

令和 6 年 5 月 24 日現在

機関番号：17102

研究種目：基盤研究(B)（一般）

研究期間：2021～2023

課題番号：21H01550

研究課題名（和文）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の構築

研究課題名（英文）Development of Prediction Model of Ship Manoeuvring Motion using Recurrent Neural Network

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） 13,600,000円

研究成果の概要（和文）：自律航行船舶の開発のためには船舶の操縦運動の正確なシミュレーション計算の実施が不可欠であるが、制限水域を低速で航行する船舶の操縦運動に対しては、広く用いられている操縦流体力微係数を用いた船体に作用する流体力の数学モデルをそのまま適用することはできない。そこで本研究課題においては、各種流体力係数を含む運動方程式を解いて船舶の操縦運動を推定する従来の方法に代えて、操縦運動の時系列データに対して深層学習（Deep Learning）技術の一種である再帰型ニューラルネットワークを適用することにより、入力された操船情報に基づいて操縦運動を予測して出力する操縦運動推定モデルの開発を行った。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究課題において開発した操縦運動推定モデルは、操縦運動の時系列データに対して再帰型ニューラルネットワークを適用することにより構築可能であるため、船体に作用する流体力の数学モデルに含まれる各種流体力係数の値が不要であり、操縦運動方程式を解くことなく船舶の操縦運動を推定することが可能となる。従って、各種流体力係数の情報不足が懸念される船舶であっても、実運航時における操縦運動の時系列データがあれば操縦運動推定モデルを構築できる可能性があるため、自律航行船舶の開発に寄与することが期待される。

研究成果の概要（英文）：Accurate simulations of ship manoeuvring motions are essential to develop control systems for autonomous ships. However, mathematical model of hydrodynamic forces acting on a ship hull using hydrodynamic coefficients cannot be applied to the manoeuvring motion of a ship navigating at low speed in restricted water area. In this research, instead of the conventional prediction method of ship manoeuvring motion by solving the equations of motion of a ship with hydrodynamic coefficients, a recurrent neural network which is a type of deep learning technology is applied to the time series data of manoeuvring motion to predict ship manoeuvring motion based on input such as rudder angle.

研究分野：船舶操縦性

キーワード：自律航行船 操縦運動推定モデル 再帰型ニューラルネットワーク 低速航行 航行安全性

1. 研究開始当初の背景

ここ数年の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行われている。実用化が急速に進んでいる自動車の自動運転と同様に、船舶の運航の自動化や自律化に関する研究開発が活発に行われている。操船の自動化や無人化が進み、究極的には自律航行する船舶が実用化されれば、内航海運業において問題となっている船員の高齢化や船員数の減少を解決する一助となることに加えて、安全かつ効率的な海上貨物輸送システムの構築が可能となることが期待される。

自律航行船舶の開発のためには、船舶同士の見合い関係を評価しながら衝突回避を行うための避航性能の確認が必要であることから、船舶の操縦運動を正確に再現可能な操縦運動モデルを用いたシミュレーション計算の実施が不可欠である。一般に船舶の操縦運動は、船速 U 、斜航角 β 、回頭角速度 r をパラメータとして水平面内の運動成分である前後揺れ、左右揺れ、船首揺れに対する操縦運動方程式を導出し、それらを連立して数値的に解くことによって求められる。このとき、操縦運動方程式に含まれる各種流体力に関する係数は、模型試験を実施して得られる流体力の計測結果に基づいて求める必要がある。自律航行船舶として新たに開発する船舶や大型商船については、推進性能や操縦性能の検証を目的として設計段階において水槽試験を実施し、各種流体力が計測されることが一般的であるため、操縦運動のシミュレーション計算の実施に必要な流体力係数の導出は比較的容易であると考えられる。その一方で、船舶の運航自律化の恩恵が大きいものと期待される小型の内航船については、詳細な模型試験が実施されることは少ないため、正確な操縦運動モデルを構築するためのデータの不足が懸念される。

