

14 自動避航操船の計算アルゴリズムの開発

知識・データシステム系 * 間島 隆博、南 真紀子、澤田 涼平、福戸 淳司

1. はじめに

自律的な避航操船において確立できていない機能として、幅員海域における複数の相手船との衝突危険度を評価し、避航計画を立てる判断機能がある。この機能の中心となる技術が、避航経路の計算であるが、この計算手法として多数のアルゴリズムが提案されている⁽¹⁾。その多くは、衝突の危険度を示す指標として、最接近距離(DCPA)や最接近時間(TCPA)を併用して利用しているが、その運動状態での衝突の可能性の度合いを示唆するにとどまり、具体的な避航経路を提供するものではない。

筆者らの研究グループでは、過去の事故データに基づいた低衝突危険度計画航路と戦術的避航経路の算出アルゴリズムを開発している。低衝突危険度計画航路の計算は、過去の事故地点や時刻のデータベースを活用し、その点から離れたウェイポイント(以下、WPと略す。)で経路を構成して危険な見合い関係に陥る頻度が低い計画航路を生成するものである。また、戦術的な避航経路の計算は、リアルタイムに他船の動向を検知し、衝突を回避するための経路と現在とるべき針路を求める。両者の組み合わせにより、より安全な航海に繋がる計算アルゴリズムの開発を試みている。本報では、これらのアルゴリズムの概要について報告する。

2. 計算アルゴリズムの概要

低衝突危険度計画航路、戦術的避航経路の計算アルゴリズムの概要について記述する。

2.1 低衝突危険度計画航路

海難事故の中で大きな割合を占めているのが、衝突事故及び乗揚げ事故である。このうち衝突事故は、幅員している海域で多発し、同じような場所及び原因で繰り返し発生する傾向がある。図-1に、東京湾内の事故発生点を示すが、その分布は均一ではなく粗密があることが分かる。そこで、カーネル密度推定法を用いて実際の衝突事故発生点の分布を連続分布に変換して表現することを試みた。カーネル密度推定法では、まず衝突事故発生点周辺の事故発生確率を仮定する。すなわち、衝突事故発生点の近傍では事故発生確率が高いと考え、衝突事故発生点を最大値とするカーネルと呼ばれる確率密度関数で事故発生確率を表す。次に対象海域のすべての衝突事故発生点を用いたカーネルの合計を評価海域での衝突確率とする。なお、事故の発生は位置だけでなく、時刻にも依存するため、衝突事故発生点を時空間座標 (x, y, t) で表し、地理的な距離と時間的なずれを考慮して、式(1)で衝突の危険度を計算する⁽²⁾。

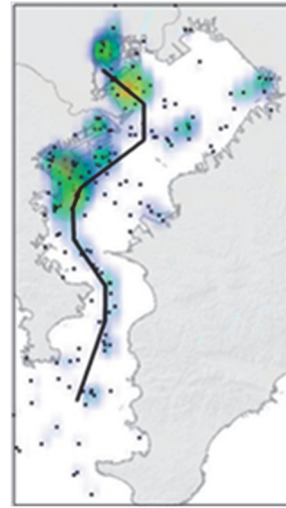


図-1 東京湾内の海難事故発生点と航路

$$\hat{f}(x, y, t) = \frac{1}{nh_s^2 h_t} \sum_{i=1}^n K_s \left[\frac{x-x_i}{h_s}, \frac{y-y_i}{h_s} \right] K_t \left[\frac{t-t_i}{h_t} \right] \quad (1)$$

ここで、 K_s , K_t は、それぞれ式(2)及び(3)に示す地理的な距離及び時間的なずれに基づくカーネル関数であり、 h_s , h_t はそれぞれのカーネル関数のバンド幅(1852[m], 60[min.]), n は事故点数を示す。

$$K_t[t] = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{1}{2} t^2 \right) \quad (2)$$

$$K_s[x, y] = \frac{1}{2\pi} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x^2 + y^2) \right\} \quad (3)$$

