

卒業論文

IoT を用いたホッケ刺網漁業における漁獲努力量の 自動推定

公立はこだて未来大学
システム情報科学部 複雑系知能学科
知能システムコース 1015031

黒川 大智

指導教員 和田 雅昭

提出日 2020年1月28日

BA Thesis

Automatic fishing effort estimation of *Pleurogrammus azonus* gillnet fishing using IoT

by

Daichi Kurokawa

School of Systems Information Science, Future University Hakodate
Intelligent Systems Course, Department of Complex and Intelligent Systems
Supervisor: Masaaki Wada

Submitted on January 28, 2020

Abstract

In this paper, I propose an automatic estimation method of fishing effort for quantitatively indicator of fishing activity from vessel position information. Recently, Smart Fisheries using Internet of Things (IoT) device is promoted. Fisheries Agency of Japan is planning to operate the database which can share the fishing information acquired by IoT devices. I think that automatic fishing effort estimation method will be useful for allocate suitably for Total Allowable Catch / Individual catch Quota (TAC/IQ). In order to estimate net length and soak time in *Pleurogrammus azonus* gillnet fishing, I developed the Bayesian estimation method and the average value method using vessel position information from IoT devices. The evaluation was carried out by comparing the proposed results with manually created validation data. As a result, under the ordinary fishing operation, proposed method works well as the net length with an average error of less than 10% and the soak time with an average error of less than 3%.

Keywords: Smart Fisheries, Fishing effort, IoT, Bayesian estimation

概要:

本研究では、漁業者の操業能力指標としての漁獲努力量を、漁船位置情報から自動推定する手法を提案する。近年、Internet of Things (IoT) 技術を活用したスマート水産業が推進されている。スマート水産業では、IoT 技術によって収集した漁業・海洋情報を共有するためのデータ連携基盤が構築される。漁獲努力量の自動推定手法は、データ連携基盤を利用した漁獲可能量 (TAC/IQ) の最適配分へ応用できる可能性がある。本研究では、ホッケ刺網漁業を対象として提案手法の開発を行った。提案手法では、漁獲努力量の要素となる網長と浸漬時間をベイズ推定と平均船速に基づいて求めるモデルを開発した。モデルの推定精度評価は、手動で求めた漁獲努力量との比較によって行った。その結果、漁船が投網から揚網までの間に帰港する場合において、網長を平均誤差 10 % 未満、浸漬時間を平均誤差 3 % 未満で自動推定することができた。

キーワード: スマート水産業, 漁獲努力量, IoT, ベイズ推定

目次

第 1 章	緒言	1
1.1	背景	1
1.2	目的	2
1.3	目標	3
1.4	対象資源と漁法	3
1.5	論文構成	4
第 2 章	関連研究	6
2.1	漁船位置情報を用いた大阪湾のサワラ流し網位置抽出手法の検討	6
2.2	Identifying fishing trip behaviour and estimating fishing effort from VMS data using Bayesian Hidden Markov Models	7
2.3	Improving Fishing Pattern Detection from Satellite AIS Using Data Mining and Machine Learning	7
2.4	関連研究と本研究の位置付け	8
第 3 章	提案手法	9
3.1	アプローチ	9
3.2	漁獲努力量の定義	9
3.3	漁船位置情報と漁獲努力量の各指標の対応	10
3.4	ベイズ推定を用いた船速の変化点検出による漁場・網長・浸漬開始時刻の推定	11
3.5	揚網時の平均船速に基づいた浸漬終了時刻の推定	13
第 4 章	実験	14
4.1	方法	14
4.2	結果	16
第 5 章	考察	19
5.1	推定結果から読み取れる網長・浸漬時間・漁獲努力量の傾向についての考察 .	19
5.2	漁獲努力量の推定精度についての考察	19

5.3	ベイズ推定による漁場抽出・網長推定の結果についての考察	20
5.4	浸漬時間推定の結果についての考察	21
5.5	提案手法についての総合的な考察	21
第 6 章	結言	23
6.1	まとめ	23
6.2	今後の展望	23
参考文献		26

第 1 章

緒言

本章では、本研究における背景、目的、目標、および研究の対象となる漁業種について述べる。

1.1 背景

近年、世界的な魚の消費量増加にともなって、水産資源の減少が問題となっている。国際連合は、「持続可能な開発目標 (SDGs)」の中で、「海洋と海洋資源を持続可能な開発に向けて保全し、持続可能な形で利用する」ことを目標のひとつとして明記している [1]。水産資源を適切に管理しながらその持続的な利用を図る漁業（資源管理型漁業）への転換は、世界規模で推進されている重要な取り組みのひとつである。

日本においては、水産政策の改革の一環として、新たな資源管理システムの構築が進められている [2]。新たな資源管理システムでは、魚種ごとに漁獲できる総量を設定して管理する「漁獲可能量（以下、「TAC」という）管理」の対象魚種拡大や、設定した TAC を漁業者単位で個別に割り当てる「個別割当方式（以下、「IQ」という）」の導入などが実施される。また、これらに付帯した取り組みの一環として、水産庁は、ICT を活用したスマート水産業を推進している [3]。スマート水産業では、IoT 技術などを活用して収集した水産業に関連する情報を連携することにより、適切な資源管理や経営面での効率化を促進することを目指している。

1.1.1 日本における IQ 導入の実施例

日本における IQ 導入の実施例として、新潟県佐渡市のエビかご漁業における資源管理がある。この事例では、IQ の導入に伴って制度の見直しが行われたことにより、「夏期の操業解禁」と「網目の拡大」、「操業隻数の削減」が実施された。夏期は、漁獲対象であるホッコクアカエビの流通量が少ないため、単価が上昇する。また、漁具の網目を拡大して大きいエビを中心に漁獲することで、漁獲金額が上昇する。さらに、IQ 導入前まで存在していた 1 隻あたりのかご数を倍にすることで、1 隻での操業への移行を促した。結果として、IQ 導入以

降の収益は上昇し続け、2014年から黒字に転じた[4]。以上の事例は、収入の増大が見込める漁期の解禁と漁具の技術的規制（テクニカル・コントロール）によってIQ導入による資源管理を成功させたものである。

1.1.2 データ連携基盤を活用した漁獲努力量の最適配分

スマート水産業の基幹技術には、収集した漁業・海洋情報や市場情報を共有するための大規模なデータ連携基盤（以下、「データ連携基盤」という）がある（図1.1）。データ連携基盤の活用法のひとつとして、継続的な操業モニタリングと分析による漁獲努力量の最適配分が考えられる。

水産資源学において、「実測可能な漁労行為の量」を、漁獲努力量という[5]。IQ導入下において漁業収益を最大化するためには、漁期内で均等に割当量を消費した上で、魚価の高い時期に多くの漁獲量が得られるよう漁獲努力量を配分する必要があると考えられる。漁獲量に影響を与える要因には、漁獲努力量のほかに、漁場環境や魚群動態など複数の要素が存在する。したがって、最適な漁獲努力量の配分を実現するためには、漁業に関する情報の継続的なモニタリングと分析が重要である。データ連携基盤を活用できれば、漁業者への負担を最小限に抑え、かつ、低い調査コストで継続的な操業モニタリングと分析が可能となる。