また、船舶の運航自動化の対象として、港湾内や運河等の制限水域における操船も考えられるが、制限水域を航行する船舶の操縦運動のシミュレーション計算を実施する場合には、水深の変化や側壁から受ける流体力学的な干渉力が操縦運動に及ぼす影響を操縦運動モデルに適切に組み込む必要がある。しかしながら、推進性能や操縦性能の確認を目的とした水槽試験は、一般に水深が深い状態を対象として実施されるため、制限水域を航行する船舶の操縦運動を正確に再現するために必要なデータを得ることはできない。さらに、低速で航行する場合や離着桟を行う場合については、前進速度成分が支配的である通常航行時と比較して横流れ速度の影響が大きくなるため、広く用いられている操縦流体力微係数を用いた船体に作用する流体力の数学モデルをそのまま適用することはできない。

一方、船舶からの温室効果ガス排出削減を目的として導入された EEDI（エネルギー効率設計指標）認証の強制化、また近年の航海用の電子機器やデータ計測機器の機能向上に伴い、運航中の船舶において様々なデータを計測することが一般的となっており、個船ごとにいわゆる「ビッグデータ」が蓄積される状況となっている。運航中のデータ収集の主たる目的は運航の効率化や燃費の削減であるが、計測データの中には、対地・対水船速や回頭角速度等の操縦運動に関する情報に加えて、舵角やプロペラ回転数等の操船情報や風や波等の外乱情報も含まれることから、これらの情報を利用して船舶の操縦運動の推定モデルを構築することができれば、船舶運航の自動化への応用が可能となるばかりではなく、操船者に対して操縦運動の予測情報を提供することも可能となるため、船舶の航行安全性を向上させる上で有用であると考えられる。

2. 研究の目的

本研究課題においては、模型試験を実施して得られる各種流体力係数を含む運動方程式を解いて船舶の操縦運動を推定する従来の方法に代えて、船舶が大洋を通常航行する場合と港湾内等を低速航行する場合の二つの運動状態を対象として、運航計測データに含まれる舵角やプロペラ回転数等の操船情報と船速や回頭角速度等の操縦運動情報に基づいて、船舶の操縦運動を推定する手法の開発を目的とする。操船情報と運動情報の時系列データに対して深層学習 (Deep Learning) 技術の一種である再帰型ニューラルネットワークを適用することにより、入力された操船情報に基づいて操縦運動を予測して出力する操縦運動推定モデルの構築を図る。

3. 研究の方法

(1) 再帰型ニューラルネットワークを適用した操縦運動推定モデル構築に関する基礎検討

船舶の操縦運動を表すパラメータである船速 U 、斜航角 β 、回頭角速度 r の計測データに基づいて、運動方程式や各種流体力係数を必要とせずに船舶の操縦運動を推定するためのモデル構築について基礎的な検討を行った。操縦運動の推定モデルの入力変数としては、船速 U 、斜航角 β 、回頭角速度 r に加えて、制御力を与える舵角 δ を考えた。また、ある瞬間の運動状態に至るまでの運動履歴にも操縦運動の予測精度を向上させるために有用な情報が含まれていると考えられるため、 U 、 β 、 r 、 δ の各データは時系列データとして取り扱った。

操縦運動推定モデルの構築には、深層学習 (Deep Learning) 技術の一種であり、過去の隠れ層の情報を利用した時間の概念を導入することにより、時系列データの取り扱いに適している再帰型ニューラルネットワークを適用した。ただし、一般的な再帰型ニューラルネットワークでは学習対象である時系列データが長くなると重み関数の勾配が消失し、長期の時間依存性を学

習することができないという欠点があるため、ここでは、メモリセルと入力・忘却・出力ゲートからなる LSTM (Long Short-Term Memory) ブロックを導入することにより、過去の入力情報を記憶した上で誤差を逆伝播可能とした再帰型ニューラルネットワークを適用した。

操縦運動推定モデルの構築に必要な学習に用いる教師データについては、九州大学船舶運動性能試験水槽 (長さ 38.8m×幅 24.4m) において過去に実施した拘束模型試験から得られた各種流体力係数を利用して操縦運動のシミュレーション計算を実施して生成し、そのうち 80% を訓練データ、残りの 20% を検証用のテストデータとして使用した。また、教師データとして用いる船舶の操縦運動は、定常旋回運動や Zigzag 運動等の舵角を規則的に変化させる運動とし、 U , β , r , δ の時系列データの長さやサンプリング間隔、またハイパーパラメータと称される学習に必要なデータセット数や学習時のバッチサイズとエポック数、さらに再帰型ニューラルネットワークの隠れ層の層数やノード数等の値が操縦運動の推定結果に及ぼす影響について検討を行った。