計画航路を示す WP は点列情報で示されるが、この情報を基にして、図-2に示すように、進行方向に対して幅を持ったネットワークを構成する(最初と最後の WP を除くオリジナルの WP に、進行方向に対して左右に ΔXY ずらした2つの WP を新たに生成する。)。このネットワークを構成するリンクの上には多数の評価点があり、この点上で上式によるカーネル密度関数を用いて、海難事故の情報に基づく衝突の危険度を計算する。この評価点における値をリンクに沿って積分することで、各リンクの危険度を計算する。通常、距離に設定されるリンクのコストを、上記の危険度に置き換えれば、Dijkstra 法などの最短経路アルゴリズムを用いて、危険度最小の経路を出力することが可能となる。なお、図-2の Leg (Leg は WP 間のリンクの集合であり、ネットワークを構成するために新たに生成した WP 間のリンクも Leg に含む。よって、

Leg0 および最終 WP につながる Leg には 3 本のリンク、それ以外の Leg には 9 本のリンクが含まれる。) の航海時間は、オリジナルの計画航路のリンク上の航海時間と同じ時間がかかることを仮定している。即ち、リンクに依存して速度が異なることを仮定している。

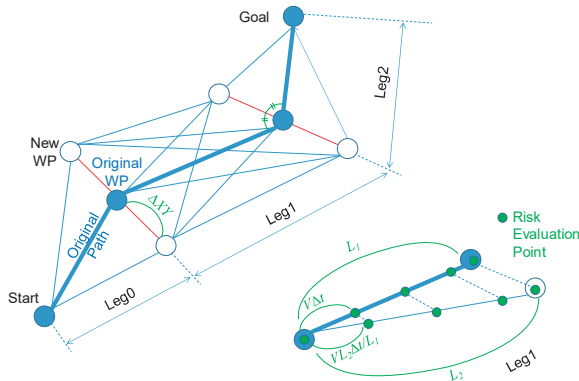


図-2 計画航路作成用ネットワークの生成

2. 2 戦術的な避航経路

筆者らの研究グループは、避航操船アルゴリズムに航行妨害ゾーン (Obstacle Zone by Target : 自船と他船との衝突の危険度が高い海域を示す。以下、OZT と略す。) を活用している。OZT は、図-3 のように、侵入することが許されない海域を複数の相手船に対して図示することができ、曖昧なパラメータによる経験的な調整がないため、アルゴリズムを構成しやすく、衝突警報システムとしての応用⁽³⁾も可能である。

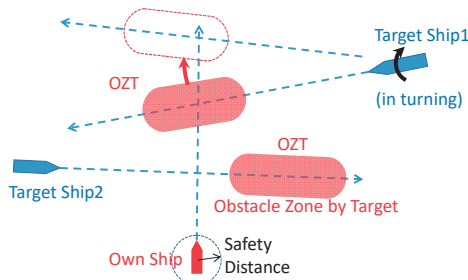


図-3 航行妨害ゾーン (OZT)

この OZT を指標として、様々な避航経路の計算アルゴリズムの開発を進めている。避航経路の計算では、自船を取り巻く環境条件を検知し、その条件の下、取るべき針路を決定する過程が核となる。この過程について、ここでは二つの手法を紹介する。1つは、知識ベースやルールベースと呼ばれる従来手法であり、様々な条件の下で、取るべき針路の決定過程を人がプログラム化する手法である。もう1つは、強化学習を応用した手法であり、条件とその条件の基で取るべき行動を、プログラムがシミュレーションの中で試行錯誤し、プログラム自身が経験を通して自動的に獲得する手法である。

2. 2. 1 ルールベース

ルールベース手法は、Fuzzy 理論等、各時代に利用が進んだ人工知能技術を応用した避航操船に関する研究が実施されてきた。これらの手法は、1対1の見合い関係においては適切な解を出力できたが、海上衝突予防法を考慮した複数の相手船との見合い関係においては状況の理解が複雑で適切に条件を判断できず、必ずしも良好な結果が得られなかった。現在においてもこの問題は課題として残されているが、後述する強化学習の援用やそれとのハイブリット化などが新たな打開策として期待される。

