

AIを用いた画像解析によるサケの雌雄判別

研究代表者

応用生物学部 阿部周司

1. 研究目的

我が国は四方を海に囲われた海洋大国の一つであり、水産資源は我が国の重要な食料資源である。本テーマで挙げたサケについて、近年、漁獲量は大きく減少しているものの、2018年の水揚げ量は約85,000tと日本で漁獲される魚種の中でもトップクラスの水揚げ量がある。また、フィレ、新巻鮭といったサケ加工品の国内消費の需要は高く、特にサケの卵から加工される筋子やイクラは高値で取引されることから、サケは我が国の水産業を支える上で重要な魚種の一つである。前述したように、サケはオスとメスでは加工用途が異なり、高値で取引される筋子やイクラが採れるメスは一般的に価格が高くなるため、水揚げされる際にその場で雌雄を分別することがある。雌雄分別のポイントは図1に示すように、顔つき（図1A）、脂鱗（図1B）、尾鱗（図1C）の3つのポイントで判別することが多い。一般的にサケのオスはメスに比べて、鼻部が鉤のような形状になり、魚体に対して脂鱗が大きく、尾鱗の切れ込みが大きくなる傾向がある。図1は特徴がわかりやすいよう、ポイントとなる部分を強調して示したが、実際は図2A-Fに示すように、その違いはわずかであり、多くのサケの雌雄を短時間で正確に判別するには経験が必要となる。

