


Speedy Sea Scanner を用いた 久米島沿岸域海底調査と Unet によるサンゴ被度推定手法の検討

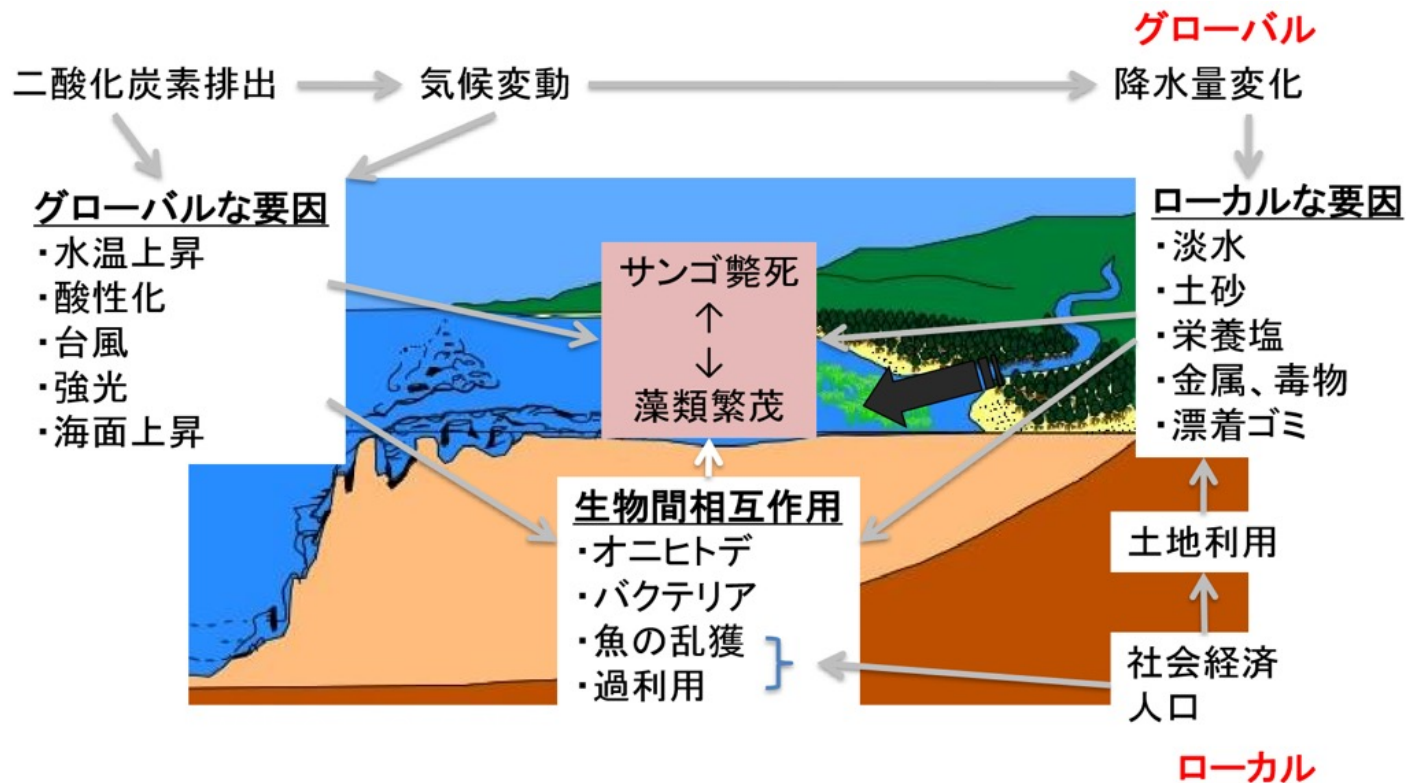
指導教員 多部田 茂 教授

海洋技術環境学専攻 萩野 誠一郎



サンゴ礁の現状

- 価値 ① 沿岸域の生態系を構築
→ 浅海生物の35%以上の種の住処を提供
- ② 漁業・観光資源としての活用
- 複合的要因による世界規模での衰退
→ 生態系・経済への影響が懸念



サンゴ調査

- サンゴ礁衰退の要因把握と保全のため、サンゴ生息域と詳細な被度調査が求められる
- 課題 ① 詳細(定量的)な評価ができない
② 広域な調査が困難

| | スキューバ調査 | マンタ調査 | 海中ロボット調査 |
|-------|---------------------|-------------------|-------------------|
| メリット | ・低コスト | ・広範囲 ・高効率 | ・客観的評価 ・全体像の把握 |
| デメリット | ・調査者に依存 ・広範囲に不向き | ・調査者に依存 ・肉体的負担 | ・高運用コスト ・運用リスク |

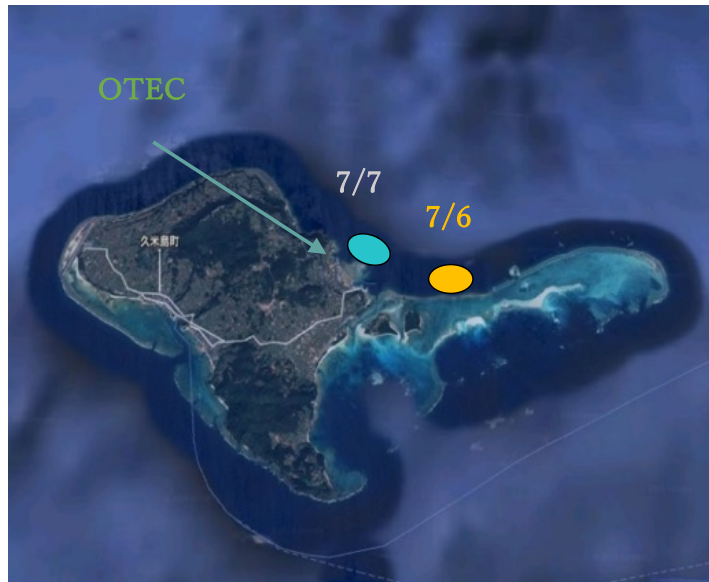
研究の目的

広域かつ定量的なサンゴ被度推定手法の構築

- 新たな観測調査システムを用いて、高解像度で面的なデータを取得
- 膨大なデータから効率よくサンゴの被度を推定するモデルを構築
- 構築したモデルを用いて、実海域におけるサンゴ被度の分布を推定

観測調査

観測域と観測の流れ



- 観測域
久米島東方沿岸域
- 観測日
2018年7月6および7日

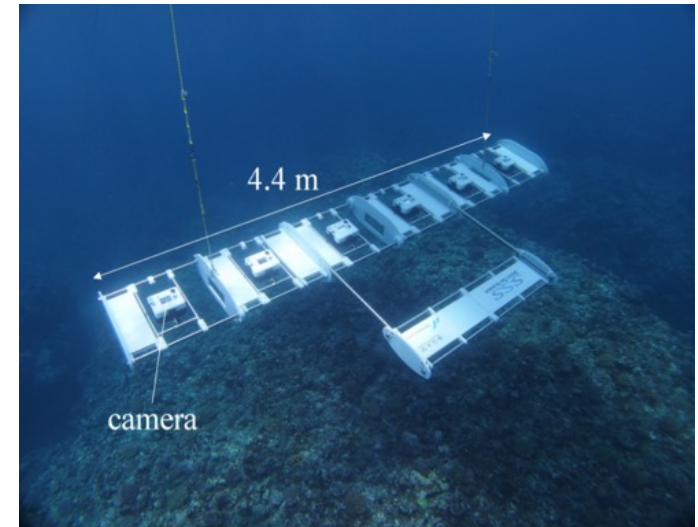
観測データ処理フロー



観測システム

- SSS (Speedy Sea Scanner)(K.Mizuno,2019)

6 台の光学カメラ および LEDライト搭載
動画 (FULL HD movie) として記録
漁船に艀装し, 曳航する



- GPS (Crescent A100)

観測調査時の船の位置情報を取得

- マルチビームソナー (Sonic 2024)

調査海域の海底深度を取得
Speedy Sea Scannerの曳航線の策定



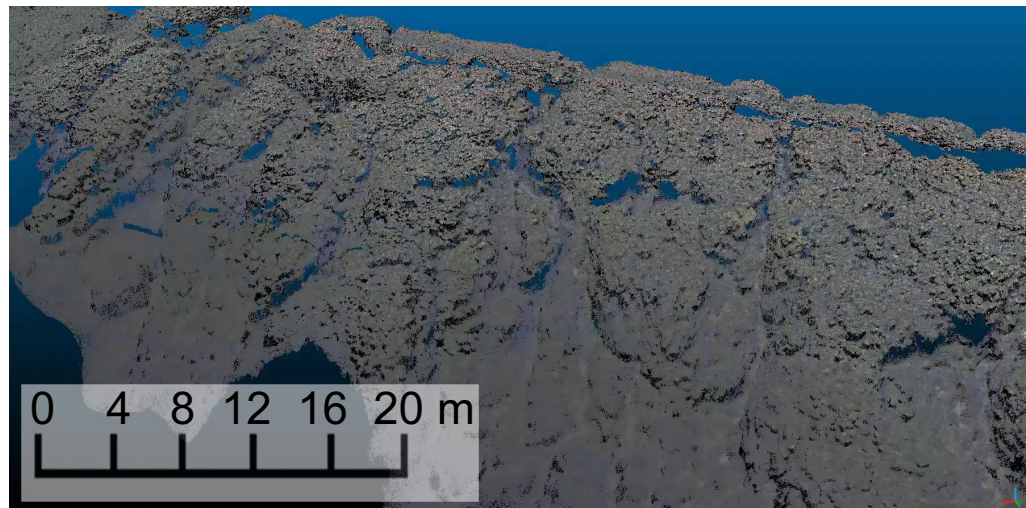
観測結果

- 観測概要データ

| | 面積[m ²] | 水深[m] | 時間[min] | 時間効率[m ² /h] |
|------|---------------------|-------|---------|-------------------------|
| 7月6日 | 20,794 | 3~28 | 99.27 | 12,568 |

