

令和 6 年 6 月 20 日現在

機関番号：25403

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2019～2023

課題番号：19K12100

研究課題名（和文）強化学習ベース多船航路探索法における行動表現の高度化

研究課題名（英文）Reinforcement Learning-Based Multi-Ship Course Search Method with Advanced Action Representation

研究代表者

神尾 武司（KAMIO, TAKESHI）

広島市立大学・情報科学研究科・准教授

研究者番号：20316136

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 2,800,000円

研究成果の概要（和文）：現実の操船者でさえ判断に迷う複雑な見合い状況に対して安全性と効率性を勘案した航路を事前に選定し、知見を得ることは重要である。研究代表者は多船航路探索用マルチエージェント強化学習システム（以後、MARLS）を開発し、海上交通アセスメントツールとしての価値の向上に努めてきた。本研究では、エージェントの行動表現を舵角という原始的な表現から回避、針路回復、進路維持に相当する目標航路を用いて高度化することにより、多船航路探索用MARLSの学習効率を改善した。さらに、航法が回避開始タイミングを明確に定めていないことに着目し、回避開始点を明確化するための機能を多船航路探索用MARLSに実装した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

研究成果の概要で述べた通り、研究代表者は多船航路探索用MARLSを海上交通アセスメントツールとして利用する研究を継続している。本研究では、多船航路探索用MARLSにおける学習効率の改善と回避開始点を明確化する機能の実装を行った。関連研究としては深層学習を用いた自律船研究が挙げられるが、海上交通アセスメントツールとしての利用は想定していない。ここに本研究の学術的独自性が存在するが、強化学習という共通性から研究成果の相互利用が期待できる。一方、船舶運航の交通量の増大から港則法や海上交通安全法が見直されてきた事実を鑑みれば、有用な海上交通アセスメントツールの開発は大きな社会的意義を持つ。

研究成果の概要（英文）：It is important to pre-select safe and efficient courses for complex collision situations where even actual navigators are at a loss to make a decision, and to get useful knowledge from the process of the course selection. We have developed multi-agent reinforcement learning system (MARLS) to search ships' courses and have worked to improve its value as maritime traffic assessment tools. In this research, we have improved the learning efficiency of MARLS by upgrading the agent's behavior representation from the primitive representation of rudder angle to the advanced representation using target courses corresponding to avoidance, course recovery, and course maintenance. Furthermore, noting that the navigation rules do not clearly define when to start avoiding another ship, we have implemented a function in MARLS to clarify the avoidance starting points.

研究分野：知能情報学

キーワード：マルチエージェントシステム 強化学習 多船航路探索 行動表現 目標航路 トラッキング制御 回避開始点 安全マージン

様式 C-19、F-19-1、Z-19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

研究開始当初、深層学習(Deep Learning)のブームにより、船舶工学分野においても自律船研究に注目が集まるようになっていた。一方、研究代表者はそのブーム以前から、多船航路探索用マルチエージェント強化学習システム(Multi-Agent Reinforcement Learning System: MARLS)の開発とそれを海上交通アセスメントツールとして利用するための研究に取り組んできた。

多船航路探索用 MARLS を構築する場合、船舶群は分散学習環境下のマルチエージェントとして扱われるため、一般にその学習は困難なものとなる。研究代表者は航法という先験的知識を行動選択制限として組み込むことで、この問題を解決した。そして本研究課題申請時点においては、多船航路探索用 MARLS を実航路の改善および衝突発生の原因究明に適用し、その有用性を実証することに取り組んでいた。しかし、これらの研究を継続する過程において、多船航路探索用 MARLS の価値をさらに高めるためには、多船航路探索における学習効率の向上および海上交通アセスメントツールとしての高次の要求を満足する航路探索の必要性が生じた。

