

四次元点群データを用いた 機械学習による藻場抽出手法の開発

【Outline】

- 1, はじめに
- 2, 調査方法
- 3, 機械学習による藻場の抽出
- 4, 四次元点群データによる CO_2 吸収量算出
- 5, 考察・まとめ



国際航業株式会社 河川海洋部

岩部 然育、○高橋 大二郎、住澤 潤樹

土井口 華絵、松田 健也、加藤 英紀

新潟大学大学院自然科学研究科環境科学専攻

伊藤 樹



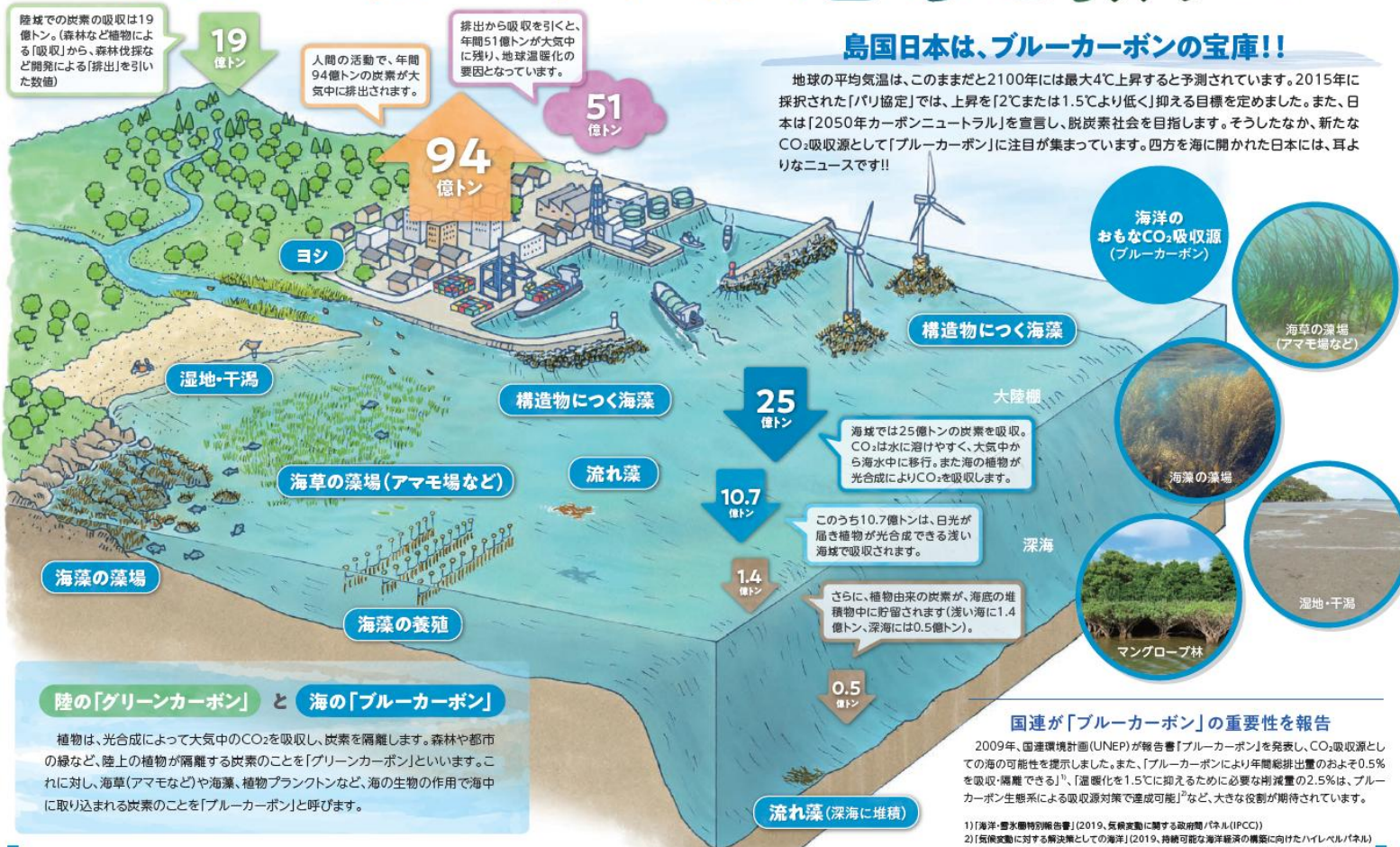
新潟大学工学部工学科

中村 亮太

1, はじめに (2050年カーボンニュートラル)



ブルーカーボンが地球を救う!?



グリーンカーボン：

森林や都市の緑など、陸上の植物が固定 (隔離) する炭素

ブルーカーボン：

海草 (アマモなど) や海藻、植物プランクトンなど、海の生物の作用で海中に取り込まれる炭素

2050年のカーボンニュートラルに向けて、地球温暖化対策計画において、2035年におけるブルーカーボンによるCO₂吸収目標が100万t-CO₂が明記 (2023年度の3倍)

センシング技術を活用して藻場の把握方法を確立ができれば、カーボンニュートラルに貢献できる!

