

八郎湖を対象とした  
リモートセンシングデータの分解能向上手法と  
水質状況推定法の開発に関する研究

2022

松 井 解



## 内容梗概

2015 年に開催された国連サミットにおいて、持続可能な開発目標(SDGs)として 17 の目標が採択された。また、SDGs 6 および SDGs 14 においては、水領域を対象とした水質汚濁の減少と水質改善の必要性が掲げられている。さらに、水質汚濁の実例としては、アオコの発生などが挙げられ、農業用水として用いた際の農作物への被害など、地域住民の安全な水利用への課題となっている。このため、水域環境の保全と回復が望まれており、水質汚濁状況の把握を目的とした定期的な水質調査が実施されている。一般的な水質調査は、対象となる水域から直接採水し、それらを分析する方法が用いられている。しかしながら、この方法では極めて局所的な水質データは得られるものの、目的とする水域全体の水質状況を把握することは困難である。したがって、水質汚濁発生の検知と究明に向けて、水域全体を対象とする水質状況推定法の開発は必要不可欠である。

一方、人工衛星によるリモートセンシングは、地球規模のデータを周期的に観測できる。また、Unmanned Aerial Vehicle(UAV)は、衛星データと比較して観測範囲は低下するものの、分解能の高いデータが取得可能である。このため、リモートセンシングデータを用いた水質状況推定に関する検討が行われている。リモートセンシングデータを用いて水質状況を推定する場合、リモートセンシングデータとそれに同期した水質データを用い、回帰分析に基づいて水質推定結果を作成するのが一般的である。しかしながら、リモートセンシングデータには種々のあいまいさが含まれていることや、解析に用いる水質データが必ずしも取得できないといった課題を有する。また、リモートセンシングデータを対象とした水質状況推定に関する研究において、入力特徴量は一般的にリモートセンシングから得られる情報のみである。しかしながら、対象水域の要素に基づく特徴量を用いることは、多角的な解析を可能とし、推定精度の向上に寄与すると考える。さらに、衛星データを対象とした水質状況推定において、データの分解能に起因して解析精度が低下する可能性があることが課題とされている。このことから、リモートセンシングデータの分解能向上に関する検討が行われているが、水域を対象とした研究事例は少なく、水質状況推定への適用性は十分に評価されていない。

そこで本論文では、水質汚濁発生の検知とその精度向上に向けて、水域全体を対象とする水質状況推定に関する上記の検討項目について研究を行い、工学上の進歩に寄与することを目的とする。すなわち、①リモートセンシングデータのみを用いた水質状況推定法、②リモートセンシングデータおよび水位・水温情報に基づく水質状況推定法の開発、ならびに③リモートセンシングデータを対象とした分解能向上法の開発に関する検討を行い、工学上の進捗に寄与することを目的とする。本論文は全 6 章により構成されている。

第 1 章を緒論とし、本研究の背景を述べ、本論文の主題である水質状況推定に関する検討について、現在までの研究状況を概観した。また、本研究の目的および本研究に対する筆者の立場、ならびに本論文の内容について述べている。

第 2 章では、本研究の対象地域および水質汚濁の現状について述べた。また、本研究で対象としたリモートセンシングデータおよび水質項目について述べた。

第 3 章では、リモートセンシングデータのみを対象とした水質状況推定法である Fuzzy c-means 法(FCM)を用いた水質状況推定に関して検討を加えた。検討には、Terra ASTER および Landsat-8 OLI により取得された 5 シーンのデータを用いた。また、FCM による推定結果の有用性を評価するため、対象地域の汚濁状況および実測された水質データに基づく水質状況との比較を行った。その結果、水面にアオコが発生する 8 月および 9 月のデータを対象とした FCM による推定結果は、対象地域の汚濁状況と大局的に一致することを示した。

第 4 章では、リモートセンシングデータおよび水位・水温情報に基づく水質状況推定法に関して検討を行った。検討には、Terra ASTER の可視・近赤外域および熱赤外域から取得されたデータを用いた。はじめに、対象地域の水深情報および ASTER データ取得時の水位情報を用いて、対象地域全体の水位情報を算出した。次に、ASTER データの熱赤外域のデータを対象とし、水温情報を算出した。その後、ASTER データにおける可視・近赤外域の情報に基づき、Fuzzy 回帰分析により SS 推定値を算出した。最後に、可視・近赤外域データ、水位情報、水温情報、ならびに SS 推定値を用いてニューラルネットワーク(NN)による学習を行い、SS 推定結果を作成した。実測された SS と比較した結果、提案した手法は対象地域の水位に基づく汚濁状況の差異が学習可能であり、SS の推定精度が向上する結果を得た。

第 5 章では、リモートセンシングデータの分解能を向上させる手法に関して検討を行った。具体的には、UAV データを対象とし、NN に基づく分解能向上手法を提案した。検討には、UAV データ(高分解能データ)および粗視化処理を施し、分解能を低下させたデータ(低分解能データ)を用いた。また、提案手法の水質状況推定への適用性を評価するため、実測された水質データを用いて水質推定結果を作成した。さらに、分解能を向上させたデータ(分解能向上データ)と高分解能データとの一致度を kappa 係数により算出し、有用性を評価した。その結果、可視域(青)および可視域(赤)のバンド比を入力特徴量とした分解能向上データは、比較手法(bicubic 法)により作成された画像と比較して、汚濁状況の激しい領域における分解能が向上していることを明らかにした。

第 6 章は結論とし、本研究で得られた主な成果と本論文の工学的意義および今後に残された課題について述べている。

## 目 次

<b>第1章 緒論</b>	<b>1</b>
1.1 本研究の背景	1
1.2 リモートセンシングの概説	2
1.3 関連研究	3
1.3.1 リモートセンシングデータを用いた水質状況推定に関する 関連研究	3
1.3.2 リモートセンシングデータに加えて対象水域の要素を考慮 した水質状況推定に関する関連研究	4
1.3.3 水質状況推定を目的としたリモートセンシングデータの 分解能向上に関する関連研究	5
1.4 本研究の目的	6
1.5 本論文の内容	7
1.6 本論文で用いる主な用語	8
第 1 章 参考文献	9
 <b>第2章 対象地域および使用データ</b>	 <b>13</b>
2.1 対象地域	13
2.1.1 秋田県八郎湖	13
2.1.2 専門家による水質状況	15
2.1.3 アオコによる水質汚濁	16
2.2 リモートセンシングデータ	17
2.2.1 Terra ASTER	17
2.2.2 Landsat-8 OLI	19
2.2.3 Phantom 4 Pro	20
2.3 水質項目	21
第 2 章 参考文献	22
 <b>第3章 リモートセンシングデータを用いた八郎湖における Fuzzy c-means 法 による水質状況推定</b>	 <b>23</b>
3.1 はじめに	23
3.2 使用データ	25
3.2.1 使用データの選定基準	25
3.2.2 ASTER データ	26
3.2.3 OLI データ	26
3.2.4 水質データ	29
3.3 解析手法	32
3.3.1 解析の流れ	32

3.3.2 前処理 .....	33
3.3.3 Fuzzy c-means 法による推定結果の作成 .....	35
3.3.3.1 Fuzzy c-means 法 .....	35
3.3.3.2 レベルスライス処理 .....	36
3.3.4 Fuzzy 回帰分析による推定結果の作成 .....	37
3.3.4.1 Fuzzy 回帰分析 .....	37
3.3.4.2 Fuzzy レベルスライス処理 .....	39
3.4 解析結果 .....	41
3.4.1 Fuzzy c-means 法による推定結果 .....	41
3.4.2 水質状況解析 .....	44
3.4.2.1 Fuzzy 回帰分析における解の選定 .....	44
3.4.2.2 Fuzzy c-means 法および Fuzzy 回帰分析による 推定結果の比較 .....	45
3.4.2.3 水質状況解析結果 .....	46
3.5 3章のまとめ .....	51
第3章 参考文献 .....	52

#### 第4章 水位・水温情報を用いたニューラルネットワークによる水質状況推定法

に関する検討 .....	54
4.1 はじめに .....	54
4.2 使用データ .....	55
4.2.1 ASTER データ .....	55
4.2.2 水深データ .....	57
4.2.3 水温データ .....	58
4.2.4 水質データ .....	59
4.3 解析手法 .....	60
4.3.1 解析の流れ .....	60
4.3.2 幾何補正処理 .....	61
4.3.3 マスク処理 .....	62
4.3.4 Fuzzy 回帰分析 .....	62
4.3.5 提案手法 .....	63
4.3.5.1 概要 .....	63
4.3.5.2 ネットワーク構成 .....	64
4.3.5.3 学習データセット .....	66
4.4 結果および考察 .....	67
4.4.1 水質推定精度 .....	67
4.4.1.1 水質推定精度の算出 .....	67
4.4.1.2 提案手法および Fuzzy 回帰分析における水質推定精度 .....	67

4.4.2 考察 .....	68
4.4.2.1 提案手法および Fuzzy 回帰分析による推定結果の比較 .....	68
4.4.2.2 汚濁程度が環境基準値を上回るデータを対象とした 推定結果 .....	70
4.4.2.3 学習データセットに起因する推定精度の差異 .....	71
4.4.3 提案手法の精度向上の条件に関する検討 .....	72
4.4.3.1 学習データセットに関する解析 .....	72
4.4.3.2 テクスチャ特徴量 dissimilarity に着目した解析 .....	75
4.5 4章のまとめ .....	77
第4章 参考文献 .....	78

## 第5章 UAV データのバンド比を用いたニューラルネットワークによる

分解能向上法に関する検討 .....	80
5.1 はじめに .....	80
5.2 使用データ .....	82
5.2.1 UAV データ .....	82
5.2.2 水質データ .....	85
5.3 提案手法 .....	86
5.3.1 解析の流れ .....	86
5.3.2 オルソモザイク画像の作成 .....	88
5.3.3 Non-Local Mean フィルタによるノイズ除去処理 .....	88
5.3.4 低分解能データの作成 .....	89
5.3.5 ニューラルネットワークを用いた分解能向上 .....	89
5.3.5.1 概要 .....	89
5.3.5.2 ハイパーパラメータの設定 .....	90
5.3.5.3 学習モデルの作成 .....	92
5.3.5.4 学習データセット .....	92
5.3.6 SS 推定結果の作成 .....	94
5.3.7 比較手法 .....	94
5.3.8 評価指標 .....	94
5.3.8.1 Peak signal-to-noise ratio .....	94
5.3.8.2 kappa 係数 .....	94
5.4 結果および考察 .....	95
5.4.1 提案手法による推定結果の精度 .....	95
5.4.1.1 入力特徴量に起因する精度の差異 .....	95
5.4.1.2 学習データセットに起因する精度の差異 .....	96
5.4.1.3 アオコ発生状況に起因する精度の差異 .....	97
5.4.2 提案手法の水質状況への適用性の評価 .....	98

5.4.2.1 解の選定 .....	98
5.4.2.2 SS 推定結果の精度評価 .....	99
5.4.2.3 局所領域における精度評価 .....	101
5.5 5章のまとめ .....	103
第5章 参考文献 .....	104
 第6章 結論 .....	 106
6.1 本論文により得られた主な知見 .....	106
6.2 本論文の工学的意義 .....	109
6.3 今後に残された諸問題 .....	110
謝辞 .....	111
 本研究に関する発表論文 .....	 113



## 第 1 章 緒論

### 1.1 本研究の背景

2015 年に開催された国連サミットにおいて、持続可能な開発目標(SDGs)として 17 の目標が採択された。また、SDGs 6 および SDGs 14 においては、水領域を対象とした水質汚濁の減少と水質改善の必要性が掲げられている<sup>[1]</sup>。一方、日本における水質汚濁の現状として、11 の湖沼において水質環境基準を保つための総合的な施策が必要とされている<sup>[2]</sup>。秋田県八郎湖や茨城県霞ヶ浦などがその対象として指定されており、富栄養化に伴うアオコや赤潮の発生および景観の悪化などの被害が発生している。このため、水域環境の保全と回復が望まれており、水質汚濁状況の把握を目的とした定期的な水質調査が実施されている。一般的な水質調査は、対象となる水域から直接採水し、それらを分析する方法が用いられている<sup>[3,4]</sup>。しかしながら、この方法では極めて局所的な水質データは得られるものの、調査水域が広域である場合、目的とする水域全体の水質状況を把握することは困難である。したがって、水質汚濁発生の検知と原因の究明に向けて、水域全体を対象とする水質状況推定法の開発は必要不可欠である。

一方、広域性・瞬時性などの特徴を有するリモートセンシングは、水質状況の推定に有用であると考えられる。リモートセンシングとは、プラットフォームに搭載されたセンサから複数の波長帯の電磁波を放射し、物体固有の特徴データを取得する技術である<sup>[5]</sup>。1972 年に打ち上げられた地球観測衛星 Landsat-1 の成功に伴い、一般にも広くリモートセンシングが普及し始め、数多くの分野で活用されている<sup>[6-8]</sup>。したがって、リモートセンシング技術の水質状況推定に活用することは、直接採水による方法と比較して広範囲の水質状況の把握を可能にし、水質汚濁発生の検知と原因の究明に寄与する。従来、リモートセンシング技術を活用した水質状況推定に関する様々な研究が行われている<sup>[9-12]</sup>。

## 1.2 リモートセンシングに関する概説

1960 年に米国により最初のリモートセンシング衛星である Television and Infrared Observation Satellite(TIROS)が打ち上げられた。さらに、1972 年における Landsat-1 の打ち上げの成功に伴い、一般にも広くリモートセンシングが普及し始めた。Landsat-1 の打ち上げ以来、リモートセンシングデータシステムの数とその多様性も飛躍的に増大している [5,13]。

現在、リモートセンシングは地球環境の観測を目的とし、多数の人工衛星が地球を周回している。また、リモートセンシングは広域性・瞬時性・非接触性などの特徴を有し、水資源のモニタリング・マッピング、災害の監視・予測、気象現象、ならびに農業生産物のモニタリングなどの分野における解析に利用されている。さらに、近年では安価で小型のプラットフォームである Unmanned Aerial Vehicle(UAV)を用いたデータ取得が行われている。UAV により取得されたデータは、衛星データと比較して、高い空間分解能を有する。この特徴を活かし、衛星データの空間分解能では捉えることができない観測対象に対する解析に利用されている [14,15]。

リモートセンシングは、搭載されるセンサにより電磁波を検出し、対象物の情報を取得する。物体から反射・放射される電磁波の強さは、物体の種類や状態によって異なり、それぞれ固有の情報を有する。このため、センサで複数の波長帯に分けて比較すると、波長ごとの物体固有の特徴データを取得することができる。

データ取得に用いられるセンサは、受動センサと能動センサに大別される。受動センサは自然に存在する電磁波を検出するものであり、人工衛星 Terra の Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer(ASTER)センサ [16]、人工衛星 Landsat-8 の Operational Land Imager(OLI)センサ [17]などが挙げられる。また、UAV に搭載されるセンサも一般的には受動センサである。一方、能動センサは電磁波を放出してシステムに戻ってくる信号を検出する。代表的なものに陸域観測技術衛星だいち(Advanced Land Observing Satellite: ALOS)のフェードアレイ方式 L バンド合成開口レーダ(Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar: PALSAR) [18]などがある。また、受動センサはさらに 2 種類に区別され、一つは物体から放射される紫外、可視、近赤外、ならびにマイクロ波の領域における電磁波を検出するもの、もう一つは物体から放出される熱放射を検出するもの(熱赤外領域)である。一方、能動センサはあらゆる種類の電磁波を利用できる。

### 1.3 関連研究

#### 1.3.1 リモートセンシングデータを用いた水質状況推定に関する関連研究

リモートセンシングデータを用いて水質状況を推定する場合、リモートセンシングデータとそれに同期した水質データを用い、回帰分析に基づいて水質推定結果を取得するのが一般的である<sup>[9-12]</sup>。例えば、水域から取得した約 30～40 点のクロロフィル a や浮遊物質濃度などの値と、Landsat-8 OLI センサにより取得された可視域(赤)の情報を用いて、水域全体における汚濁状況の把握を可能にしている<sup>[9]</sup>。しかしながら、回帰分析を用いて良好な結果を得るためには、数十点～十数点以上の実測した水質データを用意する必要がある。また、多数の水質データを取得できたとしても、リモートセンシングデータには各種外乱(大気効果、水面効果、計測系のノイズなど)やセンサの地上分解能に起因するあいまいさが包含されているため、解析精度は低下する場合がある<sup>[19]</sup>。このことから、データに含まれる種々のあいまいさを考慮した Fuzzy 理論に基づく回帰分析による水質状況推定に関して検討が行われている<sup>[20-23]</sup>。その結果、対象地域から取得された 5 地点の水質情報を用いることで、良好な水質推定結果が作成されることを明らかにしている。

リモートセンシングデータと同期する水質データは、必ずしも取得できるわけではなく、水質推定結果の作成機会が限定されるという課題を有する。このため、リモートセンシングデータのみを対象とした Fuzzy c-means 法(以下、FCM と略記する)による水質状況推定に関して検討が行われている<sup>[24]</sup>。また、Fuzzy 理論に基づくクラスタリング手法であるため、データに含まれるあいまいさを考慮した水質推定結果を作成している。その結果、FCM による水質推定結果は対象地域の汚濁状況と一致することを明らかにしている。しかしながら、解析対象としたデータが少なく、FCM による水質推定結果の有用性に関して詳細な解析を行うまでには至っていない。

### 1.3.2 リモートセンシングデータに加えて対象水域の要素を考慮した水質状況推定に関する関連研究

1.3.1 項で述べたように、リモートセンシングデータを対象とした水質推定結果は、任意の波長帯で取得された輝度値(Digital Number(DN)値)に基づいて作成される。また、各波長帯の DN 値を組み合わせた特徴量や演算処理によって作成された特徴量を用いることは、対象物における反射率の差異に基づく特徴を取得可能にするため、数多く利用されている<sup>[25-27]</sup>。例えば、アオコが発生した水域を対象とした濁度の推定やクロロフィル濃度の把握のため、G 成分を用いたバンド比を対象とする研究が行われている<sup>[27]</sup>。

一方、水域の地形情報、水温、気象状況などは水質状況と関連を有する<sup>[28-30]</sup>。例えば、水位は水の流入や風による縦方向の水循環に変化を生じさせ、水質状況に影響を及ぼす。また、水温や日照量は、アオコ発生の要素として挙げられている。さらに、水面下における太陽光の影響は、水深が深くなるごとに低減される。

したがって、水質推定結果の作成時にリモートセンシングデータに加え、対象水域の要素に基づく特徴量を用いることは、多角的な解析を可能とし、水質状況推定の精度向上に寄与すると考える。従来、水域の構造や気象状況などを用いる場合、水質変動シミュレーションモデルを行うのが一般的である<sup>[31-33]</sup>。しかしながら、精度の高いシミュレーションの実施には、大規模なデータセットを用意する必要があるため、必ずしもすべての水域で適用できるわけではない<sup>[31]</sup>。また、水質状況の把握を目的として、リモートセンシングデータと対象水域の要素に基づく特徴量を組み合わせた検討を行っている研究は少ない<sup>[32,33]</sup>。さらに、アオコが発生した水域を対象とした研究事例は、ほとんど見当たらない。

### 1.3.3 水質状況推定を目的としたリモートセンシングデータの分解能向上に関する関連研究

人工衛星から取得されたデータは、数十 km の広域情報を取得できるため、高域の情報を対象とした解析が可能である。このため、1.3.1 項および 1.3.2 項で述べたように、衛星データは対象水域全体を対象とした水質状況推定に用いられている。しかしながら、分解能が数 m から数十 m であることに起因し、複数の分類対象がデータ内の 1 画素として表現される場合がある。したがって、局所的な状況を示す水質データとの対応付けが困難となり、推定結果は必ずしも水質状況を反映しない場合が生じる<sup>[34,35]</sup>。

一方、UAV から取得されたデータは詳細な分解能のデータが取得可能であり、任意のタイミングにおけるデータの取得も可能である。しかしながら、UAV データの伝送距離や飛行時間に起因し、広範囲を対象としたデータの取得は困難である。したがって、広域的かつ高精度な水質状況推定を実現するためには、詳細な分解能を有する UAV データを基に、広域の情報を有する衛星データの分解能を向上させる手法の開発が必要である。

従来研究において、bicubic 法などの画像補間法<sup>[36]</sup>、スパースコーディング<sup>[36]</sup>に基づく辞書を用いた手法、ならびにニューラルネットワーク(以下、NN と表記する)<sup>[37]</sup>および多層 NN を用いた分解能向上について研究が行われている<sup>[38,39]</sup>。しかしながら、従来研究が対象とする領域は、土地被覆状況の把握が水域と比べて容易な都市域のみである場合が多い<sup>[38, 40]</sup>。また、水域は都市域と比べて水面情報の変化が激しく、特徴の抽出が困難であるため、湖や河川などを検討対象から除外する場合がある<sup>[38,40]</sup>。さらに、対象とする領域に水域が含まれている研究であっても、土地被覆分類の精度評価に留まっており、水質状況推定への適用性は十分に評価されていない<sup>[41,42]</sup>。

従来、単一の反射帯域から得られた特徴量を分解能向上に用いることが一般的に行われてきた。しかしながら、単一の反射帯域から得られた情報では、水域における精度向上が必ずしも認められない場合がある<sup>[42]</sup>。したがって、水域における分解能を向上できる特徴量の把握が重要である。

## 1.4 本研究の目的

リモートセンシングデータを対象とした水質状況推定は、対象地域全体における水質状況の把握を可能にする。しかしながら、リモートセンシングデータには種々のあいまいさが含まれていることや、解析に用いる水質データが必ずしも取得できないといった課題を有する。一方、FCM は使用データをリモートセンシングデータのみとし、データのあいまいさを考慮可能とする水質状況推定法である。このため、FCM は低コストかつ高頻度な水質状況推定に寄与すると考える。しかしながら、FCM による水質推定結果の作成に関する検討は、解析に用いたデータが少ないことから、有用性に関する詳細な解析には至っていない。したがって、解析データを増やし、FCM により得られる推定結果と水質項目との関連性を明らかにする必要がある。

また、従来研究において水質推定結果の作成時に用いられる入力特徴量は、リモートセンシングデータのみであった。一方、対象地域の水位情報や、水温情報は汚濁状況と関連性を有する。また、対象地域の水深を把握している場合、1 地点から得られた水位情報に基づき、全体の水位情報を算出できる。さらに、熱赤外域の波長帯を取得できる Terra ASTER センサなどは、水面の水温情報を算出可能である<sup>[43]</sup>。したがって、リモートセンシングデータおよび水位・水温情報を用いて分類することは、対象地域の汚濁状況を考慮した水質推定結果を作成可能にし、水質状況推定の精度向上に寄与すると考える。

さらに、衛星データを対象とした水質状況推定において、データの分解能に起因して解析精度が低下する可能性があることが課題とされている。このことから、リモートセンシングデータの分解能向上に関する検討が行われているが、水域を対象とした研究事例は少なく、水質状況推定への適用性は十分に評価されていない。また、分解能の精度向上に寄与する特徴量に関する検討が必要である。したがって、水質状況推定における解析精度の向上を目的とし、リモートセンシングデータの分解能を擬似的に向上させる手法の開発が必要である。

そこで本論文では、水質汚濁発生の検知とその精度向上を目的とし、水域全体を対象とする水質状況推定に関する上記の検討項目について研究を行い、工学上の進歩に寄与することを目的とする。すなわち、①リモートセンシングデータのみを用いた水質状況推定法、②リモートセンシングデータおよび水位・水温情報に基づく水質状況推定法の開発、ならびに③リモートセンシングデータを対象とした分解能向上法の開発に関する検討を行い、工学上の進捗に寄与することを目的とする。

## 1.5 本論文の内容

本論文は全 6 章により構成され、第 1 章を緒論とし、第 2 章では対象地域および使用データについて述べた。

第 3 章では、リモートセンシングデータのみを対象とした水質状況推定法である FCM を用いた水質状況推定に関して検討を加えた。検討には、Terra ASTER および Landsat-8 OLI により取得された 5 時期のデータを用いた。また、FCM による推定結果の有用性を把握するため、対象地域の汚濁状況および実測された水質データに基づく水質状況との比較を行った。その結果、水面にアオコが発生する 8 月および 9 月のデータを対象とした FCM による推定結果は、対象地域の汚濁状況と大局的に一致することを示した。また、近赤外域の結果において水質項目 Suspended Solid(SS)の水質状況と特に強い関連があることを明らかにした。

第 4 章では、リモートセンシングデータおよび水位・水温情報に基づく水質状況推定法に関して検討を行った。検討には、Terra ASTER の可視・近赤外域および熱赤外域から取得されたデータを用いた。はじめに、対象地域の水深情報および ASTER データ取得時の水位情報を用いて、対象地域全体の水位情報を算出した。次に、ASTER データの熱赤外域のデータを対象とし、水温情報を算出した。その後、Fuzzy 回帰分析を用いて、ASTER データにおける可視・近赤外域の情報に基づき、SS の推定値を算出した。最後に、可視・近赤外域データ、水位情報、水温情報、ならびに SS 推定値を用いて NN による学習処理を実施し、SS 推定結果を作成した。実際に測定された SS と比較した結果、提案した手法は対象地域の水位に基づく汚濁状況の差異が学習可能であり、SS の推定精度が向上する結果を得た。

第 5 章では、水質状況推定における解析精度の向上を目的とし、リモートセンシングデータの分解能を向上させる手法に関して検討を行った。具体的には、UAV データを対象とし、NN に基づく分解能向上手法を提案した。検討には、UAV データ(高分解能データ)および粗視化処理を施し、分解能を低下させたデータ(低分解能データ)を用いた。はじめに、分解能の精度向上に寄与する学習データセットの条件およびモデル作成時の入力特徴量に関して検討した。次に、提案手法の水質状況推定への適用性を評価するため、実測された水質データを用いて水質推定結果を作成した。最後に、分解能を向上させたデータ(分解能向上データ)と高分解能データとの一致度を kappa 係数により算出し、有用性を評価した。その結果、可視域(青)および可視域(赤)のバンド比を入力特徴量とした分解能向上データは、比較手法(bicubic 法)により作成された画像と比較して、汚濁状況の激しい領域における分解能が向上していることを明らかにした。

第 6 章は結論とし、本論文で得られた主な成果と本論文の工学的意義および今後に残された課題について述べている。

## 1.6 本論文で用いる主な用語

本論文で使用する用語について、以下に解説を加える．なお、用語については文献[5], [13], [28], [37], [44]を参考にしてまとめた．

- **富栄養化**  
湖沼に窒素やリンなど栄養物質が多く流入し、その栄養物質の濃度が高くなること．
- **全循環**  
湖沼において、表層の水と湖底の水が完全に混じり合う現象．
- **地上分解能**  
リモートセンシングデータ 1 画素の 1 辺に対応する地上の距離．
- **観測幅**  
リモートセンシングデータの 1 シーンの縦幅および横幅．
- **輝度情報(Digital Number(DN)値)**  
リモートセンシングデータにおいて、各画素における地表からの反射光の強さに対応した値．
- **バンド**  
リモートセンシングデータのセンサに用いられる特定の波長帯．通常、上限値から下限値の波長[m]で示される．同一センサが複数のバンドを有する場合、各バンドに番号を付すのが通例である．
- **ニューラルネットワーク(NN)**  
人間の神経回路を数学的にモデル化したものであり、生物のニューロンが互いに信号を贈り合う様子を模倣したものである．NN における各ユニットは、入力層、隠れ層、ならびに出力層の層で構成されている．
- **活性化関数**  
NN に用いられる関数．この関数を導入することで、ニューロンの出力が非線形となり、より複雑なタスクを実行可能とさせる．
- **訓練データ**  
機械学習でモデルを作成するためのデータ．訓練データを使って、予め定められたタスクを解決するように、機械学習のパラメータが調整される．
- **テストデータ**  
機械学習で作成されたモデルの精度を確認するためのデータ．テストデータには、訓練データに未使用のデータを用いる．



## 第 1 章 参考文献

- [1] 外務省—Japan SDGs :  
<https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/oda/sdgs/statistics/goal6.html> (Accessed 2022/1/7)
- [2] 環境省—湖沼水質保全計画  
<https://www.env.go.jp/water/kosyou/keikaku/html/index.html> (Accessed 2022/1/7)
- [3] 西條八束, 三田村緒佐武:「新編 湖沼調査法」, 講談社 (1995)
- [4] 武田育郎:「よくわかる水環境と水質」, オーム社 (2010)
- [5] The Remote Sensing Society of Japan:「Remote Sensing -An Introductory Textbook-」,  
丸善プラネット株式会社 (2013)
- [6] C.A. Knight, R.E. Tompkins, J.A. Wang, R. York, M.L. Goulden, J.J. Battles: “Accurate tracking of forest activity key to multi-jurisdictional management goals: A case study in California”, *Journal of Environmental Management*, Vol. 302, Article number 114083 (2022)
- [7] T. Chen, C. Song, P. Zhan, J. Yao, Y. Li, J. Zhu: “Remote sensing estimation of the flood storage capacity of basin-scale lakes and reservoirs at high spatial and temporal resolutions”, *Science of the Total Environment*, Vol. 807, Article number 150772 (2022)
- [8] S. Sarchani, K. Seiradakis, P. Coulibaly, I. Tsanis: “Flood inundation mapping in an ungauged basin”, *Water (Switzerland)*, Vol. 12, No. 6, Article number 153 (2020)
- [9] A.K.M.A. Hossain, C. Mathias, R. Blanton: “Remote sensing of turbidity in the tennessee river using landsat 8 satellite”, *Remote Sensing*, Vol. 13, No. 18, Article number 3785 (2021)
- [10] B. Alvado, X. Sòria-Perpinyà, E. Vicente, J. Delegido, P. Urrego, A. Ruíz-Verdú, J.M. Soria, J. Moreno: “Estimating organic and inorganic part of suspended solids from sentinel 2 in different inland waters”, *Water (Switzerland)*, Vol. 13, No. 18, Article number 2453 (2021)
- [11] R.L.S. Dias, D.D. da Silva, E.I. Fernandes-Filho, C.H. do Amaral, E.P. dos Santos, J. F. Marques, G.V. Veloso: “Machine learning models applied to TSS estimation in a reservoir using multispectral sensor onboard to RPA”, *Ecological Informatics*, Vol. 65, Article number 101415 (2021)
- [12] R.M. Khan, B. Salehi, M. Mahdianpari, F. Mohammanimanesh, G. Mountrakis, L.J. Quackenbush: “A meta-analysis on harmful algal bloom (Hab) detection and monitoring: A remote sensing perspective”, *Remote Sensing*, Vol. 13, No. 21, Article number 4347 (2021)
- [13] 久世宏明, 飯倉善和, 竹内章司, 吉森久:「リモートセンシングの基礎[第 2 版]」, 森北出版株式会社 (2005)

- [14] R. McEliece, S. Hinz, J. -M. Guarini, J. Coston-Guarini: “Evaluation of nearshore and offshore water quality assessment using UAV multispectral imagery”, *Remote Sensing*, Vol. 12, No. 14, Article number 2258 (2020)
- [15] D. Wu, R. Li, F. Zhang, J. Liu: “A review on drone-based harmful algae blooms monitoring”, *Environmental Monitoring and Assessment*, Vol. 191, No. 4 Article number 211 (2019)
- [16] M. Abrams, S. Hook, B. Ramachandran : 「ASTER User Handbook version 2.0」, NASA (2002)
- [17] USGS 編集 : 「LANDSAT 8 (18) DATA USERS HANDBOOK version 2.0」, USGS (2016)
- [18] 独立行政法人宇宙航空研究開発機構(JAXA)編集 : 「地球観測データ利用ハンドブック, ALOS 編・C 改定版」, 独立行政法人宇宙航空研究開発機構(JAXA) (2008)
- [19] 西田眞, 大塚敬: 「衛星画像データによる水質分布解析へのファジィ回帰分析の適用と可能性推定結果の作成」, 電気学会論文誌 C, Vol.115-C, No.3, pp.381–388 (1995)
- [20] Y. Kageyama, M. Nishida: “Water Quality Analysis based on Remote Sensing Data and Numerical Model”, *Journal of Geography*, Vol. 109, No. 1, pp. 27–36 (2000)
- [21] D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai, A. Motozawa: “Water Quality Analysis in Lake Hachiroko, Japan, Using ALOS AVNIR-2 Data”, *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, Vol. 8, No. 6, pp. 627–633 (2013)
- [22] D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai, C. Kasai: “Water Quality Analysis of Lake Hachiroko, Japan, using ALOS PALSAR Data”, *International Journal of the Society of Materials Engineering for Resources*, Vol .20, No. 2, pp. 175–180 (2014)
- [23] D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai: “Analysis of water quality of Lake Hachiroko, Japan, using fuzzy multiple regression model with ALOS AVNIR-2 data”, *Journal of Advanced Computational Intelligence & Intelligent Informatics*, Vol. 20, No. 6, pp. 992–1003 (2016)
- [24] Y. Kageyama, A. Izumi, M. Nishida, H. Yokoyama: “Application of Fuzzy C-means for Understanding Water Quality in Lake Hachiroko, Japan”, *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, Vol .11, No. 6, pp. 835–837 (2016)
- [25] N.T.T Ha, N.T.P. Thao, L. Koike, N.T. Nhuan: “Selecting the best band ratio to estimate chlorophyll-a concentration in a tropical freshwater lake using sentinel 2A images from a case study of Lake Ba Be (Northern Vietnam)”, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 6, No. 9, Article number 290 (2017)
- [26] Y.O. Ouma, K. Noor, K. Herbert: “Modelling Reservoir Chlorophyll-a, TSS, and Turbidity Using Sentinel-2A MSI and Landsat-8 OLI Satellite Sensors with Empirical Multivariate Regression”, *Journal of Sensors*, Vol. 2020, Article number 8858408 (2020)

