

# ランダム有限集合状態空間モデルに基づく沖合船舶の行動状態の時系列推定 Time Series Estimation of Vessel's Behavior Using a State Space Model of Random Finite Sets.

小西 響介<sup>†</sup> 亀田 洋志<sup>†</sup>  
Kyosuke Konishi, Hiroshi Kameda

## 1. はじめに

安全な船舶航行を確保するためには、海上警備組織が沖合船舶の行動を把握することが重要である。現状は主に巡視船および航空機の巡回によって沖合船舶の行動を把握している<sup>[1]</sup>。しかし、世界的な人口増加に伴う海上交通量の増加、および海上監視に従事可能な人的資源の制約を踏まえ、巡視を主とする監視活動は今後困難になることが予想される。そのため、レーダや AIS (自動船舶識別装置) などのセンサ観測データを基に、沖合船舶の行動種類を自動推定する技術が必要となる。

センサ観測データに基づく沖合船舶の行動推定では、技術的な課題が 2 点挙げられる。第 1 は、沖合船舶の行動は定常的ではなく、時々刻々と変化するため、行動の推移を遅延なく逐次的に推定することが求められる点である。第 2 は、センサによる観測データには誤差および欠落が生じるため、この影響を最小化することが求められる点である。

上記の課題に対し、船舶行動の遷移を隠れマルコフモデルにより表すことで、船舶の不審行動の有無をリアルタイムに逐次判定する手法が研究されている<sup>[2]</sup>。また、ランダム有限集合 (Random Finite Set) に基づく状態空間モデルを、テロリズム行為の準備段階を推定する問題に適用することで、観測データの誤りおよび欠落が生じる条件においても、精度が保証された行動推定が可能であることが報告されている<sup>[3]</sup>。

そこで本論文では、ランダム有限集合状態空間モデルを、沖合船舶に対する行動推定の問題に適用し、このモデルに基づき、誤差および欠落を含む観測データ時系列から沖合船舶の行動の推移を逐次的に推定する手法を提案する。また、シミュレーションデータにより、この提案手法の推定精度を評価する。この評価では、単純なルールに基づく非時系列的な推定処理を比較対象とし、提案手法が観測データの誤差および欠落に強く、また行動状態の変化に対する遅延が少ないことを示す。

本論文の構成は次のとおりである。2.にて、沖合船舶の行動推定問題の定義をおこなう。続いて 3.にて、ランダム有限集合状態空間モデルに基づく行動推定手法を説明し、4.にてその推定性能をシミュレーションデータにより評価する。5.にて結論と今後の課題を示す。

## 2. 沖合船舶の行動推定

ここでは、沖合船舶を対象とした行動推定の問題を定義する。具体的には、推定対象である沖合船舶行動と、推定に用いる観測データを定義する。

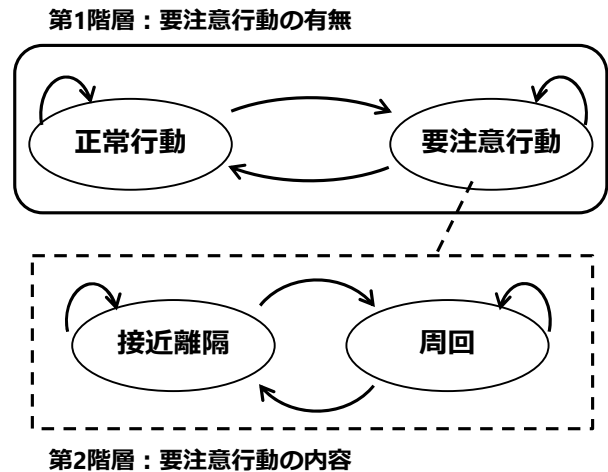


図 1 沖合船舶行動の状態遷移モデル

### 2.1 沖合船舶行動の定義

ここでは、行動推定アルゴリズムを、海上の進入規制地点 (領海や禁漁区など) に接近する船舶の監視に適用することを想定し、沖合船舶の行動を「要注意行動」と「正常行動」に分類する。まず、要注意行動とは、あらかじめ定められた進入規制地点への接近を目的とする船舶による、一連の行動と定義する。一方、正常行動とは、要注意行動に該当しない行動と定義する。