→研究の動機・目的

出典：国土交通省港湾局HP



1, はじめに（従来の藻場把握手法・CO₂吸収用把握手法）

- ・藻場分布の把握には、衛星画像・空撮画像(飛行機・ドローン)・音響測深・船舶・潜水土など様々
- ・CO₂吸収量算定には、主に吸収係数と分布面積（衛星画像やUAV写真測量）の積に基づいている
- ・平面的な面積把握に留まらない空間的把握や新技術の確立が喫緊の課題（桑江ら2019）



- ・グリーンレーザー測量の水中部の三次元点群・反射強度データから藻場抽出方法を検討(岩部ら2024)
- ・水質に依存しない音響測深を用いた機械学習を活用した藻場抽出手法を検討（岩部ら2025）
- ・反射強度強度情報は、有益であるが藻場抽出においてはいまだ情報を生かせていない（吉田ら2025）



- ・海草類での抽出精度は90%と高かった一方で、海藻類の抽出精度は70%弱にとどまり課題を残した
- ・抽出精度の向上と先行研究よりもより深い（画像抽出が困難）海域での抽出の必要性
- ・抽出した藻場（点群データ）から空間的分布を考慮したCO₂吸収量の算出することの重要性

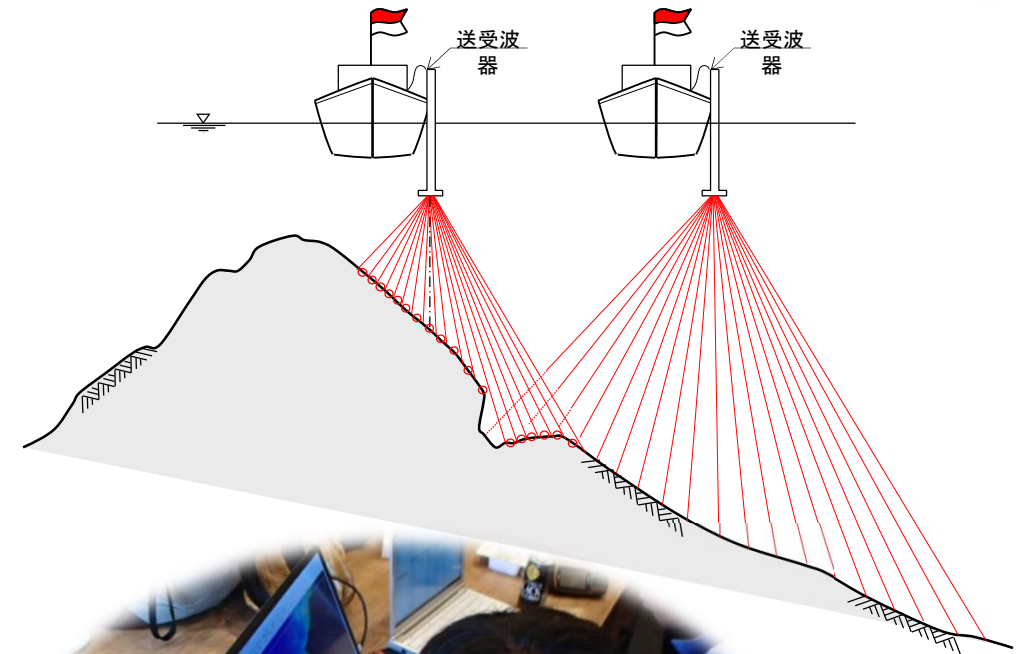
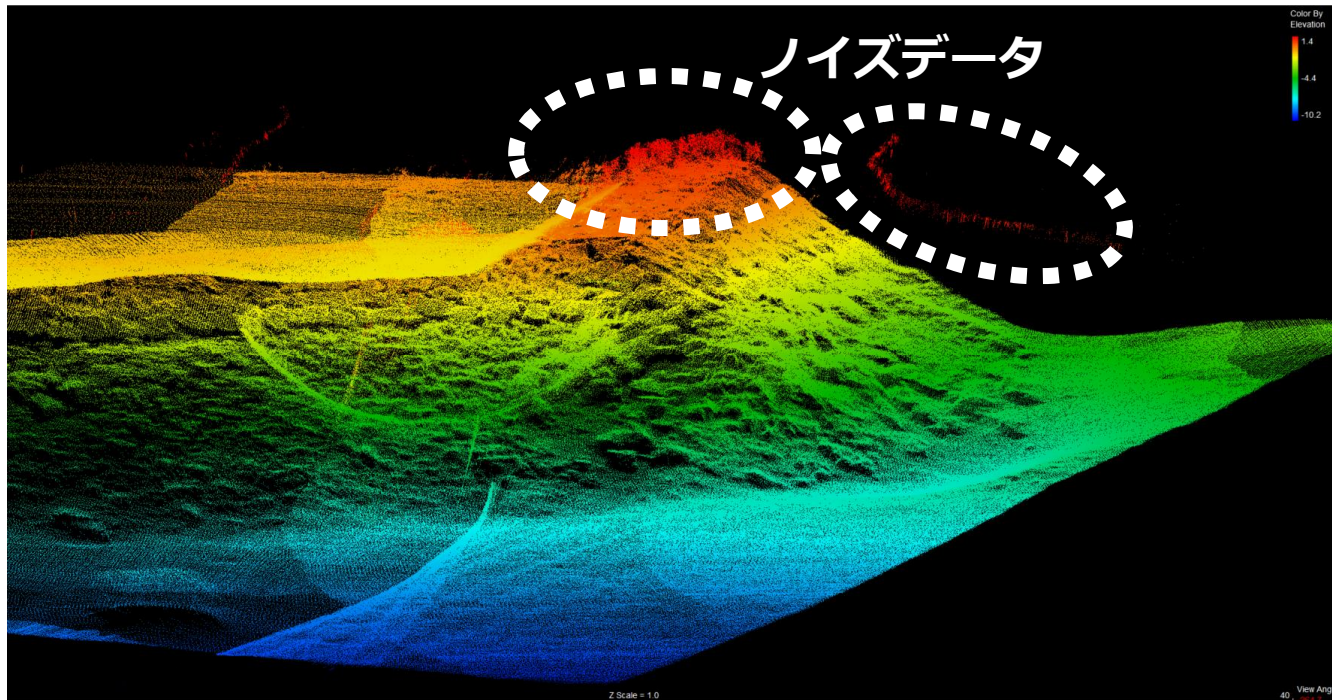


