

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

The Effectiveness of Texture Features for Higher-Accuracy Satellite Monitoring of Shallow Water

神野有生¹・鯉渕幸生²・磯部雅彦³

Ariyo KANNO, Yukio KOIBUCHI and Masahiko ISOBE

Satellite images of shallow water have a potential of enabling high-resolution spatial-temporal monitoring of water depth and bottom feature. However, traditional methods based solely on the spectral information cannot estimate them simultaneously without hyperspectral sensors or additional information on bottom reflectivity. In this paper, the effectiveness of utilizing the textural information (texture features derived from Gray Level Co-occurrence Matrix) as well as spectral information is examined through depth estimation and bottom classification experiments with a QuickBird image. As a result, textural information is found to be effective in enhancing the accuracy.

1. はじめに

浅水域の底質・水深分布は、管理・利用の両面で欠くことのできない基礎データである。現在、底質分布は主に底質採取と目視調査、水深分布は音響機器によってモニタリングが図られている。しかし、船舶の航走やダイバー作業を必要とするこれらの方法では、十分な時空間密度の確保が難しい。一方、上空から底が見える程度に浅い水域では、地球観測衛星が撮影した可視・近赤外画像における画素の輝度値が、底質の反射特性や水深に依存して変化する。そこで、衛星画像から底質・水深分布を推定する実用的な方法が確立されれば、それらを均質かつ高い時空間密度でモニタリング可能になると期待される。

衛星画像の輝度情報を利用した底質分類・水深推定法の研究史は古く、太陽光の伝搬に関する光学理論モデルに基づく方法 (Lyzenga, 1978 ; Paredes ら, 1983 ; 灘岡ら, 1993 ; Paringit ら, 2002 ; 神野ら, 2008) や、回帰分析による方法 (全ら, 1994 ; Filippi, 2007) など、数多くの方法が議論されてきた。しかし、画素の輝度値に対する底質相、水深、その他の要因の寄与の分離は難しく、また、反射特性の類似した底質相も存在する。そのため従来の方法では、分布する底質種の反射特性が既知である場合や、波長分解能が特に高い衛星センサの画像を用いる場合を除き、多種の底質相が分布する水域における底質分類・水深推定は困難であった。

一方、近年入手可能となった高解像度の衛星画像では、近傍の画素間の関係を表すテクスチャに関する特徴量 (以下、テクスチャ特徴量) が、底質相固有の形状や分布特性などを反映することによって、底質分類・水深推

定に有用な情報を与える可能性がある。テクスチャ特徴量は、画像解析分野全体では様々な種類のものが用いられているが、浅水域の衛星画像解析においては、わずかに輝度値の空間的自己相関統計量による底質分類を試みた研究がある程度である (Holden ら, 2001 ; Purkis ら, 2006)。また、テクスチャ特徴量の水深推定に対する有用性は全く検討されていない。

そこで本研究では、テクスチャの多面的特徴を表現できる代表的な特徴量として、同時生起行列 (Gray Level Co-occurrence Matrix ; Haralick, 1973) に基づく特徴量を取り上げ、その利用による底質分類・水深推定の高精度化の可能性を明らかにすることを目的とした。具体的には、複雑な底質・水深分布をもつサンゴ礁海域を撮影した高解像度の QuickBird 画像を対象に、再現性の高い統計手法による底質分類・水深推定実験を行い、画像から得られる情報として輝度情報のみを利用したケースと、テクスチャ特徴量を併用したケースの精度を比較した。以下、まず2.で、実験の準備としての現地観測と画像処理について説明する。その後、3.で底質分類実験、4.で水深推定実験について述べる。

