

# 力学系学習木による画像ベース小型船舶挙動学習

三浦勇気\* 菅原康滉\* 栗林倫\* 沼倉彬雄\* 加藤成将\* 佐藤和幸\* 富澤武弥†  
三好扶\* 明石卓也\* 金天海\*

## 1 はじめに

岩手県のアワビとウニの漁獲高はそれぞれ全国 1 位、2 位であるが、漁における身体的負担の大きさ、漁の難度から若年層の新規参入の妨げになっている。この問題に対し、我々は漁を行う際に小型船舶の制御を自律的に行うシステムを開発することで問題の解決を図ってきた。

一般に水上ロボットの位置・方位を自律的に維持することは困難である。これは位置の定位と波の流れの影響を踏まえた制御が困難であることや波の影響をオンライン計算で求めることが難しいためである。Ramírez ら [1] は波の影響をニューラルネットワークに学習させているが、「水面上各位置において波の影響が一定」という仮定が必要であり、応用場面は限定的である。そこで従来法として沼倉ら [2] は無波無動力時加速度の推定を学習器を用いて行い、波の外乱による影響を求めた。しかし学習の検証にはモーションキャプチャを用いており、海上での実現は不可能である。そこで水上ロボットの画像処理を用いた位置の定位法を提案し、画像処理を用いてロボットの速度を求めた。しかし画像処理ベースのデータで学習が行えるかの検証はされておらず検証が不十分である。そこで本研究では、実機にカメラとジャイロセンサを搭載して水底画像処理によるセンシングを行う。そのデータを力学系学習木を用いて加速度を学習し、4 つの予測アルゴリズムを用いてそれぞれの精度と誤差について検証を行う。

## 2 従来研究

従来研究として沼倉ら [[2],[3]] の手法を説明する。

### 2.1 加速度の分類と学習

従来法では式 (1) のように  $a$  (船体の加速度) を  $a_F$  (無波無動力時加速度),  $a_A$  (制御入力による加速度),  $a_D$  (波の影響を含めた外乱による加速度) の 3 種類に分類し、力学系学習木で学習させる手法を提案した。

$$a = a_F + a_A + a_D \quad (1)$$

### 2.2 水底画像処理による速度計測

従来研究ではオプティカルフローを用いて水底画像から速度を求める手法を提案している。本研究でもこの手法を用いて、 $a_F$  の学習を行う。

## 3 検証するデータ

本研究で使用するデータに関する詳細を説明する。

### 3.1 実験環境

実験には図 1 の実験機を用いる。実験機にはセンサとしてカメラ (PointGrey 社) とジャイロセンサ、制御には舵制御用サーボモータと推進用ブラシレスモータを搭載している。これらのセンサとモータは Arduino Uno を用いて PC から制御、センサ値の計測が可能である。この実験機を波のほぼない水槽に浮かべて、検証用にモーションキャプチャを用いて挙動データを計測した。

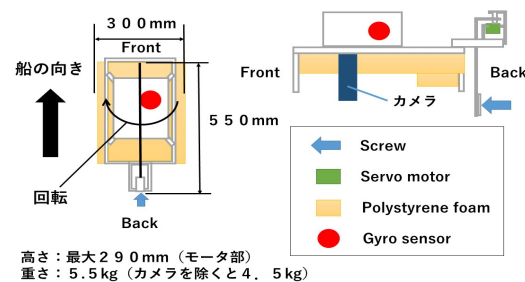


図 1: 実験機の模式図

### 3.2 取得データ

本実験では 1 回の計測を 4 分とし 41 試行分のデータを取得した。カメラはオプティカルフローを用いることで前後方向の速度を取得する。ジャイロセンサは船体の角速度 (yaw) を取得する。モーションキャプチャは船の位置と計算により求めた角度を微分することで速度と角速度を求める。また計測周期はモーションキャプチャおよびジャイロセンサが 100Hz, カメラの画像処理は約 7~8Hz となっている。

### 3.3 データ処理

取得データは荒いため、モーションキャプチャは 1 秒分、カメラの画像処理データおよびジャイロセンサのデータは約 2 秒分のローパスフィルタをかけた。また計測周期によりデータ幅が異なっているカメラとジャイロセンサのデータ幅はカメラ側に合わせた。

## 4 データの評価

### 4.1 評価内容

カメラとジャイロセンサにて取得したデータの精度を確認するためにモーションキャプチャと比較し、波形を確かめた。

### 4.2 評価結果

取得したデータは図 2, 図 3 である。

速度の結果を比較していくと波形が近似していることが見て取れた。また角速度については波形が近似している

\*Yuuki Miura, Yasuhiro Sugawara, Hitoshi Kuribayashi, Akio Numakura, Shigenobu Kato, Kazuyuki Sato, Tasuku Miyoshi, Takuya Akashi, Chyon Hae Kim (所属: 岩手大学)

†Takeya Tomizawa (所属: 大船渡市市役所)

