

Sentinel- 2 衛星データと機械学習を用いた浅海域水深情報の抽出

環境学部環境学科 佐川 龍之

1 . はじめに

海底地形データは海図や様々な学術的な調査に必要な基礎データとして重要であるが、2017年

た（例えば、Lyzenga 1978）。これらのモデルでは海域ごとに海水の透明度などの影響で変化する係数が含まれるが、衛星画像とそれに対応する測深データ（学習用水深データ）との比較でモデルの係数を回帰的に得るため、半経験的手法と呼ばれる。近年は、物理モデルにかわり機械学習で水深推定モデルを構築する方法も提案されている（Manessa et al 2016; Misra et al 2018）。しかしながら、これらの方法では衛星画像ごとに対応した学習用水深データを得るための現地調査が必要である。SDBに期待される低コストかつ迅速に情報を提供するという目的を達成するためには、現地調査を必要とせず、衛星画像のみからあらゆる海域の水深を高精度で推定可能な方法が求められる。そこで、本研究では機械学習と多数の衛星画像を活用することで衛星画像のみから効率的かつ高精度でSDBを作成する方法を考案し、その精度についての検証を行った。

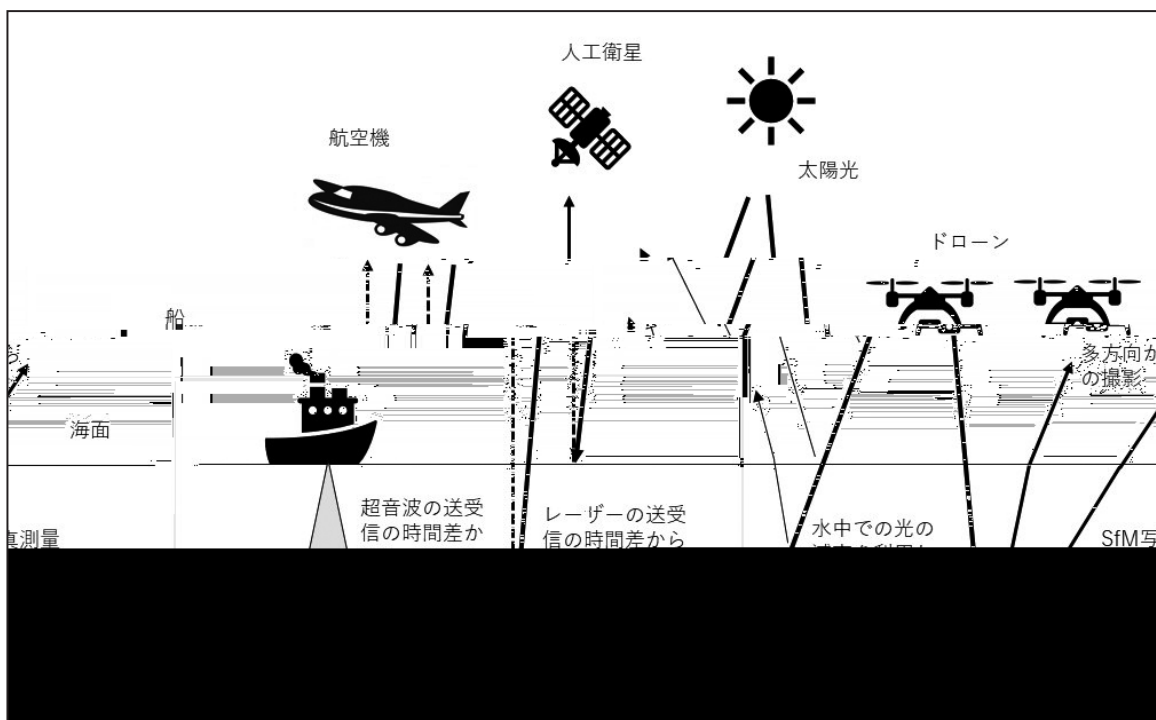


図1 浅海域を計測する様々な技術

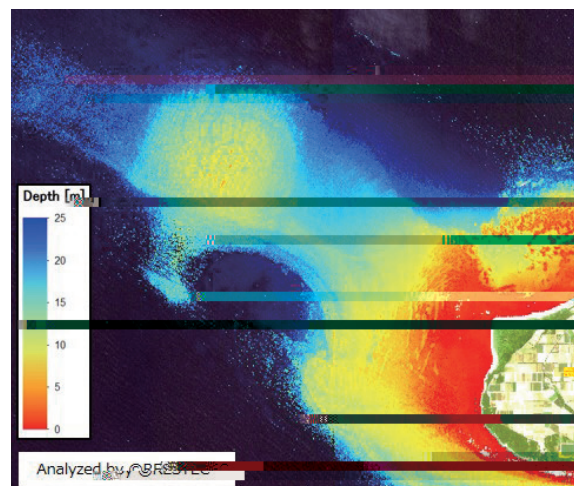


図2 SDBの例(出典：一般財団法人日本水路協会(2016))

2. 解析環境とデータ

Google社が提供するクラウド上の解析環境Google Earth Engine (GEE) を利用して、解析を行った。衛星画像としてSentinel-2 L-2Aプロダクトを使用した (European Space Agency 2015)。同プロダクトはSentinel-2 L-1Cプロダクトより作成された大気補正済み地表面反射データである。

本研究では機械学習により衛星データと水深データを対応付けるモデルを構築するが、正解とする水深データとしては、表1の測深データを用いた。各海域について、2015年6月から2021年11月までの雲量10%未満のすべてのSentinel-2の画像を取得し、測深データ (目的変数) と対応する衛星画像の画素データ (説明変数) を1組とするデータセットを衛星画像ごとに作成した。このデータセットから海域ごとに無作為に20,000点を上限としてデータを抽出し、さらに無作為に学習用と評価用に分けて学習データセットと評価データセットを構築した。

