

水・大気の均質性仮定を緩和した 可視近赤外画像による水深予測アルゴリズム

REMOTE SENSING ALGORITHM OF SHALLOW WATER DEPTH WITH
RELAXED UNIFORMITY ASSUMPTION ON WATER AND ATMOSPHERE

神野有生¹・鯉渕幸生²・磯部雅彦³

Ariyo KANNO, Yukio KOIBUCHI and Masahiko ISOBE

¹学生会員 修(環) 東京大学大学院新領域創成科学研究科(〒277-8583 千葉県柏市柏の葉5-1-5 E662)

²正会員 博(工) 東京大学講師 新領域創成科学研究科(〒277-8583 千葉県柏市柏の葉5-1-5 E662)

³フェロー 工博 東京大学教授 新領域創成科学研究科(〒277-8583 千葉県柏市柏の葉5-1-5 E662)

Passive remote sensing algorithms of shallow water depth are reviewed, and a new optically-based regressive algorithm for high-resolution multispectral satellite imagery is presented. The new algorithm is derived from the well-known algorithm of Lyzenga(1985) by relaxing the unrealistic uniformity assumption on water and atmosphere, while maintaining the advantages of linear prediction: simplicity and extensibility. The algorithms are tested in a coral reef area using a QuickBird image and in-situ bathymetry data. As a result, the new one is found to have higher prediction accuracy when enough training data are available.

Key Words : Remote Sensing, Water Depth, Regressive Prediction

1. 序論

(1) 水深リモートセンシングの重要性

水深は、水域の管理・利用・研究に欠かせない基盤情報であり、様々な時空間スケールでの計測が求められる。最も一般的な計測方法は、船舶による音響測深であるが、サンゴ礁等の浅い水域では、地形によって測深の範囲・効率が制限される。近年導入されつつある航空機搭載 LIDAR による測深も、現時点では費用面に問題がある¹⁾。

一方、サンゴ礁等の浅く清澄な水域では、太陽由来の可視光の一部が、水中における吸収・散乱に加え、底面における反射を経て、再び大気中に射出される。その結果、上方から観測される可視域の放射輝度が、水深・底質を反映する。そこで従来、衛星・航空機が撮影したマルチ^{1)-17),21)}・ハイパー¹⁸⁾⁻²²⁾スペクトル画像等を用いて水深分布を予測するアルゴリズムが、数多く研究されてきた。このような水深のリモートセンシングは、その精度が底質・水質・波浪・大気の状態に強く依存する。しかし、広域の分布を同時に、均一な空間密度で得られる利点があり、音響測深が難しいサンゴ礁・岩礁帯の測深や、粗い測深結果の高密度化の手段として、適用可能性・精度に優れたアルゴリズムの開発が期待される。

(2) 水深予測アルゴリズムの分類

水深予測アルゴリズムは、画像の波長分解能(バンド数)、画像に加えて既知とする情報の種類によって、大まかに分類できる。本研究では、主要な対象水域としてサンゴ礁を、撮影プラットフォームとして、一般の解析者が費用・技術面で航空機より利用しやすい、地球観測衛星を想定する。サンゴ礁では水深・底質が小さな空間スケールで変動するため、空間分解能の高い画像を選ぶ必要があり、現状では表-1に挙げたような衛星センサによる、可視域3バンド、近赤外域1バンド程度のマルチスペクトル画像が対象となる。

高空間分解能マルチスペクトル衛星画像を用いて、底質が不均一な水域の水深を予測するアルゴリズムは、既知とする情報に関して、一部の画素の水深を既知とするもの(回帰予測アルゴリズム)^{1),3)-6),12)-17)}、対象水域に出

表-1 主な高空間分解能衛星センサ

搭載衛星	空間分解能 (直下)	バンド数	
		可視	近赤外
IKONOS	3.28m	3	1
QuickBird	2.44m	3	1
OrbView-3	4.00m	3	1
GeoEye-1	1.65m	3	1

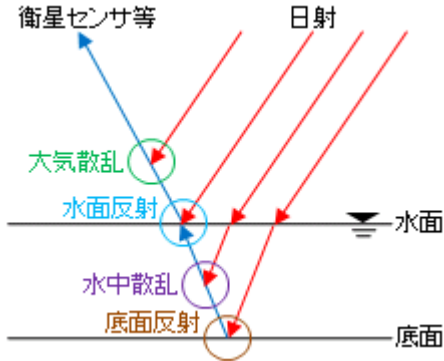


図-1 浅い水域の放射伝達過程に関する模式図

現する底質やその分布・光学特性を既知とする（または均一性などの特殊な仮定を置く）もの^{2),7),11)}に大別される。どちらを用いる場合にも、精度の検証のために一部の画素の水深を取得する必要がある。また、底質の種類・分布・光学特性の網羅的観測はそれ自体容易でない。よって、前者が未知の水域への適用可能性に優れている。

