

令和 3 年 6 月 4 日現在

機関番号：17102

研究種目：基盤研究(B)（一般）

研究期間：2018～2020

課題番号：18H01642

研究課題名（和文）深層強化学習を適用した操船判断アルゴリズムの開発に関する研究

研究課題名（英文）Development of Algorithm for Ship Handling Decision using Deep Reinforcement Learning

研究代表者

古川 芳孝（Furukawa, Yoshitaka）

九州大学・工学研究院・教授

研究者番号：90253492

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 13,500,000円

研究成果の概要（和文）：自律航行船舶の実現を目的として、機械学習の一つである深層強化学習を導入することにより、人間に代わって気象・海象条件や自船周囲の航行船舶等に関する情報を適切に評価し、自船が置かれた状況に応じた自律的かつ安全な航行を可能とする操船判断アルゴリズムの開発を行った。また、模型試験に基づいて操船判断アルゴリズムの有効性を検証するために、模型船の位置や回頭角等の情報に基づいて操縦運動を制御可能な模型船運動制御システムを開発した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究で開発した操船判断アルゴリズムの研究をさらに進めて自律航行船舶を実現することができれば、海難事故の発生原因のかなりの割合を占めている操船者の誤判断や不適切な操船等の人的要因による海難事故の防止に寄与することが期待される。また、自船の周囲の複雑な環境条件を適切に評価して航路を設定し、さらに自船の周囲を航行する複数の船舶と協調して航行することが可能となれば、安全かつ効率的な海上貨物輸送システムの構築に繋がる。

研究成果の概要（英文）：In order to realize autonomous ships, it is necessary to develop an algorithm to properly evaluate circumstance around an own ship such as weather conditions, states of relative ships and so on and to make a decision to navigate the own ship safely changing her course and speed. In this research, an algorithm which can make a ship possible to navigate autonomously considering various complicated conditions around a ship by introducing deep reinforcement learning were developed. Furthermore, a model ship control system which can be used to evaluate the performance of the developed navigation algorithm was also developed. The manoeuvring motion of a model ship can be controlled based on information such as model ship's position, heading angle, speed, yaw rate and so on.

研究分野：船舶操縦性

キーワード：自律運航船舶 海上安全 深層強化学習 操船判断 衝突回避

## 1. 研究開始当初の背景

我が国の国際貨物輸送はほぼ 100% 海上輸送に依存していると言っても過言ではないが、操船経験の不足した船員の増加により、操船技術の未熟さに起因する海難事故の発生が看過できない状況となっている。一方、国内の貨物輸送の一端を担う内航海運に目を向けると、船員の高齢化や船員数の漸減が進んでおり、内航海運業の衰退が懸念されている。操船技術が未熟な船員の増加が海難事故の遠因となっている外航船舶や、船員の高齢化や船員数の漸減が進み、将来的な衰退が懸念されている内航海運業が抱える問題を解決する方法として、船舶の運航の自動化や無人化、さらには自律航行船舶の開発が考えられる。

しかしながら、船舶が自律航行する状況を考えたとき、不適切な操船によって誘発される衝突や転覆・沈没等の重大事故、それに付随する燃料油や積載貨物の流出等による海洋環境汚染、さらには主機や航行機器のトラブル等で自航不能状態に陥って引き起こす海上交通の混乱や貨物輸送の遅延等が懸念される。その一方で、これらの問題を克服することができれば、海難事故の発生原因のかなりの割合を占めている操船者の誤判断や不適切な操船等の人的要因による海難事故を防止したり、自船の周囲の環境条件を考慮して安全航行可能な航路を設定し、複数の船舶を協調航行させたりすることにより、安全かつ効率的な海上貨物輸送システムの構築が期待できる。

船舶の自律航行を実現するためには、自船の周囲の環境情報を観測する機能、また得られた環境情報に基づいて適切に判断を行う機能、さらには主機や各種航海機器、積載貨物の状態をモニタして正常な状態を維持する機能が必要となるが、中でも気象・海象条件や周囲を航行する船舶の状況を的確に評価し、船舶を安全に航行させるための航路設定や操船判断を行うための操船判断アルゴリズムの開発は、自律航行船舶の実現に不可欠な中核技術となる。ここ数年、コンピュータを使った人間の学習行動の再現技術である機械学習の発展は目覚ましく、さまざまな分野において実問題への適用に関する研究開発が進められている。このような機械学習技術を船舶の操船判断に適用することにより、操船の自動化や無人化、究極的には自律航行する船舶が実用化されれば、前述の問題を解決した上で安全かつ効率的な海上貨物輸送システムを構築できる可能性がある。

