bước 3: huấn luyện mô hình chuỗi – đến – chuỗi kết hợp bộ phân loại và cơ chế học ép, bổ sung bộ véc-tơ đặc trưng cho khu vực vào bộ trọng số mô hình cần huấn luyện. Bước này sử dụng dữ liệu đã qua tiền xử lý ở Bước 1 kết hợp với các véc-tơ đặc trưng khu vực để cập nhật các trọng số của mô hình bằng cách tối thiểu hoá các hàm mất mát.

Bước 4: dự đoán hành trình tàu biển với thời gian cho trước. Với đầu vào là chuỗi tín hiệu từ hệ thống AIS của mục tiêu và thời gian dự đoán mong muốn, mô hình đã qua huấn luyện sẽ xử lý và cho kết quả đầu ra là chuỗi vị trí dự đoán của mục tiêu trong khoảng thời gian tương ứng.

Trong sáng chế này, mạng học sâu dạng chuỗi – đến – chuỗi được sử dụng bao gồm các bộ hồi quy có công để dự đoán chuỗi vị trí tiếp theo của tàu biển với thời gian cho trước từ đầu vào là chuỗi dữ liệu vị trí của tàu biển theo thời gian. Ngoài ra, phương pháp còn kết hợp sử dụng một bộ phân loại được huấn luyện song song với mô hình chuỗi – đến – chuỗi nêu trên - tương tự như trong các mạng đối nghịch phát sinh. Bên cạnh đó, để bổ sung thêm các đặc trưng cho dữ liệu hành trình của tàu biển, phương pháp xây dựng bản đồ mật độ các hành trình tàu biển trong quá khứ - bao gồm các ô vuông kích thước $0,01^\circ \times 0,01^\circ$ (diện tích xấp xỉ 1 km^2), từ đó huấn luyện các véc-tơ đặc trưng đại diện cho các khu vực này. Cuối cùng, bộ véc-tơ kể trên được đưa vào mô hình chung và trở thành các trọng số liên tục được cập nhật trong quá trình huấn luyện. Nhằm mục đích tăng tốc độ huấn luyện mô hình dự đoán hành trình tàu biển, phương pháp của sáng chế sử dụng cơ chế học ép với tỉ lệ ép giảm dần nhằm đảm bảo được tính chính xác trong khâu dự đoán.

Mô tả vắn tắt các hình vẽ

Hình 1 là sơ đồ khối phương pháp dự đoán hành trình tàu biển sử dụng mô hình chuỗi – đến – chuỗi;

Hình 2 là sơ đồ khối xây dựng véc-tơ đặc trưng cho khu vực;

Hình 3 là sơ đồ khối quá trình huấn luyện mô hình;

Hình 4 là sơ đồ khối quá trình dự đoán;

Hình 5 là kết quả sai số thử nghiệm với 1000 hành trình thực tế với khoảng thời gian dự đoán lên đến 2 giờ;

Hình 6: là kết quả dự đoán một số hành trình trong tập dữ liệu kiểm thử.

Mô tả chi tiết sáng chế

Sáng chế đề xuất phương pháp dự đoán hành trình mục tiêu tàu biển sử dụng dữ liệu của AIS dựa trên mô hình học sâu bao gồm các bước được biểu diễn trong Hình 1. Chi tiết các bước được trình bày cụ thể như sau:

Bước 1: tiền xử lý dữ liệu;

Với đặc trưng của dữ liệu được giải mã của tín hiệu thu được từ hệ thống AIS (sau đây gọi tắt là tín hiệu AIS), đặc trưng bởi các thông tin như: thời gian phát tín hiệu, mã nhận dạng định danh của tàu, thông tin vị trí, hướng, vận tốc,... Tuy nhiên, với đặc điểm các tín hiệu AIS có thời gian cập nhật bản tin không đều (từ vài giây cho đến vài phút, thậm chí hàng tiếng đồng hồ) và sai số về các trường thông tin như vận tốc, hướng thường là lớn, việc tiền xử lý dữ liệu trước khi đưa vào huấn luyện mô hình để đảm bảo tính chính xác là yêu cầu bức thiết. Quá trình tiền xử lý dữ liệu chi tiết được thực hiện như sau:

Bước 1.1: làm sạch dữ liệu;

Bước này đóng vai trò loại bỏ các điểm dữ liệu nhiễu trong tập tín hiệu thu được, gom nhóm các chuỗi bản tin thành hành trình và loại bỏ các hành trình “xấu” – được định nghĩa là các hành trình có quá nhiều điểm tự cắt – với các công đoạn lần lượt:

- Bỏ những điểm có vận tốc nhỏ hơn 1 hải lý/giờ;
- Hai điểm liên tiếp trong một hành trình có thời gian cách nhau không quá 30 phút;
- Loại bỏ điểm dữ liệu xuất hiện sau có nhãn thời gian nhỏ hơn điểm xuất hiện trước đó;
- Các hành trình sau khi thực hiện ba bước kể trên sẽ bị loại bỏ nếu có ít nhất 5 điểm tự cắt và phần hành trình chứa các điểm tự cắt này chiếm từ 30% tổng chiều dài hành trình trở lên.