本研究では、ナローマルチビームで取得した水中部の三次元座標に反射強度を加えた四次元点群データから深層学習モデルPointNetにPointNet++融合した改良モデルを用いて藻場抽出方法を開発した。

1, はじめに（ナローマルチビームについて）

ナローマルチビームとは

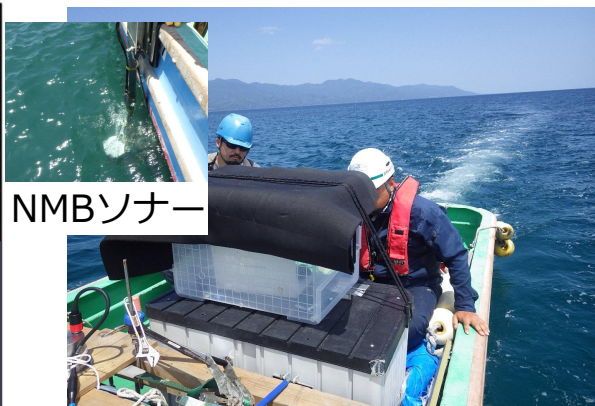
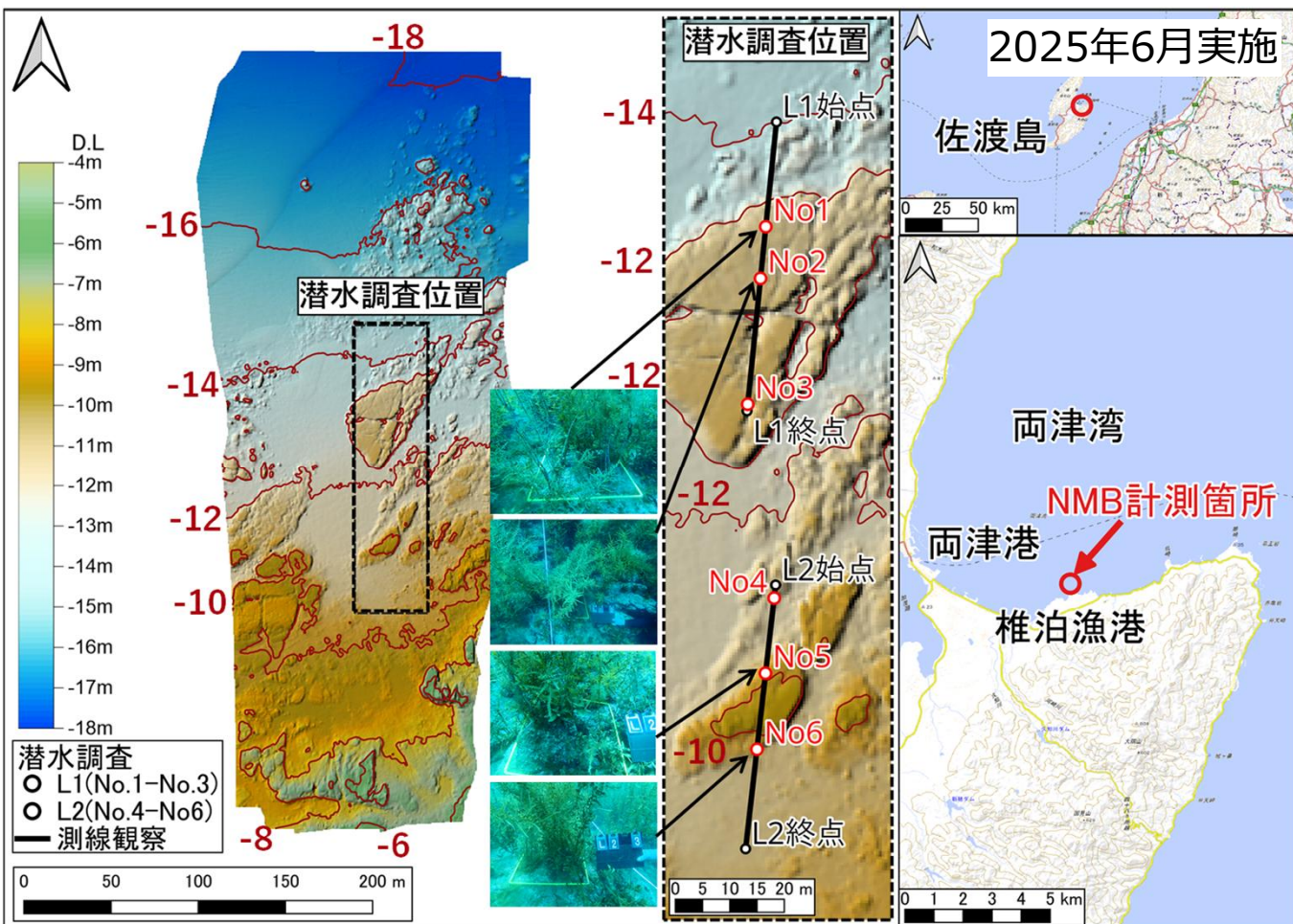
- ・ 扇状に音響ビームを細かく照射
- ・ 広範囲の海底地形測量に幅広く用いられる
- ・ 水質に影響されず、閉鎖的な港湾や深い水深まで測深可能
- ・ 三次元地形データと同時に、反射強度データの取得が可能