さらに、要注意行動を複数の段階 (要注意状態) に分類する。特に以降では、進入規制地点周辺の監視に適用することを想定し、要注意状態を「進入規制地点への接近および離隔 (以下、接近離隔)」と「進入規制地点周辺での周回 (以下、周回)」の 2 種類にて定義する。

また、船舶の行動および要注意状態は、離散時刻の経過に対してマルコフ過程で遷移すると仮定する (図 1)。このように、時間的に遷移する隠れ状態を後述の観測データから推定する問題を、沖合船舶行動の推定問題と定義する。この問題は通常の隠れマルコフモデルの状態推定問題と異なり、「沖合船舶が要注意行動をしているか否か」を表す第 1 階層の推定と、「沖合船舶が要注意行動をしているならば、どの段階にあるか」を表す第 2 階層の推定を同時におこなう。沖合船舶の監視作業においては、第 1 階層の推定精度が最も重要であり、次に第 2 階層の推定精度が求められる。また、一般的に第 2 階層の方が推定の難易度は高い。

なお、上記で定義した船舶の行動は、以降に示す数式において、要素数が 0 または 1 の要注意状態集合  $X$  で表す。 $X = \emptyset$  のとき、船舶は正常行動をしていることを表し、 $X = \{x\}$  のときは要注意行動をしていることを表すものとする。ここで、 $x$  は要注意行動状態を表す識別番号とする。

<sup>†</sup>三菱電機株式会社 情報技術総合研究所 Mitsubishi Electric Corporation Information Technology R&D Center

## 2.2 観測データの定義

沖合船舶を観測するセンサは、レーダと AIS の 2 種類とする。これらのセンサの情報を基に、複数の観点に基づき「要注意行動の兆候」を検出する。この検出結果のことを、行動推定に用いる観測データと定義する。ここでは、以下に示す 4 種類の観測データを用いるものとする。なお、レーダと AIS の観測間隔は同期されているものとする。

第 1 の観測データは、AIS 信号の有無とする。レーダで観測した船舶位置の近傍で、AIS 信号が発信されていなければ、要注意行動の兆候として検出する。

第 2 の観測データは、進入規制地点までの距離とする。レーダで観測した船舶位置が、進入規制地点からしきい値  $D$ [km]以内ならば、要注意行動の兆候として検出する。

第 3 の観測データは、進入規制地点に対する速度とする。レーダで観測した船舶の位置と速度ベクトルより、進入規制地点に対する速度の絶対値がしきい値  $V$ [m/s]以上ならば、要注意行動の兆候として検出する。

第 4 の観測データは、船舶の変針角度とする。レーダで観測した船舶の速度ベクトルより、単位時間あたりの変針角度を算出し、変針角度がしきい値  $\theta$ [deg]以上ならば要注意行動の兆候として検出する。

以降の数式では、上記で定義した 4 種類の観測データをまとめて、式(1)の観測ベクトル  $\mathbf{z}_k$  として表す。

$$\mathbf{z}_k = [z_{k,1} \quad z_{k,2} \quad z_{k,3} \quad z_{k,4}]^T \quad (1)$$

ここで、添え字  $k$  は  $\mathbf{z}_k$  を観測した離散時刻のインデックスとする。また、各要素  $z_{k,m}$  は第  $m$  の観測データを表し、要注意行動の兆候が検出されたならば  $z_{k,m} = 1$ 、非検出ならば  $z_{k,m} = 0$  となる値と定義する。T は転置記号である。

なお、レーダによる観測では、雑音や反射電波強度の減衰などにより、沖合船舶の観測を失敗する事象が起り得る。そのため観測ベクトル  $\mathbf{z}_k$  は常に得られるとは限らない。そこで観測データ集合  $Z_k$  を定義し、観測ベクトルが得られた場合は  $Z_k = \{\mathbf{z}_k\}$ 、観測ベクトルが得られなかった場合は  $Z_k = \emptyset$  と定義する。また、レーダおよび AIS の観測データには誤差が含まれるため、正常行動をしている沖合船舶からも  $z_{k,m} = 1$  となる観測データが取得され得るものとする。

