

報告書の要約

助成番号 令和 7 年 2 月 25 日付 第 15-2 号	研究開発テーマ名		生成 AI 時代を見据えた海象学習モデルの構築
	助成研究者	ふりがな 氏名	ひ び の た だ し 日比野 忠史 印
		所属	広島大学
本報告書は、生成 AI 時代における港湾・海岸分野の技術伝承と人材育成を目的として、港湾領域で活用可能な RAG（検索拡張生成）および SDB（検索用データベース）の構築方法を検討した研究成果である。令和 6 年度報告では海象学習モデルの構築が中心であったが、本年度はさらに実務的な設計・施工支援、初級技術者の学習支援、熟練技術者の判断過程の継承に重点が置かれている。人口減少により熟練技術者の知恵が失われつつある中で、設計基準、設計プログラム、現地調査データ、技術者の解釈知識を AI が読める形で整理し、汎用 LLM や SLM と連携する港湾領域 RAG を構築することが本研究の基本構想である。 本研究でいう SDB は、単なるデータの蓄積ではなく、技術者が現象をどのように理解し、どの変数に注目し、どのような根拠で判断するかを構造化した知識データベースである。図-1.1 では、海象 SDB, 生態系 SDB, 施工系 SDB などの内装 SDB を港湾領域 RAG に組み込み、汎用 LLM, SLM, 設計プログラムと連携させる概念が示されている。特に、汎用 LLM に直接専門判断を委ねるのではなく、技術者の知恵を AI 化した SDB を検索し、その根拠に基づいて解析や考察を行う点に特徴がある。 第 2 章では、造成干潟の適地選定を支援するための「干潟ゲーム」の構築が検討された。干潟の生態系は、生物、化学、物理過程が複雑に関係するため、造成後の生物量を厳密に予測することは難しい。そこで本研究では、強化学習の考え方をを用い、将来の生物量が最大となるような細粒分や有機物の輸送を評価するモデルを提案した。干潟ゲームでは、流れをエージェント、泥場・砂場を状態、細粒分や有機物の輸送を行動、生物量を報酬、将来の生物量を収益として設定する。泥場は有機物を蓄積する場、砂場は生物活性が高い場として扱われ、両者を結ぶ流れが有機物を輸送することで、生物生産に適した環境が形成されるかを評価する。モデル構築には、燧灘北沿岸域で 2023 年 7 月・8 月に実施された底質・生物調査データが用いられた。対象海域ではメナシピンノとホトトギスガイが優占種として確認され、細粒分、TOC、TON、TOP、生物湿重量などの関係から、生物生息環境を表すパラメータが抽出された。結果として、細粒分に吸着した有機物だけでなく、砂場に存在する粒状有機物、すなわち POM が生物活性に強く関係することが示された。メナシピンノの生息地点では、C/N 比や N/P 比がレッドフィールド比に近づく傾向があり、生物により生成された生体関係有機物が堆積していることが示唆された。 干潟ゲームでは、生物湿重量を有機物量に換算し、生物の成長、増殖、死亡を TOC の消費・生成として簡略化した。例えば、生物が生存するために必要な TOC 量、細粒分が輸送する有機物量、砂場への移動確率、泥場への掃流確率、細粒分が過剰になった場合の死亡率などが初期パラメータとして設定された。これにより、複雑な生態過程をすべて再現するのではなく、観測値から技術者が読み取った関係をパラメータ化し、強化学習に利用できる概念モデルが構築された。 第 3 章では、底生動物と底質環境の相互作用をモデル化し、その知識を DB 化して RAG により環境データ解析を支援する枠組みが提案された。対象は岡山県西部沿岸域の A~C エリア 13 地点で、2024 年度の 4 季に実施された底質・生物調査である。底質では粒度組成、IL、TOC、硫化物、COD など、生物では種数、個体数、湿重量などが整理された。解析では、軟体動物、節足動物、環形動物などの動物門別湿重量と、TOC、中央粒径、IL、土粒子密度などの底質指標との関係が検討された。その結果、底生動物と底質環境の関係は一義的では			

なく、動物門ごとに TOC や細粒分への応答が異なることが示された。例えば、節足動物は TOC に対する耐性が比較的強い一方、二枚貝類は高 TOC・高細粒分の環境では生息が制限されやすい。TOC が 10mg/g 以下の範囲では、軟体動物と節足動物の湿重量比が TOC と一定の関係を示したが、高 TOC 域では種や分類群によって応答が分かれた。また、秋季には節足動物量の減少と TOC 増加が対応し、動物の死亡や枯死に由来する新生 BOM が底泥有機物の組成や土粒子密度に影響していることが示唆された。これらの結果は、沿岸域の底質環境が生物活動によって形成・変化することを示している。さらに、本研究では、これらの解析方針や考察知識を Markdown 形式で整理し、知識 DB として格納した。知識 DB には、C/IL 比による有機物分解状態の判定、M/A 比による優占構造の把握、TOC と $\log(M/A)$ による競合勾配、TOC (砂分) による OSS 量評価、細粒分・D50 と有機物蓄積、土粒子密度による難分解化の解釈などが含まれる。これらを多言語埋め込みモデルでベクトル化し、SQLite に格納することで、RAG が必要な知識を検索して考察生成に利用できる仕組みを構築した。システムでは、Excel 形式の調査データを入力すると、LLM が列名や表構造の揺らぎを正規化し、分析可能項目を提示する。選択された項目について Python が計算を行い、RAG が知識 DB を検索して考察文を生成する。さらに、考察内容を反映したグラフを Python スクリプトで生成する機能も試みられた。性能評価では、データ入力から考察文生成までは高い安定性を示し、同一入力に対する考察文のコサイン類似度もおおむね 0.95 以上と高かった。一方、考察反映グラフの生成では、複雑な条件を含む場合に閾値線や補助線の反映が不安定になる課題が残った。

本研究の結論として、沿岸環境データの解析には観測値だけでなく、技術者の判断過程や解釈知識の明示化が不可欠であることが確認された。調査知見を MD 形式で整理し、RAG による知識検索と Python による確定的計算を組み合わせることで、表構造や変数名に揺らぎを含む環境調査データに対しても、一貫した解析・考察を行える枠組みが構築された。これは、熟練技術者の知見を初級技術者へ継承し、港湾・沿岸分野における AI 活用を実務的に進める有効な方法である。