ダイバーによる水中写真測量の約80倍，海中ロボットの約4倍の計測効率

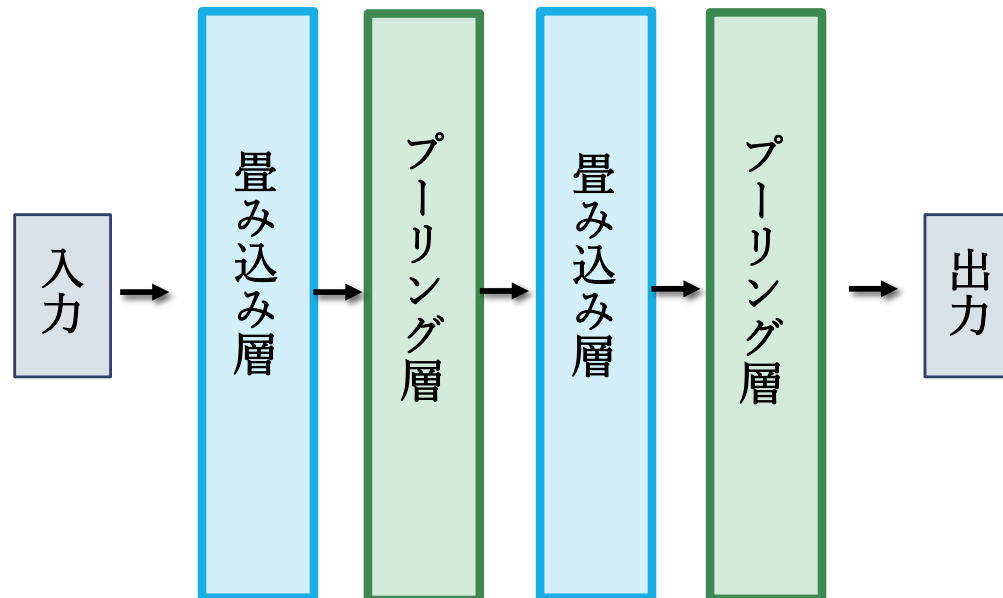
- Point cloudデータ



広域かつ高解像度のデータ → 膨大なデータ
解像度: 1.5~3.5 mm/pixel

推定手法

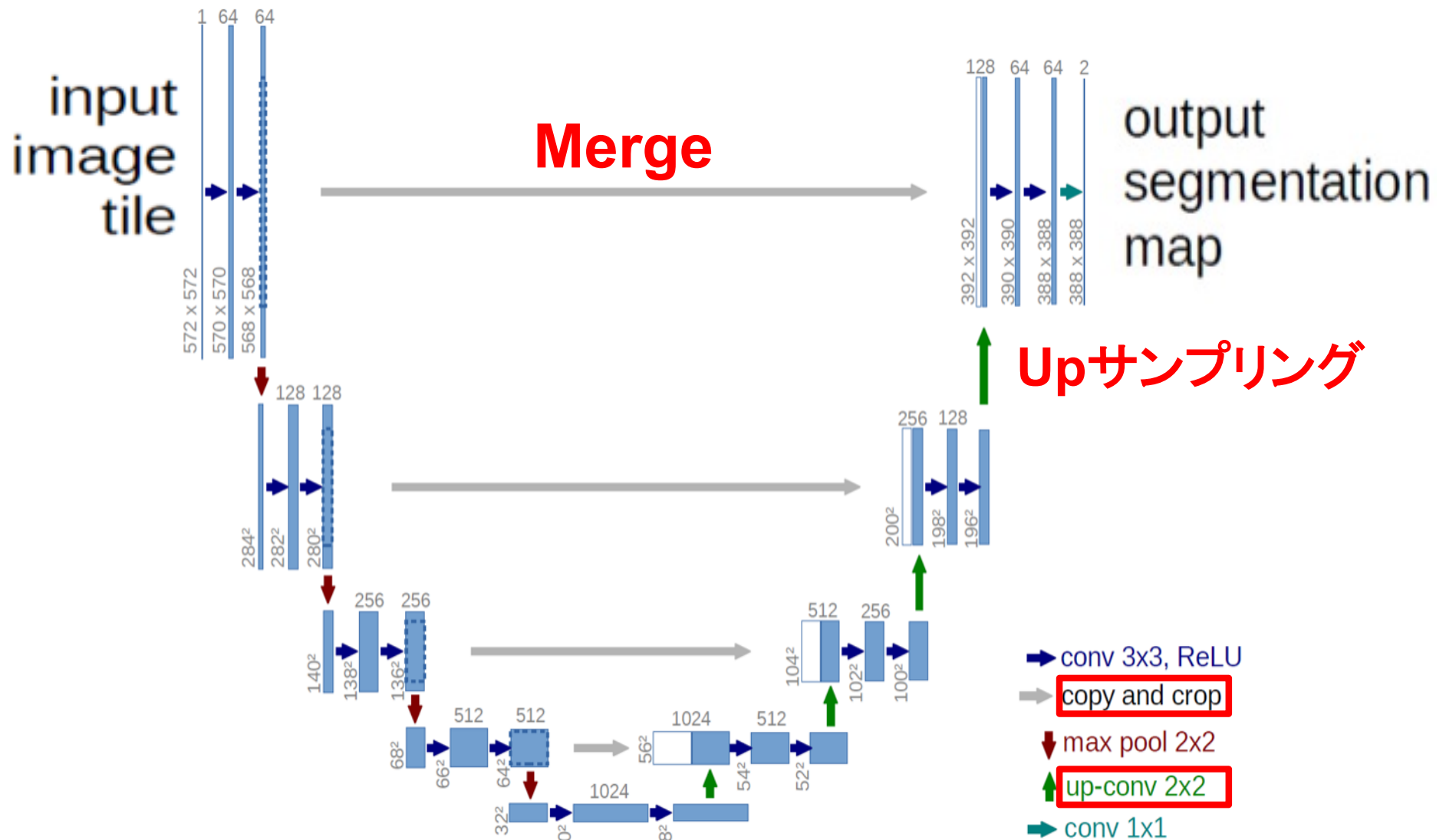
畳み込みニューラルネットワークを利用



- 畳み込み層: 入力画像に対して特徴抽出処理を行う
→ 局所的特徴を把握
- プーリング層: 解像度を下げる処理を行う
→ 推定時の位置ズレを許容

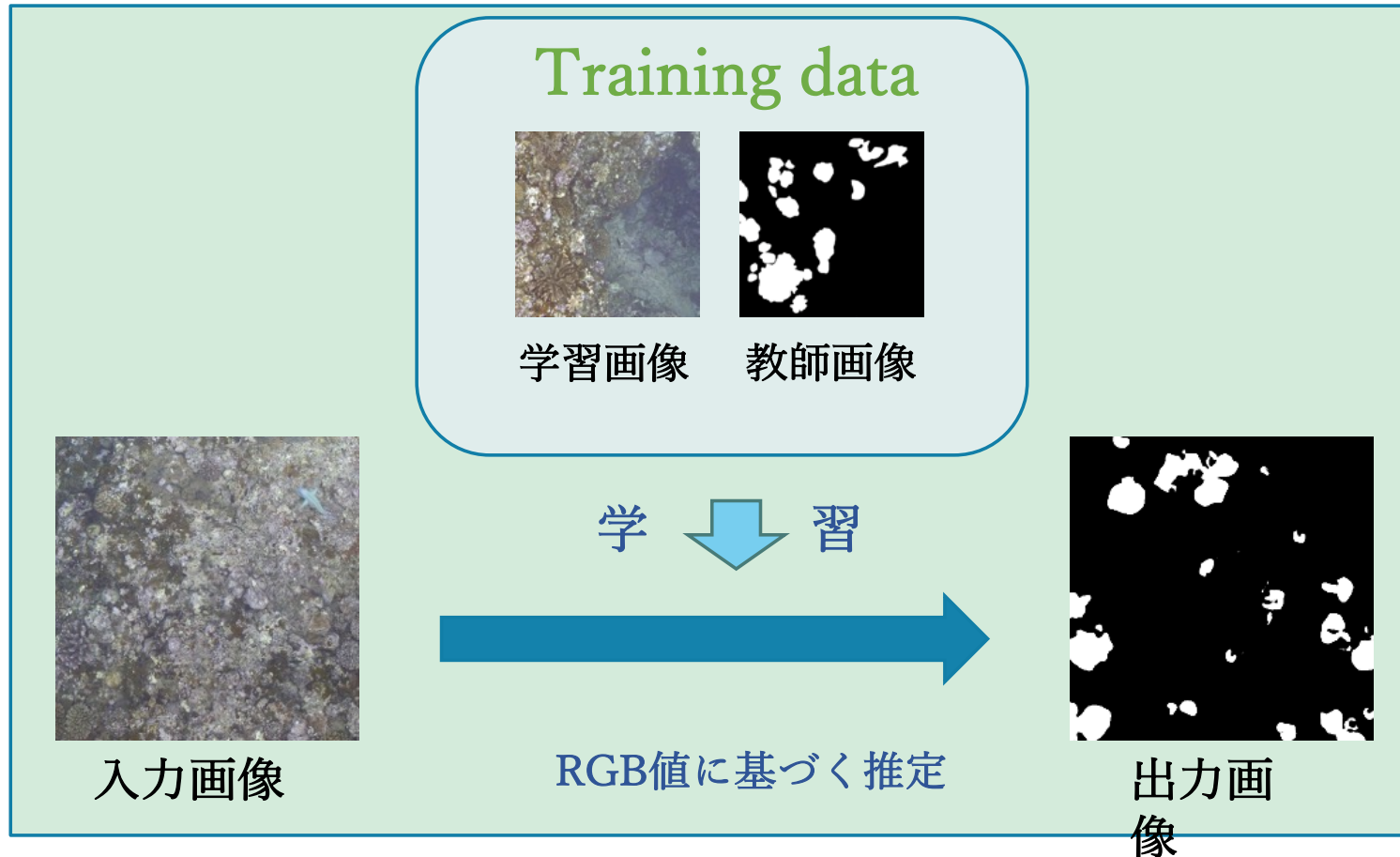
Unetの概要

- Unetは、局所的特徴と全体位置を把握する (Ronneberger, 2015)
→ 領域抽出に優れる



推定モデルと推定結果

RGBによる推定モデル

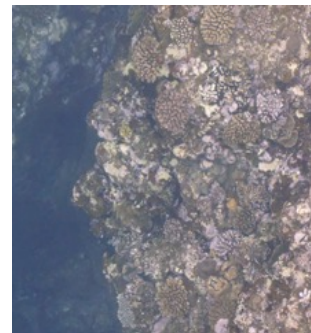
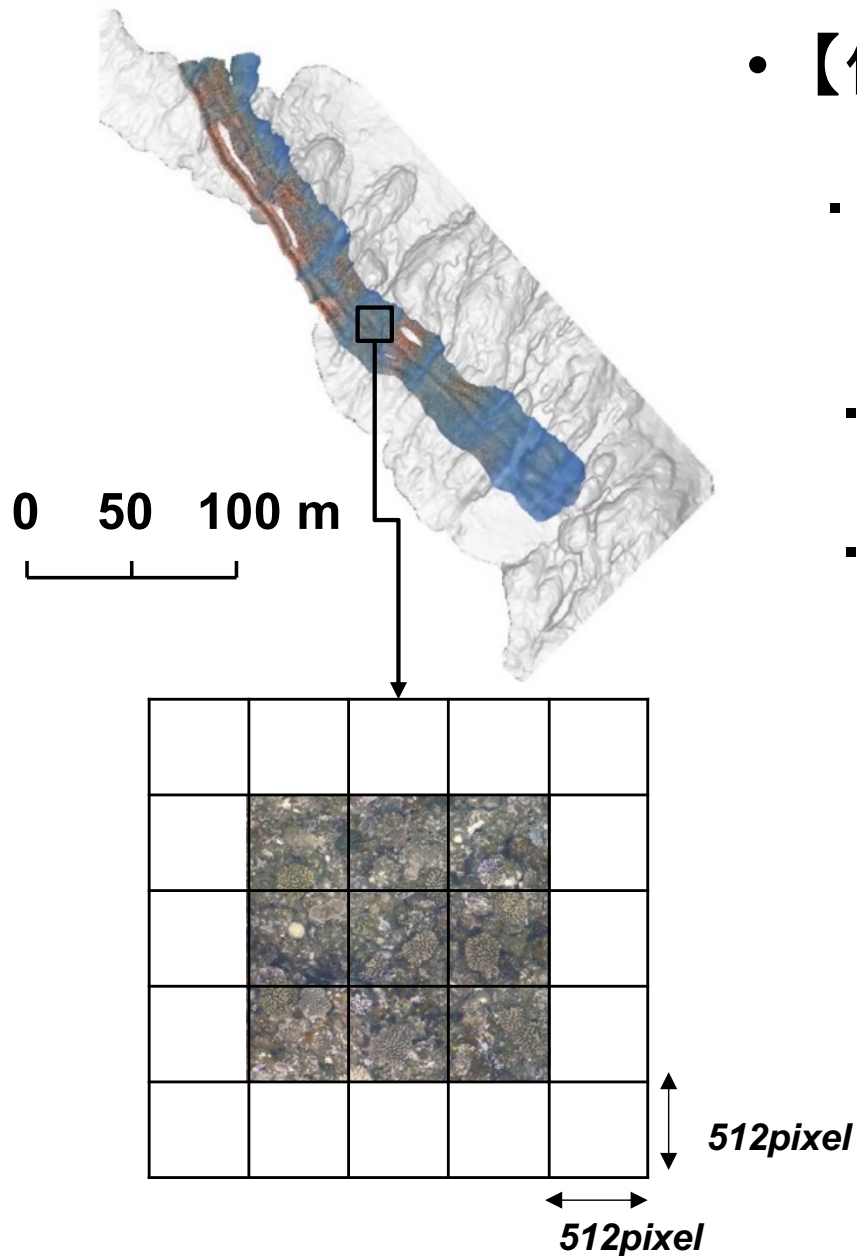