(2) 実船で計測されたデータの利用を想定した操縦運動推定モデル構築に関する基礎検討

実船で計測された操縦運動の時系列データを利用して操縦運動推定モデルを構築することを考えた場合、その運動は旋回運動や Zigzag 運動のように規則的または周期的なものではなく、舵角の大きさや継続時間に偏りが存在する。また、計測データに含まれる計測誤差や電気信号的なノイズが学習結果に及ぼす影響や、その影響の除去方法を考慮する必要がある。従って、舵角の大きさや継続時間等をランダムに設定した操縦運動のシミュレーション計算を実施し、さらに計算結果に仮想のノイズを付加することにより、実船で計測された操縦運動データを模擬した教師データの生成を行った。この教師データを用いて (1) で検討した操縦運動推定モデルの構築手法を適用することにより、実船計測データを利用する上で注意を要する事項や問題点を明らかにするとともに、ハイパーパラメータの選定に及ぼす影響について検討を行った。

(3) 低速航行時の操縦運動データ収集を目的とした自由航走模型試験の実施

港湾内や運河等を低速航行する船舶の船体に作用する流体力やプロペラ・舵が発生する流体力を対象とする数学モデルはいくつか提案されているが、それらの数学モデルを適用可能な運動条件は限定され、通常航行時から低速航行時まで連続的に適用可能な数学モデルは確立されていないため、低速航行時の操縦運動推定モデル構築のために必要となる教師データをシミュレーション計算に基づいて生成することは困難である。従って、低速航行時の操縦運動推定モデル構築のための教師データの収集を目的として、九州大学船舶運動性能試験水槽において、舵角やプロペラ回転数等を変化させた自由航走模型試験を実施した。教師データとして利用するためには、様々な船速や操舵に対する運動状態を含み、かつ長時間にわたる計測が必要となることから、水槽内における模型船の位置や進行方向、船速、回頭角速度等を計測し、進行方向前方の水槽内の航行可能範囲に応じて自動操舵する運動制御プログラムを開発し、効率的かつ自動的に長時間にわたる操縦運動の時系列データの計測を実現した。

(4) 低速航行時の操縦運動データに対する再帰型ニューラルネットワークの適用

(3) で生成した教師データに対して (1), (2) で基礎検討を行った再帰型ニューラルネットワークを適用することにより、低速航行時の操縦運動推定モデルの構築について検討を行った。このとき、(3) に示した自由航走模型試験によって得られた時系列データには計測誤差やノイズが含まれることになるため、(2) において検討した結果に基づいて、計測誤差やノイズが操縦運動の推定精度に及ぼす影響ならびにその影響を除去する方法について検討を行った。また、操縦運動状態の違い (通常航行時と低速航行時) が時系列データの長さやサンプリング間隔、各種ハイパーパラメータの設定に及ぼす影響について評価した。

4. 研究成果

(1) 操縦運動の時系列データの取得を目的とした自由航走模型試験

模型船の舵角を自動でランダムに変更しながら長時間航行させることを目的として、操縦運動制御システムを構築した。また九州大学船舶運動性能試験水槽において、同操縦運動制御システムを用いて模型船を 2~3 時間程度にわたって連続航行させる実験を複数回実施し、合計で約 8~9 時間分の操縦運動の時系列データを取得した。取得した操縦運動の航跡の一例 (航行時間: 1 時間 14 分 41 秒) を図 1 に示す。図中の外枠は船舶運動性能試験水槽外周の形状、図中の曲線は模型船の航跡を示している。模型船は 0 番の領域内ではランダム操舵モードで航行し、それ以外の領域に入った場合には水槽壁との衝突を自動的に回避しながら長時間連続航行している。