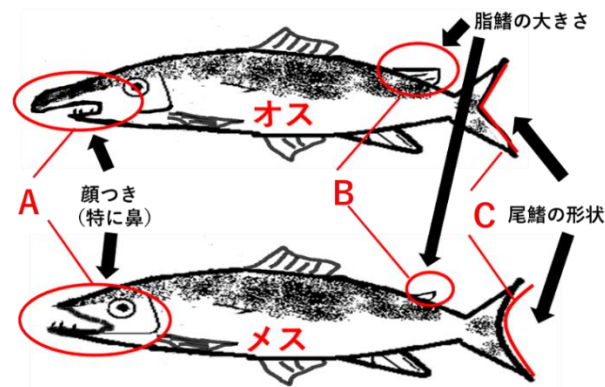


図1 サケの雌雄を判別する際に参考となる部位と違い

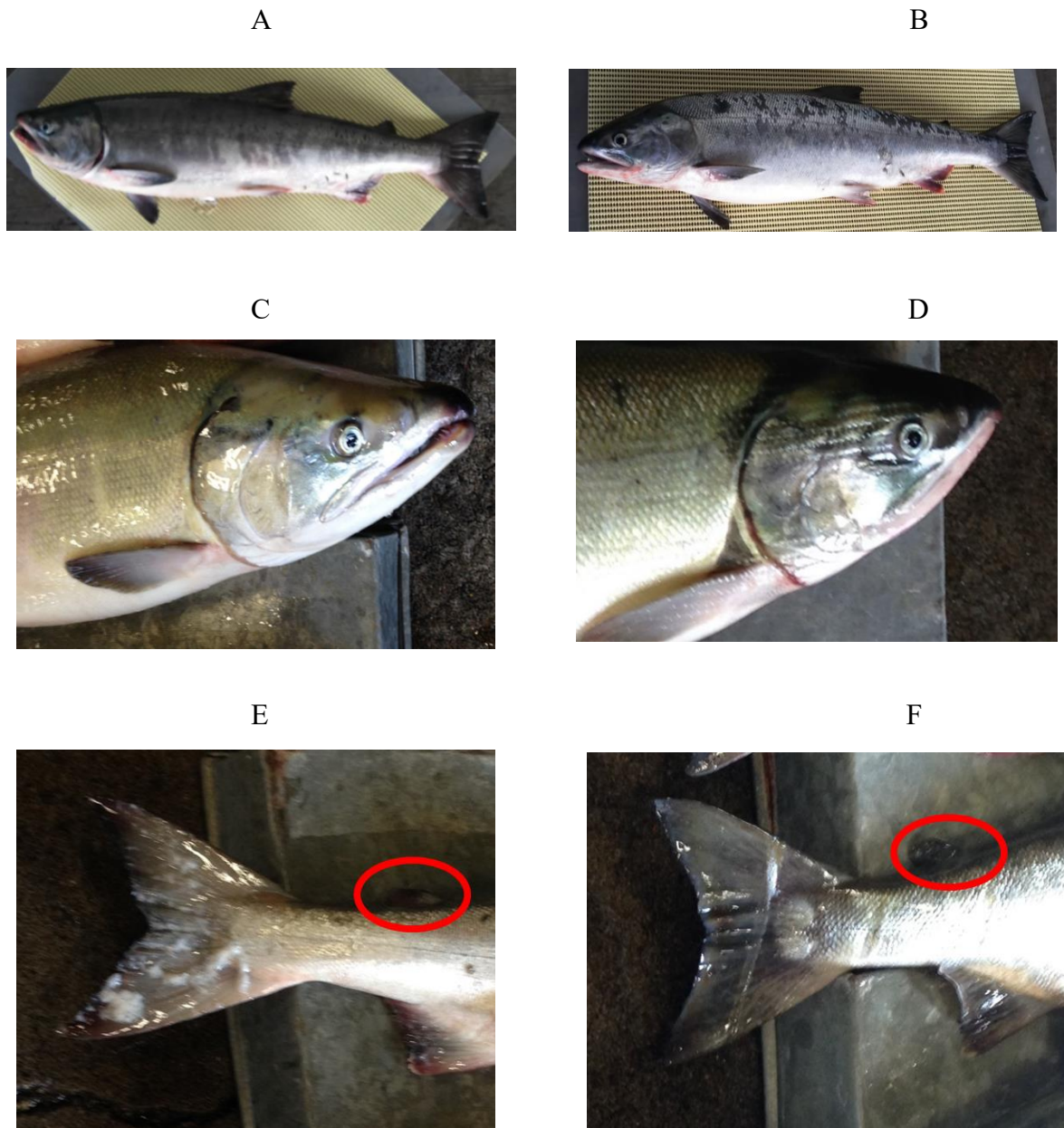


図2 実際のサケの写真

A,C,E はオス、B,D,F はメスを示す。なお、A,B は全体写真、C,D は頭部、E,F は脂鰭（赤線で囲んだ部分）と尾部をそれぞれ示している。

サケの雌雄判別は水揚げの際に漁師が手作業で行っているが、サケは1尾の重量が平均3-4kg程度である。また、図3に示すように、全国的に漁業従事者の高齢化が進み、従事者数も減少している中、特にサケの主要水揚げ地である

北海道では、漁業従事者の高齢化は顕著である。このような状況下において、サケの雌雄判別は効率化が求められる工程の一つであると考えられる。

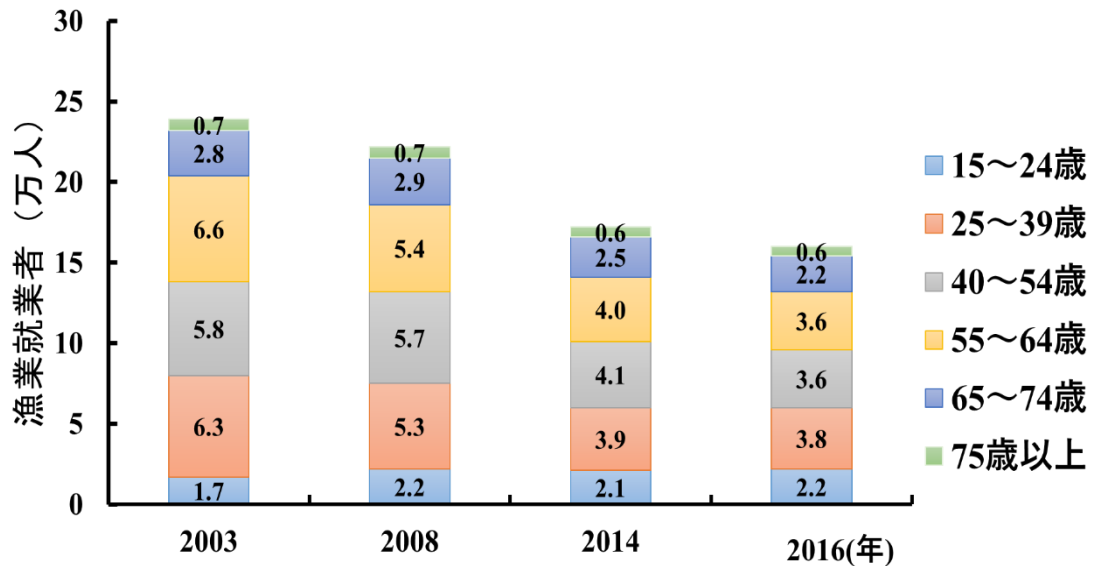


図3 2003年から2016年までの漁業従事者数とその年齢構成比
(平成28年度水産白書より引用)

近年、人工知能（AI）が至る場面で導入され、特に画像識別能力は Convolutional Neural Network およびそれに関連する技術の開発により大きく進歩した。この技術により、多くの事象を対象とした画像識別に関する研究が行われ^{1,2)}、AIは高いレベルで画像を認識できることがわかっている。そこで、この技術を応用して、我が国の水産業界の効率化の一助を目指し、本研究ではAIによる画像解析技術をサケの雌雄判別に応用できるか試みることを目的とした。

2. 研究計画

本研究は3年間の研究期間で表1に示す内容で進める予定であった。しかしながら、研究の初年度からサケが歴史的不漁となり、また天候不良（時化）も重なり、当初の計画を一部変更せざるを得なかった。

