

光学理論に基づく海域内物質濃度の鉛直構造推定

宮崎 早苗*・灘岡 和夫**

1. はじめに

東京湾などの閉鎖性沿岸水域では、夏季を中心に赤潮・青潮が頻繁に発生しており、それらの実態および発生機構の解明が強く望まれている。そのためには、発生水域に関する物理的・化学的・生物学的情報が必要となり、発生水域の海中物質濃度の空間的分布の把握が不可欠となる。

海中物質濃度については、様々な機関が現地観測によりデータ収集を行っているが、海域を面的に網羅し濃度変化を把握することは難しい。その点、広域かつ周期的観測が可能な衛星リモートセンシングは、効率的に多数の水域データを収集できることから、海中物質濃度の観測手段として高いポテンシャルを有している。

衛星リモートセンシングにより海中物質濃度を推定する試みは、これまでにいくつかの海域を対象に行われてきているが、既存の多くの研究は、経験的な回帰関係式や統計的手法に基づく empirical な枠組みによるものである。しかし、複数の汚染物質が混在し時空間変動が大きい沿岸域の解析をこの様な枠組のもとで行おうとすると、対象毎に解析精度がバラつき、場合によってはトゥールズデータを取り直す必要がでてくる。また、既存の研究において、海中物質濃度の鉛直分布を推定できるものは非常に少ないが、赤潮や青潮の実態や発生機構の解明には濃度の鉛直分布構造情報が不可欠である。水中物質の鉛直分布推定に関しては、南極海域を対象に CZCS データから統計的手法を用いてクロロフィル濃度を推定した木村らの研究(1997)等があるが、光学理論的な枠組みに基づけば、沿岸海域にも適用可能な、より汎用性の高い合理的な鉛直分布解析手法を開発していくことが可能であると考えられる。

筆者らは、これまで、汎用性のある合理的な解析手法の確立を目指して、光学理論に基づく衛星リモートセンシング画像解析により、複数物質混在水域の海中物質濃度を逆推定する方法を開発し、代表的な衛星データの波

長域を想定した場合の濃度逆推定の精度について明確にしてきた。また、Landsat TM 画像でとらえられた青潮水域にこの手法を適用し、実画像を用いた濃度推定を試みた(宮崎ら, 1996)。

本研究では、さらに、波長による光の水中透過深度の違いを利用し、複数物質混在水域での各物質の鉛直濃度分布を、光学理論に基づくマルチスペクトル衛星画像解析により逆推定する手法を検討した。今回は、植物プランクトンおよび土砂が混在する水域を対象とし、各物質の濃度が水深によって変化する場合の海中での光の放射伝達現象を定式化した後、衛星データから海中物質濃度の鉛直分布を理論的に逆推定する手法を開発した。そして、代表的な衛星データの可視～近赤外波長域を想定したシミュレーション・データを用いて、濃度分布の推定精度について明確にした。その結果、Landsat TM, ADEOS AVNIR, ADEOS OCTS を用いれば、20%程度の誤差で物質濃度の鉛直分布を推定できる可能性があることがわかった。

2. 海中物質の光学的特性

筆者らはこれまで、衛星リモートセンシング画像解析に基づく青潮水域の検出を試み、青潮水域の特定が可能であることを示すと同時に、可視～近赤外域の光に対する青潮水域の光学的特性が、他水域と著しく異なることを明らかにしてきた(宮崎ら, 1995)。このような、青潮や赤潮、河川水流入域といった水域毎の光学的特性の違いは、各水域に分布する海中物質およびその濃度の違いに起因するものであるから、海中での光の放射伝達理論に基づいて解析することが原理的に可能である。さらに、光の波長ごとに光の最大透過深度が異なることから(図-1)、マルチスペクトル衛星画像を用いれば、鉛直方向の物質濃度の変化を明らかにすることができる。

放射伝達理論を用いて海中での放射現象を解析するためには、海中に存在する様々な物質の光の波長に対するミクロな吸収特性や反射特性をあらかじめ把握しておく必要がある。以下、今回濃度推定対象とした物質の光学的特性について述べる。

