

# 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

THE UTILITY OF SPATIAL AUTOCORRELATION IN  
SATELLITE-BASED MAPPING OF SHALLOW WATER DEPTH

神野有生<sup>1</sup>・鯉渕幸生<sup>2</sup>・作野裕司<sup>3</sup>・磯部雅彦<sup>4</sup>  
Ariyo KANNO, Yukio KOIBUCHI, Yuji SAKUNO and Masahiko ISOBE

<sup>1</sup>学生会員 環修 東京大学大学院新領域創成科学研究科 (〒277-0882 千葉県柏市柏の葉5-1-5 E662)

<sup>2</sup>正会員 工博 東京大学講師 新領域創成科学研究科 (〒277-0882 千葉県柏市柏の葉5-1-5 E662)

<sup>3</sup>正会員 工博 広島大学助教 大学院工学研究科 (〒739-8527 東広島市鏡山1-4-1 工A2棟122)

<sup>4</sup>フェロー 工博 東京大学教授 新領域創成科学研究科 (〒277-0882 千葉県柏市柏の葉5-1-5 E662)

Shallow Water depth is one of the important factors in science and coastal environmental management. However, the in-situ measurement is quite costly and time-consuming. Past research efforts have provided a number of methods to predict shallow water depth distribution using spectral information of satellite image, but accurate prediction with those methods is usually difficult because water quality and bottom feature also affect the observed radiance. In this paper, the effectiveness of utilizing the spatial autocorrelation nature with a geostatistical method (Kriging with External Drift) is examined using ASTER images of 3 water areas. As a result, spatial autocorrelation is found to have a significant potential for enhancing the prediction accuracy.

**Key Words :** Remote Sensing, Water Depth, Spatial Autocorrelation, Kriging with External Drift

## 1. はじめに

浅水域における水深分布は、流動場・波浪場などの物理環境、水生生物の分布などの生物環境と密接に関わり、管理・利用・研究の各方面で重要な基盤情報である。

浅水域の水深分布を得る手段としては、音響機器を搭載した船舶による測量が一般的であるが、測量の空間範囲や密度は、労力・費用・地形により強い制約を受ける。一方、上空から底が見える水域など、光学的に浅い水域では、地球観測衛星が観測する可視・近赤外波長帯の放射輝度が、水深に依存して変化する。従って衛星画像を利用すれば、広域の水深分布を高い空間密度で予測できる可能性がある。そこで従来、輝度情報を用いた水深分布予測法の研究が、数多く行われてきた<sup>1)~18)</sup>。

しかし、各画素の放射輝度は水深のみならず、水質・底質など、様々な要因を反映する。そのため、水質・底質を均一とみなせない水域では、これらに関する事前情報がない限り、輝度情報のみから十分な精度で水深を予測することは困難であった。衛星画像による水深分布予測を、適用範囲と予測精度の両面で実用的な手段とする

ためには、輝度情報のみに依存しない、新しいアプローチが必要であると考えられる。

ところで、実際の水深は、放射輝度との関係性の他に、分布の空間的自己相関性(近接する2点の値は相近いという性質)を有している。この空間的自己相関性を適切にモデル化し、輝度情報とともに水深分布予測に用いれば、予測精度を向上させられる可能性がある。水深分布予測法に関する従来の研究では、空間的自己相関性について、ローパスフィルタ<sup>8)</sup>やテクスチャ特徴量<sup>17)</sup>を通して間接的に利用した例が、わずかにあるに過ぎない。

そこで本研究では、輝度情報のみに基づく従来の水深分布予測法を、水深分布の空間的自己相関のモデルを併用する方法として拡張することで、予測精度が向上するか否かを検証することを目的とする。

以下、まず2. で従来の水深分布予測法を概観し、精度と適用性の問題を確認するとともに、比較的適用性に優れた、線形回帰モデルによる予測法を取り上げる。次に3. で、地球統計学の理論を参照して、この従来法に空間的自己相関性のモデル(バリオグラムモデル)を組み込んだ方法を提示する。さらに4. で、両方法を3つの実水域に適用し、予測精度を比較する。