表1 AIを用いた画像解析によるサケの雌雄判別の3年間の研究計画予定

初年度	<p>初年度はサケ（シロザケ）の画像解析による雌雄判別の基礎的データを取ることを目的とし、以下の3点を行う。</p> <ul style="list-style-type: none"> ・漁師への聞き込み調査による、実際のサケ漁における雌雄判別の方法の調査と実態の確認 ・サケの画像データの採取とその雌雄の調査（現地の港および水産加工場での調査）この調査は実際の加工場でサケの腹を割き、写真画像とそれに対応する雌雄の正解データの取得を目的とする。この調査はサケ漁のシーズンである9～10月に行う。可能であれば2～3地域で行う。 (地域によって本研究の成果が利用可能かどうかの検証) ・画像認識技術を用いた、サケの画像と雌雄の判別調査
第2年度	<p>第2年度では初年度の画像解析による雌雄判別の正答率によって、研究内容に変更が生じる可能性があるが、基本的に以下の3点を行う。</p> <ul style="list-style-type: none"> ・サケの画像データの採取とその雌雄の調査（初年度と同じ加工場で行い、再現性の確認を行う） ・上記とは別の地域のサケの画像データの採取と雌雄判別可能であれば、輸入サケの雌雄判別を行う。 ・サケの部位（写真の部位）による雌雄判別正答率の調査
第3年度	<p>第3年度では第2年度の段階で、画像解析からサケの雌雄判別の正答率が高精度になることを想定し、本研究の取りまとめ及び本研究の発展系となる他魚種の画像解析による雌雄判別の基礎的研究を行う。</p> <ul style="list-style-type: none"> ・シロザケと同じサケ科であるカラフトマスの画像データの採取と画像解析による雌雄判別 ・魚種の中には外見ではなかなか雌雄の判別ができない魚種が存在する（例として、トラフグやマダラなどが挙げられ、これらの魚種はオスの市場が高い）。そこで、マダラの画像データと雌雄のデータを採取し、外見上雌雄の判別が難しい魚種において、AIを用いた画像解析で雌雄判別がどこまで可能か検討する。

3. 研究成果

3-1 初年度の研究成果（2017年4月～2018年3月）

まず、初年度について、サケが歴史的不漁であることから、漁師への直接の聞き込み調査は心情的に行わない方がよいというアドバイスを研究協力先から

受け、代わりに研究協力先である水産加工業者（株式会社朝倉商店および株式会社カネコメ田中水産）を通じてサケ漁の実態の聞き取り調査を行った。その結果、サケの雌雄判別を人工知能技術を用いて、将来的に自動化できることは漁師の負担を減らすという面で有用であるとの回答があった。

サケの画像データの採取については、2018年10月9～12日に、網走市の水産加工場でオス378尾（写真データ9072枚）メス73尾（写真データ1752枚）の撮影を行った。なお、オスとメスで尾数に大きな違いがあるのでは漁の都合によるものである。また、撮影は撮影装置を設計し、それを水産加工場に持ち込んで行った（図4A,B）。

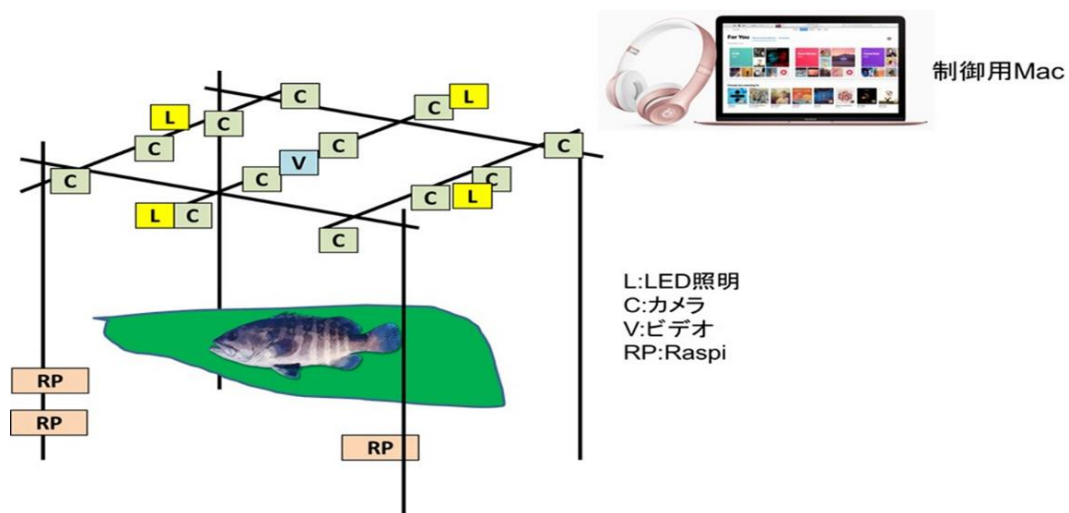


図4A 撮影装置のイメージ図



図4B 実際の撮影風景

撮影によって得られた画像データはテストデータと学習データに分けた。また、学習データを増やすため、表2に示す内容でデータアーギュメンテーション (DA) を行い、学習データを増やした。

表2 データアーギュメンテーションのタイプの名称と内容

DAタイプ	実施内容
O	データアーギュメンテーションを行わない。 解像度640×480をそのまま320×240に縮小する。 テストデータとして使用する。
T	x方向16-64画素、y方向12-48画素の範囲で四隅のランダムな位置を設定し、その4点を結ぶ四角形を解像度320×240の長方形に射影変換によって変形する。さらに、50%の確率で上下反転する。さらに、±10°の範囲でランダムに回転する。
CT0	サケの魚体を含む部分を切り出し、背景部分はグレーとする。さらに、タイプTと同等の変形を行う。
CT1	タイプCT0の背景部分を一様乱数データにする。
CT2	タイプCT1で背景部分を50%の確率でグレーと一様乱数データを切り替える。

