

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2021-18484
(P2021-18484A)

(43) 公開日 令和3年2月15日(2021.2.15)

(51) Int. Cl.	F I	テーマコード (参考)
G08G 3/02 (2006.01)	G08G 3/02 A	5H181
B63B 49/00 (2006.01)	B63B 49/00 Z	
B63B 43/20 (2006.01)	B63B 43/20	
G06N 20/00 (2019.01)	G06N 20/00	

審査請求 未請求 請求項の数 20 O L (全 20 頁)

(21) 出願番号 特願2019-132152 (P2019-132152)
(22) 出願日 令和1年7月17日 (2019.7.17)

(71) 出願人 501204525
国立研究開発法人 海上・港湾・航空技術
研究所
東京都三鷹市新川6丁目38番1号
(74) 代理人 100098545
弁理士 阿部 伸一
(74) 代理人 100087745
弁理士 清水 善廣
(74) 代理人 100106611
弁理士 辻田 幸史
(74) 代理人 100189717
弁理士 太田 貴章

最終頁に続く

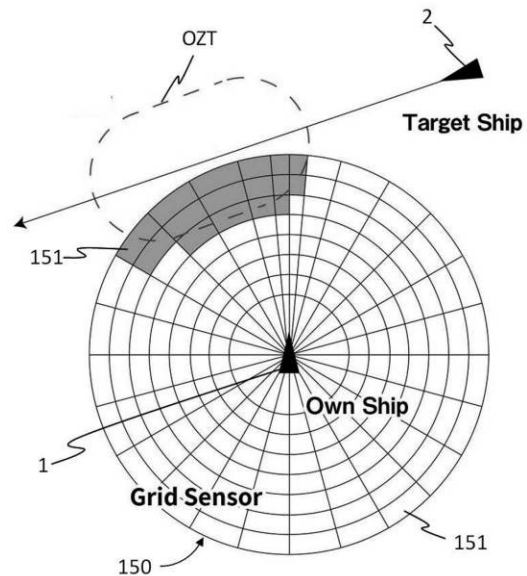
(54) 【発明の名称】 周辺状態表現方法、避航動作学習プログラム、避航動作学習システム、及び船舶

(57) 【要約】

【課題】 自船周辺に存在する他船等の避航対象物の数が増減する場合であっても衝突危険性の程度を適切に表現でき、また、その結果を用いて機械学習により避航動作を学習することができる周辺状態表現方法、避航動作学習プログラム、避航動作学習システム、及び船舶を提供すること。

【解決手段】 自船1を含む任意の領域150をグリッド状に分割し、自船1の位置と速度ベクトルと他船2を含む避航対象物の位置と速度ベクトルの情報から自船1との衝突予測位置と衝突危険度を計算する衝突危険性計算過程と、グリッド状に分割されたセル151についてセル151中における衝突予測位置の有無および/または衝突危険度に応じてセル151の衝突危険性の程度を表す指標を少なくとも1つ割り当てる指標割り当て過程を備えた。

【選択図】 図4



【特許請求の範囲】

【請求項 1】

自船を含む任意の領域をグリッド状に分割し、
前記自船の位置と速度ベクトルと他船を含む避航対象物の位置と速度ベクトルの情報から前記自船との衝突予測位置と衝突危険度を計算する衝突危険性計算過程と、
前記グリッド状に分割されたセルについて前記セル中における前記衝突予測位置の有無および/または前記衝突危険度に応じて前記セルの衝突危険性の程度を表す指標を少なくとも1つ割り当てる指標割り当て過程を備えたことを特徴とする、周辺状態表現方法。

【請求項 2】

前記自船を中心とした任意の円形の前記領域を前記グリッド状に分割することを特徴とする、

10

請求項 1 に記載の周辺状態表現方法。

【請求項 3】

前記自船を含む任意の形状の前記領域を前記グリッド状に分割することを特徴とする、
請求項 1 に記載の周辺状態表現方法。

【請求項 4】

前記領域中に存在する前記避航対象物が A I S (自動船舶識別装置) を搭載している場合、前記避航対象物の A I S 情報を受信し、前記 A I S 情報に基づき前記避航対象物の前記位置と前記速度ベクトルを定めることを特徴とする、
請求項 1 から請求項 3 のいずれか 1 項に記載の周辺状態表現方法。

20

【請求項 5】

前記衝突危険性計算過程において、前記自船と前記避航対象物による O Z T (航行妨害ゾーン) を計算し、計算された前記 O Z T を前記衝突予測位置とすることを特徴とする、
請求項 1 から請求項 4 のいずれか 1 項に記載の周辺状態表現方法。

【請求項 6】

前記指標割り当て過程において、前記セル中に前記衝突予測位置が含まれる場合は前記セルの前記指標として n 次元実数値ベクトルを、含まれない場合は n 次元ゼロベクトルを割り当てることを特徴とする請求項 1 から請求項 5 のいずれか 1 項に記載の周辺状態表現方法。

【請求項 7】

前記セル中に前記衝突予測位置が含まれる場合は前記セルの前記指標を 1 とし、含まれない場合は 0 とすることを特徴とする、請求項 6 に記載の周辺状態表現方法。

30

【請求項 8】

コンピュータに、
請求項 1 から請求項 7 のいずれか 1 項に記載の周辺状態表現方法における前記衝突危険性計算過程と前記指標割り当て過程を実行させ、
その結果に基づき、前記自船の前記避航対象物に対する避航動作を機械学習により学習させる避航動作学習過程を実行させることを特徴とする、
避航動作学習プログラム。

【請求項 9】

前記避航動作学習過程において、前記自船が事前に指定されたウェイポイントを目標とするように条件づけられた避航動作を前記機械学習により学習させることを特徴とする、
請求項 8 に記載の避航動作学習プログラム。

40

【請求項 10】

自船を含む任意の領域をグリッド状に分割するグリッド生成手段と、
前記自船の位置と速度ベクトルと、避航対象物の位置と速度ベクトルを取得する位置・速度情報取得手段と、
前記自船の前記位置と前記速度ベクトルと前記避航対象物の前記位置と前記速度ベクトルの情報から前記自船との衝突予測位置と衝突危険度を計算する衝突危険性計算手段と、
前記グリッド状に分割されたセルについて前記セル中における前記衝突予測位置の有無お

50

よび/または前記衝突危険度に応じて前記セルの衝突危険性の程度を表す指標を少なくとも1つ割り当てる指標割り当て手段と、
前記指標割り当て手段の実行した割り当て結果に基づき、前記自船の前記避航対象物に対する避航動作を機械学習により学習させる避航学習手段とを備えたことを特徴とする避航動作学習システム。

【請求項11】

前記グリッド生成手段が、前記自船を中心とした任意の円形の前記領域を前記グリッド状に分割することを特徴とする請求項10に記載の避航動作学習システム。

【請求項12】

前記グリッド生成手段が、前記自船を含む任意の形状の前記領域を前記グリッド状に分割することを特徴とする請求項10に記載の避航動作学習システム。

10

【請求項13】

前記位置・速度情報取得手段が、受信した前記避航対象物のAIS(自動船舶識別装置)情報に基づいて前記領域中に存在する前記避航対象物の前記位置と前記速度ベクトルを取得することを特徴とする請求項10から請求項12のいずれか1項に記載の避航動作学習システム。

【請求項14】

前記衝突危険性計算手段が、前記AISで取得された前記避航対象物の前記位置と前記速度ベクトルから前記自船と前記避航対象物によるOZT(航行妨害ゾーン)を計算し、計算された前記OZTを前記衝突予測位置とすることを特徴とする請求項13に記載の避航動作学習システム。

20

【請求項15】

前記指標割り当て手段が、前記セル中に前記衝突予測位置が含まれる場合は前記セルの前記指標として n 次元実数値ベクトルを、含まれない場合は n 次元ゼロベクトルを割り当てることを特徴とする請求項10から請求項14のいずれか1項に記載の避航動作学習システム。

【請求項16】

前記指標割り当て手段が、前記セル中に前記衝突予測位置が含まれる場合は前記セルの前記指標を1とし、含まれない場合は0とすることを特徴とする請求項15に記載の避航動作学習システム。

