

機械学習を用いた船体動揺の予測研究

2022年11月24日

株式会社MTI シンガポール支店

小川 大智

目的

船体動揺予測により海上作業の安全性向上

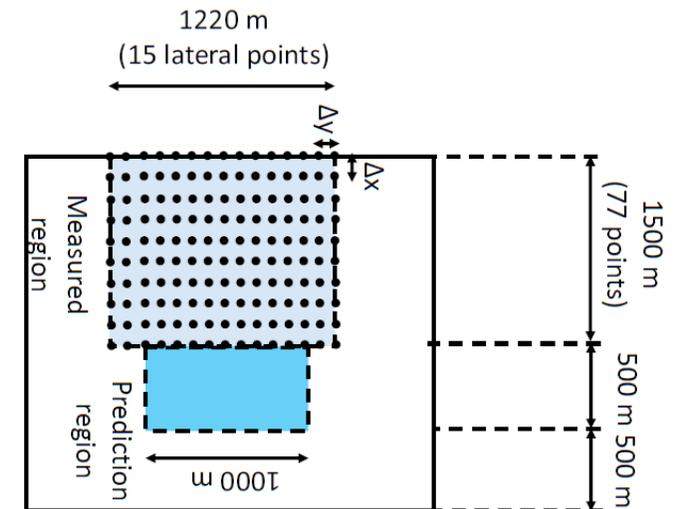
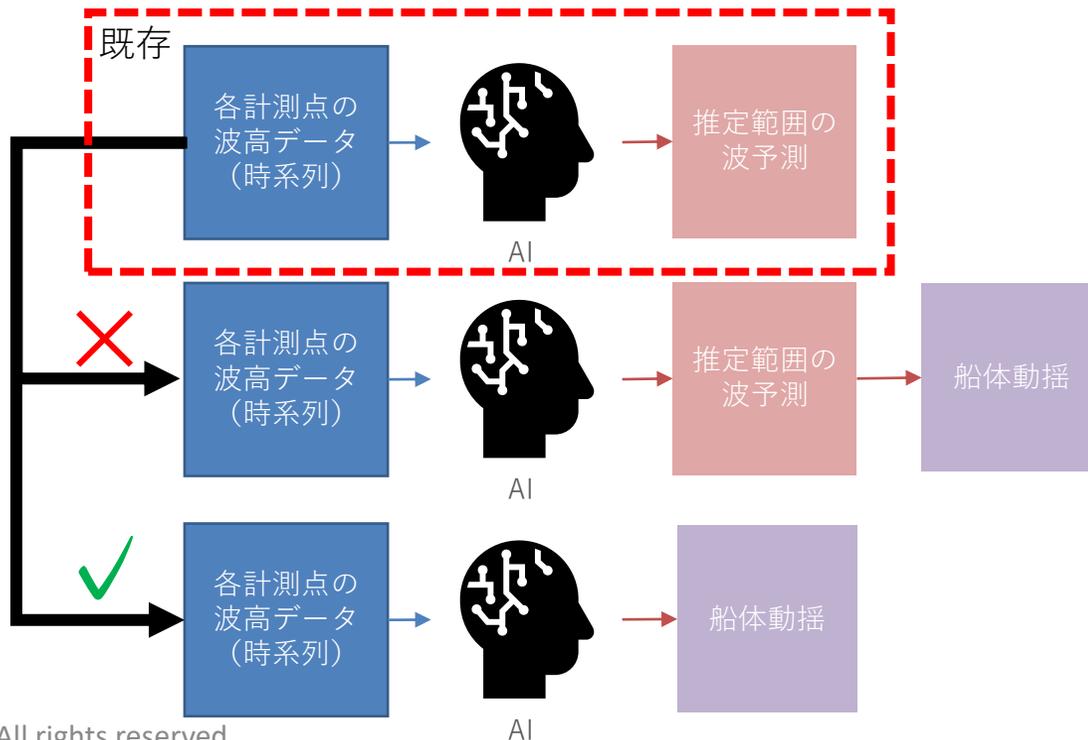
- 海上作業において波浪による船体(浮体)動揺の予測は重要
- 現状では気象・海象予報データや現地での目視によって作業判断がなされている
- 安全性を高めていくために、作業時にリアルタイムに船体動揺を予測する技術の開発が求められている



