

# 機械学習による 波浪中リアルタイム船体運動予測

2023年12月4日

株式会社MTI シンガポール支店

小川 大智

# 目的

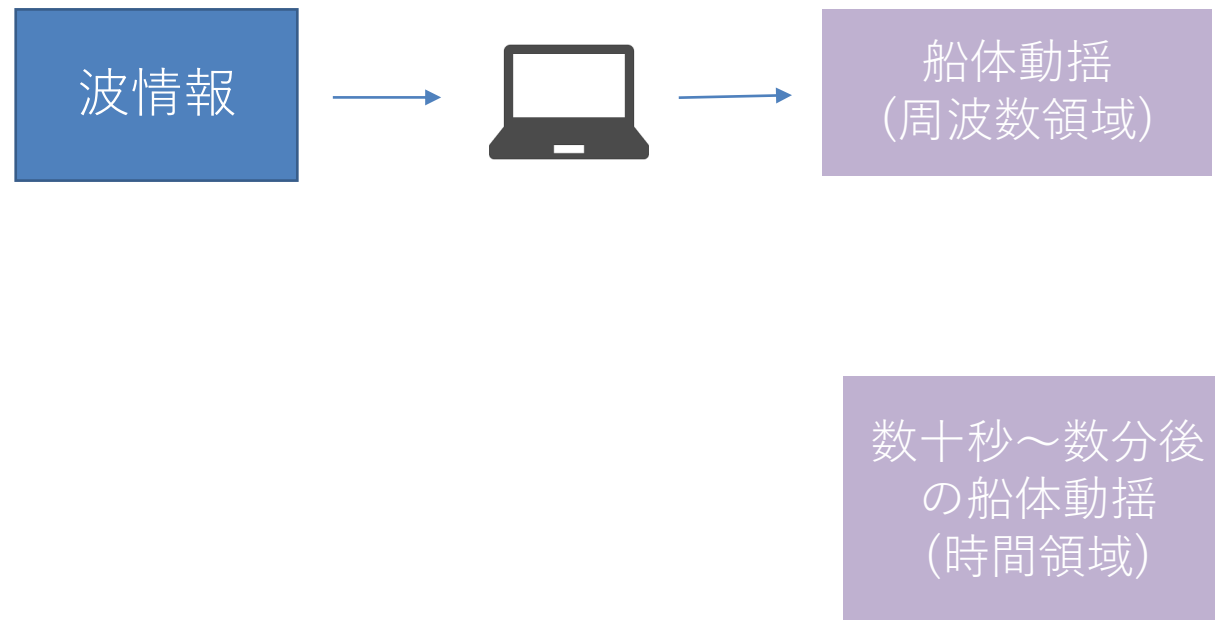
## 船体動揺予測により海上作業の安全性向上

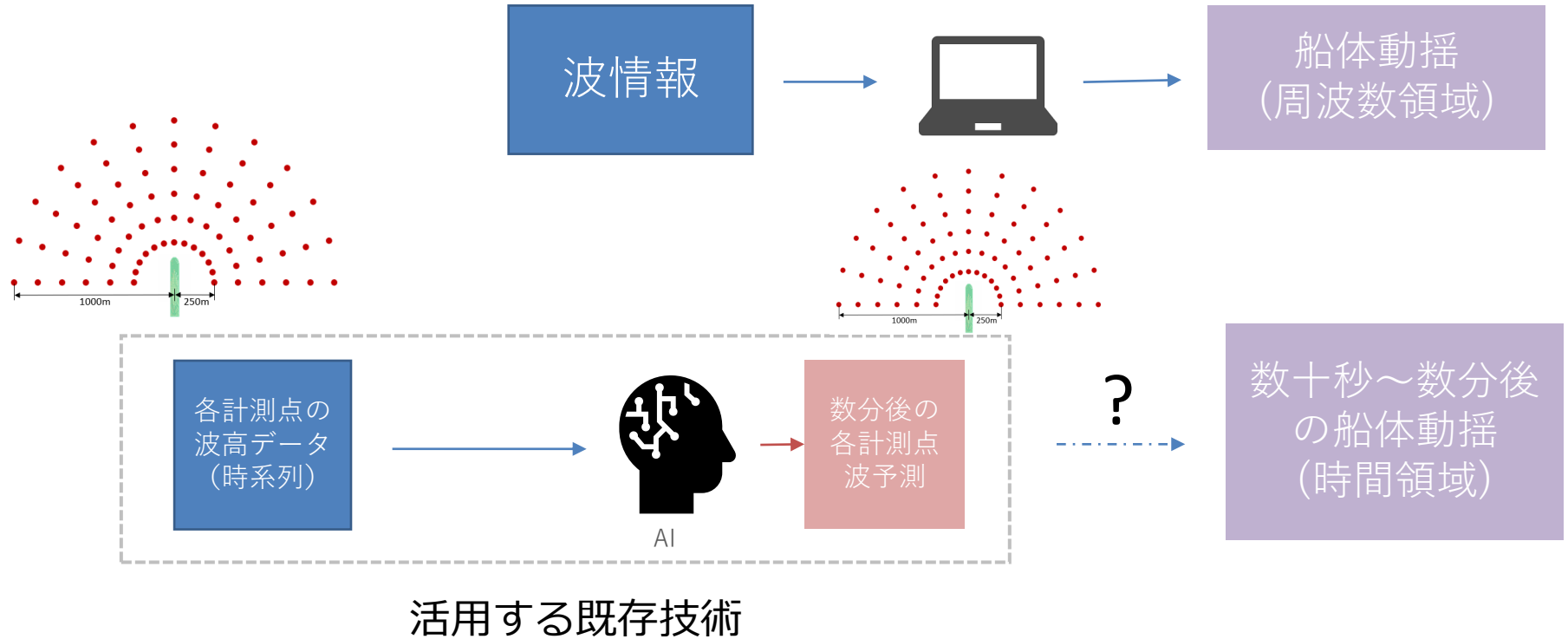
- 海上作業において波浪による船体(浮体)動揺の予測は重要
- 安全性を高めていくために、作業時にリアルタイムに船体動揺を予測する技術の開発が求められている
- シンガポール海洋系研究機関TCOMS  
(Technology Centre for Offshore and Marine, Singapore)  
との共同研究