Bước 1.2: chuẩn hóa dữ liệu;

Với mục đích chuyển chuỗi tín hiệu AIS từ bất đồng bộ thành đồng bộ về mặt thời gian, có nghĩa là khoảng thời gian giữa hai vị trí liên tiếp trong một hành trình là hằng số. Sáng chế sử dụng phép nội suy dựa trên mô hình hằng số vận tốc với thời gian chuẩn hóa là $\Delta = 3$ phút. Sau khi toàn bộ hành trình đã được chuẩn hóa về mặt thời gian, nhóm tác giả tiếp tục một cửa sổ trượt có chiều dài tổng $n + m$ trong đó n, m lần lượt là chiều dài chuỗi vị trí lịch sử và chuỗi vị trí dự đoán. Một chuỗi vị trí đầu vào có dạng:

$$X = \{x_{t-n+1}, x_{t-n+2}, \dots, x_t\} \in \mathbb{R}^{n \times 3}$$

tương tự chuỗi vị trí đầu ra:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\} \in \mathbb{R}^{m \times 3}$$

trong đó $x_i = \{lon_i, lat_i, time_i\}$ chứa thông tin về kinh độ (lon), vĩ độ (lat) và thời gian (time) tương ứng của tàu, tương tự cho y_j . Cần lưu ý rằng y_1 là điểm tiếp theo sau điểm x_t .

Bước 2: xây dựng véc-tơ đặc trưng cho khu vực;

Sơ đồ tổng quan quá trình xây dựng véc-tơ đặc trưng cho khu vực được trình bày trong Hình 2. Trước tiên nhóm tác giả xây dựng bản đồ các khu vực trong đó mỗi khu vực được định nghĩa là một ô vuông có kích thước $0,01 \text{ độ} \times 0,01 \text{ độ}$ (diện tích vào khoảng 1 km^2). Mỗi ô này mang một định danh và có tọa độ tâm tương ứng. Từ dữ liệu lịch sử các hành trình, ta thực hiện thống kê ô có tàu đi qua với vận tốc tối thiểu 1 hải lý/giờ, sau đó sắp xếp các ô này theo thứ tự giảm dần số lượng điểm lịch sử tàu đi qua. Bước cuối cùng của việc lựa chọn số lượng ô đặc trưng là chọn ra N ô có mật độ dữ liệu lịch sử lớn nhất để xây dựng đặc trưng (nhằm tiết kiệm tài nguyên phần cứng cũng như đảm bảo mô hình có khả năng hội tụ). Ngoài ra, những ô còn lại sử dụng chung một véc-tơ không làm véc-tơ đặc trưng.

Bước tiếp theo là mô tả đặc trưng của khu vực và quan hệ giữa chúng dưới dạng véc-tơ M chiều. Ý tưởng của phương pháp này là các ô mà tại đó các tàu lịch sử từng đi qua có những tương đồng về xu hướng chuyển động (hướng rẽ, tương quan vận tốc, ...) sẽ được nhúng thành các véc-tơ gần nhau trong không gian véc-tơ mã hóa. Để làm được điều đó, với tất cả các hành trình trong tập dữ liệu huấn luyện, ta chuyển từ chuỗi vị trí tàu thành chuỗi ô mà tàu đi qua (nếu nhiều điểm liên tiếp trong hành trình cùng nằm trong một ô, ta chỉ ghi nhận ô đó một lần) rồi sử dụng chúng làm dữ liệu huấn luyện cho mô hình. Kết thúc quá trình huấn luyện, ta thu được ma trận $(N + 1) \times M$ chứa tương ứng N véc-tơ đại diện cho khu vực được chọn theo thứ tự mật độ điểm lịch sử giảm dần và một véc-tơ không – dùng làm đại diện chung cho những ô còn lại.

Bước 3: huấn luyện mô hình chuỗi – đến – chuỗi kết hợp bộ phân loại và cơ chế học ép, bổ sung bộ véc-tơ đặc trưng cho khu vực vào bộ trọng số mô hình cần huấn luyện. Kết quả của bước này là mô hình chuỗi – đến – chuỗi đã qua huấn luyện cùng với bộ véc-tơ thể hiện tốt đặc trưng động học của mục tiêu theo từng khu vực, kết quả là một mô hình dự đoán tổng thể có khả năng thực hiện dự đoán vị trí của mục tiêu trên biển từ chuỗi tín hiệu AIS thu thập được.

Sơ đồ tổng quan của quá trình huấn luyện được biểu diễn trong Hình 3. Các phần tiếp theo đây lần lượt trình bày các khái niệm có liên quan và làm rõ quá trình huấn luyện.

Mô hình chuỗi – đến – chuỗi là mô hình có dạng mã hóa – giải mã (sau đây viết tắt là Encoder – Decoder) thường được sử dụng trong các bài toán xử lý ngôn ngữ tự nhiên như dự đoán chuỗi từ vựng, dịch ngôn ngữ, ... Bên trong các bộ mã hóa, giải mã có thể sử dụng mạng nơ-ron hồi quy hoặc các biến thể như bộ nhớ dài – ngắn hạn hay bộ hồi quy có công, ... Nhóm tác giả lựa chọn sử dụng bộ hồi quy có công có thời gian huấn luyện ngắn mà vẫn đảm bảo được độ chính xác tương đương với bộ nhớ dài – ngắn hạn.

Dữ liệu lấy ra từ cơ sở dữ liệu đã qua tiền xử lý ban đầu là một chuỗi hành trình có chiều dài $n + m$:

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_{n+m}\}$$

với n và m lần lượt là chiều dài của chuỗi dữ liệu đầu vào và đầu ra của bộ mã hóa – giải mã. Chuỗi S bao gồm hai chuỗi con tương ứng là chuỗi đầu vào và chuỗi đầu ra:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \equiv \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$$

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\} \equiv \{s_{n+1}, s_{n+2}, \dots, s_{n+m}\}$$

Trong đó $s_i = \{lon_i, lat_i\}$ lần lượt là kinh độ, vĩ độ của điểm thứ i . Do đã qua quá trình chuẩn hóa về mặt thời gian nên trong chuỗi đầu vào và đầu ra không còn yếu tố về thời gian nữa. Chuỗi S sau đó đi qua ba bước xử lý riêng biệt sinh ra ba chuỗi dẫn xuất, cụ thể:

- i. Tính biến thiên vị trí từng điểm so với điểm trước đó, ta gọi là phép biến đổi D .

$$S_1 = D(S) = \{\Delta s_1, \Delta s_2, \dots, \Delta s_{n+m}\}$$

Trong đó $\Delta s_i = \{lon_i - lon_{i-1}, lat_i - lat_{i-1}\}$ với $i = 2, \dots, n+m$ và $\Delta s_1 = \{0, 0\}$.