以上が、本研究課題の申請時における研究の背景と動機である。

2. 研究の目的

研究代表者は、強化学習の船舶航路決定問題への適用に始まり、多船航路探索用 MARLS の開発を経て、これが海上交通アセスメントツールとして利用できることに着目し、様々な研究に取り組んできた。本研究もまたその延長上にある研究として、行動表現の高度化による学習効率の向上および高次の要求を満足する航路探索を実現することを主な目的とし、多船航路探索用 MARLS の海上交通アセスメントツールとしての価値を高めることを目指すものである。

具体的には、多船航路探索用 MARLS における学習コストの大幅な低減を図るために、エージェントが取り得る行動を舵角という原始的な表現から回避、針路回復、進路維持といった高度な表現に変更することを試みる。さらに、行動表現の高度化によって航法運用上の課題である「回避開始点の明確化」の実現を目指す。

3. 研究の方法

本研究は、研究代表者が考案した多船航路探索用 MARLS の基本形(以後、B-MARLS)をベースとして行われた。以下では、B-MARLS の概要を述べた後、本研究の研究方法について述べる。

(1) B-MARLS の概要

B-MARLS は輻輳海域における多船航路探索を目的としたシステムであり、強化学習法の1つである Q 学習を航路探索エンジンとして採用している。また、輻輳海域では速力を一定に保つことが一般的であることから、エージェントの行動を「舵角」で定義している。

一般に、強化学習を用いて多船航路決定問題を解く場合、船舶群は分散学習環境下のマルチエージェントとしてモデル化されるため、極めて難しい問題となる。そこで研究代表者は、航法を先験的知識として B-MARLS に取り入れた。具体的には、他船との衝突状況を航法に照らして観測し、その結果に基づいてエージェントの行動選択を制限する。さらに、航法における回避義務の有無に従って衝突を判定するための領域(以後、衝突領域)を設定する。これらにより、状態空間の爆発問題や同時学習問題といったマルチエージェント学習における問題の発生を抑制し、現実世界でも適用可能な航路を獲得できる枠組みを構築している。

(2) 研究方法

本研究の目的は、多船航路探索用 MARLS において「学習効率の向上」および「高次の要求を満足する航路探索」を行動表現の高度化によって実現することである。ただし、高次の要求として、航法運用上の課題である「回避開始点の明確化」を設定する。理由としては、航法が衝突回避のための 2 船間の取り決めを定めているものの、回避開始タイミングについては定めておらず、多船航路探索用 MARLS が回避開始点を明確化することを前提として航路探索を実行できれば、海上交通アセスメントツールとしての価値が一層高くなると期待できるためである。

そこで本研究では、「行動表現の高度化による学習効率の向上」を達成するために、B-MARLS において「舵角」で表現されていた行動を回避、針路回復、進路維持といった実際の操船者にとって意味のある目標航路に置き換える方法について検討する。さらに、「行動表現が高度化された多船航路探索用 MARLS による回避開始点の明確化」を実現するために、学習過程において回避航路を探索する開始ための基準について検討する。

4. 研究成果

(1) 行動表現の高度化による学習効率の向上

① 手法の概要

B-MARLS はエージェントの行動を舵角で定義し、航法(衝突回避のための国際規則)および目的地指向性(衝突の危険がない船舶は船首をゴールに向けるべきであるという考えに基づく)ものであり、他船回避からの針路回復という意味でも一般的なルールに基づく行動選択制限を導入

している。この行動選択制限により学習効率と航路効率の改善がなされるが、舵角という原始的な行動表現を採用しているため、問題の大規模化によって学習効率が低下する可能性があり、さらにエージェントの意図を行動から直接読み取ることができない。

本研究では、まず、B-MARLS よりも高い学習効率を実現するために、エージェントの行動を回避、針路回復、進路維持といった実際の操船者にとって意味のある「目標航路」に置き換え、エージェントにより選択された目標航路(つまり、行動)に対してターミナルコントロールと呼ばれる最適制御を適用することで航路を獲得する方法を提案する。以後、目標航路(target course)を行動とする多船航路探索用 MARLS を TC-MARLS と呼ぶ。

