



(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)



1-0053735

(51)^{2020.01} G08G 3/00

(13) B

(21) 1-2020-01149

(22) 28/02/2020

(45) 25/11/2025 452

(43) 25/08/2020 389A

(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

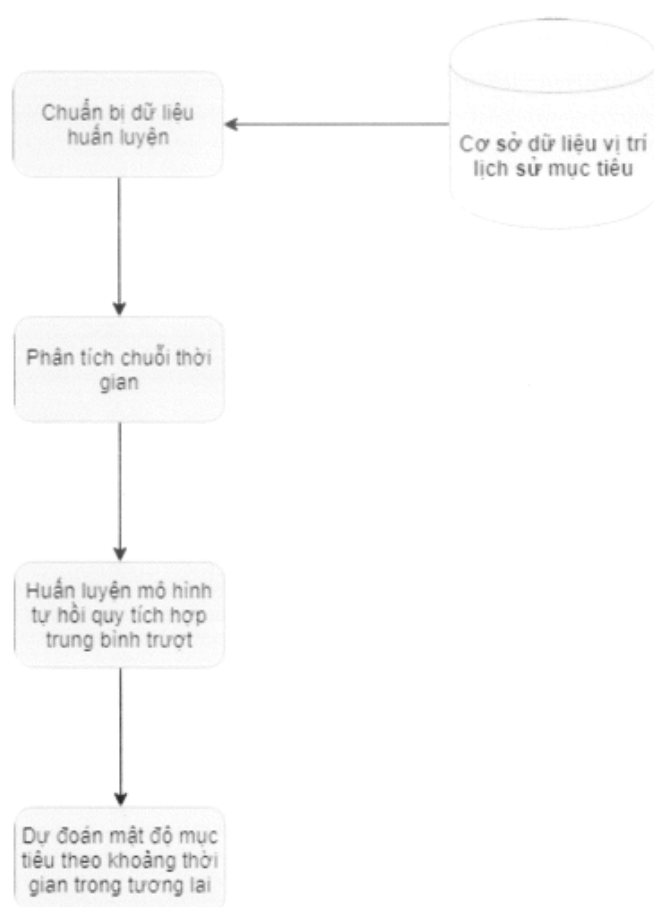
(72) NGUYỄN VĂN TUẤN (VN); NGUYỄN GIA THỊNH (VN); NGUYỄN ĐÌNH BẢO KHANG (VN).

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

(54) PHƯƠNG PHÁP DỰ ĐOÁN MẬT ĐỘ MỤC TIÊU TÀU BIỂN THEO KHU VỰC

(21) 1-2020-01149

(57) Phương pháp dự đoán mật độ mục tiêu tàu biển theo khu vực bao gồm bốn bước sau: bước 1: chuẩn bị dữ liệu huấn luyện; bước 2: phân tích chuỗi thời gian của bộ dữ liệu huấn luyện; bước 3: huấn luyện mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt; bước 4: dự đoán mật độ mục tiêu theo khoảng thời gian xác định trong tương lai. Phương pháp sử dụng kỹ thuật phân tích chuỗi thời gian của bộ dữ liệu lịch sử theo khu vực giám sát, từ đó xác định tính chu kỳ, các tham số và mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình để dự đoán số lượng mục tiêu có khả năng xuất hiện trong khu vực giám sát tại một thời điểm trong tương lai.



Hình 1

Lĩnh vực kỹ thuật được đề cập

Sáng chế đề cập đến phương pháp dự đoán mật độ mục tiêu tàu biển theo khu vực. Cụ thể, phương pháp dự đoán mật độ mục tiêu tàu biển theo khu vực được ứng dụng trong các hệ thống phân tích, giám sát hoạt động của các mục tiêu tàu biển trong từng khu vực cụ thể, hỗ trợ cảnh báo sớm tình huống có thể xảy ra nhằm đưa ra các phương án xử lý một cách kịp thời và nhanh chóng.

