

サケのふ化放流データの学習に関する検討

小林 賢哉[†] 佐藤 寛己[†] 塩谷 浩之[‡] 春日井 潔*室蘭工業大学 大学院工学研究科[†] 室蘭工業大学 しくみ情報系領域[‡]

北海道総合研究機構 さけます・内水面水産試験場*

1. まえがき

地域創生を課題とする日本において、地域の一次産業の回復と持続が課題となっている。自然豊富な北海道においては農林水産業への依存性は高く、特に水農産の特産を利用した観光振興は不可欠である。最近北海道の水産物の定番であるイカ、ホッケ、サケなどの漁獲は減少している。サケは、北海道が全国の全漁獲量の8割を担う重要水産物である。サケはおもに沿岸で漁獲され、来遊資源はふ化放流事業によって支えられている。

北海道のサケの漁獲量は、2004年に約6000万尾を記録した後、減少傾向が続き、近年は4000万尾程度で推移していたが、2016年は3000万尾を下回る不漁となり、さらに2017年は2000万尾を割り込む見込みである。

本研究では、サケのふ化放流事業に対して、データサイエンスからの将来的な事業支援を目的として、来遊数予測にふ化放流データおよび隣接環境データを援用し、来遊数予測につながるデータ学習を作り上げる[1]。その一環として、根室海区の放流データを例として、90年代からのデータと隣接環境データ（定点観測の海水温）を連携させて、来遊数の予測を試みる。

2. サケのふ化放流から来遊まで

サケのふ化放流事業では、秋に回帰した親魚から得た卵から稚魚を生産し、陸上の池で飼育した後、放流する。放流された稚魚は川を下り、海に入り、日本沿岸から北太平洋を回遊し、2年から8年を海洋で過ごした後、放流された川に回帰する。

同じ年に生まれた魚の資源量は沿岸域で過ごす間におおよそ決まってしまうと推測され、回帰した魚の隣接する年齢の間には線形的な関係がみられる。この関係を利用して、今年の n 年魚の回帰数から来年の $n+1$ 年魚の回帰数を予測する。このような手法をシブリング法と呼ぶ。

3. ふ化放流データによる学習モデル

3-1 ふ化放流データ

ふ化放流事業においては、サケ稚魚の放流は各ふ化場から何回にも分けて行われ、それぞれの放流において放流月日、放流尾数、平均体重などが記録されている。今回は北海道の根室海区のふ化放流データを用いた。放流月日はひと月を10日で分けた旬でまとめた（上旬、中旬、下旬）。根室海区は野付半島で北部と南部に分かれ、北部南部共に10か所程の河川や漁港などにて放流される。同海区の漁獲データとして、旬ごとに年齢別の漁獲尾数（河川捕獲を含む）を推定し、それらを合計した年齢別の回帰尾数を用いた。放流と回帰の間の関係を推定するため、旬別の放流尾数（1996～2016年）、漁獲数（3年魚：放流年1998～2014年、4年魚：放流年1997～2013年、5年魚：1996～2012年、6年魚：1995～2011年、7年魚：1994～2010年）を準備した。

先に説明したシブリング法では、同じ年に放流された稚魚（同じ生まれ年）の中で3年魚の回帰尾数から4年魚の回帰尾数を推測している。つまり、3年魚の回帰尾数が与えられた条件で来遊数を推測している。本研究では、3年魚の回帰尾数は他の年齢の回帰尾数を用いない独立な推定をするので、従来のシブリング法では取り扱えない手法となる。

3-2 3年魚尾数推定

3年魚数の推定として、生まれ年1997年から2012年までの放流データと地区の代表的地点（北部：羅臼、南部：根室）の海水温データを用いて、2013年の3年魚数の推定を行った。5層の深層学習（入力：放流旬における尾数と平均水温、出力：正規化された3年魚数、中間層50-80-50）を用いた。結果を表1に示す。

表1：3年魚尾数の推定

根室	学習用データ	2016年平均予測尾数(3年魚)	2016年漁獲尾数(3年魚)
北部	1998～2012	37746	29746
南部	生まれ年	40850	15656

A study on learning the release data of salmon hatchery program
Kenya Kobayashi[†], Hiroki Sato[†], Hiroyuki Shioya[‡], Kiyoshi Kasugai^{*}
[†] Graduate School of Engineering, Muroran Institute of Technology
[‡] College of Information and Systems, Muroran Institute of Technology
^{*} Salmon and Freshwater Fisheries Research Institute, Hokkaido Research Organization

2016年の来遊数は平成に入り最も少なかった。2014年放流の3年魚数もそれに含まれている。今回の数値実験では、エリアの代表的地点の放流時期の旬ごとの平均水温を用いた。根室北部における3年魚の回帰尾数の平均は約30万尾で、3年魚来遊数がほぼ平均値を示す1998年と2000年放流、3年魚来遊数が少なめであった2006年、2014年放流について、旬ごとの放流尾数と旬平均水温を図1に示す。1998年では多くの割合で水温が5度以上で放流されているが、2014年放流では水温上昇よりも早めの放流となっている。