## 3. ランダム有限集合状態空間モデルに基づく推定

ここでは、2.にて定義した沖合船舶の行動推定問題を、ランダム有限集合状態空間モデルに基づき推定する提案手法を示す。まず初めに、推定における前提を示す。その後、推定アルゴリズムを構成する 3 つの処理ステップ：予測ステップ、更新ステップ、判定ステップを説明する。

なお以降に示す推定処理は、Bernoulli filter<sup>[3][4]</sup>と呼ばれる推定手法を、2.にて定義した沖合船舶の行動推定に適用した場合の処理である。

### 3.1 推定の前提

提案手法では、推定対象がランダム有限集合 (RFS: Random Finite Set) であると仮定する。RFS とは、それに含まれる各要素値が確率変数であり、かつその要素個数も離散的な確率分布にしたがう確率変数である集合と定義される<sup>[5]</sup>。提案手法は、直接観測できない状態変数を RFS とみなし、観測データの時系列から推定対象の状態を推定する、

すなわち RFS の要素個数および各要素値を推定する手法である。

沖合船舶の行動推定では、2.にて示したように、推定対象を空集合または要注意状態番号  $x$  となる要注意状態集合  $X$  とした。提案手法ではこの集合  $X$  を、要素個数がベルヌーイ分布に従う RFS (Bernoulli RFS) であると仮定する。この仮定により、離散時刻  $k$  における集合  $X$  の確率密度分布は式(2)のように表すことができる<sup>[4]</sup>。

$$f_k(X) = \begin{cases} 1 - r_k & \text{if } X = \emptyset \\ r_k \cdot p_k(x) & \text{if } X = \{x\} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

ここで、 $r_k$  は時刻  $k$  に船舶が要注意行動をしている確率を表し、 $p_k(x)$  は時刻  $k$  に船舶が要注意行動をしている場合にその要注意行動状態が  $x$  である確率を表している。上記のように Bernoulli RFS を仮定することにより、以降に示す予測ステップ、更新ステップ、判定ステップによって、要注意状態集合  $X$  の逐次推定が可能となる。

また以降の処理では、要注意状態  $x$  の確率密度分布  $p_k(x)$  を、式(3)のように表す。

$$p_k(x) = \sum_{j=1}^{J_k} w_k^{(j)} \delta_{x_k^{(j)} x} \quad (3)$$

ここで、 $\delta_{ij}$  はクロネッカーのデルタである。すなわち式(3)は、 $J_k$  個の「要注意状態が  $x_k^{(j)}$  である重み係数  $w_k^{(j)}$ 」の和によって  $p_k(x)$  を表現することを意味している。

### 3.2 予測ステップ

予測ステップでは、時刻  $k-1$  における要注意状態集合の確率分布から、時刻  $k$  における要注意状態集合の確率分布を予測する。状態遷移モデルがマルコフ過程であると仮定すると、要注意状態集合  $X$  の確率分布の予測値は、式(4)のように書き表される<sup>[5]</sup>。

$$f_{k|k-1}(X) = \int \Phi(X | X_{k-1}) f_{k-1}(X_{k-1}) \delta X_{k-1} \quad (4)$$

ここで、 $\int \cdot \delta X$  は有限集合統計 (Finite Set Statistics) <sup>[5]</sup> において定義される有限集合  $X$  に関する積分を表す。また、 $\Phi(X|Y)$  は RFS が  $Y$  から  $X$  へ遷移する確率を表す予測モデルのパラメタである。

上記の式(4)に、式(2)の  $X$  を Bernoulli RFS とする前提を適用すると、表 1 に示す処理となる。なお以降では、 $N$  を要注意状態番号の総数とする。また 2.1.にて定義したように、要注意状態を「接近離隔」と「周回」とする場合は、 $N = 2$  である。

予測処理ではまず初めに、時刻  $k$  に要注意行動をおこなっている確率の予測値  $r_{k|k-1}$  を、式(5)により算出する

$$r_{k|k-1} = p_b \cdot (1 - r_{k-1}) + p_s \cdot r_{k-1} \quad (5)$$

ここで、 $p_b$  は正常行動から要注意行動へ遷移する確率を表し、 $p_s$  は要注意行動を維持する確率を表すパラメタである。

続いて、要注意行動を維持する場合の確率分布の予測値を、式(6)により算出する。

$$w_{k|k-1}^{(N \cdot (j-1) + n)} = \frac{p_s r_{k-1}}{r_{k|k-1}} w_{k-1}^{(j)} \phi(n | x_{k-1}^{(j)}) \quad (6)$$