最終的な目標：本船からの移動時や海上作業時のアラート

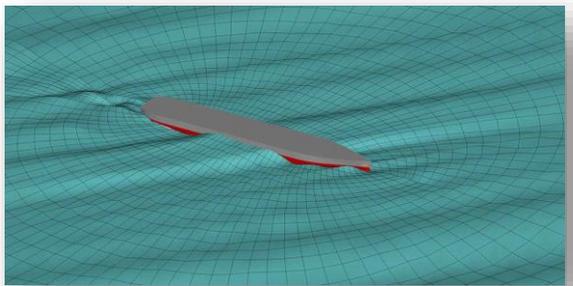
- ✓ 周囲の波データから数十秒から数分後の船体動揺を予測
- ✓ 目視だけでは予測しきれないような船体動揺も補足

第1段階として、AI技術を応用し船体動揺を波データから予測する



機械学習・予測手法

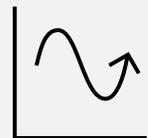
5000秒, 2Hz (計1万点)での動揺シミュレーション
308の波浪条件(4種有義波高、11種波向、7種peak period)
計約300万点の教師データを作成



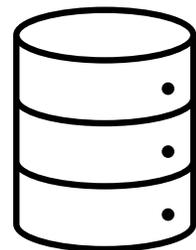
シミュレーション
環境



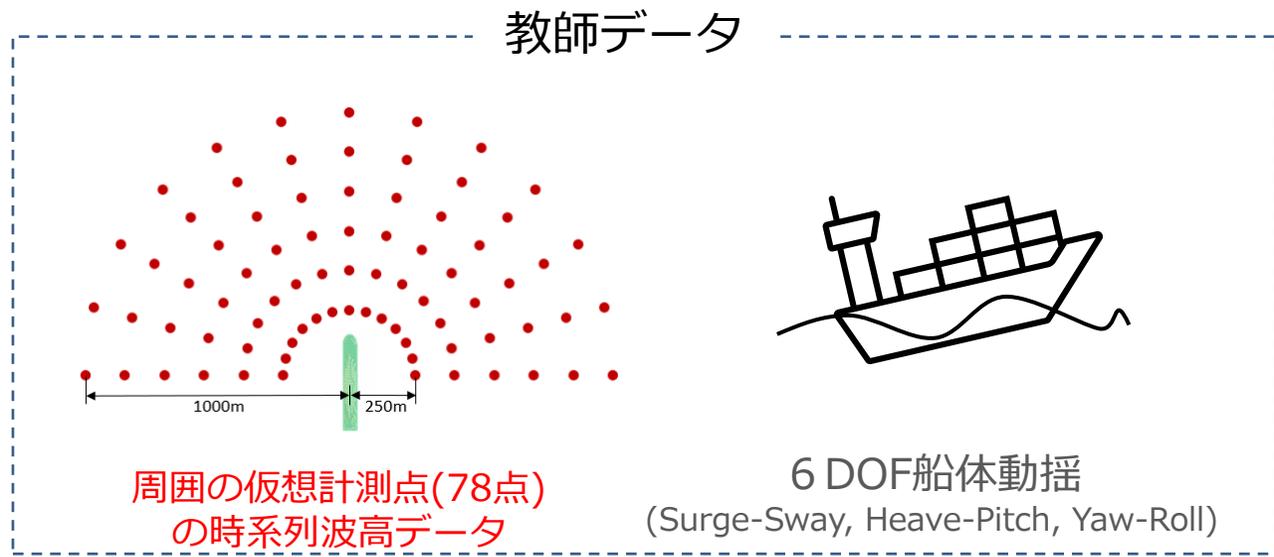
計算モデル



波データ
(時系列)