- ii. Tính sai lệch vị trí của điểm so với tọa độ ô mà nó đang đứng, ta gọi là phép biến đổi C .

$$S_2 = C(S) = \{\bar{s}_1, \bar{s}_2, \dots, \bar{s}_{n+m}\}$$

trong đó $\bar{s}_i = \{lon_i - cell_i^{lon}, lat_i - cell_i^{lat}\}$ với $i = 1, \dots, n+m$ và $cell_i^{lon}, cell_i^{lat}$ lần lượt là kinh độ, vĩ độ tâm của ô của điểm đang xét.

- iii. Lấy chuỗi véc-tơ đặc trưng tương ứng với vị trí ô mà nó đang đứng, ta gọi là phép biến đổi F .

$$S_3 = F(S) = \{cell_1^{vec}, cell_2^{vec}, \dots, cell_{n+m}^{vec}\}$$

trong đó $cell_i^{vec}$ là véc-tơ đặc trưng của ô mà điểm thứ i đang đứng, với $i = 1, \dots, n+m$.

Sau đó ba chuỗi S_1, S_2, S_3 được ghép với nhau theo từng phần tử để đi vào bộ huấn luyện.

Trong quá trình huấn luyện các mô hình chuỗi – đến – chuỗi, giá trị hàm mất mát ban đầu thường rất lớn do mô hình chỉ có thể cho ra các dự đoán “mơ hồ”, đặc biệt là khi chuỗi đầu ra cần dự đoán có chiều dài lớn. Điều này làm cho quá trình huấn luyện khó đạt điểm hội tụ. Cơ chế học ép sinh ra nhằm giải quyết vấn đề trên bằng cách đưa dữ liệu thật từ tập dữ liệu huấn luyện tại thời điểm t làm đầu vào cho mô hình tại thời điểm $t+1$. Các bước xử lý i, ii, và iii được áp dụng cho toàn bộ chuỗi S để chuẩn bị cho cơ chế này. Trong mỗi bước huấn luyện, đầu vào của bộ giải mã sẽ được lựa chọn theo cơ chế học ép hoặc sử dụng giá trị dự đoán của bước trước đó. Với mỗi bước không sử dụng cơ chế học ép, giá trị dự đoán $\tilde{s}_i$ được đưa qua các phép biến đổi D, C và F ở trên sau đó ghép lại để đưa vào bộ giải mã trong bước tiếp theo. Ngoài ra, để giảm thiểu tính phụ thuộc của mô hình vào thông tin bổ trợ (là những vị trí thực đầu ra đưa vào để huấn luyện), tỉ lệ lựa chọn học ép được giảm dần sau mỗi bước huấn luyện.

Bên cạnh bộ hồi quy có công, để tăng hiệu quả huấn luyện mô hình, nhóm tác giả sử dụng thêm một bộ phân loại huấn luyện song song với bộ mã hóa – giải mã. Trong quá trình huấn luyện, bộ mã hóa – giải mã dần dần cải thiện khả năng dự đoán vị trí tàu (tương đương với việc sinh ra chuỗi vị trí hợp lý của tàu trong tương lai), còn bộ phân loại ngày càng giỏi trong việc phân biệt giữa chuỗi hành trình dự đoán (chuỗi hành trình

không thật) và chuỗi hành trình thực tế của tàu. Quá trình hội tụ khi bộ phân loại gần như không phân biệt được chuỗi vị trí dự đoán và chuỗi vị trí thực tế.

Phương pháp đề xuất được triển khai bằng ngôn ngữ Python (3.7.3), trên nền tảng Pytorch với cấu hình máy tính sử dụng: Intel core i7, RAM 32GB, GPU Quadro P4000, CUDA 11.0.

Bước 4: dự đoán hành trình mục tiêu với thời gian xác định;

Sơ đồ khối dự đoán hành trình mục tiêu được tóm lược trong Hình 4. Đầu vào của mô hình là chuỗi tín hiệu AIS với ít nhất hai điểm được trích xuất ba thông tin quan trọng là kinh độ, vĩ độ và thời gian tương ứng. Chuỗi tín hiệu thô sau đó đi qua bộ tiền xử lý rồi tiếp tục đưa vào mô hình. Đặc trưng của mô hình chuỗi – đến – chuỗi là chuỗi đầu ra được xây dựng từ việc dự đoán lần lượt từng điểm trong chuỗi, mỗi điểm dự đoán này sau đó được đưa qua các phép biến đổi D , C và F được trình bày trong bước 3 rồi ghép lại để hồi quy vào bộ giải mã.

Để đánh giá kết quả của mô hình dự đoán, nhóm tác giả sử dụng khoảng cách thực trên bề mặt Trái Đất. Khoảng cách giữa hai điểm trên bề mặt Trái Đất được tính bằng công thức Haversine như sau:

$$d(p_1, p_2) = 2R \arcsin \sqrt{\sin^2 \tilde{\phi} + \cos \phi_1 \cos \phi_2 \sin^2 \tilde{\lambda}}$$

trong đó R là bán kính trung bình của Trái Đất (xấp xỉ 6371km); ϕ_1 và ϕ_2 là giá trị vĩ độ, λ_1 và λ_2 là giá trị kinh độ của hai điểm p_1, p_2 tương ứng; $\tilde{\phi} = \frac{\phi_1 - \phi_2}{2}$ và $\tilde{\lambda} = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{2}$.