ニューラルネットワークは表3に示す内容で構築した。この内容はVGG16を改変したものであり、改変内容は①2次元 convolution 後に batch normalization 処理の導入、②オリジナルにあった dropout 処理の削除、③オリジナルの fc6, 7 の全結合ネットワークのチャンネル数を 1024 に、出力を 2 クラス分類に合わせて 2 出力とした、の 3 つである。なお、オリジナルの VGG16 のように入力データから平均値を引く処理は行わなかった。ニューラルネットワークの処理フレームワークは chainer を使用した。オプティマイザとして Adam を $\alpha=10^{-5}$ で使用し、20 エポックの学習を行った。なお、途中 11 エポック目からの学習では $\alpha=10^{-6}$ とした。

表3 ニューラルネットワークの構成内容

番号	入力サイズ	処理	備考
1	320×240×3	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv1_1
2	320×240×64	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv1_2
3	320×240×64	Maxpooling 2×2	
4	160×120×64	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv2_1
5	160×120×128	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv2_2
6	160×120×128	Maxpooling 2×2	
7	80×60×128	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv3_1
8	80×60×256	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv3_2
9	80×60×256	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv3_3
10	80×60×256	Maxpooling 2×2	
11	40×30×256	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv4_1
12	40×30×512	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv4_2
13	40×30×512	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv4_3
14	40×30×512	Maxpooling 2×2	
15	20×15×512	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv5_1
16	20×15×512	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv5_2
17	20×15×512	conv2d 3×3, BN, ReLU	bconv5_3
18	20×15×512	Maxpooling 2×2	
19	10×8×512	Linear	fc6
20	1024	Linear	fc7
21	1024	Linear	fc8
22	2	softmax cross entropy	2出力

表3に示す内容でニューラルネットワークにタイプOとタイプTのDAを実施し、テストデータを用いて、雌雄判別を行わせた結果を表4に示す。

表4 タイプOまたはタイプTで学習した時のテスト結果

DAのタイプ	タイプO			タイプT		
	P	R	F	P	R	F
オス	100	44.0	61.2	100	59.3	74.5
メス	50.5	100	67.1	58.4	100	73.8

Pは精度、Rは再現性、FはF値をそれぞれ示し、単位は%である。

表4に示すように、タイプOおよびタイプTのF値はそれぞれ60%台および70%台であり、かなり低い数となった。これはオスに比べ、メスの画像データ数が少ないためと考えられた。そこで、メスの画像データ数を増やして、オスと同様、1エポック数のデータ数を20000とし、同様に学習しテストを行った結果を表5に示す。

表5 タイプOまたはタイプTで学習データを増やした時のテスト結果

DAのタイプ	タイプO			タイプT		
項目	P	R	F	P	R	F
オス	99.3	99.7	99.5	99.0	100	99.5
メス	98.6	96.4	97.5	100	95.0	97.4

Pは精度、Rは再現性、FはF値をそれぞれ示し、単位は%である。

表5に示したように、メスの学習データをオスと同数に増やすことで、F値はオスでは99%を超え、メスでも97%を超えたため、AIによるサケの雌雄判別は十分に可能であると考えられた。また、ニューラルネットワークが人間と同じ部位に着目して、雌雄判別をしているかを確認するため、GradCamを用いて、ニューラルネットワークが着目している部位を強調表示した。その結果を図5に示す。

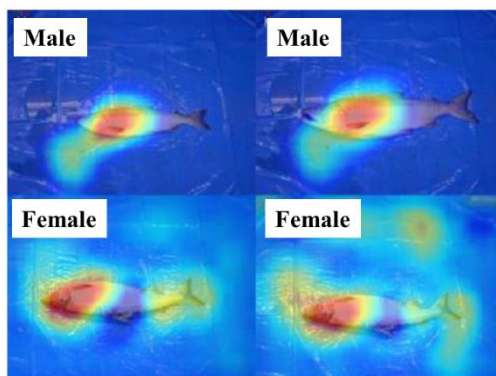


図5 GradCamによるニューラルネットワークの着目部位

図5の結果から、ニューラルネットワークは、オスの識別において頭部から腹部の間に強く着目し、メスでは頭部に強く着目しているように見える。しかし、魚体以外、すなわちブルーシートの状態も見て雌雄判別を行っている可能性がある。これは、都合上、片方の性のサケを連続して撮影しているため、ブルーシートの皺や汚れが同一の性の画像データで近くなる傾向がある。そのため、似通った皺や汚れも一つの雌雄判別の指標としてニューラルネットワークが捉えている可能性が考えられた。このことから、ニューラルネットワークに正確に魚体情報を読み込ませて雌雄判別を行わせるには背景処理が重要であると考えた。そこで、表2に示したタイプCT0およびCT1のDAで学習させたニューラルネットワークを用いて、雌雄判別をテストさせた結果を表6に示し、タイプCT0のGradCam出力結果を図6に示す。

表6 タイプCT0およびタイプCT1で学習させた時のテスト結果

DAのタイプ	タイプCT0			タイプCT1		
	P	R	F	P	R	F
オス	91.9	100.0	95.8	97.3	99.6	98.5
メス	100	56.1	71.9	97.8	86.4	91.7

