

第1章 序論

近年、地球温暖化による気候変動により、これまで見られなかった漁場の変化が起こっている。そのため、中期的な水産資源変動推定だけではなく、短期的な漁場予測が必要とされる¹⁾。短期的な漁場予測を行う際には、水産生物の資源分布予測モデルが作成される。そのようなモデルの一つとして、好的生息域 (HSI : Habitat Suitability Index) モデルが知られている²⁾。HSI モデルではまず、対象魚種の漁獲実績 (Catch Per Unit Effort) と各海域での海洋環境変数の関係を数式化した SI (Suitability Index) モデルを作成する。この SI モデルによって海洋環境変数ごとに、対象魚種にとっての生息しやすさが数値化される。海洋環境変数の数だけ作成された SI モデルを一つの式に統合することで、各海域がどの程度生息しやすいかを定式化した HSI モデルが構築できる。従来の研究では、深さの自由度を持つ各海洋環境変数と漁獲実績を散布図で表示し、各変数について一つ選択した深さの変数を平滑化スプラインで多項式近似することで各 SI モデルを構築する。そしてそれらを統合することで HSI モデルを構築している^{8) 10)}。

従来手法ではある一日の漁場予測を行う際、その日の海洋環境変数のみで SI モデルを構築している。しかし、実際の漁場は漁獲日当日の海洋環境だけではなく、漁獲日から遡った過去の海洋環境も影響する。そのため、SI モデル構築に利用する海洋環境変数として、過去のデータを利用したい。一方、従来行われてきた各 SI モデル構築では複数のパラメータを設定するが、構築したモデルについてオーバーフィッティングの問題があるので適切なパラメータを人が設定する必要がある。過去の海洋環境変数データを SI モデル構築に利用する場合、このパラメータ決定作業は利用者の負担となる問題がある。

そこで本研究では、計算機を用いた HSI モデルの自動生成手法を提案する。また実験を行い、提案手法が従来手法より精度よく漁場予測ができることを確認し、提案手法が有効であると結論付けた。

各章は以下のように構成される。2 章では本研究での関連研究を挙げ、3 章では従来手法及び提案手法について説明する。4 章では実験を行い、5 章では考察を行う。6 章で本研究の結論と今後の展望について述べる。

第2章 関連研究

本研究ではアカイカを対象として漁場予測を行う。本章では漁場形成に関する研究、漁場予測技術に関する研究及びその可視化技術に関する先行研究を述べる。

2.1 漁場形成過程に関する研究

本研究で対象とするアカイカについての漁場形成過程は鈴木が過去に研究している³⁾。鈴木は日本近海の太平洋側におけるアカイカの魚群が暖流と寒流の境目に集まる可能性について述べた。暖流と寒流がぶつかる際に渦が発生し、その流れに乗って植物プランクトンが深海から巻き上げられる。深海に比べて太陽光が多い深度に巻き上げられた植物プランクトンは光合成が活発となり、その数が増える。植物プランクトンが増えることで、植物プランクトンを餌とする動物プランクトンも増える。さらに、動物プランクトンを餌とする小魚が集まり、小魚を餌とするアカイカが集まる。このような食物連鎖が起こることでアカイカの魚群が暖流と寒流の境目に集まるとされている。また、村田らは北太平洋におけるアカイカの季節回遊性についてまとめた⁴⁾。アカイカの産卵場は亜熱帯海域である。この海域で孵化したアカイカは7月頃に索餌域である亜寒帯海域付近まで北上し、秋に亜熱帯海域へ南下する。漁場予測の研究では古くから、このような魚の生態をモデル化し漁場予測に取り入れる試みが行われてきた。

2.2 漁場予測に関する研究

P.Lehodeyらはカツオやマグロ類の分布を予測するSEAPODYM(Spatial ecosystem and population dynamics model)を構築した⁵⁾。このモデルは海洋物理環境、餌生物モデル、移動回遊モデルから構成されたモデルである。特徴として魚類の移動に影響する水温、流速、溶存酸素、基礎生産等の海洋環境要因を考慮した分布予測モデルである。