2. 現地観測と画像処理

(1) 底質相・水深のグラウンド・トゥルースの取得

本研究で解析した衛星画像 (図-1) は、沖縄県石垣市沿岸の玉取南水域を2007年7月1日に撮影した、解像度2.4mのQuickBirdマルチスペクトル画像である。底質相が既知の画素を準備するため、2006年7月29日と2007年6月22日に、水中ビデオカメラによる海底の撮影を行った。撮影した映像から、周辺の海底が図-2に示す①砂礫、②岩盤、③ユビエダハマサンゴ群集、④枝状ミドリイシ群集、⑤ミドリイシ類が優占する多種混成サンゴ群集で覆われているフレームを抽出し、GPS情報によって、撮影位置に対応する84画素を特定した。これら84画素の位置を図-1に示す。また2006年7月29日には、ADCPを搭載したボートで図-1の測深線上を低速航走し、799画素の水深を取得した。

1 学生会員 修(環) 東京大学大学院新領域創成科学研究科社会文化環境学専攻
2 正会員 博(工) 東京大学講師 大学院新領域創成科学研究科社会文化環境学専攻
3 フェロー 工博 東京大学教授 大学院新領域創成科学研究科社会文化環境学専攻

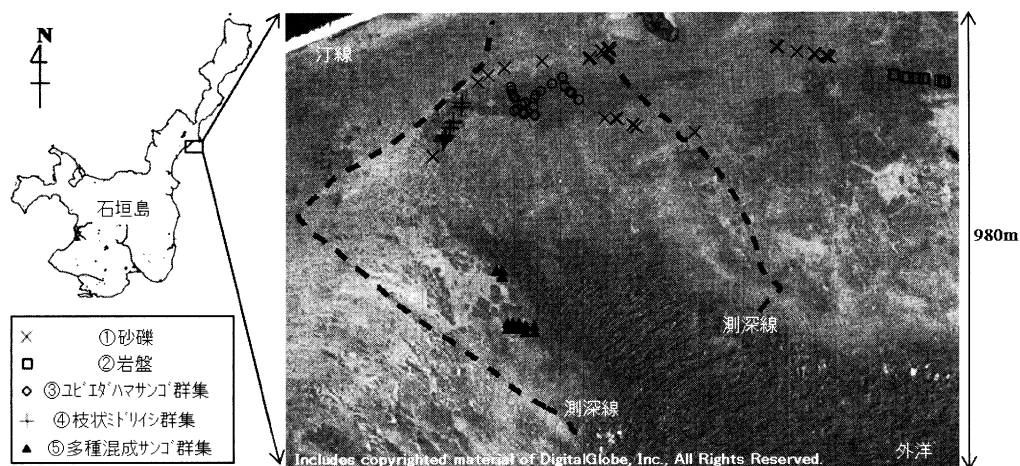


図-1 解析対象とした玉取南水域の位置とQuickBird画像 (バンド1)

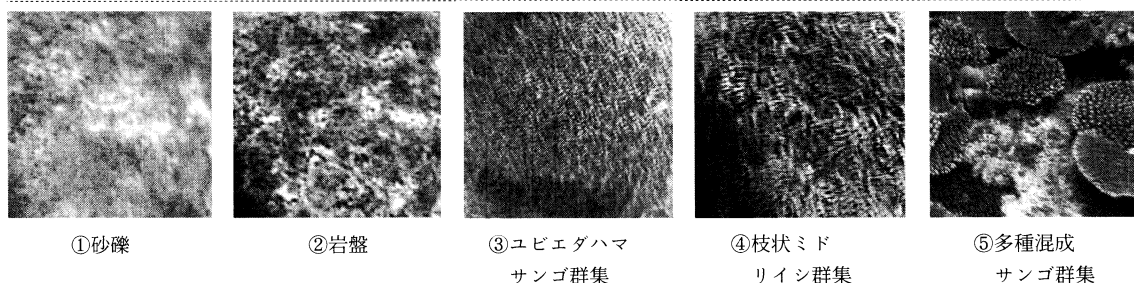


図-2 分類対象の各底質相の水中ビデオカメラ画像

(2) 大気・水面散乱成分の除去

衛星画像の各画素に対応する可視バンド i の輝度値 R_i は、次式で表される (Lyzenga, 1978 ; 神野ら, 2008)。

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

ただし、 S_i^B : 底面反射率の関数、 μ : 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、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、式(2)を式(1)に代入すると次式が得られる。