表1 測深データ

海域名	測深方法	提供機関
竹富島	シングルビームソナー	山口大学
プエルトリコ・ガウニカ	航空レーザー測深	NOAA
ハワイ・オアフ島	航空レーザー測深	NOAA
バナアツ・エファテ島	シングルビームソナー	RESTEC
波照間島	航空レーザー測深	海上保安庁

3. 解析方法

水深を推定する機械学習モデルとしてはランダムフォレストを選定した (Breima 2001)。ランダムフォレストは既往研究においてもSDBの機械学習モデルとして使用されており、高い性能を発揮している (Manessa et al 2016; Sagawa et al 2019a)。

ここではすべての学習データを用いてランダムフォレストのモデルの学習を行った。ランダムフォレストでは、学習の過程で、衛星画像の反射率と水深の関係を関係づける複数の決定木を自動的に生成する。水深推定時は、入力された衛星画像の各画素の反射率データに対し、各決定木が出力した水深推定値から多数決的に最終的な水深を決定する。複数の海域を複数時期に撮影した衛星データについて、測深データとの関係を学習させることで、多様な底質や透明度に対応した決定木を生成することが想定され、汎用性を向上させることが期待できる。

学習済みのランダムフォレストモデルを用いたSDBの作成は3ステップで行うとともに、それぞれの段階で精度評価も実施した。各ステップの処理内容について以下に説明する。

3.1.1 ステップ1

ランダムフォレストによる水深推定モデルを用いて、各衛星画像に対して0 - 20mの水深を推定したSDB 1を作成した。SDB 1の精度評価は学習データセットと評価データセットのそれぞれに対して行った。

3.2. ステップ2

水中での減衰率の高い近赤外バンドを用いて陸域を判別し、青バンドについて十分に深い海域の統計量から深海域を分類した。SDB 1 について陸域と深海域のマスキング処理を行うことでSDB 2 を作成した。SDB 2 の精度評価は同様のマスキング処理を行った評価データセットについて行った。

3.3. ステップ3

海域ごとにSDB 2 のマージ処理を実施した。解析範囲の画素ごとにSDB 2 の中央値、データ数、標準偏差を算出し、データ数が3以上、標準偏差が5.0m未満の画素について、中央値をSDB 3 の出力とした。海域ごとに測深データのある画素から10,000点を上限として検証点を無作為に抽出し、精度評価を行った。

