

# 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

---

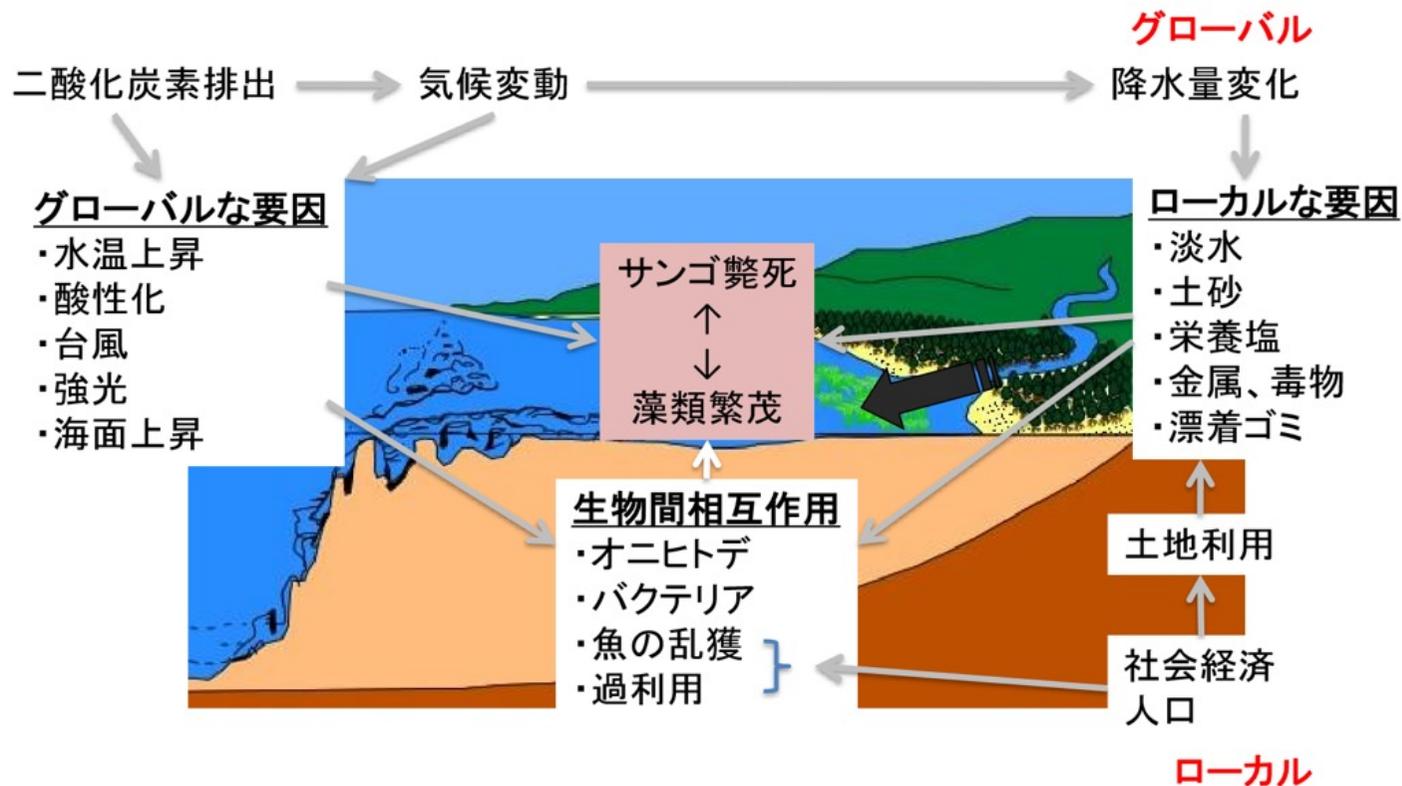
指導教員 多部田 茂 教授

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

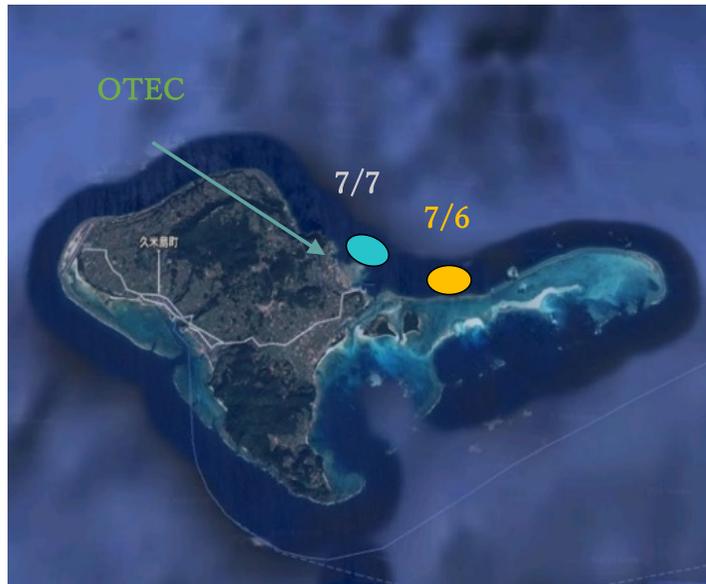
---

## 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

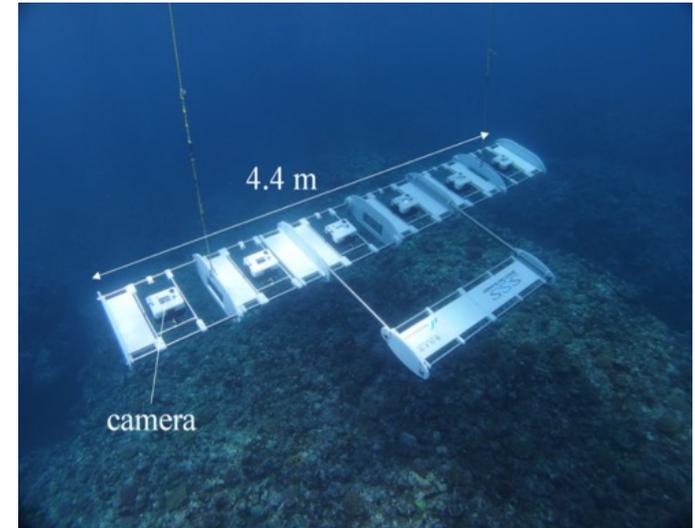
## 観測データ処理フロー



# 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



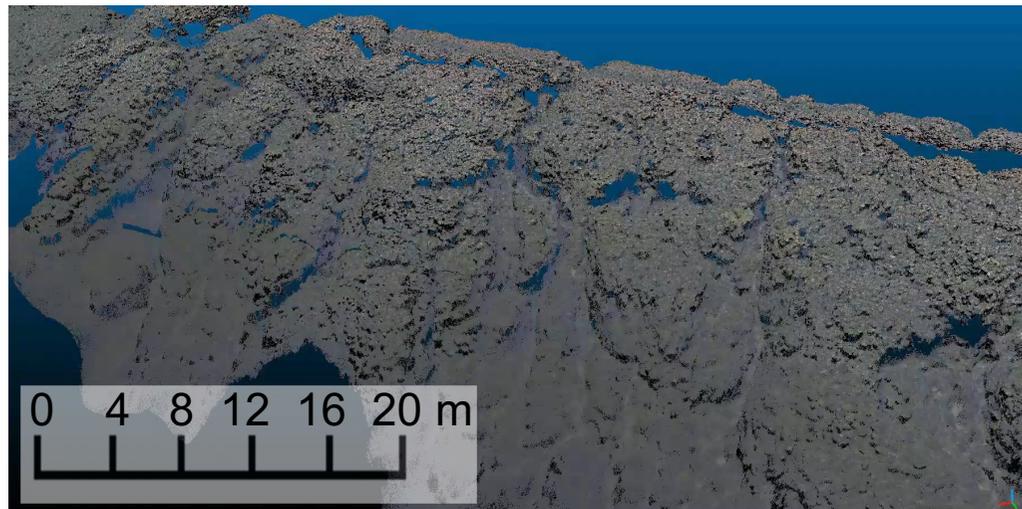
# 観測結果

- 観測概要データ

	面積[m <sup>2</sup> ]	水深[m]	時間[min]	時間効率[m <sup>2</sup> /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