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

式(3)で、底質相・水深を反映するのは第1項であるが、水面散乱成分 $S_i^{a/w}$ と大気散乱成分 S_i^a も画素ごとに変動する。従って底質分類や水深推定を目的とする場合、画像の前処理として、これらの変動分を除去することが望ましい。

Hochbergら(2003)は、水中消散係数が大きい近赤外バンドについて、式(3)の第1項、第2項に相当する底面反

射・水中散乱成分が共に無視できると仮定して、水面散乱成分の除去法を導いている。しかしこの手法は、論文の中で指摘されているように仮定に無理がある点、大気散乱成分を予め除去する必要がある点に問題がある。一方、灘岡ら(1993)は、やはり近赤外バンドを用いた大気散乱成分の除去法を提案しているが、水面散乱成分に関しては均一と仮定しており、波などに起因する不均一性を考慮していない。そこで本研究では、大気・水面散乱成分の不均一性を許容した以下の理論を導き、それらを同時に除去することを試みた。

一般に水深が十分に大きい画素では、式(3)の第1項が無視できるとともに、可視バンド i と近赤外バンドIRとの間に、次式の統計的な線形関係があることが多い (灘岡ら, 1993)。

$$R_i = \alpha R_{IR} + \beta + \varepsilon \quad (4)$$

ただし、 α, β は単回帰係数、 ε は誤差項である。例として画像の外洋域から抽出した約10万画素について、可視バンド1,2,3と近赤外バンド4の相関係数は、それぞれ0.87, 0.90, 0.90と、高い値を示した。式(3)を式(4)に代入すると、次の関係式が得られる。

$$S_i^{W\infty} + S_i^{a/w} + S_i^a = \alpha (S_{IR}^{W\infty} + S_{IR}^{a/w} + S_{IR}^a) + \beta + \varepsilon \quad (5)$$

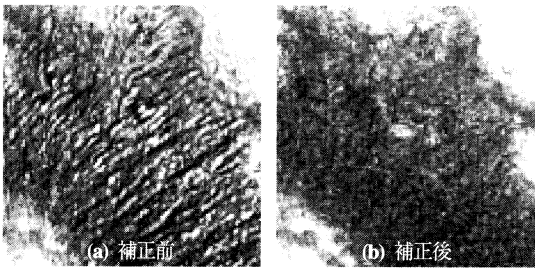


図-3 大気・水面散乱補正前後の画像(バンド1)の一部

ここで、水深が小さい画素についても式(5)の関係が成り立つと仮定し、近赤外バンドに関して式(3)の第1項のみを無視すると、水深に関わらず次式が成立する。

$$(R'_i \equiv) R_i - \alpha R_{IR} - \beta = (S_i^B - S_i^{W\infty}) \exp(-\mu K_i H) + \varepsilon \quad (6)$$

式(6)によって、各画素に関して、輝度値 R_i から大気・水面散乱成分を除去した補正輝度値 R'_i を求めることができる。図-3 (a)(b)に、補正前後の画像の一部(ストレッチ処理済)を例示する。補正前の図-3 (a)では、波による水面の輝きや陰影が目立っている。一方、補正後の図-3 (b)ではそれらが視認できず、水面散乱成分の不均一性が適切に除去されたことがわかる。なお、式(6)による補正は、上述の灘岡ら(1993)の補正と目的や仮定が異なるが、演算結果自体は、元画像の輝度値に灘岡らの補正を適用した後、水深が十分に大きい画素集合の平均輝度値を差し引いた結果と一致する。