研究代表者らは、これまで人的要因による船舶の衝突事故の防止を目的として自動衝突回避システムの開発に関する研究を行っており、ファジィ推論を適用して設定航路を追従航行するアルゴリズムや、機械学習の一種である強化学習 (Reinforcement Learning) を適用して、周囲の状況に応じて適切な避航路を自動的に設定して航行するアルゴリズムの開発を行っている。さらに、ここ数年の機械学習技術と GPU (Graphic Processing Unit) を使った汎用計算技術の急激な発展により、強化学習に深層学習 (Deep Learning) を組み合わせた深層強化学習 (Deep Reinforcement Learning) の実問題への適用が可能になりつつある。前述の設定航路追従航行アルゴリズムや避航路設定アルゴリズムに対して深層強化学習を導入することにより、他船との衝突危険度の評価精度の向上や輻輳海域において複数船舶を対象とした高度な操船判断の実現が期待できるものと考えられる。

## 2. 研究の目的

本研究課題においては、自律航行船舶の実現に不可欠となる操船判断機能、すなわち人間 (操船者) に代わって気象・海象条件や自船の周囲の航行船舶や沿岸構造物等に関する情報を適切に評価し、船舶を安全に航行させるための航路を設定し、針路変更や加減速等の操船判断を行うことが可能な操船判断アルゴリズムの開発を目的としている。

過去の研究で提案されている操船判断アルゴリズムの多くは事前に設定したルールに従って操船行動を行っているのに対し、本研究課題においては、与えられた環境条件下で試行錯誤を繰り返し、得られた報酬に基づいて行動を修正することにより、学習主体が自ら環境に適応した行動を取得する機械学習の一種である深層強化学習 (Deep Reinforcement Learning) を導入する。自船が置かれた状況に対して取るべき操船行動の設定に深層強化学習を導入することにより、様々な状況に応じて船舶が自律的に適切な操船を行うことを可能とし、単純なルールの組み合わせでは表現が難しい複雑な環境条件への適用可能な操船判断アルゴリズムの開発を目指す。

## 3. 研究の方法

### (1) 衝突危険度の評価法の構築

自船が安全航行可能な航路を設定するためには、自船の周囲に存在する船舶や沿岸構造物等の対象物との衝突危険性の程度 (衝突危険度) を評価した上で、海上衝突予防法や港則法等に則って適切な操船を行わなければならない。衝突危険度は対象物との距離や相対位置、対象物が船舶の場合には 2 船間の見合い関係 (行き合い、横切り、追い越し)、双方の船種や船速、運動性能等によって大きく変化する。本研究課題においては、最接近距離 DCPA (Distance to Closest Point of Approach) と最接近時間 TCPA (Time to Closest Point of Approach) を前件部変数とするファジィ推論に基づいて衝突危険度を評価する方法の構築を行った。

## (2) 操船行動の評価指標の設定

自船の航路上に安全航行の障害となる対象物を認めて航路の再設定を行う場合、操船行動を開始するタイミング、針路の変更方向、原航路からの偏差の大きさ、増減速の有無、原航路復帰の必要性の有無等、航路の再設定に影響を与えるパラメータが多数存在する。従って、それらの組み合わせにより、後述する深層強化学習を行う過程で取り得る操船行動は無数に存在することになる。しかしながら、原航路からの大幅な逸脱や頻繁な針路変更を伴う操船は燃料消費量の増大や航行時間の増加を招き、航行効率の観点からは好ましくない。また、海上衝突予防法や港則法等に違反する操船や、あるいは一般的な操船法と極端に異なる操船を行った場合には、周囲の航行船舶に混乱を与え、他船の航行の安全性を脅かす恐れがある。従って、学習過程で得られる操船行動を適切に評価することを目的として、評価に用いるパラメータの抽出ならびに評価結果に応じた報酬の設定方法について検討を行った。