Pは精度、Rは再現性、FはF値をそれぞれ示し、単位は%である。

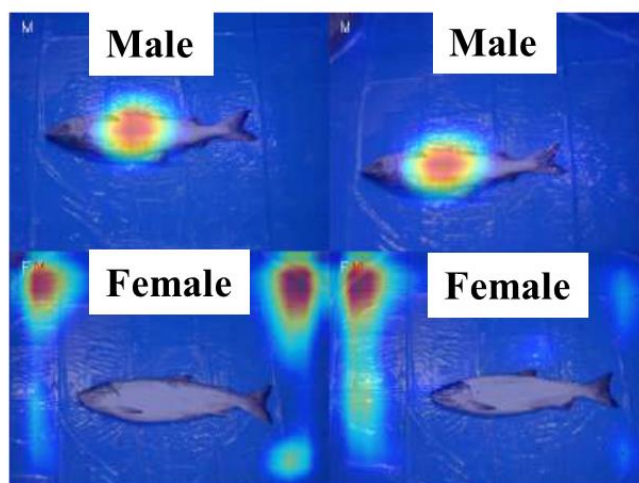


図6 タイプCT0で学習したニューラルネットワークの着目部位

表 6 の結果から、タイプ CT0 ではメスの F 値が大きく低下した。これは図 6 の結果から、メスの判別において、ニューラルネットワークは魚体ではなく、ブルーシートを見て判別していたためと推察できる。すなわち、背景のブルーシートの皺や汚れで判別していると考えられる。そこで、タイプ CT2 で DA を行い、学習させたニューラルネットワークにタイプ O,CT0 および CT1 の画像を入力したテスト結果を表 7 に示し、また、その着目部位を GradCam で表示させた結果を図 7 に示す。

表 7 タイプ CT2 で学習させたニューラルネットワークにタイプ O,CT0 および CT1 を入力させた時のテスト結果

入力データ	オス			メス		
	P	R	F	P	R	F
O	97.4	99.7	98.5	98.1	86.9	92.2
CT0	97.9	100	98.9	100	96.2	98.1
CT1	97.9	100	98.9	100	96.2	98.1

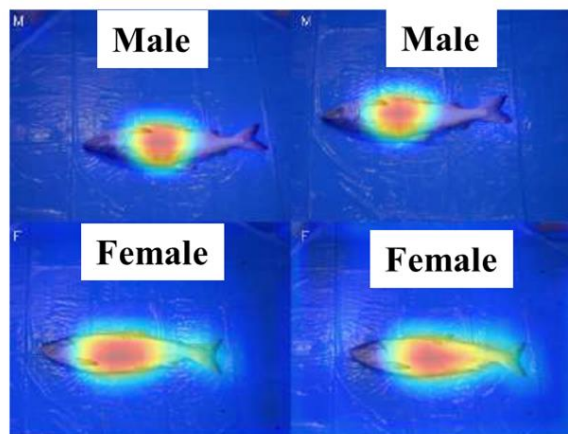


図 7 タイプ CT2 で学習したニューラルネットワークの着目部位

表 7 および図 7 の結果から、グレー背景と乱数背景を組み合わせることで、ニューラルネットワークは魚体に着目して雌雄判別を行うことができ、その結果、F 値が向上したと考えられる。しかし、着目部位は依然と、人

間が判別する部位以外を中心に行っており、人間とニューラルネットワークでは、雌雄判別のポイントが異なることが示唆された。

3-2 第2年度の研究成果（2018年4月～2019年3月）

第2年度においても、サケ漁は芳しくなかったことから、第2年度に予定していた他地域での調査は行えなかった。しかしながら、初年度に比べ天候はよかったため、初年度で撮影を行った網走市水産加工業者において、オス584尾（写真データ10512枚）、メス411尾（写真データ7398枚）のデータの採取ができた。なお、2年目についてはライトの位置の調整、カメラの数、魚体背景の皺や汚れの影響を極力小さくなるようなマットを用いる等、撮影装置の構造を改良して撮影を行った（図8A,B）。



図8 撮影装置の構造（A：初年度、B第2年度）

得られた写真データを表8の内容でDAを行い、学習データの画像を増やし、このデータを第2年度のサケの画像データとした。その後、初年度の学習データ（Y7）、第2年度の学習データ（Y8）およびそれら両方の学習データの両方（Y0）の3つのパターンで学習させたニューラルネットワークにY7とY8のテストデータをそれぞれ入力し、雌雄判別のテストを行った結果を表9に示す。なお、入力したテストデータはオリジナルと魚体のみを切り出したパターンの2パターンとした。

表 8 第 2 年度に行ったデータアーギュメンテーションの内容

項目	確率(%)	実施内容
1	80	魚体を含む長方形を切り出し、背景を50%の確率でグレー・一様乱数とする。
2	50	画像全体を縦横サイズの10%以下のランダムな距離分の平行移動をする。
3	70	画像の縦横サイズの10%以内の範囲で四隅のランダムな位置を設定し、その4点を結ぶ四角形を長方形に射影変換によって変形する。
4	50	上下・左右それぞれ50%の確率で反転する。
5	80	$\pm 10^\circ$ の範囲で魚体を中心にランダムに回転する。
6	20	画像のメイトを $\pm 50\%$ 変化させる。
7	10	平均128,標準偏差12.8のガウシアンノイズを付加する。

表 9 各学習モデルと入力データの雌雄判別テスト結果 (F 値)