(3) 底質指標の計算

2つの可視バンド i, j について、式(6)で定義される補正輝度値 R'_i, R'_j を用いると、次式のように、水深に依存しない演算値 BI_{ij} が計算できる(Lyzenga, 1981)。

$$(BI_{ij} \equiv) \log R'_i - (K_i/K_j) \log R'_j \cong \log \left(\frac{S_i^B - S_i^{W\infty}}{S_j^B - S_j^{W\infty}} \right) \quad (7)$$

BI_{ij} は底質指標(Bottom Index)と呼ばれ、輝度値に基づく底質分類において、水深の不均一性による精度の低下を防ぐために広く用いられている。一方、テクスチャ特徴量に基づく底質分類を試みたHoldenら(2001)やPurkisら(2006)は、輝度値自体の特徴量を用いたため、水深の不均一性がそのまま誤差要因となっていた。本研究ではこの問題を防ぐ目的で、輝度値ではなく底質指標のテクスチャ特徴量を使用した。本研究の画像は可視域に3バンドを持つので、2つの独立な底質指標 BI_{12}, BI_{23} と、それぞれの特徴量を計算した。

式(7)によって底質指標を計算する際、水中消散係数の比 K_i/K_j は未知である。この値は、底質相がほぼ均一な画素集合(通常は画像の目視判読で抽出した砂礫画素集合)について、 $\log R'_i$ を $\log R'_j$ で説明する単回帰分析を行うことで推定される。本研究では対象海域の底質分布が複雑であり、正確な目視判読は難しいため、(1)で抽出した底質相が砂礫の画素集合を回帰分析の対象とした。その結果、 K_1/K_2 と K_2/K_3 は、それぞれ0.997およ

び0.265と推定された。

(4) 同時生起行列に基づくテクスチャ特徴量の計算

n 階調の単色画像について、同時生起行列 $M(d, \theta)$ とは、輝度値 i の画素から変位 (d, θ) の位置にある画素の輝度値が j である確率 $P_{ij}(i, j=0, 1, 2, \dots, n-1)$ を要素とする行列である。ここで d, θ はそれぞれ距離、角度を表す。この同時生起行列から様々なテクスチャ特徴量が計算できるが(Haralick, 1973)、一般の画像解析で頻繁に用いられ、かつ互いに相関が強くない特徴量としてコントラスト(CON)、角2次モーメント(ASM)、平均(MEAN)、相関(COR)がある。これらは次式で定義される。

$$CON = \sum_{i,j=0}^{n-1} P_{ij}(i-j)^2 \quad (8)$$

$$ASM = \sum_{i,j=0}^{n-1} P_{ij}^2 \quad (9)$$

$$MEAN = \sum_{i,j=0}^{n-1} iP_{ij} = \sum_{i,j=0}^{n-1} jP_{ij} \quad (10)$$

$$COR = \sum_{i,j=0}^{n-1} \frac{P_{ij}(i-MEAN)(j-MEAN)}{\sqrt{\left\{ \sum_{i,j=0}^{n-1} P_{ij}(i-MEAN)^2 \right\} \left\{ \sum_{i,j=0}^{n-1} P_{ij}(j-MEAN)^2 \right\}}} \quad (11)$$

これらのテクスチャ特徴量を求める際には、等方性を担保するため、 $M(1, 0^\circ), M(1, 45^\circ), M(1, 90^\circ), M(1, 135^\circ)$ のそれぞれに基づく特徴量を計算し、その平均値を用いることが多い。また、テクスチャ特徴量の空間分布を得ることが目的の場合には、画像全体ではなく、正方形の移動窓が切り取る部分画像について、テクスチャ特徴量を逐次求めることが行われる。本研究でも以上の方法に倣い、3画素×3画素の移動窓を用いて、式(8)から式(11)の特徴量を計算した。