## (3) 単船を対象とした操船判断アルゴリズムの構築

(1)で構築した衝突危険度の評価法および(2)で設定した操船行動の評価指標に基づき、自船の周囲を航行する単船を対象として、操船判断アルゴリズムの開発を行った。船舶の操縦運動は連続的なものであり、船速、斜航角、回頭角等の多くのパラメータにより表現されることから、計算対象船が増えるにつれてパラメータはさらに多くなり、機械学習の状態として観測するデータ量としては非常に膨大なものになる。そこで、深層強化学習を用いてこれらのパラメータを取り扱うこととした。操船判断アルゴリズムの構築に適用する深層強化学習の手法としては、Q学習(Q-Learning)と呼ばれる強化学習手法にDNN(Deep Neural Network, DNN)を組み合わせたDQN(Deep Q-Network)を採用した。すなわち、避航開始時の自船と相手船の位置関係や運動状態、衝突危険度等を状態( $s_t$ )として観測し、それらをDNNに入力することにより、出力として行動価値関数 $Q(s_t, a_t)$ ( $a_t$ :行動)を得る。続いて、行動価値関数 $Q(s_t, a_t)$ に基づいて次に取るべき行動(舵角 $\delta$ )を決定し、行動に対する報酬( $r_t$ )を受け取った後、TD(Temporal Difference)誤差を計算し、DNNの重みを更新(学習)する。これらを1ステップとして複数回繰り返すことによりDNNの重みを更新し、状態 $s_t$ (入力)に対して最適な行動 $a_t$ (出力)が得られるように学習を進める。

操船判断アルゴリズムへの適用検討の初期段階においては、衝突危険度の評価対象船との距離が十分離れており、操船判断が比較的容易な状況を想定し、DNNのノード数や隠れ層の数、学習率等が操船行動に及ぼす影響を評価した上で、最適なハイパーパラメータを決定した。さらに、他船の認識が遅れた場合や海上衝突予防法等に違反して行動する船舶が自船の周囲に存在する状況を想定し、通常の操船では安全航行を確保できない状況に対する操船判断アルゴリズムの適用性についても併せて検討を行った。

## (4) 自由航走試験用模型船運動制御システムの構築

模型試験により操船判断アルゴリズムの有効性を検証するためには、模型船を広範囲に自由航走させながら相手船の情報に基づいて運動を制御することが必要となる。通常の操縦性能関係の試験に使用している九州大学船舶運動性能試験水槽(38.8m×24.4m×2.0m)と標準的な模型船(船長2.5m)ではこれらの条件を満足することは難しいため、小型の模型船(船長1.428m)を製作した。さらに、操船判断アルゴリズムの検証試験においては、計測範囲の制限により船舶運動性能試験水槽に設置されている模型船のトラッキングシステムを利用できないため、陸上に設置したトータルステーション(位置計測機器)と模型船に搭載した方位ジャイロを使って、模型船の位置情報と回頭角および回頭角速度の計測システムを開発した。さらに、これらの情報は衝突回避アルゴリズムの入力信号として利用する必要があるため、位置情報等の計測データの通信機能を組み込んだ模型船の運動制御システムの開発を行い、船舶運動性能試験水槽内において運動制御システムの基本的な機能の確認を行った。

## (5) シミュレーション計算に基づく操船判断アルゴリズムの検証

研究課題の研究対象である深層強化学習を適用した操船判断アルゴリズムの性能については、シミュレーション計算によって検証を行った。深層強化学習の状態としては、各時刻における自船の位置座標の無次元値、回頭角、船速、斜航角、回頭角速度の無次元値、舵角、ならびに相手船の位置座標、回頭角、船速に加えて衝突危険度を設定した。また、行動としては $-35^\circ$ から $35^\circ$ の範囲の舵角を設定したが、衝突危険度の値が75.0未満の場合には最大舵角を $\pm 15^\circ$ の範囲に制限した。さらに、報酬については原航路からの逸脱量、原航路への速やかな復帰、相手船との接近度合いの3項目に対して設定した。原航路からの逸脱量については原航路と避航路によって囲まれる領域の面積、原航路への復帰については原航路に対する船の進行方向、相手船との接近度合いについては相手船の周囲に設定した閉塞領域への侵入の有無に基づいてそれぞれ評価した。これらの三つの報酬を組み合わせることにより、航行距離が短くかつ相手船に接近し過ぎない操船判断アルゴリズムを構築することができる。