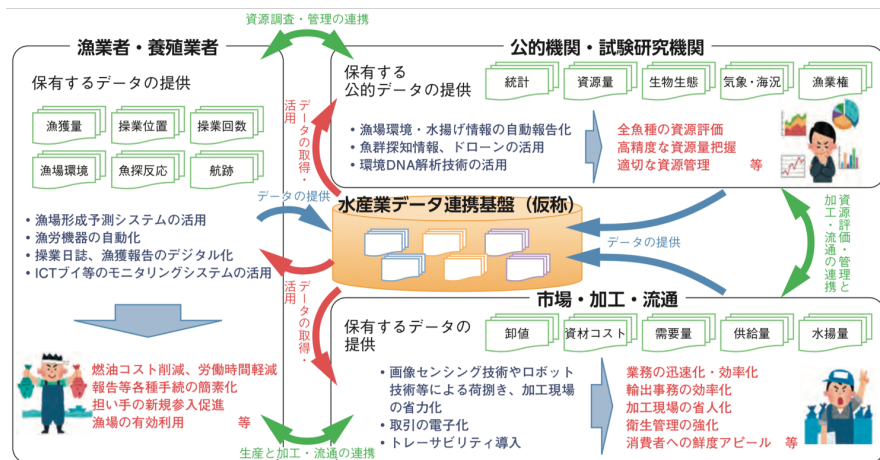


図 1.1 水産業データ連携基盤の概念図（平成 30 年度水産白書， p.118 より転載）

1.2 目的

本研究では、IoT 機器によって取得した漁船位置情報から、漁業者ごとの漁獲努力量を自動推定する手法を開発する。データ連携基盤の本格的な運用が開始されれば、様々な漁業における漁船位置情報の取得が可能になると考えられる。本研究で提案する手法は、データ連携基盤から取得した情報から、漁業者の操業能力を定量化する際に適用することを想定して

いる。将来的には、IQ 導入下における利益を最大化する最適な漁獲努力量の配分へ応用できる可能性がある。また、本手法は、現状の漁獲努力量調査における操業日誌を必要としないため、調査コストの低減や即時性の向上に貢献するものである。

1.3 目標

本研究では、漁獲努力量の自動推定によって漁業者の操業能力を定量化する。漁獲努力量の推定には、漁船位置情報を分析することによって得た網長と浸漬時間を用いる。現状、漁船位置情報を用いた操業能力の自動定量化に関する研究例は少ないため、推定精度についての比較対象を定めることは難しい。

漁船の操業能力を定量化する目的は、将来的な IQ 導入下における最適な漁獲努力量の指標を得ることにある。したがって、実際の運用では、手動推定と同等の精度が望ましい。本研究では、現段階における暫定的な精度目標として、誤差 10 % 以内と定めた。この精度を最低ラインとして、将来的な運用に向けた改善策についても検討する。

1.4 対象資源と漁法

本研究では、北海道北部日本海からオホーツク海に分布するホッケ道北系群（以下、「道北系群」という）を研究対象とした。道北系群は、北海道におけるホッケ漁獲量の約 9 割を占める重要な水産資源である。その一方で、道北系群の資源量は、2009 年ごろから急速に減少している（図 1.2）。この現状を受け、水産庁は、改正された漁業法のもとで実施する新しい資源管理を優先的に適用する資源として、道北系群を指定している [6]。以上の点から、道北系群は、本研究の対象資源として適切であると考えられる。

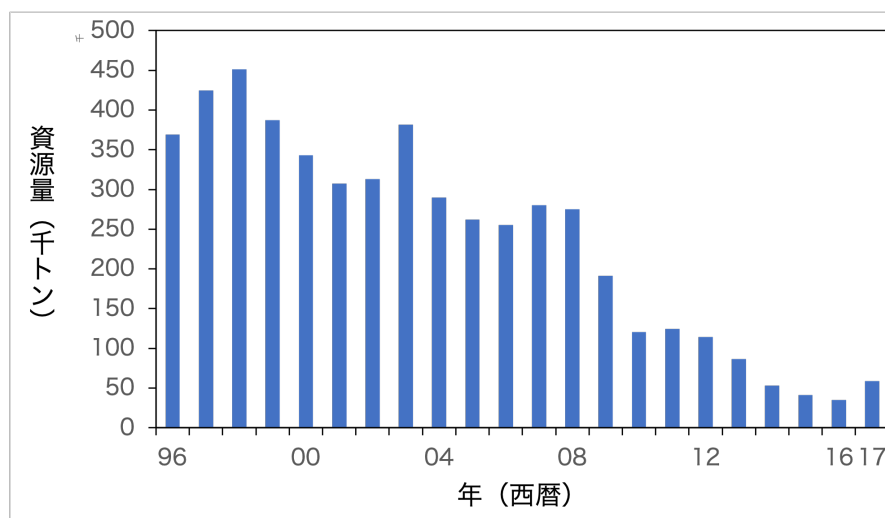


図 1.2 道北系群の資源量推移 ([7] より作成)

また、本研究の対象となる漁業は、当資源を漁獲するホッケ刺網漁業とした。一般に、刺網漁業とよばれる漁法は、数百～数千 m にわたって海中に展開した網に魚を絡ませることによって漁獲するものをいう（図 1.3）。表 1.1 に、道北系群を漁獲する主な漁業種を示す。このうち、ホッケ刺網漁業を含む沿岸漁業は、2017 年における総漁獲量の約 7 割を占めている [7]。資源量指標値として用いられているのは、沖合底びき網漁業における漁獲成績報告書である。ホッケ刺網漁業には、漁獲成績や漁獲努力量の報告義務がない。したがって、各漁船の操業規模については不透明な点が多く、先述した理由から、継続的な操業モニタリングも難しい状況にある。以上の点から、ホッケ刺網漁業は、本研究の対象漁法として適切であると考えられる。

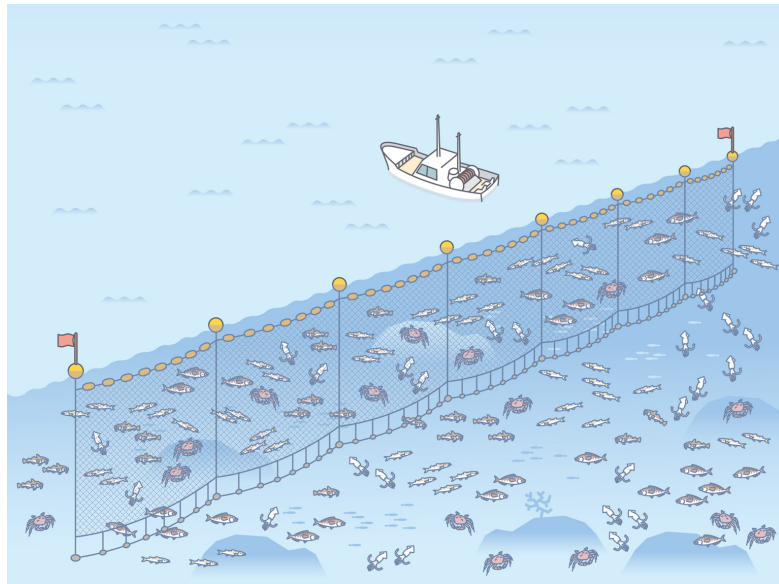


図 1.3 刺網漁業の操業イメージ ([8] より引用)

1.5 論文構成

本論文は、全 6 章から構成されている。第 1 章では、本研究の背景と目的、対象となる水産資源・漁法について述べている。第 2 章では、本研究に関連する研究論文を 3 報を概説したうえで、それらと対比させた本研究の位置づけについて述べている。第 3 章では、本研究で提案する漁獲努力量の自動推定手法について詳述する。第 4 章では、手法を実データに対して適用した実験とその結果について述べる。第 5 章では、提案手法および実験の結果について考察する。最後に、第 6 章では、本研究のまとめと今後の展望について述べる。

表 1.1 道北系群を漁獲する主な漁業種 ([7] より作成)