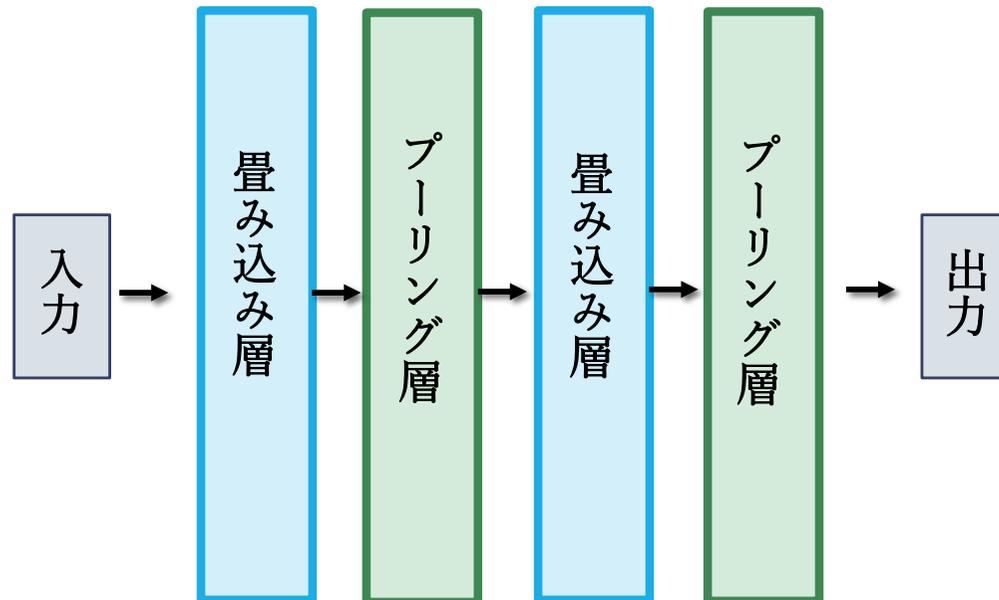
- Point cloudデータ



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

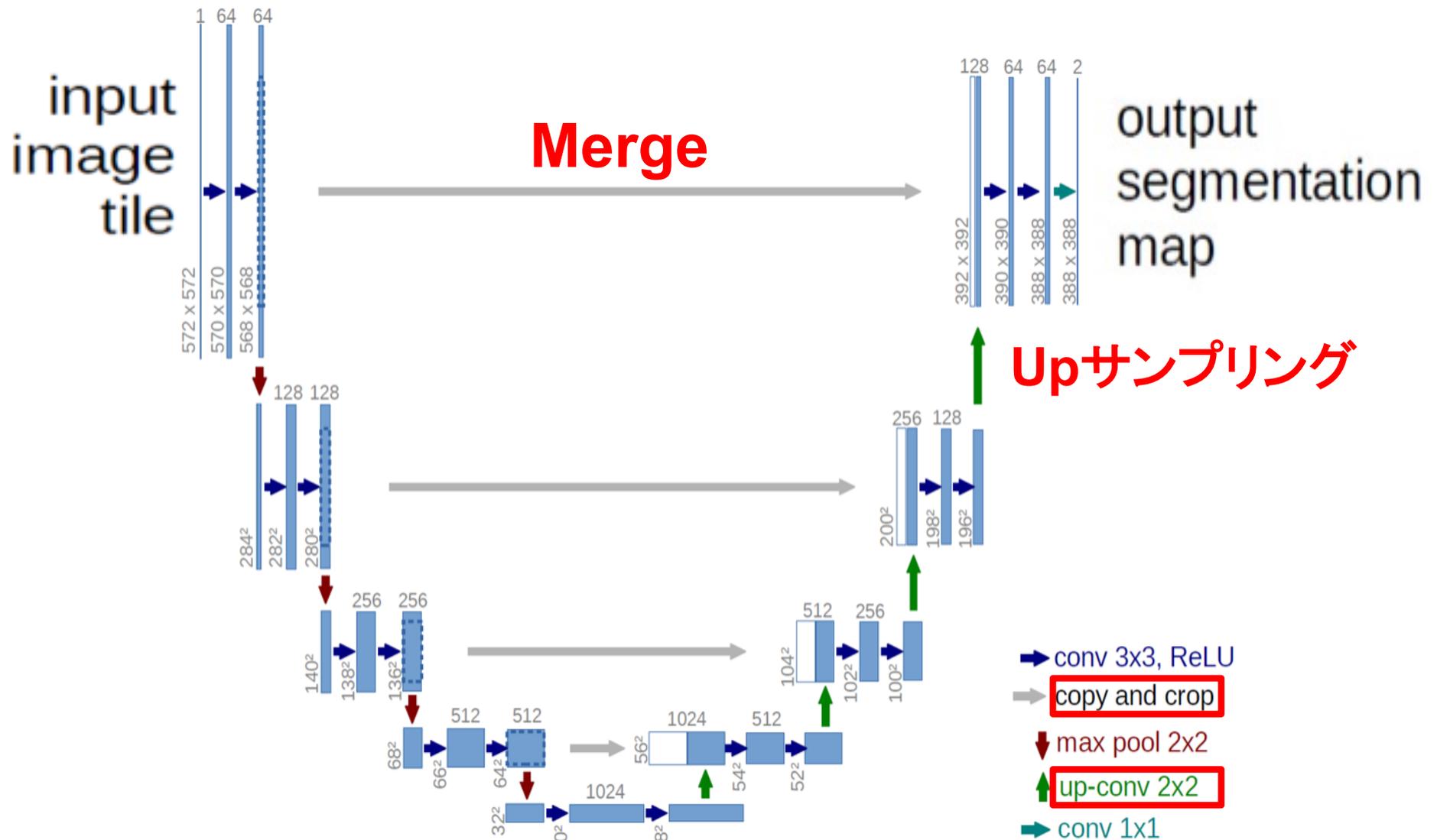
畳み込みニューラルネットワークを利用



- 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

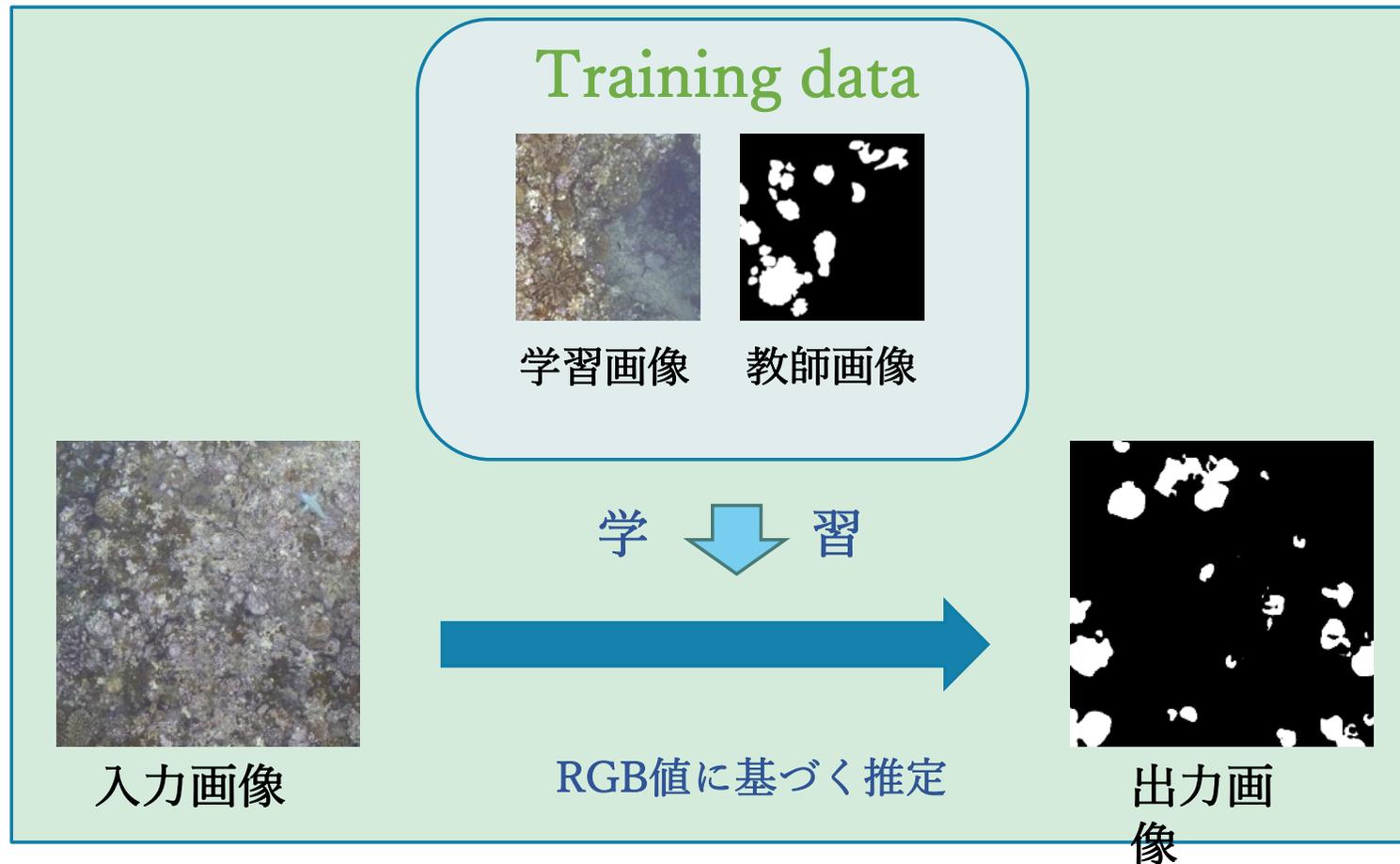
# Unetの概要

- 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

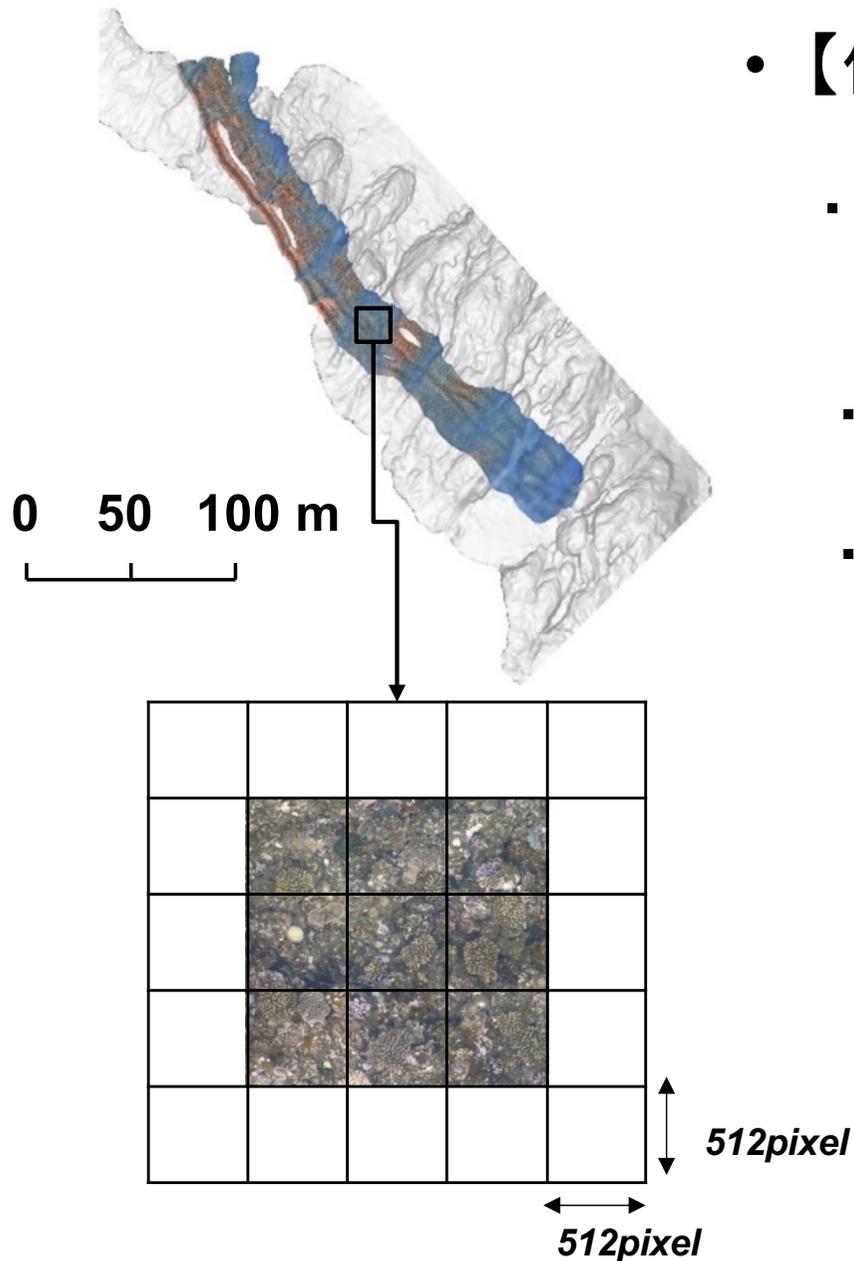


- 入力画像とそれに対応する二値化画像で学習
- 二値化画像として出力

# 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



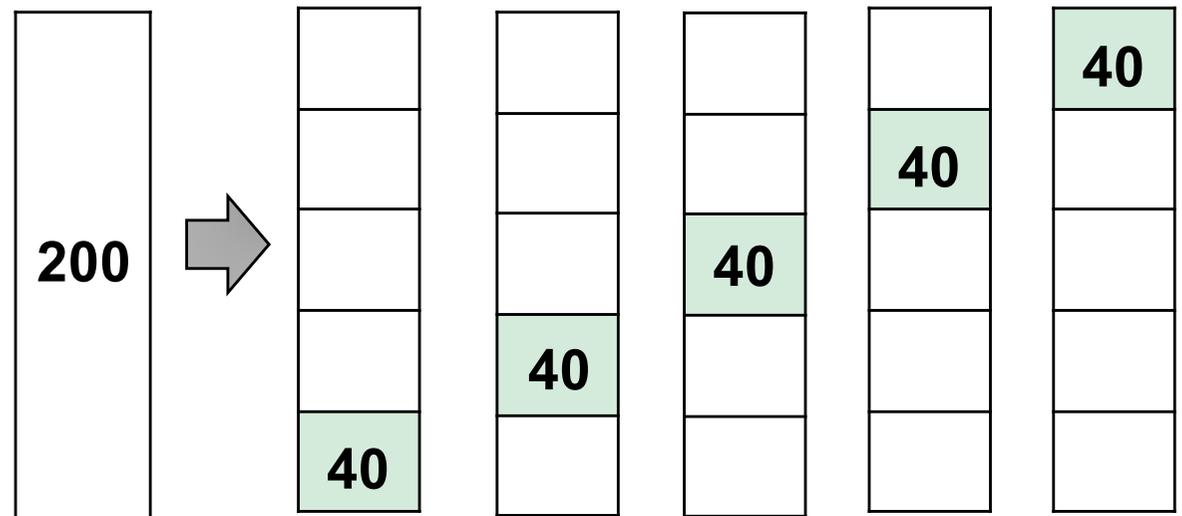
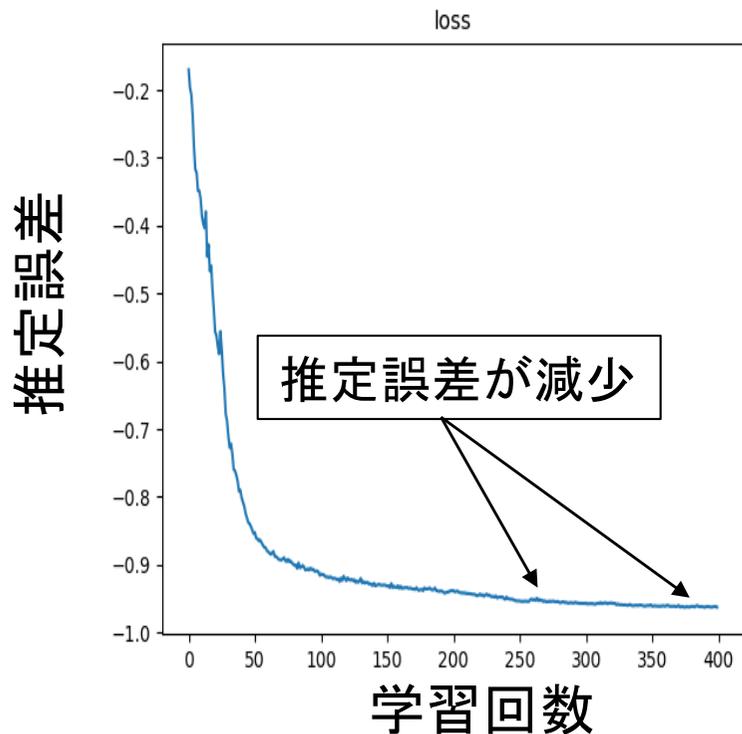