本研究における目標航路は航法が定める典型的な衝突状況(行会い、横切り、追越し)に対して定義する。例として、横切り衝突状況に対する目標航路について説明する。Fig.1 は横切り衝突状況(crossing situation)における航法(navigation rule: NR)を表している。つまり、自船 k が他船 j を右手に見る場合、自船 k はその針路を右に変更して衝突を避けなければならない。この要求を満足しつつ、ゴール到達までの航路を効率的に探索するために、Fig.2 に示す目標航路を定義する。

ただし、船舶は瞬間的に航路を変更できないため、各目標航路の始点は現在の船位から $d[m]$ 離れている。Fig.2(a)は自船 k が他船 j を航法に従って回避するための目標航路 A~D を示す。航路 A はゴール(G_k)に向かう現航路の維持を意味し、航路 B~D は衝突回避に対応する。また、航路 B~D は航路 A とのなす角が $\theta_B \sim \theta_D$ となるように設定される。Fig.2(b)は回避量を抑制するための目標航路 A~D を示す。航路 A は現航路の維持を意味し、航路 B~D は回避量の抑制に対応する。また、航路 B, C 航路 A とのなす角が σ_B, σ_C となるように設定され、航路 D はスタート(S_k)とゴール(G_k)を結ぶ直性と平行になるように設定される。Fig.2(c)は針路回復のための目標航路 A, B を示す。航路 A は現航路の維持を意味し、航路 B はゴール(G_k)に向かう航路への復帰に対応する。

上記のように、TC-MARLS は状況に応じて目標航路を切り替えることで航路探索を実行するため、各時刻で適切な舵角を探索する B-MARLS よりも学習効率の向上が期待できる。

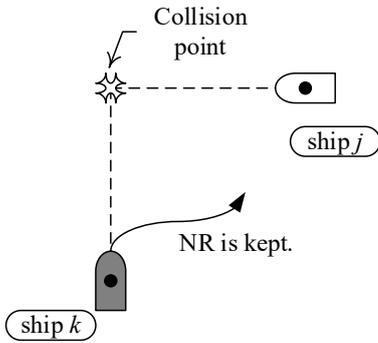


Fig.1 Crossing situation and NR.

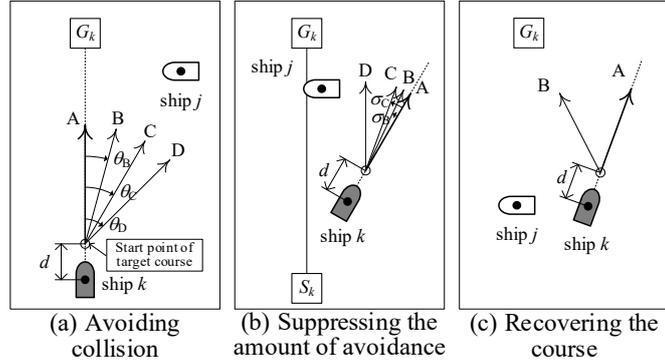


Fig.2 Definition of target courses for crossing situation.

Table 1 Learning and course efficiency in BM and TM.

	N_{SLT}	N_{EPS}	N_S	N_{GET}	$L_{ave}(m)$	$L_{min}(m)$	$L_{max}(m)$
BM	30	36883	12873	29	29141	28718	29780
TM	29	25535	2204	29	27653	27508	28026

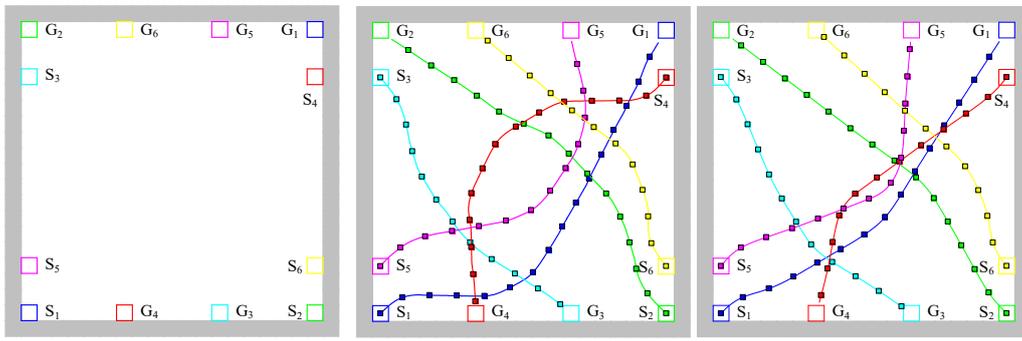


Fig.3 Test problem.