漁業種類	海域	漁場	主漁期	漁獲対象
沖合底びき網	日本海 オホーツク海	石狩湾以北日本海 稚内イース場, 網走沖, 北見大和堆周辺	ほぼ周年	0 歳以上
刺網	日本海 オホーツク海	利礼～島牧 雄武～斜里	6～10 月	1 歳以上
底建網	日本海 オホーツク海	利礼～島牧 雄武～斜里	3～5 月 10～11 月	1 歳以上 0 歳以上
さけ定置網	日本海 オホーツク海	利礼～島牧 雄武～斜里	9～11 月	0 歳以上

第 2 章

関連研究

本章では，本研究に関連する研究論文 3 報の概要を述べる．また，紹介した関連研究と本研究を対比することにより，本研究の位置付けを明確にする．

本研究で検討する「漁獲努力量の自動推定」では，漁船位置情報から漁場を正確に推定できることが重要な要素となる．よって以下では，漁船位置情報を用いた漁具の検出手法に関する研究，統計モデリングを用いた操業状態の推定に関する研究を中心に紹介する．

2.1 漁船位置情報を用いた大阪湾のサワラ流し網位置抽出手法の検討

この節では，遠隔取得した漁船位置情報から，漁具の位置情報を検出する手法についての研究について概説する．高ら [9] は，大阪湾における安全航行を支援することを目的として，漁船の操業開始・終了地点を漁船位置情報から自動抽出する手法について検討した．対象漁業は，刺網漁業の一種であるサワラ流し網漁業であった．自動抽出手法は，操業開始・終了時点における船速および進行方位の特徴と，操業時刻に関する条件などから構成された．操業開始の抽出条件は，「時刻が日没時刻の前後 1 時間 30 分以内」かつ，「一定個数以上のデータの速度が 1kt 以上 4kt 以下」かつ，「漁船の進行方位が 0° ~ 90° または 180° ~ 270° で推移」の 3 つであった．また，操業終了の抽出条件は，「時刻が日没後 3 時間以降である」かつ「一定個数以上のデータで速度が 4kt を超える速度で推移」の 2 つであった．自動抽出による目標精度は，安全航行支援に十分とされる誤差 500m 以内とした．評価の結果，提案された手法は，操業開始・終了地点を 95 % 信頼区間の上限で，誤差 500m 以内の精度で予測できることが示された．

2.2 Identifying fishing trip behaviour and estimating fishing effort from VMS data using Bayesian Hidden Markov Models

この節では、統計モデリングを用いて、船舶監視システム (Vessel Monitoring System:VMS) の情報から漁船の操業状態を推定する手法の研究について概説する。Vermardら [10] は、VMS から取得した漁船の航跡から操業活動に関する情報を推定するための枠組みとして、隠れマルコフ過程を用いた階層ベイズモデルを提案した。対象漁業は、遠洋底びき網漁業であった。操業活動と漁獲努力量の時空間分布の提供には、巡航・探索・漁獲の各状態間における活動の分析が必要である。そこで、Vermardらは、「巡航」「操業」「停泊」を隠れ状態とし、各状態の観測変数として船速・進行方位を用いた隠れマルコフモデルを構成した。また、観測変数である船速・進行方位に関する階層ベイズモデルを用いることで、航跡・隠れ状態・隠れパラメータについての確率分布を推定した。推定したパラメータの評価は、データの欠損などを想定した12個の航跡をシミュレートすることによって評価した。その結果、モデルは、「巡航」「操業」をそれぞれ54~98%、69~92%の正答率で推定できた。一方、「停泊」については、正答率が0%、43~57%、71~100%の範囲に分布した。

2.3 Improving Fishing Pattern Detection from Satellite AIS Using Data Mining and Machine Learning

この節では、様々な漁法における操業状態を、自動船舶識別装置 (Automatic Identification System:AIS) の情報から推定する手法の研究について概説する。de Souzaら [11] は、遠洋や公海における漁船団の活動を把握することを目的として、データマイニングと機械学習を用いた操業パターン推定手法を提案した。対象漁業は、いずれも遠洋・公海において操業されている底びき網、はえ縄、およびまき網漁業であった。底びき網漁業に対する推定は、操業状態に関する隠れマルコフモデル (HMM) を構築することによって行われた。はえ縄漁業の活動推定は、動物行動学における捕食行動モデルを応用したデータマイニング手法によって行われた。まき網漁業の操業活動は、船速と操業時刻を基礎とした多層フィルタリング法によって推定された。以上の手法を、ラベル付けされたテスト用データセットを用いて評価したところ、推定手法は、底びき網漁業とはえ縄漁業で83%、まき網で97%の精度で操業活動を検出できることが示された。

2.4 関連研究と本研究の位置付け

この節では、以上の関連研究と対比した、本研究の位置付けについて述べる。高らの研究では、サワラ流し網漁業を対象として、網の位置を漁船の船速と進行方位から求める手法を開発した。高らの研究が対象とするサワラ流し網漁業は、本研究が対象とする刺網漁業の一種である。したがって、論文中で提案されている操業開始・終了地点の抽出法は、本研究にも応用可能であると考えられる。一方、本研究には、「対象漁船の漁場がそれぞれ大きく異なる」という特徴がある。よって、高らの研究のように、対象漁船全てにおける漁船位置情報の傾向から条件を固定することは難しいと考えられる。以上から、本研究では、漁船位置情報の傾向から条件を固定するのではなく、統計的手法を用いて条件を得るような方法をとることが望ましいと考えられる。

次に、Vermard らおよび de Souza らの研究（以下、「2.2, 2.3 節の研究」という）と本研究の関連性について述べる。2.2, 2.3 節の研究では、いずれも統計モデリングを用いたアプローチによって操業状態の推定を実現させている。統計モデリングの活用によって、より一般性の高い推定が可能になると考えられる。一方で、2.2, 2.3 節の研究で提案されたモデルは、推定の不確実性を排除する必要性から、構造が複雑になっている。推定の不確実性が大きい原因として、漁船位置情報を取得する VMS・AIS の送信間隔が数十分～数時間と長いことが挙げられる。本研究において用いる VMS は、送信間隔が 10 秒と短いため、より簡易な手法による推定が可能であると考えられる。

第3章

提案手法

本章では、漁船位置情報から漁獲努力量を自動推定する手法について詳述する。はじめに、関連研究を考慮した上で、本研究が提案する手法の具体的なアプローチについて述べる。次に、本研究で用いる漁獲努力量について定義する。その後、漁獲努力量を求めるための諸要素を推定する方法を述べる。

3.1 アプローチ

第2章の冒頭で述べたとおり、本研究では、漁場の正確な推定が重要である。関連研究では、推定においていずれも船速・進行方位が用いられていた。また、高らの研究が推定の対象としていた流し網漁業における「漁具位置」は、本研究が対象とする「漁場」と同義である。ただし、2.4節で述べた理由から、同様の手法を用いて漁場を推定することは難しい。統計モデリングを用いたアプローチであれば、より一般的な漁場推定が可能と考えられる。

以上より、本研究では、刺網漁業の漁場推定に簡易な統計モデリングを用いるアプローチをとることにより、漁獲努力量の自動推定を行うこととする。

3.2 漁獲努力量の定義

この節では、本研究で用いる漁獲努力量について定義する。はじめに、水産科学における術語としての「漁獲努力量」について、一般的な定義を引用する。水産海洋ハンドブック [12] において、漁獲努力量 X は、次のように定義されている。

- 漁獲係数 F は漁獲努力量 X に比例すると仮定して、 $F = qX$ とおく。 q を漁具能率（漁獲効率）とよぶ。（中略）この過程から逆に「漁獲努力量 X は漁獲係数 F に比例する測定可能な量」と定義することができる。