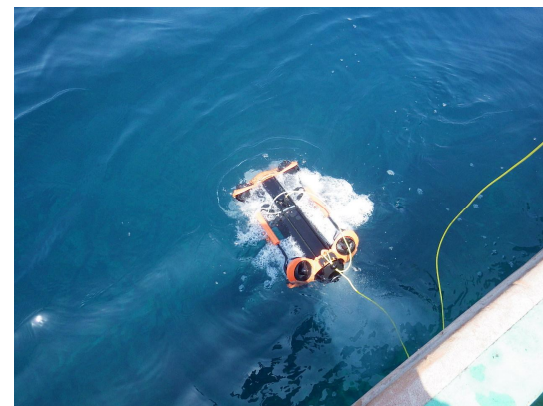
従来は統計処理と目視でフィルタリング作業を実施

2, 調査方法

- ・ 2025年6月にNMB測深（平均水深10m）を実施した（海域はノコギリモク・ヤツマタモクが優占）
- ・ 検証用データとして潜水士による藻場調査(植生高)・ROVによる画像・動画撮影を実施した



NMBソナー



潜水士による藻場調査 (No.1)



潜水士による藻場調査 (No.5)



3, 機械学習による藻場の抽出（モデルの概要）

機械学習（PointNet）モデルの概要（モデル①,②,③,④）

モデル①
従来手法
(分離学習型)

藻場・地盤データを
別々に管理

個別チャンク生成

PointNet学習

【課題】
推論時の混在状態と学習時の
乖離により精度が低下

モデル②
データ統合型
(データ統合型)

全データを統合
各点にラベル付与

統合チャンク生成

PointNet学習

【改善】
現実に近い混在環境で学習
モデル①の乖離を解消

モデル③
発展手法
(CUBE処理0.3m)

統合
データ

CUBE処理
(空間的な粗分類)

境界閾値：0.3m

統合チャンク
生成

PointNet
学習

【最適化】
計算負荷を下げ、局所的な
藻場の認識精度を向上

モデル④
発展手法
(CUBE処理0.7m)

統合
データ

CUBE処理
(空間的な粗分類)

境界閾値：0.7m

統合チャンク
生成

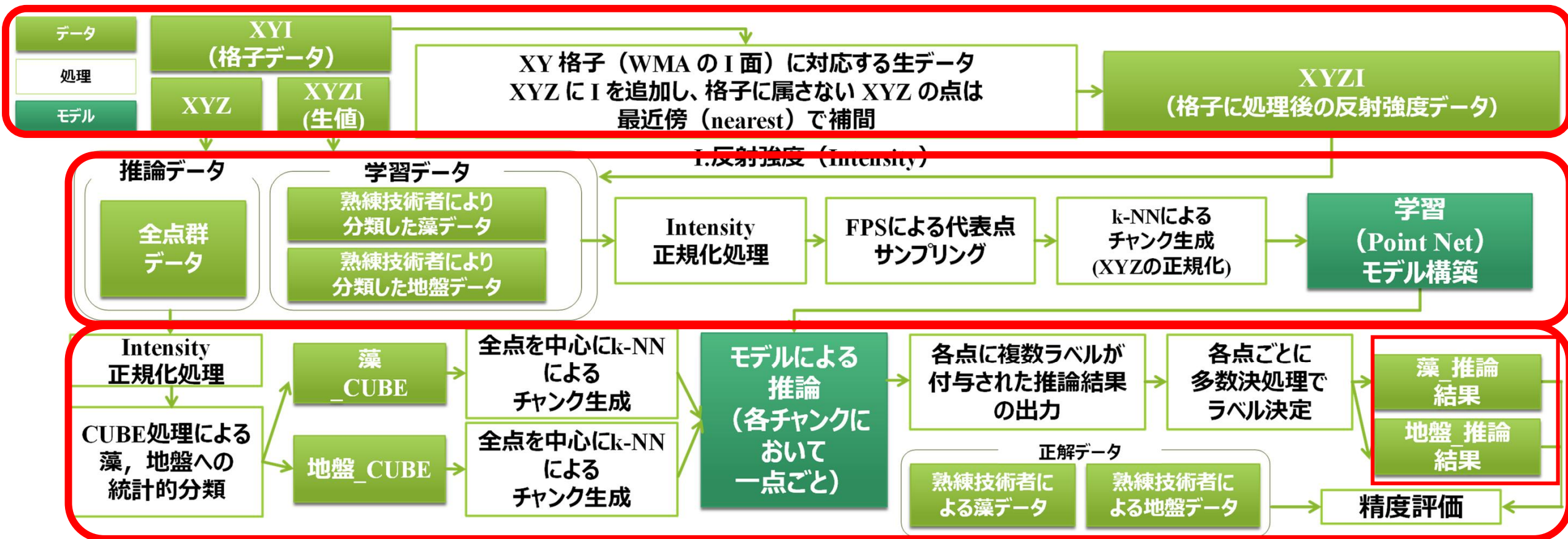
PointNet
学習

モデル③とパラメータを変
更し、抽出精度・効率の最
適解を検証



3, 機械学習による藻場の抽出（解析フロー）

機械学習（PointNet）モデルの概要（モデル③, ④）



チャンクの生成: 学習段階では点群全体から空間的に均一に代表点を選ぶFPS (Farthest Point Sampling) 用い, そこから近い順に64点を集めるk-NN (最近傍探索) によってチャンクを生成