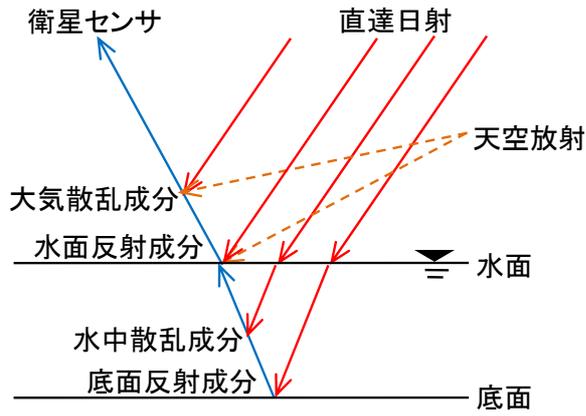


図-1 衛星センサに入射する放射輝度成分

## 2. 従来水深分布予測法

### (1) 放射輝度の光学モデル

浅水域において、衛星センサが観測する可視波長帯の放射輝度は、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成分から成る。そこで、衛星画像の各画素に対応する可視バンド*i*の放射輝度 $R_i$ は、次式のようにモデル化される<sup>1)-8), 12)-18)</sup>。

$$R_i = S_i^B \exp(-\mu K_i H) + S_i^W + S_i^{a/w} + S_i^a \quad (1)$$

ただし、 $S_i^B$ ：底面反射率の関数、 $\mu$ ：衛星・太陽の位置の関数、 $K_i$ ：水中消散係数、 $H$ ：水深であり、 $S_i^W, S_i^{a/w}, S_i^a$ はそれぞれ水中・水面・大気における後方散乱成分である。水中散乱成分 $S_i^W$ は、仮想的な無限水深における値 $S_i^{w\infty}$ を用いて、

$$S_i^W = S_i^{w\infty} (1 - \exp(-\mu K_i H)) \quad (2)$$

と表され<sup>12) 16) 17)</sup>、式(2)を式(1)に代入すると、 $R_i$ の水深依存性がより明確となった次式が得られる。

$$R_i = (S_i^B - S_i^{w\infty}) \exp(-\mu K_i H) + S_i^{w\infty} + S_i^{a/w} + S_i^a \quad (3)$$

### (2) 従来水深分布予測法の問題点

従来水深分布予測法の多くは、式(3)のような光学モデルを用いて、水深を求めるものである。式(3)において、まず $\mu$ は、対象水域が小さい場合ほぼ一定である。また $S_i^{a/w}, S_i^a$ は、近赤外バンドの放射輝度を用いて、 $R_i$ からある程度除去することができる<sup>2) 6) 8) 17)</sup>。しかし、 $S_i^B$ は底質に、 $S_i^{w\infty}, K_i$ は水質に依存するため、底質・水質が均一でない水域では、式(3)を水深に関して解くことは原理的に難しい。従来水深分布予測法は、ほとんどが水質を均一と仮定できる水域を対象としている<sup>1)-18)</sup>。また、底質の不均一性に対しては、底面反射率のバンド間比を一定とする<sup>5) 11)</sup>、底質を2種とする<sup>6)</sup>などの仮定を置く方法や、底質の反射率の分布または出現する底質全種の反

射率特性を実質的に既知とする方法<sup>7)-10), 12)</sup>が多い。当然ながら、前者は仮定の特殊性によって適用できる水域が限られ、後者は対象水域の網羅的な底質調査を必要とするため、労力面で実用的ではない。

底質が不均一な水域を対象としたもう1つのアプローチとして、水深の実測データに基づいて得られる水深が既知の画素（以下、水深既知画素）の一部を、予測に利用する方法がある<sup>13) 14) 15) 16) 18)</sup>。いかなる予測法を用いる場合にも、検証のためにいくらかの水深既知画素の作成が必要であり、また水深は底質に比べて観測が容易である。従ってこれらの方法は、底質に関する特殊な仮定や事前情報に依存する上記の方法に比べ、適用性に優れていると言える。これらの方法の例として、Paredes et al.<sup>13)</sup>とLyzenga<sup>18)</sup>によって提案された方法があり、水深は次式の線形回帰モデルで予測される。

$$H = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_M x_M + \varepsilon \quad (4)$$