「漁獲係数 F に比例する測定可能な量」の単位は、漁法によって異なる。例えば、底びき網漁業の場合は、一般に曳網距離や曳網時間が漁獲努力量の単位として用いられている。

3.2.1 本研究で推定する漁獲努力量の単位とその定義

刺網漁業においては、一般的に「網長」「浸漬時間」そして、漁具能率に影響する「網目」が漁獲努力量の単位として用いられる。このうち、漁船位置情報から推定可能なのは、「網長」と「浸漬時間」である。本研究ではこの2つを漁獲努力量の指標として用いる。

次に、各指標の定義について述べる。刺網漁業では、漁場において網を展開する際、船尾から網を流しながら航行する。したがって、漁場における航行距離が網長に比例すると考えられる。以上から、本研究における網長 L は、「漁船が漁場に到達してから離脱するまでの距離」と定義した。また、「浸漬時間」は、一般に「漁具が漁獲能力を維持している状態で展開されている時間」として定義される。ある網長で展開された網が漁獲能力を維持できるのは、網入れ（以下、「投網」という）が終了してから、揚げ網（以下、「揚網」という）が開始するまでと考えられる。以上から、本研究における浸漬時間 T は、「投網が終了してから揚網が開始するまでの時間」と定義した。これら2つの要素から、本研究における漁獲努力量 E を、以下のように定義した。

$$E = L/T \quad (T > 0) \quad (3.1)$$

3.3 漁船位置情報と漁獲努力量の各指標の対応

図 3.1 に、漁船位置情報から漁獲努力量の各指標をそれぞれ求めるために必要となる情報の対応を示す。はじめに、入力した漁船位置情報から「投網開始時刻」「投網終了時刻」「揚網開始時刻」をそれぞれ求める。これらから、漁獲努力量の要素となる「網長」と「浸漬時間」を算出する。「網長」と「浸漬時間」から、式 (3.1) に基づいて漁獲努力量を推定する。



図 3.1 漁船位置情報と漁獲努力量の各指標との対応

3.4 ベイズ推定を用いた船速の変化点検出による漁場・網長・浸漬開始時刻の推定

この節では、漁船位置情報から漁場と網長を推定する方法について述べる。

図 3.2 に、ある日の投網時における船速のグラフを示す。

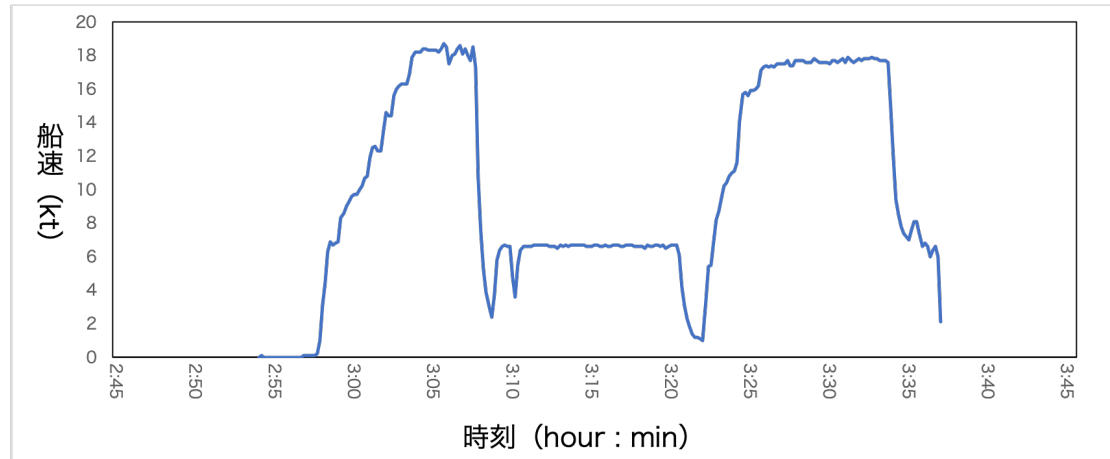


図 3.2 投網時の船速グラフ

図 3.2 のグラフから、3:08 ごろから 3:22 ごろまで船速が低下していることが確認できる。この間、漁船は漁場において投網作業を行っている。刺網漁業では、漁場における船速は漁場以外における船速よりも低いことが、経験的に知られている。漁船位置情報において、船速が低下する時点（漁場に到達した時点）と船速が上昇する時点（漁場から離脱した時点）を検出することができれば、投網時における漁場を推定することができると考えられる。先述したとおり、漁場および漁場以外における船速の特徴は、漁業者によって異なる。本研究では、船速の変化点を一般的に求める方法として、ベイズ推定による統計モデリングを採用した。

ベイズ推定は、ある確率分布の形を決定するパラメータを、観測データに基づいて求めるベイズ統計学の手法である。より具体的には、観測データを得る以前のパラメータが従う確率分布（以下、「事前分布」という）を想定し、観測したデータに基づいて事前分布の形を変化させ、新しい分布（以下、「事後分布」という）を得るプロセスを、ベイズ推定と呼ぶ。例えば、ある事象が正規分布に従うとすると、その形を決定する平均値 μ と分散 σ の事後分布を観測データから求めるような手続きのことである。

観測データによって得た事後分布は、しばしば複雑な形をとることがある。複雑な形となった事後分布から代表値を得るための手法のひとつに、マルコフ連鎖モンテカルロ法 (Markov chain Monte Carlo: MCMC) がある。MCMC は、ある確率分布に従う乱数を生成する手法である。事後分布に従う乱数を大量に生成（サンプリング）し、そのヒストグラ

ムを作成することによって、間接的に代表値を得ることができる。

3.4.1 ベイズ推定を用いた船速の変化点検出のモデル化

ベイズ推定による船速の変化点検出を、以下のようにモデル化する。

ある時点 t における船速 V_t は、正規分布に従うとする。

$$V_t \sim N(\mu, \sigma) \quad (3.2)$$

ここで、正規分布のパラメータ μ , σ は、ある変化点 τ を境に変化すると仮定する。変化点 τ は、「漁場に到達した時点 (τ_1)」と「漁場を離脱する時点 (τ_2)」に現れると考えられる。すなわち、

$$\mu = \begin{cases} \mu_1 & \text{if } t < \tau_1 \\ \mu_2 & \text{if } \tau_1 \leq t < \tau_2 \\ \mu_3 & \text{if } t \geq \tau_2 \end{cases} \quad (3.3)$$

$$\sigma = \begin{cases} \sigma_1 & \text{if } t < \tau_1 \\ \sigma_2 & \text{if } \tau_1 \leq t < \tau_2 \\ \sigma_3 & \text{if } t \geq \tau_2 \end{cases} \quad (3.4)$$

である。次に、パラメータ μ , σ が従う確率分布を、事前分布として与える。 μ , σ は共に連続確率変数であるから、連続一様分布に従うとして、以下のように表せる。

$$\begin{aligned} \mu_1, \mu_3 &\sim \text{Uniform}(5, 25) \\ \mu_2 &\sim \text{Uniform}(4, 6) \end{aligned} \quad (3.5)$$

$$\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3 \sim \text{Uniform}(0, 10) \quad (3.6)$$

なお、連続一様分布のパラメータは、 μ および σ の取りうる値の範囲を表すハイパーパラメータである。本モデルでは、漁船位置情報の巡航・操業時の傾向から以上のように定めた。