3. テクスチャ特徴量の併用による底質分類高精度化の可能性の検討

(1) 散点図で見る底質相の線形分離可能性

まず、2で底質相を観測した84画素を、その底質指標および底質指標のテクスチャ特徴量によって、底質相別にどの程度分離可能かについて検討した。ただし本研究では、線形の分離・分類のみを扱った。理由の1つは、非線形の分離・分類においては、その可能性が自由度に支配されるが、合理的かつ安定な自由度の設定が難しいこと、もう1つは、84画素のみでは、自由度の大きい分離・分類の可能性について、信頼性の高い評価ができないことである。

上記84画素の、底質指標に関する分布を図-4 (a)に、それらのテクスチャ特徴量に関する分布の一部を図-4 (b)(c)に示す。図-4 (a)では、底質相が図-2の①である画素集合と、②③④のいずれかである画素集合を、直線によって分離できる。また、底質相が③と⑤である画素集合も、同様に直線によってほぼ分離できる。言い換えれば、底質指標 BI_{12}, BI_{23} によって、底質相①と②③④、③と⑤を線形分離できる。しかし、底質指標 BI_{12}, BI_{23} によって線形分離できる底質相の組は、全15通り中、こ

表-1 主な説明変数の組み合わせと底質相の正判別率(○は使用), ×は不使用を表す

BI_{12}	BI_{23}	BI_{12}				BI_{23}				正判別率 [%]	正判別率 の順位
		CON	ASM	MEAN	COR	CON	ASM	MEAN	COR		
×	×	○	×	○	×	○	×	○	×	90.5	1
×	×	○	○	○	○	○	○	○	×	90.5	1
×	○	×	×	×	×	×	×	×	×	72.6	790
○	○	×	×	×	×	×	×	×	×	71.4	821
○	×	×	×	×	×	×	×	×	×	58.3	949

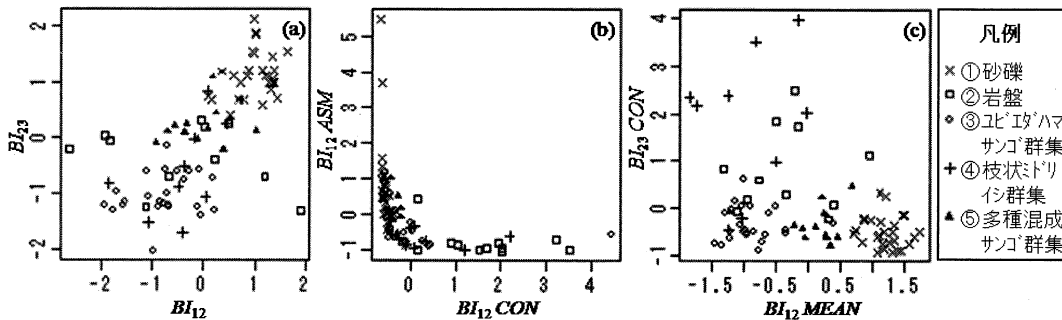


図-4 標準化された底質指標とそのテクスチャ特徴量に関する、底質相別の画素の分布

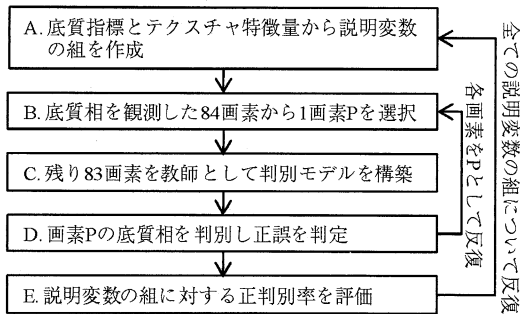


図-5 線形判別分析による底質分類実験のフロー

れら2通りに限られる。

一方、図-4 (b)(c)から、 BI_{12} のCONとASMによって底質相②と⑤が、 BI_{12} のMEANと BI_{23} のCONによって底質相①と⑤、④と⑤が、ほぼ線形分離できることが読み取れる。この結果は、輝度値に基づく底質指標では線形分離できない底質相の組が、底質指標のテクスチャ特徴量によって線形分離可能となる場合があることを示している。