ここで、 $M$ は可視域のバンド数、 $\beta_i (i = 1, 2, \dots, M)$ は回帰係数、 $x_i \equiv \log(R_i - R_{i\infty}) (i = 1, 2, \dots, M)$ 、 $\varepsilon$ は誤差項である。

光学理論を重視する立場からみると、この方法が光学モデル(3)に依拠しているためには、水質の均一性など、水質や底質に関するいくつかの条件が成り立つことが必要である<sup>13) 18)</sup>。しかし式(4)を、統計学に基づく線形回帰モデルとして考える立場をとれば、条件の成立性が不明な多くの水域・画像にも適用することができる。そこで本研究では、従来方法の中で比較的適用性に優れた方法としてこの方法を選び、3.において、空間的自己相関性のモデルを組み込む対象とする。

## 3. 空間的自己相関性を利用した水深分布予測法

### (1) 空間的自己相関性のモデル化

線形回帰モデルの回帰係数の推定には、通常、最小二乗法が用いられる。線形回帰モデル(4)の回帰係数に関する最小二乗推定量(OLS; Ordinary Least Squares)  $\hat{\beta}_{OLS}$ は、次式で表される<sup>19) 20)</sup>。

$$\hat{\beta}_{OLS} = (\mathbf{X}^t \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^t \mathbf{H} \quad (5)$$

ここで回帰データである水深既知画素の数を $n$ とおくと、 $\mathbf{X}$ は $n \times M$ の説明変数行列であり、 $\mathbf{H}$ は水深既知画素における水深値のベクトルである。

一般に回帰分析の標準的仮定が成り立つ場合、最小二乗推定量は最良線型不偏推定量(BLUE; Best Linear Unbiased Estimator)となることが知られている<sup>19) 20)</sup>。一方、式(4)の回帰モデルの場合、従属変数が水深であるため、水深分布のもつ空間的自己相関性によって、誤差項 $\varepsilon$ に系列相関が生じる。つまり、回帰分析の標準的仮定の1つである誤差項の独立性が成り立たず、OLSはBLUEとはならない。これは、線形回帰モデルを用いた従来の予

測法<sup>13)14)15)18)</sup>が共通して抱える欠点である。

このように誤差項 $\varepsilon$ が系列相関をもつ場合、BLUEとなる回帰係数の推定量は、次式の一般化最小二乗推定量 (GLS; Generalized Least Squares)である<sup>19)20)</sup>。

$$\hat{\beta}_{GLS} = (X^t \Sigma^{-1} X)^{-1} X^t \Sigma^{-1} Y \quad (6)$$

ただし、式(6)のGLSを求めるためには、誤差項 $\varepsilon$ の系列相関 (空間的自己相関性) を表す、分散共分散行列 $\Sigma$ を既知とする必要がある。この問題は、1. に記した輝度情報の限界とはまた別の、空間的自己相関性をモデル化するための動機を与える。本研究では、空間統計学の一分野である地球統計学<sup>19) 22)</sup>を参照して、誤差項 $\varepsilon$ の空間的自己相関性をモデル化することを考える。

地球統計学では、ある変数 $z$ の空間的自己相関性をモデル化するために、 $z$ の領域 $D$ 内の任意位置 $s$ における値を、確率変数 $Z(s)$ の実現値とみなす。この確率変数 $Z(s)$ の集合 $\{Z(s), s \in D\}$ が、確率場である。さらにこの確率場に対し、本質的定常性 (固有定常性) と呼ばれる次の仮定を置く。すなわち、任意の点の対 $s, s + h \in D$ について、

$$E[Z(s + h) - Z(s)] = 0 \quad (7)$$

$$\text{Var}[Z(s + h) - Z(s)] = 2\gamma(h) \quad (8)$$

式(8)は、2点間の $Z$ の差の分散が、変位 $h$ の関数であることを意味している。この関数 $\gamma(h)$ は、式(7)を用いると次式のように表され、バリオグラムと呼ばれる。

$$\gamma(h) = (1/2)E\left[(Z(s + h) - Z(s))^2\right] \quad (9)$$

特に、 $\gamma(h)$ が2点間の距離 $h = \|h\|$ のみに依存する場合、 $\gamma(h)$ は等方性のバリオグラムと呼ばれる。 $Z(s)$ の実現値に関する観測値、すなわち標本を用いて計算した式(9)の値の分布を、標本バリオグラムと呼ぶ。標本バリオグラムに対して、球型・指数型・ガウス型などの各種のバリオグラムモデル (理論バリオグラム) を当てはめることによって、バリオグラムを予測や推定のために、解析的に扱うことができるようになる。