2.3 HSI モデル

HSI モデルとは

2.4 HSI モデル構築に関する研究

Tian らはアカイカの漁獲量予測を目的とした HSI モデルを 2 種類構築し、その比較を行った⁶⁾。

Chen らは環境変数に重みを付けて和を取る HSI モデルによって CPUE が説明できることを示し、weighting method による影響を評価した⁷⁾。

櫛田らは HSI モデル構築のための支援システムを開発した⁸⁾。このシステムではシミュレーションから得られた海水温、塩分濃度、経度方向の流速、緯度方向の流速、深さ方向の流速、の 5 変数それぞれに SI モデルを構築し、その相乗平均を HSI モデルとしている。また、各 SI モデルを単一変数の平滑化スプラインによる多項式近似で構築している。海洋環境変数から漁獲実績を誤差なく説明する SI モデルを構築することもできるが、この場合オーバーフィッティングの問題から漁場予測の精度が悪くなる傾向にある。そのため、このシステムではモデルの滑らかさ (平滑化パラメータ) を設定できるようにしている。利用者は SI モデルを確認し、最適な滑らかさの係数を選択する必要がある。この HSI モデルでは漁獲日当日のデータのみを用いている。

本研究では、この負担をなく手法を提案する。また、提案手法がこの HSI モデル構築手法より精度よく漁場予測ができることを確認する。

第3章 提案手法

本章では、従来手法及び提案手法について述べる。

3.1 使用データ

HSI 値を求めるためには海洋環境変数データ、対象魚種の漁獲実績データが必要となる。本研究で利用したこれらのデータについて述べる。

3.1.1 海洋環境変数データ

本研究で使用する海洋環境変数データは、気象庁気象研究所で開発された海洋データ同化システムで作成された MOVE (MRI Multivariate Ocean Variational Estimation) データである。この海洋データ同化システムは数値海洋モデル及び同化システムから成るシステムである⁹⁾。

3.1.2 過去のデータの計算

本研究では過去の海洋環境変数を利用することを提案している。ある地点での漁獲を過去の海洋環境変数から説明する場合、その地点の海水がどこから来たものなのか計算する必要がある。本研究で使用する海洋環境データは3次元方向の速度も含んでいるので、海水を遡って計算することができる。そして深さごとに異なる速度を持っているので、それぞれの深さをスタート地点として遡ると全く別の地点にたどり着く。今回はより正確に遡るために4次のルンゲクッタ法を用いた。

3.1.3 漁獲実績データ

本研究で使用する漁獲実績データは、日本近海の太平洋沖におけるアカイカの漁獲実績データある。漁獲実績データには日付、緯度、経度、漁獲量、操業開始時間、操業終了時間、CPUE (Catch Per Unit Effort) 値が記録されている。CPUE 値は単位釣り機が単位時間に捕獲したアカイカの量を表している。

すべての漁船に搭載される釣り機が同じ性能であるとする、CPUE 値はその海域での魚群の密度を反映する値であるとする。このことから、CPUE 値は漁場予測において重要な値である。また、この漁獲実績データは、HSI モデリング結果を可視化する際に漁を行った地点をマーキングするためにも使用する。例えば、太平洋の漁獲実績を基に日本海での漁獲量を予測しようとしても、それぞれの漁獲に関連がないので、有効な予測をすることはできない。漁を行った地点をマーキングすることで、HSI モデリングの有効な範囲を大まかに把握することができる。

3.2 HSI モデルの導出

HSI (Habitat Suitability Index) モデルとは、対象生物の生息地としての適性を数値化するモデルであり、²⁾ 各環境変数から算出される。HSI は一般に、単一の環境変数から算出される SI (Suitability Index) を統合した値として計算される。その統合手法には主に、算術平均法、幾何平均法、限定要因法、加算要因法がある。Tian らは同じくアカイカを対象とした HSI モデルを構築したが、その際に幾何平均法を用いている^{?)}。また、五十嵐らもアカイカを対象魚種として同様に幾何平均法で HSI モデルを構築している¹⁰⁾。それらを踏襲し、本研究では幾何平均法を採用する。