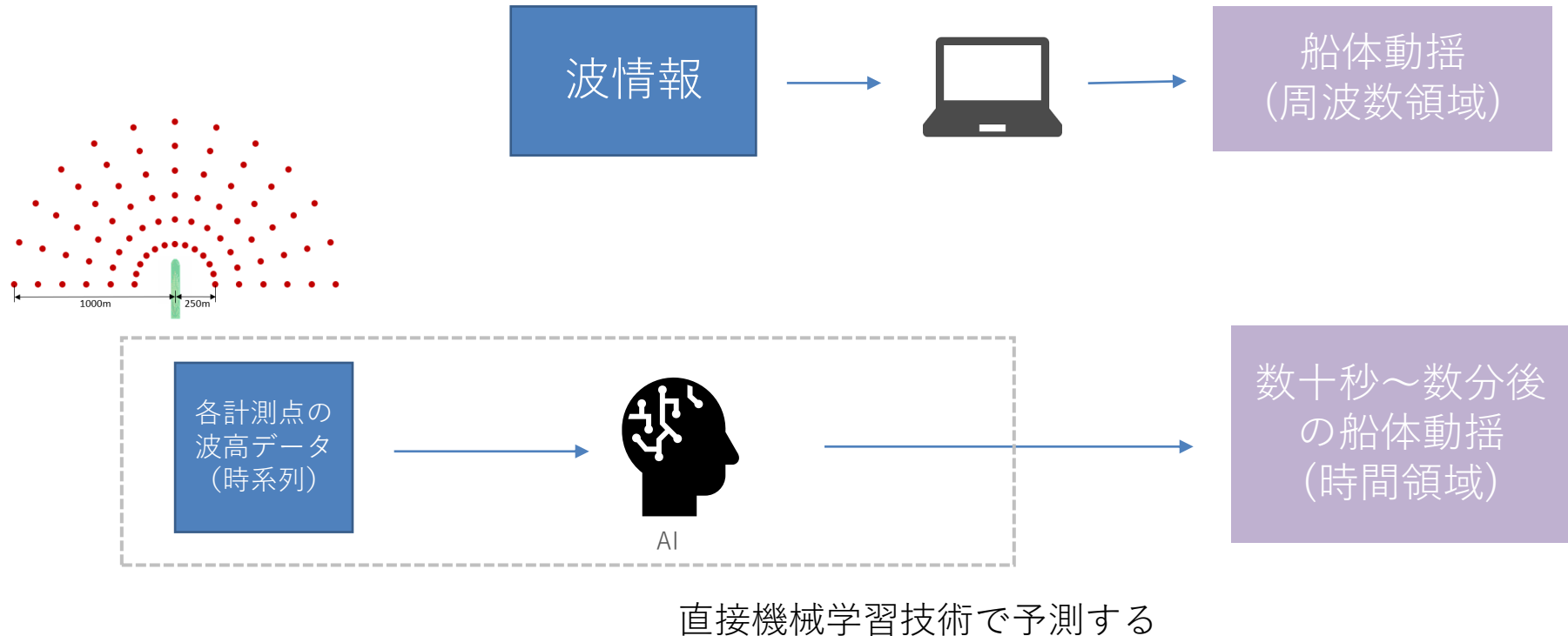


海上作業における安全性担保の為、数十秒後～数分後の船体動揺を予測できるような技術開発を目指す。

近未来の船体動揺を予測するためには時間領域での解析が必要だが、この部分に関する検討は少ない。

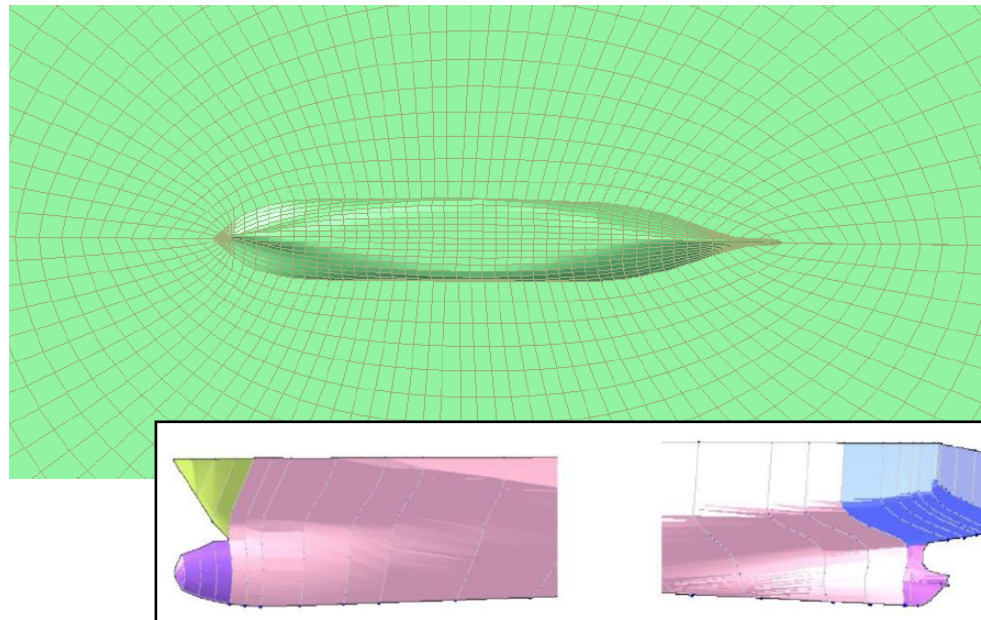
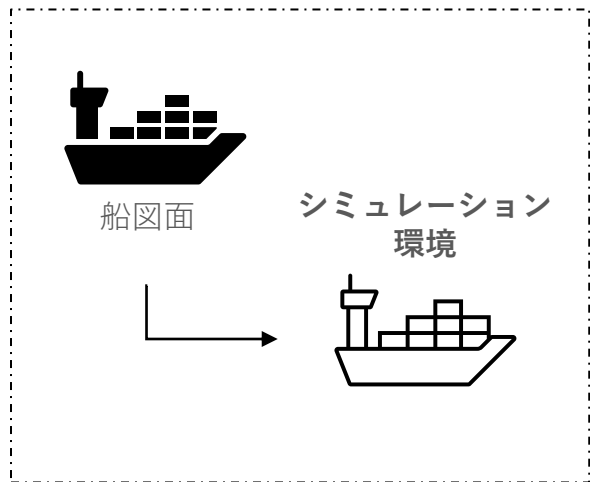






周囲の時系列波高データから、機械学習で船体動揺を直接予測できるかを検討  
MTIで情報のある大型船・シミュレーション環境上での検証から始める

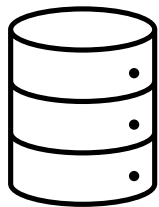
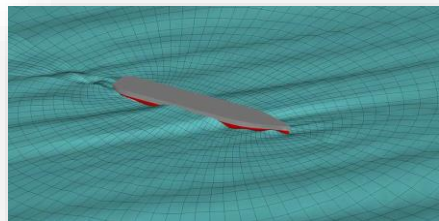
# 大型船の3次元モデル作成



Ship Type	Container
Length	~350m
Breadth	~50m
Draft	~14m
Block Coefficient	~0.6
Metacentric Height	~2.3m

シミュレーション環境WASIM(時間領域)上で大型コンテナ船モデルを作成

# シミュレーション環境上での動揺データ収集

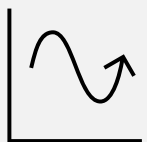


動揺データ

シミュレーション  
環境



計算モデル



波データ  
(時系列)

5000秒, 2Hz (計1万点)での動揺シミュレーション

JONSWAP

308の波浪条件(4種有義波高、11種波向、7種peak period)

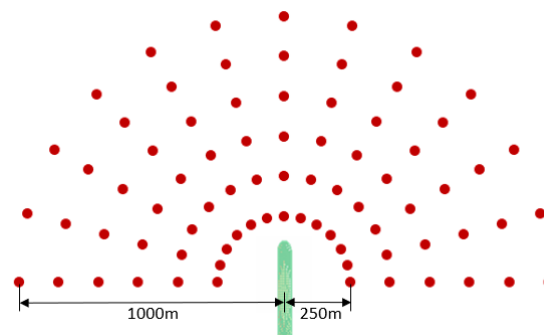
計約300万点の波高・動揺データを作成

シミュレーション環境上で5,000秒間大型船を揺らし、  
周囲の波高と船体動揺データを収集

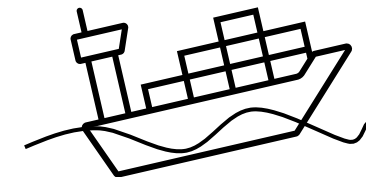
波高・動揺データ  
(1データにつき計84点)

波高 (計78点)

6 DOF船体動揺  
(計6点)



周囲の仮想計測点(78点)  
の時系列波高データ

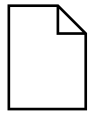


(Surge-Sway, Heave-Pitch, Yaw-Roll)