例えば地球統計学におけるクリギングは、任意位置 $s_0 \in D$ における $z(s_0)$ の値を、標本として得られた $z$ の重み付き平均として予測する方法である。確率変数 $Z(s)$ のバリオグラムモデルが得られると、予測の不偏性を維持しながら、分散を最小にする重み係数を推定できるようになる。

代表的なバリオグラムモデルである球型・指数型・ガウス型モデルと、それらの特徴を以下に示す<sup>22)</sup>。ただし、 $\theta_0, \theta_1, \theta_2$ はバリオグラムモデルの形状を決めるパラメータであり、当てはめの際には重み付き最小二乗法などによって決定される。

球型モデル：地球統計学において最も広く用いられているモデルである。 $0 < \|h\|$ の区間において、定義域の異なる2つの関数で表現され、有限のレンジ ( $\gamma(h)$ が一定となる最小の $\|h\|$ ) をもつ。

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & (0 = \|h\|) \\ \theta_0 + \theta_1 \left\{ \frac{3}{2} \frac{\|h\|}{\theta_2} - \frac{1}{2} \left( \frac{\|h\|}{\theta_2} \right)^3 \right\} & (0 < \|h\| \leq \theta_2) \\ \theta_0 + \theta_1, & (\theta_2 < \|h\|) \end{cases} \quad (10)$$

指数型モデル：レンジが有限でないという特徴をもつ。

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & (0 = \|h\|) \\ \theta_0 + \theta_1 \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{\|h\|}{\theta_2}\right) \right\} & (0 < \|h\|) \end{cases} \quad (11)$$

ガウス型モデル：原点付近で2次関数的な挙動を示すため、空間的に平滑な予測結果を与える傾向がある。

$$\gamma(h) = \begin{cases} 0 & (0 = \|h\|) \\ \theta_0 + \theta_1 \left[ 1 - \exp\left\{-\left(\frac{\|h\|}{\theta_2}\right)^2\right\} \right] & (0 < \|h\|) \end{cases} \quad (12)$$

## (2) 空間的自己相関性の利用

本研究の場合、水深既知画素が標本に相当する。いま、水深既知画素を用いて、線形回帰モデル(4)のOLS推定を行った状況を考える。OLS推定の結果得られた誤差項 $\varepsilon$  (回帰残差) を確率変数 $Z(s)$ とみなし、バリオグラムモデルを構築すれば、OLS推定に基づく $\varepsilon$ の分散共分散行列 $\Sigma$ を求めることができる。さらに、推定した分散共分散行列 $\Sigma$ を式(6)に代入すれば、当初のOLS推定量よりも、GLS推定量に近い回帰係数が得られることが期待できる。このような、回帰残差に基づくバリオグラムモデルの構築、分散共分散行列の計算、式(6)による回帰係数の推定を、回帰係数が収束に至るまで繰り返せば、GLS推定量に近い回帰係数が得られると考えられる。

任意位置における目的変数の値を、以上のように推定されたGLS回帰モデルによる予測値と、クリギングによる残差の予測値の和として予測する方法を、普遍クリギングと呼ぶ。さらに、線形回帰モデルの説明変数が、衛星画像の各画素の輝度値など、空間座標以外の変量である場合、特にKriging with External Drift(KED)<sup>20)</sup>と呼ばれる。KEDを含む、空間的自己相関性を利用した地球統計学の方法は、陸域の衛星リモートセンシングなどでは幅広く用いられているが、浅水域の水深分布予測への応用例はない。

以上で説明したKEDは、空間的自己相関性のモデルを、線形回帰モデルによる水深分布予測に組み込む手段の一つであると考えられる。本研究では4. において、Paredes et al.<sup>13)</sup>およびLyzenga<sup>18)</sup>が提案した線形回帰モデル(4)にKEDを適用し、空間的自己相関性を考慮することによって、予測精度が向上するかどうかを検証する。