(2) 線形判別分析による底質分類実験

次に、輝度値に基づく底質指標のみを用いたケースと、それらのテクスチャ特徴量を併用したケースについて、教師付き分類による底質相の分類精度を定量比較した。分類法には、再現性を重視して、線形判別分析を採用した。

実験フローを図-5に示す。まず、底質指標 BI_{12} 、 BI_{23} とそれらのテクスチャ特徴量CON,ASM,MEAN,CORを説明変数候補として、説明変数の組を1つ作成する(A)。次に、底質相を観測した84画素に関して、leave-one-out

法によって正判別率を評価する(B~E)。すなわち、84画素の中から1画素Pを選択し(B)、Pを除いた83画素を教師に用いて判別モデルを構築した後(C)、Pの底質相を判別する(D)処理を、各画素が1度ずつPに選ばれるように84回繰り返し、正判別率(正しく判別できた回数の割合)を評価する(E)。以上のA~Eの処理を、全1024通りの説明変数の組について行った。

実験結果として、主な説明変数の組み合わせと正判別率を表-1に示す。説明変数に底質指標のみを用いたケースの正判別率は、全1024組の中で比較的下位に位置し、最高でも72.6%に留まった。一方、テクスチャ特徴量を併用した最良の組み合わせの正判別率は90.5%に達した。従って、交差確認法などにより適切な変数選択を行うことを前提とすれば、テクスチャ特徴量の併用によって正判別率は大幅に向上する。この結果は、テクスチャ特徴量の併用が、底質分類の高精度化に有効であることを主張するものである。

4. テクスチャ特徴量の併用による水深推定高精度化の可能性の検討

3.の実験結果から、底質指標のテクスチャ特徴量は、底質相固有の形状や分布特性などを反映しているものと考えられる。従ってテクスチャ特徴量は、水深推定においても、輝度値に対する底質相、水深、その他の要因の寄与の分離を助けることで、精度の向上に貢献する可能性がある。この可能性を検証するため、輝度値のみに基づくケースと、テクスチャ特徴量を併用したケースについて、水深推定精度を比較する実験を行った。水深推定法としては、テクスチャ特徴量を利用可能で、かつ再現性の高い方法として、変数選択を伴う線形回帰分析を選

表-2 テクスチャ特徴量の使用不使用による、水深推定精度の1000回平均値の違い(実験に用いた799画素の平均水深は1.72m)

	実測・推定値の相関係数	平均絶対誤差[m]	平均2乗平方根誤差[m]
式(6)の補正輝度値のみを使用したケース	0.905	0.215	0.284
底質指標のテクスチャ特徴量を併用したケース	0.914	0.202	0.271
両ケースの有意差検定(t検定)によるP値	5×10^{-174}	4×10^{-269}	6×10^{-191}

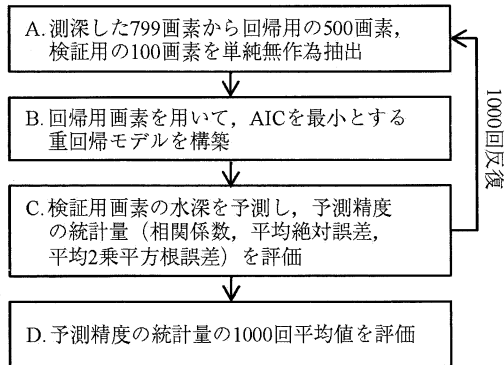


図-6 線形回帰分析による水深予測実験のフロー

んだ。

実験フローを図-6に示す。まず、水深を観測した799画素から、回帰用、検証用に500画素、100画素を単純無作為抽出する(A)。次に回帰用画素を用いて、説明変数候補として輝度値(バンド1-3の補正輝度値 R_i')のみを用いたケースと、(2)で用いた底質指標のテクスチャ特徴量を併用したケースの両者について、AIC(赤池情報量規準)の最小化により説明変数の組を選択し、線形回帰モデルを構築する(B)。その後、検証用画素を予測し、予測精度に関する統計量として相関係数、平均絶対誤差、平均2乗平方根誤差を評価する(C)。以上のA~Cの処理を1000回繰り返し、予測精度に関する統計量の1000回平均値を評価した(D)。