(3) 本研究の目的

以上から本研究では、高空間分解能マルチスペクトル衛星画像を用いた回帰予測アルゴリズムを研究対象とする。その中で頻繁に参照されるアルゴリズムとして、Lyzengaのアルゴリズム^{1),3),4)}と、Stumpf et al.¹²⁾のアルゴリズムがある。両アルゴリズムとも、比較的単純な回帰モデルを用いるが、前者は次のように、光学的根拠・簡便性・拡張性の点で優れている。

- 光学的根拠：後者が経験的である¹⁷⁾のに対し、前者は放射伝達モデルに基づいて導かれる。
- 簡便性：後者が実装に非線形最適化を要する¹⁷⁾のに対し、前者はよく知られた、線形回帰モデルの最小二乗推定に基づく予測である。
- 拡張性：前者は、底質に関するテクスチャ特徴量の利用¹⁵⁾や空間的自己相関性の考慮¹⁶⁾といった、光学的根拠を維持した拡張が容易である。

但し、Lyzengaのアルゴリズムには、水・大気の光学特性について強い空間的な均一性を仮定するという問題点がある。そこで本稿では、2. でLyzengaのアルゴリズムとこの問題点を説明した後、3. で、光学的根拠・簡便性・拡張性を維持しつつ仮定を緩めた回帰予測アルゴリズムを提案する。さらに4. で、両アルゴリズムをサンゴ礁水域に適用し、予測精度を比較する。

2. Lyzengaのアルゴリズムと問題点

(1) Lyzengaのアルゴリズム

a) 水深と線形関係にある対数補正分光放射輝度の導出

以下、文献1)における実装の、実質的な内容を説明する。清澄な水域の、任意の浅い位置において、衛星セン

サに入射する可視域の分光放射輝度 L は、主に図-1に示した底面反射・水中散乱・水面反射・大気散乱の4成分から成り、概ね次の放射伝達モデルで表される。

$$L(\lambda) = \{V + (B - V) \exp[-kh]\}TE + S + A \quad (1)$$

ここで、 λ は波長、 V は無限水深での体積散乱による反射率、 B は底面反射率、 k は実効消散係数⁹⁾、 h は水深、 T は大気・水面の透過率、 E は水面直上での下向き放射照度、 S は水面反射成分、 A は大気散乱成分である。

$L_{\infty}(\lambda) \equiv \lim_{h \rightarrow \infty} L(\lambda)$ と、実効消散係数の大きい近赤外域の分光放射輝度 $L(\lambda_{NIR})$ に関しては、式(1)の指数関数項を無視できる。 S, A がそれぞれ、光の波長に依存しない要因である、波浪・エアロゾルの状態に依存すると仮定すると、 VTE が均一かつ、 S, A のうち片方の変動が卓越する領域（例えば波高が大きく、エアロゾルの組成・濃度が比較的均一である領域では、 S の変動が A の変動に対して卓越しやすい）では、 $L_{\infty}(\lambda)$ と $L(\lambda_{NIR})$ に相関関係が生じる。即ち、適当な係数 α_0, α_1 、 $L(\lambda_{NIR})$ と独立で $E(\varepsilon) = 0$ を満たす0に近い確率変数 ε を用いて、

$$L_{\infty}(\lambda) = VTE + S + A = \alpha_0 + \alpha_1 L(\lambda_{NIR}) + \varepsilon \quad (2)$$

と表現できる。式(2)を式(1)に代入すると、次式を得る。

$$L(\lambda) = (B - V) \exp[-kh] TE + \alpha_0 + \alpha_1 L(\lambda_{NIR}) + \varepsilon \quad (3)$$

ε を無視すれば、水深と線形関係にある新しい変量：

$$X \equiv \log[L(\lambda) - \alpha_0 - \alpha_1 L(\lambda_{NIR})] = -kh + \log[(B - V)TE] \quad (4)$$