## 4. 実水域への適用と検証

### (1) 対象とした衛星画像・水域

本研究では、空間的自己相関性の利用可能性を適切に評価するため、空間的に等密度の水深実測データが得られ

表-1 対象としたASTER画像と水域の諸元

画像番号	撮影日	水域名	所在地	水深既知画素	
				画素数	平均水深 [m]
1	2005/4/4	川平湾	石垣市	2522	2.05
2	2005/4/4	小島北	石垣市	1204	1.28
3	2007/6/19	五十嵐浜	新潟市	22196	5.61

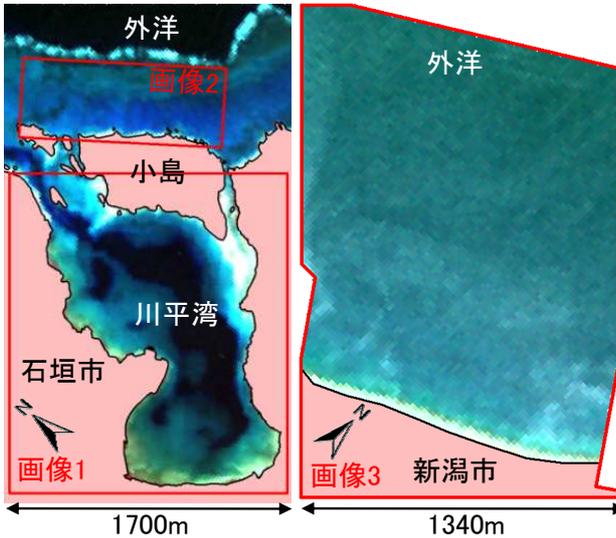


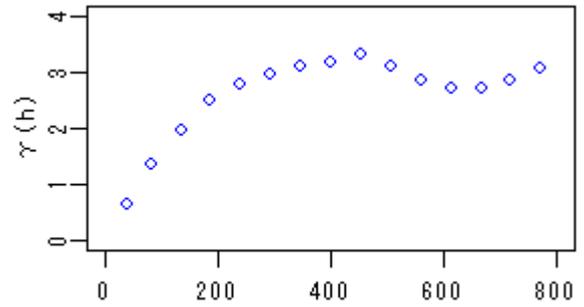
図-2 解析対象の衛星画像

ている水域の画像を解析対象とした。これらの画像を図-2の赤枠部分に、画像と水域の諸元を表-1に示す。画像は、いずれもTerra衛星のASTER VNIRセンサが撮影したものであり、空間分解能は15m、撮影波長帯は可視域2バンド(520-600nm, 630-690nm)、近赤外域1バンド(760-860nm)である。図-2でマスク表示した陸域の標高データは、標本バリオグラムの計算に用いていない。

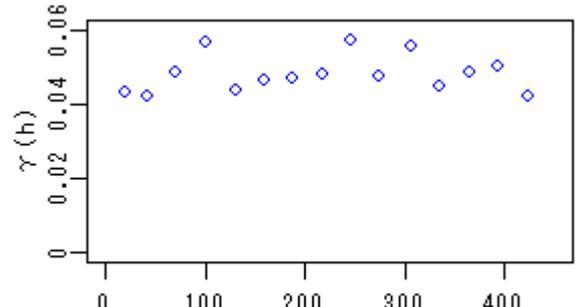
川平湾・小島北は沖縄県石垣市沿岸の海域であり、ともにサンゴ・海藻・海草を含む、不均一な底質分布を有している。ただし、川平湾は砂泥を主な底質として、比較的滑らかな地形を有する閉鎖性内湾である一方で、小島北は砂礫に加えてサンゴや岩礁が主要な底質であり、サンゴ礁特有のスケールの小さな起伏の多い地形となっている。川平湾・小島北では、2005年に海上保安庁が行った航空レーザー測量によって、20m間隔の水深分布データが得られている。

一方、五十嵐浜は新潟県新潟市の砂浜海岸の一部である。五十嵐浜では、2007年に信濃川下流河川事務所によってマルチナロービームを用いた測量が行われており、7.5m間隔の水深分布が得られている。図-2で画像3の形状が不規則であるのは、測量範囲の影響と、海岸侵食・堆積の激しい防波堤周辺を除いたためである。