Tình trạng kỹ thuật của sáng chế

Hiện nay, các phương pháp xác định mật độ mục tiêu tàu biển truyền thống thường dựa trên các phương pháp thống kê số lượng tàu cho một khoảng thời gian xác định có dữ liệu được lưu trữ từ trước. Phương pháp này chỉ dừng lại ở mức thống kê dựa trên những dữ liệu đã có trước, mà chưa có quá trình dự đoán số lượng tàu thuộc một khu vực xác định trong một khoảng thời gian xác định trong tương lai. Sáng chế này đề xuất phương pháp dự đoán số lượng mục tiêu có khả năng xuất hiện trong vùng giám sát một cách tự động, có độ sai số nhỏ, hỗ trợ người quan sát phân tích, nhận định các tình huống có thể xảy ra dựa trên mật độ mục tiêu tàu biển theo khu vực tại một thời điểm trong tương lai.

Bản chất kỹ thuật của sáng chế

Mục đích của sáng chế là đề xuất phương pháp dự đoán mật độ mục tiêu tàu biển theo khu vực. Phương pháp dự đoán được thực hiện qua các bước sau:

Bước 1: chuẩn bị dữ liệu huấn luyện;

Bước 2: phân tích chuỗi thời gian của bộ dữ liệu huấn luyện;

Bước 3: huấn luyện mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt;

Bước 4: dự đoán mật độ mục tiêu theo khoảng thời gian xác định trong tương lai.

Phương pháp dự đoán mật độ mục tiêu tàu biển theo khu vực được đề xuất trong sáng chế dựa trên kỹ thuật phân tích chuỗi thời gian và mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt; được sử dụng để dự đoán số lượng mục tiêu tàu biển có khả năng xuất hiện trong một khu vực cụ thể dựa trên thông tin về vị trí lịch sử của các mục tiêu trong khu vực theo dõi được thu thập bởi các hệ thống trinh sát, giám sát chuyên biệt. Phương pháp sử dụng kỹ thuật phân tích chuỗi thời gian của bộ dữ liệu lịch sử theo khu vực giám sát, từ đó xác định tính chu kỳ, các tham số và mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt để dự đoán số lượng mục tiêu có khả năng xuất hiện trong khu vực giám sát tại một thời điểm trong tương lai.

Mô tả vắn tắt các hình vẽ

Hình 1 là hình vẽ sơ đồ khối các bước thực hiện của phương pháp dự đoán mật độ mục tiêu theo khu vực;

Hình 2 là hình vẽ sơ đồ khối các giai đoạn thực hiện chuẩn bị dữ liệu huấn luyện theo bước 1 của sáng chế;

Hình 3 là hình vẽ biểu đồ dự đoán mật độ mục tiêu của một khu vực theo khoảng thời gian dự đoán 30 phút.

Mô tả chi tiết sáng chế

Tham chiếu Hình 1, phương pháp dự đoán mật độ mục tiêu theo khu vực theo các bước được mô tả như Hình 1; chi tiết của các bước được trình bày cụ thể như sau:

Bước 1: chuẩn bị dữ liệu huấn luyện.

Để có một mô hình dự đoán mật độ mục tiêu có độ tin cậy cao, sai số dự đoán nhỏ thì việc xử lý bộ dữ liệu vị trí xuất hiện của mục tiêu để xác định mật độ mục tiêu trong khu vực ở quá khứ là bước quan trọng nhất. Để thực hiện bước chuẩn bị dữ liệu đảm bảo chất lượng phục vụ cho huấn luyện mô hình dự đoán, nhóm tác giả thực hiện qua bốn giai đoạn sau (sơ đồ khối bốn giai đoạn thực hiện được mô tả theo Hình 2):

Giai đoạn 1: định nghĩa khu vực giám sát mật độ.

Các khu vực giám sát mật độ là các khu vực có hình đa giác được định nghĩa thông qua quá trình tổng hợp lưu lượng di chuyển tàu thuyền từ dữ liệu vị trí trong lịch sử, hình đa giác có N đỉnh, mỗi đỉnh có tọa độ tương ứng lần lượt là kinh độ, vĩ độ của đỉnh đó dưới dạng số thập phân. Việc định nghĩa khu vực giúp giảm thiểu độ phức tạp về tính toán, tăng cường tính tập trung khi giám sát mục tiêu xuất hiện trong khu vực đó.