* 正会員 NTT データ通信(株)情報科学研究所

** 正会員 工博 東京工業大学教授 大学院情報理工学研究科情報環境学専攻

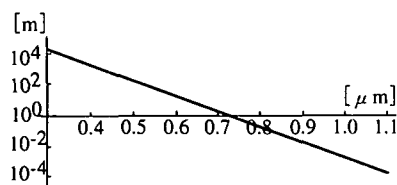


図-1 光の水中最大透過深度 (純水の場合)

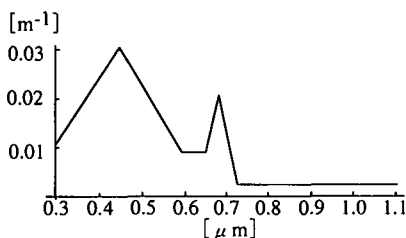


図-2 けい藻の呼吸係数

2.1 水分子

海水に含まれる塩分は、光学的特性に大きな影響を与えないので、懸濁物質等を含まない純粋な海水の吸収特性や散乱特性は水分子で近似できる。水分子の吸収特性は文献(杉森ら, 1985)をもとに定義した。また、散乱特性は分子の大きさからレーリー散乱物質として求めた(宮崎ら, 1996)。なお、図-1に示す最大水中透過深度は、以上に基づき算出したものである。

2.2 けい藻類

海洋では、けい藻、渦鞭毛藻、ラン藻が重要な植物プランクトンとなる。今回、植物プランクトンの代表としてけい藻類を取り上げ、文献(杉森ら, 1985)をもとに光学的特性を以下のように定義した。

けい藻類の大きさは、種類により半径数 μm ～数 $10 \mu\text{m}$ に分布する。粒子半径が光の波長より大きいときミー散乱となることから、可視～近赤外波長域の光を対象とした場合のけい藻類の散乱特性はミー散乱で仮定できる。ここでは簡単のため、半径を $10 \mu\text{m}$ とし散乱特性を求めた。また、吸収特性は文献を参考に図-2に示す関数で定義した。

2.3 土砂

沿岸海域では河川により大量の土砂が流入する。一般に孔径 $0.5\text{--}1.0 \mu\text{m}$ のフィルタを通過せずフィルタ上に残存する成分が SS (suspended solid) と定義されることから、ここでは、土砂の粒子半径を $1.0 \mu\text{m}$ としミー散乱で散乱特性を定義した。吸収特性については、海中物質濃度と吸収係数の関係を表す資料が入手できなかったため、Landsat TM 画像で撮影された河川水流入域の輝度値をもとに、図-3に示す関数で定義した。

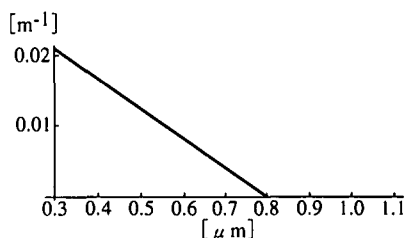


図-3 土砂の呼吸係数

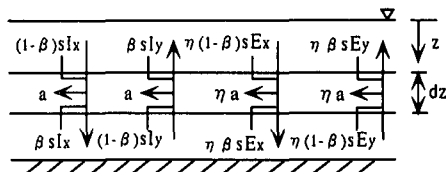


図-4 四流束モデル

3. 物質の鉛直濃度分布の逆推定法

筆者らはこれまで、海中における光の放射伝達理論に基づき、多流束モデルを用いることによって、複数物質が様々な濃度で存在する場合の放射伝達を解く手法を構築してきた。しかし、この手法では各物質の水深による濃度変化を把握することが出来なかった。そこで本研究では、濃度が水深によって変化する場合の放射伝達現象のモデル化および定式化を行った。以下、本研究で用いた理論の定式化方法と逆推定法について簡単に述べる。

3.1 海中の放射伝達方程式の定式化

光の放射伝達現象は、次の方程式で表される。

$$\frac{dI(\lambda)}{K(\lambda)\rho ds} = -I(\lambda) + S(\lambda) \dots\dots\dots (1)$$