30

【請求項17】

前記避航動作学習手段が、前記自船が事前に指定されたウェイポイントを目標とするように条件づけられた避航動作を前記機械学習により学習することを特徴とする請求項10から請求項16のいずれか1項に記載の避航動作学習システム。

【請求項18】

前記指標割り当て手段の前記割り当て結果及び/又は前記避航学習手段の学習結果を表示する表示手段をさらに備えたことを特徴とする請求項10から請求項17のいずれか1項に記載の避航動作学習システム。

【請求項19】

請求項10から請求項18のいずれか1項に記載の避航動作学習システムにより学習された学習済モデルの前記避航動作に従って操船する操船手段を備えたことを特徴とする船舶。

40

【請求項20】

請求項8又は請求項9に記載の避航動作学習プログラムにより学習された学習済モデルの前記避航動作に従って操船することを特徴とする船舶。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、他船等の避航対象物を避けて航行するための周辺状態表現方法、避航動作学

50

習プログラム、避航動作学習システム、及び船舶に関する。

【背景技術】

【0002】

近年、自律船の研究開発が活発になってきている。我が国においても、国土交通省が「自動運行船」の実用化に向けたロードマップを取りまとめ、2025年までの実用化を目標に掲げている。また、Maritime Autonomous Surface Ships (MASS)に係る規則を取りまとめる動きがIMO（国際海事機関）にて行われており、安全性、セキュリティそして環境に関する懸案事項について、MASSの要件を含む内容が議論されている。こうした自律船を実現する上で重要な要素技術の一つとして自動避航操船の技術がある。

これまでも衝突危険、効率、避航規則を評価した動的計画法による避航操船やファジィ制御理論を援用した衝突危険度の推論を行う自動避航システムなどを始め、強化学習などを用いるものなど、数多くの自動避航操船アルゴリズムが研究・提案されている。

しかし、これらは複数の船舶の避航にうまく対応できるものではないか、もしくは避航操船アルゴリズムを適用する際に避航判定の計算で一度に一隻のみの船舶しか考慮に入れることができなかった。

【0003】

ここで、特許文献1には、移動体の行動に関する行動データと、地図をメッシュで分割した個々の区画に移動体の移動基準に関する情報である地理属性情報が付与されている地理データと、指示に対する移動体の応答性に関する応答性データとを有する記憶部と、応答性データに基づいて移動体の理想的な行動を推定し、その推定した行動とその行動データの行動との差分を算出し、その算出結果に基づいて応答性データを更新する指示応答性推定部と、行動データ、地理データ及び応答性データに基づいて移動体が各時刻において或る座標に存在する確からしさを推定し、地理Eマップを生成する地理Eマップ生成部と、地理Eマップに基づいて移動体の未来の座標を予測する移動予測部とを有する交通管制支援システムが開示されている。

また、特許文献2には、出発地点から目的地点までの海域を格子状に任意の間隔に区切った交差部分を複数のノードとして設定し、海気象データと船舶が固有に有する個船データとに基づいて、ノード間におけるコストに係るパラメータの予測値を算出してコスト予測データを生成するコストパラメータ生成手段と、海気象データと個船データとに基づいて、ノード間における船舶安全に関するパラメータについて、算出した予測値又は海気象データの少なくとも一方に基づいて避航予測データを生成する避航支援パラメータ生成手段と、避航予測データ及び安全航行に係る許容限界を示す閾値を表す閾値データに基づいて、出発地点から目的地点において、閾値データが示す範囲を満たすエッジを抽出し、コスト予測データに基づいて、エッジから目的地までの最適航路を探索する航路探索手段とを備える運航支援装置が開示されている。

また、特許文献3には、コンピュータに、特定の船舶の航跡が通過する複数のグリッドそれぞれについて、航跡の進入角および退出角をそれぞれ算出する処理を実行させ、複数のグリッドそれぞれについて設定された判定条件に基づき、進入角および退出角が、判定条件に適合するグリッドを抽出する処理を実行させ、抽出されたグリッドにおける航跡での特定の船舶の位置に対応した、他の船舶との相対距離に基づき、特定の船舶が回避行動を行ったか否かを判定する処理を実行させる回避行動判定プログラムが開示されている。

また、特許文献4には、特定の海域に関する水深値メッシュデータ及び潮汐調和定数メッシュデータに基づいて推測した推算水深値を有する推算水深値メッシュデータを取得して視覚化し、船舶が存在する位置情報及び時刻に対応する推算水深値が危険値に相当している場合に、警報を発生し、推算水深値を示す位置が識別されるようにも視覚化する海図情報処理方法が開示されている。

また、特許文献5には、センサ群、3次元視野取得部、異物識別部、異物データベース、解析部、深層学習部、学習部、通信部を有し、船舶の移動経路における異物を探知し、識別し、センサデータを収集し解析した結果を利用して、船舶の衝突回避を支援する衝突回避支援システムが開示されている。

10

20

30

40

50

【先行技術文献】

【特許文献】

【0004】

【特許文献1】特開2018-36958号公報

【特許文献2】特開2010-237755号公報

【特許文献3】特開2017-182729号公報

【特許文献4】特開2007-50759号公報

【特許文献5】特許第6293960号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0005】

特許文献1～特許文献5は、周辺船舶の数が増減した場合に衝突危険性の程度を適切に表現しようとするものではない。また、衝突危険性の程度を用いて避航動作の機械学習を行うものでもない。

そこで本発明は、自船周辺に存在する他船等の避航対象物の数が増減する場合であっても衝突危険性の程度を適切に表現でき、また、その結果を用いて機械学習により避航動作を学習することができる周辺状態表現方法、避航動作学習プログラム、避航動作学習システム、及び船舶を提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【0006】

請求項1記載に対応した周辺状態表現方法においては、自船を含む任意の領域をグリッド状に分割し、自船の位置と速度ベクトルと他船を含む避航対象物の位置と速度ベクトルの情報から自船との衝突予測位置と衝突危険度を計算する衝突危険性計算過程と、グリッド状に分割されたセルについてセル中における衝突予測位置の有無および/または衝突危険度に応じてセルの衝突危険性の程度を表す指標を少なくとも1つ割り当てる指標割り当て過程を備えたことを特徴とする。

請求項1に記載の本発明によれば、グリッド状に分割した自船を含む任意の領域を仮想センサーとして、避航対象物との衝突危険性を各セルにおいて表現することができる。また、避航対象物の数が増減する場合であっても、複数の避航対象物の動的情報を同時に検知して制御入力として利用しやすい形に変換することができる。

【0007】

請求項2記載の本発明は、自船を中心とした任意の円形の領域をグリッド状に分割することを特徴とする。

請求項2に記載の本発明によれば、どの方位においても自船から領域の端までの距離は同じとなり、各方位において満遍なくセルに指標を割り当てることができる。

【0008】

請求項3記載の本発明は、自船を含む任意の形状の領域をグリッド状に分割することを特徴とする。

請求項3に記載の本発明によれば、任意の形状の領域を仮想センサーとして、避航対象物との衝突危険性を各セルにおいて表現することができる。また、自船の位置も領域内の任意の位置に設定すること、グリッドの疎密を任意に設定すること等もできる。

【0009】

請求項4記載の本発明は、領域中に存在する避航対象物がAIS(自動船舶識別装置)を搭載している場合、避航対象物のAIS情報を受信し、AIS情報に基づき避航対象物の位置と速度ベクトルを定めることを特徴とする。

請求項4に記載の本発明によれば、避航対象物がAISを搭載している場合に避航対象物の情報を、AIS情報を利用して確実に取得することができる。

【0010】

請求項5記載の本発明は、衝突危険性計算過程において、自船と避航対象物によるOZT(航行妨害ゾーン)を計算し、計算されたOZTを衝突予測位置とすることを特徴とす

10

20

30

40

50

る。

請求項 5 に記載の本発明によれば、自船と避航対象物の動的情報をもとに将来衝突する危険のある箇所を計算し、衝突危険性の評価を簡潔に行うことができる。

【 0 0 1 1 】

請求項 6 に記載の本発明は、指標割り当て過程において、セル中に衝突予測位置が含まれる場合はセルの指標として n 次元実数値ベクトルを、含まれない場合は n 次元ゼロベクトルを割り当てることを特徴とする。

