

S1：海洋開発におけるAI・データサイエンス等の 先端技術の活用と展開

座長：井手喜彦（九州大学）

パネラー

間瀬 肇（京都大学）

宮下 侑莉華（大成建設株式会社）

中村 亮太（新潟大学）

田中 陽二（東洋建設株式会社）

増田 和輝（東洋建設株式会社）

高橋 大二郎（国際航業株式会社）

日比野 忠史（広島大学）※発表：佐藤 駿介（広島大学）

永野 雄一（大成建設株式会社）

1. はじめに

近年、海岸・海洋工学分野において、AI、機械学習、深層学習、基盤モデル、RAG (Retrieval-Augmented Generation)、ローカル LLM 等の活用が急速に広がっている。これらの技術は、波浪・高潮等の予測、沿岸構造物や藻場のモニタリング、環境データ解析、CFD 解析入力ファイル作成支援など、研究から実務に至る幅広い領域で利用可能性を示している。

一方で、海洋開発分野における AI 活用には、一般的な AI 応用とは異なる課題がある。すなわち、対象とする現象が物理法則に支配され、観測データや数値シミュレーション結果に不確実性を含み、さらに防災・設計・維持管理など社会的責任の大きい意思決定に関わる点である。そのため、単に予測精度が高いモデルを構築するだけでなく、結果の妥当性、適用限界、外挿性、説明可能性をどのように担保するかが重要となる。

本特別セッションは、このような背景のもと、海洋開発における AI・データサイエンス等の先端技術の活用事例を共有し、今後の展開について議論することを目的として開催された。前半では計 8 件の発表が行われ、後半では各発表を踏まえたパネルディスカッションが実施された。本報告書では、各発表の内容を整理するとともに、パネルディスカッションを通じて浮かび上がった横断的論点をまとめる。

2. セッションの概要

本セッションは、前半に 8 件の発表を連続して行い、各発表後の個別質疑は行わず、後半のパネルディスカッションでまとめて議論する形式で実施された。発表内容は、AI 応用の総論から、波浪・海

象予測、沿岸環境・インフラモニタリング、LLM による実務支援まで幅広く構成されており、海洋開発分野における AI 活用の広がりを見ることができる内容であった。

発表群は大きく四つに整理できる。第一は、海岸・海洋工学における AI 応用の全体像と歴史を確認する総論である。第二は、波浪・海象予測に関する発表群であり、AI による高速化、物理法則の組み込み、方向スペクトル推定などが扱われた。第三は、画像・点群データを用いた環境・インフラモニタリングであり、基盤モデルや 4 次元点群データの実務的可能性が示された。第四は、LLM を用いた実務・解析支援であり、専門知の継承や CFD 解析支援に向けた検討が紹介された（表 - 1）。

表 - 1 発表区分と内容・位置づけ

区分	主な内容	位置づけ
総論	海岸・海洋工学におけるニューラルネットワーク応用研究の変遷	分野における AI 応用の歴史と手法選択の重要性
波浪・海象予測	FNO、ConvLSTM、U-Net 等による波高・波浪場・方向スペクトル推定	数値シミュレーションの高速化、補完、未学習条件への対応
環境・インフラモニタリング	SAM3 による沿岸インフラ抽出、4 次元点群による藻場抽出	画像・点群データを用いた現場把握と環境評価
LLM による支援	RAG による環境データ解析支援、ローカル LLM による CFD 入力作成	専門知の外部化、業務効率化、技術継承

3. 各発表の概要

(1) AI 応用研究の変遷と手法選択

最初の間瀬様の発表では、海岸・海洋工学分野におけるニューラルネットワーク応用研究の変遷が整理された。AI 研究は 1960 年代以降に始まり、二度の冬の時代を経て、近年は深層学習や大規模モデルの発展により再び活発化している。海岸・海洋工学分野では、波浪予測、水位・潮汐・流況・波力の予測、防波堤、港湾、パイプライン、漂流ごみ、植物プランクトンなど、多様な対象に応用されてきた。