Fig.4 Typical obtained courses in B-MARLS and TC-MARLS.

② 性能評価

テスト問題として $42L_S \times 42L_S$ (L_S は船体長, $L_S=107m$) の海域に 6 船舶が存在する多船航路決定問題を Fig.3 に示す。議論の簡単化のため、船舶に関するパラメータはスタート S およびゴール G 以外は全て共通とした。TC-MARLS に関するパラメータは可能な限り B-MARLS と同じのものを使用する。ただし、TC-MARLS 特有のパラメータについては別途設定する。さらに、本研究で重要となる行動表現については、B-MARLS では舵角 $\delta = \{0, 10, -10, 20, -20\} [deg.]$ とし、TC-MARLS では Fig.2 で説明した目標航路 ($d=150[m]$, $\theta_B=15, \theta_C=30, \theta_D=45, \sigma_B=5, \sigma_C=10 [deg.]$) とする。また、学習試行回数を 30 回とし、1 学習試行あたりの最大エピソード回数を 10 万とする。2 万

エピソード連続してエピソード成功率 SR が 80%以上となる場合、学習に成功したと判定する。ただし、SR は最新 5000 エピソードの結果から算出する。

全学習試行を通じて得られた結果を Table 1 と Fig.4 に示す。Table 1 は B-MARLS(BM)と TC-MARLS(TM)を学習成功試行回数(N_{SLT}), 学習成功時の平均エピソード数(N_{EPS}), 実際に使用した平均状態数(N_S), 航路獲得に成功した学習試行回数(N_{GET}), 獲得航路の総航路長の平均($L_{ave}[m]$), 最短($L_{min}[m]$), 最長($L_{max}[m]$)について比較した結果である。一方, Fig.4 は B-MARLS と TC-MARLS で得られた典型的な獲得航路(総航路長が L_{ave} に近い獲得航路)である。また, 航路上の□マークは 60 秒毎の船位である。

Table 1 と Fig.4 より, 以下のことが確認された。

- TC-MARLS における N_{EPS} と N_S が B-MARLS よりも小さいことから, TC-MARLS は B-MARLS よりも高い学習効率を持つ。
- L_{ave} , L_{min} , L_{max} の全てにおいて TC-MARLS は B-MARLS よりも小さいことから, TC-MARLS は B-MARLS よりも高い航路効率を持つ。
- TC-MARLS は B-MARLS と比べて多くの大回避の発生を抑制することが Fig.4 から確認できる。この大回避の抑制が, Table 1 で確認された TC-MARLS における航路効率の高さの要因であると考えられる。

(2) 多船航路探索用 MARLS による回避開始点の明確化

① 衝突誘発型 TC-MARLS (手法 1) の概要

研究成果(1)で述べた通り, TC-MARLS は B-MARLS におけるエージェントの行動を「舵角」から「目標航路」に置き換えることで, 学習効率と航路効率の改善を達成した。また, 目標航路は回避, 回避量の抑制, 針路回復に分類され, 各分類には現航路の維持を含んでいるため, 目標航路の切り替えを通じてエージェントの意図を容易に把握することが可能である。つまり, TC-MARLS は航法運用上の課題である「回避開始点の明確化」のための最低限の機能は有している。そこで本研究では, 航路の安全性は衝突領域の形状によって保障されると仮定し, 衝突領域を避けることができる限界点を検出すべき回避開始点と見なす衝突誘発型 TC-MARLS を手法 1 とし提案する。手法 1 による回避開始点の検出プロセスの概要は以下の通りである。