- 入力画像とそれに対応する二値化画像で学習
- 二値化画像として出力

教師画像

- 【位置教師画像】

- 2018年7月6日に観測した側線データ5本を基にオルソ画像を作成
- 512pixel四方に切り分ける
- 切り分けた各画像に対し、サンゴ領域を白、サンゴ以外の領域を黒とした二値化画像を作成



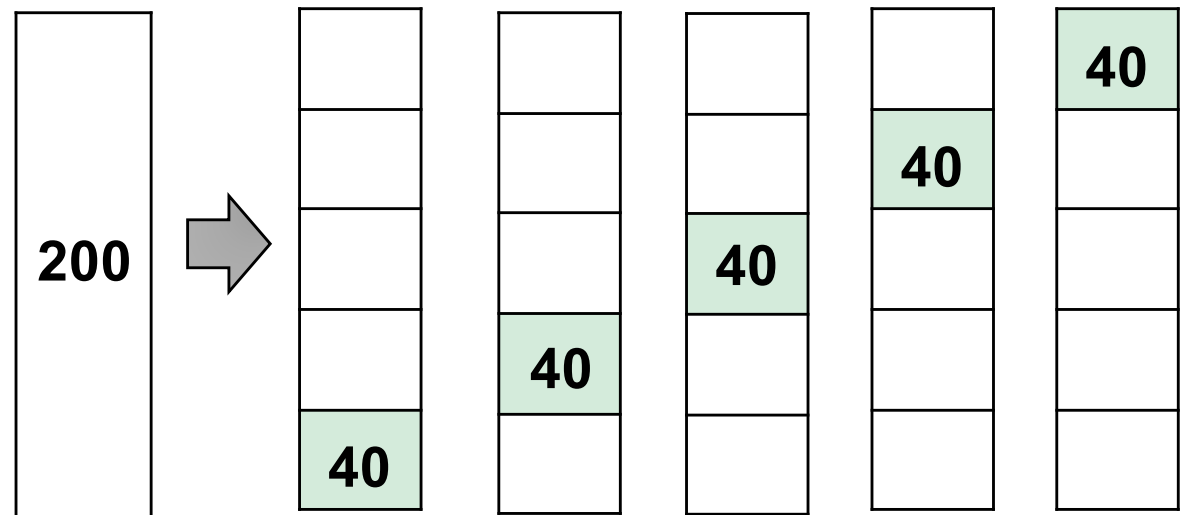
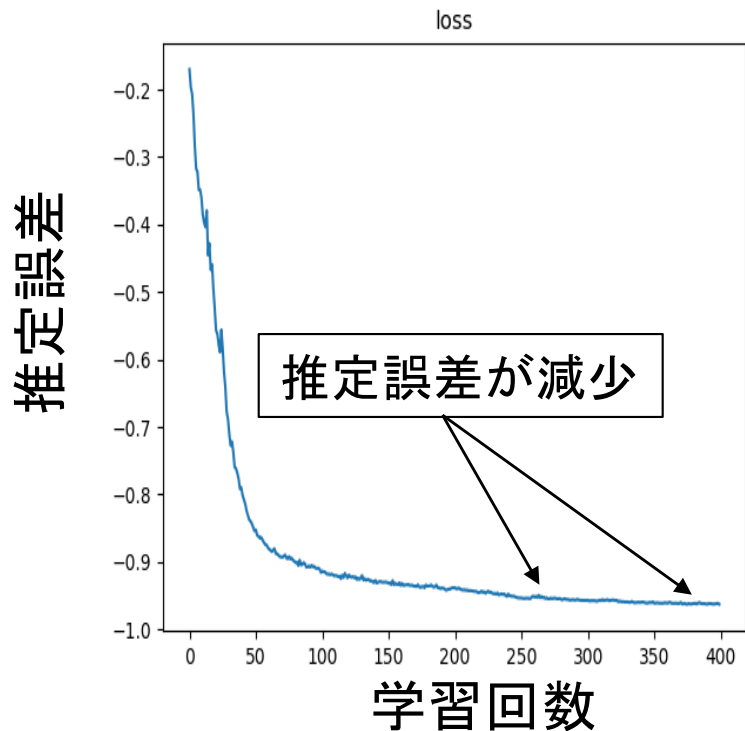
(入力画像)



(教師画像)

計算条件

- 画像数 : 200枚
- 画像サイズ : 512pixel
- バッチサイズ : 4
- epochs : 300
- k分割交差検証 : 入力画像200枚を40枚の5組に分割

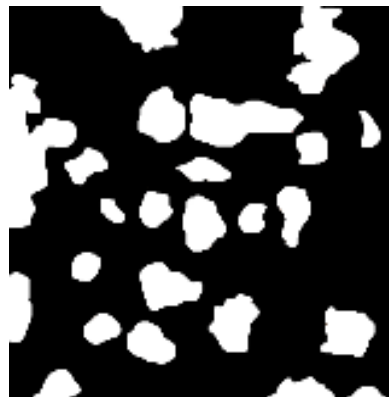


精度

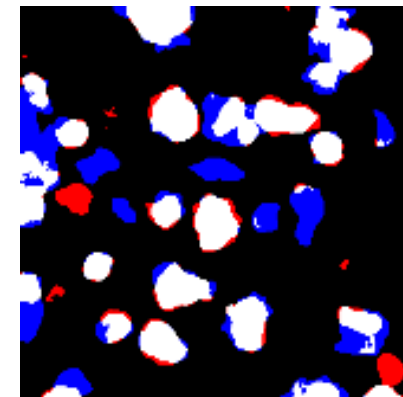
| | | 教師画像 | |
|------|---------|------|---------|
| | | サンゴ | サンゴではない |
| 推定結果 | サンゴ | 白 | 赤 |
| | サンゴではない | 青 | 黒 |



(入力画像)



(教師画像)



(出力画像)

精度

- precision : サンゴと予測した領域のうち, 真にサンゴである領域の割合

$$precision = \frac{\text{白領域}}{\text{白領域} + \text{赤領域}}$$

- recall : 真にサンゴである領域のうち, サンゴと予測した領域の割合

$$recall = \frac{\text{白領域}}{\text{白領域} + \text{青領域}}$$

- F-measure : precisionとrecallの調和平均

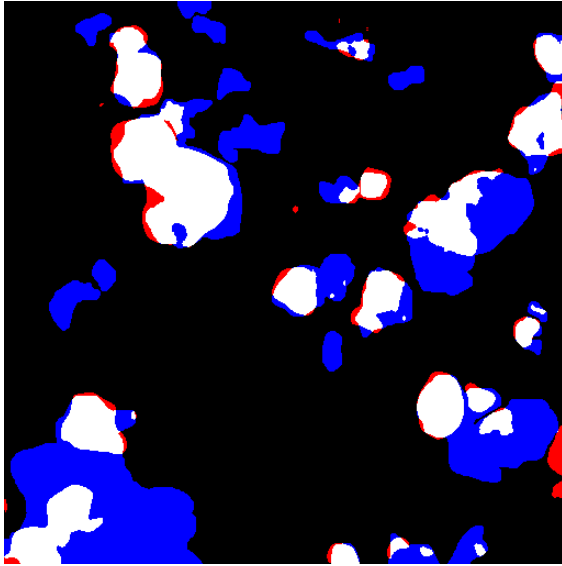
$$F - measure = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall}$$

- accuracy : 全推定結果に対する正しい推定の割合

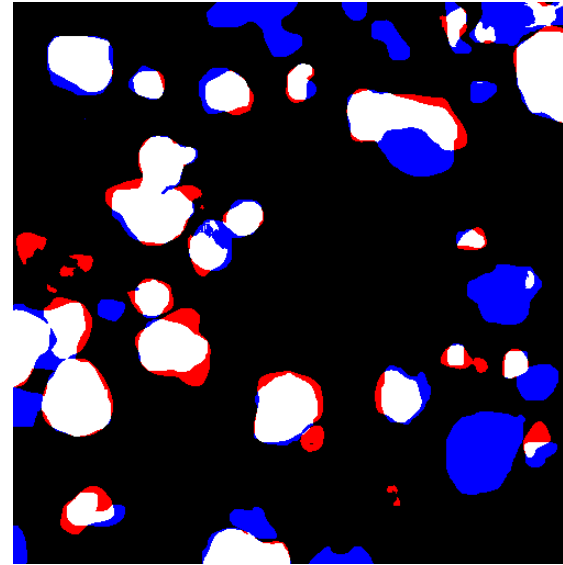
$$accuracy = \frac{\text{白領域} + \text{黒領域}}{\text{白領域} + \text{黒領域} + \text{赤領域} + \text{青領域}}$$