(入力画像)



(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

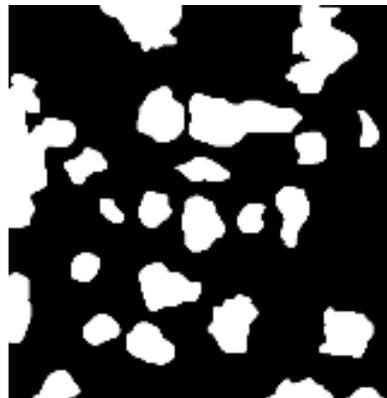


# 精度

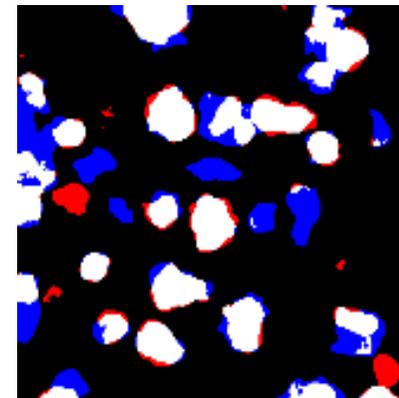
		教師画像	
		サンゴ	サンゴではない
推定結果	サンゴ	白	赤
	サンゴではない	青	黒



(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

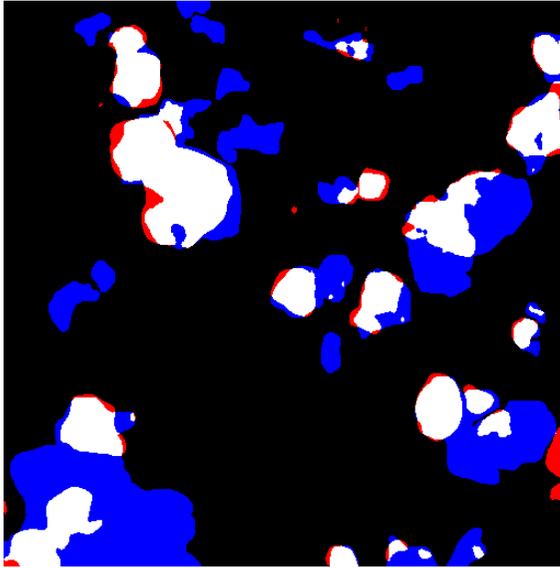
$$F - measure = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall}$$

- accuracy : 全推定結果に対する正しい推定の割合

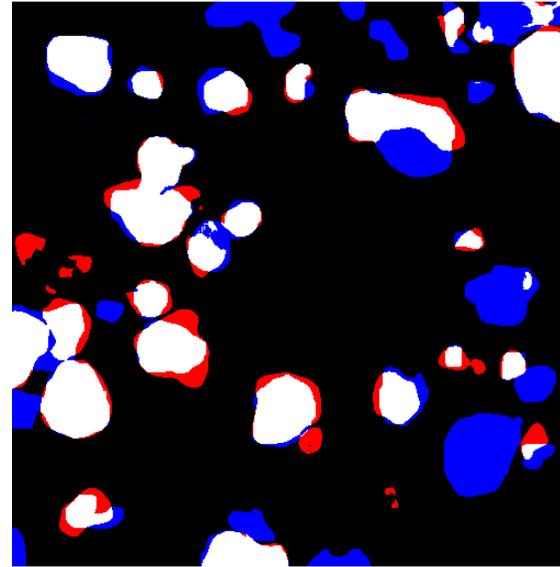
$$accuracy = \frac{\text{白領域} + \text{黒領域}}{\text{白領域} + \text{黒領域} + \text{赤領域} + \text{青領域}}$$

