



Title	アカイカ好適生息域形成メカニズムの解明と推定手法の高度化
Author(s)	五十嵐, 弘道
Citation	北海道大学. 博士(水産科学) 甲第12853号
Issue Date	2017-09-25
DOI	10.14943/doctoral.k12853
Doc URL	http://hdl.handle.net/2115/87558
Type	theses (doctoral)
File Information	Hirromichi_Igarashi.pdf



[Instructions for use](#)

アカイカの好適生息域形成メカニズムの解明と

推定手法の高度化

**(A possible mechanism of fishing ground formation of
neon flying squid *Ommastrephes bartramii* in the North
Pacific and the improvement of the habitat model for an
accurate estimation of the squid fishing ground)**

北海道大学大学院水産科学院

海洋生物資源科学専攻

Graduate School of Fisheries Sciences

Division of Marine Bioresource and Environmental Science

五十嵐 弘道

Hirromichi Igarashi

平成 29 年 (2017)

目次

第1章 緒言.....	1
1-1 北太平洋におけるアカイカの生活史と海洋環境との関係.....	1
1-2 アカイカ漁場推定・予測研究の意義.....	7
1-3 アカイカ好適生息域推定における既往の研究と課題.....	9
1-4 本研究の目的と構成.....	15
第2章 冬季三陸沖漁場におけるアカイカ好適生息域推定.....	18
2-1 研究背景と目的.....	18
2-2 資料.....	21
2-2-1 研究対象海域.....	21
2-2-2 アカイカ漁獲データ.....	23
2-2-3 海洋再解析データ.....	24
2-2-4 衛星観測データ.....	25
2-3 解析方法.....	26
2-4 結果.....	29
2-4-1 Satellite-based モデルと MOVE-2D モデル.....	29
2-4-2 2006年冬季における SI マップと海洋環境.....	33
2-4-3 MOVE-3D モデル.....	36
2-4-4 3種類の HSI モデルの相互比較.....	44
2-5 考察.....	48
2-5-1 三陸沖におけるアカイカの漁場形成.....	48
2-5-2 三陸沖における暖水渦と一次・二次生産.....	49
2-5-3 アカイカの摂餌環境.....	51
2-5-4 暖水渦の水温がアカイカに与える影響.....	52
2-5-5 HSI モデルのマルチコリニアリティについて.....	53
第3章 アカイカ資源変動モデルとの統合による漁場推定の高度化.....	56
3-1 研究背景と目的.....	56
3-2 資料.....	59
3-2-1 研究対象海域.....	59
3-2-2 アカイカ漁獲データ.....	61
3-2-3 海洋再解析データ.....	62
3-3 解析方法.....	63
3-4 結果.....	68

3-4-1 GAMによるアカイカ漁場推定.....	68
3-4-2 AICによる GAM の性能比較（1）統計的バイアス修正項.....	72
3-4-3 統計的バイアス項の年々変動.....	74
3-4-4 AICによる GAM の性能比較（2）アカイカ資源量変動に伴う修正項.....	77
3-4-5 平均二乗誤差の比較.....	78
3-4-6 GAMによる漁場推定図の比較.....	82
3-5 考察.....	84
3-5-1 GAMによるアカイカ漁場推定とバイアス修正項の役割.....	84
3-5-2 アカイカ資源モデルとの統合した GAM の性能評価.....	87
3-5-3 GAM のマルチコリニアリティについて.....	88
第4章 夏季中央太平洋漁場におけるアカイカ好適生息域推定.....	90
4-1 研究背景と目的.....	90
4-2 資料.....	94
4-2-1 研究対象海域.....	94
4-2-2 アカイカ漁獲データ.....	96
4-2-3 海洋再解析データ.....	97
4-3 解析方法.....	98
4-3-1 夏季北太平洋中央部漁場におけるアカイカ HSI モデル.....	98
4-3-2 逐次的なデータ投入によるアカイカ HSI モデルの振る舞い.....	100
4-4 結果.....	103
4-4-1 夏季漁場におけるアカイカ HSI モデル構築.....	103
4-4-2 3種類の HSI モデルによる 2013 年のアカイカ漁場推定精度.....	110
4-4-3 3種類の HSI モデルにおける SI 曲線の比較.....	115
4-4-4 逐次更新 HSI モデルによるアカイカ漁場マップ.....	119
4-5 考察.....	123
4-5-1 逐次更新 HSI モデルの性能とリアルタイムデータの価値.....	123
4-5-2 リアルタイムデータによる HSI モデル改良の方向性.....	126
4-5-3 HIS モデルのマルチコリニアリティについて.....	128
第5章 リアルタイム漁獲報告データを用いたアカイカ好適生息域推定モデルの即時修正手法 の開発.....	130
5-1 研究背景と目的.....	130
5-2 資料.....	132
5-2-1 研究対象海域.....	132
5-2-2 アカイカ漁獲データ.....	133

5-2-3 海洋再解析データ.....	134
5-3 解析方法.....	135
5-3-1 夏季北太平洋中央部漁場におけるアカイカの好適生息域推定モデル構築.....	135
5-3-2 逐次的なデータ投入による適応型モデル修正アルゴリズム.....	139
5-4 結果.....	145
5-4-1 サポートベクターマシンを用いた適応型モデル修正アルゴリズム.....	145
5-4-2 適応型モデルのメンバーによるマルチモデルアンサンブル.....	150
5-4-3 マルチモデルアンサンブルによるアカイカ好適生息域マップ.....	157
5-4-4 2000–2012年についての評価.....	163
5-4-5 GAM及びランダムフォレストに逐次更新アルゴリズムを導入した事例.....	166
5-5 考察.....	170
5-5-1 マルチモデルアンサンブル手法を導入した効果.....	170
5-5-2 適応型好適生息域推定モデルにおけるリアルタイムデータの価値.....	176
5-5-3 好適生息域推定モデルのマルチコリニアリティについて.....	181
第6章 総合考察.....	183
謝辞.....	192
引用文献.....	194

第 1 章 緒言

1-1 北太平洋におけるアカイカ的生活史と海洋環境との関係

本研究の対象魚種である外洋性種のアカイカ(*Ommastrephes bartramii*)は南北両半球の中高緯度を中心として広い分布域を持っているが (Roper et al., 1984; 奥谷, 1995)、北太平洋においても広範囲に分布しており、産卵場である海面水温 21-25°C の範囲の亜熱帯海域 (Ichii et al., 2004) から索餌場となる亜寒帯フロントの南から移行領域 (谷津, 1992) との間で季節的な南北回遊を行う (Figure 1-1)。寿命は 1 年であることから、数年以上の寿命を持つ魚種に比べて卓越年級の影響が小さく、稚仔魚期の餌環境となる低次生態系や適性水温などの物理環境の影響に対する資源変動へのレスポンスが顕著であると考えられている (Ichii et al., 2006)。

北太平洋におけるアカイカの系群は、発生時期により秋生まれ群と冬・春生まれ群に大別される (Yatsu et al., 1997)。秋生まれ群は、流し網漁が行われていた 1982-1992 年には国際的に主要な漁獲を占めており、年間に 10-21 万トンの水揚げ量があったが (Ichii et al., 2006) 国際的なモラトリアムにより、流し網漁が禁止となった 1994-2004 年には釣りによる冬・春生まれ群の漁獲量が増え、年間に 10-20 万トンの水揚げ量となった (Chen et al., 2007)。

秋生まれ群と冬・春生まれ群という 2 つの系群では、その発生時期が異なることに起因する様々な差異が見られることが分かっている。まず、両者ともに産卵場は海面水温 21-25°C の範囲と規定されていると考えられる (Ichii et al., 2004) ことから、秋生まれ群の産卵場が 30-35°N の亜熱帯前線帯であるのに対して、冬・春生まれ群の産卵場はさらに南の 25-30°N 付近の亜熱帯域となる (Ichii et al., 2009) (Figure 1-1)。秋生まれ群が孵化する亜熱帯前線帯付近は、産卵期から稚仔期となる 11 月から翌年 1 月までの間、Transition Zone Chlorophyll Front (TZCF) と呼ばれる、海表面のクロロフィル *a* 濃度が 0.2mg/m³ よりも高い領域として定義される (Polovina et al., 2001) 一次生産の盛んな海域と重なっており、そのことがアカイカ稚仔にとって好適な餌環境を提供することとなりアカイカの成長に有利に働くと考えられている (Ichii et al., 2009)。また、その結果として秋生まれ群は生活史の前半に急速に成長する

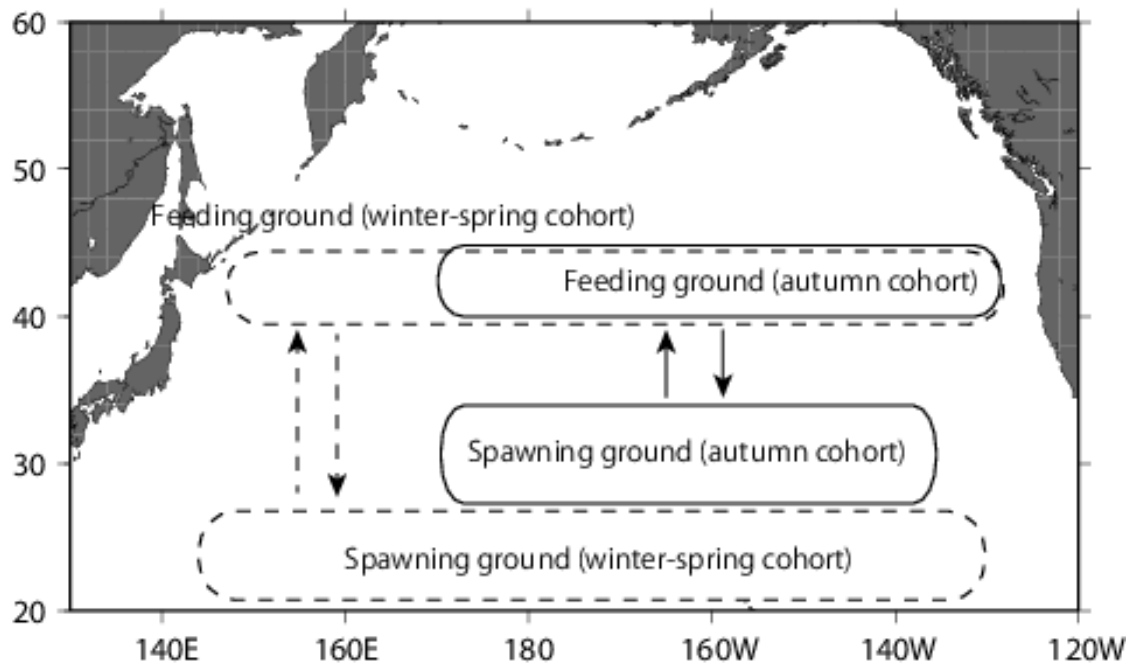


Figure 1-1. Migration patterns of the autumn and the winter-spring spawning cohorts of neon flying squid in the North Pacific. Both cohorts migrate northward from their spawning grounds in subtropical waters within 21-25°C SST range to the subarctic regions, which are highly productive during summer. They move southward to their spawning grounds during the following autumn-winter.

第 1 章

ことが知られている (Yatsu et al., 1997; Yatsu et al., 2000; Chen and Chiu, 2003, Ichii et al., 2004)。また、秋生まれ群は雌雄で回遊ルートが異なることが知られており、雌は索餌場である亜寒帯フロントの南側まで回遊するのに対して、雄は産卵域である 30-35°N 付近から移動しない (Bower and Ichii, 2005)。これについても、稚仔期から餌環境に恵まれている秋生まれ群の雄は、索餌のための回遊を行わなくても成熟が可能であることが原因とされている (Ichii et al., 2009)。

一方で冬・春生まれ群は、卵稚仔が存在する 25-30°N 付近の亜熱帯域が、稚仔の餌環境として必ずしも恵まれた領域ではないため、秋生まれ群に比べ生活史の前半の成長が極めて遅い (Yatsu et al., 1997; Yatsu et al., 2000; Chen and Chiu, 2003; Ichii et al., 2004)。また、冬・春生まれ群の孵化稚仔が孵化後 1 か月に経験する水温が秋生まれ群の経験する水温よりも約 1°C 低いことも、冬・春生まれ群の成長が遅いことの一因であると考えられている (Kato et al., 2014)。冬・春生まれ群は雌雄共に季節的な南北回遊を行うが、日本沿岸を含む北太平洋西部では秋生まれ群は殆ど存在せず、冬・春生まれ群しか見られないという特徴がある (Yatsu et al., 1998; Ichii et al., 2006) (Figure 1-1)。これは、北太平洋西部においては、アカイカの産卵適水温域である海面水温 21-25°C の領域が、冬・春生まれ群が孵化する 1-3 月には 21-26°N の流れの穏やかな領域であるのに対して、秋生まれ群が孵化する 11-12 月には黒潮の領域と重なってしまう (Figure 1-2) ため、冬・春生まれ群は遊泳能力のない稚仔でもこの領域に留まり生育することができるのに対して、秋生まれ群は稚仔が黒潮で北太平洋東部に流されてしまい、この場に留まれないことが原因とされている (Ichii et al., 2009)。

このように、アカイカは発生時期が異なることより 2 つの系群で生活史に大きな違いが現れることがわかっているが、このような両者の差異が各系群の資源量の年々変動にも影響を及ぼすことも近年の研究により明らかにされている。Ichii et al.(2011) は、北太平洋中央部の日付変更線付近における長期のアカイカ資源調査データを用いた解析を行い、公海での流し網漁の操業停止以降の 1994-2003 年のアカイカ秋生まれ群の資源量変動が、稚仔期に相当する冬季における TZCF の南北位置との間に有意な相関があり、TZCF が南に位置している年ほどアカイカ秋生まれ群の資源量が大きいことを示した。さらに、この TZC

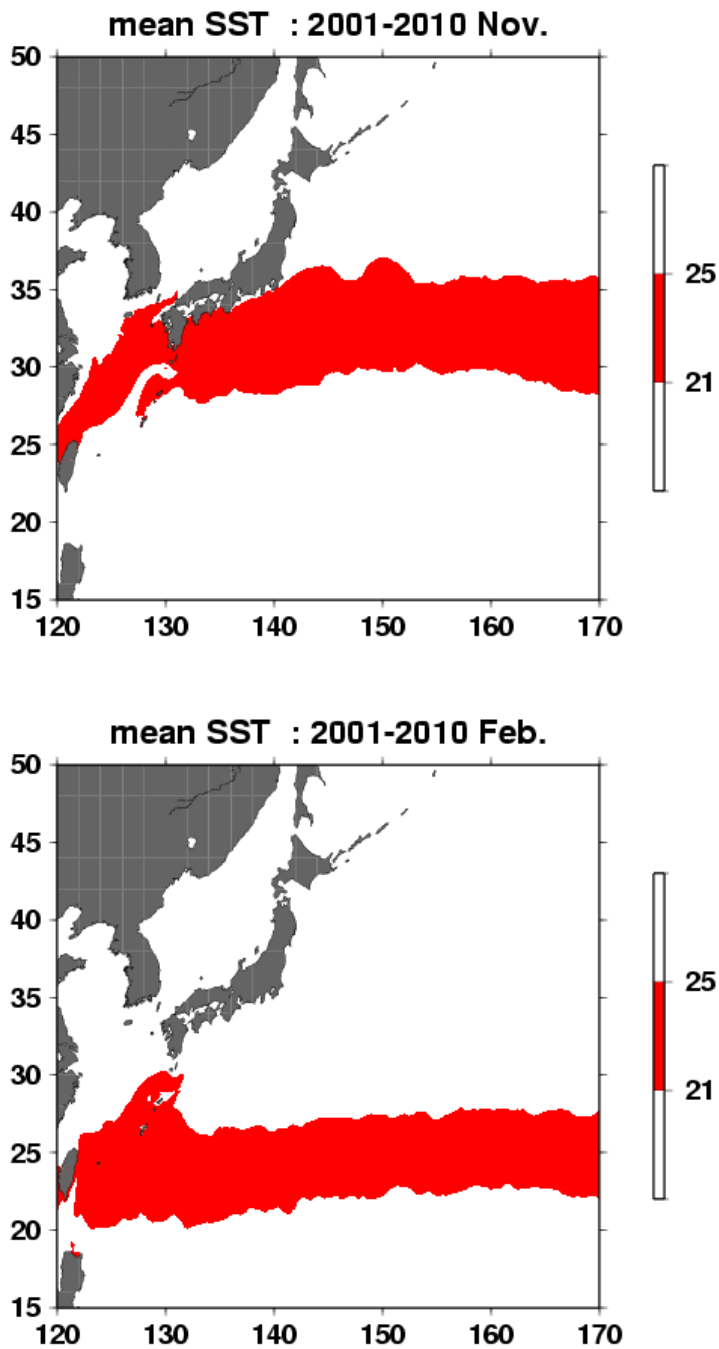


Figure 1-2. Spawning areas of the autumn (top) and winter-spring (bottom) cohorts of the neon flying squid in the western North Pacific. Red color depicts the areas of 30-year-averaged monthly sea surface temperature ranging from 21-25°C.

第 1 章

F 変動が北太平洋の全域で起こっている海面高度の年々変動と連動していることも示している。具体的には、北太平洋における海面高度の EOF 第 1 モードとアカイカ秋生まれ群の資源量変動との間にも有意な相関があり、海面高度が日本沿岸から北太平洋中央部にかけて高く北米東岸域で低い空間パターンを示す時にはアカイカ秋生まれ群の資源量が大きいという関係を見出した。また Igarashi et al. (2017) は、このようなアカイカ秋生まれ群の資源変動は太平洋十年規模振動 (Pacific Decadal Oscillation: PDO) と連動しており、特に 1998/1999 年に起こった温暖期 (北米大陸東岸で温暖・北太平洋中央部で寒冷) から寒冷期 (北米大陸東岸で寒冷・北太平洋中央部で温暖) へのレジームシフトに伴い秋生まれ群が顕著に減少していることを示した。またその原因として、冬季のアカイカ秋生まれ群の産卵域では混合層の形成による栄養塩の供給量の年々変動が PDO の影響を強く受けており、その変動に伴い同海域における一次生産量の変動も強い影響を受けるため、その結果としてのアカイカ秋生まれ群の稚仔期における餌環境の年々変動がアカイカ秋生まれ群の資源変動に反映されていることを示唆するデータ解析の結果を得た。さらに、PDO 指数や産卵域における冬季の垂表層水温などいくつかの指標を元にアカイカ秋生まれ群の資源変動モデルを構築している。

一方で冬・春生まれ群については、Nishikawa et al. (2014, 2015) が、アカイカ冬・春生まれ群の産卵域となる冬季の北西太平洋亜熱帯海域における衛星観測による月平均海面クロロフィル *a* 濃度の年々変動 (2003-2010 年) と翌年の漁期におけるアカイカ冬・春生まれ群の資源変動との間に有意な相関があることを示すとともに、その原因として、エルニーニョ・南方振動 (El Nino/ Southern Oscillation: ENSO) に伴う冬・春生まれ群の産卵海域における海上風の強弱が、混合層深及び下層からの栄養塩供給に影響を及ぼすことで冬・春生まれ群の稚仔期における餌環境をコントロールして、その結果としてアカイカ冬・春生まれ群の資源変動に影響を与えることを示した。さらに、冬季の産卵海域における混合層深を指標としたアカイカ冬・春生まれ群の資源変動モデルを構築している。

このように、アカイカ的生活史や資源変動に対して海洋環境が様々な形で影響を及ぼしていることが過去の研究から明らかにされている。特に資源変動については、変動メカニ

第 1 章

ズムそのものは同じであっても、対象海域が違うことでアカイカ稚仔に影響を及ぼす海洋環境に対して異なった強制力が働くことにより結果としての資源変動の様子が異なることが示されている。これらの結果から、アカイカが季節により、また年によって異なる海洋環境の影響を大きく受けていると推察できるので、海洋環境変動との関係からアカイカの生態に関する理解をさらに深化させることが期待できる。

1-2 アカイカ漁場推定・予測研究の意義

日本では 1970 年代初頭にスルメイカ漁獲が激減しており、当初は過剰な漁獲による資源量の減少が原因であるとされたが、その後の解析によりスルメイカの産卵域における海洋環境が温暖レジームから寒冷レジームにシフトすることでスルメイカの再生産にとって不敵な条件となってしまったことが原因ではないかと指摘されている（桜井, 1998; 木所, 2009）。このスルメイカ漁獲の激減を補うために 1974 年頃より三陸・道東沖合でアカイカ釣り漁業が始まった。一方、流し網漁業は 1978 年に三陸・道東沖で始まったが、アカイカ釣り漁業と競合したため、1979 年から東経 170 度以西を釣り漁場、以東を流し網漁場とする規制が実施された。その後、釣り漁業が縮小する一方で、流し網漁業は 1980 年代に毎年 12-22 万トンを生産する重要な漁業となった。しかしながら、公海域における流し網漁業は、国連決議により 1992 年を持ってモラトリアム（操業停止）となったため、現在では釣り漁業のみが行われている（酒井ほか, 2016）。アカイカは、冷凍ロールイカ・惣菜・さきいか・燻製・イカ天ぷら等の加工原料として現在でも重要な役割を担っている（酒井ほか, 2016）。

北太平洋におけるアカイカ資源量は、1992 年末の公海流し網の操業停止以降、一時回復したが 1998 年に起こった北太平洋における PDO の温暖期から寒冷期へのフェイズシフトの後、再び低水準となっている（Ichii et al., 2011; Igarashi et al., 2017）ことに加えて、近年では中国等の漁獲量増大によるアカイカ資源量枯渇への影響が懸念されることから国際的な資源管理の重要性が指摘されている。また現在、アカイカ漁を行う日本の中型イカ釣り漁船の殆どが青森県の八戸漁港に所属しており（五十嵐ほか, 2014）、かつては多くのイカ釣り漁船で複数の船団を組み漁場探索を行っていたが、近年では操業を行う漁船数の減少に伴い、好漁場を見つけるために少ない漁船数で広範囲を探索しなければならず、非効率な操業を強いられているという現実がある。アカイカ釣り漁業の操業に伴うコストの大部分は漁船の燃油使用料であり、燃油価格の高騰といった漁業経営の不安定化要因を克服するために高精度な漁場予測を活用した漁場探索による漁業の効率化が強く求められている。さらに、アカイカ釣り漁業従事者の高齢化が進んでいることから、今後もアカイカ漁業を維持していくためには新規参入の可能性を広げていくことが業界として求められている。

第1章

しかしながら、これまでアカイカ漁場の探索は熟練の漁業者による経験知に基づいて行われてきており、この経験知を伝承する仕組みが無いことが、新規参入者を阻む大きな要因の一つとなっている。さらには、近年顕在化しつつある地球温暖化等の気候変動に伴い、海水温や混合層深の変化に伴う産卵時期・産卵海域の変化あるいは黒潮活動の変動に伴う回遊ルートや漁場形成域の変動といったような、これまでの経験知では対応できない環境変化及びそれに伴うアカイカ漁場・資源の変化が起こる可能性も指摘されており（五十嵐ほか、2011）、このような変化に適応するという観点からも、近年急速に発展しつつある **Information Communication Technology (ICT)** を活用した新たな技術を導入して漁場探索の効率化を図るなどアカイカ漁業のスマート化を図り、持続可能な漁業へ転換していくことが漁業の現場で必要となりつつある。

さらに、アカイカを海洋生物としての生態学的な観点から考えると、春季の北上回遊時や夏季の索餌場でのアカイカは、ハダカイワシ等の小型魚類、頭足類、甲殻類等を主な餌として捕食している（Seki, 1993; Watanabe et al., 2004）一方で、メカジキ等の大型魚類や鯨類の餌となっており、北太平洋の海洋生態系における食物連鎖の中間に位置していることで、食物網の維持にとって重要な役割を担っている（Seki, 1993）。したがって、アカイカの漁場形成メカニズムを明らかにすることにより、単にアカイカという魚種の生息域に関する知見が得られるだけでなく、アカイカの捕食者や被捕食者との関係性を理解する上でも重要な知見が得られる可能性がある。

1-3 アカイカ好適生息域推定における既往の研究と課題

Habitat Suitability Index モデル (HSI モデル) は、対象となる生物種の資源量とその生物と取り巻く様々な環境変数を用いて生物資源量と各環境変数を統計的に比較し、環境変数の値ごとに対象生物種にとってどの程度生息しやすいかを数値化した suitability index (SI) を求め、それらを統合することで対象生物の好適環境を数値化した HSI 値を求めることにより、対象地域にひも付られた自然環境に対する対象生物にとっての好適度を推定する統計モデルである (US Fish and Wildlife Service, 1981)(Figure 1-3)。この HSI モデルを用いた好適環境の推定は陸上・海洋を問わず様々な生物種に対して広く行われており、主に生物の環境アセスメント手法として利用されてきている (日本環境アセスメント協会, 2006) が、近年では水産分野における様々な漁獲対象魚種の好漁場を推定・予測する手法としても有効であることが示されつつあり (Mugo et al., 2010; Mugo et al., 2014; 五十嵐ほか, 2017)、漁業者が漁場探索を効率的に行う上で、確度の高い漁場推定情報を得るための有効な手段として期待されている。また近年では、上記の HSI モデルや線形回帰モデルを拡張した一般化線形モデル (Generalized Linear Model: GLM)・一般化加法モデル (Generalized Additive Model: GAM) やさらに高度な機械学習アルゴリズム適用した生態的地位因子分析モデル (Ecological-Niche Factor Analysis: ENFA) (Hirzel, 2002) や最大エントロピーモデル (Maximum Entropy model: MaxEnt)(Phillips et al., 2006) 等の様々なモデルが提案されており (Praca et al., 2009; 齊藤, 2014)、これらは好適生息域推定モデル (ハビタットモデル) と総称されている (土光ほか, 2013)。尚、好適生息域推定モデルは、本来的には対象魚種の存在量あるいは在・不在情報とそれに対応した環境データとの統計的な関係から、対象魚種にとっての好適度を推定することを目的としている。従って、結果として得られる好適生息域推定図は、対象魚種にとっての環境としての好適の度合いを指標化したものの分布を示しており、必ずしも対象魚種の豊度を示しているわけではない。しかしながら、好適生息域推定モデルを使った漁場推定を行う場合には、その目的から、対象魚種が多く存在するかどうかを指標化する場合が多い。本研究においても、モデル構築に使用するアカイカ漁獲データは漁場分布を示したものであるため、好適生息域推定モデルにより推定されるのは

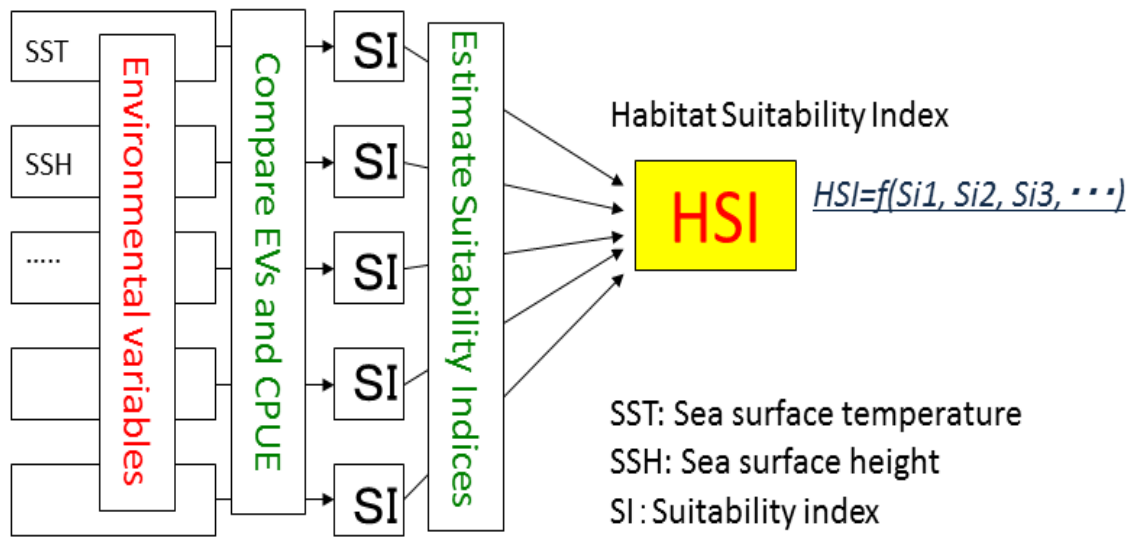


Figure 1-3. Schematic diagram of a habitat suitability index (HSI) model.

潜在的漁場形成分布となる。

アカイカについての好適生息域推定モデル研究としては、Tian et al. (2009)、Chen et al. (2010)、Yu et al. (2015)が中国漁船の漁獲データと海洋環境データを用いて北西太平洋の黒潮続流域におけるアカイカの HSI モデル構築を行っている。このうち Tian et al. (2009) では海面水温・亜表層水温（2 層）・塩分濃度・海面高度の 5 種類の月平均値を海洋環境変数として HSI モデルを作成しているが、その結果を見ると、黒潮続流域における物理環境場の変動を反映したアカイカの好適生息域がある程度推定できていると考えられる。また Chen et al. (2010)や Yu et al. (2015)でも、使用する海洋環境変数や HSI モデルの定式化についての検討を加えることで同様の結果を得ることができていることから、1-1 節で示したアカイカの資源量変動と同様に、アカイカの空間分布・漁場形成に対しても海洋物理環境変動が少なからず影響を及ぼしていることが推察される。しかしながら、これらの研究で推定された HSI 分布と、漁船による実測値である CPUE (単位努力量当たり漁獲量: Catch per unit effort) の分布を詳細に比較すると、必ずしも HSI が CPUE の結果と符合しておらず、多くの改良の余地を残している。これらの研究で作成されたアカイカの HSI モデルは、海洋物理環境データとして月平均値しか使用していないため、ダイナミックに変動する海洋環境場に対応して移動するアカイカ漁場を予測することができていない。特に、メソスケール渦やストリーマといった数日スケールで変動する現象が卓越する黒潮・親潮移行域に形成されるアカイカ漁場では、好適生息域の変動もこれらの影響を強く受けていると考えられるため、月平均値によるモデルでは、漁場の変動を捉えるには不十分である。

このような、海洋環境の平均的な描像に対するアカイカの好適生息域を同定するための好適生息域推定モデルでは漁場予測の実利用に活用することはできず、かなりの改良が必要であると考えられるが、最近 Alabia (2015) が行った一連の研究では、海洋環境データの時間分解能を短くして日平均値を使用することと、さらに MaxEnt 等の高度な機械学習アルゴリズムを導入することで、アカイカの好適生息域推定モデルの高度化に成功している。Alabia et al. (2015a)、Alabia et al. (2015b)では、日本のイカ釣り漁船の漁獲データと主に衛星観測による日平均の海洋環境データを MaxEnt モデルに適用することでアカイカの好

第 1 章

適生息域推定モデルを構築し、黒潮—親潮移行域における前線帯の変動に伴ってアカイカの好適生息域が移動している描像を示した。さらに黒潮変動に伴って移動するメソスケール渦活動とアカイカ好適生息域との関係性について論じている。また Alabia et al. (2016a) では、アカイカ好適生息域の変動と ENSO との関係について衛星観測データを用いて作成した GAM によるハビタットマップを使って検証しており、漁獲の前年にラニーニャが起こった年には好適生息域が北上する傾向にあるのに対して、漁獲の前年に強いエルニーニョが起こった年には好適生息域が例年に比べて南側に形成されることを示した。さらに Alabia et al. (2016b) は、衛星観測データと海洋再解析データを用いて作成した MaxEnt モデルを CMIP5 (Coupled Model Intercomparison Project Phase 5) の地球温暖化実験データに適用することで、温暖化時におけるアカイカ好適生息域の変動について論じており、その結果として、夏季の北太平洋中央部漁場では温暖化により好適生息域の形成時期が短縮するとともに好適生息域が現在よりも東側にシフトすることが報告されている。さらに、Alabia et al. (2016c) では、海洋再解析データを複数の異なった計算アルゴリズムを用いた好適生息域推定モデルのアンサンブル化を行いモデル精度の向上を図ることを試みており、複数モデルによる推定結果のアンサンブル平均を取ることで、アンサンブルモデル構築に使用した各単体モデルの推定結果よりも精度の高い推定ができることを示した。このように Alabia(2015)による精力的な研究成果により、アカイカの好適生息域推定モデル研究は大いに進んだ。

しかしながら、依然として解決されていない課題が残されている。その一つは、アカイカの漁場形成メカニズムの理解が必ずしも進んでいないことが挙げられる。これまでに列挙した過去の研究では、アカイカの漁場形成にとっての各環境変数の統計的な重要度については詳しい検証が行われている。しかしながら、いずれの研究においても、ある特定の環境変数が他の環境変数に対して統計学的にどの程度有意水準が高いか（低いか）といった統計学的な関係性の抽出に終始しており、特定の環境変数あるいはその閾値が、アカイカという生物に対してどのような影響を与えることによって好漁場が形成されているかという原因についての考察がほとんどなされていない。特に、海洋で起こっている様々な現

第 1 章

象とアカイカ好適生息域との対応関係についての理解が希薄である。わずかに Alabia et al. (2016a)や Alabia et al. (2016b)で、黒潮—親潮移行域における前線帯やメソスケール渦との関係性について議論を行っているが、これらについてもあくまでも統計学的な位置関係についての解析を行っているのみであり、具体的なアカイカの漁場形成メカニズムの理解には至っていない。アカイカの漁場形成メカニズムの理解がどの程度詳細になされているかという事は、単に生物学的な理解の深化につながるというだけでなく、アカイカ漁場の予測精度をどこまで向上させることができるかという事に直結しているので、実利用レベルで有効な漁場予測精度を確保するためにもアカイカ漁場形成メカニズムを現象として解明することが重要である。

もう一つは、これまでの研究で構築された好適生息域推定モデルが、実利用としてアカイカ漁場予測を行うことを想定した開発になっていないことから、その結果として実際の漁場予測サービスにつながっていないという問題が挙げられる。これまでの研究では、統計学的な検証としてのハインドキャスト (Tian et al., 2009)や地球温暖化実験結果を用いたプロジェクション (Alabia et al., 2016b)は行われているが、実利用を想定した漁場予測実験研究はほとんど行われていない。これはアカイカに限ったことではなく、海洋生物の好適生息域推定モデル研究全般に対して該当することであるが、その大きな理由の一つは、多くの研究で採用している海洋環境変数が人工衛星観測データに依存していることが挙げられる。数少ないアカイカの漁場予測システム開発を行った研究 (五十嵐ほか, 2014; 五十嵐ほか, 2017)では、3次元の高解像度海洋再解析データと過去のアカイカ漁獲データを入力値としてアカイカの好適生息域推定モデルを作成し、そのモデルを、海洋再解析データを初期値とした数値シミュレーションモデルによる海況予測結果に適用することでアカイカ漁場の予測図を作成し、その予測図を、ウェブシステムを介してアカイカ漁業者に提供することで実利用化に成功している。このように海況予測シミュレーションとの連携を想定した好適生息域推定モデルを作成することで漁場予測の結果を実利用に活用する仕組みを構築することができるが、人工衛星観測データを好適生息域推定モデルの入力としてしまうと、このモデルを使って漁場予測マップを作成するために必要な入力データとしての数

第 1 章

日先の予測データに相当する、衛星観測データと同等の海洋環境予測データが存在しないため、その結果として漁場予測図が作成できない。リアルタイムで入手可能な直近の衛星観測データを用いて現況推定図を作成することは可能であるが、要素によっては雲による広範囲の欠測が頻繁に発生することで好適生息域推定モデルの入力データに欠損が生じてしまい、リアルタイム現況推定マップの作成であっても現実的な配信は困難が予想されるため、実利用としての予測情報作成には対応できない。Alabia et al. (2016c)では、アンサンブル好適生息域推定モデルを構築できるソフトウェアに海洋再解析データを適用してアカイカの好適生息域推定モデルを作成している。即時情報処理を要求される現業予測という観点からは、パッケージ化されたソフトウェアを使い高度な機械学習機能による好適生息域推定モデルを即時に構築して高精度の漁場予測結果を得られることは、実利用上、非常に有効な手法である。しかしながら、現在ではまだそのようなそのような使い方はされておらず、Alabia et al. (2016c)においても解析内容はモデル間の性能比較に留まり、漁場予測の実行可能性に対する評価はなされていない。

その結果として現段階では、年ごとに複雑に変動する海洋環境場に対応した高精度の好適生息域推定技術が確立されているとは言えず、漁場の推定が実利用に耐え得る精度に達していないことから、実際に行われている漁業情報サービスにおいても好適生息域の現況予測情報を提供・配信している例は国内外・魚種を問わずほとんどない。漁場の推定精度が向上しない要因の一つとしては、日々や季節あるいは年々といった様々な時間スケールで大きく変動する海洋環境と、それに対応する対象魚種の漁場形成との関係が過去のデータだけでは十分に表現しきれず、その結果として予測時の海洋環境に適した好適生息域推定モデルが構築できていないことが考えられる。従って、漁業者が観測した漁獲情報をリアルタイムで取得し HSI モデルに即時に取り込んで、現場の海洋環境に適した HSI モデルに修正を施すといった実利用に適した好適生息域推定モデルを開発することで漁場の推定精度向上が期待できる。

1-4 本研究の目的と構成

本研究では、アカイカを対象とした好適生息域推定モデルを構築してアカイカ漁場の形成メカニズムを明らかにするとともに、アカイカの魚種としての特性を反映しかつ実利用としての漁場予測の活用を想定した好適生息域推定モデルの修正手法を開発することで漁場予測の高精度化を図ることを目的とする。特に、アカイカ漁業者から提供されるリアルタイム漁獲データを有効活用して好適生息域推定モデルを高精度化し、実利用に耐え得る漁場推定精度を得られる技術を確立することを最重要課題とする。

研究対象海域は、日本のアカイカ漁船の主要漁場となる夏季の北太平洋中央部漁場及び冬季の三陸沖漁場の二か所である (Figure 1-4)。前述の通り、下記の北太平洋中央部では秋生まれ群と冬・春生まれ群の両者が漁獲対象魚となるが、冬季の三陸沖漁場については冬・春生まれ群のみが漁獲対象魚となる。

本研究では、アカイカ漁場予測の実利用情報配信を現況化するための研究開発を目的とすることから、気象庁気象研究所が作成した Multivariate Ocean Variational Estimation (MOVE) – western North Pacific (WNP)(Usui et al., 2006)及び、海洋研究開発機構と気象庁気象研究所で共同作成した 4-dimensional Ocean ReAnalysis (FORA)-WNP (Usui et al., 2016)という高解像度海洋再解析データセットを、主要な海洋環境データとして好適生息域推定モデル作成に使用した。MOVE-WNP は、気象庁気象研究所で開発された海洋大循環モデル Meteorological Research Institute community ocean model (MRI.COM)(Tsuji no and Yasuda, 2004)をベースに開発された 3 次元変分法による海洋データ同化システム MOVE による再解析データで、現在気象庁が北西太平洋における海況解析及び予測を現業で行っているシステムと同じ海洋データ同化システムにより作成されている。従って MOVE で作成した好適生息域推定モデルは、現在気象業務支援センターから毎日配信されている気象庁海況予測データに適用することにより漁場予測が可能となる。また、FORA を作成した 4 次元変分法による海洋データ同化システム MOVE-4DVAR は、MOVE に続く気象庁の次世代海洋データ同化システムであるので、将来的には FORA を用いて作成した好適生息域推定モデルについても現業海況予測に適用可能となる。また MOVE や FORA

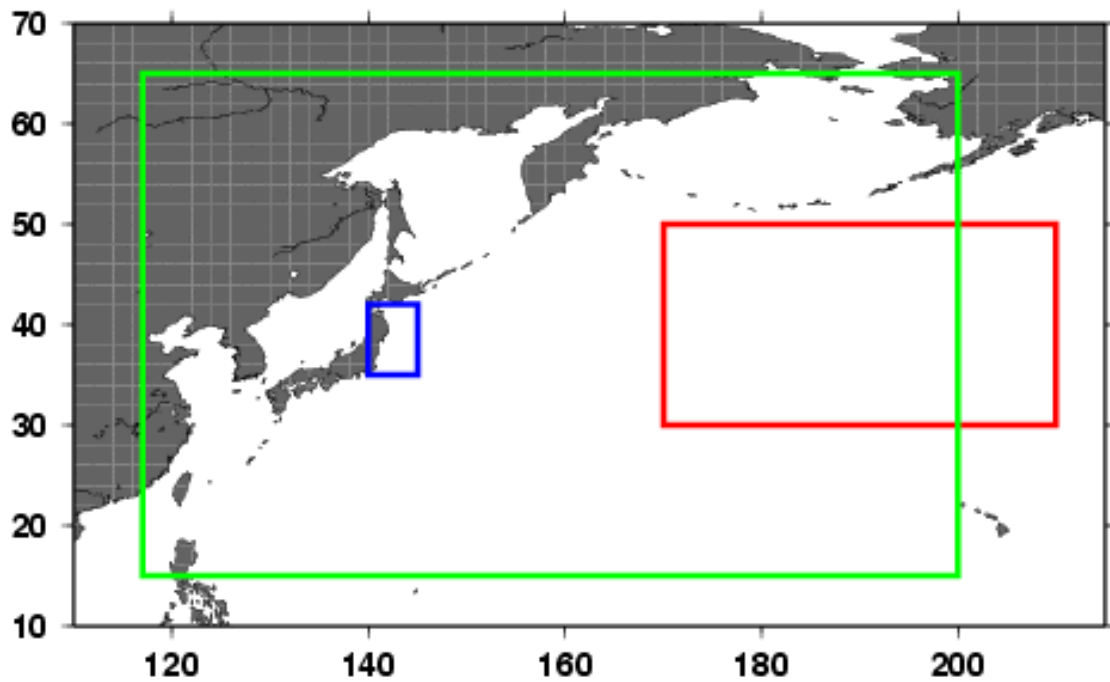


Figure 1-4. Study area. Fishing grounds of the neon flying squid of Japanese commercial vessels in summer (red) and winter (blue), and the model domain of MOVE-WNP and FORA-WNP ocean reanalysis (green).

第 1 章

といった再解析データセットは未観測等による欠損が無いいため漁獲データとの統合の際に全てのデータとのマッチングが可能となるという利点もある。好適生息域推定モデルの精度を確保するためには、ある程度の漁獲データと環境データのペアを与えて十分に学習を行うことが必要となるが、多くの場合、利用できる漁獲データの量が圧倒的に少ないことが問題となる。従って、海洋環境データの欠損により使用できなくなる漁獲データの量を減らすことが高精度の好適生息域推定モデル開発にとって重要な要件となるため、欠損のない海洋再解析を使用することが非常に有効となる。さらに、特に本研究の対象魚種であるアカイカのように、生息域が海表面付近だけではなく水深数百 m に及ぶ生物の生息環境を把握するためには亜表層の環境情報を HSI モデルに取り込む必要があるが、衛星観測データが海表面付近の情報しか得ることができないのに対して、3次元の海洋再解析データは亜表層の情報も海面と同等のものが使用可能であることが大きな利点となる。

本研究では、第 2 章で、冬季の三陸沖漁場を対象にアカイカの HSI モデルを作成しアカイカの漁場形成メカニズムを明らかにした。第 3 章では、冬季の三陸沖漁場を対象として、既往の研究により開発されたアカイカ資源変動モデルの知見を第 2 章で開発した好適生息域推定モデルに取り込むことで、漁場推定精度の向上を図る仕組みを開発し精度検証を行った。第 4 章では、夏季の北太平洋中央部漁場を対象にアカイカの好適生息域推定モデルを作成するとともに既存の好適生息域推定モデルが抱えている問題を提起して、好適生息域推定モデルの事例解析から、この問題を克服する手がかりを示すことでアカイカ漁場予測可能性についての検討を行った。第 5 章では、夏季の北太平洋中央部漁場を対象海域として、アカイカ漁業者から提供されるリアルタイム漁獲データを有効活用して好適生息域推定モデルを高精度化するアルゴリズムを開発し精度検証を行う事で実利用に耐え得るモデルパフォーマンスが得られていることを示した。

第2章 冬季三陸沖漁場におけるアカイカ好適生息域推定

2-1 研究背景と目的

本章では、後述の第3章で開発する、アカイカ資源変動モデルの知見を好適生息域推定モデルに取り込んだ「アカイカ資源変動・好適生息域推定統合モデル」のベースモデルとなる冬季の三陸沖漁場におけるアカイカ HSI モデルを開発するとともに、得られた結果から、対象領域におけるアカイカの漁場形成メカニズムを明らかにすることが目的である。

本章の研究対象海域となる三陸沖では1月から3月上旬にかけてアカイカ漁場が形成される。アカイカ釣り漁業を行う日本の中型(35t以上185t未満)イカ釣り漁船は約30隻あるが、そのほとんどが青森県の八戸港を母港としており、操業は数日ごとに帰港する形態となっている。また、操業は漁業者間での取り決めにより夜間のみの操業で、集魚灯のみを使用する漁法となっており、後述の夏季北太平洋中央部での操業とは異なる。一方で、これらの中型イカ釣り漁船は、夏季の北太平洋中央部でのアカイカ操業を終えて八戸港に帰還した後すぐに日本海へ向かいスルメイカ操業を行うため、冬季については、三陸沖でアカイカ操業を行うか、もしくは日本海でのスルメイカ操業を継続して行うかの選択を迫られる。漁業者は、主にアカイカ及びスルメイカの単位重量当たりの魚価と漁獲状況を判断材料としてどちらの漁を行うかを選択するが、選択時点での魚価は明示されるのに対して、2魚種の漁獲状況については必ずしも確度の高い情報が得られるわけではない。従って冬季の三陸沖漁場におけるアカイカ漁場予測では、三陸沖漁場に向かう事によってある程度の漁獲が確保できるかどうかについて、スルメイカ漁との比較という観点から状況判断するための確度及びリードタイム(信頼できる予測結果が時間的にどの程度前から入手可能であるか)を持った予測情報が求められる。

本研究対象海域で漁獲されるアカイカは冬・春生まれ群のみの雌雄となる(Yatsu et al., 1998; Ichii et al., 2006; Ichii et al., 2009)。本系群は、漁獲の前年冬～春季にかけて亜熱帯域で孵化した稚仔が北上回遊により亜寒帯域まで移動して摂餌を行い成長を遂げた後、産卵のための南下回遊の途中で三陸沖漁場を通過する。本系群について日本の中型イカ釣り漁船

第2章

が漁獲を行うのは三陸沖のみであるが、摂餌域となる亜寒帯領域では8-11月に主に中国漁船による漁獲が行われている (Chen et al., 2008)。近年、その漁獲が増加していることからアカイカ資源の低下が懸念されているが、信頼性のある資源量の見積は得られていない (酒井ほか, 2016)。

アカイカを対象とした好適生息域推定モデルは過去のいくつかの研究で既に開発されており、北西太平洋の黒潮続流域では中国漁船の漁獲データと月平均の海洋環境データを使った HSI モデルの構築が行われている (Tian et al., 2009; Chen et al., 2010; Yu et al., 2015)。また本研究対象海域である三陸沖漁場についても Alabia et al. (2015a)が、日本漁船の漁獲データと日平均の海洋環境データを使って MaxEnt による好適生息域推定モデル構築を行っている。これらの既往の研究結果からアカイカの好適生息域と様々な環境変数との関係が明らかになっており、海面水温・海面塩分・海面高度がアカイカの漁場形成に主要な影響を及ぼしていることが示されている (Tian et al., 2009; Chen et al., 2010; Alabia et al., 2015a; Alabia et al., 2015b; Yu et al., 2015)。またクロロフィル *a* 濃度 (Chen et al., 2010; Alabia et al., 2015b; Yu et al., 2015) や渦運動エネルギー (Alabia et al., 2015a; Alabia et al., 2015b)、風応力 (Alabia et al., 2015a; Alabia et al., 2015b)、混合層深度 (Alabia et al., 2015b) といった環境変数がアカイカの好適生息域と有意な統計関係にあることが示されている。さらに Alabia et al. (2016a) は ENSO 指数との有意な相関を見出しており、エルニーニョがアカイカ漁場に影響を与えていることを示唆している。しかしながら、多くの研究によるこのような関係性の羅列は、必ずしもアカイカ漁場形成の特徴を描写するに至っていない。上述の通り、これまでの多くの研究は衛星観測から得られる海面のデータを用いてアカイカの好適生息域推定モデルを作成しているが、Nakamura (1993)は、アカイカが非常にはっきりとした日周運動を行っていることをバイオテレメトリーにより明らかにしており、夜間は水深 40-70m まで浮上してくるが日中は水深 400-700m に留まっていることを報告している。従って、アカイカの好適生息域推定モデルを作成するためには、海表面の環境データだけでは不十分であり亜表層の環境データを取り込む必要がある。Tian et al. (2009)や Alabia et al. (2016c)では亜表層の水温・塩分データを取り込んだ好適生息域推定モデルを作成しているが、これらの研究につ

第2章

いてもアカイカの漁場形成メカニズムに関する包括的な知見が得られているとは言えない。

本研究では、気象庁気象研究所で作成された3次元変分法を用いた海洋データ同化システムによる高解像度海洋再解析データセット MOVE-WNP を海洋環境データとして使用することにより、亜表層の環境を取り込んだアカイカ HSI モデルを作成した。得られた HSI モデルから、典型的な漁場形成が行われた2006年冬季についてのアカイカ好適生息域推定マップを作成し、海洋環境との統合解析からアカイカ漁場形成に関わる海洋環境の抽出を行うことでアカイカの漁場形成要因についての検討を行った。さらに、MOVE-WNP によるアカイカ HSI モデルと同条件下で、衛星データのみを用いた HSI モデル及び衛星データと同じ変数のみを用いた MOVE-WNP によるモデルを作成し、3者の性能比較を行う事で、3次元の海洋再解析データを用いて亜表層の環境を取り込むことの効果を定量的に評価した。

2-2 資料

2-2-1 研究対象海域

本研究の対象海域は北西太平洋における東北沖の 140–150°E、35–44°N で囲まれた領域である (Figure 2-1)。この海域において、日本の中型イカ釣り漁船が 1 月–3 月上旬にかけてアカイカ釣りの操業を行っている。この海域は黒潮–親潮移行域と呼ばれており、海洋物理学的には風成循環による亜熱帯と亜寒帯の 2 つの gyre による西岸境界流がぶつかり合う領域で、黒潮・親潮それぞれのフロント活動により特徴づけられている (Yasuda, 2003)。親潮水は栄養塩が豊富であることと、多くの水温フロントを形成することから、水産の観点からも非常に重要であると考えられている (Hanawa and Mitsudera, 1987)。さらに暖水渦などのメソスケール渦の活動度が 155°N より西側で高く (Yasuda, 2003)、このような渦活動がこの海域における高い一次生産力を維持するために重要な役割を担っている (Kouketsu et al., 2016) とされている。日本の中型イカ釣り漁船のほぼ全てが、黒潮流軸の北側でアカイカ操業を行っている。

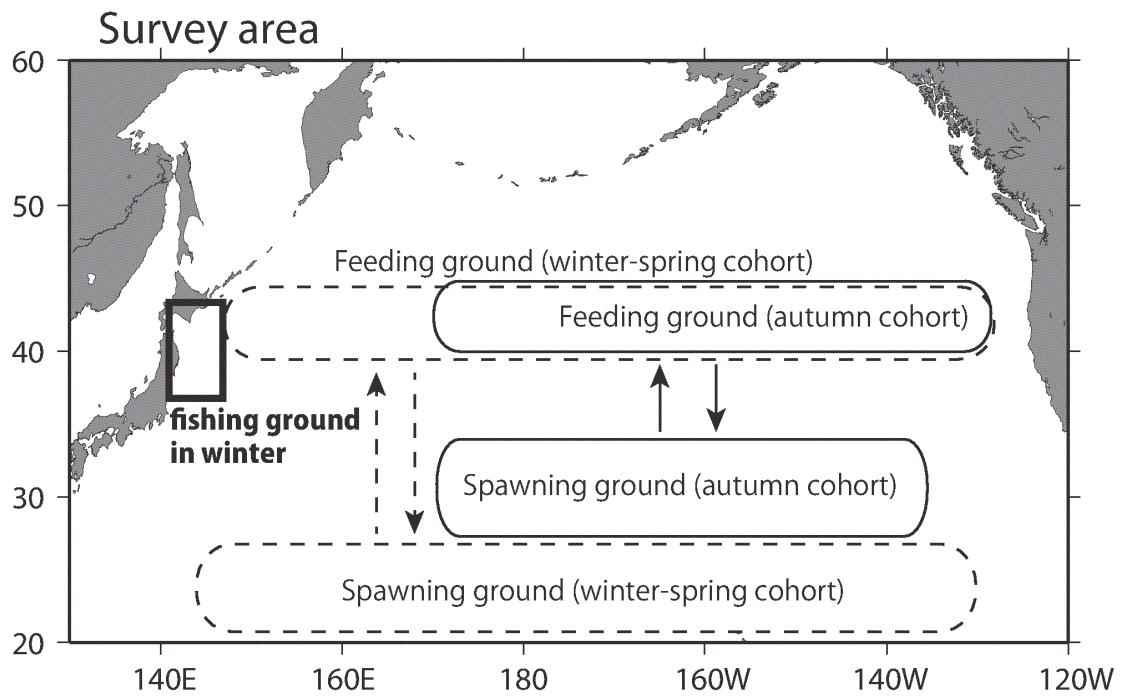


Figure 2-1. Migration pattern of the autumn and winter-spring spawning cohorts of the neon flying squid. Black lines indicate the fishing ground of Japanese commercial vessels in winter.