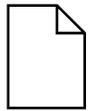
教師データ



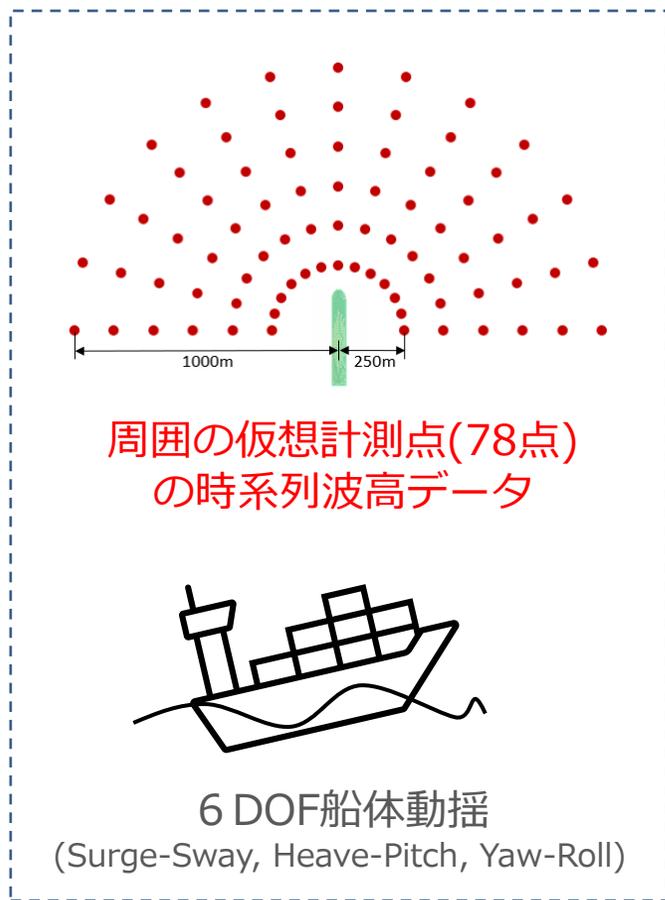
AI

- ✓シミュレーション環境上で本船計算モデルを作成
- ✓同じ環境下で船体を揺らし、波・動揺データを機械学習

機械学習・予測手法



入力データ (100s)
 $(78+6) \text{点} * 2\text{Hz} * 100\text{s} = 16,800 \text{点}$



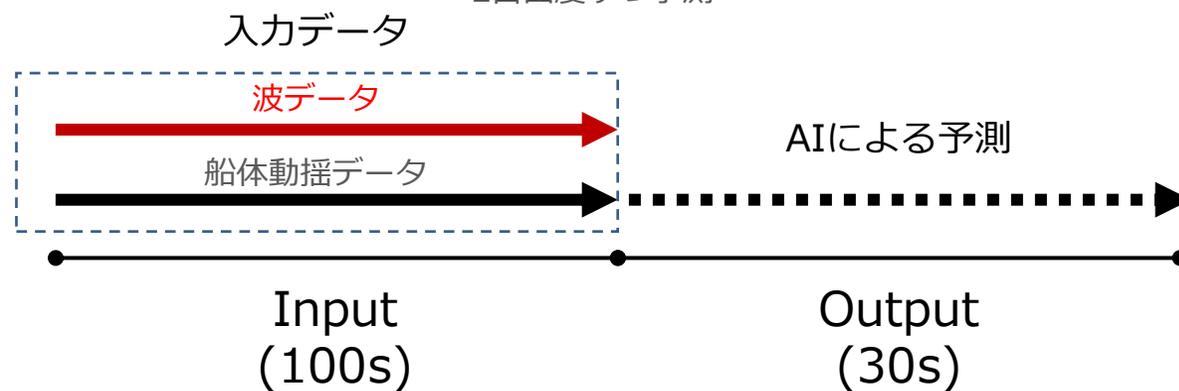
AI



船体動揺予測 (30s)
 $2 \text{点} * 2\text{Hz} * 30\text{s} = 120 \text{点}$
 Surge-Sway, Heave-Pitch, Yaw-Rollの
 2自由度ずつ予測