# 推定結果の精度

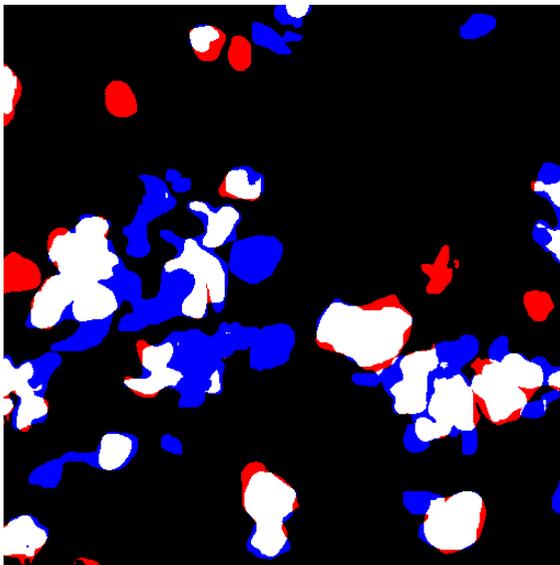
- F-measureの目安



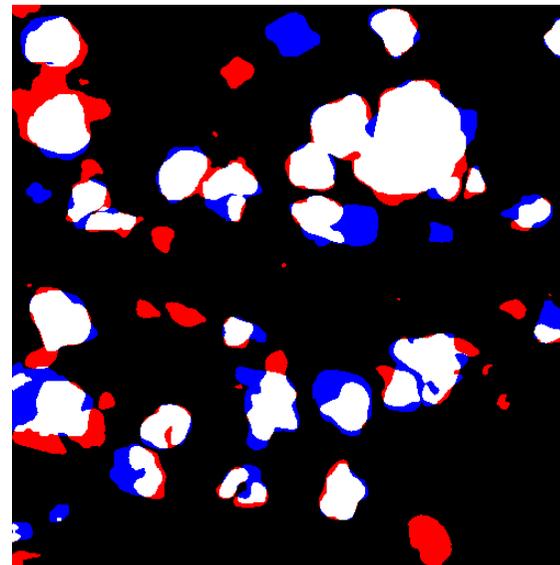
**F-measure  
0.600**



**F-measure  
0.700**



**F-measure  
0.650**

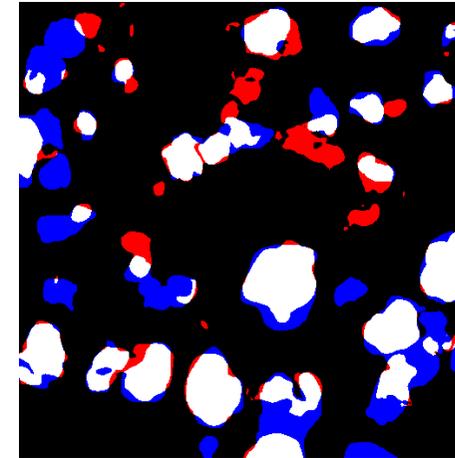
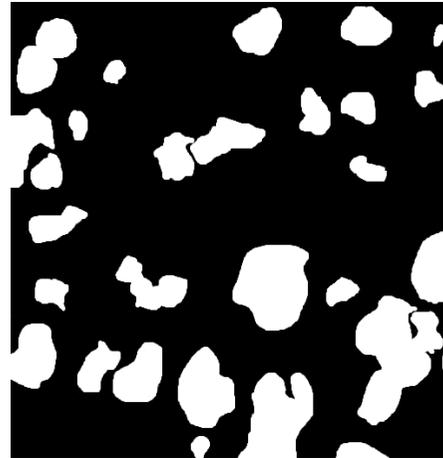
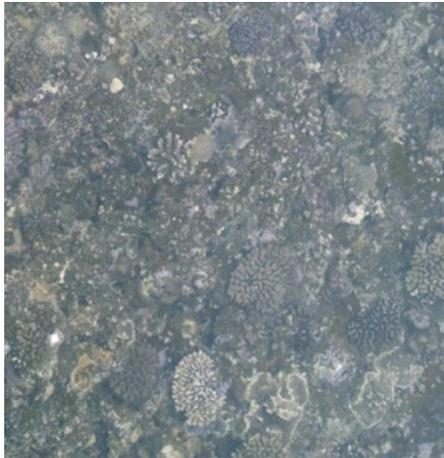


**F-measure  
0.750**

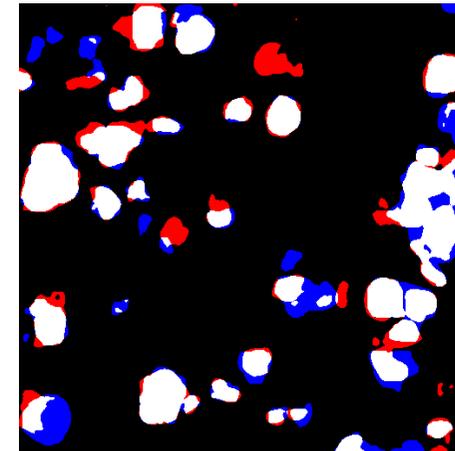
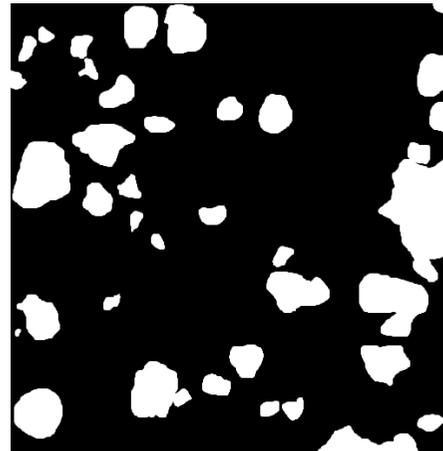
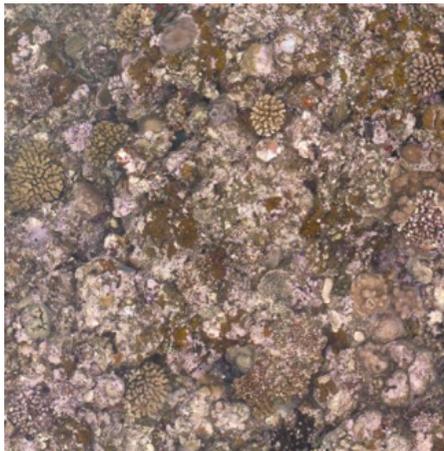
# 推定結果①

- 推定結果

例1



例2



学習画像

教師画像

出力画像

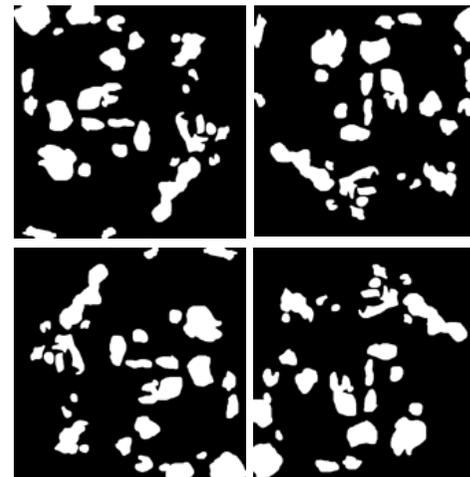
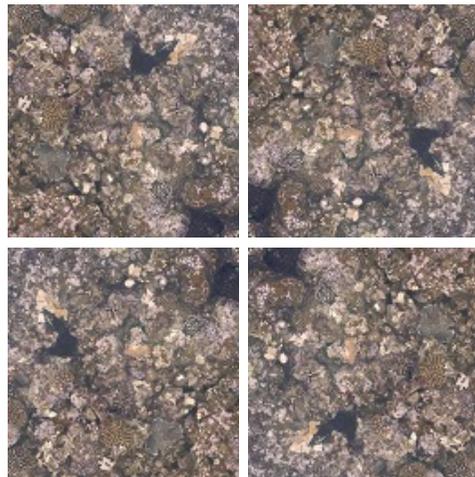
→ (200枚での) precision: 0.733, recall: 0.691, F-measure: 0.698

# 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



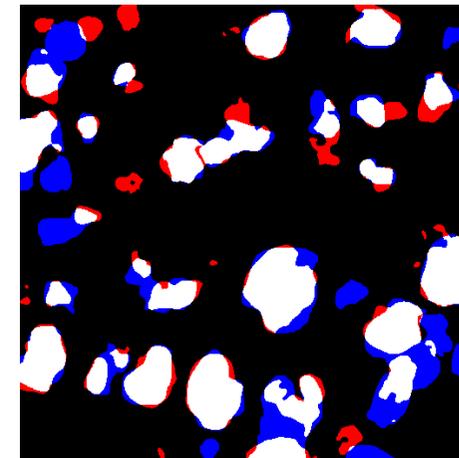
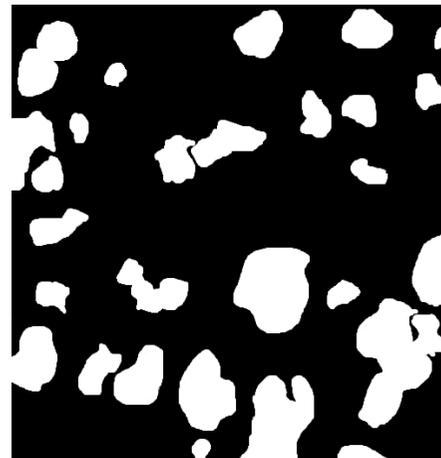
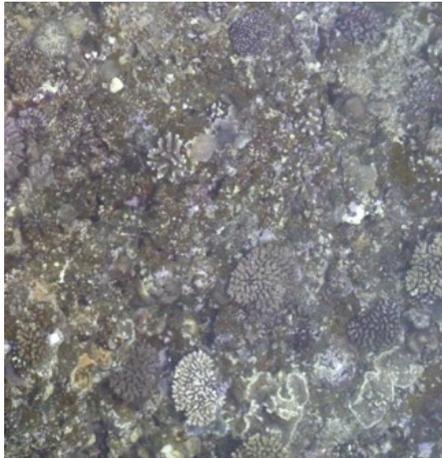
○回転入力: 各画像に対し $90^\circ$   $180^\circ$   $270^\circ$   $360^\circ$   
回転した画像を入力



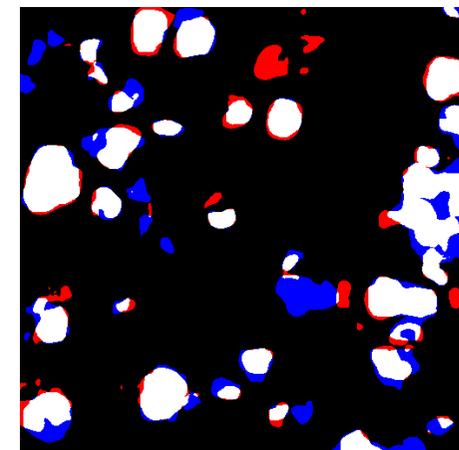
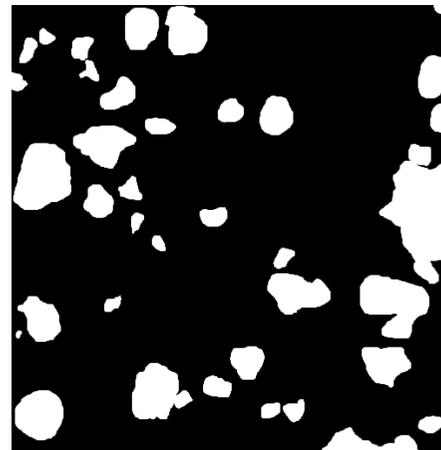
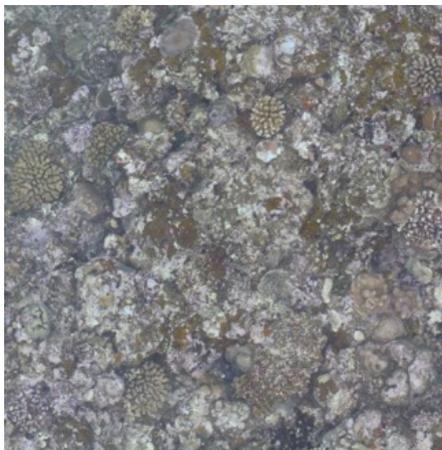
## 推定結果②