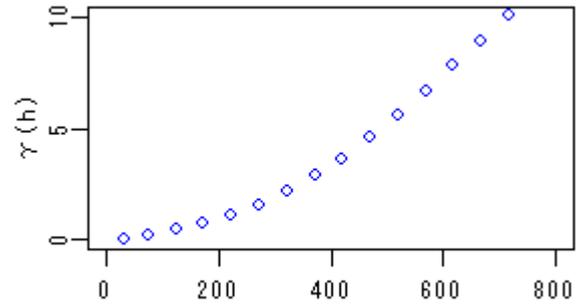
図-3に、各水域について等方的に計算した標本バリオグラムを示す。川平湾と五十嵐浜に関しては、2点間の距離の増大とともに $\gamma(h)$ が増大することから、水深分布が空間的自己相関性を有していることが確認される。他方、小島北に関



(1) 画像1:川平湾



(2) 画像2:小島北



(3) 画像3:五十嵐浜

図-3 各水域に関する水深の標本バリオグラム

しては、2点間の距離 $h$ に対する $\gamma(h)$ の依存性が小さく、明瞭な空間的自己相関性は認められない。また、小島北の標本バリオグラムでは、 $h \rightarrow 0$ のとき $\gamma(h) \rightarrow 0$ となる傾向が見られない。これは、上記のような底質・地形の特性に対応して、画素よりも小さなスケールの水深の変動が顕著であることを示している。

## (2) 解析の前処理

はじめに、各画像に精密幾何補正を施し、各水域の水深実測点と空間的に重ねて、水深既知画素を作成した。次に、近赤外域のBand3に閾値を設定し、陸域をマスクアウトした。最後に、各画像のBand1, 2に対して、近赤外域のBand3を用いた大気・水面散乱成分の除去処理<sup>17)</sup>を施した。各画像に関する水深既知画素数およびその水深の平均値を、表-1に付記する。

### (3) 適用・検証方法

式(4)の最小二乗法による回帰分析(OLS)と、3. で説明したKEDの予測精度を、次の手順で評価した。

- ① 画像から、回帰用の $n$ 画素と検証用の1000画素を単純無作為抽出する。ただし画像全体の水深既知画素数 $n_0$ が $1000 + n$ 未満である場合、 $n_0 - n$ 画素を検証に用いる。
- ② 回帰用画素を水深既知画素とみなして両方法を適用し、検証用画素の水深を予測した後、予測誤差の、検証用画素に関するRMSE (Root Mean Square Error; 予測誤差の2乗平均の平方根) を計算する。

ここで $n$ は、10から1000まで様々な値を与えた。また、統計的に有意な結果を得るため、各画像、各 $n$ について、上記の①②の試行を100回繰り返し、RMSEの100回平均を評価した。

本来クリギングでは、バリオグラムモデルの選択に関して、解析者が標本バリオグラムや解析対象の変数の特性を吟味して決定するのがよいとされている。ところが今回の適用・検証では、多数回の試行を行う必要があるとともに、客観性・再現性が求められるため、バリオグラムモデルの選択を自動化することが望ましい。そこで、バリオグラムモデルは、等方性の球型モデルに限定した。

3. (1) で示したように、代表的なバリオグラムモデルとしては、球型モデルの他にも指数型・ガウス型モデルがある。ただし、水深という変数に関して、球型・指数型・ガウス型モデルの優劣を決める積極的根拠がないことから、今回は地球統計学において最も広く用いられている、球型モデルを採用した。

このように、各試行において、標本バリオグラムに応じたバリオグラムモデルの選択を省くことは、当然ながら、KEDの予測精度を低下させるものと予想される。つまり、KEDのOLSに対する優位性を検証するという目的に照らせば、保守的な適用条件であると言える。

### (4) 結果

図-4に、3つの画像に関する上記(3)の適用・検証結果として、OLSとKEDによる、予測誤差のRMSEの統計量を示す。図-4では、点が100回平均、エラーバーが標準偏差を表している。まず、いずれの画像・方法に関して、予測誤差は水深既知画素の増加とともに減少する。次に、いずれの画像に関しても、KEDは水深既知画素数の増加に伴ってOLSに対して有利になっており、水深既知画素数が十分に大きい場合、KEDはOLSより平均的に高い精度を与えている。