Nhóm tác giả sử dụng mô hình đã qua huấn luyện thực hiện dự đoán cho từng hành trình trong tập dữ liệu kiểm thử. Với mỗi khoảng thời gian dự đoán tương ứng (chẳng hạn 30 phút, 1 giờ, ...), khoảng cách thực tế giữa vị trí dự đoán và vị trí thực tế (từ tập dữ liệu kiểm thử) được tính toán bằng công thức kể trên, khoảng cách này càng nhỏ càng thể hiện mức độ chính xác của mô hình.

Phương pháp trong sáng chế này không giới hạn số lượng điểm đầu vào, tuy nhiên để đảm bảo tính chính xác của mô hình, nhóm tác giả đề xuất sử dụng ít nhất bốn điểm dữ liệu lịch sử để thực hiện dự đoán. Hình 5 biểu diễn sai số trung bình của phương pháp trên 1000 hành trình thực tế với số lượng điểm dữ liệu đầu vào thay đổi từ 4 đến 10 điểm. Cuối cùng, Hình 6 biểu diễn kết quả dự đoán một vài hành trình trong tập dữ liệu kiểm thử.

Yêu cầu bảo hộ

1. Phương pháp dự đoán hành trình mục tiêu tàu biển dựa trên mô hình học sâu bao gồm các bước:

bước 1: tiền xử lý dữ liệu; quá trình tiền xử lý dữ liệu chi tiết được thực hiện trên hệ thống máy tính như sau:

bước 1.1: làm sạch dữ liệu; bước này đóng vai trò loại bỏ các điểm dữ liệu nhiễu trong tập tin hiệu thu được, gom nhóm các chuỗi bản tin thành hành trình và loại bỏ các hành trình “xấu” – được định nghĩa là các hành trình có quá nhiều điểm tự cắt – với các công đoạn lần lượt:

bỏ những điểm có vận tốc nhỏ hơn 1 hải lý/giờ;

hai điểm liên tiếp trong một hành trình có thời gian cách nhau không quá 30 phút;

loại bỏ điểm dữ liệu xuất hiện sau có nhãn thời gian nhỏ hơn điểm xuất hiện trước đó;

các hành trình sau khi thực hiện ba bước kể trên sẽ bị loại bỏ nếu có ít nhất 5 điểm tự cắt và phần hành trình chứa các điểm tự cắt này chiếm từ 30% tổng chiều dài hành trình trở lên;

bước 1.2: chuẩn hóa dữ liệu;

với mục đích chuyển chuỗi tín hiệu AIS từ bất đồng bộ thành đồng bộ về mặt thời gian, có nghĩa là khoảng thời gian giữa hai vị trí liên tiếp trong một hành trình là hằng số; sáng chế sử dụng phép nội suy dựa trên mô hình hằng số vận tốc với thời gian chuẩn hóa là $\Delta = 3$ phút; sau khi toàn bộ hành trình đã được chuẩn hóa về mặt thời gian, nhóm tác giả tiếp tục một cửa sổ trượt có chiều dài tổng $n + m$ trong đó n, m lần lượt là chiều dài chuỗi vị trí lịch sử và chuỗi vị trí dự đoán; một chuỗi vị trí đầu vào có dạng:

$$X = \{x_{t-n+1}, x_{t-n+2}, \dots, x_t\} \in \mathbb{R}^{n \times 3}$$

tương tự chuỗi vị trí đầu ra:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\} \in \mathbb{R}^{m \times 3}$$

trong đó $x_i = \{lon_i, lat_i, time_i\}$ chứa thông tin về kinh độ (lon), vĩ độ (lat) và thời gian (time) tương ứng của tàu, tương tự cho y_j ; cần lưu ý rằng y_1 là điểm tiếp theo sau điểm x_t ;

bước 2: xây dựng véc-tơ đặc trưng cho khu vực;

trước tiên xây dựng bản đồ các khu vực trong đó mỗi khu vực được định nghĩa là một ô vuông có kích thước $0,01^\circ \times 0,01^\circ$ (diện tích vào khoảng 1 km^2); mỗi ô này mang một định danh và có tọa độ tâm tương ứng; từ dữ liệu lịch sử các hành trình, ta thực hiện thống kê ô có tàu đi qua với vận tốc tối thiểu 1 hải lý/giờ, sau đó sắp xếp các ô này theo thứ tự giảm dần số lượng điểm lịch sử tàu đi qua; sau đó chọn ra N ô có mật độ dữ liệu lịch sử lớn nhất để xây dựng đặc trưng (nhằm tiết kiệm tài nguyên phần cứng cũng

như đảm bảo mô hình có khả năng hội tụ); ngoài ra, những ô còn lại sử dụng chung một véc-tơ không làm véc-tơ đặc trưng;

tiếp theo, mô tả đặc trưng của khu vực và quan hệ giữa chúng dưới dạng véc-tơ M chiều; có nghĩa là các ô mà tại đó các tàu lịch sử từng đi qua có những tương đồng về xu hướng chuyển động (hướng rẽ, tương quan vận tốc, ...) sẽ được nhúng thành các véc-tơ gần nhau trong không gian véc-tơ mã hóa; để làm được điều đó, với tất cả các hành trình trong tập dữ liệu huấn luyện, ta chuyển từ chuỗi vị trí tàu thành chuỗi ô mà tàu đi qua (nếu nhiều điểm liên tiếp trong hành trình cùng nằm trong một ô, ta chỉ ghi nhận ô đó một lần) rồi sử dụng chúng làm dữ liệu huấn luyện cho mô hình; kết thúc quá trình huấn luyện, ta thu được ma trận $(N + 1) \times M$ chứa tương ứng N véc-tơ đại diện cho khu vực được chọn theo thứ tự mật độ điểm lịch sử giảm dần và một véc-tơ không – dùng làm đại diện chung cho những ô còn lại;