- 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

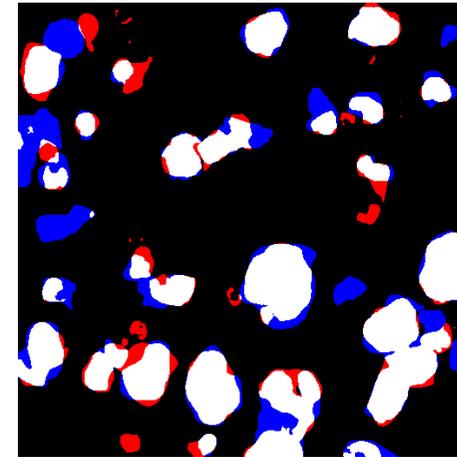
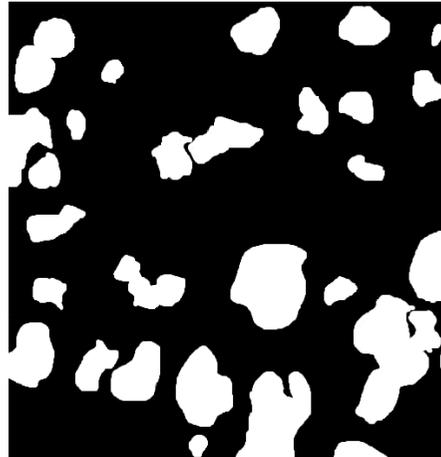
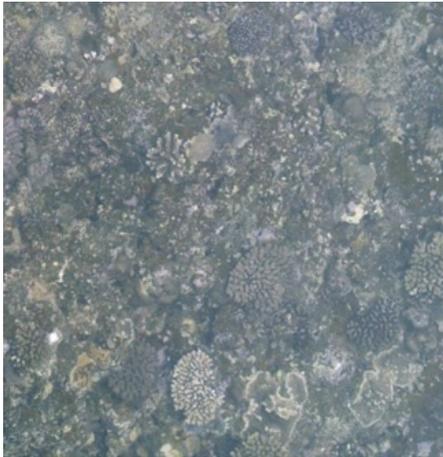
→ (200枚での) precision: 0.806, recall: 0.686, F-measure: 0.737

F-measureが 0.039 向上した

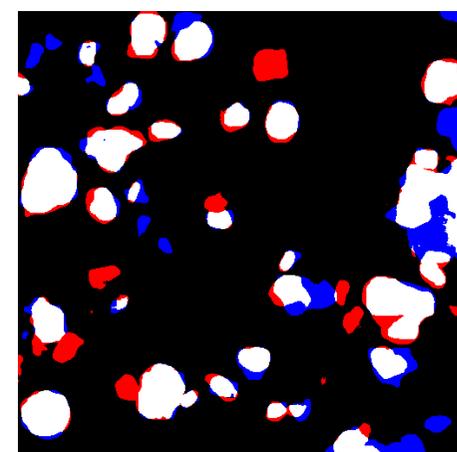
## 推定結果③

- 回転入力による推定結果

例1



例2



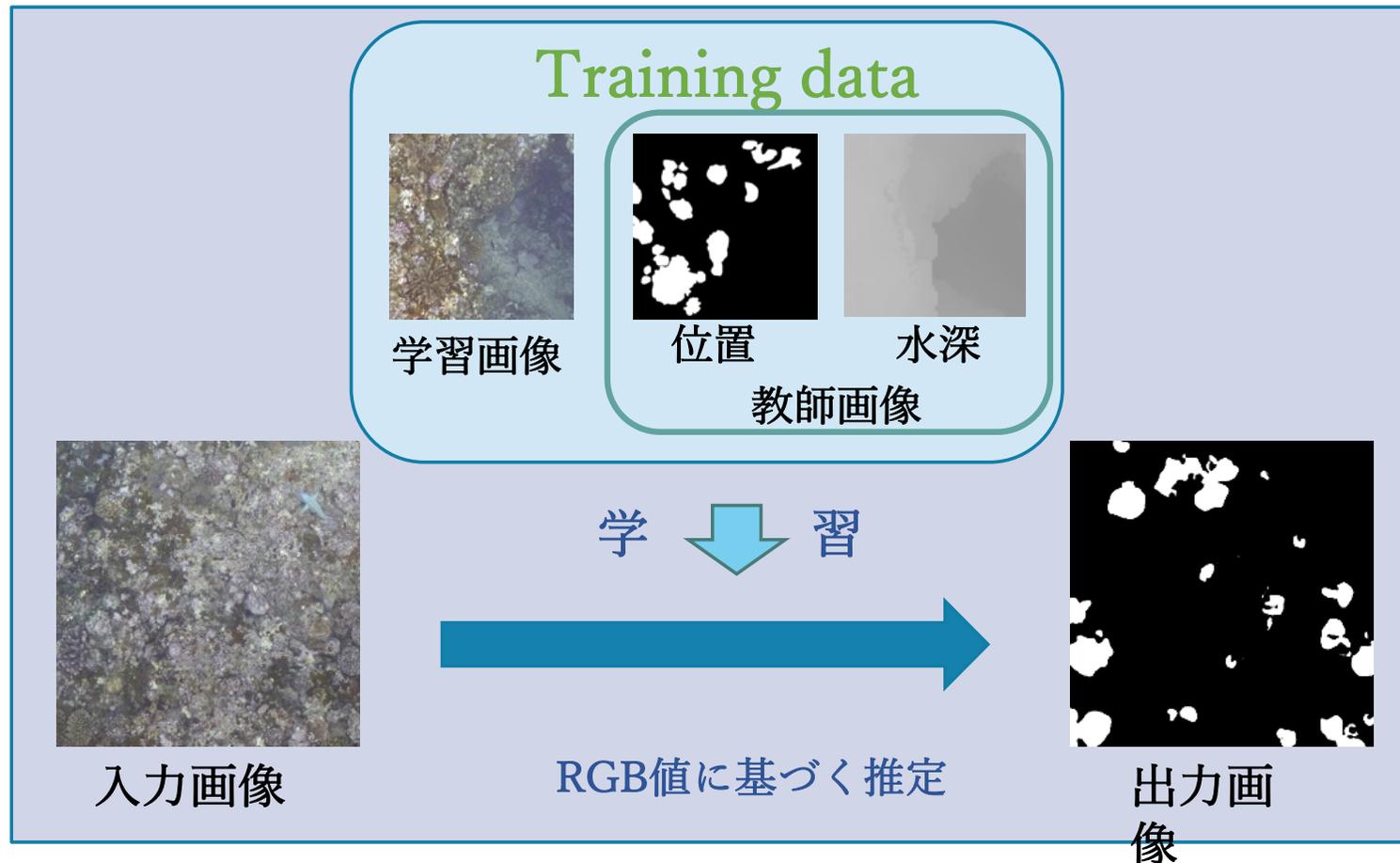
学習画像

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



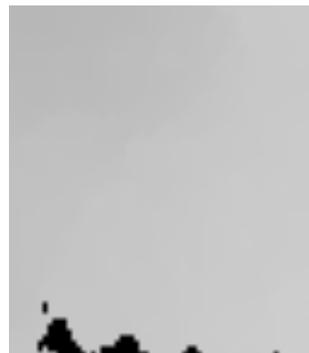
- 入力画像とそれに対応する二値化画像 および水深情報で学習
- 二値化画像として出力

# 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)



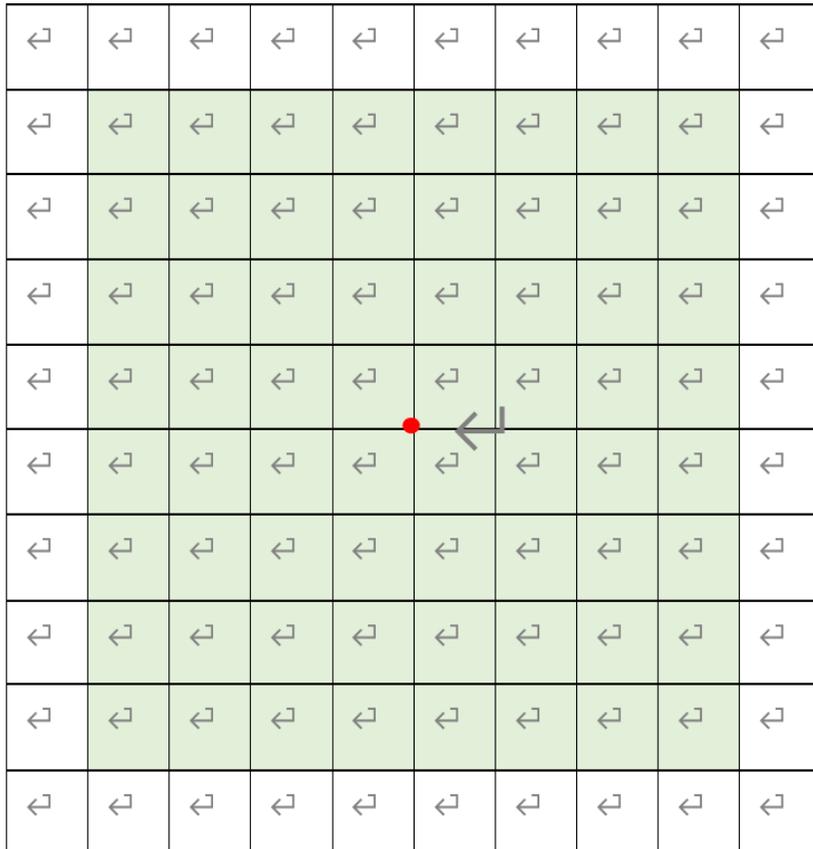
(教師画像)