が得られる。以下、 X を、対数補正分光放射輝度と呼ぶ。

b) 深い領域を利用した対数補正分光放射輝度の評価

本研究で対象とする回帰予測問題は、浅い領域に相当する N 画素の水深を、 M 個の可視バンドと1個の近赤外バンド、及び K 個の水深既知画素を用いて予測する問題である。但し、 $2 < M + 1 < K < N$ 。画像内に、 VTE が均一な十分に深い領域の画素集合を特定すれば、各バンドについて式(2)を、 $L_{\infty}(\lambda)$ を $L(\lambda_{NIR})$ で説明する単回帰モデルとして、最小二乗法により推定できる。さらに、 α_0, α_1 が浅い領域を含めて均一であると仮定すれば、 α_0, α_1 の推定量 $\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1$ を用いて、式(4)の X を評価できる。

c) 対数補正分光放射輝度による線形回帰予測

以下、画素 n ($n = 1, 2, \dots, N$)、バンド m ($m = 1, 2, \dots, M$)に関する X を X_{nm} のように表し、他の変量についても同様の添え字を用いる。浅い領域の各バンドについて V, TE が均一であると仮定し、行列とベクトル：

$$X \equiv \begin{pmatrix} 1 & X_{11} & \cdots & X_{1M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & X_{N1} & \cdots & X_{NM} \end{pmatrix}$$

$$h \equiv (h_1 \quad \cdots \quad h_N)^t$$

$$k \equiv (0 \quad k_1 \quad \cdots \quad k_M)^t$$

$$C \equiv \begin{pmatrix} 1 & \log[(B_{11} - V_1)T_1E_1] & \cdots & \log[(B_{1M} - V_M)T_ME_M] \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \log[(B_{N1} - V_1)T_1E_1] & \cdots & \log[(B_{NM} - V_M)T_ME_M] \end{pmatrix}$$

を定義すれば、合計 N 画素・ M バンドに関する式(4)は、

$$\mathbf{X} = -\mathbf{h}\mathbf{k}^t + \mathbf{C} \quad (5)$$

の形にまとめられる．ここで、 t は転置を表す記号である．Lyzenaのアルゴリズムでは、 $M + 1$ 次元の適当な係数ベクトル $\boldsymbol{\beta}$ を用いて、水深を、

$$\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \quad (6)$$

によって予測する．但し、 $\hat{\mathbf{h}}$ は予測量や推定量を表す記号である．式(6)の $\hat{\mathbf{h}}$ が式(5)を満たす必要十分条件は、

$$\begin{cases} \mathbf{k}^t\boldsymbol{\beta} = -1 \\ \mathbf{C}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{0} \end{cases} \quad (7)$$

である．さらに、式(7)を満たす $\boldsymbol{\beta}$ が存在する十分条件は、底質の種数がバンド数 M 以下であることである．

実際には、水質・底質に関する情報がなければ式(7)の成立性を吟味できない．そこで、式(7)の成立を期待しつつ、 $\mathbf{X}$ から水深既知画素に対応する K 行を抽出した $K \times (M + 1)$ 行列 $\mathbf{X}_K$ を用いて、 $\boldsymbol{\beta}$ を最小二乗推定量：

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{OLS} = (\mathbf{X}_K^t \mathbf{X}_K)^{-1} \mathbf{X}_K^t \mathbf{h} \quad (8)$$

によって与えることが提案されている．

(2) 問題点

Lyzenaのアルゴリズムは、様々な光学的仮定に基づいているが、特に α_0, α_1 が深い領域と浅い領域を含めて均一であるという仮定は、一般には、両領域を通じてVTEが均一かつ、 S, A のうち片方の変動が卓越しなければ成り立たない．この仮定は、アルゴリズムの適用可能性ないし予測精度を損なう強い仮定であると考えられる．

第1に、沿岸域では、浅い領域の方が深い領域に比べて、懸濁物質濃度が大きい傾向にある．この場合、両領域で V 、結果として α_0 に差が生じる．

第2に、沿岸域では、波高や波長の統計量が水深に依存する．その結果、 S の変動の大きさが、深い領域と浅い領域で異なる．例として、サンゴ礁周辺のQuickBird画像（図-2；4．で解析予定）について、近赤外バンド4の輝度値の分布を図-3に示す．深い領域（外洋）では波のパターンを伴う局所的な変動が観察できる一方で、浅い領域（礁池）ではそれが不明瞭であり（外洋から伝播する波が、外洋と礁池を隔てる礁嶺で砕波するため）、 S の変動が深い領域で大きく、浅い領域で小さいことがわかる．このような場合、 S, A のいずれも両領域を通じて卓越してはならず、 α_0, α_1 は両領域で異なる．

他にも、沿岸域では、上記の仮定の成立性を損なう要因として、陸域の植生等による隣接効果（adjacency effect；反射率の大きい物体からの反射光が、大気中での散乱を経て、周辺の画素に混入する現象）や、エアロゾルの組成・濃度の不均一性等が想定される．

3. 新しいアルゴリズム

以下、深い領域における α_0, α_1 の推定量 $\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1$ と浅い