## 4. 研究成果

### (1) 自由航走試験用模型船運動制御システム

本研究課題で構築した自由航走試験用模型船運動制御システムの構成を図1に示す。本シス

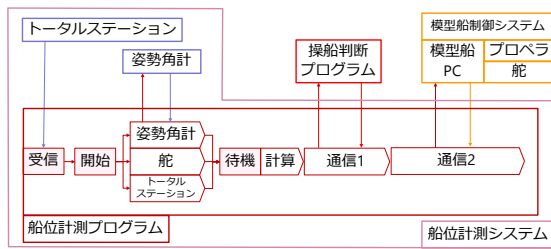


図 1 自由航走試験用模型船運動制御システム

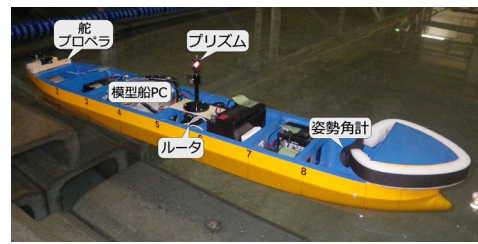


図 2 小型模型船

テムは、船の位置計測のために陸上に設置するトータルステーションと回頭角および回頭角速度計測のために模型船に搭載する姿勢角計、船位計測プログラムと操船判断プログラムを動作させるための陸上設置 PC、舵・プロペラとそれらの制御用 PC から成る模型船制御システム、姿勢角計と船位計測プログラムが動作する PC 間の通信に使用する CAN/無線 LAN ブリッジ等で構成される。図 2 には運動制御対象となる船長約 1.4m の小型模型船を示している。また、運動制御システムの基本的な機能確認を目的として、九州大学船舶運動性能試験水槽で実施した 20°/20° Zigzag 試験の結果の一例を図 3 に示す。模型船の位置や回頭角を計測するとともに、回頭角が 20°になった時点で操船判断プログラムから送信された操舵指令に基づいて操舵を行っていることから、位置や回頭角等の情報に基づいて模型船の運動を制御可能であることを確認した。本運動制御システムを用いることにより、模型試験による操船判断アルゴリズムの検証が可能となる。

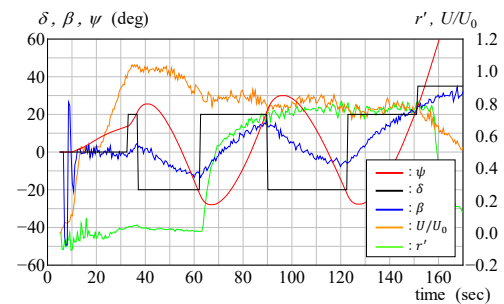


図 3 20°/20° Zigzag 試験の結果の一例

(2) 深層強化学習を適用した操船判断アルゴリズム

相手船の初期位置の座標を変化させながら、相手船が直進してくる状況下における自船の衝突回避行動を DNN に学習させた後、学習の成果の確認を目的としてシミュレーション計算により自船の衝突回避行動の検証を行った結果の一例を示す。図 4 には学習条件に含まれる見合い状態をシミュレーション計算の初期条件として入力した場合の自船の航跡と舵角、TCPA および DCPA の時系列を示している。図 4(a)の青い線は原点から  $x_0$  軸正方向に進行する自船の航跡、赤い線は初期座標 (20, 0) から  $x_0$  軸負方向に直進する相手船の航跡であり、図中の水色の点は 20 秒ごとの船の位置を表している。初期状態において DCPA の値が小さく、TCPA も減少傾向にあることから衝突危険度が高く、すぐに操舵を開始して右舷側に針路を変更している。40 秒付近で両船は最接近するが、その間隔は約 2 船長であり、十分な離隔距離を確保しながら安全に避航操舵を完了している。次に、学習条件に含まれていない相手船が自船の右舷側を航過する状態を対象として実施したシミュレーション計算結果を図 5 に示している。学習条件に含まれない状況においても、図 4 の場合と同様に相手線と十分な離隔距離を取りながら衝突回避を行うことが可能であることが確認できた。ただし、相手船が避航操舵を全く行っていない厳しい条件での検証ではあるものの、相手船の前方を横切るような航路を選択して避航操舵を行っていることから、より安全で実用的な避航操舵を実現するためには操船判断アルゴリズムのさらなる改良が必要である。