この発表における重要なメッセージの一つは、AI 手法を目的に応じて適切に選択する必要があるという点である。ニューラルネットワーク、GMDH、XGBoost、決定木、ランダムフォレスト、サポートベクターマシンなど、利用可能な手法は多様であり、対象現象や目的に応じて試行錯誤することが不可欠である。特に、単に既存の AI 手法を対象問題に適用して「できた・できない」を評価するだけでは、研究としての独自性や継続的な価値を持ちにくい。AI を用いて対象現象の要因解明や実務上の判断に資する知見を導くことが重要であることが強調された。

また、AI の高性能化が進んでも、ブラックボックス性や結果の解釈可能性の問題は残る。予測結果を最終的に判断するのは人間であり、AI は観測や物理モデルを補完する道具として位置づけるべきで

あるという視点が、後半のパネルディスカッションにもつながる基調として示された。

(2) AI による波浪・海象予測

物理法則を考慮した FNO モデルによる波高予測

宮下様の発表では、Fourier Neural Operator (FNO) に物理法則を組み込んだ波高予測モデルが紹介された。港湾・沿岸工事の作業可否判断では、短時間で信頼できる波高予測が求められる。従来の SWAN 等の数値モデルは物理過程に基づき高精度な再現が可能である一方、高解像度・広域計算では計算コストが大きく、リアルタイム予測や即時判断には課題がある。

本発表では、ConvLSTM、物理制約なし FNO、波作用量を中間変数として導入した FNO、物理制約付き FNO の複数モデルを比較した。FNO は空間分布を効率的に学習でき、ConvLSTM と同程度の精度を保ちながら学習時間を短縮できる可能性が示された。また、波作用量を中間変数として導入することで SWAN に近い空間分布を再現しやすくなること、物理制約の導入により未学習の高波条件に対する過小評価を抑制する可能性が示された。

一方で、物理制約を組み込む場合、時間発展を逐次的に扱うことによる誤差蓄積や境界条件設定の課題も確認された。したがって、物理法則を組み込んだ AI は、単純な精度向上だけでなく、未学習条件への外挿性や信頼性確保の観点から評価することが重要である。

双方向 ConvLSTM による日本周辺海域の波浪予測

中村様の発表では、双方向 ConvLSTM を用いた日本周辺海域の波浪予測モデルが紹介された。数値計算には時間を要するため、高精度な波浪予測を維持しつつリアルタイム予測や大規模アンサンブル予測を実現する手段として、深層学習の活用が注目されている。

本研究では、日本周辺海域を対象に、有義波高および 10m 高度の東西・南北風速を入力し、リードタイムや入力系列長の影響を評価した。結果として、風速履歴を入力に加えることで予測精度が向上し、入力系列長は計算効率も踏まえると 12 時間程度が有効であることが示された。一方、リードタイムが長くなるほど精度は低下し、特に台風等に伴う極端波浪では高波域の中心がぼやけたり消失したりする傾向が確認された。

この結果は、過去から現在までの情報のみで将来の波浪場を予測するモデルの限界を示している。長リードタイム予測では、将来の風場や気圧場など、波浪を発達させる外力情報をどのように扱うかが重要となる。

U-Net による波浪方向スペクトル推定

田中様の発表では、深層学習を用いた定点波浪方向スペクトル推定手法が紹介された。実務では有義波高や周期などのスカラー量がよく用いられるが、作業可否判断や沿岸現象の理解を高度化するためには、うねりや多方向性波浪を表現できる方向スペクトルの推定が重要となる。

本研究では、風速場や地形・海陸情報を入力として、U-Net により定点の方向スペクトルを推定する手法が検討された。鹿島のように外洋に面しうねりの影響が強い地点と、富山のように寄り回り波が発生する地点を対象に、入力する風速場の範囲や期間を変化させた感度分析が行われた。

結果として、地点に応じて有効な入力範囲が異なり、入力期間を広げることで周期や方向分散角の推定精度が改善する場合がある一方、広げすぎると関係の薄い情報がノイズとなり精度が低下する可

能性が示された。また、まれに発生する方向集中度の高いうねりや多峰型スペクトルでは、学習データが不足している場合にピークが平滑化される傾向が確認された。

波浪予測系発表に共通する論点

波浪・海象予測に関する 3 件の発表からは、AI が数値シミュレーションの高速な代替・補完手段として有望である一方、未学習条件や極端現象への対応が共通課題であることが明らかになった。特に、防災・安全管理に関わる場面では、平均的な予測精度だけでなく、高波やまれなスペクトル形状を過小評価しないことが重要である。