4. 結果と考察

図3にSentinel-2より作成したSDBの概観を示す。水深0 - 20mの範囲をカラースケールで表示している。図4では、(a)波照間島周辺におけるSDBと(b)測深データの分布図を示しているが、概観は類似していることが確認できる。

全海域のSDB 1 - 3についての精度として、平均二乗誤差平方根 (RMSE)、平均誤差、決定係数 (R^2) を表2にまとめた。SDB 1 のRMSEをみると、評価データの誤差が学習データの約1.5倍となっている。SDB 2、SDB 3 の処理で精度は改善され、最終的なSDBの0 - 20mの推定値についての誤差はRMSEで1.76mであった。

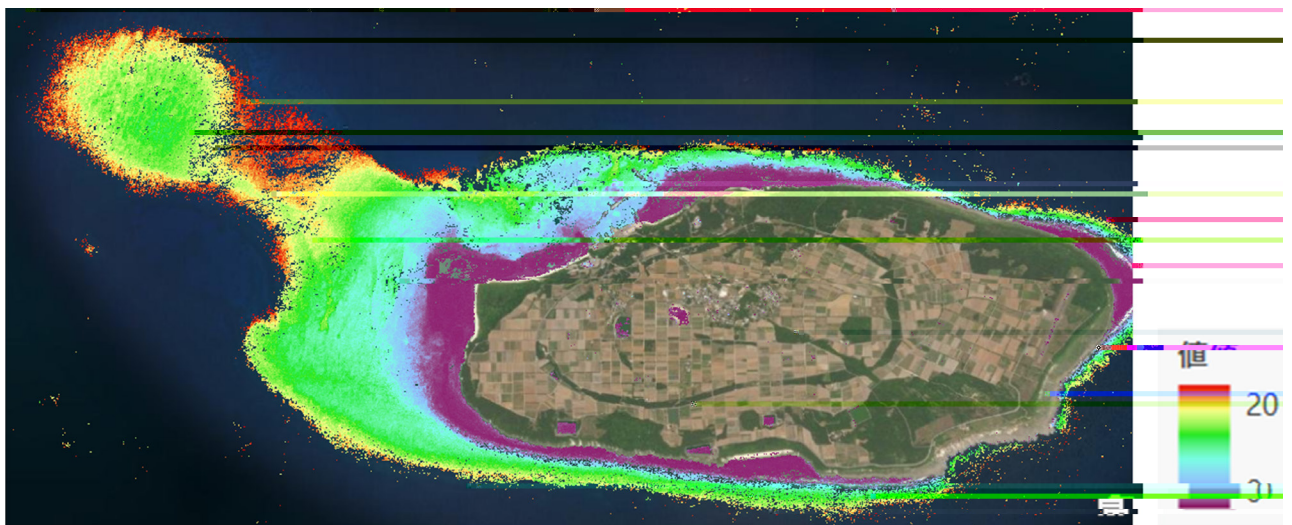
図5に最終的なSDBと測深データの散布図を示す。データは対角線によくまとまっていることが分かる。水深の大きさについてみると、10m以上では、SDBが実際より水深を小さく推定しているデータがやや多いことが分かる。また、どの水深においても、大きな誤差を含むデータがあり、水深5m以下においても誤差が大きい場合は約5mに達している。

水深の計測精度の基準としてはIHO発行のS-44があり、水深100m未満かつUKC (余裕水深) が問題にならない海域では1b級の基準が示されている (IHO 2008)。同基準では、水平位置の測定の誤差の限度 (THU: Total horizontal uncertainty) および深さの測定の誤差の限度 (TVU: Total vertical uncertainty) を定めている。また、これとは異なる基準として、同じくIHOが定義しているCATZOC (Category Zones of Confidence) があるが、A1級、A2級、B級、C級の4段階のカテゴリについてTHUとTVUの基準を示しており、C級に達しない場合はD級に分類される (IHO 2014)。S-44の1b級の精度はCATZOCのA1級に相当する (厳密にはTVUの定義はやや異なる)。SDBについては、水平方向位置精度は衛星画像のプロダクトに依存するが、最も位置精度の高いWorldView-3はA1級の基準を満たしている (Mulawa et al 2018)。一方で、水深推定精度は、過去の文献 (Ashphaq 2021が調べた文献を対象とする) において水深10-20mまでを対象とした研究では、精度はCATZOCのA2級からD級に相当する結果が報告されており、手法と深さによる精度ばらつきが大きい。