評価

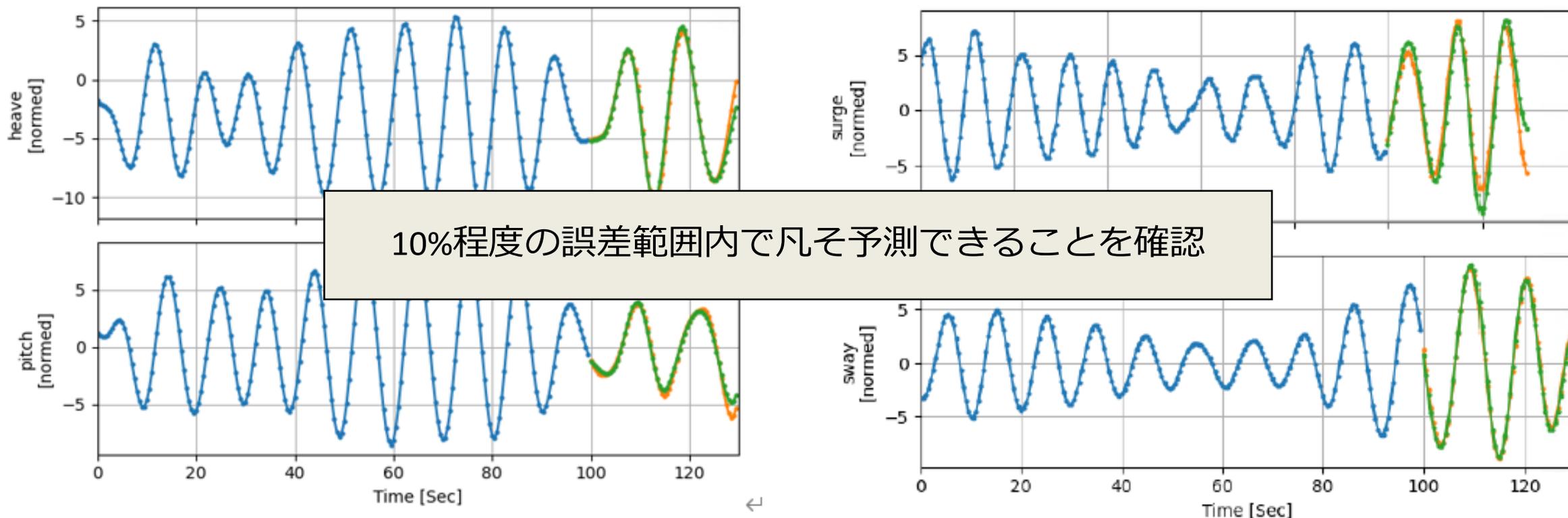


Model Architecture

Layer	Activation	Output Shape	# Parameters
Flatten	-	(None, 16800)	0
Dense	ReLu	(None, 1024)	17204224
Dense	ReLu	(None, 512)	524800
Dense	Linear	(None, 120)	61560
Reshape	-	(None, 60, 2)	0

船体動揺予測結果

- 入力データ
- シミュレーション計算
- 機械学習予測結果



上グラフ : Heave
下グラフ : Pitch

Output期間(30s)における平均二乗誤差(MSE)