2-2-2 アカイカ漁獲データ

本研究で使用するアカイカ漁獲データは、地方独立行政法人青森県産業技術センター水産総合研究所により収集・編集された、青森県八戸漁港所属の中型イカ釣り漁船による漁獲データである。青森県水産総合研究所では、約30隻存在する中型イカ釣り漁船の中から毎年10隻程度の漁船を「標本船」として無作為抽出し、指定された漁船が報告した日々の漁獲実績をデータベース化している。報告項目は漁獲開始日時、漁獲位置（緯度・経度）、匹数別の漁獲の箱数となる。本研究ではこれらの元データから、1釣り機当たり1操業時間当たりの漁獲匹数をCPUEとして計算し、アカイカHSIモデル作成に使用した。本研究の対象期間は2003-2008年の1-2月とした。

2-2-3 海洋再解析データ

前述の通り、本研究では主要な海洋環境データとして、気象庁気象研究所で作成された MOVE-WNP 海洋再解析データを使用した。本データは、気象庁気象研究所で開発された海洋大循環モデル MRI.COM (T sujino and Yasuda, 2004)をベースに、同じく気象庁気象研究所で開発された3次元変分法に基づく海洋データ同化システム MOVE (Usui et al., 2006)により作成されたものである。対象海域におけるデータの空間解像度は緯度・経度ともに 0.1° であり鉛直層は 54 層である。データ同化計算には、World Ocean Database (Conkright et al., 2001) 及び Global temperature-salinity profile program (GTSP)データベース (Hamilton, 1994) により収集された水温及び塩分の鉛直プロファイル観測データ、気象庁が現業解析用に衛星観測と現場観測データとを統合して作成した日平均の海面水温データ (MGDSST, <http://ds.data.jma.go.jp/gmd/goos/data/database.html>) (栗原ほか, 2006)、及び Archiving, Validation and Interpretation of Satellite Data in Oceanography (AVISO)による海面高度アノマリデータ (Kuragano and Shibata, 2000) を観測データとして同化している。解析場は、メソスケール渦や黒潮蛇行等のメソスケール現象を正確に再現していることが確認できている (Usui et al., 2006)。本研究では、海洋環境変数として海面高度及び3次元の水温、塩分濃度、東西流速、南北流速を海面から水深 480m まで (上位 26 層) 使用した。解析期間は 2003–2008 年の 1–2 月である。

2-2-4 衛星観測データ

本研究では、MOVE-WNP 海洋再解析データを用いて作成した HSI モデルと性能比較を行う衛星観測データを用いた HSI モデルを作成するため、海面水温・海面高度の2種類の衛星観測データセットを使用する。海面水温は、東北大学で作成された New generation sea surface temperature for open ocean (NGSST-O) Version 1.0 (Sakaida et al., 2009)を用いた。このデータの水平解像度は緯度・経度とも 0.05° である。海面高度は、AVISO の the delayed-time merged product of mapped absolute dynamic topography (MADT)を用いた。このデータの水平解像度は緯度・経度とも $1/3^\circ$ である。AVISO には MADT とは別に mapped sea level anomaly (MSLA)が存在するが、本研究では MOVE-WNP の海面高度に相当する MADT を使用する。本研究では MADT を ADT と表記し、さらに MADT の水平勾配を計算したものを ∇ ADT と表記し3種類目の環境変数として使用する。解析期間は、MOVE-WNP と同様に 2003–2008 年の1–2月である。

2-3 解析方法

本研究では、冬季三陸沖漁場におけるアカイカの HSI モデルを作成する。前述のとおり、既往の多くの研究では、比較的シンプルな線形回帰アルゴリズムから複雑な非線形項を含む機械学習アルゴリズムまで、様々な計算手法による好適生息域推定モデルが作成されている。機械学習アルゴリズムを用いたモデルでは、生物種の生息域と海洋環境変化との複雑な関係を非線形項で記述することができるため、学習時の観測データに対するフィッティング性能が優れているとともに結果としての予測に対しても高精度の好適生息域推定モデルを構築することが可能である。一方で、単純な線形回帰に基づく好適生息域推定モデルや本研究で採用する HSI モデルのような比較的線形回帰に近いモデルは、生物種の生息域と海洋環境変数の変動とが単純な線形関係で表現できることから、得られた結果が理解しやすいという利点がある。HSI モデルは、三陸沖漁場におけるアカイカの漁場形成メカニズムを明らかにする上で有効なツールである。

本研究では、アカイカの漁獲分布データに対して種類の異なる海洋環境データセットを適用することにより、3種類の HSI モデルを作成する。まず、第1の HSI モデルは、衛星観測による海面水温 (SST)、海面高度 (ADT)、海面高度の水平勾配 (∇ ADT) の3種類の環境変数を用いて作成したものである。この3変数は、過去の研究でアカイカ的好適生息域に対して影響を与えうる変数であることが示されている (五十嵐ほか, 2014; Alabia et al., 2015a) ことから本研究でも採用することにした。第2の HSI モデルは、第1の HSI モデルで採用した3種類の海洋環境変数と同じものを MOVE-WNP から抽出して作成したモデルである。第3の HSI モデルは、上記3変数に加えて、新たに4種類の環境変数を MOVE-WNP から抽出してアカイカ HSI モデルの環境変数として採用したモデルである。新規の4種類の環境変数の抽出方法については2-4節の中で説明する。本研究では、これら3種類の HSI モデルを、それぞれ satellite-based モデル、MOVE-2D モデル、MOVE-3D モデルと呼ぶ。全ての海洋環境変数は HSI モデルの説明変数であり、目的変数は2-2-2で定義したアカイカ CPUE の自然対数 $\ln(\text{CPUE})$ となる。ここで CPUE の自然対数を取る理由は、目的変数の頻度分布を正規分布に近づけるための処理である。

第2章

アカイカの HSI モデルを作成するため、まず最初に、アカイカ CPUE データと各海洋環境変数との関係を示す SI 曲線を作成する。SI 曲線とは、横軸に各環境変数の値を、縦軸に対象魚種の漁獲量（ここでは $\ln(\text{CPUE})$ ）をとった散布図上に描かれる 1 本の連続関数で、最大値が 1、最小値が 0 の値をとる。本研究では、平滑化スプライン回帰を観測値に当てはめることで SI 曲線の作成を行う (Tian et al., 2009)。ここでは、平滑化スプライン回帰曲線から得られた $\ln(\text{CPUE})$ の最大値を「好適値」として 1、最小値を「不適値」として 0 と定義し、環境変数の値に対応する SI 値を算出する。各環境変数に対する SI 値は以下の式で定義される。

$$SI = \frac{Y_{fit} - \min Y_{fit}}{\max Y_{fit} - \min Y_{fit}} \quad (2-1)$$

ここで、 Y_{fit} は平滑化スプライン回帰曲線から得られた各環境変数の値に対応する $\ln(\text{CPUE})$ の見積値である。次に(2-1)式から得られた各環境変数の SI 曲線を統合して HSI モデルを作成する。本研究では geometric mean model (GMM) を HSI モデル作成に採用する。GMM は以下のように定義される。

$$HSI = \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n SI_i} \quad (2-2)$$

ここで、 n は HSI モデルで採用した海洋環境変数の個数となる。すなわち、satellite-based モデルと MOVE-2D モデルでは $n=3$ 、MOVE-3D モデルでは $n=7$ となる。

次に、作成した 3 種類の HSI モデルに対して、各モデルの統計的な性能比較を行うため赤池情報量基準 (Akaike Information Criteria; AIC) (Akaike, 1981) を計算する (Chen et al., 2009)。また、AIC は後述の MOVE-3D モデルに採用する海洋環境変数の選択にも使用する。AIC は、作成した統計モデルの複雑さと教師データに対する当てはまりの良さとのバランスを取るための指標で、AIC が小さな値であるほど両者がバランスよくなるように定式化されている (熊谷・船尾, 2007)。モデルパラメータの増加に伴い、より複雑さを増した統計モデ

第2章

ルの対数尤度のバイアスが漸近的にモデルに含まれる自由パラメータ数となる評価基準とする (小西・北川, 2004)ことで、パラメータ増加によりペナルティが課されるため、単純に統計モデルの教師データに対する当てはまりの良さを評価するだけでなく、モデル構築に使用した教師データ以外のデータによる予測に対しても、その精度が担保される基準となる (久保, 2012)。

このようにして3種類のアカイカ HSI モデルを作成した後に、典型的なアカイカの好漁場が形成された 2006 年 1–2 月を対象として、それぞれの HSI モデルによるアカイカ好適生息域マップを作成し3種類のモデル結果を比較・評価するとともに、2006 年冬季の HSI 空間分布に対応する海洋環境の 3 次元構造について MOVE-WNP を用いた解析を行い、各環境変数の 3 次元的な空間分布との対応関係から、冬季の三陸沖におけるアカイカ漁場形成要因について議論を行う。

2-4 結果

2-4-1 Satellite-based モデルと MOVE-2D モデル

Satellite-based モデルを作成するため、衛星観測により得られた SST、ADT、 ∇ ADT の各環境変数に対して、アカイカ $\ln(\text{CPUE})$ との関係から平滑化スプライン回帰を用いて(2-1)式により算出した SI 曲線を Figure 2-2 に示した。SI 曲線の値としては 0.6 以上がアカイカにとって好適な環境であることの見安となる (Tian et al., 2009)。SST の SI 曲線 (Figure 2-2a) は、本研究対象領域において漁獲されたアカイカが SST が 8-19°C の領域に分布していたことを示している。この 8-19°C という SST の範囲は、アカイカの存在可能領域についての北限と南限をそれぞれ与えるものとなっている。また、アカイカにとって好適な ADT は 170cm 以上であることが SI 曲線により示されているが、130cm 以下にも極大域が見られる (Figure 2-2b)。さらに ∇ ADT の SI 曲線 (Figure 2-2c) については 0cm/m 付近で最小値を示しているが、 ∇ ADT の値の増加と共に SI 値も増加し 4×10^{-4} cm/m で SI 値が極大に達する。その後は ∇ ADT の増加と共に SI 値は徐々に減少していく。 ∇ ADT は海流の地衡流速に比例する物理パラメータであることから、 ∇ ADT の SI 曲線に見られる結果から、この海域においては、流れの淀んだ領域よりもある程度の流速がある領域の方がアカイカにとって好適な環境であることが示唆される。

次に、これらの結果を MOVE-2D モデルの結果と比較するため、同様の SI 曲線を MOVE-WNP の SST、海面高度(SSH)、海面高度の勾配(∇ SSH)を用いて作成した (Figure 2-3)。その結果、3 種類の環境変数のいずれについても MOVE-2D モデルの SI 曲線は Satellite-based モデルの SI 曲線と同様の特徴を示した。MOVE-2D モデルにおける SST の SI 曲線は、SST が 6-18°C の範囲がアカイカの好適生息域であることを示している (Figure 2-3a)。また SSH の SI 曲線は -70cm で極小を示し、好適環境は SSH が -40cm 以上であることを示している (Figure 2-3b)。さらに、 ∇ SSH の SI 曲線についても、SI 値は ∇ SSH が 0cm/m で極小値を示しているが ∇ SSH の値の増加と共に SI 値も増加し 7×10^{-4} cm/m で SI 値が極大となる。その後は ∇ SSH の増加と共に SI 値は徐々に減少していく (Figure 2-3c)。このように SST、海面高度(ADT, SSH)、海面高度の勾配(∇ ADT, ∇ SST)

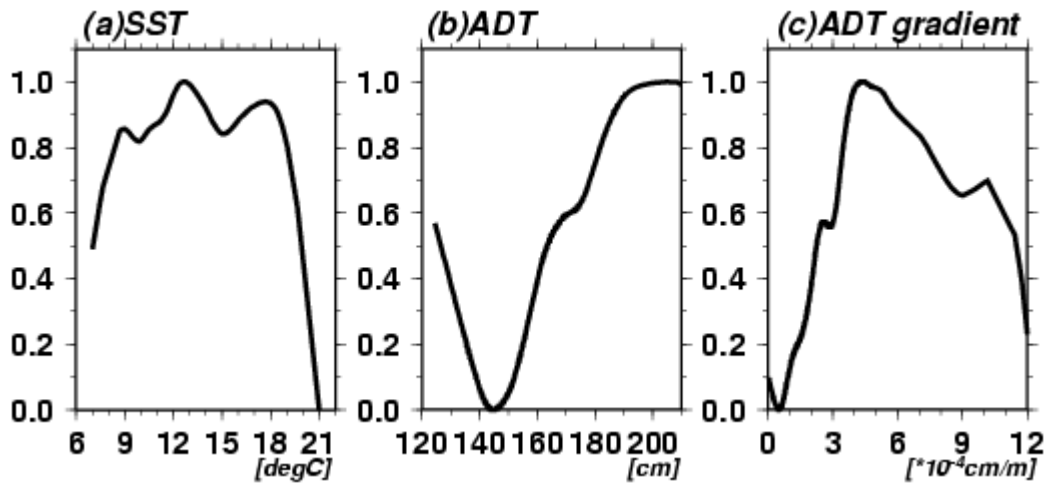


Figure 2-2. Suitability Index (SI) curves of the satellite-based HSI model for the neon flying squid in the winter fishing ground: (a) sea surface temperature, (b) absolute dynamic topography, and (c) horizontal gradient of absolute dynamic topography. Vertical coordinate indicates the SI of each environmental variable.

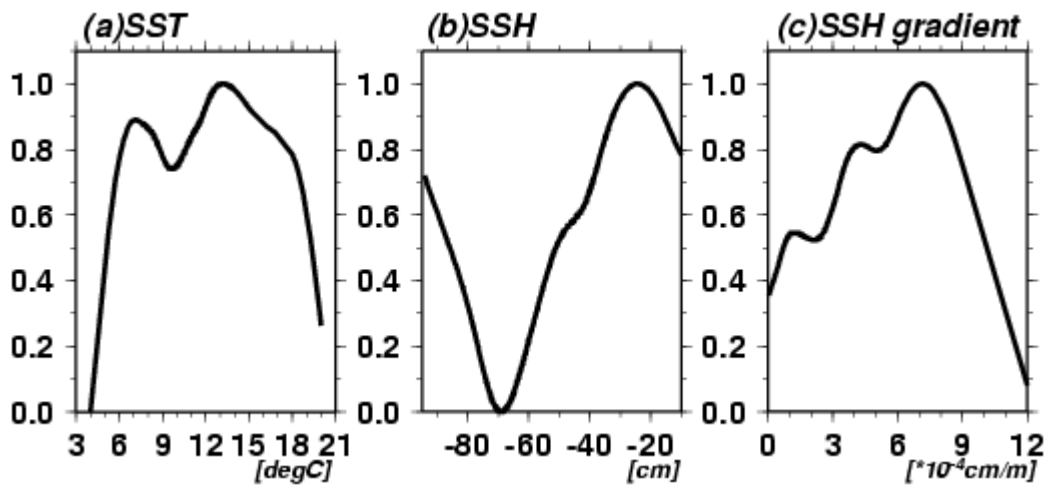


Figure 2-3. Same as Fig.2-2 except that results are for the MOVE-2D model: (a) sea surface temperature, (b) sea surface height, and (c) horizontal gradient of sea surface height. Sea surface height in MOVE-WNP is equivalent to ADT in the satellite-based model.

の 3 種類の海洋環境変数については、Satellite-based モデルと MOVE-2D モデルでは SI 曲線の特徴は非常によく類似しており、顕著な差異は見られない。

次に、Satellite-based モデルと MOVE-2D モデルについて AIC を計算した結果を Table 2-1 に示す。MOVE-2D モデルの AIC 値は 4948.099 となり、Satellite-based モデルの AIC 値である 4954.933 よりも若干であるが小さな値を示している。このことから、同様の環境変数を用いた 2 種類の HSI モデルでは、MOVE-2D モデルの方が Satellite-based モデルよりも統計学的な性能が高いと判断された。

Table 2-1. Akaike Information Criteria (AIC) of the HSI models. Values in parentheses show the number of ocean environmental parameters used in that model.

Satellite-based model (3)	4954.933
MOVE-2D model (3)	4948.099
MOVE-2D + MLD model (4)	4932.934
MOVE-3D model (7)	4866.852

2-4-2 2006年冬季におけるSIマップと海洋環境

本研究では、対象海域におけるアカイカの典型的な好漁場が形成された2006年1-2月に焦点を当てて解析を行う。アカイカの好適生息域と漁場における海洋環境変動との関係を把握するために、これまでに作成したSST、SSH、 ∇ SSHの3種類のSIマップとそれに対応した各環境変数の空間分布を描画する。解析対象期間である2003-2008年の冬季におけるアカイカの本漁場における資源量変動の指標となる季節平均CPUEの年々変動を見ると(Figure 2-4)、2006年におけるアカイカのCPUEは、解析対象期間中で2番目に高い値を示しており、典型的な「高漁獲年」であるという事ができると同時に、漁期である1-2月を通じて安定的な好漁場が形成された年である。

2006年2月1日における、MOVE-WNPによるSST、SSH、 ∇ SSH及びそれに対応するMOVE-2Dモデルによるそれぞれの変数についてのSIマップをFigure 2-5に示した。まずSSTの空間分布(Figure 2-5a)を見ると、北海道の南方沖から冷たい親潮水が南下している様子がはっきりと捉えられているが、これに対応するSSTのSI分布(Figure 2-5b)をみると、この親潮水の南方への流入域と、SSTのSI曲線(Figure 2-3a)から 6°C で定義されるアカイカの好適生息域の北側の境界がよく一致していることがわかる。このことから、冷たい親潮水そのものはアカイカにとっては好適環境とは言えず、むしろこのような親潮水の南下がアカイカの南下回遊の引き金になっており、アカイカにとって不適な水温である親潮に押しやられるように南下回遊を行っていることが示唆される。次にSSHの分布(Figure 2-5c)を見ると 37°N 、 143.5°E に中心を持つ暖水渦が明瞭に捉えられており、SSHのSI分布(Figure 2-5d)から、この暖水渦がアカイカの好適生息域として抽出されていることがわかる。このことから、SSHのSI曲線(Figure 2-3b)に見られたSSHの高い値でのSI値の極大は、この海域に発生する暖水渦がアカイカの好適生息域と密接に関係していることを意味している。さらに ∇ SSHについて見ると(Figure 2-5e,f)、Figure 2-3cに見られた ∇ SSHのSI値の極大は、暖水渦の縁の部分に対応していることが見て取れる。暖水渦の縁辺部は、流れの淀んだ中心部分に比べて、回転に伴う速い流れが起こっており、 ∇ SSHのSI曲線はこの暖水渦の縁辺部がアカイカにとっての好適生息域であることを示している。

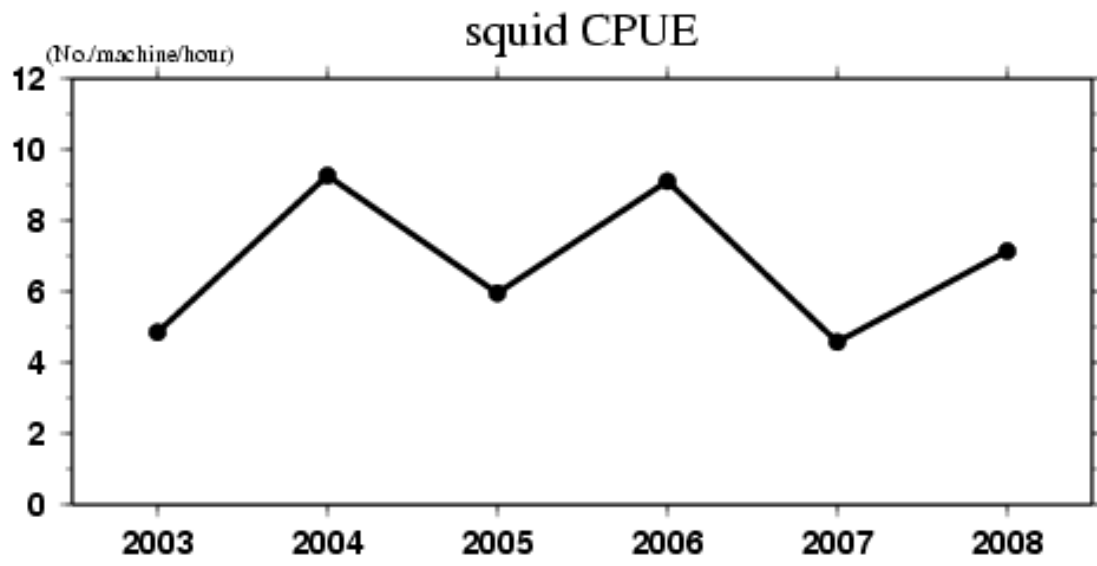


Figure 2-4. Seasonal mean CPUE of the neon flying squid in the winter fishing ground.

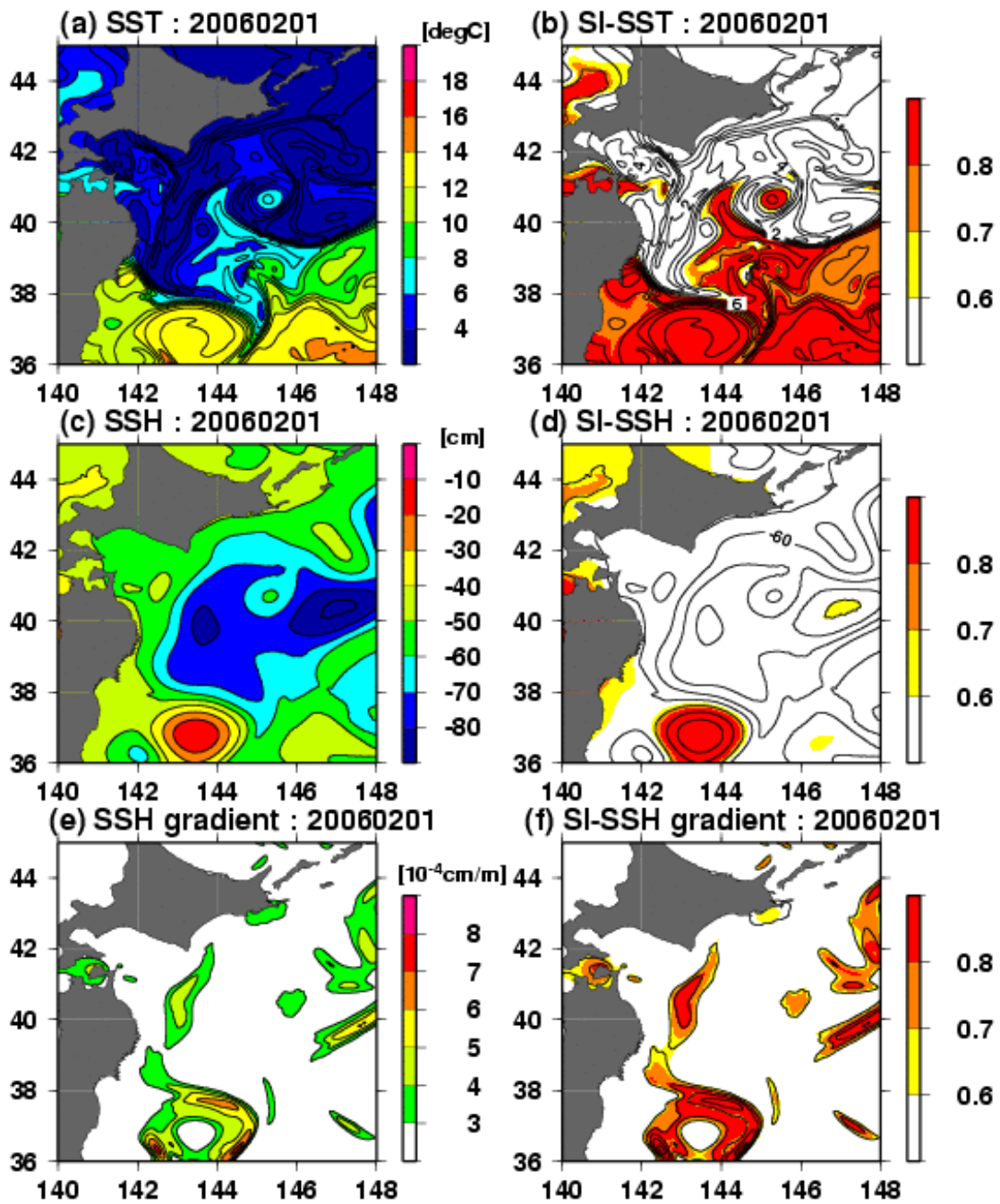


Figure 2-5. Spatial distributions of ocean environmental variables such as sea surface temperature (SST), sea surface height (SSH), and horizontal gradient of sea surface height (∇ SSH) in MOVE-WNP on February 1, 2006. Contour and color in (a), (c), and (e) depict the SST, SSH, and ∇ SSH, respectively, and color in (b), (d), and (f) indicates the SI value of each environmental parameter.

2-4-3 MOVE-3D モデル

これまでに作成した MOVE-2D モデルに対して、MOVE-WNP からさらに 3 次元の環境変数を導入することにより MOVE-3D モデルを作成する。まず始めに、MOVE-2D モデルに混合層深度 (MLD) を新たな環境変数として導入する。MLD を新たな環境変数として選択した理由は、過去の研究で MLD がアカイカの好適生息域に対して影響を及ぼしているという指摘があることと (Alabia et al., 2015b)、海洋の亜表層からもたらされる栄養塩が豊富な海水の供給がアカイカの好適生息域に影響を及ぼす可能性があると考えられること (Nishikawa et al., 2015; Igarashi et al., 2017) が根拠となっている。MLD は MOVE-WNP の水温及び塩分の鉛直プロファイルから見積もった値を用いた。これまでと同様の手法で作成した MLD の SI 曲線を Figure 2-6 に示す。MLD の SI 曲線は、MLD が 190cm 以上で高い SI 値を示すとともに、100-140m で SI 値が極大を示している (Figure 2-6)。MOVE-2D モデルに MLD を環境変数として加えた 4 変数 HSI モデルの AIC は 4948.099 となり (Table 2-1)、MOVE-2D モデルに対して統計学的に顕著な性能の向上が見られた。

次に、3 次元の海洋環境データから、MOVE-3D モデルの説明変数として、更にいくつかの環境変数を取り込む。MOVE-3D モデルに導入する環境変数を選択するために、SST・SSH・ ∇ SSH・MLD の 4 変数に加えて、海面から上位 26 層分 (0-480m 深) の水温・塩分・東西流速・南北流速・スカラー流速の中から 1 変数を加えた 5 変数の HSI モデルを作成し、その AIC を計算する。このような変数選択の手法については Alabia et al. (2016c) で用いられている。Figure 2-7 は、上記の手順で作成した 5 変数 HSI モデルの AIC の鉛直プロファイルを示している。例えば図中の黒線は、各深度の水温を第 5 の環境変数として選択した 5 変数 HSI モデルの AIC を鉛直プロファイルとして示している。4 変数 HSI モデルの AIC (4932.934) に対する 5 変数 HSI モデルの AIC の減少量が、その変数を第 5 の環境変数として新たに HSI モデルに導入することで HSI モデルの統計学的性能が向上した度合を数値化したものと考えられる。赤・緑・青・オレンジ線はそれぞれ塩分・東西流速・南北流速・スカラー流速について水温と同様の結果を示したものである。Figure 2-7 から、顕著な AIC の減少が 200m よりも深い層の南北流速を導入した HSI モデルに見られ、330m 深

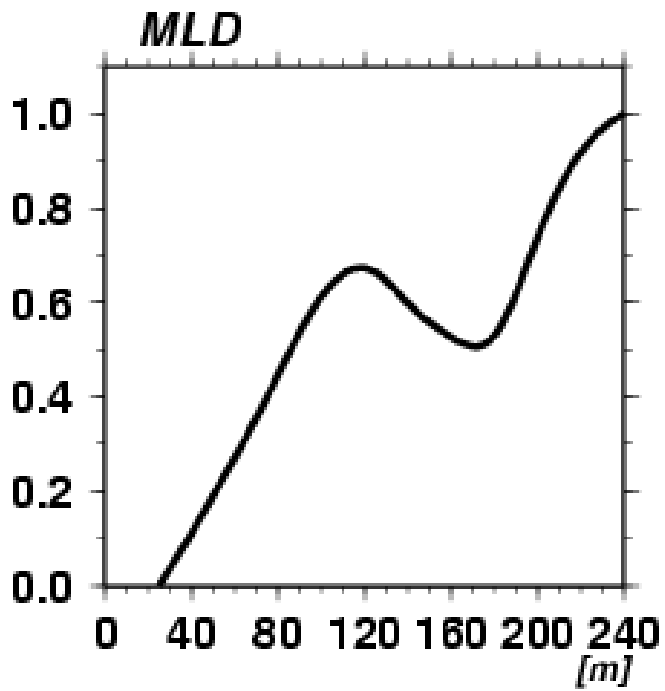


Figure 2-6. Same as Fig.2-2 except that results are for the mixed layer depth (MLD) in the MOVE-3D model.

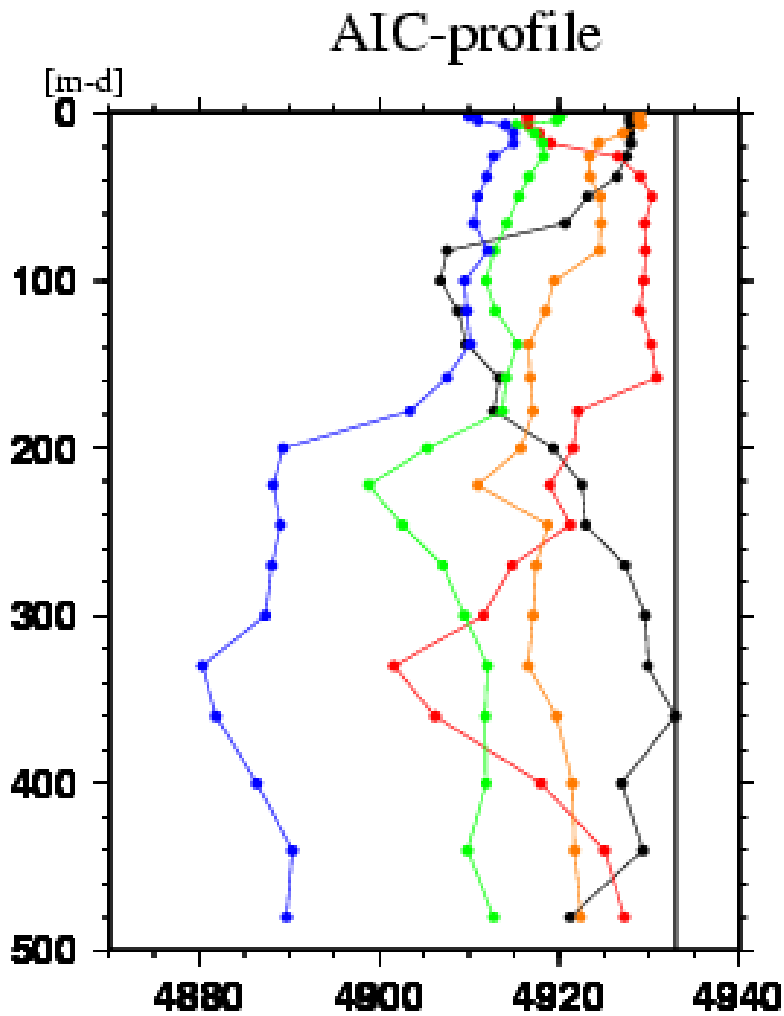


Figure 2-7. Vertical profiles of AIC of the HSI model that includes SST, SSH, ∇ SSH, MLD, and one additional parameter. Black bar at the 4932.934 value depicts the AIC of the 4-variable model that includes SST, SSH, ∇ SSH, and MLD. Black, red, green, blue, and orange lines indicate the AIC of models that includes temperature, salinity, zonal current velocity, meridional current velocity, and scalar current velocity, respectively, as the additional parameter.

第2章

において AIC は最小値を示している。さらに、東西流速を導入した HSI モデルでは 220m 深に、また塩分を導入した HSI モデルでは 330m にそれぞれ AIC の最小値が見られる。従って本研究では、330m 深における南北流速 (V330)、222m における東西流速 (U222)、330 m における塩分 (S330) の 3 種類の環境変数を、追加の説明変数として MOVE-3D モデルに加え、7 変数の HSI モデルを作成する。

S330、U222、V330 について、これまでと同様の手法で作成した SI 曲線を Figure 2-8 に示す。S330 についてのアカイカの好適 SI 値は 34.0-34.3 psu に現れる (Figure 2-8a)。U222 については、東西流速がほぼ 0cm/s の時に SI が最小値をとり、流速の絶対値が大きくなるにしたがって SI 値も高くなる特徴を示している (Figure 2-8b)。従って U222 については、東向き流と西向きの流で SI 曲線が対称形となっており、アカイカ好適生息域は 222m 深における東西流速の絶対値が大きな領域で形成されていることを示している。一方で、V330 についてのアカイカ好適生息域は、南北流速が正の値の場合に高い SI 値を示しており、南向き流よりも北向き流の強い海域でアカイカ好適生息域が形成されるという非対称性が見られる (Figure 2-8c)。

上記 7 変数全てを用いた MOVE-3D モデルの AIC は 4866.852 となり、MOVE-2D モデルの 4932.934 と比較してはるかに小さな値を示した (Table 2-1)。これは、3 次元の海洋環境データから 4 変数を抽出して HSI モデルに導入することにより、2 次元変数のみの HSI モデルよりもはるかに統計学的に高性能なアカイカ HSI モデルが構築されたことを示している。

MOVE-3D モデルにより推定されたアカイカ HSI と、それに対応する SSH の空間分布を Figure 2-9 に示す。2006 年の冬季に出現した暖水渦の縁付近に高い HSI 値を示す領域が形成されている様子が示されている。すなわち、2006 年 1 月 1 日に 38°N、143.5°E 付近に中心を持つ暖水渦が三陸沖に出現しているが (Figure 2-9b)、その渦の縁辺部が高い HSI 値を示す領域となっており (Figure 2-9a)、さらに 1 か月後の 2006 年 2 月 1 日には暖水渦の中心が 37°N 付近まで南下したのに伴い (Figure 2-9d) 高い HSI 値を示す領域も 1°程度南下している (Figure 2-9c) 様子が捉えられている。また HSI 値が高い領域は、実際にアカイカ漁獲が行われている位置とも良く符合している (Figure 2-9a,c)。これらの結果から、三陸沖に形成され

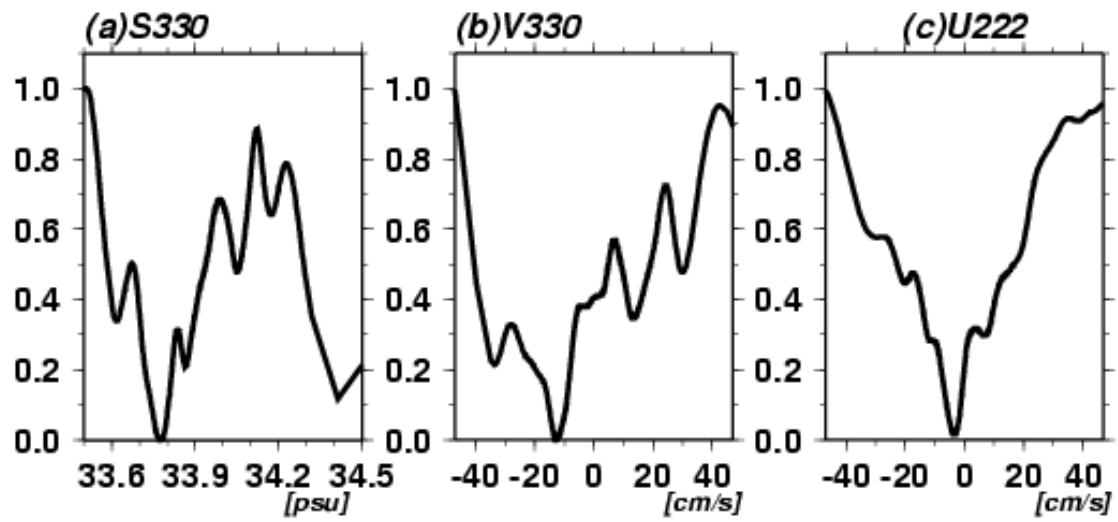


Figure 2-8. Same as Fig.2-2 except that results are for the MOVE-3D model: (a) salinity at 330m depth, (b) meridional velocity at 330m depth, and (c) zonal velocity at 222m depth.

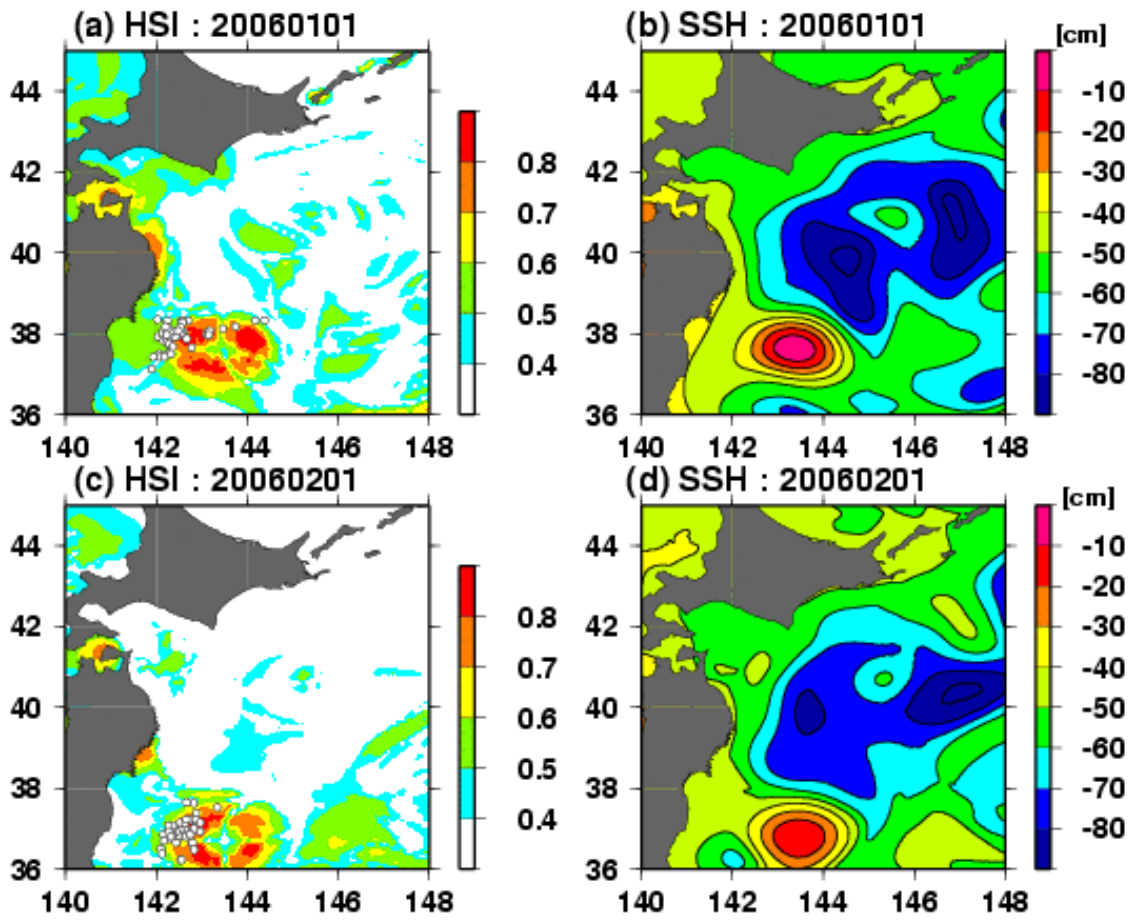


Figure 2-9. Spatial distribution of the neon flying squid HSI estimated by the MOVE-3D model and corresponding sea surface height (SSH) on January 1, 2006 (a),(b) and February 1, 2006 (c),(d). White dots in (a) and (c) depict the actual fishing points during January 1-10 (a) and February 1-10(c), respectively.

第 2 章

る暖水渦はアカイカの好適生息域と密接に関係していることが伺われる。特に暖水渦の縁辺部に好漁場が形成される傾向があることがわかる。

次に、アカイカの好適生息域と海洋環境の 3 次元構造との関係を検証するため、2006 年 2 月 1 日における暖水渦付近の水温・塩分・東西流速・南北流速についての鉛直断面図を Figure 2-10 に示した。37°N における水温と塩分の鉛直断面図 (Figure 2-10a,b)では、142-144.7°E の範囲に見られる暖水渦が周囲に対して高水温で高塩分濃度の水塊で形成され、450m程度の深さを持っていることが示されており、この渦は黒潮の南側の水が起源となっていることを伺わせる。S330 のアカイカにとって好適な SI の範囲 (Figure 2-8a)である 34.0-34.3psu の等値線は、3 次元的に見た場合でも、この暖水渦内の均質な水塊と外部との境界とほぼ一致している (Figure 2-10b)。37°N における南北流速 (Figure 2-10c)及び 143°E における東西流速 (Figure 2-10d)の鉛直断面を見ると、両者とも暖水渦の中心に対してそれぞれ東西方向、南北方向に対称な鉛直構造を有しており、渦の縁辺部で流速の絶対値が高くなるのに対して渦の中心では穏やかな流れとなっていることがわかる。特に、V330 及び U222 のアカイカにとって好適な SI の範囲 (Figure 2-8b,c)は、暖水渦縁辺部の亜表層に形成されている最も流速が早い部分を効果的に抽出できるような値となっている。また、暖水渦の西側に見られる北向き流は、東側の南向き流と比べて流速が速くなっており (Figure 2-10c)、V330 の SI 曲線における北向き流の SI 値が南向き流の SI 値に対して高くなっていることに対応している。その結果として MOVE-3D モデルは、暖水渦の西側に生じる北向き流部分の方が東側の南向き流部分よりも高い HSI 値を示している (Figure 2-9c)。具体的には、暖水渦の西側 (142.8-143°E, 36-37°N)における HSI 領域平均値が 0.78 であるのに対して、暖水渦の東側 (143.8-144.2°E,36-37°N)における HSI 領域平均値は 0.72 である。

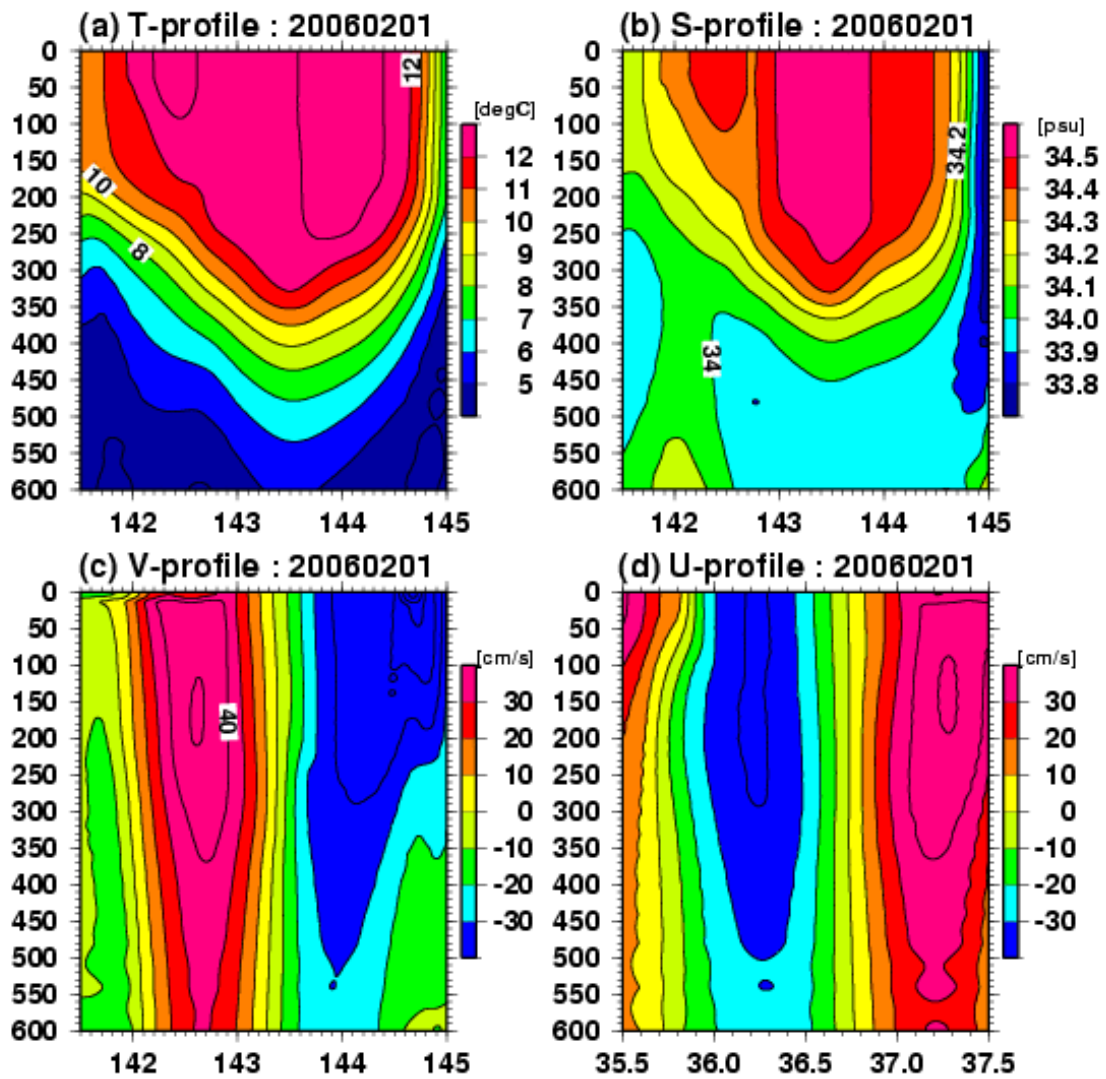


Figure 2-10. Vertical cross sections of temperature (a), salinity (b), meridional current velocity (c) along 37°N, and zonal current velocity along 143°E (d) on February 1, 2006.

2-4-4 3種類の HSI モデルの相互比較

これまでに既に示した通り、MOVE-3D モデルの AIC は、Satellite-based モデルや MOVE-2D モデルの AIC よりも顕著に低い値を示しており (Table 2-1)、この3種類のアカイカ HSI モデルの中では MOVE-3D モデルが統計学的に最も性能が高い。ここでは、この3種類のアカイカ HSI モデルについて、それぞれのモデルが示す HSI 分布からモデル性能についての比較を行う。

Figure 2-11 は、本研究で作成した3種類のアカイカ HSI モデルによる2006年2月1日の HSI 分布を示したものである。それぞれのモデル出力の HSI が高い領域と、実際のアカイカ釣り漁業の操業位置 (図中の白丸) とを比較すると、MOVE-3D モデルについては両者がよく一致している (Figure 2-11c)。これに対して、Satellite-based モデルによる HSI が高い領域は MOVE-3D モデルのものに比べて全体として約1°東側にずれており (Figure 2-11a)、それが原因で一部のアカイカ操業位置とのずれが生じている。さらに、暖水渦の縁の位置や構造が MOVE-3D モデルの結果と比較して不明瞭となってしまう。このような両者の差異の主な原因は、衛星観測から得られた ADT の水平解像度が1/3°と粗く、暖水渦の微細な構造や位置を正確に把握することができていないことにある。一方で、水平解像度が0.1°である MOVE-WNP による MOVE-2D モデルでは、暖水渦の位置や構造が正確に把握できているため、渦の形状に伴う同心円状の空間パターンが HSI 分布に見られている (Figure 2-11b)。しかしながら MOVE-3D モデルの結果に見られるような詳細な漁場分布に対応した HSI 分布は MOVE-2D モデルの結果には見ることができず、海表面の海洋環境データのみでは暖水渦の3次元構造を反映した HSI 分布を表現できないことがわかる。Table 2-1 で示した3種類の HSI モデルに見られた AIC の差は、各 HSI モデルで用いた海洋環境データに起因するこのような特性の違いが反映されていると考えられる。

Figure 2-12 は、Figure 2-11 で使用した2006年2月1-10日の間に操業が行われたアカイカの $\ln(\text{CPUE})$ 観測値と3種類の HSI モデルで推定した HSI 値による散布図である。Satellite-based モデルで推定した HSI 値 (図中黒点)のうち、いくつかの点は実際の $\ln(\text{CPUE})$ の値に対して極端に低い HSI 推定値となっている。これは衛星観測データによる暖水渦の

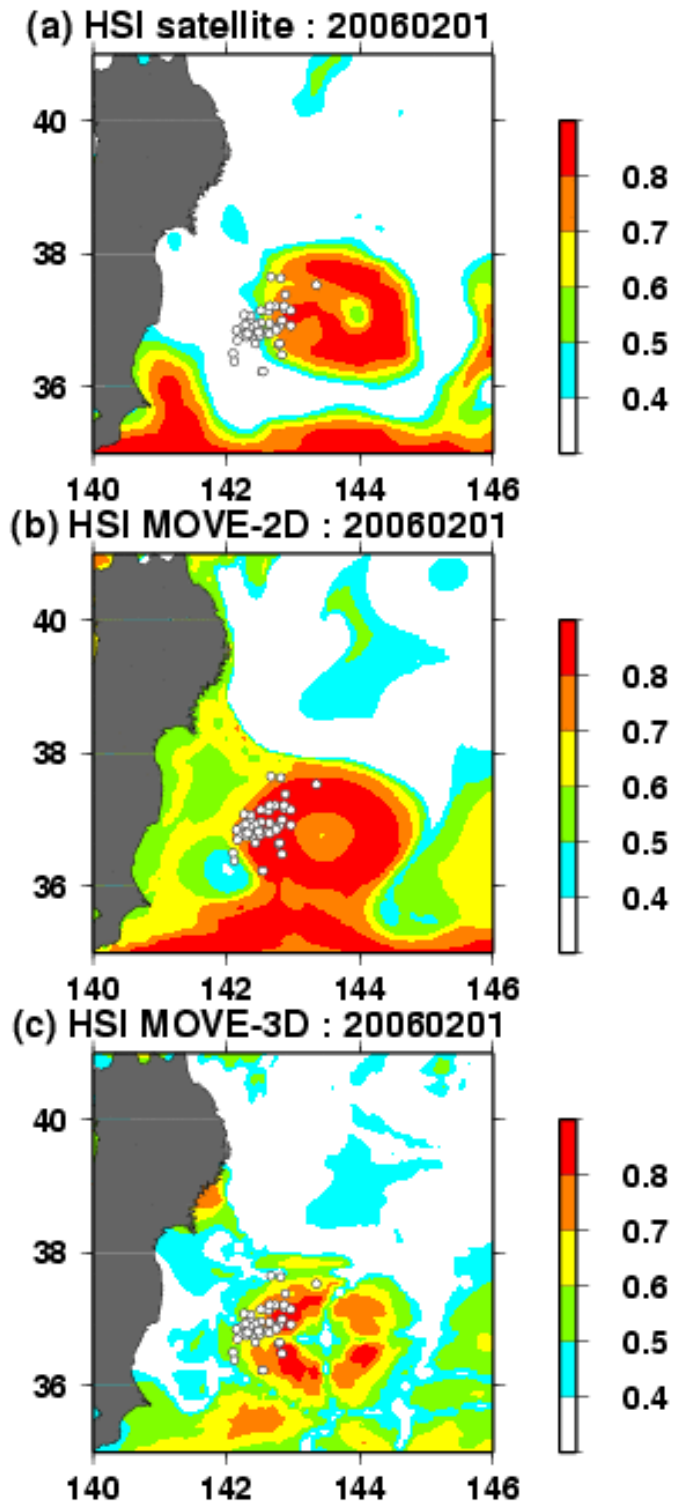


Figure 2-11. Spatial distribution of the neon flying squid HSI estimated by (a) the satellite-based model, (b) the MOVE-2D model, and (c) the MOVE-3D model on February 1, 2006. White dots depict the actual fishing points during February 1-10, 2016.