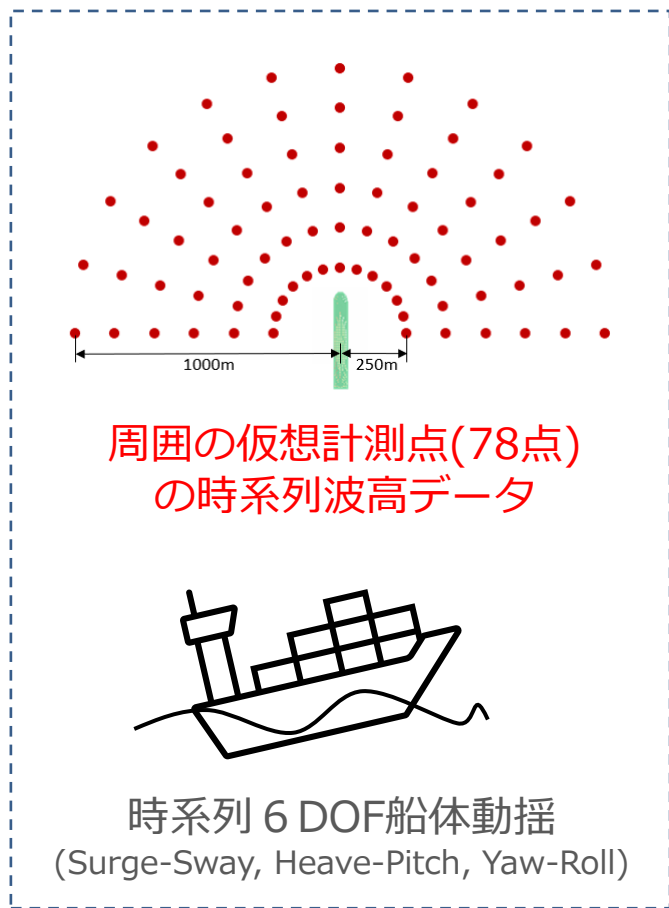
Wave directions (Deg)	Peak Periods (sec)						
	5	10	12	15	17	20	25
105	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data
120	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data
135	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data
150	Training Data	Training Data	Validation data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data
165	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data
180	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data
-165	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data
-150	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data
-135	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data
-120	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data
-105	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data	Training Data

Training Data Validation data

# 機械学習・予測手法



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



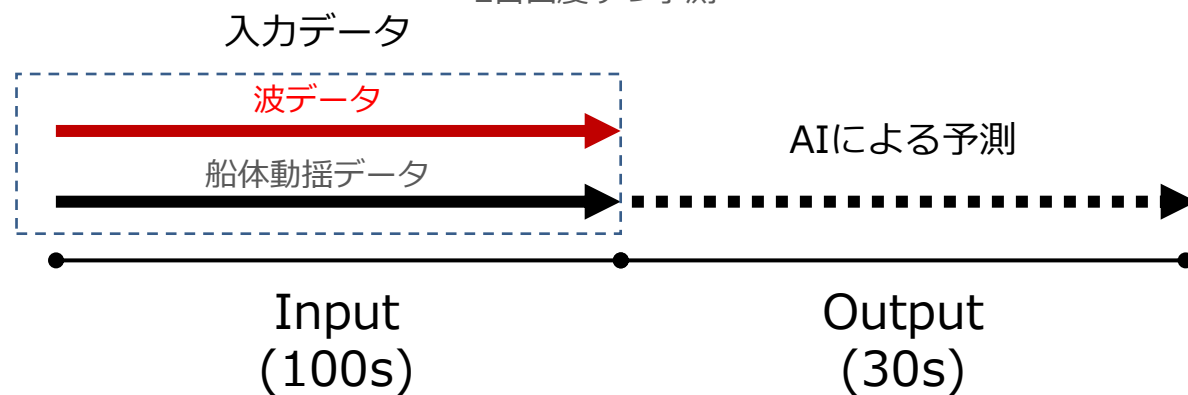
AI



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



# 機械学習に用いた波浪データ

## Training / Validationデータ

JONSWAP

計308の波浪条件

有義波高：4種類 (0.5m, 1m, 2m, 3m)

波向：11種類 (105, 120, 135, 150, 165, 180, -165, 150, -135, 120, -105)

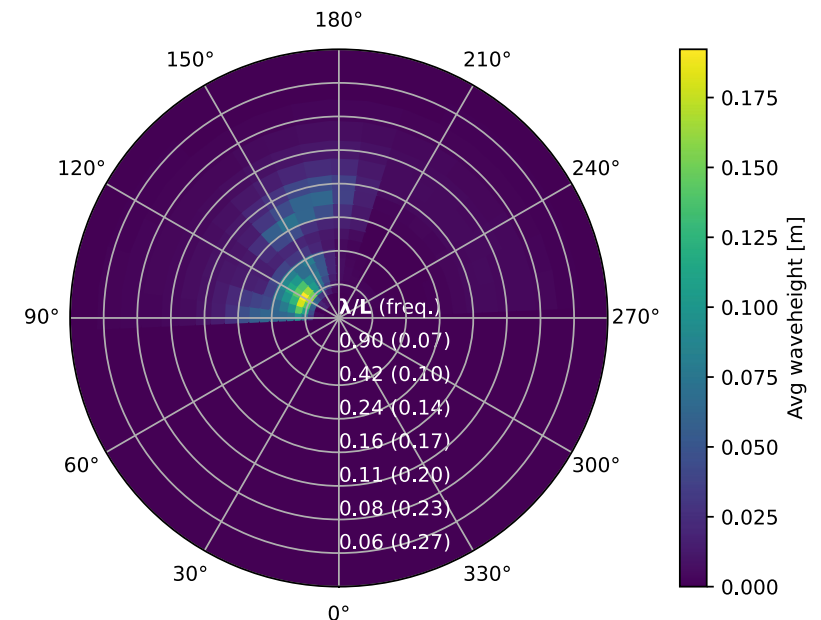
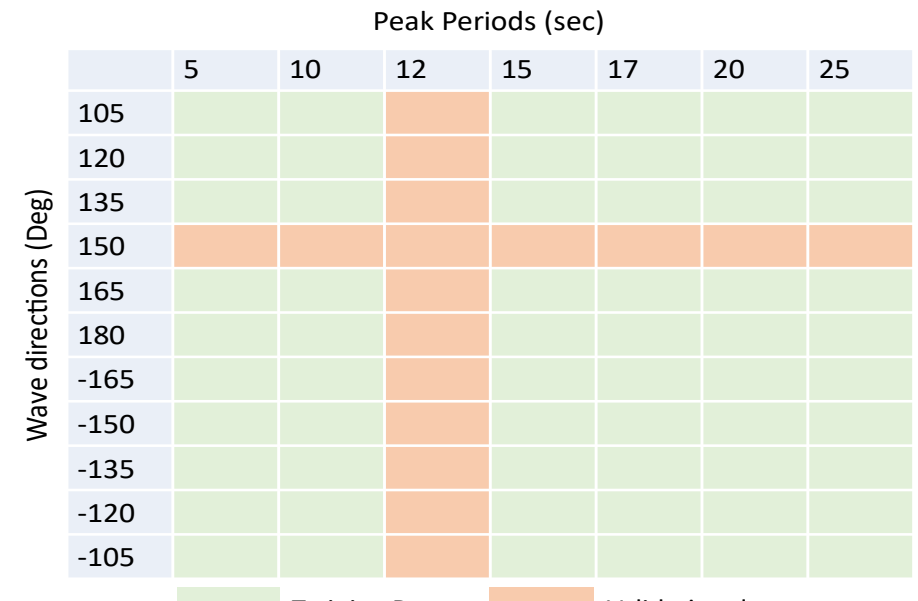
Peak period: 7種類 (5, 10, 12, 15, 17, 20, 25s)