避航操船アルゴリズムが適用される船舶 (自船) は、通常、2.1節に示したアルゴリズムや乗組員による計画航路を WP の点列位置情報として持ち、衝突の危険が無い場合は、この計画航路に沿って航行する。ここで、図-3 のように衝突の危険がある船舶が発生した場合、図-4 に示すように、自船の進行方向に仮想的な避航経路ネットワークを張り、OZT と重なるノード及びリンクを除去し、次に向かうべき WP への経路を Dijkstra 最短路探索アルゴリズムにより求めることとした。

また、設定した避航経路に沿った航行を模擬するにあたって、避航操船アルゴリズムでは、計画航路と自船の状態から指令針路を求め、これを出力値とする。この指令針路から指

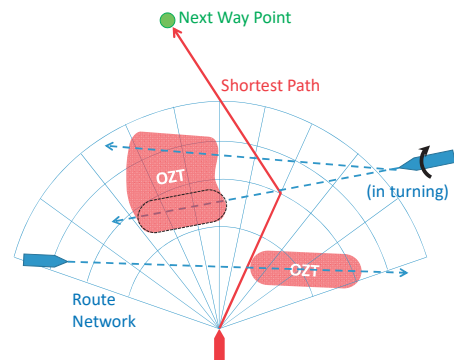


図-4 航行妨害ゾーンと経路ネットワーク

令舵角を求めるトラックパイロット機能、および、指令舵角から実舵角を調整する操舵機モデル、さらに、船体運動モデルとして、簡易な KT モデル⁽⁴⁾をプログラムに実装した。

また、これらのアルゴリズムを試行するシミュレーション環境を構築するために、AIS (船舶自動識別装置) 情報を収集、データベース化し、計算機上に現実の海域の交通流を再現できる環境を構築した。

2. 2. 2 深層強化学習

人工知能の研究では、深層学習 (Deep Learning) を活用した様々な応用研究が進んでいるが、文献⁽⁵⁾では、ビデオゲームの操作に深層学習と強化学習を融合した深層強化学習を適用し、多くの種類のゲームで、人を上回る成績を収めた結果が報告されている。また、文献⁽⁶⁾においては、初めて深層強化学習が船舶の避航操船に採用され、複数の相手船が存在する複雑な見合い関係における避航操船技術として人工

知能が応用できる可能性が示されている。

図-5に示すように、強化学習では、学習エージェント（本論文では自船）が、取り巻く環境の状態 s （本論文では他船の動向や次に向かう WP 等）を把握、検知し、その条件で取るべき行動 a （本論文では指示舵角）をシミュレーション（時には現実世界）を通して学習する。

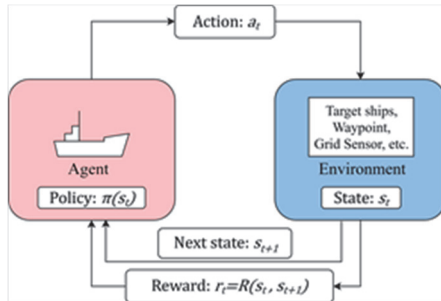


図-5 強化学習のフレームワーク

目標を達成（本論文では、他船と衝突せず、次の WP へ到達）した際に学習エージェントが得られる報酬 r の設計を適切に行えば、プログラムが自動的に政策 π （状態とその状態でのとるべき行動）を構築することが可能となるため、様々な作業の自動化に繋がることが期待できる。特に、深層学習により画像認識の性能が向上しており、この情報を強化学習の中で状態として取り込んだ深層強化学習は、従来の人工知能では不可能であった作業を可能にする能力の実現が期待できる。

深層強化学習は数多くの手法が提案されているが、複数の手法を試行した結果、学習の安定性が高かった Proximal Policy Optimization Algorithms (PPO) ⁽⁷⁾ を、避航操船アルゴリズムとして応用した。前節のルールベースと同様、OZTを活用するが、図-6に示すような、船体中心に固定した同心円グリッドに区切られたセル単位（グリッドセンサー）との重なりを計算し、広範囲に亘る複数の船舶の OZT を同時に検知可能とした。

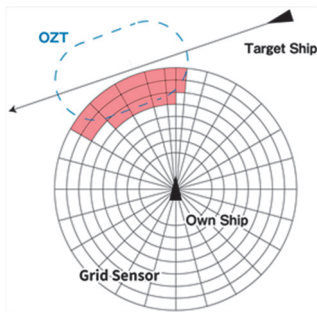


図-6 深層強化学習に利用したグリッドセンサー

状態 s は、グリッドセンサーの状態と、自船の進路、回頭角速度、船速、舵角、さらに、WP までの進路、距離、WP への方位にセットしたオートパイロットの舵角値で表すこととした。