次に、船速の確率分布が変化する境界である変化点 τ の事前分布を与える。変化点 τ は、最小値が 0、最大値が漁船位置情報のデータ長に対応する離散確率変数である。よって、事前分布は、離散一様分布に従うとする。つまり、

$$\begin{aligned} \tau_1 &\sim \text{DiscreteUniform}(0, \text{Max} - 1) \\ \tau_2 &\sim \text{DiscreteUniform}(\tau_1, \text{Max}) \end{aligned} \quad (3.7)$$

と表せる。離散一様分布のパラメータも、式 (3.5)(3.6) と同様に、ハイパーパラメータである。 Max は観測データである船速のデータ長を表す。

以上を示したモデルに観測データとして、船速の実データを与えることにより、正規分布のパラメータ μ , σ および、 τ の事後分布を求める。求めた事後分布において MCMC によるサンプリングを行うことで、変化点 τ の値が得られる。変化点 τ に挟まれた領域の漁船位置情報を、漁場として抽出する。抽出した位置情報から、網長と浸漬開始時刻を推定することができる。

なお、網長の推定には、投網時の漁船位置情報を用いる方法と揚網時の漁船位置情報を用

いる方法がある。本研究では、波や潮流による漁網への影響が少なく、実際の網長をよく反映すると考えられる投網時の漁船位置情報を用いて網長の推定を行うこととした。

3.5 揚網時の平均船速に基づいた浸漬終了時刻の推定

この節では、浸漬時間を求めるための浸漬終了時刻の推定方法について述べる。

図 3.3 に、ある漁船の、揚網時の船速グラフを示す。

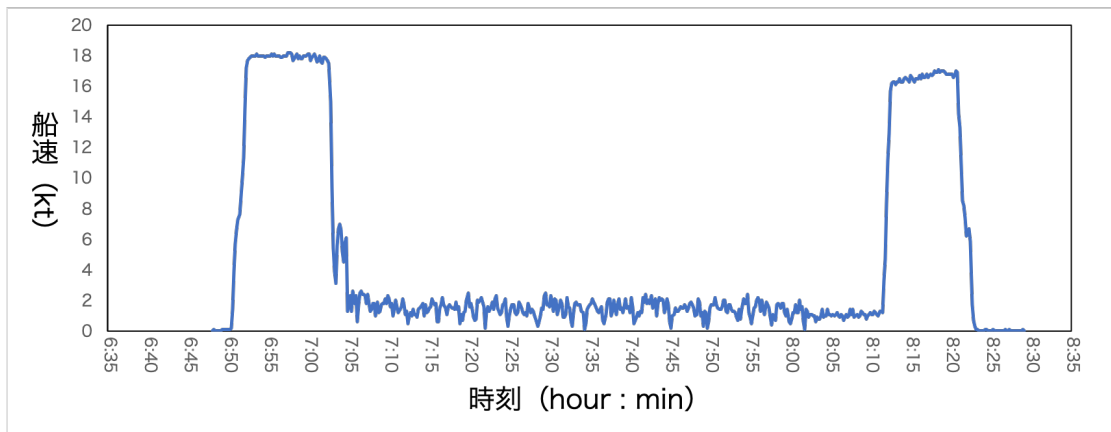


図 3.3 揚網時の船速グラフ

図 3.2 と図 3.3 を比較すると、船速が低下している時間は、図 3.3 の方が長いことが確認できる。揚網作業中は、揚網機を用いて網を巻き上げながら、漁場を約 0.1~2.0kt の低速で航行する傾向がある。低速での航行が長くなることで、揚網時の漁船位置情報全体の船速分布に偏りが生じ、最頻値が揚網作業中の付近に偏在しやすくなる。また、船速分布に偏りが生じると、船速の平均値は、最頻値である揚網作業中の船速より高くなると考えられる。この性質を利用することにより、揚網時の漁船位置情報から浸漬終了時刻を推定することができる。具体的には、以下の手順により行う。

1. 揚網時の漁船位置情報から、平均船速を算出する
2. 平均船速以下に含まれる漁船位置情報を、出港直後を除いて抽出する
3. 抽出した漁船位置情報の先頭に記録された時刻を、浸漬終了時刻とする

第 4 章

実験

本章では、提案手法を用いた漁獲努力量の自動推定実験とその結果について述べる。

4.1 方法

実験の目的は、提案手法の精度を評価することであった。本実験では、手動で推定した漁獲努力量と提案手法によって推定した漁獲努力量を比較することによって、目的の達成を目指した。

実験全体の流れを述べる。まず、材料となる漁船位置情報を収集する。次に、検証用の漁獲努力量を、手動により作成する。その後、提案手法によって漁獲努力量を自動推定する。最後に、検証用と提案手法によって推定した漁獲努力量との誤差を算出する。

次に、実験に用いる漁船位置情報の条件を述べる。刺網漁業では、一度の漁を複数の漁場で行うことがしばしばある。その中でも、本実験は、「単一漁場における操業」のみを対象とした。複数漁場における自動推定は、単一漁場における自動推定の応用問題と考えられることと、実験協力者が主に利用する漁場が、一部を除いて単一である場合が多かったことなどが理由として挙げられる。表 4.1 に、各漁船における 2 漁場操業の割合を示す。また、データ欠損やスパイクの激しいデータは、実験の対象データから除いた。

表 4.1 各漁船における 2 漁場データの割合

	漁船 1	漁船 2	漁船 3	漁船 4	漁船 5	全体
割合	7.3%	1.4%	76.7%	16.5%	26.1%	30.0%
操業日数/出漁日数	22/302	5/365	306/399	14/85	12/46	359/1,197

4.1.1 ホッケ刺網漁船への VMS の導入

実験に供する漁船位置情報は、ホッケ刺網漁業に従事する漁船に独自の VMS を導入することによって取得した。図 4.1 に、漁船に取り付けた VMS の画像を示す。この VMS は、

漁船が搭載する GPS プロッタまたはサテライトコンパスに接続することにより，漁船の位置情報を 10 秒ごとに送信するものである．VMS の導入は 2016 年から現在まで継続的に実施している．

VMS は，2019 年 10 月 20 日時点で 8 隻の漁船に導入が完了している．本研究では，このうち，ホッケ刺網漁業に従事しており，かつ正常にデータが取得できている 5 隻の漁船位置情報を実験用データに供した．データは，2016 年～2019 年までの 4 漁期分を用いる．5 隻のうち 3 隻は 2016 年以降，残りの 2 隻については 2019 年以降に取得された．



図 4.1 漁船位置情報の取得に利用した VMS

4.1.2 検証用データの作成

この節では，提案手法の精度を検証するための検証用データの作成法について述べる．現状，ホッケ刺網漁業において，公的な調査によって推定された漁獲努力量のデータは存在しない．よって，本研究では，手動によって推定した漁獲努力量を検証用として用いることとした．以下，網長と浸漬時間のそれぞれの求め方について概説する．

網長の計算法

1. 「投網開始地点」は，巡行中に船速が 0kt 付近に低下し，投網する方向に向いてから，再度動き出した時の位置とする．なお，巡行中に船速が 0kt 付近に低下しない場合は，投網する方向に向いた地点を「投網開始地点」とする．
2. 「投網終了地点」は，投網中に船速が再び 0kt 付近に低下し，巡航する方向に向いた直前の位置とする．なお，巡行中に船速が 0kt 付近に低下しない場合は，巡航する方向に向いた地点を「投網終了地点」とする．
3. 「投網開始地点」と「投網終了地点」の間にある全ての漁船位置情報を直線で結び，その長さを網長とする

浸漬時間の計算法

1. 「網長の計算法」2の地点における時刻を、「投網終了時刻」とする
2. 揚網時の漁船位置情報において、巡行中に船速が0kt付近に低下してから、再度動き出した時点の時刻を「揚網開始時刻」とする
3. 「投網終了時刻」と「揚網開始時刻」との差分を計算し、浸漬時間とする。