ここで、 $\phi(n|x)$ は要注意状態が $x$ から $n$ へ遷移する確率を表すパラメタである。

次に、正常行動から要注意状態 $n$ に遷移する確率に関して、式(7)による予測をおこなう。

$$w_{k|k-1}^{(N \cdot J_{k-1} + n)} = \frac{p_b \cdot (1 - r_{k-1})}{r_{k|k-1}} \cdot \frac{1}{N} \quad (7)$$

以上の処理により、要注意状態集合 $X$ の確率分布の予測値 $f_{k|k-1}(X)$ を算出する。

### 3.3 更新ステップ

更新ステップでは、時刻 $k$ の観測データにより、予測ステップで算出した時刻 $k$ の予測値を修正し、時刻 $k$ における要注意状態集合の確率分布を算出する。具体的には、予測された確率分布 $f_{k|k-1}(X)$ を事前分布として、ベイズ推定により事後分布 $f_k(X)$ を算出する処理である。これを数式で表すと、式(8)のように書き表される。

$$f_k(X) = \frac{g(Z_k | X) f_{k|k-1}(X)}{\int g(Z_k | X') f_{k|k-1}(X') \delta X'} \quad (8)$$

ここで、 $g(Z_k | X)$ は状態 $X$ に対する観測データ集合 $Z_k$ の尤度関数を表す。

上記の式(8)に、式(2)の $X$ をBernoulli RFSとする前提を適用すると、表2に示す処理となる。なお以降では、 $M$ を観測ベクトル $\mathbf{z}_k$ の要素数とする。特に、2.2.にて定義した第1～第4の観測データを用いる場合、 $M = 4$ である。

まず初めに、要注意状態集合 $X$ に対する観測データ集合 $Z_k$ の尤度 $\eta(Z_k | X)$ を、Intensity Measurement Model<sup>[4]</sup>より、式(9)のとおり定義する。

$$\eta(Z_k | X) = \begin{cases} \prod_{m=1}^M g^{(m)}(z_{k,m} | x) & \text{if } Z_k = \{\mathbf{z}_k\}, X = \{x\} \\ \prod_{m=1}^M g_{fa}^{(m)}(z_{k,m}) & \text{if } Z_k = \{\mathbf{z}_k\}, X = \emptyset \\ 1/(N+1) & \text{if } Z_k = \emptyset \end{cases} \quad (9)$$

ここで、 $g^{(m)}(z_{k,m} | x)$ は要注意状態 $x$ に対する第 $m$ 観測データ $z_{k,m}$ の尤度を表すパラメタとし、 $g_{fa}^{(m)}(z_{k,m})$ は正常行動する船舶から第 $m$ 観測データ $z_{k,m}$ が観測される確率を表すパラメタとする。特に、 $g_{fa}^{(m)}(1)$ は正常行動する船舶にもかかわらず要注意行動の兆候が誤って探知される確率(誤探知確率)を表すパラメタである。なお尤度の定義より、 $g^{(m)}(1|x) + g^{(m)}(0|x) = 1$ 、 $g_{fa}^{(m)}(1) + g_{fa}^{(m)}(0) = 1$ である。

上記式(9)の $\eta(\mathbf{z}_k | X)$ を各々の要注意状態 $x_{k|k-1}^{(j)}$ に対して算出した後に、時刻 $k$ に要注意行動をおこなっている確率 $r_k$ と時刻 $k$ における要注意状態の確率分布 $w_k^{(j)}$ を、式(10)および式(11)により算出する。