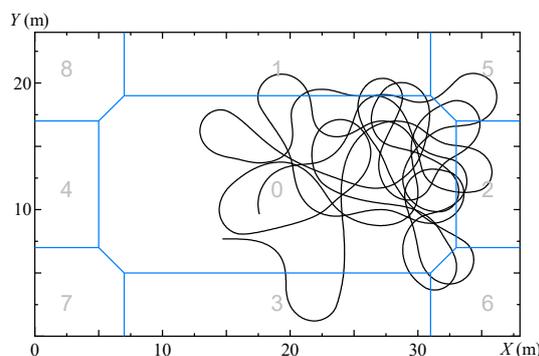


図 1 自由航走模型試験の航跡の一例

(2) 操縦運動推定モデルの構築

時刻 $t = t_i$ から時刻 $t = t_i + T - 1$ (T : 時系列長さ) までの操縦運動の時系列データ (回頭角速度 r , 斜航角 β , 船速 U , 舵角 δ) を操縦運動推定モデル入力用の運動データ x_i , 時刻 $t = T$ における舵角 δ 以外の操縦運動の時系列データを出力結果比較用の運動データ y_i と定義し, x_i と y_i を 1 組のデータセットとして取り扱った。このとき, x_i に含まれる 4 変数を入力変数, y_i に含まれる 3 変数を出力変数と定義した。ハイパーパラメータの調整対象は隠れ層の層数, 隠れ層のノード数, エポック数の 3 変数とし, バッチサイズは 2048 の固定値とした。また, ハイパーパラメータの最適化の目的関数としては訓練データの r, β, U の平均二乗誤差 $MSE[r, \beta, U]$ と, 訓練データの推定値に基づいて算出される航跡 $x_0/L(t), y_0/L(t)$ の平均二乗誤差 $MSE[x_0/L, y_0/L]$ の 2 種類を設定した。

(3) 訓練データを対象とした推定精度の検証

訓練データを対象とした操縦運動の推定結果の一例を図 2 に示す。図中の黒の実線は訓練データとして使用した回頭角速度 r , 斜航角 β , 船速 U , 舵角 δ の時刻歴と航跡を示している。赤と青の実線は r, β, U の平均二乗誤差 $MSE[r, \beta, U]$ を目的関数として最適化したハイパーパラメータを適用した操縦運動推定モデルを構築し, 訓練データと同じ舵角の時系列データを入力することによって操縦運動を推定した結果である。さらに, 赤と青の点線は航跡の平均二乗誤差 $MSE[x_0/L, y_0/L]$ を目的関数とした場合の推定結果を示している。

(4) テストデータを対象とした推定精度の検証

操縦運動推定モデルを構築するための学習には用いていないテストデータを対象とした操縦運動の推定結果の一例を図 3 に示す。複数のテストデータを対象として推定精度の検証を行った結果, 目的関数を $MSE[r, \beta, U]$, 時系列長さを $T = 80$ と設定した場合に $MSE[r, \beta, U]$ の値は最小となるが, 航跡の推定精度は必ずしも向上せず, 目的関数として $MSE[x_0/L, y_0/L]$ を設定した方が入力データとの一致が良好な航跡が得られることを確認した。ただし, 回頭角速度 r , 斜航角 β , 船速 U の推定結果の時刻歴は入力データの値から大きくはずれることもあるため, 両者を組み合わせた目的関数についてさらなる検討が必要である。