3.3 SI モデル

漁獲量を単一の海洋環境変数から説明するモデルが SI モデルである。以下では従来の SI モデル構築手法と提案手法を説明し、その違いを述べる。

3.3.1 従来手法による SI モデル構築

従来手法での SI モデル構築は次の手順で行う。まず、SI モデルを構築したい変数について、深さインデックスを一つ選ぶ。実測した漁獲点から垂直に見た時の深さインデックスでの変数値と、その漁獲点での CPUE を散布図に描点する。次に平滑化パラメータを一つ設定し、散布図を平滑化スプラインで近似する。深さインデックスの選択と、平滑化パラメータの設定を繰り返し、利用者が最適と判断したスプライン曲線を SI モデルとする。これを変数

ごとに行うことで、各 SI モデルを構築する。この手法で SI モデルを構築する場合、変数値と CPUE の散布図を作成する時点で漁獲を行った時刻の情報が失われる。そのため、SI モデルの時間変化を考慮することができない。そこで、SI モデルが変化しないよう短い時間幅でモデルを構築する必要がある。この散布図をスプライン曲線で近似することで、SI モデルを構築する。次の変数でも同様に深さインデックスを選び直しスプライン曲線で近似する。こうすることで 5 種の SI モデルを構築できる。

3.3.2 提案手法による SI モデル構築

提案手法での SI モデルの構築を行う。本研究で使用する海洋環境変数データは 5 種の変数、塩分濃度、温度、緯度方向の流速、経度方向の流速、深さ方向の流速からなる。また各変数は特定の深さごとに値を持っており、それらの線形和を使って SI モデル構築をする場合、次式で表すことができる。

$$SI = \sum_{i=0}^{depth} a_i x_i \quad (3.1)$$

x_i は漁獲点の鉛直方向深さ i での海洋環境変数の値、 a_i はその係数である。さらに過去のデータとして、先に説明した手法で計算した海洋環境変数データを用いると次式で SI モデルを表せる。

$$SI = \sum_{j=0}^{depth} \sum_{i=0}^{depth} a_{ij} x_{ij} \quad (3.2)$$

x_{ij} は漁獲点の鉛直方向の深さ i を始点として j 日遡った地点での海洋環境変数の値、 a_{ij} はその係数である。

漁獲点における式 (3.3) と漁獲実績 (CPUE) との差、 δ を最小化する a_k を求めることで SI モデルを構築できる。しかし、このままではオーバーフィッティングの問題が発生する。そこで罰則項として、 δ に係数 a_k の L0 ノルムと重み λ の積を加えた次式を考える。

$$\delta = (CPUE - \sum_{k=0}^{depth} a_k x_k) + \lambda \|\mathbf{a}\|_0 \quad (3.3)$$

L0 ノルムは次式で表せる。

$$\|\mathbf{a}\|_0 = \sum_{k=0}^{depth} |a_k|^0 \quad (3.4)$$

$0^0 = 1$ と定義した場合、式 (3.4) は係数 a_k の非ゼロ成分の数となる。式 (3.3) を最小化する係数 a_k を最小二乗法で求める。

3.4 提案手法を実現するアルゴリズム

先に述べた計算手法を計算機上で実現するアルゴリズムについて説明する。

3.5 IRLS

IRLS とは

3.6 HSI モデル構築

先程の SI モデル構築を各海洋環境変数ごとに適用することで、対象魚種にとっての好適な各海洋環境変数ができる。それらの相乗平均を HSI モデルとすることで、対象魚種の最適な海洋環境の分布ができる。