λ : 光の波長

$I(\lambda)$: 分光放射輝度

$S(\lambda)$: 源泉関数

$K(\lambda)$: 質量減衰係数

ρ : 媒質の密度

s : 媒質中の伝達距離

ここでは、図-4に示す多流束モデル(ここでは、四流束モデル)(杉森ら, 1985)により式(1)で表される放射伝達過程を定式化する。

微小区間 dz に海面方向から入射する平行光束を I_x 、拡散光束を E_x 、海底方向から入射する平行光束を I_y 、拡散光束を E_y とすることにより、放射伝達過程は次式の連立微分方程式で表される。

$$\frac{dI_x}{dz} = -(a(z) + s(z))I_x \dots\dots\dots (2)$$

$$\frac{dI_y}{dz} = (a(z) + s(z))I_y \dots\dots\dots (3)$$

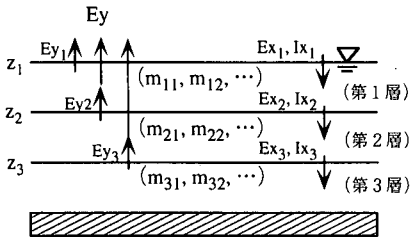


図-5 多層モデル

$$\frac{dE_{x1}}{dz} = \beta(z)s(z)I_x + (1 - \beta(z))s(z)I_y - \eta(a(z) + s(z))E_{x1} \dots\dots\dots (4)$$

$$\frac{dE_{x2}}{dz} = \eta(z)\beta(z)s(z)E_{x1-1} + \eta(z)(1 - \beta(z))s(z)E_{y1-1} - \eta(z)(a(z) + s(z))E_{x2} \dots\dots\dots (5)$$

$$\frac{dE_{xv}}{dz} = \eta(z)\beta(z)s(z)E_{xv} + \eta(z)(1 - \beta(z))s(z)E_{yv} \dots\dots\dots (6)$$

$$\frac{dE_{y1}}{dz} = -(1 - \beta(z))s(z)I_x - \beta(z)s(z)I_y + \eta(a(z) + s(z))E_{y1} \dots\dots\dots (7)$$

$$\frac{dE_{y2}}{dz} = -\eta(z)(1 - \beta(z))s(z)E_{x1-1} - \eta(z)\beta(z)s(z)E_{y1-1} + \eta(z)(a(z) + s(z))E_{y2} \dots\dots\dots (8)$$

$$\frac{dE_{yv}}{dz} = -\eta(z)(1 - \beta(z))s(z)E_{xv} - \eta(z)\beta(z)s(z)E_{yv} \dots\dots\dots (9)$$

ただし

- t : 散乱回数 ($t > 1$)
- v : 考慮する最大の散乱回数
- z : 水深
- $a(z)$: 波長 λ の光に対する媒質の吸収係数
- $s(z)$: 波長 λ の光に対する媒質の散乱係数
- $\beta(z)$: 波長 λ の光に対する前方散乱確率
- $\eta(z)$: 波長 λ の光に対する平行光束と拡散光束の透過長比

衛星で検出される光の強さは、上記連立方程式を海面から放射される光の強さ（海面での上向き放射輝度） E_y について解くことにより得られる。

3.2 逆推定法

3.1 節に示される連立方程式を水深の変数として解析的に解き、吸収係数 a および散乱係数 s に含まれる各物質の濃度パラメータを逆推定をすることは一般に非常に難しいといわれている。

そこで本研究では、図-5 に示すように、海中に存在す

表-1 各層の水深（2層分割）

2層分割	case 1	case 2
第1層	0.0-0.5[m]	0.0-0.2[m]
第2層	0.5[m]以上	0.2[m]以上

表-2 各層の水深（3層分割）

3層分割	case 1	case 2
第1層上端の水深	0.0-0.5[m]	0.0-0.2[m]
第2層上端の水深[m]	0.5-1.0[m]	0.2-0.4[m]
第3層上端の水深[m]	1.0[m]以上	0.4[m]以上

る物質とその濃度が一様と考えられる鉛直方向の層に分割し、散乱回数は1回、水深は十分深く海底からの反射を無視できると仮定し、海面から放射される光の強さ（海面での上向き放射輝度） E_y を求める手法を提案する。この場合、 E_y は波長毎に次式で表される。

$$E_y = \sum_{k=1}^n \left(E_{y_k} \prod_{i=1}^{k-1} e^{-(a_i + s_i)(z_{i+1} - z_i)} \right) \dots\dots\dots (10)$$