また、AI モデルに物理法則を組み込むこと、将来の気象予報値を入力すること、学習データを拡充すること、対象現象に応じた入力範囲・時間範囲を設計することが、今後の精度向上と信頼性確保の鍵となる。

(3) 沿岸環境・インフラモニタリングへの AI 活用

SAM3 による沿岸インフラ抽出

増田様の発表では、Segment Anything Model 3 (SAM3) を用いた沿岸インフラ抽出が紹介された。沿岸インフラのモニタリングは、防災・維持管理上重要であるが、高解像度画像を人手で判読する作業は労力が大きい。セグメンテーション AI を用いれば、画像中の対象物をピクセル単位で抽出し、被害量や構造物範囲を定量的に把握できる可能性がある。

本研究では、追加学習を行わず、公開済みの基盤モデルを用いて、自然言語プロンプトから防波堤、消波ブロック、水域等を抽出できるかが検証された。専門用語だけを入力した場合には抽出が不安定であった一方、対象の形状、材質、テクスチャ、空間的文脈を一般的な言葉で記述することで精度が向上した。例えば、防波堤を「海に突き出た直線状のコンクリート構造物」と表現するなど、専門用語を視覚的特徴に翻訳することが有効であった。

この結果は、基盤モデルを現場で活用する際、単に専門用語を入力するのではなく、AI が認識しやすい視覚的・空間的表現へ変換するプロンプト設計が重要であることを示している。一方で、類似形状の道路や岸壁、波浪等の誤検出も生じており、実務利用にはプロンプト調整や後処理、場合によっては追加学習との併用が必要である。

4次元点群データによる藻場抽出

高橋様の発表では、ナローマルチビームで取得した 3 次元点群データに反射強度を加えた 4 次元点群データを用い、機械学習により藻場を抽出する手法が紹介された。藻場はブルーカーボンの観点から注目されており、広範囲かつ高精度に分布や生育高を把握する技術が求められている。

本研究では、PointNet および PointNet++ を基盤とした改良モデルを用い、熟練技術者による目視分類結果を教師データとして、藻場と海底地盤の分類を行った。反射強度を点ごとにそのまま用いるだけでなく、メッシュ化・平滑化した反射強度データを加えることで、局所的な外れ値や測定誤差の影響を抑え、藻場抽出精度を向上させた。

さらに、抽出結果を潜水調査と比較し、藻場の生育高を評価するとともに、CO₂吸収量の算出にも展開した。これにより、点群データ処理と機械学習を組み合わせることで、単なる分布把握にとどまらず、ブルーカーボン評価に資する定量情報を得られる可能性が示された。

環境・インフラモニタリング系発表に共通する論点

沿岸環境・インフラモニタリングに関する発表からは、基盤モデルや点群処理の進展により、従来は専門技術者の目視や手作業に依存していた作業を部分的に自動化できる可能性が示された。一方で、実務利用には、対象物の定義、データ取得条件、誤検出・未検出の扱い、評価指標、後処理方法を明確にする必要がある。

(4) LLM による実務・解析支援

RAG による環境データ解析支援

佐藤様の発表では、底生動物と底質環境の関係を対象に、専門家の分析方針や考察知識を知識データベース化し、RAG により環境データ解析を支援する仕組みが紹介された。沿岸域の環境調査では、調査回数や生物データが限られることが多く、分析・考察は経験豊富な技術者の判断に依存しやすい。

本研究の特徴は、観測データを直接 AI に学習させるのではなく、熟練技術者がどの項目を比較し、どのような補助線を引き、どのように考察するかという判断過程を外部化する点にある。調査結果からグラフを作成し、そこに専門知に基づく補助線や解釈を加える手続きそのものを Markdown 形式等で知識化し、RAG で参照できるようにすることで、経験の浅い技術者でも専門家に近い分析の流れを学べる。

この発表は、AI を予測モデルとして使うだけでなく、専門知の継承、初学者支援、分析プロセスの再現性向上に用いる方向性を示している。海洋開発分野において、技術者の暗黙知をどのように形式知化し、AI に参照可能な形で蓄積するかは、今後の重要な研究・実務課題である。