請求項 6 に記載の本発明によれば、 n 次元のベクトルで衝突危険性の程度を表す指標を適切に表現することができる。

【 0 0 1 2 】

請求項 7 に記載の本発明は、セル中に衝突予測位置が含まれる場合はセルの指標を 1 とし、含まれない場合は 0 とすることを特徴とする。

請求項 7 に記載の本発明によれば、衝突危険性の程度を表す指標を簡便に表現することができる。

【 0 0 1 3 】

請求項 8 に記載に対応した避航動作学習プログラムは、コンピュータに、周辺状態表現方法における衝突危険性計算過程と指標割り当て過程を実行させ、その結果に基づき、自船の避航対象物に対する避航動作を機械学習により学習させる避航動作学習過程を実行させることを特徴とする。

請求項 8 に記載の本発明によれば、避航動作を学習させることにより、適切な避航動作結果を得ることができる。

【 0 0 1 4 】

請求項 9 に記載の本発明は、避航動作学習過程において、自船が事前に指定されたウェイポイントを目標とするように条件づけられた避航動作を機械学習により学習させることを特徴とする。

請求項 9 に記載の本発明によれば、単に衝突を回避するだけでなく、ウェイポイントへの針路も考慮した避航動作結果を得ることができる。

【 0 0 1 5 】

請求項 10 に記載に対応した避航動作学習システムは、自船を含む任意の領域をグリッド状に分割するグリッド生成手段と、自船の位置と速度ベクトルと、避航対象物の位置と速度ベクトルを取得する位置・速度情報取得手段と、自船の位置と速度ベクトルと避航対象物の位置と速度ベクトルの情報から自船との衝突予測位置と衝突危険度を計算する衝突危険性計算手段と、グリッド状に分割されたセルについてセル中における衝突予測位置の有無および / または衝突危険度に応じてセルの衝突危険性の程度を表す指標を少なくとも 1 つ割り当てる指標割り当て手段と、指標割り当て手段の実行した割り当て結果に基づき、自船の避航対象物に対する避航動作を機械学習により学習させる避航学習手段とを備えたことを特徴とする。

請求項 10 に記載の本発明によれば、避航対象物の数が増減する場合であっても、グリッド状に分割した自船を含む任意の領域を仮想センサーとして用い、機械学習に利用しやすい形で複数の避航対象物の動的情報を同時に検知して、より適切な避航動作を学習することができる。

【 0 0 1 6 】

請求項 11 に記載の本発明は、グリッド生成手段が、自船を中心とした任意の円形の領域をグリッド状に分割することを特徴とする。

請求項 11 に記載の本発明によれば、どの方位においても自船から領域の端までの距離は同じとなり、各方位において満遍なくセルに指標を割り当てることができる。

【 0 0 1 7 】

請求項 12 に記載の本発明は、グリッド生成手段が、自船を含む任意の形状の領域をグリッド状に分割することを特徴とする。

請求項 12 に記載の本発明によれば、任意の形状の領域を仮想センサーとして、避航対

10

20

30

40

50

象物との衝突危険性を各セルにおいて表現することができる。また、自船の位置も領域内の任意の位置に設定すること、グリッドの疎密を任意に設定すること等もできる。

【 0 0 1 8 】

請求項 1 3 記載の本発明は、位置・速度情報取得手段が、受信した避航対象物の A I S (自動船舶識別装置)情報に基づいて領域中に存在する避航対象物の位置と速度ベクトルを取得することを特徴とする。

請求項 1 3 に記載の本発明によれば、避航対象物が A I S を搭載している場合に避航対象物の情報を、A I S 情報を利用して確実に取得することができる。

【 0 0 1 9 】

請求項 1 4 記載の本発明は、衝突危険性計算手段が、A I S で取得された避航対象物の位置と速度ベクトルから自船と避航対象物による O Z T (航行妨害ゾーン)を計算し、計算された O Z T を衝突予測位置とすることを特徴とする。

請求項 1 4 に記載の本発明によれば、自船と避航対象物の動的情報をもとに将来衝突する危険のある箇所を計算し、衝突危険性の評価を簡潔に行うことができる。

【 0 0 2 0 】

請求項 1 5 記載の本発明は、指標割り当て手段が、セル中に衝突予測位置が含まれる場合はセルの指標として n 次元実数値ベクトルを、含まれない場合は n 次元ゼロベクトルを割り当てることを特徴とする。

請求項 1 5 に記載の本発明によれば、 n 次元のベクトルで衝突危険性の程度を表す指標を適切に表現することができる。

【 0 0 2 1 】

請求項 1 6 記載の本発明は、指標割り当て手段が、セル中に衝突予測位置が含まれる場合はセルの指標を 1 とし、含まれない場合は 0 とすることを特徴とする。

請求項 1 6 に記載の本発明によれば、衝突危険性の程度を表す指標を簡便に表現することができる。

【 0 0 2 2 】

請求項 1 7 記載の本発明は、避航動作学習手段が、自船が事前に指定されたウェイポイントを目標とするように条件づけられた避航動作を機械学習により学習することを特徴とする。

請求項 1 7 に記載の本発明によれば、単に衝突を回避するだけでなく、ウェイポイントへの針路も考慮した避航動作結果を得ることができる。

【 0 0 2 3 】

請求項 1 8 記載の本発明は、指標割り当て手段の割り当て結果及び / 又は避航学習手段の学習結果を表示する表示手段をさらに備えたことを特徴とする。

請求項 1 8 に記載の本発明によれば、割り当て結果や学習結果を表示手段により視認することができる。

【 0 0 2 4 】

請求項 1 9 記載に対応した船舶は、避航動作学習システムにより学習された学習済モデルの避航動作に従って操船する操船手段を備えたことを特徴とする。

請求項 1 9 に記載の本発明によれば、操船手段は、学習手段の学習結果としての学習済モデルを用いてリアルタイムのシミュレーションを行い、シミュレーションの結果導出した避航動作に従って自船を操船することができる。

【 0 0 2 5 】

請求項 2 0 記載に対応した船舶は、避航動作学習プログラムにより学習された学習済モデルの避航動作に従って操船することを特徴とする。

請求項 2 0 に記載の本発明によれば、コンピュータの学習結果としての学習済モデルを用いてリアルタイムのシミュレーションを行い、シミュレーションの結果導出した避航動作に従って自船を操船することができる。

【 発明の効果 】

【 0 0 2 6 】

10

20

30

40

50

本発明の周辺状態表現方法によれば、グリッド状に分割した自船を含む任意の領域を仮想センサーとして、避航対象物との衝突危険性を各セルにおいて表現することができる。また、避航対象物の数が増減する場合であっても、複数の避航対象物の動的情報を同時に検知して制御入力として利用しやすい形に変換することができる。

【0027】

また、自船を中心とした任意の円形の領域をグリッド状に分割する場合には、どの方位においても自船から領域の端までの距離は同じとなり、各方位において満遍なくセルに指標を割り当てることができる。

【0028】

また、自船を含む任意の形状の領域をグリッド状に分割する場合には、任意の形状の領域を仮想センサーとして、避航対象物との衝突危険性を各セルにおいて表現することができる。また、自船の位置も領域内の任意の位置に設定すること、グリッドの疎密を任意に設定することもできる。

10

【0029】

また、領域中に存在する避航対象物がAIS(自動船舶識別装置)を搭載している場合、避航対象物のAIS情報を受信し、AIS情報に基づき避航対象物の位置と速度ベクトルを定める場合には、避航対象物がAISを搭載している場合に避航対象物の情報を、AIS情報を利用して確実に取得することができる。

【0030】

また、衝突危険性計算過程において、自船と避航対象物によるOZT(航行妨害ゾーン)を計算し、計算されたOZTを衝突予測位置とする場合には、自船と避航対象物の動的情報をもとに将来衝突する危険のある箇所を計算し、衝突危険性の評価を簡潔に行うことができる。