- i. 自船 k が他船 j を航法に従って回避すべきと判断した瞬間の相対距離 D_{kj} を保存する。
- ii. 時刻 t における自船 k が他船 j の相対距離 $d_{kj}(t)$ を観測し, $d_{kj}(t)/D_{kj} \leq C_{kj}$ を満足するならば, 自船 k は Fig.2(a)に示す回避のための目標航路 A~D を選択できる。つまり, C_{kj} は回避の許可を制御するパラメータであり, 初期値は 0 とする。
- iii. 自船 k が他船 j と衝突するたびに, C_{kj} は Δ だけ微増する。ただし, C_{kj} の最大値は 1 とする。また, C_{kj} が大きくなるほど, 回避可能範囲が広がることになる。
- iv. ステップ i~iii を繰り返しながら航路を探索する。回避開始点は学習成功後に算出される獲得航路において回避のための目標航路 B~D を選択したタイミングとして検出される。

② 可変安全マージンをもつ衝突領域を用いた TC-MARLS (手法 2) の概要

衝突誘発型 TC-MARLS による回避開始点の検出方法を簡単に説明するならば, 衝突の繰り返しによって回避可能範囲を徐々に広げることで回避開始点を検出していることになる。しかしながら, この手法には以下の欠点がある。

- 衝突発生を前提とし, 回避可能範囲を徐々に広げるため, 実際に衝突回避が可能となるまでに時間を要する。
- 航路探索プロセスで運悪く衝突が繰り返されると, 回避開始点が必要以上に衝突点から離れてしまい, 大回避を発生させる可能性がある。
- 衝突領域を避けることができる限界点を検出すべき回避開始点と見なしているため, 獲得航路の安全マージンが小さくなる傾向がある。

上記の問題を解決するために, 可変安全マージンをもつ衝突領域を用いた TC-MARLS を手法 2 として提案する。手法 2 による回避開始点の検出方法の概要は以下の通りである。

- i. 現実の操船者は他船に進入して欲しくない領域を持っており, その領域はバンパーモデルとして表現される。本手法では Fig.5(a)に示す単純化されたバンパーモデルを衝突領域 (C-area) として使用する。さらに, Fig.5(b)に示す拡張衝突領域は本来の衝突領域を $(1+S_M)$ 倍することで定義される。ただし, S_M は安全マージンである。本来の衝突領域は衝突判定に使用され, 拡張衝突領域(extended C-area)は回避航路の探索開始判定に使用される。
- ii. 回避航路の探索開始判定は拡張衝突領域に対する進入予測に基づいて実行される。ここでは横切り衝突状況を例に判定方法を説明する。船舶 k が航法に従って船舶 j を回避しなければならない場合, 船舶 k は 2 つのケースについて拡張衝突領域への進入を予測する。1 つは, Fig.6(a)のように, 船舶 k が現航路を維持する場合である。もう 1 つは, Fig.6(b)のように, 船舶 k が基準回避航路 (つまり, Fig.2(a)の航路 C) に追従する場合である。両方のケースで船舶 k が拡張衝突領域へ進入することが検知されたとき, 回避航路の探索開始が許可され, 船舶 k は Fig.2(a)に示す回避のための目標航路 A~D を選択できる。
- iii. 拡張衝突領域により安全マージン S_M を考慮した回避航路の探索が可能となる。しかしながら, S_M を固定値として事前に設定することは困難である。そこで本手法では, S_M の上限を U , 下限を L とし, 船舶 k が船舶 j と衝突するたびに, 対応する S_M を $U, L, U-\rho, L+\rho$,

- $U-2\rho, L+2\rho, \dots, U-n\rho, L+n\rho, \dots$ の順で変更する. ただし, n は非負の整数, ρ は正の小数とする. さらに, $U-n\rho < 0.5(U+L)$ または $L+n\rho \geq 0.5(U+L)$ のとき, S_M を初期値 U に戻す.
- iv. ステップ iii の通り, 各船舶間の衝突に対応する安全マージン S_M を調整しながら航路を探索する. 回避開始点は学習成功後に算出される獲得航路において回避のための目標航路 B-D のいずれかを選択したタイミングとして検出される.