$$HSI = \sqrt{\sum SI} = \sqrt{\sum_{k=0}^{depth} a_k x_k} \quad (3.5)$$

3.7 HSI モデルから漁獲量予測への変換

HSI は 0 から 1 に正規化している。実際の漁獲量予測にするためには

第4章 実験

本章では、提案手法の有効性を確認するための実験について説明する。

4.1 実験方法

海洋環境変数として、気象庁気象研究所で開発された海洋データ同化システムで作成された MOVE(MRI Multivariate Ocean Variational Estimation) データを用いる。このデータでは海水温、塩分濃度、経度方向の流速、緯度方向の流速、深さ方向の流速が利用できる。また、各変数は 30 段階の深さを持っている。漁獲実績として、2006 年 1 月及び 2 月の日本近海の太平洋沖での各漁ごとのアカイカの漁獲量を用いる。先の章で述べたように、提案手法と従来手法ともに SI モデルを構築する時に時刻の情報が失われ、SI モデルの時間変化を考慮できない。そのため、このデータを月ごとに別個のデータとして扱うことで SI モデルの時間変化は無いものと仮定する。これらのデータを日時の順に並べ、奇数番目を学習データとして扱い、奇数番目のデータのみで従来手法と提案手法それぞれ SI モデル構築を行う。モデル構築を行う際、各変数の SI モデルはテストデータを予測させた場合の正答率の最も高いものを選ぶ。SI モデル構築をする場合、従来手法では深さと平滑化パラメータの自由度がある。一方提案手法では、深さごとに変数を使う使わないの自由度と罰則項の重みの自由度がある。最後に各 SI モデルを相乗平均することで HSI モデルとする。それぞれの手法で構築した HSI モデルを正答率で比較する。漁獲実績データの偶数番目をテストデータとして扱い、テストデータを予測させた際の正答率を求める。それぞれの手法で構築したモデルの評価をこの正答率で行う。

4.1.1 正答率

本研究では正答率によって手法の比較を行う。ここでは正答率の説明を行う。まずテストデータの漁獲点情報を用いて CPUE を予測する。また、学習データ内の実測値としての CPUE の平均値を求める。予測した CPUE と学習

データの平均 CPUE を比較した時の大小を求める。次に、先ほど予測した漁獲点で観測された実際の CPUE と学習データの平均 CPUE を比較した時の大小を求める。これらが一致するかどうかを全てのテストデータに対し求めることで正答率とした。

4.2 実験結果

従来手法の各 SI は表 4.1 のようになった。

これらを相乗平均し HSI モデルを構築した結果、従来手法の正答率 0.549 となった。

提案手法の各 SI は表 4.2-4.6 のようになった。

各変数から構築した SI モデルの正答率は表 4.7 となり、これらを相乗平均し HSI モデルを構築した結果、提案手法の正答率 0.5824 となった。

また、従来手法の HSI モデル分布は図 4.1、提案手法の HSI モデルは図 4.2 となった。どちらの図も青→緑→赤の順で漁獲量の予測が大きくなる。

この結果から、提案手法が従来手法より正答率の高い HSI モデルを構築できる一例を示せた。しかし、どちらの場合も一部の SI モデルのほうが、HSI モデルより正答率が高い。これはおそらく、正答率の低い SI モデルが影響したためだと考えられる。

一般に 1 月のアカイカは寒流に乗って北から移動する。そのため従来手法では海水温と緯度方向の流速が精度よく漁獲量を説明できる変数となる。一方提案手法では、海水温は精度よく説明できる変数であるが、緯度方向の流速はそれほど精度良い変数ではない。そして緯度方向の流速以外の変数は全て、罰則項の重みが大きいほど漁獲量予測の精度が悪くなる。これがなぜなのかはまだ説明できない。偶然緯度方向の流速が説明できない場合だった可能性もある。さらに実験を重ねて確認したい。

第5章 結論

5.1 結論

本研究では、SIモデル構築の新しい手法を提案し、実験を行った。その結果、提案手法のほうがより正答率の高い場合があることを確認した。

一方で課題もある。海洋物理の知見と提案手法の結果が合わない、SIモデルのほうがHSIモデルより正答率が高い場合がある、など。

SIモデルのほうがHSIモデルより正答率が高い場合があることについては、正答率の低いSIモデルが影響したためだと考えられるが、今後それを確認する実験が必要である。実験として、例えば正答率の悪いSIモデルをHSIモデルから外した場合の正答率の変化を比較することが考えられる。