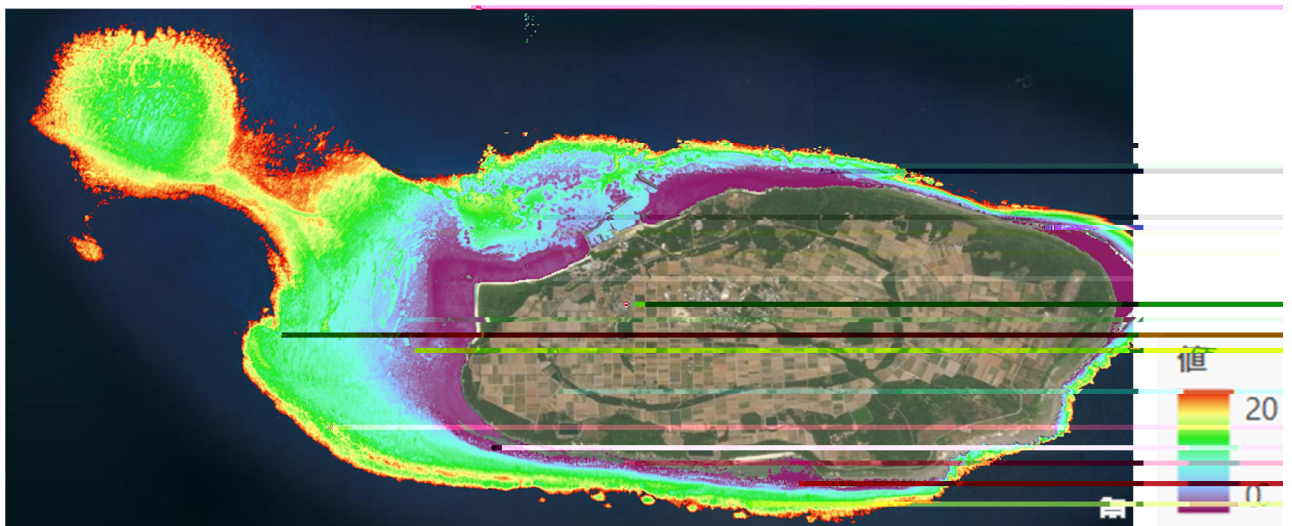
本研究結果のSDB精度について、CATZOCの基準に照らし合わせてみると、水平方向の位置精度については、Sentinel-2のデータは2で20mであり (Sentinel online 2022)、B級の基準 (95%信頼

区間の許容誤差50m)を満たす。一方で、鉛直方向誤差の平均値および標準偏差は0.03mおよび1.76mであり、例えばC級の20mの95%信頼区間の許容誤差3.0mを満たさない。よって、現状の品質はD級であり、C級、B級の基準達成のためには、さらなる鉛直方向精度の向上が必要である。

図6は波照間をSentinel-2で撮影した日時に対応した潮位の変化を表している。潮位データは気象庁の最寄りの観測所である石垣島のデータを用いた。このデータの中央値の潮位は約77cmであり、本研究でのSDBは全期間のデータが有効の場合に、潮位77cmの時の海面からの水深を推定していることになる。一方で、観測所で記録した長期間のデータから得られる平均水面の潮位は107cmであり、その差約30cmは誤差となる。なお、図6のデータの平均値は約87cmであり、この場合の誤差は10cm程度小さくなる。しかしながら、SDBは画像ごとに必ずしも正しい推定ができるかわからないため、SDBの値としては全画像に対応するSDBの平均値を用いるほうが中央値より良いとは必ずしも言えない。



(a) Sentinel-2 Derived Bathymetry



(b) 測深データ(LiDAR)