深層強化学習を用いた本手法の応用は、後述するように、比較的難度の高い遭遇条件を取りまとめた今津問題を対象とした。そのため報酬は、通常の行動に逐次加点される基礎点と予め設定された基準を満たす際に得られる成果点（減点を含む）に分け、それぞれ以下のように設計した。

○基礎点

$$Costs = Costs_{WP} + Costs_{Left} \quad (4)$$

- ・ WP へ近づく進路に寄せると多く加点

$$Costs_{WP} = (0.01Costs_{azimuth_{WP}} + 0.1)\tanh(1/Distance_{WP}) \quad (5)$$

- ・ 右側への変針・避航を促進するための加点

$$Costs_{Left} = \begin{cases} 0.025, & azimuth_{WP} \geq 0 \\ 0.0, & azimuth_{WP} < 0 \end{cases} \quad (6)$$

ここで、

$Costs_{azimuth_{WP}}$ は、自船方位角と WP への方位との差

$Distance_{WP}$ は、自船と WP との距離

○成果点（成果点の付与とともにエピソードも終了）

- ・ 初期地点から -0.1NM 以上南下、もしくは東西へ 2.0NM 以上逸れた場合に -50
- ・ 他船との距離が設定された安全航過距離、0.3NM よりも短い場合に -50
- ・ WP へ到着した際に +50

なお、船体運動モデルは、前節に示したルールベースの場合と同様に KT モデルを採用した。

3. 計算結果

低衝突危険度計画航路、戦術的避航経路に関する計算結果の例を以下に示す。

3.1 低衝突危険度計画航路の計算例

図-1に示す東京港から湾口に向け南下する航路において、与えられた WP の進行方向に対して左右 500m 離れた新たな WP を図-2のように生成してネットワークを構築した。出発時間を 15:00、航海速度は 12Knot として、1 分間隔で評価点を生成し、衝突の危険度を見積もった。また、東京湾内で発生した 215 件の事故データを利用した。結果を図-7に示す。

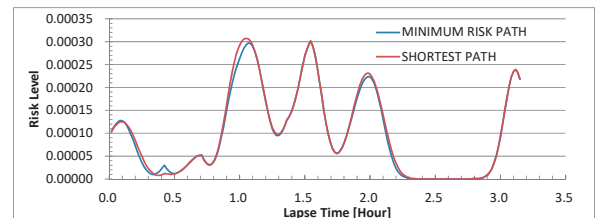


図-7 最短航路と最小危険度航路の危険度の比較

図には①危険度が最小となる航路と②最短航路上の危険度を航海時間を横軸にとって比較している。この例では両者に大きな差がなかったが、この図を時間積分した結果、①の航路は②の航路より、航海距離は 3%程度大きくなったが、衝

突の危険度は 3%ほど小さくなった。

3. 2 戦術的な避航経路の計算例

ルールベースの避航アルゴリズムを実装した仮想船を、前節の東京湾の計画航路①、②で航海させた。他船の動向として、2017 年 5 月 10-16 日の 7 日間、15:00 から 3.5 時間分の AIS データを用い、7 航海(x2 航路分)のシミュレーションを行った結果を図-8 に示す。なお、このシミュレーションでは、仮想船のみ避航し、他の船は AIS データの通りに動くこととした。

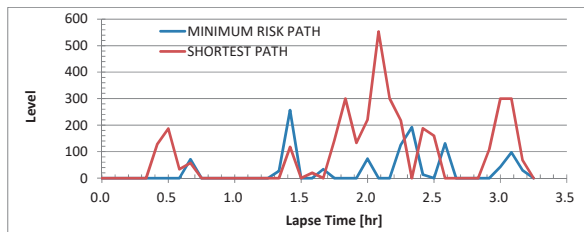


図-8 最短航路と最小危険度航路の危険度の比較

図中、横軸は出発からの経過時間、縦軸は、衝突の危険度である。衝突の危険度は、経過時間を 5 分間隔に区切り、その時間区間に安全航過距離として設定した自船から 320m の範囲に入った他船の滞在時間（秒）とした（シミュレーションの時間間隔は 1 秒に設定されており、安全航過距離内に常に 1 隻の他船が存在する場合、縦軸の値は 300 となる。）. 図-8 のピークが現れる時間帯は 2 航路で異なり、避航操作が含まれるため、図-7 の傾向とも異なるが、①最小危険度航路のトータルの衝突の危険度は、②最短航路のトータルの衝突の危険度の 1/3 ほどになった。