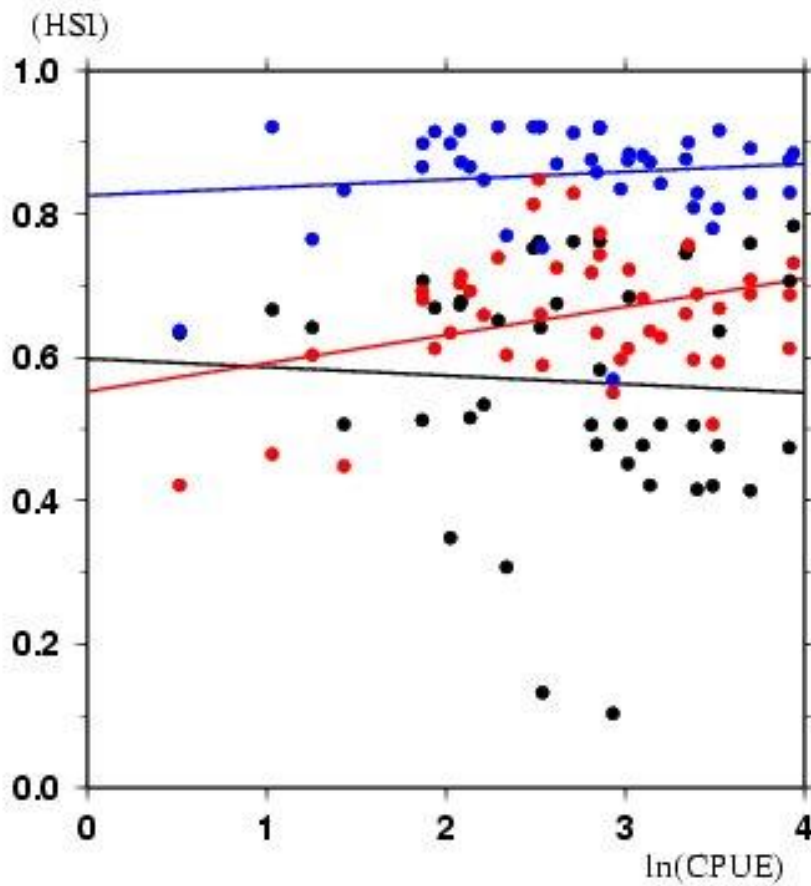


Figure 2-12. A scatter diagram of the observed $\ln(\text{CPUE})$ of the neon flying squid and the estimated HSI values of the satellite-based model (black dots), MOVE-2D model (blue dots), and MOVE-3D model (red dots) during February 1-10, 2016. Black, blue, and red lines depict the regression lines of the satellite-based model, MOVE-2D model, and MOVE-3D model, respectively.

第2章

位置がずれてしまっていることが原因である。また、MOVE-2D モデルによる HSI 推定値 (図中青点)は、暖水渦の内側と外側での $\ln(\text{CPUE})$ の差に見られる HSI 値の差異は表現できているが、暖水渦の中における $\ln(\text{CPUE})$ の差異は全く表現できておらず、HSI 推定値は渦内でほぼ一定値になってしまっている。一方で、MOVE-3D モデルによる HSI 推定値 (図中赤点)だけが、各観測点における $\ln(\text{CPUE})$ の差異を HSI 値の差異で表現することができている。3 種類の HSI モデルのうち MOVE-3D モデルだけが、 $\ln(\text{CPUE})$ と HSI 値との相関係数が 5% の有意水準で統計的に有意であった ($r=0.34$, $df=41$)。

2-5 考察

2-5-1 三陸沖におけるアカイカの漁場形成

本研究では、2006年の冬季に三陸沖に形成されたアカイカ漁場を典型的な好漁場として、3種類のアカイカ HSI モデルによる好適生息域の特徴を示してきた。その結果として、本研究対象海域である冬季の三陸沖では、Figure 2-9b,dに見られるような暖水渦がアカイカの漁場形成に重要な役割を担っていることが示唆された。このような事実は、既にいくつかの研究で指摘されてきているが (Sugimoto and Tameishi, 1992)、特に本研究では、暖水渦の縁辺部がアカイカの好適生息域を決定する要因として重要であることを示した。本研究対象海域で漁獲されるアカイカは、この領域からさらに南下して黒潮を越えた後にすぐに産卵を控えており、この海域での摂餌が産卵前の最後の摂餌機会となる (Ichii et al, 2009)ことから、一般的に言えば、本研究対象地域におけるアカイカの漁場形成に対して最も影響を及ぼすのはアカイカの餌環境であると考えられる。Watanabe et al. (2008) は、本研究対象海域となる冬季の三陸沖で捕獲したアカイカの性成熟について調査を行い、三陸沖では北から南に南下する過程でアカイカのオスは徐々に性成熟を進めているが、殆どのメスについては未成熟のままであることを報告しており、アカイカの雌雄どちらについても、今後予定している産卵域での産卵の準備として自らの性成熟を促すためにも更なる摂餌を求めるであろうと考えることができる。

2-5-2 三陸沖における暖水渦と一次・二次生産

過去のこれまでの研究では、本研究で見られた暖水渦のようなメソスケール渦とクロロフィル *a* 濃度との関係について言及されている。Saitoh et al. (1998)では、三陸沖に発生し1993-1997年の間持続的に定在していた暖水渦93Aについて衛星リモートセンシング観測による解析を行い、1997年に暖水渦93Aの周囲で発生した、いわゆる春季ブルームによりもたらされたクロロフィル *a* 濃度の増加は、暖水及び冷水ストリーマの2重らせん構造の発現と関係していることを示した。また、Kawamiya and Kishi (2002)は、同様の暖水渦93Aで1997年春季に起こったクロロフィル *a* 濃度の増加の原因は、暖水渦93Aの周囲に存在した高クロロフィル *a* 濃度水塊が移流することにより93Aの周囲に集積したことであることを海洋物理-低次生態系結合モデルによるシミュレーション実験から明らかにした。一方でKouketsu et al. (2016)は、衛星観測データの統計解析から、黒潮続流域の北側に発生するメソスケール渦及びその周囲におけるクロロフィル *a* 濃度の空間分布の統計的な描像を明らかにし、クロロフィル *a* 濃度の極小は高気圧性渦の中心部分に出現するのに対して、クロロフィル *a* 濃度の極大は渦の周囲に出現することを示している。これらの研究から、メソスケール渦の力学的特徴との関係から、クロロフィル *a* 濃度は渦の中心ではなく縁辺部に集中する傾向があることが示唆されている。暖水渦の縁辺部は、栄養塩の少ない暖水である黒潮水と栄養塩の豊富な冷水である親潮水が接する領域であることから、黒潮水と親潮水が混合することにより一次生産が盛んになり、その結果として暖水渦の縁辺部にクロロフィル *a* 濃度の高い領域が形成されることが考えられる。

さらに服部(1992)とTaguchi and Saino (1998)は、三陸沖に発生した暖水渦の周囲における動物プランクトンの空間分布についての調査を行っている。服部(1992)は、暖水渦86Bの内側と外側についての動物プランクトン分布調査を行い、カイアシ類は暖水渦の内部にはおらず、暖水渦の周縁部の100m深以浅に多く存在していたことを報告している。またTaguchi and Saino (1998)では、1997年5月に三陸沖に出現した暖水渦の内部と周囲における動物プランクトンの種組成と個体数について調査を行い、暖水渦の縁を含む内部領域において周辺部よりも動物プランクトンの個体数が多いことを示した。これらの結果から、暖水渦の

縁辺部に形成された高クロロフィル a 濃度の領域に対応するように、動物プランクトンが分布していることが示唆され、暖水渦の力学メカニズムに起因する一次生産量の分布に対応するように二次生産量も渦周縁部を中心に分布していると考えられる。

2-5-3 アカイカの摂餌環境

アカイカそのものの摂餌環境としては、Watanabe et al. (2008)が三陸沖漁場におけるアカイカの胃内容物の解析から、アカイカの摂餌についての調査を行っており、この領域で捕獲されたアカイカの主な被捕食種は、カタクチイワシ *Engraulis japonicas*、ホタルイカ *Watasenia scintillans*、タコイカ *Gonatopsis boreali*、トドハダカ *Diaphus theta*、ゴコウハダカ *Ceratoscopelus warmingii*、ホクヨウハダカ *Tarletonbeania taylori* といった小型浮魚が中心となっており、捕食された魚の体長は3-13cmと推定されている。この結果から、アカイカは動・植物プランクトンそのものを捕食しているということではないことがわかるが、これまで見てきたように一次生産及び二次生産の空間分布が暖水渦の力学メカニズムの影響を受けた結果として暖水渦の縁辺部に高濃度域が集中する傾向にあるため、さらに高次の捕食者であり、またアカイカの被捕食者でもある小型浮魚類の空間分布もこの影響を受けることによって暖水渦の縁辺部に集中して分布するようになることが考えられる。従って、このようにしてアカイカにとって摂餌に都合の良い環境が暖水渦の縁辺部に形成されることにより、アカイカの好適生息域が形成されるというメカニズムを提示することができる。

本研究で作成した MOVE-3D モデルでは、海洋環境変数として7種類の海洋物理変数のみを採用したが、MOVE-3D モデルは、本考察で推論したアカイカの好適な摂餌環境の形成メカニズムを経て構成された2006年冬季の好漁場の特徴を、間接的にはあるが的確に表現するポテンシャルを備えていると考えることができる。

2-5-4 暖水渦の水温がアカイカに与える影響

さらに本研究では、暖水渦の物理学的な特性がアカイカの漁場形成に及ぼす影響について考察する。三陸沖に形成される暖水渦が持つ水温の3次元構造が、アカイカにとって好適な生息域を提供しているのではないかと考えられる。前述の通り、アカイカの生息深度には明瞭な日周変動が見られることが報告させている (Nakamura, 1993)。SSTのSI曲線 (Figure 2-3a)が示したアカイカの好適生息水温は6-18°Cであり、この結果から6°Cがアカイカの好適水温の下限であると考えられる。仮に6°Cの水温がアカイカの生息域を規定していると仮定すると、アカイカは暖水渦が存在することにより、渦内では水深500m程度の深さまで留まることが可能となる (Figure 2-10a)。一方で、6°Cの水温がアカイカの存在限界であるとする、暖水渦の外側では亜表層の水温がアカイカにとっては低温すぎるためその場に留まることができなくなると考えられる。このように暖水渦の存在により、アカイカが長時間留まることができる領域を確保できることも、アカイカの好適生息域形成にとって重要であると考えられる。

2006年冬季に形成された暖水渦の鉛直断面図 (Figure 2-10b)で、塩分が34.0psuの等値線は、同じく水温の断面図 (Figure 2-10a)における水温7°Cの等値線の位置とほぼ一致するので、S330のSI曲線 (Figure 2-8a)により推定されたアカイカのS330の好適範囲 (34.0-34.3psu)は、MOVE-3Dモデルの中では、暖水渦内でのアカイカ漁場の水平位置を規定するだけでなく、暖水渦が330m深より深い鉛直構造を有しているかを判定する変数として機能していると考えられる。実際に、他の年に見られるいくつかの事例においては、2006年の冬季に見られた暖水渦と同様の空間パターンを示していながら、渦の鉛直的な厚さが足りなかったためにMOVE-3Dモデルでは好漁場とは判定されなかった事例も存在する。これらの結果から、暖水渦の鉛直構造を考慮に入れることにより、三陸沖におけるアカイカの好適生息域推定の精度がさらに向上すると考えられる。

2-5-5 HSI モデルのマルチコリニアリティについて

本研究では、HSI モデルの作成に当たり、マルチコリニアリティの問題に注意を払った上で海洋環境変数の選択を行っている。その理由は、海洋力学の法則に支配されている海洋環境は時間発展と共に 3 次元的に組織的に変動しており、それぞれの環境変数は必ずしも統計学的に独立な変数であるとは言えないからである。例えば、亜表層水温はアカイカ漁業従事者にとっては漁場の探索をする上で特に重要な環境変数であると経験的に認識しているという事実に対して、Figure 2-7 で示した AIC の鉛直プロファイルのうち、亜表層水温の AIC は他の海洋環境変数の AIC と比べて低い値とならない。これは、亜表層水温の鉛直平均値と比例して変動することが物理学的に規定されている SSH が、HSI モデルの環境変数として既に取り込まれていることが主な原因であると考えられる。AIC は、統計モデルの作成の際にマルチコリニアリティを回避し変数選択を有効に行う指標として広く使われており、本研究においても MOVE-3D モデルを構成する海洋環境変数の最適な組み合わせを選択するために用いている。Zerbini et al. (2016)は、GAM による好適生息域推定モデル構築の際には、この問題を回避するため、相関係数の絶対値が 0.5 を超える環境変数をモデルの説明変数から除外すると述べている。本研究においては、まず、各環境変数間の相関関係について検証した (Table.2-2)。その結果として、環境変数間の相関係数が 0.5 を超える組み合わせが 4 種類存在することが示された。具体的には、SST と SSH ($r=0.627$)、SSH と MLD ($r=0.534$)、SST と S330 ($r=0.557$)、及び ∇ SSH と U222 ($r=0.565$) の 4 種類である。しかしながら、ここで抽出された環境変数については、いずれもアカイカ漁場を特定する上で独立した情報を有していると考えられる。まず SST と SSH については、各変数についての SI 分布 (Figure 2-5)から、MOVE-3D モデルの中でそれぞれの環境変数が異なる海洋現象を抽出していることが明らかである。すなわち、SST の SI は親潮のような冷水をアカイカの好適生息域から除外するために機能しており、一方で SSH の SI は暖水渦を抽出する機能を有している。MLD は亜表層からの栄養塩供給の指標となっていると考えられるが、MOVE-2D モデルに MLD を加える前と後の AIC の差が 15.165 となっており (Table.2-1)、環境変数を 1 つ加えることにより増加する対数尤度のバイアス量に対して充分

Table 2-2. Pearson correlation coefficients among the ocean environmental parameters used in the MOVE-3D model.

	SSH	∇ SSH	MLD	S330	V330	U222
SST	0.627	0.311	0.105	0.557	0.225	0.381
SSH		0.279	0.534	0.386	0.258	0.401
∇ SSH			-0.069	0.150	0.099	0.565
MLD				0.274	-0.018	0.070
S330					0.113	0.245
V330						0.093

第2章

な AIC の減少が確認できている。さらに V330 と U222 については、MOVE-3D モデルの中では暖水渦周辺に形成される詳細な漁場位置を特定するための情報として機能している。Figure 2-11 及び Figure 2-12 に示したように、MOVE-2D モデルは ∇ SSH を環境データとして使用しているが、暖水渦の縁辺部における詳細な漁場分布を再現することができず、均質な同心円状の HSI 分布となってしまう。これに対して MOVE-3D モデルでは、V330 と U222 を新たな環境変数として用いることにより、CPUE 観測値に見られた暖水渦内の水平分布をよく再現することができている (Figure 11c, Figure 12)。さらに S330 は、前述の通り MOVE-3D モデルの中では、暖水渦の縁辺部の水平位置を抽出するだけでなく、アカイカの好適生息域として必要な暖水渦の鉛直構造を判定するために機能している。SST と S330 は高い相関を示しているが、暖水渦の鉛直構造の特徴抽出を SST の情報のみから行うことはできないと考えられる。結果として、MOVE-3D モデルの AIC は MOVE-2D モデルの AIC に対して 81.247 小さな値を示しており (Table 2-1)、この AIC の減少量は、環境変数を 4 つ加えることにより増加する対数尤度のバイアス量に対して十分な減少量である。すなわち MOVE-2D モデルに対して、新たに 4 つの 3 次元海洋環境変数を加えて作成した MOVE-3D モデルは、マルチコリニアリティによる偽相関の問題を回避した上で実際のモデル性能が向上しており、三陸沖におけるアカイカの好適生息域をより効果的に表現することができていることを示唆している。

第 3 章 アカイカ資源変動モデルとの統合による漁場推定の高度化

3-1 研究背景と目的

本章では、第 2 章で開発した、3 次元海洋再解析データを用いた冬季の三陸沖漁場におけるアカイカの好適生息域推定モデルに、過去の研究で既に開発されている、同領域で漁獲されるアカイカ冬・春生まれ群についての資源変動モデルの知見を取り込んだ「アカイカ資源変動・好適生息域推定統合モデル」を開発して、得られた好適生息域推定モデルの精度検証を行い、第 2 章で開発した好適生息域推定モデルの性能が向上することを示すことが目的である。

本章で研究対象となる海域やアカイカ漁場の特性、アカイカの系群構成や回遊に関する過去の知見、イカ釣り漁船のおかれた環境・イカ釣り漁業についての条件等については第 2 章と全く同じであり、既に記述した通りである。また、アカイカの好適生息域推定モデルに関する過去の研究事例についても既に第 2 章に記載している。

本研究対象海域となる冬季の三陸沖漁場は、冬・春生まれ群のみで構成されていることも既に述べているが (Yatsu et al., 1998; Ichii et al., 2006; Ichii et al., 2009)、この海域で漁獲されるアカイカ冬・春生まれ群の資源変動については、近年 Nishikawa et al. (2014, 2015) が精力的な研究を行い成果を上げている。Nishikawa et al. (2014) は、アカイカ冬・春生まれ群の産卵域となる北西太平洋亜熱帯海域のうち経度が 140-160°E の範囲において、アカイカ産卵時期である冬季～春季にかけての SST が、アカイカの産卵的水温とされる 21-25°C となる領域を抽出して、その領域の海洋再解析場に対して粒子を配置し、粒子追跡実験を行う事によりアカイカ稚仔の存在範囲を特定した。月ごとに特定したアカイカ稚仔の存在する領域について、衛星観測による月平均海面クロロフィル *a* 濃度の年々変動 (2003-2010 年) と翌年の漁期におけるアカイカ冬・春生まれ群の資源変動との相関解析を行い、両者の間に有意な相関があることを示した。さらに Nishikawa et al. (2015) は、アカイカ稚仔の存在領域におけるクロロフィル *a* 濃度の年々変動と 1 年後のアカイカ資源量の年々変動との相関関係の原因を特定するため、海洋研究開発機構で開発された 4 次元変分法による全球海洋デー

第 3 章

タ同化システム (Masuda et al., 2010)に低次生態系モデル NEMURO (Kishi et al., 2007)を組み込んだ海洋物理－低次生態系結合データ同化システムによって作成された海洋再解析データセットの解析を行い、Nishikawa et al. (2014) で見られたアカイカ稚仔の存在領域でクロロフィル a 濃度が平年より高い年には、同領域における混合層深が平年よりも深く、その原因として海上風が平年より強まることにより海洋上層の混合が強化されていることを明らかにした。すなわち、アカイカの産卵海域 (140-160°E で SST が 21-25°C の範囲にある領域) では、産卵時期より数か月前の 10-11 月に平年よりも海上風の平均風速が強まっている年には、海洋上層において強い冷却効果と混合により平年よりも深い混合層が形成される。その際には亜表層の栄養塩が平年よりも多く混合層内に取り込まれるため、それに続く冬季の一次生産が平年よりも活発になる。これにより、アカイカの稚仔にとっての餌環境が平年よりも良い状態となるため、アカイカの初期生残率が上昇することが 1 年後のアカイカ資源量の増加につながるという資源変動メカニズムを明らかにした。また、この一連の年々変動の原因となっている亜熱帯海域における海上風の変動は ENSO の影響を強く受けていることから、アカイカ資源の年々変動にも ENSO シグナルが見られることを示している。さらに Nishikawa et al. (2015)は、この資源変動メカニズムを統計モデル化してアカイカ冬・春生まれ群の資源変動モデルを構築している。

アカイカ資源量の年々変動は各年の漁獲量に対しても大きな影響を及ぼすと考えられるので、好適生息域推定モデルにより漁場におけるアカイカ漁獲量 (CPUE) を求めようとする場合には、資源量の年による違いをモデル内で考慮する必要がある。第 2 章で示した通り、好適生息域推定モデルは対象魚種となるアカイカの漁場における海洋環境の特徴を統計学的に抽出することにより構築されるが、Nishikawa et al. (2014, 2015) の結果はアカイカの生活史における各年の初期生残環境の違いがその年の資源量に与える影響が非常に大きいことを示している。このような漁場以外の海洋環境場の影響が通常的好適生息域推定モデルでは考慮されないが、このような漁場以外でアカイカに与えられている効果を好適生息域推定モデルに取り込む仕組みがあれば、漁場における CPUE の推定精度を向上させることが期待できる。

第 3 章

本章では、漁場の海洋環境とは異なる時期・場所における生活史の履歴としてアカイカに与えられている影響を既知の知見として好適生息域推定モデルに組み込むという、アカイカの特性に依拠した好適生息域推定モデルの改良手法を開発しその精度検証を行う。第 2 章で述べた通り、日本の中型イカ釣り漁船は冬季における操業を、三陸沖のアカイカ漁と日本海におけるスルメイカ漁の 2 者から、魚価と漁場の情報を踏まえて漁場と漁獲対象魚種を選択する。漁業者が、三陸沖漁場に向かう事によってある程度の漁獲が確保できるかどうかを判断するための情報としては、好漁場が形成されるかどうかだけでなく、絶対量としてどの程度の漁獲が見込めるかを漁期前の段階でできるだけ正確に見積もることが期待される。従って、アカイカについての既知の知見を統計モデルに取り込むことで漁獲量の推定精度が向上すれば、実利用の上で有効な手法となる可能性がある。

3-2 資料

3-2-1 研究対象海域

本研究の対象海域は北西太平洋における東北沖の 140–150°E、35–42°N で囲まれた領域であり (Figure 3-1)、第 2 章と全く同じ海域である。操業時期についても第 2 章と同様で、日本の中型イカ釣り漁船が 1 月–3 月上旬にかけてアカイカ釣りの操業を行っている。イカ釣り漁船が 2001–2011 年の 1–2 月に行った操業位置を Figure 3-1 に示すが、多くの漁場が 145°E 以西に集中している。イカ釣り漁船は、漁場に到着するまでに必要な燃油消費を抑えるために、できるだけ八戸漁港から近い漁場を選択する傾向にある。

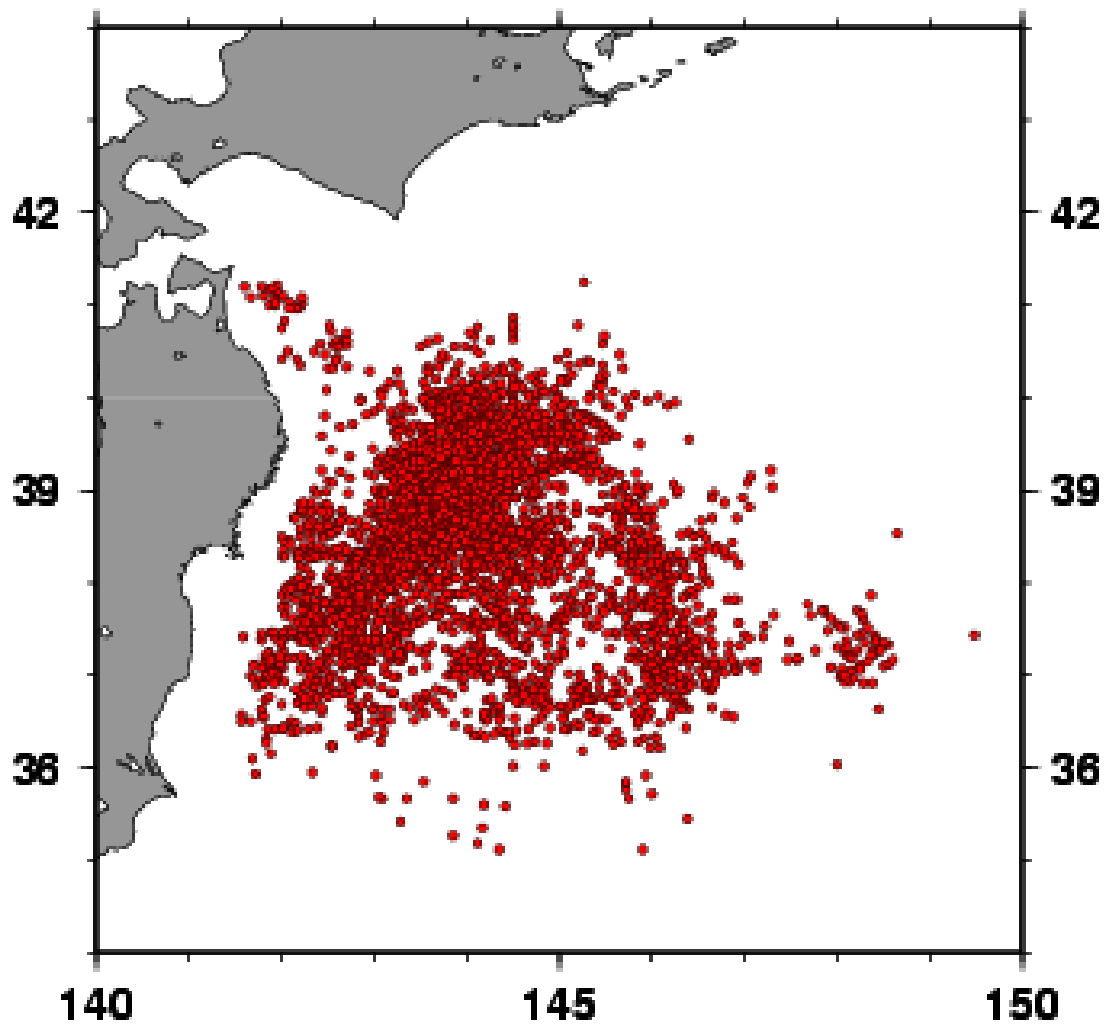


Figure 3-1. Study area. Red circles depict actual fishing points of neon flying squid by Japanese commercial vessels during 2001-2011, winter.

3-2-2 アカイカ漁獲データ

本研究で使用するアカイカ漁獲データは第 2 章と同様、地方独立行政法人青森県産業技術センター水産総合研究所により収集・編集された、青森県八戸漁港所属の中型イカ釣り漁船による漁獲データである。報告項目は漁獲開始日時、漁獲位置（緯度・経度）、匹数別の漁獲の箱数となる。本研究ではこれらの元データから、1 釣り機当たり 1 操業時間当たりの漁獲匹数を CPUE として計算し、アカイカ HSI モデル作成に使用した。本研究では 2001-2011 年における 1-2 月の操業データを使用した。

加えて、本研究では対象期間における各年のアカイカ資源変動のインデックスとして、1-2 月における季節平均 CPUE を用いるが、この CPUE についても上記と同様の日々のアカイカ漁獲データから算出した。ここで用いたアカイカ資源変動データは、Nishikawa et al. (2014,2015)で用いたものと同じ時系列データである。

3-2-3 海洋再解析データ

本研究で使用する海洋再解析データについても第 2 章と同様、気象庁気象研究所で作成された MOVE-WNP 海洋再解析データを使用した。対象海域におけるデータの空間解像度は緯度・経度ともに 0.1° であり鉛直層は 54 層である。データ同化計算には、World Ocean Database (Conkright et al., 2001) 及び Global temperature-salinity profile program (GTSP) データベース (Hamilton, 1994) により収集された水温及び塩分の鉛直プロファイル観測データ、気象庁が現業解析用に衛星観測と現場観測データとを統合して作成した日平均の海面水温データ (MGDSST, <http://ds.data.jma.go.jp/gmd/goos/data/database.html>) (栗原ほか, 2006)、及び Archiving, Validation and Interpretation of Satellite Data in Oceanography (AVISO) による海面高度アノマリデータ (Kuragano and Shibata, 2000) を観測データとして同化している。本研究では、海洋環境変数として海面高度及び 3 次元の水温、塩分濃度、東西流速、南北流速を海面から水深 740m まで (上位 30 層) 使用した。解析期間は 2001–2011 年の 1–2 月である。

3-3 解析方法

本研究では、冬季三陸沖漁場におけるアカイカ漁場推定のための好適生息域推定モデルとして一般化加法モデル (Generalized Additive Model; GAM) を採用する。既往の研究で使用されている好適生息域推定モデルとしては、比較的シンプルな線形回帰に近いアルゴリズムであるが、線形結合を行う各海洋環境の説明変数項の基底関数に平滑化スプライン関数を用いることで部分的に非線形要素を取り込んでいる。しかしながら、近年の研究でよく使われている機械学習アルゴリズムと比較して定式化が単純であり、HSI モデルと同様に得られた結果の解釈が容易であるという利点がある。過去の研究では、カツオの漁場推定に GAM を使用した事例がある (Mugo et al., 2010) が、アカイカについても Alabia et al. (2016a) が好適生息域推定モデルとして適用している。

本研究では、3次元の海洋環境変数から GAM に入力する海洋環境変数を選択し、4種類の変数セットを用意する。これらをアカイカの漁獲分布データに対して GAM に適用することにより、4種類の好適生息域推定モデルを作成する。作成される GAM は以下のように定義される。

$$\ln(CPUE) = a_0 + s(p_1) + s(p_2) + \dots + s(p_m) + \varepsilon \quad 3-1$$

ここで $\ln(CPUE)$ はアカイカの CPUE の自然対数を取ったもの、 a_0 は定数項、 $s()$ は平滑化スプライン関数、 p_i ($i=1,2,3,\dots,m$) は選択された各環境変数、 ε は誤差項をそれぞれ表す。

次に、3次元の海洋環境データから、アカイカ漁場推定のための GAM 構築に必要な海洋環境変数を選択する。選択の手法については、第 2 章と同様に AIC をパラメータ選択の指標として用いる (Alabia et al., 2016c)。最初に SST・SSH・ ∇ SSH・MLD の 4 変数を用いて GAM を構築するとともに AIC を計算した結果 11584.92 となった (Figure 3-2)。次に上記 4 変数に加えて、海面から上位 30 層分 (0-700m 深) の水温・塩分・東西流速・南北流速・スカラー流速の中から 1 変数を加えた 5 変数の GAM を作成し、その AIC を計算する。Figure 3-2 は、上記の手順で作成した 5 変数 GAM の AIC の鉛直プロファイルを示している。例え

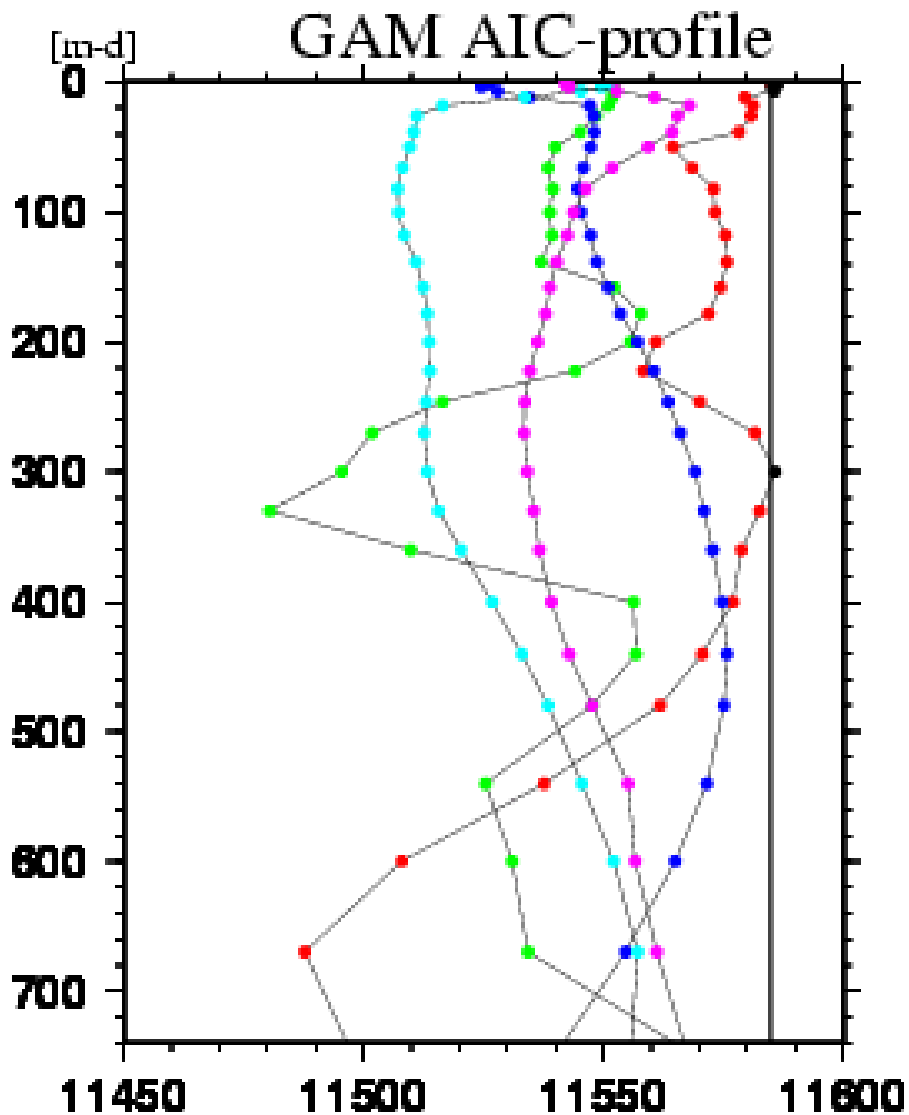


Figure 3-2. Vertical profiles of AIC of the GAM that includes SST, SSH, ∇ SSH, MLD, and one additional parameter. Black bar at the 11584.92 value depicts the AIC of the 4-variable model that includes SST, SSH, ∇ SSH, and MLD. Black lines with red, green, blue, aqua and pink dots indicate the AIC of models that includes temperature, salinity, zonal current velocity, meridional current velocity, and scalar current velocity, respectively, as the additional parameter.

ば図中の赤点は、各深度の水温を第 5 の環境変数として選択した 5 変数 GAM の AIC を鉛直プロファイルとして示している。4 変数 GAM の AIC (11584.92) に対する 5 変数 GAM の AIC の減少量が、その変数を第 5 の環境変数として新たに GAM に導入することでモデルの統計学的性能が向上した度合を数値化したものと考えられる。緑・青・水色・ピンクの点はそれぞれ塩分・東西流速・南北流速・スカラー流速について水温と同様の結果を示したものである。

本研究では、選択する環境変数の増加に伴う GAM の統計学的な性能向上の度合いを検証するため、SST・SSH・ ∇ SSH・MLD の 4 変数に加えて、新たに 3、5、7 変数を導入した GAM を構築する。すなわち、全環境変数が 4、7、9、11 となる 4 種類の GAM を構築する。

まず Figure 3-2 で得られた結果を元にして、7 変数 GAM を構築するための環境変数として 330m 深における塩分 (S330)、82m 深における南北流速 (V82)、270m 深におけるスカラー流速 (Vscal270) の 3 種類の環境変数を、追加の説明変数として採用し、7 変数 GAM を作成した。この 3 種類の環境変数のうち、S330 は全てのパラメータ・深度の中で最も AIC が低い値を示したパラメータであり、第 2 章で作成した HSI モデル (MOVE-3D モデル) においても、好適生息域推定モデルの性能を高めることができるパラメータとして選択されている。また V82、Vscal270 についてもそれぞれの変数における鉛直プロファイル中で AIC の最小値を示している環境変数である。尚 Figure 3-2 では、水温の AIC 鉛直プロファイルのうち水深が 500m よりも深い層において AIC が低い値を示しているが、この深度は、本研究対象領域におけるアカイカの生息深度としては深すぎると考えられることから、GAM への導入には不相当だと判断した。

次に 9 変数の GAM を構築するための環境変数として、海表面の東西流速 (Usfc) と 138m 深における塩分 (S138) を選択して、7 変数 GAM に追加した。Usfc は東西流速の鉛直プロファイル中で最も AIC の値が低い層となる。また S138 については、AIC の値としては他の変数・深度と比較して目立った AIC の減少は見られないが、既に選択した S330 との間に見られる極大値 (178m 深) を挟んだ極大値となっていることから S330 とは独立の情報を持っている層であると判断した。さらに 11 変数の GAM を構築するための環境変数として、海表

第3章

面のスカラー流速 (Vscal-sfc)と 220m深における水温 (T222)を選択して、9変数 GAM に追加した。Vscal-sfc についても、S138 と同様に、Vscal270 とは独立の情報を持っていると判断して採用した。T222 については、事前に取り除いた 500m以深の層以外では最も AIC の値が低く、かつ SST との間には AIC の極小を挟んでいるため、独立の情報を有していると判断した。

以上のような工程を経て作成した 4 種類の GAM (4 変数、7 変数、9 変数、11 変数) に対して、アカイカ資源変動の情報を追加するための改造を行う。まずは、これまでに作成した GAM の中に $\ln(\text{CPUE})$ の年々変動のバイアスがどの程度含まれているかを統計モデルとして推定するため、3-1 式の GAM に対して統計的なバイアス修正項を加えて、 $\ln(\text{CPUE})$ の年々変動バイアスを評価する。すなわち、モデル式は以下のように定義される。

$$\ln(\text{CPUE}) = a_0 + s(p_1) + s(p_2) + \dots + s(p_m) + B(\text{year}) + \varepsilon \quad 3-2$$

ここで、 B が統計的なバイアス修正項となり、年の違いにより変動する項となる。バイアス修正項は、CPUE の各観測値を年ごとに異なるカテゴリーのデータとして分類し、年ごとに異なる修正値を最小二乗法により統計学的に算出することにより得られる。

次に、アカイカ資源変動の影響を表現する項を加えた GAM を作成する。モデル式は以下のように定義される。

$$\ln(\text{CPUE}) = a_0 + s(p_1) + s(p_2) + \dots + s(p_m) + S(\text{year}) + \varepsilon \quad 3-3$$

ここで、 S が冬季の三陸沖漁場におけるアカイカ資源量を陽に与えて関数化した項となり、この項についても B と同様に年の違いにより値が変動する。 B と S との違いは、 B が最小二乗法の結果として得られる統計学的な最適値であるのに対して、 S はアカイカ資源量に比例する値となる点である。すなわち、本研究で作成する GAM のうち、3-1 式の GAM はアカイカ漁場の海洋環境のみの関数となっているが、3-2 式の GAM は $\ln(\text{CPUE})$ 年々変動に見

第 3 章

られるバイアス修正を施したもの、さらに 3-3 式の GAM はアカイカ資源の年々変動を考慮した項を付加したものとなっており、過去の研究から、アカイカ資源の年々変動には 1 年前の初期生残環境が反映されていることを仮定している。

以上のような手順で作成した、4 種類の海洋環境変数セットを持つ 3 種類の GAM、すなわち 12 種類の GAM について AIC や、観測値との平均二乗誤差 (Mean square error; MSE) を計算するとともに、3-2 式・3-3 式で GAM に付加した B 項・S 項についての評価を行い、アカイカ資源の年々変動の情報を GAM に加えることで、モデル性能が向上するかどうかを検証する。また第 2 章と同じ事例である、典型的なアカイカの好漁場が形成された 2006 年 1-2 月を対象として、いくつかの GAM によるアカイカ好適生息域マップを作成しモデルパフォーマンスについての検証を行う。

3-4 結果

3-4-1 GAM によるアカイカ漁場推定

本研究の目的である、アカイカの好適生息域推定モデルに資源変動の情報を組み込んだ効果についての評価を行う前に、そのベースとなる GAM によるアカイカ漁場推定のパフォーマンスを確認する。具体的には、3-1 式に従って作成した 4 種類の GAM（以後、GAM1 と記載する）について、2006 年 1-2 月のアカイカ漁場推定図を作成し、第 2 章で作成した HSI モデルの結果と比較して同程度の推定精度が得られているかを検証する。

Figure 3-3 は、4 種類の GAM1 により推定された 2006 年 1 月 1 日及び 2 月 1 日におけるアカイカの $\ln(\text{CPUE})$ の空間分布を示したものである。このうち Figure 3-3a,b が、第 2 章における MOVE-2D モデルと同じ環境変数を環境変数として採用した GAM となる。この 4 変数による GAM1 の結果から、三陸沖に出現した暖水渦により形成されたアカイカの好適生息域が再現されていることが確認できる。特に、Figure 3-3a の 1 月 1 日の分布を見ると、暖水渦の位置に同心円状に $\ln(\text{CPUE})$ の高い領域が出現しており、MOVE-2D モデルと同様に暖水渦の縁辺部にアカイカの好適生息域が形成されることが良く再現されている。ただし、MOVE-3D モデルで表現されたような暖水渦内での詳細な漁獲分布までは再現されていない。また、2 月 1 日の漁場分布 (Figure 3-3b) については、暖水渦の南下に伴う漁場位置の南下は表現されているが、暖水渦の縁辺部における $\ln(\text{CPUE})$ の値が過小評価されているという欠点が見られる。

さらに Figure 3-3c,d が、7 変数による GAM1 のアカイカ漁場推定図であり、選択された海洋環境変数は異なるが、選択された変数の数としては、第 2 章における MOVE-3D モデルと等価の GAM となる。7 変数となり、3 次元の海洋環境情報が統計モデルに取り込まれることにより、4 変数の GAM1 では表現できていない暖水渦内の好適生息域の構造、特に $\ln(\text{CPUE})$ の高い領域が東西に分割される状況が、7 変数の GAM1 では表現できるようになるとともに、4 変数の GAM1 で過小評価されていた 2 月 1 日における $\ln(\text{CPUE})$ の値もより正確に表現されている。本研究では、さらに 9 変数及び 11 変数の GAM を作成し、同様のアカイカ $\ln(\text{CPUE})$ 推定図を作成したが、その結果を見ると (Figure 3-3e-h)、変数を増や

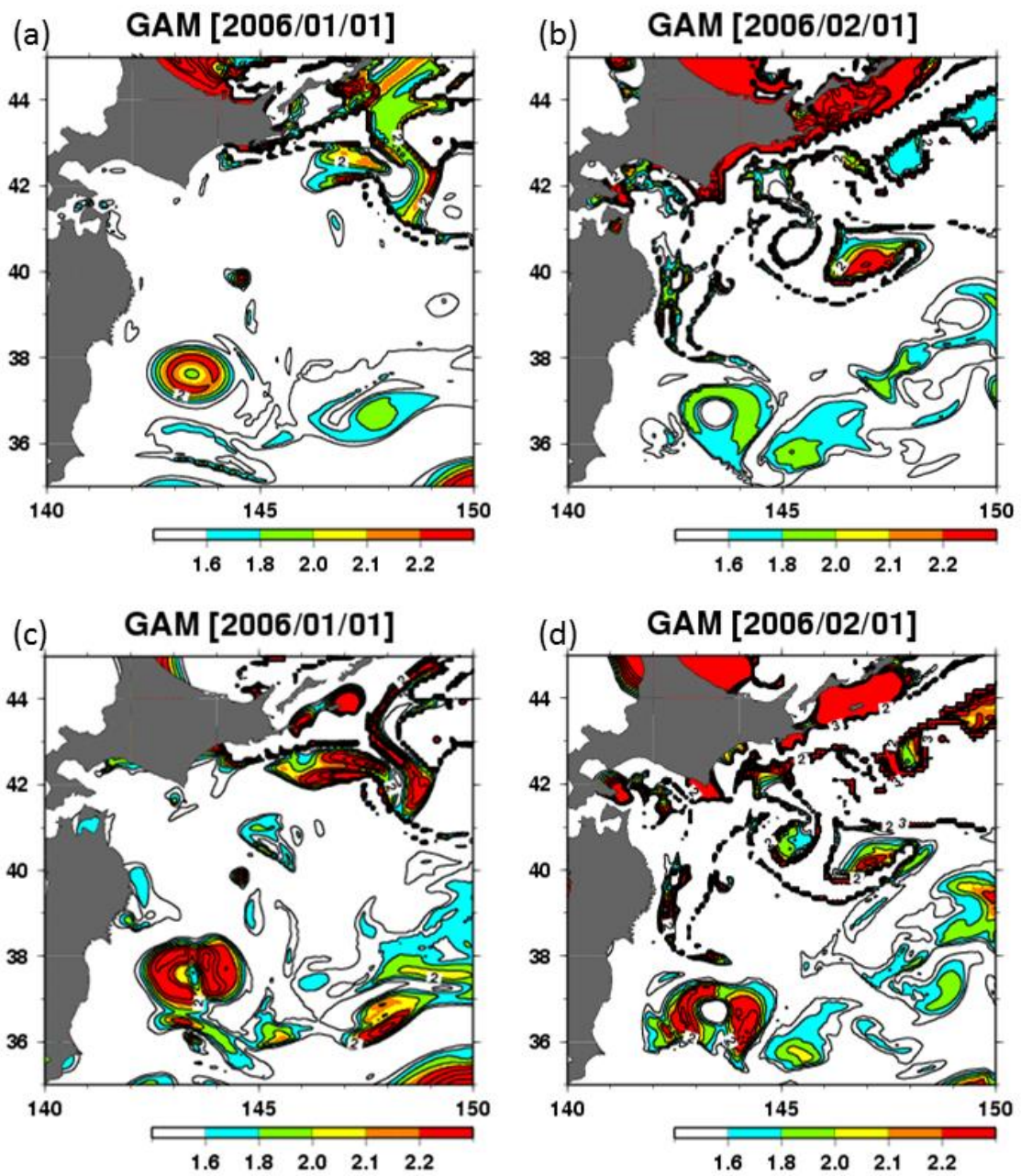


Figure 3-3. Spatial distributions of $\ln(\text{CPUE})$ of the neon flying squid estimated by GAM including 4- (a, b) and 7- (c, d) ocean environmental variables on January 1, 2006 and February 1, 2006.

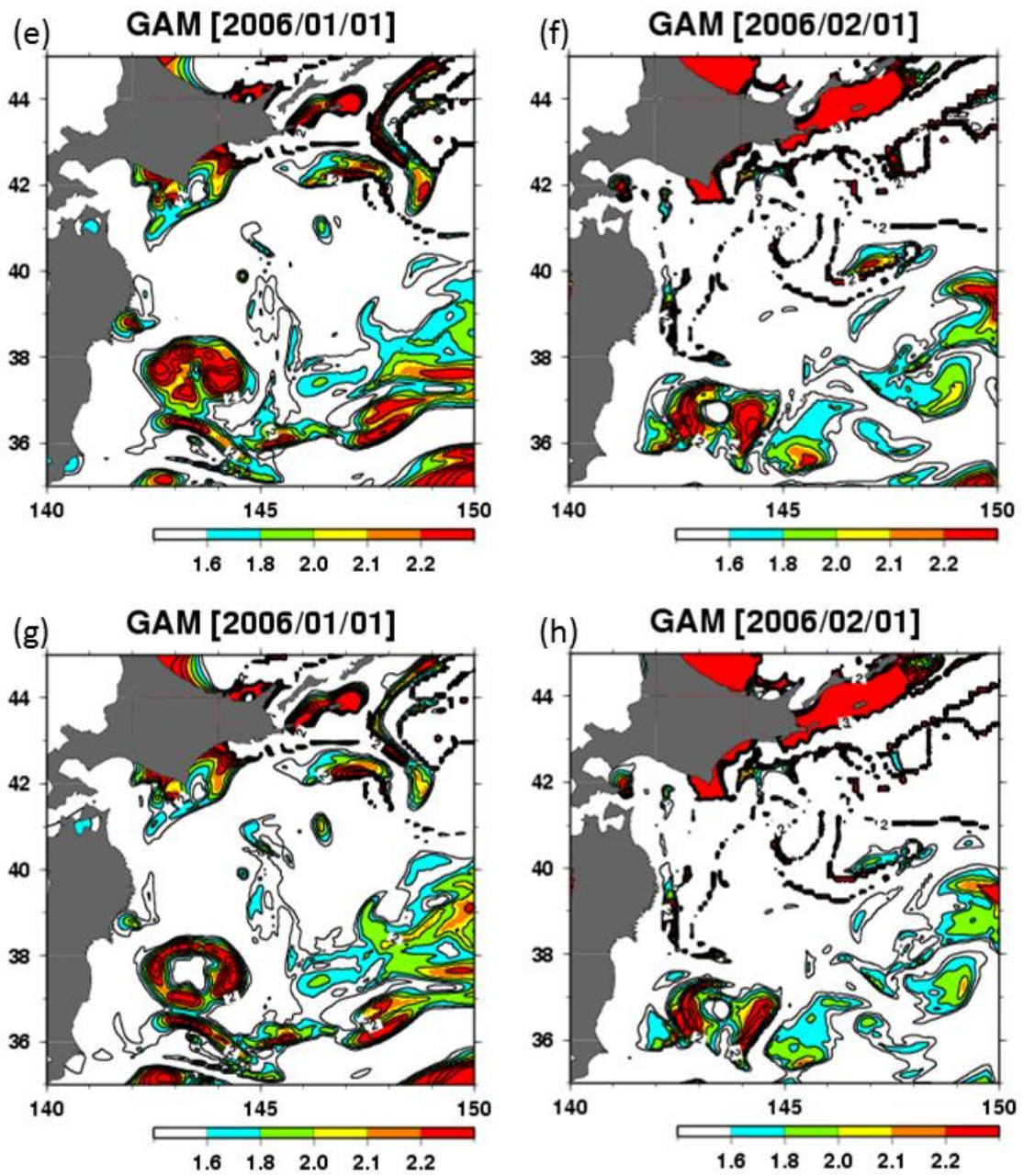


Figure 3-3. Spatial distributions of $\ln(\text{CPUE})$ of the neon flying squid estimated by GAM including 9- (e,f) and 11- (g, h) ocean environmental variables on January 1, 2006 and February 1, 2006.