Giai đoạn 2: trích xuất danh sách vị trí lịch sử của mục tiêu nằm trong khu vực giám sát.

Từ bộ dữ liệu vị trí mục tiêu lịch sử được thu thập bởi các hệ thống giám sát, quá trình xử lý dữ liệu thực hiện trích xuất các vị trí mục tiêu lịch sử nằm trong các khu vực đã định nghĩa trước đó ở giai đoạn 1.

Giai đoạn 3: tính mật độ mục tiêu trong khu vực giám sát theo chu kỳ 30 phút.

Sau khi trích xuất tất cả các dữ liệu vị trí mục tiêu lịch sử trong khu vực định nghĩa theo thời gian; tiếp theo cần gom nhóm và loại bỏ các bản ghi có thông tin định danh mục tiêu giống nhau cùng xuất hiện trong khoảng thời gian và khu vực đang xét. Trong phạm vi sáng chế này, khoảng thời gian phân chia là 30 phút và định danh sử dụng là mã định danh nhận dạng hàng hải của tàu biển.

Giai đoạn 4: lưu trữ thông tin mật độ mục tiêu theo vùng vào cơ sở dữ liệu.

Quá trình xử lý dữ liệu từ giai đoạn 2 đến giai đoạn 3 là liên tục, do đó, cần lưu trữ thông tin về khu vực, nhãn thời gian, vị trí tương ứng của mỗi bản ghi vào cơ sở dữ liệu nhằm phục vụ truy xuất khi thực hiện huấn luyện mô hình dự đoán ở các bước tiếp theo của sáng chế này.

Bước 2: phân tích chuỗi thời gian của bộ dữ liệu huấn luyện.

Kết quả của bước này là một mô hình dự đoán tốt được đưa ra khi phân tích tính dừng của dữ liệu chuỗi thời gian được chuẩn bị từ bước 1. Có thể thấy rằng, bộ dữ liệu mật độ mục tiêu được trích xuất từ bước 1 là một bộ dữ liệu phụ thuộc thời

gian, vì vậy, cần kiểm định tính dừng của bộ dữ liệu để xác định mô hình dự đoán phù hợp. Một chuỗi thời gian là dừng khi giá trị trung bình, phương sai, hiệp phương sai (tại các độ trễ khác nhau) giữ nguyên không đổi cho dù chuỗi thời gian được xác định vào thời điểm nào đi nữa, do đó, chuỗi dừng có xu hướng trở về giá trị trung bình và những dao động quanh giá trị trung bình sẽ là như nhau. Có thể thấy, việc phân tích tính dừng của chuỗi thời gian nhằm xác định tính ổn định của chuỗi thời gian, từ đó, có thể lựa chọn và điều chỉnh tham số cho mô hình dự đoán chuỗi thời gian. Một cách tổng quát, có thể mô tả một chuỗi thời gian có dạng như sau:

$$(y_t)_{-\infty}^{+\infty} = (y_{-\infty}, \dots, y_0, y_1, y_2, \dots, y_n, \dots)$$

Một chuỗi thời gian có tính dừng khi giá trị trung bình, phương sai, hiệp phương sai tại các độ trễ thời gian khác nhau là không đổi theo thời gian, hay nói cách khác, không phụ thuộc vào thời gian:

$$E[y_t] = \mu, \forall t$$

$$\text{var}(y_t) = \sigma^2, \forall t$$

$$\text{cov}(y_t, y_{t+k}) = \gamma_k, \forall t$$

Để xác định một chuỗi thời gian có tính dừng hay không, cần thực hiện các loại kiểm định khác nhau. Trong phạm vi sáng chế này, phương pháp kiểm định tính dừng dựa trên kiểm định ADF (Augmented Dickey – Fuller). Kiểm định này biểu diễn chuỗi thời gian y_t dưới dạng sau:

$$y_t = \rho y_{t-1} + u_t$$

Trong đó, với u_t là chuỗi độc lập cùng phân phối với chuỗi thời gian y_t . Để kiểm định tính dừng của chuỗi thời gian y_t , cần kiểm định cặp giả thuyết sau:

$$H_0: \rho = 1$$

$$H_1: \rho < 1$$

Với giả thuyết H_0 là chuỗi thời gian không có tính dừng và giả thuyết H_1 là chuỗi thời gian có tính dừng.