推定結果の精度

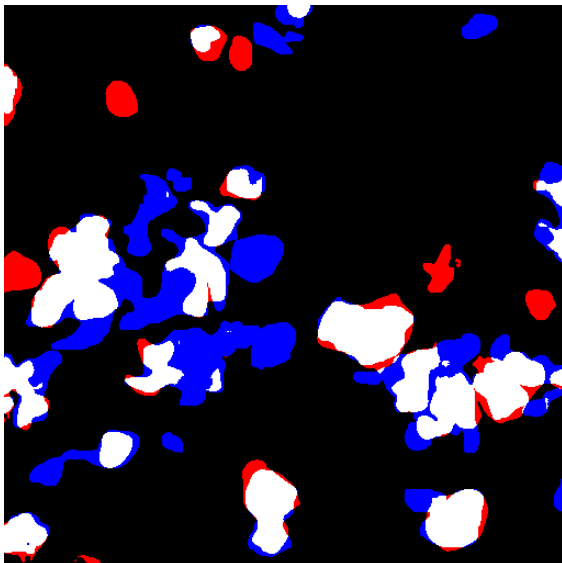
- F-measureの目安



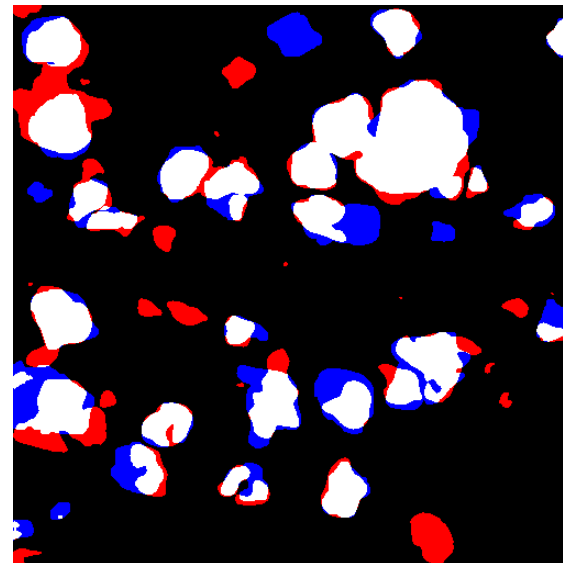
**F-measure
0.600**



**F-measure
0.700**



**F-measure
0.650**

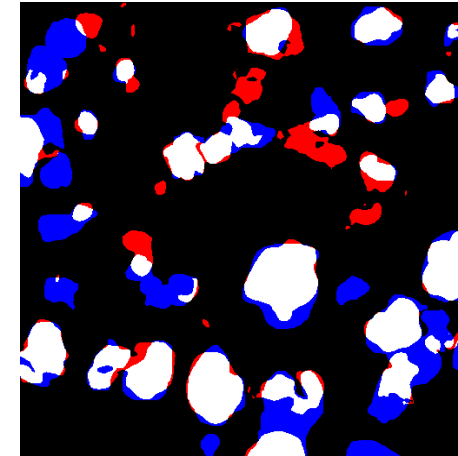
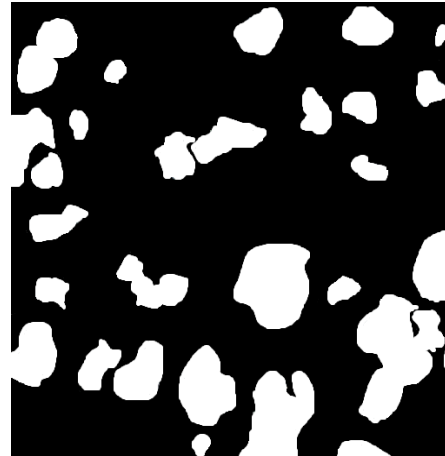
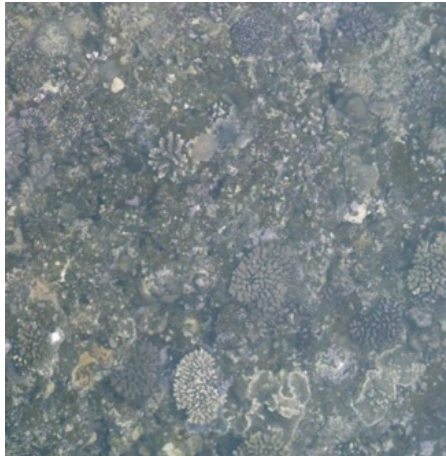


**F-measure
0.750**

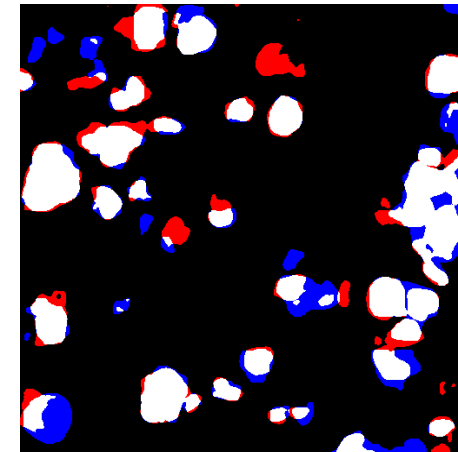
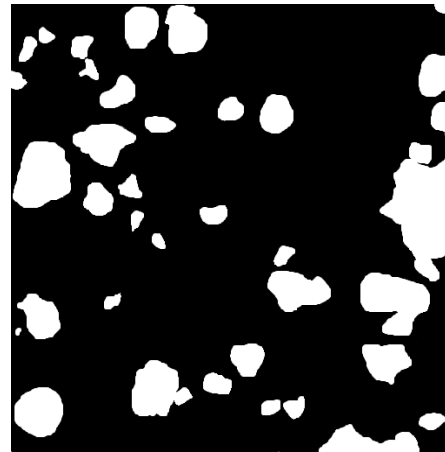
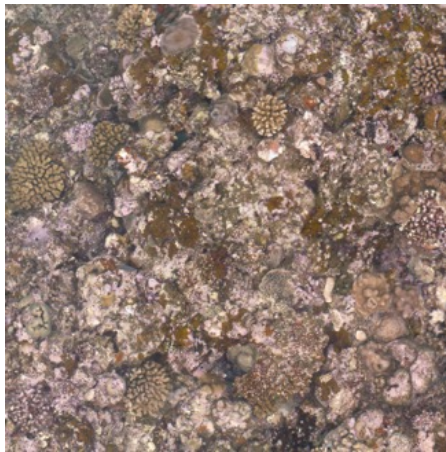
推定結果①

- 推定結果

例1



例2



学習画像

教師画像

出力画像

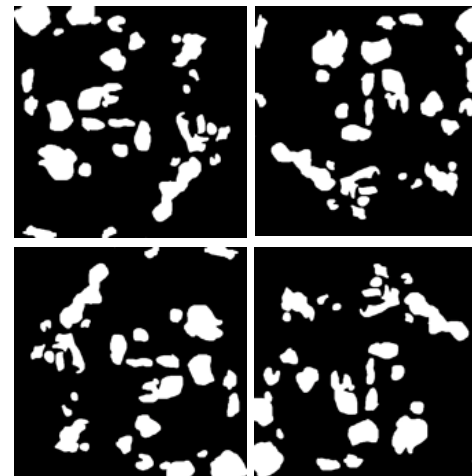
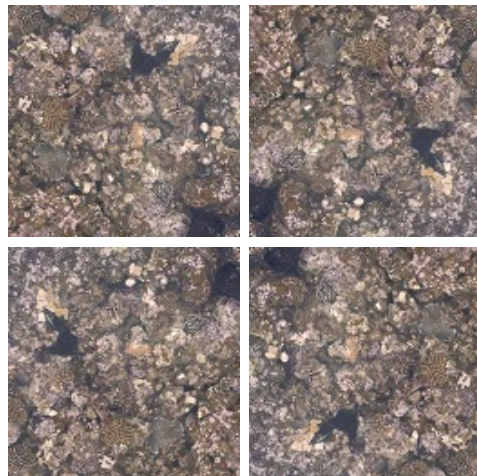
→ (200枚での) precision: 0.733, recall: 0.691, F-measure: 0.698

計算条件

○コントラスト処理: RGBそれぞれの平均を128,標準偏差を32とする



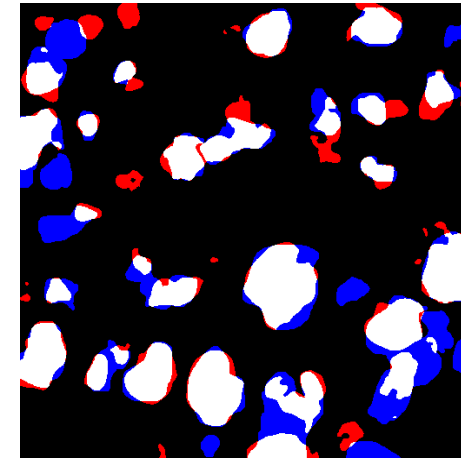
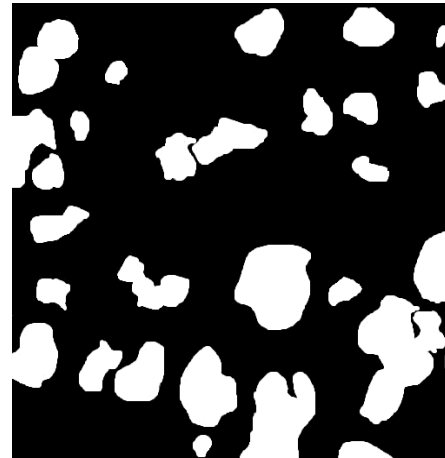
○回転入力: 各画像に対し 90° 180° 270° 360°
回転した画像を入力



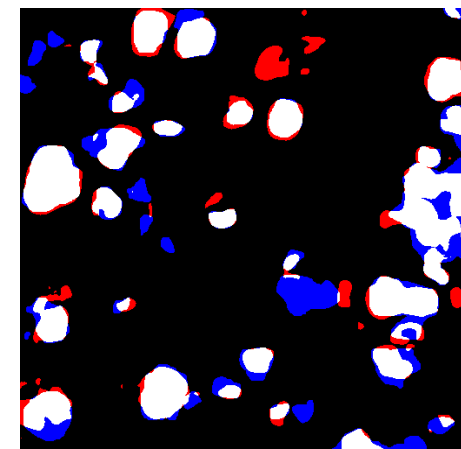
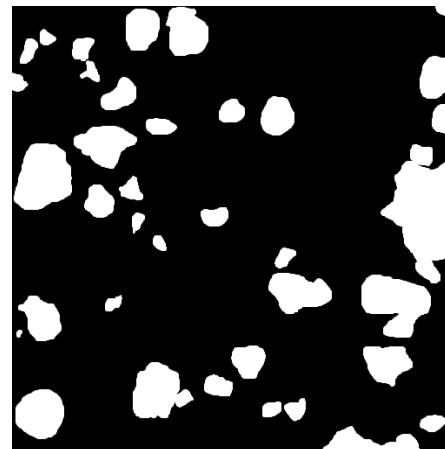
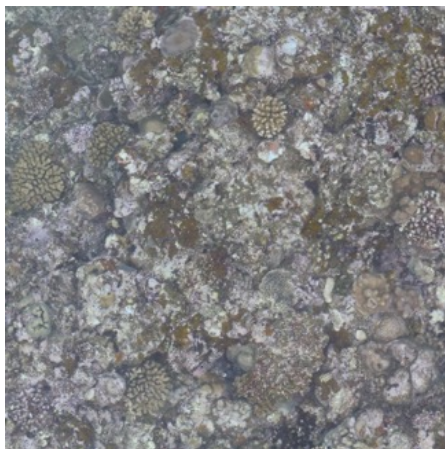
推定結果②