ただし

- n : 鉛直方向に分割する層数
- z_k : 第 k 層上面の海面からの深さ
- a_k : 第 k 層の吸収係数
- s_k : 第 k 層の散乱係数
- E_{y_k} : 第 k 層上面での上向き放射輝度
- E_{x_k} : 第 k 層上面から入射する散乱光の放射輝度
- I_{x_k} : 第 k 層上面から入射する直達光の放射輝度
- m_{kp} : 第 k 層に存在する物質 p の濃度

衛星画像センサは、バンド（チャンネル）毎に決められた波長帯の光を検出する。そのため、衛星画像の輝度値は、単一波長の光の強さである E_y を表したものではなく、決められた波長帯の光の強さの積分値である。すなわち、衛星画像の輝度値は、次式で表される E_y の波長帯積分値 E で表される。

$$E = \int_{\lambda_1}^{\lambda_2} E_y d\lambda \dots\dots\dots (11)$$

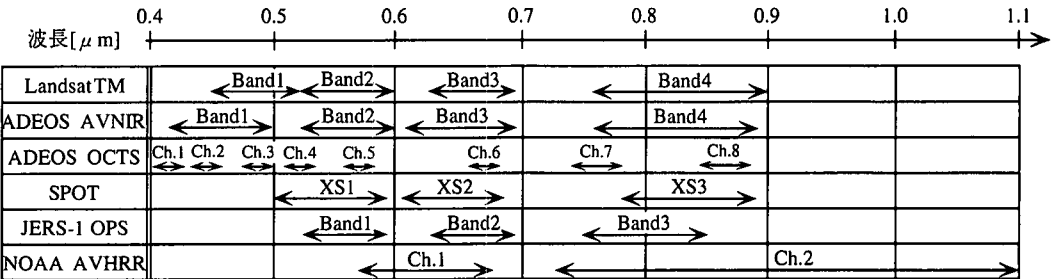
λ_1, λ_2 : バンド毎の検出波長の最小値、最大値

図-6 に、代表的な衛星の可視～近赤外域にあたる各バンドの検出波長の範囲を示す。

海中物質濃度は、まず衛星画像データから大気や海面での吸収・散乱の影響を取り除き、海面での上向きの光の強さ E_{image} を求め、式 (11) の $E = E_{\text{image}}$ として、吸収係数 a_k および散乱係数 s_k に含まれる各物質の濃度パラメータを逆推定をすることによって求めることができる。

4. 実験と結果

3.2 節で定義した逆推定法を用いて、本研究では、鉛直方向の2つあるいは3つの水層に、けい藻および土砂がそれぞれある濃度で混在している場合に、どのような精



図一六 各衛星の検出波長範囲（可視～近赤外）

度で濃度の逆推定が可能かについて、代表的な衛星データの波長域を想定したシミュレーション・データを用いて検討した。

4.1 実験方法

まず、各層の水深および各物質の層ごとの濃度を仮定し、式 (10) および式 (11) から各バンドに対する光の強さ E を求めた。その後、得られた E を入力データとして、濃度パラメータの逆推定を行い、はじめに仮定した各濃度パラメータと一致するかどうかを調べた。今回は、東京湾の赤潮時程度の濁りを想定しけい藻の濃度および各層の層厚を設定した。層厚については、鉛直方向に2層でモデル化した場合として表一1に示す case 1, case 2 の2ケース、3層でモデル化した場合として表一2に示す case 1, case 2 の2ケースについてそれぞれ推定を行った。また、逆推定の濃度初期値は真値の±200%の範囲内で適宜与えている。推定に使用したバンドは各衛星とも図一六に従っている。