M/D	Y8/8	Y8/7	Y7/8	Y7/7	Y0/8	Y0/7
オリジナル	99.2	42.6	37.9	85.4	99.5	98.6
魚体のみ	98.8	52.2	42.0	88.1	98.9	98.8

数字の単位は%である。また、表中の Y○/△において、Y○部分の Y7、Y8、Y0 はそれぞれの学習モデルを示し、△部分の 7、8 はそれぞれ 2017 年、2018 年に撮影して得たテストデータであることを示す。

表 9 に示したように、学習モデルと撮影した年のテストデータの組み合わせでは高い F 値を示したが、どちらかが異なると、F 値は極端に低下した。一方、Y7 と Y8 の両方を学習させた Y0 の学習モデルでは 2017 年および 2018 年どちらのテストデータであっても 98%以上の F 値を示した。これは、ニューラルネットワークにバラエティのある画像データを学習させることで、より高い性能で雌雄判別を行うことができることが分かった。また、初年度と同様に GradCam を用いてニューラルネットワークがどの部位に着目して雌雄判別を行

っているか確認した。図9は魚体部分を切り出した画像を入力したものである。この結果、初年度の時と同様、ニューラルネットワークは頭部から腹部にかけて特にエラからエラ後部にかけて強く着目して雌雄判別を行っていることが確認できた。

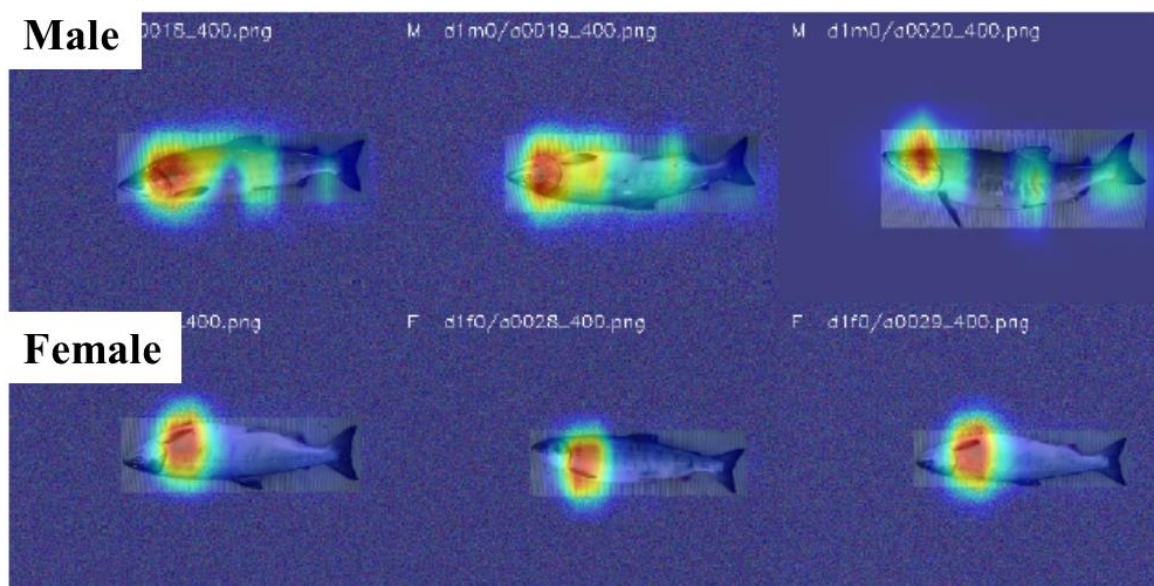


図9 魚体部分を切り出した時の GradCam 出力

また、人間が主に雌雄を判別する部位である頭部あるいは尾部が、ニューラルネットワークではどの程度雌雄判別に寄与しているのかを確認するため、①腹部のみを見せる、②頭部と尾部のみを見せるの2パターンでテストを行った。その結果を表10に示し、GradCamの出力結果を図10、11にそれぞれ示す。これらの結果から、ニューラルネットワークは魚体の一部を隠しても、全体を見せた時と同等のF値を示していた。また、着目部位については、メスの判別では、図9と同様エラからエラ後部にかけて着目していた。一方、オスの判別では、図9では頭部に近い部分で判別する傾向が強かったが、頭部を隠された場合、腹部の一部からある程度正確に判別できた。すなわち、ニューラルネットワークは与えられた画像データから雌雄判別の指標となる部位を見つけ出し、雌雄判別をしていると考えられる。

表 10 各学習データと魚体の切り出し方法の違いによる雌雄判別のテスト結果
(F 値)

M/D	Y8/8	Y7/7	Y0/8	Y0/7
オリジナル	99.2	85.4	99.5	98.6
魚体のみ	98.8	88.1	98.9	98.8
魚体腹部のみ	95.5	88.7	95.5	94.3
魚体頭部と尾部のみ	85.6	80.7	95.4	83.4