各波浪条件につき、5000秒, 2Hzのデータセット

## Testデータ

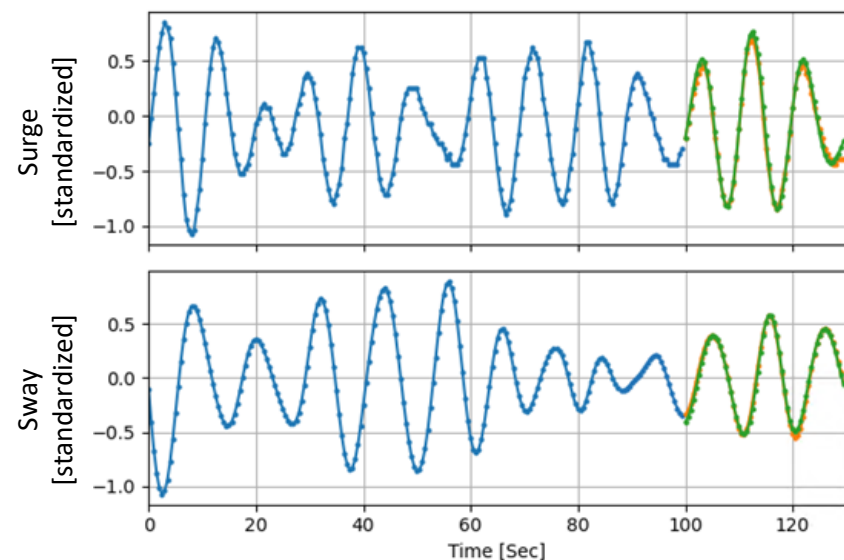
より実航海に近い波条件でTest

コンテナ船に設置した波浪レーダーで取得した波浪情報をinputとしたWASIMシミュレーション

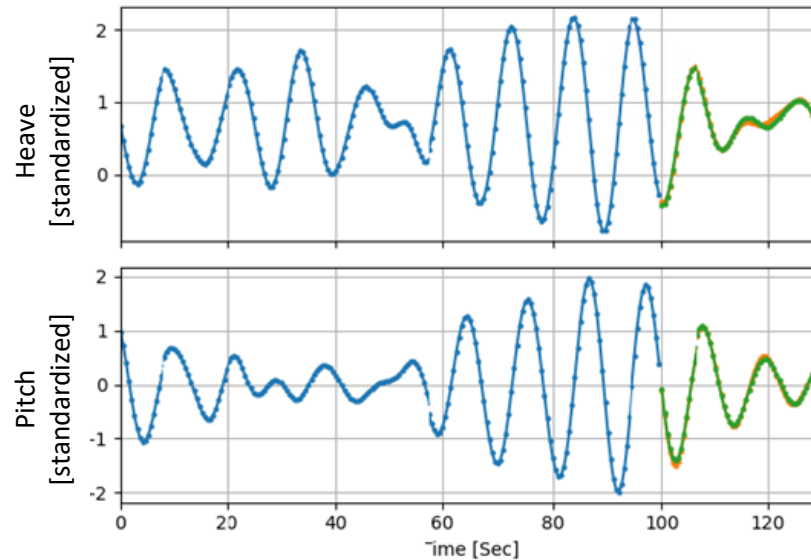


# 船体動揺予測結果

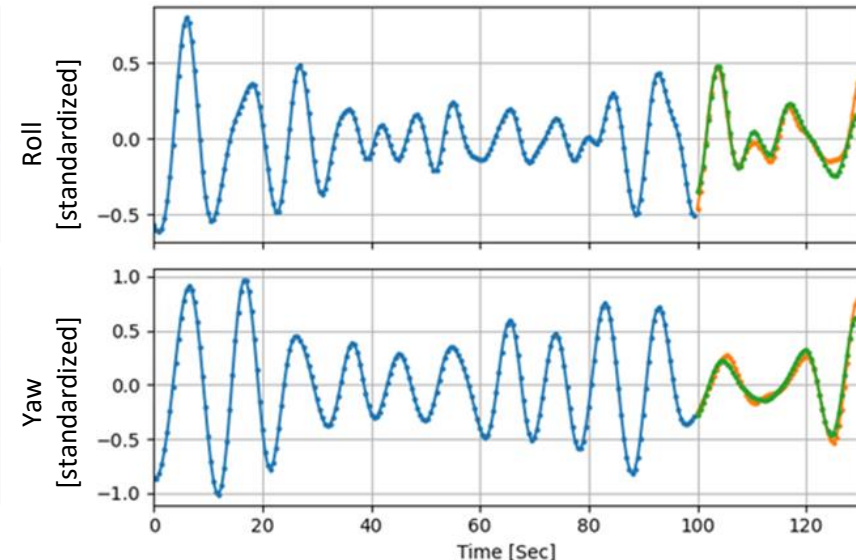
- 入力データ (Input)
- テストデータ (Label)
- 機械学習予測結果 (Prediction)



上グラフ : Surge  
下グラフ : Sway



上グラフ : Heave  
下グラフ : Pitch



上グラフ : Roll  
下グラフ : Yaw

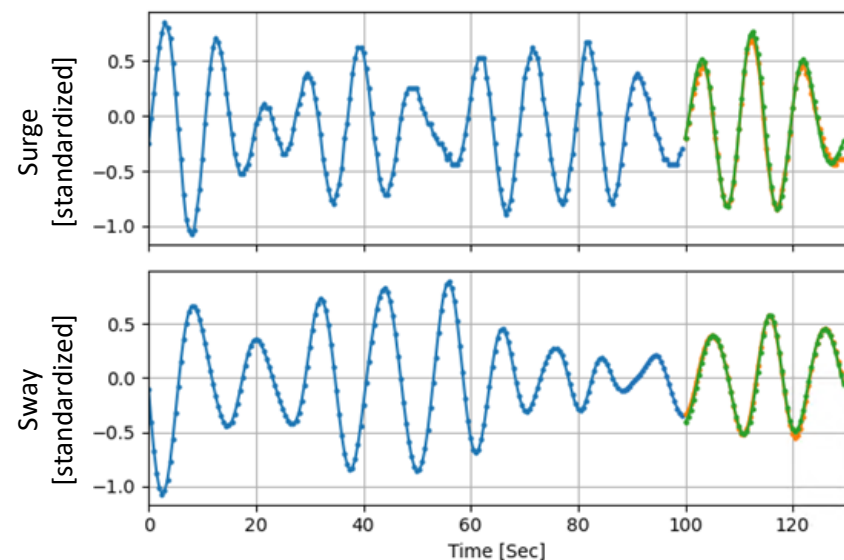
各動揺の値について標準化

$$X' = \frac{X - X_{mean}}{X_{sd}}$$

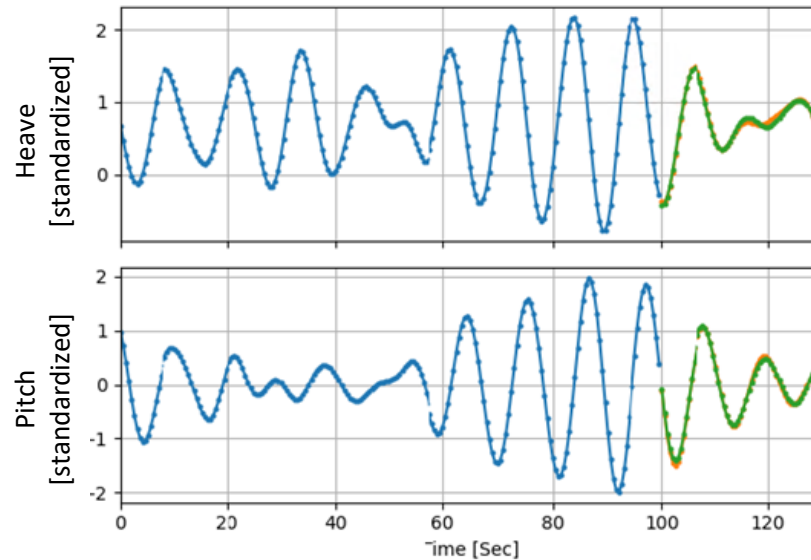
$X'$	標準化された各6DOF値
$X$	6DOF計測値
$X_{mean}$	Train dataにおける6DOF値の平均
$X_{sd}$	Train dataにおける6DOF値標準偏差