表1 予測ステップの疑似コード

#### Algorithm 1 予測ステップ

```

1 : input:  $r_{k-1}, \{w_{k-1}^{(j)}, x_{k-1}^{(j)}\}_{j=1, \dots, J_{k-1}}$ 
2 : 式(5)により  $r_{k|k-1}$  を算出
3 : for  $n = 1, \dots, N$ 
4 :   for  $j = 1, \dots, J_{k-1}$ 
5 :      $x_{k|k-1}^{(N \cdot (j-1) + n)} = n$ 
6 :     式(6)により  $w_{k|k-1}^{(N \cdot (j-1) + n)}$  を算出
7 :   end for  $j$ 
8 :    $x_{k|k-1}^{(N \cdot J_{k-1} + n)} = n$ 
9 :   式(7)により  $w_{k|k-1}^{(N \cdot J_{k-1} + n)}$  を算出
10 : end for  $n$ 
11 : output:  $r_{k|k-1}, \{w_{k|k-1}^{(j)}, x_{k|k-1}^{(j)}\}_{j=1, \dots, J_{k|k-1}}$ 
    
```

表2 更新ステップの疑似コード

#### Algorithm 2 更新ステップ

```

1 : input:  $\mathbf{z}_k, r_{k|k-1}, \{w_{k|k-1}^{(j)}, x_{k|k-1}^{(j)}\}_{j=1, \dots, J_{k|k-1}}$ 
2 : for  $j = 1, \dots, J_{k|k-1}$ 
3 :    $x_k^{(j)} = x_{k|k-1}^{(j)}$ 
4 :   式(9)より、 $\eta(Z_k | \{x_{k|k-1}^{(j)}\})$  を算出
5 :   式(10)の分子項を算出し、 $r_k$  に代入
6 :   式(11)の分子項を算出し、 $w_k^{(j)}$  に代入
7 : end for  $j$ 
8 : 式(10)の分母項を算出し、 $r_k$  を規格化
9 : 式(11)の分母項を算出し、 $w_k^{(j)}$  を規格化
10 : output:  $r_k, \{w_k^{(j)}, x_k^{(j)}\}_{j=1, \dots, J_k}$ 
    
```

$$r_k = \frac{r_{k|k-1} \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} \left( \eta(Z_k | \{x_{k|k-1}^{(j)}\}) / \eta(Z_k | \emptyset) \right) \cdot w_{k|k-1}^{(j)}}{1 - r_{k|k-1} + r_{k|k-1} \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} \left( \eta(Z_k | \{x_{k|k-1}^{(j)}\}) / \eta(Z_k | \emptyset) \right) \cdot w_{k|k-1}^{(j)}} \quad (10)$$

$$w_k^{(j)} = \frac{\eta(\mathbf{z}_k | \{x_{k|k-1}^{(j)}\}) \cdot w_{k|k-1}^{(j)}}{\sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} \eta(\mathbf{z}_k | \{x_{k|k-1}^{(j)}\}) \cdot w_{k|k-1}^{(j)}} \quad (11)$$

以上の処理により、要注意状態集合 $X$ の確率分布 $f_k(X)$ を算出する。

### 3.4 判定ステップ

判定ステップでは、更新ステップで算出した時刻 $k$ における確率分布を基に、時刻 $k$ における沖合船舶の状態を判定する。

まず、沖合船舶が要注意行動をおこなっているか否かを判定するために、式(12)のしきい値判定をおこなう。

$$r_k > r_{Th} \quad (12)$$

式(12)が真ならば「要注意行動」、偽ならば「正常行動」と判定する。ここで $r_{Th}$ は判定のしきい値を表すパラメタである。

上記において要注意行動と判定されたならば、続いて以下の式(13)により、要注意行動状態の推定値 $\hat{x}_k$ を算出する。

$$\hat{x}_k = x_k^{(j_{\max})} \quad (13)$$

ここで、 $j_{\max}$ は式(14)より算出する。

$$j_{\max} = \arg \max_{j=1, \dots, J_k} (w_k^{(j)}) \quad (14)$$

## 4. シミュレーション評価

### 4.1 評価条件

シミュレーションにおける沖合船舶の行動シナリオを図2と図3に示す。シナリオは2種類とし、1つは要注意行動をする船舶のシナリオ（要注意行動シナリオ）、もう1つは正常行動をする船舶のシナリオ（正常行動シナリオ）とした。

要注意行動シナリオにおける船舶は、はじめに進入規制地点に向かって 10.29[m/s] (20 ノット) で接近し、その後進入規制地点から 1.85[km]の距離を保って 2.57[m/s] (5 ノット) で等速周回する。そして1周した時点で同じ経路を速度 10.29[m/s]で離隔するとした。