最後に、式(3.1)に基づいて漁獲努力量 E を算出する。この作業を、単一漁場で操業を行っていた漁船位置情報に対して行い、検証用データを作成した。

4.1.3 提案手法の適用による漁獲努力量の推定

提案手法による漁獲努力量の推定は、検証用データと同じく、単一漁場で操業を行っていた漁船位置情報に対して行った。

4.2 結果

以下に、実験の結果について述べる。

提案手法を適用した結果、推定に失敗したとみられる値（以下、「異常値」という）が複数見受けられた。そこで、異常値を含む値と異常値を含まない値における検証用データとの誤差を用いて結果を評価することとした。検証用データにおける、網長および浸漬時間のヒストグラムを、図4.2、4.3に示す。

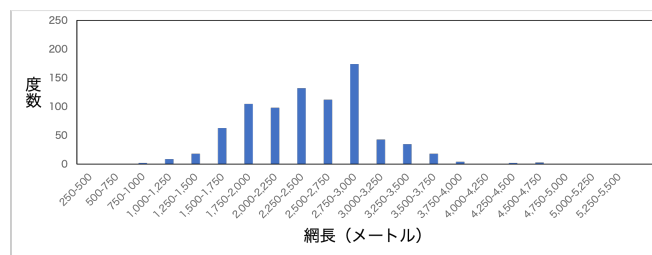


図 4.2 検証用データにおける網長のヒストグラム

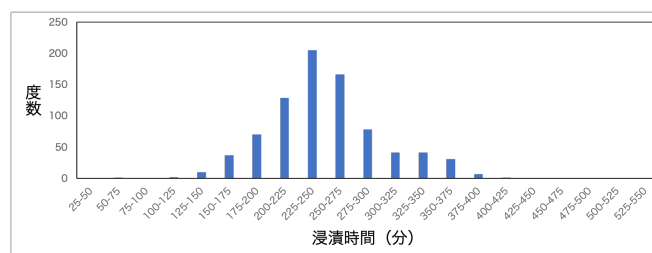


図 4.3 検証用データにおける浸漬時間のヒストグラム

ヒストグラムを検討した結果，異常値と正常値を判定する基準値は，表 4.2 のように定めた．

表 4.2 異常値を判定する基準値

網長 L (メートル)	浸漬時間 T (分)
$L < 500$ or $5,000 \leq L$	$T \leq 100$

対象漁期における「検証」を 100 % とした場合の「推定」の比率を表 4.3 に，分析対象データ全体における異常値の割合を表 4.4 に示す．

表 4.3 「検証」を 100% としたときの「推定」の比率

	2016	2017	2018	2019
網長 L	118.0%	113.9%	134.4%	110.5%
浸漬時間 T	93.5%	93.1%	92.1%	90.7%
漁獲努力量 E	123.3%	120.0%	130.0%	119.0%
異常値を除いた場合				
網長 L	97.9%	98.3%	99.2%	91.5%
浸漬時間 T	99.6%	100.1%	100.0%	97.5%
漁獲努力量 E	98.3%	98.2%	99.3%	93.8%

表 4.4 分析対象データ全体における異常値の割合

	2016	2017	2018	2019
網長 L	12.7%	20.1%	15.8%	7.5%
浸漬時間 T	6.7%	7.8%	8.1%	7.2%

以下，各年における網長 L ，浸漬時間 T ，漁獲努力量 E の結果を図 4.4～4.6 に示す．各年の値は全て平均値である．「検証」は，検証用データの平均値，「推定」は，提案手法によって得た値の平均値，「誤差を除く」は，「推定」から，異常値を除いた場合の平均値である．

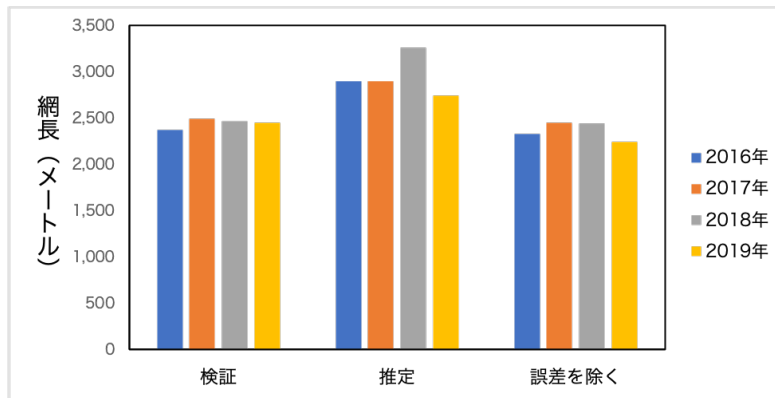


図 4.4 各年における網長の平均値

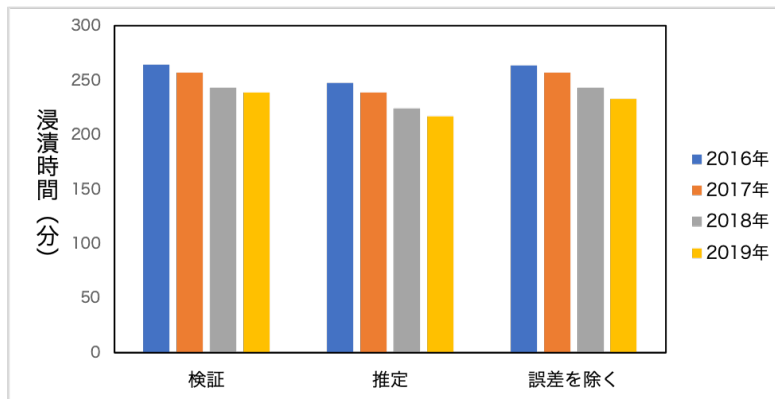


図 4.5 各年における浸漬時間の平均値

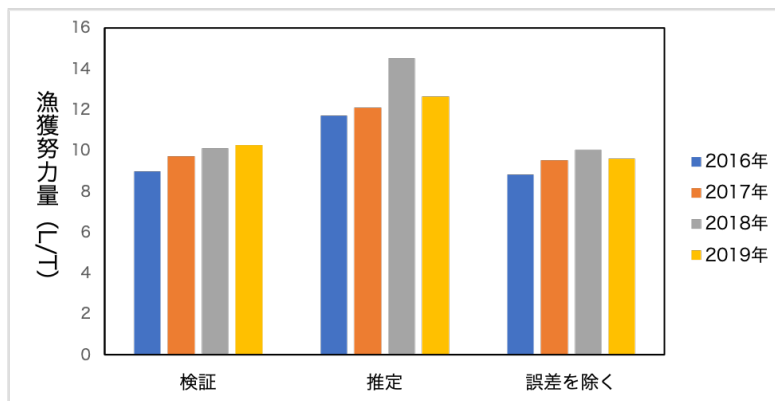


図 4.6 各年における漁獲努力量の平均値

第 5 章

考察

本章では、提案手法および実験結果に関する考察を述べる。なお、以下はすべて平均値を用いた比較結果についての言及である。

5.1 推定結果から読み取れる網長・浸漬時間・漁獲努力量の傾向についての考察

図 4.4～4.6 の「検証」から、網長 L はすべての漁期を通して横ばい傾向にあり、浸漬時間 T は年々短くなっている傾向があった。それに伴い、漁獲努力量 (L/T) は、年を追うごとに値が大きくなった。