- コントラスト処理による推定結果

例1



例2



学習画像

教師画像

出力画像

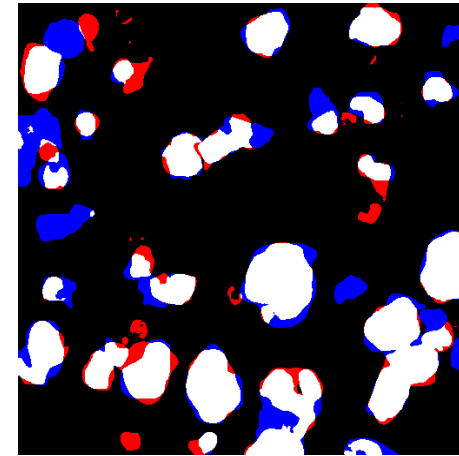
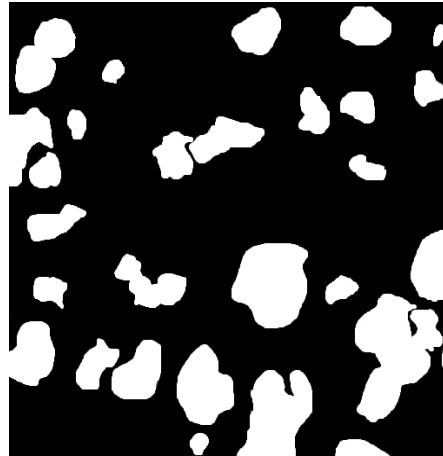
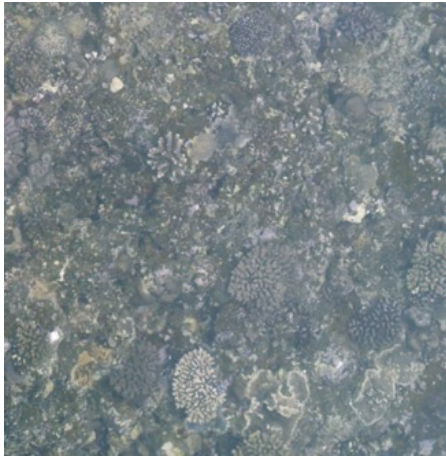
→ (200枚での) precision: 0.806, recall: 0.686, F-measure: 0.737

F-measureが 0.039 向上した

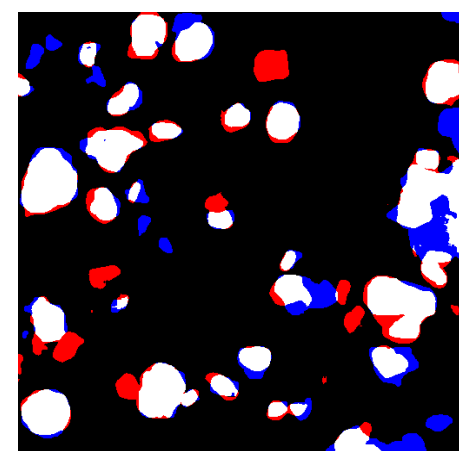
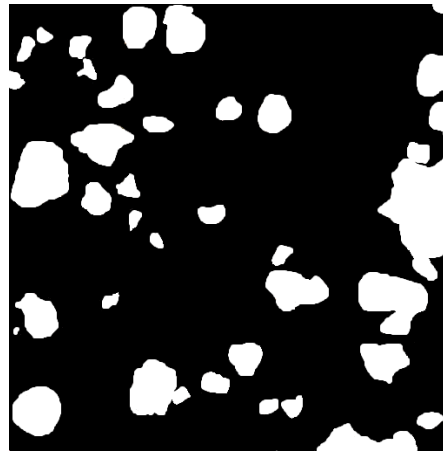
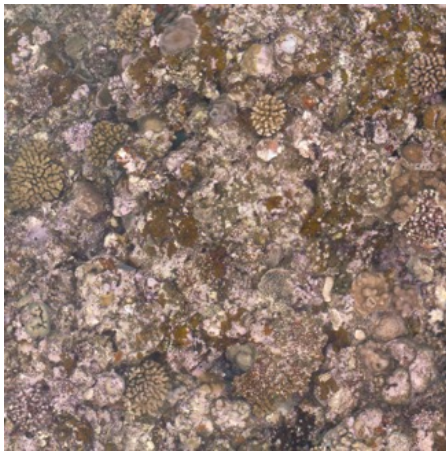
推定結果③

- 回転入力による推定結果

例1



例2



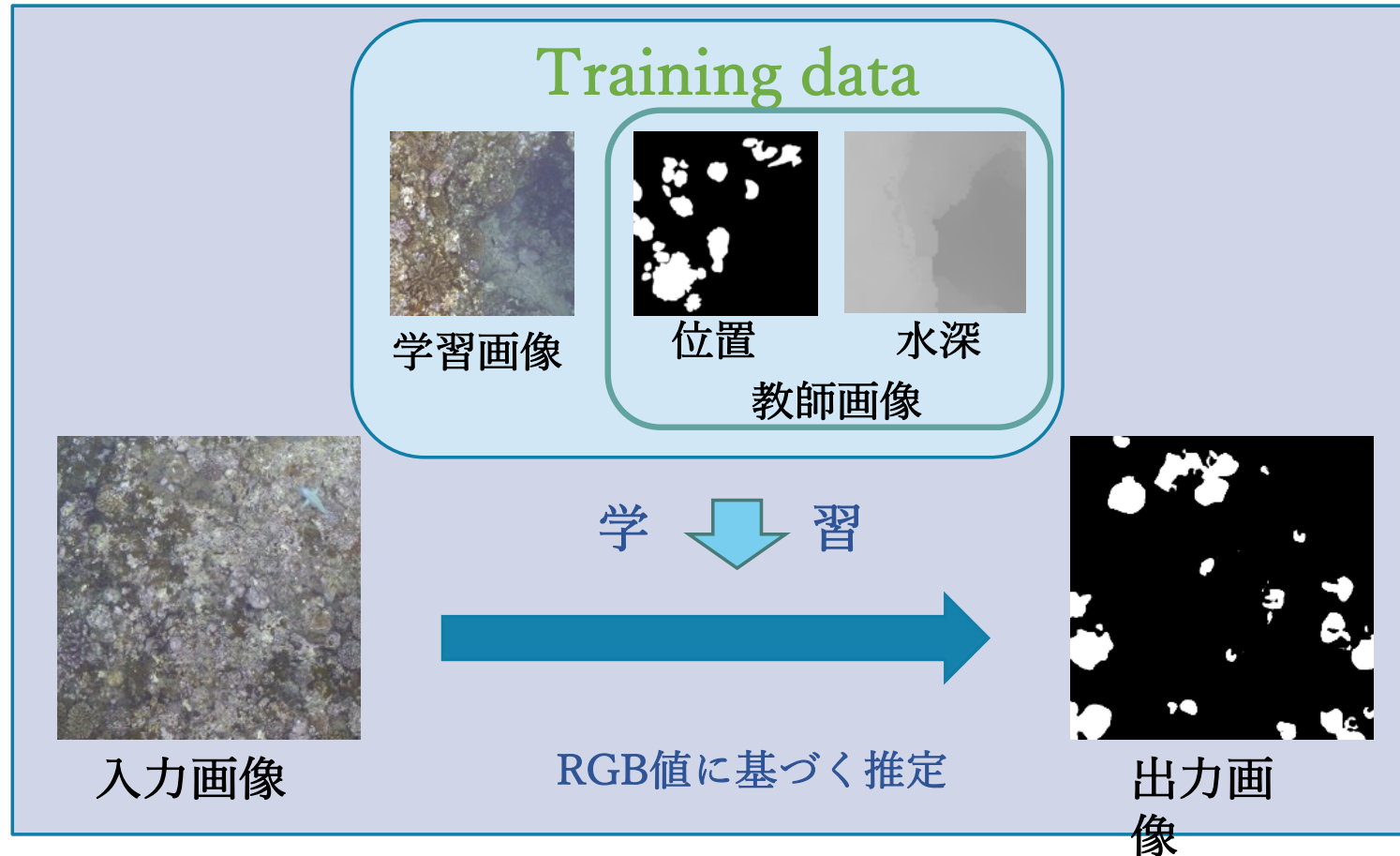
学習画像

教師画像

出力画像

→ (200枚での) precision: 0.822, recall: 0.700, F-measure: 0.751
F-measureが 0.053 向上した

RGB+水深による推定モデル



- 入力画像とそれに対応する二値化画像 および水深情報で学習
- 二値化画像として出力

教師画像

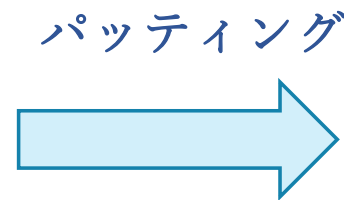
- 【水深教師画像】
 - 2018観測値の水深: およそ3~28 m を輝度に変換
 - 輝度0~240, 階調0.10 mの 64pixel 四方の画像として表現
 - 欠損画素は, 非欠損画素の平均値で埋める
 - 入力時は, Lanczos法で512pixel四方に拡大



(入力画像)



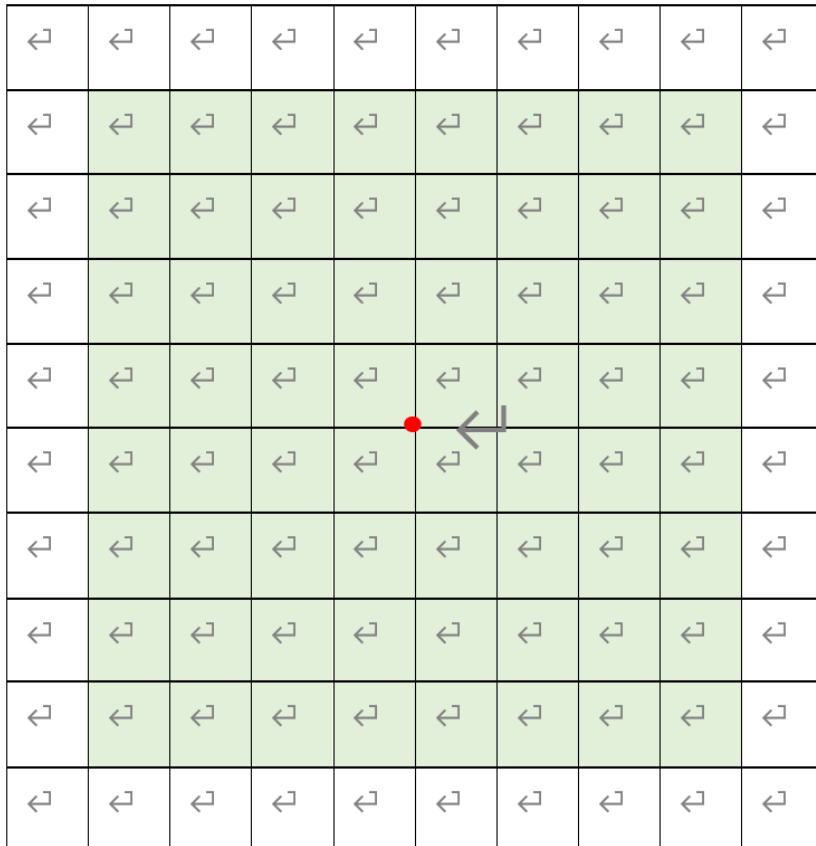
(教師画像)



(出力画像)