20

【0031】

また、指標割り当て過程において、セル中に衝突予測位置が含まれる場合はセルの指標としてn次元実数値ベクトルを、含まれない場合はn次元ゼロベクトルを割り当てる場合には、n次元のベクトルで衝突危険性の程度を表す指標を適切に表現することができる。

【0032】

また、セル中に衝突予測位置が含まれる場合はセルの指標を1とし、含まれない場合は0とする場合には、衝突危険性の程度を表す指標を簡便に表現することができる。

30

【0033】

また、本発明の避航動作学習プログラムによれば、避航動作を学習させることにより、適切な避航動作結果を得ることができる。

【0034】

また、避航動作学習過程において、自船が事前に指定されたウェイポイントを目標とするように条件づけられた避航動作を機械学習により学習させる場合には、単に衝突を回避するだけでなく、ウェイポイントへの針路も考慮した避航動作結果を得ることができる。

【0035】

また、本発明の避航動作学習システムによれば、避航対象物の数が増減する場合であっても、グリッド状に分割した自船を含む任意の領域を仮想センサーとして用い、機械学習に利用しやすい形で複数の避航対象物の動的情報を同時に検知して、より適切な避航動作を学習することができる。

40

【0036】

また、グリッド生成手段が、自船を中心とした任意の円形の領域をグリッド状に分割する場合には、どの方位においても自船から領域の端までの距離は同じとなり、各方位において満遍なくセルに指標を割り当てることができる。

【0037】

また、グリッド生成手段が、自船を含む任意の形状の領域をグリッド状に分割する場合には、任意の形状の領域を仮想センサーとして、避航対象物との衝突危険性を各セルにおいて表現することができる。また、自船の位置も領域内の任意の位置に設定すること、グ

50

リッドの疎密を任意に設定すること等もできる。

【0038】

また、位置・速度情報取得手段が、受信した避航対象物のAIS(自動船舶識別装置)情報に基づいて領域中に存在する避航対象物の位置と速度ベクトルを取得する場合には、避航対象物がAISを搭載している場合に避航対象物の情報を、AIS情報を利用して確実に取得することができる。

【0039】

また、衝突危険性計算手段が、AISで取得された避航対象物の位置と速度ベクトルから自船と避航対象物によるOZT(航行妨害ゾーン)を計算し、計算されたOZTを衝突予測位置とする場合には、自船と避航対象物の動的情報をもとに将来衝突する危険のある箇所を計算し、衝突危険性の評価を簡潔に行うことができる。

10

【0040】

また、指標割り当て手段が、セル中に衝突予測位置が含まれる場合はセルの指標としてn次元実数値ベクトルを、含まれない場合はn次元ゼロベクトルを割り当てる場合には、n次元のベクトルで衝突危険性の程度を表す指標を適切に表現することができる。

【0041】

また、指標割り当て手段が、セル中に衝突予測位置が含まれる場合はセルの指標を1とし、含まれない場合は0とする場合には、衝突危険性の程度を表す指標を簡便に表現することができる。

【0042】

また、避航動作学習手段が、自船が事前に指定されたウェイポイントを目標とするように条件づけられた避航動作を機械学習により学習する場合には、単に衝突を回避するだけでなく、ウェイポイントへの針路も考慮した避航動作結果を得ることができる。

20

【0043】

また、指標割り当て手段の割り当て結果及び/又は避航学習手段の学習結果を表示する表示手段をさらに備えた場合には、割り当て結果や学習結果を表示手段により視認することができる。

【0044】

また、本発明の船舶によれば、操船手段は、学習手段の学習結果としての学習済モデルを用いてリアルタイムのシミュレーションを行い、シミュレーションの結果導出した避航動作に従って自船を操船することができる。

30

【0045】

また、本発明の船舶によれば、コンピュータの学習結果としての学習済モデルを用いてリアルタイムのシミュレーションを行い、シミュレーションの結果導出した避航動作に従って自船を操船することができる。

【図面の簡単な説明】

【0046】

【図1】本発明の実施形態による避航動作学習システムの構成図

【図2】同避航動作学習システムを有するサーバと、避航動作推論システムを有するコンピュータとを備えた避航システムの構成図

40

【図3】同OZTの説明図

【図4】同グリッド状に分割された領域を利用したOZTの検知を示す図

【図5】同強化学習のフレームワークを示す図

【図6】同船体運動の座標系を示す図

【図7】今津問題に用意されている見合い関係を示す図

【図8】同問題の初期状態を示す図

【図9】同問題の学習した結果としての航跡を示す図

【発明を実施するための形態】

【0047】

以下、本発明の実施形態による周辺状態表現方法、避航動作学習プログラム、避航動作

50

学習システム、及び船舶について説明する。

【 0 0 4 8 】

図 1 は本実施形態による避航動作学習システムの構成図である。避航動作学習システム X は、サーバやコンピュータを用いて構成され、避航動作学習プログラムを実行する。

避航動作学習システム X は、自船が他船や浅瀬、ブイ、流水等の避航対象物を避けて航行する避航操船を機械学習により学習する。避航動作学習システム X は、船舶に搭載して実際の運航データから避航操船を学習することも、陸上施設に設置してシミュレーションにより避航操船を学習することもできる。

避航動作学習システム X は、グリッド生成手段 1 0 と、位置・速度情報取得手段 2 0 と、衝突危険性計算手段 3 0 と、指標割り当て手段 4 0 と、避航学習手段 5 0 と、表示手段 6 0 を備える。

10

【 0 0 4 9 】

グリッド生成手段 1 0 は、自船を含む任意の領域をグリッド状に分割する。領域は水面上の 2 次元領域である。領域の大きさは、自船に搭載されている位置・速度情報取得手段 2 0 の性能や、自船の操縦運動特性等に基づいて定める。

【 0 0 5 0 】

位置・速度情報取得手段 2 0 は、自船の位置及び速度ベクトルと、避航対象物の位置及び速度ベクトルを取得する。

位置・速度情報取得手段 2 0 は、自船の位置及び速度ベクトルを、G N S S (Global Navigation Satellite System : 全球測位衛星システム) 等の測位装置や船速計から取得する。

20

また、位置・速度情報取得手段 2 0 は、避航対象物が A I S (Automatic Identification System : 船舶自動識別装置) を搭載している場合、避航対象物の A I S 情報を受信し、A I S 情報に基づき避航対象物の位置と速度ベクトルを定める。これにより、避航対象物が A I S を搭載している場合に避航対象物の情報を、A I S 情報を利用して確実に取得することができる。なお、位置・速度情報取得手段 2 0 は、航行制限区域や浅瀬等の情報を有する電子海図等の地理情報、又はレーダ、赤外線、L i D A R 等から避航対象物の情報を取得することもできる。他船が A I S 非搭載船の場合、位置・速度情報取得手段 2 0 は、レーダ等で計測した他船の位置の時系列データから他船の速度ベクトルを求めることができる。

30

また、位置・速度情報取得手段 2 0 が取得する避航対象物の位置及び速度ベクトルは、自船に対する相対位置及び相対速度ベクトルであることが望ましいため、位置・速度情報取得手段 2 0 は、取得した情報が避航対象物の絶対位置及び対地速度ベクトルである場合にその取得した情報から自船に対する相対位置及び相対速度ベクトルを算出する演算部を備えることが好ましい。

【 0 0 5 1 】

衝突危険性計算手段 3 0 は、位置・速度情報取得手段 2 0 が取得した、自船の位置及び速度ベクトルと、避航対象物の位置及び速度ベクトルの情報から、自船と避航対象物との衝突予測位置及び衝突危険度を計算する (衝突危険性計算過程) 。

なお、衝突予測位置には、2 次元上における一点だけでなく、ある程度の広がりを持った位置 (衝突予測範囲) も含む。

40

【 0 0 5 2 】

指標割り当て手段 4 0 は、グリッド状に分割された領域の各セルについて、セル中における衝突予測位置の有無及び衝突危険度の少なくとも一方に応じて、セルの衝突危険性の程度を表す指標を少なくとも 1 つ割り当てる (指標割り当て過程) 。これにより、自船と避航対象物との衝突危険性を各セルにおいて表現することができる。