深層強化学習の結果は、対象とした全パターンの今津問題で衝突せずに WP へ到達する操船操作を学習することが出来た。その中で、極端に難易度の高い見合い関係（今津問題の 19 番、4 船の見合い）の初期状態と結果を図-9、10 に示す。

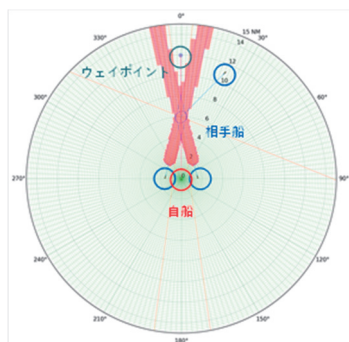


図-9 今津問題 (No. 19) の初期状態

図-9 は初期状態を示し、自船を挟むように両側の他船が交差する進路を示す。これに対応して OZT（図中の赤い海域）が WP へ向かう進路を塞いでおり、その交点に右舷前方から左舷に横切るもう一隻の他船の OZT が重なっている。

図-10 に、学習した結果としての航跡を示す。右舷手前の横切り船の OZT が自船から約 2NM の距離に侵入した時点で避

航を開始し、初期状態で左舷にいた他船の後方を通る避航経路をとった。

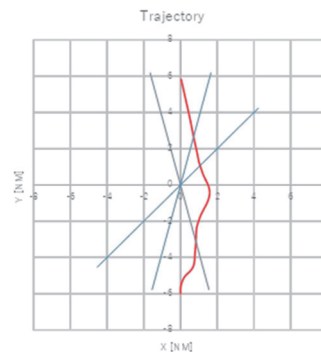


図-10 深層強化学習による避航経路の航跡

（赤線が自船の航跡）

4. まとめ

低衝突危険度計画航路、戦略的避航経路の計算アルゴリズムについて記述した。過去の事故データを参考として衝突の危険度が最小となる計画航路を生成する手法に基づいた計算と、その計画航路上をルールベースの避航アルゴリズムを実装した仮想船舶による航海シミュレーションにより、衝突の危険度を評価した。また、深層強化学習を避航操船アルゴリズムとして応用し、今津問題の全パターンで衝突を起こさず WP へ到達する避航操船を学習することが出来た。今後は、これらのアルゴリズムや深層強化学習で得られる避航操船の手順を活用し、COLREGs 準拠や他船の動向の予測といった、より高度で安全な避航操船アルゴリズムを開発する予定である。

参考文献

- 1) Tam, C., Bucknall, R., and Greig, A.: Review of Collision Avoidance and Path Planning Methods for Ships in Close Range Encounters, The Journal of Navigation, Vol. 62, (2009), pp. 455-476.
- 2) B.W. Silverman: Density Estimation for Statistics and Data Analysis, CHAPMAN & HALL, (1986).
- 3) 福戸淳司, 今津隼馬: 相手船舶による妨害ゾーン (OZT) を用いた衝突警報の検討, 日本航海学会論文集, 128 巻, (2013) pp. 49-54.
- 4) 井上欣三: 操船の理論と実際, 成山堂書店, (2011).
- 5) Minh, et al.: Human-level control through deep reinforcement learning, Nature, doi:10.1038/nature14236, (2015).
- 6) Shen, H., et al.: Automatic collision avoidance of ships in congested area based on deep reinforcement learning, 日本船舶海洋工学会講演会論文集 第 24 号, (2017), pp. 651-656.
- 7) Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., and Oleg Klimov: Proximal Policy Optimization Algorithms, arXiv:1707.06347v2, (2017).