がモーションキャプチャのデータにはノイズが多く見られた。

比較するとカメラの画像処理データおよびジャイロセンサは波形が大きく異なることも無く、近似しているため力学系学習木にて学習することが可能なデータとして考える。

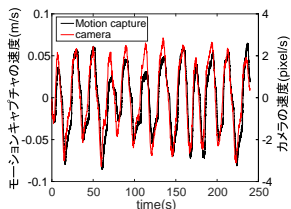


図 2: 速度の比較

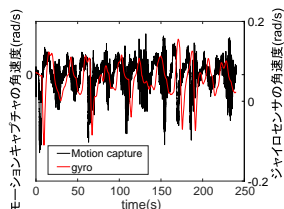


図 3: 角速度の比較

## 5 実験

### 5.1 実験内容

力学系学習木で前後と回転の無波無動力時加速度を学習し、4つの手法で予測を行った。

### 5.2 学習前処理

速度、角速度とスラストのモータ指令値との対応を見ると「止」の指令が出ているのに速度が上昇している箇所があるため制御値の遅延と考慮して除外した。

### 5.3 学習設定および予測方法

無波無動力時加速度の学習において入力は速度と角速度、出力は加速度と角加速度として学習する。学習の検証では1試行分のデータを検証用とし残りの40試行分を学習して交差検証を行った。また予測手法として、最下部の Node を返す”従来法予測”，一定階層以上の Node で最下部のものを返す”深さベース予測法”，一定数以上学習した Node で最下部のものを返す”更新回数ベース予測法”，菅原ら [4] が提案した”誤差ベース予測法”の4つの手法を用いて結果を比較した。また深さベース予測法および更新回数ベース予測法はパラメータを設定するため、その中の結果が最良のもので比較した。

### 5.4 実験結果

速度の初期値を与えて次状態を予測していった結果は図 4, 図 5, 1 ステップあたりの平均予測誤差は図 6, 図 7 の通りである。グラフ中の correct は実際の計測値。Deep は従来法の結果, error は菅原ら [4] が提案する手法, level は深さベース予測法, UpdateNumber は更新回数ベース予測法のことである。予測結果を見ると速度については従来法より他の3種の手法のほうが正解データに近いことがわかる。また他の3種に大きな差はない。角速度については従来法だけが正解と大きくずれている。他の3種の手法も最初の数秒のみ予測が近似しており最後のほうは大きくずれる。平均予測誤差は従来法より他の手法の平均誤差が少ない結果となった。

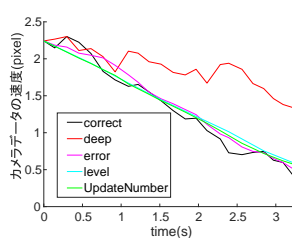


図 4: 予測した速度

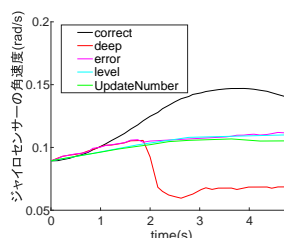


図 5: 予測した角速度

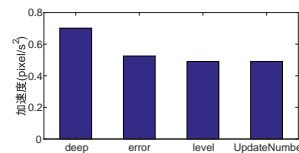


図 6: 加速度の予測誤差



図 7: 角加速度の予測誤差

## 5.5 考察

速度の予測に関しては精度が高く、カメラはセンサとして使用可能と考えられる。角速度の予測に関しては後半は精度が落ちるも1秒間ほど予測ができています。実際の制御間隔は1秒より短いため十分な予測ができると考えられる。また予測手法ごとに見ていくと予測および平均誤差の両方において従来法より他の3種の手法のほうが優れていた。しかし深さベース予測法と更新回数ベース予測法は一定以上というパラメータが存在しているため対応するデータを見つけなければならないため扱いが難しい。

## 6 結論および今後の展望

実機センサによる計測データで無波無動力時加速度を学習可能かを検証し比較した。計測データに対して事前処理を行うことでカメラでのセンシングが可能であることが確認できた。また、そのデータを基に力学系学習木で予測を行い、4つの手法でその結果を比較し十分な予測が可能であることが分かった。今後の展望としては動力時加速度の学習を行った後、再度水槽に船を浮かべ波を起こし、船の自律制御実験を行いたい。

## 参考文献

- [1] F. F. Ramirez, D. S. Benitez, E. B. Portas and J. A. L. Orozco: "Coordinated sea rescue system based on unmanned air vehicles and surface vessels," IEEE OCEANS, (2011).
- [2] 沼倉彬雄, 加藤成将, 佐藤和幸, 富澤武弥, 三好扶, 明石卓也, 金天海: "力学系予測による小型船舶の外乱推定" (2015)
- [3] 沼倉彬雄, 加藤成将, 佐藤和幸, 富澤武弥, 三好扶, 明石卓也, 金天海: "海底画像処理を用いた小型船舶の自律安定化に関する研究" (2014)
- [4] 菅原康滉, 沼倉彬雄, 金天海: "力学系学習木の対ノイズ性能の向上" (2016)