Từ đó, kiểm định thống kê T có phân bố Dickey – Fuller có dạng như sau:

$$T = \frac{\hat{\rho} - 1}{SE(\hat{\rho})}$$

Nếu $|T| > |T_\alpha|$ thì bác bỏ giả thuyết H_0 và chấp nhận giả thuyết H_1 , có nghĩa là chuỗi có tính dừng.

Bước 3: huấn luyện mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt.

Sau khi đã xác định chuỗi thời gian về mật độ mục tiêu theo khu vực là một chuỗi thời gian có tính dừng ở bước 2; nhóm tác giả đã lựa chọn mô hình “tự hồi quy tích hợp trung bình trượt” cho dự đoán mật độ mục tiêu cho khoảng thời gian tiếp theo. Do chuỗi thời gian mật độ mục tiêu tàu biển là một chuỗi dừng, việc lựa chọn phương pháp dự đoán “tự hồi quy tích hợp trung bình trượt” là phù hợp do mô hình không phụ thuộc vào sự thay đổi của chuỗi thời gian theo các khoảng thời gian thống kê. Mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt bao gồm hai quá trình: tự hồi quy và trung bình trượt. Phần tiếp theo sẽ giải thích về các quá trình này và tích hợp hai quá trình này thành mô hình dự đoán.

- Quá trình tự hồi quy:

Chuỗi thời gian y_t ban đầu được biến đổi thành quá trình tự hồi quy bậc p (sau đây ký hiệu là quá trình $AR(p)$) như sau:

$$y_t = \varphi_0 + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \cdots + \varphi_p y_{t-p} + u_t \quad (1)$$

Trong đó, $\varphi_i (i = 0, \dots, p)$ là các tham số của quá trình, u_t là nhiễu trắng có phân phối chuẩn $N(0, \sigma^2)$. Có thể thấy, y_t ngoài phụ thuộc vào nhiễu trắng u_t , sẽ phụ thuộc vào p biến trễ của chính nó.

Biến đổi phương trình (1) về dạng toán tử trễ, ta có:

$$(1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \cdots - \varphi_p L^p) y_t = \varphi_0 + u_t$$

Đặt $\varphi(L) = 1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \cdots - \varphi_p L^p$, phương trình trên trở thành:

$$\varphi(L) y_t = \varphi_0 + u_t$$

Phương trình đặc trưng của quá trình $AR(p)$ là:

$$1 - \varphi_1 z - \varphi_2 z^2 - \dots - \varphi_p z^p = 0$$

Quá trình $AR(p)$ có tính dừng khi và chỉ khi nghiệm của phương trình đặc trưng nằm ngoài đường tròn đơn vị. Từ đó, ta có các tham số tương ứng của quá trình $AR(p)$ như sau:

Trung bình:

$$E[y_t] = \mu = \frac{\varphi_0}{1 - \varphi_1 - \varphi_2 - \dots - \varphi_p}$$

Hệ số tương quan của quá trình được xác định sau khi giải phương trình Yule-Walker là:

$$\gamma_k = \begin{cases} \varphi_1 \gamma_{k-1} + \varphi_2 \gamma_{k-2} + \dots + \varphi_p \gamma_{k-p} & (k = 1, 2, \dots) \\ \varphi_1 \gamma_{k-1} + \varphi_2 \gamma_{k-2} + \dots + \varphi_p \gamma_{k-p} + \sigma^2 & (k = 0) \end{cases}$$

- Quá trình trung bình trượt:

Chuỗi thời gian y_t ban đầu được biến đổi thành quá trình trung bình trượt bậc q (sau đây ký hiệu là quá trình $MA(q)$) như sau:

$$y_t = \mu + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \theta_2 u_{t-2} + \dots + \theta_q u_{t-q} \quad (2)$$

Trong đó, μ là hằng số, u_t là nhiễu trắng có phân phối chuẩn $N(0, \sigma^2)$ và $\theta_i (i = 1, \dots, q)$ là các tham số của quá trình.