4.2 濃度分布推定結果

表一3および表一4に海域を鉛直方向に2層でモデル化した場合の各衛星別の濃度推定誤差、表一5および表一6に3層でモデル化した場合の各衛星別の濃度推定誤差を示す。

表一3、表一4より、2層でモデル化した場合、Landsat

TM, ADEOS AVNIR, ADEOS OCTS での平均推定誤差は10%前後、SPOT, JERS-1 OPS, NOAA AVHRR では40-60%となっている。また、ADEOS OCTS, SPOT, JERS-1 OPS では、case 1 と case 2 の推定精度が大きく異なっている。各層での精度を比較してみると、平均推定誤差が50%より小さい場合、第1層の推定精度のほうが高くなっている。

一方、表一5、表一6より、3層でモデル化した場合、Landsat TM, ADEOS AVNIR, ADEOS OCTS での平均推定誤差は15%前後で比較的小さいものの、case 1 と case 2 の誤差の差が大きい。また、SPOT, JERS-1 OPS, NOAA AVHRR では平均推定誤差が30-60%となっており、この場合も JERS-1 OPS を除いて case 1 と case 2 の誤差の差が大きくなっている。各層別の精度は、平均推定誤差が40%より小さい場合、第2層の推定誤差が第1層および第3層に比べ大きくなっている。

また、各 case ごとに2層の場合と3層の場合の平均推定誤差を比較してみると、層数の変化により推定誤差に変動がみられるものの、各画像に共通の顕著な特徴はみられない。

以上より、2層あるいは3層の場合、Landsat TM, ADEOS AVNIR, あるいは ADEOS OCTS を用いれば、20%程度の誤差で物質濃度分布を推定できる可能性があ

表一三 衛星別海中濃度推定誤差 (case 1-2 層)

画像種類	第1層	第2層	平均誤差
Landsat TM	2.9%	8.1%	5.5%
ADEOS AVNIR	8.0%	22.5%	15.2%
ADEOS OCTS	21.3%	37.1%	29.2%
SPOT	21.2%	57.6%	39.4%
JERS-1 OPS	20.9%	56.6%	38.7%
NOAA AVHRR	63.7%	38.4%	51.0%

表一四 衛星別海中濃度推定誤差 (case 2-2 層)

画像種類	第1層	第2層	平均誤差
Landsat TM	7.0%	14.3%	10.6%
ADEOS AVNIR	8.1%	16.1%	12.1%
ADEOS OCTS	12.2%	21.4%	16.8%
SPOT	65.0%	50.5%	57.8%
JERS-1 OPS	65.4%	41.5%	53.4%
NOAA AVHRR	64.8%	42.8%	53.8%

表一五 衛星別海中濃度推定誤差 (case 1-3 層)

画像種類	第1層	第2層	第3層	平均誤差
Landsat TM	15.0%	32.5%	15.0%	20.9%
ADEOS AVNIR	3.5%	12.7%	6.8%	7.7%
ADEOS OCTS	20.0%	41.4%	18.3%	26.6%
SPOT	18.2%	58.2%	11.1%	29.2%
JERS-1 OPS	20.0%	57.0%	18.0%	31.8%
NOAA AVHRR	20.0%	67.1%	18.0%	35.2%

表一六 衛星別海中濃度推定誤差 (case 2-3 層)

画像種類	第1層	第2層	第3層	平均誤差
Landsat TM	16.1%	17.3%	16.9%	16.8%
ADEOS AVNIR	7.5%	16.9%	14.4%	12.9%
ADEOS OCTS	14.1%	19.4%	14.4%	16.0%
SPOT	64.8%	36.4%	25.2%	42.1%
JERS-1 OPS	65.2%	42.1%	4.3%	37.2%
NOAA AVHRR	64.0%	48.5%	52.5%	55.0%

表-7 各画像の波長特性

画像種類	可視近赤外 バンド数	波長範囲 [μm]	0.4-0.9[μm] のカバー率
Landsat TM	4	0.450-0.900	70%
ADEOS AVNIR	4	0.420-0.890	74%
ADEOS OCTS	8	0.402-0.885	40%
SPOT	3	0.500-0.890	52%
JERS-1 OPS	3	0.520-0.850	46%
NOAA AVHRR	2	0.580-1.100	55%