教師画像

- 【Lanczos4】
 - リサイズにより, RGB値を算出するpixelが赤点
この赤点のpixelは, 緑色で示した8*8 pixelのpixelを参照する



$$lanczos_4(d) = sinc(d) \times sinc\left(\frac{d}{4}\right) \quad (d \leq 4)$$

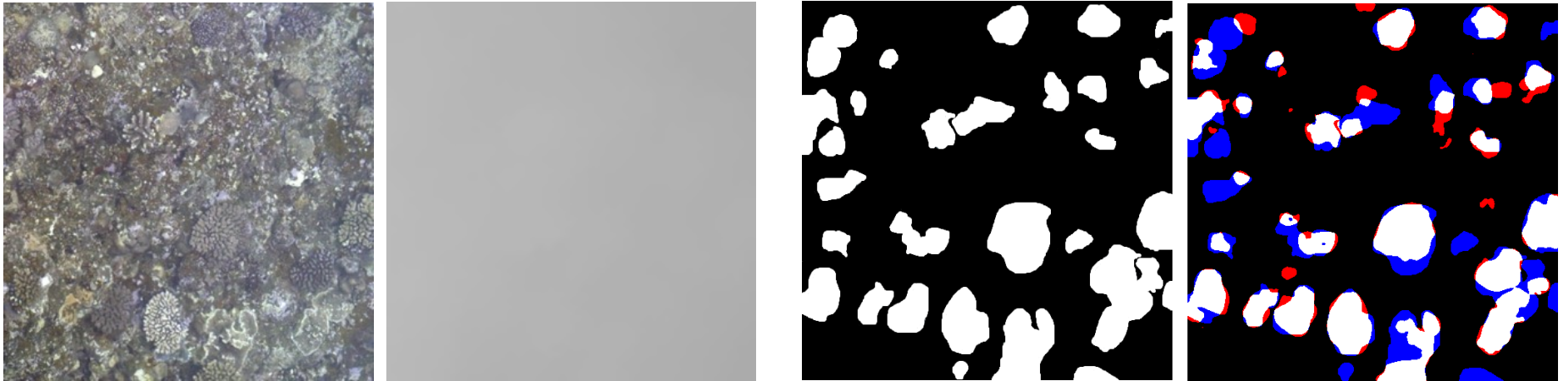
$$sinc(x) = \frac{\sin(x \times \pi)}{x \times \pi}$$

10pixel四方の画像模式図

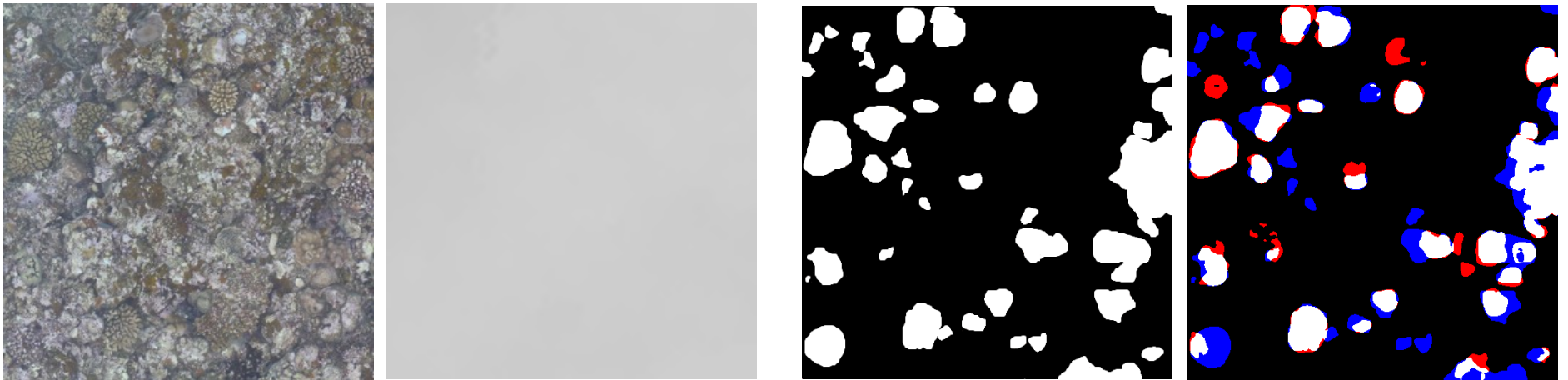
推定結果④

- RGB + 水深による推定結果

例1



例2



学習画像

教師画像

出力画像

→ (200枚での) precision: 0.801, recall: 0.667, F-measure: 0.732

RGBのみによる推定よりF-measureが 0.005 低下した

推定結果の精度

- 検証パターン

RGBと、RGB＋水深による推定モデルそれぞれについて

- ①オリジナルの画像200枚
- ②コントラストのばらつきを抑えた画像200枚
- ③オリジナルに回転を行った画像200枚
- ④コントラストのばらつきを抑え、かつ回転を行った画像200枚

の精度を算出する

推定結果の精度

- RGB

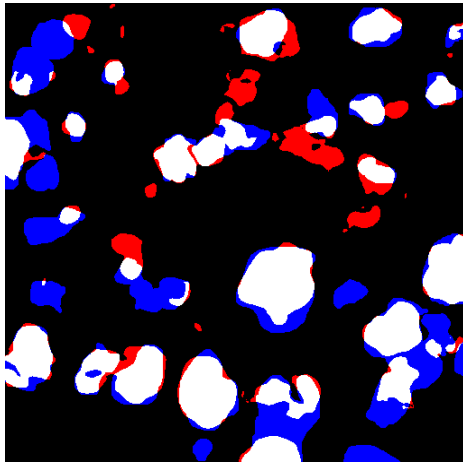
| | 検証① | 検証② | 検証③ | 検証④ |
|-----------|-------|-------|-------|-------|
| precision | 0.733 | 0.806 | 0.822 | 0.824 |
| recall | 0.691 | 0.686 | 0.700 | 0.706 |
| F-measure | 0.698 | 0.737 | 0.751 | 0.760 |
| acuuracy | 0.873 | 0.903 | 0.906 | 0.908 |

- RGB+水深

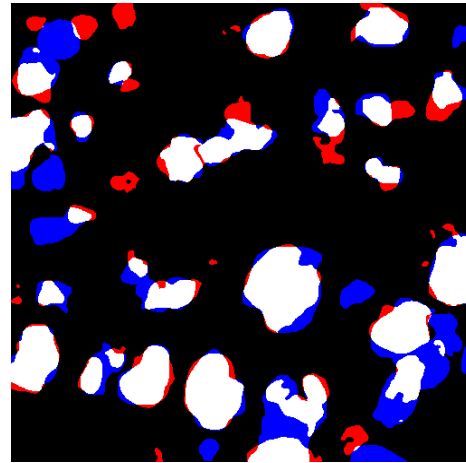
| | 検証① | 検証② | 検証③ | 検証④ |
|-----------|-------|-------|-------|-------|
| precision | 0.826 | 0.801 | 0.806 | 0.809 |
| recall | 0.637 | 0.667 | 0.706 | 0.704 |
| F-measure | 0.710 | 0.732 | 0.748 | 0.753 |
| acuuracy | 0.897 | 0.898 | 0.903 | 0.905 |