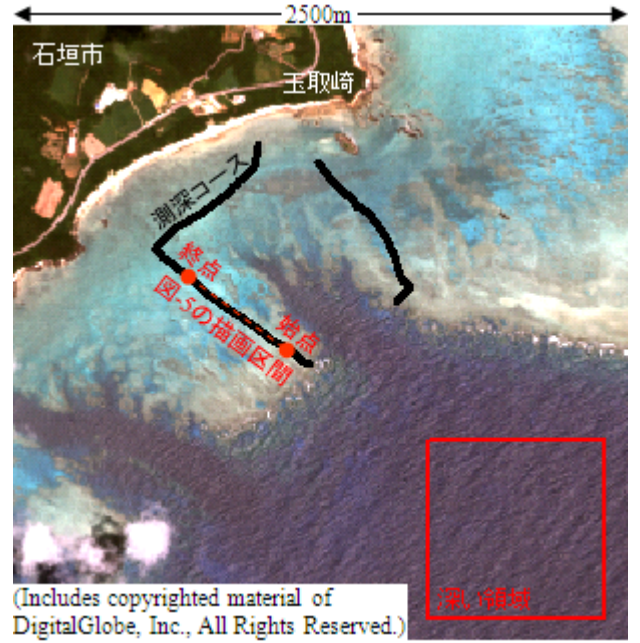


図-2 対象水域とQuickBirdマルチスペクトル画像（可視バンド3を赤, 2を緑, 1を青に割り当てたカラー合成）

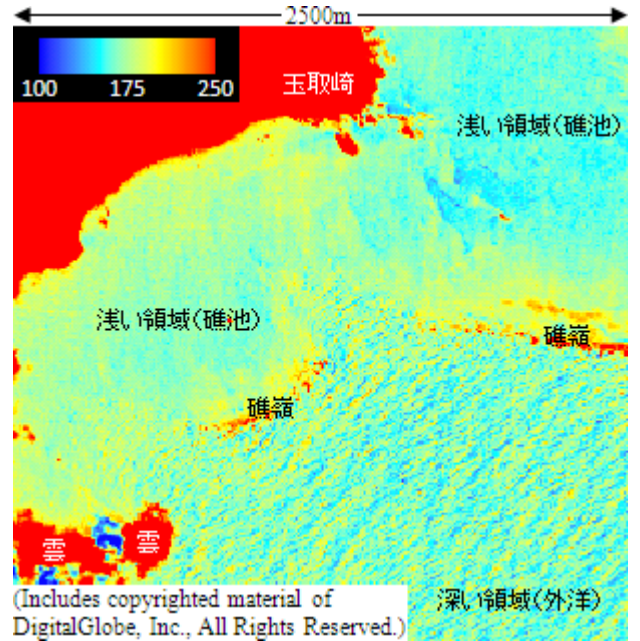


図-3 QuickBirdマルチスペクトル画像の近赤外バンド4

領域の α_0, α_1 との差をそれぞれ $\varepsilon_0, \varepsilon_1$ 、 $\hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1$ を式(4)の α_0, α_1 に代入して計算される X を $\hat{X}$ と置く．2．(2)の議論は、 $\varepsilon_0, \varepsilon_1$ が無視できない問題を指摘したものである．

この問題への1つの対策として、 α_0, α_1 を深い領域の画素集合を用いて推定せず、 $\boldsymbol{\beta}$ の最小二乗推定の際の残差平方和を最小化するように与えるアプローチが考えられる．このアプローチでは、適当な非線形最適化アルゴリズムに基づく反復計算が必要であり、Lyzenaのアルゴリズムの長所である簡便性・拡張性が失われてしまう．

そこで本研究では、別のアプローチを提案する． $x \equiv \{\varepsilon_0 + \varepsilon_1 L(\lambda_{NIR})\} \exp^{-1} \hat{X}$ に関する1次テイラー近似：

$$\log[1+x] \cong x \quad (x \cong 0) \quad (9)$$

を用いると、式(4)の変形により、

$$\begin{aligned} X &\equiv \log[L(\lambda) - \alpha_0 - \alpha_1 L(\lambda_{NIR})] \\ &= \log[L(\lambda) - (\hat{\alpha}_0 - \varepsilon_0) - (\hat{\alpha}_1 - \varepsilon_1)L(\lambda_{NIR})] \\ &= \hat{X} + \log[1 + \{\varepsilon_0 + \varepsilon_1 L(\lambda_{NIR})\} \exp^{-1} \hat{X}] \\ &\cong \hat{X} + \varepsilon_0 \exp^{-1} \hat{X} + \varepsilon_1 L(\lambda_{NIR}) \exp^{-1} \hat{X} \end{aligned} \quad (10)$$