Từ phương trình (2), có thể xác định được các tham số tương ứng của quá trình $MA(q)$ như sau:

Trung bình:

$$E[y_t] = \mu$$

Phương sai:

$$\text{var}(y_t) = (\theta_1^2 + \theta_2^2 + \dots + \theta_q^2) \sigma^2$$

Hệ số tương quan:

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma^2 \sum_{i=0}^{q-k} \theta_i \theta_{i+k} & (k \leq q) \\ 0 & (k > q) \end{cases}$$

- Quá trình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt:

Quá trình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt bậc (p, q) (sau đây ký hiệu là $ARMA(p, q)$) được kết hợp từ hai quá trình $AR(p)$ và $MA(q)$, phương trình tổng quát của quá trình được biểu diễn như sau:

$$y_t = \varphi_0 + \varphi_1 y_{t-1} + \dots + \varphi_p y_{t-p} + u_t + \theta_1 u_{t-1} + \dots + \theta_q u_{t-q}$$

Áp dụng phép biến đổi toán tử trễ, phương trình trên trở thành:

$$\varphi(L)y_t = \varphi_0 + \theta(L)u_t$$

Trong đó:

$$\varphi(L) = (1 - \varphi_1 L - \varphi_2 L^2 - \dots - \varphi_p L^p)$$

$$\theta(L) = (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_q L^q)$$

Nếu các nghiệm của phương trình đặc trưng:

$$1 - \varphi_1 z - \varphi_2 z^2 - \dots - \varphi_p z^p = 0$$

đều nằm ngoài đường tròn đơn vị, phương trình tổng quát được biểu diễn thành:

$$y_t = [\varphi(L)]^{-1} \varphi_0 + \left(\frac{1 + \theta_1 L + \dots + \theta_q L^q}{1 - \varphi_1 L - \dots - \varphi_p L^p} \right) u_t = \mu + \psi(L)u_t$$

Trong đó:

$$\mu = [\varphi(L)]^{-1} \varphi_0 = \frac{\varphi_0}{1 - \varphi_1 - \dots - \varphi_p}$$

$$\psi(L) = \frac{1 + \theta_1 L + \dots + \theta_q L^q}{1 - \varphi_1 L - \dots - \varphi_p L^p} = 1 + \psi_1 L + \psi_2 L^2 + \psi_3 L^3 + \dots$$

$$\sum_{k=0}^{+\infty} |\psi_k| < +\infty$$

Bước 4: dự đoán mật độ mục tiêu theo khoảng thời gian xác định trong tương lai.

Từ bộ dữ liệu huấn luyện đã được chuẩn bị ở bước 1, thực hiện huấn luyện mô hình tự hồi quy kết hợp trung bình trượt ở bước 3, mô hình dự đoán bao gồm các tham số đã được huấn luyện từ bộ dữ liệu, mô hình dự đoán sẽ được sử dụng cho quá trình dự đoán giá trị mật độ tàu biển cho khoảng thời gian tiếp theo trong tương lai. Giả định ta có mô hình dự đoán M được huấn luyện với bộ dữ liệu chuỗi thời gian đến thời điểm t , mô hình M cần dự đoán giá trị mật độ mục tiêu tại một thời điểm trong tương lai có thể được biểu diễn như sau:

$$M: y_{t+s} = f(y_t, y_{t-1}, \dots)$$

Với s là khoảng thời gian dự đoán. Trong phạm vi của sáng chế này, giá trị khoảng thời gian dự đoán là $s = 30$ phút.