- [27] W. Zhu, L. Huang, N. Sun, J. Chen, and S. Pang: “Landsat 8-observed water quality and its coupled environmental factors for urban scenery lakes: A case study of West Lake”, *Water Environment Research*, Vol. 92, No. 2, pp. 255–265 (2020)
- [28] 岩佐義郎 : 「湖沼工学」, 株式会社 山海堂 (1990)
- [29] D. Ji, S.A. Wells, Z. Yang, D. Liu, Y. Huang, J. Ma, C.J. Berger: “Impacts of water level rise on algal bloom prevention in the tributary of Three Gorges Reservoir, China”, *Ecological Engineering*, Vol. 98, pp. 70–81 (2017)
- [30] I. O’Farrell, M.L. Sánchez, M.R. Schiaffino, I. Izaguirre, P. Huber, L. Lagomarsino, L. Yema: “Human impacted shallow lakes in the Pampean plain are ideal hosts for cyanobacterial harmful blooms”, *Environmental Pollution*, Vol. 288, Article number 117747 (2021)
- [31] J. Pyo, Y.S. Kwon, J.-H. Min, G. Nam, Y.-S. Song, J.M. Ahn, S. Park, J. Lee, K.H. Cho, Y. Park: “Effect of hyperspectral image-based initial conditions on improving short-term algal simulation of hydrodynamic and water quality models”, *Journal of Environmental Management*, Vol. 294, Article number 112988 (2021)
- [32] A. Rajid, I.L. Kim, H.E. Golden, C.R. Lane, S.V. Kumar, Z. Yu, S. Jeyalakshmi: “Watershed modeling with remotely sensed big data: Modis leaf area index improves hydrology and water quality predictions”, *Remote Sensing*, Vol. 12, No. 13, Article number 2148 (2020)
- [33] L. Jiang, H. Madsen, P. Bauer-Gottwein: “Simultaneous calibration of multiple hydrodynamic model parameters using satellite altimetry observations of water surface elevation in the Songhua River”, Vol. 225, pp. 229–247 (2019)
- [34] K. Ehmann, C. Kelleher, L. E. Condon: “Monitoring turbidity from above: Deploying small unoccupied aerial vehicles to image in - stream turbidity. Hydrological Processes”, *Hydrological Processes*, Vol. 33, No. 6, pp. 1013–1021 (2019)
- [35] K. Huangfu, J. Li, X. Zhang, J. Zhang, H. Cui, Q. Sun: “Remote Estimation of Water Quality Parameters of Medium- and Small-Sized Inland Rivers Using Sentinel-2 Imagery”, *Water (Switzerland)*, Vol. 12, No. 11, pp. 1–18 (2020)
- [36] 高木幹雄, 下田陽久(監修) : 「新編 画像解析ハンドブック」, 東京大学出版会 (2004)
- [37] 岡谷貴之 : 「深層学習」, 講談社 (2015)
- [38] L. Liebel, M. Körner: “Single-image super resolution for multispectral remote sensing data using convolutional neural networks”, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, Vol. 41, pp. 883–890 (2016)
- [39] M. Märten, D. Izzo, A. Krzic, D. Cox: “Super-resolution of PROBA-V images using

- convolutional neural networks”, *Astrodynamics*, Vol. 3, No. 4, pp. 387–402 (2019)
- [40] M. Galar, R. Sesma, C. Ayala, C. Arand: “Super-resolution for sentinel-2 images”, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, Vol. 42, No. 2/W16, pp. 95–102 (2019)
- [41] C. Lanaras, J. Bioucas-Dias, S. Galliani, E. Baltsavias, K. Schindler: “Super-resolution of Sentinel-2 images: Learning a globally applicable deep neural network”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 146, pp. 305–319 (2018)
- [42] H. Shen, L. Lin, J. Li, Q. Yuan, L. Zhao: “A residual convolutional neural network for polarimetric SAR image super-resolution”, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 161, pp. 90–108 (2020)
- [43] 松永恒雄: 「TIR の 観測輝度温度の線形式を利用した水面温度推定－日本周辺の気温及び湿度データを用いた推定誤差の予備評価－」, *日本リモートセンシング学会誌*, Vol. 16, No. 5, pp. 2–13 (1996)
- [44] I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville(著), 岩澤有祐, 鈴木雅大, 中山浩太郎, 松尾豊(監訳): 「深層学習」, 株式会社ドワンゴ (2018)

## 第 2 章 対象地域および使用データ

### 2.1 対象地域

#### 2.1.1 秋田県八郎湖

本論文は、秋田県八郎湖を対象として検討を行った。八郎湖は秋田市北方約 20km に位置し、八郎潟の干拓によって残存した淡水湖である。かつての八郎潟は、北緯 40 度、東経 140 度の経緯交会点を中心に東西 12km、南北 27km、総面積 22,024ha の汽水湖であった。水深は平均で 4m、最深部でも 4.5m であり、湖底は平坦で大部分は泥土で覆われていた。1957 年 5 月に開拓事業が着手され、1977 年 3 月に完了した。干拓面積は、中央干拓地と周辺干拓地を合わせて八郎湖の 78.3% にあたる 17,239ha となっている。

現在、八郎潟は東部承水路、西部承水路、ならびに調整池から構成されており、4,732ha の水面面積および 132.6km<sup>3</sup> の貯水量を有している。八郎湖の概観を図 2.1 に示す。なお、本論文では調整池を対象として検討を行った。八郎湖は、主として東部流域から流入する 20 あまりの河川を水源としている。干拓事業により船越水道に防潮水門が設置され、日本海と遮断されたことから湖水は淡水化し、隣接市町の農業用水として循環利用されている。また、干拓堤防に設けられた 19 箇所の取水口から取水され、農地に灌漑された後、幹線排水路を経て南部・北部の両排水機場から八郎湖に排出されている。

湖水位は、東部承水路と調整池において灌漑期は海拔+1.00m、非灌漑期は+0.50m に、西部承水路において通年、海拔+0.35cm 程度に維持されている<sup>[1]</sup>。流域面積と貯水量の小さい西部承水路において水が不足した場合、南部・北部の両排水機場にて東部承水路と調整池から不足分が供給される。また、降雨流出時には西部承水路流域の余剰水は、東部承水路および調整池へ排出され、湖岸地域の洪水を防いでいる。

八郎湖干拓時において、湖底の浚渫土を用いて堤防を築いており、湖底に浚渫跡が窪地として残っている<sup>[1]</sup>。調整池一帯において、湖底の深度は 3m 未満であるが、中央干拓地正面堤防付近においては、3m から 8m の深度が存在し、最深部は 10m となっている。



図 2.1 八郎湖の概観

(Citation: ASTER-VA image courtesy NASA/METI/AIST/Japan Spacesystems,  
and U.S./Japan ASTER Science Team)

### 2.1.2 専門家による水質状況

八郎湖の水質は、干拓事業の完了後、徐々に富栄養化が進行している。八郎湖では、夏季になるとアオコが大量に発生するなど水質汚濁が深刻化しており、2007 年度に湖沼水質保全特別措置法により指定湖沼となった<sup>[1]</sup>。湖沼水質保全特別措置法とは、水質汚濁に関する環境基準の確保が緊急な湖沼を指定し、当該湖沼の水質保全を図るものである<sup>[1]</sup>。そのため、八郎湖では 2008 年度、2014 年度、ならびに 2021 年度に「八郎湖に関わる湖沼水質保全計画」を策定し、公共用水域の水質監視や下水道等の整備などによる水質改善を実施している<sup>[1]</sup>。したがって、八郎湖における詳細な水質情報や経時変化を把握することは、八郎湖の水質汚濁の改善に寄与できると考える。

実際に八郎湖の水質を調査している専門家から得た水質状況を以下にまとめる。

- (1) 湖心(A 地点)は、汚濁の度合いが少ない。
- (2) 農業排水等を含んだ汚濁負荷の高い水が南部排水機場(B 地点)および北部排水機場(C 地点)から流入する。
- (3) 八郎湖には、近隣河川内で生じた有機物や栄養塩が流入する。特に、馬踏川の河口付近(D 地点付近)は、流れが滞留しやすく物質が貯まるため、汚濁が深刻化しやすい。
- (4) 湖水の大きな移動はないものの、計算上では年間に 10 回程度の頻度で湖水が入れ替わる。また、風などの影響で流れが発生する場合がある。

なお、A~D 地点に対応する位置については、図 2.1 に示している。

### 2.1.3 アオコによる水質汚濁

本項は、文献[1], [2], [3], [4]および八郎湖の水質を調査している専門家から得た知見を参考にしてまとめた。

アオコとは、水中の植物プランクトンが大量に増殖した現象であり、湖沼や河川において水面を緑色に濁らせ、景観の悪化や悪臭などの被害を起こしている。アオコを形成するのは、主に植物プランクトンの「藍藻」と呼ばれる一群である。アオコは、植物と同じく光合成を行うための色素「クロロフィル a」を有している。このため、日光のエネルギーを使用して、二酸化炭素と水から自身の体を作ることができる。また、アオコは水温が高く、日光と栄養物質が十分にある場合、光合成によって大量増殖する。

アオコが発生する要因として、一般に温度が挙げられる。アオコは、他の植物プランクトンと比べて高い温度で活発になる。八郎湖では、主に夏季の 7 月から 10 月にかけてアオコが発生が確認されている。また、湖沼での富栄養化が深刻になるとアオコが発生する。八郎湖には 20 あまりの河川が流入しており、湖内に土砂を運び込む。この際、窒素やリンなどの栄養物質も湖内に流入するため、自然の状態でも湖内の富栄養化は起きる。また、人々の生活や産業活動によって発生した排水は、自然の状態をはるかに超えた量の窒素やリンを含んでいる。それらも河川を通して湖内に流入し、富栄養化を引き起こす。

藍藻は、体にある「ガス胞」と呼ばれる浮き袋を使って、水表面に浮くことができる。このガス胞を収縮させることで、湖の表面と底を鉛直移動する。アオコは、気温が上昇する午前中に水面に移動し、午後から夜にかけて湖底に移動する。

八郎湖の水深は浅いため、温度差によって二層構造となる「水温躍層」は生じていない。このため、湖内では水的全循環が起きており、アオコの分布が湖水の縦方向に一様に分布している可能性がある。また、強風の際は縦方向の循環が起き、水面のアオコが沈む可能性がある。しかしながら、夏になると湖心の水深が深い領域では縦循環がなくなり、湖底が無酸素状態になる場合がある。その結果、湖底からリンなどの栄養塩が溶出する現象が生じている。



## 2.2 リモートセンシングデータ

### 2.2.1 Terra ASTER

人工衛星 Terra<sup>[5]</sup>は、1999 年 12 月 18 日に NASA(アメリカ航空宇宙局)により打ち上げられ、地球環境変動を総合的に観測し、環境変動の将来予測に活かすことを目的としている。

Terra の軌道方式は、高度 705km および傾斜角  $98.3^{\circ}$  の極軌道を取り、16 日周期で元の軌道に戻る方式が採用されている。また、衛星が北から南へ赤道を横切る時刻が地方平均太陽時で午前 10 時半の定刻となる太陽同期方法が採用されており、観測データは繰り返しかつ常に定刻に収集されるように設計されている。

本論文では、Terra ASTER センサ<sup>[6]</sup>により取得されたデータを対象とした。ASTER センサは、Terra において最も高分解能である 15m を有しており、地表面温度、放射率、ならびに高度などの詳細なマップ作成に使用されている。また、広い波長範囲について同時にデータを取得できることから、様々な観測対象の識別や物理過程の理解が可能である。また、人工衛星の中では高い空間分解能を有しており、地表面の現状の解明に貢献している。

ASTER センサは Visible and Near Infrared Radiometer(VNIR)、Short Wave Infrared Radiometer(SWIR)、ならびに Thermal Infrared Radiometer(TIR)の 3 つのサブシステムから構成される。サブシステムで取得できる波長帯は、それぞれ VNIR では可視・近赤外域、SWIR では短波赤外域、ならびに TIR では熱赤外域である。また、VNIR、SWIR、ならびに TIR の分解能は、それぞれ 15m、30m、ならびに 90m である。各サブシステムにおける観測波長帯を表 2.1 にまとめる。なお、SWIR は 2008 年 7 月に装置の経年劣化の影響を受け、運用を停止している

表 2.1 Terra ASTER の観測波長帯<sup>[6]</sup>

## (i) VNIR(分解能 15m)

Band	観測波長帯( $\mu\text{m}$ )
1(可視域(緑))	0.52～0.59
2(可視域(赤))	0.63～0.69
3(近赤外域)	0.76～0.86

## (ii) SWIR(分解能 30m)

Band	観測波長帯( $\mu\text{m}$ )
4(短波赤外域 1)	1.60 ～ 1.70
5(短波赤外域 2)	2.14 ～ 2.18
6(短波赤外域 3)	2.18 ～ 2.22
7(短波赤外域 4)	2.23 ～ 2.28
8(短波赤外域 5)	2.29 ～ 2.36
9(短波赤外域 6)	2.36 ～ 2.43

## (iii) TIR(分解能 90m)

Band	観測波長帯( $\mu\text{m}$ )
10(熱赤外域 1)	8.12 ～ 8.47
11(熱赤外域 2)	8.47 ～ 8.82
12(熱赤外域 3)	8.92 ～ 9.27
13(熱赤外域 4)	10.25 ～ 10.95
14(熱赤外域 5)	10.95 ～ 11.65

### 2.2.2 Landsat-8 OLI

1972 年に人工衛星 Landsat-1 が打ち上げられ、以降数々の Landsat シリーズが打ち上げ得られてきた。人工衛星 Landsat-8<sup>[7]</sup>は、2013 年 2 月 11 日に NASA により打ち上げられ、これまでの Landsat シリーズと同様に資源探索、地域観察、地図作成などを目的としている。

Landsat-8 の軌道方式は、高度 705km および傾斜角  $98.2^{\circ}$  の極軌道を、16 日周期で軌道に戻る方式が採用されている。また、衛星が北から南へ赤道を横切る時刻が地方平均太陽時で午前 10 時の定刻となる太陽同期方式が採用されており、観測データは繰り返しかつ常に定刻に収集されるように設計されている。

本論文では、Landsat-8 OLI センサ<sup>[7]</sup>により取得されたデータを対象とする。OLI センサは、可視域(青・緑・赤)、近赤外域、短波赤外域、ならびにパンクロマティックを備えている。また、エアロゾル調査などに利用される青色可視領域のコースタルエアロゾル、および巻雲を検出する赤外域のシーラスの 2 バンドを含んだ合計 9 バンドで構成されている。OLI データの観測波長帯を表 2.2 にまとめる。

表 2.2 Landsat-8 OLI の観測波長帯<sup>[7]</sup>

Band	観測波長帯( $\mu\text{m}$ )	分解能(m)
1(コースタルエアロゾル)	0.43 ~ 0.45	30
2(可視域(青))	0.45 ~ 0.51	30
3(可視域(緑))	0.52 ~ 0.60	30
4(可視域(赤))	0.63 ~ 0.68	30
5(近赤外域)	0.84 ~ 0.88	30
6(短波赤外域 1)	1.56 ~ 1.66	30
7(短波赤外域 2)	2.10 ~ 2.30	30
8(パンクロマティック)	0.50 ~ 0.68	15
9(シーラス)	1.36 ~ 1.39	30

### 2.2.3 Phantom 4 Pro

本論文では、Phantom 4 Pro(バージョン 2.0)<sup>[8]</sup>に内蔵されているカメラ(焦点距離 8.8mm, 画像サイズ 5472×3078 ピクセル)を用いて撮影されたデータを対象とし検討を行った。UAV の仕様を表 2.3 にまとめる。

表 2.3 使用した UAV およびカメラの仕様

機器	項目	仕様
機体	重量(バッテリー, プロペラを含む)	1375 g
	直径(プロペラを除く)	350 mm
	最大飛行時間	約 30 分
	バッテリー重量	468 g
	ホバリング制度範囲 (垂直)	±0.1 m (ビジョンポジショニングあり) ±0.5 m (GPS ポジショニングあり)
	ホバリング制度範囲 (水平)	±0.3 m (ビジョンポジショニングあり) ±1.5 m (GPS ポジショニングあり)
カメラ	撮影素子	約 2000 万画素
	レンズ	視野角 : 84° 8.8 mm/24 mm(35 mm 判換算) f/2.8~f/11 オートフォーカス(1 m~∞)
	シャッタースピード	1/8000~8 秒
	記録画素数	16 : 9 アスペクト比 : 5472×3078
	画像ファイル形式	JPEG

## 2.3 水質項目

本論文では、水質汚濁の程度を示す 6 種類の水質データを解析に用いた。各水質項目の概要<sup>[9,10]</sup>を以下に示す。

### (1) 水素イオン濃度指数(pH)

天然水の最も根本的な性質は、pH によって決められる。天然の湖沼水の pH は 6.8～7.6 で中性である。湖沼に工業排水などが流入すると、酸またはアルカリ側に pH が変化するため、水質汚濁の指標として用いられる。

### (2) 生物学的酸素要求量(BOD: Biochemical Oxygen Demand)

水中に含まれる有機物が微生物の働きによって分解される際に消費する酸素量を測定したものであり、有機物による汚濁を対象とする項目となる。BOD に関する環境基準値は 2.0mg/L 以下である。

### (3) 化学的酸素要求量(COD: Chemical Oxygen Demand)

水中に含まれる有機物の量を化学的酸化によって測定したものであり、有機物による汚濁を対象とする項目となる。COD に関する環境基準値は 3.0mg/L 以下である。

### (4) 浮遊物質(SS: Suspended Solid)

水中に含まれる不溶性の物質である。懸濁物質は主に水の流入に伴う土砂や工業排水などがある。水質汚濁が進行するほど、SS は大きくなる傾向にある。ただし、気象などにより急激な土砂の流入がある場合は、必ずしも水質汚濁に対応しているとは限らない。SS に関する環境基準値は 5.0mg/L 以下である。

### (5) 全窒素濃度, 全リン濃度(T-N, T-P: Total-N, Total-P)

窒素, リンで代表される栄養塩類の濃度も湖沼の汚染の指標として重要である。栄養塩の流入が湖沼の富栄養化を促進させる要因となる。これは主に生活用水が原因と言われている。なお、T-N および T-P に関する環境基準値は、それぞれ 0.2mg/L および 0.01mg/L 以下である。

## 第 2 章 参考文献

- [1] 美の国秋田ネットー環境管理課八郎湖環境対策室：  
<https://www.pref.akita.lg.jp/pages/genre/hachiroko> (Accessed 2022/1/7)
- [2] 岩佐義郎：「湖沼工学」，株式会社 山海堂（1990）
- [3] 中野伸一，田中拓弥：「アオコって何？ーラン藻の大量発生についてもっと知るためにー」，  
京都大学生態学研究センター（2012）
- [4] 農林水産省ー農業用貯水施設におけるアオコ対応参考図書(2012 年)：  
[https://www.maff.go.jp/j/nousin/kantai/tekiou/pdf/aoko\\_sankou.pdf](https://www.maff.go.jp/j/nousin/kantai/tekiou/pdf/aoko_sankou.pdf) (Accessed 2022/1/7)
- [5] NASAーTerra, The EOS Flagship：<https://terra.nasa.gov/> (Accessed 2022/1/7)
- [6] M. Abrams, S. Hook, B. Ramachandran：「ASTER User Handbook version 2.0」，NASA  
(2002)
- [7] USGS 編集：「LANDSAT 8 (l8) DATA USERS HANDBOOK version 2.0」，USGS (2016)
- [8] DJIーDJI Phantom 4 Pro V2.0ースペック，チュートリアル，ガイド：  
<https://www.dji.com/jp/phantom-4-pro-v2/info> (Accessed 2022/1/7)
- [9] 武田育郎：「よくわかる水環境と水質」，オーム社（2010）
- [10] 環境省ー水質汚濁に関わる環境基準：<https://www.env.go.jp/kijun/mizu.html> (Accessed 2022/1/7)

### 第 3 章 リモートセンシングデータを用いた八郎湖における Fuzzy c-means 法による水質状況推定

#### 3.1 はじめに

近年，産業活動の活性化および生活様式の変化などに伴い，河川や湖沼における水質汚濁が深刻化している．このため，水域環境の保全と回復が望まれており，水質汚濁状況の把握を目的として，定期的な水質調査が実施されている<sup>[1]</sup>．一般的に行われている水質調査は，対象となる水域から直接採水し，これら进行分析する方法が用いられている<sup>[2,3]</sup>．しかしながら，この方法では局所的な水質データは得られるものの，調査水域が広域である場合，目的とする水域全般の水質状況を推定することは困難である．このため，広域性や瞬時性などの特徴を有するリモートセンシングデータを用いた水質分布の解析が行われている．

リモートセンシングデータを用いて水質状況の推定を行う場合，リモートセンシングデータとそれに同期した水質データを用い，回帰分析により得られた回帰モデルを用いて水質推定結果を取得するのが一般的である<sup>[4-7]</sup>．また，多数の水質データを取得できたとしても，リモートセンシングデータには各種外乱(大気効果，水面効果，計測系のノイズなど)やセンサの地上分解能に起因するあいまいさが含まれているため，解析精度は低下する場合がある<sup>[8]</sup>．

このことから，データに含まれる種々のあいまいさを考慮可能とする解析手法として，Fuzzy 回帰分析および Fuzzy 重回帰分析を用いた手法が提案されている<sup>[9-12]</sup>．その結果，5 地点から得られた水質情報を用いることで水質推定結果が作成可能であることが明らかにされている．しかしながら，リモートセンシングデータと同期する水質データの入手が必ずしも容易ではないため，Fuzzy 回帰分析による水質推定は機会が限定されるという課題を有する．この課題を解決するため，景山氏らはリモートセンシングデータのみを用いた Fuzzy c-means 法(FCM)による水質推定法を提案した<sup>[13]</sup>．具体的には，ALOS AVNIR-2 により取得されたデータを対象とし，FCM による水質特徴解析に関する検討が行われている．その結果，FCM は対象地域の水質汚濁状況の把握に有用であることを明らかにした．しかしながら，解析対象は 2 時期に取得したデータのみであったため，得られた推定結果の有用性に関して詳細な解析を行うまでには至らなかった．また，FCM により得られる推定結果と水質項目との関連性を明らかにすることは，低コストかつ高頻度な水質状況の推定に寄与すると考える．

そこで本章では，Terra ASTER センサおよび Landsat-8 OLI センサにより取得されたデータを用いて水質状況推定を行い，FCM の有用性に関して検討を行なった．具体的には，2 種類の人工衛星から取得されたデータ(合計 5 データ)を対象と

して **FCM** による推定結果を作成した．次に，対象地域の汚濁状況および水質状況との比較を行い，**FCM** の有用性に関して検討を行った．



## 3.2 使用データ

### 3.2.1 使用データの選定基準

本検討では、対象地域の水質状況推定を行うため、リモートセンシングデータおよび水質データを用いて水質推定結果を作成する。本検討で用いたリモートセンシングデータおよび水質データは、以下の条件を考慮して選定した。

#### (1) リモートセンシングデータおよび水質データの取得日

観測衛星が観測地点を通過する日時と水質測定日時に大きく差異がある場合、解析結果の信頼性は低くなる。このため、リモートセンシングデータと水質データの取得日の間が 1 週間以内であるデータを選定した。

#### (2) 降雨の影響

対象水域において降雨などがあった場合、その水域における水質が一時的に変化することや、水温が低下して水面上のアオコの発生状況が変化することが考えられる。このことに起因し、解析が困難となる可能性がある。したがって、リモートセンシングデータと水質データの取得日の間に降雨の影響を受けていないデータを選定した。

### 3.2.2 ASTER データ

本検討では、Terra ASTER の VNIR および SWIR における可視域(緑・赤)、近赤外域、ならびに短波赤外域(5 バンド)の合計 3 種類の観測波長域で観測されたマルチスペクトルデータを対象として解析を実施した。なお、SWIR の運用は 2008 年以降停止しているため、2008 年以降における SWIR 領域のデータ取得には至らなかった。また、解析には 2004 年 6 月 3 日(ASTER データ a)、2012 年 8 月 5 日(ASTER データ b)、2012 年 9 月 13 日(ASTER データ c)、ならびに 2015 年 5 月 26 日(ASTER データ d)に取得されたデータを使用した。解析に用いた ASTER データのカラー合成画像を図 3.1 に示す。なお、ASTER データ b および ASTER データ d において、調整池東部の下部が観測域外であったため、データに欠損が生じている。

### 3.2.3 OLI データ

本検討では、Landsat-8 OLI により取得された 2013 年 6 月 4 日(OLI データ)のデータを使用した。OLI データのカラー合成画像を図 3.2 に示す。2.2.2 項で概述したように、OLI データは(1)地上分解能が 30m のコースタルエアロゾル、可視域(青・緑・赤)、近赤外域、短波赤外域(2 バンド)、ならびにシーラス(巻雲を検知可能とする帯域)、(2)地上分解能が 15m のパンクロマティックで構成されている。しかしながら、OLI データにおけるシーラスは、観測時のノイズを多く含んでいることを認めた。また、パンクロマティックにおける観測データは、他のバンドデータと比較して観測範囲は広い。本検討では、波長帯域と水面情報との関連性を詳細に解析するため、パンクロマティックによるデータを解析対象から除外した。したがって、OLI データにおけるコースタルエアロゾル、可視域、近赤外域、ならびに短波赤外域を対象として検討を実施した。



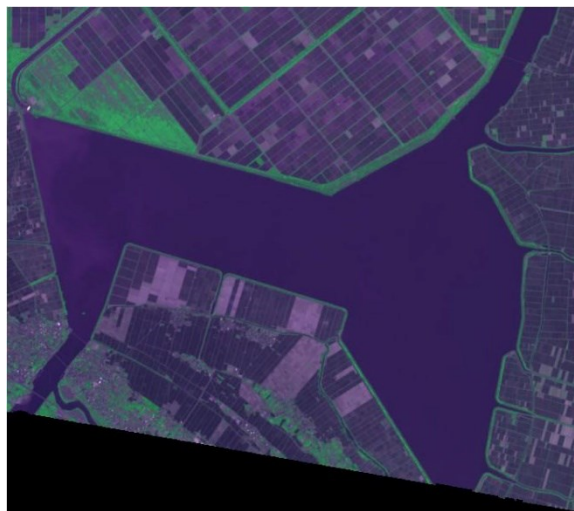
(i) ASTER データ a



(ii) ASTER データ b



(iii) ASTER データ c



(iv) ASTER データ d

図 3.1 ASTER データ(RGB ; Bands 2, 3, 1)<sup>[14]</sup>

(Citation: ASTER-VA image courtesy NASA/METI/AIST/Japan  
Spacesystems, and U.S./Japan ASTER Science Team)



図 3.2 OLI データ (RGB ; Bands 2, 3, 1)<sup>[14]</sup>

(The source data were downloaded from AIST's LandBrowser,  
(<https://landbrowser.airc.aist.go.jp/landbrowser/>). Landsat 7/8 data courtesy  
of the U.S. Geological Survey.)

### 3.2.4 水質データ

解析に用いた水質データ<sup>[1,15]</sup>は、2004 年 6 月 5 日、2012 年 8 月 1 日、2012 年 9 月 13 日、2013 年 6 月 5 日、ならびに 2015 年 5 月 26 日に測定されたデータである。なお、水質項目は pH, BOD, COD, SS, T-N, ならびに T-P である。また、データは八郎湖における水質測定地点である大潟橋, 調整池東部, 調整池西部, 防潮水門, ならびに湖心の合計 5 地点(図 3.3 参照)で取得されている。解析に用いた水質データを表 3.1 にまとめる。

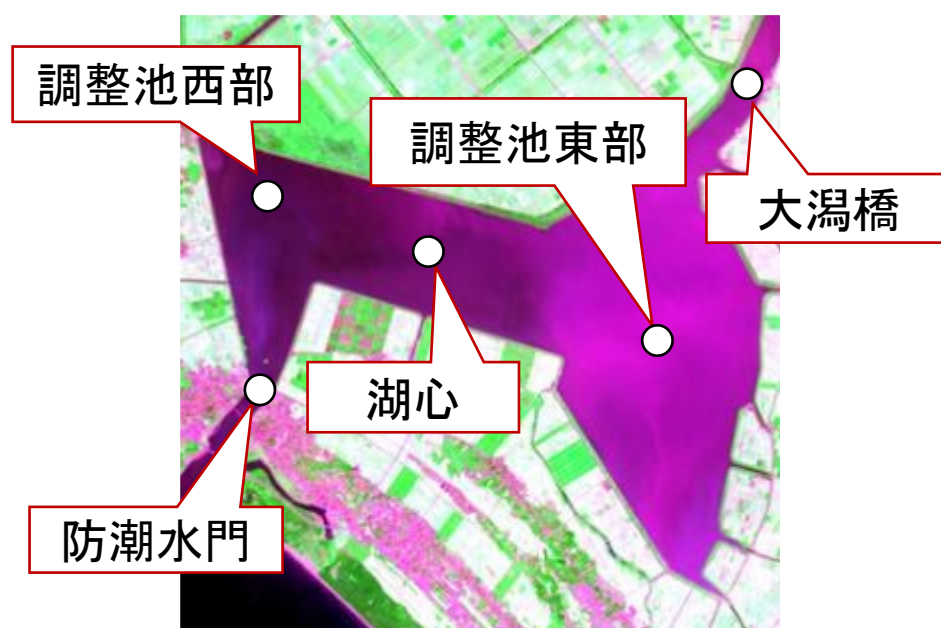


図 3.3 水質データの測定地点<sup>[1]</sup>

表 3.1 解析に用いた水質データ(1/2)

(i) 2004 年 6 月 2 日測定

水質測定地点	水質データ					
	pH	BOD [mg/L]	COD [mg/L]	SS [mg/L]	T-N [mg/L]	T-P [mg/L]
大潟橋	7.8	2.7	8.5	11	1.10	0.087
調整池東部	8.1	2.0	4.8	10	0.56	0.048
調整池西部	7.8	2.0	6.1	14	0.78	0.070
防潮水門	7.9	2.2	6.1	17	0.76	0.072
湖心	8.1	1.5	4.7	13	0.65	0.049

(ii) 2012 年 8 月 1 日測定

水質測定地点	水質データ					
	pH	BOD [mg/L]	COD [mg/L]	SS [mg/L]	T-N [mg/L]	T-P [mg/L]
大潟橋	11.0	20.0	28.0	50	4.50	0.320
調整池東部	11.0	17.0	26.0	47	2.40	0.260
調整池西部	9.7	4.5	12.0	17	1.10	0.087
防潮水門	8.9	3.0	8.1	8	0.73	0.067
湖心	11.0	22.0	40.0	63	6.50	0.380

(iii) 2012 年 9 月 13 日測定

水質測定地点	水質データ					
	pH	BOD [mg/L]	COD [mg/L]	SS [mg/L]	T-N [mg/L]	T-P [mg/L]
大潟橋	8.2	4.2	13.0	31	1.80	0.290
調整池東部	7.7	3.0	11.0	23	1.10	0.200
調整池西部	8.6	5.4	12.0	17	1.50	0.160
防潮水門	9.3	8.2	15.0	36	2.10	0.230
湖心	8.5	3.4	11.0	20	1.50	0.180

表 3.1 解析に用いた水質データ(2/2)

(iv) 2013 年 6 月 5 日測定

水質測定地点	水質データ					
	pH	BOD [mg/L]	COD [mg/L]	SS [mg/L]	T-N [mg/L]	T-P [mg/L]
大潟橋	7.6	2.5	4.7	16	0.53	0.074
調整池東部	8.0	2.3	5.2	25	0.85	0.075
調整池西部	8.4	1.2	5.2	14	0.43	0.064
防潮水門	8.3	1.5	6.1	12	0.47	0.078
湖心	7.7	1.8	5.8	17	0.50	0.071

(v) 2015 年 5 月 19 日測定

水質測定地点	水質データ					
	pH	BOD [mg/L]	COD [mg/L]	SS [mg/L]	T-N [mg/L]	T-P [mg/L]
大潟橋	8.7	2.0	7.4	22	1.00	0.079
調整池東部	8.2	1.5	5.3	18	0.71	0.066
調整池西部	7.8	1.4	5.0	21	0.72	0.076
防潮水門	7.8	1.6	5.5	19	0.83	0.096
湖心	8.1	1.4	4.7	16	0.68	0.063