また正常行動シナリオにおける船舶は、周辺海域の典型的な商船の行動を模擬し、変針することなく 10.29[m/s]で直進するとした。

次に、上記シナリオにおける観測データ生成の条件を表3に示す。これらの観測条件を基に、誤差および探知失敗の乱数が異なる 100 試行の観測データを生成し評価した。なお、レーダ探知確率は観測データ $z_k$ の取得に成功する確率を表す。

またこの評価において、推定手法のパラメタは次のとおり設定した。まず初期時刻 $k=0$ における確率分布のパラメタは $r_0 = 0.01$ ,  $J_0 = 0$ とした。また、正常行動からの遷移に関するパラメタは $p_s = 0.99$ ,  $p_b = 10^{-4}$ とし、要注意行動状態の遷移に関するパラメタは $\phi(1|1) = \phi(2|2) = 0.9$ ,  $\phi(2|1) = \phi(1|2) = 0.1$ とした。続いて尤度に関するパラメタは $g^{(1)}(1|1) = g^{(1)}(1|2) = 0.9$ ,  $g^{(2)}(1|1) = g^{(2)}(1|2) = 0.8$ ,  $g^{(3)}(1|1) = 0.7$ ,  $g^{(3)}(1|2) = 0.1$ ,  $g^{(4)}(1|1) = 0.1$ ,  $g^{(4)}(1|2) = 0.9$ とし、各状態での誤探知確率は $g_{fa}^{(1)}(1) = g_{fa}^{(2)}(1) = g_{fa}^{(3)}(1) = g_{fa}^{(4)}(1) = 0.3$ とした。判定しきい値は、 $r_{Th} = 0.50$ とした。

推定精度を評価するための指標として、(1)要注意判定率、(2)偽陰性率(false negative rate)、(3)偽陽性率(false positive rate)、(4)状態誤推定率の4種類を定義する。要注意判定率は、要注意行動シナリオにおいて要注意行動であると判定した1試行あたりの頻度と定義する。偽陰性率は、要注意行動シナリオにおいて正常行動であると誤判定した1観測

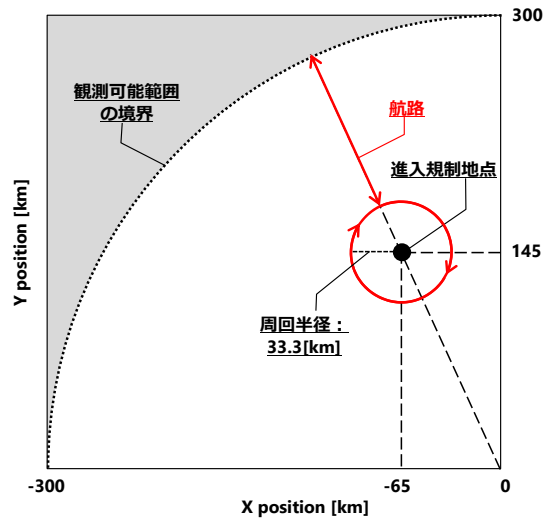


図2：要注意行動シナリオの概要

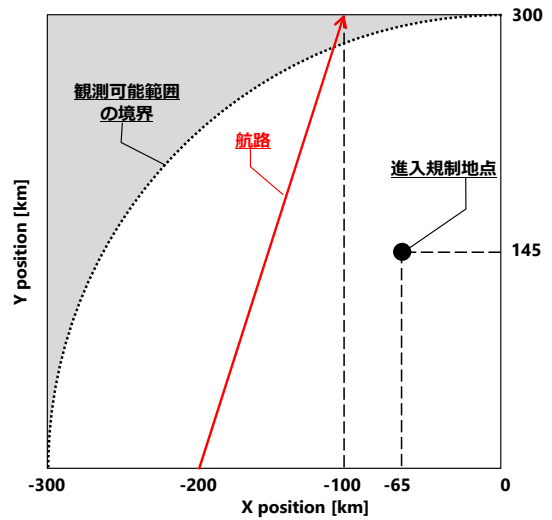


図3 正常行動シナリオの概要

表3 観測条件の設定値

項目	値
試行回数	100
観測間隔	300 [s]
レーダ探知確率	0.50
第1観測データ	
AIS探知確率	0.75
相関失敗確率	0.10
第2観測データ	
しきい値D	87.6 [km]
位置誤差標準偏差	1.0 [km]
第3観測データ	
しきい値V	7.10 [m/s]
速度絶対値誤差標準偏差	3.33 [m/s]
第4観測データ	
しきい値 $\theta$	1.00 [deg]
速度方位角誤差標準偏差	0.33 [deg]