また、本研究では一日分のデータのみで予測をしている。当日のデータだけではなく過去のデータも用いることで、より精度の良いモデル構築が可能になると考えられる。

参 考 文 献

- 1) 気候変動に伴う水産資源・海況変動予測技術の革新と実利用化, 気候変動適応研究推進プログラム平成 24 年度報告書, (2012), pp. 4–16.
- 2) 田中章, HEP 入門—“ハビタット評価手続き”マニュアル, (2006).
- 3) SUZUKI TSUNEYOSHI, Studies on the relationship between current boundary zones in waters to the southeast of hokkaido and migration of the squid, *ommastrephes sloani pacificus* (steenstrup), *MEMOIRS OF THE FACULTY OF FISHERIES HOKKAIDO UNIVERSITY*, Vol. 11, (1963), pp. 75–153.
- 4) 村田守, 北太平洋におけるいか流し網漁場の海洋環境及びアカイカの分布・回遊, 日本海ブロック試験研究集録, Vol. 17, (1990), pp. 144–148.
- 5) P.Lehodey, A spatial ecosystem and populations dynamics model (seapodym) - modeling of tuna and tuna-like populations, *Progress in Oceanography*, Vol. 78, (2008), pp. 304–318.
- 6) Siquan Tian, Xinjun Chena, Yong Chenc, Liuxiong Xu, Xiaojie Dai, Evaluating habitat suitability indices derived from cpue and fishing effort data for *ommastrephes bratramii* in the northwestern pacific ocean, *Fisheries Research*, Vol. 95, (2009), pp. 181–188.
- 7) C. Xinjun, T. Siquan, L. Bilin, C. Yong, Modeling a habitat suitability index for the eastern fall cohort of *ommastrephes bartramii* in the central north pacific ocean, *Chinese Journal of Oceanology & Limnology*, Vol. 29, (2011), pp. 493–504.
- 8) 櫛田将史, 上中隆史, 坂本尚久, 小山田耕二, 海洋データ同化結果を使ったアカイカ好適生息域モデル作成支援可視化環境の開発, 第 27 回数値流体力学シンポジウム講演論文集, (2013).

- 9) Norihisa Usui, Shiro Ishizaki, Yosuke Fujii, Hiroyuki Tsujino, Tamaki Yasuda, Masafumi Kamachi, Meteorological research institute multivariate ocean variational estimation (move) system: Some early results, *Advances in Space Research*, Vol. 37, (2006), pp. 806–822.
- 10) 五十嵐弘道, 淡路敏之, 石川洋一, 蒲地政文, 碓氷典久, 酒井光夫, 加藤慶樹, 齊藤誠一, 清藤真樹, 海洋再解析データを用いたアカイカ好適生息域モデルの構築とその利用 recca アカイカプロジェクトの事例, *JAMSTEC Rep. Res. Dev.*, Vol. 18, (2014), pp. 89–101.

表 4.1: 従来手法の実験の結果得られた SI モデルの各パラメータ

変数名	平滑化パラメータ	深さ	正答率
塩分濃度	0.855	21	0.484
海水温	0.5	0	0.582
経度速度	0.86	0	0.626
緯度速度	0.22	2	0.571
深さ速度	0.5	16	0.51

表 4.2: 提案手法の実験の結果得られた SI モデルの各パラメータ：塩分濃度

深さ	係数
05	-23.2916
13	23.3642
22	6.4865
29	-6.0928

表 4.3: 提案手法の実験の結果得られた SI モデルの各パラメータ：海水温

深さ	係数
01	4.7009
07	-3.6727
17	4.4739
18	-13.4443
20	15.9757
22	-7.5825

表 4.4: 提案手法の実験の結果得られた SI モデルの各パラメータ：経度方向の流速

深さ	係数
00	-0.44739
02	0.26263
06	-0.3909
12	1.7724
16	-0.55549
21	-1.926
22	1.9382
23	0.91162
24	-0.87751
28	0.28897
29	-0.48502