を得る。式(6)(10)によれば、水深は、水深を各バンドの $\hat{X}, (\hat{Y} \equiv) \exp^{-1} \hat{X}, (\hat{Z} \equiv) L(\lambda_{NIR}) \exp^{-1} \hat{X}$ で説明する線形回帰モデルによって予測される。即ち、

$$\mathbf{X}' = \begin{pmatrix} 1 & \hat{X}_{11} & \cdots & \hat{X}_{1M} & \hat{Y}_{11} & \cdots & \hat{Y}_{1M} & \hat{Z}_{11} & \cdots & \hat{Z}_{1M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \hat{X}_{N1} & \cdots & \hat{X}_{NM} & \hat{Y}_{N1} & \cdots & \hat{Y}_{NM} & \hat{Z}_{N1} & \cdots & \hat{Z}_{NM} \end{pmatrix}$$

と、 $3M+1$ 次元の適当な係数ベクトル $\boldsymbol{\beta}'$ を用いて、

$$\hat{\mathbf{h}} = \mathbf{X}' \boldsymbol{\beta}' \quad (11)$$

と書ける。 $\boldsymbol{\beta}'$ は、Lyzenga のアルゴリズムにおける $\boldsymbol{\beta}$ と同じく、最小二乗推定量：

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{OLS} = (\mathbf{X}_K'^t \mathbf{X}_K')^{-1} \mathbf{X}_K'^t \mathbf{h} \quad (12)$$

で与える。但し $\mathbf{X}_K'$ は、 $\mathbf{X}'$ から水深既知画素に対応する K 行を抽出した $K \times (3M+1)$ 行列である。

Lyzenga のアルゴリズムが、各バンドの $\hat{X}$ による線形回帰予測であるのに対し、新しいアルゴリズムは、各バンドの $\hat{X}, \hat{Y}, \hat{Z}$ による線形回帰予測である。新しいアルゴリズムは、Lyzenga のアルゴリズムと同様に、光学的根拠に加え、線形回帰予測であるがゆえの簡便性・拡張性を有している。但し、 α_0, α_1 に関しては、Lyzenga のアルゴリズムのように深い領域と浅い領域の間で正確に一致すること ($x=0$) を仮定せず、式(9)のテイラー近似が成立する条件 ($x \cong 0$) のみを仮定する。

線形回帰モデルの回帰係数の数は、Lyzenga のアルゴリズムでは $M+1$ であるのに対し、新しいアルゴリズムでは $3M+1$ となる。従って、 K が比較的小さい場合、新しいアルゴリズムは相対的に、トレーニングデータ（水深既知画素）への過適合に陥りやすい。そこで、各バンドの $\hat{Y}$ と $\hat{Z}$ に関しては、説明変数として必ずしも全てを使用せず、使用する変数の組合せを、AIC や Cross Validation 等の情報量基準²³⁾に基づいて選択する。

4. サンゴ礁水域における検証

(1) 対象水域と使用データ

a) 対象水域

検証を行った水域は、沖縄県石垣市沿岸の玉取南水域である。この水域では、底質として、砂礫、岩盤の他、多種のサンゴが分布している¹⁵⁾。

b) 衛星画像

図-2に示した、2007年7月2日撮影、空間分解能2.4mの QuickBird 画像（標準画像；マルチスペクトル）を用いた。可視域の3バンドを全て使用したため、 $M=3$ とな

る。同画像を、GISを用いて国土地理院発行の数値地図2500（公称水平位置精度1.75m）と重ね合わせた結果、目視で検出可能な変位は確認されなかった。

c) 水深実測値

2006年7月29日に、RD Instruments 社の Workhorse Sentinel ADCP および DGPS をボートに搭載し、図-2に太線で示した測深コースに沿って水深を計測した。ADCP の4本のビームによる計測値は、傾斜に関する補正を行い、気象庁の潮汐観測資料から内挿した計測時刻の潮位に基づいて、TP基準に換算した。次に、4ビームによる計測値の変動係数（標準標準偏差と平均の比）が0.05未満である、625の測深地点を抽出し、4ビームの平均計測値を求めた。その後、QuickBird画像の中で抽出した測深地点を含む539画素について、画素ごとに平均計測値の平均を求め、画素の水深実測値とした。図-4に、水深実測値のヒストグラムを示す。

(2) 検証方法

水深実測値をもつ画素のうち、MT19937²⁴⁾を用いて単純無作為抽出した一部の画素を水深既知画素として利用し、Lyzenga のアルゴリズムと新しいアルゴリズムによって、残りの画素の水深を予測した。水深実測値と予測値の差を予測誤差と定義し、予測された画素に関する2乗平均平方根誤差(Root Mean Square Error; RMSE)と平均絶対誤差(Mean Absolute Error; MAE)等を評価した。このような試行を、水深既知画素の数を20から250まで10刻みで変化させながら、2000回ずつ反復した。その結果を基に、RMSE, MAE等の、2000回の試行に関する平均を評価した。実装の詳細は次の通りである。