Từ giá trị mật độ mục tiêu được dự đoán sau khoảng thời gian $s = 30$ phút, nhằm mục đích đánh giá sự hiệu quả của mô hình dự đoán mật độ mục tiêu, làm căn cứ để sử dụng mô hình dự đoán trong thực tế, nhóm tác giả sử dụng độ đo “lỗi trung bình phần trăm đối xứng” (sau đây ký hiệu là $SMAPE$) có công thức như sau:

$$SMAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|F_t - A_t|}{(|A_t| + |F_t|)/2}$$

Trong đó, A_t là giá trị mật độ mục tiêu thực tế, F_t là giá trị mật độ mục tiêu dự đoán tại một thời điểm trong tương lai.

Hình 3 thể hiện biểu đồ kết quả dự đoán mật độ mục tiêu so với mật độ mục tiêu thực tế trong năm 2017 (dữ liệu huấn luyện từ 01/01/2017 đến 24/12/2017 và dữ liệu kiểm định từ 25/12/2017 đến 31/12/2017) của một khu vực có giá trị $SMAPE = 0,93\%$.

Yêu cầu bảo hộ

1. Phương pháp dự đoán mật độ mục tiêu tàu biển theo khu vực được thực hiện qua các bước sau:

bước 1: chuẩn bị dữ liệu huấn luyện; tại bước này, thực hiện lần lượt bốn giai đoạn sau:

giai đoạn 1: định nghĩa khu vực giám sát mật độ; các khu vực giám sát mật độ là các khu vực có hình đa giác được định nghĩa thông qua quá trình tổng hợp lưu lượng di chuyển tàu thuyền từ dữ liệu vị trí trong lịch sử, hình đa giác có N đỉnh, mỗi đỉnh có tọa độ tương ứng lần lượt là kinh độ, vĩ độ của đỉnh đó dưới dạng số thập phân; việc định nghĩa khu vực giúp giảm thiểu độ phức tạp về tính toán, tăng cường tính tập trung khi giám sát mục tiêu xuất hiện trong khu vực đó;

giai đoạn 2: trích xuất danh sách vị trí lịch sử của mục tiêu nằm trong khu vực giám sát; từ bộ dữ liệu vị trí mục tiêu lịch sử được thu thập của các hệ thống giám sát, quá trình xử lý dữ liệu thực hiện trích xuất các vị trí mục tiêu lịch sử nằm trong các khu vực đã định nghĩa trước đó ở giai đoạn 1;

giai đoạn 3: tính mật độ mục tiêu trong khu vực giám sát theo chu kỳ 30 phút; sau khi trích xuất tất cả các dữ liệu vị trí mục tiêu lịch sử trong khu vực định nghĩa theo thời gian; tiếp theo cần gom nhóm và loại bỏ các bản ghi có thông tin định danh mục tiêu giống nhau cùng xuất hiện trong khoảng thời gian và khu vực đang xét;

giai đoạn 4: lưu trữ thông tin mật độ mục tiêu theo vùng vào cơ sở dữ liệu; quá trình xử lý dữ liệu từ giai đoạn 2 đến giai đoạn 3 là liên tục, do đó, cần lưu trữ thông tin về khu vực, nhãn thời gian, vị trí tương ứng của mỗi bản ghi vào cơ sở dữ liệu nhằm phục vụ truy xuất khi thực hiện huấn luyện mô hình dự đoán ở các bước tiếp theo;