### 3.3 解析手法

#### 3.3.1 解析の流れ

解析の流れを図 3.4 に示す．はじめに，前処理として大気補正処理およびマスク処理を行なった．次に，FCM および Fuzzy 回帰分析を用いて，水質推定結果を作成した．最後に，FCM の有用性を評価するため，対象地域における実際の汚濁状況および Fuzzy 回帰分析による推定結果との比較を行なった．

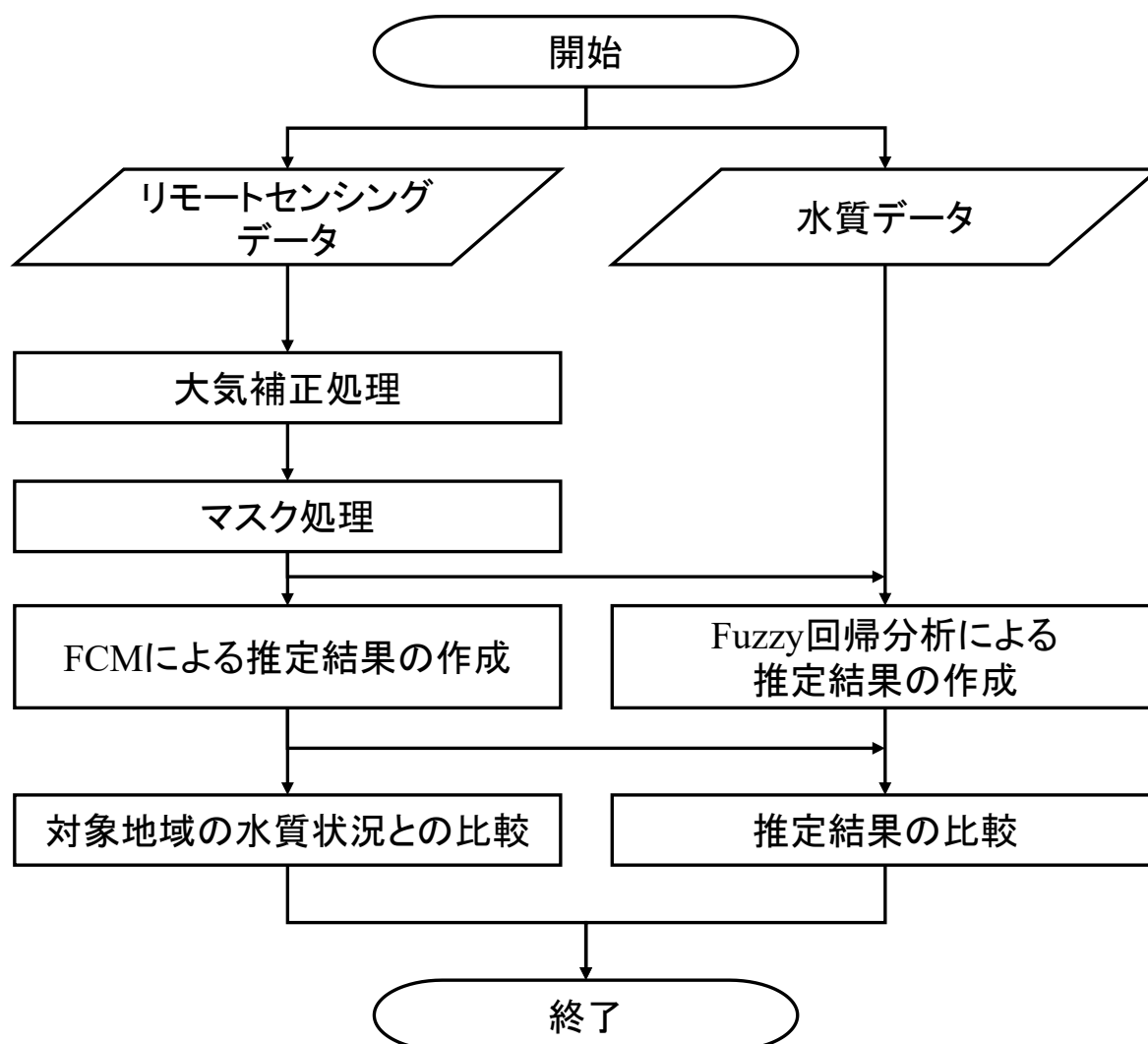


図 3.4 解析の流れ



### 3.3.2 前処理

#### (1) 大気補正処理

衛星データにおける可視波長域において、人工衛星が観測する放射輝度値の約90%は大気散乱光に起因するため、大気補正による衛星観測放射輝度から水面の射出放射輝度 $I_w$ を求める必要がある。本検討では、1回散乱近似による補正手法<sup>[16]</sup>を用いて、衛星データの近赤外域の情報に基づき、可視波長域の補正を行った。この手法では、水面の射出放射輝度 $I_w$ を次式により算出する。

$$I_w(\lambda) = \frac{1}{t(\lambda)} \{I_r(\lambda) - I_m(\lambda) - I_a(\lambda)\} \quad (3.1)$$

$$t(\lambda) = \exp \left\{ -\frac{\tau_m(\lambda) + \tau_{oz}(\lambda)}{\mu} \right\} \quad (3.2)$$

$$I_a(\lambda) = \varepsilon(\lambda, \lambda_0) I_a(\lambda_0) \frac{E_s(\lambda) \exp \left\{ -\tau_{oz}(\lambda) \left( \frac{1}{\mu} + \frac{1}{\mu_0} \right) \right\}}{E_s(\lambda_0) \exp \left\{ -\tau_{oz}(\lambda_0) \left( \frac{1}{\mu} + \frac{1}{\mu_0} \right) \right\}} \quad (3.3)$$

$$\varepsilon(\lambda, \lambda_0) = \frac{\tau_a(\lambda)}{\tau_a(\lambda_0)} = \left( \frac{\lambda}{\lambda_0} \right)^{-\alpha} \quad (3.4)$$

ここで、

$I_r$  : 大気上面における放射輝度,

$I_m$  : 分子(レーリー)散乱による放射輝度,

$I_a$  : エアロゾル散乱による放射輝度,

$\tau_a$  : エアロゾル散乱による光学的な厚さ,

$\tau_{oz}$  : オゾン吸収による光学的な厚さ,

$\tau_m$  : 分子散乱による光学的な厚さ,

$\lambda$  : 任意の波長,

$\lambda_0$  : 水面からの放射輝度が無視できる波長( $I_w(\lambda) = 0$ になる波長),

$\alpha$  : オングストローム指数,

$\mu : \cos \theta$ ,

$\theta$  : 衛星天頂角,

$\mu_0 : \cos \theta_0$ ,

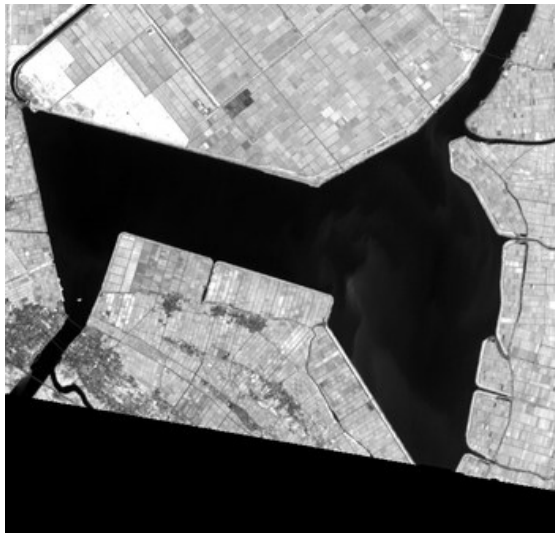
$\theta_0$  : 太陽天頂角

である。

オングストローム指数は、エアロゾルの粒径に関係し、この値が大きければ小さい粒径に対応する。(3.4)式は、粒径が一定の場合、異なった波長でのエアロゾルの光学的厚さの比が波長の比の $-\alpha$ 乗になることを示している。なお、近赤外域データの観測波長帯を $\lambda_0$ とし、大気補正を行った。

## (2) マスク処理

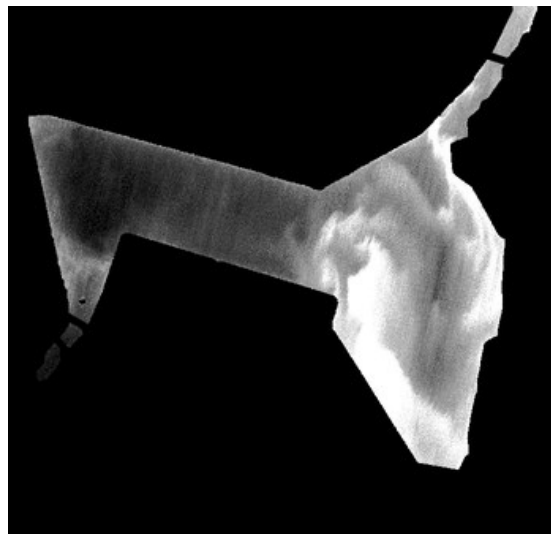
分類対象となる水域を抽出するため，対象領域に対してマスク処理を施した．マスク処理結果の例を図 3.5 に示す．



(i) 元画像



(ii) マスク画像



(iii) マスク処理結果

図 3.5 マスク処理結果例  
(ASTER データ b)

### 3.3.3 Fuzzy c-means 法による推定結果の作成

#### 3.3.3.1 Fuzzy c-means 法

クラスタリングとは、対象データの特徴空間に存在する各パターンを、何らかの手段によって同類のものとする手法である。衛星データは各種外乱(大気効果, 界面効果, 計測系のノイズなど)によるあいまいさを含んでいる。このため, 前述のあいまいさを考慮可能なクラスタリング手法である FCM<sup>[16]</sup>を用いて, 対象領域を汚濁程度の高いクラスおよび低いクラスの2クラス(クラス1, クラス2)に分類した。なお, クラスの中心値はそれぞれ  $C_1$  および  $C_2$  とし, クラスに属する度合いは帰属度として表現される。FCM における処理の流れを図 3.6 に示す。なお, 重み係数  $m$  は 2~10 の間で 1 刻みに設定して検討した結果, 最良と考えられる 5 を適用した。また, クラスタリングの終了条件は, クラス間の移動画素数が全体の 1%以下となった場合とした。

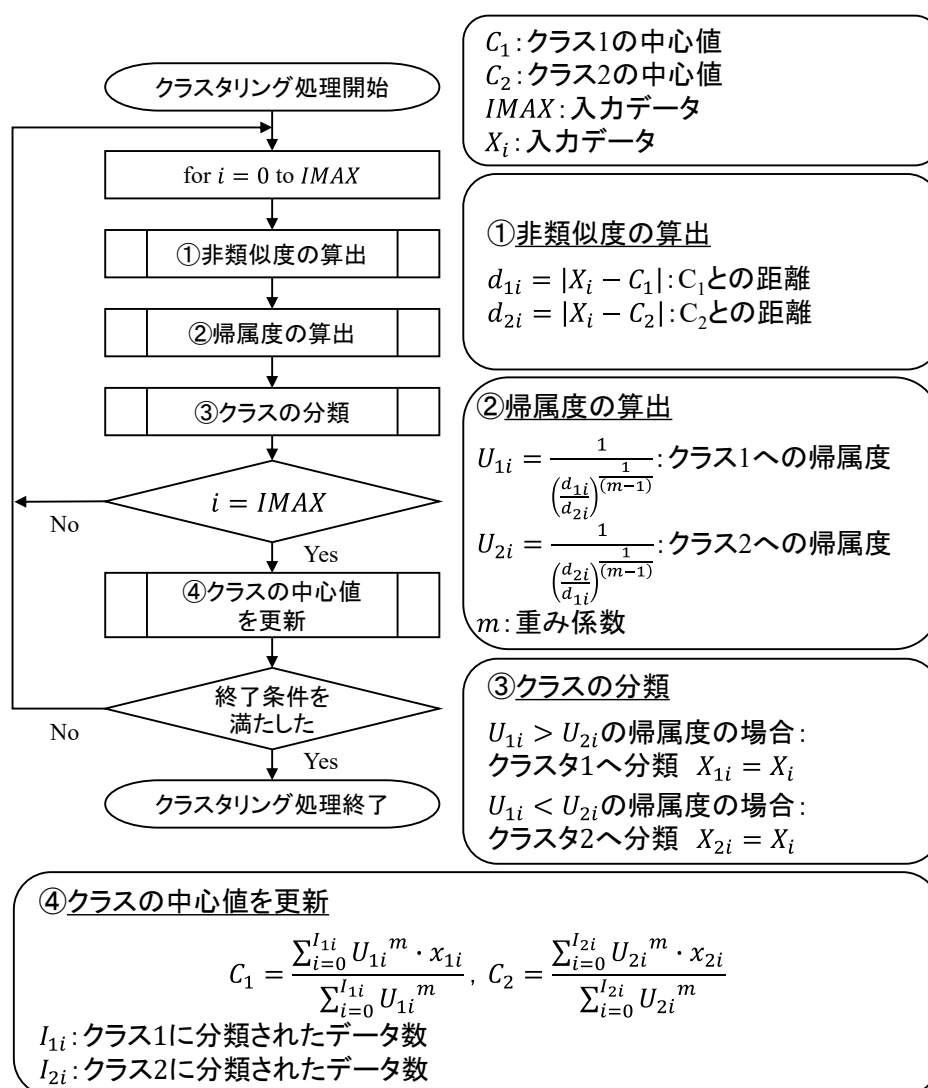


図 3.6 FCM の流れ

### 3.3.3.2 レベルスライス処理

FCM による水質推定結果を作成するため、レベルスライス処理を施した。レベルスライス処理は、対象データを段階的に分割し、各区分に特定の濃淡レベルを割り当てる処理である。本検討では、汚濁程度が高いクラス(クラス 2)への帰属度を対象とし、レベルスライス処理を施した。このとき、湖沼における生活環境の保全に関する環境基準値<sup>[17]</sup>(以下、環境基準値と表記する)および従来研究<sup>[10]</sup>における検討結果に基づき、スライスレベルを 1 から 6 までとし、図 3.7 に示すカラーチャートを用いて色変換を行なった。加えて、分類対象となる DN 値が  $C_1$  未満の場合はレベル 1,  $C_2$  を超える場合はレベル 6 として色変換を行った。

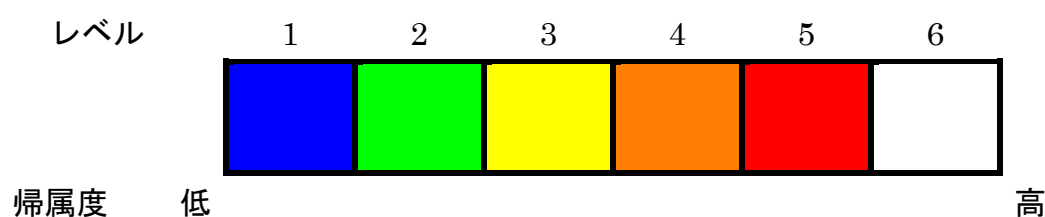


図 3.7 レベルスライス処理に用いるカラーチャート

### 3.3.4 Fuzzy 回帰分析による推定結果の作成

FCM における推定結果の有用性に関して検討するため、Fuzzy 回帰分析による推定結果を作成した。Fuzzy 回帰分析の概要を以下に示す。

#### 3.3.4.1 Fuzzy 回帰分析

Fuzzy 集合論の基づく Fuzzy 回帰モデル<sup>[18]</sup>は、線形システムの係数を Fuzzy 数として取り扱うことで、入出力関係のあいまいさに帰着させることが可能である。そこで本検討では、リモートセンシングデータと水質データを用いて Fuzzy 回帰分析を行なった。具体的には、リモートセンシングデータ上から水質データの測定点を特定し、測定点周辺における画素の DN 値を Fuzzy 数として仮定した。

一般に回帰モデルは以下のように表される<sup>[8]</sup>。

$$Y(X_p) = A_0 + A_1X_{p1} + \cdots + A_nX_{pn} \quad (3.5)$$

$$= (a(X_p), e(X_p))_L \quad (3.6)$$

ここで、

$$a(X_p) = a_0 + a_1X_{p1} + \cdots + a_nX_{pn} \quad (3.7)$$

$$e(X_p) = e_0 + e_1|X_{p1}| + \cdots + e_n|X_{pn}| \quad (3.8)$$

である。また、

$A_i$  : Fuzzy 係数,

$Y(X_p)$  : 推定値(Fuzzy 数),

$a(X_p)$  :  $Y(X_p)$  の中心(平均値),

$e(X_p)$  : 幅(広がり)

である。なお、Fuzzy 回帰モデルは 1 入力 1 出力システムと見なされるため、変数  $(a_0, e_0, a_1, e_1, \dots)$  は次の式で取得される。

$$Y(X_p) = A_0 + A_1X_p \quad (3.9)$$

$$= (a_0, e_0)_L + (a_1, e_1)_L X_p \quad (3.10)$$

ここで、

$X_p$  : 各水質データの実測値,

$A_1$  : 各水質測定地点における各バンドデータの DN 値から求めた水質値に対応する三角 Fuzzy 数,

$a_1$  : Fuzzy 数  $A_1$  の中心値,

$e_1$  : Fuzzy 数  $A_1$  の幅(広がり),

$Y(X_p)$  : DN 値に関する推定 Fuzzy 数出力区間

である. なお, 三角形 Fuzzy 数の頂点( $a_1$ )および幅( $e_1$ )は, それぞれ各測定点周辺の 50 画素の DN 値の平均値および標準偏差( $\sigma$ )の 2 倍とした. 測定値から対称三角形 Fuzzy 数を決定する例を図 3.8 に示す.

Fuzzy 回帰分析では, MIN 問題および MAX 問題に対して線形計画法<sup>[18]</sup>により解を求める. MIN 問題は与えられた区間を包含する幅最小の区間線形モデルを求める処理である. 一方, MAX 問題は与えられた区間に包含される幅最大の区間線形回帰モデルを求める処理である. MIN 問題および MAX 問題の例を図 3.9 に示す.

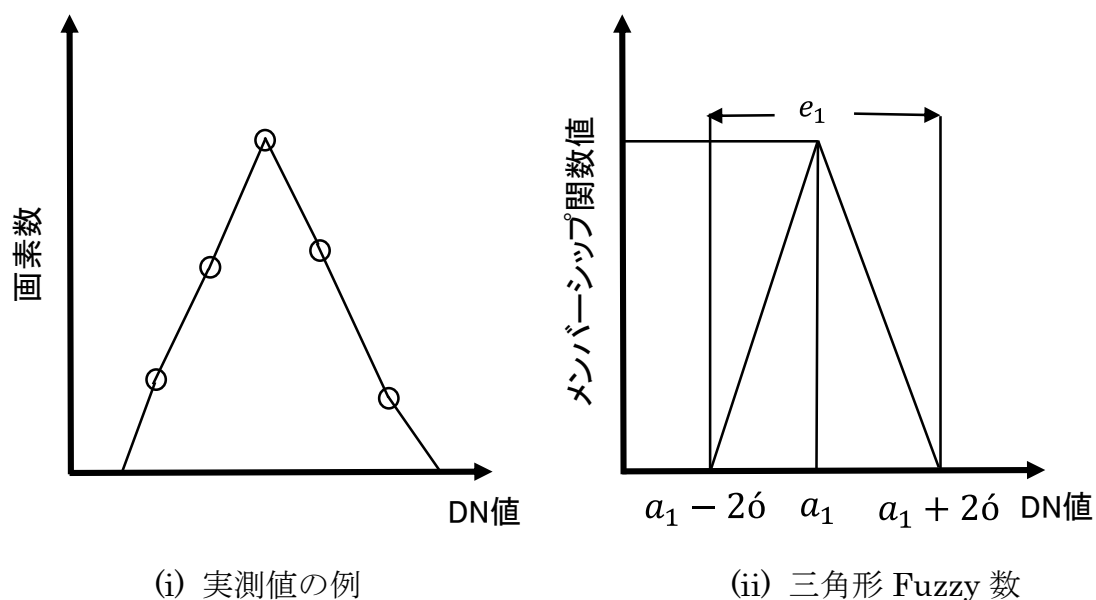


図 3.8 DN 値の実測値と三角型 Fuzzy 数の例

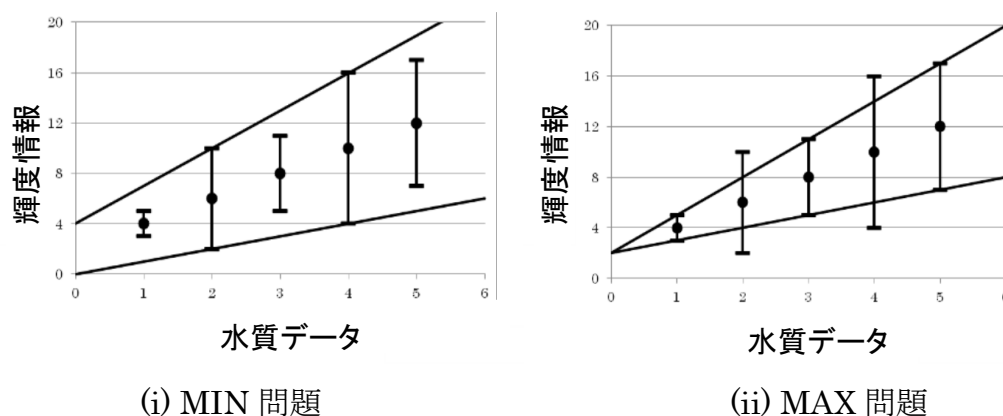


図 3.9 区間線形モデルの例

Fuzzy 回帰直線をいくつかの適当な水質レベルでスライスし、そのスライスレベルにおける DN 値の Fuzzy 出力値集合を求めることで Fuzzy 回帰分析に基づく水質推定結果を作成できる。この処理を Fuzzy レベルスライス処理と呼ぶ。なお、本検討では簡略化 Fuzzy 推論法<sup>[19]</sup>を用いた。具体的には、着目画素の DN 値は特定の水質レベルに対して、あるグレードで帰属する可能性を有しているとし、各画素の水質値を特定する Fuzzy 推論規則を次のように与えた。

ここで、 $Y_i (i = 1, \dots, n)$ はスライスレベルに対応した DN 値の推定 Fuzzy 集合、 $Z_i (i = 1, \dots, n)$ はスライスレベルに用いた水質の値、 $S$ は入力した DN 値、 $Z_0$ は最終出力値である。

本検討では、環境基準値(表 3.2 参照)および従来研究<sup>[10]</sup>に基づいて、スライスレベル数および各スライスレベルに用いる水質の値をそれぞれ設定した。具体的には、図 3.10 に示すように、Fuzzy 回帰直線を 6 段階にスライスし、スライスレベル( $x$ )に対応する DN 値の存在する可能性として推定 Fuzzy 出力( $y_i$ )を得る。次に、推定 Fuzzy 出力を  $y$  軸方向に射影し、これを推定 Fuzzy 出力値集合とし、画像上の任意の画素について各推定 Fuzzy 出力( $y_i$ )に対する適合度を求めた。なお、適合度 $h_i$ は入力 $S$ が与えられた時に、各規則の $Z_i$ が得られる度合を表している。最後に、最終出力である可能性推定値 $Z_0$ は、入力した DN 値に対する適合度 $h_i$ と確定値 $Z_i$ の加重平均により次式から求めた。

$$Z_0 = \frac{\sum_{i=1}^n h_i Z_i}{\sum_{i=1}^n h_i} \quad (3.12)$$

表 3.2 Fuzzy レベルスライス処理に用いた水質値<sup>[10,17]</sup>

スライス レベル	水質項目				
	BOD [mg/L]	COD [mg/L]	SS [mg/L]	T-N [mg/L]	T-P [mg/L]
1	0-1.0	0- 1.0	0- 1	0-0.10	0-0.005
2	1.0-2.0	1.0- 3.0	1- 5	0.10-0.20	0.005-0.010
3	2.0-3.0	3.0- 5.0	5-15	0.20-0.40	0.010-0.030
4	3.0-5.0	5.0- 8.0	15-25	0.40-0.60	0.030-0.050
5	5.0-8.0	8.0-12.0	25-35	0.60-1.00	0.050-0.100
6	8.0-	12.0-	35-	1.00-	0.100-

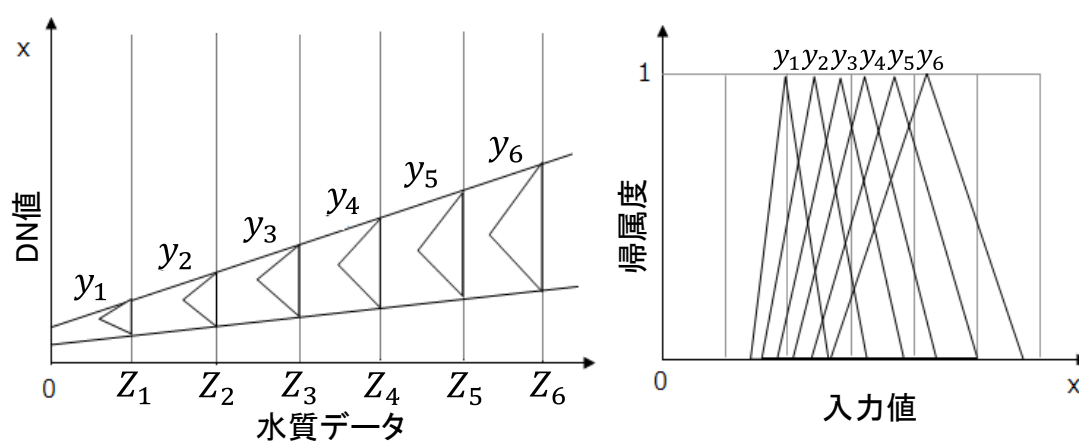


図 3.10 Fuzzy 回帰モデルと Fuzzy 出力値集合の例



### 3.4 解析結果

#### 3.4.1 Fuzzy c-means 法による推定結果

##### (1) アオコの発生が認められる 8 月および 9 月に取得したデータにおける推定結果

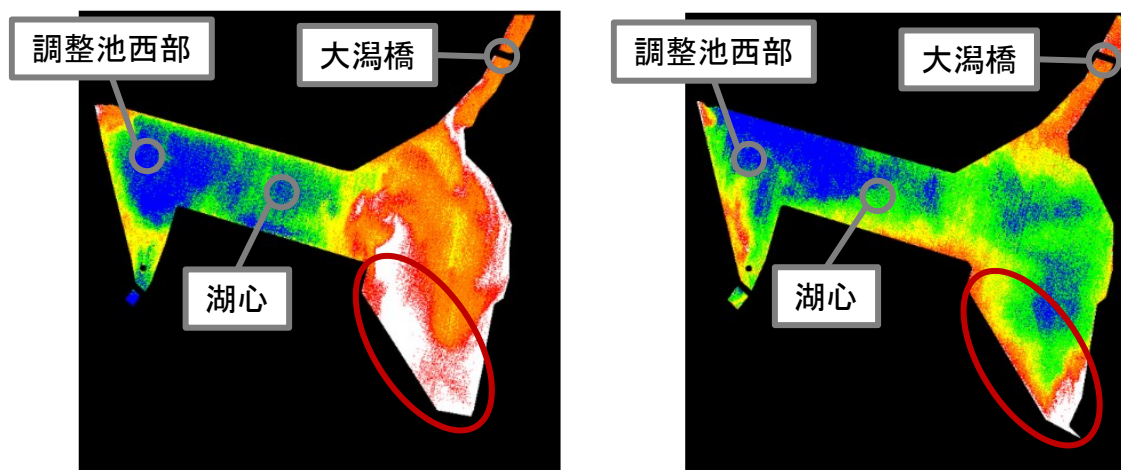
8 月および 9 月に取得された ASTER データ b, c を対象とした FCM による推定結果を図 3.11 に示す。大潟橋および馬踏川の河口付近(図 3.11 赤丸)において、汚濁程度はレベル 6 および 5(白, 赤)を示す結果を得た。また、湖心および調整池西部において、汚濁程度はレベル 1 および 2(青, 緑)を示す結果を得た。八郎湖の水質を調査する専門家より、「馬踏川の河口付近では流れが滞留しやすいため汚濁が深刻化しやすく、湖心では汚濁程度は低い」との知見を得ている。したがって、推定結果は八郎湖調整池の汚濁状況と一致している。しかしながら、ASTER データ b では湖心における水質データは高い値を示しているにも関わらず、帰属度は低いことを認めた。このことは、湖心の湖底部からの汚濁物質の溶出が原因と考える。したがって、湖心内部で生成された物質に伴う汚濁程度の上昇は、必ずしもリモートセンシングデータでは捉えることができなかったと考える。

以上の結果は、アオコの発生が認められる 8 月および 9 月に取得されたデータを対象とした FCM による推定結果は、八郎湖調整池における流入水を原因とする汚濁状況の把握が可能であることを示唆している。

##### (2) アオコの発生が認められない 5 月および 6 月に取得したデータにおける推定結果

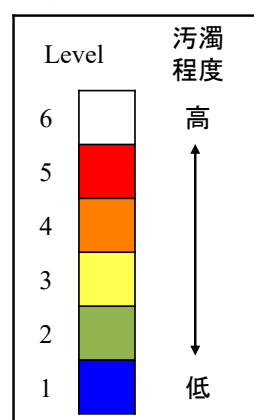
5 月および 6 月に取得された ASTER データ a, d および OLI データを対象とした FCM による推定結果を図 3.12 に示す。調整池東部における河川流入地点(図 3.12 赤丸)において、汚濁程度は高いことを示した。しかしながら、湖心の汚濁程度はレベル 3(黄)以上を示した。また、ASTER データ a および OLI データの推定結果は、馬踏川の河口付近(図 3.12 図青丸)において汚濁程度が低い結果を示した。

以上の結果は、アオコの発生が認められない 5 月および 6 月に取得されたデータを対象とした FCM による推定結果は、必ずしも八郎湖の汚濁状況と一致するわけではないことを示唆している。各リモートセンシングデータの取得時期における対象地域の貯水量<sup>[1]</sup>および農業排水量を表 3.3 に示す。なお、八郎湖調整池における農業排水量に関するデータは、秋田県生活環境部 環境管理課八郎湖環境対策室より提供いただいた。対象とした 5 月および 6 月における農業排水は、貯水量の 50%を超える量であった。このため、各解析データの水表面情報は、農業排水の流入に伴う湖水の流動の影響で大きく異なつたと考える。このことに起因し、推定結果に差異が生じたと考える。



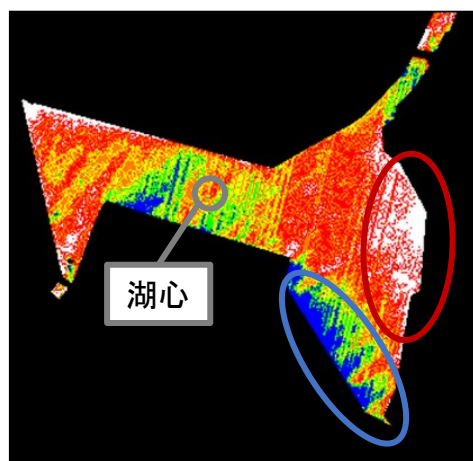
(i) ASTER データ b (近赤外域)

(ii) ASTER データ c (近赤外域)

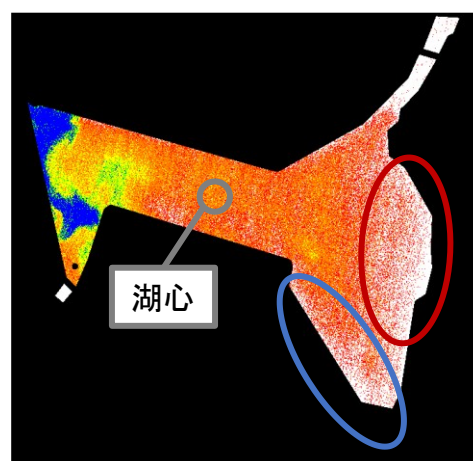


(iii) カラーチャート

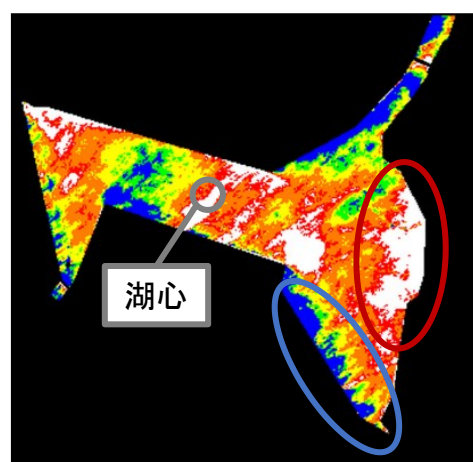
図 3.11 FCM による推定結果



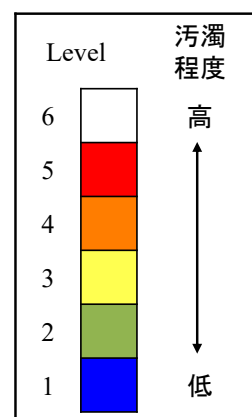
(i) ASTER データ a (短波赤外線)



(ii) ASTER データ d (可視域(赤))