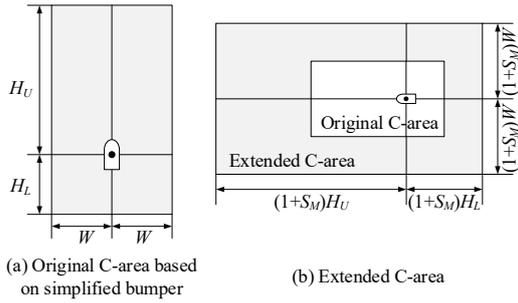


Fig.5 Definition of original C-area and extended C-area.

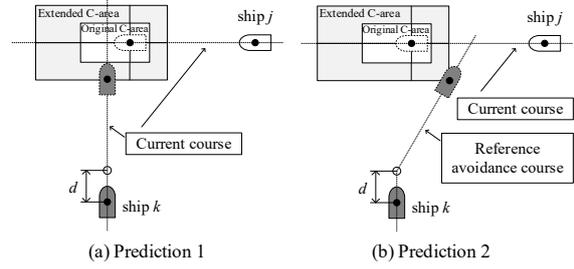


Fig.6 Prediction of entry into extended C-area.

③ 性能評価

性能評価のために行った計算機実験の結果を示す. テスト問題は研究成果(1)と同じものを使用するが, 手法 1 と手法 2 を公平に比較しつつ, その差を明確にするために, 一部のパラメータを以下のように変更する. TC-MARLS の目標航路を $d=150[\text{m}]$, $\theta_B=28$, $\theta_C=30$, $\theta_D=32$, $\sigma_B=5$, $\sigma_C=10$ [deg.] で定義する. 衝突を判定するための領域(つまり, 衝突領域)は Fig.5(a)を使用し, $H_U=6.4L_S$, $H_B=1.6L_S$, $W=1.6L_S$ とする. 学習試行の成功基準は「2 万エピソード連続してエピソード成功率 SR が 90%以上」に変更する. また, 回避開始点を明確化するための重要なパラメータとして, 手法 1 では $\Delta=1/5000$ を, 手法 2 では $U=1.0$, $L=0.0$, $\rho=0.1$ を使用する.

全学習試行を通じて得られた結果を Table 2 と Fig.7 に示す.

Table 2 は衝突誘発型 TC-MARLS(TM_{CI})と可変安全マージンをもつ衝突領域を用いた TC-MARLS(TM_{VSM})を学習成功試行回数(N_{SLT}), 学習成功時の平均エピソード数(N_{EPS}), 実際に使用した平均状態数(N_S), 航路獲得に成功した学習試行回数(N_{GET}), 獲得航路の総航路長の平均(L_{ave}[m]), 最短(L_{min}[m]), 最長(L_{max}[m])について比較した結果である.

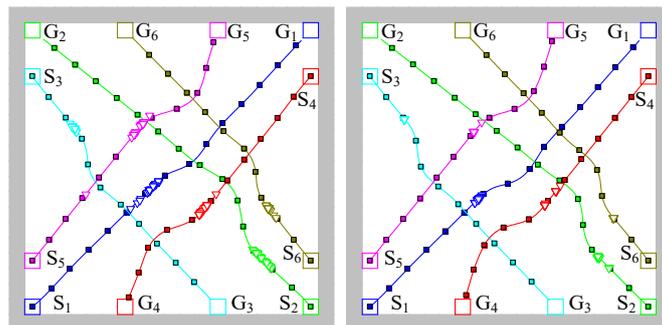
一方, Fig.7 は TM_{CI} と TM_{VSM} で得られた典型的な獲得航路(総航路長が L_{ave} に近い獲得航路)である. また, 航路上の □ マーカーは 60 秒毎の船位, ▽ マーカーは検出された回避開始点である.

Table 2 と Fig.7 より, 以下のことが確認された.