# 船体動揺予測結果

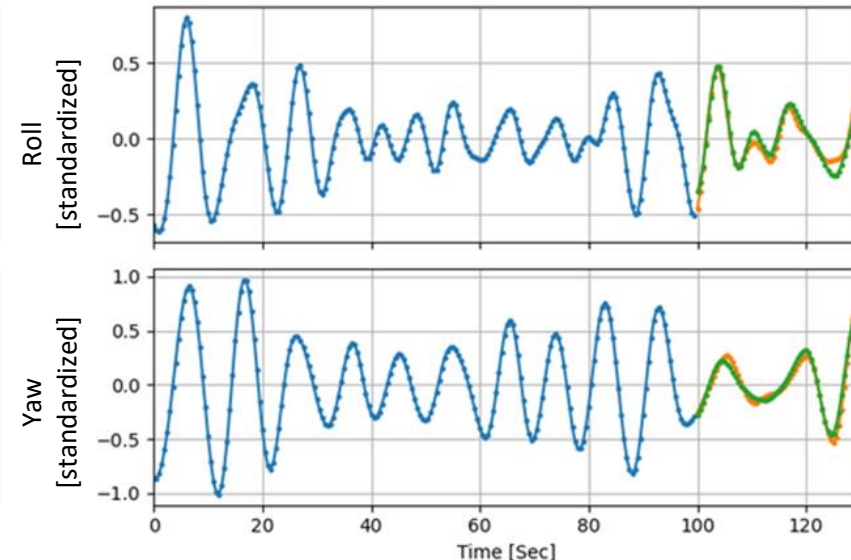
- 入力データ (Input)
- テストデータ (Label)
- 機械学習予測結果 (Prediction)



上グラフ : Surge  
下グラフ : Sway



上グラフ : Heave  
下グラフ : Pitch



上グラフ : Roll  
下グラフ : Yaw

Output期間(30s)における  
平均二乗誤差(MSE)

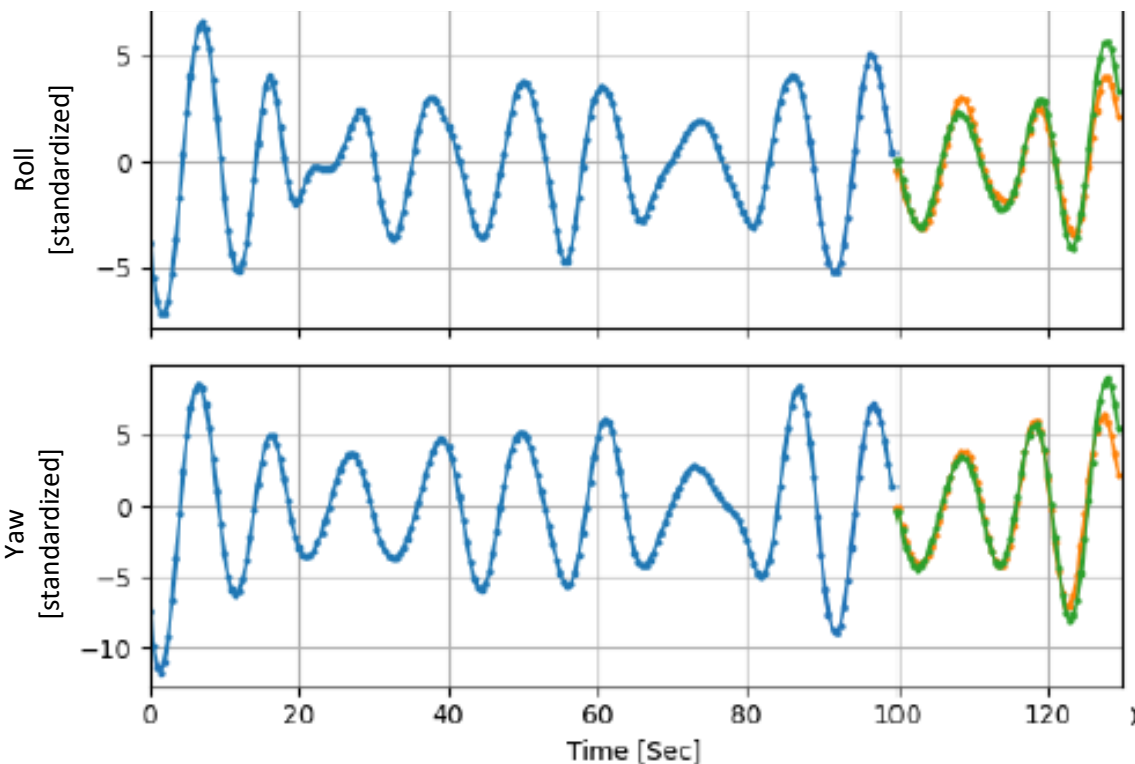
	MSE
Surge-Sway	0.1348
Heave-Pitch	0.0373
Yaw-Roll	0.1202

# Time Windowの影響

- 入力データ (Input)
- テストデータ (Label)
- 機械学習予測結果 (Prediction)