あたりの頻度と定義する。偽陽性率は、正常行動シナリオにおいて要注意行動であると誤判定した 1 観測あたりの頻度と定義する。状態誤推定率は、要注意行動を正しく判定した各時刻において、要注意行動状態を誤推定した 1 観測あたりの頻度と定義する。なお、(1)は各時刻で算出される指標とし、(2)~(4)は試行内で平均化された値とする。

4.2 比較対象の手法

提案手法との比較対象として、単純な手法を定義し、同じシミュレーション条件にて評価した。単純手法における状態判定ルールを図 4 のフローチャートに示す。この単純手法は、各時刻で取得する観測データ  $z_k$  のみを基に、時刻  $k$  における状態を判定する、非時系列的な処理である。

4.3 評価結果

はじめに、要注意判定率の評価結果を図 5 に示す。提案手法は、船舶の観測開始から 6000[s]経過時点(観測回数 20 回時点)において、要注意判定率が 1.00 に達した。これは、要注意行動船舶が進入規制地点に接近し周回を開始するより 3400[s]前に、99%以上の頻度で要注意行動の存在を判定できたことを示している。一方、単純手法の要注意判定率は、提案方式に比べ観測開始直後の増加が遅く、増加後も要注意行動であると正しく判定した頻度は 0.87 以下にとどまった。したがって、図 5 の評価結果より、状態遷移に基づく時系列処理である提案方式は、非時系列処理である単純手法に比べ、要注意行動をする船舶に対し、早期かつ正確な判定を得られることが確かめられた。

なお、船舶が進入規制地点から離れた観測時刻 96900[s]以降において、単純方式の要注意判定率は大きく低下し、提案方式の要注意判定はわずかな減少にとどまった。これは、船舶の離隔によって第 2 の観測データが  $z_{k,2} = 0$  となった場合、単純手法は図 4 にない正常行動と判定し、提案方式は要注意行動から正常行動に戻る確率を基に判定したためである。本評価の行動推定問題の定義では、離隔も要注意行動であるため、観測時刻 96900[s]以降においても、提案方式の方が沖合船舶の監視目的として望ましい推定結果が得られている。

続いて、偽陽性率、偽陰性率、状態誤推定率の評価結果を表 4 に示す。いずれの指標に関しても、提案手法は単純手法より判定を誤る頻度が低いことが示された。特に、偽陰性率と偽陽性率はトレードオフの関係にあるため、要注意行動の有無にかかわらず、提案手法の推定精度は単純手法より優位であることが示された。

5. むすび

本論文では、レーダおよび AIS によって取得した観測データの時系列から、沖合船舶の行動の推移を推定する手法を提案した。この提案手法は、沖合船舶が要注意行動をおこなっているか否か、またどのような種類の要注意行動であるかを、ランダム有限集合状態空間モデルによってモデル化することで、観測データの誤りおよび欠落に対し頑健であり、かつ行動の推移に対する推定の遅延が少ない点の特徴である。