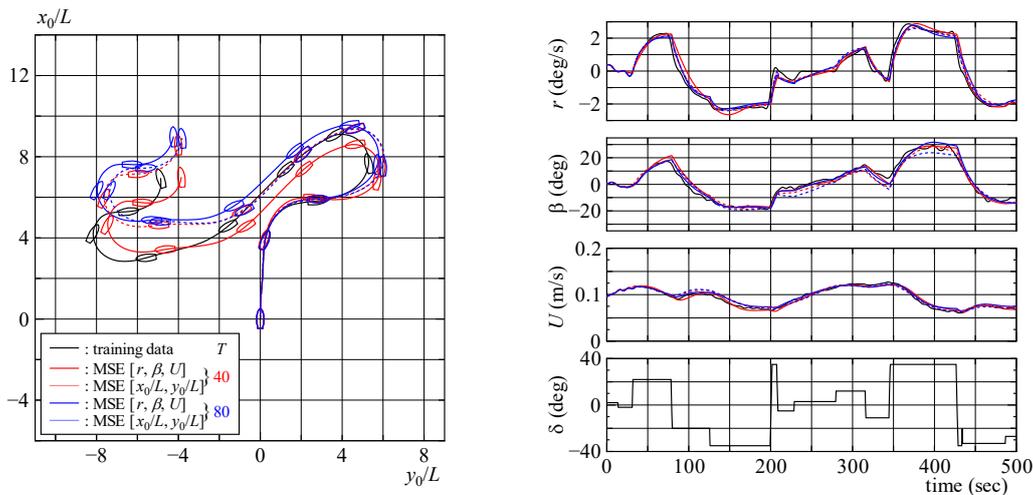


図 2 訓練データを対象とした操縦運動の推定結果の一例

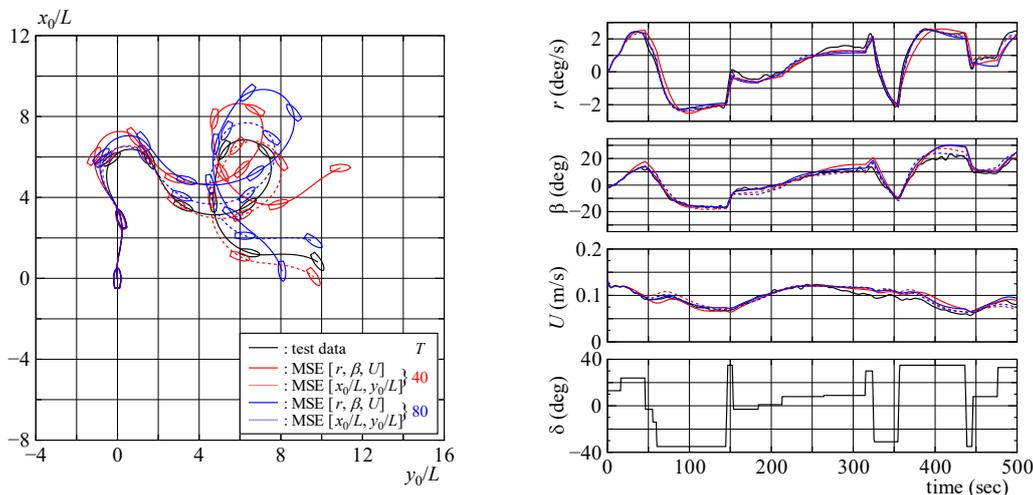


図 3 テストデータを対象とした操縦運動の推定結果の一例

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計2件（うち査読付論文 0件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 0件）

1. 著者名 許 賀淳, 阿部 旦, 古川芳孝, 茨木 洋	4. 巻 37
2. 論文標題 再帰型ニューラルネットワークを用いた低速航行時の操縦運動推定モデルに関する研究	5. 発行年 2023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 83-88
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 古川芳孝, 許 賀淳, 茨木 洋	4. 巻 38
2. 論文標題 再帰型ニューラルネットワークを用いた低速航行時の操縦運動推定モデルに関する研究 (続報)	5. 発行年 2024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 83-88
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2件（うち招待講演 0件/うち国際学会 0件）

1. 発表者名 許 賀淳
2. 発表標題 再帰型ニューラルネットワークを用いた低速航行時の操縦運動推定モデルに関する研究
3. 学会等名 日本船舶海洋工学会
4. 発表年 2023年

1. 発表者名 古川芳孝
2. 発表標題 再帰型ニューラルネットワークを用いた低速航行時の操縦運動推定モデルに関する研究 (続報)
3. 学会等名 日本船舶海洋工学会
4. 発表年 2024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 (Ishibashi Atsushi) (00242321)	東京海洋大学・学術研究院・准教授 (12614)	
研究分担者	茨木 洋 (Ibaragi Hiroshi) (20274508)	九州大学・工学研究院・助教 (17102)	
研究分担者	木村 元 (Kimura Hajime) (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
---------	---------