発表時間２０分

船体運動予測のための
力学モデルのデータ駆動型強化

海洋技術環境学専攻　和田研究室

金澤元泰

目次

1. 自己紹介（３分）
2. 博士課程の研究について（１７分）

金澤元泰

東京大学大学院　新領域創成科学研究科　和田研究室
助教　金澤元泰



経歴

2016　東京理科大学理工学部機械工学科　卒業、海洋技術環境学専攻 入学

2017　SINTEF Ocean (ノルウェー）インターン
　　洋上浮体式養殖ケージの画像解析を使った動揺解析

2019　海洋技術環境学専攻　尾崎研究室卒業（研究科長賞）
　　フレキシブルライザーの動揺解析・意思決定に有用な解析モデルの提案

2019　ジャパンマリンユナイテッド株式会社入社
　　SEP船の船舶運動計算及び構造設計　造船所内業の生産最適化

2020　NTNU博士課程入学
　　船舶操縦運動モデルのデータ拡張を研究

2023　博士号取得（早期修了）

2023　ボッシュ株式会社 AIエンジニア

2025　株式会社エムニ　AIエンジニア・プロジェクトマネージャー

目次

- 研究背景
- 提案手法
- ケーススタディ
- 本研究の貢献と今後の課題

研究背景 | Situation awarenessのための船体運動予測

- 海上において最も重要なミッションは安全と効率性を確保したオペレーションを行うこと

- 船舶運動モデルは多くの海上タスクのSituation Awarenessにおいて重要な役割
  - GNSSの故障: 船舶運動モデルを用いた正確な位置推定[9-1]
  - 操縦最適化: Model predictive controlによる船のモデルベース制御[9-2]
  - クレーン作業: 大きな揺れが予想されるときに作業を中止[9-3]
  - シミュレーター構築: 船舶運動モデルを使ってオペレーターを教育 / AIモデルを評価[9-4]

正確な船舶運動モデルを構築することは
海洋オペレーションの安全性と効率性確保に重要な役割を果たしている

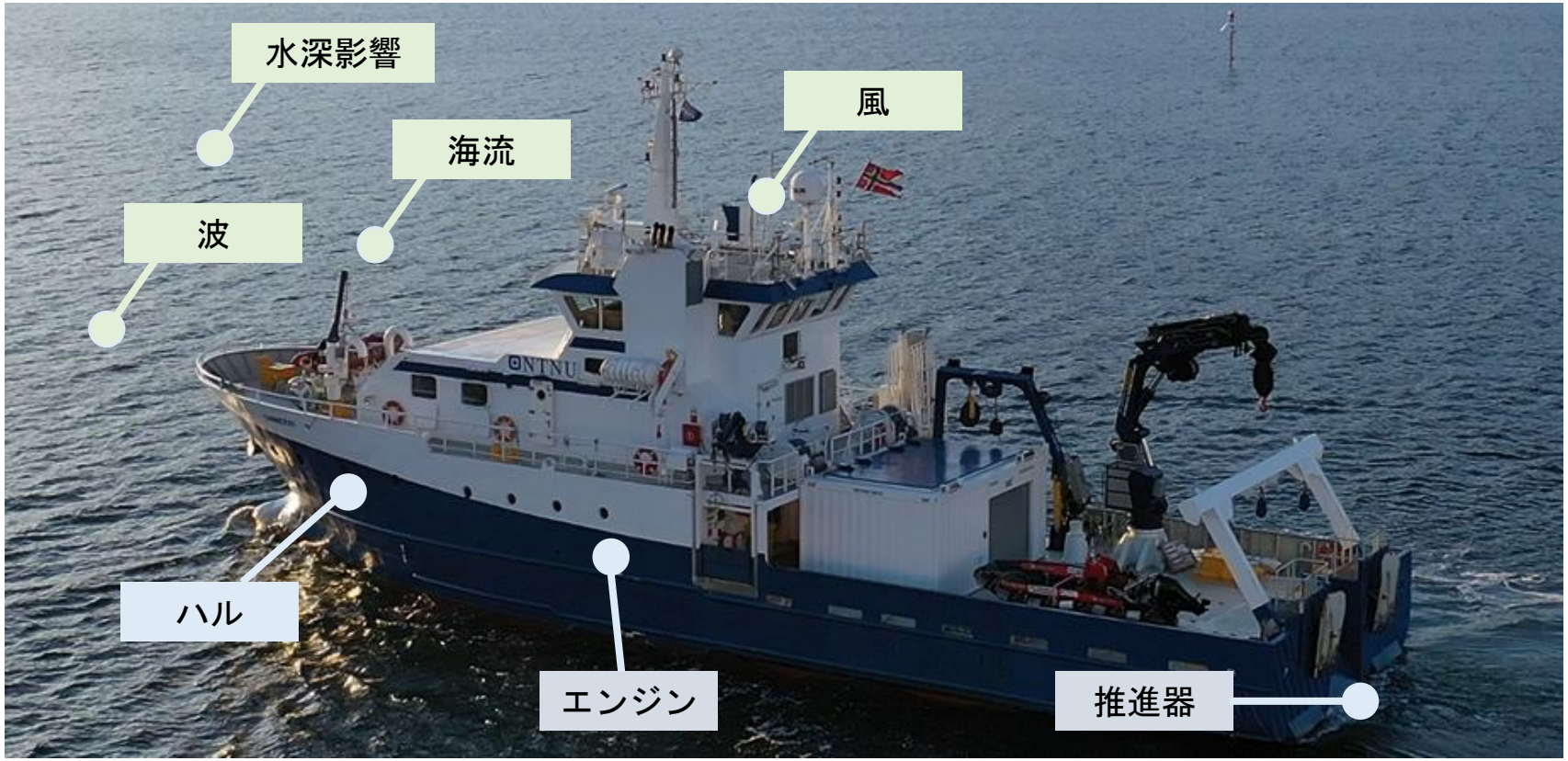
研究背景 | 船舶運動モデルの構築の困難さ

船 = マルチスケール で多分野にまたがる 複雑なシステム

物理モデル構築にコストがかかり、一度作ったら貴重な知的資産

その基盤を元に様々なタスクへモデルを派生させたいニーズが存在

ある物理モデルがあるとき、それを基に迅速に正確な船舶運動モデルを構築する手法論の確立が急務



研究背景 | 物理ベースモデル

- システム全体に対する深い理解を基にしたパラメトリックモデル

- 物理的理解から立式されるが、データフリーではない
  - モデルスケールの拘束実験を行い、正確にパラメタを特定
  - 自由航行試験から流体力係数をシステム同定

- カプセル化された知識的基盤としての役割を果たす
  - 比較的高い外挿性能を示す
  - ある程度の説明性を持つ
  - 長期間の検証に耐えることで信頼性を持つ



研究背景 | 物理ベースモデル

- 船舶の操縦運動モデル
  - 船舶の平面上の操縦運動を表現するための運動方程式に立脚した数学モデル
  - Abkowitzモデル[12-1]
    - 1964年にAbkovitzが提唱したWhole-shipタイプモデル
    - 船全体に働く流体力を状態変数のテイラー展開で近似してモデル化
  - MMGモデル[12-2]
    - 1977年に日本造船学会誌で発表されたModularタイプモデル
    - 船全体に働く流体力を船体・プロペラ・舵に働く力に分解してモデル化（干渉項も含む）

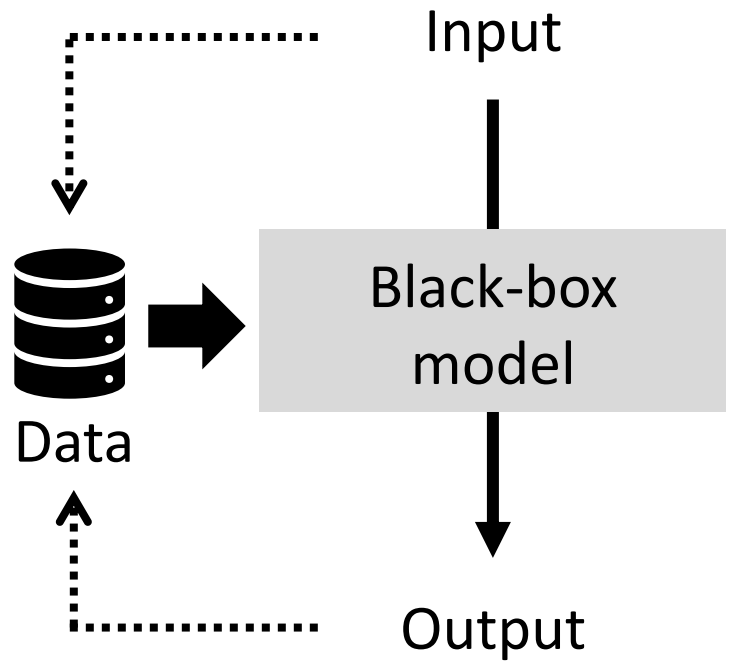
$$m(\dot{u} - v_m r - x_G r^2) = F_x$$
$$m(\dot{v}_m + ur + x_G \dot{r}) = F_y$$
$$(I_z + mx_G^2)\dot{r} + mx_G(\dot{v}_m + ur) = M_{zm}$$

研究背景 | 物理ベースモデルの課題

- 開発にコストや時間がかかる
  - モデルスケール実験が高コストで時間がかかる
  - 「パッケージ化された知識」として価値が高い
  - 船はオーダーメイド生産の一品もの
    - その労力を割いても、モデルがフィットするのは１船の限られた運転領域
  - 既存の物理モデルを元にして船舶運動モデルをより簡便に構築できないか？
    - 一度同定した物理モデルは最大限有効活用したいというニーズ

研究背景 | データ駆動型モデル

- 本研究では、物理的理解に基づかず、入力と出力のペアから帰納的にマッピングを学習するモデルを指す
  - データセット $D = \{(\mathrm{x_i}, \mathrm{y_i}), i = 1 \ldots n\}$を使って、マッピング $\hat{y} = f(x)$ を推定
- 高い予測性能を示すことが多い
  - 複雑で強非線形な船体運動を扱う上では有力な選択肢
- アジャイルで柔軟
  - 現象の物理的理解は最低限で良い
  - 用意されたデータセットに対して素早くフィッティングできる



研究背景 | データ駆動型モデルの課題

基盤となる物理モデルが利用可能な上で、その精度に課題を抱えることも多い。

- 学習されていないオペレーションで使えるモデルを作りたい
- 離着岸のような非線形性が強く複雑なオペレーションでモデルを使いたい
- 類似船に対してモデルを作りたい

こうした場合は使える物理モデルを無視して、データ駆動型モデルに完全に依存することは良い戦略ではない。

基盤構造の「ゼロから学習」のリスク

- モデルに知識基盤が存在せず、構造自体が完全にデータによって決まる
- ある程度、現象を捉えている物理モデルが存在するとき、
  ゼロから学習するとノイズやデータの偏りに引きずられるリスクを必要以上に負うことになる。

知識基盤としての物理モデルの不可欠性

- 本分野では、物理モデルが「パッケージ化された知識」として確立
- これをベースラインに「差分」をデータ駆動的に学習したい

データ駆動型モデルの柔軟性の恩恵は受けるべきだが、単独で使うべきではない。

本研究では船舶運動において物理モデルの性能を上げるためにデータ駆動型モデルを補助的に使う手法論を開拓

関連研究

- 物理モデルとデータ駆動型モデルの融合
  - Informed Machine Learningは科学知識をMLに統合する枠組み
    - 微分方程式を損失関数に組み込む[16-1]、学習時のデータ拡張[16-1]にシミュレーターを利用
  - 転移学習は類似ドメインから知識を移すことで機械学習モデル構築を効率化する試み
- 船体運動分野
  - AUVの物理モデルにおいて経験式を使った一部パラメタの事前分布推定[16-2]
  - 物理モデルを使ったフィルタ処理を繰り返すことでモデルを段階的に改良[16-3]
  - 船の改修前後の軌跡予測の変化をニューラルネットワークで位置補正[16-4]