- 実際の演算では各バンド・各画素について、放射輝度の代わりに輝度値を用いた。各バンドについて、通常は放射輝度が輝度値の線形関数であるため、この置き換えは予測結果に影響しない。
- α_0, α_1 は、図-2の赤枠内の画素集合（300×300画素）を用いて、表-2のように推定された。
- 新しいアルゴリズムについて、 $\boldsymbol{\beta}'$ は式(12)の最小二

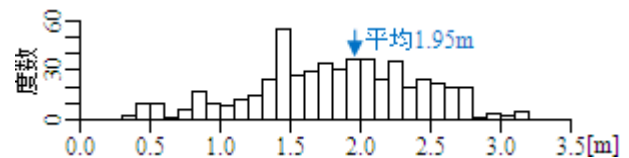


図-4 水深実測値（TP基準）のヒストグラム

表-2 深い領域の画素集合（図-2赤枠内）に関して、各可視バンドの輝度値を近赤外バンド4の輝度値で説明する単回帰モデルを推定した結果

バンド	切片(α_0)	傾き(α_1)	決定係数(R^2)
1	197.727	0.697	0.797
2	159.265	1.257	0.802
3	51.126	0.912	0.830

乗推定量で与え、説明変数 $\hat{Y}$, $\hat{Z}$ の組合せの選択にはAICを基準とした総当たり法を用いた。

- 画像撮影時刻のTP潮位は、気象庁の潮汐観測資料より、-0.14mと内挿された。両アルゴリズムについて、0.14m未満の予測値は0.14mで置き換えた。

(3) 検証結果

まず、1回の試行による予測結果の例として、図-5に、図-2に示した測深コース上の区間における、水深の実測値と両アルゴリズムによる予測値の分布を示す。但し図-5には、水深既知画素にたいする予測値（あてはめ値）も含まれている。新しいアルゴリズムによる予測値は、Lyzenaのアルゴリズムと比較して、全体的に実測値に近いことがわかる。

次に、図-6に、両アルゴリズムに関するRMSE, MAEと合わせて、トレーニングデータである水深既知画素に対する回帰モデルの2乗平均平方根残差(RMSR; Root Mean Square Residual), 各アルゴリズムの説明変数による線形予測で達成可能な最小のRMSE（以下、限界RMSE；予測対象画素に対して回帰モデルを最小二乗法であてはめた場合のRMSRとして求められる。新しいアルゴリズムにおけるあてはめでは、各バンドの $\hat{Y}$, $\hat{Z}$ を全て説明変数に用いる）について、それぞれの2000回平均値を示す。図-6から、以下の観察・考察が可能である。

- 両アルゴリズムについて、水深既知画素が増加するに伴い、水深既知画素の数が小さい区間で特に顕著に、RMSRが増加、RMSE, MAEが減少し、RMSR, RMSEが限界RMSEに接近する傾向にある。これは回帰予測で一般的に観察される傾向であり、トレーニングデータの増加に伴う過適合の解消等として解釈できる。
- 新しいアルゴリズムは、Lyzenaのアルゴリズムと比べて、水深既知画素の数が20の場合、RMSE, MAEが大きい。これは前者の方が、平均的に回帰モデルの説明変数が多いため、過適合に陥りやすいためであると考えられる。一方、水深既知画素の数が40以上の場合、前者が後者と比べてRMSE, MAEが小さく、前者の有効性が確認される。
- 新しいアルゴリズムとLyzenaのアルゴリズムによる予測のRMSEは、例えば水深既知画素の数が250の場合、水深実測値の平均1.95m（図-4）に対してそれぞれ0.265m, 0.315mである。この場合、後者の代わりに前者を用いることによって期待できるRMSEの減少は、15.8%に留まる。しかし、今回使用したデータに含まれる様々な誤差（波浪等）に起因する測深誤差、測深地点と画素に関する水平位置情報の誤差、画像に含まれる各種のノイズ等）の存在を考えれば、新しいアルゴリズムの限界RMSEである0.228mが、輝度値に基づく回帰予測で達成可能な最小値に近い可能性がある。測深誤差

の目安として、625の測深地点に関して、ADCPの4ビームの出力した計測値の標準偏差は、平均0.046m、最大0.14mに及んだ。

- さらに、新しいアルゴリズムが、Lyzenaのアルゴリズムと比較して何ら新しい情報、複雑な数値計算を必要としないことを鑑みれば、新しいアルゴリズムの選択が動機づけられるであろう。