Bước 3: huấn luyện mô hình chuỗi – đến – chuỗi kết hợp bộ phân loại và cơ chế học ép, bổ sung bộ véc-tơ đặc trưng cho khu vực vào bộ trọng số mô hình cần huấn luyện. Kết quả của bước này là mô hình chuỗi – đến – chuỗi đã qua huấn luyện cùng với bộ véc-tơ thể hiện tốt đặc trưng động học của mục tiêu theo từng khu vực, kết quả là một mô hình dự đoán tổng thể có khả năng thực hiện dự đoán vị trí của mục tiêu trên biển từ chuỗi tín hiệu AIS thu thập được.

mô hình chuỗi – đến – chuỗi là mô hình có dạng mã hóa – giải mã thường được sử dụng trong các bài toán xử lý ngôn ngữ tự nhiên như dự đoán chuỗi từ vựng, dịch ngôn ngữ, ... bên trong các bộ mã hóa, giải mã có thể sử dụng mạng nơ-ron hồi quy hoặc các biến thể như bộ nhớ dài – ngắn hạn hay bộ hồi quy có cổng, ... sáng chế lựa chọn sử dụng bộ hồi quy có cổng có thời gian huấn luyện ngắn mà vẫn đảm bảo được độ chính xác tương đương với bộ nhớ dài – ngắn hạn;

dữ liệu lấy ra từ cơ sở dữ liệu đã qua tiền xử lý ban đầu là một chuỗi hành trình có chiều dài $n + m$:

$$S = \{s_1, s_2, \dots, s_{n+m}\}$$

với n và m lần lượt là chiều dài của chuỗi dữ liệu đầu vào và đầu ra của bộ mã hóa – giải mã; chuỗi S bao gồm hai chuỗi con tương ứng là chuỗi đầu vào và chuỗi đầu ra:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \equiv \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$$

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_m\} \equiv \{s_{n+1}, s_{n+2}, \dots, s_{n+m}\}$$

trong đó $s_i = \{lon_i, lat_i\}$ lần lượt là kinh độ, vĩ độ của điểm thứ i ; do đã qua quá trình chuẩn hóa về mặt thời gian nên trong chuỗi đầu vào và đầu ra không còn yếu tố về thời gian nữa; chuỗi S sau đó đi qua ba bước xử lý riêng biệt sinh ra ba chuỗi dẫn xuất, cụ thể:

tính biến thiên vị trí từng điểm so với điểm trước đó, ta gọi là phép biến đổi D :

$$S_1 = D(S) = \{\Delta s_1, \Delta s_2, \dots, \Delta s_{n+m}\}$$

trong đó $\Delta s_i = \{lon_i - lon_{i-1}, lat_i - lat_{i-1}\}$ với $i = 2, \dots, n + m$ và $\Delta s_1 = \{0, 0\}$;

tính sai lệch vị trí của điểm so với tọa độ ô mà nó đang đứng, ta gọi là phép biến đổi C :

$$S_2 = C(S) = \{\bar{s}_1, \bar{s}_2, \dots, \bar{s}_{n+m}\}$$

trong đó $\bar{s}_i = \{lon_i - cell_i^{lon}, lat_i - cell_i^{lat}\}$ với $i = 1, \dots, n + m$ và $cell_i^{lon}, cell_i^{lat}$ lần lượt là kinh độ, vĩ độ tâm của ô của điểm đang xét;

lấy chuỗi véc-tơ đặc trưng tương ứng với vị trí ô mà nó đang đứng, ta gọi là phép biến đổi F :

$$S_3 = F(S) = \{cell_1^{vec}, cell_2^{vec}, \dots, cell_{n+m}^{vec}\}$$

trong đó $cell_i^{vec}$ là véc-tơ đặc trưng của ô mà điểm thứ i đang đứng, với $i = 1, \dots, n + m$;

sau đó ba chuỗi S_1, S_2, S_3 được ghép với nhau theo từng phần tử để đi vào bộ huấn luyện;

sau đó, đưa dữ liệu thật từ tập dữ liệu huấn luyện tại thời điểm t làm đầu vào cho mô hình tại thời điểm $t + 1$; các bước xử lý ở trên được áp dụng cho toàn bộ chuỗi S để chuẩn bị cho cơ chế này; trong mỗi bước huấn luyện, đầu vào của bộ giải mã sẽ được lựa chọn theo cơ chế học ép hoặc sử dụng giá trị dự đoán của bước trước đó; với mỗi bước không sử dụng cơ chế học ép, giá trị dự đoán $\tilde{s}_i$ được đưa qua các phép biến đổi D, C và F ở trên sau đó ghép lại để đưa vào bộ giải mã trong bước tiếp theo; ngoài ra, để giảm thiểu tính phụ thuộc của mô hình vào thông tin bổ trợ (là những vị trí thực đầu ra đưa vào để huấn luyện), tỉ lệ lựa chọn học ép được giảm dần sau mỗi bước huấn luyện;

bên cạnh bộ hồi quy có công, để tăng hiệu quả huấn luyện mô hình, sử dụng thêm một bộ phân loại huấn luyện song song với bộ mã hóa – giải mã; trong quá trình huấn luyện, bộ mã hóa – giải mã dần dần cải thiện khả năng dự đoán vị trí tàu (tương đương với việc sinh ra chuỗi vị trí hợp lý của tàu trong tương lai), còn bộ phân loại ngày càng giỏi trong việc phân biệt giữa chuỗi hành trình dự đoán (chuỗi hành trình không thật) và chuỗi hành trình thực tế của tàu; quá trình hội tụ khi bộ phân loại gần như không phân biệt được chuỗi vị trí dự đoán và chuỗi vị trí thực tế;

bước 4: dự đoán hành trình mục tiêu với thời gian xác định;