していくことにより、暖水渦内の構造がより細かく表現されていく傾向が見られる。特に、11 変数の GAM1 による 2 月 1 日の $\ln(\text{CPUE})$ 推定図(Figure 3-3h)では、アカイカ漁場がかなり狭い領域に限定することができおり、実際の推定図からアカイカ漁業者が漁場を特定する判断材料を的確に与えることができる推定精度を有しているという観点から、実利用に有効なモデルとなっていると考えられる。

3-4-2 AIC による GAM の性能比較 (1) 統計的バイアス修正項

次に、3-1 式に従って作成した GAM1、3-2 式に従って作成した統計的バイアス修正項 B を加えた GAM (以後、GAM2 と表記する) の 2 種類について、それぞれ 4・7・9・11 個の 4 種類の海洋環境変数を持つ GAM のセットを準備し、合計 8 種類の GAM について AIC を計算して相互比較を行い、統計的バイアス修正項 B の評価を行った (Table 3-1)。

まず GAM1 について見ると、導入する環境変数が 4・7・9・11 と増えていくほど AIC の値は減少していく傾向にある。環境変数が 4 変数から 7 変数に増加することにより AIC は 222 減少しているが、7 変数から 9 変数では約半分の 94 の減少にとどまり、さらに 9 変数から 11 変数では 28 の減少となり、変数の増加に伴う AIC の減少量はこの段階でほぼ収束している。一方で GAM2 については、GAM1 と同様に環境変数の増加に伴い AIC の減少が見られるものの、環境変数が 4 変数から 7 変数に増加することにより AIC は 38 減少しているが、7 変数から 9 変数では 83 の減少、9 変数から 11 変数では 13 の減少となり、減少量に一定の傾向が見られないことと、AIC の減少量の絶対値が小さいことが、GAM1 と異なる点である。

次に、導入する環境変数を固定して GAM1 と GAM2 の AIC を比較すると、統計的バイアス修正項 B を導入した GAM2 は GAM1 に対して、導入する環境変数の個数に関わらず AIC が顕著に減少している。その減少量は、4 変数の場合が 1183、7 変数の場合が 999、9 変数の場合が 988、11 変数の場合が 973 となっており、いずれの場合も GAM1、GAM2 それぞれの変数の個数を増加させた場合の 10~100 倍に近い AIC の減少が見られる。

この結果は、三陸沖のアカイカ漁場推定を GAM により行う際には、統計的バイアス修正項 B を導入することにより顕著なモデル性能の向上が見込めることを示している。特に、導入する環境変数を増加させることにより AIC に明瞭な減少傾向が見られるとともに、漁場推定図においても、暖水渦内のより詳細な漁場分布を表現することが可能になることを確認したが、統計的バイアス修正項 B の導入効果は、導入する環境変数の増加による効果よりもはるかにモデル性能の向上に寄与することが示された。

Table 3-1. Akaike Information Criteria (AIC) of the GAMs including 4, 7, 9 and 11 ocean environmental variables. GAM1, GAM2 and GAM3 depict the GAM from the equation 3-1, 3-2 and 3-3, respectively.

	4-variable	7-variable	9-variable	11-variable
GAM1	11585	11363	11269	11241
GAM2	10402	10364	10281	10268
GAM3	10371	10336	10264	10249

3-4-3 統計的バイアス項の年々変動

3-4-2 で得られた結果は、目的変数である $\ln(\text{CPUE})$ に含まれている年々変動のバイアスが非常に大きいため、本研究で作成したアカイカ漁場推定のための GAM のうち、一般的に 3-1 式に従って構築される GAM1 では、結果として誤差項 ε が大きくなり、モデル性能が頭打ちになってしまっていることを示している。

ここでは、 $\ln(\text{CPUE})$ に含まれているバイアスの変動特性を調べるため、GAM2 を作成することにより得られた統計的バイアス修正項 B の年々変動の時系列を示した (Figure 3-4)。統計的バイアス修正項 B の時系列は、細かな差異はあるものの、基本的には GAM に導入した環境変数の数に依存することなく、どの GAM についても同量のバイアスが各年の $\ln(\text{CPUE})$ に含まれていることがわかる。さらにこの時系列を、アカイカ資源量の指標となる季節平均 CPUE の時系列と比較すると (Figure 3-5)、両者の変動が類似していることがわかる。アカイカの季節平均 CPUE の年々変動と 4 種類の各 GAM2 における統計的バイアス修正項 B の年々変動との相関解析を行うと (Table 3-2)、全ての GAM2 において両者は高い相関関係を示す。この結果は、統計的に推定した $\ln(\text{CPUE})$ に含まれている年々変動バイアスの主な成分がアカイカ資源の年々変動の影響を受けたものであることを示している。

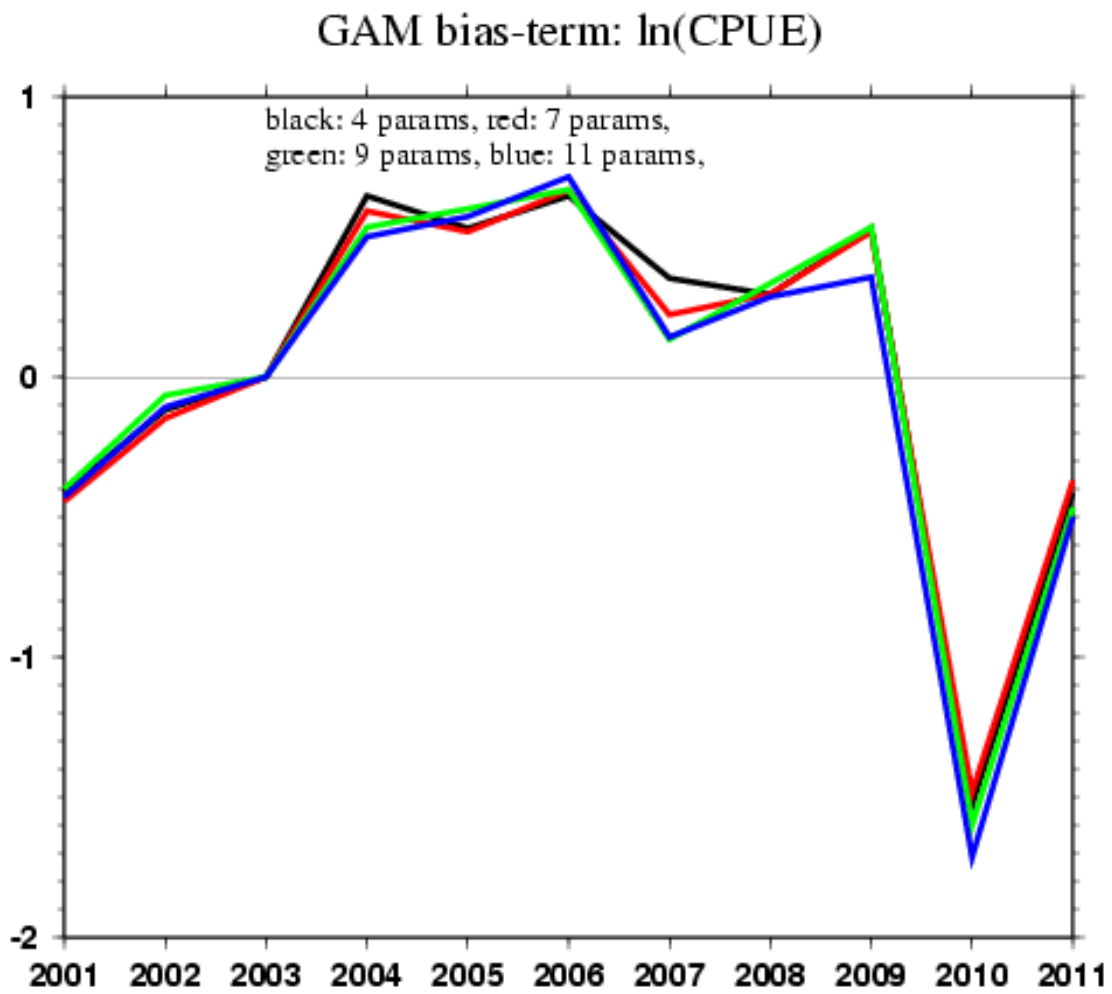


Figure 3-4. Time series of bias term B in GAM2 (equation 3-2). Black, red, green and blue lines depict the term B of GAM2 including 4-, 7-, 9- and 11-ocean environmental variables, respectively.

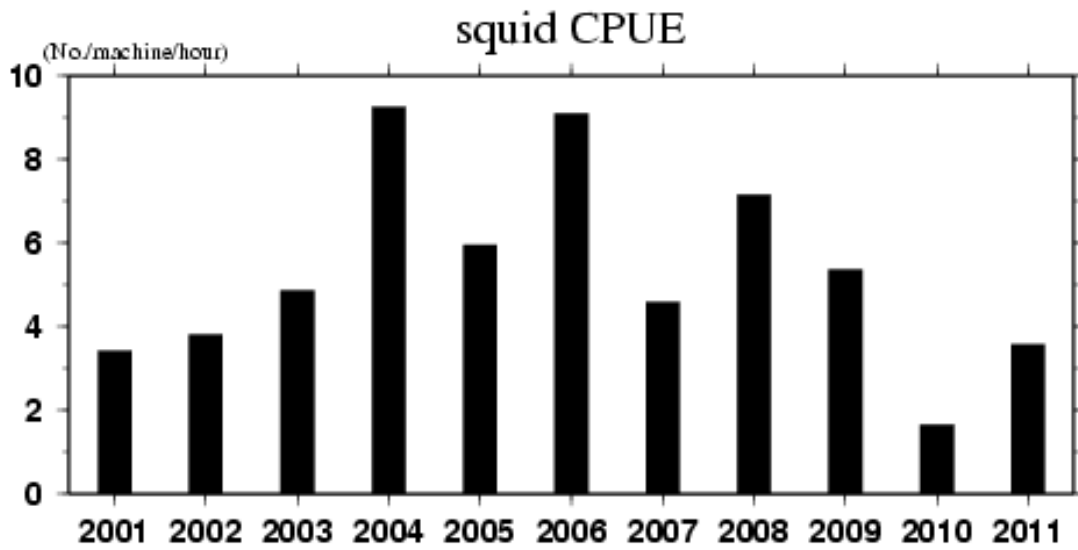


Figure 3-5. Time series of the January-February averaged CPUE of neon flying squid caught off the Sanriku coast. (unit : number per machine per hour).

Table 3-2. Correlation coefficients between the interannual variation of the term B in GAM2 and that of the January-February averaged CPUE of neon flying squid. All of the correlation coefficients were statistically significant at 5% level.

	4-variable	7-variable	9-variable	11-variable
Correlation	0.828	0.843	0.823	0.832

3-4-4 AIC による GAM の性能比較 (2) アカイカ資源量変動に伴う修正項

次に、3-3 式に従って作成したアカイカ資源量変動による修正項 S を加えた GAM (以後、GAM3 と表記) と GAM2 との AIC を比較する (Table 3-1)。GAM3 について、環境変数の増加に伴う AIC の変化を見ると、環境変数が 4 変数から 7 変数に増加することにより AIC は 35 減少し、7 変数から 9 変数では 72 の減少、9 変数から 11 変数では 15 の減少となり、GAM2 に見られた減少量とほぼ同様の変化を示した。また、導入する環境変数を固定して GAM3 と GAM2 の AIC を比較すると、アカイカ資源量変動による修正項 S を導入した GAM3 は、統計的バイアス修正項 B を導入した GAM2 に対して、導入する環境変数の個数に関わらず AIC は常に低い値を示す。その差異は、4 変数の場合が 31、7 変数の場合が 28、9 変数の場合が 17、11 変数の場合が 19 となっており、いずれの場合も両者の差は決して大きくはないが GAM3 の方が、有意に性能が高いと評価できる。

この結果は、アカイカの $\ln(\text{CPUE})$ に含まれている年々変動バイアスの修正を行う上で、統計学的な調整を行うよりも、アカイカ資源量変動の情報を陽にインプットして修正をかけた方が GAM の性能が向上することを示しており、非常に大きな意味を持っている。すなわち、アカイカ漁業者が個別に行うイカ釣り操業についての個々の漁場における漁獲量に対して、一様にアカイカ資源の総量に関わるバイアスが毎年かかっているため、その効果をバイアスとして考慮することにより漁場予測精度の向上が見込めると考えられる。

3-4-5 平均二乗誤差の比較

これまでに作成した GAM1 と GAM3 について、それぞれ 4 種類のモデルにより推定された $\ln(\text{CPUE})$ 分布と実際の漁獲量との MSE を計算して結果を比較した。まず、解析対象期間となる 2001-2011 年を通じた GAM1 と GAM3 との MSE を比較すると (Table 3-3)、導入している環境変数の数に寄らず、全てのケースで GAM3 の方が GAM1 よりも MSE が小さい。すなわち、アカイカ資源の年々変動項を組み込むことにより、GAM の性能に向上が見られる。しかも、4 変数から 11 変数への環境変数の増加に伴い、GAM1 では 0.158、GAM3 では 0.047 の MSE 改善が見られるが、GAM1 から GAM3 への改造を経ることにより、4 変数では 0.409、7 変数では 0.328、9 変数では 0.308、11 変数では 0.298 の改善が見られており、変数の増加に伴うモデルの性能向上よりも、アカイカ資源量変動に伴うバイアス修正項を導入することによるモデルの性能向上の方がはるかに効果大きい。尚、Table 3-3 の MSE の値は、全てのデータを使用してモデル構築を行ったフィッティングの結果としての MSE であり、予測結果の評価ではない。

次に、GAM1 と GAM3 についての予測結果に対する性能評価を行うため、それぞれの GAM (8 種類) について、解析対象期間のうち予測対象年以外の 10 年分のアカイカ CPUE 及び海洋環境データを用いて GAM を構築して、予測対象年のアカイカ $\ln(\text{CPUE})$ 場の予測を行う。その予測値とアカイカ $\ln(\text{CPUE})$ 観測値との MSE を年毎に計算した結果を Figure 3-6 に示す。図中の点線が GAM1、実線が GAM3 の結果である。各年について GAM1 と GAM3 の MSE を比較すると、どちらの結果もあまり変わらないという年と GAM3 の方が GAM1 よりも MSE が低い値を示し、アカイカ資源量変動に伴うバイアス修正項を導入することで予測精度の向上が見られている年があり、結果として 2001-2011 年全体としても予測精度に向上が見られるという結果になっている。3-3 式の S 項は $\ln(\text{CPUE})$ のバイアス修正を行う項であるので、2002、2003、2007、2009 年といった $\ln(\text{CPUE})$ の季節平均値が解析期間全体での平均値に近いような年には、S 項そのものの値が小さくなるので、GAM1 と GAM3 の差異はあまり見られない。一方で 2004、2005、2006 年のような豊漁年については、S 項の導入によりモデル結果に顕著な改善が見られる。また 2005 年についても GAM3 の MSE が

Table 3-3. Mean square errors of GAM1 and GAM3 estimations comparing with the actual squid catch observations. Unit is the naturalized logarithm of CPUE (no./machine/hour).

	4-variable	7-variable	9-variable	11-variable
GAM1	1.416	1.315	1.274	1.258
GAM3	1.007	0.987	0.966	0.960

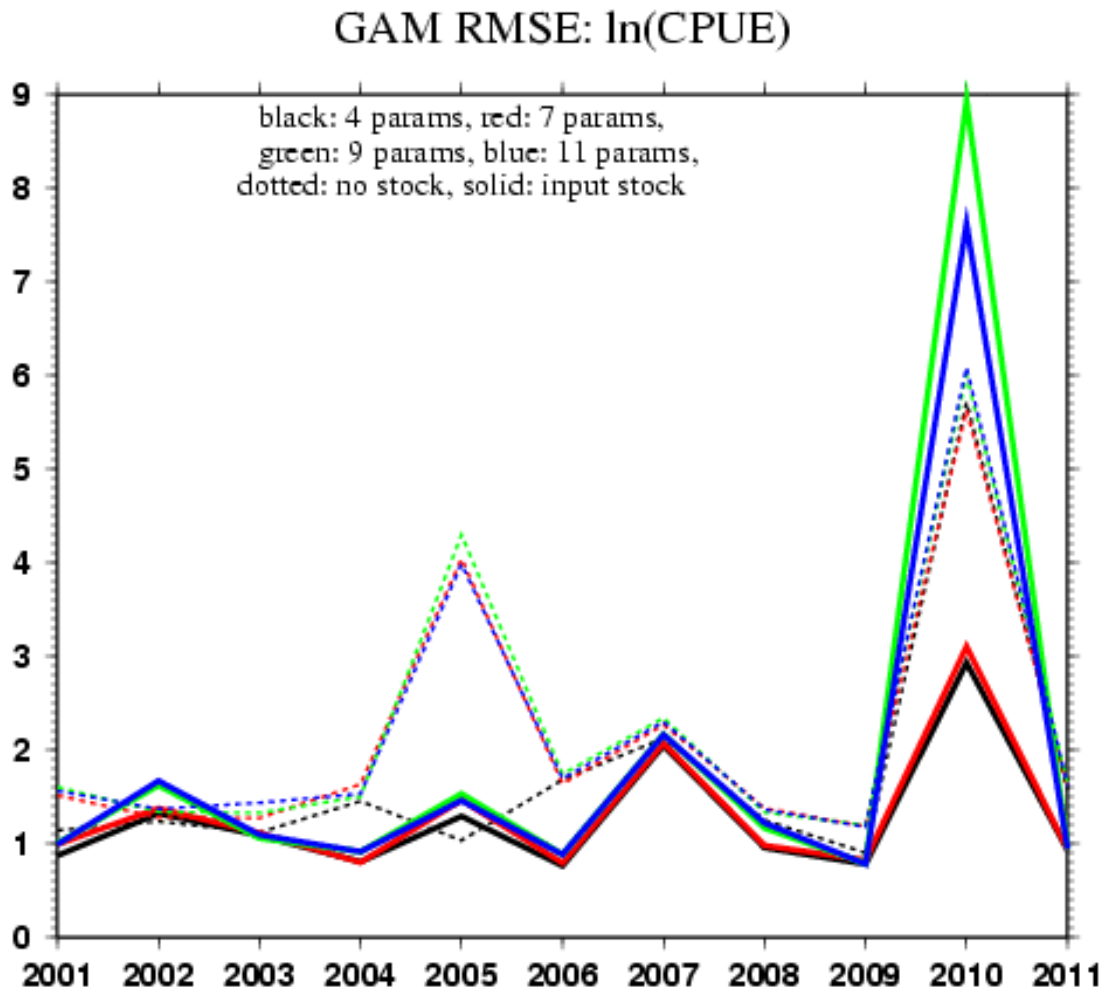


Figure 3-6. Time series of mean square errors of GAM1 and GAM3 estimations comparing with the actual squid catch observations. Black, red, green and blue lines depict the 4-, 7-, 9- and 11-ocean environmental variables, respectively. Dotted lines depict GAM1 and solid lines depict GAM3, respectively. Unit is the naturalized logarithm of CPUE (no./machine/hour).

GAM1 の結果に対して顕著な向上が見られている。解析対象期間中において 2010 年だけは、必ずしも GAM3 の結果が GAM1 に対して改善が見られるとは言えない結果を示している。この原因については考察で議論する。

3-4-6 GAM による漁場推定図の比較

導入した環境変数が 9 個のモデルを対象として、GAM1 と GAM3 におけるアカイカ漁場の推定場についての比較を行った。Figure 3-7 は、9 変数の GAM1 と GAM3 を用いた 2006 年 2 月 1 日のアカイカ $\ln(\text{CPUE})$ 推定値及び海面高度の分布を示したものである。尚、GAM1 による同日の結果は Figure 3-3 にも示しているが、Figure 3-3 は 2006 年のデータも含めて作成した GAM1 のフィッティングの結果であるのに対して、Figure 3-7 では 2006 年のデータを使用せずに作成した GAM によるアカイカ $\ln(\text{CPUE})$ 推定値を図示している。

GAM1 と GAM3 の両者を比較すると、 37°N 、 143°E に中心を持つ暖水渦の縁辺部 (Figure 3-7a)において、GAM3 による推定図 (Figure 3-7c)には渦の北西部を中心に $\ln(\text{CPUE})$ の高い領域が見られており、実際のアカイカ漁場ともよく一致しているが、一方で GAM1 による推定図 (Figure 3-7b)では、暖水渦の縁辺部に $\ln(\text{CPUE})$ の高い値を示す領域が現れているものの、非常に狭い領域に限られており、実際のアカイカ漁場との対応関係も不明瞭である。第 2 章でも述べた通り、2006 年の漁期には暖水渦の縁辺部を中心に典型的なアカイカの好漁場が形成されており、その結果としてアカイカ漁獲の季節平均 CPUE も高い値を示していた (Figure 3-5)ことから、GAM2 や GAM3 で見積もられたバイアス修正量も大きな値となっている (Figure 3-4)。従って GAM1 による推定では、 $\ln(\text{CPUE})$ の真値に対してかなり過小評価されていると考えられる。一方で GAM3 では、アカイカ資源量の年々変動によるバイアスを S 項により修正できているので $\ln(\text{CPUE})$ の推定値が改善されていることに加えて、 $\ln(\text{CPUE})$ の分布そのものについての改善が見られる (Figure 3-7)。

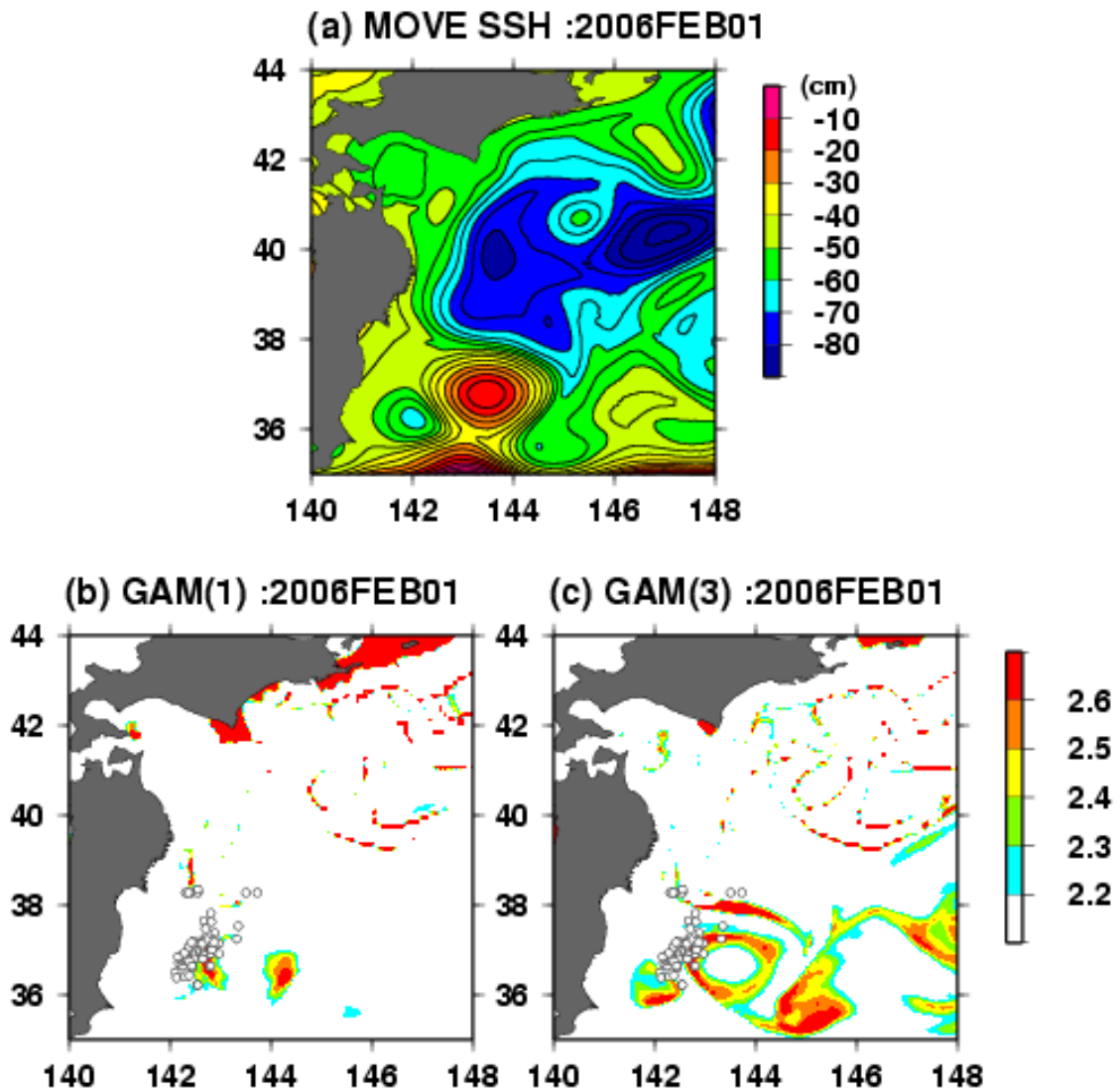


Figure 3-7. Spatial distribution of (a) sea surface height, (b) $\ln(\text{CPUE})$ estimated by the 9-variable GAM1, and (c) $\ln(\text{CPUE})$ by the 9-variable GAM3 on February 1, 2006. White circles in (b) and (c) depict the actual fishing points of commercial vessels operated during February 1, 2006.

3-5 考察

3-5-1 GAMによるアカイカ漁場推定とバイアス修正項の役割

本研究では、GAMを用いて冬季の三陸沖漁場におけるアカイカの好適生息域推定モデルを作成するとともに、過去の研究で得られているアカイカ資源変動の知見をGAMに導入するというアカイカに特化したモデル改造をGAMに施すことで、「アカイカ資源変動・好適生息域推定統合モデル」を作成し、モデル改良により漁場推定精度が向上しているかについての評価を行った。

過去の研究で、様々な魚種に対して開発されてきた好適生息域推定モデルでは、漁場のみの環境から構成されているものが一般的であり、本研究の対象魚であるアカイカ (Tian et al., 2009; Alabia et al., 2015a など)のほか、カツオ (Mugo et al., 2010; Mugo et al., 2014)やビンナガ (Zainuddin et al., 2008)、サンマ (Tseng et al., 2013; Mugo et al., 2014)、マサバ (Chen et al., 2009)など様々な事例がある。また漁獲対象魚種以外の海洋生物としてイワシクジラとニタリクジラ (Sasaki et al., 2013)やアカウミガメ (Kobayashi et al., 2011)などにも適用事例がある。これらの海洋生物に共通する、好適生息域推定モデルによる分布推定を可能にする特徴としては、それぞれの生物種が与えられた海洋環境場の影響を強く受けるという制約があり、その制約の中で自身にとって好適な環境を選択し、自走してその場にたどり着くことができる生物種であるということが挙げられる。ところが、このような生物種が海洋環境変動から受ける影響は漁場形成メカニズムだけに留まる訳ではなく、初期生残や年齢群構成、資源量や回遊経路、他魚種との関係など多岐にわたると考えられる。これらの影響を可能な限り取り込んでモデル化することができれば、対象となる生物種の生活史に対する理解が深まるとともに漁場推定の高精度化も期待できる。マイワシなどいくつかの魚種については回遊モデルを用いた研究が進んでおり (Okunishi et al., 2009; Okunishi et al., 2011)、このようなアプローチは、対象魚種の生態についての包括的な理解につながる方向性を示していると考えられる。しかしながら現実的には、個別の生物種に対する生活史の理解がモデル化できるレベルで進んでいるとは言えず、資源変動メカニズムについても未解明の魚種が多いことから、実際の漁場を精度よく予測できる

第 3 章

回遊モデルの開発には未だ至っておらず、また、好適生息域推定モデルのような統計モデルを用いた手法に対しても、漁場の環境場以外の海洋環境変動の影響が考慮されることはあまり行われていない。

Nishikawa et al. (2014, 2015)で提唱されたアカイカ冬・春生まれ群についての資源変動メカニズムは、いくつか議論の余地も残されているが、少なくとも 2004 年以降のアカイカ資源量変動についてはよく説明できており、有力な仮説であると考えられる。特に、これらの研究は、アカイカの資源量変動に与える初期生残の影響が非常に大きく、しかもその初期生残についても稚仔期における海洋環境の影響を強く受けていることを示している。「初期生残環境」という漁場以外の環境の影響を考慮することが重要であり、それを可能にする仕組みを開発して好適生息域推定モデルの推定精度を向上させることは、漁業者への情報提供という実利用を考える上で、非常に有効な手段になると考えられる。一方で、アカイカは寿命が 1 年であり、年齢構成や生活史における海洋環境の履歴を考慮する必要がない。生活史の中で海洋環境の影響を強く受ける魚種ではあるが、その影響は単年にしか及ばないので、例えばヒラメのように年齢構成や卓越年級群を考慮したモデル開発 (Shibata et al., 2017)を行う必要がなく、そのために必要なデータや調査も必要としないため、高精度の 3 次元海洋環境データセットを用意することができれば、アカイカは好適生息域推定モデル構築が比較的容易な魚種である。

本章で得られた最も重要な知見は、3-4-4 で示した、アカイカの $\ln(\text{CPUE})$ に含まれている年々変動バイアスの修正を行う上で、統計学的な調整を行うよりも、アカイカ資源量変動の情報を陽にインプットして修正をかけた方が GAM の性能が向上することである。この結果は、何も情報のない状態で統計モデルの最適化を行った結果よりも、アカイカの資源量変動の情報を陽に与えて統計モデルの最適化を行った結果の方がモデルの推定精度が高いということであり、このことから、各漁船が個別に操業を行う漁場における CPUE が、各漁場が持つ海洋環境特性とは全く関係のない各年の資源量による制約を一様に受けており、さらにその資源量は 1 年前のアカイカの産卵海域における海洋環境が決定している (Nishikawa et al., 2014; 2015)ことを示唆させる。3-4 結果では示さなかったが、3-2 式の

B 項と 3-3 式の S 項を共存させた GAM についての検証も行っており、この場合は B 項の値がほぼゼロとなる結果を得ていることから、アカイカの初期生残環境で決まった資源量の影響が、1 年後の各漁場における CPUE に対して一様に影響を与えているという仮説を支持することができる。3-2 式の B 項については、少なくとも理論的には、アカイカ資源量のサンプル数（すなわち、モデル構築に使用するデータの年数）を増やすことによりさらに改善が見込めると考えられるが、本研究で示したように、アカイカ資源変動データがある種の教師データとして GAM の学習に使用することにより、効果的にアカイカ漁場予測の精度を向上させることができることを示すことができた。

Nishikawa et al. (2014, 2015)は、ある年のアカイカ資源量を予測するためには、140-160°E で SST が 21-25°Cの海域における前年 3 月のクロロフィル *a* 濃度、もしくは 130-170°E、20-27°N の海域における 2 年前の 10-11 月の海上風速が必要であるとしている。つまり漁獲年の 1 年前の 4 月もしくは 2 年前の 12 月にはアカイカ資源量はある程度推定できるとしている。これに対してアカイカ漁場の海況予測の予測可能期間はおよそ 1 か月とされており、本研究で開発した手法による GAM により漁場予測を行う際に、当該年のアカイカ資源量の入手が、GAM による漁場推定の支障になることはない。実際にアカイカ漁業者が冬漁の漁獲対象魚種を決めるために必要な情報は 12 月には全て準備可能であるので、実利用上も問題なく使用可能なモデル構成となっている。

3-5-2 アカイカ資源モデルとの統合した GAM の性能評価

Figure 3-6 で示した GAM1 と GAM3 の MSE 時系列について比較を行った結果、季節平均 CPUE の値と CPUE の期間平均値との差が大きくバイアス補正が強く働く年については、GAM1 に対して GAM3 の推定精度が顕著に向上していることを示した。しかしながら、解析対象期間中において 2010 年だけは、必ずしも GAM3 の結果が GAM1 に対して改善が見られるとは言えない結果となった。具体的には、まず 4 種類の環境変数の GAM1 とも 2010 年の MSE が他の年の結果に対して最も MSE が大きな値を示しており、 $\ln(\text{CPUE})$ 分布の推定精度が最も劣っている。一方で、アカイカ資源変動データによるバイアス補正を行った GAM3 については、4 変数と 7 変数の GAM3 は GAM1 の結果に対して顕著に MSE の減少が見られるのに対して、9 変数と 11 変数の GAM3 は、推定精度のよくない GAM1 の結果に対して更に MSE が増加してしまっている。本章で示した GAM の推定精度の傾向としては、導入する変数の数が増えていくほど漁場分布の推定精度は向上する結果となっていたので、2010 年の事例はこの傾向にも反した結果を示していることになる。

この原因について考察すると、Figure 3-6 で示した MSE は、2010 年については 2010 年のデータを用いずに作成した GAM による推定結果となっている。解析期間の中で、2010 年は極端に季節平均 CPUE の値が低い年となっており (Figure 3-5)、他の年とは状況が顕著に異なっていたと推察される。GAM1 による推定精度も非常に良くないことから、そもそも 2010 年のアカイカの好適生息域を他の年のデータによる情報から再現することができなかったため、GAM3 によるバイアス修正にも齟齬が出てしまったのではないかと考えられる。

アカイカの好適生息域推定モデルを実際の漁業情報サービスとして使用する場合、このような極端な事例が発生してしまうことは十分にあり得る。このような例外事例を実際の現場でどう扱うかについてはさらに検討の余地があり、予めアカイカの資源量が予測できるので、その値に対して好適生息域推定モデルの適用範囲を判定しておく等の対処が必要になると考えられる。

3-5-3 GAM のマルチコリニアリティについて

本章においても、第 2 章と同様にマルチコリニアリティの問題について検証するため、GAM の作成に使用した各環境変数間の相関係数を計算した(Table.3-4)。その結果として、環境変数間の相関係数が 0.5 を超える組み合わせが 13 種類存在することが示された。GAM を構築する際に導入した 11 変数のうち Vscal270、S138、Vscal-sfc、T222 の 4 種類については、相関係数が 0.5 を超える組み合わせが複数存在するため、マルチコリニアリティによる偽相関が GAM の精度向上を阻害している可能性がある。本研究では、統計的なバイアス修正項 B (3-2 式)及びアカイカ資源量変動による修正項 S (3-3 式)を GAM に導入する効果を、GAM の説明変数として海洋環境変数を増やす効果と比較するために、AIC の減少量がある程度小さくなるまであえて環境変数を多く導入したため、最終的に選択した 11 の変数については必ずしも最適な組み合わせとなっていない可能性がある。Figure 3-6 に示した通り、実際に各モデルで予測を行った結果としても、4 変数及び 7 変数の GAM の方が 9 変数及び 11 変数の GAM に対して若干 MSE が小さい傾向にあるので、実際のモデル性能としては 7 変数の GAM が最適であることが示唆される。しかしながら、どの GAM に対しても、バイアス修正項 B 及びアカイカ資源量による修正項 S の導入による効果は顕著に見られている。

Table 3-4. Pearson correlation coefficients among the ocean environmental parameters

used in the GAM.

	SSH	∇ SSH	MLD	S330	V82	$V_{scal270}$	U_{sfc}
SST	0.599	0.111	-0.146	0.520	0.220	0.146	0.147
SSH		0.171	0.325	0.225	0.052	0.749	0.142
∇ SSH			-0.032	0.025	0.099	0.565	0.440
MLD				0.037	-0.173	0.095	-0.032
S330					0.198	0.203	0.136
V82						0.063	0.015
$V_{scal270}$							0.224

	S138	$V_{scal-sfc}$	T222
SST	0.891	0.097	0.801
SSH	0.548	0.195	0.822
∇ SSH	0.028	0.878	0.129
MLD	-0.052	0.030	0.289
S330	0.668	0.007	0.570
V82	0.175	-0.210	0.130
$V_{scal270}$	0.149	0.743	0.259
U_{sfc}	0.109	0.328	0.123
S138		0.045	0.848
$V_{scal-sfc}$			0.140

第 4 章 夏季中央太平洋漁場におけるアカイカ好適生息域推定

4-1 研究背景と目的

本章では、後述の第 5 章で開発する、漁業者からリアルタイムで提供されるアカイカ漁獲データを活用して好適生息域推定モデルに即時修正を加えるアルゴリズムのためのベースとなる夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ HSI モデルについて、既存のアカイカ HSI モデルが抱えている問題を提起してそれを修正するための事例解析を行い、第 5 章で開発する適応型逐次修正アルゴリズムの足掛かりを示すことが目的である。

本章の研究対象海域となる北太平洋中央部は 5 月下旬から 8 月上旬にかけてアカイカ漁場が形成される (五十嵐ほか, 2014)。日本の中型イカ釣り漁船は 5 月の初旬に母港とする八戸港を出港し 1-2 週間後に漁場に到着して、その後約 2 カ月の間、寄港することなくアカイカ操業を続ける。夏漁での操業形態としては、交代制で 24 時間の操業を行うため日中にも操業が続けられる。さらに、集魚灯の他に水中灯を降下させて、日中は深度 400m 付近に生息しているアカイカを深度 200m 程度までおびき寄せて漁獲を行っており、冬季の三陸沖漁場とはかなり形態が異なる。夏季のアカイカ漁場は日本から遠く離れており、母港との間を往復するだけでも一定量の燃油を消費してしまうため、出漁した漁船が経営の採算をとるためには、ある程度の漁獲を確保することが必須となる。加えて、アカイカ漁場に到着してからの漁場探索についても、かつては多くの漁船が船団を組んで一斉探索することにより漁場探索の効率化を図っていたが、現在の漁船数は 30 隻程度となっており、広大な漁獲対象海域において「漁船数による効率化」は図れなくなっている。このような状況を打開するため、アカイカの漁場推定図を活用して効率的な漁場探索を行い、少ない漁船数でも漁場探索の効率化を図り燃油の消費を抑えて漁業の安定経営につなげることができる技術の開発が漁業の現場から求められている。

本研究対象海域で漁獲されるアカイカは、秋生まれ群と冬・春生まれ群の混合となっているが、最近行われたアカイカの体長調査による結果から、本漁場で漁獲されたアカイカの大部分は秋生まれ群に属することが報告されている (酒井ほか, 2014)。本系群は、前年の

第 4 章

秋季に亜熱帯前線帯付近で孵化した稚仔が北上回遊により、摂餌海域である亜寒帯フロントの南縁に到達してハダカイワシなどを摂餌して体長を成長させている (Watanabe et al., 2004)が、日本漁船はこの摂餌海域で夏季の操業を行っている。

本研究対象海域である夏季の北太平洋中央部漁場は、黒潮や親潮の変動が盛んな日本沿岸と比較すると、流れが非常に穏やかで渦や蛇行といったメソスケール現象の活動度が低い領域であるので、漁業者にとっては海洋環境変動の様子が捉えにくい。しかも、夏季における本海域では混合層の厚さが深度 20m程度に抑えられており、海表面を強制する放射フラックスや熱フラックスの影響はこの薄い混合層内で閉じてしまい、それ以深の層には及ばないため、人工衛星による海表面の観測情報のみからアカイカの生息する深度 200-400 mにおける環境を推定するのは困難である。しかもアカイカ漁業者にとっては、日本から遠く離れた海域で通信手段に不便があることに加えて、この海域における漁海況情報あるいは海洋環境予測等の情報サービスはこれまでほとんど行われていなかったため、漁業者はほぼ手探りの状態での漁場探索を強いられていた。

海洋研究開発機構では、平成 22 年度より青森県のアカイカを対象魚種とした気候変動適用研究の一環として、本研究対象海域である夏季の北太平洋中央部漁業におけるアカイカ HSI モデル及び海況予測システムの開発を行ってきた (五十嵐ほか, 2017)。その成果として現在では、海洋研究開発機構で開発された本海域における海況予測システム SKUIDS (Scalable Kit of Under-sea Information Delivery System)により、リアルタイムで提供される海況予測データ (五十嵐ほか, 2017)に対して、夏季漁場用に開発したアカイカ HSI モデルを適用したアカイカ HSI 予測マップを自動作成・配信するアカイカ漁海況情報配信ウェブシステムを介して、日々のアカイカ漁場予測図を操業中のアカイカ漁業者に配信している (五十嵐ほか, 2014)。さらに、アカイカ漁業者の協力により、同ウェブサイトから漁業者が入力を行う事で、日々のアカイカ漁獲データをリアルタイムで入手することが可能な体制が構築されている。

本論文の第 5 章では、このリアルタイム漁獲報告データを活用してアカイカ HSI モデルを逐次修正するアルゴリズムの開発を行うが、本章ではまず、対象海域となる夏季の北太

第 4 章

平洋中央部漁場におけるアカイカ HSI のベースモデルを提示するとともに、リアルタイムデータによる好適生息域推定モデルの逐次修正が必要である理由について問題を提起した上で、第 5 章で開発する適応型逐次修正アルゴリズムの足掛かりとなる好適生息域推定モデルの特徴についての知見を示すことを目的とする。

一般的に好適生息域推定モデル構築の際には、教師データとして与える観測データの量が多い程モデル性能も向上すると考えられており、統計学的にも対象魚種の好適生息域に関する情報量が増えれば、それを有効活用することによって高精度の統計モデルが構築できると考えられている。逆に、好適生息域推定モデルの構築に使用する教師データの情報量が少ない場合には統計モデルの精度向上は見込めず、結果として対象魚種の正確な好適生息域の推定はできない。しかし本研究で提起するのは、夏季のアカイカ漁場推定モデルで高精度の予測を行うために教師データとして必要な観測データの絶対量はどの程度であるかという問題である。さらにここでもう一点考慮すべきは、リアルタイム漁獲データの存在である。前述の通り、本研究の対象である夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ漁では、漁業者の協力によりウェブシステムを介して日々報告されるアカイカ漁獲データをリアルタイムで入手することが可能となっており、本研究ではこのデータをモデル開発に活用できるという前提で研究を行う事ができる。

一般的に、海洋で起こる様々な現象のうちアカイカの漁場形成に関係すると思われる渦や蛇行などのメソスケール現象は非線形が強い現象であり、変動そのものに多様なパターンが出現することから、アカイカ漁場との関係においても様々なパターンが存在する可能性がある。このような多様な関係性の出現は、大気流体を扱った天気予報では良く知られており、かつては過去の天気図の気圧配置と各地域における天気との関係を統計的に関連付けることにより天気予報を行う回帰予測 (regression forecasts)を行っていた時代があった(新田,1982)。しかしながら、気圧配置が非線形効果により様々な形を取りそれに伴って各地の天気も多様に変化してしまうという状態に対して、回帰式を導くために用いるサンプル数を増加させることにより予期される抜き取り誤差を減少させることはできるものの、予測因子の数や回帰式の次元が増えることにより増大する誤差に対して十分なサンプル数

が確保できない事から、この方法では予報の精度向上に対して本質的な限界があった（新田, 1982）。現在行われている天気予報では、収集可能なリアルタイム観測データによる初期値化を行った上で数値予報モデルによる予測を行うという手法を導入して、大気現象における非線形効果の時間発展を数値モデルで表現することにより高精度の天気予報が実現している。このように、過去のデータを用いて作成した統計モデルの特性として、データの中に含まれる過去に起こった事象と似通ったパターンについては推定（復元）可能であるが、過去のデータに含まれていない事象については推定精度が極端に悪化するという傾向がある。従って天気予報の現業解析と同じようにリアルタイムデータが入手可能であるならば、たとえその数が少ない場合でも、予測したい数日先の事象に対する情報は、過去データに含まれているその事象に対する情報よりも予測にとってはるかに有効に働く可能性がある。

本研究では、夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ HSI モデルの開発を行う上で、過去 12 年間で得られたデータ量の豊富な「過去データ」と、データ量は少ないが予測対象海域における直近の情報を含んだ「リアルタイムデータ」とでは、どちらが有効に働くかについての検証を行う。

4-2 資料

4-2-1 研究対象海域

本研究の対象海域は北太平洋中央部における日付変更線を挟んだ 170°E–160°W、34–45°N で囲まれた領域であり (Figure 4-1)、この海域において、日本の中型イカ釣り漁船が 5 月下旬–8 月上旬にかけてアカイカ釣りの操業を行っている。この海域は黒潮族流域の最下流に位置しており、黒潮や親潮の活動が盛んな日本沿岸と比較して海流は著しく弱く、穏やかな流れとなっており、渦や蛇行といったメソスケール現象の活動もあまり目立たない。特に研究対象海域の西側半分については、海面高度の変動が極端に弱くなる領域となっている (五十嵐ほか, 2017)。しかしながら、本海域の最上流部である 170°E 付近には、南北に連なる天皇海山が存在しており、黒潮続流域の 170°E 以東では、この地形に起因した蛇行やメソスケール渦活動が見られることが知られている (Roden et al., 1982; Bograd et al., 1997)。この海域におけるアカイカの漁場は、SST が 12.0–18.0°C の範囲に規定されており (Ichii et al., 2006)、このうち SST12°C に相当する北限は亜寒帯領域及び移行域の北限と一致しており (Roden, 1991)、アカイカが亜寒帯フロントを越えてさらに北に出現することはないとされている (Ichii et al., 2006)。

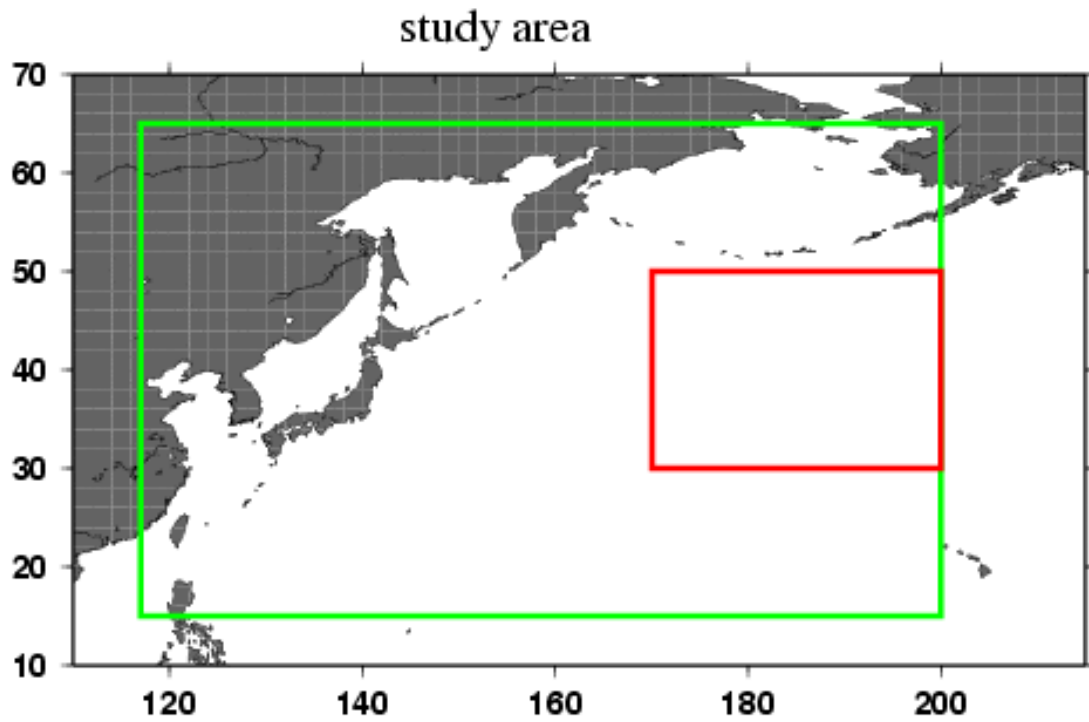


Figure 4-1. Study area. Fishing grounds of the neon flying squid of Japanese commercial vessels in summer (red), and the model domain of MOVE-WNP and FORA-WNP ocean reanalysis (green).

4-2-2 アカイカ漁獲データ

本研究で使用するアカイカ漁獲データは第 2 章・第 3 章と同様、地方独立行政法人青森県産業技術センター水産総合研究所により収集・編集された、青森県八戸漁港所属の中型イカ釣り漁船による漁獲データである。報告項目は漁獲開始日時、漁獲位置（緯度・経度）、匹数別の漁獲の箱数となる。本研究ではこれらの元データから、1 釣り機当たり 1 操業時間当たりの漁獲匹数を CPUE として計算し、アカイカ HSI モデル作成に使用した。本研究では 1999–2013 年における 5–8 月の操業データを使用した。

4-2-3 海洋再解析データ

本研究で使用する海洋再解析データについても第 2 章・第 3 章と同様、気象庁気象研究所で作成された MOVE-WNP 海洋再解析データを使用した。ただし、対象海域におけるデータの空間解像度は、緯度方向は 0.1° だが経度方向は $1/3^\circ$ となる。鉛直層は 54 層である。データ同化計算には、World Ocean Database (Conkright et al., 2001) 及び Global temperature-salinity profile program (GTSPP) データベース (Hamilton, 1994) により収集された水温及び塩分の鉛直プロファイル観測データ、気象庁が現業解析用に衛星観測と現場観測データとを統合して作成した日平均の海面水温データ (MGDSST, <http://ds.data.jma.go.jp/gmd/goos/data/database.html>) (栗原ほか, 2006)、及び Archiving, Validation and Interpretation of Satellite Data in Oceanography (AVISO) による海面高度アノマリデータ (Kuragano and Shibata, 2000) を観測データとして同化している。本研究では、海洋環境変数として海面高度及び 3 次元の水温、塩分濃度、東西流速、南北流速を海面から水深 740m まで (上位 30 層) 使用した。解析期間は 1999–2013 年の 5–8 月である。

4-3 解析方法

4-3-1 夏季北太平洋中央部漁場におけるアカイカ HSI モデル

本研究では、まず前半で夏季における北太平洋中央部漁場におけるアカイカ HSI モデルを構築する。構築手法については基本的には第 2 章と同様であり、アカイカの漁獲分布データに対して海洋再解析データ MOVE-WNP を適用することにより HSI モデルを作成する。まず、海面水温 (SST)、海面高度 (SSH)、海面高度の水平勾配 (∇ SSH)、混合層深度 (MLD) の 4 種類の環境変数を用いて HSI モデルを作成し、その次に 3 次元の海洋環境データから更にいくつかの環境変数を取り込む。HSI モデルに導入する環境変数を選択するために、SST・SSH・ ∇ SSH・MLD の 4 変数に加えて、海面から上位 30 層分 (0-740m 深) の水温・塩分・東西流速・南北流速の中から 1 変数を加えた 5 変数の HSI モデルを作成し、そのモデル性能を評価する。本研究では AIC の代わりにアカイカ CPUE と HSI 値との相関係数を使用するが、統計学的には同等の評価法である。作成された 4 種類の環境変数についての相関係数の鉛直プロファイルから、HSI モデルの性能向上が見込めて、かつ、選択された環境変数間の統計学的独立が保たれていると考えられる変数を 3 種類選択し、計 7 変数による HSI モデルを作成する。

アカイカ CPUE データと各海洋環境変数との関係を示す SI 曲線の作成についても手法は第 2 章と同様で、平滑化スプライン回帰を観測値に適用して作成する (Tian et al., 2009)。平滑化スプライン回帰曲線で得られた $\ln(\text{CPUE})$ の最大値を「好適値」として 1、最小値を「不適値」として 0 と定義し、環境変数の値に対応する SI 値を算出する。各環境変数に対する SI 値は以下の式で定義される。

$$SI = \frac{Y_{fit} - \min Y_{fit}}{\max Y_{fit} - \min Y_{fit}} \quad (4-1)$$

ここで、 Y_{fit} は平滑化スプライン回帰曲線から得られた各環境変数の値に対応する $\ln(\text{CPUE})$ の見積値である。次に 4-1 式から得られた各環境変数の SI 曲線を統合して HSI モデルを作成する。これについても第 2 章と同様に GMM を用いる。GMM の定義は以下の通りである。

$$HSI = \sqrt[n]{\prod_{i=1}^n SI_i} \quad (4-2)$$

ここで、n は HSI モデルで採用した海洋環境変数の個数となるので n=7 となる。

4-3-2 逐次的なデータ投入によるアカイカ HSI モデルの振る舞い

4-3-1 で構築した、夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ HSI モデルを用いて 2013 年の夏漁期における漁場推定実験を行う。4-4 で結果を示す際に詳述するが、夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ漁場推定結果は、海洋現象の変動そのものが大きくアカイカの好適生息域との関係が顕著に見られた冬季の三陸沖漁場と比較して、漁場形成メカニズムが不明瞭でわかりにくい。そのため、この海域におけるアカイカの好適生息域を、実利用を満たすレベルで精度よく推定するには更なる改良を必要とすることから、その手掛かりを提示するための事例研究として 3 種類の HSI モデルによる漁場推定実験を行う。4-1 の目的で問題提起した通り、予測対象年に対して、過去に蓄積した予測対象年以外の年のデータを教師データとして用いた HSI モデルと、疑似リアルタイムデータとして予測対象年のデータを教師データとして逐次的に用いた HSI モデルで、振る舞いがどのように異なるかを検証するとともに HSI モデル構築に必要なデータ量についての知見を得る。

まず始めに、4-3-1 で示したように通常的手法を用いてアカイカ HSI モデルを構築する。すなわち、2013 年の漁場推定を行うための教師データとして 1999–2012 年のデータを HSI モデルの構築に使用する。このようにして作成した HSI モデルを、本研究では model-A と呼称する (Figure 4-2)。次に、同様の手法で HSI モデルを構築するが、教師データとしては予測対象年である 2013 年に得られた観測値のみを使用する。本研究では、この HSI モデルを model-B とする。3 種類目のモデルは 6 個の HSI モデルのセットとなり、これを model-C とする。model-C は、model-B と同様に教師データとして使用するデータは 2013 年の観測値であるが、5 月下旬から 7 月下旬までを 7 旬に分割し、model-C の最初のモデル (以降では model-C1 とする) (Figure 4-2) では 2013 年の 5 月第 3 旬 (5 月 21-31 日) のデータを教師データとして使用し、6 月第 1 旬以降の漁場推定を行う。次に model-C2 では 5 月第 3 旬から 6 月第 1 旬まで (5 月 21 日-6 月 10 日) のデータを教師データとして使用し 6 月第 2 旬以降の漁場推定を行う。以降、model-C3、model-C4、…とモデル番号が進む毎に教師データの期間を 1 旬ずつ増やして予測期間を 1 旬ずつ減らしていき、model-C6 では 7 月 20 日までの全ての観測値を用いて HSI モデルを構築した後、7 月第 3 旬のみの漁場推定

procedure

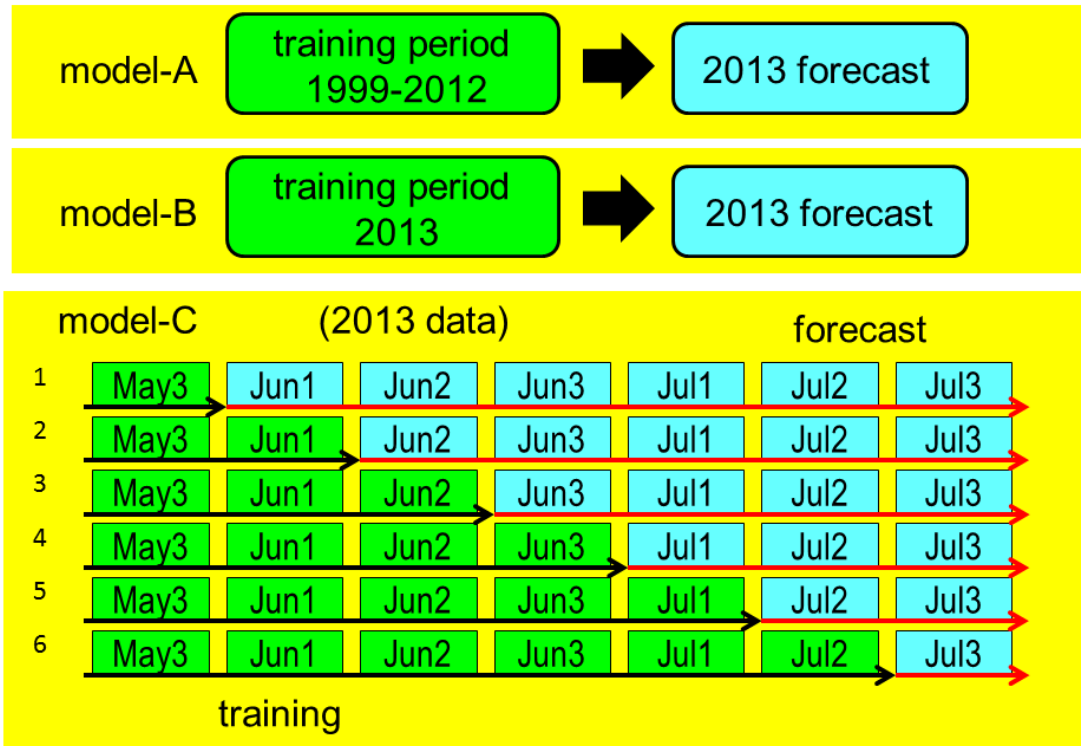


Figure 4-2. Schematic diagram of the calculation procedure of the neon flying squid HSI in 2013 summer in this study.