	平均二乗誤差
Surge	0.13
Pitch	0.04

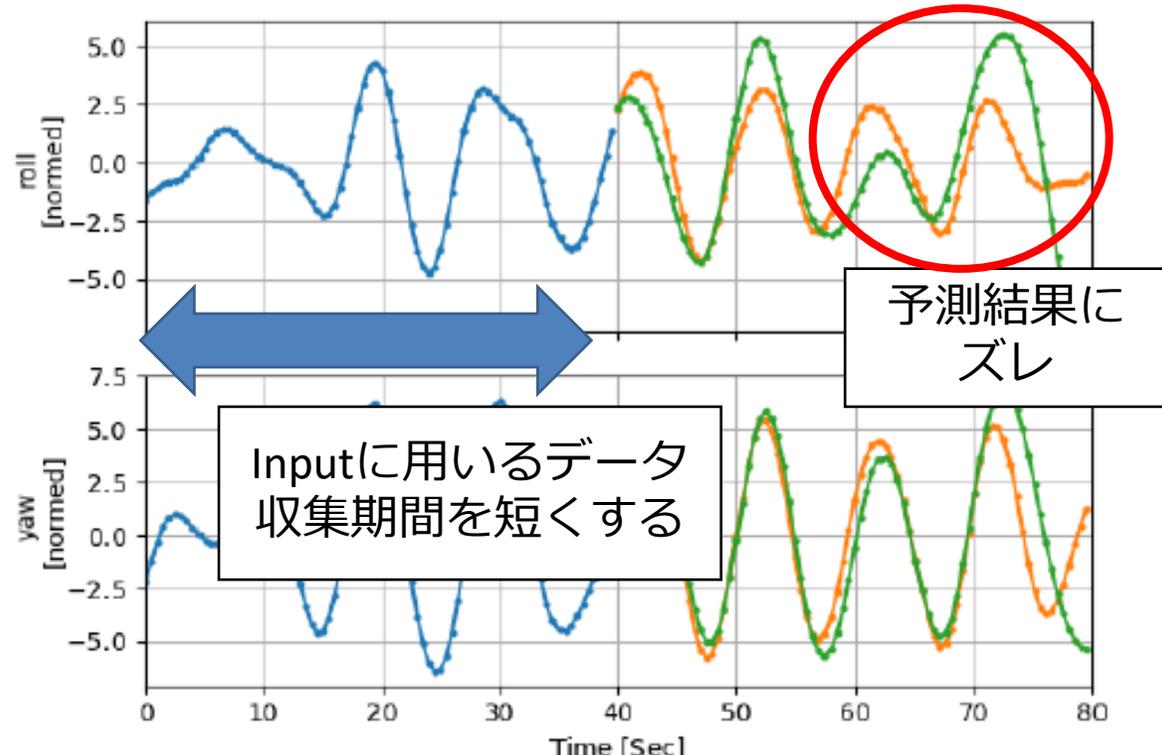
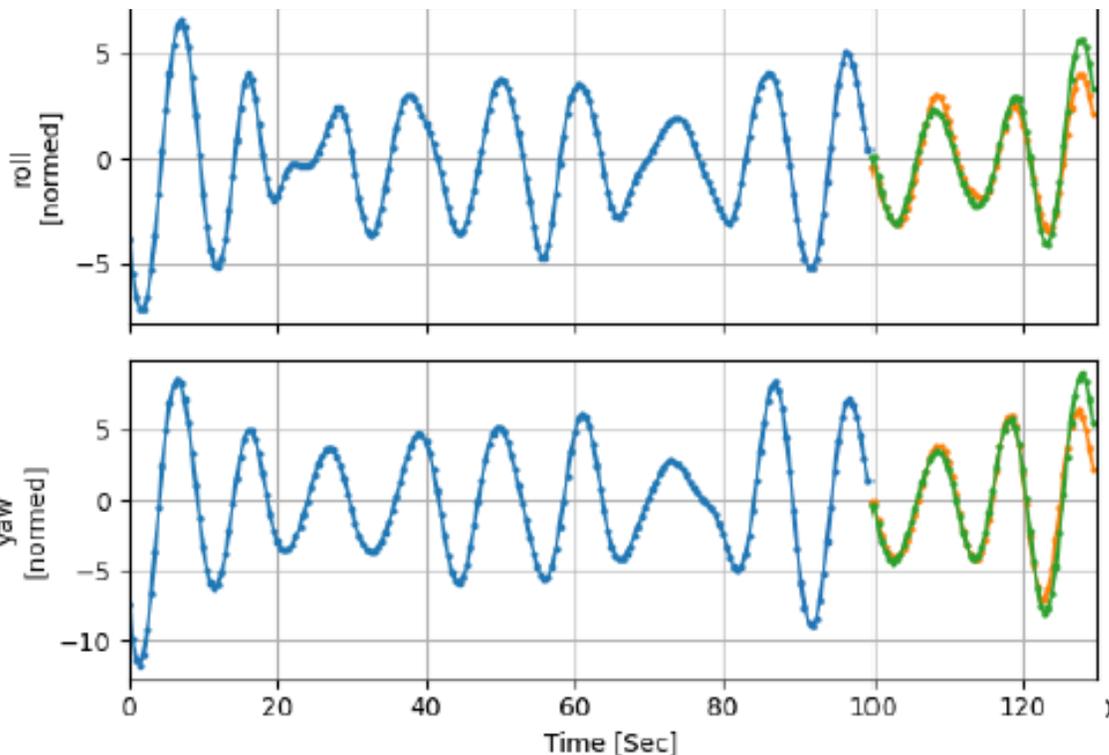
上グラフ : Surge
下グラフ : Sway