(iii) OLI データ (近赤外線)



(iv) カラーチャート

図 3.12 FCM による推定結果

表 3.3 対象地域の貯水量<sup>[1]</sup>および農業排水量

年月	貯水量[km <sup>3</sup> ]	排水量[km <sup>3</sup> ]
2004 年 6 月	132.600	75.967(57.3%)
2012 年 8 月	132.600	47.031(35.5%)
2012 年 9 月	111.000	8.347( 7.5%)
2013 年 6 月	132.600	74.697(56.3%)
2015 年 5 月	132.600	80.591(60.8%)

※0は全体の貯水量における排水量の割合

### 3.4.2 水質状況解析

#### 3.4.2.1 Fuzzy 回帰分析における解の選定

FCM は相対的に対象水域を分類するため、汚濁程度を把握することが可能である一方、水質データと直接対応付けることは困難である。そこで本検討では、FCM による推定結果と関連の強い水質項目を把握するため、FCM および Fuzzy 回帰分析による推定結果を比較した。すなわち、FCM による推定結果が特定の水質データを用いた Fuzzy 回帰分析の結果と一致が認められた場合、その水質項目は FCM による推定結果で把握可能と考える。以下に示す選定基準に基づき、Fuzzy 回帰分析による推定結果を選定した。

- (1) Fuzzy 回帰分析において、解が得られていること
- (2) 推定結果と実測された水質データが対応していると判断されること
- (3) 専門家による水質状況を踏まえ、同様の傾向が推定結果でも認められること

選定基準を満たしていない場合、解が得られないデータと見なし、検討対象から除外した。また、解は得られたが Fuzzy 回帰モデルに傾きが存在しない場合、得られる推定結果は適当でない。また、解析に用いたデータは非負数であるため、回帰モデルの傾きや区間が負の値になっている結果は適当ではない。したがって、前述の場合においても解が得られないと見なし、同様に検討対象から除外した。

Fuzzy 回帰分析において解が得られた結果を対象として、FCM の水質状況推定への有用性を評価した。

### 3.4.2.2 Fuzzy c-means 法および Fuzzy 回帰分析による推定結果の比較

Fuzzy 回帰分析の結果，ASTER データ b, c および OLI データにおける MAX 問題では，すべての水質項目において解が得られなかった．解析の偏りをなくするため，すべての水質項目において解が得られた MIN 問題の結果を対象として，解析を実施した．

Fuzzy 回帰分析による各水質項目における推定結果と FCM による推定結果を目視で比較し，グループ A～C に分類した．具体的には，FCM による結果において，汚濁程度がレベル 6(白)およびレベル 1(青)の領域を特定し，Fuzzy 回帰分析による結果と比較した．また，Fuzzy 回帰分析による結果は，必ずしも 6 段階の結果で出力されるわけではない．そこで，Fuzzy 回帰分析による結果が 6 段階未満である場合は，汚濁程度が相対的に高い領域および低い領域を仮定し，比較した．例えば，Fuzzy 回帰分析による結果がレベル 3 からレベル 5 に分類されていた場合，レベル 3 を汚濁程度が相対的に最も低い領域とし，レベル 5 を汚濁程度が相対的に最も高い領域と仮定した．なお，汚濁程度の高い領域と低い領域の間では，汚濁程度の変化は段階的であり，この傾向は FCM および Fuzzy 回帰分析による結果で一致していた．グループ A～C の詳細を以下に示す．また，FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の比較例を図 3.13 に示す．

**A : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が一致したグループ．**

以下の(1)および(2)を満たす結果は，グループ A に分類した．

(1) FCM と Fuzzy 回帰分析による結果において，汚濁程度がレベル 6 の領域が一致している．

(2) FCM と Fuzzy 回帰分析による結果において，汚濁程度がレベル 1 の領域が一致している．

**B : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が相対的に一致したグループ．**

以下の(1)および(2)を満たす結果は，グループ B に分類した．

(1) FCM による結果において，汚濁程度がレベル 6 の領域と，Fuzzy 回帰分析による結果における汚濁程度が相対的に高い領域が一致している．

(2) FCM による結果において，汚濁程度がレベル 1 の領域と，Fuzzy 回帰分析による結果における汚濁程度が相対的に低い領域が一致している．

**C : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況に相違を認めたグループ．**

以下の(1)～(3)のいずれかを満たす結果は，グループ C に分類した．

(1) FCM による結果において，汚濁程度がレベル 6 の領域と，Fuzzy 回帰分析による結果における汚濁程度が相対的に低い領域と一致している．

(2) FCM による結果において、汚濁程度がレベル 1 の領域と、Fuzzy 回帰分析による結果における汚濁程度が相対的に高い領域が一致している。

(3) グループ A, B に分類されない。

ASTER データ a~d および OLI データを対象とした FCM および Fuzzy 回帰分析による推定結果の比較結果を、それぞれ表 3.4~表 3.8 にまとめる。ASTER データ a~d および OLI データを対象とした FCM による推定結果において、グループ A に分類された項目を認めた。このことは、FCM はリモートセンシングデータのみで、八郎湖を対象とした水質状況を反映した水質推定結果を作成可能であることを示唆している。

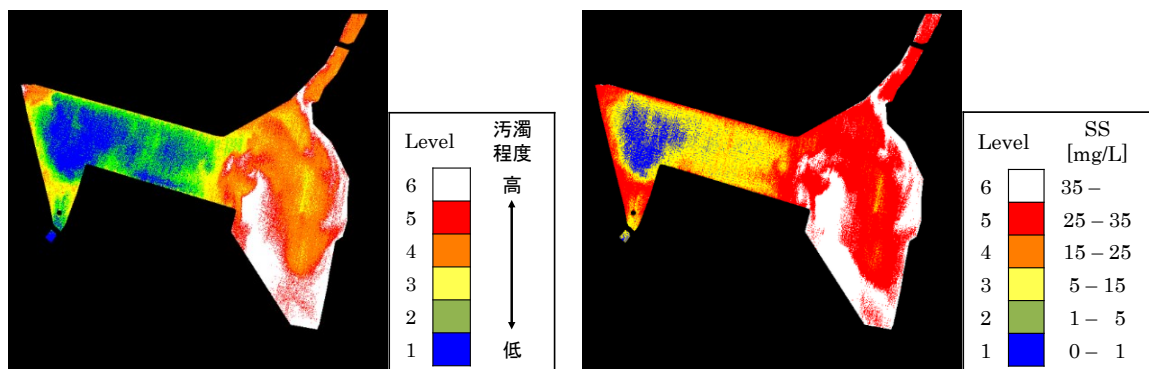
### 3.4.2.3 水質状況解析結果

FCM による推定結果と SS における Fuzzy 回帰分析の結果は、25 項目中 13 項目(52%)がグループ A に分類された。また、対象としたすべてのデータで一致する項目が存在した。また、8 月および 9 月に取得された ASTER データ b, c では、植物性プランクトンと相関の強い近赤外域を用いた結果で一致する結果を得た。しかしながら、5 月および 6 月に取得されたデータでは、各解析データの流入物質量や湖内流動に伴う水表面情報の差異に起因し、共通の波長帯で一致する傾向は得られなかった。

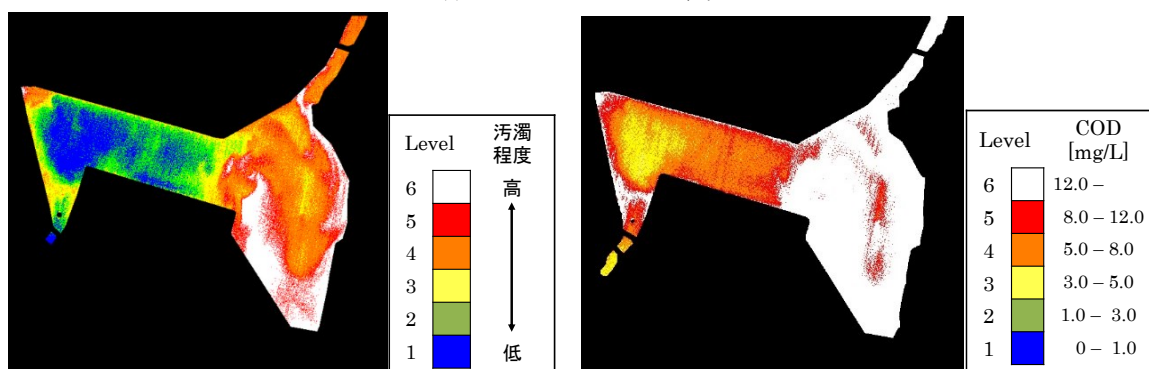
FCM による推定結果と BOD における Fuzzy 回帰分析の結果は、25 項目中 13 項目(52%)がグループ A に分類された。また、ASTER データ a, b, c および OLI データにおける可視域(赤)を用いた結果で一致した。加えて、COD における推定結果においては、25 項目中 6 項目(24%)がグループ A に、25 項目中 5 項目(20%)がグループ B にそれぞれ分類された。また、ASTER データ a, d における可視域(緑, 赤)を用いた結果で一致した。したがって、可視域を用いた FCM による推定結果は、湖内の有機物による汚濁状況と相関があると考ええる。

さらに、FCM による推定結果と pH, T-N, ならびに T-P における Fuzzy 回帰分析の結果は、それぞれ 25 項目中 3 項目(12%)がグループ A に分類された。また、グループ B に分類された項目は、25 項目中 4 項目(16%)以下であった。したがって、FCM による結果と pH, T-N, ならびに T-P の結果では、一致が得られなかった。

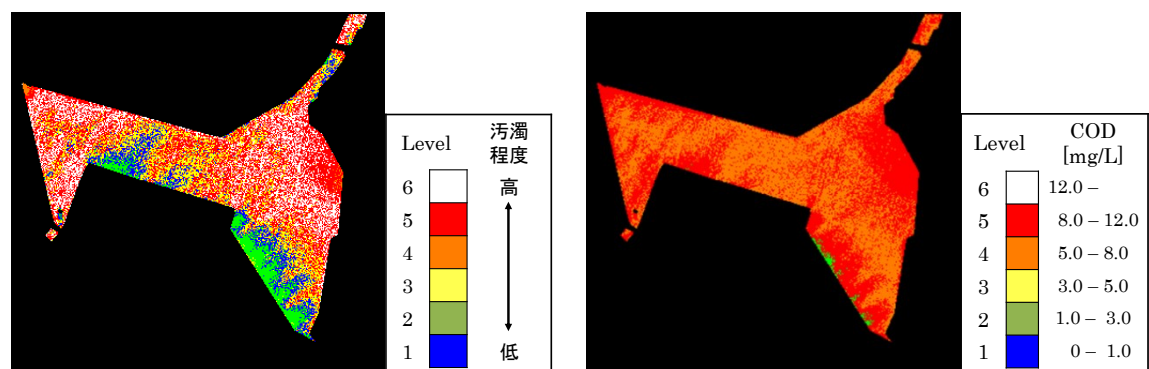
以上の結果は、FCM による推定結果は、(1)8 月および 9 月に取得されたデータを対象とする場合、BOD および SS の水質状況推定に活用可能であること、および(2)5 月および 6 月に取得されたデータを対象とする場合、BOD, COD ならびに SS の水質状況推定に活用可能であることを示唆している。



(i) グループ A の例



(ii) グループ B の例



(iii) グループ C の例

図 3.13 FCM および Fuzzy 回帰分析による推定結果の比較例

表 3.4 FCM および Fuzzy 回帰分析結果の比較結果(ASTER データ a)

Band		水質項目					
		pH	BOD	COD	SS	T-N	T-P
MIN 問題	1	/	B	A	B	/	C
	2	/	A	A	/	/	C
	3	/	A	B	/	/	C
	4	/	A	A	A	/	A
	5	/	A	/	/	/	/
	6	/	B	/	A	/	B
	7	C	A	/	/	/	/
	8	C	A	/	/	/	/
	9	A	A	A	/	/	A

A : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が一致したグループ

B : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が相対的に一致したグループ

C : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況に相違を認めたグループ

/ : Fuzzy 回帰分析結果において解が得られなかった項目

表 3.5 FCM および Fuzzy 回帰分析結果の比較結果(ASTER データ b)

Band		水質項目					
		pH	BOD	COD	SS	T-N	T-P
MIN 問題	1	/	/	/	/	/	/
	2	C	A	C	A	/	A
	3	/	A	B	A	/	C

A : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が一致したグループ

B : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が相対的に一致したグループ

C : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況に相違を認めたグループ

/ : Fuzzy 回帰分析結果において解が得られなかった項目



表 3.6 FCM および Fuzzy 回帰分析結果の比較結果(ASTER データ c)

Band		水質項目					
		pH	BOD	COD	SS	T-N	T-P
MIN 問題	1	/	A	B	/	/	/
	2	/	A	B	/	/	/
	3	/	/	C	A	C	C

A : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が一致したグループ

B : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が相対的に一致したグループ

C : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況に相違を認めたグループ

/ : Fuzzy 回帰分析結果において解が得られなかった項目

表 3.7 FCM および Fuzzy 回帰分析結果の比較結果(ASTER データ d)

Band		水質項目					
		pH	BOD	COD	SS	T-N	T-P
MIN 問題	1	A	C	A	A	B	C
	2	A	C	A	A	B	C
	3	/	/	/	/	/	/

A : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が一致したグループ

B : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が相対的に一致したグループ

C : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況に相違を認めたグループ

/ : Fuzzy 回帰分析結果において解が得られなかった項目

表 3.8 FCM および Fuzzy 回帰分析結果の比較結果(OLI データ)

Band		水質項目					
		pH	BOD	COD	SS	T-N	T-P
MIN 問題	1	/	/	/	A	B	B
	2	/	A	/	A	A	/
	3	/	C	/	A	B	/
	4	/	A	/	A	A	/
	5	/	/	/	A	C	/
	6	/	/	B	B	A	/
	7	/	/	/	B	/	/

A : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が一致したグループ

B : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況が相対的に一致したグループ

C : FCM および Fuzzy 回帰分析による結果の汚濁状況に相違を認めたグループ

/ : Fuzzy 回帰分析結果において解が得られなかった項目

### 3.5 3 章のまとめ

本章では、Terra ASTER センサおよび Landsat-8 OLI センサにより取得されたデータを用いて水質状況推定を行い、FCM の有用性に関して検討を行なった。得られた成果を以下にまとめる。

- (1) 本検討で用いた FCM による推定結果は、アオコの発生が認められる 8 月および 9 月に Terra ASTER で取得されたデータを対象とした場合、八郎湖調整池における流入水を原因とする汚濁状況の把握が可能であることを明らかにした。
- (2) 本検討で用いた FCM は、リモートセンシングデータのみを用いて、八郎湖調整池の水質状況を反映した水質推定結果を作成可能であることを明らかにした。
- (3) 本検討で用いた FCM による推定結果は、アオコの発生が認められる 8 月および 9 月に Terra ASTER で取得されたデータを対象とした場合、BOD および SS の水質状況推定に活用可能であることを明らかにした。
- (4) 本検討で用いた FCM による推定結果は、アオコの発生が認められない 5 月および 6 月に Terra ASTER および Landsat-8 OLI で取得されたデータを対象とした場合、BOD, COD, ならびに SS の水質状況推定に活用可能であることを明らかにした。

### 第 3 章 参考文献

- [1] 環境管理課八郎湖環境対策室一美の国秋田ネット：  
<https://www.pref.akita.lg.jp/pages/genre/hachiroko> (Accessed 2022/1/7)
- [2] 西條八束, 三田村緒佐武:「新編 湖沼調査法」, 講談社 (1995)
- [3] 武田育郎:「よくわかる水環境と水質」, オーム社 (2010)
- [4] A.K.M.A. Hossain, C. Mathias, R. Blanton: “Remote sensing of turbidity in the tennessee river using landsat 8 satellite”, Remote Sensing, Vol. 13, No. 18, Article number 3785 (2021)
- [5] B. Alvado, X. Sòria-Perpinyà, E. Vicente, J. Delegido, P. Urrego, A. Ruíz-Verdú, J.M. Soria, J. Moreno: “Estimating organic and inorganic part of suspended solids from sentinel 2 in different inland waters”, Water (Switzerland), Vol. 13, No. 18, Article number 2453 (2021)
- [6] R.L.S. Dias, D.D. da Silva, E.I. Fernandes-Filho, C.H. do Amaral, E.P. dos Santos, J. F. Marques, G.V. Veloso: “Machine learning models applied to TSS estimation in a reservoir using multispectral sensor onboard to RPA”, Ecological Informatics, Vol. 65, Article number 101415 (2021)
- [7] R.M. Khan, B. Salehi, M. Mahdianpari, F. Mohammanimanesh, G. Mountrakis, L.J. Quackenbush: “A meta-analysis on harmful algal bloom (Hab) detection and monitoring: A remote sensing perspective”, Remote Sensing, Vol. 13, No. 21, Article number 4347 (2021)
- [8] 西田眞, 大塚敬:「衛星画像データによる水質分布解析へのファジィ回帰分析の適用と可能性分布図の作成」, 電気学会論文誌 C, Vol. 115-C, No. 3, pp. 381–388 (1995)
- [9] Y. Kageyama, M. Nishida: “Water Quality Analysis based on Remote Sensing Data and Numerical Model”, Journal of Geography, Vol. 109, No. 1, pp. 27–36 (2000)
- [10] D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai, A. Motozawa: “Water Quality Analysis in Lake Hachiroko, Japan, Using ALOS AVNIR-2 Data”, IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol. 8, No. 6, pp. 627–633 (2013)
- [11] D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai, C. Kasai: “Water Quality Analysis of Lake Hachiroko, Japan, using ALOS PALSAR Data”, International Journal of the Society of Materials Engineering for Resources, Vol. 20, No. 2, pp. 175–180 (2014)
- [12] D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai: “Analysis of water quality of Lake Hachiroko, Japan, using fuzzy multiple regression model with ALOS AVNIR-2 data”, Journal of Advanced Computational Intelligence & Intelligent Informatics, Vol. 20, No. 6, pp. 992–1003 (2016)
- [13] Y. Kageyama, A. Izumi, M. Nishida, H. Yokoyama: “Application of Fuzzy C-means for

- Understanding Water Quality in Lake Hachiroko, Japan”, IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol. 11, No. 6, pp. 835–837 (2016)
- [14] デジタルアーキテクチャ研究センター—LandBrowser :  
<https://landbrowser.airc.aist.go.jp/landbrowser/> (Accessed 2022/1/7)
- [15] 環境省—水環境総合情報サイト : <https://water-pub.env.go.jp/water-pub/mizu-site/>  
(Accessed 2022/1/7)
- [16] 高木幹雄, 下田陽久(監修) : 「新編 画像解析ハンドブック」, 東京大学出版会 (2004)
- [17] 環境省—水質汚濁に関わる環境基準 :  
<https://www.env.go.jp/kijun/mizu.html> (Accessed 2022/1/7)
- [18] 石渕久生 : 「ファジィ回帰分析」, 日本ファジィ学会誌, Vo.4, No.1, pp. 52–60 (1992)
- [19] 水元雅晴 : 「ファジィ推論(1)」, 日本ファジィ学会誌, Vo.4, No.2, pp. 256–264 (1992)

## 第 4 章 水位・水温情報を用いたニューラルネットワークによる水質状況推定法に関する検討

### 4.1 はじめに

リモートセンシング技術の水質状況推定に活用することは、直接採水による方法と比較して広範囲における水質状況が把握できるため、水質汚濁発生の検知に寄与すると考える。そこで、第 3 章では Terra ASTER および Landsat-8 OLI から取得されたデータを対象とし、Fuzzy 理論に基づくクラスタリング手法<sup>[1]</sup>を用いて八郎湖における水質状況推定に関する検討を行った。この結果、作成された推定結果は、水面にアオコが発生する 8 月および 9 月に取得されたデータを対象とした場合、対象地域における汚濁状況と一致することを明らかにした。また、各波長帯の DN 値を組み合わせた特徴量や演算処理によって作成された特徴量を用いることは、対象物における反射率の差異に基づく特徴を取得可能にするため、数多く利用されている<sup>[2-4]</sup>。しかしながら、リモートセンシングデータを対象とした水質状況推定に関する研究において、入力特徴量は一般的にリモートセンシングから得られる情報のみである。

一方、対象地域の水位情報や、水温情報は汚濁状況と関連性を有する<sup>[5-7]</sup>。また、対象地域の水深を把握している場合、1 地点の水位情報に基づき、全体の水位情報を算出できる。さらに、熱赤外域の情報を取得できる Terra ASTER センサなどは、水面の水温情報を算出可能である<sup>[8]</sup>。したがって、リモートセンシングデータおよび水位・水温情報を用いて分類することは、対象地域の汚濁状況を考慮した水質推定結果の作成を可能とし、水質状況の推定精度向上に寄与すると考える。しかしながら、水質状況把握を目的として、リモートセンシングデータと水位・水温情報を組み合わせた検討を行っている研究は少ない<sup>[9,10]</sup>。さらに、アオコが発生した水域を対象とした研究事例はほとんど見当たらない。

そこで本章では、リモートセンシングデータに加えて対象地域の水深に基づく水位情報および水温情報を入力特徴量とした NN<sup>[11]</sup>による水質状況推定法(以下、提案手法と表記する)の開発を行う。検討には、Terra ASTER から取得されたデータを用いた。はじめに、対象地域の水深情報および ASTER データ取得時の水位情報を用いて、対象地域全体の水位情報を算出した。次に、ASTER データの熱赤外域データを対象とし、水温情報を算出した。その後、Fuzzy 回帰分析を用いて、ASTER データの可視・近赤外域データに基づき、SS の推定値を算出した。さらに、可視・近赤外域データ、水位情報、水温情報、ならびに SS 推定値を用いて、提案手法による SS の推定結果を作成した。最後に、SS 推定結果と実測された SS 値との誤差を算出し、提案手法の精度を評価した。

## 4.2 使用データ

本研究では、対象地域の水質状況を推定するため、リモートセンシングデータおよび水質データを用いて水質推定結果を作成する。なお、リモートセンシングデータおよび水質データの選定基準は、3.2.1 項に示すとおりである。

### 4.2.1 ASTER データ

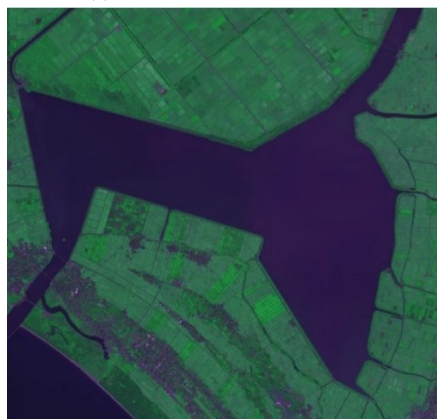
本研究では、Terra ASTER センサより取得されたデータを検討に用いた。データ取得日は、2004 年 6 月 3 日、2012 年 8 月 5 日、9 月 13 日、2015 年 5 月 26 日、9 月 15 日、ならびに 2019 年 5 月 12 日である。なお、本章では前述のデータをそれぞれ ASTER データ a～f と表記している。検討には、Terra ASTER の VNIR(可視・近赤外域)および TIR(熱赤外域)の波長帯で取得されたデータを用いた。本章で用いた ASTER データを図 4.1 に示す。なお、ASTER データ b, d, e において、調整池東部の下部が観測域外であったため、データに欠損が生じている。



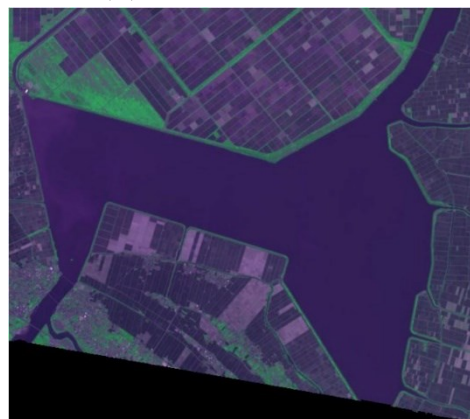
(i) ASTER データ a



(ii) ASTER データ b



(iii) ASTER データ c



(iv) ASTER データ d



(v) ASTER データ e



(vi) ASTER データ f

図 4.1 ASTER データ(RGB ; Bands 2, 3, 1)<sup>[12]</sup>

(Citation: ASTER-VA image courtesy NASA/METI/AIST/Japan Spacesystems, and  
U.S./Japan ASTER Science Team)



### 4.2.2 水深データ

八郎湖調整池全体における水位情報は、ASTER データ取得時の水位情報および八郎湖調整池における浅深図に基づき、算出した。八郎湖調整池における浅深図を図 4.2 に示す。また、ASTER データ取得時における防潮水門内水位を表 4.1 にまとめる。なお、解析に用いた八郎湖調整池における浅深図は、秋田県生活環境部 環境管理課八郎湖環境対策室より提供された。また、八郎湖の防潮水門内水位は秋田県秋田地域振興局農林部 八郎潟基幹施設管理事務所より提供された。

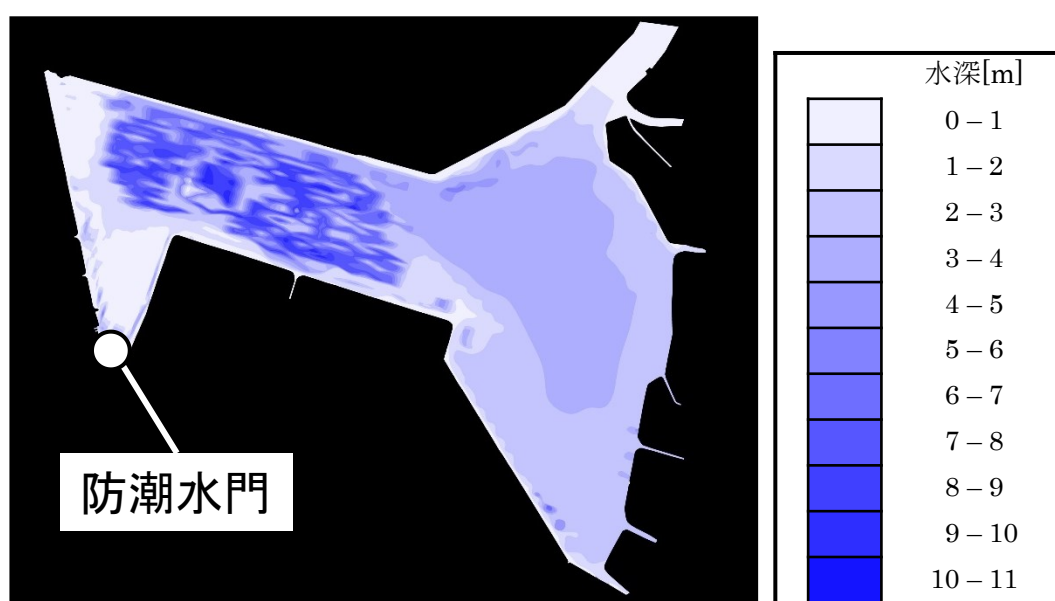


図 4.2 八郎湖調整池における浅深図

表 4.1 ASTER データ取得日における防潮水門内水位

日付	水位 [m]
2006 年 6 月 4 日	0.92
2012 年 8 月 5 日	0.77
2012 年 9 月 13 日	0.56
2015 年 5 月 26 日	0.95
2015 年 9 月 15 日	0.55
2019 年 5 月 12 日	0.85

### 4.2.3 水温データ

水温情報は、熱赤外領域で取得された 5 バンドのデータを対象とし、水温算出式 Multi-Channel Sea Surface Temperature(MCSST)<sup>[8]</sup>を用いて算出した。MCSST は、陸水を対象とした水温算出にも活用されている<sup>[13,14]</sup>。Terra ASTER における MSCCT 算出式を以下に示す。

$$\text{MCSST}_{\text{ASTER}} = -1.07 \times t_{10} + 0.49 \times t_{11} + 1.13 \times t_{12} + 0.78 \times t_{13} + -0.32 \times t_{14} + 1.16 \quad (4.1)$$

$$t_{\lambda} = \frac{C_2}{\lambda \ln \left( \frac{C_1 \lambda^{-5}}{\pi R_{\lambda}} + 1 \right)} \quad (4.2)$$

$$R_{\lambda} = (DN_{\lambda} - 1) \times \text{Unit onversion coefficient} \quad (4.3)$$

ここで、

$\text{MCSST}_{\text{ASTER}} [^{\circ}\text{C}]$  : Terra ASTER の TIR システムから推定された水温,

$t_{10}, t_{11}, t_{12}, t_{13}, t_{14} [^{\circ}\text{C}]$  : ASTER センサ TIR システム(Band10~14)で観測された輝度値を摂氏温度に変換した値,

$t_{\lambda} [K]$  : 輝度温度,

$C_1 [W \cdot m^2]$  :  $3.740 \times 10^{16}$ ,

$C_2 [m \cdot K]$  :  $1.438 \times 10^{-2}$ ,

$\lambda [m]$  : 放射された電磁波の波長,

$R_{\lambda} [W/m^2 \cdot sr \cdot \mu m]$  : 分光反射特性,

$DN_{\lambda}$  : リモートセンシングデータにおける輝度値である。

輝度値を分光反射特性に変換する際に用いた *Unit conversion coefficient*<sup>[15]</sup>を表 4.2 にまとめる。また、 $\text{MCSST}_{\text{ASTER}}$ の各項における係数は、様々な値が検討されている<sup>[8]</sup>。本検討では、水温測定日と ASTER データの取得日が等しい ASTER データ b, e において水温情報の誤差を算出し、最も誤差が小さい値を示した係数を用いた。なお、検討に用いた水温情報において、平均  $0.9^{\circ}\text{C}$ (標準偏差  $0.60^{\circ}\text{C}$ )の誤差を有している。なお、誤差検証には、秋田県生活環境部 環境管理課八郎湖環境対策室より提供された水温情報を用いた。

表 4.2 Unit conversion coefficient<sup>[15]</sup>

	Band 10	Band 11	Band 12	Band 13	Band 14
係数 $[W/m^2 \cdot sr \cdot \mu m]$	$6.822 \times 10^{-3}$	$6.780 \times 10^{-3}$	$6.590 \times 10^{-3}$	$5.693 \times 10^{-3}$	$5.225 \times 10^{-3}$

#### 4.2.4 水質データ

解析に用いた水質データ<sup>[16,17]</sup>は、八郎湖調整池における 5 地点(大潟橋, 調整池東部・西部, 防潮水門, 湖心)で測定された SS である(3.2.4 項参照). なお, SS データの取得日は, 2004 年 6 月 2 日, 2012 年 8 月 1 日, 9 月 13 日, 2015 年 5 月 19 日, 9 月 15 日, ならびに 2019 年 5 月 14 日である. SS データを表 4.3 にまとめる.