を行う。このようにして作成した 3 種類の HSI モデルについて、旬ごとに観測値との MSE を計算してその結果から統計学的な性能評価を行う。また、HSI モデルを構築するために選択した 7 種類の環境変数について、各 HSI モデルから得られる SI 曲線を比較することで 3 種類の HSI モデルの特徴について比較する。さらに、2013 年の予測実験結果として得られた HSI マップの比較から、各モデルの性能評価を行う。

4-4 結果

4-4-1 夏季漁場におけるアカイカ HSI モデル構築

本研究のベースモデルとなる夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ HSI モデルを作成するため、まず SST、SSH、 ∇ SSH、MLD の各環境変数に対して、アカイカ $\ln(\text{CPUE})$ との関係から平滑化スプライン回帰を用いて 4-1 式により算出した SI 曲線を Figure 4-3 に示した。モデル作成に使用した MOVE-WNP 及びアカイカ漁獲データは 1999-2012 年 5-8 月のデータである。まず SST の SI 曲線については、前述のとおり本研究対象領域におけるアカイカは、SST が 12.0–18.0°C の範囲に生息していたことが報告されているが (Ichii et al., 2006)、Figure 4-3a ではさらに SST が 14°C と 17°C の領域に集中して分布しており、逆に 15°C 付近には不適な領域が存在していたことを示している。次に、SSH の SI 曲線 (Figure 4-3b) には -30cm 付近と -60cm 付近の 2 箇所ピークがあり、メソスケール渦の縁に対応していることが示唆される。また ∇ SSH の SI 曲線 (Figure 4-3c) は、勾配が弱くなっている部分に SI 値の低下が見られず、冬季の傾向 (Figure 2-3c) とはかなり異なる。また MLD の SI 曲線 (Figure 4-3d) については、夏季の漁場では、栄養塩を効果的に取り込むような MLD の発達は見られないため顕著な対応関係は見られなかった。ただし、パッチ上に残っている相対的に MLD が深い領域 (深度 30m の極大) では、アカイカ漁場と部分的に対応関係が見られた。

次に、3 次元の海洋環境データから、夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ HSI モデルの説明変数として更に 3 種類の環境変数を取り込む。HSI モデルに導入する環境変数を選択するために、SST・SSH・ ∇ SSH・MLD の 4 変数に加えて、海面から上位 30 層分 (0-740m 深) の水温・塩分・東西流速・南北流速の中から 1 変数を加えた 5 変数の HSI モデルを作成し、見積もられた HSI 値と $\ln(\text{CPUE})$ の観測値との相関係数を計算する。Figure 4-4 は、上記の手順で作成した 5 変数 HSI モデルについての相関係数の鉛直プロファイルを示しており、水温・塩分・東西流速・南北流速の相関係数が、4 変数モデルの相関係数 (図中の赤線) よりも高い正の相関を示している層のデータを導入することにより、HSI モデルの統計学的性能が向上していると認められる。まず水温については、深度 246

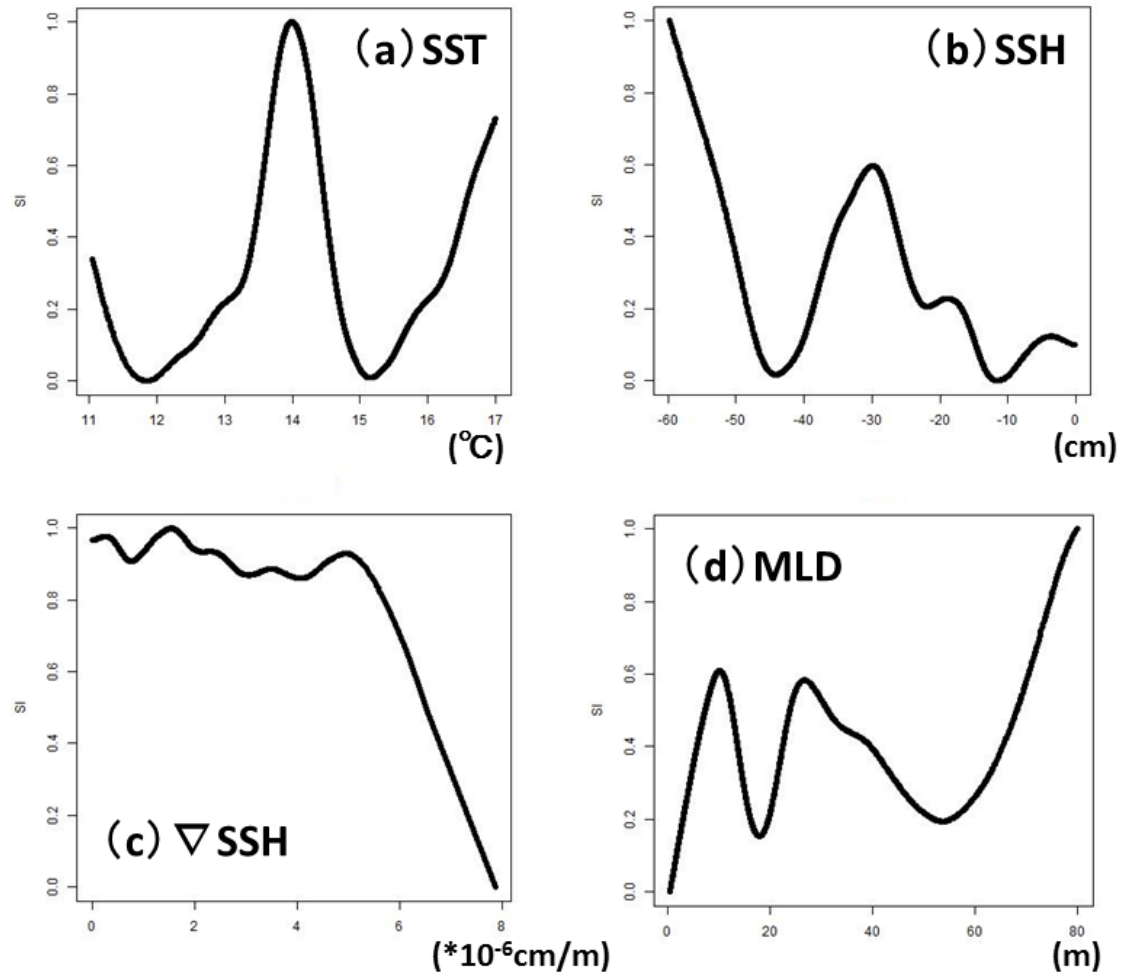


Figure 4-3. Suitability Index (SI) curves of the HSI model for the neon flying squid in the summer fishing ground: (a) sea surface temperature, (b) sea surface height, (c) horizontal gradient of sea surface height, and (d) mixed layer depth. Vertical coordinate indicates the SI of each environmental variable.

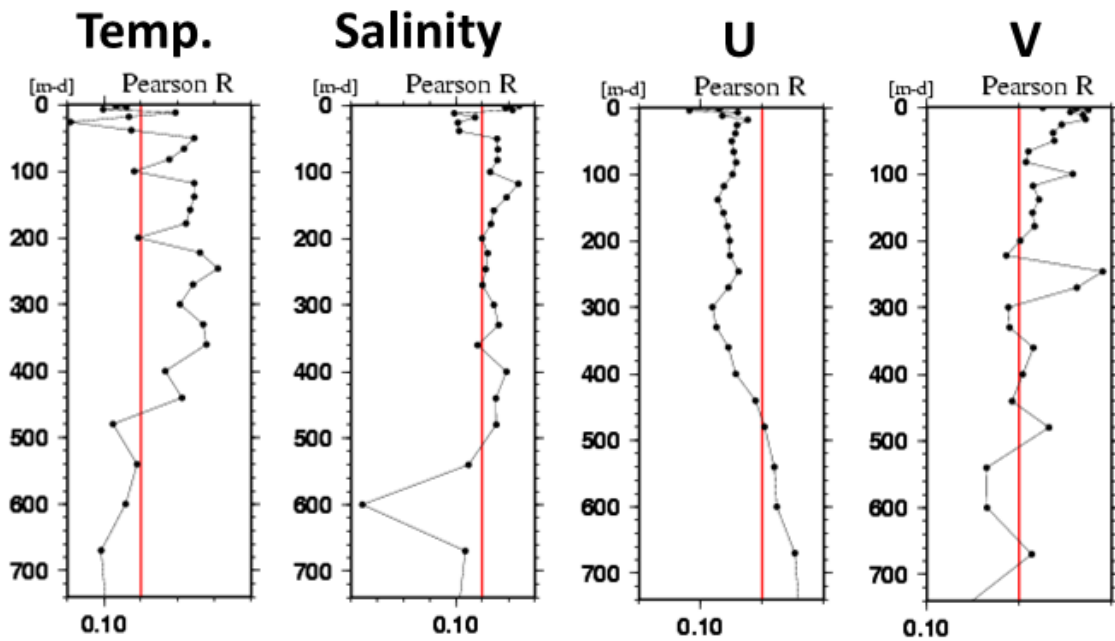


Figure 4-4. Vertical profiles of correlation coefficients between estimated HSI and observed $\ln(\text{CPUE})$ in the case that an environmental variable (temperature, salinity, zonal and meridional current speed) at each layer is added into the 4-variable HSI model. Red line indicates the correlation coefficient of the 4-variable HSI model ($R=0.110$).

第 4 章

m の水温 (T246) の SI を導入することで相関係数は最も高い値を示しており、モデル性能の向上につながっている。この結果は、夏季の漁場における日中のアカイカの生息深度が 300-400m 付近であり (Nakamura, 1993)、釣糸の深さが 200m 程度であることと整合的である。一方で塩分については、最も相関係数が高くなるのは海面塩分 (SSS) の SI 曲線を導入した場合である。これは亜寒帯フロントの位置を示す変数として良い指標になっている (Roden, 1991) と考えられる。さらに流速については、東西流速の SI 曲線を導入することによりモデル性能が悪化するのに対し、南北流速については深度 246m の南北流速 (V246) の SI を導入することによりモデル性能の向上が見られる。これらの結果を踏まえ、本研究では T246、SSS、V246 の 3 種類の環境変数を、追加の説明変数として HSI モデルに加え、7 変数の HSI モデルを作成する。

T246、SSS、V246 について、同様に作成した SI 曲線を Figure 4-5 に示す。T246 (Figure 4-5a) では 3 つの極大値が見られるが、アカイカ標本船による観測値の殆どは 8-9°C のピーク内に存在する。また SSS (Figure 4-5b) についても多くの観測値は 33.5-34.2psu 内で観測されている。また V246m (Figure 4-5c) については流速 0cm/s で最大値を示しており、流れの弱い領域で SI 値が高い、という ∇ SSH で見られた結果と整合的である。これらの特徴は、いずれも衛星観測値からは得られない細かな海洋構造との関係を示したもので、MOVE-WNP に含まれる詳細な 3 次元構造を HSI モデルに反映することにより得られたものである。

以上のように、MOVE-WNP の 7 変数 (SST・SSH・ ∇ SSH・MLD・T246・SSS・V246) を用いた HSI モデルについて HSI 見積値と $\ln(\text{CPUE})$ の観測値との相関係数を計算した結果 $R=0.143$ となり、4 変数モデルの結果 ($R=0.110$) に対してモデル精度が向上した。

次に、作成した HSI モデルのパフォーマンスについて検証する。対象海域における漁場推定図が示す特徴については、後述の 2013 年における 3 種類の HSI モデルの比較の際に示すので、ここでは HSI モデル構築に教師データとしてデータを使用した 1999-2012 年における、フィッティングの結果として見積もられた MSE の時系列を Figure 4-6 に示す。尚、MSE を計算する際に用いた $\ln(\text{CPUE})$ の見積値は、各観測点において推定した HSI 値と $\ln(\text{CPUE})$ の観測値との回帰分析により得られた値を使用した。この時系列を見ると、

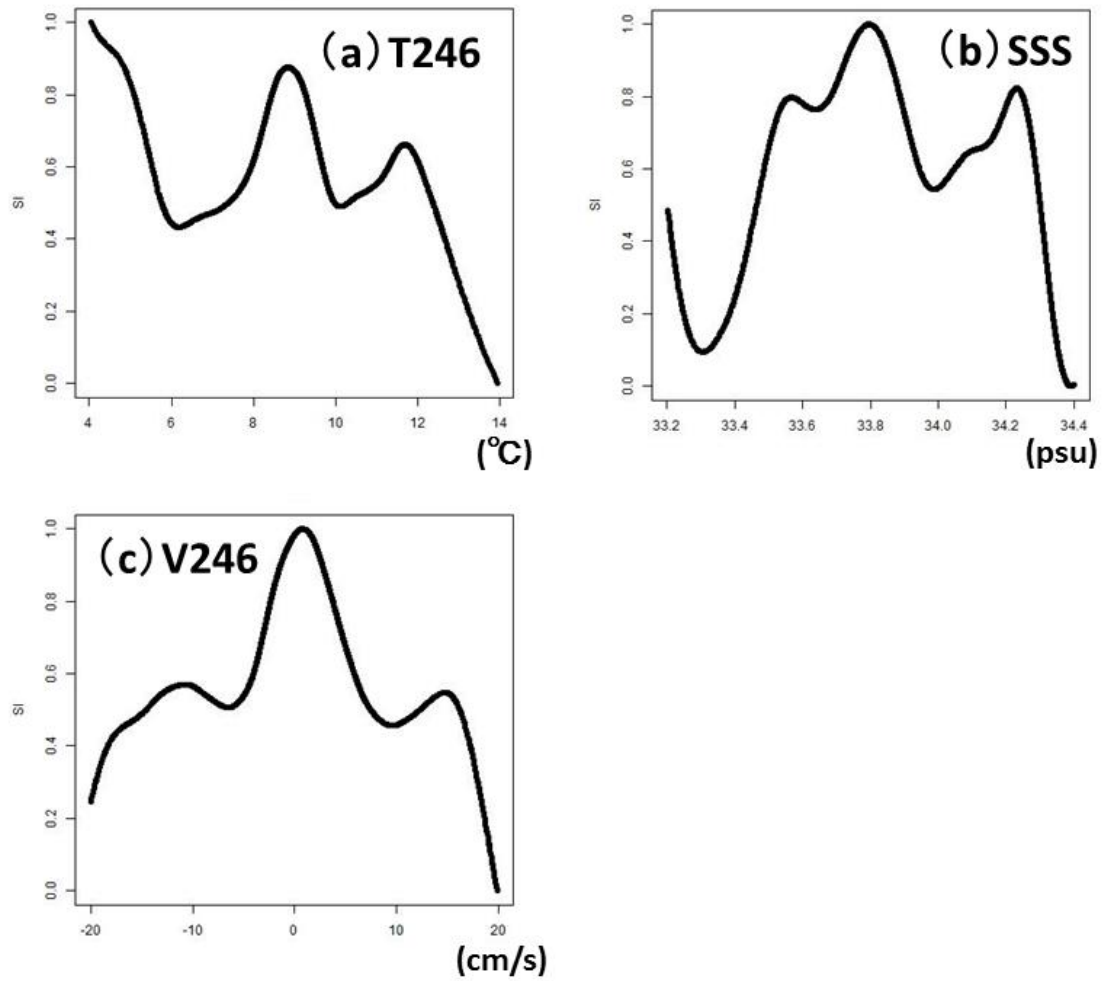


Figure 4-5. Suitability Index (SI) curves of the HSI model for the neon flying squid in the summer fishing ground: (a) temperature at 246m depth, (b) sea surface salinity, and (c) meridional velocity at 246m depth. Vertical coordinate indicates the SI of each environmental variable.

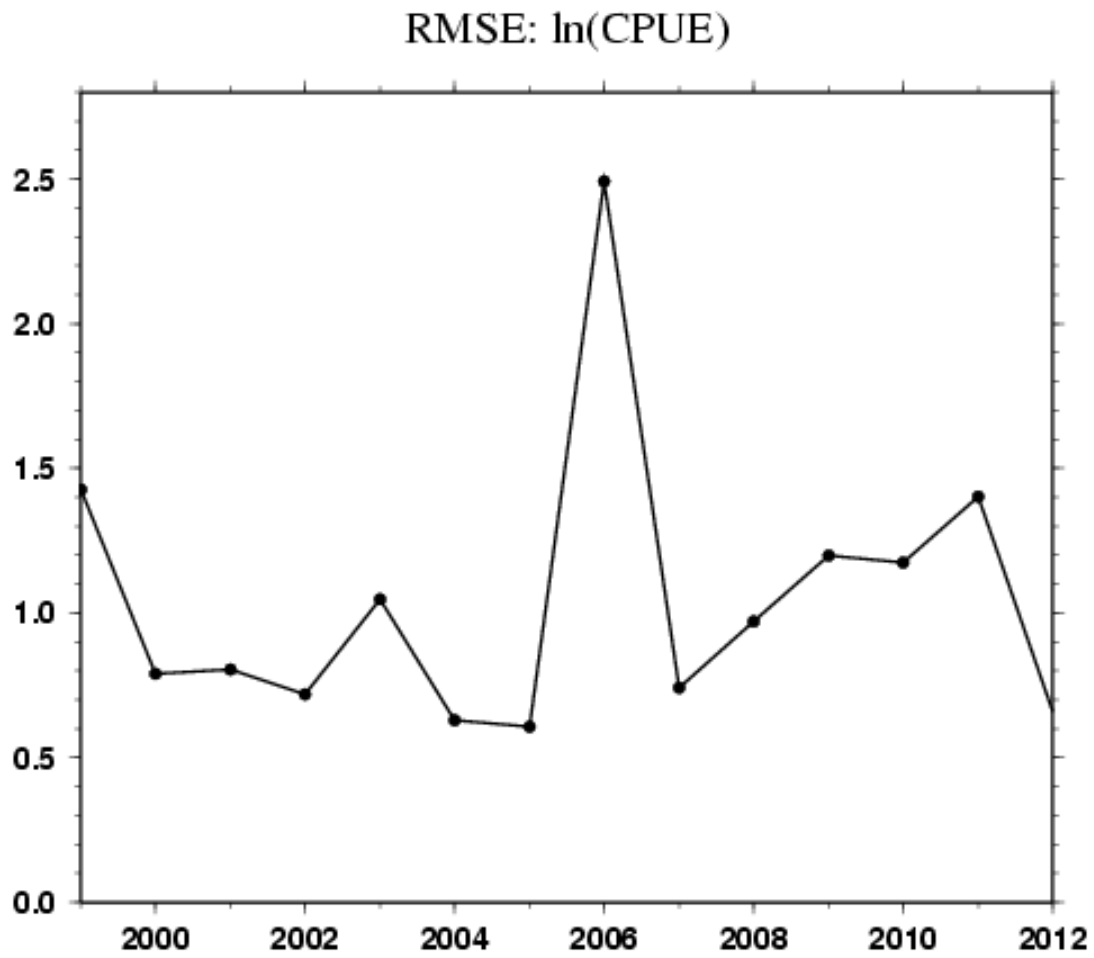


Figure 4-6. Time series of mean square errors of the estimated $\ln(\text{CPUE})$ from the HSI model for the neon flying squid in the summer fishing ground comparing with the actual squid catch observations.

2004、2005、2007 年のように MSE が非常に小さい値を示しており漁場推定が精度よく行われている年がある一方で、1999、2006、2011 年のように MSE が非常に高い値を示してしまい漁場予測精度が悪い年もあり、両者の差がはっきりとしてしまうモデルとなってしまう。これは、1999–2012 年の観測データを全て HSI モデル構築に用いた結果として、低い MSE 値を示す年に出現するアカイカ好適生息域分布を表現するには適しているが、高い MSE 値を示す年に出現するアカイカ好適生息域分布を表現するには適さないようなフィッティングが行われてしまっている事を意味する。このような結果から、夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ漁場推定では、1 つの HSI モデルでは表現できないいくつかの統計的パターンが存在することが示唆される。Figure 4-6 に見られるような「ある年には好成績だが、ある年は全く推定できていない」HSI モデルでは、漁場探索に全く役に立たない漁場推定を行ってしまう年が出現してしまうため、実利用の面では非常に大きな問題を抱えていると言わざるを得ない。従って、この海域におけるアカイカの好適生息域を、実利用を満たすレベルで精度よく推定するには更なる改良が必要となる。

4-4-2 3 種類の HSI モデルによる 2013 年のアカイカ漁場推定精度

次に 2013 年の夏漁を予測対象年として、異なる教師データを用いた 3 種類の HSI モデルを作成して、それぞれのモデルを用いて 2013 年のアカイカ好適生息域推定を行う。その結果、得られた $\ln(\text{CPUE})$ 推定値に対する観測値との MSE を計算して比較を行う事により各モデルの性能評価を行う。

まず、教師データとして 1999–2012 年のデータを用いて作成した HSI モデル (model-A、4-4-1 で作成した HSI モデル)により 2013 年の夏季におけるアカイカ漁場の推定を行い、4-4-1 と同様の方法で MSE を計算した結果、MSE は 0.878 となった。この値を 1999-2012 年における MSE と比較すると (Figure 4-6)、2013 年の予測の程度としては平均的な MSE を示している。ただし model-A の構築には 2013 年のデータは使用しておらず純粋な推定値となっていることから 1999-2012 年の結果と同等に比較することはできず、2013 年の推定精度としては実際の数値よりもさらに良い結果であると評価できる。

次に、変数選択や SI 曲線の作成手法は全く同じであるが、使用した教師データが 2013 年のデータである model-B を作成し、同様に MSE を計算した。model-B は、2013 年の観測情報を全て取り込んで作成した、統計モデルとしてのフィッティングの結果を示すものであり、統計学的にこれ以上のモデル精度を出すことはできないと考えられる理想モデルである。model-B による漁場推定結果から算出した MSE の値は 0.305 となり、model-A に対して MSE は 0.573 の改善が見られた。この結果は、仮に漁期が終了した段階で漁場推定を行えば MSE は model-A に対して約 1/3 の値に抑えることができることを示しているが、あくまでも理想的な値であり、実利用上は実現不可能な精度である。

続いて 3 種類目のモデルとして、変数選択や SI 曲線の作成手法は全く同じであるが、使用する教師データを、2013 年の観測値を旬ごとに分割し逐次更新してモデル作成を行う model-C を作成する。2013 年の漁期は 7 旬に分割されているので、6 つの教師データによる 6 種類の HSI モデルのセットが作成されている。model-C の結果については、2013 年の旬ごとの MSE を計算するとともに、model-A による旬ごとの MSE も計算し両者を比較した (Table 4-1)。Table 4.1 に示した MSE の結果のうち、灰色で塗りつぶされた部分が教師

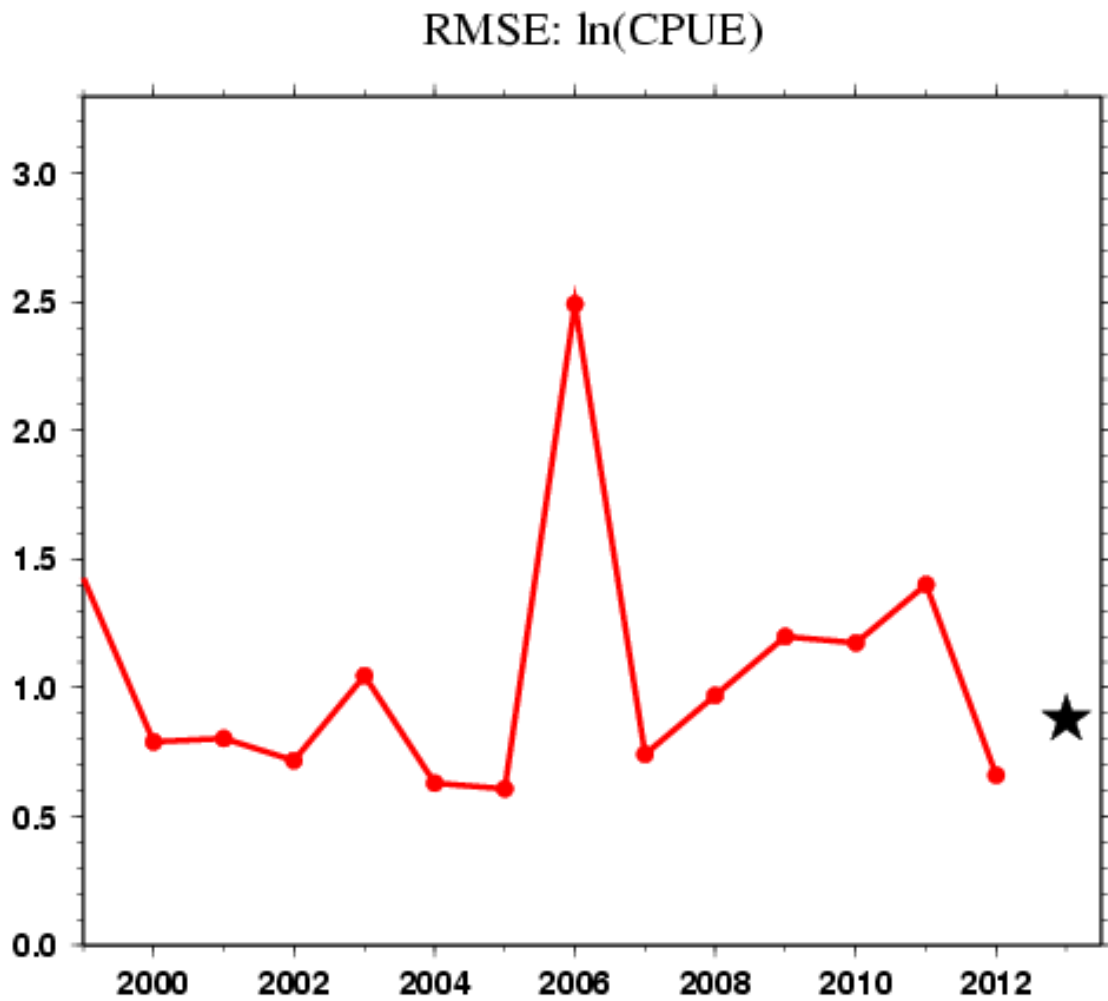


Figure 4-6. Time series of mean square errors of the estimated $\ln(\text{CPUE})$ from the HSI model-A for the neon flying squid in the summer fishing ground comparing with the actual squid catch observations. HSI model was constructed using the data during 1999-2012. MSE during 1999-2012 is the result of model fitting and MSE in 2013 is a pure prediction.

Table 4-1. 10-day mean square errors of the estimated $\ln(\text{CPUE})$ from the HSI model-A and -C for the neon flying squid in the summer fishing ground in 2013 comparing with the actual squid catch observations.

model-C									
	May3	Jun1	Jun2	Jun3	Jul1	Jul2	Jul3	fit	forecast
1 →→	0.290	0.748	2.574	0.807	2.552	0.957	0.728	0.290	1.481
2 →→	0.403	0.292	1.450	0.242	1.221	0.333	0.187	0.332	0.769
3 →→	0.490	0.266	0.320	0.916	0.157	0.506	0.459	0.337	0.514
4 →→	0.500	0.279	0.360	0.208	1.000	0.577	0.483	0.319	0.733
5 →→	0.536	0.281	0.381	0.259	0.131	0.506	0.660	0.300	0.577
6 →→	0.557	0.293	0.378	0.280	0.182	0.235	0.261	0.308	0.261

model-A									
	May3	Jun1	Jun2	Jun3	Jul1	Jul2	Jul3	forecast	
	1.645	0.464	0.556	1.573	0.241	1.113	1.043	0.878	

Table 4-2. Numbers of squid catch data for constructing HSI model of neon flying squid for the estimation of squid potential habitat area in 2013.

period	1999- 2012	2013 total	2013 May3	2013 Jun1	2013 Jun2	2013 Jun3	2013 Jul1	2013 Jul2	2013 Jul3
No.	6351	687	67	118	124	112	113	82	70

データ期間内のフィッティングによる MSE の結果であり、ピンク色で塗りつぶされた部分は、当該期間のデータを教師データとしては使用していない、純粋な推定による MSE の結果であることを示している。フィッティングの結果については model-B の場合と同様で MSE は統計学的な最小値を示しており、Table 4-1 に示した値も非常に低い値を示しているが、純粋な推定結果との比較はできない。ここでは、ピンク色で塗りつぶされた純粋な推定値について MSE の比較を行う。

MSE の比較を行う前に、各モデルで教師データとして使用した漁獲データ数について確認する (Table 4-2)。model-A については 1999–2012 年に観測された 6351 個のデータを使用したのに対して、model-B で使用した 2013 年における観測値の個数は 687 であり、約 1/10 程度のデータ量である。model-C については、C1、C2、C3…の順序で教師データが逐次増加していく。model-C1 では 67 個の観測数で、model-B のさらに約 1/10、model-A に対しては 1/100 程度のデータ数しか使用していないが、Model-C2 では 118 個が加算されて計 185 個となり、model-A に対して 1/34 のデータ量となる。その後 Table 4-2 に記載した各旬のデータ個数が順次積算されていき、model-C6 では 617 個となりようやく model-A の 1/10 程度のデータ量になる。

もし、この教師データの量の差がそのままモデル性能に反映されるのであれば、model-A により得られる MSE は model-C による MSE よりもはるかに小さな値となることが期待されるが、Table 4-1 に示した結果は必ずしもそうはなっていない。2013 年 6 月第 1 旬における漁場推定では、model-A の MSE が 0.464 であるのに対して model-C1 の MSE は 0.748、また 6 月第 2 旬の推定では、model-A が 0.556 であるのに対して model-C1 が 2.574、model-C2 が 1.450 となっており、model-C に対して model-A の方がはるかに推定精度が良い。しかしながら、6 月第 3 旬については model-C1-3 のいずれも model-A よりも MSE が小さな値を示し、7 月第 1 旬については再び model-A の方が MSE の値が小さくなるものの、7 月第 2 旬及び第 3 旬については全ての model-C が model-A よりも MSE の値は小さくなり model-C の性能が model-A を上回ることになる。その結果として、6 つの model-C (1-6) についてのそれぞれの推定期間 (Table 4-1 のピンク部分) を通した MSE は、model-C1

以外の 5 つが model-A の MSE (期間平均値) よりも小さな値を示す結果となっている。

4-4-3 3 種類の HSI モデルにおける SI 曲線の比較

本研究で作成した夏季の北太平洋中央部漁場における 3 種類のアカイカ HSI モデルについて、モデル作成に使用した各環境変数の SI 曲線の比較を行う。Figure 4-7 及び Figure 4-8 は model-A・model-B・model-C の 3 種類の HSI モデルについて SST・SSH・ ∇ SSH・MLD・T246・SSS・V246 それぞれの環境変数における SI 曲線を示している。ただし、model-C については前半の 6 月 (model-C1-3) と後半の 7 月 (model-C4-6) で色分けして表示している。まず SST の SI 曲線について見てみると (Figure 4-7a)、model-A (黒線) と model-B (赤線) とが必ずしも一致しておらず、特に SST が 11.7-12.5°C の範囲では、model-A では SI が 0.2 未満の値を示しているのに対して model-B では 0.4 以上の値を示している。また model-A では、model-B に見られる SST が 13.0°C 付近の SI 値の極小を表現できていないことがわかる。4-4-2 で示した通り model-B はいわゆる理想モデルで、model-A に対して MSE が 1/3 程度となっているモデルであるので、SI 曲線に見られる両者の差異は model-B に対する model-A の MSE の増加に寄与していると考えられる。ところが一方で、model-A は model-B に対して約 10 倍の教師モデルを使用して作成されており、model-A の方がはるかに多い情報量に基づき作成されている。ただし、model-A は 2013 年の情報だけは持っておらず、一方で model-B は 2013 年だけの情報を有している。これらを踏まえて結果を解釈すると、model-A では SST の SI 曲線の作成に際して、1999-2012 年に出現した様々なケースについての情報を投入した結果、2013 年の SI 曲線をおおよそ再現できているものの、一部については平均化により情報を失ってしまったことにより、あるいはそもそも 2013 年に相当する情報が過去データに含まれていなかったことにより、2013 年の推定に必要なシャープな極大・極小値を表現できなかったと考えることができる。同様の特徴は他の環境変数の SI 曲線にも表れており、SSH については (Figure 4-7b) -27cm より高い値の範囲においては model-A と model-C で SI 値が異なる値を示してしまっている。 ∇ SSH については、両者は全く違った曲線となってしまっており (Figure 4-7c)、MLD についても SI 値の極大・極小の位置が完全にずれてしまっている (Figure 4-7d)。T246 と SSS については、両者は比較的類似した形となっているが、それでも SI 値の極大・極小の

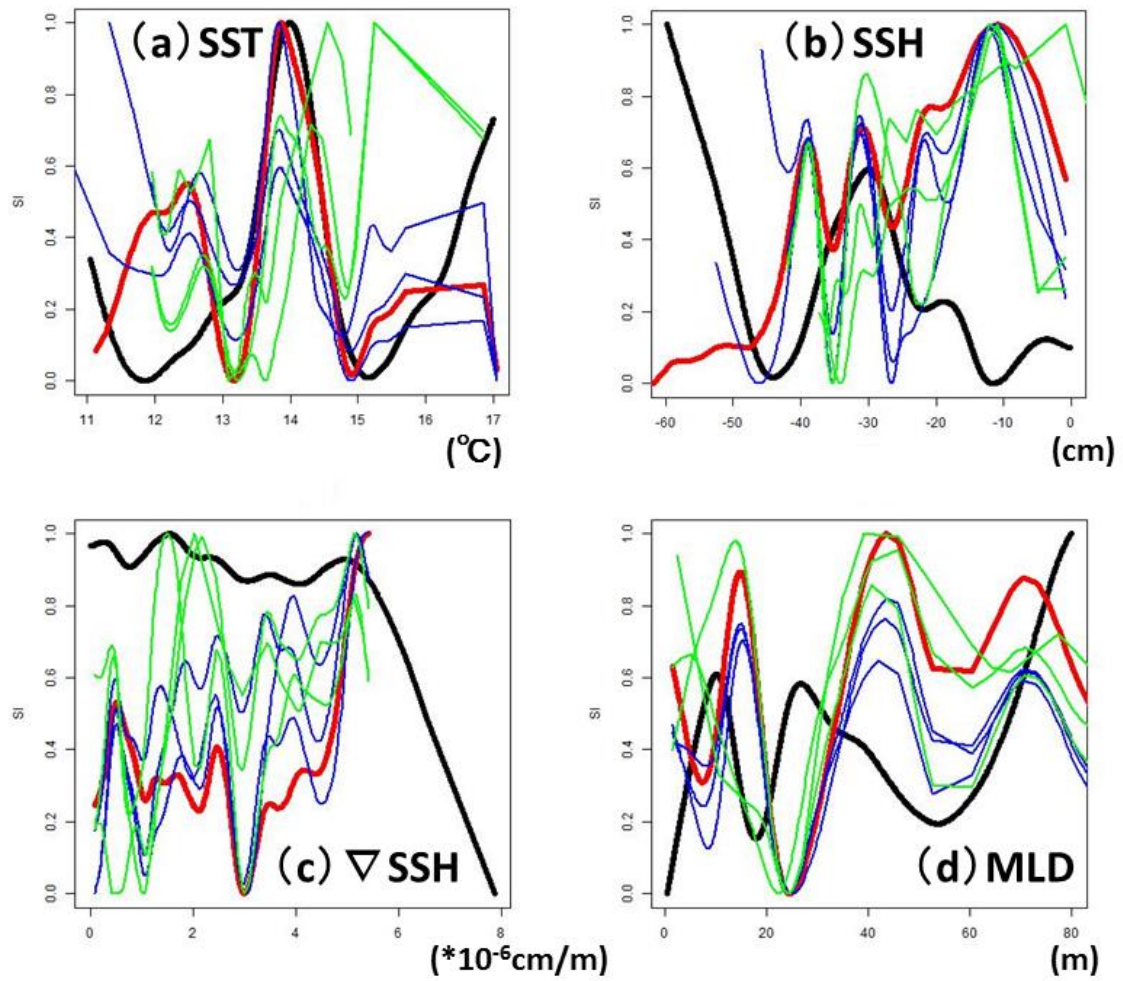


Figure 4-7. Same as Figure 4-3 except that results are for model-A (black-line), model-B (red-line), and the first-half (C1-3, green lines) and second-half (C4-6, blue lines) of model-C. Vertical coordinate indicates the SI of each environmental variable.

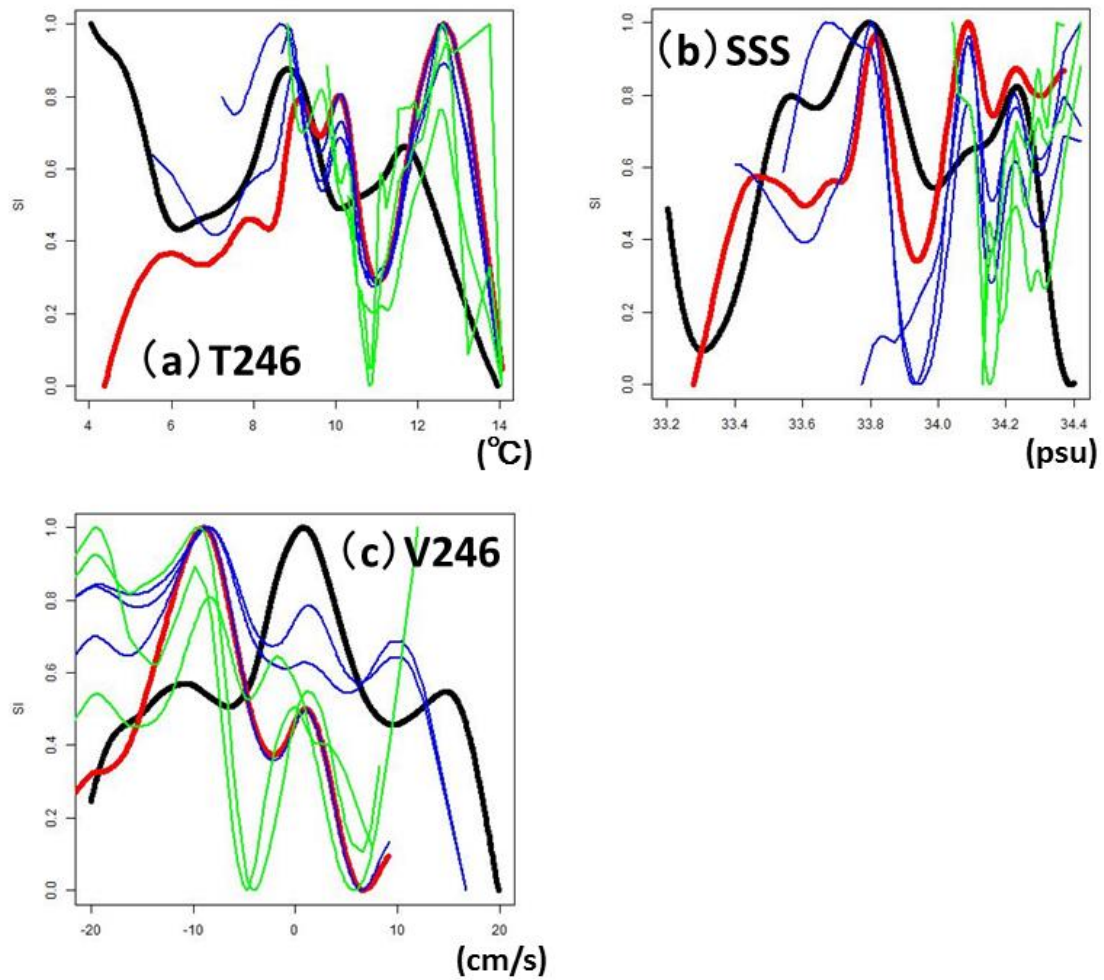


Figure 4-8. Same as Figure 4-5 except that results are for model-A (black-line), model-B (red-line), and the first-half (C1-3, green lines) and second-half (C4-6, blue lines) of model-C. Vertical coordinate indicates the SI of each environmental variable.

位置がずれてしまっている (Figure 4-8a,b)。V246 については、両者で SI 値の極大が出現する位置が完全に異なってしまっている (Figure 4-8c)。これらの違いは、全て model-A と model-B の MSE の差異に反映されてしまっていると考えられる。このように過去のデータを使って作成した SI 曲線によりある特定年のアカイカ好適生息域を推定しようとしても、推定する年に起きている現象を再現するために必要な情報に過不足が生じてしまい、その結果として推定精度の向上が抑えられる、あるいはさらに悪化する場合があることがわかる。

さらにここでは、HSI モデル作成に導入した 7 種類の環境変数の SI 曲線について、model-B と model-C の結果を比較する (Figure 4-7, Figure 4-8)。model-B と model-C の構築に使用している教師データはどちらも 2013 年の観測値であり、model-C は C1、C2、C3…と旬が進んでいくにつれて model-B に近づいていくので、当然のことながら model-C6 と model-B は使用した教師データにほとんど差がない (model-B で使用した 687 の観測データのうち 617 を model-C6 で使用している)ため、SI 曲線もほぼ同じものになっている。ここで注目すべきは、model-C のうち前半の 6 月のデータのみを用いて作成した C1-C3 の 3 つのモデルの SI 曲線である (図中、緑線)。model-C1、C2、C3 の作成に使用した教師データはそれぞれ 67、185、309 で、model-B に使用したデータ量の 9.8、26.9、45.0%となる。しかしながら Figure 4-7,及び Figure 4-8 に示した各環境変数における両者の SI 曲線を比較すると、model-C1、C2、C3 の SI 曲線は model-B の SI 曲線にかなり似通ったものとなっており、model-A の SI 曲線よりも model-B の SI 曲線に近いものが得られることがわかる。すなわち、夏漁の初期段階における数少ないデータ量であっても、リアルタイムデータを教師データとして使用することにより、過去データで作成した SI 曲線よりも推定対象年における SI 曲線の特徴を捉えることができる可能性があることが示されている。

4-4-4 逐次更新 HSI モデルによるアカイカ漁場マップ

過去の観測データを教師データとしてモデル構築に使用した model-A と疑似リアルタイムデータを逐次更新することで HSI モデルを構築した model-C について、2013 年夏季におけるアカイカ漁場分布推定図の比較を行う。まずは、Table 4-1 において、model-A の方が model-C よりも MSE が小さい値を示した 6 月第 1 旬について、6 月 1 日における model-A と model-C1 により推定したアカイカ HSI 分布図を Figure 4-9 に示す。このケースの場合、実際の漁獲位置に高い HSI 値を示す分布域が形成されているのは model-C1 (Figure 4-9 下) であり、model-A の HSI 分布にはそれが見られない (Figure 4-9 上) が、model-C1 の HSI 値から見積もられる $\ln(\text{CPUE})$ の値に対して実際の観測値が小さいことから、model-A の MSE の方が小さくなっている。次に、model-C の方が model-A よりも MSE が小さい値を示した 6 月第 3 旬について、6 月 21 日における model-A と model-C3 により推定したアカイカ HSI 分布図を Figure 4-10 に示す。このケースでは、どちらの HSI 分布についても実際の漁場位置に高い HSI 値を示す分布域が形成されているが、model-C3 による推定結果 (Figure 4-10 下) の方が、高い HSI 値を示す領域が狭く、より詳細に漁場を捉えていることがわかる。さらに、7 月 21 日における model-A と model-C6 により推定したアカイカ HSI 分布図を比較すると (Figure 4-11)、実際の漁場位置付近の HSI 分布には大きな差は現れないが、model-A の分布 (Figure 4-11 上) が、実際の漁場以外の広範囲な領域に高い HSI が見られるのに対して、model-C6 の分布 (Figure 4-11 下) では、漁場付近以外には高い HSI は見られず、漁場の特徴をよく捉えられている。

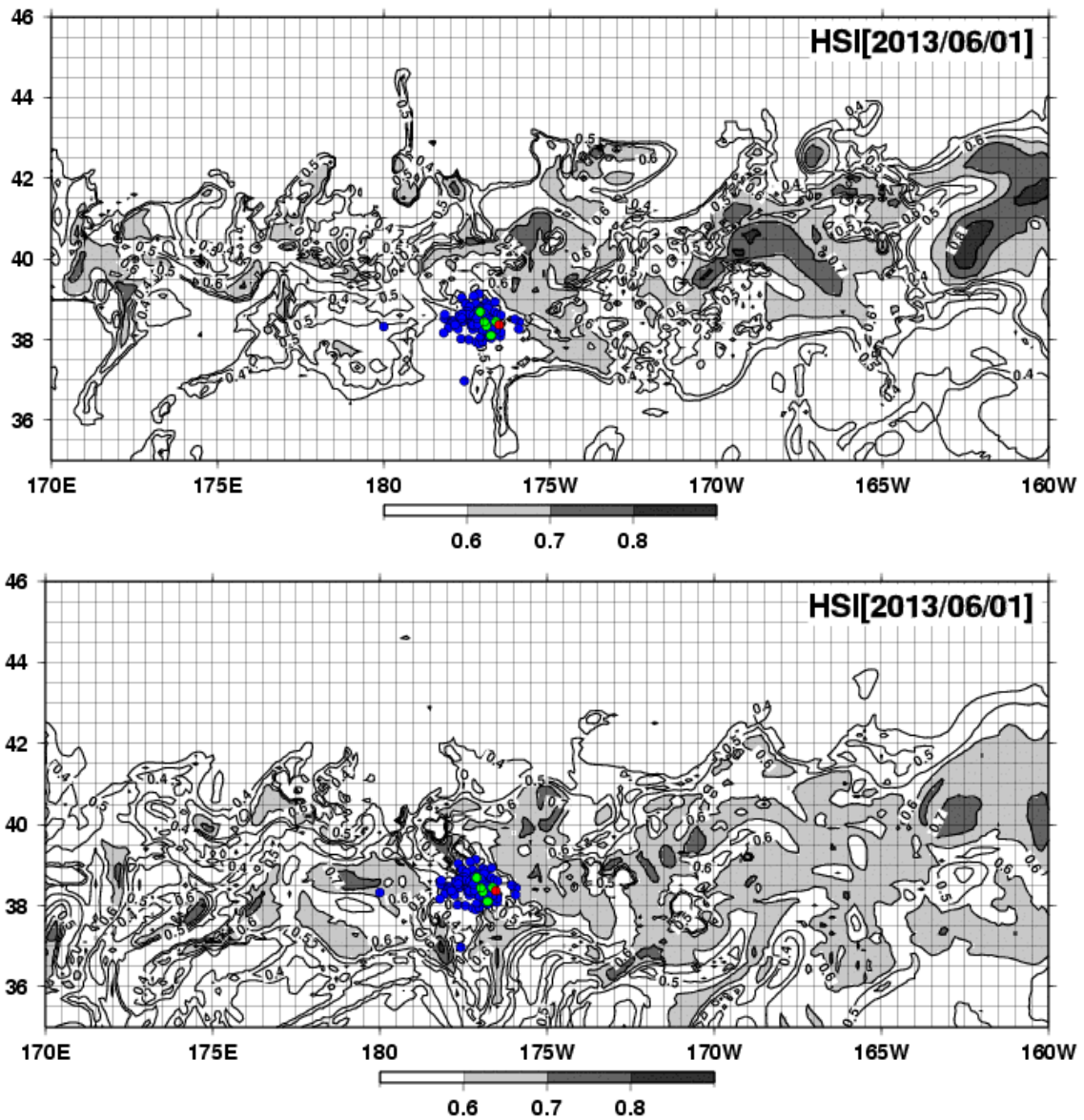


Figure 4-9. Spatial distribution of the neon flying squid HSI estimated by the model-A (upper) and the model-C1 (lower) on June 1, 2013. Blue, green and red dots depict the actual fishing points of $CPUE < 1.4$, $1.4 \leq CPUE < 1.8$, $CPUE \geq 1.8$, respectively.