【 0 0 5 3 】

避航学習手段 5 0 は、指標割り当て手段 4 0 の実行した割り当て結果に基づき、自船の避航対象物に対する避航動作を機械学習により学習する (避航動作学習過程) 。避航学習手段 5 0 は、既に取得した船舶の避航動作のデータを用いて強化学習を行い学習済モデル

50

を生成する。具体的には、行動の価値の推定と行動の設定を行なう行動設定機能、行動に基づいて避航動作に対する避航経路と報酬（例えば、ウェイポイントとの差分）を避航動作のデータを取得して演算する避航動作演算機能、避航経路と報酬の結果からエージェントを学習する学習機能、更新用の学習済モデルを評価して出力する評価・出力機能等を備える。避航動作を学習させることにより、適切な避航動作結果を得ることができる。

このとき避航学習手段50は、自船が事前に指定されたウェイポイント（WP）を目標とするように条件づけられた避航動作を機械学習により学習することが好ましい。これにより、単に衝突を回避するだけでなく、ウェイポイントへの針路も考慮した避航動作結果を得ることができる。

【0054】

表示手段60は、指標割り当て手段40の割り当て結果、及び避航学習手段50の学習結果の少なくとも一方を表示する。これにより、割り当て結果や学習結果を視認することができる。

【0055】

図2は避航動作学習システムを有するサーバと、避航動作推論システムを有するコンピュータとを備えた避航システムの構成図である。例えば、サーバX1は陸上に設置され、コンピュータY1は自船（船舶）に搭載される。

サーバX1は、避航動作学習システムXと、避航動作学習システムXの避航学習手段50が機械学習により学習した避航動作を学習済モデルとして出力する学習済モデル出力手段70を備える。なお、学習済モデルには、グリッド生成手段10が生成した、グリッド状に分割された自船を含む任意の領域の情報も含まれる。出力された学習済モデルは、コンピュータY1の学習済モデル読込部（図示無し）を介して自船（船舶）に搭載された避航動作推論システムYに入力される。

コンピュータY1は、推論位置・速度情報取得手段80と、推論衝突危険性計算手段90と、推論指標割り当て手段100と、学習済モデル110と、推論表示手段120と、結果出力手段130を備える。避航動作推論システムYは、推論衝突危険性計算手段90、推論指標割り当て手段100、及び学習済モデル110で構成される。

推論位置・速度情報取得手段80は、位置・速度情報取得手段20と同様に、自船の位置、速度ベクトル、及びウェイポイントと、避航対象物の位置及び速度ベクトルを取得する。この場合、避航対象物である他船は、複数であってもよい。

推論衝突危険性計算手段90は、衝突危険性計算手段30と同様に、推論位置・速度情報取得手段80が取得した、自船の位置及び速度ベクトルと、避航対象物の位置及び速度ベクトルの情報から、自船と避航対象物との衝突予測位置及び衝突危険度を計算する。

推論指標割り当て手段100は、指標割り当て手段40と同様に、グリッド状に分割された領域の各セルについて、セル中における衝突予測位置の有無及び衝突危険度の少なくとも一方に応じて、セルの衝突危険性の程度を表す指標を少なくとも1つ割り当てる。

学習済モデル110は、学習済モデル出力手段70から出力された学習済モデルを学習済モデル読込部を介して読み込んだものである。これにより学習済モデルが避航動作推論システムYにコピーされる。なお、学習済モデル110は、前記した避航学習手段50と同様の行動設定機能、避航動作演算機能等を有する。

避航動作推論システムYは、入力された学習済モデル110を用いてウェイポイントも考慮してリアルタイムのシミュレーションを行い、シミュレーションの結果として避航動作を導出する。導出された避航動作は、推論表示手段120に表示されるとともに、結果出力手段130から自船の自律航行システム（図示せず）へ送信される。なお、推論表示手段120には、推論指標割り当て手段100の指標割り当て結果も表示させることができる。

自律航行システムは、この避航動作の導出結果に従って操船手段140を制御し自船を操船する。また、導出された避航動作を出力手段130から避航動作学習システムXへ送信し、避航動作学習システムXにおいて、逆強化学習や模倣学習等を行わせてもよい。この際、学習済モデルを評価して今迄の学習済モデルよりも高い報酬が得られるか否かを評

10

20

30

40

50

価・出力機能で評価して更新用学習済モデルとして出力する。

なお、避航動作学習システム X は、自律船に用いられる自律航行システムとして利用されるが、この自律航行システムは、衝突予防、座礁予防、自動離着棧、自動係船等の機能を有するシステムであり、避航動作推論システム Y は、衝突予防機能、座礁予防機能の一部を構成する。また、操船手段 140 は、舵、オートパイロット等の船アクチュエータである。

【0056】

なお、図 2 では、陸上のサーバ X 1 に避航動作学習システム X を設けて学習済モデルを導出し、船上のコンピュータ Y 1 に避航動作推論システム Y を設けてリアルタイムで避航動作を導出する例を示したが、避航動作学習システム X と避航動作推論システム Y を同一のコンピュータ又はサーバを用いて構成することもできる。但し、少なくとも学習済モデル 110 を用いてリアルタイムでシミュレーションを行なう避航動作推論システム Y は、自船に搭載することが好ましい。

また、学習済モデルを導出する避航動作学習システム X における避航動作の学習は、過去の様々な避航動作のデータや、様々な見合い関係のデータに基づいて行ってもよいし、さらに、リアルタイムのシミュレーション結果や人の操船結果を評価して利用し学習済モデルを更新してもよい。また、自船においては、少なくともリアルタイムでシミュレーションした結果としての推論指標割り当て手段 100 の割り当て結果も推論表示手段 120 で表示することが好ましい。

【0057】

次に、図 3 及び図 4 を用いて周辺状態表現方法について説明する。図 3 は O Z T の説明図であり、図 4 はグリッド状に分割された領域を利用した O Z T の検知を示す図である。なお、ここでの避航対象物は他船としている。

実海域における避航操船では、自船 1 の操船者は通常、D C P A (Distance of Closest Point of Approach: 最接近距離)、や T C P A (Time of Closest Point of Approach: 最接近点までの時間)を用いて現在の速力と針路から将来的に他船 2 とどの程度接近するのか、いつごろ最接近距離になるのかといったことを把握する。もし D C P A が十分に短ければ、操船者は他船 2 を避航するように操船する。

このように C P A により得られる情報は避航操船を行う上で非常に有用なものであるが、C P A の値そのものは自船 1 が一体どの方位へ針路とれば安全になるかまでは示さない。したがって操船者は、十分な離隔距離が確保できるかを実際に自船 1 の針路を変えてみて逐一確かめる必要がある。これは、C P A を用いた自動避航操船アルゴリズムについても同様である。実際に衝突を避けるためには、将来的な他船 2 の相対的な運動状態や衝突の可能性などを予測し自船 1 の操船を行う必要がある。

そこで、こうした将来の状況を勘案した操船を行うため、衝突危険性計算手段 30 (又は推論衝突危険性計算手段 90) は、A I S で取得された他船 2 の位置及び速度ベクトルから自船 1 と他船 2 による O Z T (Obstacle Zone by Target: 航行妨害ゾーン)を計算し、計算された O Z T を衝突予測位置とすることが好ましい。O Z T を用いることにより、自船 1 の位置、船速、針路といった動的情報と、他船 2 の位置、船速、方位といった動的情報をもとに将来衝突する危険のある箇所を計算し、交通流の衝突危険性の評価を簡潔に行うことができる。

O Z T には、その計算や表現方法にいくつかのバリエーションが存在するが、本実施形態では衝突針路を用いた計算法をベースにしている。O Z T は、現在の位置、速力と針路で他船 2 が進むときに自船 1 と将来的に衝突する可能性のある範囲として表現される。

将来的に他船 2 と自船 1 が衝突する恐れのある自船 1 の衝突針路 C は下式 (1) に従って求められる。

10

20

30

40

【数 1】

$$C_O = Az \pm \alpha - \sin^{-1} \left\{ \frac{V_T}{V_O} \sin^{-1} (Az \pm \alpha - C_T) \right\} \quad \dots (1)$$