この提案手法の推定精度を、沖合船舶の観測データを模擬したシミュレーションにより評価した。結果として、進入規制地点に接近し周回する要注意行動に対する、誤推定

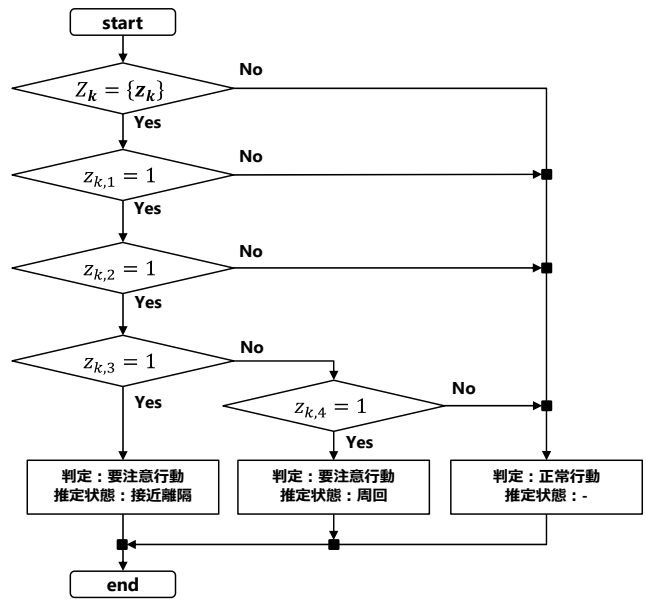


図 4 単純手法の判定フローチャート

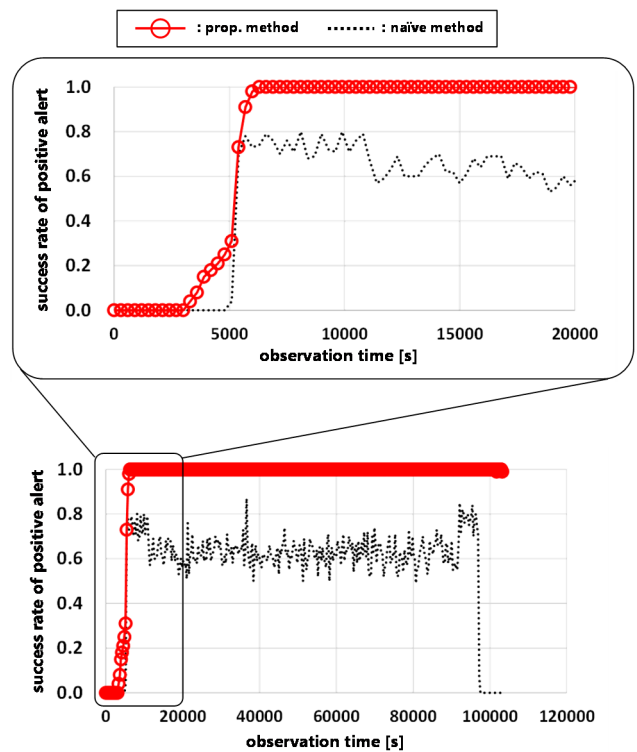


図 5 要注意判定率の評価結果

表 4 偽陽性率、偽陰性率、状態誤推定率の評価結果

	提案手法	単純手法
偽陰性率	0.05	0.43
偽陽性率	$0.10 \times 10^{-5}$	$6.08 \times 10^{-5}$
状態誤推定率	$2.82 \times 10^{-2}$	$4.38 \times 10^{-2}$

頻度は 0.05 となり, また進入規制地点の周辺を通過する正常行動に対する誤推定頻度は  $0.10 \times 10^{-5}$  となった. この精度は, ルールに基づく単純な行動推定手法に比べ優位な性能となり, 観測データの誤差に対して頑健であることが確かめられた.

今後の課題としては, 他の沖合船舶行動に対する提案手法の有効性検証, および推定におけるパラメタ設定の自動化などが挙げられる.

#### 参考文献

- [1] 海上保安庁 (編) : 海上保安レポート 2018, 日経印刷 (2018) .
- [2] Andersson, M. and Johansson, R.: Multiple Sensor Fusion for Effective Abnormal Behaviour Detection in Counter-Piracy Operations, *Proc. 2010 International WaterSide Security Conference*, pp.1-7 (2010).
- [3] Granstrom, K., Willett, P. and Bar-Shalom, Y.: Asymmetric Threat Modeling Using HMMS: Bernoulli Filtering and Detectability Analysis, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.64, No.10, pp.2587-2601 (2016).
- [4] Ristic, B., Vo Ba-Tuong, Vo Ba-Ngu and Farina, A.: A Tutorial on Bernoulli Filters: Theory, Implementation and Applications, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.61, No.13, pp.3406-3430 (2013).
- [5] Mahler, R.P.S.: *Statistical Multisource-Multitarget Information Fusion*, Artech House (2007).