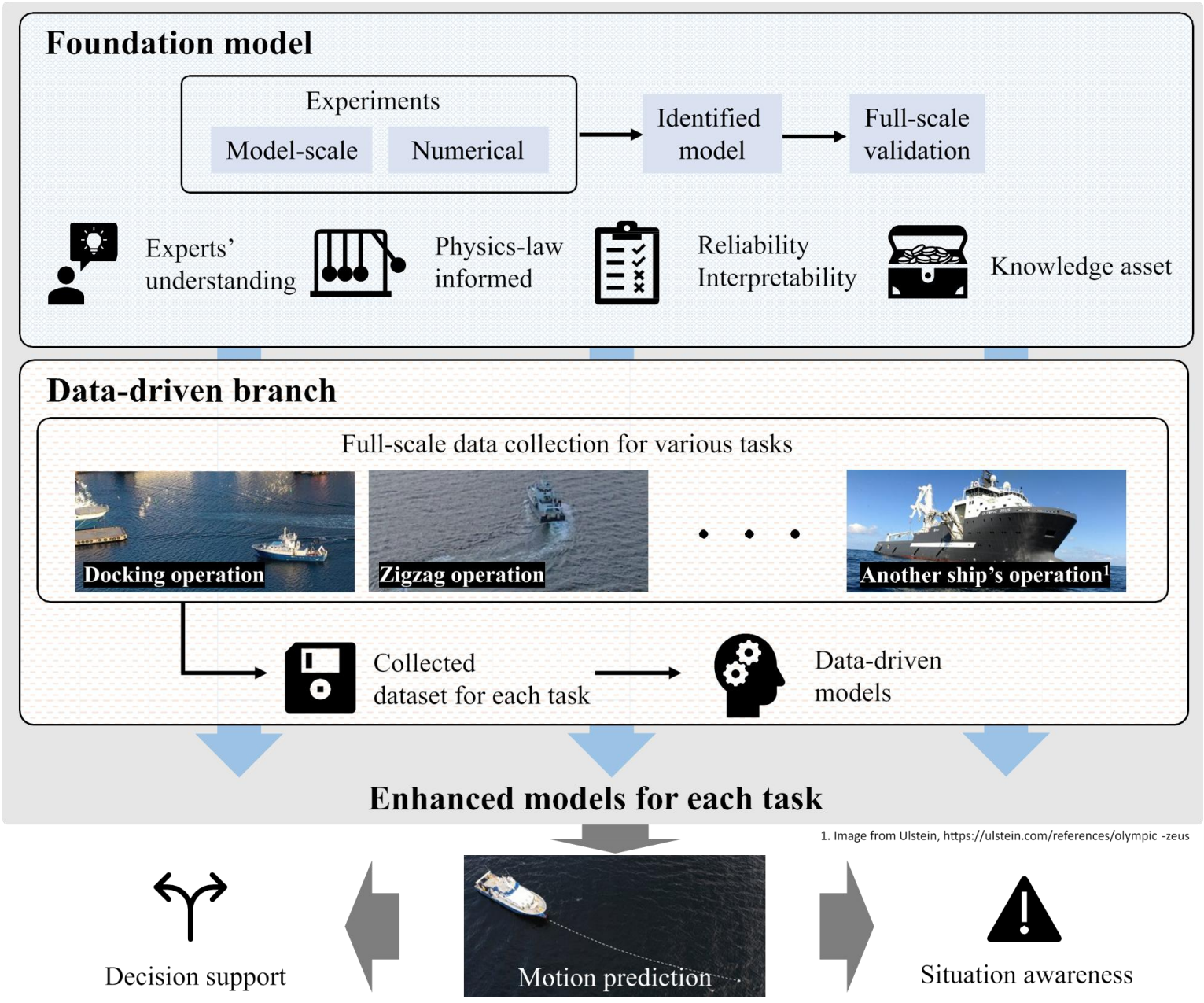
基盤となる船舶運動モデルを
データ駆動的に拡張する手法論の体系的探求は行われていない

研究目的

海上の安全性と効率性を確保するには船舶運動を正確に予測することが不可欠だが、
現行の手法では高精度かつ迅速なモデル構築に課題がある。

本研究では物理ベースモデルが利用可能な状況を想定して、
データ駆動型モデルリングによってその性能を拡張するフレームワークを提案し、
知識基盤を尊重しながら機敏に船体運動モデルを開発することを実現する。

研究目的 | Data-driven フレームワーク



提案手法

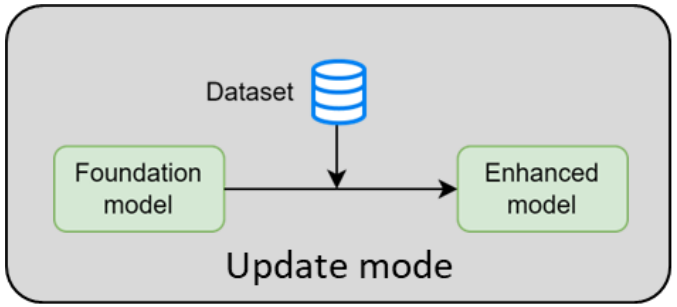
船の力学モデルのデータ駆動型拡張

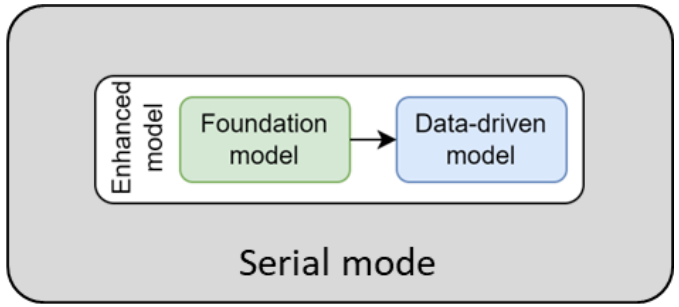
Data-driven **E**nhancement (**DE**) to ship dynamic model

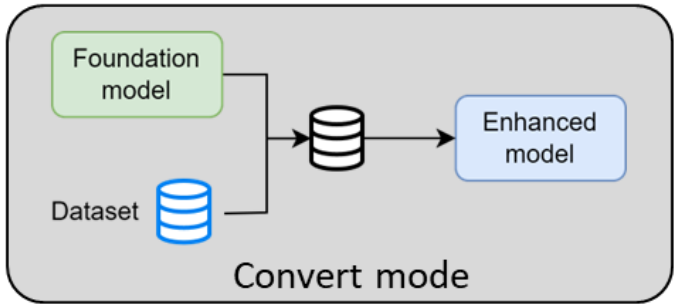
ニーズから考えるデータ駆動型拡張の４つのモード

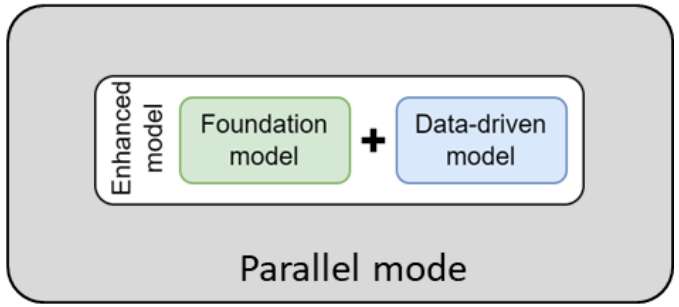
本研究では物理ベースモデルが利用可能な状況を想定して、
データ駆動型モデルリングによってその性能を拡張するフレームワークを提案し、
知識基盤を尊重しながら機敏に船体運動モデルを開発することを実現する。

なぜデータ駆動型拡張を行いたいか？のニーズに基づくと
データ駆動型拡張では４つの実現方法を確立する必要がある

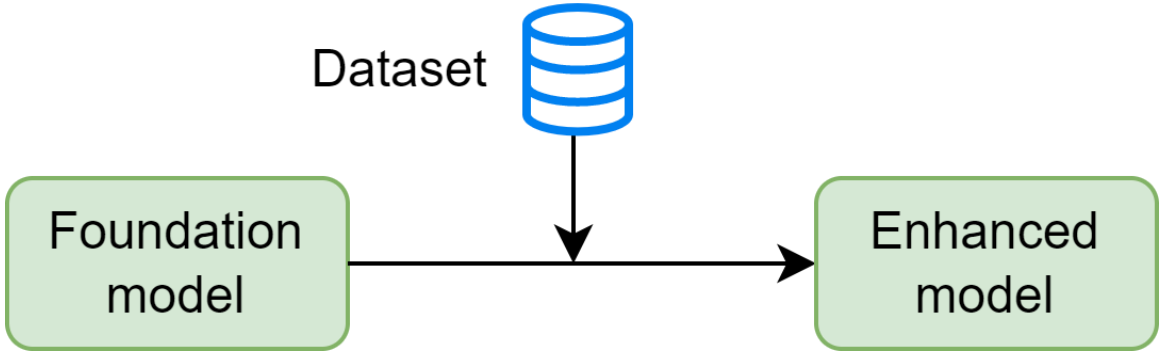






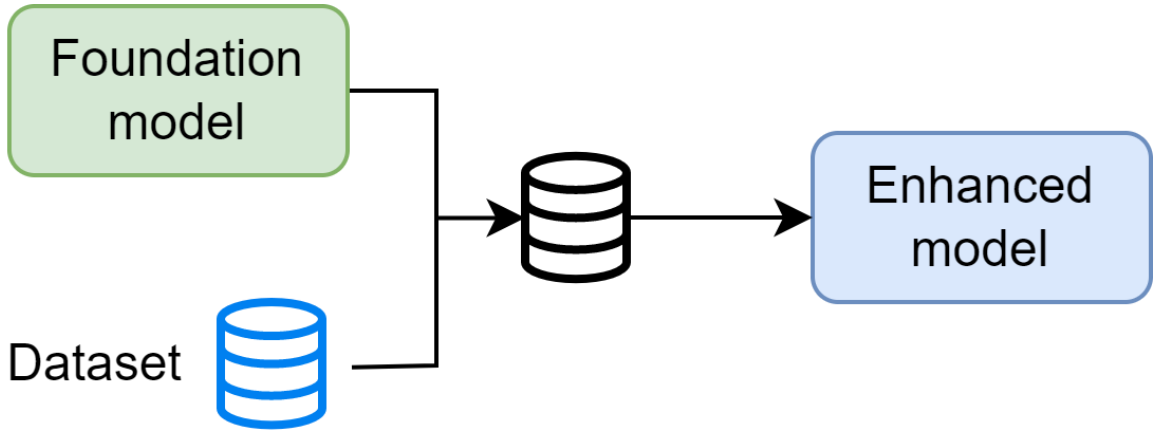


Update モード



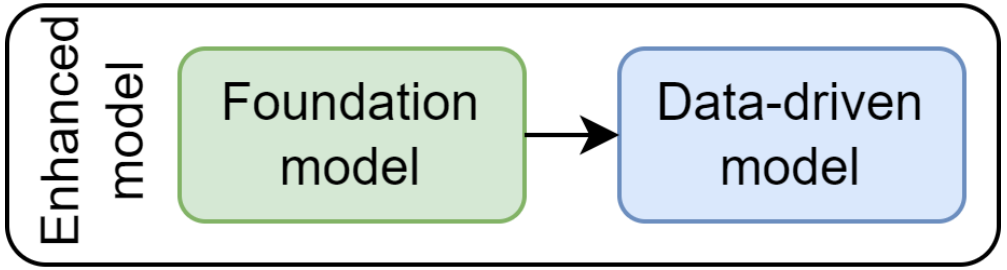
- 「より精度の高いモデルはほしいが、ブラックボックスモデルは使いたくない」ニーズ
- モデル構造の修正は行わず、パラメタの調整のみを実施
  - 様々な手法が候補：リッジ回帰、マルコフ連鎖モンテカルロ法、カルマンフィルタ …
- 一方で、モデル構造にとらわれるため、ノンパラメトリックなフィッティングは困難
- 基盤モデルへ直接介入するため、慎重なパラメタ同定が求められる
  - データ量が少ない場合は、元パラメタに強く拘束し、その近傍で妥協モデルを探す試みになる
  - こうした試みは本フレームワークの重要要素だが、船舶運動モデルにおいては未検証