ネットワーク構成: チャンク全体の特徴量を生成し, 局所の特徴と全体の特徴を組み合わせ, 最終的にそれぞれの点が『藻場』なのか『海底地盤』なのかを二値分類

CUBE処理: いきなり点単位の精密な推論を行うと膨大な計算時間がかかり, ノイズも拾いやすいため, 推論の前に, 空間を一定の立方体に区切って大まかに分類

多数決分類: すべての点を中心に64点の局所点群を生成して推論を反復. 同一の点に対する複数の予測結果を多数決処理で統合し, ラベルを決定



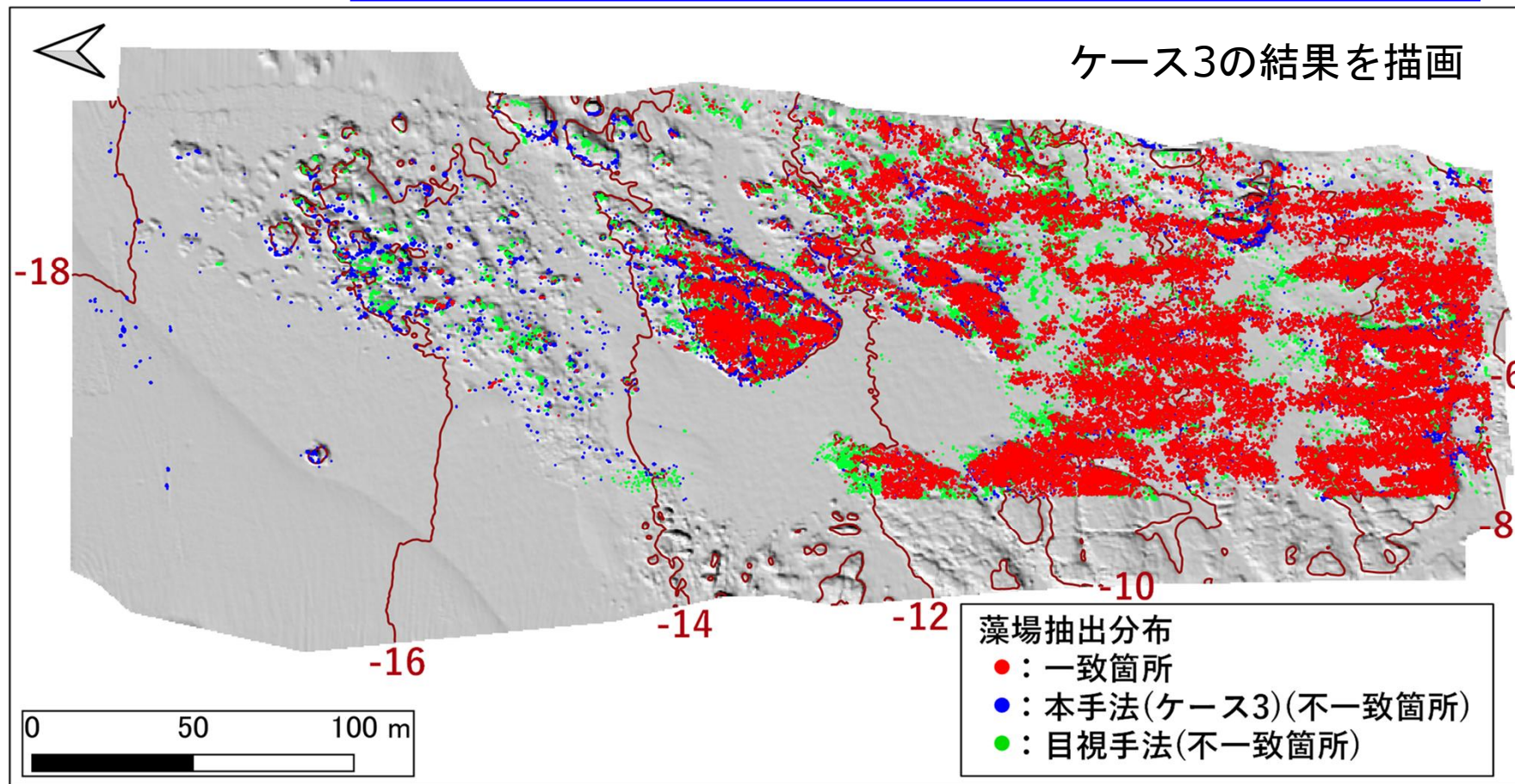
3, 機械学習による藻場の抽出（性能評価）

- ・地盤の判定について、モデル①～④においてF1-scoreが0.975～0.995と極めて高い
- ・モデル構成について、モデル②に空間粗分類を導入したモデル③が最も安定性が高い
- ・反射強度の与え方について、点群毎のデータを与えるとPrecisionが高いがRecallが低い
- ・一方,50cmに格子化した反射強度データを与えると、F1-scoreが最高値0.845に到達⇒抽出精度向上