画像別に見ると、画像3の五十嵐浜では、水深既知画素数に関わらずKEDが顕著に高精度であるのに対し、画像1の川平湾では、水深既知画素数が100未満では両方法に大差がなく、水深既知画素数が100以上ある場合にKEDが高精度である。また画像2では、水深既知画素数に関わらず、両方法に大差は見られない。さらに画像2

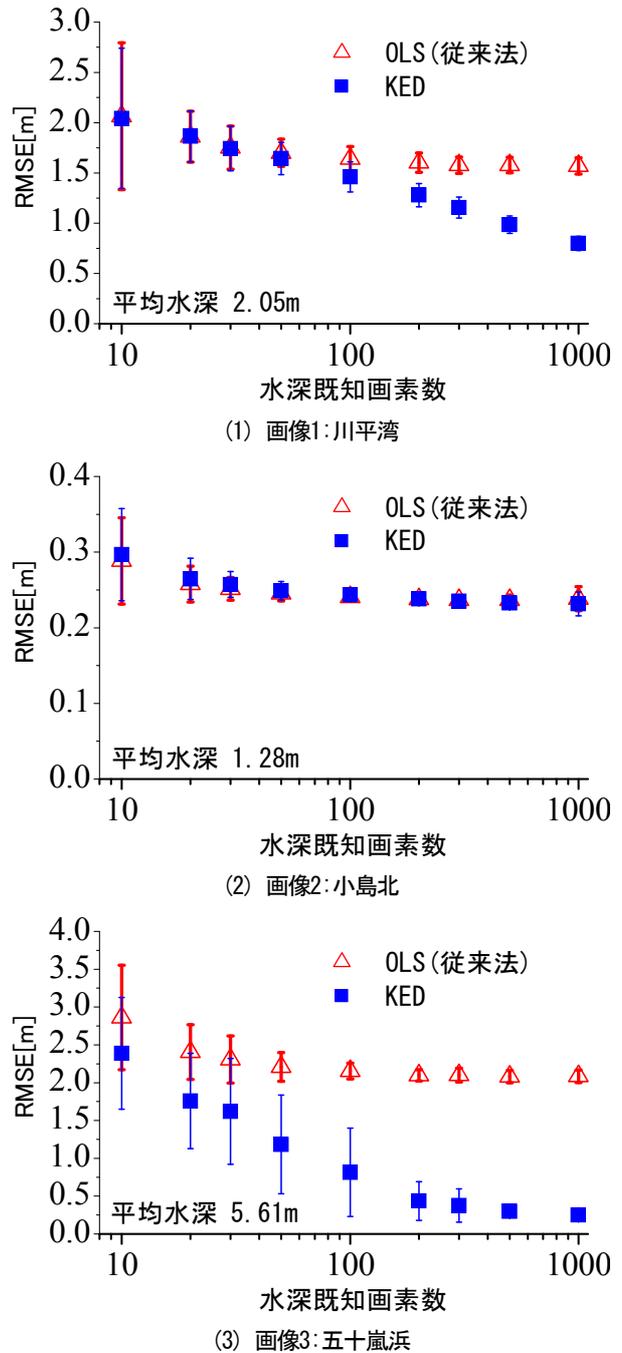


図-4 様々な水深既知画素数に対する予測誤差のRMSEに関する100回平均値および標準偏差

においてのみ、水深既知画素数が小さい場合に、OLSがKEDより若干高精度となっている。

以上の結果は、川平湾と五十嵐浜において水深分布の空間的自己相関性が顕著であるが、小島北では明瞭でないという図-3の観察結果と対応している。すなわち、水深分布の空間的自己相関性が明瞭な水域では、KEDはOLSと少なくとも同程度以上の予測精度を与え、水深既知画素数の増加とともに優位性が高まると言える。従って、衛星画像と水深既知画素を用いて水深分布を予測する状況において、水深分布の空間的自己相関性を、バリオグ