Convert モード



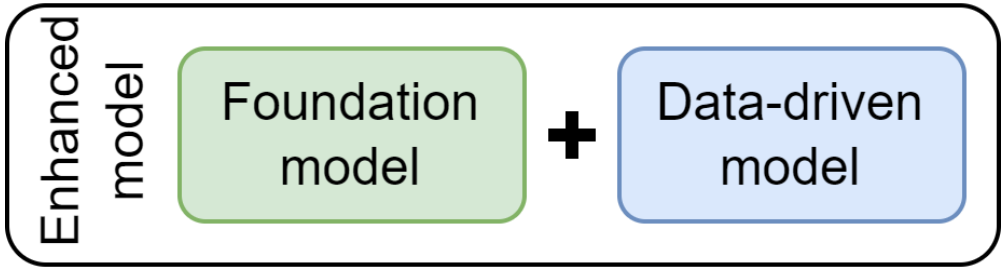
- 基盤モデルの精度が悪くて底上げをしたいが…
  - 基盤モデルがステークホルダーの資産であり、モデルの一部として使えない
- そこで、基盤モデルをシミュレーター上で利用して、データ拡張を行なってモデルを再学習
  - 新しいデータでファインチューニングすることで、基盤モデルをデータ拡張する
- 他分野では転移学習としても知られる手法[16-1]
  - 船体運動を扱う上では、業界のニーズも高い問題設定だが、船体運動においては未開拓な領域

Serial モード



- 「基盤モデルの応答を解釈性を大きく損なわずにマッピングしたい」ニーズ
  - 解釈性の高いデータ駆動型モデルに基盤モデルの出力をマッピングさせる
- ハイブリッド構造：基盤モデルとデータ駆動型モデルが拡張構造に共存
- Serialモードでは、基盤モデルの出力をデータ駆動型モデルを使って真値にマッピングする
- 他分野では、基盤モデルの構造がある程度正確であれば、
  後述するParallelモードの性能を上回ることがあると知られている[25-1]

Parallel モード



- 「基盤モデルに構造的な問題が存在し、柔軟な補正を行なって精度を上げたい」ニーズ
- Parallelモードでは、基盤モデルの出力とデータ駆動型モデルの補正を合算して出力とする
- 基盤モデルに構造的不一致がある場合、Serialモードより優れた性能を発揮しうる[25-1]
- 複雑な海上オペレーションにおいては、基盤モデルの単純さが不正確さを生む可能性がある
  そのため、最も広く用いることができるだろう

博士論文を構成するケーススタディ

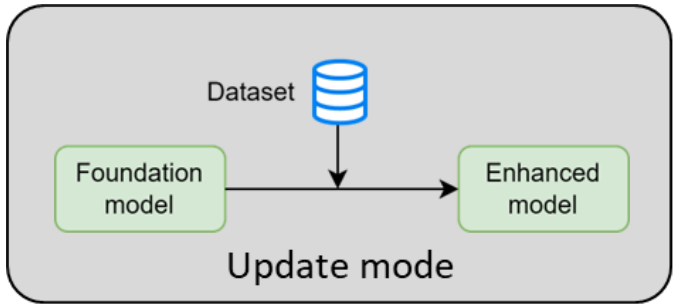
Paper	Mode	Iterative or One-shot	Foundation model	Data-driven method	Experiment platform
I	Parallel	One-shot	Maneuvering model	LSTM	Co-simulation
II	Convert	One-shot		MLP	Co-simulation and the R/V Gunnerus
III	Parallel	Iterative		MLP	The R/V Gunnerus
IV	Parallel	One-shot		MLP	Co-simulation and the R/V Gunnerus
V	Update	Iterative		Ridge regression	MSS
VI	Serial	One-shot	Linear response model	Linear regression	The R/V Gunnerus

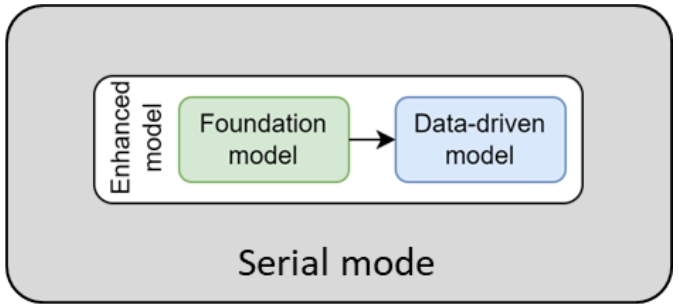
発表時間の都合上、Paper I, VIの内容は割愛

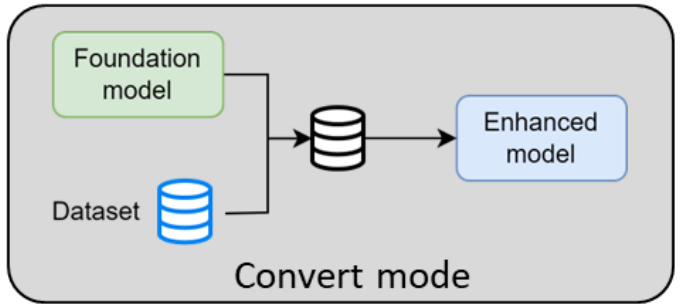
ケーススタディ

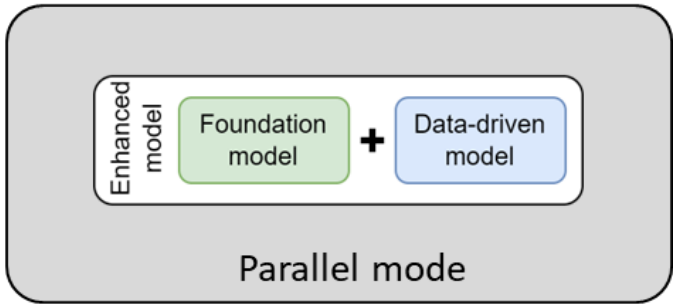
第１章：データ駆動拡張の実現方法

- 目的
  - データ駆動型拡張の具体的な実現手法を重要なケーススタディを通じて提案









発表時間の都合上、Paper Iの内容は割愛

第１章　ケース１：離着岸時における拡張モデル

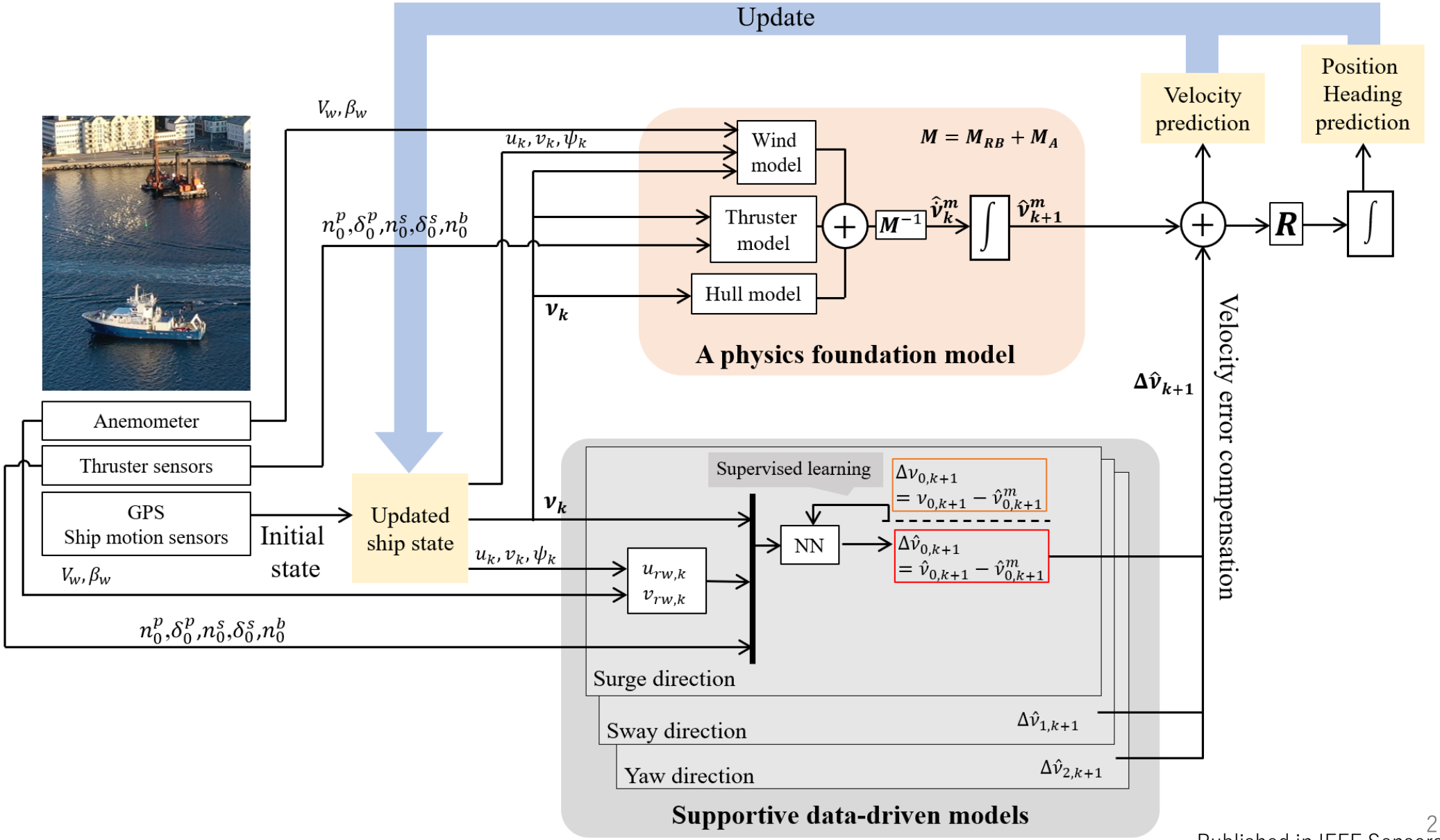
- 背景と目的
  - 船の離着岸は精緻な操船が必要で、最も船体運動モデルが必要とされる状況
  - 離着岸は強非線形で複雑な船体運動。
    基盤モデルが利用可能でも、こうした低速で複雑なオペレーションでは精度が落ちる。
  - 基盤モデルを実船の離着岸データでデータ駆動拡張することで、
    知識基盤を持ちつつ、その精度をデータで補完する試みを実証。

- 提案手法
  - SINTEFが開発した物理モデルを利用
  - これまで物理モデルの位置予測をデータで補正する試みはいくつか存在[16-4][30-2]
    - 事前に予測ステップ数の固定が必要であり、物理モデルと比べ利用法に制限が強い
  - 基盤モデルによる単ステップ先予測性能を向上させる手法を提案
    - 「予測ステップ数の固定がない」新しいデータ駆動型拡張の構造
  - ３自由度それぞれに対して次ステップの速度予測をニューラルネットワークで補正