ケース	モデル	学習データ	藻場	藻場	藻場	地盤	地盤	地盤	重み
			Precision	Recall	F1-score	Precision	Recall	F1-score	
1	①	XYZ-I50cm	0.375	0.924	0.534	0.998	0.954	0.975	0.962
2	②	XYZ-I50cm	0.771	0.915	0.837	0.997	0.992	0.995	0.990
3	③	XYZ-I50cm	0.785	0.914	0.845	0.997	0.993	0.995	0.991
4	④	XYZ-I50cm	0.751	0.918	0.826	0.998	0.991	0.994	0.989
5	③	XYZ	0.648	0.941	0.768	0.998	0.985	0.991	0.985
6	③	XYZ-I点毎	0.746	0.020	0.039	0.972	1.000	0.985	0.958
7	③	XYZ-I10cm	0.412	0.952	0.575	0.999	0.959	0.979	0.967
8	③	XYZ-I25cm	0.437	0.924	0.593	0.998	0.964	0.981	0.969
9	②	XYZ	0.112	0.944	0.200	0.998	0.774	0.872	0.853
10	②	XYZ-I点毎	0.807	0.133	0.229	0.975	0.999	0.987	0.965
11	②	XYZ-I10cm	0.729	0.945	0.823	0.998	0.990	0.994	0.989
12	②	XYZ-I25cm	0.725	0.939	0.818	0.998	0.989	0.994	0.989

3, 機械学習による藻場の抽出（性能評価）

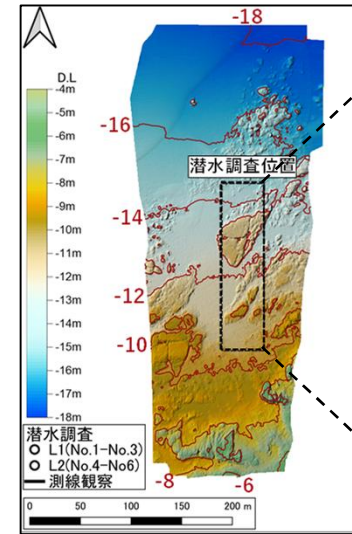
- ・従来の正解率の換算で68.4 %から73.2 %を達成しており、モデル構造の改良が精度向上に寄与
- ・熟練技術者による正解データと比較したところ、不一致箇所に系統的なエラーは認められない
- ・藻場F-1スコアが0.8を超える他の4ケースについても系統的なエラーは認められない



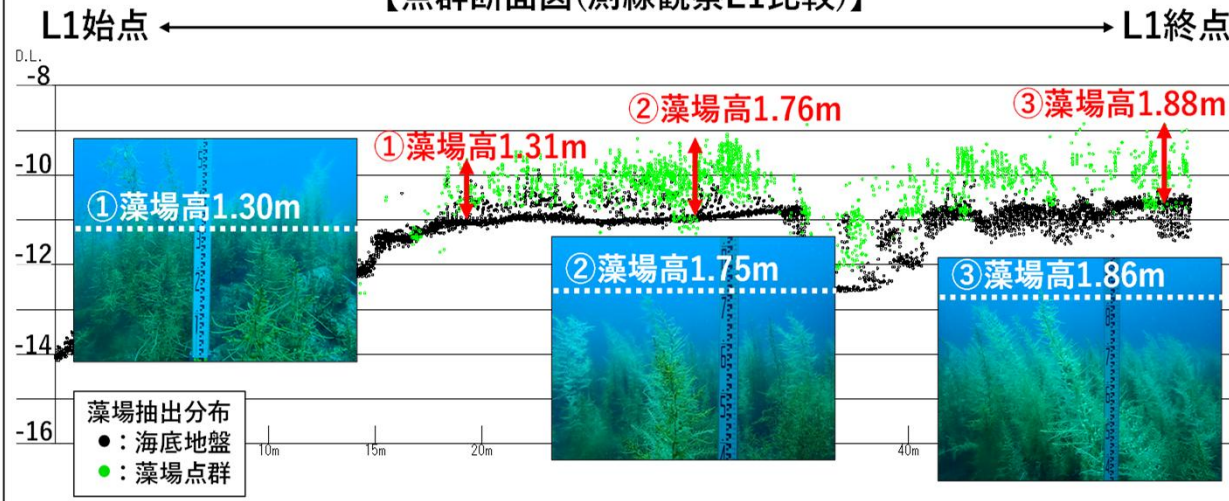
3, 機械学習による藻場の抽出（実測値との比較検証）

- Point Netで抽出した植生高と潜水士によるスポットでの目視調査による植生高を比較検証

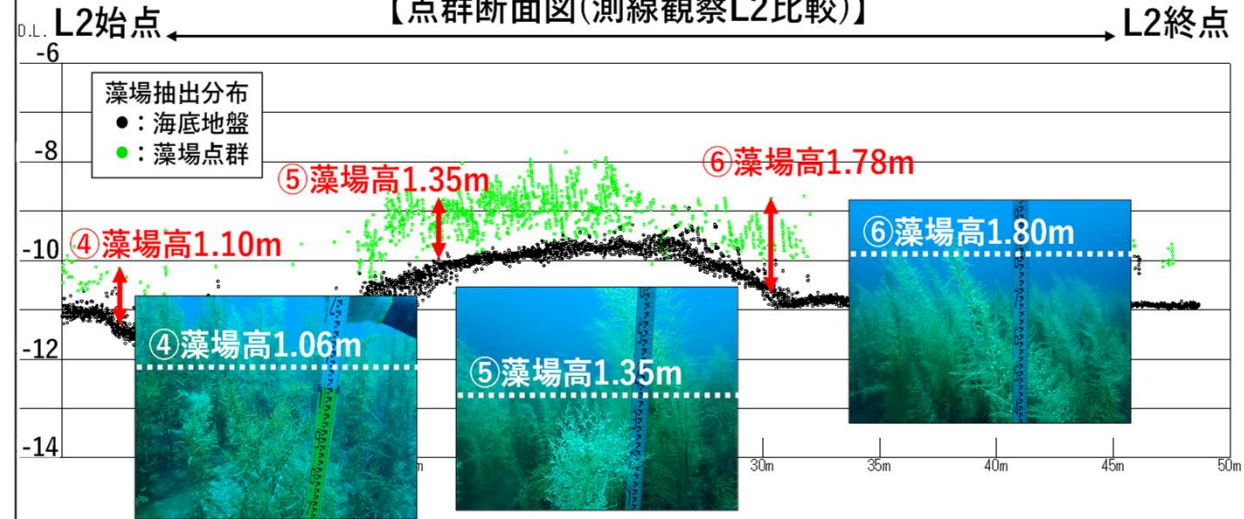
	潜水調査	点群	差(潜水－点群)
	平均値(トップ)	平均値(トップ)	平均値(トップ)
No.1	0.95m(1.30m)	0.96m(1.31m)	-0.01m(-0.01m)
No.2	1.00m(1.75m)	1.01m(1.76m)	-0.01m(-0.01m)
No.3	1.20m(1.86m)	1.15m(1.88m)	0.05m(-0.02m)
No.4	0.72m(1.06m)	0.78m(1.10m)	-0.06m(-0.04m)
No.5	0.90m(1.35m)	0.97m(1.35m)	-0.07m(-0.00m)
No.6	0.90m(1.80m)	0.98m(1.78m)	-0.08m(-0.00m)