表 4.3 解析に用いた SS 値

水質測定地点	SS [mg/L]					
	2004 年 6 月 2 日	2012 年 8 月 1 日	2012 年 9 月 13 日	2015 年 5 月 19 日	2015 年 9 月 15 日	2019 年 5 月 14 日
大潟橋	11	50	31	22	25	10
調整池東部	10	47	23	18	43	12
調整池西部	14	17	17	21	15	12
防潮水門	17	8	36	19	13	16
湖心	13	63	20	16	10	14

### 4.3 解析手法

#### 4.3.1 解析の流れ

解析の流れを図 4.3 に示す．はじめに，前処理として ASTER データの可視近赤外域に対して幾何補正処理，大気補正処理(3.3.2 項参照)，ならびにマスク処理を施した．次に，Fuzzy 回帰分析を用いて SS 推定値を算出した．その後，SS 推定値，可視近赤外域，水位情報，ならびに水温情報を用いて提案手法による学習を実施し，SS 推定結果を作成した．最後に，SS 推定結果と実測された SS 値との誤差を算出し，提案手法の精度を評価した．

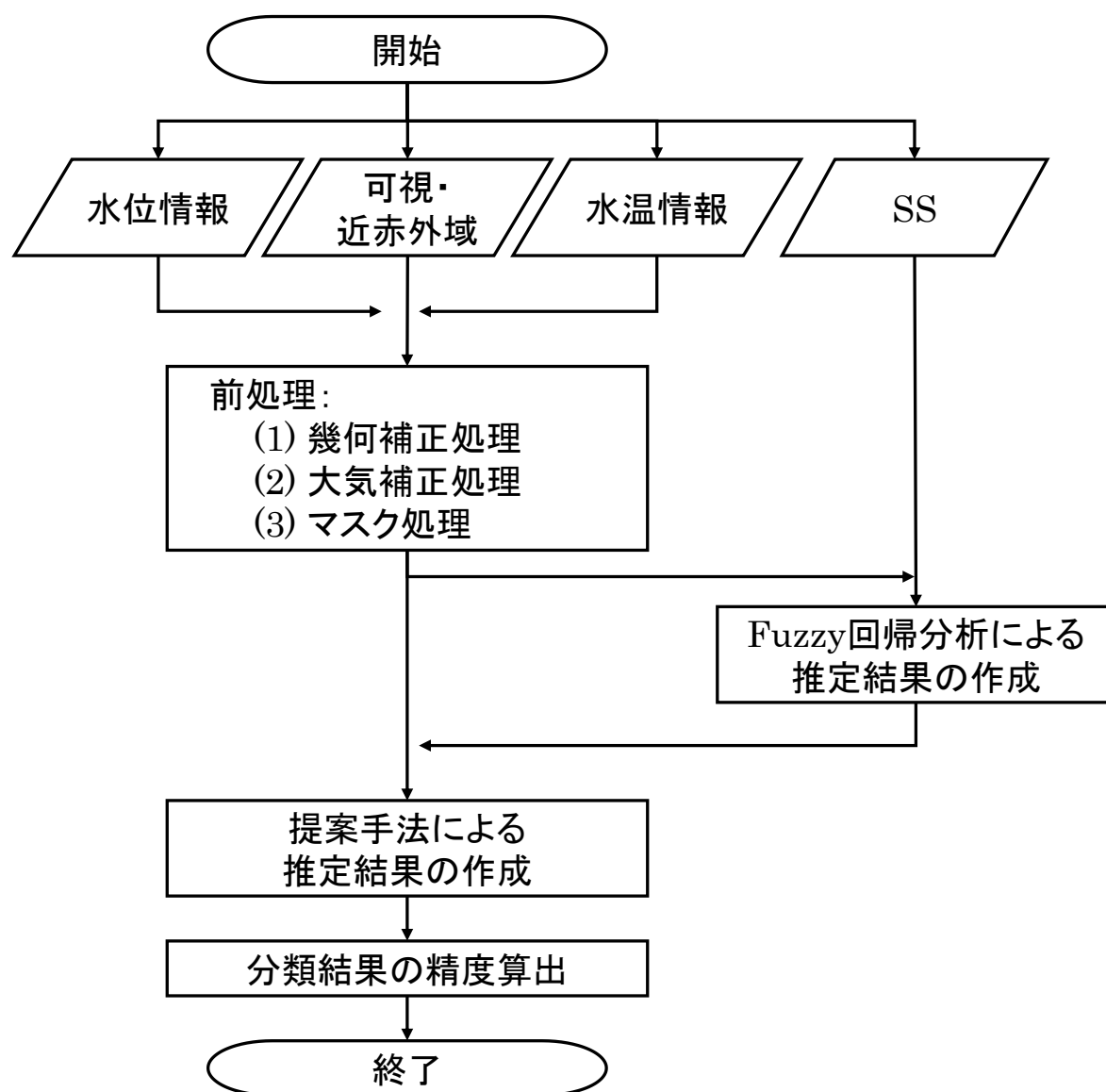


図 4.3 解析の流れ

### 4.3.2 幾何補正処理

一般に，人工衛星により取得されたりモートセンシングデータは，そのままの状態ではデータごとに衛星の僅かな姿勢変動，地球の自転，地球表面の曲率などに起因する歪みを有する．前述した歪みを補正し，基準となるデータに合致させるように伸縮する処理を幾何補正<sup>[18]</sup>という．本研究では，ASTER データの各シーンと水深および水温情報における着目画素の座標を合致させるために，幾何補正処理を施した．また，データに欠損がなく，水位が低い ASTER データ **c** を基準画像とし，幾何補正を行った．

具体的には，二次変換<sup>[18]</sup>およびリサンプリング法として 3 次たたみ込み内挿法<sup>[18]</sup>を用いて幾何補正を行った．各手法の概要を以下にまとめる．

#### (1) 二次変換

$$\begin{cases} u = a_1x^2 + a_2xy + a_3y^2 + a_4x + a_5y + a_6 \\ v = b_1x^2 + b_2xy + b_3y^2 + b_4x + b_5y + b_6 \end{cases} \quad (4.4)$$

ここで， $(u, v)$  は幾何学的歪みのあるデータ(入力データ)の座標， $(x, y)$  は基準データの座標である．また， $a_1 \sim a_6$  および  $b_1 \sim b_6$  は補正係数となる．基準とするシーンと他のシーンとの間で明瞭に判別可能な点である Ground Control Point(GCP)を選定後，変換式の係数 $(a, b)$ を決定し，二次変換を行った．なお，本検討では GCP を 15 点選定して補正処理を行った．

GCP を用いる場合，幾何歪みの原因となるプラットフォームの姿勢などの情報が不要となる．ただし，選定精度を示す Root Mean Square(RMS)誤差 $I_{RMS}$ を小さくするように，GCP を選定する必要がある． $I_{RMS}$  は，入力データを  $f(x, y)$ ，基準データを  $g(x, y)$  とした場合，次式で表せる．

$$I_{RMS} = E \left[ \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \{g(x, y) - f(x, y)\}^2 dx dy \right] \quad (4.5)$$

ここで， $E$  は入力データの集合平均を表す．なお，入力データと基準データにおいて，1 画素の誤差が生じた場合は， $I_{RMS}$  は 1 となる．なお，本検討における各データの  $I_{RMS}$  は，平均 0.2013(標準偏差 0.026)である．

### (2) 3 次たたみ込み内挿法

本検討では、幾何補正時のリサンプリングとして、画像の平滑化と同時に先鋭化の効果が得られる 3 次たたみ込み内挿法を用いた。3 次たたみ込み内挿法とは、内挿したい点の周囲 16 点の DN 値を用いて、以下の式により補正データに内装する手法である。

$$P = [f(y_1)f(y_2)f(y_3)f(y_4)] \left[ \begin{pmatrix} P_{k-1,l-1} & P_{k,l-1} & P_{k+1,l-1} & P_{k+2,l-1} \\ P_{k-1,l} & P_{k,l} & P_{k+1,l} & P_{k+2,l} \\ P_{k-1,l+1} & P_{k,l+1} & P_{k+1,l+1} & P_{k+2,l+1} \\ P_{k-1,l+2} & P_{k,l+2} & P_{k+1,l+2} & P_{k+2,l+2} \end{pmatrix} \right] \begin{bmatrix} f(x_1) \\ f(x_2) \\ f(x_3) \\ f(x_4) \end{bmatrix} \quad (4.6)$$

$$f = \frac{\sin(\pi t)}{(\pi t)} \approx \begin{cases} 1 - 2|t|^2 + |t|^3 & (0 \leq |t| < 1) \\ 4 - 8|t| + 5|t|^2 - |t|^3 & (1 \leq |t| < 2) \\ 0 & (2 \leq |t|) \end{cases} \quad (4.7)$$

$$\left. \begin{aligned} x_1 &= (k-1) - u & y_1 &= (l-1) - v \\ x_2 &= k - u & y_2 &= l - v \\ x_3 &= (k+1) - u & y_3 &= (l+1) - v \\ x_4 &= (k+2) - u & y_4 &= (l+2) - v \end{aligned} \right\} \quad (4.8)$$

### 4.3.3 マスク処理

分類対象となる水域を抽出するため、対象領域に対してマスク処理を施した。また、データ e における一部の水面領域において、雲が存在していたため、雲領域に対してもマスク処理を施した。

### 4.3.4 Fuzzy 回帰分析

Fuzzy 回帰分析による水質推定結果作成の詳細は、3.3.4 項に示すとおりである。本検討では、Fuzzy 数を仮定するため、ASTER データ上から SS データの測定点を特定し、測定点周辺における 50 画素の DN 値を取得した。また、従来研究<sup>[19]</sup>および環境基準値<sup>[20]</sup>に基づいて、SS のスライスレベルを設定し推定値を算出した。検討に用いた SS のスライスレベルを表 4.4 にまとめる。

表 4.4 検討に用いた SS のスライスレベル<sup>[19,20]</sup>

Level	SS 値 [mg/L]
6	35 -
5	25 - 35
4	15 - 25
3	5 - 15
2	1 - 5
1	0 - 1

### 4.3.5 提案手法

#### 4.3.5.1 概要

提案手法の概要を図 4.4 に示す．入力特徴量を ASTER データにおける可視近赤外データ，水位情報，ならびに水温情報とし，NN による学習を行った．また，着目画素とその周辺画素を入力した時，出力が Fuzzy 回帰分析結果の SS 推定値となるように学習した．すなわち，提案手法は着目画素とその周辺画素の DN 値に加えて，水位および水温情報を考慮し，Fuzzy 回帰分析結果の SS 推定を学習する．なお，学習回数は 1000 回とした．また，学習データは(4.9)式を用いて正規化した．

$$x' = \frac{(x - \mu)^2}{\sigma} \quad (4.9)$$

ここで， $x'$ は正規化後の値， $x$ は正規化前の値， $\mu$ および $\sigma$ はそれぞれ各特徴量の平均値と標準偏差である．

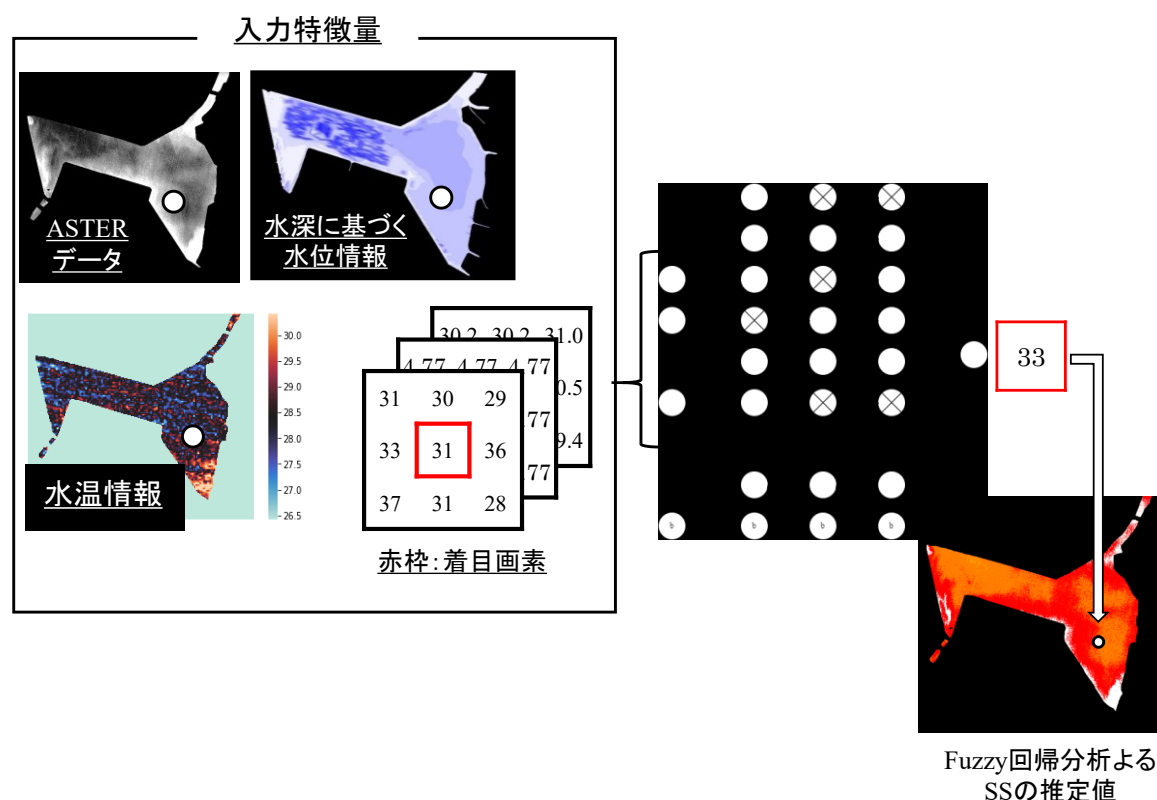


図 4.4 提案手法の概要

### 4.3.5.2 ネットワーク構成

NN のユニット数, 隠れ層の数などのパラメータ(ハイパーパラメータ)を設定することは, 高品質なモデルの作成を可能にする<sup>[11,21]</sup>. 本検討では, 学習回数を 1000 回とし, ハイパーパラメータ最適化法であるグリッドサーチ<sup>[21]</sup>を実施した. 選択したハイパーパラメータは以下の通りである.

- 隠れ層の数 : 1~4, 1 刻み
- 隠れ層のユニット数 : 100~1000, 100 刻み
- 活性化関数
  - 1) 隠れ層 : {linear, relu, sigmoid, tanh}
  - 2) 出力層 : {linear, relu, sigmoid, tanh}
- ドロップアウト率<sup>[21]</sup> : 0.1~0.5, 0.1 刻み

ハイパーパラメータの最適化では, 平均 2 乗誤差(Mean square error : MSE)<sup>[21]</sup>を最小化するように, ハイパーパラメータの組み合わせを調べた.

$$MSE = \frac{\sum_{n=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2}{N} \quad (4.10)$$

ここで,  $N$ はデータ数,  $\hat{y}_i$ は $i(i = 1, 2, \dots, N)$ 番目の予測された出力結果,  $y_i$ は $i(i = 1, 2, \dots, N)$ 番目の正しい出力結果である.

はじめに, 隠れ層の数を 1 層に設定し, 隠れ層のユニット数, 活性化関数, ならびにドロップアウト率について, それぞれの組み合わせの MSE を検証した. その後, 最も MSE が低くなった組み合わせを用いて, 1 層から 4 層の MSE を調査した. なお, ハイパーパラメータの選定には, 交叉検証を実施した.

MSE が最も低い値を示したハイパーパラメータの組み合わせを以下に示す. また, 提案手法のネットワーク構造を図 4.5 に示す.

- 隠れ層の数 : 3
- 隠れ層のユニット数 : 900
- 活性化関数
  - 1) 隠れ層 : relu
  - 2) 出力層 : linear
- ドロップアウト率 : 0.5

relu 関数と linear 関数は, それぞれ(4.11)式および(4.12)式で表される.



$$f(x) = \max(0, x) \quad (4.11)$$

$$f(x) = x \quad (4.12)$$

ここで、 $f(x)$ は出力値、 $x$ は入力値である．

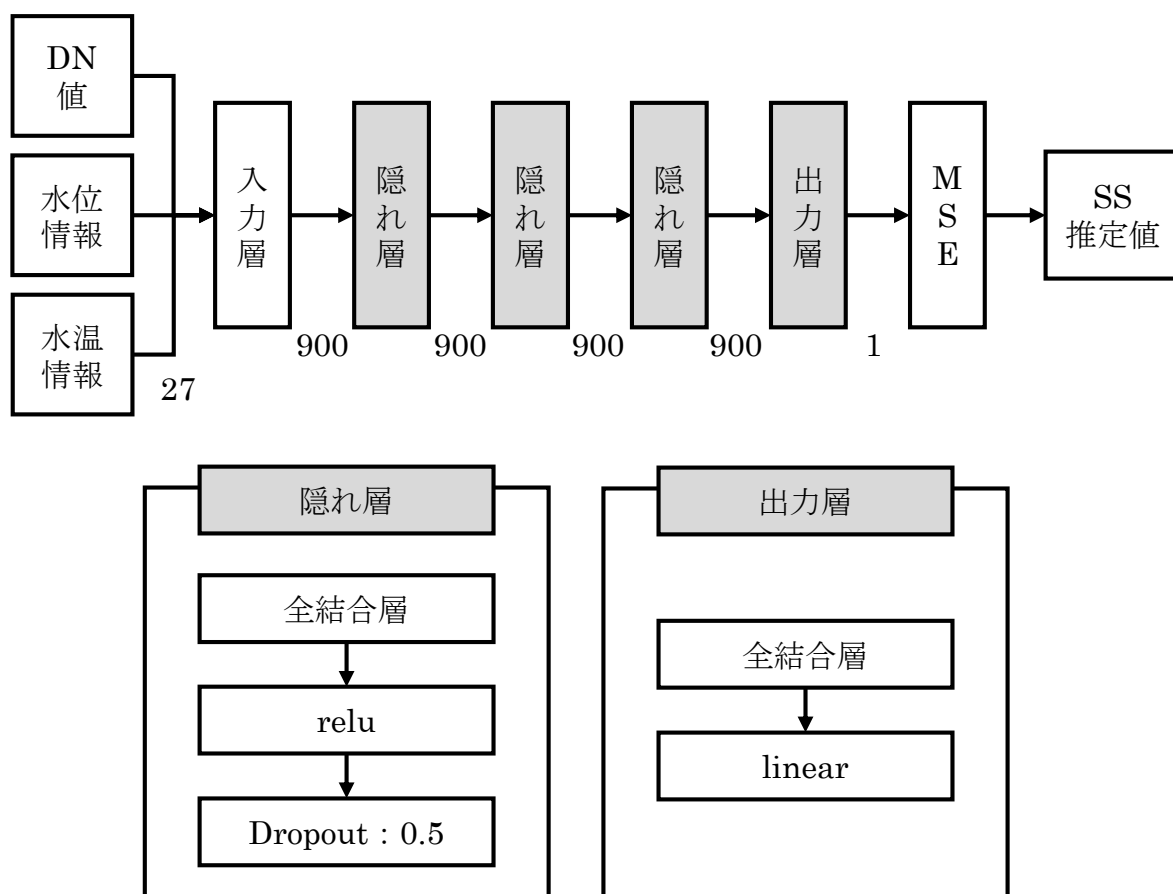


図 4.5 提案手法のネットワーク構造

### 4.3.5.3 学習データセット

NN に基づく学習は，学習に用いるデータセットに起因して出力される結果は異なる．したがって，SS の推定精度向上に寄与する学習データセットの条件を把握するため，2 種類のデータセットを用いて学習を行った．具体的には，ASTER データの取得時期に基づき，以下の学習データセットを作成した．

データセット 1：テストデータ以外のデータをすべて用いた場合

データセット 2：データ取得時期を 5・6 月および 8・9 月に分けた場合

対象データにおけるデータセット 1，2 の組み合わせを表 4.5 にまとめる．

表 4.5 データセット 1，2 の組み合わせ

データセット		テストデータとなる ASTER データ					
		a	b	c	d	e	f
訓練データとなる ASTER データ	1	b, c, d, e, f	a, c, d, e, f	a, b, d, e, f	a, b, c, e, f	a, b, c, d, f	a, b, c, d, e
	2	d, f	c, e	b, e	a, f	b, c	a, d

## 4.4 結果および考察

### 4.4.1 水質推定精度

#### 4.4.1.1 水質推定精度の算出

提案手法の水質推定精度を評価するため、各水質測定地点から測定された SS 値との差分を算出した。具体的には、推定結果において各水質測定地点を特定し、測定点周辺における SS 推定値を 50 点サンプリングした。その後、サンプリング点の平均値と測定された SS 値との誤差値(以下、推定誤差と表記する)を算出した。

#### 4.4.1.2 提案手法および Fuzzy 回帰分析における水質推定精度

提案手法および Fuzzy 回帰分析における推定誤差を表 4.6 にまとめる。また、推定結果において汚濁程度がレベル 3～6 の場合、推定値 10mg/L の誤差は 1 レベル異なる結果を示す。したがって、本検討では 10mg/L の推定誤差を基準として解析を行った。

推定誤差が 10mg/L 未満の項目における提案手法の結果において、ASTER データ a, c, e における近赤外域および ASTER データ d における可視域(緑)を対象とした結果は、Fuzzy 回帰分析における推定誤差と比較して低い値を示した。また、Fuzzy 回帰分析結果と比較して最大 6mg/L の推定向上を認めた。

表 4.6 提案手法および Fuzzy 回帰分析における推定誤差

ASTER データ	提案手法* (データセット 1)			提案手法* (データセット 2)			Fuzzy 回帰分析		
	band 1	band 2	band 3	band 1	band 2	band 3	band 1	band 2	band 3
a	14	10	6	12	14	24	9	10	12
b	21	21	19	33	22	20	20	23	22
c	22	17	4	19	6	4	6	5	7
d	4	3	11	5	4	18	7	2	6
e	13	13	12	11	14	7	10	10	11
f	13	13	18	10	11	20	3	3	4

\*着色項目：推定誤差が 10mg/L 未満であり、Fuzzy 回帰分析より小さい項目

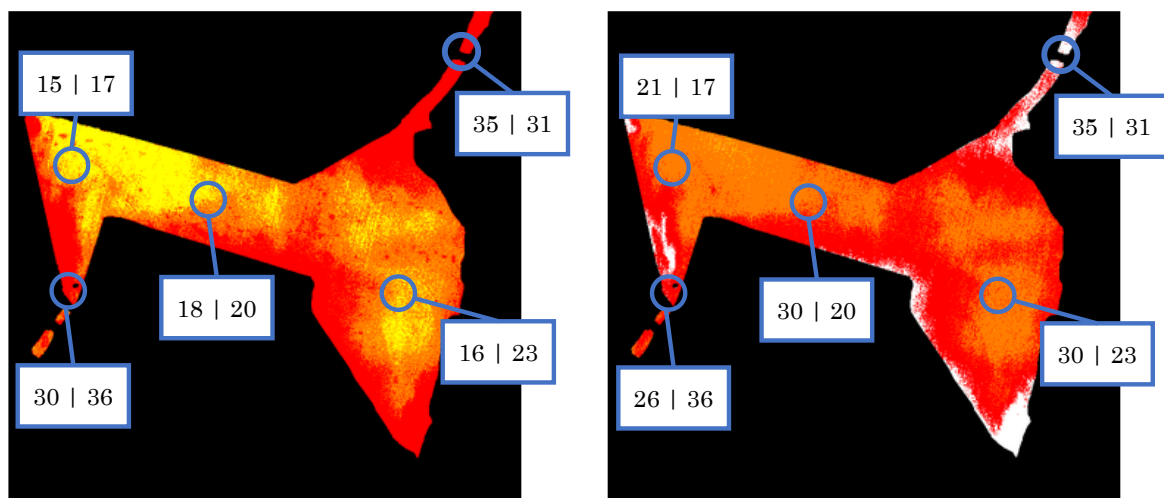
#### 4.4.2 考察

##### 4.4.2.1 提案手法および Fuzzy 回帰分析による推定結果の比較

ASTER データ c を対象とした近赤外域における提案手法および Fuzzy 回帰分析による推定結果を図 4.6 に示す。提案手法による推定結果の推定誤差は、平均 4mg/L を示し、10mg/L を下回る結果を得た。一方、Fuzzy 回帰分析による結果の推定誤差は平均 7mg/L を示したが、提案手法による結果と比較すると推定誤差は大きいことがわかる。なお、ASTER データ a を対象とした近赤外域における結果においても、同様の傾向が認められる(図 4.7 参照)。

提案手法において、水位が低い(～1m)大潟橋や調整池西部から防潮水門までの領域において、汚濁程度が高くなっている。また、水位が深い(6m～)湖心では汚濁程度が低くなっている。水位が低い地点において、風や水の流入によって生じる湖水の縦循環は、水位が高い地点と比較してその頻度が高いと考える。一方、提案手法は ASTER データの DN 値に加えて、水位情報を用いて学習を行っている。したがって、提案手法は、対象地域の水位に基づく汚濁状況の差異を学習できたため、SS の推定精度が向上したと考える。

以上の結果は、提案手法は水質項目 SS の推定精度向上に寄与することを示唆している。

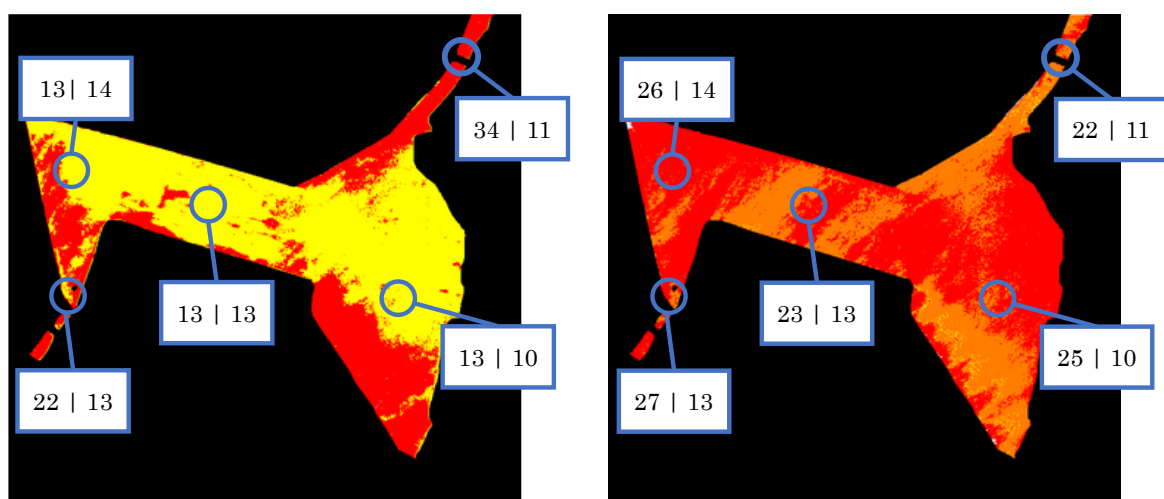


(i) 提案手法  
(データセット 1)

(ii) Fuzzy 回帰分析

図 4.6 SS 推定結果(ASTER データ c, 近赤外域)

※図中青枠内：(左)推定値[mg/L] | (右)実測値[mg/L]



(i) 提案手法  
(データセット 1)

(ii) Fuzzy 回帰分析

図 4.7 SS 推定結果(ASTER データ a, 近赤外域)

※図中青枠内：(左)推定値[mg/L] | (右)実測値[mg/L]

#### 4.4.2.2 汚濁程度が環境基準値を上回るデータを対象とした推定結果

ASTER データ b を対象とした近赤外域における提案手法および Fuzzy 回帰分析による推定結果を図 4.8 に示す。提案手法および Fuzzy 回帰分析による結果の推定誤差は、それぞれ平均 19mg/L および平均 22mg/L を示し、誤差が大きくなっている。

2012 年 8 月 1 日の SS データは、大潟橋、調整池東部、ならびに湖心において検討で設定したレベルスライスの最大値(35mg/L)を上回る値であった。また、本検討で用いた Fuzzy 回帰分析は、レベルスライスの値に基づき、推定値を出力する。したがって、対象データの汚濁程度が設定したレベルスライスの最大値を大きく上回る(例えば、10mg/L 以上)場合は、別途レベルスライスを設定し、分類を行う必要があると考える。

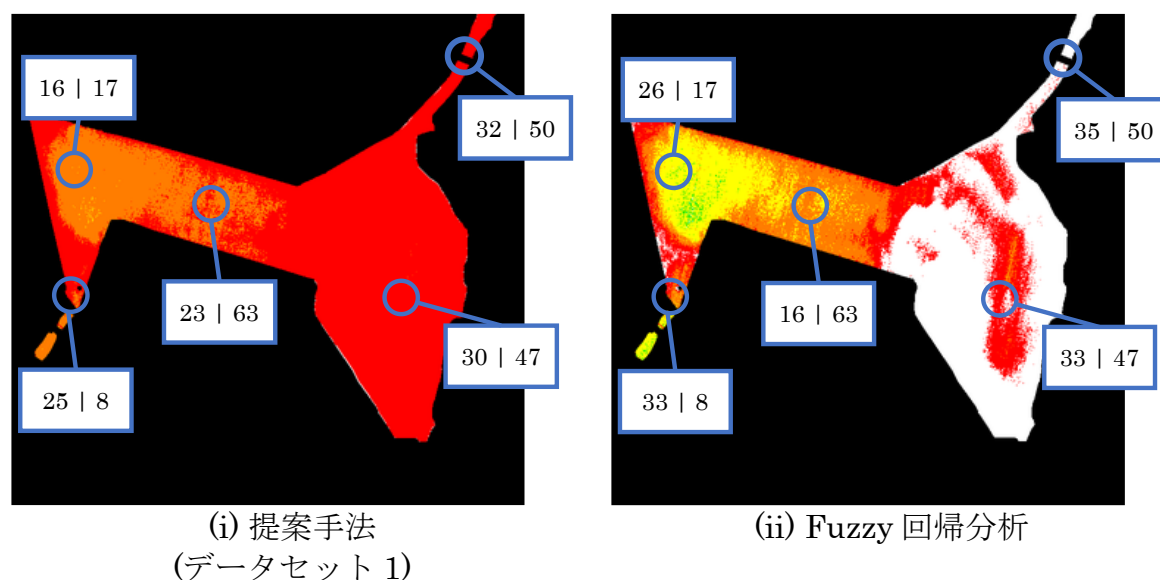


図 4.8 SS 推定結果(ASTER データ b, 近赤外域)

※図中青枠内：(左)推定値[mg/L] | (右)実測値[mg/L]

#### 4.4.2.3 学習データセットに起因する推定精度の差異

データ e の近赤外域を対象とするデータセット 1 およびデータセット 2 を用いた提案手法による推定結果を図 4.9 に示す。データセット 2 を用いた結果の推定誤差は、平均 10mg/L 以下であった。また、データセット 1 を用いた結果と比較して、推定誤差は低い値を示した。なお、データ c における可視域(赤)においても同様の結果を得た。一方、データ a における近赤外域の場合、データセット 1 を用いた結果の推定誤差は平均 10mg/L 以下であり、データセット 2 を用いた結果と比較して、低い値を示した。

以上の結果は、データ取得時期に基づいて作成した学習データセットは、必ずしも SS の推定精度向上に寄与するわけではないことを示唆している。

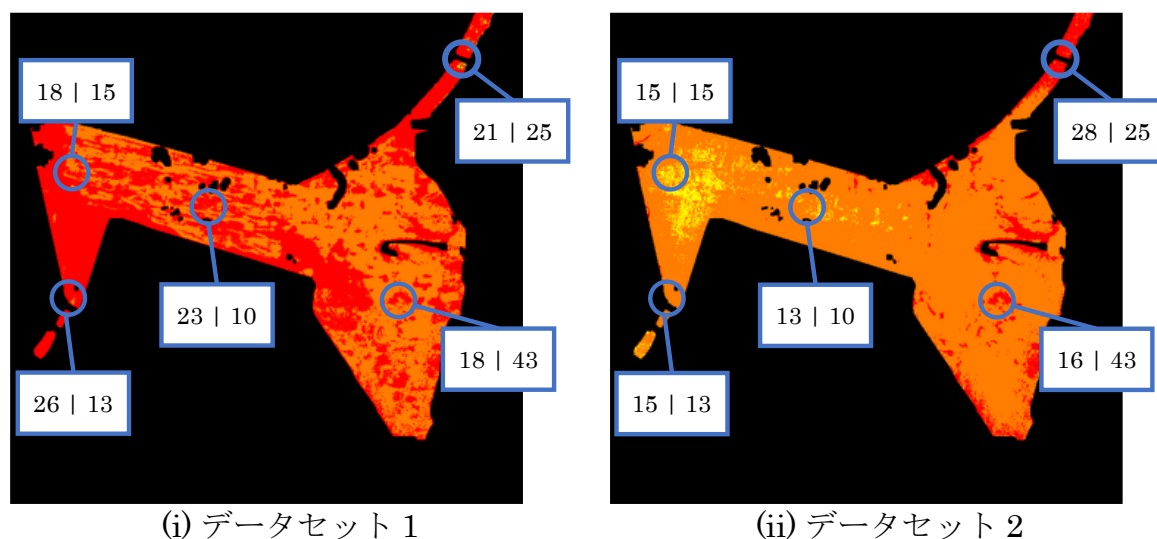


図 4.9 提案手法による SS 推定結果(ASTER データ e, 近赤外域)

※図中青枠内：(左)推定値[mg/L] | (右)実測値[mg/L]

### 4.4.3 提案手法の精度向上の条件に関する検討

#### 4.4.3.1 学習データセットに関する解析

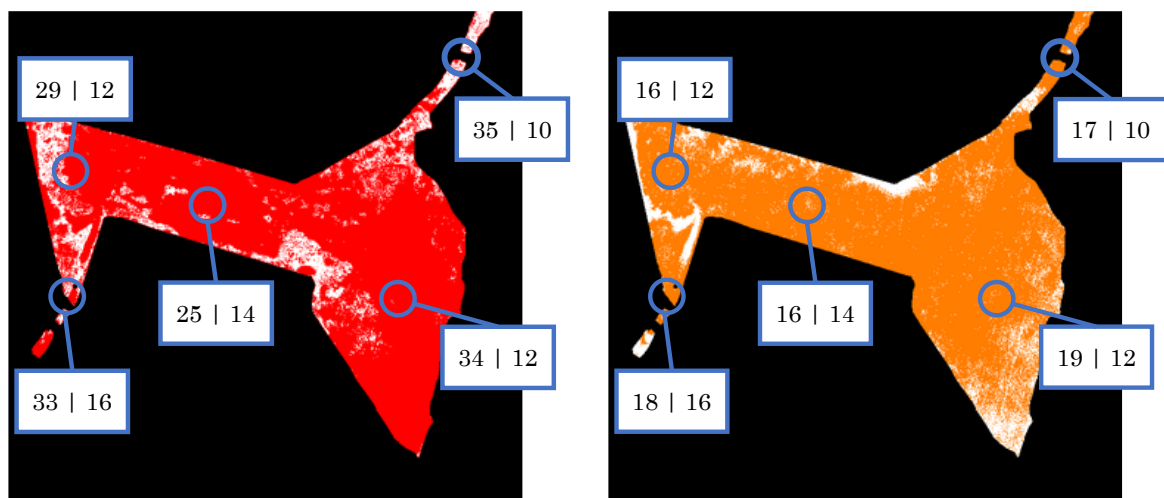
ASTER データ f を対象とした提案手法および Fuzzy 回帰分析による推定結果を図 4.10 に示す。提案手法による結果の推定誤差は、Fuzzy 回帰分析と比べて 14mg/L 大きい結果を得た。また、実測された SS 値は 10mg/L～16mg/L であるのに対し、提案手法による推定値は 25mg/L～35mg/L を示しており、推定誤差は大きい。この結果を踏まえ、ASTER データ f を対象とした精度向上に寄与する条件に関して以下の検討を加えた。