- 検証方法
  - R/V Gunnerusを用いて、実船による88回の離着岸実験を実施

Published in IEEE Sensors Journal, 2022

第１章　ケース１：離着岸時における拡張モデル



Published in IEEE Sensors Journal, 2022

第１章　ケース１：離着岸時における拡張モデル

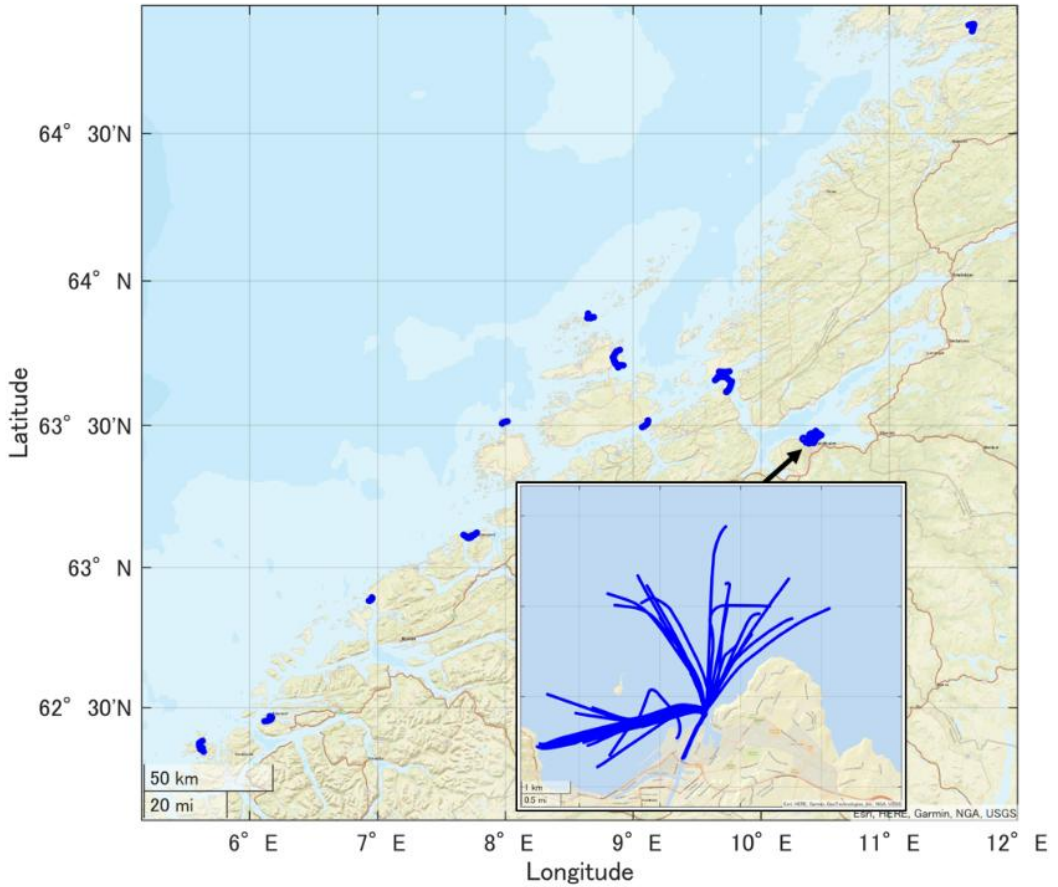


Fig. 5.　Blue dots show locations where we sampled data for the case study. The right bottom figure illustrates the enlarged map of Trondheim area.

Published in IEEE Sensors Journal, 2022

第１章　ケース１：離着岸時における拡張モデル

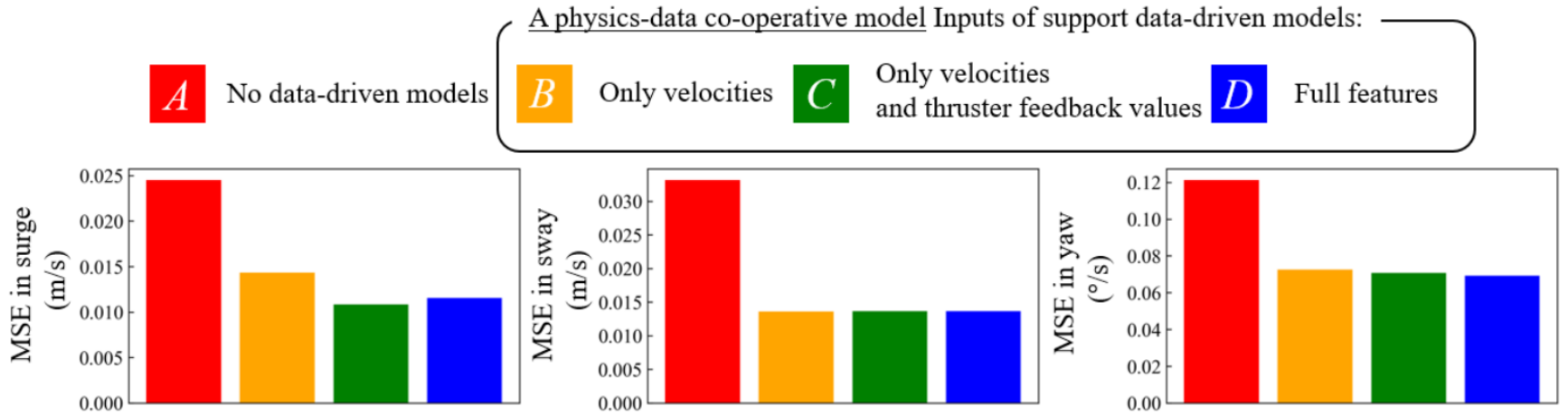


Fig. 7. Results of ablation studies of input features of supportive data-driven models.

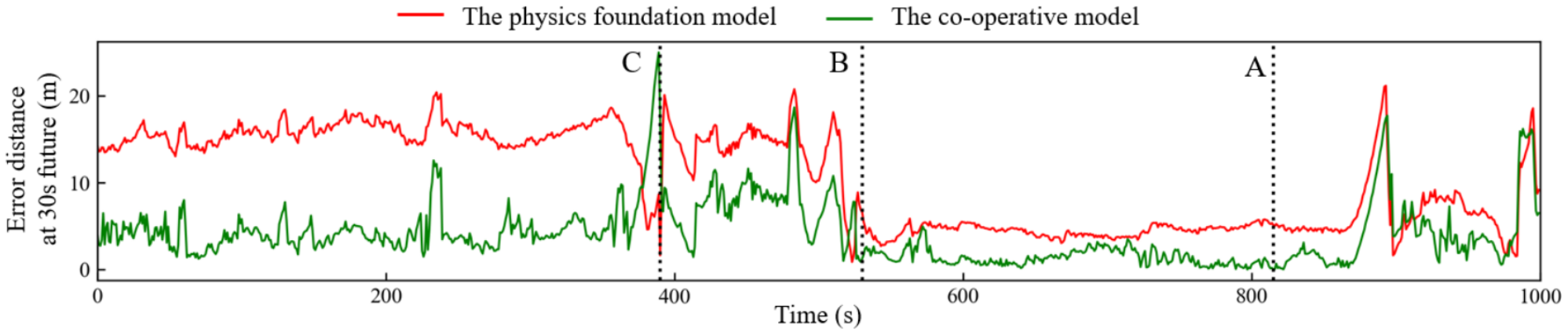
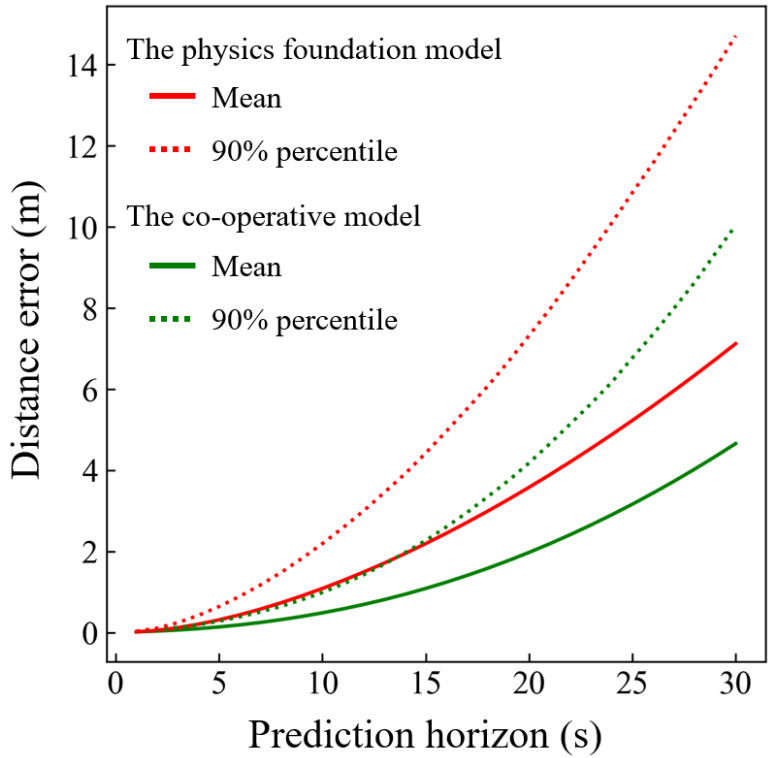


Fig. 8. Time histories of prediction error in the distance of the example operation in the test dataset at 30s future made by the physics foundation model and the co-operative model.

Published in IEEE Sensors Journal, 2022

第１章　ケース１：離着岸時における拡張モデル



結論

- 離着桟運動に対して、速度層にデータ補正をかける新しいアイデアにより、
  基盤モデルを予測の柱として使いつつ、毎ステップ誤差を補正することで高い精度を達成。
  平均エラーだけでなく大きなエラーも大幅に削減することが確認できた。

- 離着岸のような複雑な運用シナリオでは正確な物理モデルの構築は難しいことが多いが、
  提案されたデータ駆動型拡張によって高精度なモデルを素早く提供することができる。