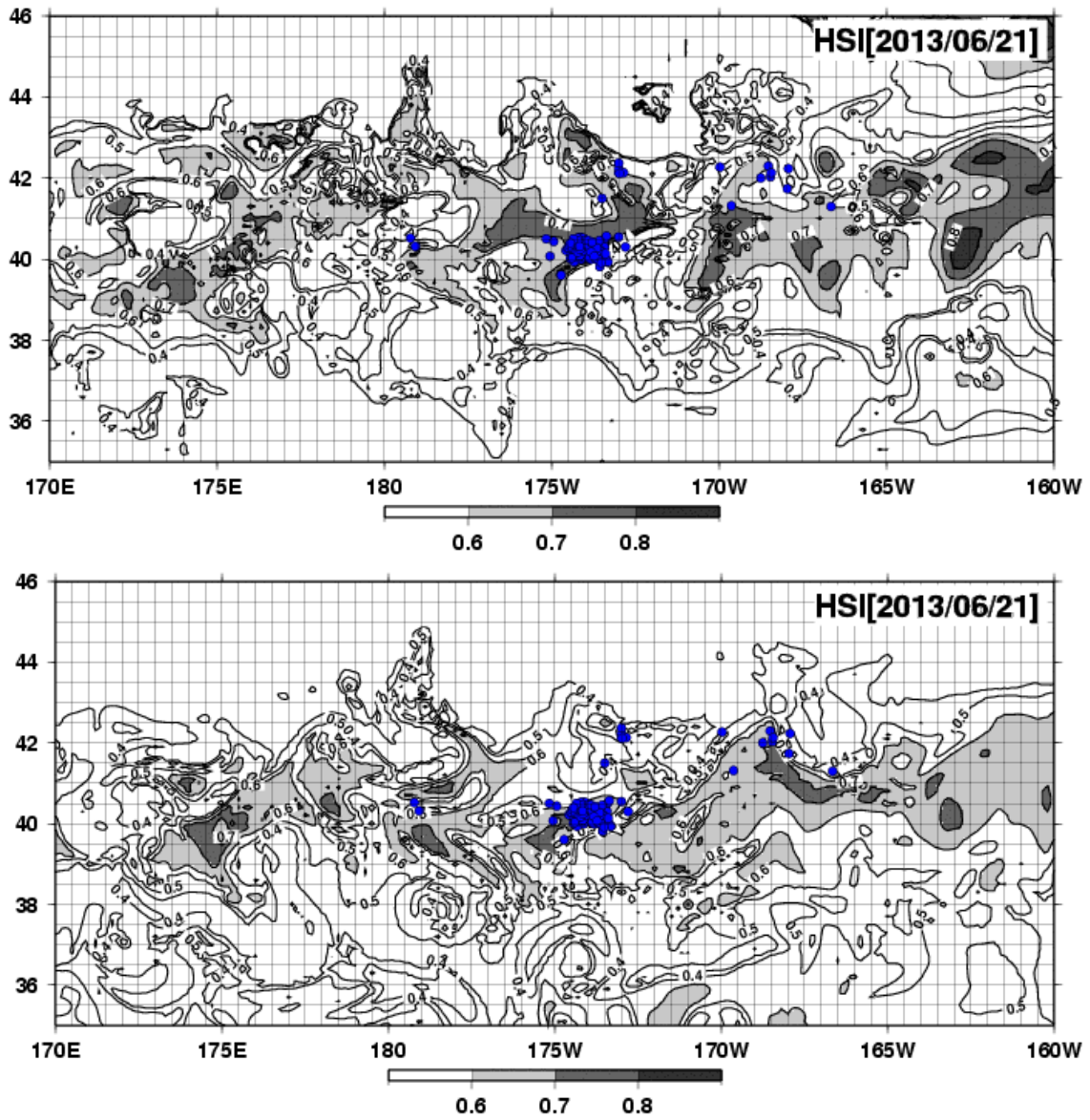


Figure 4-10. Same as Figure 4-9 except that by the model-A (upper) and the model-C3 (lower) on June 21, 2013. Blue dots depict the actual fishing points of $CPUE < 1.4$.

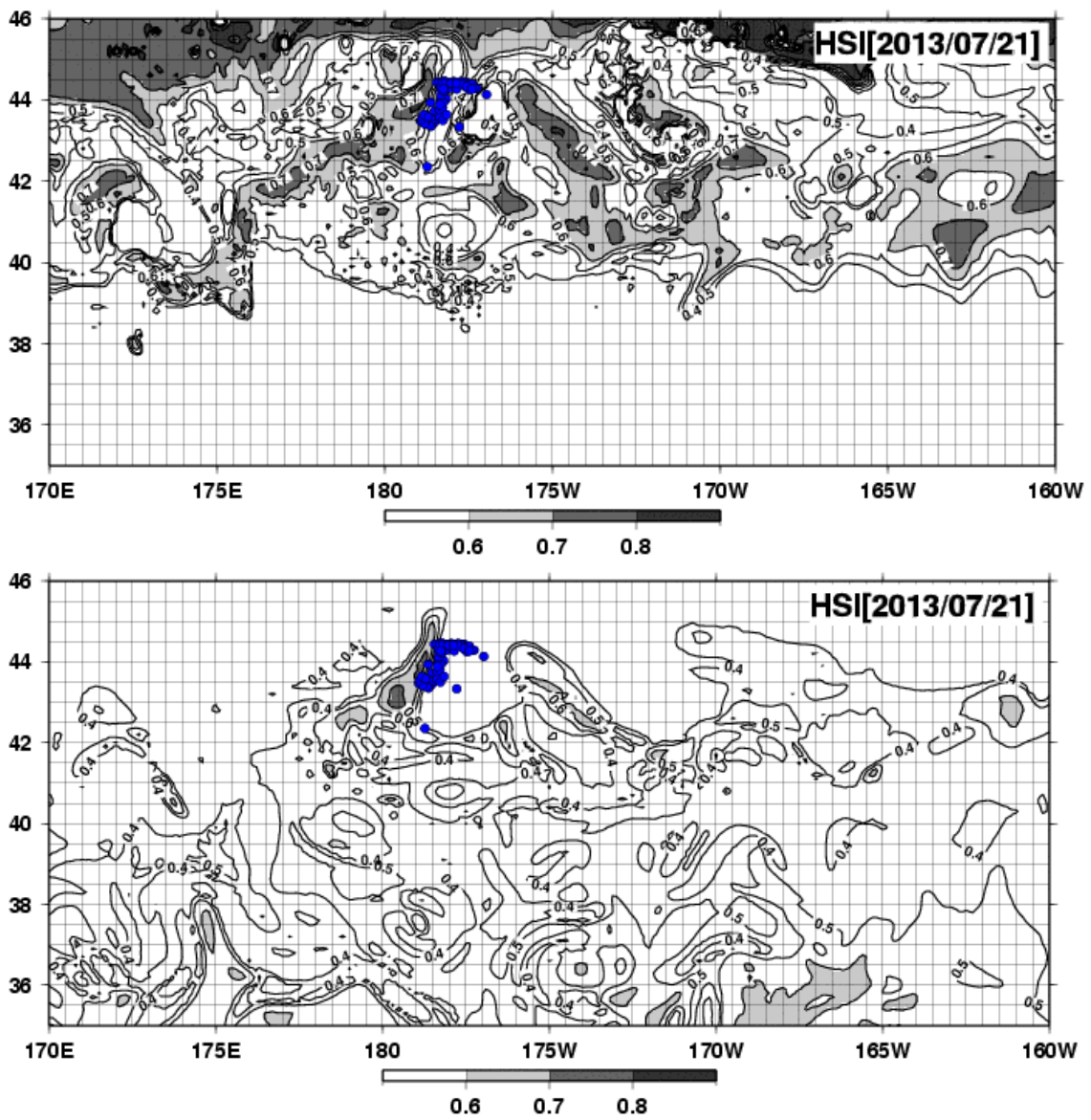


Figure 4-11. Same as Figure 4-9 except that by the model-A (upper) and the model-C6 (lower) on July 21, 2013. Blue dots depict the actual fishing points of CPUE<1.4.

4-5 考察

4-5-1 逐次更新 HSI モデルの性能とリアルタイムデータの価値

本研究では、夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカの HSI モデルを構築して、その特徴を示したが、ごく一般的な手法として過去に蓄積したアカイカ漁獲データと MOVE-WNP 海洋再解析データを適用して作成した HSI モデルの性能としては、Figure 4-6 に示したように MSE の年々変動が非常に大きく、漁場推定が精度よく行えている年と、精度が悪く漁場推定ができない年とがはっきりと分かれてしまうモデルとなってしまった。

このような振る舞いを示す統計モデルが陥っている状態としては、本来は、特徴的な環境変数の関係性で表現される「好適生息域」のパターンがいくつか存在しているが、何らかの原因でその全てを統計モデルにより表現することができず、結果として、いくつか存在するパターンのうちの 1 つあるいは数個のパターンのみにフィットする統計モデルが構築されてしまい、残りのパターンについては表現できなくなっているという状態が考えられる。あるいは最悪の場合は、複数個のパターンの平均的な描像のみが抽出され、どの事例（本研究の場合は「年」）についても表現できないモデルが構築されることもあり得る。

Figure 4-6 で示された結果は、1999–2012 年のうちいくつかの年については精度よく漁場推定が行えているので、最悪の状態ではないと考えられるが、いずれにしても、実利用を考える場合には、「ある特定の年の漁場推定はできない」というモデルの有効性は低いと言わざるを得ないので、この海域におけるアカイカの好適生息域を、実利用を満たすレベルで精度よく推定するには何らかの改良が必要となる。

このような状態に陥る原因としては、いくつか候補を挙げることができる。まず一つ目は、本研究の対象海域である北太平洋中央部は、非常に流れが穏やかで各環境変数の変動そのものが小さいので特徴的なパターンが捉えにくいこと、あるいは、対象海域である漁場の広さに対してアカイカ漁獲を行う漁船数が少なすぎることで、さらには、統計モデルを構築するために必要なデータ数が 12 年分しか入手できていないこと、といった、「統計モデル構築に必要な情報が不足している」ことに起因するものである。次に挙げられるのは、上述のように、アカイカの好適生息域と海洋環境との間に複数個のパターンが存在するこ

とを仮定するのであれば、それを数理的に表現し得る統計アルゴリズムが必要であるが、本研究で使用した HSI モデルはその要件を満たしていない、という統計モデルの計算アルゴリズムに起因するものである。さらに挙げられる原因としては、海洋環境自体は非常に穏やかではあるものの、アカイカの好適生息域と関係している可能性がある渦活動や蛇行といったメソスケール変動は、海洋現象としては非線形性が強い変動であるため、アカイカの好適生息域と海洋環境変数との関係性を示す数理解としてのパターンが多すぎる、あるいは複雑すぎるにより統計モデルでは表現しきれない、という現象の非線形性に起因するものである。情報量の不足・統計モデルのアルゴリズムの欠陥・現象の非線形性という 3 種類の原因の候補のうち、どこに主要な原因が存在するかについては、残念ながら現時点では明らかではないが、第 5 章で後述するように、アカイカ漁獲データが存在する全ての年について、本研究で示した model-B に相当する理想モデルを構築することにより、予測対象年以外の観測データを用いて作成した model-A による予測よりも MSE を大幅に減少させることができるという結果を得ていることから、上記に挙げた原因の候補のうち 3 番目の「非線形性が強すぎて解が出せない」ということではないと考えられる。

本研究では、残りの 2 つの原因の候補のうち 1 番目の「統計モデル構築に必要なデータの情報量」という観点から、いくつかの検証を行った。4-4 で示した結果から得られた知見のうちで最も重要なものは、統計モデル構築のために必要な情報量は、ただ単に観測データの数では決まらないということである。本研究で作成した 3 種類の HSI モデルのパフォーマンスを検証した結果として、これからまさに推定・予測しようとする数日後のアカイカ好適生息域に対してリアルタイムの漁獲データ及び海洋環境データが入手可能であるならば、そのデータ量が過去に蓄積された観測データの数十分の 1 であっても、そのデータはアカイカ漁場を推定するために有益な情報を豊富に保持していることが示された。もちろん過去データが豊富にあることによってアカイカの好適生息域に関する様々な知見が得られることによりある程度の漁場推定は可能であることも示されているが、豊富な過去データの中から現況に当てはまる情報を選択的に抽出するための手段として、リアルタイムデータの活用は非常に有効であることが本研究により示された。すなわち、リアルタイム

データから得られる直近における各環境変数の SI 曲線が、現在形成されている漁場の環境をシャープかつ的確に再現してくれることで、HSI モデルのパフォーマンス向上につながる可能性があることを本研究で示すことができた。

4-5-2 リアルタイムデータによる HSI モデル改良の方向性

4-5-1 で、統計モデルによる漁場推定精度の向上を阻む 2 番目の原因の候補として挙げた、統計モデルのアルゴリズムについては、特に本研究で扱ったケースのように、非線形を含む複数の解の存在を想定するのであれば、HSI モデルや GAM のような線形に近いモデルから、MaxEnt や ENFA、ニューラルネットワークやランダムフォレスト、サポートベクターマシンといった非線形性を取り扱うことのできる機械学習アルゴリズムの導入や、さらにこれらのアルゴリズムから複数の統計モデルを作成し、得られた推定結果を使ってアンサンブル統計モデルを構築する手法の導入は、問題の解決策としては非常に有効であると考えられる。Alabia et al. (2016c)では BIOMOD2 という統計パッケージを用いて、本研究対象海域におけるアカイカ漁場推定に対してマルチモデルアンサンブル手法を適用した予測実験を行い、その結果としてモデルパフォーマンスが向上することを示している。

マルチモデルアンサンブル、あるいはスーパーアンサンブルと呼ばれる予測手法は、気象学分野における天気予報や季節予報などで広く使われている手法である (Krishnamurti et al., 2006a)。気象学分野では、世界中で開発された様々な数値シミュレーションモデルが存在するが、個々の数値モデルにより現実の再現性が異なり、地域や季節により得意・不得意が出てしまうことが起こるため、これらの問題を解消するため、複数の数値モデルによる予測実験を行い、それぞれのモデルが得意とする気象要素や領域をブレンドすることにより予報精度を向上させる手法である。ブレンドの方法は様々あるが、一般的な手法としては、予測対象となる要素をモデルごとに経験的直行関数 (Empirical Orthogonal Function: EOF)展開して、その EOF のモードごとに重みづけを行うことで、最も現実に近い重みづけ係数の組み合わせだけをトレーニング実験により求めておく。実際の予報を行う際には、複数の数値モデルによる実験を一斉に行い、その結果に対して、トレーニングで得られた重みづけ係数を適用することで、マルチモデルアンサンブル手法としての予測結果を得ることができる (Yun et al., 2003)。

この手法は、気象学分野においては予報精度を向上させる上で非常に有効な手段として用いられているが、本研究で扱っているアカイカのような海洋生物の好適生息域推定モデ

ルに適用しても、残念ながら気象学と同じレベルで成果が挙げられるとは考えにくい。気象学分野でこの手法が有効であるのは、トレーニングあるいは結果の検証に使用することができる観測データが稠密に揃っているからである。例えば、気象学分野で最も重要で、かつ最も予測が難しい降水量分布については、陸上観測と衛星観測を合わせた稠密な時系列観測が行われており、それを再現するための十分なトレーニングを行うことができる。特に空間パターンの変動について、EOF 展開が可能な欠測のないグリッドデータが整備されているため、各グリッドの降水量予測に対してどのモデルが得意でどのモデルが不得意かといった重みづけ係数を正確に算出することができる。ところが、本研究の対象であるアカイカについては、各スナップショットで欠測のない空間分布の正解データを得ることは不可能であり、そういった意味ではデータ量が圧倒的に不足している。

しかしながら、近年のビッグデータ研究という観点からは、複数のモデルを使って平均値を計算するだけでも、ある程度アンサンブルスプレッド（アンサンブルメンバー間の統計的な散らばり具合）が得られているのであれば、不確定性を低減させることで、より精度の高い予測値を得ることができるという考え方が一般的になりつつある。実際に、気象庁を含む世界の気象機関の多くは、単独モデルではあるが初期値を変えたメンバーを用いたアンサンブル実験による現業予報を行っている。

このようにマルチモデルアンサンブル手法は必ずしも万能ではないが、第 5 章では、アカイカ漁場予測統計モデルにおける複数解の存在に対処する手段としてこの手法を導入するとともに、本章で得られたリアルタイムデータに関する知見を取り込んだ好適生息域推定モデル構築アルゴリズムを開発する。

4-5-3 HSI モデルのマルチコリニアリティについて

本章においてもマルチコリニアリティの問題について検証するため、HSI モデルの作成に使用した各環境変数間の相関係数を model-A について計算した(Table.4-3)。その結果として、環境変数間の相関係数が 0.5 を超える組み合わせが 3 種類存在することが示された。具体的には SSH と T246 ($r=0.942$)、SSH と SSS ($r=0.805$)、SSS と T246 ($r=0.893$)の 3 種類である。この 3 種類の変数については、それぞれの変数間の相関係数が非常に高く、よく同期していることが示唆されるため、少なくとも線形回帰モデルの構成においては、いずれか 1 つの変数のみを残して他の 2 つは採用しない方がよいと考えられる。ただし本章においては、モデル構成の際の変数選択による性能比較は行っておらず、全てのモデルは同じ環境変数を用いて構成されていることから、SSH、SSS、T246 の 3 変数を HSI モデルに使用したことが本章の議論には大きな影響を与えないと考えられる。また、4-4 で行ったモデル間の性能比較については、匂ごとに教師データを使わずに行った漁場推定に対する MSE を用いている。この手法はクロスバリデーションと呼ばれるもので、非線形を含む機械学習モデルの検証に対しても有効であるとされている手法であり、統計モデルがマルチコリニアリティの問題を抱えているか否かという事がモデル性能の評価結果に影響を及ぼさないと考えられる。

Table 4-3. Pearson correlation coefficients among the ocean environmental parameters used in the HSI model (model-A).

	SSH	∇ SSH	MLD	T246	SSS	V246
SST	0.169	0.066	-0.228	0.116	0.063	0.131
SSH		0.175	0.422	0.942	0.805	-0.235
∇ SSH			0.261	0.214	0.328	-0.142
MLD				0.445	0.486	-0.186
T246					0.893	-0.200
SSS						-0.217

第 5 章 リアルタイム漁獲報告データを用いたアカイカ好適生息域推定モデルの即時修正手法の開発

5-1 研究背景と目的

本章では、漁業者からリアルタイムで提供されるアカイカ漁獲データを活用して好適生息域推定モデルに即時修正を加えるアルゴリズムを開発し、夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ的好適生息域推定モデルにこの新手法を適用する。既存の好適生息域推定モデルの開発手法である、過去の漁獲データ及び海洋環境データにより構築した好適生息域推定モデルとの性能比較を行う事で、本章で開発する適応型逐次修正アルゴリズムが有効に機能することを示すことが目的である。

本章で研究対象となる海域やアカイカ漁場の特性、アカイカの系群構成や回遊に関する過去の知見、イカ釣り漁船のおかれた環境・イカ釣り漁業についての条件等については第 4 章と全く同じであり、既に記述した通りである。また、アカイカ的好適生息域推定モデルに関する過去の研究事例についても既に第 4 章に記載している。

第 4 章で示したように、夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ的好適生息域推定モデル構築では、過去に蓄積したアカイカ漁獲データと海洋環境データから好適生息域推定モデルを作成するという既存の方法で構築した好適生息域推定モデルを用いて予測対象年のアカイカ漁場予測を行った結果、年により MSE にばらつきが見られてしまい安定した漁場推定精度を確保できないことから、この海域におけるアカイカ的好適生息域を、実利用を満たすレベルで精度よく推定するには何らかの改良が必要となる。一方で、本研究対象地域では、アカイカ漁海況情報配信システムの構築とイカ釣り漁業者の協力により、アカイカ漁獲についてのリアルタイムデータを取得することが可能となっており、このリアルタイムデータを活用することでアカイカの漁場推定精度を向上することが期待できる。第 4 章の結果から、数日先のアカイカの漁場予測を行う上では、リアルタイム漁獲データの利用は、たとえデータ数が少量であっても好適生息域推定モデルの精度向上に対して非常に有効に機能するというを示した。しかしながら、好適生息域推定モデルの構築の

際にリアルタイムデータのみを使用する場合には、特に漁期の初期の段階ではデータ数が少なくなるため漁場推定結果の安定性に問題が生じる可能性があることも示された。さらに、統計モデルの解として得られるアカイカ漁場と海洋環境との関係について、単純な線形解ではなく非線形を含む複数の解が存在する可能性があることも示唆された。

本章では、これらの問題に対処して、リアルタイム漁獲データの情報を効率的に抽出し、かつ漁場推定結果の安定性を確保することで、漁場予測の実利用に活用できる好適生息域推定モデルを構築するためのアルゴリズム開発を行う。モデル開発の方向性としては、第3章ではアカイカの特性に関する既知の知見を好適生息域推定モデルに導入することで、アカイカに特化した好適生息域推定モデルを開発することを主眼に置いた研究を行ったが、本章では、統計モデルとしてのはっきりとした解が得られていない状態でもリアルタイムデータの情報を生かして確度の高い漁場予測を可能し、かつアカイカ以外の魚種に対しても適用可能な汎用性を有したアルゴリズム開発を目指す。

5-2 資料

5-2-1 研究対象海域

本研究の対象海域は北太平洋中央部における日付変更線を挟んだ $170^{\circ}\text{E}-160^{\circ}\text{W}$ 、 $34-45^{\circ}\text{N}$ で囲まれた領域であり (Figure 4-1)、第4章と全く同じ海域である。操業時期についても第4章と同様で、日本の中型イカ釣り漁船が5月下旬-8月上旬にかけてアカイカ釣りの操業を行っている。この海域は黒潮族流域の最下流に位置しており、黒潮や親潮の活動が盛んな日本沿岸と比較して海流は著しく弱く、穏やかな流れとなっており、渦や蛇行といったメソスケール現象の活動もあまり目立たない。特に研究対象海域の西側半分については、海面高度の変動が極端に弱くなる領域となっている (五十嵐ほか, 2017)。しかしながら、本海域の最上流部である 170°E 付近には、南北に連なる天皇海山が存在しており、黒潮続流域の 170°E 以東では、この地形に起因した蛇行やメソスケール渦活動が見られることが知られている (Roden et al., 1982; Bograd et al., 1997)。この海域におけるアカイカの漁場は、SSTが $12.0-18.0^{\circ}\text{C}$ の範囲に規定されており (Ichii et al., 2006)、このうち $\text{SST}12^{\circ}\text{C}$ に相当する北限は亜寒帯領域及び移行域の北限と一致しており (Roden, 1991)、アカイカが亜寒帯フロントを越えてさらに北に出現することはないとされている (Ichii et al., 2006)。

5-2-2 アカイカ漁獲データ

本研究で使用するアカイカ漁獲データは第 4 章と同様、地方独立行政法人青森県産業技術センター水産総合研究所により収集・編集された、青森県八戸漁港所属の中型イカ釣り漁船による漁獲データである。報告項目は漁獲開始日時、漁獲位置（緯度・経度）、匹数別の漁獲の箱数となる。本研究ではこれらの元データから、1 釣り機当たり 1 操業時間当たりの漁獲匹数を CPUE として計算し、アカイカ HSI モデル作成に使用した。本研究では 1999 - 2012 年における 6 - 7 月の操業データを使用した。

5-2-3 海洋再解析データ

本研究で使用する海洋再解析データは、海洋研究開発機構と気象庁気象研究所で共同作成した FORA-WNP30 を使用した。この再解析データは、気象庁気象研究所で開発された 4 次元変分法による海洋データ同化システム MOVE-4DVAR (Usui et al., 2015) により作成された北西太平洋における高解像度海洋再解析データセットである (Usui et al., 2017)。MOVE-4DVAR は気象庁における次世代の現業解析用海洋データ同化システムであり、3 次元変分法による海洋再解析プロダクト MOVE よりもさらに精度の高い解析値となっていることに加えて、将来的には FORA を用いて作成した好適生息域推定モデルについても現業海況予測に対して適用することが期待できる。FORA の空間解像度は MOVE と全く同じで、日本周辺海域については緯度・経度とも 0.1° となっているが、対象海域においては、緯度方向は 0.1° だが経度方向は $1/3^\circ$ となる。鉛直層も MOVE と同様の 54 層である。データ同化計算には、World Ocean Database 2013 (Boyer et al., 2013) 及び Global temperature-salinity profile program (GTSP) データベース (Hamilton, 1994) により収集された水温及び塩分の鉛直プロフィール観測データ、気象庁が現業解析用に衛星観測と現場観測データとを統合して作成した日平均の海面水温データ (MGDSST, <http://ds.data.jma.go.jp/gmd/goos/data/database.html>) (栗原ほか, 2006)、及び Archiving, Validation and Interpretation of Satellite Data in Oceanography (AVISO) による海面高度アノマリデータ (AVISO, 2015)、Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) special sensor microwave imager (SSM/I) による海氷密接度データを観測データとして同化している。本研究では、海洋環境変数として海面高度及び 3 次元の水温、塩分濃度、東西流速、南北流速を海面から水深 740m まで (上位 30 層) 使用した。解析期間は 1999–2012 年の 6–7 月である。

5-3 解析方法

5-3-1 夏季北太平洋中央部漁場におけるアカイカの好適生息域推定モデル構築

本研究では、まず夏季における北太平洋中央部漁場におけるアカイカの好適生息域推定モデルを作成する。構築手法については第 4 章と同様であるが、アカイカの漁獲分布データに対して海洋環境データは FORA-WNP を用いることで好適生息域推定モデルを作成する。変数選択についても手法はこれまでと同様で、まず海面水温 (SST)、海面高度 (SSH)、海面高度の水平勾配 (∇ SSH)、混合層深度 (MLD) の 4 種類の環境変数を用いて GAM を作成し、その次に 3 次元の海洋環境データから更にいくつかの環境変数を取り込む。好適生息域推定モデルに導入する環境変数を選択するために、SST・SSH・ ∇ SSH・MLD の 4 変数に加えて、海面から上位 30 層分 (0–740m 深) の水温・塩分・東西流速・南北流速・スカラー流速の中から 1 変数を加えた 5 変数の GAM を作成し、AIC を計算してモデル性能を評価する。作成された 5 種類の環境変数についての AIC の鉛直プロファイルから、GAM の性能向上が見込めて、かつ、選択された環境変数間の統計学的独立が保たれていると考えられる変数を 6 種類選択し、計 10 変数を好適生息域推定モデルに使用する海洋環境変数として選択する。

Figure 5-1 は、上記の手順で作成した 5 変数 GAM についての AIC の鉛直プロファイルを示しており、各層における水温・塩分・東西流速・南北流速・スカラー流速の AIC の、4 変数モデルの AIC (図中の黒線、AIC=17093.65) に対する減少量が、その層のデータを導入することにより、GAM の統計学的性能が向上したことを示している。まず水温については、深度 330m と 118m に AIC の極小値が見られる。水温の AIC プロファイルは減少量の絶対値が大きいため、この 2 層における水温 (T118, T330) を好適生息域推定モデルの環境変数として採用した。次に塩分では、深度 400m と 178m に極小値が見られる。この 2 層についても AIC 減少量の絶対値が大きいため、水温プロファイルから選択した深度と異なる層であり独立した情報が含まれていると考え、この 2 層における塩分 (S178, S400) を好適生息域推定モデルの環境変数として採用した。塩分の AIC プロファイルでは、さらに海面にも極小値が見られているが、アカイカの生息深度を考慮した上で不採用とした。さらに東

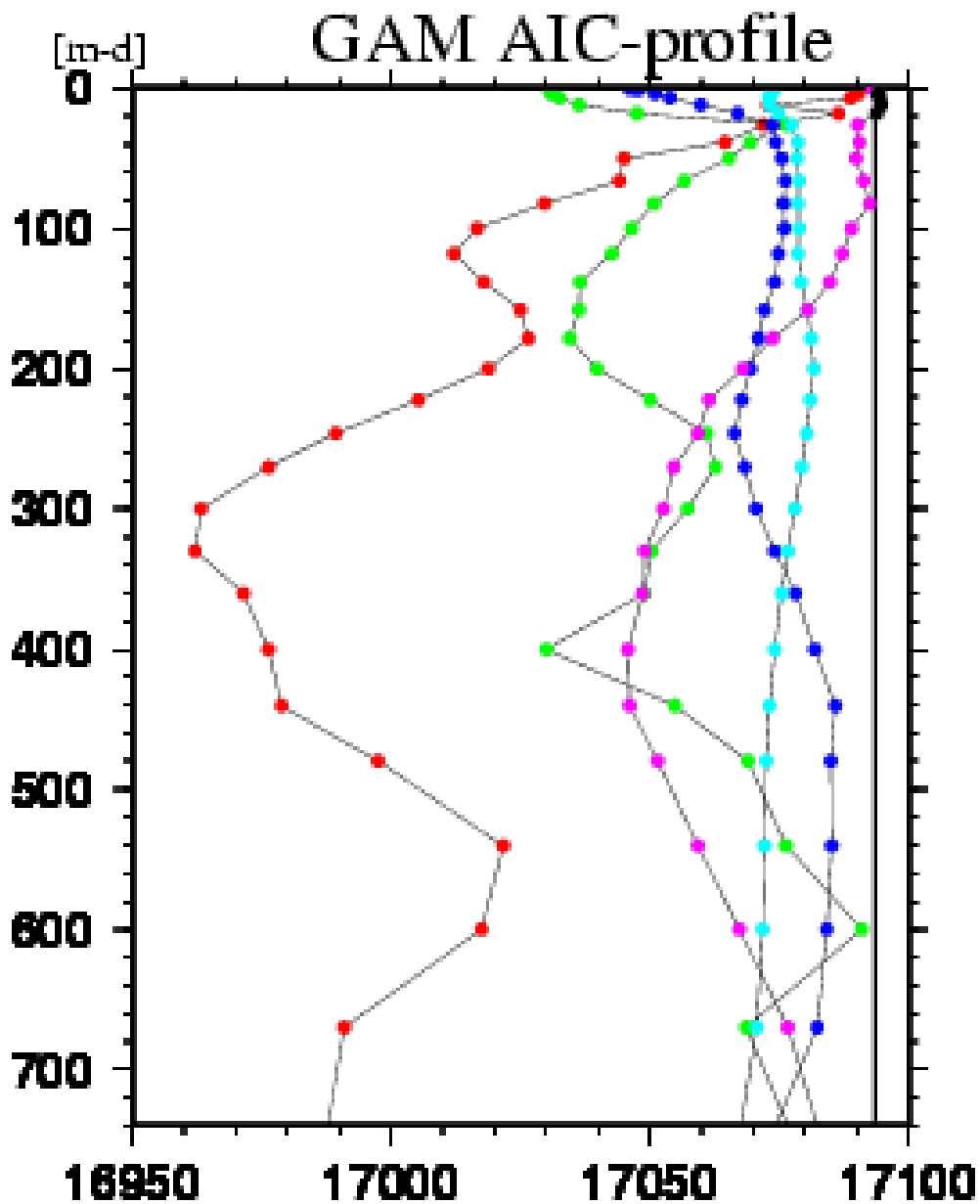


Figure 5-1. Vertical profiles of AIC of the GAM that includes SST, SSH, ∇ SSH, MLD, and one additional parameter. Black bar at the 17093.65 value depicts the AIC of the 4-variable model that includes SST, SSH, ∇ SSH, and MLD. Black lines with red, green, blue, aqua and pink dots indicate the AIC of models that includes temperature, salinity, zonal current velocity, meridional current velocity, and scalar current velocity, respectively, as the additional parameter.

西流速とスカラー流速が示した極小値である 246m の東西流速 (U246) と 400m のスカラー流速 (Vs400) を加えた 10 変数を、本研究で好適生息域推定モデル構築に使用する環境変数とした。

本研究では、好適生息域推定モデルを構成する計算アルゴリズムとして、GAM、サポートベクターマシン、ランダムフォレストの 3 種類のアプローチを使用した。GAM については第 3 章で示した通り、以下のように定義される。

$$\ln(\text{CPUE}) = a_0 + s(p_1) + s(p_2) + \dots + s(p_m) + \varepsilon \quad (5-1)$$

ここで $\ln(\text{CPUE})$ はアカイカの CPUE の自然対数を取ったもの、 a_0 は定数項、 $s(\cdot)$ は平滑化スプライン関数、 p_i ($i=1,2,3,\dots,m$) は選択された各環境変数、 ε は誤差項をそれぞれ表す。平滑化スプライン関数の部分に、アカイカの $\ln(\text{CPUE})$ と各海洋環境変数との非線形な関係性を表現できる部分はあるものの、各変数間の関係は線形結合で表されている。

これに対して、サポートベクターマシン及びランダムフォレストは高度な機械学習関数となっており、以下のように表現される。

$$\ln(\text{CPUE}) = f(p_1, p_2, \dots, p_m) + \varepsilon \quad (5-2)$$

ここで p_i ($i=1,2,3,\dots,m$) は選択された各環境変数、 ε は誤差項を表す。サポートベクターマシンは教師あり学習を用いるパターン認識モデルの一つ (Tsochantaridis et al., 2005) で、現在知られている機械学習アルゴリズムの中でも認識性能が優れたもののひとつである。また、ランダムフォレストは決定木を弱学習器とする集団学習アルゴリズムであり、ランダムサンプリングされたトレーニングデータによって学習した多数の決定木を作成することにより説明変数と目的変数との関係性を関数化する手法である (Breiman, 2001)。どちらのアルゴリズムについても、選択した環境変数間の複雑な関係を非線形効果を含んだ形で表現することができるので、第 4 章の結果から推察された、非線形を含む複数の解が存在する可

能性に対して対処できる機能を有している。本研究では、サポートベクターマシンやランダムフォレストを適用したアカイカの好適生息域推定モデルを作成することにより、アカイカ漁場予測の推定精度の向上を目指すとともに、GAM を含めたこれら 3 種類の計算アルゴリズムに対して、後述のリアルタイムデータを用いた適応型モデル修正アルゴリズムについて、どのモデルを用いたアカイカ好適生息域推定に対しても、モデル修正による効果が見られるかどうかを検証する。

5-3-2 逐次的なデータ投入による適応型モデル修正アルゴリズム

次に、5-3-1 で構築した、夏季の北太平洋中央部漁場における3種類のアカイカ好適生息域推定モデルを用いて「疑似リアルタイムデータ」を用いた各年の漁場推定実験を行う。Figure 5-2 に好適生息域推定モデル構築の概念設計を示した。Figure 5-2 では、本研究で使用する漁獲データが存在する1999–2012年のうち任意の1年を予測対象年としたケースについて示している。本来の実利用では、予測対象年は過去データに対して常に現在に近い状況となるが、本研究では予測対象年以外のデータは全て「過去データ」、予測対象年のデータを「疑似リアルタイムデータ」と定義する。これまでに述べてきたように、通常の好適生息域推定モデルは過去データを用いて学習を行うことで構築される。例えば2012年を予測対象年とするケースでは、1999–2011年の13年間のデータを用いて学習を行い好適生息域推定モデルを構築したのちに、2012年の海洋環境をモデルに適用してアカイカ漁場推定を行う。これに対して、予測対象年である2012年のデータのみを用いて作成した好適生息域推定モデルを、本研究ではフィッティングモデルと呼ぶ。フィッティングモデルは、予測対象年について得られている、アカイカ漁場と海洋環境との関係についての全ての情報を投入して作成された統計モデルであり、統計学的にこれ以上の性能は見込めない「理想モデル」となる。

これに対して、本研究で構築する「適応型好適生息域推定モデル」では「予測日」を設定し、予測日の前日までの（疑似）リアルタイムデータは入手済みであると設定する。本研究におけるアカイカ漁獲の漁期は6月1日から7月31日と設定するが、例えば、7月1日を予測日とすると、この段階で6月30日までに行われた漁によるリアルタイム漁獲データ及び海洋環境データは入手できており、好適生息域推定モデルの作成に利用可能であるとする。この条件下で、6月1–30日の期間に入手したリアルタイムデータに、7月1日以降の「過去データ」つなげることにより1年分のデータを13セット作成する。この13年分のデータそれぞれに対して好適生息域推定モデルを作成し、ここでは個々のモデルを「メンバー」と呼ぶ。各メンバーにより予測対象年における予測日以降のアカイカ漁場推定を行い、その結果についての精度検証を行う。この実験では予測日は6月1日から日々更新

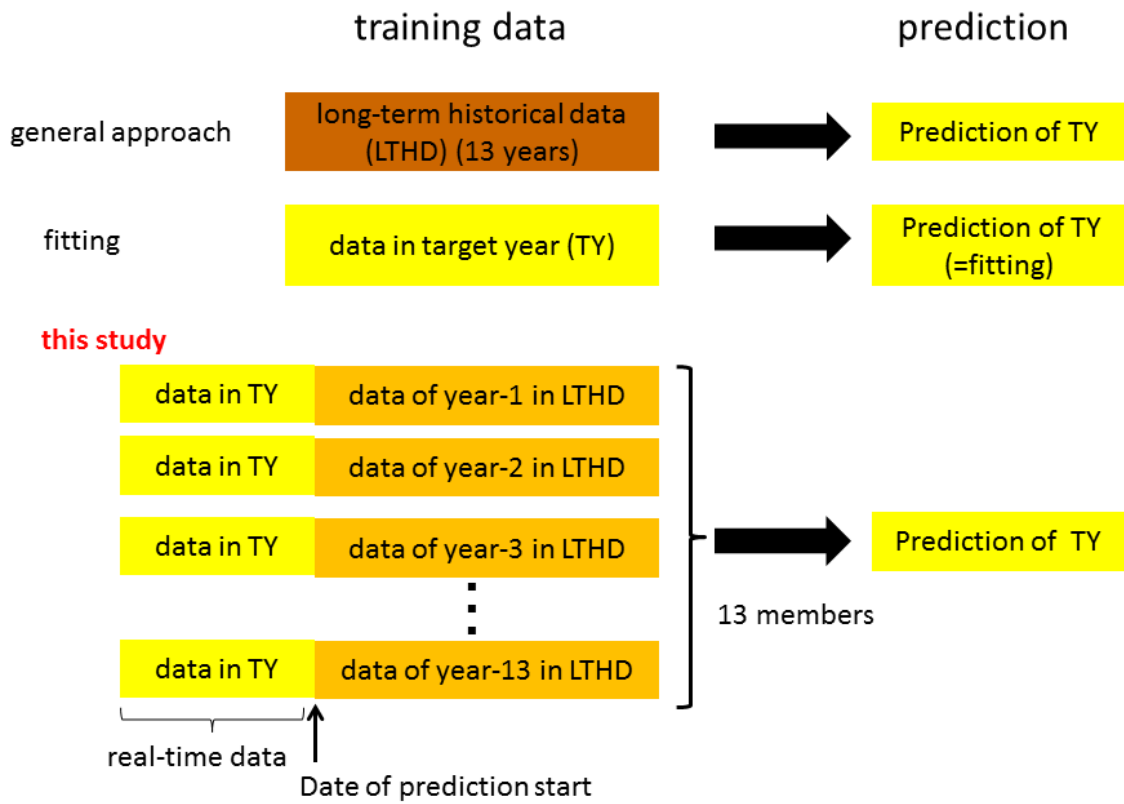


Figure 5-2. Schematic diagram of the construction scheme of habitat models of the neon flying squid in summer.

され、7月31日には全てのデータが疑似リアルタイムデータに更新されるので、各漁期の終了時には、全てのメンバーがフィッティングモデルとなっている。尚、2012年以外の年を予測対象年とした場合には本来の意味での「過去データ」の量は少なくなってしまう、1999年を予測対象年とした場合には「過去データ」は存在しないことになるが、本研究では予測対象年以外の年のデータを全て「過去データ」として取扱い、全ての年における予測について13個のモデルメンバーを確保することとする。

Figure 5-3 には、「過去データ」として各予測対象年以外のデータを用いて、サポートベクターマシンアルゴリズムを適用して従来手法によるアカイカの好適生息域推定モデルを作成し、各予測対象年についての $\ln(\text{CPUE})$ 推定を行って観測値との MSE を計算した結果を黒線で示した。さらにフィッティングモデルの MSE を赤線で示している。Figure 5-2 で示した、従来手法による好適生息域推定モデルでは黒線で示す程度の推定精度しか持ち合わせていないが、本研究で構築する適応型好適生息域推定モデルは、リアルタイムデータを逐次更新していくことにより漁期終了時点では赤線で示す程度の推定精度が得られることになる。この手法を用いることで、特に漁期の早期において実利用に耐えうるモデル性能を示すことができるかが、予測精度検証のポイントとなる。

Figure 5-4 に、適応型好適生息域推定モデルの逐次更新プロセスについて具体的に示した。図中では、適応型好適生息域推定モデル構築に教師データとして使用する漁獲データについて、予測対象年の「疑似リアルタイムデータ」を黄色で、予測対象年以外のある特定年における「過去データ」をオレンジ色で示している。まず漁期開始日の6月1日には疑似リアルタイムデータは存在しないので、モデルの初期状態として「過去データ」に含まれる、ある特定年の6月1日-7月31日のデータを用いて好適生息域推定モデルを作成し、予測対象年の漁場推定を行う。次に6月2日には前日の疑似リアルタイムデータを入手したとして、前日に作成した好適生息域推定モデルの教師データのうち、6月1日のみ過去データを取り除いて疑似リアルタイムデータを付加する。この更新されたデータを教師データとして好適生息域推定モデルを作成し6月2日以降の漁場推定を行う。以降は、日付の更新と共に、過去データを1日分ずつ取り除きリアルタイムデータを1日分ずつ付加して

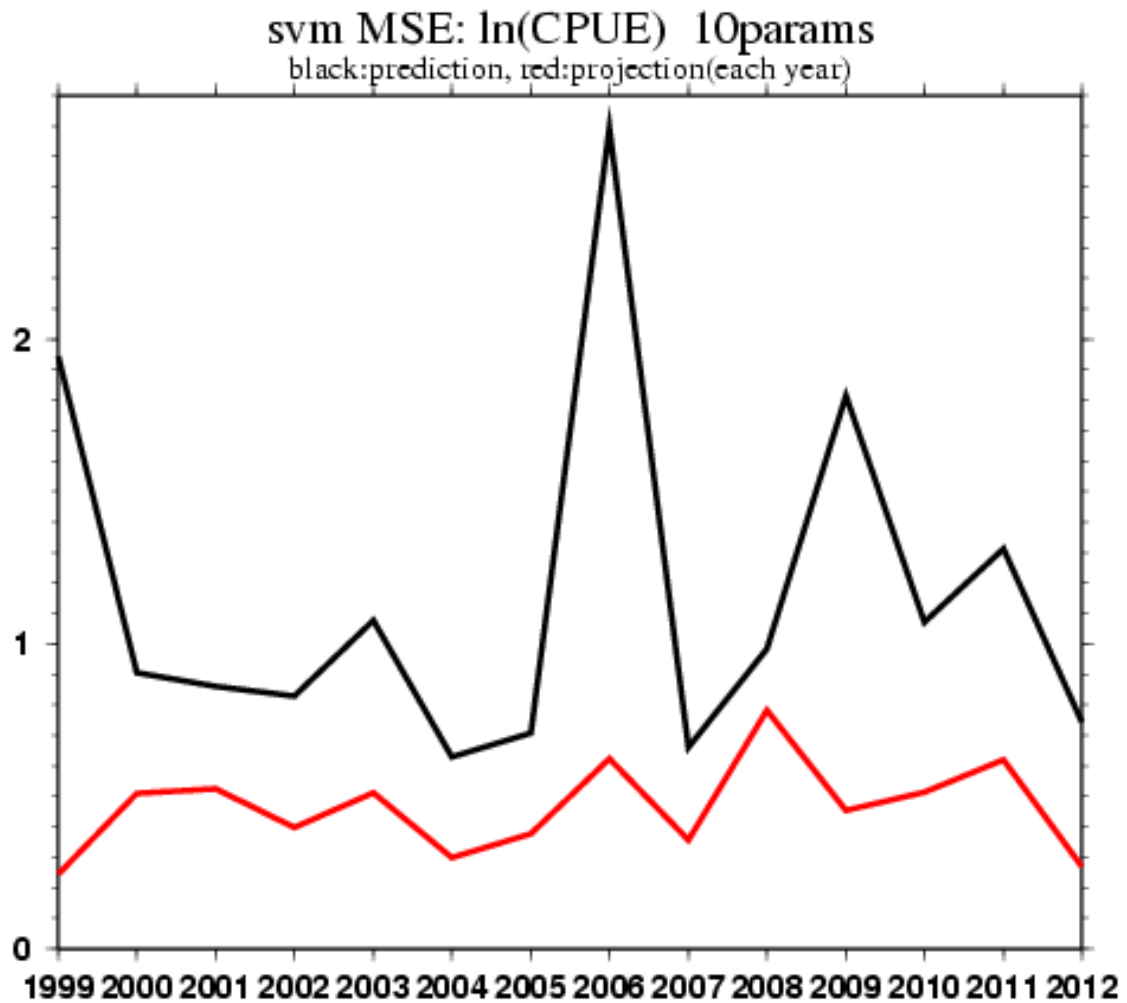


Figure 5-3. Time series of mean square errors (MSE) of the estimated $\ln(\text{CPUE})$ from the habitat model for the neon flying squid in the summer fishing ground comparing with the actual squid catch observations. Support vector machine was used as a calculation algorithm of the habitat model. Black line depicts the MSE of the habitat model constructed using the observation during 1999-2012 except for each target year. Red line depicts the MSE of the habitat model constructed using the observation of only each target year.

sequential model updating

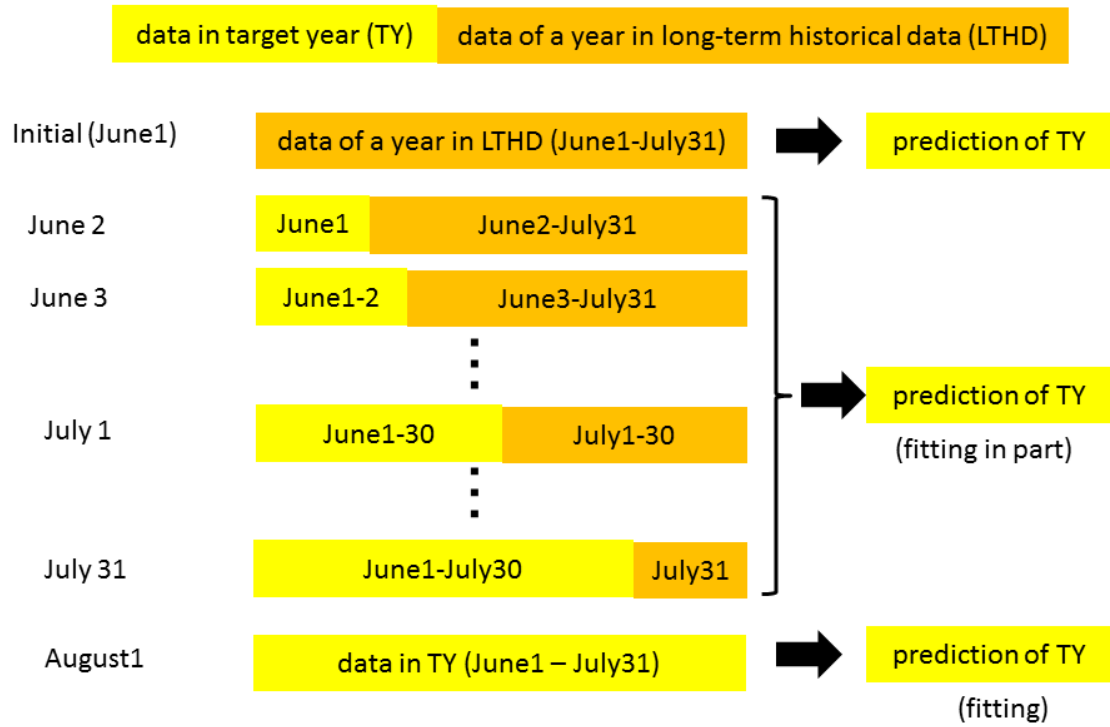


Figure 5-4. Schematic diagram of the calculation procedure of the habitat model for neon flying squid in summer in this study.

教師データを更新しながら、漁場予測を行っていく。漁期が終了する 8 月 1 日には教師データが全て疑似リアルタイムデータに置き換わっているため、全てのメンバーがフィッティングモデルとなっているが、漁期の開始時には、各年のデータを教師データとした異なる好適生息域推定モデルが 13 メンバー存在する。本研究では、各予測対象年における 13 メンバーの振る舞いについて、モデルの精度検証を行うとともに予測の最適解を得る手法について検討する。また本研究では、同様の手法を GAM、サポートベクターマシン、ランダムフォレストの 3 種類の計算アルゴリズムに対して適用し、それぞれについての推定精度検証を行うことで、本研究で提唱する、逐次的なリアルタイムデータ投入による適応型モデル修正アルゴリズムの汎用性についても検証する。

5-4 結果

5-4-1 サポートベクターマシンを用いた適応型モデル修正アルゴリズム

5-3-2 で示した手順により、疑似リアルタイムデータを用いて逐次的に修正を加えていく適応型好適生息域推定モデルを作成して 1999 年におけるアカイカの漁場推定実験を行った。また、逐次修正の効果を評価するための比較対象として、予測対象年以外の「過去データ」のみを用いて通常的手法で作成した好適生息域推定モデルによる同年の漁場推定を行った。ここではまず、2 つの好適生息域推定モデルを構成する計算アルゴリズムとしてサポートベクターマシンを採用した。

Figure 5-5 は、適応型好適生息域推定モデル及び通常的手法による好適生息域推定モデルの漁場推定結果について 3 種類の MSE を計算して時系列を示したものである。まず Figure 5-5 の上図は、各「予測日」に構築されたアカイカの好適生息域推定モデルを用いて 1999 年 6 月 1 日ー7 月 31 日の 2 カ月間についての漁場推定を行い、その全期間における MSE を計算したものである。図の横軸の数字は 6 月 1 日からの通し番号を示しており、62 が 8 月 1 日となる。黒線は、2000-2012 年の 13 年分の「過去データ」を年毎に用いて作成した適応型モデルの各メンバーの結果を示しており、青線は各予測日における 13 メンバーのうちの MSE の最小値を繋げたものである。これに対して赤線で示したのが、通常的手法による好適生息域推定モデルの MSE である。このモデルは 2000-2012 年の全ての観測値を使用して作成されておりモデル修正は行われないので、期間を通じた MSE は一定値となる。適応型モデルの各メンバーは 8 月 1 日時点で全てフィッティングモデルとなるため 62 日目の MSE は全て最小値を示す。Figure 5-5(上)を見ると、漁期開始後の初期段階には疑似リアルタイムデータの情報を殆ど持たずに漁場推定を行っているため、1999 年のケースでは漁期開始後 2 週間程度の期間において、適応型モデルのうちいくつかのメンバーについては通常的手法による好適生息域推定モデルの結果（赤線）よりも大きな MSE の値を示してしまっているが、その後はリアルタイムデータの増加と共に MSE が減少し、ほぼ全てのメンバーの MSE が通常的手法によるモデルの MSE より小さな値を示す結果となっている。

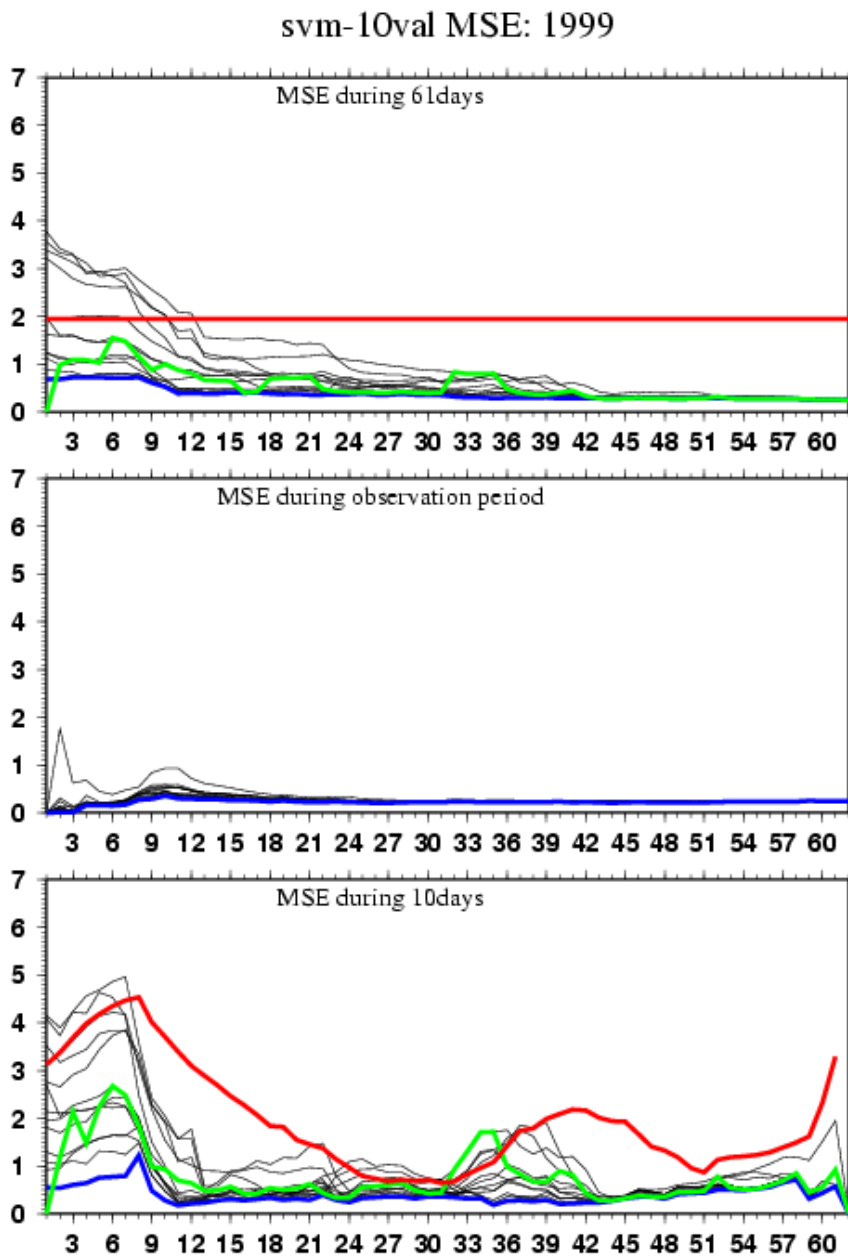


Figure 5-5. Time series of mean square errors (MSE) of the habitat model for the neon flying squid in 1999 summer: (upper) MSE during June to July, (middle) MSE before the prediction, and (lower) MSE during 10 days after the day of prediction start. Number of X-axis indicates the date from June 1. Red line depicts MSE by the model using only the observation in advance. Black lines depict the MSE by members of the adaptive model. Blue line shows the least MSE of 13 members at each day. Green line shows a member in which the MSE before the prediction shows the least value at each day.