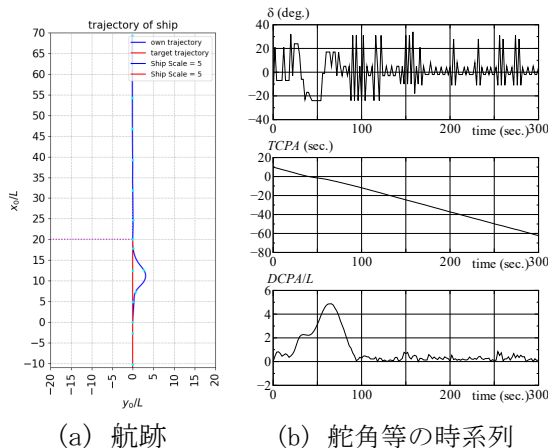


図 4 学習条件に含まれる避航操船の一例

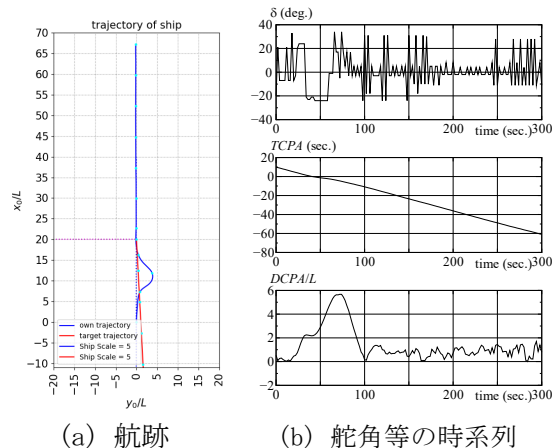


図 5 学習条件に含まれない避航操船の一例

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計2件（うち査読付論文 1件/うち国際共著 1件/うちオープンアクセス 1件）

1. 著者名 Bora Choe, Yoshitaka Furukawa	4. 巻 10
2. 論文標題 Automatic Track Keeping to Realize the Realistic Operation of a Ship	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 International Journal of Fuzzy Logic and Intelligent Systems	6. 最初と最後の頁 172-182
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.5391/IJFIS.2019.19.3.172	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 該当する

1. 著者名 江田篤史, 古舘起人, 古川芳孝, 茨木 洋	4. 巻 30
2. 論文標題 再帰型ニューラルネットワークを用いた操縦運動推定モデル構築に関する研究	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 日本船舶海洋工学会講演会論文集	6. 最初と最後の頁 609-612
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

〔学会発表〕 計3件（うち招待講演 0件/うち国際学会 2件）

1. 発表者名 Bora Choe, Yoshitaka Furukawa
2. 発表標題 Development of Track Keeping Algorithm using Fuzzy Inference
3. 学会等名 The Twenty-eighth (2018) International Ocean and Polar Engineering Conference (国際学会)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 Bora Choe, Yoshitaka Furukawa
2. 発表標題 Development Fuzzy Inference Track Keeping Algorithm using Realistic Operational Scenarios
3. 学会等名 World Maritime Technology Conference (国際学会)
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 江田篤史, 古舘起人, 古川芳孝, 茨木 洋
2. 発表標題 再帰型ニューラルネットワークを用いた操縦運動推定モデル構築に関する研究
3. 学会等名 日本船舶海洋工学会
4. 発表年 2020年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	石橋 篤  (Atsushi Ishibashi)  (00242321)	東京海洋大学・学術研究院・講師   (12614)	
研究分担者	茨木 洋  (Hiroshi Ibaragi)  (20274508)	九州大学・工学研究院・助教   (17102)	
研究分担者	木村 元  (Hajime Kimura)  (40302963)	九州大学・工学研究院・教授   (17102)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------