Published in IEEE Sensors Journal, 2022

第１章　ケース２：事前学習による拡張

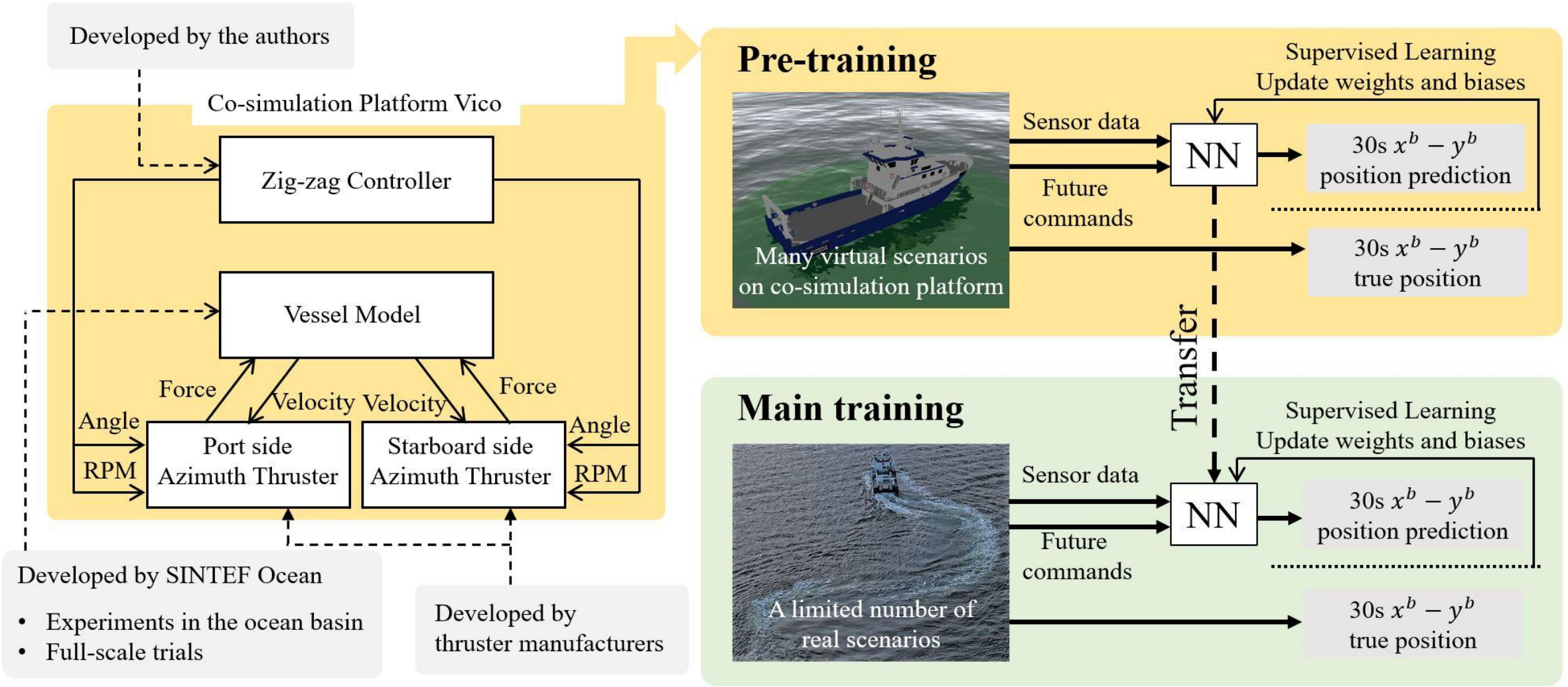
- 目的
  - データ駆動型拡張してモデルを使いたいとき、基盤モデルをモデルの一部として使えないことも多い
    - シミュレーターは使えるが、モデル自体を取り出してアルゴリズムに組み込めない
  - 拡張モデルに基盤モデルを組み込まず、データ生成器として利用する
  - 操縦運動モデルにおいて、物理モデルによる事前学習を提案した初の研究

- 提案手法
  - モデル自体を取り出せないOpen Simulation Platform[35-1]で基盤モデルを走らせてデータ生成
  - そのデータを使って、予測器のニューラルネットワークで船のダイナミクスを事前学習
  - 最後に限られた実データを使ってファインチューニング

- 検証実験
  - R/V Gunnerusによる実船Zigzag操船を実施
  - 量が限られており、実海域データであり外乱の影響もある

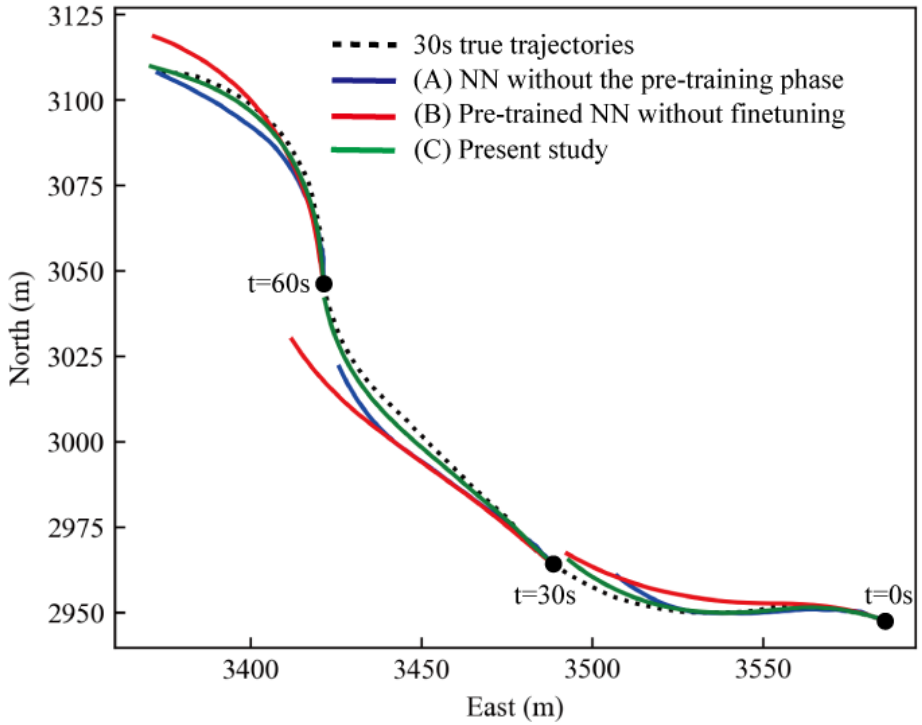
Published in SEFM 2021 Collocated Workshops

第１章　ケース２：事前学習による拡張



Published in SEFM 2021 Collocated Workshops

第１章　ケース２：事前学習による拡張

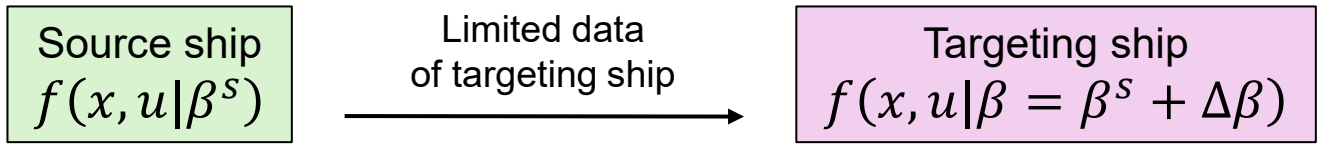


結論

- 実データ単独（青）は前進抵抗を過小評価、シミュレーション単独（赤）では回頭性能を過小評価してしまう。Convertモードのモデル拡張が高い精度を示した（緑）
- Open Simulation Platformは異なるStakeholderから提供された秘匿モデルを接続し、簡易的な物理ベースモデルを素早く構築することができる。拡張モデルに基盤モデルを直接埋め込めないこうした状況であっても、基盤モデルを使ったデータ拡張を通して 基盤モデルと実データのシナジーを生むことを示せた。

Published in SEFM 2021 Collocated Workshops

第１章　ケース３：類似船間のUpdateモード知識転送



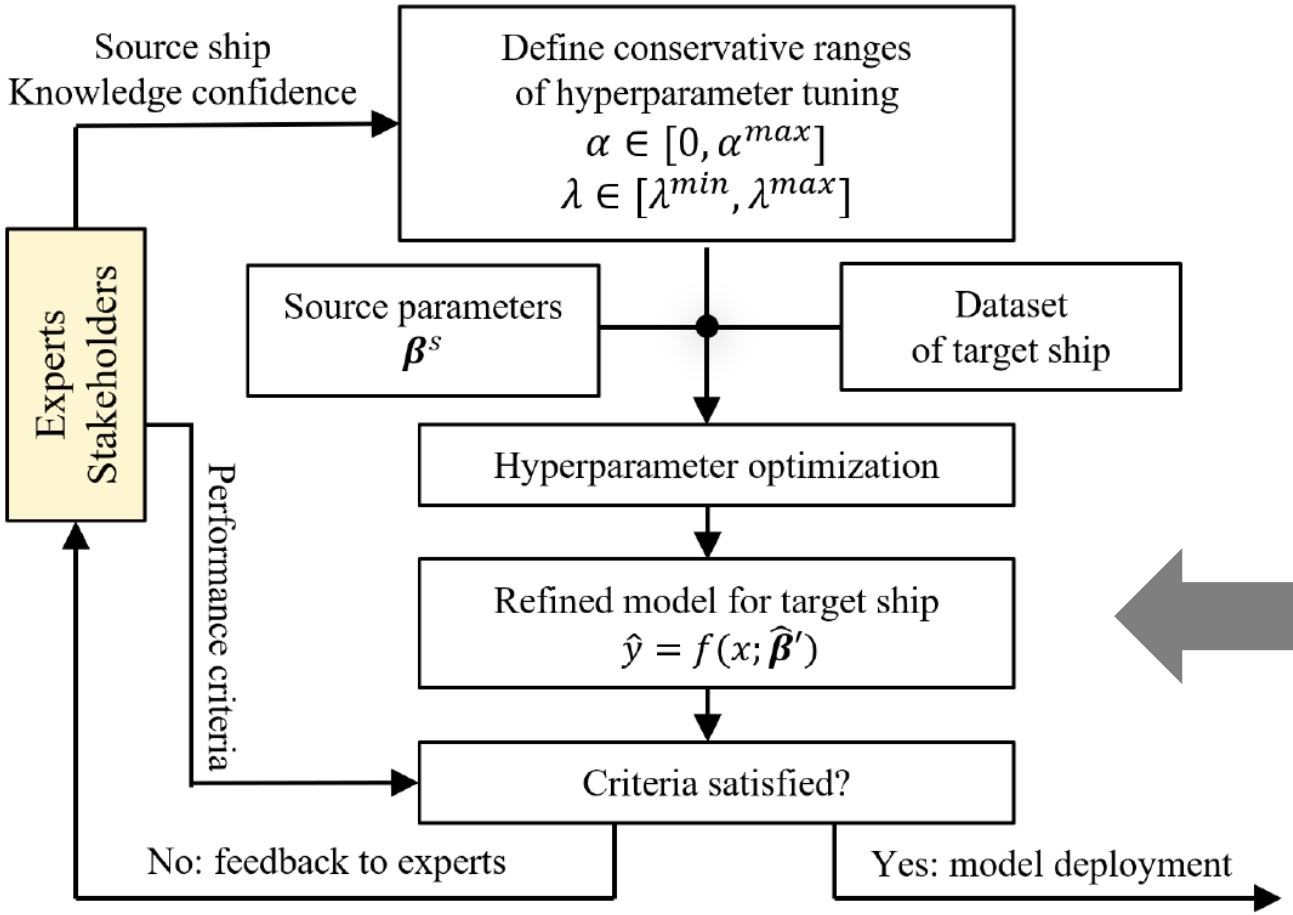
- 背景
  - 船は「一品もの」であり、必要であれば毎回パラメタ同定の実験が行われる
  - 一方で、類似船のモデルがあるとき、
    これを控えめに更新してターゲット船のモデルを作りたいニーズがある
    - ただし、これまで、具体的な方法論の確立や検証は行われてこなかった

- 手法
  - 過去には、AUVで経験式を使ってパラメタ推定を行い、事前分布として導入した例[16-2]がある
  - このアイデアを応用し、リッジ回帰の拘束として類似船のパラメタを導入、
    その周辺を局所探索するというアプローチを提案
    - 類似船のモデルをマイナーチェンジして、「少し良い」モデルを見つける

- 検証
  - 165m船から175m船への知識転送をシミュレーター上で検証
    - 本アプローチが、安定性 / 精度面で大きなメリットがあるケースがあることを示した
  - 類似船モデルから妥協モデルを見つける初めての試み