- TM_{VSM} の N_{EPS} が TM_{CI} よりもかなり小さいことから, TM_{VSM} の学習効率は TM_{CI} よりも高い. また, 学習効率は回避開始点の検出効率と見なせるので, TM_{VSM} は TM_{CI} の 1 つ目の欠点を改善したと言える.
- L_{ave} は TM_{VSM} と TM_{CI} でほとんど同じであり, L_{min} は TM_{VSM} の方が大きく, L_{max} は TM_{VSM} の方が小さい. 言い換えれば, TM_{VSM} と TM_{CI} は平均的に同程度の航路効率を持ちながら, TM_{VSM} の方が航路長にばらつきが無いことを意味している. つまり, TM_{VSM} は TM_{CI} の 2 つ目の欠点を改善したと言える.
- TM_{VSM} と TM_{CI} の典型的な獲得頃は非常に似ていて, 回避部分の形状が僅かに違うだけである. また, TM_{VSM} が検出した回避開始点は TM_{CI} よりも小さい範囲に収束している. さらに, 回避開始点の位置を比較すれば, TM_{VSM} が TM_{CI} よりも早い段階で回避行動を実行していることから, TM_{VSM} は TM_{CI} よりも安全な回避航路を獲得できている. つまり, TM_{VSM} は TM_{CI} の 3 つ目の欠点を改善したと言える.

Table 2 Learning and course efficiency in TM_{CI} and TM_{VSM}.

	N _{SLT}	N _{EPS}	N _S	N _{GET}	L _{ave} (m)	L _{min} (m)	L _{max} (m)
TM _{CI}	29	41216	1218	29	26953	26866	27162
TM _{VSM}	30	24819	881	30	26966	26940	26989



(a) TM_{CI} (L=26965m) (b) TM_{VSM} (L=26965m)

Fig.7 Typical obtained courses in TM_{CI} and TM_{VSM}.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計10件（うち査読付論文 5件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 4件）

1. 著者名 寺口凌, 神尾武司, 田中幹人, 中村伊吹	4. 巻 -
2. 論文標題 変動安全マージンを導入した目標航路を行動とする多船航路探索	5. 発行年 2024年
3. 雑誌名 電子情報通信学会 2024年総合大会 講演論文集	6. 最初と最後の頁 A-10-03
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 オープンアクセスとしている (また、その予定である)	国際共著 -

1. 著者名 Takeshi Kamio, Hiroki Kimura, Takahiro Tanaka, Kunihiko Mitsubori, Hisato Fujisaka	4. 巻 -
2. 論文標題 Identification of Avoidance Starting Points by Reinforcement Learning-Based Multi-Ship Course Search Method with Target Courses as Actions	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 Proc. of International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications	6. 最初と最後の頁 589-592
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 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 -

1. 著者名 寺口凌, 神尾武司, 藤坂尚登	4. 巻 -
2. 論文標題 目標航路を行動とする強化学習ベース多船航路探索法における探索能力の向上に関する研究	5. 発行年 2023年
3. 雑誌名 電子情報通信学会2023年総合大会, 情報・システムソサイエティ特別企画 ジュニア&学生ポスターセッション予稿集	6. 最初と最後の頁 9
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 -

1. 著者名 田中幹人, 神尾武司, 田中隆博, 三堀邦彦, 藤坂尚登	4. 巻 NLP2021-44
2. 論文標題 強化学習ベース多船航路探索法における安全性を考慮した航法の無視	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 電子情報通信学会 技術研究報告	6. 最初と最後の頁 7-12
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 -

1. 著者名 Hiroki Kimura, Takeshi Kamio, Takahiro Tanaka, Kunihiro Mitsubori, Hisato Fujisaka	4. 巻 -
2. 論文標題 A Reinforcement Learning Based Approach to Search Ships' Courses Using Tracking Control	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 Proc. of International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications	6. 最初と最後の頁 199-202
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 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 -