(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



$$lanczos\_4(d) = sinc(d) \times sinc\left(\frac{d}{4}\right) \quad (d \leq 4)$$

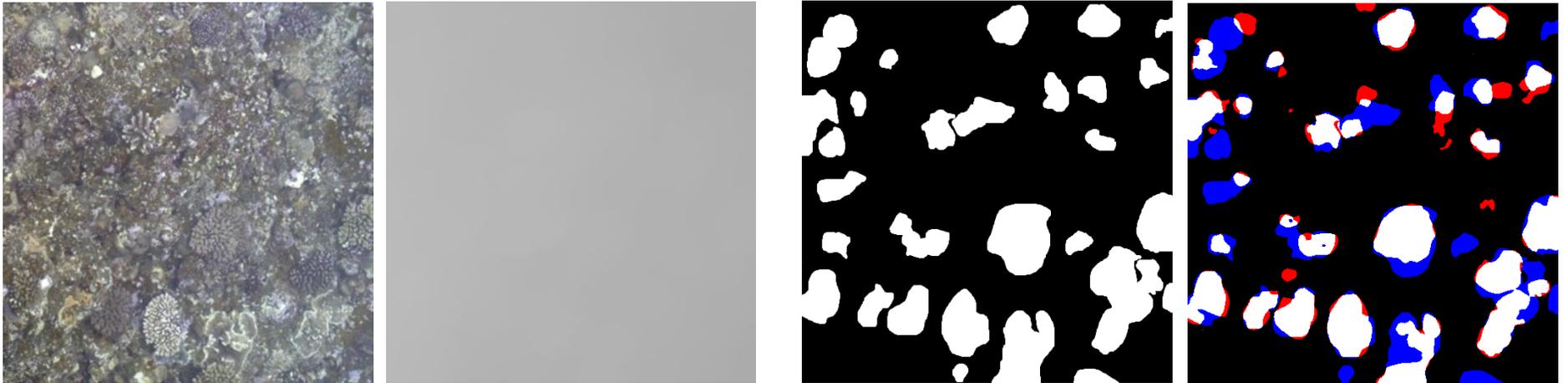
$$sinc(x) = \frac{\sin(x \times \pi)}{x \times \pi}$$

10pixel四方の画像模式図

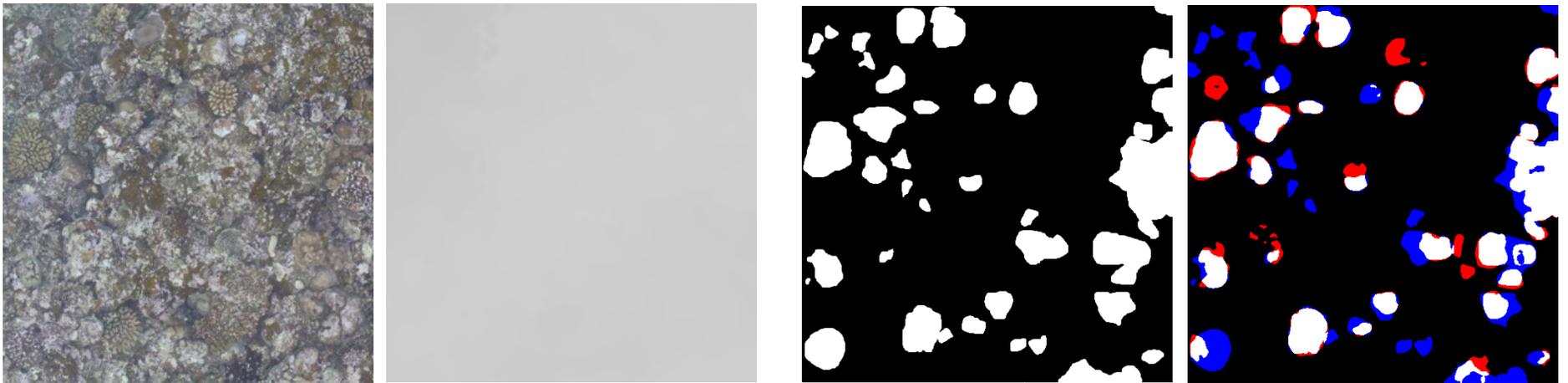
## 推定結果④

- 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

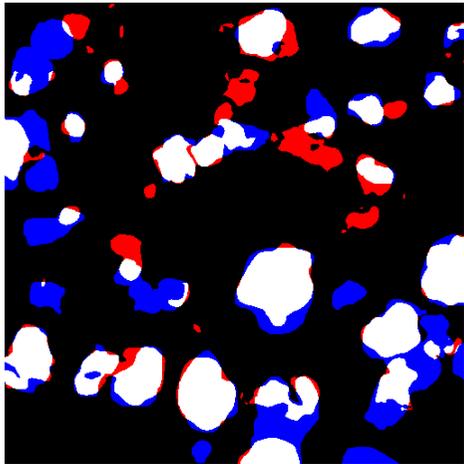
	検証①	検証②	検証③	検証④
precision	0.733	0.806	0.822	0.824
recall	0.691	0.686	0.700	0.706
F-measure	0.698	0.737	0.751	0.760
acuuracy	0.873	0.903	0.906	0.908

- RGB+水深

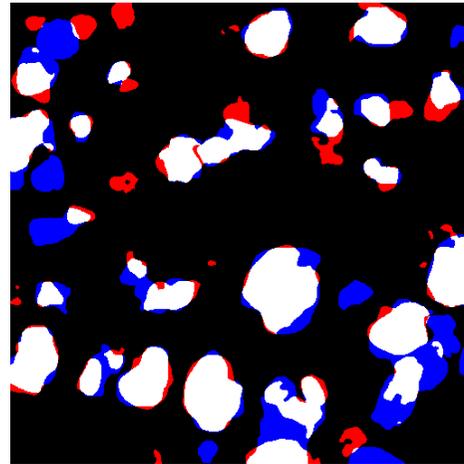
	検証①	検証②	検証③	検証④
precision	0.826	0.801	0.806	0.809
recall	0.637	0.667	0.706	0.704
F-measure	0.710	0.732	0.748	0.753
acuuracy	0.897	0.898	0.903	0.905