Published in Ocean Engineering, 2023

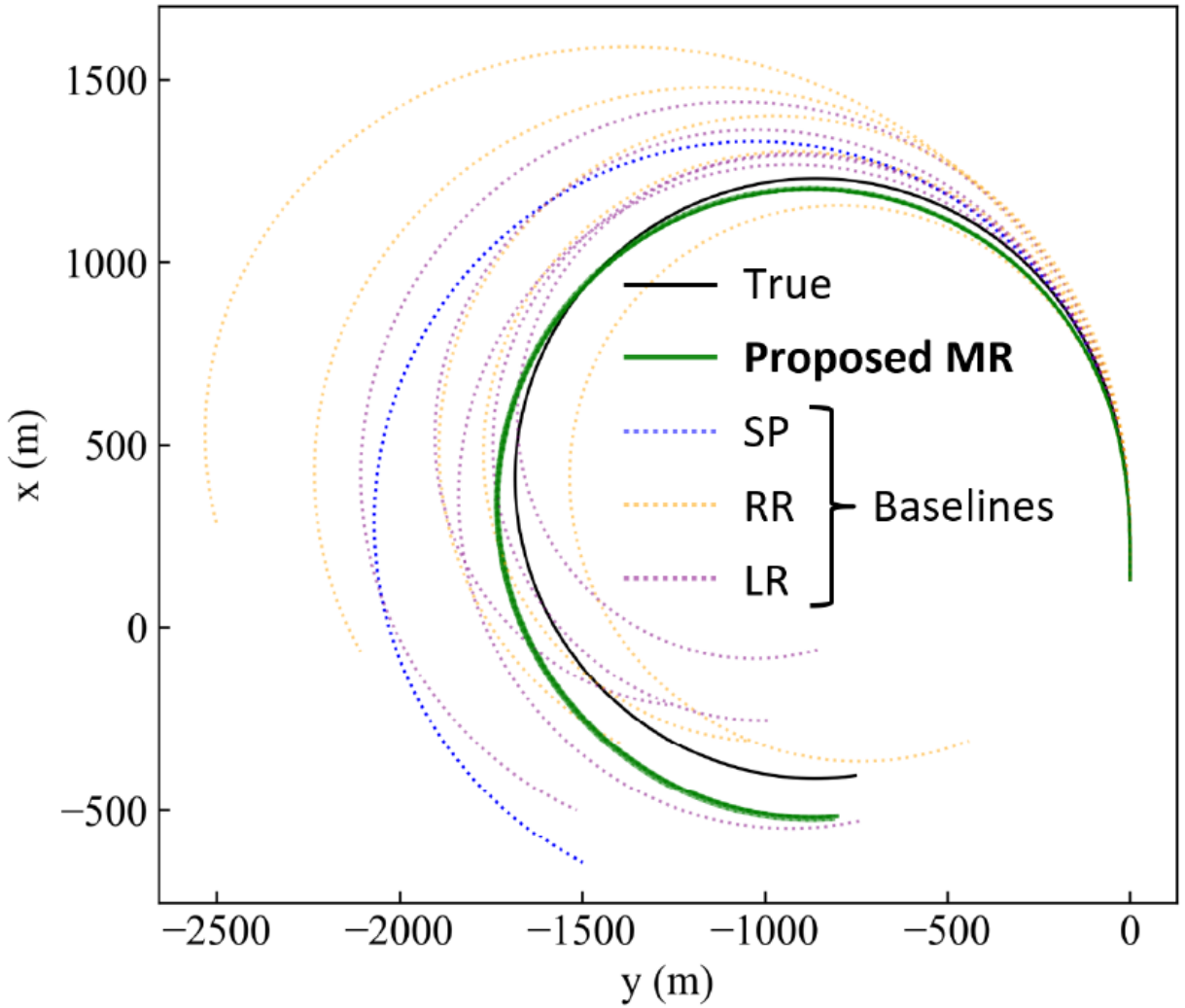
第１章　ケース３：類似船間のUpdateモード知識転送



$$\hat{\boldsymbol{\beta}}' = \arg\min_{\beta'} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^{m} (\boldsymbol{\beta}'^T \boldsymbol{x}'_i - \Delta y_i)^2 + \lambda(\alpha \|\boldsymbol{\beta}'\|_2^2 + (1-\alpha)\|\boldsymbol{\beta}' - \boldsymbol{\beta}^{s\prime}\|_2^2)$$

Published in Ocean Engineering, 2023

第１章　ケース３：類似船間のUpdateモード知識転送



Published in Ocean Engineering, 2023

第１章　ケース３：類似船間のUpdateモード知識転送

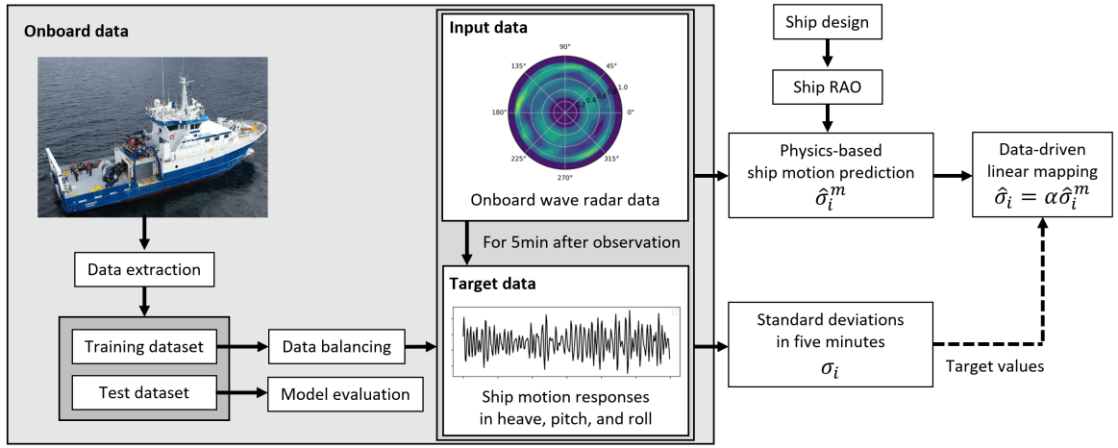
			True	Average absolute error μ(%)						Standard deviation of absolute error σ(%)				
				SP	**MR**	LR	RR	EN	SVR	**MR**	LR	RR	EN	SVR
Case 1 Low speed	7.5 ° turning	STR (m)	824.9	10.3	3.6	12.7	N/A	11.8	N/A	0.4	6.3	N/A	6.5	N/A
		MT (m)	1683.2	6.1	4.5	5.4		5.6		0.4	5.4		5.0	
		MA (m)	1099.2	6.5	9.6	6.2		6.3		0.3	3.2		3.1	
		VLS (m/s)	1.3	38.2	0.9	51.1		56.2		0.6	19.1		10.0	
	-7.5 ° turning	STR (m)	817.1	28.0	5.4	16.5	10.7	16.5	17.6	0.2	5.1	7.5	5.9	7.1
		MT (m)	1683.2	22.9	2.9	10.3	21.9	10.9	12.3	0.2	8.6	17.2	8.5	9.3
		MA (m)	1099.2	9.3	2.6	9.4	16.9	9.6	14.0	0.2	5.7	10.0	5.7	9.6
		VLS (m/s)	1.3	49.5	9.0	56.7	45.9	60.9	64.8	0.8	9.9	4.4	5.2	7.3
Case 2 Middle speed	7.5 ° turning	STR (m)	760.7	19.6	1.0	25.8	32.1	24.8	N/A	0.3	15.2	14.2	13.1	N/A
		MT (m)	1558.5	14.6	1.8	19.2	30.7	18.8		0.3	6.4	14.0	5.7	
		MA (m)	1039.8	1.9	8.3	10.3	16.4	10.2		0.2	7.8	7.4	7.4	
		VLS (m/s)	1.8	43.8	2.3	43.2	26.0	29.6		0.6	35.0	11.1	12.8	
	-7.5 ° turning	STR (m)	755.3	38.5	7.0	14.5	N/A	13.6	27.1	0.4	4.7	N/A	4.1	18.1
		MT (m)	1558.5	32.8	4.7	15.1		14.9	25.3	0.5	4.2		4.2	29.6
		MA (m)	1039.8	14.4	2.5	9.2		9.0	22.4	0.5	2.6		2.5	15.5
		VLS (m/s)	1.8	54.1	10.4	51.3		34.1	55.3	0.9	31.7		15.0	12.2
Case 3 High speed	7.5 ° turning	STR (m)	680.0	33.8	1.1	14.0	77.9	14.0	N/A	0.3	6.3	60.6	5.1	N/A
		MT (m)	1375.3	29.8	2.4	11.9	39.1	11.8		0.3	6.9	29.8	7.2	
		MA (m)	962.3	5.1	7.3	6.5	8.1	6.3		0.2	2.5	5.2	2.1	
		VLS (m/s)	2.5	50.9	3.3	65.3	24.9	56.5		0.8	22.2	17.2	12.1	
	-7.5 ° turning	STR (m)	676.3	54.6	9.0	12.4	41.9	12.9	N/A	0.4	6.0	25.9	5.5	N/A
		MT (m)	1375.3	50.4	8.8	11.3	34.0	11.8		0.4	7.3	20.8	6.8	
		MA (m)	962.3	22.6	1.8	5.3	11.6	5.5		0.3	2.5	6.1	2.6	
		VLS (m/s)	2.5	60.0	10.6	64.5	27.8	56.0		0.9	22.8	13.9	12.1	

結論

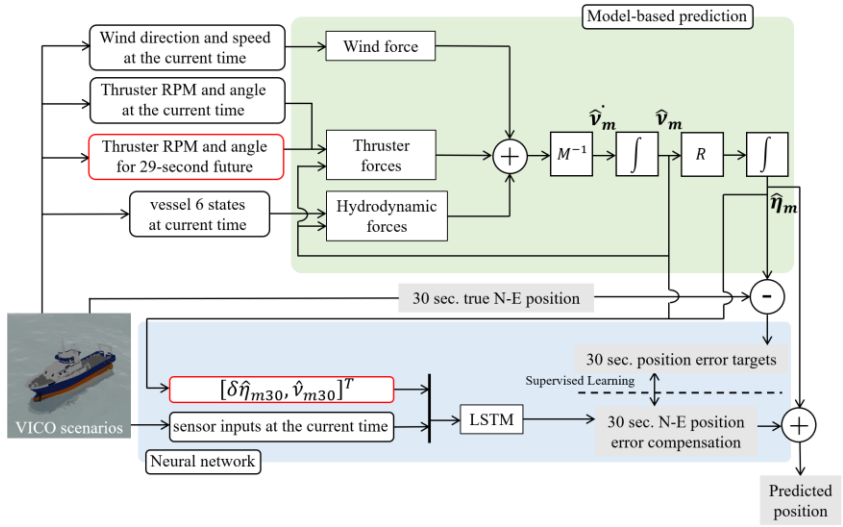
- ケーススタディでは165m船からの知識転送がより正確な175m船のシステム同定に貢献した。
  学習データセットを入れ替えても、提案手法は安定した性能のモデルを同定できた。
- 提案された手法では類似船パラメタを「安全策」として使うことで、
  正確でロバストなモデルを見つけることを補助できる。
- 類似船間の知識接続というニーズに合う手法を提案し、あるケースで役に立つことを示すことができた。
  一方で、「必ず妥協案が見つかる」というわけではなく、類似船の選定基準は整理が必要。

Published in Ocean Engineering, 2023

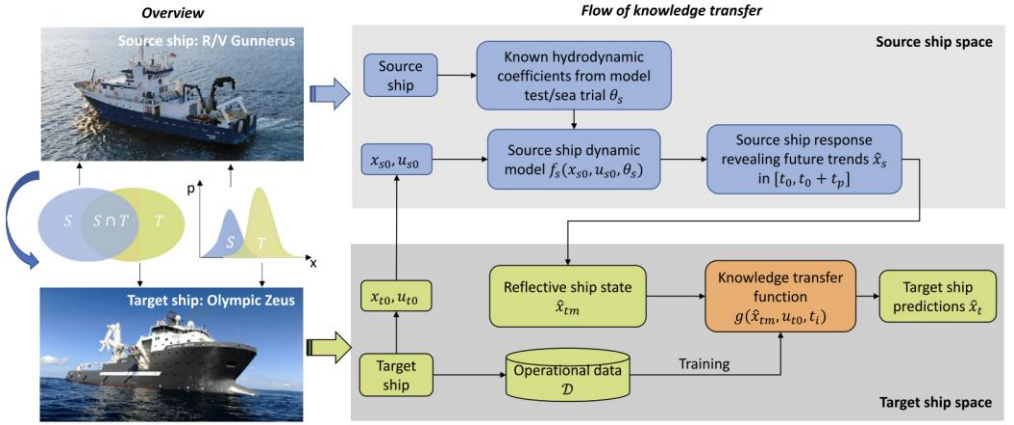
第１章　その他のケーススタディ



波レーダーの観測から船体運動を基盤モデルを使って予測。
１年間の実データの計測結果を使って基盤予測をSerialモードで真値にマッピング。
（Published in IEEE ISIE, 2023）