SS の推定精度が向上するデータセットの組み合わせを把握するため、学習データの組み合わせパターン数を増加させ、推定誤差を算出した。具体的には、ASTER データ a, b, c, d, e から(a)4 データを選定して学習データセットとした場合(合計 5 パターン)、および(b)3 データを選定して学習データセットとした場合(合計 10 パターン)の推定精度を算出した。その結果、3 データを選定して学習データセットとした場合において、推定誤差が 10mg/L を下回る結果を得た。また、ASTER データ a, b, c を学習データとした組み合わせ、および ASTER データ a, c, e を学習データとした組み合わせは、それぞれ平均 4mg/L および平均 5mg/L の推定誤差を示した。前述のデータセットを用いたデータ f における SS 推定図を図 4.11 に示す。

学習データの組み合わせで共通していた ASTER データ a, c の特徴を解析するため、対象データ内における着目領域の性質を算出可能とするテクスチャ特徴量<sup>[18]</sup>を算出した。具体的には、近赤外域を対象とし、3×3 の水面領域における同時正規行列に基づくテクスチャ特徴量 dissimilarity(不均一性)<sup>[18]</sup>を算出した。dissimilarity は、着目画素の DN 値が領域内の他の画素よりも高く、その頻度が多いほど大きくなる性質を持つ。また、表面情報が一樣であれば値は小さくなり、輝度情報が異なる要素が混在している場合は大きくなる。

ASTER データ a, c, f における dissimilarity を図 4.12 に示す。また、各データから 500 点をランダムにサンプリングし、そのヒストグラムを作成した。その結果、ASTER データ a, c, f における dissimilarity のヒストグラムは類似する結果を得た(図 4.13 参照)。したがって、dissimilarity に基づく学習データセットの作成は、精度向上に寄与する可能性があると考えられる。



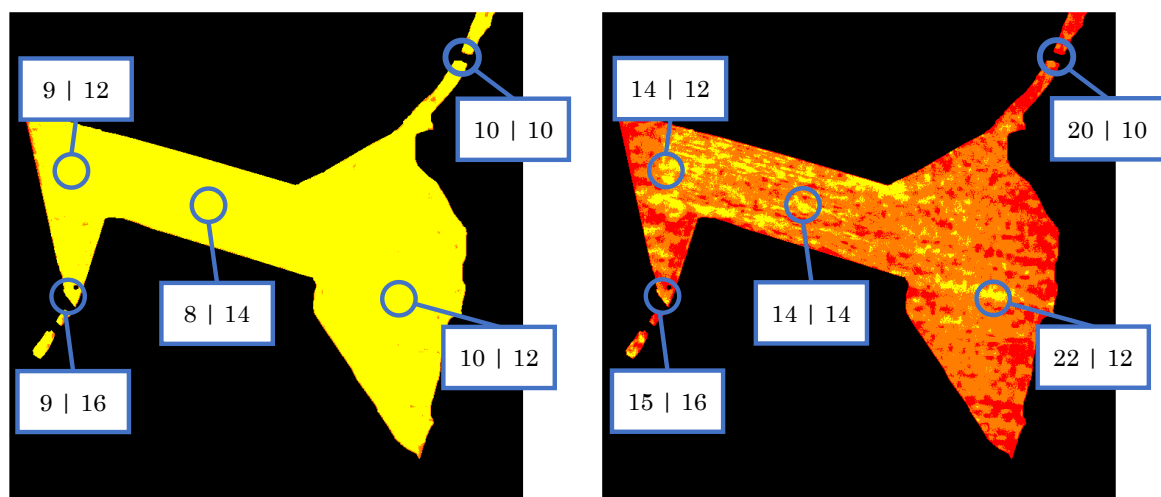


(i) 提案手法  
(データセット 1)

(ii) Fuzzy 回帰分析

図 4.10 SS 推定結果(ASTER データ f, 近赤外域)

※図中青枠内 : (左)推定値[mg/L] | (右)実測値[mg/L]



(i) 学習データ :

ASTER データ a, b, c

(ii) 学習データ :

ASTER データ a, c, e

図 4.11 提案手法における SS 推定結果(ASTER データ f, 近赤外域)

※図中青枠内 : (左)推定値[mg/L] | (右)実測値[mg/L]

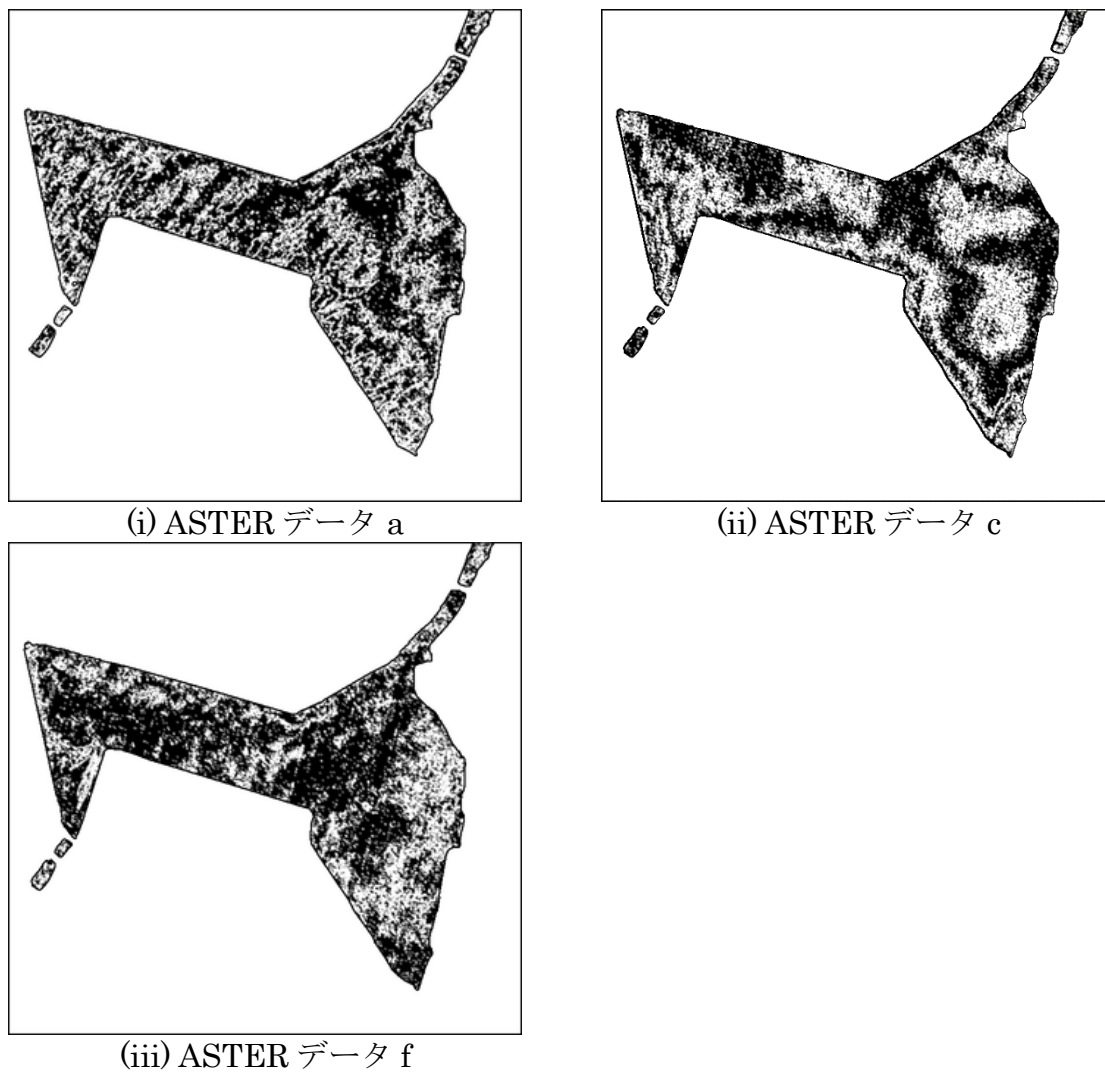


図 4.12 dissimilarity(近赤外域)

※可読性向上のため、線形補間処理を施している

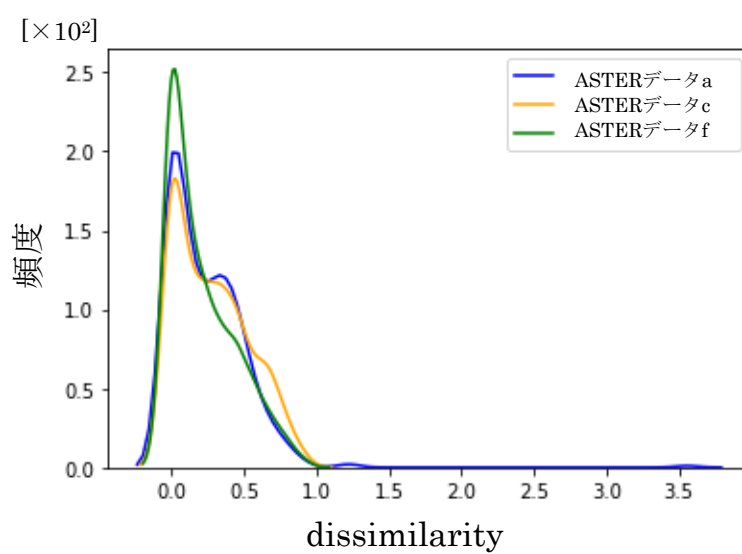


図 4.13 ASTER データ a, c, f を対象とした dissimilarity のヒストグラム

#### 4.4.3.2 テクスチャ特徴量 dissimilarity に着目した解析

4.4.3.1 の検討において、ASTER データ a, c, f における dissimilarity のヒストグラムは類似することを明らかにした。また、ASTER データ b, e のいずれかを加えた学習データセットは、推定精度が向上した。さらに、ASTER データ d は、ASTER データ f と同じ 5 月および 6 月に取得されているが、精度向上に寄与するわけではなかった。この結果を踏まえ、ASTER データ b, d, e の dissimilarity を対象とし、追加検討を加えた。

##### (1) ASTER データ b, e

4.4.3.1 の結果において、ASTER データ b, e はデータ f を対象とした推定精度の向上に寄与する一方で、推定結果はそれぞれ異なる結果を示した。具体的には、ASTER データ b を学習データセットに加えた場合は、大潟橋および調整池東部で精度向上を認めた。また、ASTER データ e を学習データセットに加えた場合は、調整池西部、防潮水門、ならびに湖心で精度向上を認めた。ASTER データ f および ASTER データ b, e における dissimilarity の差異を把握するため、各水質測定地点から 50 画素サンプリングし、その平均値を算出した。ASTER データ f および ASTER データ b, e を対象とした各水質測定地点における dissimilarity を表 4.7 にまとめる。ASTER データ b の dissimilarity は、大潟橋および調整池東部におけるデータ f の値と近似していることがわかる。また、ASTER データ e の dissimilarity は、調整池西部、防潮水門、ならびに湖心におけるデータ f の値と近似していることがわかる。したがって、学習データセットに dissimilarity の傾向が近似するデータを加えることは、精度向上に寄与すると考える。

##### (2) ASTER データ d

ASTER データ a, c, d, f における dissimilarity およびヒストグラムを、それぞれ図 4.14 および図 4.15 に示す。ASTER データ d の dissimilarity は、ASTER データ a, c, f と比べて、水面に細かく分布しており、値は大きい。すなわち、ASTER データ d の水面情報は、ASTER データ f とは異なることを示す。このことに起因し、ASTER データ d が含まれる学習データセット(データセット 1, 2)を用いた場合は、水面特徴を良好に学習できず、推定誤差が大きくなったと考える。

以上の結果は、提案手法における水質状況推定において、テクスチャ特徴量 dissimilarity に基づく学習データセットの作成は、ASTER データ f を対象とした SS の精度向上に寄与することを示唆している。

表 4.7 ASTER データ f および ASTER データ b, e における dissimilarity

水質 測定地点	平均値 (標準偏差の平均 : 0.279)			データ f との 差分値の絶対値*	
	ASTER データ f	ASTER データ b	ASTER データ e	ASTER データ b	ASTER データ e
大潟橋	0.36	0.25	0	<u>0.11</u>	0.36
調整池東部	0.35	0.24	0.18	<u>0.11</u>	0.17
調整池西部	0.30	0.56	0.34	0.26	<u>0.04</u>
防潮水門	0.24	0.11	0.18	0.13	<u>0.06</u>
湖心	0.21	0	0.36	0.21	<u>0.15</u>

\*下線項目 : ASTER データ b, c を比較し, 値が小さい項目



図 4.14 ASTER データ d の dissimilarity(近赤外域)

※可読性向上のため, 線形補間処理を施している

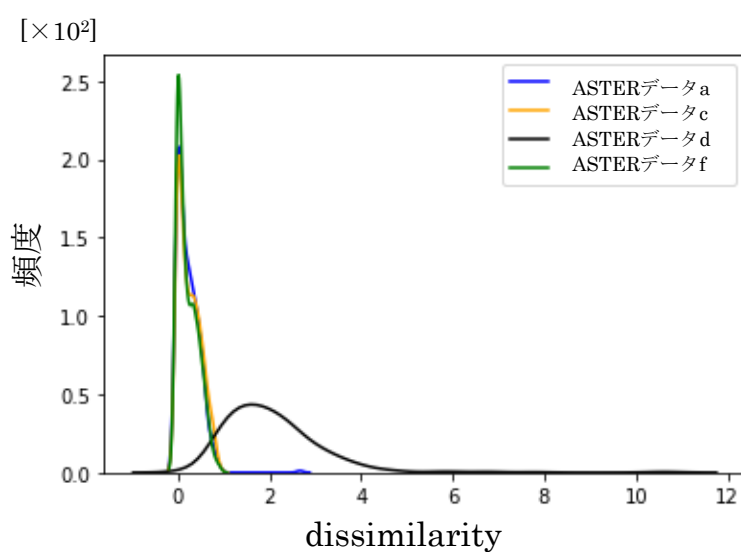


図 4.15 ASTER データ a, c, d, f を対象とした dissimilarity のヒストグラム

#### 4.5 4 章のまとめ

本章では，リモートセンシングデータに加えて対象地域の水深に基づく水位情報および水温情報を入力特徴量とした NN による水質状況推定法の開発に関して検討を行った．また，提案手法により作成された SS 推定結果と実測された SS 値との誤差を算出し，提案手法の精度を評価した．得られた成果を以下にまとめる．

- (1) 本検討における提案手法により作成された SS 推定結果は，Fuzzy 回帰分析による結果と比較して，最大  $6\text{mg/L}$  の精度向上が可能であることを明らかにした．
- (2) 本検討における提案手法は，対象地域の水位に基づく汚濁状況の差異を学習可能であるため，SS の推定精度向上に寄与することを明らかにした．
- (3) 本検討における提案手法による水質状況推定において，テクスチャ特徴量 **dissimilarity** に基づく学習データセットの作成は，本検討で用いた 5 月に取得されたデータにおける SS の精度向上に寄与することを明らかにした．

## 第 4 章 参考文献

- [1] Y. Kageyama, A. Izumi, M. Nishida, H. Yokoyama: “Application of Fuzzy C-means for Understanding Water Quality in Lake Hachiroko, Japan”, *IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, Vol. 11, No. 6, pp. 835–837 (2016)
- [2] N.T.T Ha, N.T.P. Thao, L. Koike, N.T. Nhuan: “Selecting the best band ratio to estimate chlorophyll-a concentration in a tropical freshwater lake using sentinel 2A images from a case study of Lake Ba Be (Northern Vietnam)”, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, Vol. 6, No. 9, Article number 290 (2017)
- [3] Y.O. Ouma, K. Noor, K. Herbert: “Modelling Reservoir Chlorophyll-a, TSS, and Turbidity Using Sentinel-2A MSI and Landsat-8 OLI Satellite Sensors with Empirical Multivariate Regression”, *Journal of Sensors*, Vol. 2020, Article number 8858408 (2020)
- [4] W. Zhu, L. Huang, N. Sun, J. Chen, and S. Pang: “Landsat 8-observed water quality and its coupled environmental factors for urban scenery lakes: A case study of West Lake”, *Water Environment Research*, Vol. 92, No. 2, pp. 255–265 (2020)
- [5] 岩佐義郎: 「湖沼工学」, 株式会社 山海堂 (1990)
- [6] D. Ji, S.A. Wells, Z. Yang, D. Liu, Y. Huang, J. Ma, C.J. Berger: “Impacts of water level rise on algal bloom prevention in the tributary of Three Gorges Reservoir, China”, *Ecological Engineering*, Vol. 98, pp. 70–81 (2017)
- [7] I. O’Farrell, M.L. Sánchez, M.R. Schiaffino, I. Izaguirre, P. Huber, L. Lagomarsino, L. Yema: “Human impacted shallow lakes in the Pampean plain are ideal hosts for cyanobacterial harmful blooms”, *Environmental Pollution*, Vol. 288, Article number 117747 (2021)
- [8] 松永恒雄: 「TIR の 観測輝度温度の線形式を利用した水面温度推定—日本周辺の気温及び湿度データを用いた推定誤差の予備評価—」, *日本リモートセンシング学会誌*, Vol. 16, No. 5, pp. 2–13 (1996)
- [9] A. Rajid, I.L. Kim, H.E. Golden, C.R. Lane, S.V. Kumar, Z. Yu, S. Jeyalakshmi: “Watershed modeling with remotely sensed big data: Modis leaf area index improves hydrology and water quality predictions”, *Remote Sensing*, Vol. 12, No. 13, Article number 2148 (2020)
- [10] L. Jiang, H. Madsen, P. Bauer-Gottwein: “Simultaneous calibration of multiple hydrodynamic model parameters using satellite altimetry observations of water surface elevation in the Songhua River”, Vol. 225, pp. 229–247 (2019)
- [11] 岡谷貴之: 「深層学習」, 講談社 (2015)

- [12] デジタルアーキテクチャ研究センター—LandBrowser :  
<https://landbrowser.airc.aist.go.jp/landbrowser/> (Accessed 2022/1/7)
- [13] Y. Matsuoka, H. Kawamura, F. Sakaida, K. Hosoda: “Retrieval of high-resolution sea surface temperature data for Sendai Bay, Japan, using the Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER)”, Remote Sensing of Environment, Vol. 115, No. 1, pp. 205–213 (2011)
- [14] M.H. Tavares, A.H.F. Cunha, D. Motta-Marques, A.L. Ruhoff, J.R. Cavalcanti, C.R. Jr. Fragoso, J.M. Bravo, A.M. Munar, F.M. Fan, L.H.R. Rodrigues: “Comparison of methods to estimate lake-surface-water temperature using landsat 7 ETM+ and MODIS imagery: Case study of a large shallow subtropical lake in Southern Brazil”, Water (Switzerland), Vol. 11, No. 1, Article number 168. (2019)
- [15] M. Abrams, S. Hook, B. Ramachandran: “ASTER User Handbook version 2.0”, Jet propulsion Laboratory (2002)
- [16] 環境管理課八郎湖環境対策室—美の国秋田ネット :  
<https://www.pref.akita.lg.jp/pages/genre/hachiroko> (Accessed 2022/1/7)
- [17] 環境省—水環境総合情報サイト : <https://water-pub.env.go.jp/water-pub/mizu-site/>  
(Accessed 2022/1/7)
- [18] 高木幹雄, 下田陽久(監修) : 「新編 画像解析ハンドブック」, 東京大学出版会 (2004)
- [19] D. Wang, Y. Kageyama, M. Nishida, H. Shirai, A. Motozawa: “Water Quality Analysis in Lake Hachiroko, Japan, Using ALOS AVNIR-2 Data”, IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, Vol. 8, No. 6, pp. 627–633 (2013)
- [20] 環境省—水質汚濁に関わる環境基準 :  
<https://www.env.go.jp/kijun/mizu.html> (Accessed 2022/1/7)
- [21] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville(著), 岩澤有祐, 鈴木雅大, 中山浩太郎, 松尾豊(監訳) : 深層学習, 株式会社ドワンゴ (2018)

## 第 5 章 UAV データのバンド比を用いたニューラルネットワークによる分解能向上法に関する検討

### 5.1 はじめに

リモートセンシング技術は、地球規模のデータを周期的に観測できるため、水質状況の推定や洪水災害の評価などに活用されている<sup>[1,2]</sup>。特に、水質状況推定への活用は、水域全体を対象とした水質状況の把握が実現できるため、水質汚濁への迅速な対応が可能になる。

従来、人工衛星から取得されたデータを対象とした水質状況推定に関する検討が行われている<sup>[1,3,4]</sup>。しかしながら、衛星データは数十 km の広域情報を取得できる一方で、分解能が数 m から数十 m であることに起因し、データの 1 ピクセルに含まれる情報には、反射率の異なる複数の対象物が含まれる場合がある。その結果、局所的な状況を示す水質データとの対応付けが困難となり、推定結果は必ずしも水質状況を反映しない場合が生じる<sup>[5,6]</sup>。

一方、UAV は詳細な分解能のデータが取得可能であり、任意のタイミングにおけるデータの取得も可能である。このため、水質状況推定の分野においても UAV が活用されている<sup>[7,8]</sup>。しかしながら、UAV データの伝送距離や飛行時間に起因し、広範囲を対象としたデータの取得は困難である。したがって、広域的かつ高精度な水質状況推定を実現するためには、詳細な分解能を有する UAV データを基に、広域の情報を有する衛星データの分解能を向上させる手法の開発が必要である。

従来研究において、bicubic 法などの画像補間法<sup>[9]</sup>、スパースコーディング<sup>[9]</sup>に基づく辞書を用いた手法、ならび NN<sup>[10]</sup>および多層 NN を用いた分解能向上について研究されている<sup>[11,12]</sup>。しかしながら、従来研究が対象とする領域は、土地被覆状況の把握が水域と比べて容易な都市域のみである場合が多い<sup>[11,13]</sup>。また、水域は都市域と比べて水面情報の変化が激しく、特徴の抽出が困難であるため、湖や河川などを検討対象から除外する場合がある<sup>[11,13]</sup>。さらに、対象とする領域に水域が含まれている研究であっても、土地被覆分類の精度評価に留まっており、水質状況推定への適用性は十分に評価されていない<sup>[14,15]</sup>。また、分解能を向上させるために用いられる特徴量は、単一の反射帯域から得られた情報であるのが一般的である。しかしながら、単一の反射帯域から得られた情報では、水域における精度向上が認められない場合がある<sup>[16]</sup>。したがって、水質状況推定の精度向上を目的とした水域を対象とする分解能向上に関する検討、および精度向上に寄与する入力特徴量に関する検討が必要である。

そこで本章では、水質状況推定の精度向上を目的とし、リモートセンシング



データの分解能を擬似的に向上させる手法に関して検討を行った．具体的には，UAV データを対象とした NN による分解能向上法(以下，提案手法と表記する)の開発，および提案手法の水質状況推定への適用性に関する検討を行った．また，入力特徴量として可視域とそのバンド比を用いて，分解能の精度向上に寄与する入力特徴量に関して検討を行った．

## 5.2 使用データ

### 5.2.1 UAV データ

本検討では、八郎湖において水面にアオコが発生する 8 月および 9 月に UAV データを取得した。また、UAV データは高度約 80m で 90%のオーバーラップ率で取得した。なお、UAV データは約 6cm の解像度を有し、可視域(青, 緑, 赤 : B, G, R)の情報で構成されている。

データ取得地点を図 5.1 に示す。UAV データは八郎湖調整池の周囲 7 箇所を取得した。取得日は 2018 年 8 月 21 日(地点 4~6), 2018 年 9 月 20 日(地点 1~5), 2019 年 8 月 7 日(地点 4~6), ならびに 2019 年 9 月 25 日(地点 4~7)である。なお、本検討で取得した UAV データは、それぞれ UAV データ a~o と表記している。UAV データの例を図 5.2 に示す。本論文で用いる UAV データには、5.3.2 項で述べたオルソモザイク処理を施している。

検討に用いた UAV データにおいて、8 月に取得したデータは 9 月に取得したデータと比較して、水面におけるアオコの発生が顕著である。

データ取得時における気象条件<sup>[17]</sup>を表 5.1 にまとめる。なお、各データの取得地点から最も近い男鹿観測所で記録されたデータである。気象条件の影響を受け、UAV データ l~o においては、水面に太陽光の反射および風による波の発生を認めた。

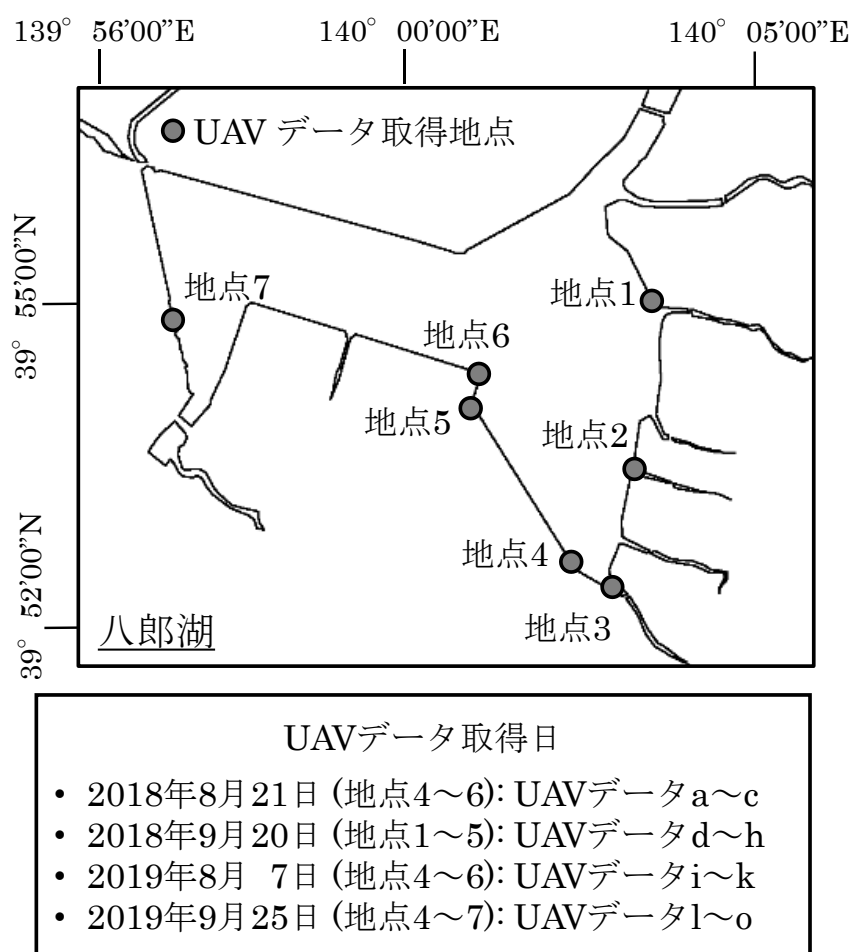


図 5.1 UAV データ取得地点および取得日  
(図は地理院地図(国土地理院)<sup>[18]</sup>をもとに作成)

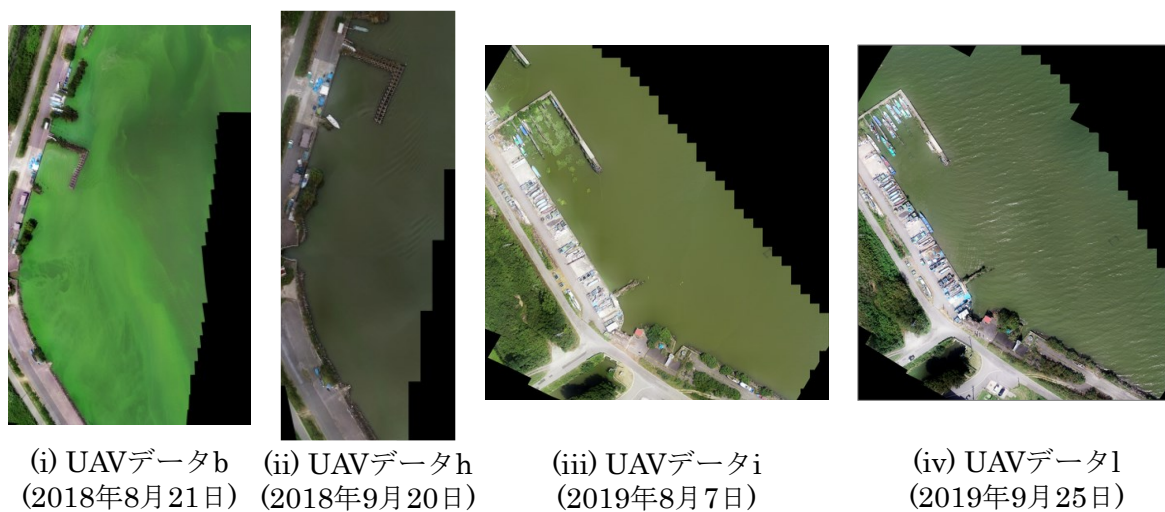


図 5.2 UAV データの例

表 5.1 UAV データ取得時における気象状況

UAV データ取得日	取得時間	日照時間 [分]	風	
			風速 [m/s]	風向
2018 年 8 月 21 日 地点 4	12:40-13:00	20	2.1-2.6	南-南南西
2018 年 8 月 21 日 地点 5	13:10-13:30	13	2.4-2.5	南-南南西
2018 年 8 月 21 日 地点 6	13:40-14:00	18	2.2-2.5	南南西-南西
2018 年 9 月 20 日 地点 1	8:00-8:20	16	1.1-1.3	南東
2018 年 9 月 20 日 地点 2	8:40-9:00	18	1.0-1.3	東南東
2018 年 9 月 20 日 地点 3	9:20-9:40	20	1.4-1.9	南東
2018 年 9 月 20 日 地点 4	11:40-12:00	0	0.3-0.6	北東-東北東
2018 年 9 月 20 日 地点 5	10:50-11:10	11	1.3-1.4	南
2019 年 8 月 7 日 地点 4	9:00-9:20	20	1.6-1.7	南南東-南東
2019 年 8 月 7 日 地点 5	7:40-8:00	20	0.3-1.0	南東-南南東
2019 年 8 月 7 日 地点 6	8:20-8:40	20	1.4-1.8	南南東-南
2019 年 9 月 25 日 地点 4	11:10-11:30	20	3.5-4.3	北東-西北西
2019 年 9 月 25 日 地点 5	10:20-10:40	18	3.7-4.7	西北西-北西
2019 年 9 月 25 日 地点 6	9:20-9:40	19	3.6	北西
2019 年 9 月 25 日 地点 7	7:20-7:40	17	2.7-2.8	西北西-北西

### 5.2.2 水質データ

本検討は、水質項目の SS を対象として水質状況の推定を行った。なお、SS に関する説明は、2.3 節に示したとおりである。また、検討に用いた SS 値は、2019 年 8 月 7 日および 9 月 25 日に測定した。具体的には、水面下 10cm～15cm から水を採取し、ハンドブレンダーを用いて 2 分間攪拌した。その後、携帯型 SS 測定値(測定範囲：0～750mg/L)を用いて、SS 値を記録した。なお、SS 値は 23 地点で取得した。また、各地点で 3 回ずつ測定し、その平均値を検討に用いた。このとき、8 月 7 日および 9 月 25 日に測定した各地点での水質データの標準偏差の平均は、それぞれ 0.70mg/L および 0.57 mg/L であった。さらに、SS 値と水表面情報との差を低減させるため、SS 値は UAV データと同時に取得した。SS 値の取得地点および検討に使用した SS 値を図 5.3 に示す。

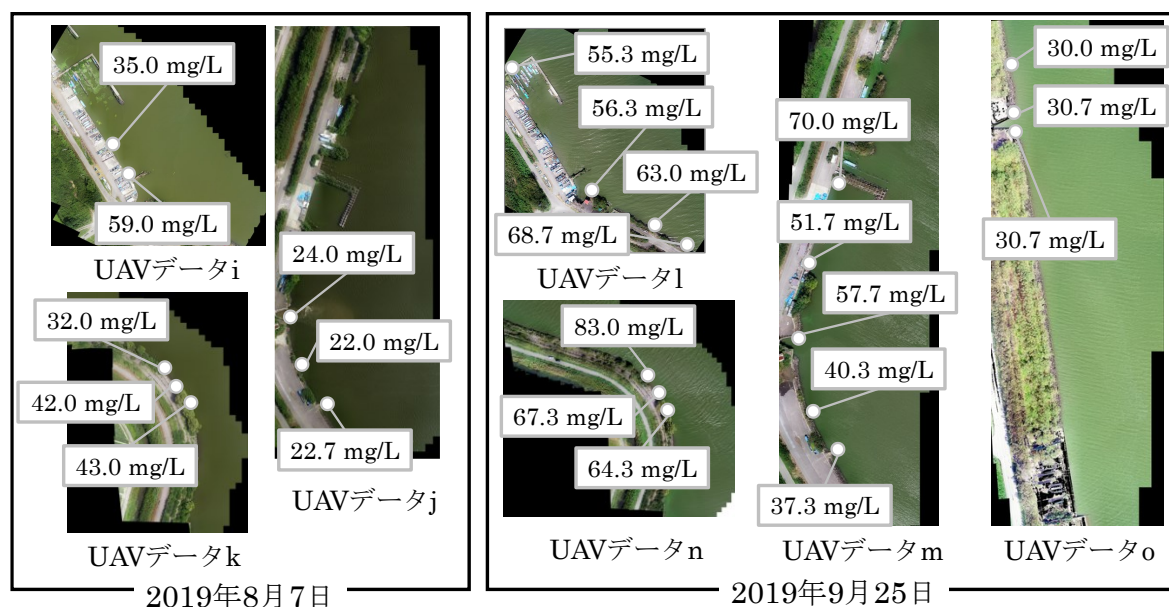


図 5.3 SS の測定地点および測定値

## 5.3 提案手法

### 5.3.1 解析の流れ

提案手法の流れを図 5.4 に示す. はじめに, ArcGIS Pro を用いて UAV データからオルソモザイク画像を作成した(以下, 高分解能データと表記する). 次に, 前処理として(1)Non-Local Mean フィルタを用いたノイズ除去処理, ならびに(2)水域抽出のためのマスク処理を施した. 前処理結果に対して粗視化処理を行い, 提案手法における入力となる低分解能データを作成した. また, 低分解能データおよび高分解能データからバンド比データ(B/G, B/R, G/B, G/R, R/B, R/G)を作成した. 可視域 RGB およびバンド比成分の合計 9 つの特徴量を対象とし, 提案手法による学習を実施した. なお, 学習には各データから約 3 万データをランダムに抽出し, 合計 45 万データを用いた. さらに, 標準偏差に基づいて 2 種類の学習データセットを選定した. その後, 学習モデルを低分解能データに適用して分解能向上データを作成し, Fuzzy 回帰分析を用いて SS の推定結果を作成した. 最後に, Peak Signal-to-Noise Ratio(PSNR)と kappa 係数( $\kappa$ )を用いて, 提案手法の結果を評価した.