# 推定結果の精度

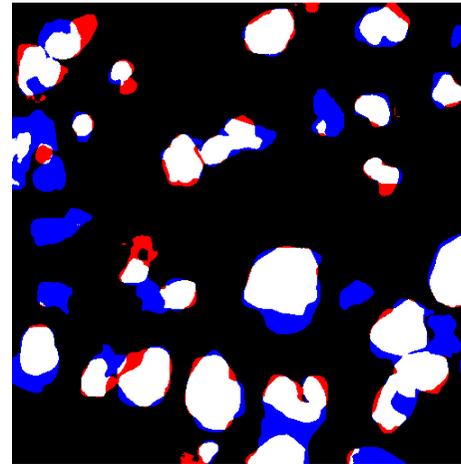
- RGBによる推定モデル



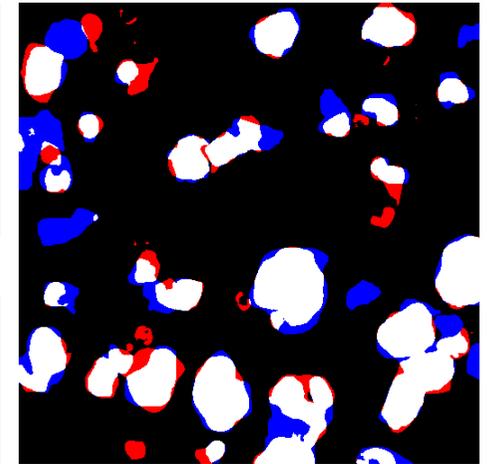
①の出力画像



②の出力画像

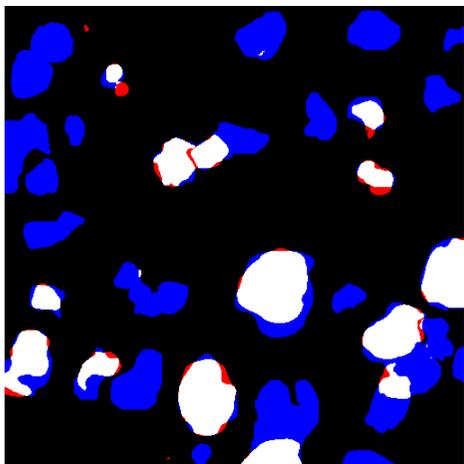


③の出力画像

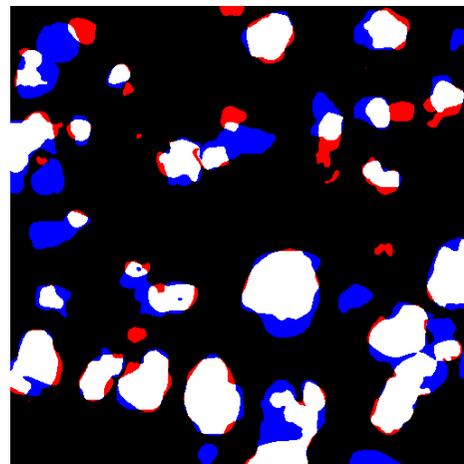


④の出力画像

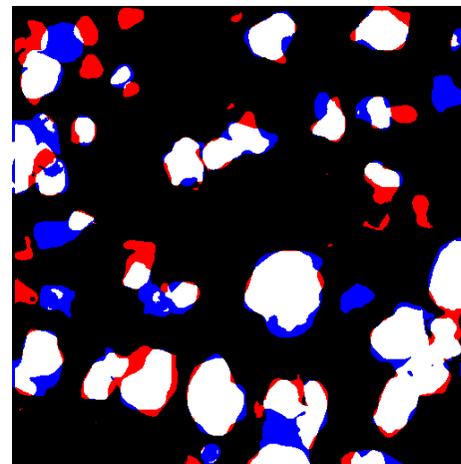
- RGB + 水深による推定モデル



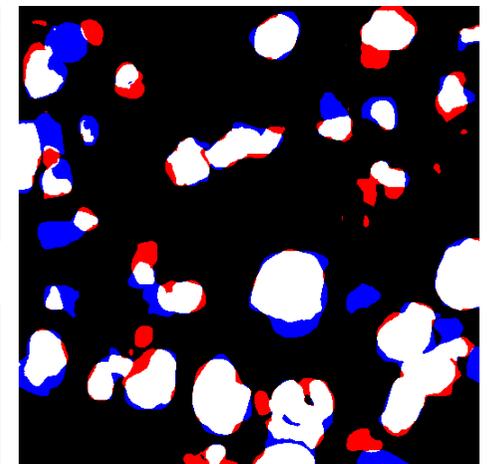
①の出力画像



②の出力画像



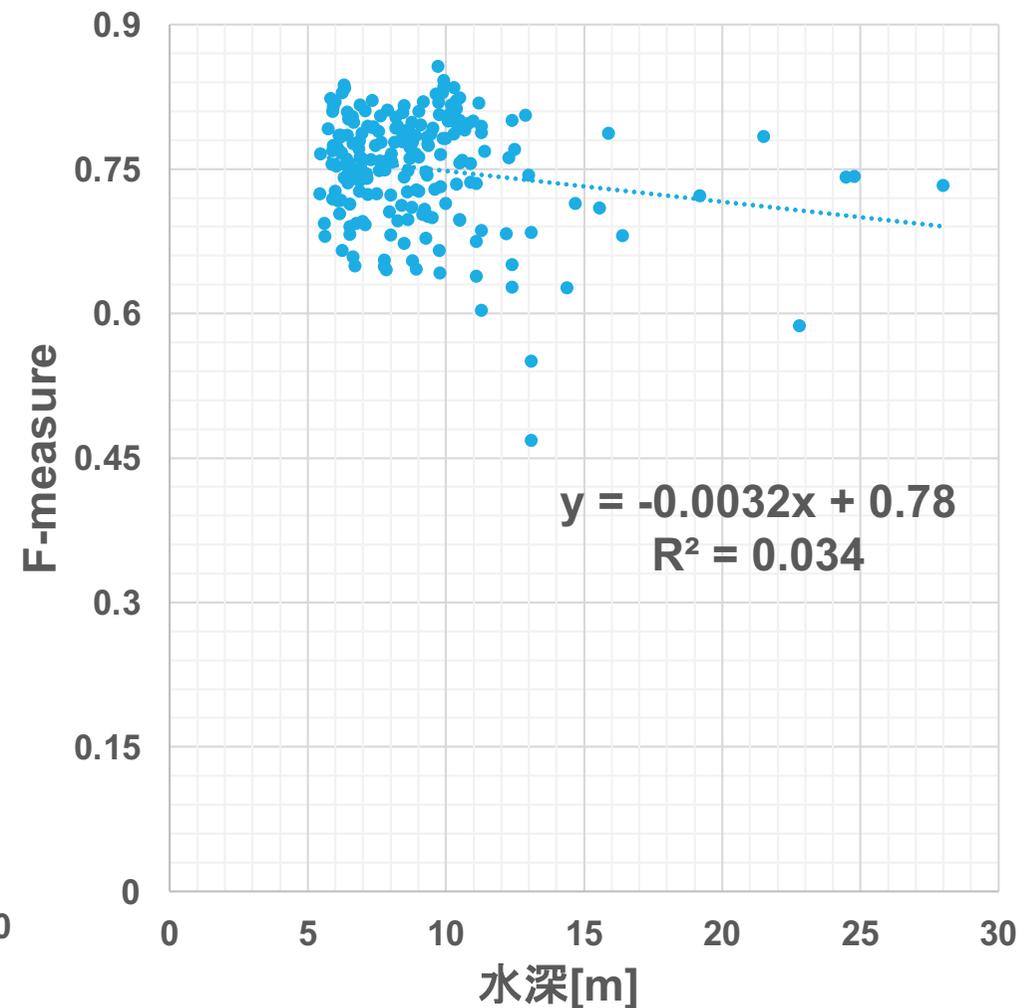
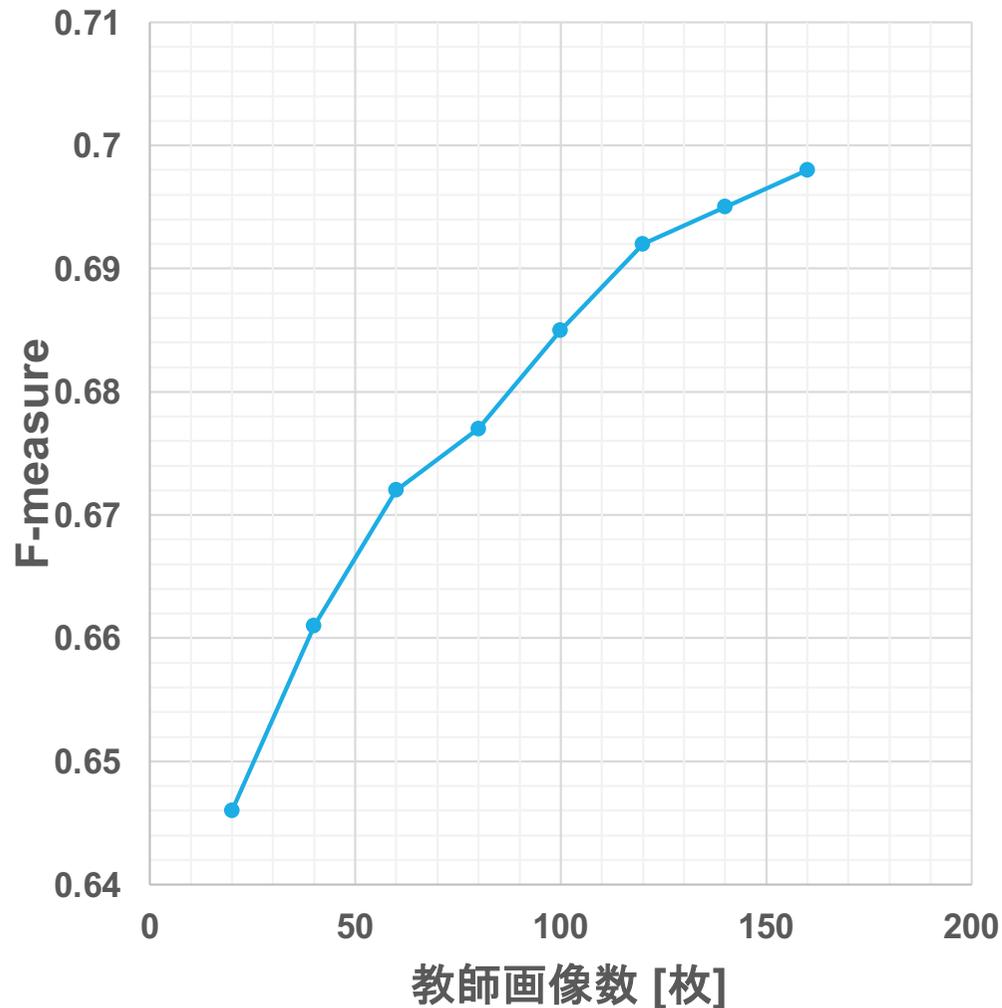
③の出力画像