bước 2: phân tích chuỗi thời gian của bộ dữ liệu huấn luyện; kết quả của bước này là một mô hình dự đoán tốt được đưa ra khi phân tích tính dừng của dữ liệu chuỗi thời gian được chuẩn bị từ bước 1; có thể thấy rằng, bộ dữ liệu mật độ mục tiêu được trích xuất từ bước 1 là một bộ dữ liệu phụ thuộc thời gian, vì vậy, cần kiểm định tính dừng của bộ dữ liệu để xác định mô hình dự đoán phù hợp; một chuỗi thời gian là dừng khi giá trị trung bình, phương sai, hiệp phương sai (tại các độ trễ khác nhau) giữ nguyên không đổi cho dù chuỗi thời gian được xác định vào thời điểm nào đi nữa, do đó, chuỗi dừng có xu hướng trở về giá trị trung bình và những dao động quanh giá trị trung bình sẽ là như nhau; có thể thấy, việc phân tích tính dừng của chuỗi thời gian nhằm xác định tính ổn định của chuỗi thời gian, từ đó, có thể lựa chọn và điều chỉnh tham số cho mô hình dự đoán chuỗi thời gian; để xác định một chuỗi thời gian có tính dừng hay không, cần thực hiện các loại kiểm định khác nhau; trong phạm vi sáng chế này, phương pháp kiểm định tính dừng dựa trên kiểm định ADF (augmented dickey – fuller); kiểm định này biểu diễn chuỗi thời gian y_t dưới dạng sau:

$$y_t = \rho y_{t-1} + u_t$$

trong đó, với u_t là chuỗi độc lập cùng phân phối với chuỗi thời gian y_t ; để kiểm định tính dừng của chuỗi thời gian y_t , cần kiểm định cặp giả thuyết sau:

$$H_0: \rho = 1$$

$$H_1: \rho < 1$$

với giả thuyết H_0 là chuỗi thời gian không có tính dừng và giả thuyết H_1 là chuỗi thời gian có tính dừng.

từ đó, kiểm định thống kê T có phân bố dickey – fuller có dạng như sau:

$$T = \frac{\hat{\rho} - 1}{SE(\hat{\rho})}$$

nếu $|T| > |T_\alpha|$ thì bác bỏ giả thuyết H_0 và chấp nhận giả thuyết H_1 , có nghĩa là chuỗi có tính dừng;

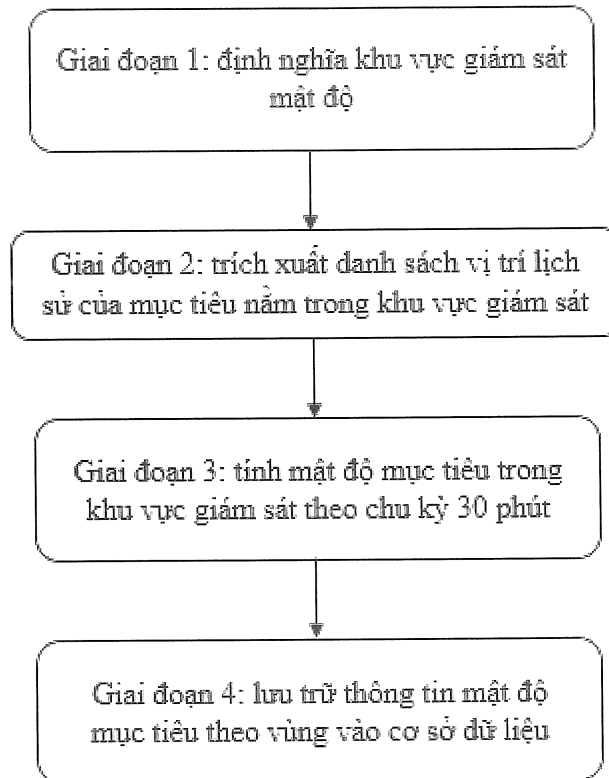
bước 3: huấn luyện mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt; tại bước này, sau khi đã xác định chuỗi thời gian về mật độ mục tiêu theo khu vực là một chuỗi thời gian có tính dừng ở bước 2; lựa chọn mô hình “tự hồi quy tích hợp trung bình trượt” cho dự đoán mật độ mục tiêu cho khoảng thời gian tiếp theo; do chuỗi thời gian mật độ mục tiêu tàu biển là một chuỗi dừng, việc lựa chọn phương pháp dự đoán “tự hồi quy tích hợp trung bình trượt” là phù hợp do mô hình không phụ thuộc vào sự thay đổi của chuỗi thời gian theo các khoảng thời gian thống kê; mô hình tự hồi quy tích hợp trung bình trượt bao gồm hai quá trình: tự hồi quy và trung bình trượt;