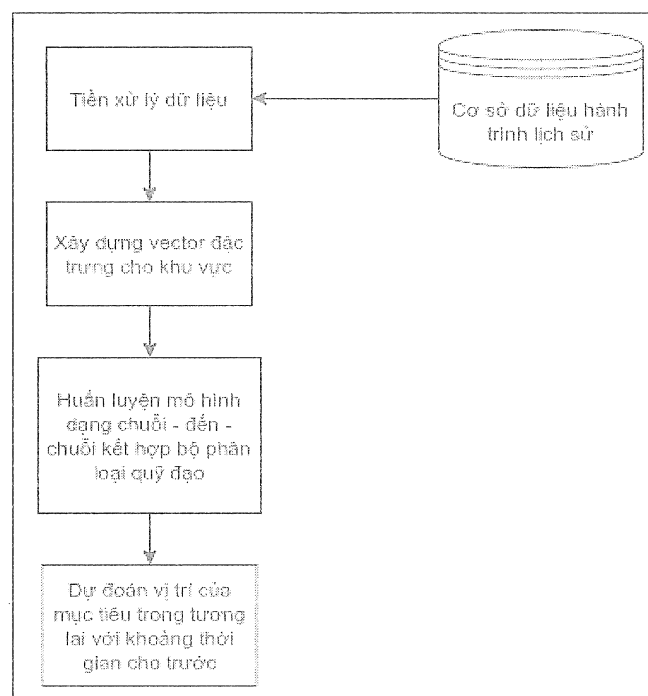
đầu vào của mô hình là chuỗi tín hiệu AIS với ít nhất hai điểm được trích xuất ba thông tin quan trọng là kinh độ, vĩ độ và thời gian tương ứng; chuỗi tín hiệu thô sau đó đi qua bộ tiền xử lý rồi tiếp tục đưa vào mô hình; đặc trưng của mô hình chuỗi – đến – chuỗi là chuỗi đầu ra được xây dựng từ việc dự đoán lần lượt từng điểm trong chuỗi, mỗi điểm dự đoán này sau đó được đưa qua các phép biến đổi D, C và F được trình bày trong bước 3 rồi ghép lại để hồi quy vào bộ giải mã;

để đánh giá kết quả của mô hình dự đoán, nhóm tác giả sử dụng khoảng cách thực trên bề mặt trái đất; khoảng cách giữa hai điểm trên bề mặt trái đất được tính bằng công thức haversine như sau:

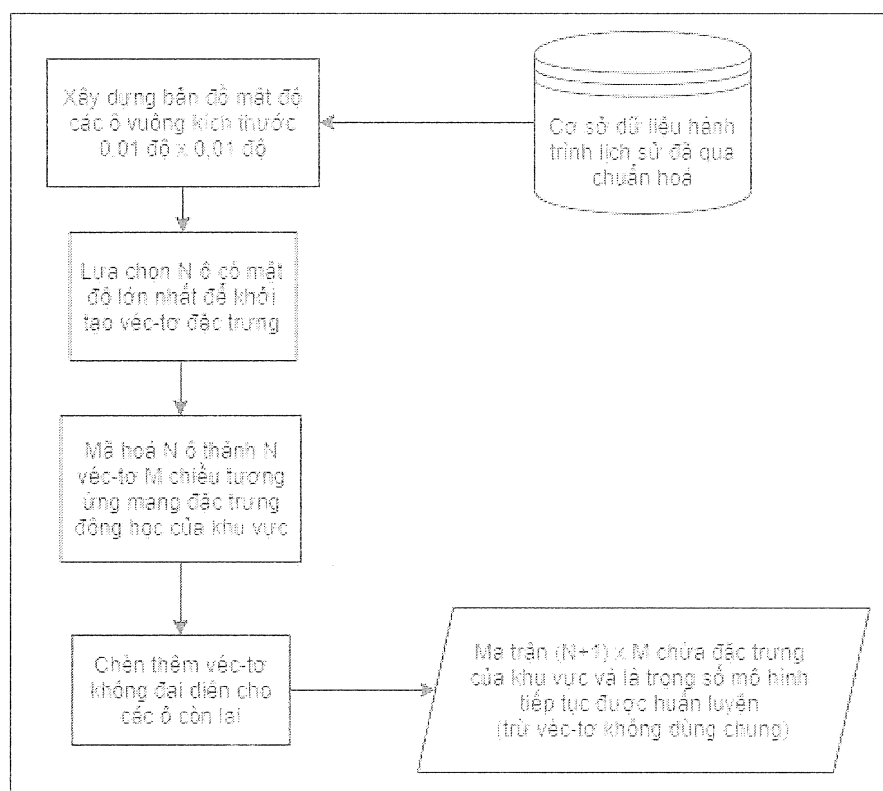
$$d(p_1, p_2) = 2R \arcsin \sqrt{\sin^2 \tilde{\phi} + \cos \phi_1 \cos \phi_2 \sin^2 \tilde{\lambda}}$$

trong đó R là bán kính trung bình của trái đất (xấp xỉ 6371km); ϕ_1 và ϕ_2 là giá trị vĩ độ, λ_1 và λ_2 là giá trị kinh độ của hai điểm p_1, p_2 tương ứng; $\tilde{\phi} = \frac{\phi_1 - \phi_2}{2}$ và $\tilde{\lambda} = \frac{\lambda_1 - \lambda_2}{2}$,