Figure 5-5(上)で示した MSE は、いずれのメンバーの結果も時間の経過とともに MSE の最小値に向かってしまい漁期後半の予測精度の検証に向かない指標であるため、実利用上で必要かつ有効な予測期間として、予測日から 10 日間のみ MSE を計算して Figure 5-5(下)に示した。この図では、MSE の計算期間が毎日異なるので通常的手法によるモデルの MSE (赤線) も変動する。Figure 5-5(下)における適応型モデルと通常的手法によるモデルの結果を比較すると、まず漁期開始後の初期段階においては、通常的手法によるモデルの MSE が Figure 5-5(上)よりも大きな値を示しており、適応型モデルの結果と相対的にあまり変わらないことがわかる。その結果として、適応型モデルの MSE は 1 週間程度で通常的手法によるモデルの MSE より小さな値を示すようになっていく。その後は、適応型モデルの MSE は、ほとんど全てのメンバーが通常的手法によるモデルの MSE を下回り、7 月上旬にいくつかのメンバーの MSE が数日間、通常的手法によるモデルの MSE の値を超えてしまっているものの、それ以外の期間については明らかに適応型モデルの推定精度が通常的手法によるモデルの精度を上回っていることがわかる。

次に Figure 5-5 の中央に、予測日毎に更新した適応型モデルを用いて、6 月 1 日から予測日前日までのリアルタイムデータを好適生息域推定モデルに投入した期間のみで計算した MSE の時系列を示した。この結果は、適応型モデルのフィッティング部分だけを取り出した MSE であるので、モデル間の差異は非常に小さく、また漁期終了時にはフィッティングモデルと同じ値となっている。

Figure 5-5(上)及び(下)の結果が示すように、適用型モデルはメンバーのほとんどが通常的手法によるモデルよりも MSE が小さな値を示しているため、この中から MSE がより小さなメンバーを選ぶことができれば高精度の漁場予測を行うことができる。しかしながら、実利用における漁場推定を想定した場合、Figure 5-5 に示した 3 種類の MSE のうち、予測日に結果が得られるのは Figure 5-5(中)に示したフィッティング部分における MSE のみで、期間を通した MSE (Figure 5-5 上)や予測日から 10 日後までの MSE (Figure 5-5 下)を計算することはできない。そこで、Figure 5-5(中)に示したフィッティング部分における MSE の情報から、予測日以降の漁場推定について MSE 値が小さな値を示すメンバーを抽出でき

る可能性について検討を行った。

Figure 5-5(上)及び(下)の中に緑線で示した時系列は、各予測日における適応型モデルのフィッティング部分における MSE (Figure 5-5 中)が最小値を示したメンバーの結果を日々更新しながらつなげたものである。この結果から、1999 年を予測対象年としたケースにおいては、Figure 5-5(上)及び(下)に示した緑線は、13 メンバーのうち必ずしも最小値を示すものではないが、ほとんどの期間において通常の方法によるモデルの結果 (赤線)よりも小さな MSE 値を示しており、一見すると妥当なメンバーの抽出法に見受けられる。しかしながら、この方法では常に MSE の小さなメンバーを抽出することはできず、好適生息域推定モデルの高精度化にはつながらない。例えば、1999 年のケースにおいても 7 月上旬に緑線が赤線を上回る期間があり、この期間におけるメンバーのほとんどの MSE が赤線を下回っているにもかかわらず、抽出されたメンバーは最も高い MSE を示したものとなっている。また、(図示しないが)他の予測対象年におけるいくつかのケースにおいても同様の結果が少なからず見られており、フィッティング部分の MSE から予測性能に関する情報抽出ができていない。1999 年のケースが一見すると妥当に見えてしまう理由は、モデルの逐次更新によりそもそも各メンバーの MSE が小さくなるようにコントロールできているからであり、7 月上旬のケースのようにメンバー間の MSE にばらつきが見られる場合に、MSE の小さなメンバーを抽出できる保証はない。

さらに、このようなメンバーの抽出法にはもう一つ大きな実利用上の問題点がある。1999 年のケースでも見られているが、緑線は日々のフィッティング部分における MSE 最小値をつなぎ合わせたものであることから、不規則にメンバーの MSE 順位に入れ替わりがあり、その度に好適生息域推定モデルそのものが別のモデルに変更されることになる。これにより、漁場推定マップの時間的連続性が保てなくなるため、日々の漁業情報を作成し漁業者に配信する事を想定した場合には、漁業者は前日に見た漁場推定マップと全く異なる漁場推定マップを見ることになり、非常に利用しにくい情報となってしまう。

このような理由から、予測日に得られるモデルの情報に基づいて、より精度の高いメンバーを抽出することは困難であるため、得られたメンバーから安定的に高精度な漁場推定

精度を得られる手法を導入する必要がある。

5-4-2 適応型モデルのメンバーによるマルチモデルアンサンブル

そこで本研究では、得られた 13 の適応型モデルのメンバーに対して、マルチモデルアンサンブル手法を適用する。4-5-2 で言及したように、マルチモデルアンサンブルとは、気象学分野における天気予報や季節予報などで広く使われている手法であり (Krishnamurti et al., 2006a)、個々のモデルが持つ不完全性を前提として複数のモデルの結果を集合とする予測手法である (松枝, 2011)。この手法を好適生息域推定モデル研究に応用して開発された統計パッケージ BIOMOD2 (Thuiller et al., 2009)を用いて、本研究対象海域におけるアカイカ漁場推定を行った事例も既に存在する (Alabia et al., 2016c)。一般的なマルチモデルアンサンブルでは、個々のモデルが持つ予測性能の不完全性を相殺することで確度の高い予測を行う事を目的としている (松枝, 2011)ので、例えば気象学分野におけるマルチモデルアンサンブルでは複数の数値予報モデルの結果を用いた予測を行っており (Yun et al., 2003; Palmer et al., 2004; Krishnamurti et al., 2006b)、また好適生息域推定モデルへの適用研究では、複数の計算アルゴリズムによる統計モデルによる漁場推定結果に対してこの手法を適用している (Alabia et al., 2016c)。本研究では、統計モデルの計算アルゴリズムを複数用意するのではなく、ここでは計算アルゴリズムとしてサポートベクターマシンのみを用いて、Figure 5-2 に示した通り、異なる教師データを 13 セット (13 年分)用意することでマルチモデルアンサンブルのメンバーを作成し、予測対象年におけるアカイカ漁場推定を行う。5-4-1 で述べた通り、各予測日に得られる情報から各アンサンブルメンバーの優劣を判断することはできないことから、得られた 13 メンバーの漁場推定結果に対して重みづけ無しのアンサンブル平均を計算したものをマルチモデルアンサンブルの結果とする。

Figure 5-6 は Figure 5-5 の結果に、マルチモデルアンサンブルによる MSE 時系列の結果をピンク線で重ね描画したものである。この図から、期間を通じた MSE (Figure 5-6 上)では、マルチモデルアンサンブルは漁期開始から 1 週間程度は通常的手法によるモデルの MSE とほぼ同じ値を示しているが、それ以降の MSE は急激にメンバーの最小値に近づき、MSE の増加を示すような期間は見当たらないことがわかる。また、予測日以後 10 日間の MSE (Figure 5-6 下)においても、マルチモデルアンサンブルの結果は漁期を通じて通常の

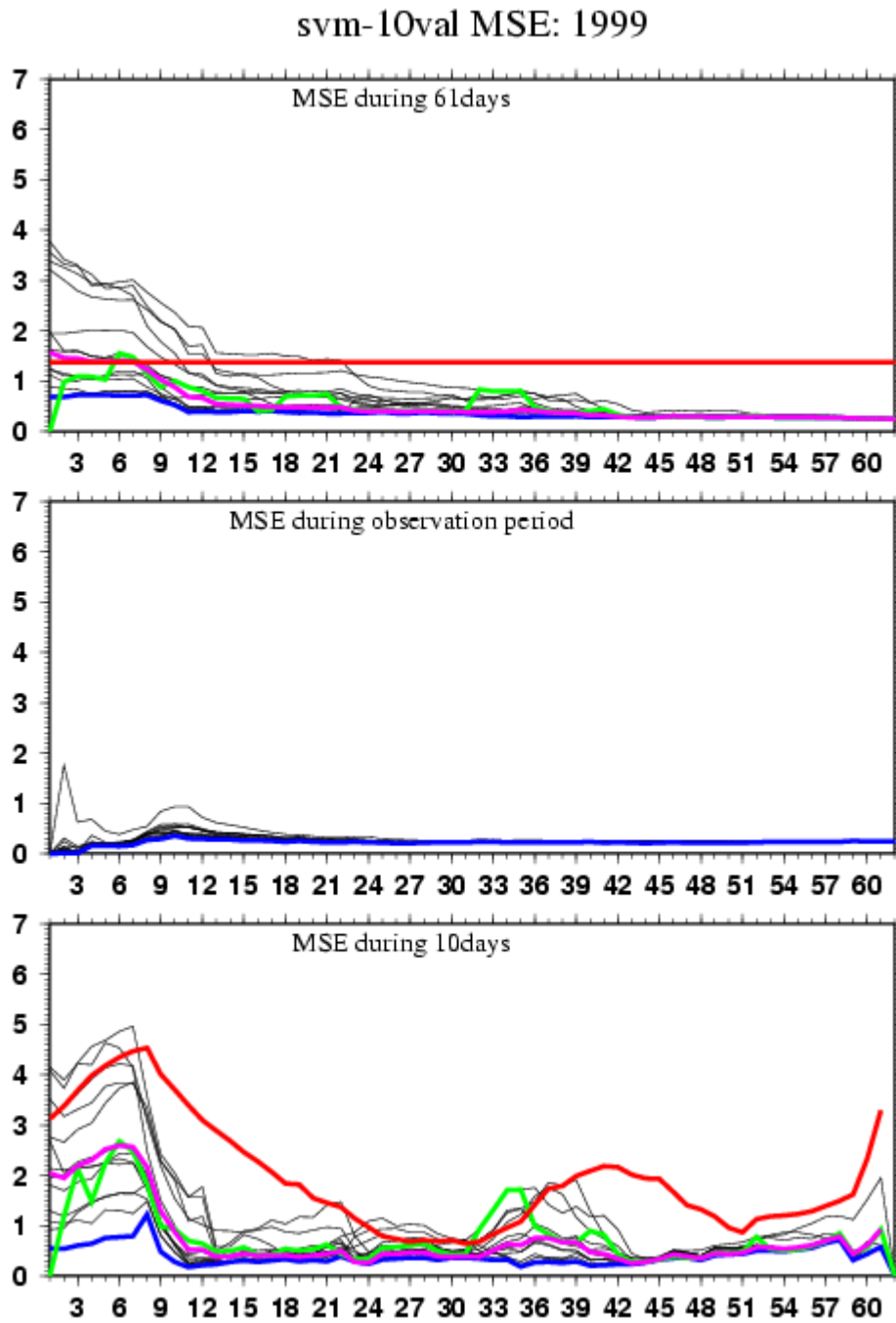


Figure 5-6. Same as Figure 5-5 except that pink lines depict the MSE by multimodel ensemble during 1999 season (upper) and 10 days after the day of prediction start (lower).

手法によるモデル結果を MSE で下回り、特に、7 月初旬に緑線が赤線を上回った時期についても、マルチモデルアンサンブルの結果は低い MSE 値を維持することができている。このような傾向は 1999 年だけでなく、2000-2012 年の各年を予測対象年とした実験においても同様に見られている。

次に、マルチモデルアンサンブルにおけるアンサンブル数と MSE との関係調べるため、1999 年におけるアカイカ漁場推定について異なるアンサンブルメンバー数により漁場推定を行い、期間を通じた MSE と予測日以後 10 日間の MSE を計算した結果を示す (Figure 5-7)。Figure 5-7 (上)は、アンサンブルメンバーの個数を 3,5,7,10,13 と変えることにより得られた日々の漁場推定による期間を通じた MSE の時系列を示したものである。ただし、本実験の総アンサンブルメンバーは 13 であるため、図中の赤線は全てのメンバーの単純平均値により算出しているが、それ以外のアンサンブルメンバーの個数の場合には、13 のメンバーから当該個数のメンバーを選択的に抽出し、そのメンバーによる平均値から推定場を算出している。その際に用いたメンバー選択の手法は、予測日の前々日までのリアルタイムデータと予測日前日以降の各年データを用いて好適生息域推定モデルを作成し、予測日前日の漁場推定を行う。予測日前日のリアルタイムデータは既に入手できていると仮定しているので、予測日の推定値と実際の観測値との比較を行い、予測日前日の MSE が小さな値を示す上位メンバーの当該個数分を選択することでメンバーを抽出している。この手法は、5-4-1 で指摘したのと同様に、日々メンバーを入れ替えてモデルを構成するため漁場推定図の時間的連続性が保てないというデメリットがあり実利用には不向きな手法である。しかしながら、わずか 1 日であるが純粋な予測の結果を用いてメンバーの抽出を行う事で観測値から大きく外れている下位メンバーを選択的に排除できるため、少なくとも MSE を小さな値に抑える効果としては、5-4-1 で示したようなフィッティングのみの結果からメンバー抽出を行う手法よりもはるかに有効に働いている (Figure 5-7 は Figure 5-5, 5-6 に対して縦軸を 2 倍に拡大している)。Figure 5-7 (上)を見ると、予測開始から 2 週間程度の期間については、13 メンバーの結果 (赤線) に対して 7 及び 10 メンバーの結果 (青線) の方が MSE は小さな値を示し、3 及び 5 メンバーの結果 (緑線) はさらに小さな MSE 値と

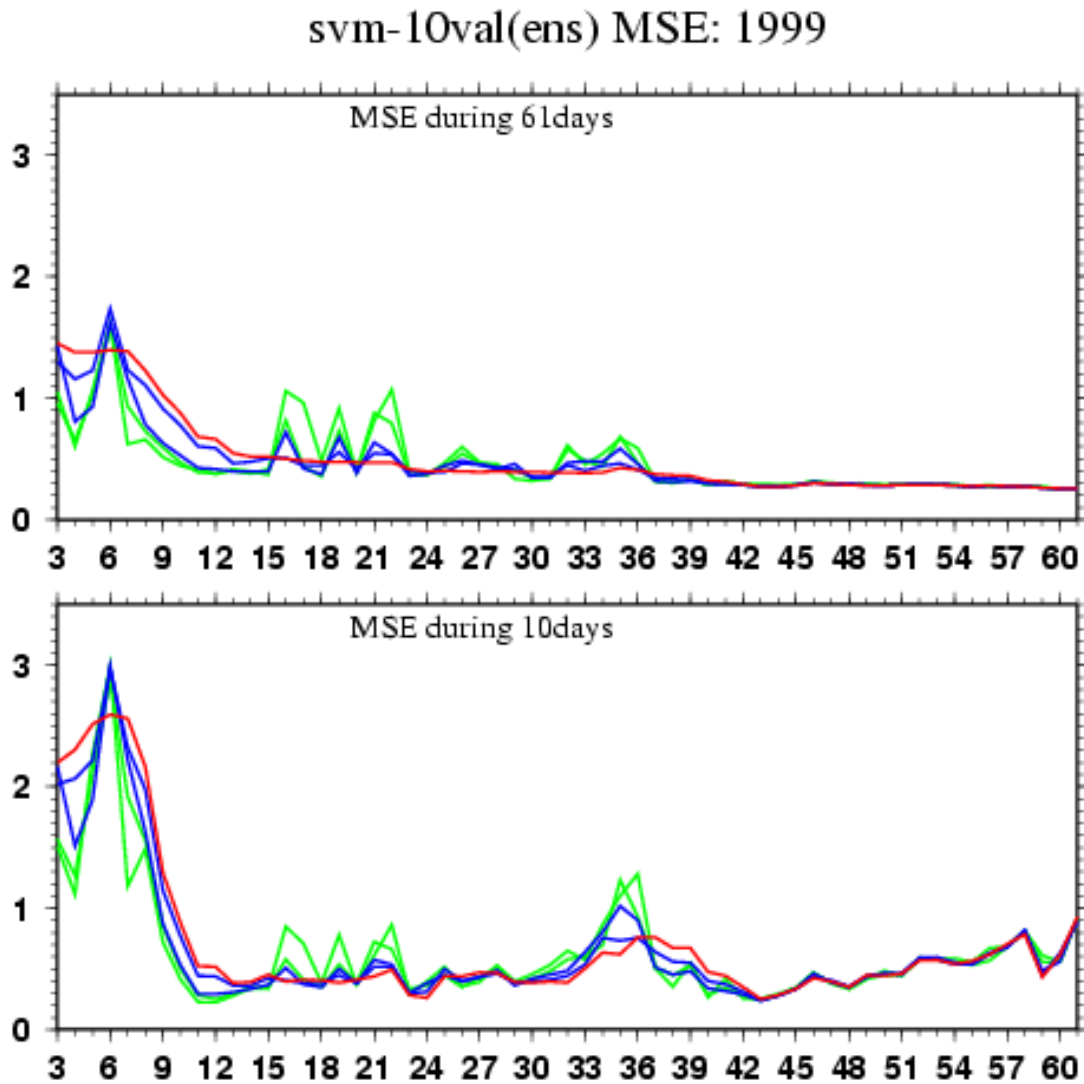


Figure 5-7. Time series of mean square errors (MSE) of the habitat model for the neon flying squid in 1999 summer: (upper) MSE during June to July, and (lower) MSE during 10 days after the day of prediction start. Number of X-axis indicates the date from June 1. Green, blue, and red lines depict MSE by the model using 3 and 5, 7 and 10, and 13 ensemble members, respectively.

なっている。これは、漁期開始直後でリアルタイムデータからまだ十分に予測対象年の情報が得られていないことにより、メンバー間に見られる結果のばらつきが非常に大きい状況下 (Figure 5-6 上)において、13 メンバーを全て使用したアンサンブルモデルではメンバーの選択を一切行っていないのに対して、メンバー数の少ないモデルでは MSE が大きな値を示したメンバーを選択的に取り除いた上でアンサンブル平均を計算している (Figure 5-6(上)図中の黒線のうち、MSE 値の小さなものだけを用いてアンサンブル平均を計算している)ことが原因であり、当然の結果である。アンサンブルメンバーを予測結果に基づき選択する手法を用いたことで、漁期開始直後においてはメンバー数の大きなモデルほど成績が悪いという結果になってしまっているが、それでも 13 メンバーを全て使用したモデルの結果は、少ないアンサンブル数のモデルの結果と比べて、絶対値としては大きな差は見られない。一方で Figure 5-7 (上)で 6 月中旬以降の結果を見ると、MSE の順位の結果は逆転しており、メンバー数の多いモデルの MSE ほど値が小さくなっていることがわかる。これは、予測対象年におけるアカイカの好適生息域と海洋環境との関係を示す情報がリアルタイムデータから注入されることにより、MSE を構成する成分が、各メンバーのモデルそのものの差異に起因するものから、単なる統計的な推定誤差に起因するものに変遷していることを示していると考えられる。単なる統計的な推定誤差であれば、単純平均することにより誤差を最小化した結果を得ることができるため、メンバー数が多いほど MSE は最小化する。同様の特徴は、予測日以後 10 日間の MSE の時系列(Figure 5-7 下)にも見ることができる。

Figure 5-8 は、1999 年における漁期を通じた MSE の平均値 (Figure 5-7 に示した時系列の平均値)をアンサンブルメンバー数別に示したものである。黒線は 6 月 1 日から 7 月 31 日までの MSE の平均値であるのに対して、赤線は漁期開始直後を含まない 6 月 13 日から 7 月 31 日までの MSE の平均値である。期間を通じた MSE (Figure 5-8 上)と予測日以後 10 日間の MSE (Figure 5-8 下)のどちらについても、漁期開始直後を含んだ平均値はアンサンブル数が多いほど MSE の値は大きくなってしまっているが、漁期開始直後を含まない場合はアンサンブル数の増加に伴い MSE の値は小さくなっていることが示されている。

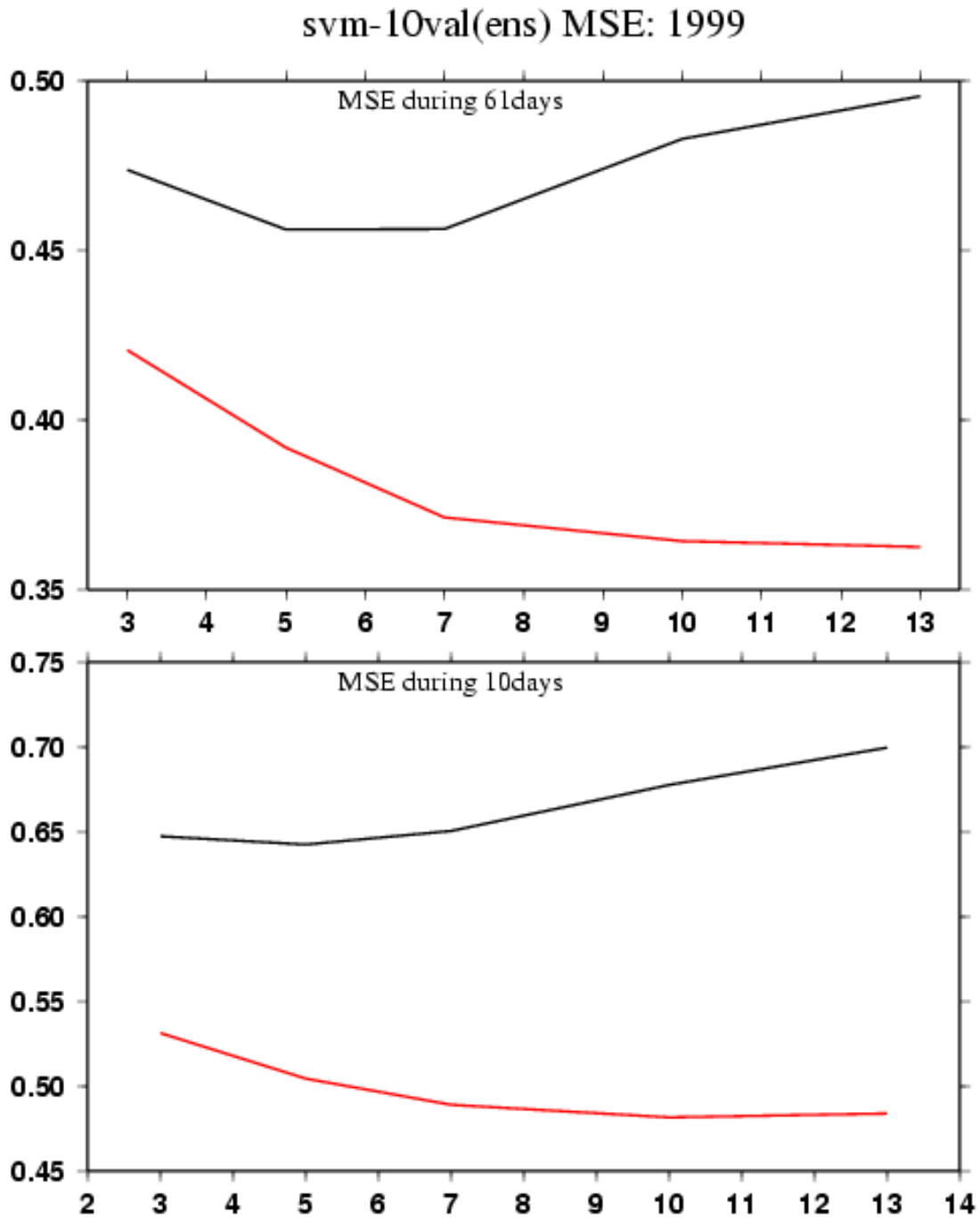


Figure 5-8. Relationships between mean square errors (MSE) of the habitat model for the neon flying squid in 1999 summer and (upper) MSE during June to July, (lower) MSE during 10 days after the day of prediction start. X-axis depicts number of ensemble members. Black line depicts the MSE during the season. Red line depicts the MSE from June 13 to the end of July.

以上のように、マルチモデルアンサンブル手法を導入することにより、通常の手法によるモデルよりも高い精度である程度の MSE 値に抑え込むことができていることを示した。アンサンブルメンバーの構成については、1 日分の予測結果に基づき MSE の小さなメンバーを抽出することにより漁期を通した MSE を小さな値に抑えることは可能であるが、毎日の予測毎にメンバーを入れ替えることになるため漁場推定図の時間的連続性が保てないという欠陥があった。しかしながら、全てのメンバーを単純平均するという手法を取ることにより、漁場推定図の時間的連続性を保持した状態で、高いモデルパフォーマンスを得られることが示された。またこの手法の場合は、アンサンブルメンバーの増加に伴い 6 月中旬以降の MSE を減少させることができることがわかった。

5-4-3 マルチモデルアンサンブルによるアカイカ好適生息域マップ

次に、マルチモデルアンサンブル手法により推定したアカイカ $\ln(\text{CPUE})$ 分布図について、通常的手法により作成した漁場推定結果と比較することにより性能評価を行った。Figure 5-9 は、1999 年 6 月 11、21 日及び 7 月 1、10 日の 4 日間におけるマルチモデルアンサンブル手法を導入して推定したアカイカ $\ln(\text{CPUE})$ 分布を示している。これに対して、同日における通常的手法により推定したアカイカ $\ln(\text{CPUE})$ 分布を Figure 5-10 に示した。まず、通常的手法を用いた好適生息域推定モデルによるアカイカ漁場推定分布を実際の漁場位置と比較すると (Figure 5-10)、1999 年における実際の漁場位置と好適生息域推定モデルが推定した $\ln(\text{CPUE})$ が高い値を示す領域とは、6-7 月の漁期を通じてほとんど一致が見られず、このモデルによる漁場推定は失敗している。特に深刻なのは、好適生息域推定モデルが $\ln(\text{CPUE})$ の高い値を示している領域が、漁期を通じて実際の漁場位置よりもはるかに北側に位置してしまっており、漁場が形成される緯度帯が全く再現されていない。Figure 5-3 に示した、この好適生息域推定モデルによる漁場推定についての MSE の時系列 (黒線) を見ると 1999 年は MSE の値が高く、この図からも 1999 年の再現性が良くないことがわかるが、一方で 2004、2005、2007 年については MSE は低い値を示しており、この好適生息域推定モデルが 1999-2012 年の全期間を通して推定精度が低いというわけではなく、全期間のデータを使って好適生息域推定モデルを構築した結果として 2004、2005、2007 年には高い推定精度を、1999、2006、2009 年には低い推定精度を示す特徴を持った好適生息域推定モデルになってしまっていると考えられる。このような結果からも、夏季の北太平洋中央部におけるアカイカ漁場と海洋環境との関係を統計モデルで表現しようとする場合には、非線形効果を含む複数の解が存在することが示唆される。また、その解決策として第 4 章では、統計モデルに非線形を表現できる機械学習計算アルゴリズムを導入することと、マルチモデルアンサンブル手法を導入して解の不確定性を表現することの 2 つを提案したが、Figure 5-10 に示した結果は、高性能の機械学習アルゴリズムであるサポートベクターマシンを統計モデルに導入しても、以前として、複数の非線形解の存在には対応できていないと考えられる。

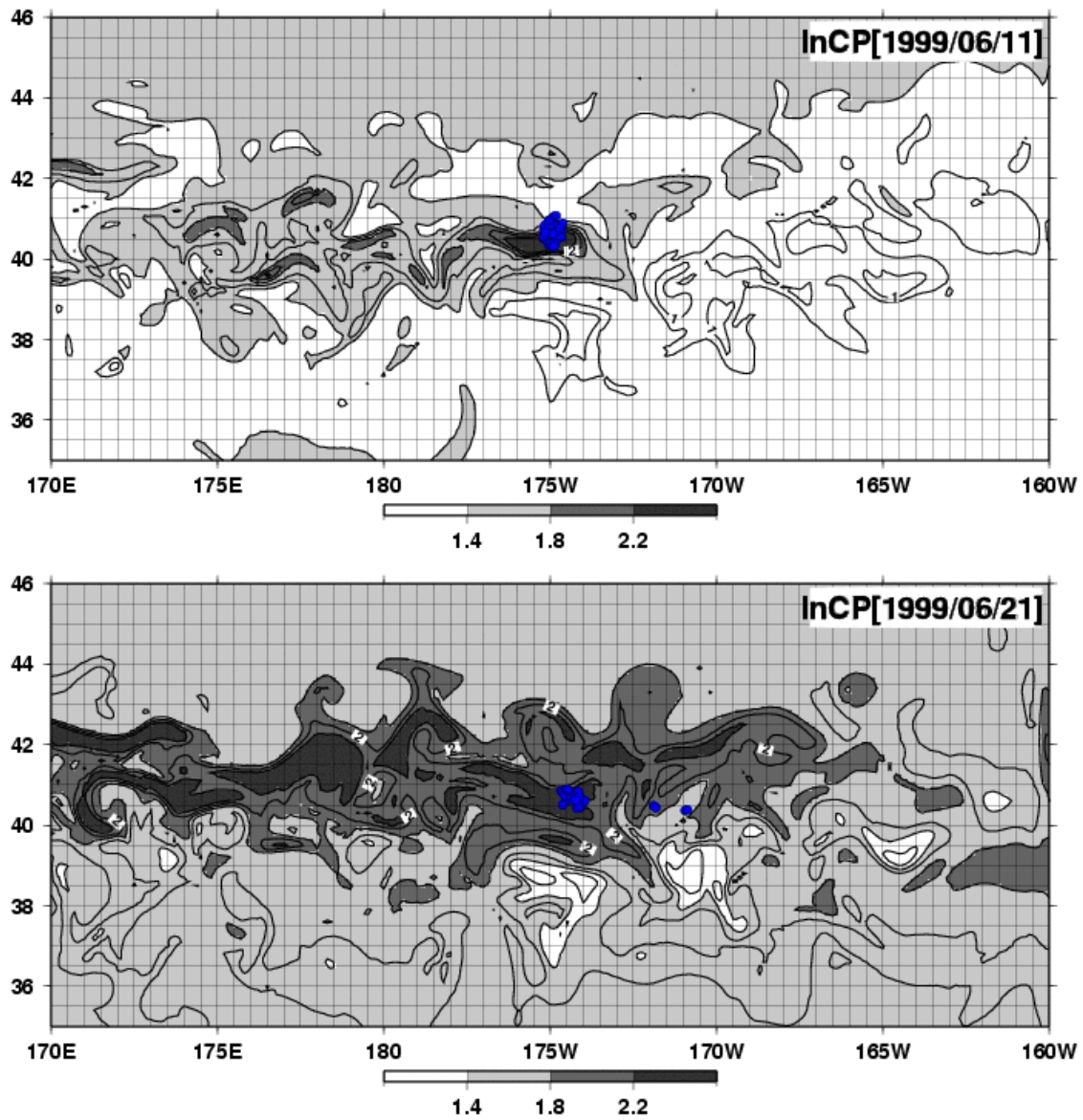


Figure 5-9. Spatial distribution of the $\ln(\text{CPUE})$ of the neon flying squid estimated by the multimodel ensemble of the adaptive habitat models on June 11 and 21, 1999. Blue dots depict the actual fishing points.

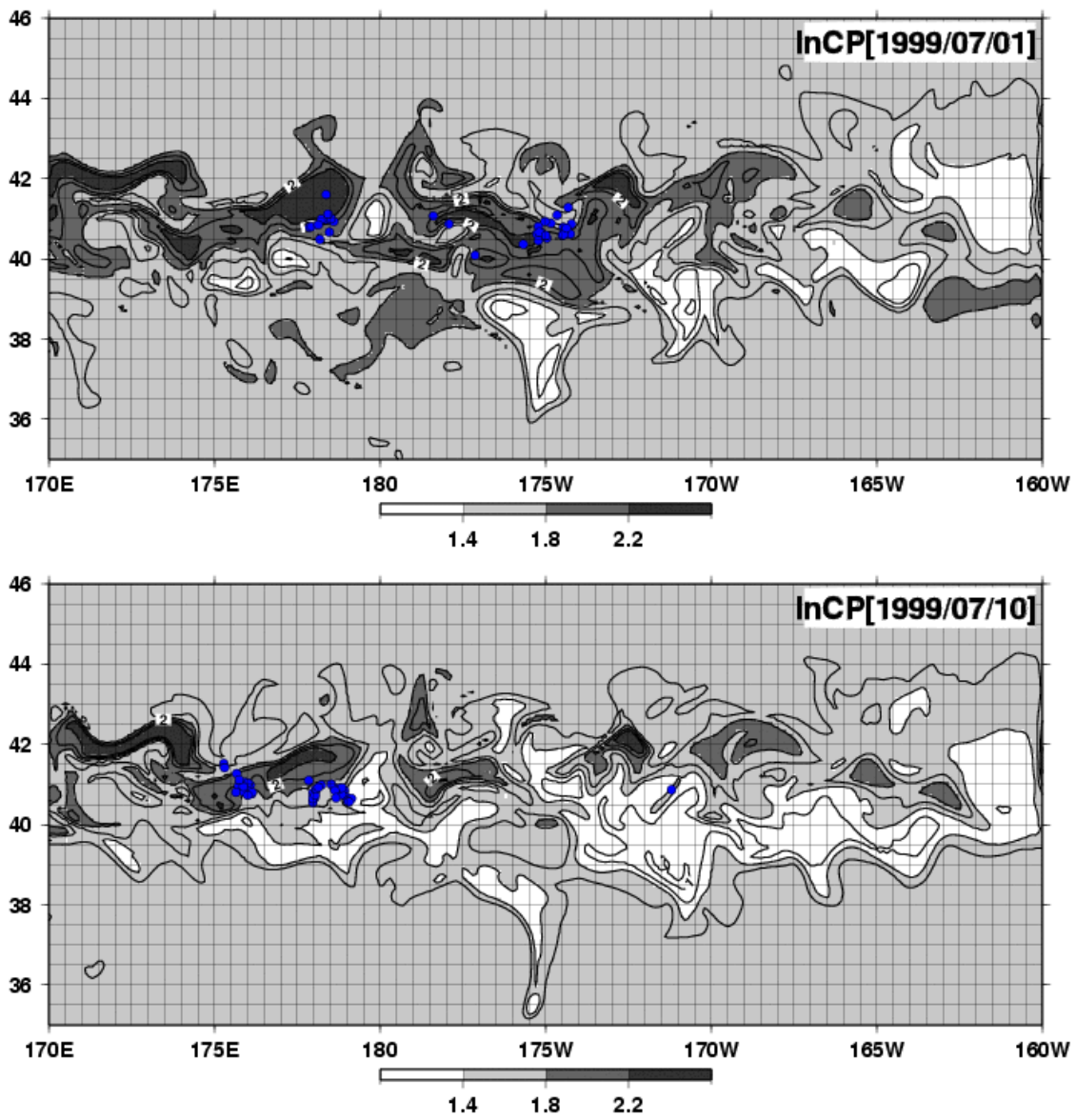


Figure 5-9. (continue) on July 1 and 10, 1999.

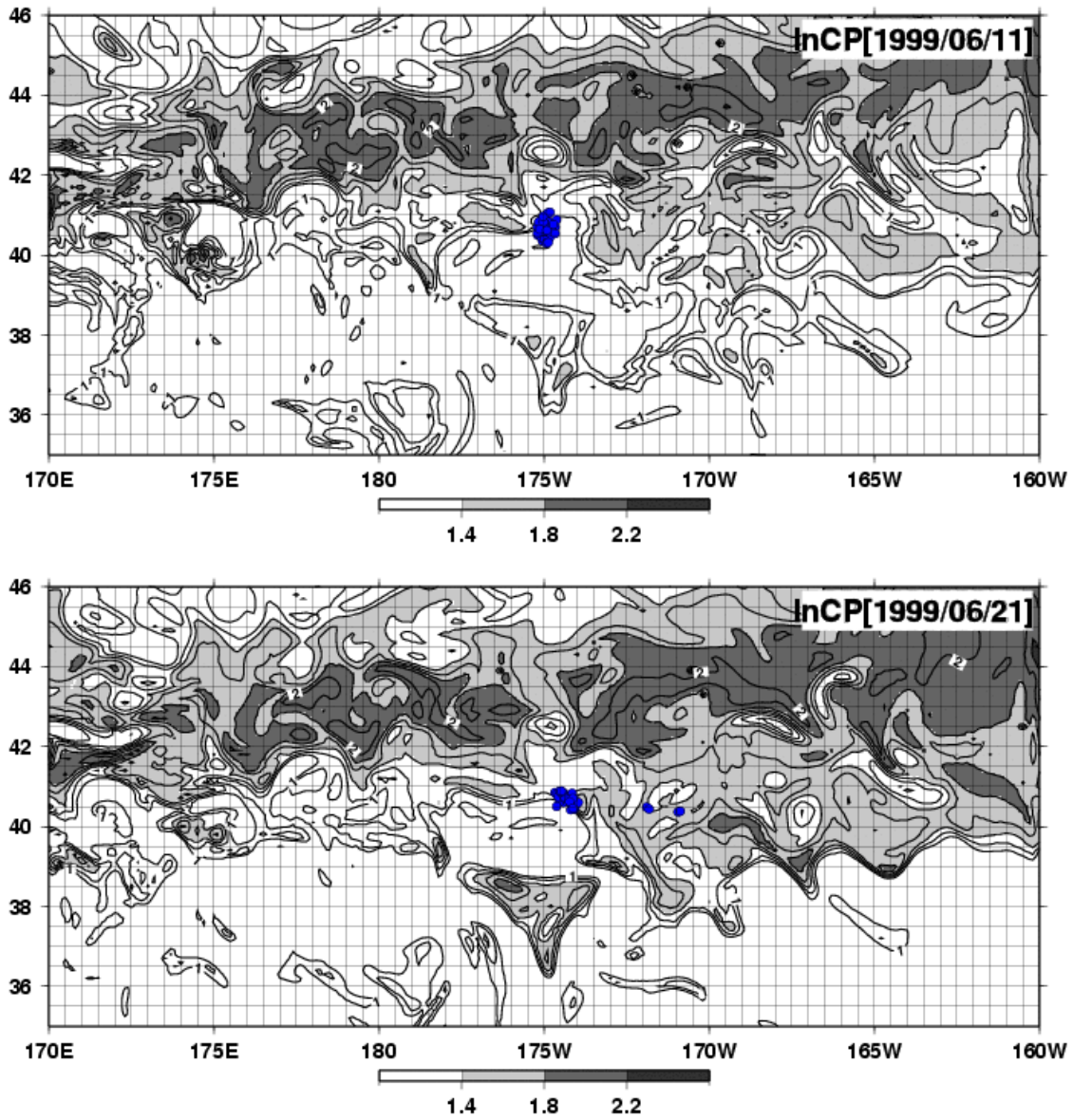


Figure 5-10. Spatial distribution of the $\ln(\text{CPUE})$ of the neon flying squid estimated by the habitat model using the observation during 2000-2012 as training data on June 11 and 21, 1999. Blue dots depict the actual fishing points.

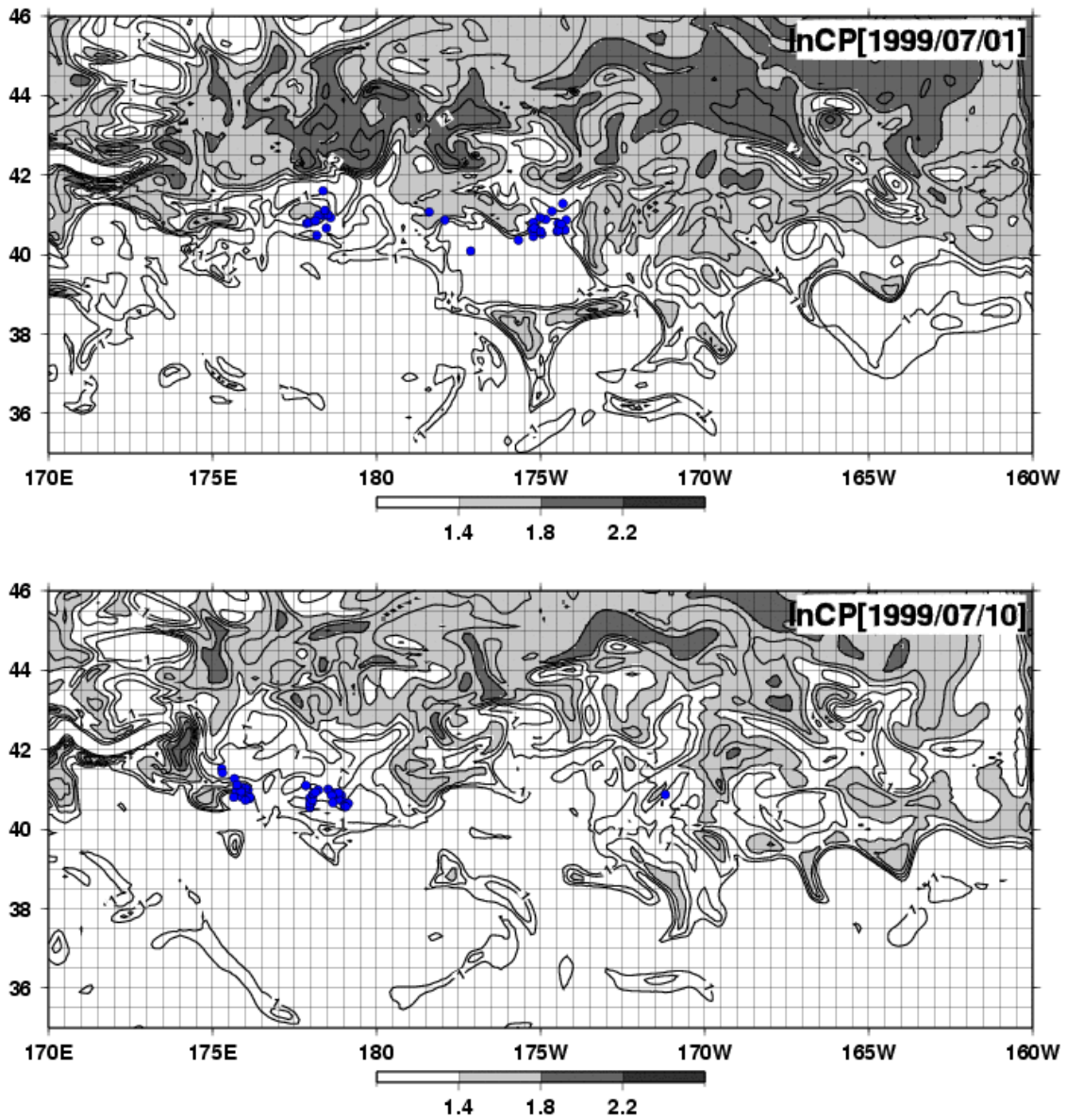


Figure 5-10. (continue) on July 1 and 10, 1999.

これに対して、マルチモデルアンサンブル手法により推定したアカイカ漁場推定図 (Figure 5-9)では、1999 年における実際の漁場位置と好適生息域推定モデルが推定した $\ln(\text{CPUE})$ が高い値を示す領域とが期間を通じてよく一致しており、季節の推移と共に徐々に漁場が北上していく様子が精度よく再現されている。特に、マルチモデルアンサンブルでは全てのメンバーの推定値の単純平均を用いているため、モデル変更による漁場推定図の不連続性も生じないことから、実利用上も有効な手段であることが示された。

このように、サポートベクターマシンという機械学習アルゴリズム、リアルタイムデータを教師データとして使用した好適生息域推定モデルの逐次修正、そしてマルチモデルアンサンブルという 3 種類の手法を導入することにより、安定的かつ高精度のアカイカ漁場推定を実現することができることを示した。

5-4-4 2000–2012 年についての評価

ここまで 1999 年を予測対象年とした事例について詳しく検証してきたが、同様の手法を使用して得られた他の年の結果についても簡単に検証する。Figure 5-11 及び Figure 5-12 は、Figure 5-5 で示した MSE のうち、漁期を通じた好適生息域推定モデルの MSE (Figure 5-5 上) 及び予測日後 10 日間の好適生息域推定モデルの MSE (Figure 5-5 下) をそれぞれ季節平均したものの年々変動を示したものである。黒線が通常的手法による好適生息域推定モデルの MSE であるのに対して、赤線が適応型モデルによる MSE の季節平均値を示している。また青線はフィッティングモデルによる MSE であり、この値は統計モデルとして実現しうる最小値を示している。適応型モデルの場合は MSE の値が日々変動するので単純な比較はできないが、Figure 5-11 に示した適応型モデルの結果は、単に、通常的手法によるモデル結果よりも MSE が小さいというだけでなく、青線で示した理想値にかなり近い値となっており、1999–2012 年のどの年についても漁場推定精度に格段の向上が見られることがわかる。また、各年に起こっている漁場形成イベントに対してより反応が得られやすい予測日後 10 日間の MSE (Figure 5-12) の年々変動を見ると、こちらについても 1999–2012 年の期間を通じて MSE の減少が見られており、特に 1999 年、2006 年、2009 年といった通常的手法によるモデル結果が悪い年についても MSE を大きく減少させることができていることがわかる。2008 年については適応型モデルを導入する前後で MSE の値がほとんど変化しないという結果となっているが、この年については、通常的手法によるモデルの MSE 値が平均よりも低い値を示しており、改良を加える前の結果の精度がよかったこともあり MSE での改善は見られなかった。実利用上はこの程度の予測精度で十分なレベルであると考えられる。

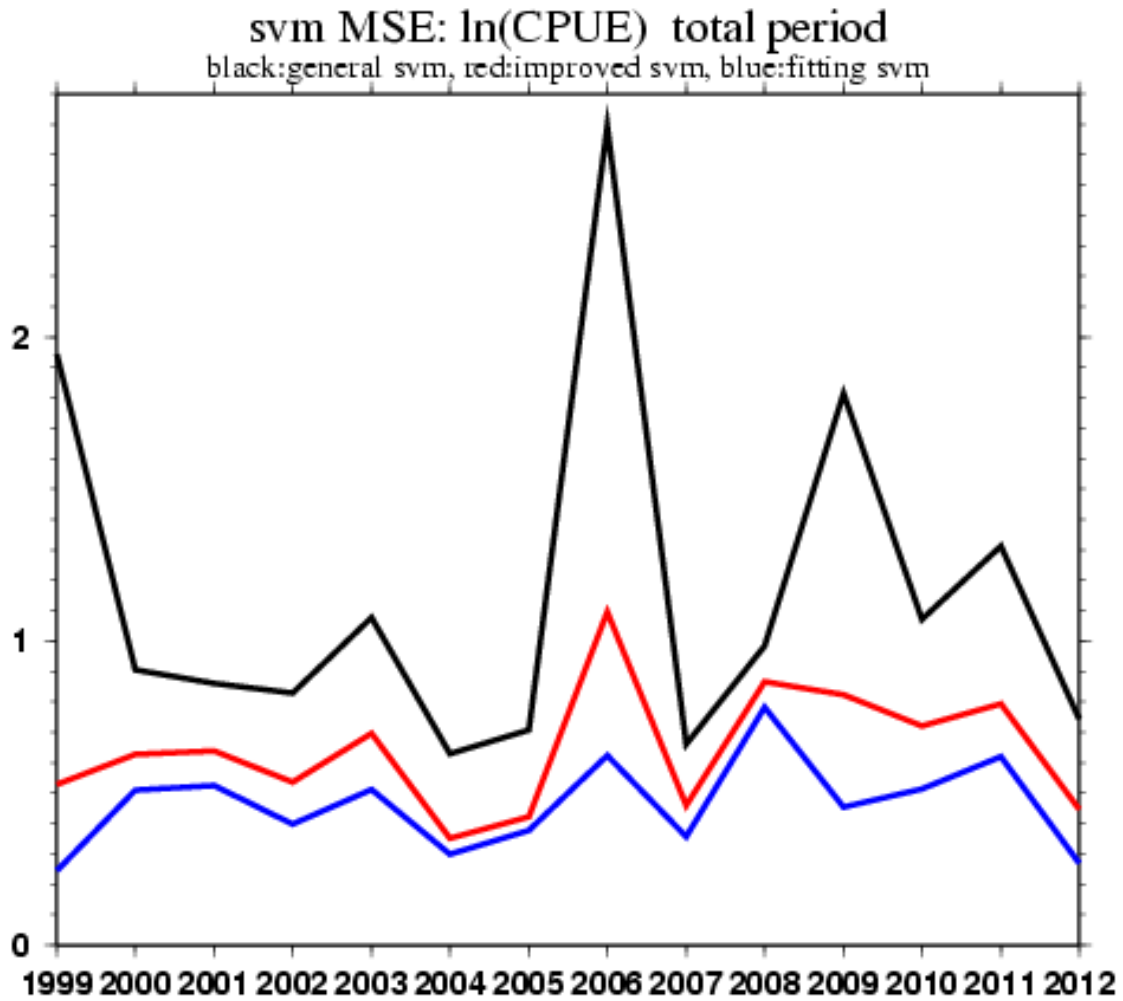


Figure 5-11. Time series of mean square errors (MSE) of the estimated $\ln(\text{CPUE})$ from the habitat model for the neon flying squid in the summer fishing ground comparing with the actual squid catch observations during June to July. Black line depicts the MSE of the habitat model constructed using the observation during 1999-2012 except for each target year. Red line depicts the MSE of the multimodel ensemble of the adaptive habitat models using the pseudo-realtime observation.