bước 4: dự đoán mật độ mục tiêu theo khoảng thời gian xác định trong tương lai; tại bước này, từ bộ dữ liệu huấn luyện đã được chuẩn bị ở bước 1, thực hiện huấn luyện mô hình tự hồi quy kết hợp trung bình trượt ở bước 3, mô hình dự đoán bao gồm các tham số đã được huấn luyện từ bộ dữ liệu, mô hình dự đoán sẽ được sử dụng cho quá trình dự đoán giá trị mật độ tàu biển cho khoảng thời gian tiếp theo trong tương lai; giả định ta có mô hình dự đoán M được huấn luyện với bộ dữ liệu chuỗi thời gian đến thời điểm t , mô hình M cần dự đoán giá trị mật độ mục tiêu tại một thời điểm trong tương lai có thể được biểu diễn như sau:

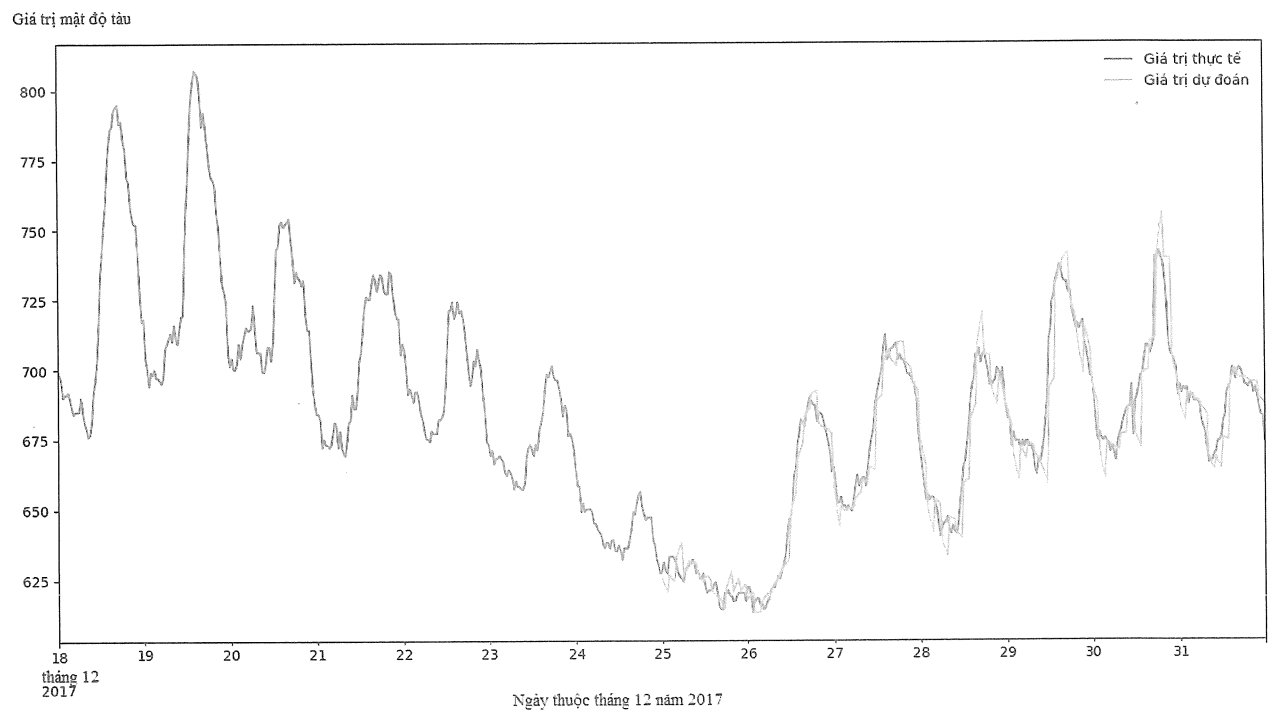
$$M: y_{t+s} = f(y_t, y_{t-1}, \dots).$$



Hình 1



Hình 2



Hình 3