実験結果を表-2に示す。この表から、輝度値のみを用いたケースに比べ、底質指標のテクスチャ特徴量を併用したケースの方が、平均的に相関係数が大きく、誤差が小さいことがわかる。両ケースの差は、数値としては大きくないが、有意差検定(t検定)によるP値が極めて小さいことから、統計的に有意である。従って、テクスチャ特徴量の併用は、水深推定の高精度化にも有効といえる。

5. 結論

本研究の主な結論は下記の通りである。

- 輝度値に基づく底質指標では線形分離できない底質相の組が、底質指標の同時生起行列から得られるテクスチャ特徴量によって分離可能になることが確認された。
- その結果、線形判別分析による底質分類においては、従来の底質指標のみを用いた場合に比べ、テクスチャ特徴量を併用した場合に、より高精度となった。
- 変数選択型線形回帰分析による水深推定においても、テクスチャ特徴量の併用によって精度が有意に向上し

た。これは底質相を反映したテクスチャ特徴量が、輝度値に対する底質相、水深、その他の要因の寄与の分離に役立ったためであると考えられる。

- 今後、浅水域衛星画像解析におけるテクスチャ特徴量の利用例を増やしていくことが課題である。

謝辞：本研究の現地調査においては、株式会社シーピーファームに協力頂いた。また本研究の一部は、科学研究費(課題番号：19686032, 研究代表者：鯉淵幸生)により実施した。ここに記して深謝します。

参 考 文 献

- 神野有生・鯉淵幸生・寺田一美・竹内渉・磯部雅彦(2008)：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, 第52巻, pp.895-900.
- 全炳徳・後藤恵之輔・宇野史郎(1994)：ランドサットデータによる浅海域のサンゴ礁抽出と水深推測, 写真測量とリモートセンシング, 33(4), pp.23-31.
- 灘岡和夫・田村英寿(1993)：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, 第40巻, p.1106-1110.
- Paringit, E.C.・灘岡和夫(2002)：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, 第49巻, pp.1191-1195.
- Filippi, A.M.(2007)：Derivative-Neural Spectroscopy for Hyperspectral Bathymetric Inversion, The professional geographer, 59, pp.236-255.
- Haralick, R.M., K. Shanmugam, I. Dinstein(1973)：Textural Features for Image Classification, IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 3, pp.610 - 621.
- Hochberg, E.J., S. Andréfouët, M.R. Tyler(2003)：Sea Surface Correction of High Spatial Resolution Ikonos Images to Improve Bottom Mapping in Near-Shore Environments, IEEE transactions on geoscience and remote sensing, 41, pp.1724-1729.
- Holden, H., C. Derksen, E. LeDrew, M. Wulder(2001)：An Examination of Spatial Autocorrelation as a Means of Monitoring Coral Reef Ecosystems, Proceedings of international geoscience and remote sensing symposium, 2, pp.622-624.
- Lyzenga, D.R.(1978)：Passive Remote Sensing Techniques for Mapping Water Depth and Bottom Features, Applied optics, 17, pp.379-383.
- Lyzenga, D.R.(1981)：Remote Sensing of Bottom Reflectance and Water Attenuation Parameters in Shallow Waters Using Aircraft and Landsat Data, International journal of remote sensing, 2, pp.71-81.
- Paredes, J.M., R.E. Spero(1983)：Water Depth Mapping from Passive Remote Sensing data under a Generalized Ratio Assumption, Applied optics, 22, pp.1134-1135.
- Purkis, S.J., S. Myint, B. Riegl(2006)：Enhanced Detection of the Coral Acropora Cervicornis from Satellite Imagery Using a Textural Operator, Remote sensing of environment, 101, pp.82-94.