漁獲努力量の値は、それ自体の大きさが漁獲を行う努力の強さと対応しない場合がある。それは、漁獲努力量が、単位努力量あたり漁獲量 (Catch Per Unit Effort: CPUE) の分母として用いられることが多いためである。CPUE は、資源評価の際に資源量の指標として用いられる量のひとつである。CPUE の分母に漁獲努力量が用いられるということは、漁獲努力量が大きければ、CPUE は小さくなるということを意味する。よって、本結果で得られた漁獲努力量の値は、網長・浸漬時間の傾向を正しく反映しているといえる。

5.2 漁獲努力量の推定精度についての考察

漁獲努力量の推定誤差は、異常値を含む「推定」において最大 23.3 %、最小 19.0 %であった。いずれの年度においても、「検証」と比較して過大推定していることが分かった。異常値を除いた「誤差を除く」においては、最大 6.2 %、最小 0.7 %の精度であった。異常値を除いた場合は、いずれも 10 %未満の誤差で推定できることが分かった。

5.3 ベイズ推定による漁場抽出・網長推定の結果についての考察

実験の結果から、網長の自動推定には、平均 19.2 % の誤差があり、いずれも検証データの網長より大きく推定していたことがわかった。自動推定で求めた網長全体のうち、異常値は平均 14.0 % あり、これを除くと、誤差は、2016～2018 年において 5 % 未満であり、2019 年において 10 % 未満であった。異常値には、極端に長い網長が含まれている場合があったため、平均値を比較したとき、検証データよりも大きい値を示したと考えられる。異常値が出現する原因としては、提案手法が想定していない操業パターンの船速が与えられることが考えられる。図 5.1 に正常に推定が行われた日の船速グラフ、図 5.2 に異常値を示した日の船速グラフを示す。図 5.1 は、船速が低い状態から離脱してから帰港するまで、高い船速が維持されている。一方、図 5.2 では、漁場を離脱したと思われる後も、船速が低い状態が続いている。現状の提案手法では、船速の 2 つの変化点を漁場検出の糸口としているため、複雑に変化する船速や変化点が複数ある場合に対応できないと考えられる。

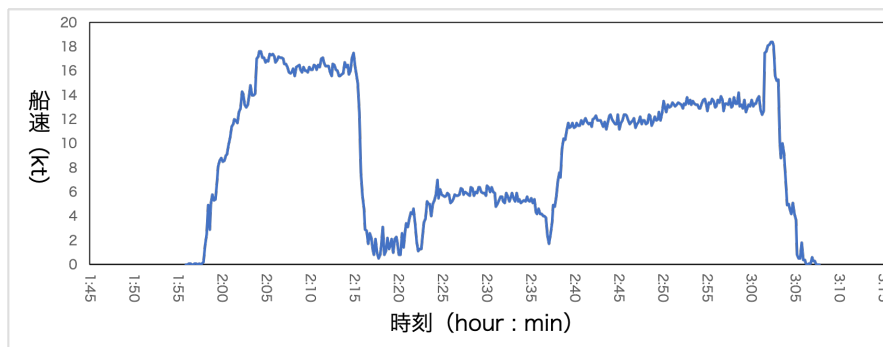


図 5.1 正常な推定が行われた日の船速グラフ

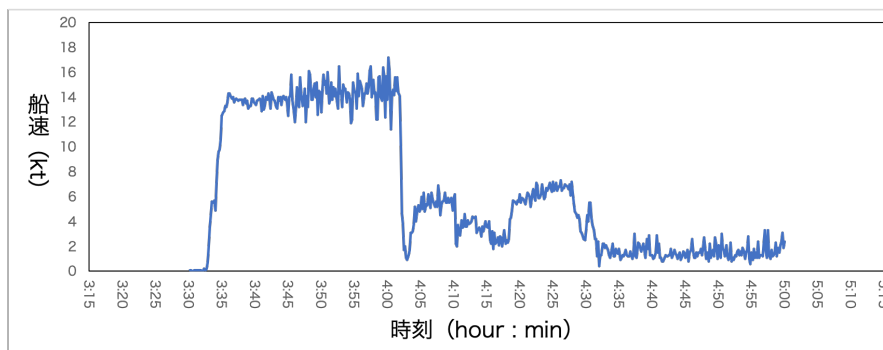


図 5.2 異常値を示した日の船速グラフ

5.4 浸漬時間推定の結果についての考察

実験の結果から、浸漬時間の自動推定には、平均 6.7 % の誤差があり、いずれも検証データの浸漬時間より短く推定していたことが分かった。自動推定で求めた浸漬時間全体のうち、異常値は平均 7.5 % であり、これを除くと、誤差は全ての年において 3 % 未満であった。浸漬時間の推定は、網長の推定に比べ、異常値を含む場合においても平均 90 % 以上の精度で推定できていることが分かった。異常値が推定される原因は、5.3 節と同様の理由が考えられる。異常値が推定される漁船位置情報は、投網から揚網までの間、一度も帰港せず、漁場付近に停泊しているものが多い傾向があった。浸漬終了時刻の推定は、揚網時の船速の最頻値が漁場付近に偏在することを利用した方法を採用している。よって、投網作業後に洋上で停泊した場合は、この方法によって浸漬終了時刻を推定することができなくなると考えられる。

5.5 提案手法についての総合的な考察

本研究で提案した自動抽出手法は、入力として想定した操業パターンで漁船位置情報が与えられた場合、網長を平均誤差 10 % 未満、浸漬時間を平均誤差 3 % 未満で自動推定できることが分かった。一方で、想定した操業パターンを逸脱した場合、異常値を推定する傾向が強いことが分かった。

本研究の目標とした、「推定誤差 10 % 以内」は、異常値を含む場合において達成することができなかった。また、4 漁期全体における 2 漁場の利用率は 3 割程度であった。図 5.3 に、漁船位置情報を漁場数と異常値の有無で分けたときの割合を示した。フローは、提案手法の実行中における段階を表している。図 5.3 の青字で示したデータにおいて漁獲努力量の自動推定を実現するためには、手法の改善が必要である。2 漁場を利用するかどうかは漁業者によってばらつきがあるものの、本研究の協力者の中には、2 漁場をメインとして操業している漁業者もいた（全体の 76.7 % が 2 漁場）。また、網長・浸漬時間の推定における異常値はの割合は全体の 14 % 程度であり、異常値を含んだ場合での推定誤差は最大 30 % 程度であった。一方で、異常値を除いた場合は、すべての年度において誤差 10 % 以内で推定を達成できた。以上から、推定誤差を小さくするためには、2 漁場への対応と異常値の削減が重要な課題であるといえる。いずれにおいても、推定精度の低下は、漁場の誤推定に起因するものと考えられる。漁場の誤推定を減らすためには、船速の変化点以外の情報を指標に加えることが重要と考えられる。