物理モデルの軌跡予測をニューラルネットワークで補正。
予測ホライズン中のコマンド変化を効率的に考慮する新構造を提案。
（Published in IEEE Sensors, 2021）



ソース船の物理モデルの状態変数をNN補正でターゲット船へ転移。
船体類似度で転送性を定量評価し、少データ下でも高精度予測を実証。
（Published in Ocean Engineering, 2023 ）

第２章：物理モデルのFidelityとデータ量の相互作用

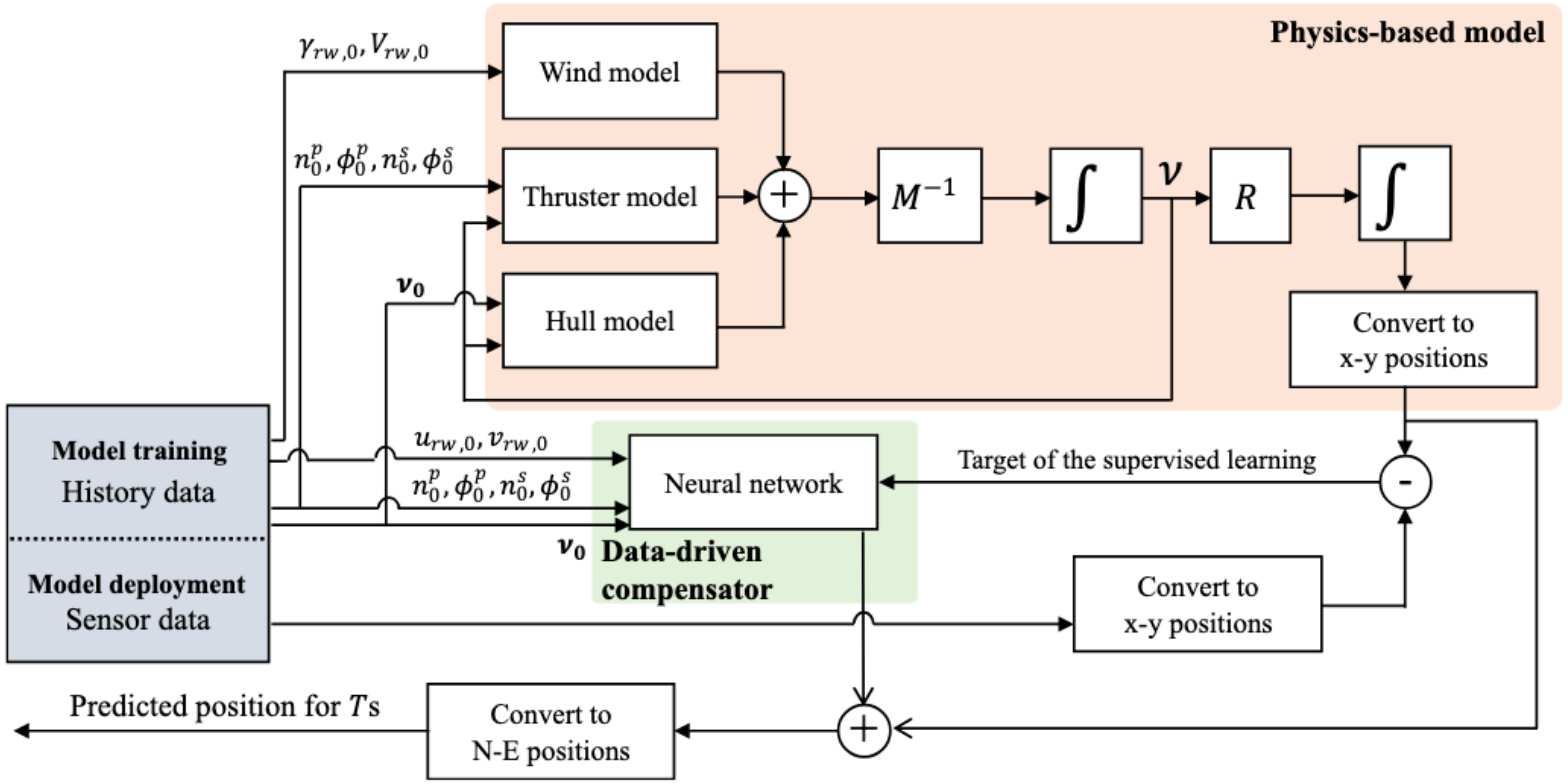
- 目的
  - データ駆動型拡張は「基盤モデル」と「データ」という２つの柱で成立している。
  - どれくらい「基盤モデル」の性能を妥協できるのだろうか？
    - 基盤モデルの性能を妥協できるのであれば、
      広い範囲の物理モデルを基盤モデルとして使って拡張モデルを提供することができる
  - どれくらい「データ量」を妥協できるのだろうか？
    - 基盤モデルに立脚することで、フルスケール実験の手間を削減できるかもしれない
  - 船舶運動モデルのデータ駆動拡張において、２つの関係性を検証した初の論文

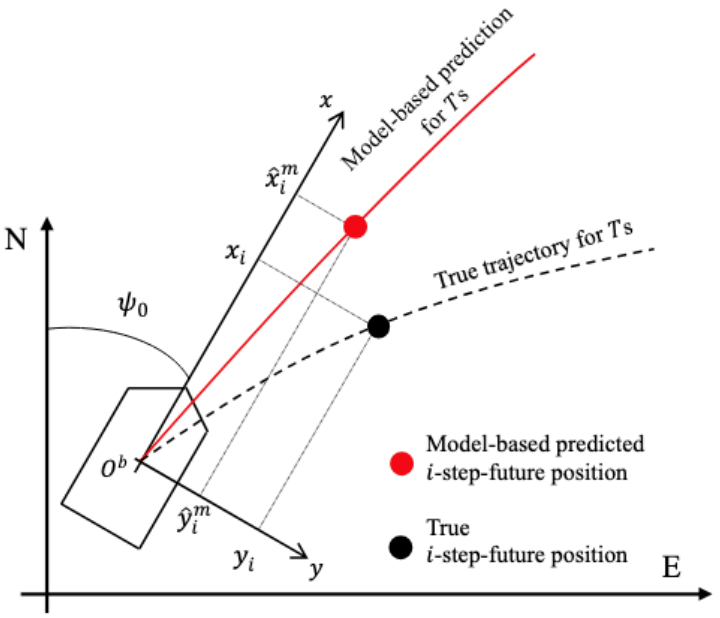
- アプローチ
  - このResearch Questionは核心的であるが、全モードに対して普遍的な解を導くのは困難
  - そこで、基盤モデルとデータを明確に分離しながら協調させるParallelモードに焦点を設定