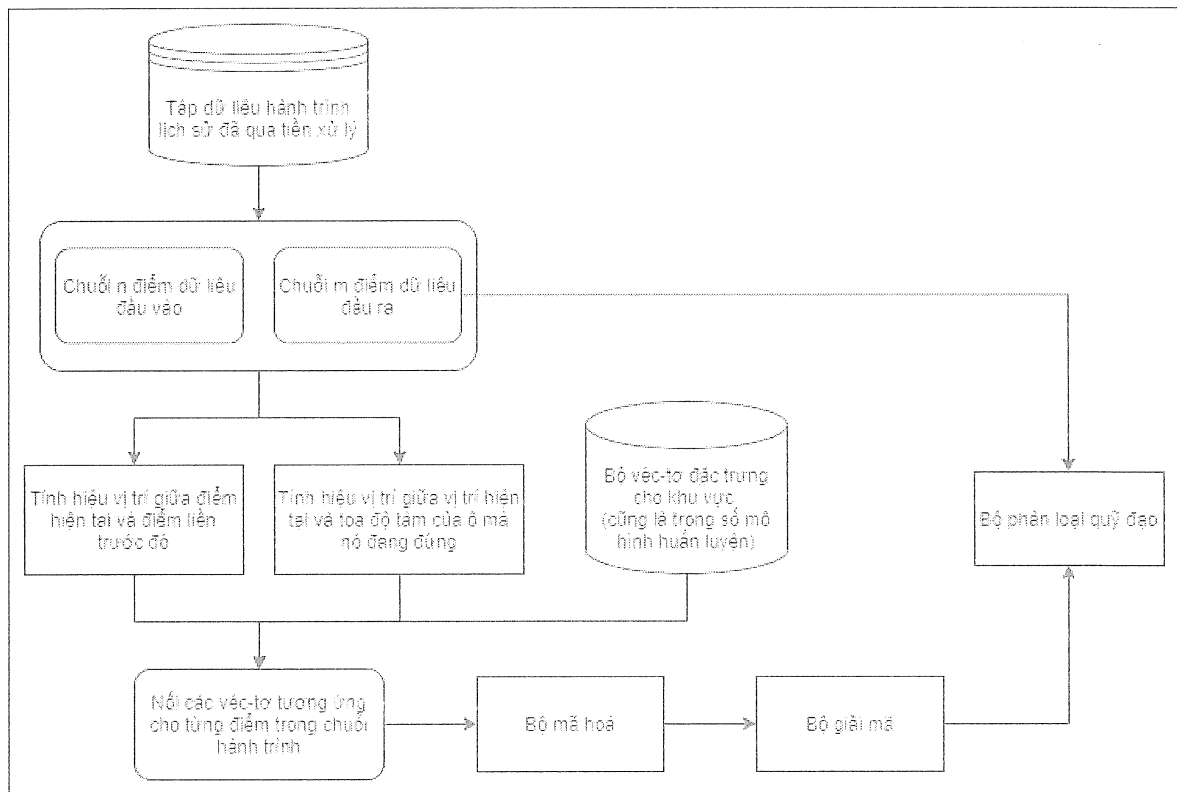
sau đó, sử dụng mô hình đã qua huấn luyện thực hiện dự đoán cho từng hành trình trong tập dữ liệu kiểm thử; với mỗi khoảng thời gian dự đoán tương ứng (chẳng hạn 30 phút, 1 giờ, ...), khoảng cách thực tế giữa vị trí dự đoán và vị trí thực tế (từ tập dữ liệu kiểm thử) được tính toán bằng công thức kể trên, khoảng cách này càng nhỏ càng thể hiện mức độ chính xác của mô hình.