Time Windowの影響

- 入力データ
- シミュレーション計算
- 機械学習予測結果

Input : 100s
Output : 30s

Input : 40s
Output : 40s



上グラフ : Roll
下グラフ : Yaw

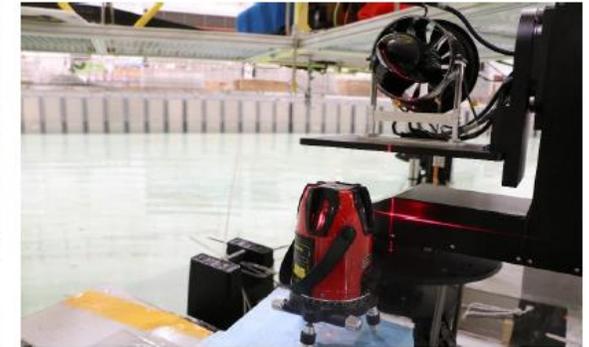
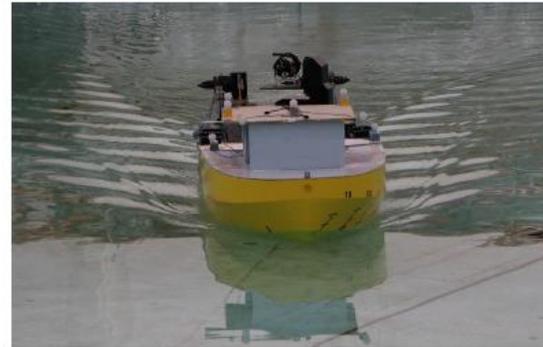
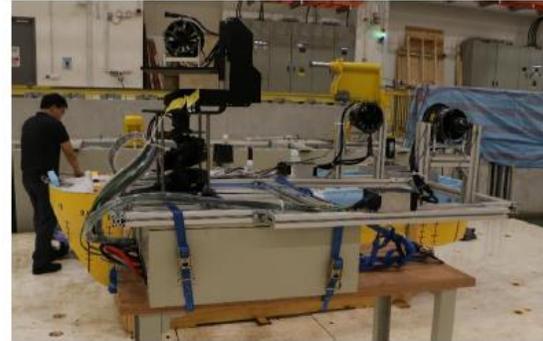
Output期間における平均二乗誤差(MSE)

	平均二乗誤差
Roll input 100s – output 30s	0.12
Roll input 40s – output 40s	0.36

まとめと今後の計画

シミュレーション環境下で構築した波データと船体動揺データを機械学習させ、船体動揺を10%程度の誤差範囲内で予測できるモデルを作成した。

✓統計値である波浪データから時系列波データを作成し、これをシミュレーション環境で構築した船体動揺モデルに与え教師データを作成した。



今後は小型船でこの動揺予測モデルを検証水槽試験を行い、実データとの比較も考慮しながら動揺予測モデルを構築していく。