ローカル LLM による CFD 解析入力ファイル作成支援

永野様の発表では、ローカル LLM を用いて、自然言語から OpenFOAM の解析入力ファイルを作成する能力が評価された。CFD 解析では、境界条件、数値スキーム、計算領域、初期条件など多数の設定ファイルを適切に作成する必要があり、作業が煩雑である。そこで、特定の CFD 専用モデルではなく、一般的なオープンローカル LLM により、平易なプロンプトから解析ケースファイルを生成できるかが検証された。

発表では、複数のローカル LLM を比較し、OpenFOAM の解析入力ファイル作成に適したモデルを選定したうえで、プロンプト中の専門用語の割合が結果に与える影響も評価された。単純なダムブレイクケースでは、一定程度の入力ファイル生成が可能であり、エージェント化してエラーを LLM に返しながらか自己修正させることで、実行まで到達するケースも確認された。

一方で、複雑な 3 次元計算領域の自動生成は難しく、LLM が空間構造を正しく理解できない事例も示された。このことから、現時点では、単純なケースや既に計算領域が与えられた状況では有効であるが、複雑な幾何形状や高度な解析設定では、人間による確認や補助が不可欠である。

ローカル LLM は、クラウド型 LLM と異なり、モデルを手元に保持して運用できるため、通信環境や外部サービスの制約を受けにくいという利点がある。機密性の高い実務データを扱う場合や、クラウドサービスが利用できない環境では、ローカル LLM の活用可能性は大きい。

4. パネルディスカッションの主要論点

後半のパネルディスカッションでは、各発表の深掘りに加え、海洋開発分野における AI 活用の将来像について議論が行われた。特に、AI と数値シミュレーションの関係、未学習条件・極端現象への対応、基盤モデルの実務適用、AI 時代に技術者が持つべき能力が主要論点となった。

(1) AI と数値シミュレーションの関係

最も大きな論点は、AI が将来的に数値シミュレーションを置き換えるのか、それとも補完的な役割にとどまるのかという点であった。討論では、AI を実験・観測・数値シミュレーションと対立するものとしてではなく、相互補完的に使うべきであるという意見が多く示された。

AI は一度学習すれば高速に推論できるため、リアルタイム予測、大規模アンサンブル、モンテカルロシミュレーション、設計条件探索など、大量のケースを扱う場面で大きな利点を持つ。一方で、学習データの範囲外や物理的に未経験の条件では、誤った結果を出す可能性がある。そのため、観測・実験・数値シミュレーションを「真値」または検証基盤として残しつつ、それらを補完・高速化する形で AI を使うことが現実的である。

また、AI を実務で使うには、単に精度指標を示すだけでなく、「どの範囲で使えるのか」「どの条件では危険なのか」「判断根拠をどのように示すのか」を明確にする必要がある。物理損失、適用限界、学習範囲、不確実性指標などを出力・可視化する仕組みが、今後の実務実装に向けて重要となる。

(2) 未学習条件・極端現象・外挿性

波浪予測系の発表を通じて、AI は平均的な条件では高い精度を示す一方、高波、台風、まれなうねり、多峰型スペクトルなど、出現頻度の低い現象では過小評価や平滑化が生じやすいことが共有された。防災や作業安全の観点では、まれな極端現象こそ重要であり、平均的な誤差指標だけでは実務上の安全性を評価できない。

討論では、将来の風場や気圧場など、対象現象を発達させる外力情報が入力に含まれていない場合、AI がその現象を予測することは本質的に難しいという指摘があった。特に、リードタイムが長くなるほど、過去の波浪履歴だけでは将来の台風経路や外力変化を表現できないため、気象予報値や気象場そのものを予測するモデルとの連携が必要になる。

この課題への対応としては、極端現象を含む学習データの拡充、物理制約付き AI、データ同化、気象予測との連携、シナリオ生成、外挿性評価指標の整備などが考えられる。

(3) 基盤モデルと専門モデルの使い分け

SAM3 や LLM に関する発表では、汎用基盤モデルを海洋開発分野の専門課題にどのように適用するかが議論された。基盤モデルは、大量の一般データを事前学習しており、追加学習なしでも一定の推論能力を発揮する。一方で、沿岸インフラや CFD 解析のような専門的対象では、専門用語や対象物の定義をそのまま与えるだけでは十分に機能しない場合がある。