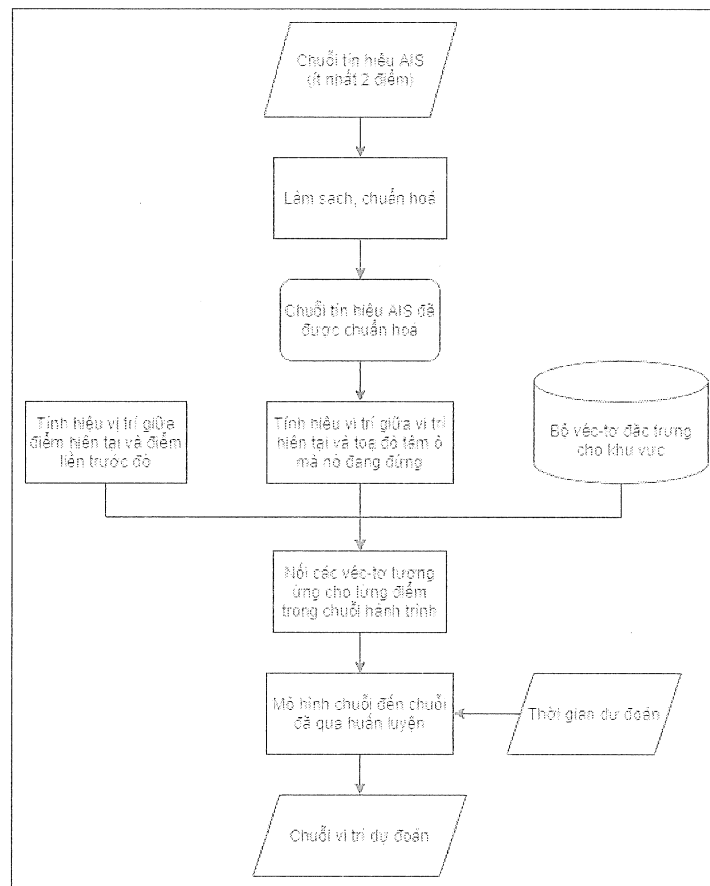
Hình 1



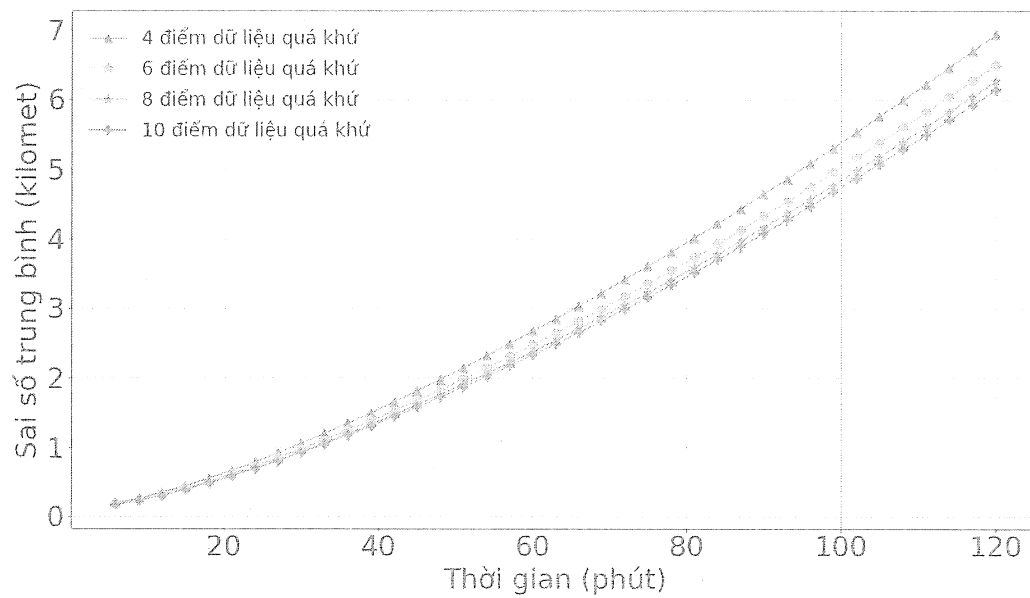
Hình 2



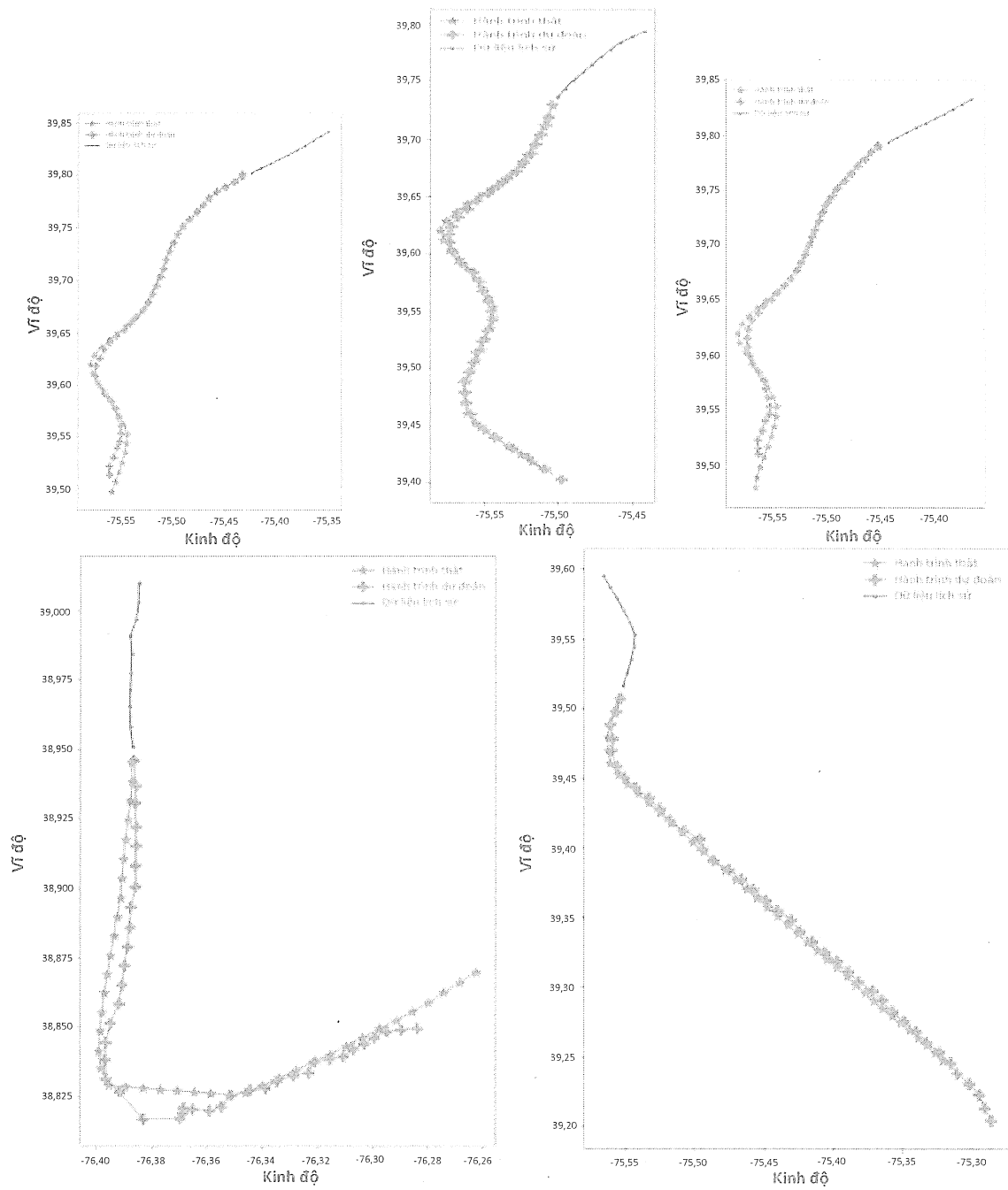
Hình 3



Hình 4



Hình 5



Hình 6