数字の単位は%である。また、また、表中の Y○/△の意味は表 9 と同様である。

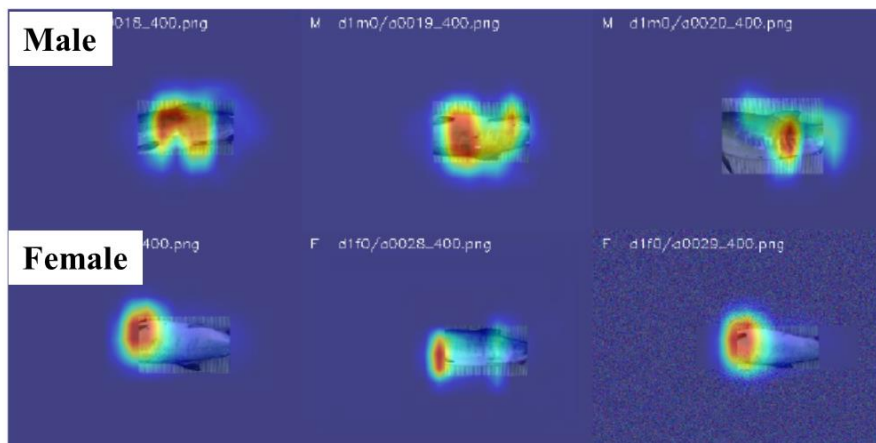


図 10 魚体の腹部のみを切り出したときの GradCam 出力結果

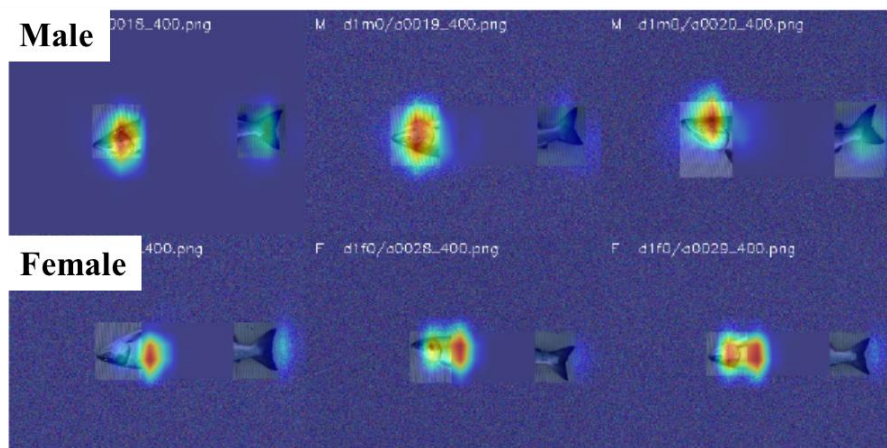


図 11 魚体の頭部と尾部を切り出した時の GradCam 出力結果

なお、これまでの研究成果を基に、実際にサケの写真をパソコンのカメラで認識させ、その写真のサケの雌雄を判別するソフトを作成した。ここまでの研究成果について、2019年2月に大阪で行われた第16回シーフードショー大阪に出展し、発表した。そこで、一般財団法人函館水産・海洋都市推進機構から来場した参加者が本研究に興味を持ち、来年度は函館市と協力してサケの画像データを取る事となった。また、3月に一般財団法人函館水産・海洋都市推進機構に赴き、本研究に関して詳細な説明を行った。その際、先方から、海外でのサーモン養殖の実態について説明があった。現在のサーモンの養殖は生け簀で行われており、成熟したサケを生け簀からポンプを使って引き揚げている。そのため、ポンプから引き上げる際に外観で雌雄を判別し、自動的に雌雄を分別できる装置があれば、養殖業の効率化につながるという話があった。

将来的に、本研究の成果は国内でのサケ水揚げ時に、船上あるいは陸上の分別ラインにおいて、本研究で得られた雌雄判別ソフトを搭載した雌雄判別機器の応用を考えていた。一般財団法人函館水産・海洋都市推進機構の訪問を通じて、改めて本研究の水産業界の影響と早期の機械化が望まれていることを再確認した。

3-3 第3年度の研究成果 (2019年4月～2020年3月)

第3年度は①網走市以外の地域で水揚げされたサケの雌雄判別データの採取およびそのデータを用いた雌雄判別の解析②判別にサケの雌雄だけでなく「サケ以外の魚種」を取り入れた3値分類の判別ソフトの開発とその性能試験の研究を行った。②の研究については当初の計画にはなかったが、サケは主に定置網と呼ばれる漁法が主流であり、この定置網では構造上、サケ以外の魚種も漁獲されるため、サケの雌雄だけでなく、サケ以外の魚種についても仕分けする必要がある。よって、サケのオス、メスおよびそれ以外の魚種という3種の分類を行うことで、水揚げ時の判別の効率化が望めると考えた。本研究では、サケの雌雄判別を通して漁業の効率化を目的としていることから、②の3値分類

のソフトの開発は漁業の効率化という面において、本研究の目的に沿った内容である。

まず、網走市以外の地域で水揚げされたサケの雌雄判別について、函館市農林水産部水産課、札幌市豊平川さけ科学館、北海道釧路水産試験場の方々に協力の下、サケの画像データの採取を行った。それぞれの地域での画像データについては、これまでのソフトで他地域のサケの雌雄判別が可能かを目的としていることから、網走市での撮影のように多く尾数は必要としないと考えた。また、背景についてもバラエティに富んだ画像の採取をお願いした。それぞれの研究協力先から得られた画像データの例を図 12A,B に示す。なお、提供された画像は 2019 年の 11 月中旬から 2020 年の 1 月に届いたため、現在、画像処理を行っており、今後詳細な解析を行う予定である。