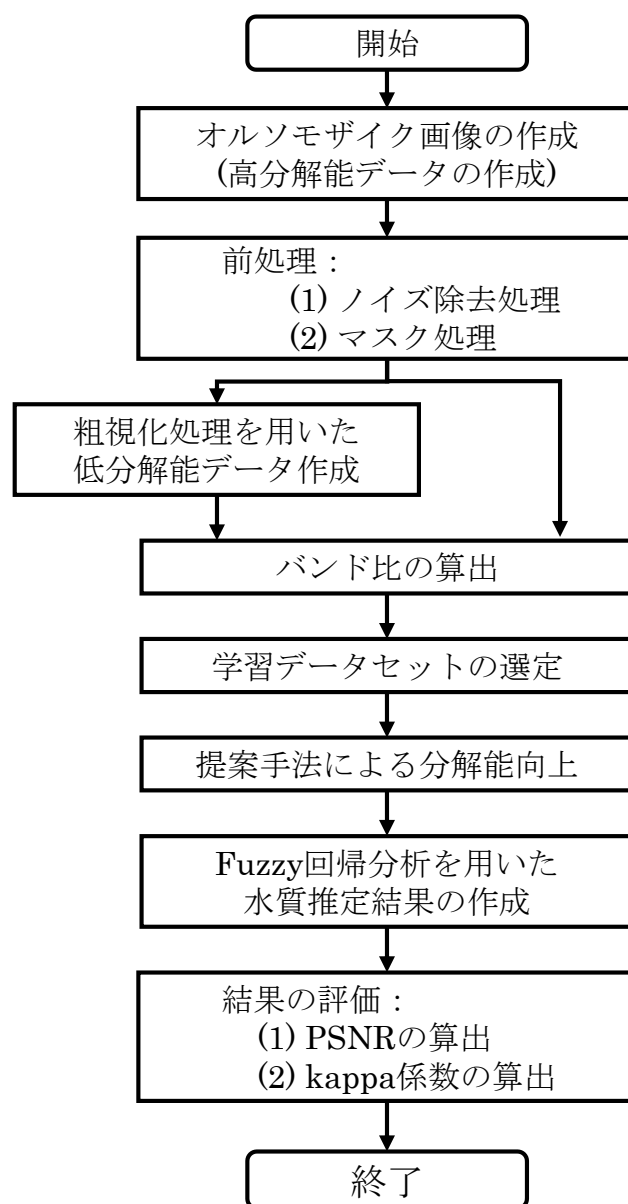


図 5.4 解析の流れ

### 5.3.2 オルソモザイク画像の作成

モザイク画像とは、複数の画像をつなぎ合わせて作成されるデータ取得領域全体をカバーした画像である<sup>[19]</sup>。モザイク画像を用いることは、単写真を用いた解析と比較し、広い範囲を対象とした解析を可能にする。また、上空から単写真データを取得した場合、カメラの構造上、写真の中心から外周に向けてひずみが生じる。このひずみを補正し、対象範囲を正射投影する処理をオルソ補正<sup>[19]</sup>と呼ぶ。したがって、オルソモザイク画像とは複数の画像をつなぎわせ、対象領域全体を正射投影した画像である。

本検討では、ArcGIS Pro<sup>[20]</sup>を用いてオルソモザイク画像を作成した(図 5.2 参照)。

### 5.3.3 Non-Local Mean フィルタによるノイズ除去処理

本検討では、着目画素周辺の少領域に対して距離の重みに加え、画素値パターンの類似度に応じた重みを用いて平均化を行う Non-Local Mean フィルタ<sup>[9]</sup>によるノイズ除去処理を行った。Non-Local Mean フィルタは、着目領域が周辺領域と類似している場合は、重みが大きくなる。Non-Local Mean フィルタによるノイズ除去には、(5.1)式を用いた。

$$v(\vec{r}) = \sum_{\vec{s} \in I} w(\vec{r}, \vec{s}) u(\vec{s}) \quad (5.1)$$

ここで、 $\vec{r}$ は着目領域の位置ベクトル、 $\vec{s}$ は周辺領域の位置ベクトル、 $u(\vec{s})$ はフィルタ処理前のデータ、 $v(\vec{r})$ はフィルタ処理後のデータ、 $w(\vec{r}, \vec{s})$ は類似度に基づく重み、 $I$ は画像全体である。すなわち、 $v(\vec{r})$ は着目領域( $\vec{r}$ )と画像全体 $\vec{s} \in I$ の重み付けの和となる。なお、着目領域のフィルタサイズは  $3 \times 3$  とした。また、類似度に応じた重み付みを(5.2)式に示す。

$$w(\vec{r}, \vec{s}) = \frac{1}{Z(\vec{r})} \exp\left(-\frac{\|\vec{N}(\vec{r}) - \vec{N}(\vec{s})\|^2}{h^2}\right) \quad (5.2)$$

$$Z(\vec{r}) = \sum_{\vec{s} \in I} \exp\left(-\frac{\|\vec{N}(\vec{r}) - \vec{N}(\vec{s})\|^2}{h^2}\right) \quad (5.3)$$

ここで、 $\vec{N}(\vec{r})$ は $\vec{r}$ の周辺画素を並べたベクトル、 $\|\vec{N}(\vec{r}) - \vec{N}(\vec{s})\|^2$ は周辺画素のベクトルのユークリッド距離である。また、 $Z(\vec{r})$ は重みの総和であり、正規化に用いられる。さらに、 $h$ の値を変化させることで、 $Z(\vec{r})$ の重みを調整することが可能である。本検討では、 $h$ の値を 1 とした。



### 5.3.4 低分解能データの作成

提案手法では、高分解能データに粗視化処理を施し、分解能を低下させたデータを 5.3.5 項で示す分解能向上法の入力データとして用いた。具体的には、高分解能データにおける全画素を対象とし、 $10 \times 10$  ピクセル内における画素の中央値を着目画素値とした。なお、粗視化処理を施すことで、UAV データの分解能は 6cm から 60cm となる。

### 5.3.5 ニューラルネットワークを用いた分解能向上

#### 5.3.5.1 概要

提案手法による分解能向上データ作成の流れを図 5.5 に示す。入力画素は、低分解能データ(分解能約 60cm)の着目画素とその周辺画素である。一方、出力画素は高分解能データ(分解能約 6cm)における着目画素である。NN による学習は、入力画素が出力画素となるように行った。学習後、モデルをテストデータに適用し、高分解能向上データ(分解能約 6cm)を生成した。

NN における学習時において、データが有するスケールを正規化することは、学習速度および精度の向上実現に寄与する。本検討では、(5.4)式を用いて学習データを正規化した。

$$x' = \frac{(x - \mu)^2}{\sigma} \quad (5.4)$$

ここで、 $x'$ は正規化後の値、 $x$ は正規化前の値、 $\mu$ および $\sigma$ はそれぞれ各特徴量の平均値と標準偏差である。

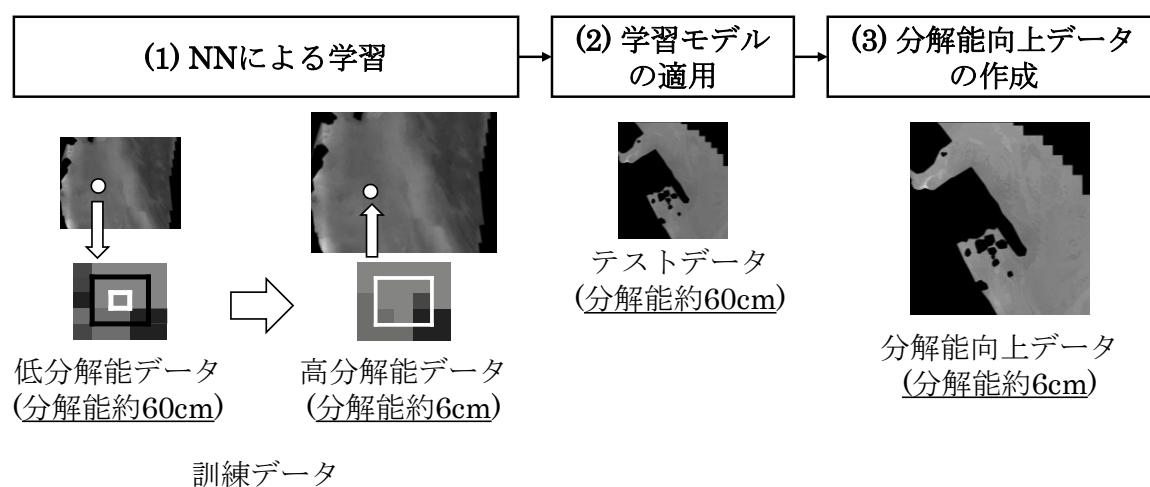


図 5.5 提案手法による分解能向上データ作成の流れ

### 5.3.5.2 ハイパーパラメータの設定

ハイパーパラメータの設定は、4.3.5.2 と同様の流れで実施した。本検討では、学習回数を 1000 回とし、ハイパーパラメータ最適化法であるグリッドサーチ<sup>[21]</sup>を実施した。選択したハイパーパラメータは以下の通りである。

- 隠れ層の数：1～6, 1 刻み
- 隠れ層のユニット数：50～1000, 50 刻み
- 活性化関数
  - 1) 隠れ層：{linear, relu, sigmoid, tanh}
  - 2) 出力層：{linear, relu, sigmoid, tanh}
- ドロップアウト率：0.1～0.5, 0.1 刻み

ハイパーパラメータの最適化では、平均 2 乗誤差(Mean square error : MSE)((4.10)式参照)を最小化するように、ハイパーパラメータの組み合わせを調べた。なお、ハイパーパラメータの選定には、UAV データ 15 データを 5 つのグループに分け(1 グループにつき UAV データは 3 データ)、交叉検証を実施した。はじめに、隠れ層の数を 1 層に設定し、隠れ層のユニット数、活性化関数、ならびにドロップアウト率について、それぞれの組み合わせの MSE を検証した。その後、最も MSE が低くなった組み合わせを用いて、1 層から 6 層の MSE を調査した。

MSE が最も低い値を示したハイパーパラメータの組み合わせを以下に示す。また、提案手法のネットワーク構造を図 5.6 に示す。

- 隠れ層の数：4
- 隠れ層のユニット数：300
- 活性化関数
  - 1) 隠れ層：tanh
  - 2) 出力層：linear
- ドロップアウト率：0.4

tanh 関数は、(5.5)式で表される。

$$f(x) = 1 - \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (5.5)$$

ここで、 $f(x)$ は出力値、 $x$ は入力値、 $e$ はオイラー数である。

上記パラメータを用いた検証データの MSE は、訓練データよりも低い結果を得た。このことは、学習時の過学習が防止され、良好なモデルを作成したことを示唆している。また、1000 回までの学習過程において、MSE が収束する傾向を認めた。このことから、深層学習で一般的に用いられる正規化手法である **Early stopping**<sup>[21]</sup> を実装した。本検討における **Early stopping** は、学習回数が 100 の間に検証データの MSE が減少しない場合、その時点で学習を終了し、最も精度の高いモデルを出力する処理である。

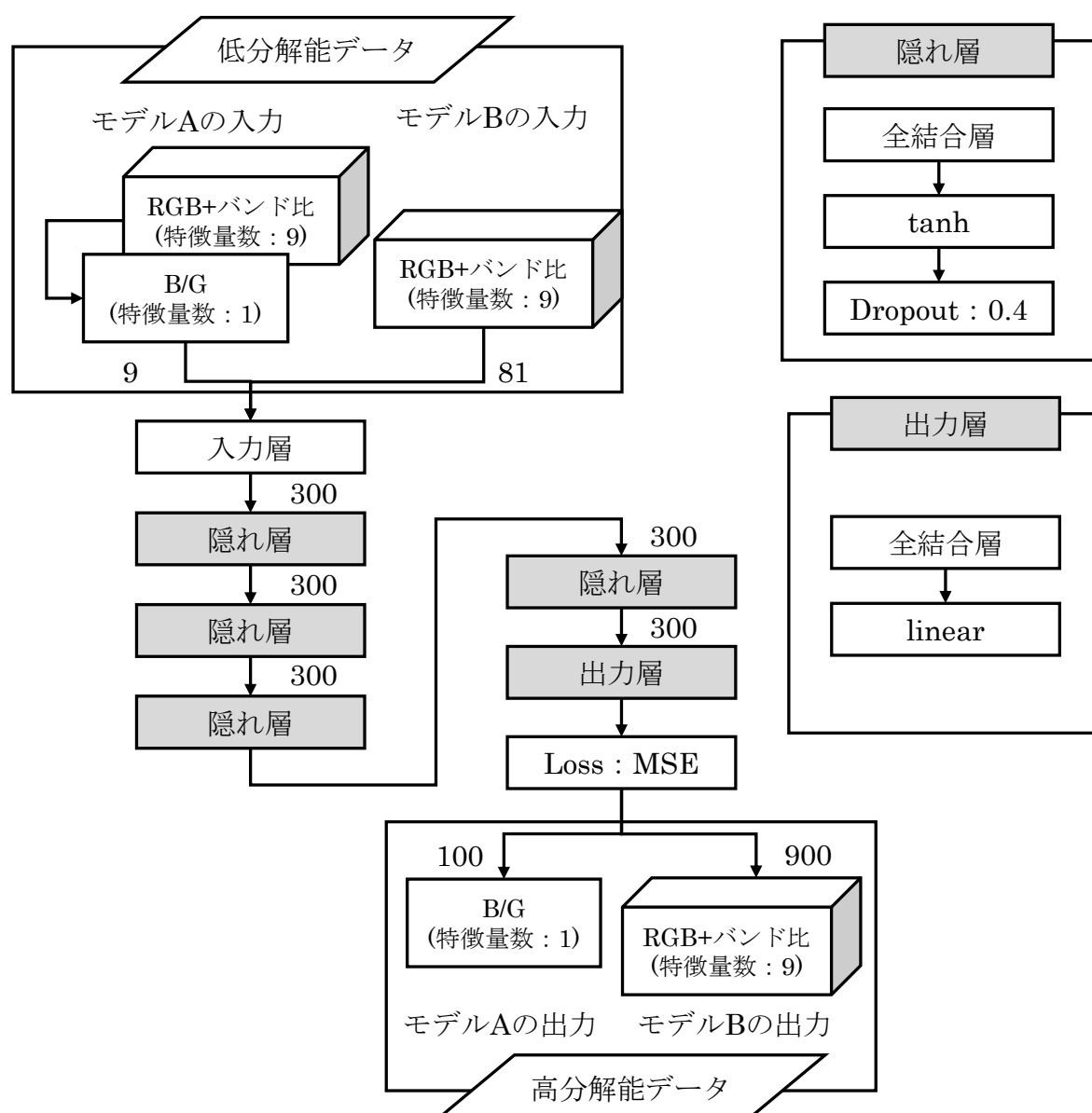


図 5.6 提案手法のネットワーク構造

### 5.3.5.3 学習モデルの作成

提案手法における学習に用いた入力特徴量は、UAV データの可視域(BGR)およびそれらのバンド比である(合計 9 種類)。入力特徴量に起因する分解能向上精度の差異を把握するため、入力特徴量の異なる 2 種類の学習モデルを作成した(以下、モデル A・B と表記する)。具体的には、モデル A を可視域およびバンド比ごとに作成した。すなわち、各データにおける入力特徴量の合計は 1 種類であり、作成されるモデルの数は 9 である。

一方、モデル B は可視域およびバンド比のすべてを用いて作成される。すなわち、各データにおける入力特徴量の合計は 9 種類であり、作成されるモデルの数は 1 である。モデル A・B の概要を図 5.6 に示す。

### 5.3.5.4 学習データセット

分解能の精度向上に寄与する学習データセットの条件を把握するため、2 種類のデータセットを用いて学習を行った。具体的には、検討データにおいて標準偏差が最も小さいデータの組み合わせ(データセット 1)、および最も大きいデータの組み合わせ(データセット 2)を選定した。データセット 1・2 は、以下に示す手順により選定した。

- ① 検討データからテストデータとして 1 データを取り除く。なお、各データセットはテストデータを除く検討データ(合計 14 データ)の内、半数の 7 データを対象として選定する。
- ② データセットの組み合わせ 3432 通りを対象とし、各特徴量の標準偏差を算出する。
- ③ 各特徴量において、最も標準偏差が小さいデータが 1 位となるように、順位付けを行う。なお、同一順位は平均順位とした。
- ④ 各特徴量における順位の合計値を算出する。
- ⑤ 順位の合計値において、最も合計値が小さいデータセットの組み合わせをデータセット 1、最も合計値が大きいデータの組み合わせをデータセット 2 とする。
- ⑥ ①～⑤の処理をすべての検討データを対象として行う。

データセット 1・2 に選定された UAV データを表 5.2 にまとめる。データセット 1 は、9 月に取得されたデータを多数含んでおり、8 月に取得されたデータは UAV データ i のみであった。一方、データセット 2 はすべての取得時期のデータを含むデータセットであった。

表 5.2 データセットに選定された UAV データ

(i) データセット 1

		訓練データ														
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o
テストデータ	a				■	■		■	■				■	■	■	
	b				■	■		■	■				■	■	■	
	c												■	■	■	
	d					■		■	■	■			■	■	■	
	e				■			■	■				■	■	■	
	f					■							■	■	■	
	g				■	■			■	■			■	■	■	
	h				■	■		■		■			■	■	■	
	i				■	■		■	■				■	■	■	
	j				■	■		■	■				■	■	■	
	k				■	■		■	■				■	■	■	
	l				■	■				■				■	■	
	m				■	■				■			■		■	
	n				■	■				■			■	■		
	o				■	■			■				■	■	■	

■ : データセットとして使用された UAV データ

(ii) データセット 2

		訓練データ														
		a	b	c	d	e	f	g	h	i	j	k	l	m	n	o
テストデータ	a		■	■			■	■			■	■				■
	b	■					■	■			■	■				■
	c	■	■				■	■			■	■				■
	d		■	■			■	■			■	■				■
	e		■	■			■	■			■	■				■
	f	■	■	■					■		■	■				■
	g	■	■	■							■	■				■
	h		■	■			■	■			■	■				■
	i		■	■			■	■			■	■				■
	j	■	■	■			■	■				■				■
	k		■	■			■	■		■	■					■
	l		■	■			■	■			■	■				■
	m		■	■			■	■			■	■				■
	n		■	■			■	■			■	■				■
	o	■	■	■			■	■			■	■				

■ : データセットとして使用された UAV データ

### 5.3.6 SS 推定結果の作成

SS データの取得を実施した 2019 年 8 月および 9 月における UAV データ(UAV データ i~o)を対象とし, Fuzzy 回帰分析を用いて SS 推定結果を作成した. なお, Fuzzy 回帰分析による水質推定結果の作成は, 3.3.4 項に示したとおりである.

### 5.3.7 比較手法

本検討では, 分解能向上の研究において一般的に使用されている bicubic 法を比較手法として用いた. bicubic 法は, 注目画素の周囲 16 画素を基準とし, 3 次式で輝度値を補間する<sup>[9]</sup>. 高速かつ簡易に画像を拡大できる一方, リモートセンシングデータを対象とする場合, 付加情報が少なくぼやけた画像を出力する可能性がある<sup>[11, 14]</sup>.

### 5.3.8 評価指標

#### 5.3.8.1 Peak signal-to-noise ratio

分解能向上データを評価するために, PSNR を算出した. PSNR は, 画像の劣化度合いを評価する指標であり, 分解能向上の分野で一般的に用いられている<sup>[11, 22]</sup>. 本検討では, 分解能向上データと高分解能データを対象として PSNR を算出し, 分解能の向上精度を評価した.

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left( v_{max}^2 / MSE \right) \quad (5.6)$$

ここで,  $v_{max}$  は UAV データが有する bit 数に基づき, 255 とした. また, PSNR には MSE が用いられ, 各画像におけるピクセル間の差分が算出される.

#### 5.3.8.2 kappa 係数

kappa 係数 $\kappa$ は, 結果間の信頼性および一致度の指標として用いられる<sup>[23, 24]</sup>. また,  $\kappa$ に重み付けを行うことで, 評価結果間の一致度合いを考慮可能である. 本検討では, 2次重みを用いて $\kappa$ を算出した.

$$\kappa = 1 - w(p_{oa} - p_e) / (1 - p_e) \quad (5.7)$$

ここで,  $p_{oa}$  は結果が一致した確率,  $p_e$  は結果が偶然に一致した確率,  $w$  は 2 次重みである. また,  $\kappa$  は分解能向上データおよび高分解能データを対象とした SS 推定結果の一致度合いを算出し, -1 から+1 の範囲で値を出力する. なお,  $\kappa$  の値が 0.40-0.80 の場合は, 中程度の一致度合いを示す<sup>[25]</sup>. また, 0.80-1.00 の場合は, 高い一致度合いを示す.

## 5.4 結果および考察

### 5.4.1 提案手法による推定結果の精度

#### 5.4.1.1 入力特微量に起因する精度の差異

モデル A・B を用いて作成した分解能向上データの各特微量における PSNR の平均値を表 5.3 にまとめる．モデル A を用いた結果では，全ての特微量において PSNR が高いことを認めた．一方，モデル B は入力特徴が 9 種類あるため，入力特徴が 1 種類のモデル A に比べて学習パターン数が多い．このことに起因し，モデル B を用いた学習では，必ずしも良好に学習できなかったと考える．

以上の結果は，可視域およびバンド比ごとに作成した学習モデルは，可視域およびバンド比のすべてを用いて作成したモデルよりも，分解能の精度向上に寄与することを示唆している．この結果を踏まえ，モデル A を対象として以降の検討を行った．

表 5.3 モデル A・B を用いて作成した分解能向上データを対象とする  
各特微量における PSNR の平均値[dB](各特微量の標準偏差の平均：2.33)

	特微量								
	B	G	R	B/G	B/R	G/B	G/R	R/B	R/G
モデル A (データセット 1)	28.3	26.2	27.5	74.5	71.7	66.8	<u>71.6</u>	67.2	75.1
モデル A (データセット 2)	<u>32.4</u>	<u>28.9</u>	<u>29.6</u>	<u>76.1</u>	<u>75.7</u>	<u>67.0</u>	71.4	<u>70.8</u>	<u>76.0</u>
モデル B (データセット 1)	26.3	24.1	25.5	71.7	69.9	64.1	67.4	65.4	70.8
モデル B (データセット 2)	26.0	24.3	24.7	70.4	70.9	61.0	64.8	65.7	69.5

下線項目：各特微量において PSNR が最も大きい項目

### 5.4.1.2 学習データセットに起因する精度の差異

データセット 1・2 を用いた分解能向上データにおける PSNR の差分値を表 5.4 にまとめる．表において，正を示す項目はデータセット 1 の結果で精度が高いことを，負を示す項目はデータセット 2 の結果で精度が高いことをそれぞれ示す．可視域において，データセット 2 を用いた PSNR は，45 項目中 32 目(71.1%)で高い値を示した．バンド比では，データセット 1 を用いた PSNR は 90 項目中 51 項目(56.7%)で，データセット 2 を用いた PSNR は 90 項目中 35 項目(42.2%)でそれぞれ高い値を示した．

表 5.4 データセット 1・2 を用いた PSNR の差分値[dB]  
(モデル A, 標準偏差 : 5.84)

UAV データ	特徴量								
	B	G	R	B/G	B/R	G/B	G/R	R/B	R/G
a	-11.1	-11.5	-13.5	0.6	-12.2	2.2	-6.6	-11.4	-9.7
b	-4.9	-18.2	-1.6	-6.4	0.8	-5.2	-6.0	1.8	-5.7
c	-5.3	-15.7	-5.4	-11.5	-4.5	-9.9	-9.3	-6.5	-11.5
d	2.6	6.2	-0.5	2.0	1.9	1.8	0.0	1.5	3.0
e	-0.6	-2.6	0.8	3.1	-4.0	4.0	5.5	-4.9	3.9
f	-11.0	-1.3	6.8	3.0	-10.1	3.4	-4.3	-9.8	-5.9
g	-4.2	10.6	0.3	0.1	2.9	0.1	2.2	4.0	2.0
h	-13.7	-13.2	-9.9	1.0	-0.3	1.6	6.0	0.4	2.9
i	1.7	3.9	0.1	-6.3	-16.0	-3.4	5.4	-15.5	3.6
j	-4.1	-3.3	1.6	-7.4	-11.9	-6.1	5.8	-9.3	0.8
k	-7.1	8.2	-1.6	-12.4	-12.8	-10.7	5.5	-10.0	3.5
l	-1.9	2.6	-0.8	0.7	1.5	1.8	0.0	2.1	-0.1
m	-0.3	-0.1	-0.5	1.8	1.3	3.8	-1.8	2.2	-2.7
n	-0.9	-0.4	0.2	2.1	1.5	4.4	-3.5	0.6	-0.2
o	-1.6	-4.5	-7.0	6.4	1.4	9.0	4.2	1.7	2.0



### 5.4.1.3 アオコ発生状況に起因する精度の差異

#### (1) バンド比 B/G, B/R, G/B, R/B

バンド比 B/G, B/R, G/B, ならびに R/B において, データセット 1 に着目した場合, 2018 年および 2019 年の 9 月に取得されたデータ(UAV データ d~h, l~o) における PSNR は, 36 項目中 31 項目(86.1%)で大きい結果を得た. データセット 1 は, データセット 2 と比較して 9 月に取得されたデータが多く含まれているため, 良好に分解能が向上されたと考える.

一方, データセット 2 に着目した場合, 2018 年および 2019 年 8 月に取得されたデータ(UAV データ a~c, i~k)における PSNR は, 24 項目中 20 項目(83.3%)で大きい結果を得た. 8 月に取得したデータは水面にアオコの発生が認められており, 9 月に取得されるデータと比較して, 水面情報が大きく異なると考える. したがって, 8 月に取得したデータが含まれているデータセット 2 を用いた結果は, データセット 1 の結果と比較して良好に分解能が向上されたと考える.

以上の結果は, バンド比 B/G, B/R, G/B, ならびに R/B を対象とした分解能向上において, アオコ発生の有無によって学習データを使い分けることは, 精度の向上に寄与することを示唆している.

#### (2) バンド比 G/R, R/G

バンド比 G/R, R/G において, データセット 1 に着目した場合, 2018 年 9 月および 2019 年 8 月に取得されたデータ(UAV データ d~k)における PSNR は, 16 項目中 14 項目(87.5%)で大きい結果を得た. 一方, データセット 2 に着目した場合, 2018 年 8 月および 2019 年 9 月に取得されたデータ(UAV データ a~c, l~o)における PSNR は, 14 項目中 11 項目(78.6%)で大きい結果を得た.

以上の結果は, バンド比 B/G, B/R, G/B, ならびに R/B の結果と異なり, バンド比 G/R および R/G では, それぞれ「2018 年 8 月と 2019 年 9 月」「2018 年 9 月と 2019 年 8 月」で傾向が類似したことを示唆している. したがって, G/R および R/G を対象とした分解能の精度向上には, アオコ発生の有無以外の要因を考慮したデータセットの作成が必要であると考ええる.