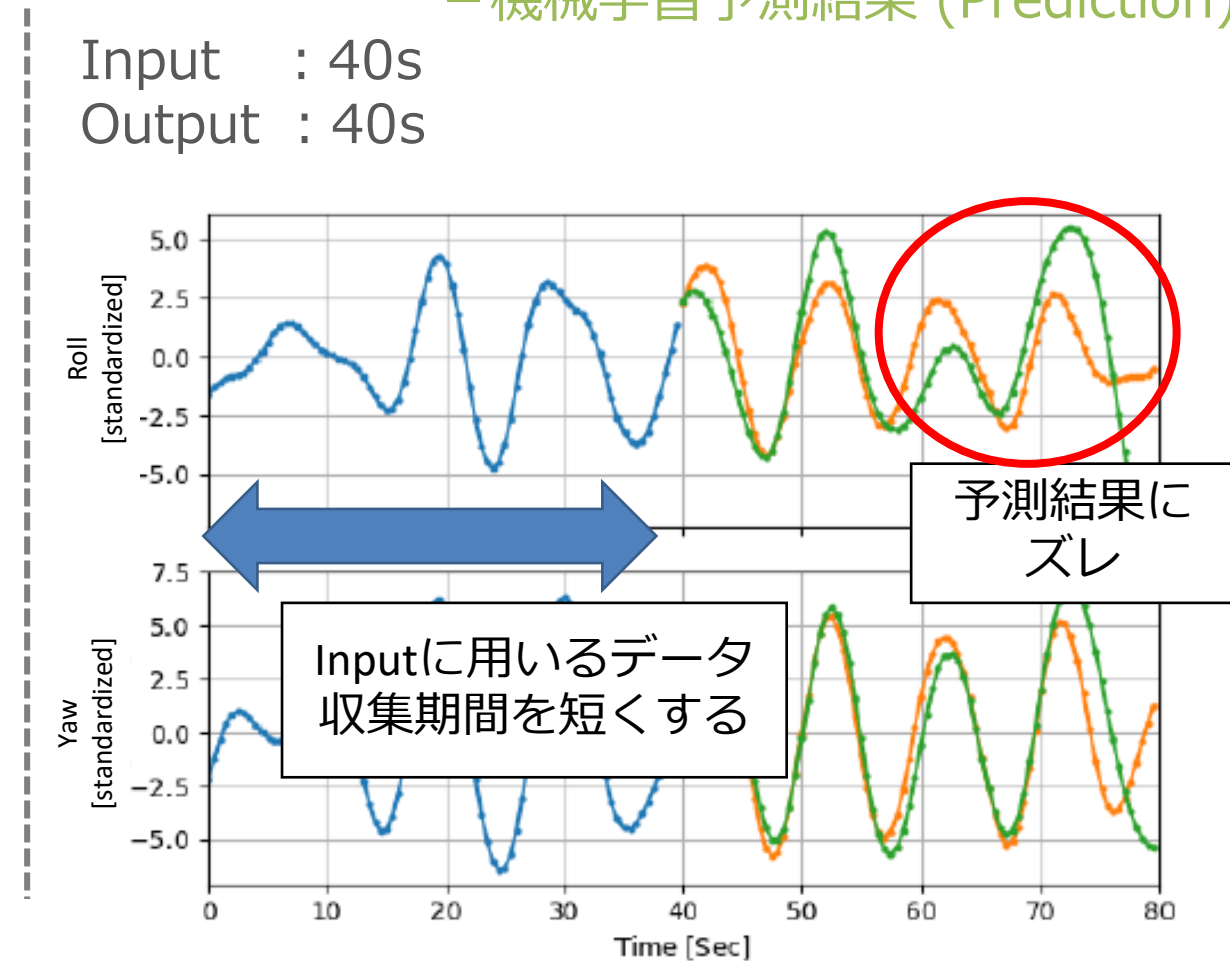
Input : 100s  
Output : 30s

Input : 40s  
Output : 40s

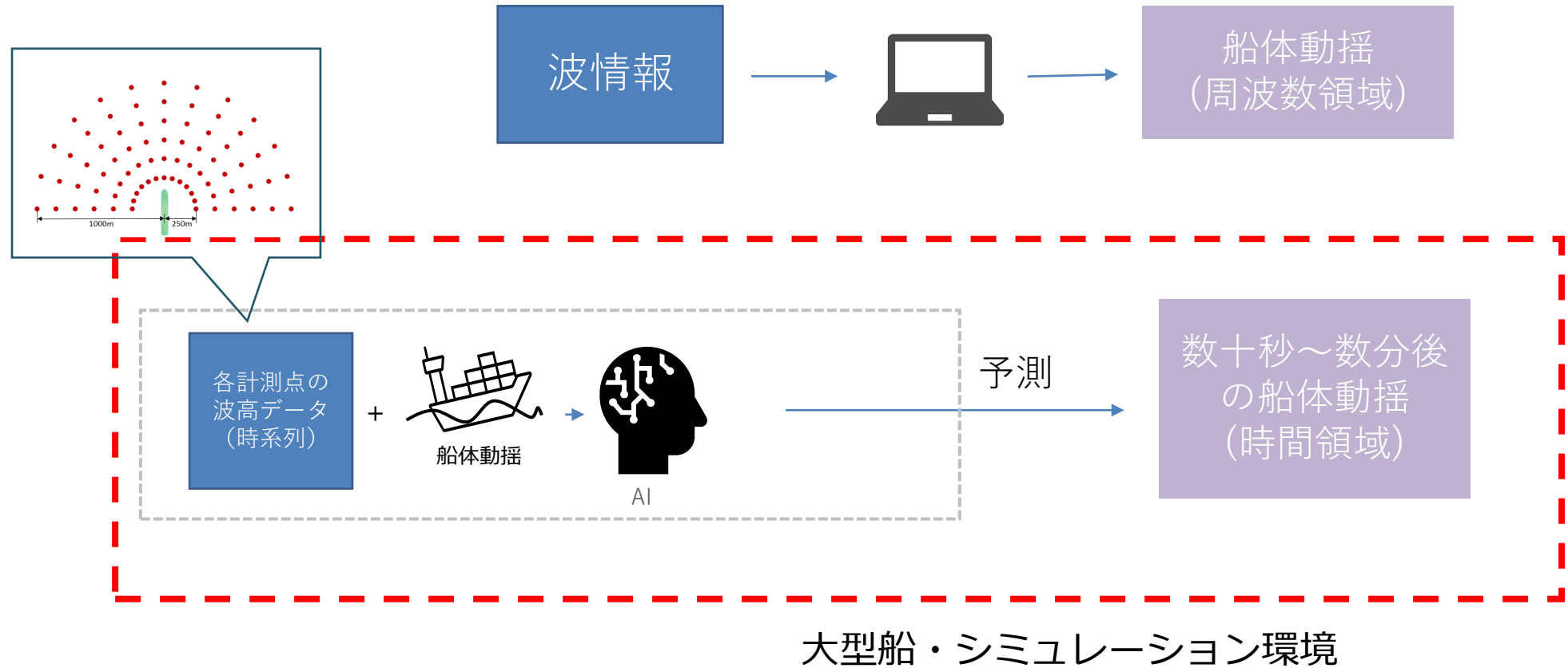


上グラフ : Roll  
下グラフ : Yaw

Output期間における  
平均二乗誤差(MSE)