推定結果の精度

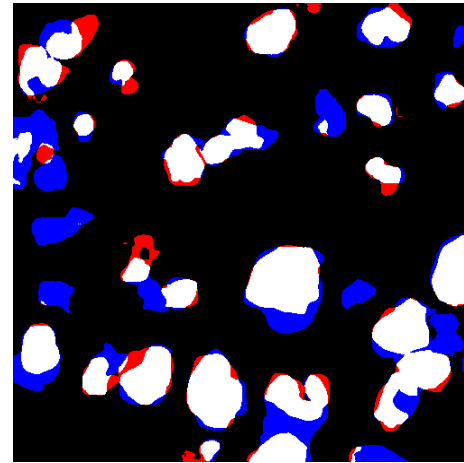
- RGBによる推定モデル



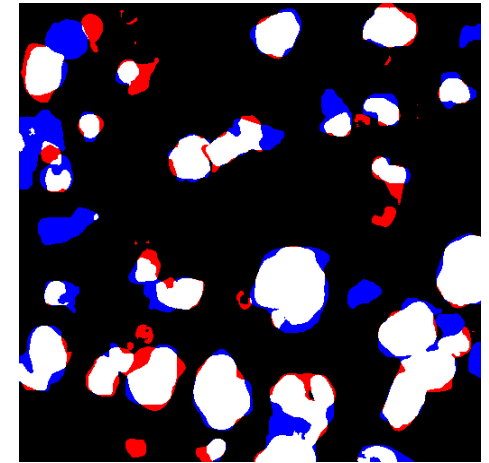
①の出力画像



②の出力画像

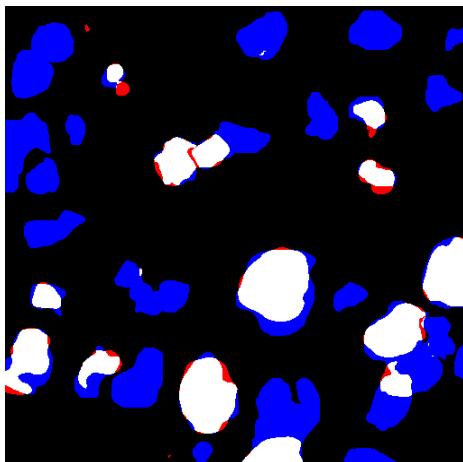


③の出力画像

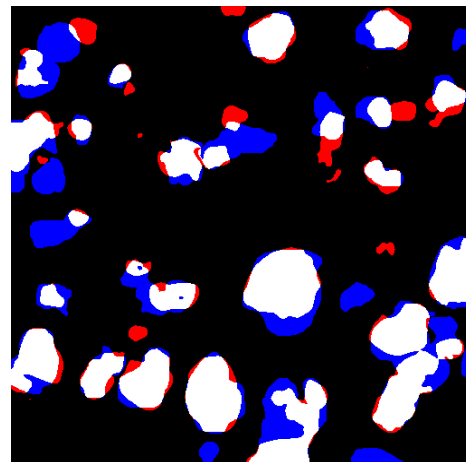


④の出力画像

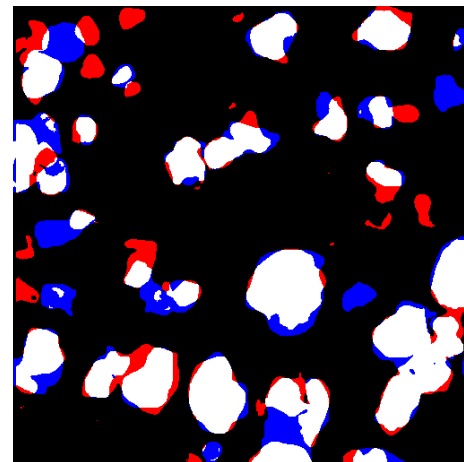
- RGB + 水深による推定モデル



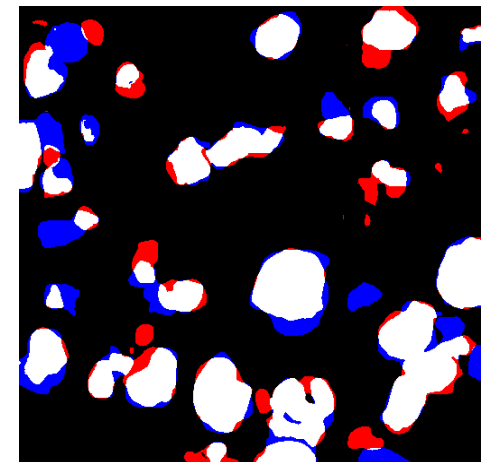
①の出力画像



②の出力画像



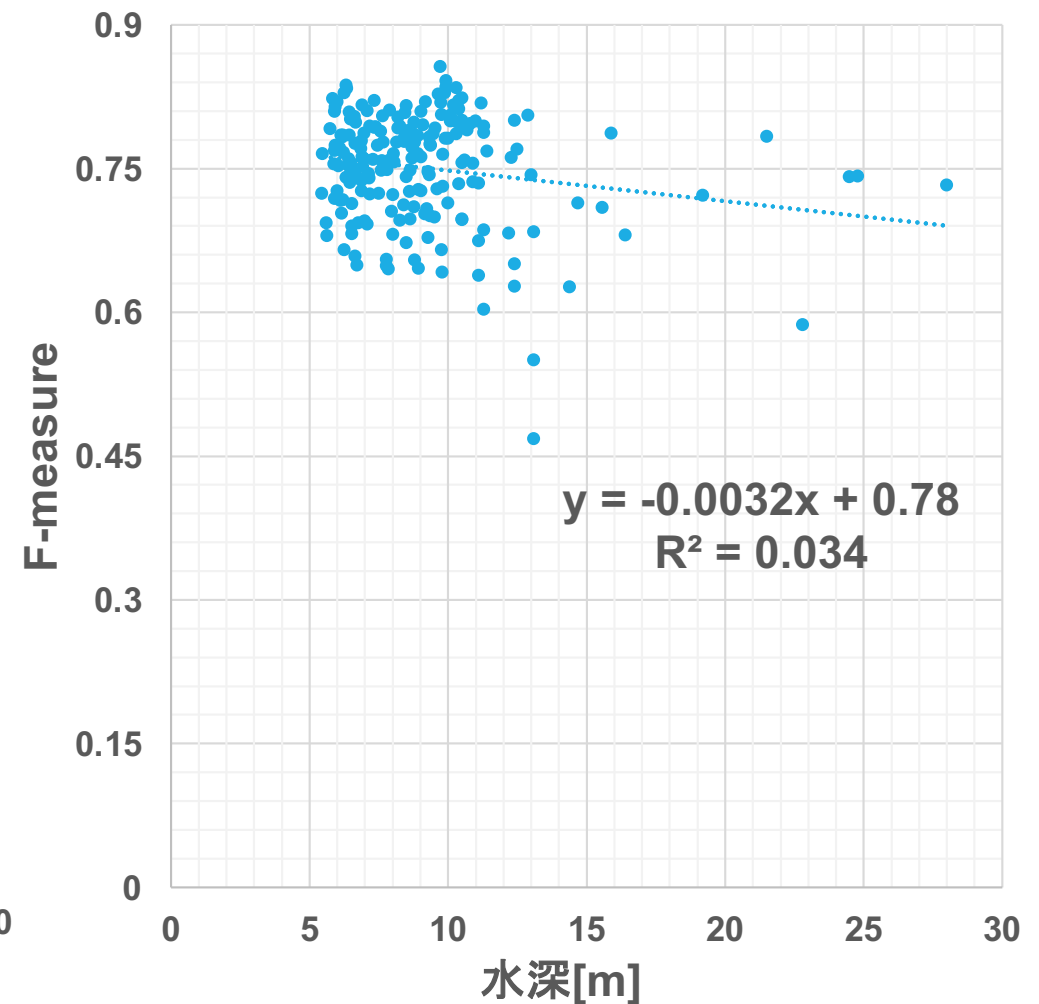
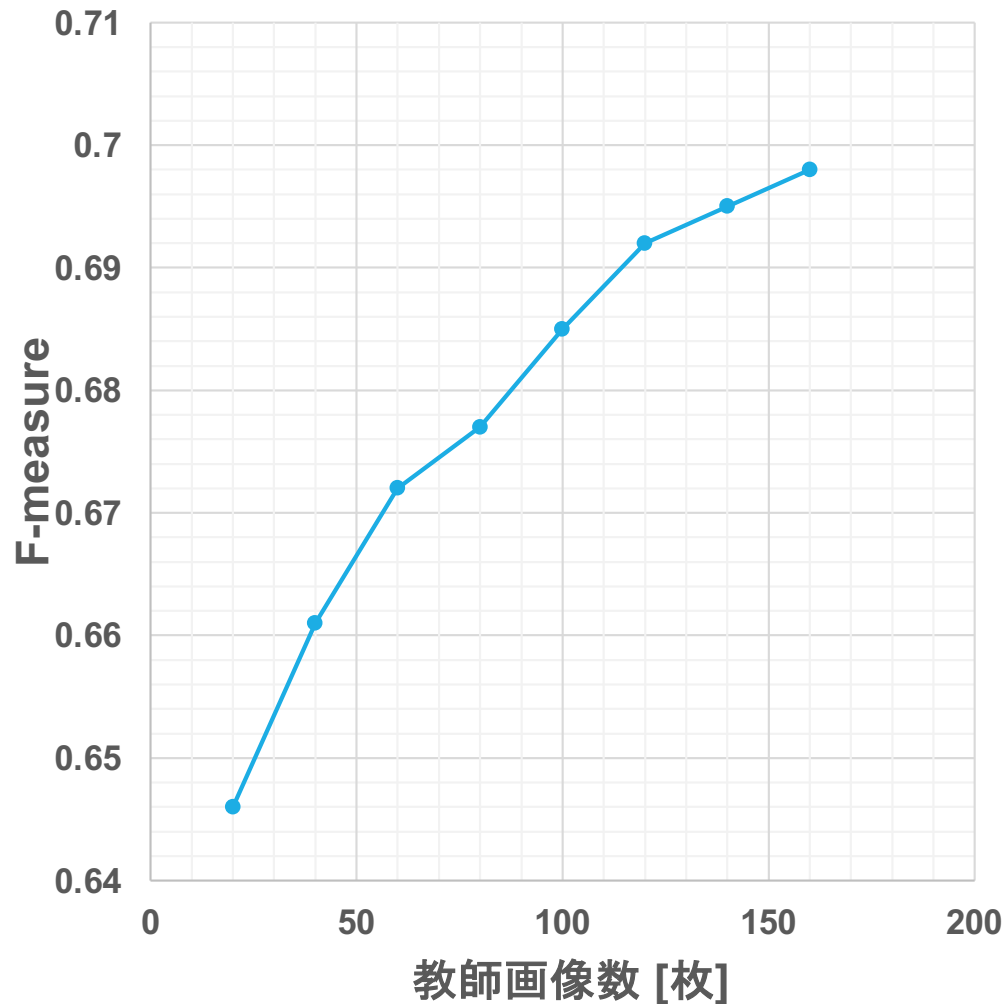
③の出力画像