## 5.4.2 提案手法の水質状況への適用性の評価

### 5.4.2.1 解の選定

分解能向上データの水質状況への適用性を評価するために、実際の水質状況を反映した結果を用いる必要がある。そこで、高分解能データを対象とした Fuzzy 回帰分析による SS 推定結果を作成し、実測した SS データと目視で比較した。なお、Fuzzy 回帰分析の結果において、回帰モデルの傾きや区間が負の値になる結果を得た。解析に用いた UAV データは非負数であるため、前述の結果は検討対象から除外した。さらに、MAX 問題については解が得られなかったため、本検討では MIN 問題の結果についてまとめる。

Fuzzy 回帰分析と SS データとの比較結果を表 5.5 にまとめる。バンド比 B/G, B/R, G/B, R/B, ならびに R/G を用いた結果において解が得られたのに対し、可視域データを用いた結果では解が得られなかった。このことは、バンド比は可視域データでは作成できない場合についても、Fuzzy 回帰分析による SS 推定結果を作成可能とし、SS 状況の推定に有用な特徴量であることを示唆している。

分解能向上データの水質状況への適用性を評価するため、SS データと 2 地点以上で一致する結果を得た 11 項目を対象とし、以後の解析を行った。

表 5.5 Fuzzy 回帰分析と SS データとの比較結果(高分解能データ)

	UAV データ						
	i	j	k	l	m	n	o
B	—	—	—	—	—	—	—
G	—	—	—	—	—	—	—
R	—	—	—	—	—	—	—
B/G	1/2	3/3	1/3	0/4	2/5	0/3	0/3
B/R	2/2	3/3	1/3	—	—	—	0/3—
G/B	—	—	—	0/4	2/5	2/3	0/3
G/R	0/2	0/3	0/3	—	—	—	—
R/B	—	—	—	4/4	3/5	3/3	3/3
R/G	0/2	3/3	1/3	0/4	0/5	0/3	0/3

SS データとの一致数／SS データ数

—: Fuzzy 回帰分析において解が得られなかった項目

### 5.4.2.2 SS 推定結果の精度評価

提案手法および比較手法による結果の $\kappa$ を、表 5.6 にまとめる．UAV データ  $i$  のバンド比  $B/R$  における分解能向上データは、中程度の一致度合いを示し、比較手法よりも $\kappa$ が高い結果を得た．UAV データ  $i$  のバンド比  $B/R$  における分解能向上データを用いた SS 推定結果を図 5.7 に示す．

表 5.6  $\kappa$  係数 $\kappa$

(i) 提案手法(データセット 1, 標準偏差 : 0.239)

特徴量	UAV データ					
	i	j	l	m	n	o
B/G		0.00		–		
B/R	0.00	0.00				
G/B				0.62	0.60	
R/B			0.46	0.29	0.45	0.27
R/G		–				

(ii) 提案手法(データセット 2, 標準偏差 : 0.262)

特徴量	UAV データ					
	i	j	l	m	n	o
B/G		0.64		0.19		
B/R	0.50	0.67				
G/B				0.52	0.52	
R/B			0.03	0.01	0.04	0.01
R/G		0.10				

(iii) 比較手法(標準偏差 : 0.143)

特徴量	UAV データ					
	i	j	l	m	n	o
B/G		0.79		–		
B/R	0.34	0.67				
G/B				0.75	0.81	
R/B			0.62	0.61	0.69	0.44
R/G		0.71				

– : Fuzzy 回帰分析において解が得られなかった項目

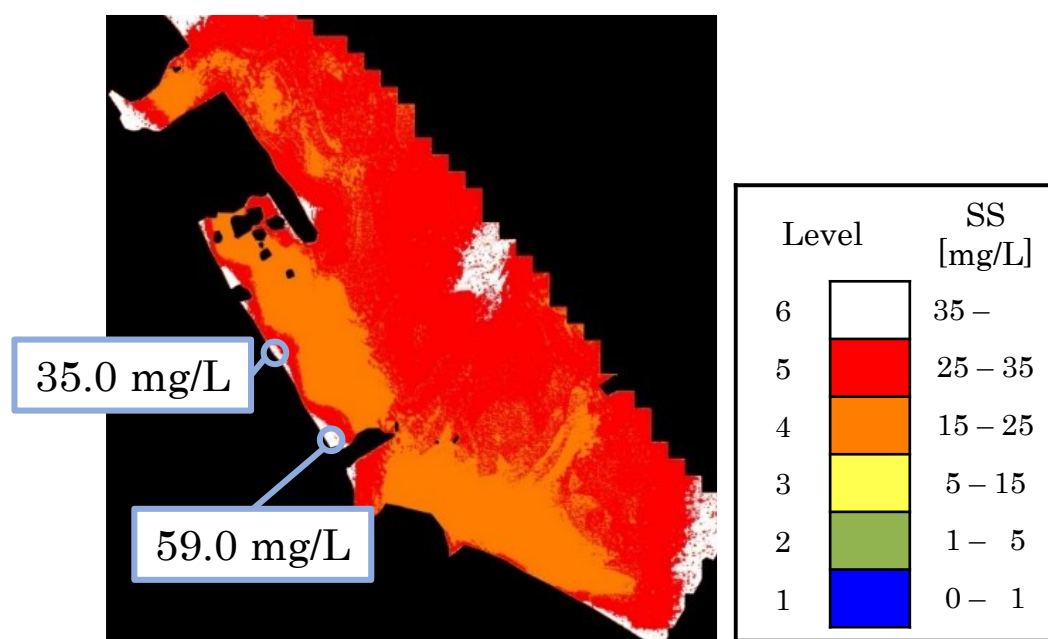


図 5.7 分解能向上データを対象とした SS 推定結果  
(UAV データ i, バンド比 B/R, モデル A, データセット 2)

### 5.4.2.3 局所領域における精度評価

分解能向上の精度を詳細に解析するため、SS 推定結果を 100 分割(縦×横:10×10)し各領域における一致度を算出した。UAV データ  $i$  のバンド比  $B/R$  を対象とした局所解析結果を図 5.8 に示す。SS 値が高い領域における  $\kappa$  は、0.80 以上を示す結果を得た。また、前述の領域において、提案手法の  $\kappa$  は bicubic 法と比較して、高い値を示した。さらに、bicubic 法と同程度の  $\kappa$  を示した UAV データ  $j$  のバンド比  $B/R$  においても、同様の傾向を認めた。

bicubic 法では、着目画素の周囲 16 画素に基づく 3 次式で補間するため、低分解能データにおいて欠落した輝度情報は、必ずしも復元されるわけではない。一方、提案手法は着目画素とその周辺画素に基づき、低分解能データと高分解能データの関連性を学習するため、低分解能データにおいて欠落した輝度情報が復元できたと考える。このことに起因し、提案手法の結果は SS 値が高い領域において、bicubic 法の結果よりも SS の推定精度が向上したと考える。

以上の結果は、提案手法における  $B/R$  を対象とした分解能向上データは、(1)水質状況推定に適用可能であること、および(2)SS 値が高い領域において分解能の向上が実現可能であることを示唆している。

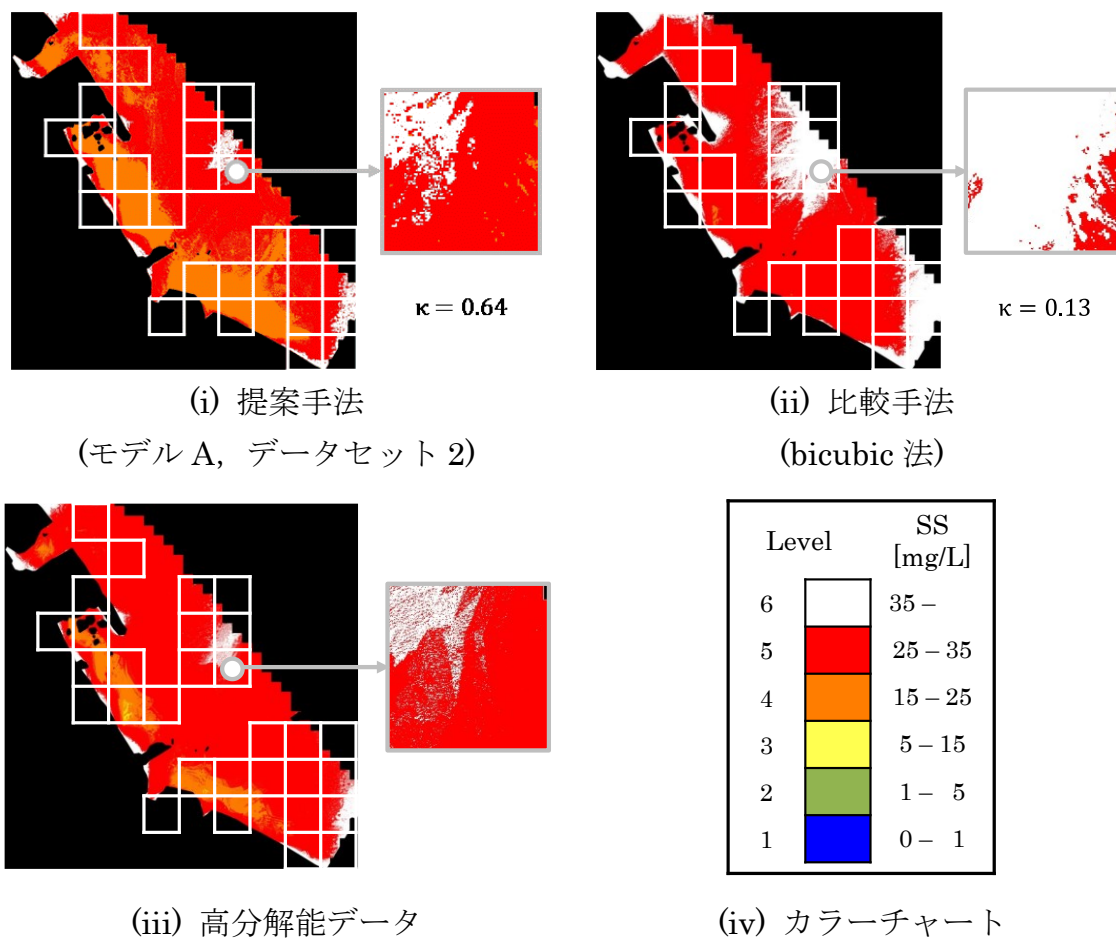


図 5.8 SS 推定結果における局所解析結果  
(縦×横：10×10, UAV データ i, バンド比 B/R)

### 5.5 5 章のまとめ

本章では、水質状況推定の精度向上を目的とし、リモートセンシングデータの分解能を擬似的に向上させる手法に関して検討を行った。また、提案手法の水質状況推定への適用性に関する検討を行った。さらに、分解能の精度向上に寄与する入力特徴量に関して検討を行った。得られた成果を以下にまとめる。

- (1) 本検討における提案手法のモデル作成において、可視域およびバンド比ごとにモデルを作成することは、可視域およびバンド比のすべてを用いてモデルを作成した場合と比較して、分解能の精度向上に寄与することを明らかにした。
- (2) バンド比  $B/G$ ,  $B/R$ ,  $G/B$ , ならびに  $R/B$  を対象とした分解能向上において、アオコ発生の有無によって学習データを使い分けることは、本検討における提案手法の精度向上に寄与することを明らかにした。
- (3) バンド比成分は、本検討において可視域では作成できなかった  $SS$  推定結果の作成を可能とし、有用な特徴量であることを明らかにした。
- (4) 8 月に取得された UAV データにおけるバンド比  $B/R$  の  $SS$  値が高い領域において、本検討における提案手法は比較手法(bicubic 法)よりも分解能の向上に有用であることを明らかにした。

## 第 5 章 参考文献

- [1] K. Matsui, Y. Kageyama, H. Yokoyama: “Analysis of Water Quality of Lake Hachiroko Using Fuzzy C-Means”, *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, Vol. 23, No. 3, pp. 456–464 (2019)
- [2] S. M. Mousavi, S. roostaei, H. Rostamzadeh: “Estimation of flood land use/land cover mapping by regional modelling of flood hazard at sub-basin level case study: Marand basin”, *Geomatics, natural Hazards and Risk*, Vol. 10, No. 1, pp. 1155–1175 (2019)
- [3] T. Oliphant, L. T. Tsoeleng, P. Mhangara, O. E. Malahlela: “Mapping chlorophyll-a concentrations in a cyanobacteria- and algae-impacted Vaal Dam using Landsat 8 OLI data”, *South African Journal of Science*, Vol. 114 No. 9–10, Article number 4841 (2018)
- [4] L. Wei, Y. Zhang, C. Huang, Z. Wang, Q. Huang, F. Yin, Y. Guo, L. Cao: “Inland lakes mapping for monitoring water quality using a detail/smoothing-balanced conditional random field based on landsat-8/levels data”, *Sensors*, Vol. 20 No. 5, Article number 1345 (2020)
- [5] K. Ehmann, C. Kelleher, L. E. Condon: “Monitoring turbidity from above: Deploying small unoccupied aerial vehicles to image in - stream turbidity. *Hydrological Processes*”, *Hydrological Processes*, Vol. 33, No. 6, pp. 1013–1021 (2019)
- [6] K. Huangfu, J. Li, X. Zhang, J. Zhang, H. Cui, Q. Sun: “Remote Estimation of Water Quality Parameters of Medium- and Small-Sized Inland Rivers Using Sentinel-2 Imagery”, *Water (Switzerland)*, Vol. 12, No. 11, pp. 1–18 (2020)
- [7] R. McEliece, S. Hinz, J. -M. Guarini, J. Coston-Guarini: “Evaluation of nearshore and offshore water quality assessment using UAV multispectral imagery”, *Remote Sensing*, Vol. 12, No. 14, Article number 2258 (2020)
- [8] D. Wu, R. Li, F. Zhang, J. Liu: “A review on drone-based harmful algae blooms monitoring”, *Environmental Monitoring and Assessment*, Vol. 191 No. 4, Article number 211 (2019)
- [9] 高木幹雄, 下田陽久(監修): 「新編 画像解析ハンドブック」, 東京大学出版会 (2004)
- [10] 岡谷貴之: 「深層学習」, 講談社 (2015)
- [11] L. Liebel, M. Körner: “Single-image super resolution for multispectral remote sensing data using convolutional neural networks”, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, Vol. 41, pp. 883–890 (2016)
- [12] M. Märten, D. Izzo, A. Krzic, D. Cox: “Super-resolution of PROBA-V images using convolutional neural networks”, *Astrodynamics*, Vol. 3, No. 4, pp. 387–402 (2019)
- [13] M. Galar, R. Sesma, C. Ayala, C. Arand: “Super-resolution for sentinel-2 images”,



- International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives, Vol. 42 No. 2/W16, pp. 95–102 (2019)
- [14] C. Lanaras, J. Bioucas-Dias, S. Galliani, E. Baltsavias, K. Schindler: “Super-resolution of Sentinel-2 images: Learning a globally applicable deep neural network”, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 146, pp. 305–319 (2018)
- [15] H. Shen, L. Lin, J. Li, Q. Yuan, L. Zhao: “A residual convolutional neural network for polarimetric SAR image super-resolution”, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 161, pp. 90–108 (2020)
- [16] DJI — DJI Phantom 4 Pro V2.0 — スペック, チュートリアル, ガイド : <https://www.dji.com/jp/phantom-4-pro-v2/info> (Accessed 2021/12/27)
- [17] 気象庁 : <http://www.jma.go.jp/> (accessed 2021/12/27)
- [18] 地理院地図—地理院地図(電子国土 Web) : <https://maps.gsi.go.jp/> (Accessed 2021/12/27)
- [19] 資源・環境観測解析センター: “資源・環境リモートセンシング実用シリーズ② 地球監督データの処理”, 資源・環境観測解析センター (2002)
- [20] ArcGIS—ESRI ジャパン : <https://www.esri.com/products/arcgis/> (Accessed 2021/12/29)
- [21] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville(著), 岩澤有祐, 鈴木雅大, 中山浩太郎, 松尾豊(監訳): 深層学習, 株式会社ドワンゴ (2018)
- [22] H. Liu, Z. Fu, J. Han, L. Shao, H. Liu: “Single satellite imagery simultaneous super-resolution and colorization using multi-task deep neural networks”, Journal of Visual Communication and Image Representation, Vol. 53, pp. 20–30 (2018)
- [23] N. Im, K. Kawamura, E. Suwandana, Y. Sakuno: “Monitoring land use and land cover effects on water quality in cheung Ek lake using ASTER images”, American Journal of Environmental Sciences, Vol. 11, No. 1, pp. 1–12 (2014)
- [24] Q. Shen, J. Li, F. Zhang, X. Sun, J. Li, W. Li, B. Zhang: “Classification of several optically complex waters in China using in situ remote sensing reflectance”, Remote Sensing, Vol. 7, No. 11, pp. 14731–14756 (2015)
- [25] R. Pittman, B. Hu, K. Webster: “Improvement of soil property mapping in the Great Clay Belt of northern Ontario using multi-source remotely sensed data”, Geoderma, Vol. 381, No. 1, Article number 114761 (2021)

## 第 6 章 結論

2015 年に開催された国連サミットにおいて、持続可能な開発目標(SDGs)が採択され、その中には、水環境を対象とした水質汚濁の減少と水質改善の必要性が掲げられている。また、日本においては河川や湖沼で水質汚濁が発生しており、汚濁状況の把握を目的とした定期的な水質調査が実施されている。したがって、水質汚濁発生の検知とその原因の究明に向けて、水域全体を対象とする水質状況推定法の開発は必要不可欠である。また、広範囲の情報を瞬時に取得可能なリモートセンシングは、水質状況推定に有用である。リモートセンシングデータを用いて水質状況を推定する場合、データに含まれるあいまいさを考慮することや、解析に用いる水質データが必ずしも取得できないといった課題を考慮することが必要である。また、対象水域の要素に基づく特徴量を用いることは、水質状況推定の精度向上を目指す上で、重要な要素である。さらに、詳細な情報に基づいて、データの分解能を擬似的に向上させることは、水質状況推定の精度向上に寄与する。

そこで本論文では、①リモートセンシングデータのみを用いた水質状況推定法、②リモートセンシングデータおよび水位・水温情報に基づく水質状況推定法の開発、ならびに③リモートセンシングデータを対象とした分解能向上法の開発に関する検討を加えた。以下に、本論文で得られた主な結果を記し、それに引き続いてこれらの工学的意義についてまとめる。

### 6.1 本論文により得られた主な知見

第 1 章では、本研究の背景を述べ、本論文の主題である水質状況推定に関する検討について、現在までの研究状況を概観した。また、本研究の目的および本研究に対する筆者の立場、ならびに本論文の内容について述べた。

第 2 章では、本研究の対象地域および水質汚濁の現状について述べた。また、本研究で対象としたリモートセンシングデータおよび水質項目について述べた。

第 3 章では、Terra ASTER センサおよび Landsat-8 OLI センサにより取得されたデータを用いた Fuzzy c-mean 法(FCM)による水質状況推定を行った。また、得られた推定結果と対象地域の汚濁状況および水質状況との比較を行い、FCM の有用性について検討を加えたところ、次のような結果を得た。

- (1) 本検討で用いた FCM による推定結果は、アオコの発生が認められる 8 月および 9 月に Terra ASTER で取得されたデータを対象とした場合、八郎湖調整池における流入水を原因とする汚濁状況の把握が可能であることを明らかにした。

- (2) 本検討で用いた FCM は、リモートセンシングデータのみを用いて、八郎湖調整池の水質状況を反映した水質推定図を作成可能であることを明らかにした。
- (3) 本検討で用いた FCM による推定結果は、アオコの発生が認められる 8 月および 9 月に Terra ASTER で取得されたデータを対象とした場合、BOD および SS の水質状況推定に活用可能であることを明らかにした。
- (4) 本検討で用いた FCM による推定結果は、アオコの発生が認められない 5 月および 6 月に Terra ASTER および Landsat-8 OLI で取得されたデータを対象とした場合、BOD, COD, ならびに SS の水質状況推定に活用可能であることを明らかにした。

第 4 章では、リモートセンシングデータに加えて、対象地域の水深に基づく水位情報および水温情報を入力特徴量としたニューラルネットワーク(NN)による水質状況推定法の開発に関して検討を行った。また、提案手法により作成された SS 推定結果と実測された SS 値との誤差を算出し、提案手法の精度を評価した。さらに、提案手法の有用性について検討を加え、次のような結果を得た。

- (1) 本検討における提案手法により作成された SS 推定結果は、Fuzzy 回帰分析による結果と比較して、最大 6mg/L の精度向上が可能であることを明らかにした。
- (2) 本検討における提案手法は、対象地域の水位に基づく汚濁状況の差異を学習可能であるため、SS の推定精度向上に寄与することを明らかにした。
- (3) 本検討における提案手法による水質状況推定において、テクスチャ特徴量 dissimilarity に基づく学習データセットの作成は、本検討で用いた 5 月に取得されたデータにおける SS の精度向上に寄与することを明らかにした。

第 5 章では、水質状況推定の精度向上を目的とし、リモートセンシングデータの分解能を擬似的に向上させる手法に関して検討を行った。また、提案手法の水質状況推定への適用性に関する検討を行った。さらに、分解能の精度向上に寄与する入力特徴量に関して検討を行った。提案手法の有用性について検討を加えたところ、次のような結果を得た。

- (1) 本検討における提案手法のモデル作成において、可視域およびバンド比ごとにモデルを作成することは、可視域およびバンド比のすべてを用いてモデルを作成した場合と比較して、分解能の精度向上に寄与することを明らかにした。
- (2) バンド比 B/G, B/R, G/B, ならびに R/B を対象とした分解能向上において、アオコ発生の有無によって学習データを使い分けることは、本検討における提案手法の精度向上に寄与することを明らかにした。

- (3) バンド比成分は，本検討において可視域では作成できなかった SS 推定結果の作成を可能とし，有用な特徴量であることを明らかにした．
- (4) 8 月に取得された UAV データにおけるバンド比 B/R の SS 値が高い領域において，本検討における提案手法は比較手法(bicubic 法)よりも分解能の向上に有用であることを明らかにした．

## 6.2 本論文の工学的意義

近年、水環境の保護と管理が重要視されており、水質汚濁の発生を迅速に検知し、その原因の究明を可能にするシステムの開発は必要不可欠である。対象水域の地形状況や水質汚濁の原因などによって、アルゴリズムを改善させる必要はあるものの、水域全体を対象とする持続的かつ精度の高い水質状況推定法の開発は重要課題である。本論文では、秋田県の八郎湖調整池を対象とし、広域性や瞬時性などの特徴を有するリモートセンシングデータを用いて、①リモートセンシングデータのみを用いた水質状況推定法、②リモートセンシングデータおよび水位・水温情報に基づく水質状況推定法、ならびに③リモートセンシングデータを対象とした分解能向上法に関して検討を行い、水質汚濁の発生を迅速かつ高精度に検知するシステムを開発するためのアプローチを示した。以下に、本論文の工学的意義について述べる。

- (1) リモートセンシングデータを対象とした水質状況の推定において、推定結果を作成時に用いる水質データが必ずしも取得できないことから、水質状況推定の機会が限定されるという課題がある。本論文では、リモートセンシングデータのみを対象とした FCM による水質状況推定に関して検討を行い、FCM による推定結果は BOD および SS の水質状況推定に活用可能であることを明らかにした。すなわち、FCM はリモートセンシングデータのみで水質状況が把握可能な結果を作成可能とし、水質状況把握の頻度向上に寄与するため、水質状況推定の分野に対する工学的意義は大きい。
- (2) リモートセンシングデータを対象とした水質状況推定に関する研究において、入力特徴量は一般的にリモートセンシングから得られる情報のみである。本論文では、Terra ASTER データに加えて対象地域の水深に基づく水位情報および水温情報を入力特徴量とした NN による水質状況推定法を提案した。提案手法は、前述の特徴量と Fuzzy 回帰分析による水質推定結果の関連性を学習し、水質推定精度を向上させることが可能であった。すなわち、提案手法はリモートセンシングデータと対象水域の要素に基づく情報から、有用な関係性を抽出することが可能であるため、機械学習および水質状況推定に対する工学的意義は大きい。
- (3) 衛星データを対象とした水質状況推定において、データの分解能に起因して解析精度が低下する可能性がある。本論文では、UAV データを用いて、データの分解能を向上させる手法を提案した。具体的には、提案手法は低分解能のデータにおける着目画素とその周辺画素の情報を学習し、分解能の向上を行う。その結果、8 月に取得された UAV データにおけるバンド比 B/R の SS 値が高い領域において、正解とする高分解能データとの kappa 係数は 0.80 以上を示し、比較手法(bicubic 法)よりも高い一致度合いを得た。すなわち、

提案手法は、局所的な情報に基づきデータの分解能を擬似的に向上させることが可能であり、水質状況推定における精度向上を実現できるとともに、対象地域における水質状況の本質を把握するための重要な要素技術となる。したがって、画像処理および水質状況推定の分野に対する工学的意義は大きい。

### 6.3 今後に残された諸問題

最後に、今後に残された諸問題について述べる。

#### (1) 様々な水域を対象とした FCM および水位・水温情報に基づく水質状況推定法の適用

本論文では、秋田県八郎湖調整池を対象として水質状況の推定に関する検討を加えた。一方、河川や海洋などの水域では得られる水面情報は異なる。また、水域によって発生する汚濁物質や汚濁被害は異なる。このため、他の水域に対しても FCM および水位・水温情報に基づく水質状況推定法を適用し、各手法の有用性を検討するとともに、その他の水域に適用するための入力特徴量やパラメータ設定に関して検討を加える必要がある。

#### (2) 人工衛星により取得されたデータと UAV データを併用した分解能向上および水質状況推定に関する検討

本研究における分解能向上に関する検討は、UAV データを対象とし、約 60cm から約 6cm への分解能向上を実現した。約 10 倍の向上が実現できたものの、対象地域全体における分解能向上を実現するためには、衛星データを対象とした検討が必要である。このため、人工衛星により取得されたデータと UAV データを併用した分解能向上に関する検討が必要である。また、得られた結果に対して、水質状況推定への有用性に関する検討を行う必要がある。

## 謝辞

本研究の遂行ならびに本論文の作成にあたって、終始懇切なるご指導とご鞭撻を賜りました秋田大学 教授 博士(工学) 景山 陽一 先生に心からお礼申し上げます。

本論文をまとめるにあたり、広い視野から数々の有益なご教示を頂きました秋田大学教授 博士(工学) 有川 正俊 先生、ならびに同教授 博士(工学) 水戸部 一孝 先生に深謝いたします。

本研究は、秋田大学 大学院理工学研究科 数理・電気電子情報学専攻 人間情報工学コース 景山研究室において行われたものです。本研究の遂行において適切な助言を与えて下さった秋田大学 准教授 博士(工学) 横山 洋之 先生、同准教授 博士(工学) 石沢 千佳子 先生、同助教 博士(工学) 白井 光 先生、同助教 鄒 敏 先生、ならびに 伊藤 悠大 技術職員をはじめ、景山研究室の皆様、卒業生の皆様に心から感謝いたします。

本研究を進めるにあたり、多大なご協力、貴重な御助言を頂きましたアイ・エム・サービス株式会社関係各位に厚くお礼申し上げます。

現地調査にご協力くださった株式会社秋田ケーブルテレビ 小林 拓也 様、矢口 正平 様、ならびに 小松 拓実 様に深く感謝いたします。

本論文の各種データの提供および対象地域に関してご助言いただきました秋田県生活環境部 環境管理課 八郎湖環境対策室 石井 公人 様、大野 進一 様、佐藤 哲 様、ならびに関係各位に謝意を評します。

本論文に用いた各種データを提供くださった秋田県 秋田地域振興局農林部 八郎潟基幹施設管理事務所 畠山 真 様、および関係各位にお礼申し上げます。

最後に、大学院博士後期課程への入学について理解を示し、在学中の支えとなってくれた家族と友人に心から感謝いたします。

本論文の第 3 章は, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics 掲載論文「K. Matsui, Y. Kageyama, and H. Yokoyama : “Analysis of Water Quality Conditions of Lake Hachiroko Using Fuzzy C-means”, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol. 23, No. 3, pp. 456–464 (2019)」を基に執筆したものです. また, 本論文の第 4 章は, Ecological Informatics へ投稿中の論文「K. Matsui, H. Shirai, Y. Kageyama, H. Yokoyama, and M. Asano : “Estimating Water Quality Through Neural Networks Using Terra ASTER data, Water Depth, and Temperature of Lake Hachiroko, Japan”, Ecological Informatics (査読中)」を基に執筆したものです. 加えて, 本論文の第 5 章は, Ecological Informatics 掲載論文「K. Matsui, H. Shirai, Y. Kageyama, and H. Yokoyama : “Improving the Resolution of UAV-based Remote Sensing Data of Water Quality of Lake Hachiroko, Japan by Neural Networks”, Ecological Informatics, Vol. 62, Article number 101276 (2021)」を基に執筆したものです (本論文 113 頁, 本研究に関する発表論文「学術論文誌」(1)~(3)参照).

- K. Matsui, Y. Kageyama, and H. Yokoyama : “Analysis of Water Quality Conditions of Lake Hachiroko Using Fuzzy C-means”, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol. 23, No. 3, pp. 456–464 (2019)
- K. Matsui, H. Shirai, Y. Kageyama, H. Yokoyama, and M. Asano : “Estimating Water Quality Through Neural Networks Using Terra ASTER data, Water Depth, and Temperature of Lake Hachiroko, Japan”, Ecological Informatics (査読中)
- K. Matsui, H. Shirai, Y. Kageyama, and H. Yokoyama : “Improving the Resolution of UAV-based Remote Sensing Data of Water Quality of Lake Hachiroko, Japan by Neural Networks”, Ecological Informatics, Vol. 62, Article number 101276 (2021)



## 本研究に関する発表論文

### 学術論文誌

#### レフェリー制のある学術雑誌

- (1) K. Matsui, Y. Kageyama, and H. Yokoyama : “Analysis of Water Quality Conditions of Lake Hachiroko Using Fuzzy C-means”, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol. 23, No. 3, pp. 456–464 (2019)
- (2) K. Matsui, H. Shirai, Y. Kageyama, and H. Yokoyama : “Improving the Resolution of UAV-based Remote Sensing Data of Water Quality of Lake Hachiroko, Japan by Neural Networks”, Ecological Informatics, Vol. 62, Article number 101276 (2021)
- (3) K. Matsui, H. Shirai, Y. Kageyama, H. Yokoyama, and M. Asano : “Estimating Water Quality Through Neural Networks Using Terra ASTER data, Water Depth, and Temperature of Lake Hachiroko, Japan”, Ecological Informatics (査読中)

### 国際会議

- (1) K. Matsui, Y. Kageyama, M. Nishida, and H. Yokoyama : “Analysis of Water Quality Conditions with Fuzzy C-means Using Terra Aster Data and Landsat-8 Data”, International Symposium on Remote Sensing 2017, P-138, pp. 895–898 (2017)
- (2) K. Matsui, Y. Kageyama, and H. Yokoyama : “Analysis of Water Quality Conditions of Lake Hachiroko, Japan, with Fuzzy C-means Using Terra ASTER Data”, The 6th IIAE International Conference on Intelligent Systems and Image Processing 2018, PS-15, pp. 413–419 (2018)
- (3) K. Matsui, Y. Kageyama, and H. Yokoyama : “Fuzzy C-means with Stepwise Level Slice Processing for Water Quality Analysis in Lake Hachiroko”, The 7th International Conference on Intelligent Systems and Image Processing 2019, GS11-2, pp. 292–298 (2019)
- (4) K. Matsui, H. Shirai, Y. Kageyama, and H. Yokoyama : “Learning Data Conditions for Resolution Improvement Using UAV Data”, Joint 11th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 21st International Symposium on Advanced Intelligent Systems, #1570662054, pp. 494–495 (2020)

- (5) K. Matsui and Y. Kageyama : “Creating Water Quality Map through Neural Network Using Remote Sensing Data and Topographical Information of Lake Hosenko, Japan”, The 9th International Conference on Materials Engineering for Resources, B-7 (2021)

## 口頭発表

- (1) 松井 解, 景山 陽一, 西田 眞, 横山 洋之 : 「Terra ASTER データを用いた八郎湖における水質特徴解析」, 平成 28 年度日本知能情報ファジィ学会東北支部研究会, A3-1 (2017)
- (2) 松井 解, 景山 陽一, 西田 眞, 横山 洋之 : 「リモートセンシングデータを用いた Fuzzy c-means 法による八郎湖の水質特徴解析」, 平成 29 年度電気関係学会東北支部連合大会, 1H07 (2017)
- (3) 松井 解, 景山 陽一, 西田 眞, 横山 洋之 : 「ASTER データを用いた Fuzzy c-means 法による八郎湖の水質特徴解析」, 第 33 回ファジィシステムシンポジウム, FE2-4 (2017)
- (4) 松井 解, 景山 陽一, 横山 洋之 : 「リモートセンシングデータを用いた Fuzzy c-means 法による水質特徴解析」, 第 18 回 計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会, 2D4-07 (2017)
- (5) 松井 解, 景山 陽一, 横山 洋之 : 「八郎湖を対象とする ASTER データを用いた Fuzzy c-means 法による水質特徴解析」, 平成 30 年度電気関係学会東北支部連合大会, 1D05 (2018)
- (6) 松井 解, 景山 陽一, 横山 洋之 : 「Terra ASTER データを用いた Fuzzy c-means 法による八郎湖の水質特徴解析」, 産業応用工学会全国大会 2018, GS9-3 (2018)
- (7) 松井 解, 景山 陽一, 横山 洋之 : 「リモートセンシングデータを用いた八郎湖における水質状況推定法の検討と水質特徴解析」, 平成 30 年度 情報処理学会東北支部研究会, 5 (2019)
- (8) 松井 解, 景山 陽一, 横山 洋之 : 「Fuzzy c-means 法を用いた八郎湖における水質特徴解析」, 平成 31 年電気学会全国大会, 3-057 (2019)
- (9) 松井 解, 景山 陽一, 横山 洋之 : 「八郎湖の水質状況推定を目的としたリモートセンシングデータの擬似的な分解能向上手法に関する検討」, 2019 年度電気関係学会東北支部連合大会, 2E09 (2019)
- (10) 松井 解, 白井 光, 景山 陽一, 横山 洋之 : 「八郎湖の水質状況推定を目的とした UAV データによる擬似的な分解能向上」, 第 62 回自動制御連合講演会, 1J4-03 (2019)

- (11) 松井 解, 白井 光, 景山 陽一, 横山 洋之:「八郎湖の水質状況推定を目的としたNNによるリモートセンシングデータの擬似的な分解能向上法」, 情報処理学会第 82 回全国大会, 5D-04 (2020)
- (12) 松井 解, 白井 光, 景山 陽一, 横山 洋之:「八郎湖の水質状況推定を目的とした UAV データのバンド比成分に着目した擬似的な分解能向上」, 第 23 回 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2020), IS2-2-2 (2020)
- (13) 松井 解, 山田 奈津美, 白井 光, 景山 陽一, 横山 洋之:「八郎湖を対象とした UAV データのバンド比を用いた擬似的な分解能向上と水質状況解析」, 2020 年度電気関係学会東北支部連合大会, R03 (2020)
- (14) 松井 解, 白井 光, 景山 陽一, 横山 洋之:「八郎湖を対象とする UAV データのバンド比を用いた分解能向上における学習データセットの条件に関する検討」, 第 63 回 自動制御連合講演会, 1C2-6 (2020)
- (15) 松井 解, 白井 光, 景山 陽一, 横山 洋之:「八郎湖を対象とする UAV データのバンド比を用いた分解能向上における特徴量に関する検討」, 映像情報メディア学会 創立 70 周年記念大会, 34C-3 (2020)
- (16) 松井 解, 白井 光, 景山 陽一, 横山 洋之:「水質状況推定を目的とした八郎湖を対象とする UAV データのバンド比を用いた分解能向上」, 情報処理学会第 83 回全国大会, 1C-03 (2021)
- (17) 松井 解, 景山 陽一:「宝仙湖の地形情報と人工衛星データを用いたニューラルネットワークによる水質状況推定」, 2021 年度電気関係学会東北支部連合大会, 2D02 (2021)
- (18) 松井 解, 景山 陽一:「宝仙湖を対象とするニューラルネットワークを用いた水質状況推定における入力特徴量に関する検討」, 第 37 回 ファジィシステム シンポジウム, TE1-3 (2021)
- (19) 松井 解, 白井 光, 景山 陽一, 横山 洋之, 浅野 みゆき:「八郎湖を対象とする人工衛星データおよび水深情報を用いたニューラルネットワークによる水質状況推定」, 情報処理学会第 84 回全国大会, 6C-05 (2022)