新しいアルゴリズムの予測精度をさらに改善するための方策として、最小二乗法より状況に適した回帰モデルの推定法を用いる¹⁶⁾ことにより、RMSEを限界RMSEに近づけること、説明変数候補としてテクスチャ特徴量を追加すること¹⁵⁾等が挙げられる。また、表-2の決定係数から示唆されるように、可視バンドに含まれる水面反射・大気散乱成分の和（式(1)の $S + A$ ）の変動を、単一

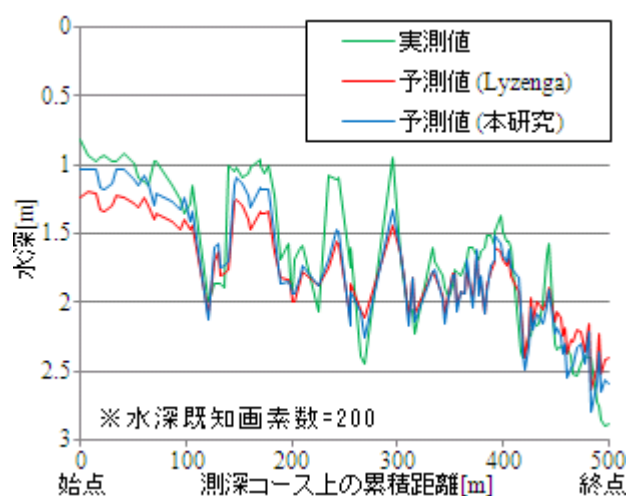


図-5 測深コース上の水深分布の予測例

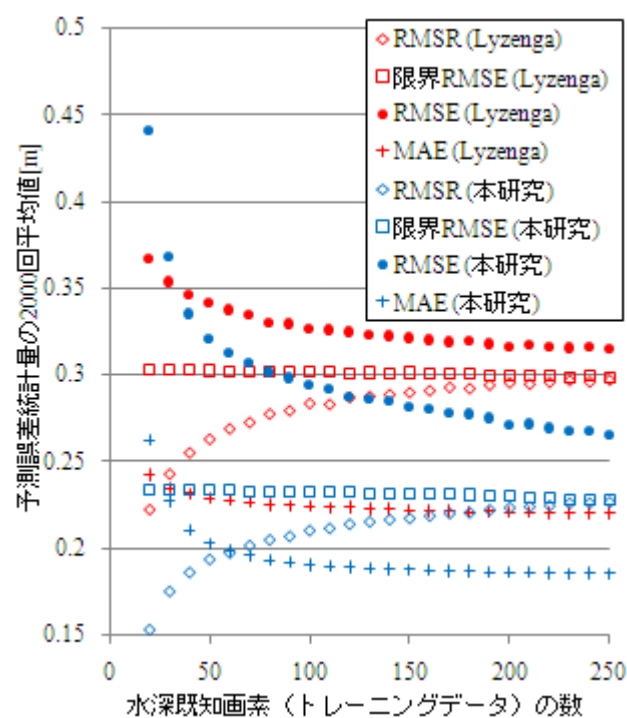


図-6 水深予測実験における予測誤差統計量の2000回平均

の近赤外バンドで予測する精度には限界がある。今後、WorldView-2衛星等による、2つ以上の近赤外バンドを有する高空間分解能マルチスペクトル衛星画像が登場することにより、より高精度な予測が可能となることが期待される。

5. まとめ

高空間分解能マルチスペクトル衛星画像を用いた水深の回帰予測アルゴリズムに関して、光学的根拠・簡便性・拡張性を備えたLyzengaのアルゴリズムの更なる改良を試みた。同アルゴリズムの問題点として、水・大気の光学特性に関する強い空間的均一性の仮定に着目し、仮定を緩めたアルゴリズムを開発した。新しいアルゴリズムは、テイラー近似を利用して線形回帰予測の形で提案され、Lyzengaのアルゴリズムの長所である簡便性・拡張性を維持している。