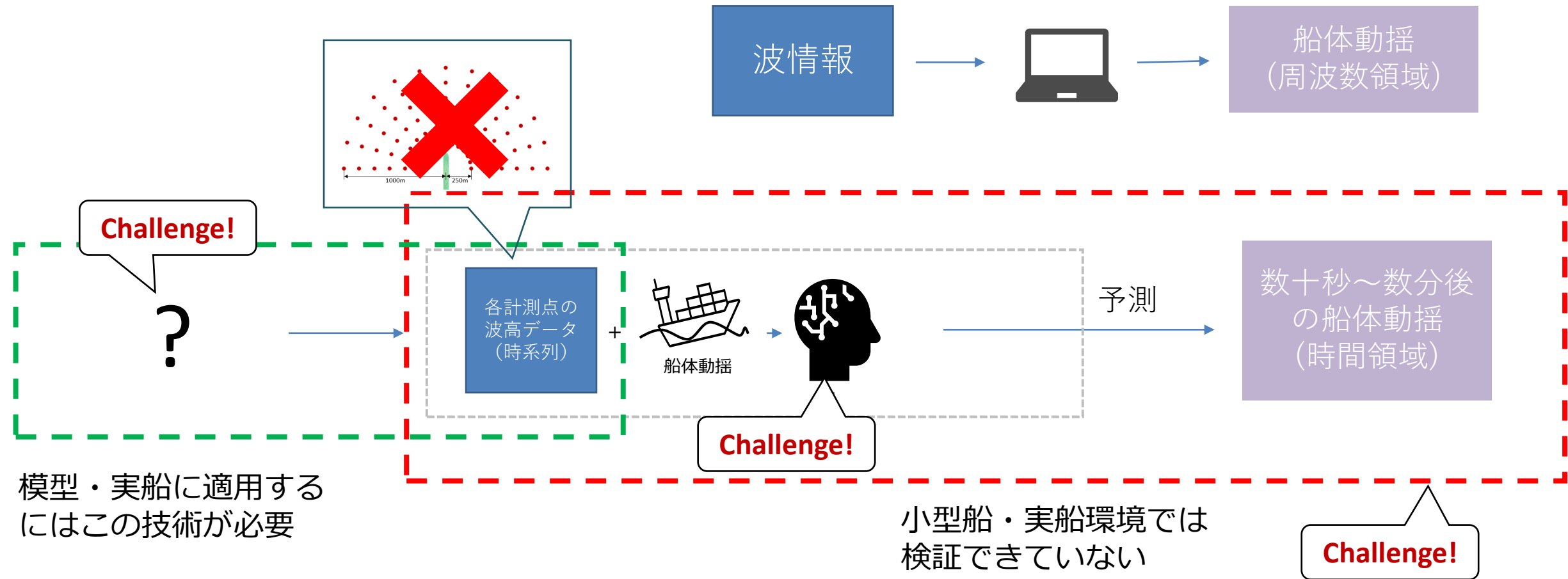


	MSE
Roll input 100s – output 30s	0.12
Roll input 40s – output 40s	0.36



大型船のシミュレーションの世界で、仮想78点の波高が分かれば機械学習を用いて、時間領域での船体動揺を予測できる可能性を示した。

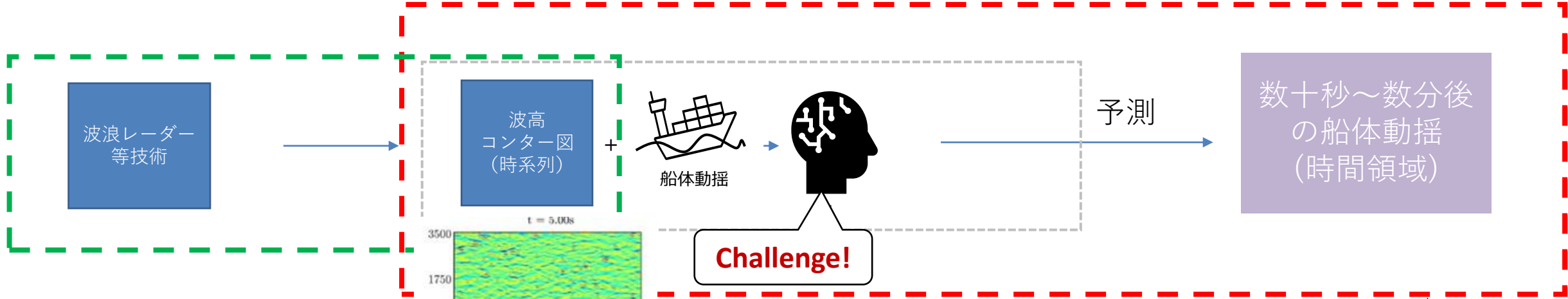
# 船体動揺予測確立に必要な技術



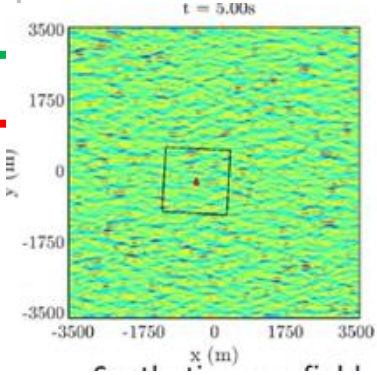
現在研究中のトピック



波浪レーダーから波高を得る技術(緑枠)  
TCOMSにて研究開発中



仮に「完全な波高コンターを  
入力に使用できる」なら  
船体動揺を予測できるか。



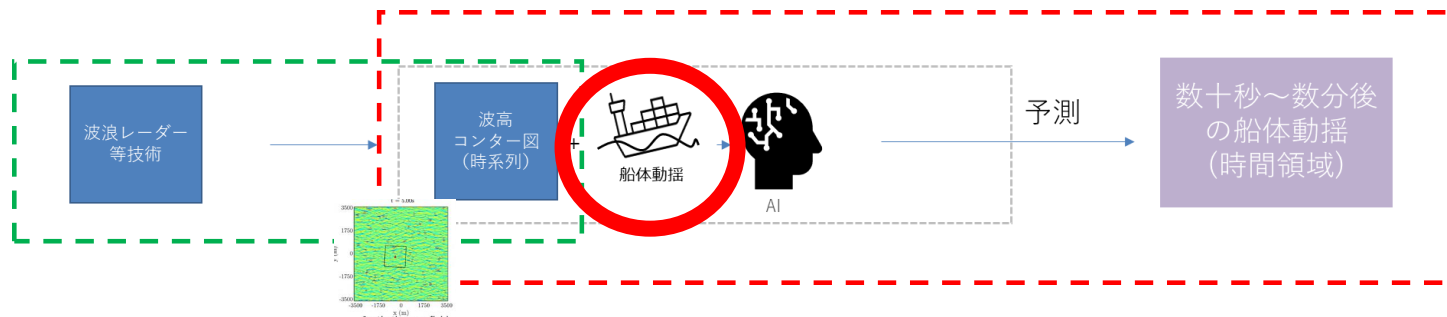
**Challenge!**

船体動揺予測(赤枠)が小型船でも可能か。  
シミュレーション環境ではなく、模型環境でも実現できるか。

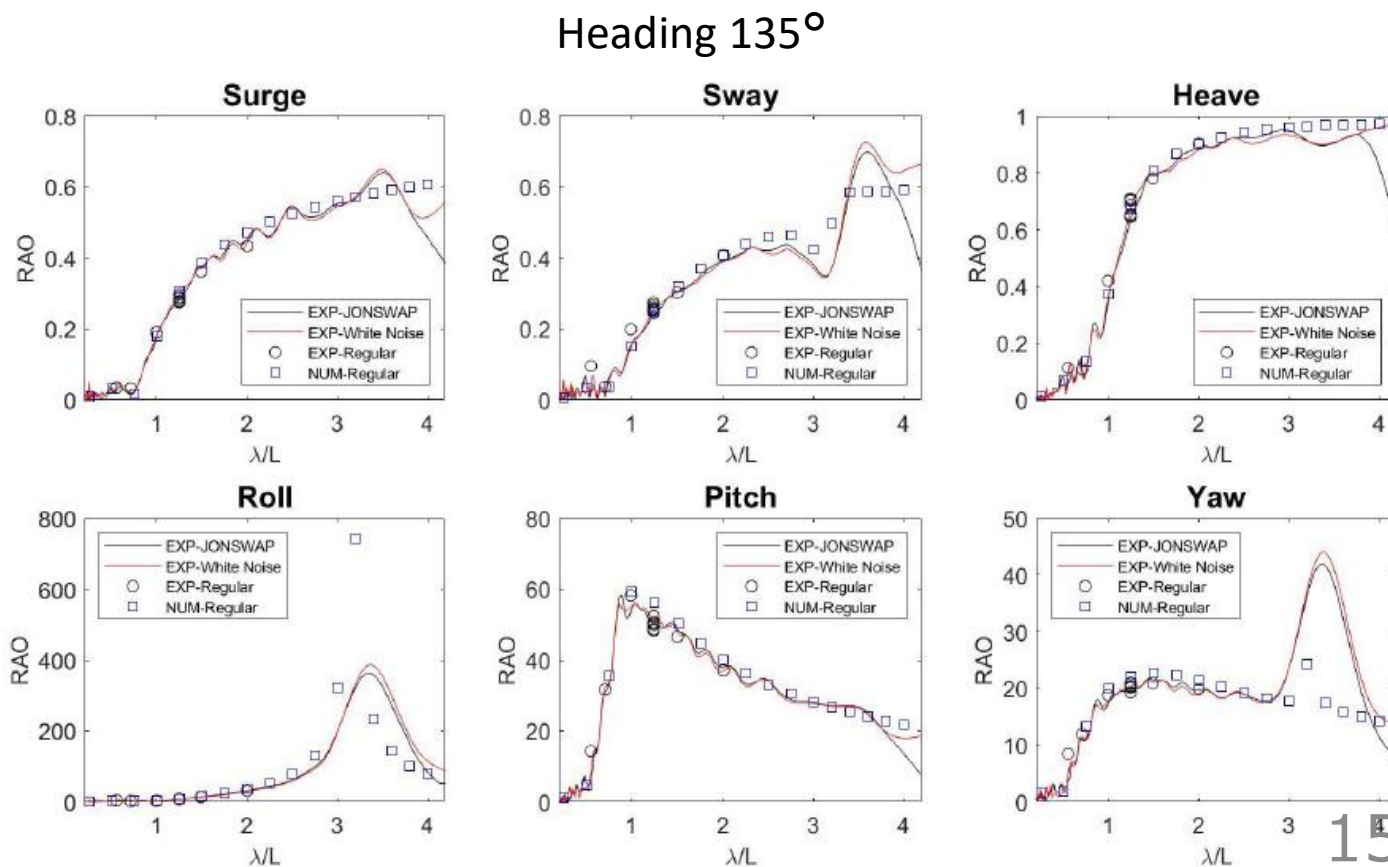
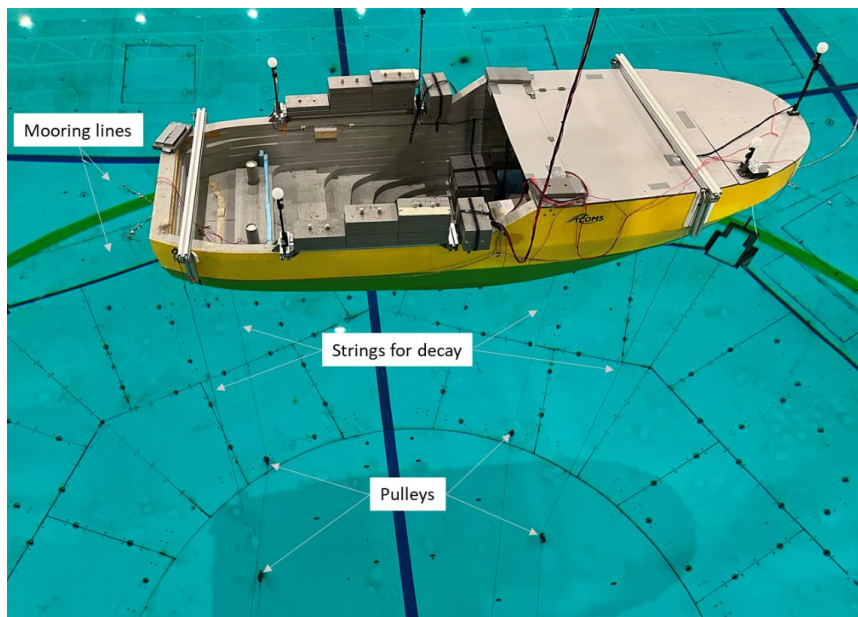
**Challenge!**