ここで、 $\alpha = \sin^{-1} r / d$ であり、 r は安全航過距離、 d は自船 1 から他船 2 までの距離、 V_O 及び V_T はそれぞれ自船 1 と他船 2 の船速である。 Az は自船 1 から見た他船 2 の位置の方位角であり、 C_T は他船 2 の針路である。

【0058】

これにより求められた最大 4 個の衝突針路 C_O の組を用いて、それぞれの衝突針路を取った場合の DCPA および TCPA は、 C_O を用いて下式 (2) 及び下式 (3) により求められる。

【数 2】

$$DCPA = d |\sin(C_R - Az + \pi)| \quad \dots (2)$$

【数 3】

$$TCPA = d \cos(C_R - Az + \pi) / V_R \quad \dots (3)$$

ここで、 C_R 及び V_R は、それぞれ自船 1 から見た他船 2 の相対針路と相対速度である。この TCPA をもとに、図 3 に示すように、他船 2 の針路上に線分から半径が安全航過距離となる角丸長方形を描くことができ、この角丸長方形で囲まれた範囲が OZT となる。

このように、本実施形態では、自船 1 の周辺に存在する他船 2 の情報を処理するために OZT を用いている。

【0059】

強化学習を始めとする多くの制御理論においては事前に入力ベクトルの次元数が決定されている必要があり、学習から検証の全過程においてその次元数を変えることはできない。しかし、実際には他船 2 の隻数や他船 2 が発生させる OZT の数は一定ではないので、OZT の数が変わっても固定次元のベクトルで表現可能な検知手法を必要とする。

そこで、避航動作学習システム X では、衝突危険性計算手段 30 が求めた OZT をグリッド生成手段 10 によってグリッド状に分割された自船 1 を含む任意の領域 (グリッドセンサー) 150 により検知し、制御入力として利用しやすい形に変換する。領域 150 におけるセルの数は一定なので、検知する他船 2 の数が増減しても固定次元のベクトル一つで表現できる。なお、これは避航動作推論システム Y においても同様である。

グリッド生成手段 10 は、図 4 に示すように、自船 1 を含む任意の領域 150 をグリッド状に分割することにより、自船 1 の周囲に仮想センサーであるグリッドセンサーを張り巡らせる。本実施形態では、グリッド生成手段 10 が自船 1 を中心とした任意の円形の領域 150 をグリッド状に分割している。これにより、どの方位においても自船 1 から領域の端までの距離は同じとなり、各方位において満遍なくセル 151 に指標を割り当てることができる。領域 150 の大きさは、例えば、自船 1 に搭載された AIS の電波が届く距離が約 12 NM (海里) であることから、その半分の 6 NM などとする。

グリッド状に分割された領域 150 は、角度方向と動径方向を分割された同心円グリッドで構成されており、分割されたそれぞれのセル 151 毎に OZT との重なりを判定することで仮想センサーとして OZT の検知を行う。

なお、グリッド生成手段 10 は、自船 1 を含む任意の形状の領域をグリッド状に分割し、任意の形状のグリッドセンサーにより OZT の検知を行うこともできる。任意の形状と

10

30

40

50

は、多角形、楕円形、円形、半円形等である。また、グリッドは等間隔に限らず必要に応じて疎密があってもよく、例えば自船 1 の進行方向にその他の方向よりも広い領域又は密な領域を設定するなど、非対称形とすることもできる。また、自船 1 の位置を領域内の任意の位置に設定することもできる。

【 0 0 6 0 】

指標割り当て手段 4 0 (又は推論指標割り当て手段 1 0 0) は、O Z T と一部でも重なったセル 1 5 1 はセル 1 5 1 中に衝突予測位置が含まれると判断してセル 1 5 1 の指標を 1 とし、それ以外のセル 1 5 1 はセル 1 5 1 中に衝突予測位置が含まれないと判断してセル 1 5 1 の指標を 0 (ゼロ) とする。これにより、全体としてセル 1 5 1 と同数の成分を持つ一つのベクトルとして表現される。セル 1 5 1 の指標を 0 又は 1 とすることで、衝突危険性の程度を表す指標を簡便に表現することができる。

10

このように、避航動作学習システム X は、グリッド状に分割した自船 1 を含む任意の領域 1 5 0 を仮想センサーとして、他船 2 等の避航対象物との衝突危険性を各セル 1 5 1 において表現することができる。なお、これは避航動作推論システム Y においても同様である。

また、指標割り当て手段 4 0 (又は推論指標割り当て手段 1 0 0) は、衝突危険性計算手段 3 0 が算出した衝突危険度が所定の閾値を超える場合はセル 1 5 1 の指標を 1 とし、それ以外のセル 1 5 1 の指標を 0 とすることもできる。

また、指標割り当て手段 4 0 (又は推論指標割り当て手段 1 0 0) は、セル 1 5 1 中に衝突予測位置が含まれる場合はセル 1 5 1 の指標として n 次元実数値ベクトルを割り当て、セル 1 5 1 中に衝突予測位置が含まれない場合はセル 1 5 1 の指標として n 次元ゼロベクトルを割り当てることもできる。この場合は、O Z T の位置だけでなく、他船 2 が複数存在することによる O Z T の重なりや、自船 1 との相対速度や相対針路、T C P A や D C P A 等についての評価指標を合わせて表現するため、各セル 1 5 1 に対して任意の次元の実数値ベクトルを当てはめる。これにより、n 次元のベクトルで衝突危険性の程度を表す指標を適切に表現することができ、O Z T の重なりがある場合は、他船 2 が避航する可能性が高いため O Z T から自船 1 をより離れた方がよい等、より適切な避航動作を学習させることができる。なお、各セル 1 5 1 のベクトルの次元は、スカラー値の場合は $n = 1$ となる。

20

また、指標割り当て手段 4 0 (又は推論指標割り当て手段 1 0 0) は、衝突危険度を n 次元実数値ベクトルで表現する場合、O Z T と一部でも重なった各セル 1 5 1 に対して n 次元実数値ベクトルを、それ以外の各セル 1 5 1 に対して n 次元のゼロベクトルを割り当てる。これにより、結果的に領域 (グリッドセンサー) 1 5 0 の次元 \times n 次元の衝突危険度の表現ベクトルのような入力となる。

30

なお、指標割り当て手段 4 0 (又は推論指標割り当て手段 1 0 0) がセル 1 5 1 に割り当てる指標は、数値の他、アルファベットや記号で表現することも可能である。

なお、衝突危険性計算手段 3 0 (又は推論衝突危険性計算手段 9 0) が O Z T を用いずに自船 1 と他船 2 との衝突予測位置及び衝突危険度を計算する場合は、指標割り当て手段 4 0 (又は推論指標割り当て手段 1 0 0) は、例えば「D C P A が小さいほど」、又は「T C P A が短いほど」、より大きな危険度の数値を指標としてセル 1 5 1 に割り当てるようにすることができる。

40

【 0 0 6 1 】

図 4 においては、グリッド状に分割された領域 1 5 0 の中央に位置し図の上側に向かって航行する自船 1 と、図の右上から斜め下方へ向けて航行する他船 2 を示している。なお、図 4 において他船 2 はグリッド状に分割された領域 (グリッドセンサー) 1 5 0 の範囲外に位置しているが、他船 2 は領域 1 5 0 内に位置することもある。

他船 2 の針路の先にある点線で囲まれた範囲が O Z T である。グリッド状に分割された領域 1 5 0 のうち色が付されたセル 1 5 1 が、領域 1 5 0 と O Z T とが重なったセル 1 5 1 である。このようにして避航動作学習システム X (又は避航動作推論システム Y) は、O Z T の情報を一つの固定次元ベクトルとして認識する。なお、同様の方法で、陸地や水