④の出力画像

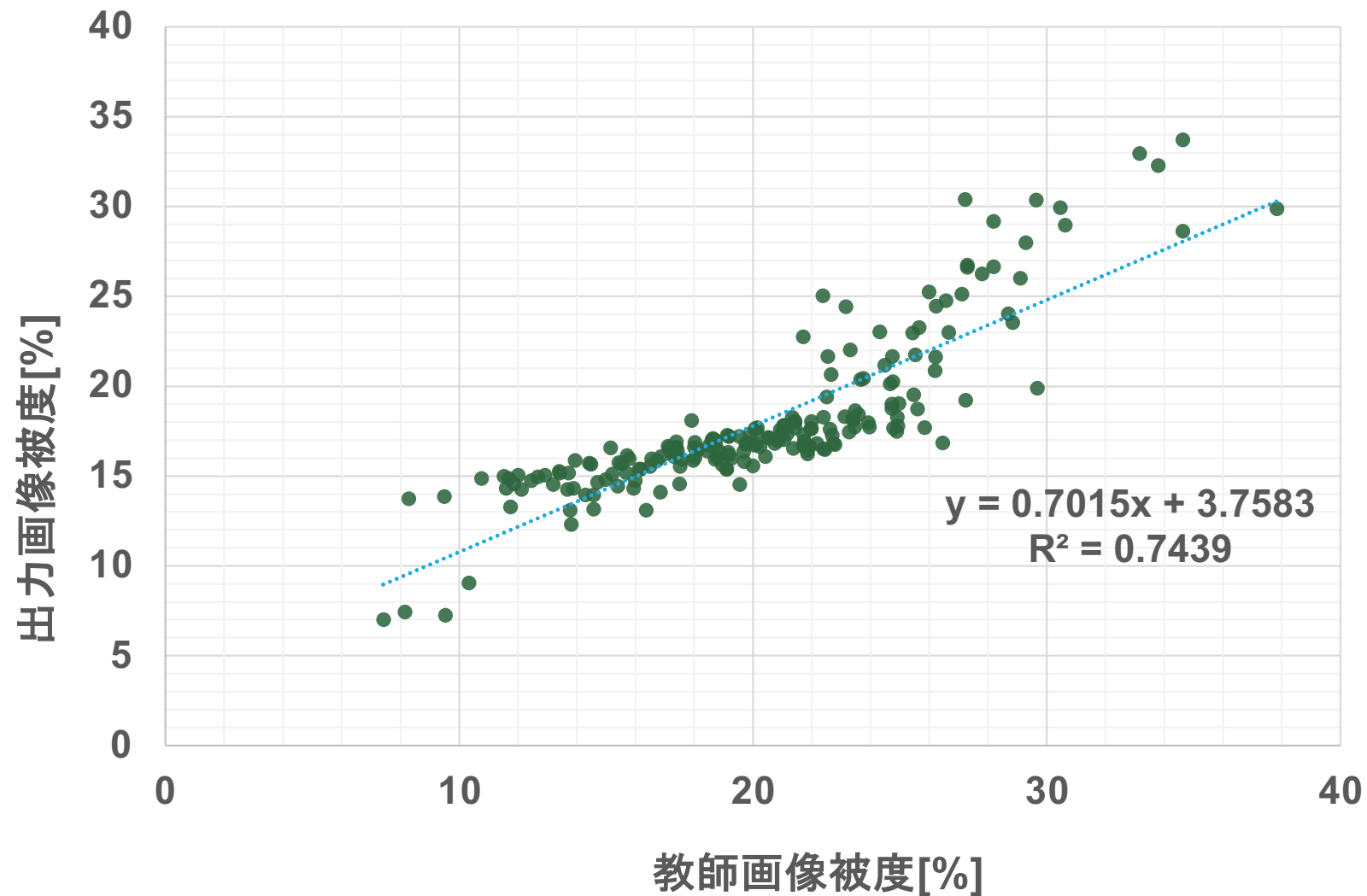
推定結果の精度

- 教師画像数とF-measureの関係
→単調に増加
- 水深とF-measureの関係
→相関はほとんど見られない

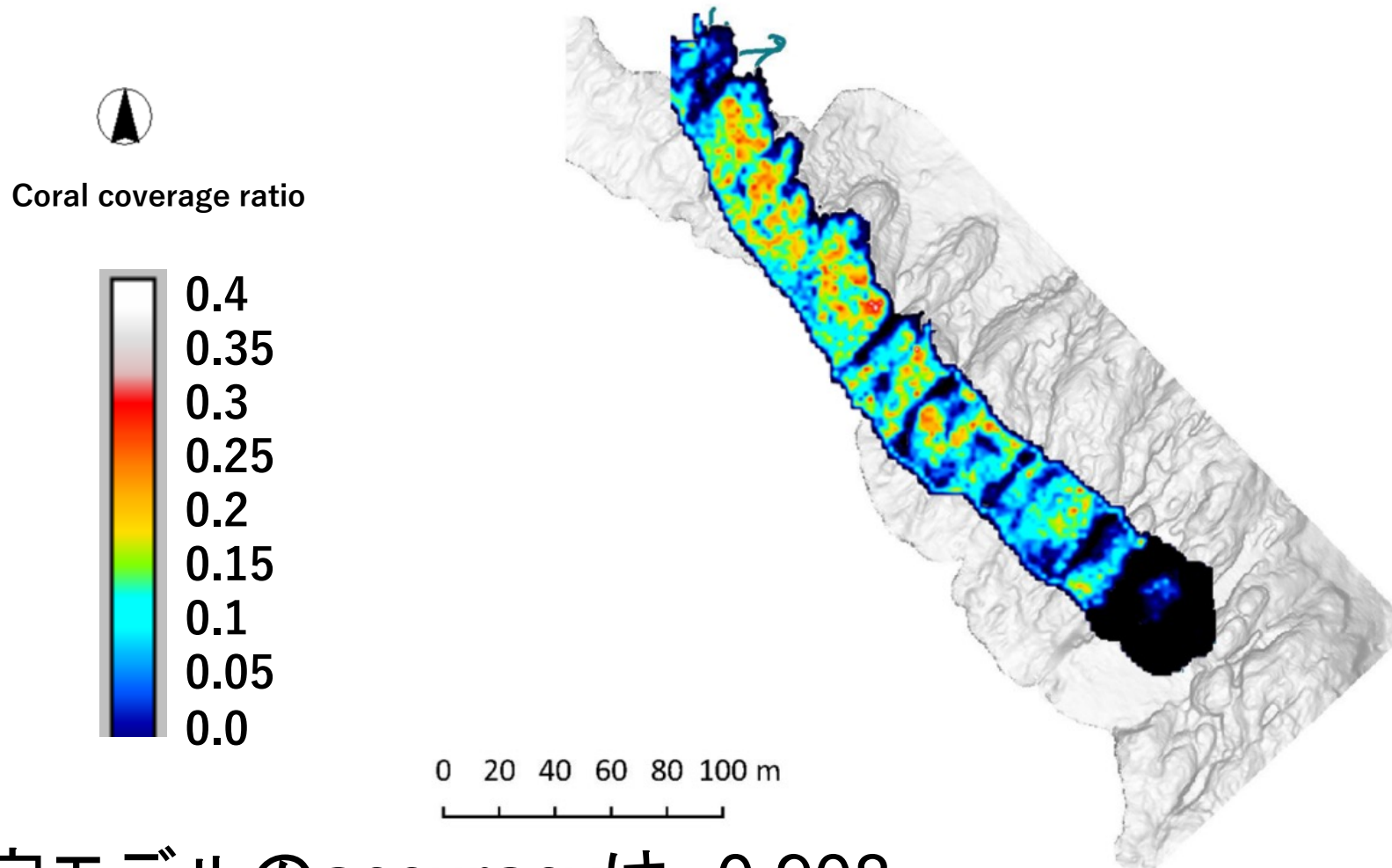


推定被度

- 教師画像の(平均)被度割合は 20.4%, 最大被度は37.8%, 最小被度は7.41%
- 出力画像の(平均)被度割合は 18.9%, 最大被度は33.7%, 最小被度は7.03%
→強い相関あり



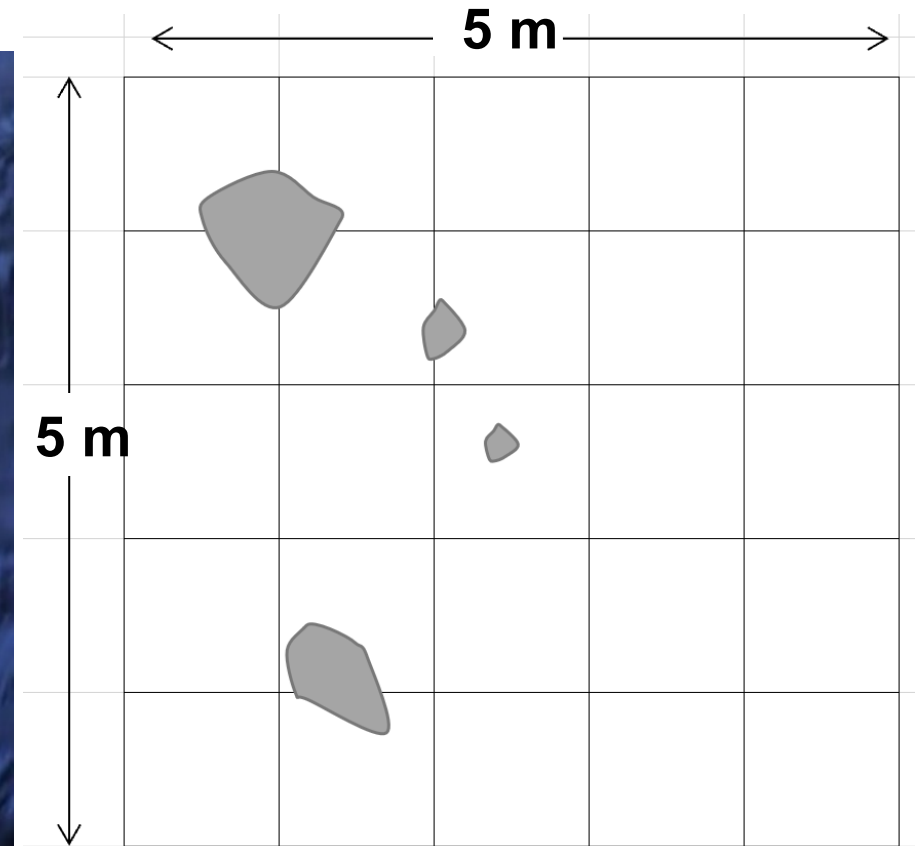
推定被度



- 推定モデルのaccuracyは, 0.908
- 推定面積13,776 m²に占める推定サンゴ面積は3,247 m²
→推定被度は 23.6%

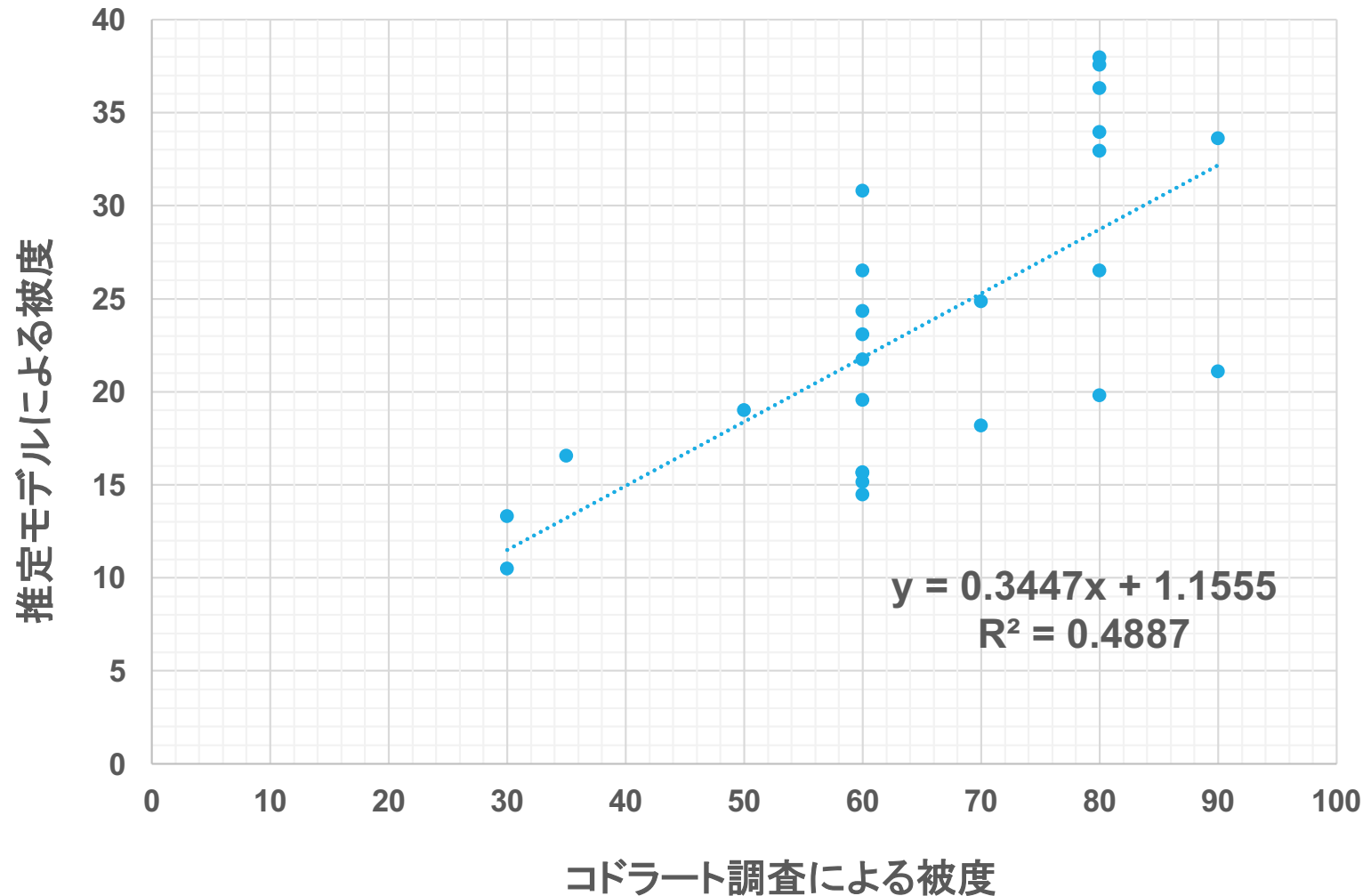
他サイトへの適用

- 推定モデルを用いて，沖縄本島の海底画像を推定
→久米島のサンゴで学習したモデルで推定できるかの検証
25 m²の範囲(1 m² × 25地点)



他サイトへの適用

- 沖縄本島の海底画像を推定
→コドラート調査:65%, 本推定モデル:24%
→やや相関あり



結言

1. 久米島観測

- 観測調査システムSSSを用いて、広域の調査を実施し、色味補正、位置情報の付与、アライメント処理によってオルソ画像およびpoint cloudを作成

2. サンゴ推定

- RGBおよびRGB+水深による推定モデルを作成
- コントラスト処理や回転によるデータオーギュメンテーションを行い、推定精度向上に効果的であることを確認.
- 最も良い精度でf-measure 0.760を実現
- 13,776m²の広域な調査域に対し、サンゴ被度23.6% の定量的および分布の分かる面的な評価を実現

3. 今後の課題

- 他サイトの海底画像を学習に用いて、推定モデルの汎用性を向上していくことが今後の展望
- 効率的な教師画像の増やし方

ご清聴ありがとうございました