ラムの構築によって確認した上で利用することは、予測精度向上のために有効であると結論づけられる。

なお、本研究で提案した方法を実用化するためには、予測精度や、実用に耐える予測精度を得るために必要な水深既知画素数について、一般化された知見が要求される。しかし図-4より、同じASTERセンサを用いても、水深分布の予測精度 (RMSEやその平均水深比) は、画像ごとに大きく異なることがわかる。これは予測精度が、画像の撮影条件 (太陽高度、大気中におけるエアロゾル・水蒸気の分布、水面の波浪状態など) や、水域の水深・水質・底質分布などに強く依存するためである。加えて仮に、空間分解能が異なる衛星センサの画像を用いた場合、予測精度は水深・水質・底質の空間分布特性に依存して、さらに変化することが予想される。従って、本研究の結果のみに基づいて、予測精度を一般化することは困難であり、今後の適用例の蓄積が期待される。

## 5. おわりに

本研究では、衛星画像と水深既知画素を用いた浅水域の水深分布予測における、空間的自己相関性の利用可能性を検証した。その結果、水深分布が明瞭な空間的自己相関性をもつ水域では、その利用が予測精度の向上に有効であることが明らかになった。

本研究では空間的自己相関性を利用するために、地球統計学の1手法であるKriging with External Driftを用いたが、衛星画像を用いた水深分布予測には、他にも共変量クリギング、条件付きシミュレーションなど、様々な方法が応用可能であると考えられる。本研究を契機として今後、空間的自己相関性の利用可能性をより包括的に検討し、輝度情報のみに依らない水深分布予測のパラダイムを構築していくことが重要である。

**謝辞:** 本研究で用いた航空レーザー測量データは、海上保安庁海洋情報部から、マルチナロービーム測深データは、信濃川下流河川事務所から、それぞれ提供頂いたものである。ここに記して深く感謝の意を表する。

## 参考文献

- 1) 杉森康弘：海洋のリモートセンシング，共立出版，1982.
- 2) 灘岡和夫，田村英寿：沖縄赤土流出問題に関する汎用衛星モニタリングシステム構築の試み，海岸工学論文集，40，pp.1106-1110，1993.
- 3) Darkwah, S. O., Deguchi, C., Sugio, S., and M. Kunitake : A simple method of estimating water depth at the nearshore zone from satellite data, 日本リモートセンシング学会誌, 18, pp.13-27, 1998.
- 4) 石黒悦爾，川勝基，平山慎作，菊川浩行：衛星データを用いた沿岸部の水深推定，気象利用研究，13，pp.66-70，2000.
- 5) Polcyn, F. C., Brown, W. L. and Sattinger, I. J. : The measurement

of water depth by remote sensing techniques, Willow Run Laboratories, The University of Michigan, 1970.

- 6) 灘岡和夫：衛星画像データに基づいた沖縄赤土流出モニタリングシステムの開発と汎用化，平成5年度文部省科学研究費 (試験研究B(1)) 研究成果報告書，1995.
- 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，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，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，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学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，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，53，pp.1426-1430，2006.
- 12) Lyzenga, D. R. : Passive remote sensing techniques for mapping water depth and bottom features, Applied Optics, 17, pp.379-383, 1978.
- 13) Paredes, J. M. and Spero, R. E. : Water depth mapping from passive remote sensing data under a generalized ratio assumption, Applied Optics, 22, pp.1134-1135, 1983.
- 14) Philpot, W. D. : Bathymetric mapping with passive multispectral imagery, Applied Optics, 28, pp.1569-1578, 1989.
- 15) Stumpf, R. P., Holderied, K., and Sinclair, M. : Determination of water depth with high-resolution satellite imagery over variable bottom types, Limnology and Oceanography, 48, pp.547-556, 2003.
- 16) 神野有生，鯉淵幸生，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，52，pp.895-900，2008.
- 17) 神野有生，鯉淵幸生，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，55，pp.1461-1465，2008.
- 18) Lyzenga, D. R. : Shallow-water bathymetry using combined lidar and passive multispectral scanner data, International Journal of Remote Sensing, 6, pp.115-125, 1985.
- 19) Christensen, R.: Advanced linear Modeling, Springer-Verlag, 2001.
- 20) Stein, A., Meier, F. and Gorte, B. : Spatial statistics for remote sensing, Kluwer Academic Publishers, 1999.
- 21) Wackernagel, H., 青木謙治(監訳)：地球統計学，森北出版，2003.
- 22) 間瀬 茂，武田 純：空間データモデリング—空間統計学の応用，共立出版，2001.