図4 Sentinel-2より作成した波照間島周辺のSDBと測深データの分布図

表2 SDBの精度

	SDB 1		SDB 2	SDB 3
	学習データ	評価データ		
RMSE (m)	1.85	2.72	2.56	1.76
平均誤差 (m)	0.19	0.23	0.26	0.03
R^2	0.90	0.78	0.81	0.87

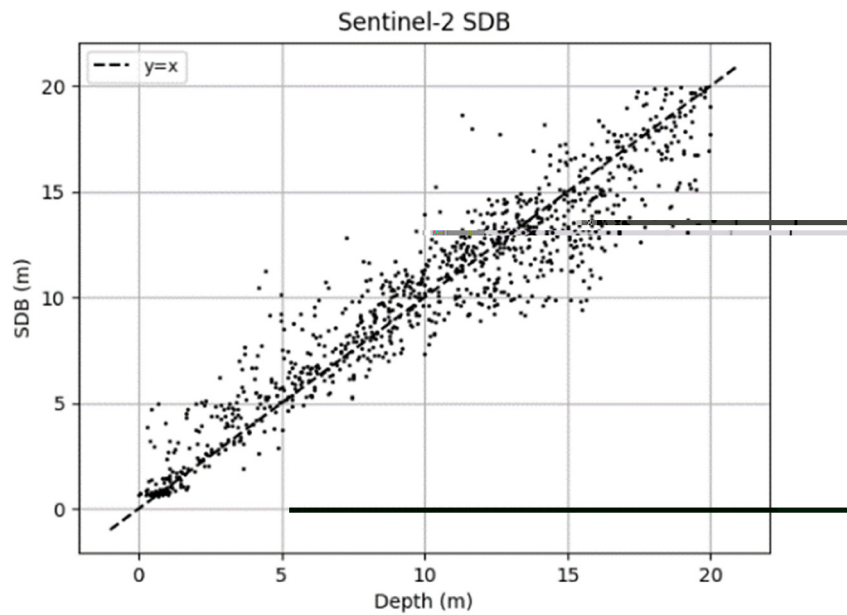


図5 SDBと測深データの散布図

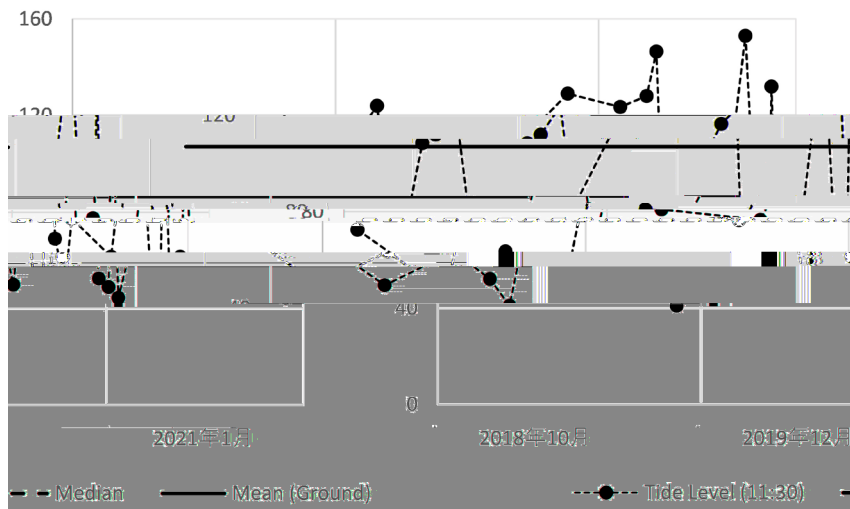


図6 波照間島のSentinel-2データの撮影日と対応する潮位

5. 結論

本研究で開発した水深推定モデルにより、透明度の高い浅海域について、Sentinel-2のデータのみから空間分解能10mで水深情報を得ることができるようになった。既存の深浅測量技術と比較して誤差は大きいものの、低コストで迅速に広域の海底情報を得ることができる。

精度については水平方向の位置精度はCATZOCのB級の基準を満たすが、鉛直方向精度は現状ではC級の基準に届かない。C級やB級の基準達成のためには、衛星観測時の潮位に対する補正等の実施や検証方法の見直しにより、鉛直方向精度の更なる向上が必要である。