波情報を得る技術については、様々なアイデアを募集し検討していきたい。

# 研究中のトピック - 小型船模型試験

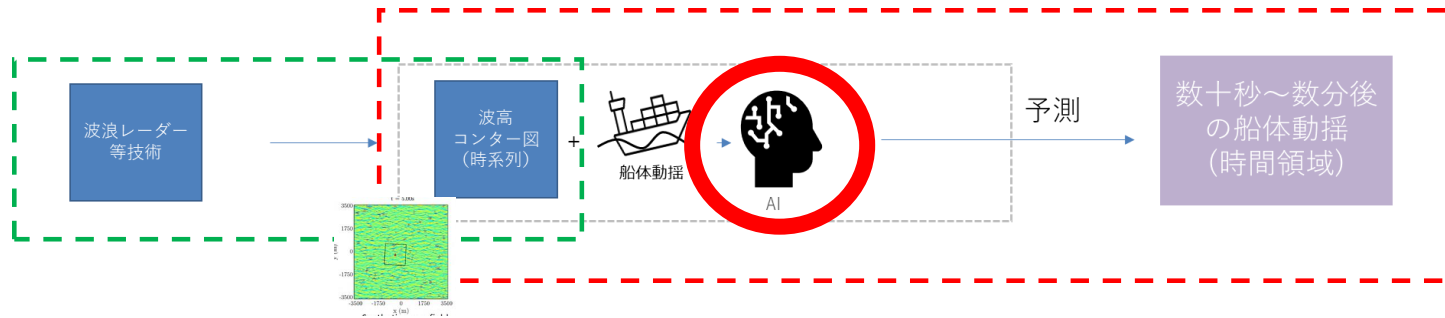


WASIM小型船3次元モデルを作成  
周波数領域に変換し、RAO(Response Amplitude Operator, 船体応答関数)を計算

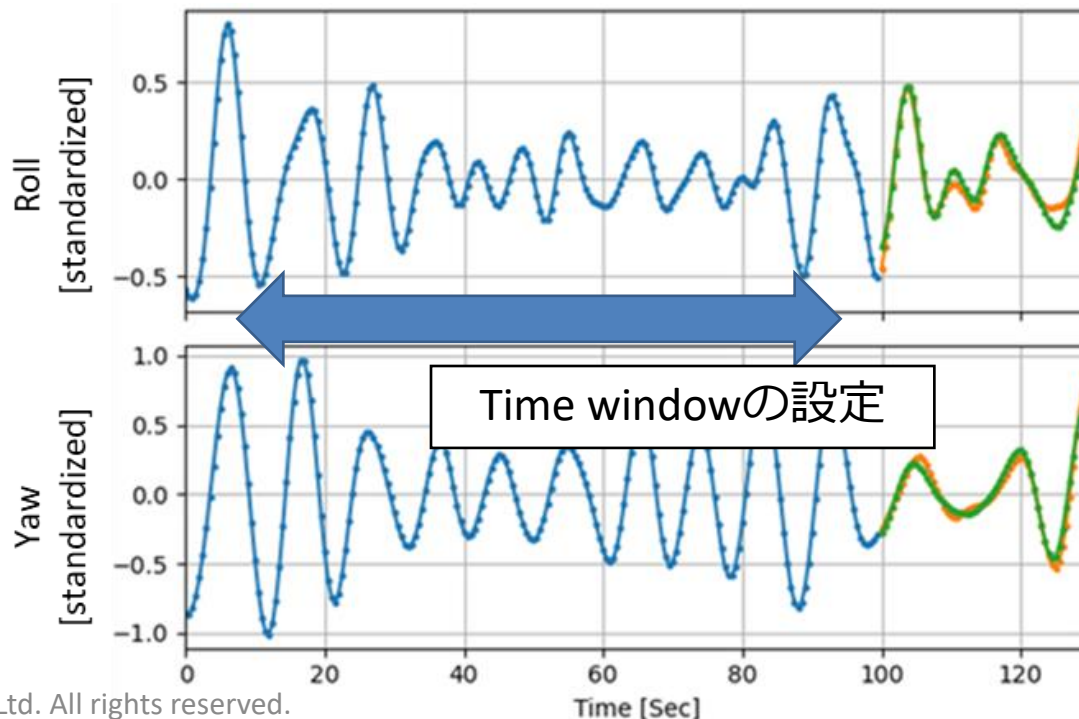




# 研究中のトピック - 船体動揺予測モデルの開発



実験結果との違いを修正して、小型船シミュレーション環境・模型環境で船体動揺を予測するためのモデルを開発中。



Time windowの設定による予測精度  
100秒のinputで、何分先まで船体動揺を予測できるか。  
この技術の将来性を判別する。

# 本研究のまとめと課題

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。

一方でこの予測は大型船の特定のシミュレーション環境に限った条件で行われたもので、実船への適用には課題が残る。

## 1. 時間領域でのシミュレーション

時間領域での検討がMTIでは少なく、近未来の船体動揺を正確に予測するにはより時間領域でのシミュレーション技術開発が必要。

## 2. 周囲の波高情報の取得技術の確立

離散78点の波高情報があれば船体動揺を予測できる可能性を示したが、現在そのような技術はない。波浪レーダーからの解析など、新しい技術開発に期待。

## 3. 機械学習技術

異なる船型・異なる海象・異なる条件でも予測可能か、機械学習モデルについても更に検討していかなければならない。

# CTVへの適用

- 2023年就航CTV “RERA AS”にて船体動揺データを取得すると共に、波浪レーダーを設置し実航海での波浪画像を収集開始。
- 2025-26年頃にはCTV実船への動揺予測モデル搭載を目指す。
- ハード面での安全移乗対策と併せ、作業員の安全確保を目指す。



[https://www.nyk.com/news/2023/20230705\\_01.html](https://www.nyk.com/news/2023/20230705_01.html)

**ご清聴ありがとうございました。**