1. 著者名 木村拓貴, 神尾武司, 田中隆博, 三堀邦彦, 藤坂尚登	4. 巻 -
2. 論文標題 強化学習ベース多船航路探索法における回避開始点の明確化	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 電子情報通信学会2021年総合大会, 情報・システムソサイエティ特別企画, ジュニア&学生ポスターセッション予稿集	6. 最初と最後の頁 16
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 -

1. 著者名 Takahiro Tomihara, Takeshi Kamio, Hisato Fujisaka	4. 巻 -
2. 論文標題 Modification of Actual Courses including Near-misses by Reinforcement Learning to Search Ships' Courses	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Proc. of International Workshop on Electronics Information and Communication	6. 最初と最後の頁 61-64
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 有
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 -

1. 著者名 Takahiro Tomihara, Takeshi Kamio, Takahiro Tanaka, Kunihiro Mitsubori, Hisato Fujisaka	4. 巻 -
2. 論文標題 Modification of Near-miss Courses by Reinforcement Learning to Search Ships' Courses	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Proc. of International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications	6. 最初と最後の頁 633-636
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 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 -

1. 著者名 Takahiro Tomihara, Takeshi Kamio, Takahiro Tanaka, Kunihiro Mitsubori, Hisato Fujisaka	4. 巻 -
2. 論文標題 Comparing Q-Learning with Profit Sharing for Multi-Ship Course Problems	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 Proc. of IEEE Workshop on Nonlinear Circuit Networks	6. 最初と最後の頁 17-20
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 有
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 -

1. 著者名 木村 拓貴, 富原崇寛, 神尾武司, 田中隆博, 三堀邦彦, 藤坂尚登	4. 巻 NLP2019-131
2. 論文標題 ラッキング制御を導入した強化学習ベース多船航路探索法	5. 発行年 2020年
3. 雑誌名 電子情報通信学会 技術研究報告	6. 最初と最後の頁 103-108
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9件 (うち招待講演 0件 / うち国際学会 5件)

1. 発表者名 寺口凌
2. 発表標題 変動安全マージンを導入した目標航路を行動とする多船航路探索
3. 学会等名 電子情報通信学会 総合大会
4. 発表年 2024年

1. 発表者名 Takeshi Kamio
2. 発表標題 Identification of Avoidance Starting Points by Reinforcement Learning-Based Multi-Ship Course Search Method with Target Courses as Actions
3. 学会等名 International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications (国際学会)
4. 発表年 2022年

1. 発表者名 寺口凌
2. 発表標題 目標航路を行動とする強化学習ベース多船航路探索法における探索能力の向上に関する研究
3. 学会等名 電子情報通信学会2023年総合大会, 情報・システムソサイエティ特別企画 ジュニア&学生ポスターセッション
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 田中幹人
2. 発表標題 強化学習ベース多船航路探索法における安全性を考慮した航法の無視
3. 学会等名 電子情報通信学会 非線形問題研究会
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Hiroki Kimura
2. 発表標題 A Reinforcement Learning Based Approach to Search Ships' Courses Using Tracking Control
3. 学会等名 International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications (国際学会)
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 木村拓貴
2. 発表標題 強化学習ベース多船航路探索法における回避開始点の明確化
3. 学会等名 電子情報通信学会2021年総合大会, 情報・システムソサイエティ特別企画, ジュニア&学生ポスターセッション
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 Takahiro Tomihara
2. 発表標題 Modification of Actual Courses including Near-misses by Reinforcement Learning to Search Ships' Courses
3. 学会等名 International Workshop on Electronics Information and Communication (国際学会)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Takahiro Tomihara
2. 発表標題 Modification of Near-miss Courses by Reinforcement Learning to Search Ships' Courses
3. 学会等名 International Symposium on Nonlinear Theory and Its Applications (国際学会)
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 Takahiro Tomihara
2. 発表標題 Comparing Q-Learning with Profit Sharing for Multi-Ship Course Problems
3. 学会等名 IEEE Workshop on Nonlinear Circuit Networks (国際学会)
4. 発表年 2019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
---------------------------	-----------------------	----

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
---------	---------