6. 今後の展望

高性能の衛星センサで撮影された衛星画像が高頻度で利用できるようになったことや、機械学習などの解析技術の向上により、SDBの精度の更なる改善が検討されている。水平方向の位置精度は、最も位置精度の高いWorldview-3衛星のデータを使用した場合で、CATZOCのA1級の基準を満たしていることから、鉛直方向の推定精度が向上すれば、条件によっては既存の水路測量方法に迫る精度が得られる可能性もある。SDBを実用化する上で、解析条件と得られる水深推定精度の不明瞭さも主な課題であるが、SDBに用いる衛星データや対象海域と精度の関係などの整理が進めば、よりSDBを実利用しやすくなり、SDBの活用が促進されることが期待される。

7. 謝辞

本研究は海上保安庁海洋情報部および一般財団法人リモートセンシング技術センターとの共同研究として実施した。また、本研究の一部は公立鳥取環境大学特別研究費および公益財団法人日本財団、一般社団法人日本先端科学技術教育人材研究開発機構および株式会社リバナスの共同事業である海底探査技術開発プロジェクトの助成により実施した。測深データの一部について、山口大学神野有生准教授より提供いただいた。ここに記して謝意を表す。

8. 参考文献

- [1] Ashphaq, M., Srivastava, P.K., Mitra, D.: Review of Near-Shore Satellite Derived Bathymetry: Classification and Account of Five Decades of Coastal Bathymetry Research. *Journal of Ocean Engineering and Science*, 6, 340-359, 2021. doi:10.1016/j.joes.2021.02.006.
- [2] Breiman, L.: Random Forests. *Mach. Learn.* 45, 5-32, 2001.
- [3] European Space Agency: Sentinel- User Handbook. ESA Standard Document, Paris, France 2015. https://sentinel.esa.int/documents/247904/685211/Sentinel-_User_Handbook (Accessed 2022. 10. 1.)
- [4] Ghuffar, S.: DEM Generation from Multi Satellite PlanetScope Imagery. *Remote Sensing* 10, 1462, 2018.
- [5] IHO: IHO Standards for Hydrographic Surveys, Special Publication No. 44, 5th ed.; International Hydrographic Bureau: Monaco, Principality of Monaco, 2008.
- [6] IHO: Supplementary Information for Encording of S-57 Edition 3.1 ENC Data (S-57 Supplement No. 3) ; International Hydrographic Bureau: Monaco, Principality of Monaco, 2014.
- [7] Lyzenga, D.R.: Passive remote-sensing techniques for mapping water depth and Bottom Features. *Applied Optics*, 17, 379-383, 1978.
- [8] Manessa, M.D.M., Kanno, A., Sekine, M., Haidar, M., Yamamoto, K., Imai, T., Higuchi, T.: Satellite-derived bathymetry using random forest algorithm and worldview-2 Imagery. *Geoplan. J. Geomat. Plan.* 3, 117-126, 2016.

- [9] Misra, A., Vojinovic, Z., Ramakrishnan, B., Luijendijk, A., Ranasinghe , R.: Shallow Water Bathymetry Mapping Using Support Vector Machine (SVM) Technique and Multispectral Imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 39, 4431-4450, 2018.
- [10] Mulawa, D., Comp C, Clarke B.: Geolocation Accuracy Performance of the DigitalGlobe Constellation During 2017 and 2018 H1, 2018. <https://calval.cr.usgs.gov/apps/sites/default/files/jacie/JACIE2018mulawadigitalglobe.pdf> (2022年12月27日アクセス).
- [11] Sagawa, T., Yamashita, Y., Okumura, T. and Yamanokuchi, T.: Satellite derived bathymetry using machine learning and multi-temporal satellite images, *Remote Sensing*, 11, 1155, 1-19, 2019a.
- [12] Sagawa, T., Yamashita, Y., Okumura, T., Yamanokuchi, T.: Shallow Water Bathymetry Derived by Machine Learning and Multitemporal Satellite Images. In *Proceedings of the IGARSS 2019 -2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 8222-8225, 2019b.
- [13] Sentinel online. <https://sentinels.copernicus.eu/web/sentinel> (Accessed 2022. 10. 1.)