ることがわかった。

5. 推定精度に関する考察

以上の推定結果より、使用した衛星や層分割の条件によって精度のパラツキが非常に大きいことがわかった。まず、使用した衛星画像による推定精度のパラツキを引き起こす要因について考察を行うため、各衛星ごとに使用した画像のバンド数、観測波長範囲、および水質推定に有効であるといわれている可視～近赤外波長域（ここでは0.4-0.9 μm）に対する各画像の観測可能波長域の比（以下カバー率と呼ぶ）を調べた（表-7）。

まず、逆推定アルゴリズム上、与えられる観測データ数（バンド数）は推定精度に大きな影響を与える。一般的には、観測値に誤差が含まれない場合、バンド数が多い方が推定精度が上がると考えられる。今回比較を行った画像の中では、ADEOS OCTSの8バンドが最も多く、Landsat TM、ADEOS AVNIRが4バンド、SPOTおよびJERS-1 OPSが3バンド、NOAA AVHRRが2バンドとなっているが、必ずしもバンド数の多いADEOS OCTSの精度が高いとはいえない。

次に、筆者らのこれまでの研究（宮崎ら、1996）により、濃度の推定精度に及ぼす観測波長域の影響が大きいたことが明らかになっている。今回使用した衛星画像の中で比較的高い精度の出ているLandsat TM、ADEOS AVNIR、ADEOS OCTSに共通する特徴として、0.4-0.5 μmの光が観測波長域に入っていることが挙げられる。

また、カバー率に着目してみると、どのような条件の場合にも比較的良好な精度で推定できるLandsat TM、ADEOS AVNIRはともに70%以上で、他の衛星画像に比べカバー率が高いことがわかった。一方、ADEOS OCTSのカバー率は40%と今回使用した画像の中で最も低かった。なお、NOAA AVHRRは推定精度は低いですが、カバー率は比較的高い。

これより、バンド数が多くないにもかかわらず比較的高い精度の出ているLandsat TM、ADEOS AVNIRは、観測波長範囲が広くカバー率も高いこと、また、バンド

数が多く観測波長範囲が広いにもかかわらず高い精度ででないADEOS OCTSは、カバー率が低いことがわかった。以上より、逆推定精度に、観測データ数（バンド数）、観測波長域とともに観測波長のカバー率が重要である可能性があることがわかった。

なお、今回の実験の結果、層ごとに推定精度が大きく異なることがわかったが、その原因については今後検討する予定である。

6. おわりに

本論文では、シートゥルースデータとの経験的な回帰関係式や統計的手法によってではなく、波長による光の水中透過率の違いを利用した光学理論に基づき衛星リモートセンシング画像解析を行い、複数物質が混在する水域の各々の物質濃度の鉛直構造を逆推定し得る可能性を明かにした。その際、濃度の推定精度にバンド数や観測波長域の影響とともに観測波長のカバー率が影響している可能性が明確になった。なお、今回の実験の結果、層ごとに推定精度が大きくこととなりことがわかったが、その原因については今後検討する予定である。また、今回多くの実験例を示すことは出来なかったが、逆推定の可能性が明らかになったことにより、今後様々な濃度についての実験を多数行い、手法のロバスト性について検討して行く予定である。

さらに今後、各海中物質の光学的特性を明確にすると同時に、衛星の運行に合わせ、海域での濃度データの収集を行い、本手法の実用性について検討していく予定である。

謝辞：本研究を行うにあたって、千葉県水質保全研究所の小倉久子氏には有益なデータを提供して頂いた。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 小倉久子・佐藤正春（1994）：赤潮等プランクトン調査，平成6年度千葉県水質保全研究所年報，pp. 55-62.
- 杉森康宏・坂本 亘（1985）：海洋環境光学，東海大学出版会。
- 宮崎早苗・八木 宏・小倉久子・灘岡和夫（1995）：衛星画像解析に基づく東京湾の青潮発生状況把握の試み，海岸工学論文集，第42巻，pp. 1076-1080.
- 宮崎早苗・灘岡和夫・八木 宏（1996）：光学理論に基づく海域内物質濃度の逆推定法，海岸工学論文集，第43巻，pp. 1261-1265.
- Kimura, N., Y. Okada (1997): Estimation of vertical profile of chlorophyll concentration around the antarctic peninsula derived from CZCS images by the statistical method, Proc. NIPR Sympo. Polar Biology, No. 10.