表 4.5: 提案手法の実験の結果得られた SI モデルの各パラメータ：緯度方向の流速

深さ	係数
09	0.79394
15	-0.17965

表 4.6: 提案手法の実験の結果得られた SI モデルの各パラメータ：深さ方向の流速

深さ	係数
19	-0.28192

表 4.7: 提案手法を用いて構築した SI モデルの正答率

変数名	正答率
塩分濃度	0.6154
海水温	0.5934
経度速度	0.5604
緯度速度	0.5824
深さ速度	0.4945

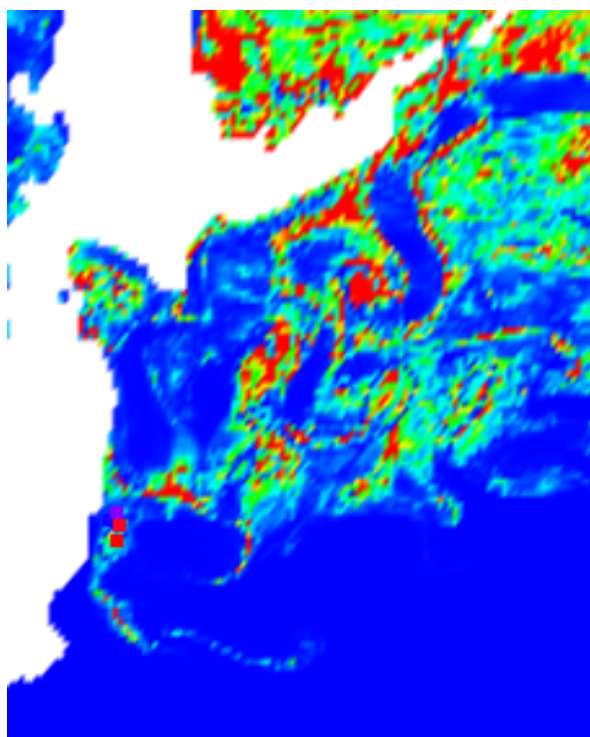


図 4.1: 従来手法による HSI モデルの分布、2006 年 1 月 10 日

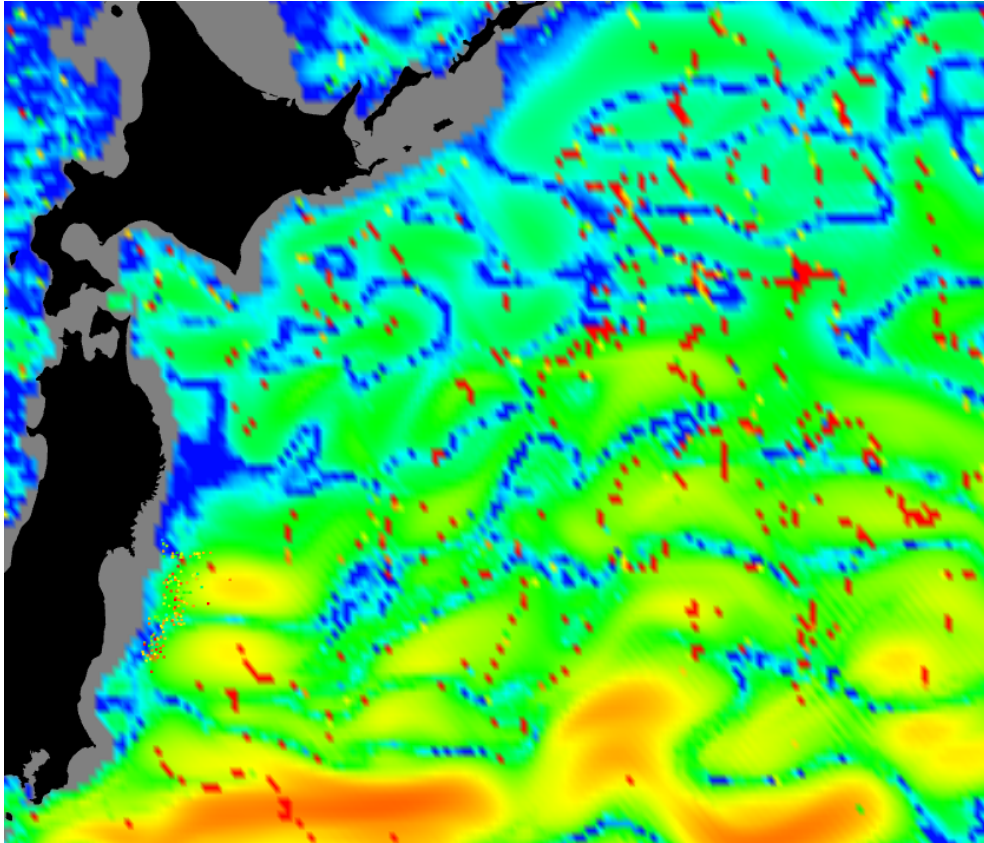


図 4.2: 提案手法による HSI モデルの分布、2006 年 1 月 10 日