50

深の関係で航行が制限される区域やブイなどの障害物といった類の操船判断に影響を及ぼす避航対象物も、二次元の図形として専有領域を表現できるものを処理できる。

【 0 0 6 2 】

グリッド状に分割された領域（グリッドセンサー）150は、自船1を中心にその大きさが固定され、自船1の航行に伴って移動する。よってOZTの情報は自船1に対して相対的なものとなる。領域が水域をグリッド状に固定的に分割したもの（領域が自船の航行に伴って移動しない）である場合には、最初の目的地に到達し次の目的地に向かう際には改めて水域をグリッド状に固定的に分割する必要があるが、本実施形態のように領域150を自船1の航行に付随して移動させることで、新たな航海を行う際に改めて領域150を設定する手間を省くことができる。

10

また、画像のように二次元の配列に整形することで、畳込み層などを持つニューラルネットワークを通して二次元的な特徴量を抽出することも可能であり、より本質的な衝突危険箇所の表現を得ることができる。

【 0 0 6 3 】

次に、避航学習手段50における機械学習について説明する。

避航学習手段50の機械学習には、例えば深層強化学習を用いることができる。深層強化学習は、強化学習と深層学習を組み合わせた機械学習の一手法である。

図5は強化学習のフレームワークを示す図である。強化学習では、学習エージェント（自船1）が、取り巻く環境の状態s（他船2の動向や次に向かうウェイポイント等）を把握、検知し、その条件で取るべき行動a（指示舵角）をシミュレーション又は現実世界を通して学習する。

20

目標を達成（他船2と衝突せず、次のウェイポイントへ到達）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方策（状態とその状態ととるべき行動）を構築することが可能となる。

【 0 0 6 4 】

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PPO：Proximal Policy Optimization Algorithms (Schulman, J., Wolski, F., Dhariwal, P., Radford, A., and Oleg Klimov: Proximal Policy Optimization Algorithms, arXiv:1707.06347v2, (2017).)を、避航操船アルゴリズムとして応用することが好ましい。

30

【 0 0 6 5 】

状態sは、グリッド状に分割された領域150の状態と、自船1の進路、回頭角速度、船速、舵角、さらに、ウェイポイントまでの進路、距離、ウェイポイント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。なお、他船2の動的情報はOZTの検知結果のみから把握することにし、他船2の位置、方位、船速の情報は入力として使用しない。

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）に分ける。基礎点は下式(4)～(6)により定められる。下式(5)はウェイポイントへ近づく進路に寄せると多く加点されるものである。また、下式(6)は右側への変針・避航を促進するための加点である。

【数4】

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

40

【数5】

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

【数 6】

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

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

また、成果点は以下のように定められる。なお、成果点の付与とともにエピソードも終了する。ウェイポイント航行においては、指定されたウェイポイントの半径 0.2 NM 以内に入ればタスク成功とし、衝突していなくとも制限時間以内にウェイポイントに到達しない場合は減点しエピソードを打ち切る。

(1) 初期地点から - 0.1 NM (海里) 以上南下、もしくは東西へ 2.0 NM 以上逸れた場合に - 50

(2) 他船 2 との距離が、設定された安全航過距離である 0.3 NM よりも短い場合に - 50

(3) ウェイポイントへ到着した際に + 50

【0066】

図 6 は船体運動の座標系を示す図である。

深層強化学習における船体運動モデルは、いわゆる野本の一次遅れの応答モデル (KT モデル) を使用し、舵角の変化は指示舵角による一次遅れの形で計算した。これらを連立させたものが下式 (7) であり、4 次のルンゲクッタ法により積分計算を行う。

【数 7】

$$\begin{bmatrix} \dot{\psi} \\ \dot{r} \\ \dot{\delta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1/T & K/T \\ 0 & 0 & -1/T_E \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \psi \\ r \\ \delta \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \delta_C/T_E \end{bmatrix} \quad \dots(7)$$

ここで、 ψ は方位角、 r は回頭角速度、 δ は舵角で δ_C は指示舵角を表す。T と T_E はそれぞれ方位角と舵角の変化に対する時定数であり、K は操舵量に対するゲインである。

【0067】

避航学習手段 50 における深層強化学習の例として、いわゆる今津問題を対象とした深層強化学習を実施した。図 7 は今津問題に用意されている見合い関係を示す図である。枠内左上の数字が問題のケース番号を示す。22 ケースの問題は、どれも枠内の中央の地点に船舶が同時に到着するように、つまり衝突するように配置されている。問題には、行会い、横切り、追い越しの 1 対 1 の基本的な見合い関係や、最大で 4 隻が絡む高難易度の見合い関係が含まれている。なお、他船 2 は一切の変針を行わないものとした。

深層強化学習の結果は、対象とした全パターンの問題で衝突せずにウェイポイントへ到達する操船操作を学習することができた。その中で、極端に難易度の高い見合い関係であるケース番号 19 番 (4 船の見合い) の初期状態と結果を図 8、図 9 に示す。

図 8 は初期状態であり、自船 1 を挟むように両側の他船 2A、2B が交差する進路を示している。これに対応して他船 2A の OZT と他船 2B の OZT が交差してウェイポイント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 2C の OZT が重なっている。

図 9 は、学習した結果としての航跡を示す図である。右舷手前の横切り船である他船 2C の OZT が自船 1 から約 2 NM 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 2A の後方を通る避航経路をとったことが分かる。

【産業上の利用可能性】

【0068】

10

20

30

40

50

本発明の周辺状態表現方法は、機械学習に限らず避航操船のための情報の前処理技術として種々の制御理論に汎用的に用いることができる。また、本発明の避航動作学習プログラム及び避航動作学習システムは、船舶の自動避航操船制御を可能にするとともに、リアルタイムのシミュレーションから航海機器等の画面上に推薦針路を表示し航海支援に利用することもできる。特に、避航動作学習プログラム及び避航動作学習システムは、自律船の自律航行システムとして好適に用いられる。

【符号の説明】

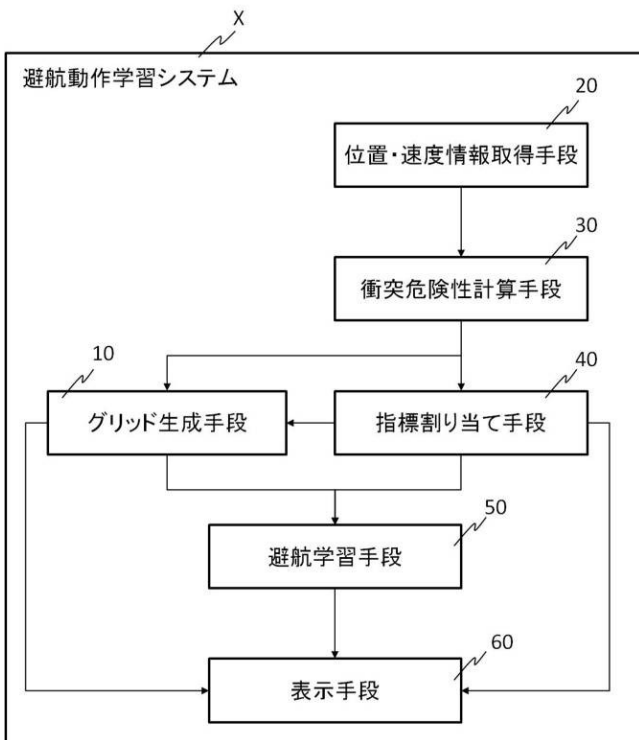
【0069】

- 1 自船
- 2 他船（避航対象物）
- 10 グリッド生成手段
- 20 位置・速度情報取得手段
- 30 衝突危険性計算手段
- 40 指標割り当て手段
- 50 避航学習手段
- 60 表示手段
- 150 領域（グリッドセンサー）
- 151 セル
- X 避航動作学習システム