【点群断面図(測線観察L1比較)】



【点群断面図(測線観察L2比較)】



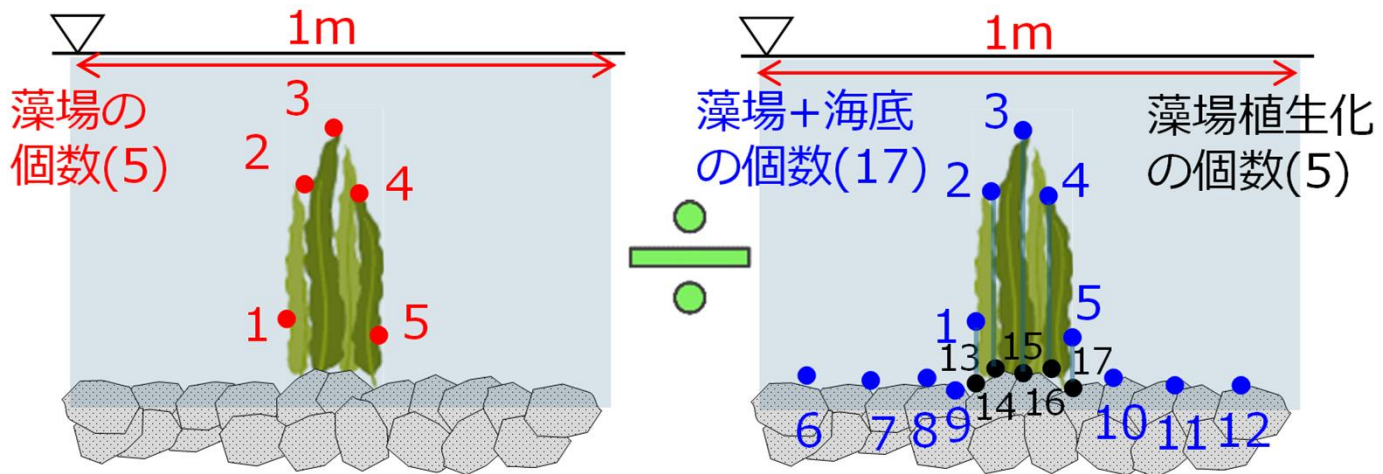
4, 四次元点群データによるCO2吸収量算出 (分布域の推定)



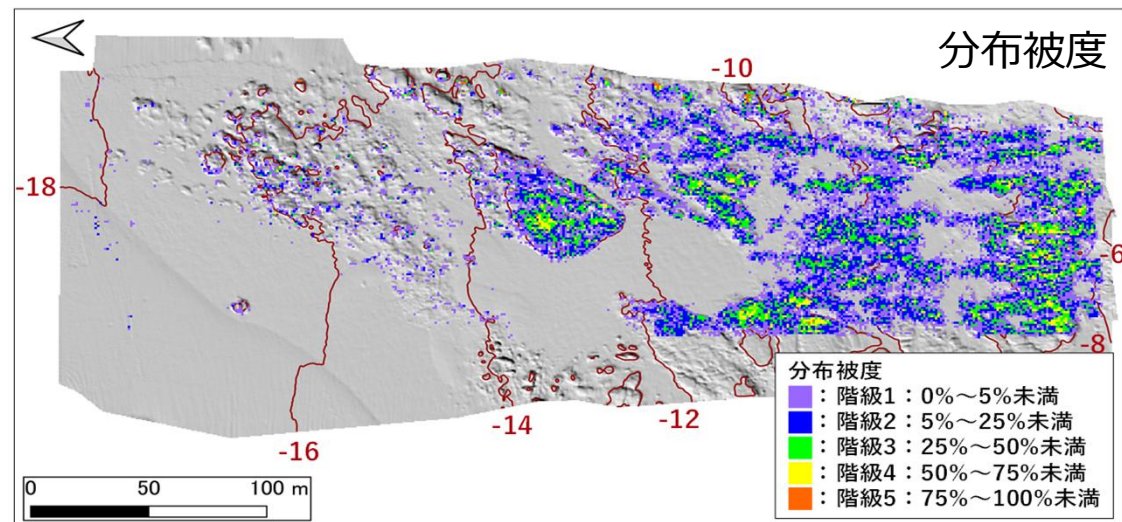
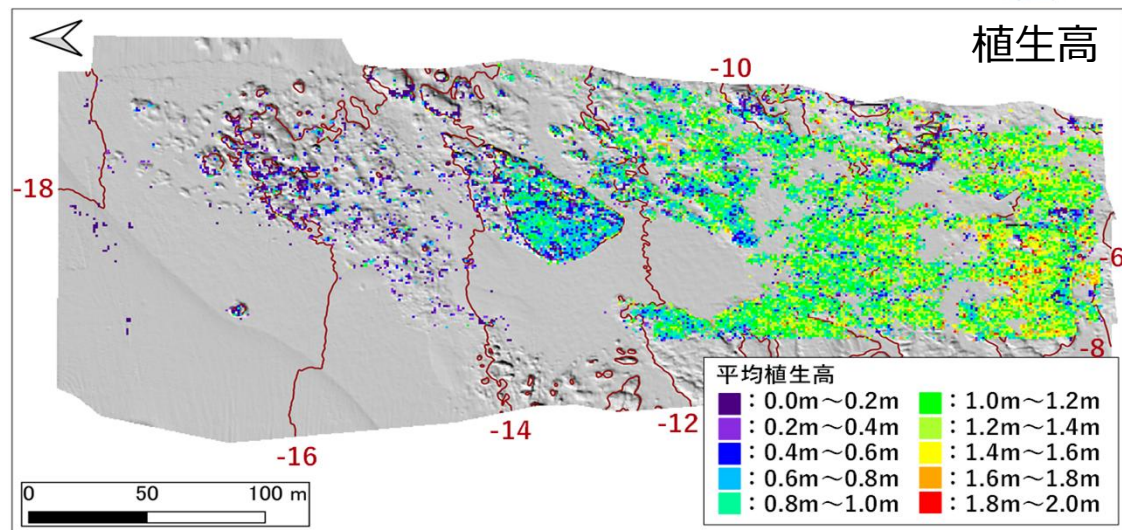
Point Netで抽出した藻場の生育範囲, 植生高, 被度