沿岸インフラ抽出では、専門用語を形状・材質・空間配置などの視覚的特徴に翻訳するプロンプト設計が有効であった。LLM による解析支援では、専門用語を多く含むプロンプトでも平易な表現でも一

定の結果が得られる一方、複雑な 3 次元形状の理解には限界が残った。

実務上は、基盤モデルをプロンプト設計によって柔軟に使う方法と、対象構造物や解析タスクに特化した教師ありモデル・ファインチューニングモデルを構築する方法を組み合わせることが現実的である。初期検討や迅速な現場対応では基盤モデルが有効であり、高精度・高信頼性が必要な定常業務では、専門データを用いたモデル構築や検証が求められる。

(4) AI 時代に技術者が持つべき能力

パネルディスカッションでは、AI の性能が向上するほど、技術者側の判断力が重要になるという意見が共有された。AI は大量のデータを処理し、もっともらしい出力を高速に生成できるが、その結果が工学的に妥当かどうかを判断するには、物理現象、観測、数値シミュレーション、設計実務に関する専門知識が必要である。

AI を使いこなすためには、出力の正誤だけでなく、なぜその出力が得られたのか、どの条件で使えるのか、どのような前提が置かれているのかを確認する能力が求められる。これは、従来の数値シミュレーションや実験結果の解釈にも共通する能力であり、AI 時代になっても研究・実務の根本は変わらない。

一方で、AI は技術者教育の手段にもなり得る。RAG による専門知の外部化や、LLM による解析支援は、熟練技術者の判断過程を若手技術者が学ぶための新しい仕組みとなる可能性がある。AI を使うことで人間の役割が小さくなるのではなく、むしろ人間が何を知り、何を判断し、何を AI に渡すべきかがより明確になる。

5. セッションから見た成果

本セッションから見た成果は、以下の五点に整理できる。

1. AI 活用が研究段階から実務応用段階へ近づいている。波浪予測、方向スペクトル推定、沿岸インフラ抽出、藻場評価、CFD 入力ファイル作成など、具体的な実務課題に対する検討が行われていた。
2. 数値シミュレーションの高速化・補完としての AI の有効性が示された。特に、リアルタイム予測、大規模アンサンブル、確率評価、多数ケース計算において AI の利点大きい。
3. 物理法則や専門知を AI に組み込む方向性が重要であることが確認された。物理制約付き FNO、RAG による知識参照、プロンプト設計、専門知の外部化は、異なる発表に共通する考え方であった。
4. 基盤モデルの活用可能性が広がっている。SAM3 や LLM により、従来は個別モデル開発が必要だった作業を、追加学習なし、または少ない調整で試行できるようになっている。
5. AI 時代においても、技術者の専門性と判断力が不可欠であることが共有された。AI の出力を鵜呑みにせず、物理的妥当性、適用範囲、不確実性を評価する能力がより重要になる。

6. おわりに

本特別セッションでは、海洋開発分野における AI・データサイエンス活用の多様な展開が示された。波浪・海象予測では、AI による高速化と物理法則の組み込みが進みつつあり、環境・インフラモニタリ

ングでは、基盤モデルや点群データを用いた自動抽出・定量評価の可能性が示された。さらに、RAG やローカル LLM を用いた実務・解析支援では、AI が予測だけでなく、専門知の継承や業務効率化にも貢献し得ることが示された。

一方で、AI の活用には、未学習条件への外挿性、極端現象の過小評価、ブラックボックス性、適用限界の不明確さ、人間側の判断力といった課題が残る。これらは単一のモデル改良だけで解決できるものではなく、データ整備、物理法則との融合、専門知の形式知化、評価指標の整備、人材育成を含む総合的な取組が必要である。

AI と数値シミュレーションは、今後ともそれぞれ進化していく。重要なのは、どちらか一方を選ぶことではなく、観測・実験・数値シミュレーション・AI・専門知を相互補完的に組み合わせ、海洋開発の安全性、効率性、持続可能性を高めることである。本セッションは、その方向性を考えるうえで有意義な議論の場となった。