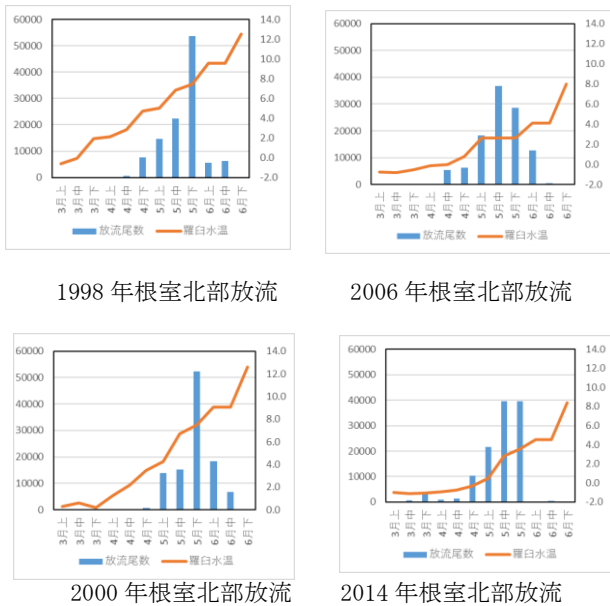


図1：根室北部の総放流尾数(左軸)と羅臼の平均水温(右軸)

稚魚の生き残りは海水温に大きな影響を受けることから、適切な海水温になる時期に放流することが望ましいが、水温上昇の状況は年によって異なることから、放流時期を適水温になる時期に合わせることは難しい。このような放流状況や放流時の環境と漁獲数のデータを用いたAI的なデータ分析を通じて、得られた結果が両データの関係性の検討の土台となることが期待される。

3-3 来遊数予測

2016年の3年魚の低い来遊数は、2017年の4年魚の低い来遊尾数につながる。そこで、深層学習によって根室海区で使用可能なデータを用いて2017年の来遊数の予測を試みる。

2017年に来遊する3年魚(2015年放流)の推定には、前節の5層ニューラルネットで、北部南部における2015年放流データと水温を入力とすることで得られる。また2017年に来遊する4年

魚(2014年放流)の推定に、前節の5層ニューラルネットで、北部南部における2015年放流データと水温に3年魚数も入力に加え、図2のように出力に4,5,6年魚尾数を予測するニューラルネットを構成する。

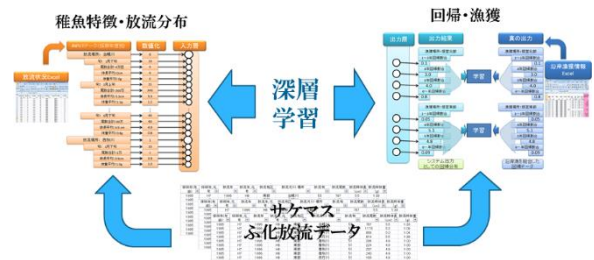


図2：ふ化放流データを用い深層学習モデル

階層型の構造としては中間層80-100-80で構成し、1998年から2013年の放流データ、根室の海水温、および3年魚数を入力とし、同放流年の4年魚を出力とする。これを繰り返す推定を行った。2017年来遊では深層学習の予測として、北部での尾数では3年魚(37449)、4年魚(3722195)、5年魚(292766)、6年以降(305086)、南部では3年魚(40850)、4年魚(773374)、5年魚(796825)、6年以降(47215)となった。2017年の漁獲予測は2016年の根室海区の漁獲と同等程度である。実際の計算では、予測の平均値としても重み初期値や推定実施数に依存する。今後の取り組みとして2017年の実データとの比較と予測の改善を予定している。

4. まとめと今後の課題

最近AI研究の隆盛で、データが豊富な分野だけでなく、実施や計測の限界でデータが十分ではない分野にも期待が及んでいる。水産では種類・項目数は多いが、統計性を高めるサンプルを集めることが難しい分野である。

本稿ではシブリング法では求められない3年魚の推定に深層学習を活用した。このような水産へのデータサイエンスを展開することで、サケのふ化放流事業のデータ活用につながることを期待して研究を推進している。

【謝辞】本研究は総務省SCOPE研究課題(課題番号162301002:サケマス回帰率向上のためのICTを活用したビッグデータ取得と利活用に関する研究)の支援を受けている。水温データについては北海道栽培漁業振興公社からの提供による。

参考文献

[1]小林、佐藤、塩谷、春日井、岸上：“サケのふ化放流・海象データを用いた回帰モデル”、平成29年電気・情報関係学会北海道支部連合大会