- 藻場の生息範囲: **1.55ha**
- 藻場の平均被度: **被度 28% ⇒ 分布被度を被度階級に分類**
(* 1m格子内を細分化し, 藻場植生下に存在している海底地盤の点群: **ダブルカウント分を補正**)
- 被度階級と湿重量の関係式から平均湿重量を算出: **1.03 t/ha**

【ダブルカウント補正の概念図】



例) 藻場の点群 / 藻場 + 海底の点群 = $5 / 17 = 29\%$ ⇒
藻場植生下の海底の点群を補正 = $5 / 12 = 41\%$ に上昇



4, 四次元点群データによるCO2吸収量算出

CO2吸収量の算出 (0.59 t – CO2/年)

- ・ 分布面積と単位面積当たりの湿重量を用いた算出式 (1) より算出

$$\text{CO}_2\text{吸収量(t – CO}_2\text{/年)} = A \times W_a \times (1 - P_w) \times P_c \times R_b \times 44/12 \times (P_{r1} + P_{r2}) \times C_e \quad (1)$$

CO2排出量の算出 (0.01 t – CO2/年)

- ・ 調査に用いた稼動時間, 船舶の出力から算出式 (2) より算出

$$\text{CO}_2\text{ 排出量(t – CO}_2\text{)} = \text{稼動時間(h)} \times \text{出力 (kW)} \times \text{燃料消費率}\left(\frac{\ell}{\text{kWh}}\right) \times 1/1000 \times \text{排出係数 (t – } \frac{\text{CO}_2}{\text{k}\ell}\text{)} \quad (2)$$

正味のCO2吸収量 (0.59-0.01=0.58)

- ・ 0.58 t – CO2/年と算出。
- ・ 潜水調査で得られた被度に基づくCO2吸収量は1.96 t – CO2/年
- ・ ただし, 同一地点での点群を用いた比較では吸収量は概ね一致した

CO2吸収量	係数
A:分布面積 (ha)	1.55
W _a :単位面積当たりの湿重量 (t/ha)	1.03
P _w :含水比	0.85
P _c :炭素含有比	0.32
R _b :P/B比 (現存量に対する純一次生産量の比)	1.4
P _{r1} :残存係数①	0.0493
P _{r2} :残存係数②	0.0499
C _e :生態系全体への変換係数	1.5

CO2排出量	係数
稼働時間 (h)	2.0
出力 (kW)	11
燃費消費係数	0.209
排出係数	2.29

5, 考察とまとめ



- (1) 多次元点群のセグメンテーションが可能なPointNetを用いてモデルを構築したことで、3次元点群に反射強度を加えた4次元 (XYZ+I) 解析が実現し、海藻藻場をより精緻に把握することが可能となった。
- (2) 反射強度を格子化したデータでは、局所的な外れ値の影響が低減され、より安定した分類結果が得られた。このことから、反射強度情報を藻場分類に活用する際には、適切な前処理や表現方法の選択が重要
- (3) 推論手法において、各点が複数の局所チャンクに含まれる構成を利用し、多数決処理によって最終的な分類結果を決定することで、局所的な誤分類の影響を抑制
- (4) 従来では分布面積調査（画像や船舶での目視調査）と潜水土による複数点の坪狩りによる実測の湿重量を用いてCO₂吸収量を算出するところ、本研究では、藻場調査をせず、点群測量のみでCO₂吸収量を算出し精度も担保



広域かつ水深10 m以深の海域においても、藻場分布、植生高やCO₂吸収量の自動算出が可能となり、精緻かつ効率的なブルーカーボン評価手法を確立



**情報をつなげる力で、
人・社会・地球の未来をデザインする**

ご清聴ありがとうございました