新しいアルゴリズムをサンゴ礁水域に適用した結果、水深既知画素が十分にある場合、Lyzengaのアルゴリズムよりも優れた予測精度を与えることが確認された。

参考文献

- 1) Lyzenga, D.R., Malinas, N.P. and Tanis, F.J.: Multispectral bathymetry using a simple physically based algorithm, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., Vol.44, pp.2251-2259, 2006.
- 2) Lyzenga, D.R.: Passive remote sensing techniques for mapping water depth and bottom features, Appl. Opt., Vol.17, pp.379-383, 1978.
- 3) Paredes, J.M. and Spero, R.E.: Water depth mapping from passive remote sensing data under a generalized ratio assumption, Appl. Opt., Vol.22, pp.1134-1135, 1983.
- 4) Lyzenga, D.R.: Shallow-water bathymetry using combined lidar and passive multispectral scanner data, Int. J. Remote Sens., Vol.6, pp.115-125, 1985.
- 5) Philpot, W.D.: Bathymetric mapping with passive multispectral imagery, Appl. Opt., Vol.28, pp.1569-1578, 1989.
- 6) Bierwirth, P.N., LEE, T.J., and BURNE, R.V.: Shallow sea-floor reflectance and water depth derived by unmixing multispectral imagery. Photogrammetric Eng. Remote Sens., Vol.59, pp.331-338, 1993.
- 7) 泉宮尊司, 國田知基, 鈴木健太郎, 石橋邦彦, 泉 正寿, 永松宏: 衛星リモートセンシングによる水中消散係数の変動を考慮した沿岸域の水深の推定, 海岸工学論文集, Vol.47, pp.1351-1355, 2000.
- 8) 鈴木健太郎, 泉宮尊司, 石橋邦彦: 衛星リモートセンシングによる砂浜海岸の高精度水深推定法とその適用性に関する研究, 海岸工学論文集, Vol.49, pp.1521-1525, 2002.
- 9) Paringit, E.C., 灘岡和夫: 多バンド・リモートセンシングに基づくサンゴ礁マッピングへの逆解析手法の応用, 海岸工学論文集, Vol.49, pp.1191-1195, 2002.
- 10) Paringit, E.C., 灘岡和夫, 中山哲殿: Ikonos衛星画像への生物物理的分光反射モデルの適用による大型水性植物と水深分布の同時推定, 海岸工学論文集, Vol.51, pp.1401-1404, 2004.
- 11) 二宮順一, 森信人, 矢持進: 高解像度画像を用いた光学理論による藻場分布推定法の開発, 海岸工学論文集, Vol.53, pp.1426-1430, 2006.
- 12) Stumpf, R.P., Holderied, K., and Sinclair, M.: Determination of water depth with high-resolution satellite imagery over variable bottom types, Limnol. Oceanogr., Vol.48, pp.547-556, 2003.
- 13) Minghelli-Roman, A., Polidori, L., Mathieu, S., Loubersac, L. and Cauneau, F.: Bathymetric estimation using MERIS images in coastal sea waters, IEEE Geosci. Remote Sens. Lett., Vol.4, pp.274-277, 2007.
- 14) 神野有生, 鯉渕幸生, 寺田一美, 竹内渉, 磯部雅彦: 底質の不均一性を考慮した衛星画像による汎用水深分布予測法, 水工学論文集, Vol.52, pp.895-900, 2008.
- 15) 神野有生, 鯉渕幸生, 磯部雅彦: 浅水域衛星モニタリング高精度化のためのテクスチャ特徴量の利用可能性, 海岸工学論文集, Vol.55, pp.1461-1465, 2008.
- 16) 神野有生, 鯉渕幸生, 作野裕司, 磯部雅彦: 衛星画像を用いた水深分布予測における空間的自己相関性の利用可能性, 水工学論文集, Vol.53, pp.1021-1026, 2009.
- 17) 神野有生, 鯉渕幸生, 竹内渉, 磯部雅彦: 光学理論モデルのセミパラメトリック表現に基づく浅水域の汎用水深分布予測法, 日本リモートセンシング学会誌, Vol.29, pp.459-470, 2009.
- 18) Sandidge, J.C. and Holyer, R.J.: Coastal bathymetry from hyperspectral observations of water radiance, Remote Sens. Environ., Vol.65, pp.341-352, 1998.
- 19) Lee, Z., Carder, K., Mobley, C., Steward, R. and Patch, J.: Hyperspectral remote sensing for shallow waters: 2. deriving bottom depths and water properties by optimization, Appl. Opt., Vol.38, pp.3831-3843, 1999.
- 20) Dierssen, H.M., Zimmerman, R.C., Leathers, R.A., Downes, T.V., and Davis, C.O.: Ocean color remote sensing of seagrass and bathymetry in the Bahamas Banks by high-resolution airborne imagery, Limnol. Oceanogr., Vol.48, pp.444-455, 2003.
- 21) Adler-Golden, S.M., Acharya, P.K., Berk, A., Matthew, M.W., Gorodetzky, D.: Remote bathymetry of the littoral zone from AVIRIS, LASH, and QuickBird imagery, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., Vol.43, pp.337-347, 2005.
- 22) Filippi, A.M.: Derivative-neural spectroscopy for hyperspectral bathymetric inversion, Prof. Geogr., Vol.59, pp.236-255, 2007.
- 23) 小西貞則, 北川源四郎: 情報量規準, 朝倉書店, 2004.
- 24) Matsumoto, M. and Nishimura, T.: Mersenne twister: A 623-dimensionally equidistributed uniform pseudorandom number generator, ACM Trans. on Modeling and Computer Simulations, Vol.8, pp.3-30, 1998.