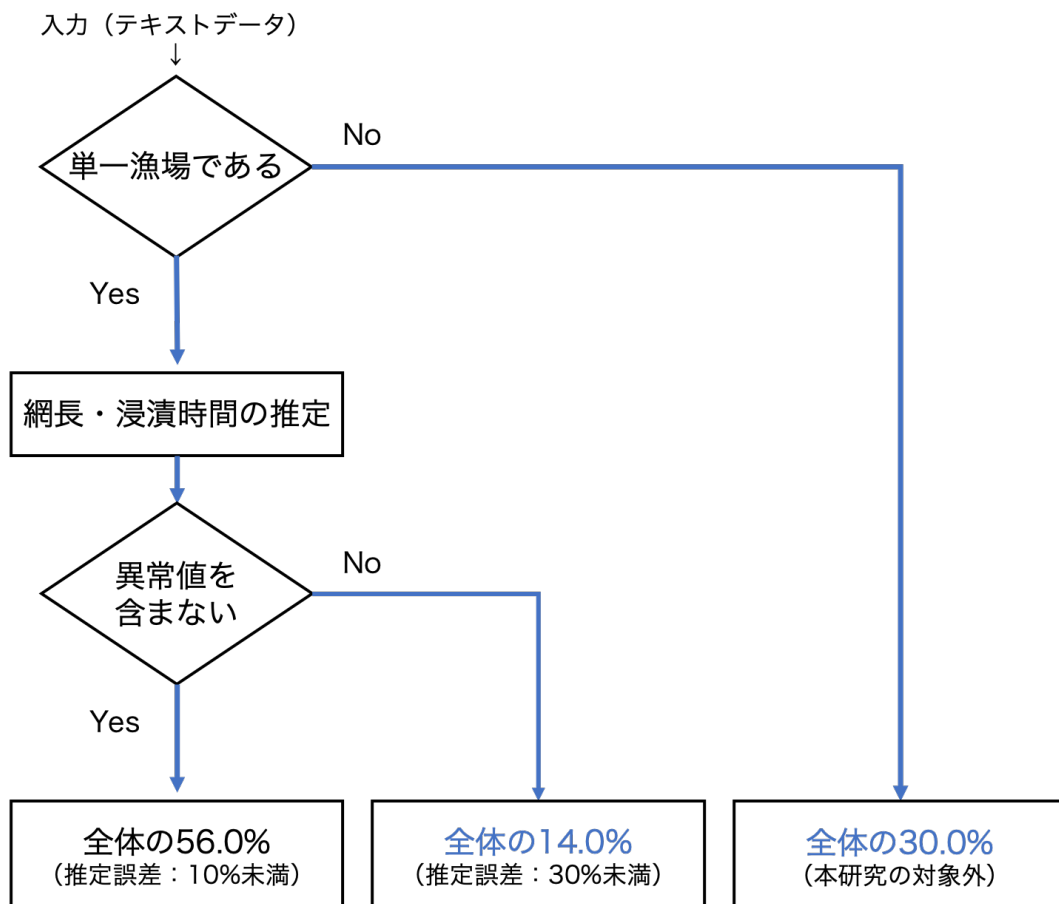


図 5.3 各段階で分けた漁場数・異常値を漁船位置情報の割合

第6章

結言

本章では、本論文全体を総括し、また、今後の展望について述べる。

6.1 まとめ

本研究は、漁場環境や漁期に応じて最適な漁獲努力量を推定することを最終目的とする。そのための技術として、研究では、漁船が使用した網長と浸漬時間からなる漁獲努力量を、漁船位置情報から自動推定する手法を提案した。提案手法では、漁獲努力量を推定するにあたり最も重要となる漁場を、船速の変化点から推定するベイズ推定モデルを開発した。提案手法の精度検証は、手動で求めた漁獲努力量との比較によって行った。その結果、入力として想定した操業パターンで漁船位置情報が与えられた場合、網長を平均誤差 10 % 未満、浸漬時間を平均誤差 3 % 未満で自動推定できることが分かった。一方で、想定した操業パターンを逸脱した場合、異常値を推定する傾向が強いことが分かった。最終的に、入力すべき漁船位置情報全体の 56.0 % において、推定誤差 10 % 未満の精度で漁獲努力量を自動推定できることが示された。

6.2 今後の展望

今後の展望としては、漁場の推定精度向上が挙げられる。本研究で提案した手法は、船速に変化点が複数ある漁船位置情報に対応できていない。対応可能にするためには、船速以外に、例えば進行方位の情報を検討することが重要と考えられる。また、単一漁場だけでなく、複数漁場に対応することも、今後の課題である。複数漁場に対応できることで、分析対象となるデータが増え、また、漁場についての情報量も増加すると考えられる。

謝辞

本研究の実施にあたり，漁船位置情報の提供にご協力いただいた黒川哲行船頭，岡本秀一船頭，山本暢樹船頭，高橋賢司船頭，桜井義彦船頭に感謝します。また，和田雅昭教授には，VMS の提供，研究テーマの設定など，研究に関わること一切について大変お世話になりました。また，毎週のゼミでは，高博昭助教，井上航次郎特任研究員，ゼミ生の皆さんに大変お世話になりました。ありがとうございました。

発表・採録実績

発表等

- [1] 黒川大智, 和田雅昭: ホッケ道北系群資源の管理を支援するアプリケーションの開発, 平成 30 年度電気・情報関係学会北海道支部連合大会, 若手優秀論文発表賞受賞, 2018 年 10 月.
- [2] 黒川大智, 和田雅昭: IoT を用いたホッケ刺網漁業における CPUE の推定, 2019 年度日本水産工学会学術講演会, 学生優秀賞受賞, 2019 年 5 月.

参考文献

- [1] United Nations : Transforming our world: the 2030 Agenda for Sustainable Development, 入手先 <<https://www.mofa.go.jp/mofaj/gaiko/oda/sdgs/pdf/000101401.pdf>> (参照 2020-01-22) .
- [2] 水産庁:水産政策の改革について, 入手先 <<https://www.jfa.maff.go.jp/j/kikaku/kaikaku/attach/pdf/suisankaikaku-18.pdf>> (参照 2020-01-22) .
- [3] 首相官邸 : スマート水産業の社会実装に向けた取組について, 水産庁, 入手先 <<https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisaisei/miraitoshikaigi/suishinkaigo2018/nourin/dai13/siryoushou5.pdf>> (参照 2020-01-22) .
- [4] 新潟県 : 新資源管理制度総合評価委員会報告書, 新潟県新資源管理制度総合評価委員会, 入手先 <<https://www.pref.niigata.lg.jp/uploaded/attachment/98064.pdf>> (参照 2020-01-22) .
- [5] 能勢幸雄, 石井丈夫, 清水誠 : 水産資源学 (オンデマンド版) , 東京大学出版会 (2013) .
- [6] 水産庁 : 新たな資源管理に基づく資源管理目標案等の公表 (サバ類、スケトウダラ、ホッケ) 及び「資源管理方針に関する検討会」の開催について, 入手先 <<https://www.jfa.maff.go.jp/j/press/sigen/190612.html>> (参照 2020-01-22) .
- [7] 水産庁 : 平成 30(2018) 年度ホッケ道北系群の資源評価, 国立研究開発法人水産研究・教育機構, 入手先 <<http://abchan.fra.go.jp/digests2018/details/201839.pdf>> (参照 2020-01-22) .
- [8] 農林水産省 : 漁業種類イラスト集「刺網」, 入手先 <<https://www.maff.go.jp/j/tokei/census/img/sasiami2.jpg>> (参照 2020-01-22) .
- [9] 高博昭, 和田雅昭, 松本浩文, 畑中勝守, 漁船位置情報を用いた大阪湾のサワラ流し網位置抽出手法の検討, 日本航海学会誌 Vol.130, pp.37-43, (2014).
- [10] Vermard, Y., Rivot, E., Mahévas, S., Marchal, P., Gascuel, D.: Identifying fishing trip behaviour and estimating fishing effort from VMS data using Bayesian Hidden Markov Models, Ecol. Modell, Vol.221, pp.1757-1769, (2010).
- [11] De Souza, E.N., Boerder, K., Matwin, S., Worm, B.: Improving fishing pattern detection from satellite AIS using data mining and machine learning. PLoS One,

Vol.11, pp.1-20, (2016).

- [12] 竹内俊郎, 中田英昭, 和田時夫, 上田宏, 有元貴文, 渡部終五, 中前明, 橋本牧 (編著) : 水産海洋ハンドブック第3版, 赤嶺達郎 : 3.3.4 漁獲努力量と資源量指数, p.138, 生物研究社 (2016) .