- 実験的検証
  - シミュレーション環境で様々なFidelityのモデル・様々な量のデータセットを用意
  - その後、フルスケールのZigzag実験を実施

Published in Ocean Engineering, 2022

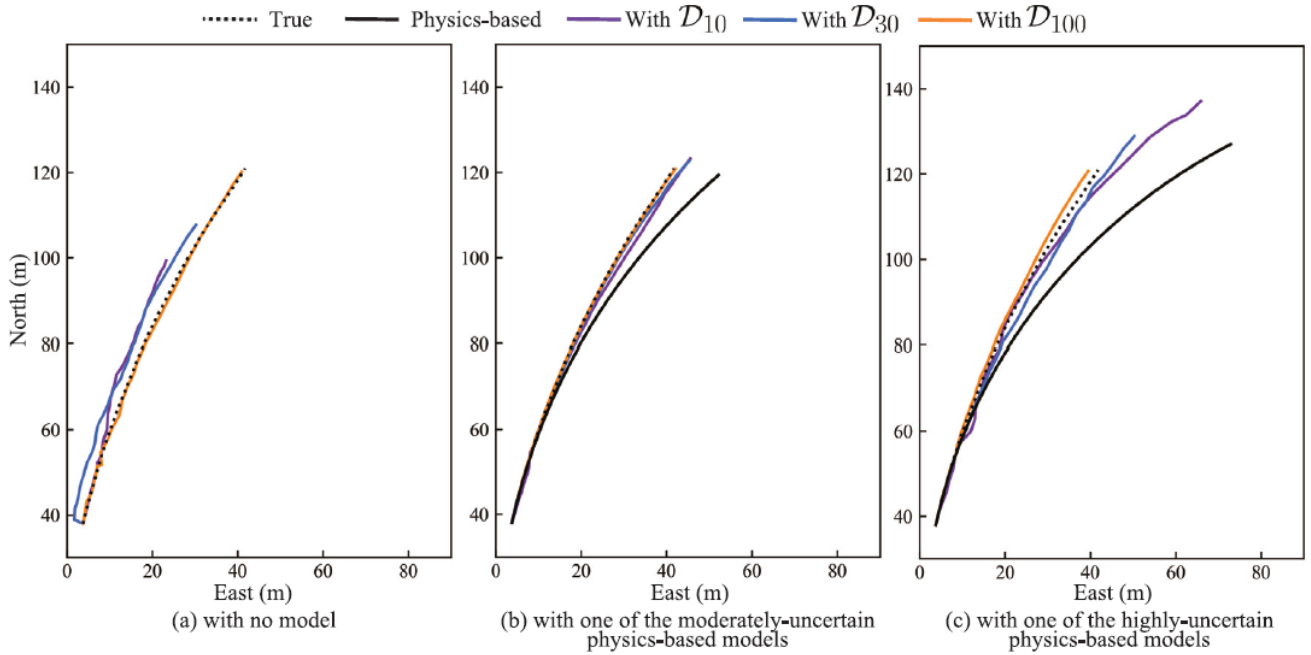
第２章：物理モデルのFidelityとデータ量の相互作用

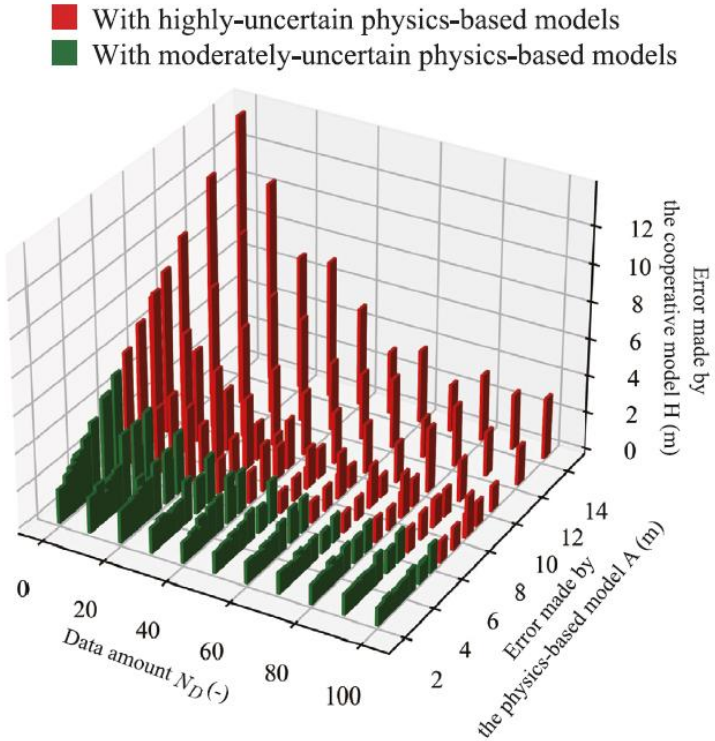




Published in Ocean Engineering, 2022

第２章：物理モデルのFidelityとデータ量の相互作用





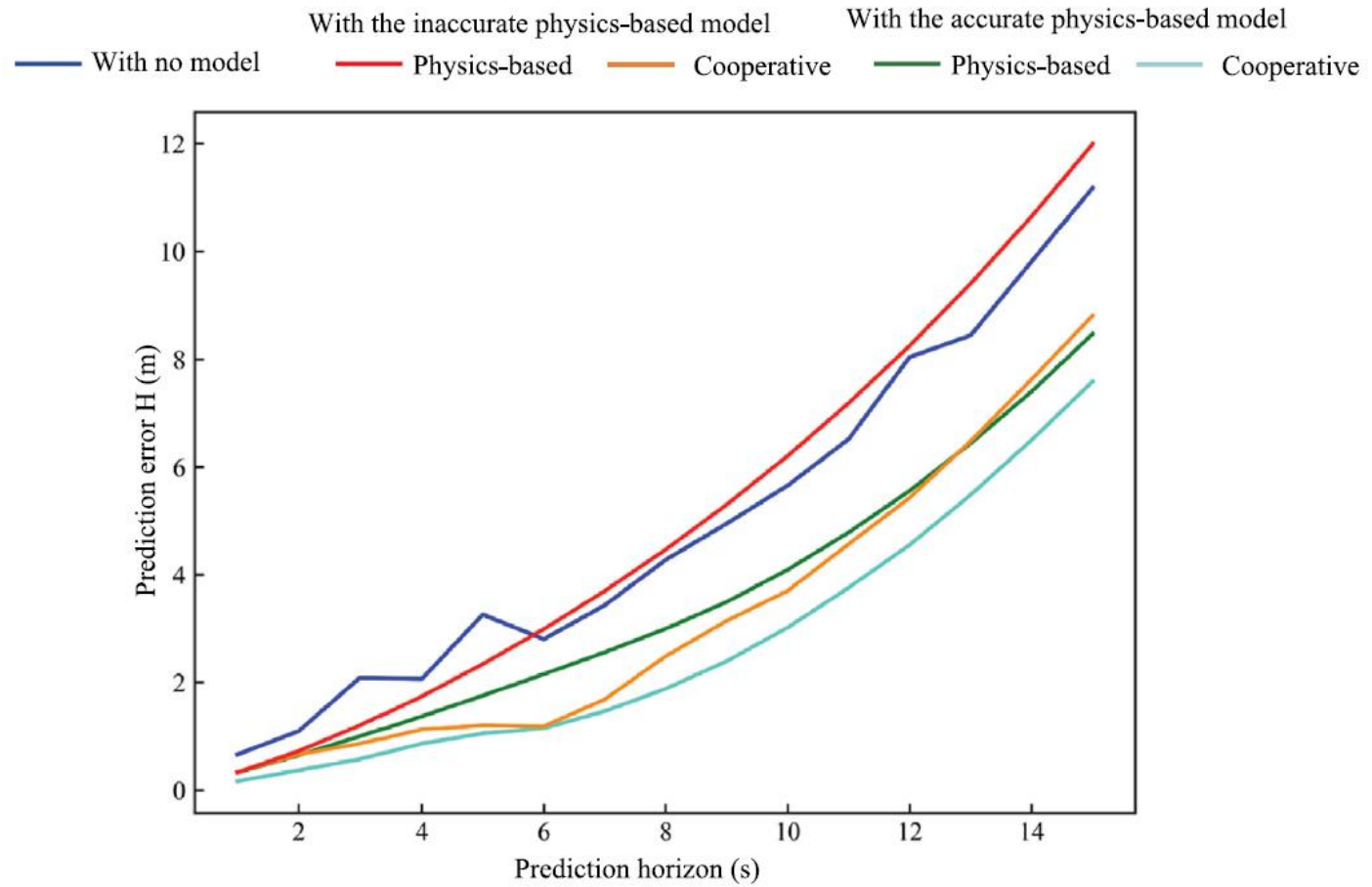
シミュレーション実験の結論

- 拡張モデルの精度は、基盤モデルのFidelityとデータ量のバランスによって決まる。
  高精度な物理モデルでなくとも、基盤モデルとして十分に学習の下支えとなりうる。

- 一方で、極端に精度の悪い基盤モデルを使うとデータ量を増やしても精度が改善しにくい。
  そうしたモデルが学習のノイズとなってしまうため、無制限に基盤モデルを妥協できるわけではない。

Published in Ocean Engineering, 2022

第２章：物理モデルのFidelityとデータ量の相互作用



フルスケール実験の結論

- 高精度な物理モデル（緑線）は高い精度を持つ一方、開発には年単位の時間とコストがかかっている。
  シミュレーション実験でも明らかにしたように、同程度の精度のモデルを
  粗い物理モデルとデータ駆動型位置補正の組み合わせ（オレンジ線）で実現できることがわかった。

Published in Ocean Engineering, 2022

博士論文が貢献したこと

船体運動におけるデータ駆動型拡張のフレームワークを提案

物理モデルをデータ駆動型手法で性能拡張したいというニーズに着目し、「データ駆動型拡張フレームワーク」を提案。ニーズベースで４つのモードに実現方法を整理。

多様なケーススタディでデータ駆動型拡張の具体的実現方法を提案・検証

知識基盤を尊重しながら、データを迅速にモデル性能向上へ反映する手法を開発し、

フレームワークが４つのモードで実現できることをケーススタディで実証。

類似船間の知識転移手法の開発

類似船モデルを活かして妥協モデルを見つける手法を提案し、モデル開発の効率化と安定化効果を実証

物理モデルとデータの相乗効果を実証

実船実験・大規模シミュレーションを通じて、両者の協調による性能向上効果を検証

データ駆動型拡張を通して、既存の物理モデルの価値を高め、
迅速に様々なタスクに船舶運動モデルを提供する第一歩

やり残したこと / 今後の展望

- 本研究は、船舶運動において「基盤モデルを有効活用しデータ駆動型拡張する」第一歩となった。
  その一方、将来の課題としてやり残したことも多い。

- データ駆動型拡張を、基盤モデルの性能を簡便に引き上げる手法論として提案できた。
  一方で、そうした補正から、新たに物理的解釈を生み出すような深い考察はできていない。

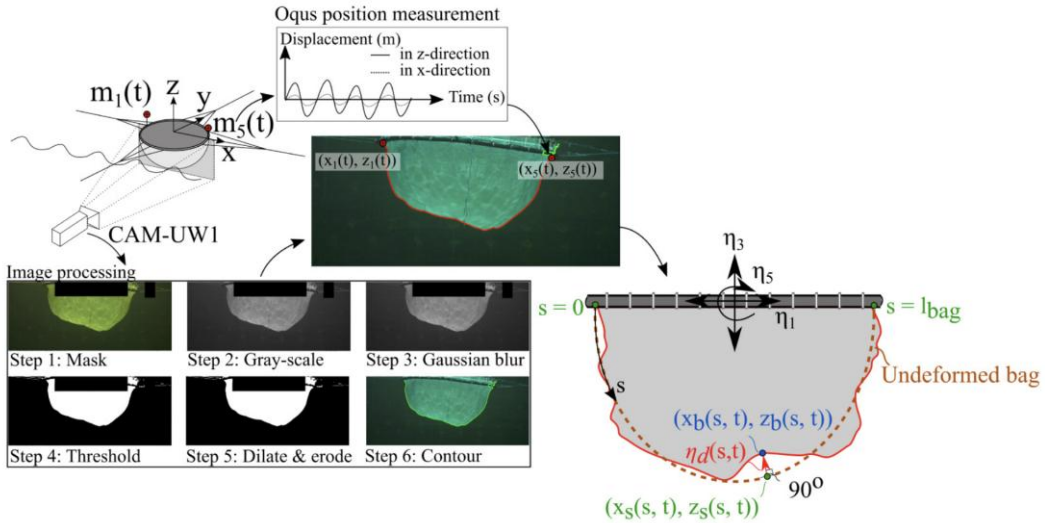
- データ駆動型拡張の各アプローチが平等に競ったとき、
  それぞれのアプローチがどんな性能なのか、理論的・実験的検証は積み残しとなった。

- データ量だけではなく、将来はデータの分布や質にも着目してその影響を議論することが必要。

- 海洋システムは多くの場合は物理モデルの構築に多大なコストがかかる。
  そのため、船に限らず、線状構造物等でも同様のフレームワークが役に立つかもしれない。
  その場合は、本研究で整理した４つのモードでカバーできていない、新たな手法の提案が必要だろう。

使えるデータをモデルと協調的に利用することで
資産たるモデルの価値を最大化することができる。
この考え方は、船に限らず海洋工学において広い応用先があるだろう。

その他の実績



フレキシブルな浮体動揺の画像解析（SINTEF, Journal of Fluid Dynamics)

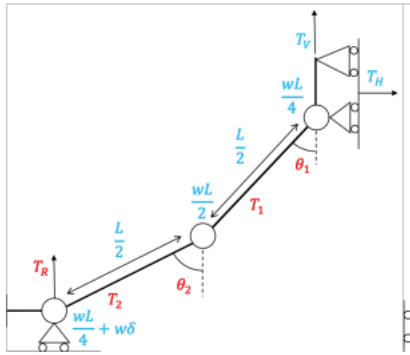


Fig.4 The effect of θ_1 and $\frac{\omega^2 Z_0}{g}$

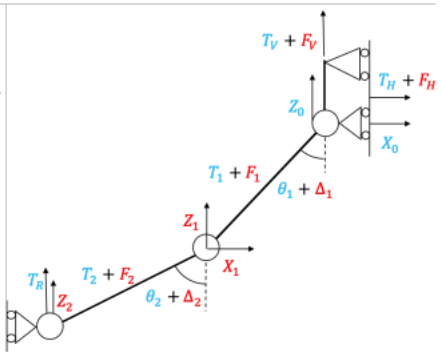


Fig.5 The effect of β/α and $\frac{\omega^2 Z_0}{g}$

$$T_V + F_V = (T_1 + F_1)\cos(\theta_1 + \Delta_1) + \frac{\alpha w g L}{4} + \frac{\beta w L}{4}\ddot{Z}_0 \quad (1)$$

$$(T_1 + F_1)\sin(\theta_1 + \Delta_1) = (T_2 + F_2)\sin(\theta_2 + \Delta_2) + \frac{\beta w L}{2}\ddot{X}_1 \quad (2)$$

$$(T_1 + F_1)\cos(\theta_1 + \Delta_1) = (T_2 + F_2)\cos(\theta_2 + \Delta_2) + \frac{\alpha w g L}{2} + \frac{\beta w L}{2}\ddot{Z}_1 \quad (3)$$

$$(T_1 + F_1)\cos(\theta_1 + \Delta_1) = (T_2 + F_2)\cos(\theta_2 + \Delta_2) + \frac{\alpha w g L}{2} + \frac{\beta w L}{2}\ddot{Z}_1 \quad (4)$$

$$(T_2 + F_2)\cos(\theta_2 + \Delta_2) + T_R = \alpha w g\left(\frac{L}{4} + \delta\right) + \beta w\left(\frac{L}{4} + \delta\right)\ddot{Z}_2 \quad (5)$$

海中線状構造物の圧縮発生メカニズムの簡易解析解の導出
（東京大学, Ocean Engineering)