④の出力画像

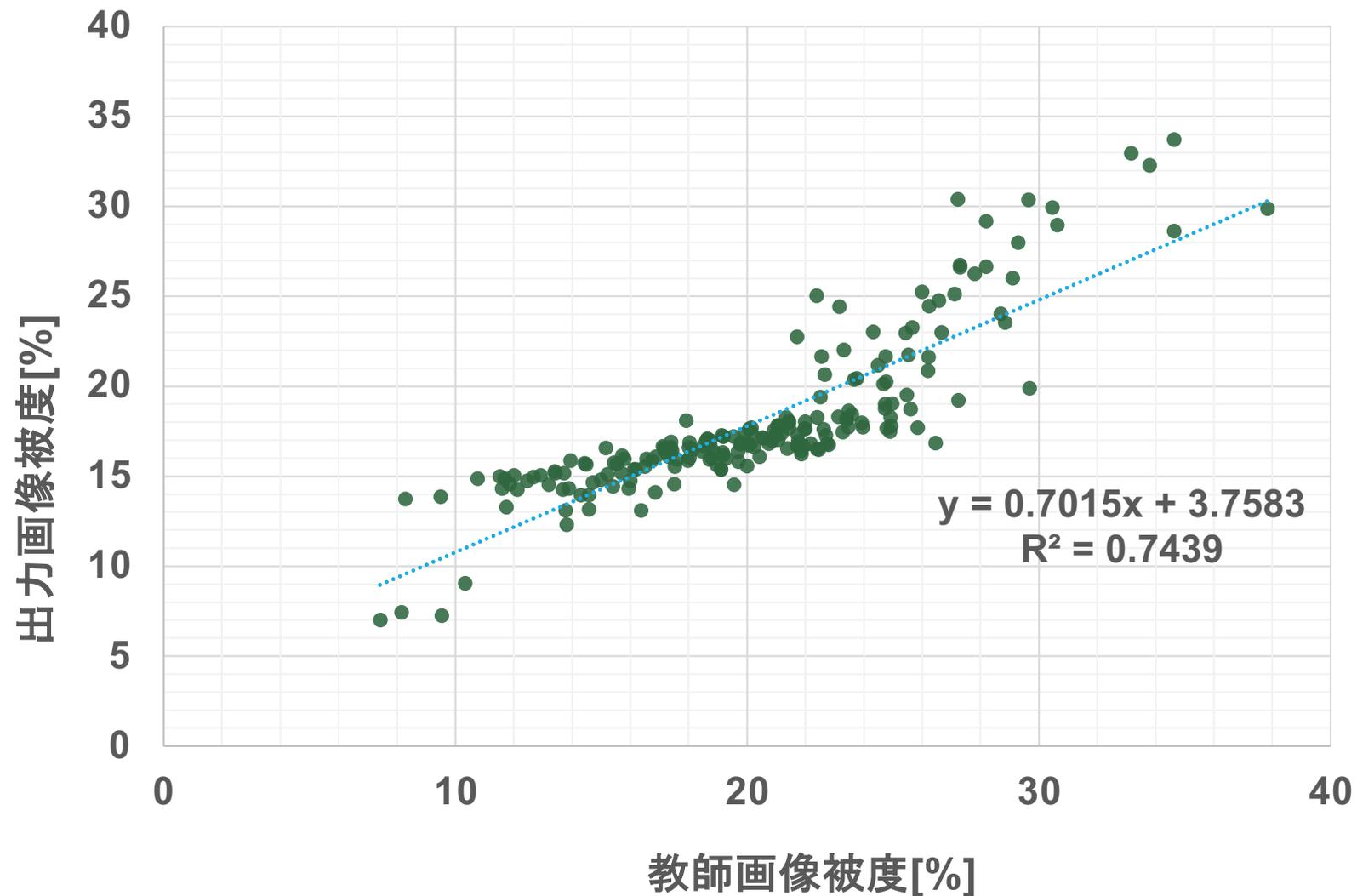
# 推定結果の精度

- 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

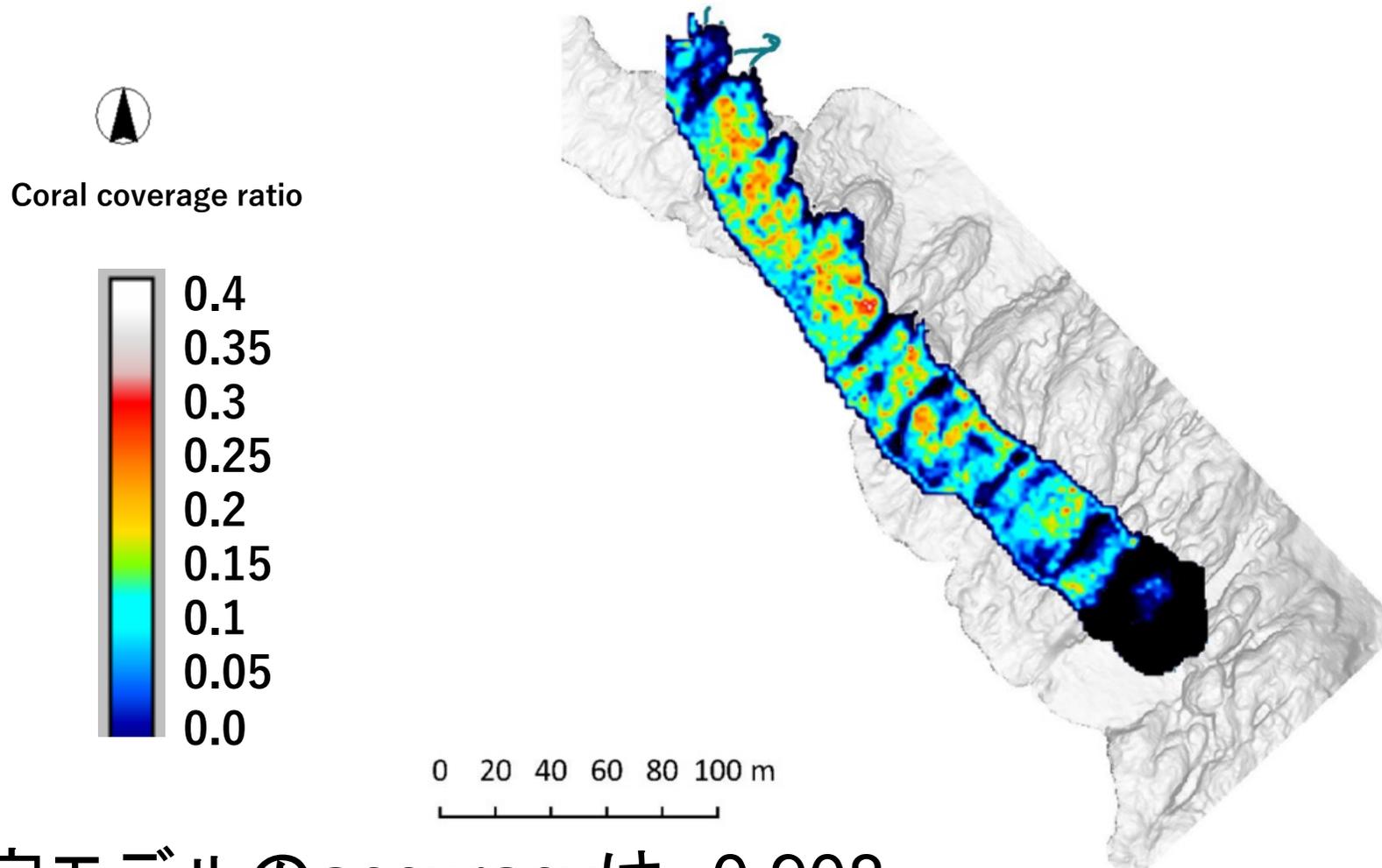


# 推定被度

- 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



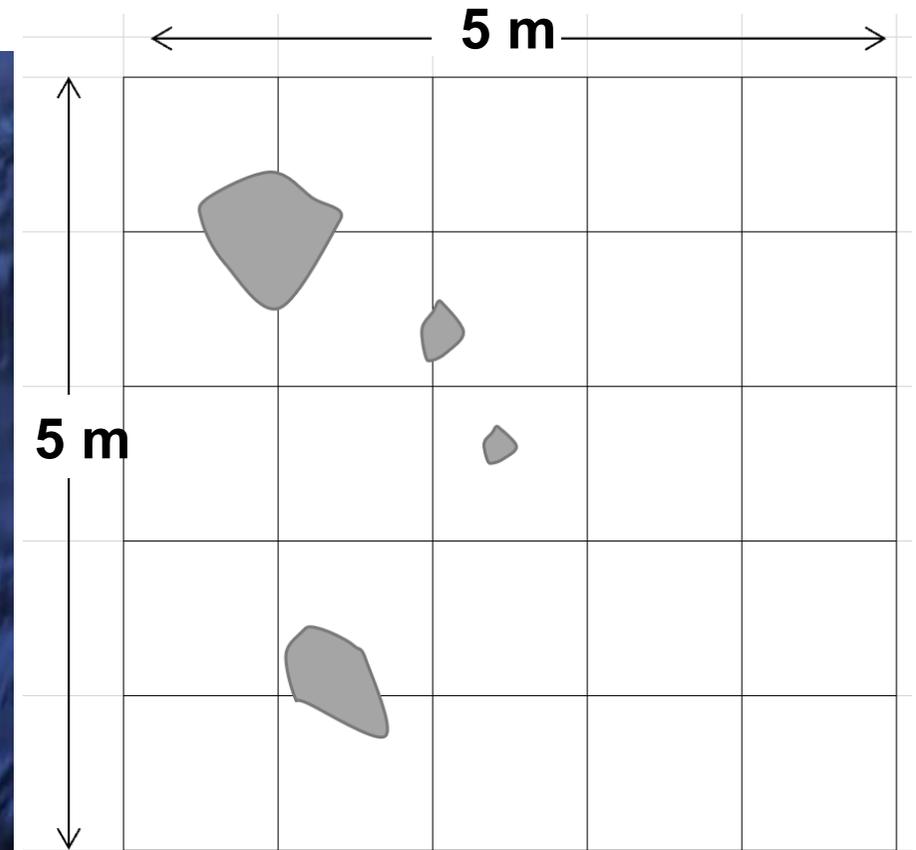
# 推定被度



- 推定モデルのaccuracyは, 0.908
- 推定面積13,776 m<sup>2</sup>に占める推定サンゴ面積は3,247 m<sup>2</sup>  
→推定被度は 23.6%

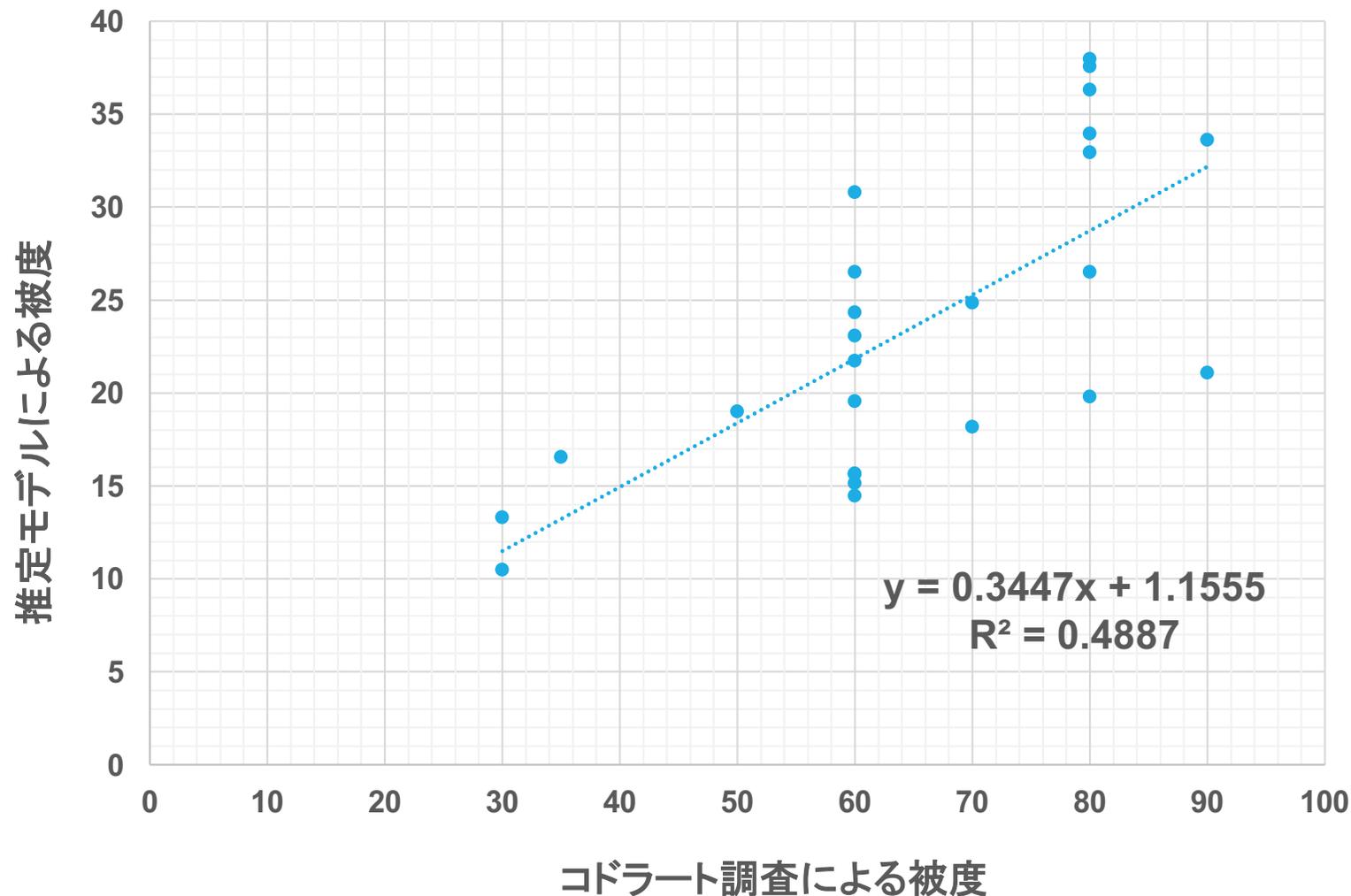
# 他サイトへの適用

- 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 m<sup>2</sup>の範囲(1 m<sup>2</sup> × 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
- 13,776m<sup>2</sup>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