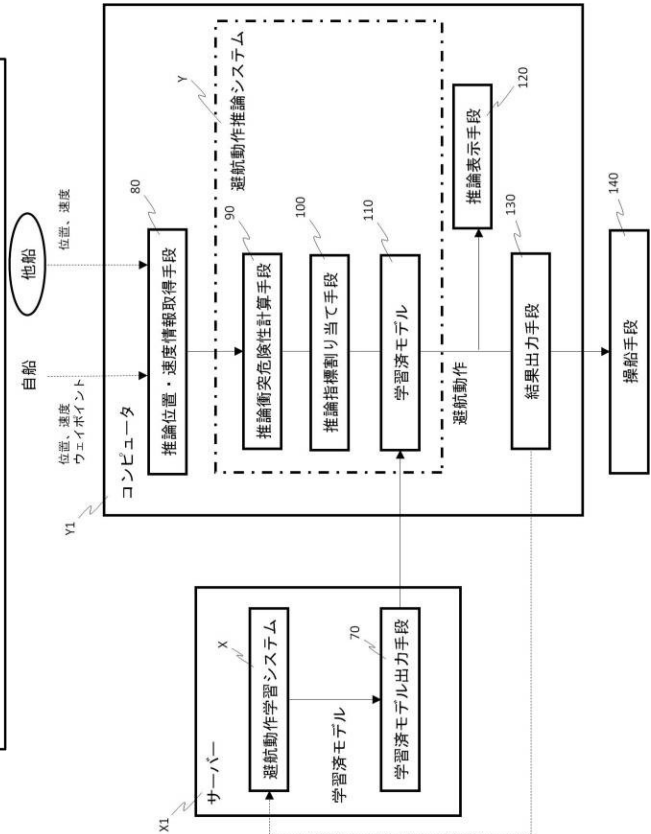
10

20

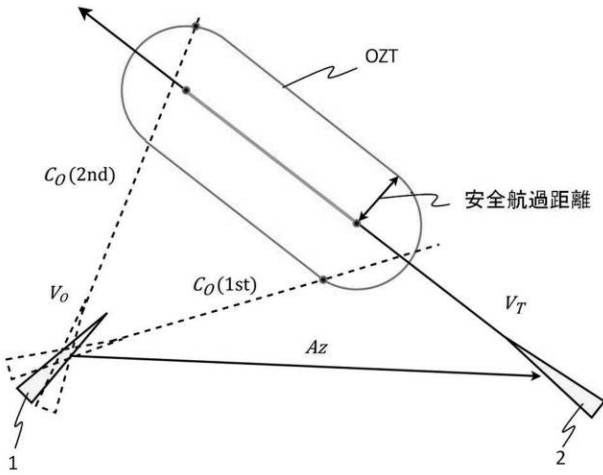
【図1】



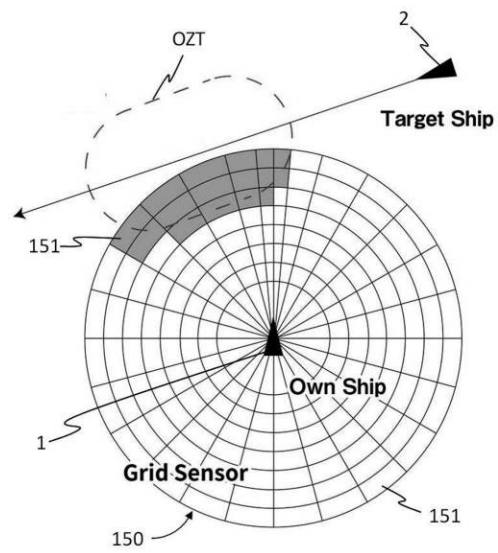
【図2】



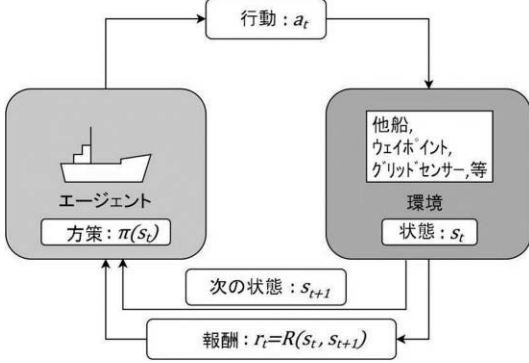
【図3】



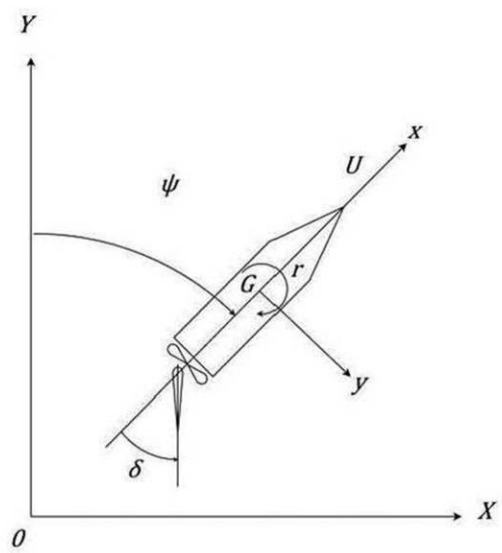
【図4】



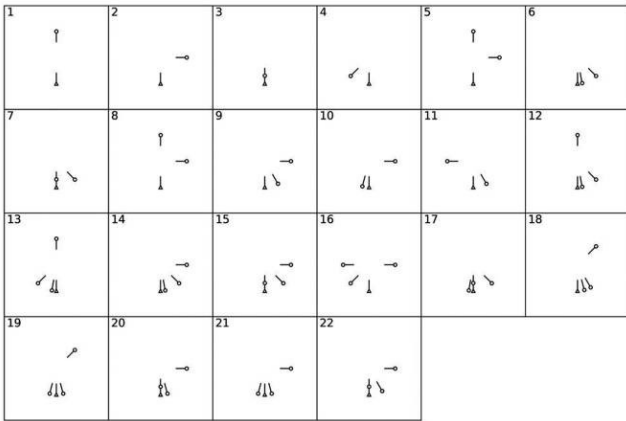
【図5】



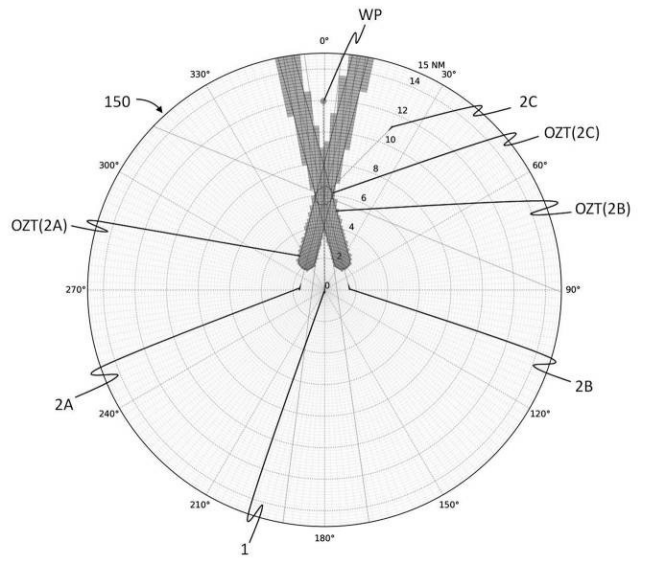
【図6】



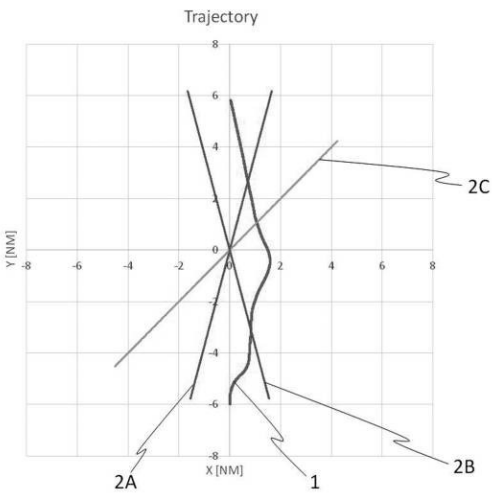
【 図 7 】



【 図 8 】



【 図 9 】



フロントページの続き

(72)発明者 澤田 涼平

東京都三鷹市新川6丁目3番1号 国立研究開発法人 海上・港湾・航空技術研究所内

Fターム(参考) 5H181 AA25 BB04 BB20 CC02 CC03 CC12 CC14 FF05 LL01 LL04
LL08 LL09