図 12 各研究協力先から届いたサケの画像データの例

A：函館市から提供された画像、B：釧路水産試験場から提供された画像

サケの雌雄とサケ以外の魚種について判別する 3 値分類に関しては、第 2 年度に撮影したサケのオス画像 10512 枚、メス画像 7398 枚に加え、インターネット上から 4999 枚の他魚種の画像を採取し、これを学習データとテストデータに分割した。その結果、背景処理をしていないオリジナル写真と背景処理をして魚体のみを切り出した写真をそれぞれ 20% と 80% の確率で学習させることで、サケの雌雄とそれ以外の魚種の 3 値分類が可能であることが分かった。

この成果をソフト化し、2020年2月に開催された第17回シーフードショー大阪にてこの研究成果を発表した。

4. 本研究の今後の展開

本研究により、AIによる画像解析技術によるサケの雌雄判別は技術的に十分に可能であることがわかった。また、AIはこれらとは別のポイント（頭部から腹部）にかけて強く着目し、高い精度で雌雄判別できることができた。これまでサケの雌雄は主に頭部、脂鰭および尾部を中心に判別されている一方、AIは頭部から腹部にかけての部位を主な指標として雌雄を判別していた。現時点で、今回AIが雌雄判別の指標とした部位で雌雄による差があることはこれまで報告されておらず、本研究の成果はサケの生態学的な新たな知見になり得る。また、人間の目では判別しにくい部位で正確に雌雄判別ができるということは、別魚種の雌雄判別に応用ができる可能性がある。例えば、トラフグにおいて、オスの精巢（白子）は高級食材である。そのため、トラフグではサケとは逆にメスよりもオスの方が価格は高い。しかし、トラフグはサケ以上に外観による雌雄判別は難しいが、AIを使うことで人間では見分けられないわずかな違いを捉え、かなり精度よく雌雄を判別することができるかもしれない。その他、チョウザメの外観による雌雄判別技術も望まれている。チョウザメはメスの卵（キャビア）の採取を目的に養殖されているが、基本的に3年育成しなければ、雌雄の判別は難しいとされるうえ、現在では実際に腹を裂いて、雌雄を確かめており、魚体にストレスがかかっている。そのため、雌雄判別までにかかる生育コスト、および腹を裂いた時のショック死による損失がチョウザメ養殖の課題として挙がっている。一方で、キャビアの生産が盛んなロシアの養殖業者の職人は、腹を裂かずに外見などでチョウザメの雌雄判別が概ねできているという情報（チョウザメ養殖業者からの聞き取り調査）もあった。そこで、AIを用いることで、生育期間が短いうちにわずかな外観の相違で雌雄を判別することができれば、日本のチョウザメ養殖業者にとって大きなメリットとなる。

この課題については、出展したシーフードショー大阪にて、養殖業者へのリスニング調査でも重要な課題であることが分かり、来場した参加者から研究協力の要請もあった（今年度から開始する予定であったが、新型コロナの影響により、中断状態である）。このことから、他魚種、特に外観で雌雄判別がつきにくい魚種では本研究成果の応用が期待されている。そのため、今後の本研究の展開としては、①当初のサケの雌雄判別精度の向上および自動化装置の開発、②外観による雌雄判別が難しい魚種への本研究の応用の2点を行っていく予定である。

5. 付録

- ・国際学会発表1件（IMCOM2020 査読付）
- ・国内学会発表4件（令和元年度日本水産学会北海道支部大会、2019年度人工知能学会全国大会（第33回）査読付、平成31年度日本水産学会春季大会、電子情報通信学会画像工学研究会）、
- ・展示会2件（第16回シーフードショー大阪、第17回シーフードショー大阪）

6. 謝辞

本研究は東京工科大学 AI 研究会の助成を受けて行われました。関係者の皆様に心より御礼申し上げます。コンピュータサイエンス学部石畑宏明教授には本研究全般にわたって多大なる御指導と御協力頂きました。心から感謝の意を表します。また、株式会社朝倉商店、株式会社カネコメ田中水産の皆様にはサケの画像取得に多大なご協力を頂きました。ここに謝意を表します。さらに撮影装置およびデータ解析において御協力頂きました石畑研究室の建裕一朗氏、玉村啓司氏（共に2019年3月卒）、倉本拓実氏（2020年度3月卒）に謝意を表します。また、函館市農林水産部水産課課長 櫻井貴之氏、同主任主事 福士真沙子氏、同主査 伊藤匡志および一般財団法人函館水産・海洋都市推進機構

調査・研究部門連係研究員主任 安部智貴氏、札幌市豊平川さけ科学館 有賀望氏、北海道釧路水産試験場 守谷圭介氏にはサケの画像データ採取において、多大なる御協力を賜りましたことを御礼申し上げます。

7. 参考文献

1. P. Zhuang, L. Xing, Y. Liu, S. Guo, and Y. Qiao, “Marine. Animal detection and recognition with advanced deep learning models,” Working Notes of CLEF, vol.2017, pp.1–9, 2017.
2. J. Jäger, E. Rodner, J. Denzler, V. Wolff, and K. Fricke- Neuderth, “Seaclef 2016: Object proposal classification for fish detection in underwater videos.,” CLEF (Working Notes), pp.481–489, 2016.