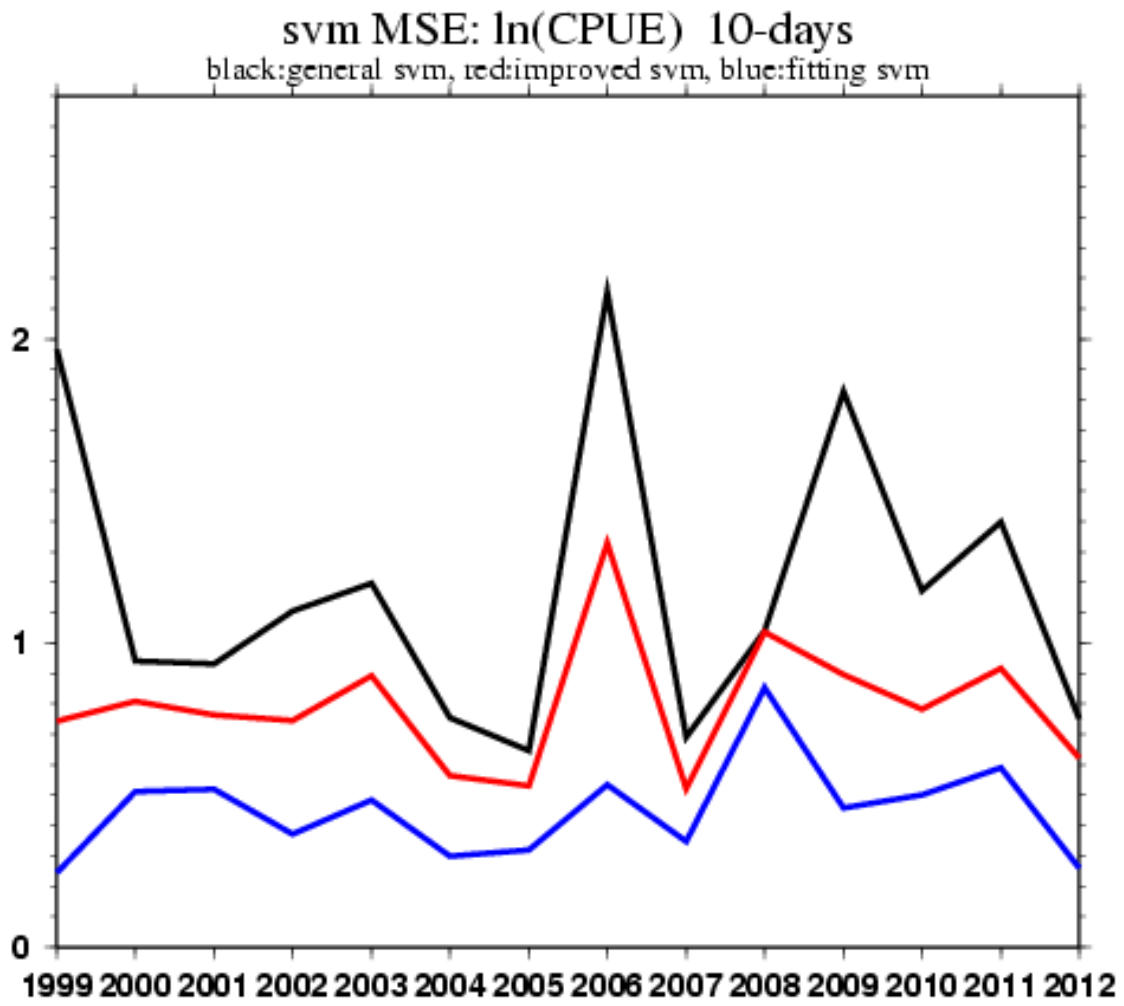


Figure 5-12. Same as Figure 5-9 except for comparing during 10 days after the date of prediction start.

5-4-5 GAM 及びランダムフォレストに逐次更新アルゴリズムを導入した事例

ここまで統計モデルの計算アルゴリズムとしてサポートベクターマシンを導入してアカイカの好適生息域推定モデルを作成した結果について示してきたが、ここでは同様の手法による適応型好適生息域推定モデルを、GAM とランダムフォレストの 2 種類の計算アルゴリズムを導入して作成した結果について検証する。

Figure 5-13 は、Figure 5-6 に示した 1999 年における好適生息域推定モデルによる漁場推定についての 3 種類の MSE を、ランダムフォレストを導入した適応型モデルについて計算した結果を示している。ランダムフォレストについても、サポートベクターマシンと同様に高精度の機械学習アルゴリズムであることが知られており、Figure 5-13 に示したモデルパフォーマンスは、サポートベクターマシンのものとよく似た結果となっている。まず、漁期を通した MSE (Figure 5-13 上)については、漁期開始直後にいくつかのメンバーがサポートベクターマシンの結果 (Figure 5-6 上)よりも MSE が大きな値を示しているが、マルチモデルアンサンブルの結果(ピンク線)は漁期開始から小さな MSE で収まっており、通常的手法によるモデルの結果 (赤線)を 1 週間程度で下回り、以降は安定的に低い MSE を示し続ける。また、予測日以後 10 日間の MSE については(Figure 5-13 下)、6 月 15-24 日と 7 月初旬にいくつかのメンバーに MSE の増加が見られ、サポートベクターマシンの結果 (Figure 5-6 下)よりも大きな値となってしまっているが、マルチモデルアンサンブルの結果は、それらに追随することなく MSE が低い状態を維持することができている。

次に GAM を用いたケースについて検証する。GAM は計算アルゴリズムとしては線形に近いもので、サポートベクターマシンやランダムフォレストと比較してフィッティングの性能はかなり劣ると考えられる。Figure 5-14 に示した GAM を用いた場合の MSE 時系列を見ると、その振る舞いはこれまでの 2 種類のアルゴリズムによるモデル結果とはかなり異なる。まず、漁期を通した MSE (Figure 5-12 上)及び予測日以後 10 日間の MSE (Figure 5-14 下)のどちらについても、各メンバーの MSE は大きく変動しており、これは GAM のフィッティング性能に起因すると思われる。予測日以前のフィッティング期間における MSE (Figure 5-14 中)の最小値という基準で抽出したメンバーによる MSE (図中の緑線)を見ると、

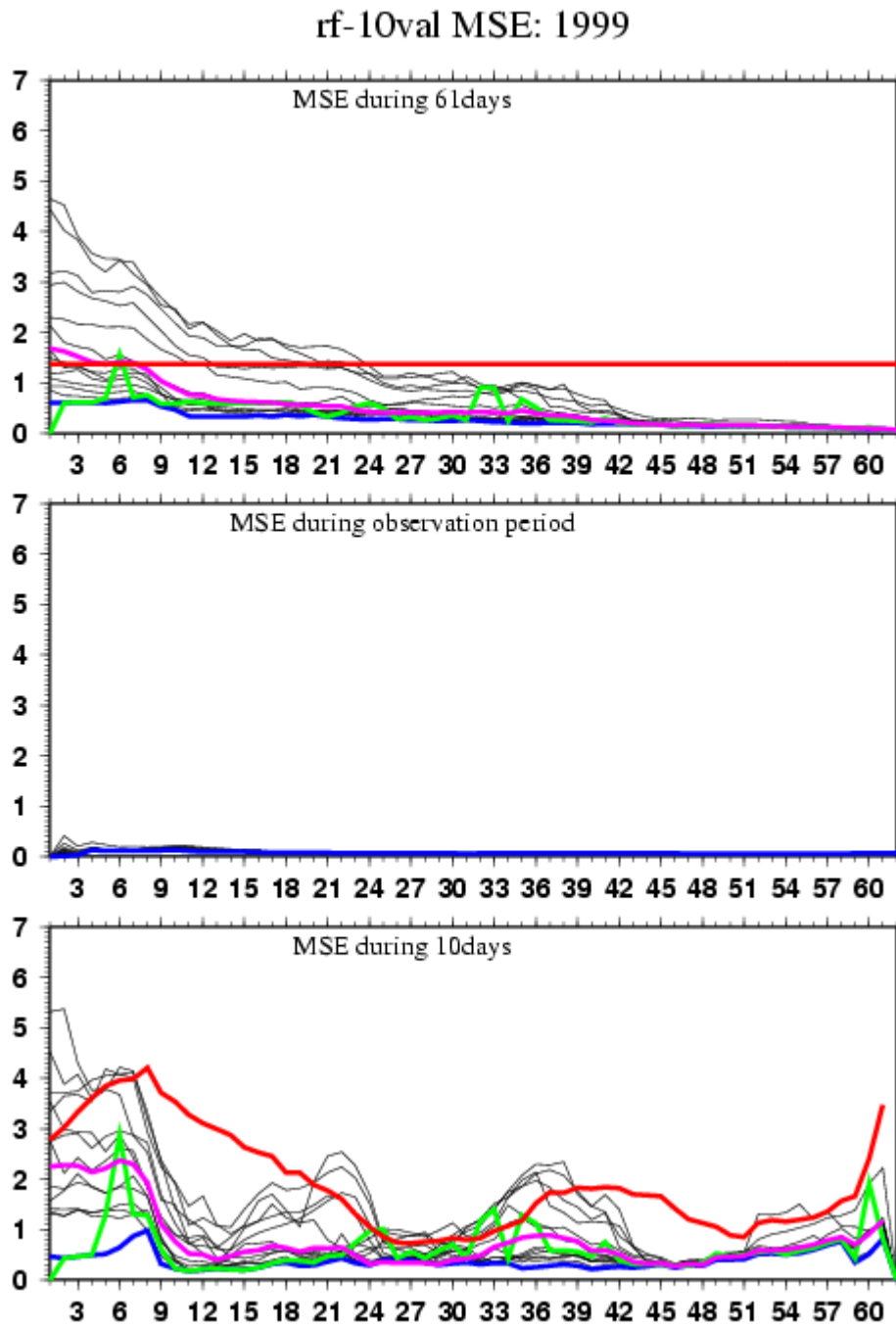


Figure 5-13. Same as Figure 5-6 except for the habitat model for neon flying squid using random forest.

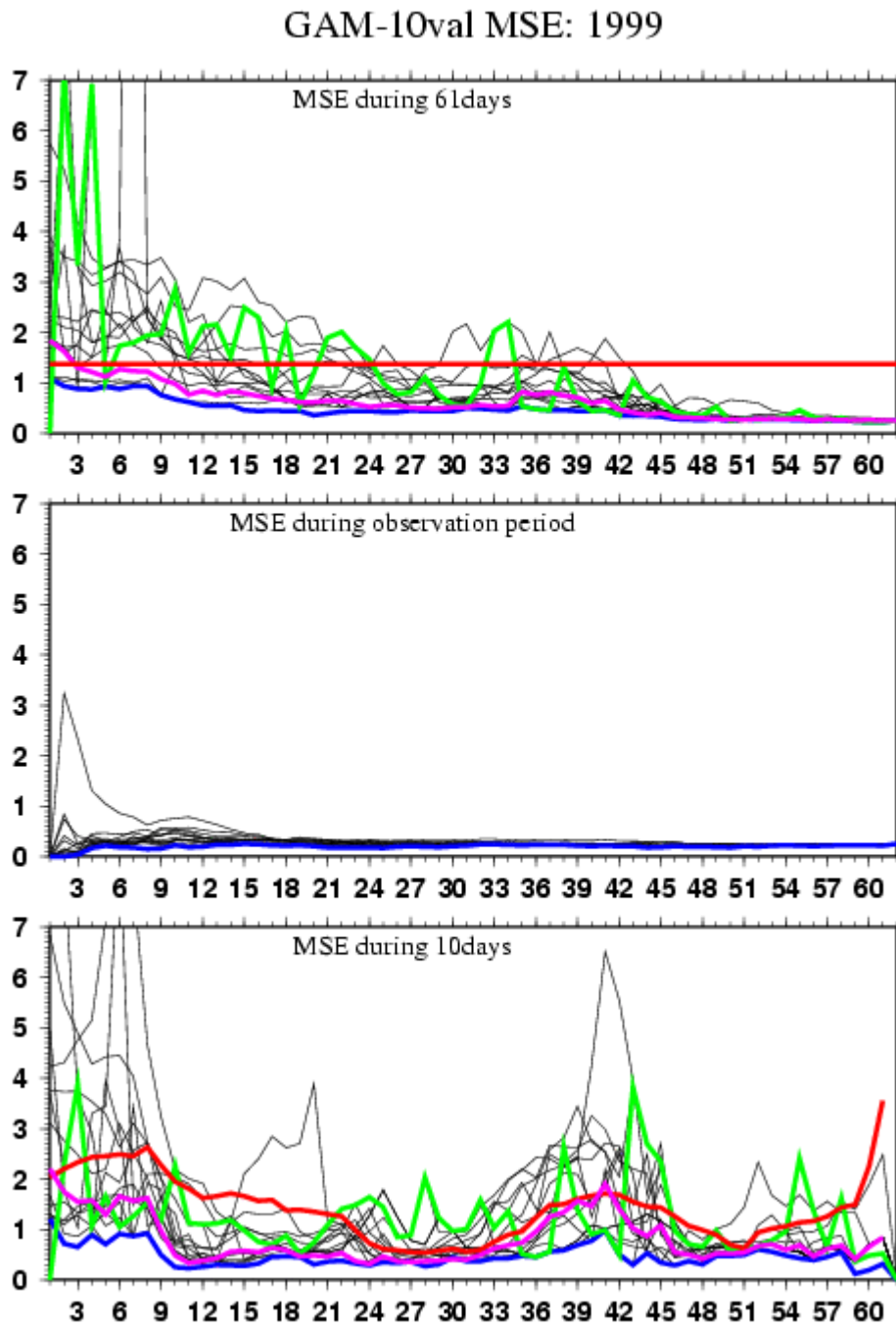


Figure 5-14. Same as Figure 5-6 except for the habitat model for neon flying squid using GAM.

大きな振幅を持って上下動を繰り返している様子が見られ、サポートベクターマシンやランダムフォレストの結果ではあまり目立たなかったが、この基準によるメンバーの抽出法では安定した結果が得られないということがはっきりと示されている。その一方で、マルチモデルアンサンブルによる MSE の時系列 (図中のピンク線)を見ると、フィッティング性能があまり高くない GAM を用いた結果に対しても、漁期のほとんどの期間において、通常の手法による MSE よりも低い値を維持し続けていることが示されている。この結果から、好適生息域推定モデルに導入する計算アルゴリズムの性能に関わらず、リアルタイムデータによる好適生息域推定モデルの逐次修正とマルチモデルアンサンブルを組み合わせた手法を用いることで、ある程度の精度を持った漁場推定が安定的に行えることが示され、この手法の高い汎用性が確保できたと考えられる。

5-5 考察

5-5-1 マルチモデルアンサンブル手法を導入した効果

本章では、高度な機械学習アルゴリズムを導入したアカイカの好適生息域推定モデルに対して、リアルタイムデータを教師データとして使用した好適生息域推定モデルの逐次修正手法とマルチモデルアンサンブル手法を導入することで、高精度のアカイカ漁場推定を安定的に実現することができる仕組みを構築した。ここでは、好適生息域推定モデル構築に導入した 2 つの手法がもたらした効果について考察する。

ここではまず、マルチモデルアンサンブル手法が夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ漁場推定に対してもたらす効果について考察する。本研究で導入したマルチモデルは Alabia et al. (2016c)が行ったような、複数の計算アルゴリズムを用いた統計モデルを導入するマルチモデルアンサンブル (Krishnamurti et al., 2006a; 松枝,2011)ではなく、統計モデルの計算アルゴリズムは 1 種類に固定した上で、モデル構築に使用する教師データを複数セット用意することで複数の統計モデルを構築し、その結果のアンサンブル平均を取るという手法を採用している。

この手法を採用した意図と期待される効果を確認するために、ここではまず、気象学における一般的なアンサンブル予報との考え方の比較を行う。気象学における数値予報でアンサンブル手法が採用され有効に機能している主な原因は、予報しようとする大気現象が強い初期値敏感性を持っていることによる。大気にはカオス的性質があるため、数値モデルの不完全性や初期値の誤差が予測時間と共に増大し、天気予報を外す大きな原因となる (松枝, 2011)が、これに対して、使用している数値モデルにとっての完全な初期値を観測から得ることは不可能である (古川・酒井, 2004)。そこで、何らかの手法で異なる初期値を複数用意し、その一つ一つをメンバーとするアンサンブル予報を行い確率的に将来の気象を予報する (古川・酒井, 2004)。ここで、使用した数値モデルが完全なものであると仮定すると、アンサンブル予報によって得られた予報のばらつきは全て、現象のカオス的な振る舞いに起因して発生した誤差であると考えることができ (高野, 2002)、これを単純平均することにより最も誤差の少ない予測値を得ることができる (Leith, 1974) (Figure 5-15)。実際に

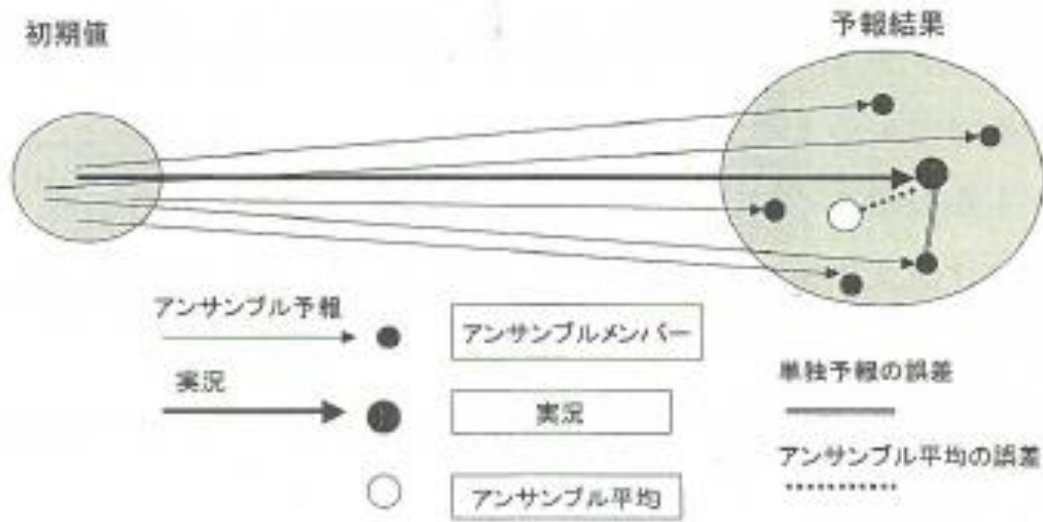


Figure 5-15. Schematic view of errors of ensemble forecasts (Furukawa and Sakai, 2004).

数値モデルが完全であることはないが、気象予報の場合には初期値敏感性に起因する誤差発展の影響が非常に大きいため、このような手法を導入することにより予測スキルが向上する。

これに対して本研究で導入したアンサンブル手法では、全く逆の仮定を置いている。すなわち、不完全であるのはアカイカ漁場を予測する統計モデルであり、モデルの入力値である海洋環境変数に対する「入力値敏感性」は非常に小さいと仮定している。入力値敏感性が小さいという仮定については、連続的に変動している海洋環境に対して、これを入力として作成したアカイカの漁場推定マップも同じように連続的な分布を示しており不連続な切れ目が現れたりすることが無いことから、妥当な仮定である。一方で、モデルの不完全性については、本来は全ての漁獲データを教師データとして使用することにより構築された 1 つの統計モデルが、どのケースにおいても精度よくアカイカの好適生息域を再現することが大前提となっているはずであるが、これまでの結果で示した通り、実際にはモデル構築に使用する教師データを変えることにより漁場推定結果が大きく異なる好適生息域推定モデルが構築されてしまい、ある年の漁場推定には非常に適しているが、別の年の漁場推定には全く不向きであるというモデルが複数できあがってしまう。この状況は、単に教師データとなる漁獲データを増やし続けても全く改善されないことは、既に結果で示した通りである。本研究では、このような結果になってしまう原因が、統計モデルが持っている表現力の乏しさに依存していると仮定している。すなわち、教師データを変えることにより求まる解が異なってしまうが、いずれの解も間違いではなく、与えられた教師データの条件下ではその状況を表現しうる最適解を示しているという事実の解釈として、夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカの好適生息域を表現する解が、与えられた海洋環境変数の次元（本章のモデルは 10 変数なので 10 次元）の位相空間の中で局所的に決定するのではなく、ある幅を持って、しかも場合によっては非線形的に不連続な位置関係で決定するような性質を持った解である可能性があるのに対して、これを正しく表現できる統計モデルとなっていないという仮説を立てている。概念図を Figure 5-16 に示したが、仮に 7 年分の過去データが存在するとして、各年のデータを用いてアンサンブルメンバーとして

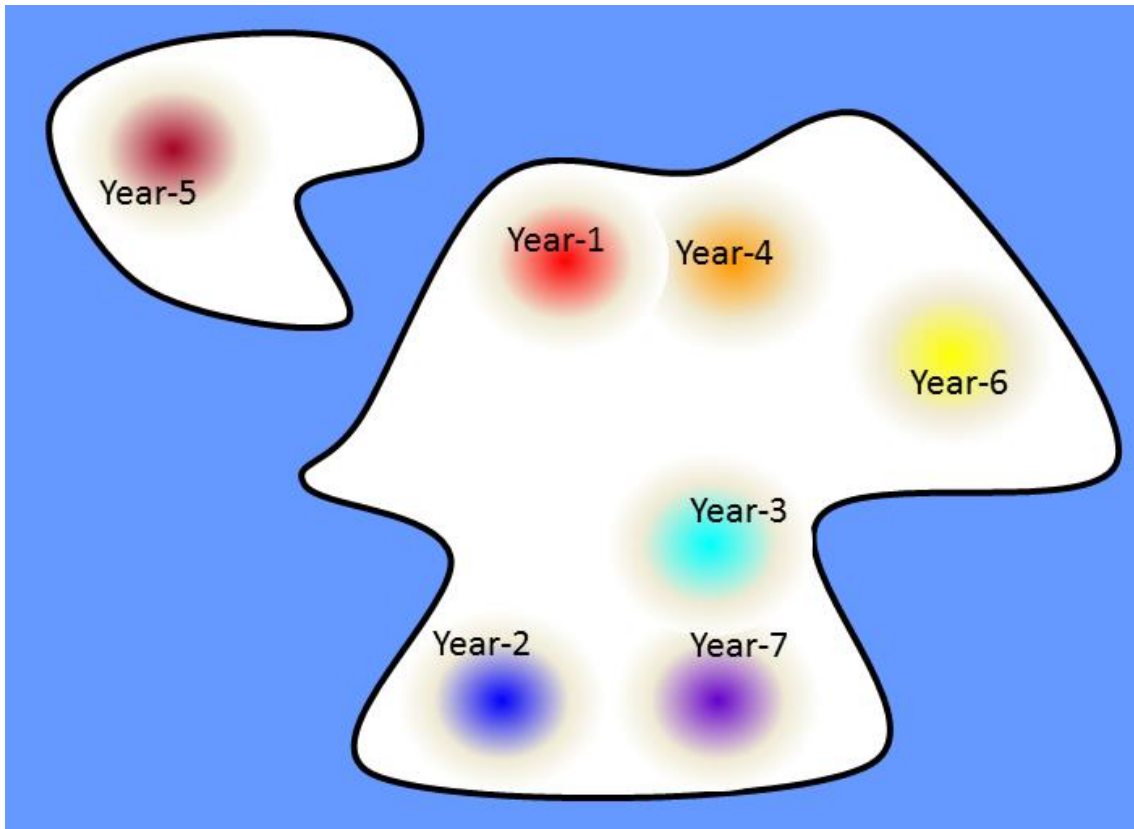


Figure 5-16. Schematic view of mathematical solution of each ensemble members of the habitat model in the topological space.

の好適生息域推定モデルを7つ作成したとする。Figure 5-16 中において、アカイカの好適生息域と海洋環境変数との関係を示す位相空間上の真の解が黒線の内側の白色部分であるとした場合には、本来であれば、飛び地のような非線形性を含む黒線の形状を正しく表現できる計算アルゴリズムを用いて1つの統計モデルとして解を表現することが理想である。しかし現状では、個々のメンバーが解として表現できるのは黒線内の白色部分のうち各色で示した範囲内だけになってしまっているため、黒線内でどのメンバーによっても表現できていない、白色部分に解をもつケースが新たな予測対象年として出現した場合には、たまたまその解が存在する近傍が解となっていたメンバーによる予測は良い成績を示すが、解から遠い部分しか表現できていないメンバーによる予測成績は良くない結果となる、と考えている。しかも、この困難に対しては、統計モデルのアルゴリズムを高度なものにしただけでは、依然として状況の打開策とはなっていないことも結果として示した。

アンサンブル手法の導入に際して、気象学で用いられているケースでは数値モデルは完全であるという仮定により、初期値敏感性に起因する純粋な誤差のみを扱うことになっているので、それを最小化する手段としてアンサンブル平均をとれば誤差同士が打ち消しあうことで予測性能が向上すると考えられるが、本研究で導入したアンサンブル手法は、アカイカの好適生息域と海洋環境変数との数理的な関係性が、単独のモデルでは局所化されてしまい、予測性能を向上させるために必要な表現力が矮小化されてしまうため、複数のモデルを導入してその解を統合化することで、単独のモデルでは表現しきれない解の広がりや複数のアンサンブルメンバーによって表現することを試みたと考えている。すなわち、本研究で用いたマルチモデルアンサンブルにおけるアンサンブルスプレッドは、誤差の広がりやを示しているのではなく、アカイカの好適生息域と海洋環境変数との関係性を表現する数理解の広がり (Figure 5-16 における白色部分の範囲)を示していると仮定している。

従って、この仮定に基づけば、本研究で導入したマルチモデルアンサンブル手法は、気象学で行っているように、複数のモデルを用いて個々のモデルが持つ不完全性を相殺しようとしているのではなく、個々のモデルでは表現しきれない解の広がりやを確保するためにやっているもので、単純にアンサンブル平均をとれば漁場推定精度が向上するというわけで

はない。アンサンブルメンバーを揃えただけでは、これから推定しようとする海洋環境場が、ある広がりを持った解のうちのどの部分を必要としているのか、どの部分がこの海洋環境場に対するアカイカ漁場を推定する上で適切なのかという情報を持っていないので、漁場推定精度の向上にはつながらないはずである。

本研究で得られた結果のうち、**Figure 5-6, 5-13, 5-14** に示した 3 種類のアプローチを用いた好適生息域推定モデルによる 1999 年の予測結果では、漁期開始直後の数日間については、リアルタイムデータがまだほとんど入力されていないモデルであるので、「単にアンサンブル平均を取っただけ」の状態に近いと考えられる。サポートベクターマシン、ランダムフォレスト、GAM のいずれについても、漁期開始後 1 週間程度は、マルチモデルアンサンブルの漁場推定結果は、通常的手法によるモデルの漁場推定結果とほぼ同等の MSE を示していることから、上記の仮定が妥当であることが示唆される。

5-5-2 適応型好適生息域モデルにおけるリアルタイムデータの価値

本研究で導入したマルチモデルアンサンブル手法がアカイカの漁場予測に対して有効に機能するためには、漁場推定の対象となる海洋環境場が与えられた時に、ある広がりを持った数理解のうちのどの部分が、この環境に対応したアカイカ漁場を推定するために必要な解なのかという情報を外力として与える必要がある。この役割を担っているのが、本研究で導入したもう一つの手法であるリアルタイムデータの逐次導入である。

本研究で導入したマルチモデルアンサンブルのメンバーは、1 種類に固定した計算アルゴリズムに基づく統計モデルに対して、年ごとに分割した教師データを投入して学習することにより作成している。これは、アカイカの好適生息域と海洋環境変数との関係性を表す数理解の広がり内における位置取りが、海洋環境の年々変動に依存していることを暗に仮定しているが、この仮定についての根拠は第 4 章で得られた結果に基づいている。第 4 章では、本章におけるリアルタイムデータに相当する予測対象年の漁獲データのみを用いた HSI モデルを構築してその振る舞いについて検証した。その結果として、漁期の初期段階における漁獲データのみを用いて SI 曲線を作成することにより、漁期後半におけるアカイカの好適生息域と海洋環境変数との関係性をかなり早い段階で捉えることが可能であることを示した。この結果から、ある漁期におけるアカイカの好適生息域と海洋環境変数との関係性は、漁期を通じて変動することは無く、その情報は漁期の初期段階に得られる漁獲データの中に含まれていることが示唆されるので、この結果に基づいた仮定を置くことにより、好適生息域モデルの逐次修正アルゴリズムを設計している。

本研究で構築した好適生息域モデルの逐次修正アルゴリズムでは、漁期終了時点では全てのアンサンブルメンバーがフィッティングモデルになってしまう設計となっているので、漁期の後半に統計モデルにかかる修正は、第 4 章に示した結果と同様にリアルタイムデータのみを用いた好適生息域モデル構築による直接的な修正という色合いが強く、アカイカの好適生息域と海洋環境変数との関係性を表す数理解の広がりにおける局所解だけを求めることで得られる改善であると考えられる。実際に Figure 5-6, 5-13, 5-14 に示した 3 種類のアルゴリズムを用いた好適生息域モデルによる 1999 年の予測結果では、いずれも漁期後

半にはマルチモデルアンサンブルの結果（ピンク線）だけではなく全てのアンサンブルメンバーの MSE が低い値を示す結果になっており、マルチモデルアンサンブル手法の導入とは直接的な関係はない。

マルチモデルアンサンブル手法及びリアルタイムデータによるモデルの逐次修正手法のセット導入がアカイカの漁場推定にとって効果をもたらしているのは漁期前半部分であると考えられる。漁期の開始時には、年ごとの教師データで作成したアンサンブルメンバーを用意することにより、アカイカの好適生息域と海洋環境変数との関係性を表す数理解のある幅を持って表現することができるだけの状態であるが、その後数日間に、統計モデルの各メンバーに対して強制力となるリアルタイムデータを取り込むことで、「ある幅を持った解」をさらに局所化する情報を得ることができるので、これにより初期状態で散らばりを持った統計モデルの各メンバーが急速に局所解に近づいていくというメカニズムを想定すると、本研究で採用したアンサンブル平均を取ることによって高精度の漁場推定結果が得られることについての解釈ができる。Figure 5-17 に概念図を示すが、各モデルメンバーの局所解の統合により表現されていた黒線内の「ある幅を持った数理解」の空間に対して、各モデルメンバーにリアルタイムデータを導入して、予測対象年における局所解の黒線内における位置情報を各モデルメンバーに伝達することで、全てのメンバーがその位置に向かって修正を行うことになることができる。実際には、統計モデルの基本的な特性として、予測対象年における局所解の位置がどのメンバーの解からも遠い場合には漁場推定精度を向上させることは難しいと考えられるが、アンサンブルメンバーの中に予測対象年の解に近い局所解を持つメンバーが存在した場合には、この手法を導入することで高精度の漁場予測が可能であると考えられる。

Figure 5-6, 5-13, 5-14 で、初期状態からモデルが改善に向かうのに 10 日間程度かかっているという結果は、統計モデルの各メンバーが解を局所化するために必要な情報量をリアルタイム漁場データから抽出するまでにかかる日数が 10 日間程度であるという事を示していると考えられる。また、5-4-2 でアンサンブルメンバー数と MSE との関係について検証した際に言及したが、1999 年の予測について、漁期開始初期の 2 週間程度の間はアンサン

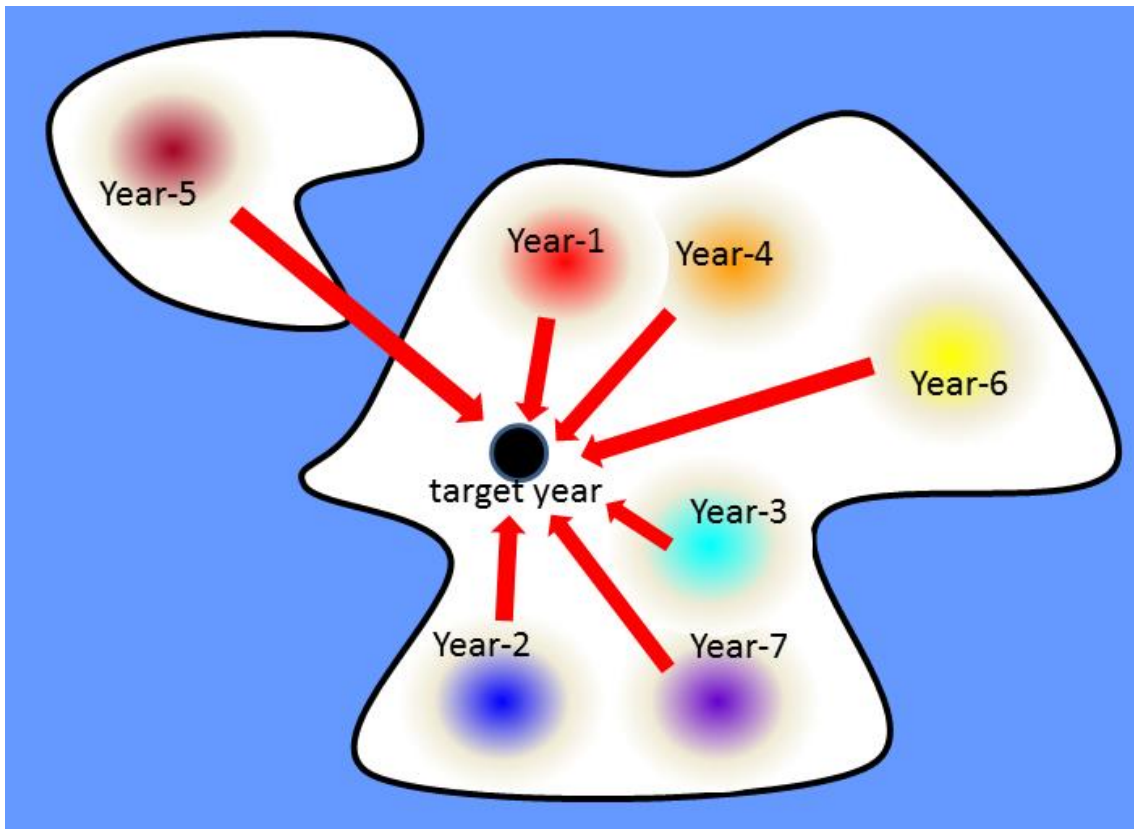


Figure 5-17. Same as Figure 5-16 except that a prediction target year was illustrated.

ブルメンバー数の増加に伴って MSE の値も増加するという結果を得た。これは Figure 5-17 で示したように、漁期開始直後はリアルタイムデータの各モデルメンバーへの投入量が少なくメンバー間の局所解の距離が遠い状態であるため、全てのメンバーを単純平均するよりも、たまたま予測対象年の局所解の近傍に解をもつメンバーを抽出して平均した方が予測対象年の解をよく表現できるモデルとなっていることを示していると考えられる。しかし、ある程度の数量のリアルタイムデータが各メンバーに投入され、全てのメンバーの解が予測対象年の局所解の近傍に集まってくると、メンバー間のモデルの相違よりも、各モデルメンバーが持つ推定誤差の方が相対的に大きくなっていくと考えられる。そのため Figure 5-7 に示した MSE の時系列は、6 月 15 日以降はアンサンブルメンバーの増加と共に MSE の値が減少するようになり、それまでとは全く逆の傾向を示すようになる。各統計モデルが持つ推定誤差はランダムであると仮定することができるので、単純平均することによりその誤差を最小化することができるとともに、アンサンブル数が多いほど誤差は最小化できるようになる。さらに季節が進んで 7 月中旬以降になると、MSE の値はアンサンブル数によらず一定値となる (Figure 5-7) が、これは各メンバーがモデル構築に利用する教師データに占めるリアルタイムデータの割合が増加していくことにより全てのメンバーがフィッティングモデルに近づいていくことによる。

本章で構築した、逐次的なリアルタイム漁獲データ投入による適応型モデル修正アルゴリズムは、年ごとの教師データによるアンサンブルメンバーを用意することでアカイカ的好適生息域と海洋環境変数との関係性について非線形を含む解を統計モデルに反映し、漁場推定に必要な知見を十分に見出した状態で、現況に適した解を抽出することができるので、夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカの漁場推定を、実利用が要求するレベルで安定的かつ高精度に実現する能力を備えていると評価できる。

このアルゴリズムでは年ごとに教師データを作成しているため、観測年数の増加と共にアンサンブルメンバーを増やすことができる。従って、単一の統計モデルに対して観測値を増やす手法では実現しなかったモデル性能の向上が、この手法では期待することができる。さらにこの手法を導入する利点としては、第 2 章で示したようなはっきりとわかりや

すい漁場形成メカニズムが見いだせない場合でも、ある程度のデータ量が確保できれば高精度の漁場推定が安定的に実現できると考えられることである。さらに、漁業者との協力関係が構築できればアカイカ以外の魚種に対しても適用が可能であると考えられる。

5-5-3 好適生息域推定モデルのマルチコリニアリティについて

本章においてもマルチコリニアリティの問題について検証するため、GAM、ランダムフォレスト及びサポートベクターマシンの各計算アルゴリズムを用いて作成した好適生息域推定モデルの構築に使用した各環境変数間の相関係数を計算した(Table.5-1)。尚、本章でモデル作成に使用した 3 つの計算アルゴリズムのうち、ランダムフォレスト及びサポートベクターマシンのような非線形項を含む機械学習アルゴリズムに対してはマルチコリニアリティが問題視されることはないが、ここでは GAM 構築の妥当性という観点から変数間の相関関係を検証した。その結果として、環境変数間の相関係数が 0.5 を超える組み合わせが 15 種類存在することが示された。特に T118、T330、S178、S400 については相互に相関係数が高い傾向にあるので、実際に GAM を構築する際にはこれらの環境変数を除外してモデル作成をすることが望ましいと考えられる。ただし、繰り返しになるが、ランダムフォレストやサポートベクターマシンといった非線形関係を取り扱う事の出来る機械学習アルゴリズムを使用する場合には、線形モデルで問題となるようなマルチコリニアリティについて配慮は必要が無いと考えられるとともに、仮に 2 変数間に高い相関があっても非線形効果を考慮することで、相関関係には現れない情報をデータから抽出できる可能性があるため、マルチコリニアリティを理由に、高い相関を示す 2 変数のうちのいずれかを排除することが適切な処理といえるかどうかはわからない。尚、本章についても、各モデルの性能比較にはクロスバリデーション手法を用いており、Table 5-1 に示した環境変数間の高い相関関係が、モデル性能の評価結果に影響を及ぼすことはないと考えられる。

Table 5-1. Pearson correlation coefficients among the ocean environmental parameters used in the GAM, random forest and support vector machine.

	SSH	∇ SSH	MLD	T118	T330	S178	S400
SST	0.308	0.044	-0.329	0.279	0.231	0.249	0.204
SSH		0.189	0.481	0.880	0.930	0.798	0.684
∇ SSH			0.218	0.321	0.194	0.336	0.161
MLD				0.541	0.520	0.497	0.423
T118					0.904	0.932	0.649
T330						0.883	0.792
S178							0.723

	U246	Vs400
SST	0.048	0.112
SSH	0.181	0.326
∇ SSH	0.591	0.737
MLD	0.200	0.272
T118	0.217	0.408
T330	0.180	0.340
S178	0.253	0.439
S400	0.237	0.350
U246		0.532

第 6 章 総合考察

本研究では、青森県八戸港に所属する中型イカ釣り漁船によるアカイカ漁獲データ及び最新の海洋データ同化システムにより精緻に海洋環境を再現した 2 種類の高解像度海洋再解析データセット MOVE 及び FORA を用いて、冬季の三陸沖漁場及び夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカの好適生息域推定モデルを作成し、その結果からアカイカの漁場形成メカニズムを明らかにするとともに、作成した好適生息域推定モデルに対して更なる改良を加えることでアカイカ漁場の推定精度を向上させる仕組みを構築した。

第 2 章では、冬季の三陸沖漁場を対象にアカイカの HSI モデルを作成して、アカイカの漁場形成に影響を及ぼす海洋環境変数を抽出することで、黒潮の北側に出現する暖水渦がアカイカの漁場形成に大きな影響を及ぼしていることを明らかにするとともに、特に暖水渦の縁辺部に好漁場が形成されることを示した。また、衛星観測データと海洋再解析データ MOVE によりそれぞれ作成した HSI モデルの性能比較により、3 次元の海洋環境データを用いることにより高精度の漁場推定が可能になることを示した。第 3 章では、第 2 章と同様に冬季の三陸沖漁場を対象として、既往の研究により開発されたアカイカ資源変動モデルの知見をアカイカの好適生息域推定モデルに取り込むことで漁場推定精度の向上を図る仕組みを開発し、アカイカの初期生残環境が反映されている資源変動データを好適生息域推定モデルに与えることでアカイカの漁場推定精度が向上することを示した。第 4 章では、夏季の北太平洋中央部漁場を対象にアカイカの HSI モデルを作成し漁場推定精度の年々変動を示すことで、過去の海洋環境データと漁獲データにより HSI モデルを構築するという従来手法では漁場予測精度にばらつきができてしまうという実用上の問題点があることを指摘した上で、2013 年の漁場推定についての事例解析を行い、漁場の漁業者から報告されるリアルタイム漁獲データを活用することにより漁場予測の精度を向上させることができる可能性を示した。さらに第 5 章では、第 4 章と同様に夏季の北太平洋中央部漁場を対象海域として、アカイカ漁業者から提供されるリアルタイム漁獲データを有効活用して好適生息域推定モデルを高精度化するアルゴリズムを開発し精度検証を行う事で実

利用に耐え得るモデルパフォーマンスが得られていることを示した。

アカイカの漁場形成に関して、冬季の三陸沖漁場については HSI モデルという、統計モデルの中では線形に近い計算アルゴリズムを用いた好適生息域推定モデルを構成することで漁場形成を的確に表現することができ、これを用いて海洋環境の 3 次元的な構造とアカイカ漁場形成との対応関係を明瞭に示すことができたため、アカイカの漁場形成メカニズムを詳細に示すことができた (第 2 章)。特に、暖水渦の縁辺部でアカイカの好漁場が形成されることは、漁業者の経験としては良く知られていた知見であったが、暖水渦の深さにより漁場形成に顕著な差が見られることが本研究により明らかになった。これまでに行われてきた研究では、好適生息域推定モデル作成に使用した各環境変数と漁場との統計学的な関係性の抽出は行われているが(Alabia et al., 2015a)、海洋現象としての対応関係を理解するには至っていなかったことから、本研究で得られた知見は実利用でのアカイカ漁場探索においても有効な情報となると考えられる。

一方で、夏季の北太平洋中央部漁場については、好適生息域推定モデルとして HSI モデルを用いた場合 (第 4 章)も、GAM やサポートベクターマシン、ランダムフォレストといった機械学習アルゴリズムを用いた場合 (第 5 章)でも、単一の統計モデルでは研究対象期間となる全ての年の漁場を精度よく推定することはできず、また特定の特徴を持った海洋現象との対応関係を適切に捉えることはできなかった。この海域におけるアカイカの好適生息域を制約する条件として、谷津 (1996)や Ichii et al. (2006)では亜寒帯前線の存在を挙げており、SST が 12°C 以上の領域、あるいは 200m 深以浅の塩分が 34.0psu より高濃度の領域と定義は異なるが、40°N 付近にこれより北への回遊を妨げる環境があることを指摘している。また Yatsu and Watanabe (1996)は、大型のアカイカは 7 月に亜寒帯前線を乗り越え 8 月には亜寒帯域南部に達するが、このような前線帯では群が集約されるため漁場が形成されやすいことを指摘している。さらに谷津 (1996)は、このような亜寒帯前線において 200m 深水温が北側に張り出している湾曲部 (暖水の北側への張り出し域) においてアカイカが比較的良好に釣れる傾向にあることを示している。また Alabia et al.(2015b)では、この海域におけるメソスケール渦とアカイカ漁場との位置についての解析から両者の関係性を指摘している。

過去の研究で得られているこれらの知見は、本研究で構築したアカイカの好適生息域推定モデルでもある程度表現できているものの、このような条件を満たす海域は漁場内に広く分布しており、これだけの情報ではアカイカの漁場位置を正確に推定することはできない。

このように冬季の三陸沖漁場に対して、夏季の北太平洋中央部漁場においては相対的にアカイカの漁場推定は難しいが、この原因についてはいくつか考えられる。まず、好適生息域推定モデル構築にあたっては、漁場推定の対象となるアカイカの系群や生活史におけるステージができるだけ揃っている方が有利であると考えられる。冬季の三陸沖漁場におけるアカイカは、全てが冬・春生まれ群で構成されている (Yatsu et al., 1998; Ichii et al., 2006) ことに加えて、冬季三陸沖漁場はアカイカが産卵のための南下回遊を行う南下経路に位置しているため生活史におけるステージも均質であると考えられる。これに対して、夏季の北太平洋中央部漁場においては、系群としても秋生まれ群と冬・春生まれ群が混在している (Ichii et al., 2006) ことに加えて、この海域は北上回遊の到着地であり、この場である程度留まりながら摂餌を行い体を成長させていくというステージにあるため、アカイカが海洋環境から受ける影響についてのばらつきもその分大きくなると考えられる。

しかしながら、2つの漁場における漁場推定の困難さの違いに起因する最も大きな原因は餌環境の把握にあると考えられる。本研究では、最新の海洋環境データとして MOVE 及び FORA 海洋再解析を用いて好適生息域推定モデルの構築を行ったが、第2章で考察した通り、アカイカの漁場を決定する最も重要な要素はアカイカの餌環境であることが示唆される結果を得た。この海域におけるメソスケール渦の活動が植物・動物プランクトンの活動に対して影響を及ぼしていること (服部,1992; Taguchi and Saino, 1998; Kawamiya and Kishi,2002; Kouketsu et al., 2016)に加えて、サンマやカツオ・マイワシの回遊にも影響を与えている (Saitoh et al., 1986; Sugimoto and Tameishi,1992) ことが過去の研究で示されており、本研究で得られた結果はこれらの知見とも整合的である。さらに言えば、冬季のこの海域においてはアカイカの餌環境を整えるための条件が揃う環境場としては暖水渦の縁辺部以外に顕著なものが存在しないために、HSI モデルという線形に近い単純なアルゴリズムによる統計モデルにより、しかも物理変数のみからでも比較的容易に漁場の抽出を行うことができたこ

とを示唆させる。一方で、夏季の北太平洋中央部漁場はアカイカにとっての摂餌域であり、この場でアカイカが体長を大きくしていることから三陸沖漁場と比較して非常に良好な餌環境であることが想像できるが、この領域におけるアカイカの好適な餌場がどのように形成されるかについての知見はこれまでほとんど得られていない。夏季の摂餌場におけるアカイカは、ハダカイワシ類を中心とする魚類・頭足類・甲殻類等を捕食していることはわかっている (Seki, 1993; Watanabe et al., 2004) が、捕食者であるアカイカも被捕食者であるハダカイワシ類も数百 m 深付近に分布していることから、衛星から観測可能な海表面のクロロフィル *a* 濃度等からアカイカの捕食・被捕食関係を示す情報を得ることは難しいと考えられる。

本研究では、アカイカの好適生息域推定モデル構築に用いた海洋環境変数としては物理変数しか導入することはできなかったが、冬季の三陸沖漁場と夏季の北太平洋中央部漁場のどちらにとっても餌環境を把握することがアカイカの漁場推定を行う上で最も重要なファクターとなることが示唆される結果を得たことから、特に夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ漁場の推定は、海洋物理環境変数の導入だけでは限界があり、アカイカの餌環境をより直接的に把握するための環境変数の導入が必要であると考えられる。近年では、海洋物理環境を再現・予測する数値シミュレーションモデルに低次生態系モデル (Kishi et al., 2011) を結合させることにより、海洋物理環境と統合的な 3 次元の海洋低次生態系環境を推定する試みがなされてきている (Nishikawa et al., 2015)。今後、このような海洋低次生態系プロダクトによる精緻な 3 次元の海洋生態系環境の復元が行われていくことにより、衛星観測からでは得られない亜表層における一次生産・二次生産の時空間分布が得られるようになれば、これらを好適生息域推定モデルの環境変数として導入することでアカイカの餌環境をより直接的に好適生息域推定に反映することができるようになり、さらに高精度の漁場予測が可能になることが期待できる。

好適生息域推定モデルの実利用を踏まえた改良については、第 3 章ではアカイカの資源変動モデルの知見を好適生息域推定モデルに導入する手法を開発して、アカイカだけに適用可能な改造を行った。過去のアカイカ資源変動に関する研究 (Nishikawa et al., 2014;

Nishikawa et al., 2015; Igarashi et al., 2017)は、アカイカ資源の年々変動に対しては各年のアカイカの初期生残環境が非常に大きな影響を与えていることを示しているが、本研究では、アカイカ資源変動・好適生息域推定統合モデルの構築により、アカイカ漁船が操業を行う各漁獲位置におけるアカイカの CPUE に対しても、バイアスという形で初期生残環境の履歴が直接的に影響を及ぼしていることを示した。Ichii et al. (2011)や Igarashi et al. (2017)では、日付変更線に近い 170°E-180°における長期の調査から得られたアカイカ秋生まれ群の資源量変動に対してモデル構築を行っているが、この領域における資源量変動と、本研究の対象領域である北太平洋中央部漁場におけるアカイカ漁船の CPUE 変動とは必ずしも時系列が一致せず、Igarashi et al. (2017)が示した資源変動モデルではその変動を再現できない。すなわち、本研究の対象領域である夏季の北太平洋中央部漁場についてはアカイカの資源変動モデルは未開発であることから、高精度のアカイカ漁場推定を実現するためにもアカイカ資源変動メカニズムの解明と資源変動モデルの構築が望まれる。ただし、漁船漁業による年平均 CPUE は漁獲データから計算することができるため、第 3 章で構築したモデルと同様のものを第 5 章で改良の対象とした夏季の北太平洋中央部漁場におけるアカイカ好適生息域推定モデルに対しても導入することは可能で、第 3 章と同様の効果を確認することができる。

しかしながら第 5 章において、アカイカのリアルタイム漁獲データを活用した適応型逐次修正アルゴリズムの開発を行う際には、あえて資源量によるバイアス補正は行わずにモデル改良を行った。その理由は、第 3 章で行ったようなバイアス補正によるモデル修正は、冬季の三陸沖漁場におけるアカイカのように、その生活史と資源変動メカニズムがある程度解明されているからこそ適用可能な「アカイカならではの修正法」であり、カツオやサンマ・スルメイカなどの他魚種に対しての好適生息域推定モデル改良を考える際には適用できないからである。一般的に、外洋においてある海域を区切った漁場を考えた場合、この海域内における資源量のある精度を持って推定することができる魚種は、現時点ではほとんど存在しない。このような状況下でもリアルタイムデータが得られることで、漁場推定精度を高めることができるアルゴリズムが実利用上は必要とされていることを考慮し、

あえて高いハードルを設定することで、対象魚種の生活史や海洋環境との関係性が未解明な部分が多い魚種に対しても適用可能なアルゴリズムの開発を目指した。第 4 章の Figure 4-7 及び Figure 4-8 に 1999-2012 年平均及び 2013 年における各環境変数についての SI 曲線の差異を示したが、第 3 章に示したバイアス修正がこれらの SI 曲線における上下方向についての年々変動の修正であるのに対して、第 5 章で修正すべきは SI 曲線における横軸方向の極大・極小値の出現位置のずれであった。このような修正に対しても適切に対応できるような仕組みを構築することで、リアルタイム漁獲データの持つ「現況」についての圧倒的な情報量を活用することで、対象魚種の生活史や海洋環境との関係性に対する不明点をカバーして実利用で有効なモデル修正を施すことができるようになったと考えている。

近年では、様々な好適生息域推定モデルのパッケージツールが提供されることで海洋生物に対して適用される事例も増えてきている (Inglis et al., 2006)。Alabia et al. (2016c)は BIOMOD2 (Thuiller et al., 2009)を用いて、従来型のマルチモデルアンサンブル手法を適用しているが、4-5-2 で議論した通り、本研究の対象であるアカイカ漁場推定に対してはモデル性能の改善はあまり期待できないと考えている。しかしながら近年では、AI や機械学習など ICT に関する様々な技術が飛躍的に進歩すると考えられていることから、これらの技術を導入するとともに、水産海洋学の知見を効果的に導入していくことで、さらなる漁場推定の精度向上が期待されるとともに、これらの技術により水産業のスマート産業化が進んでいくことが期待できる。

最後に、本論文で行った研究の成果に基づいて構築が可能となる次世代の漁場予測システムの設計について述べる。Figure 6-1 は、アカイカを対象とした次世代漁場予測システムのデータフローを示したものである。アカイカ漁場の予測結果を情報配信するための作業工程は、漁期前・漁期開始直前の初期状態・漁期中の 3 段階に分けることができる。まず漁期前の準備として、過去の観測により得られたアカイカ漁獲データについては、第 3 章で開発したアカイカ資源変動モデルとの統合手法を適用する。アカイカ漁獲量の観測値に対して、第 3 章で作成したアカイカ資源変動予測・好適生息域推定統合モデルから見積もられた各年におけるバイアス修正量を予め各漁獲データに反映し、バイアス修正済みの

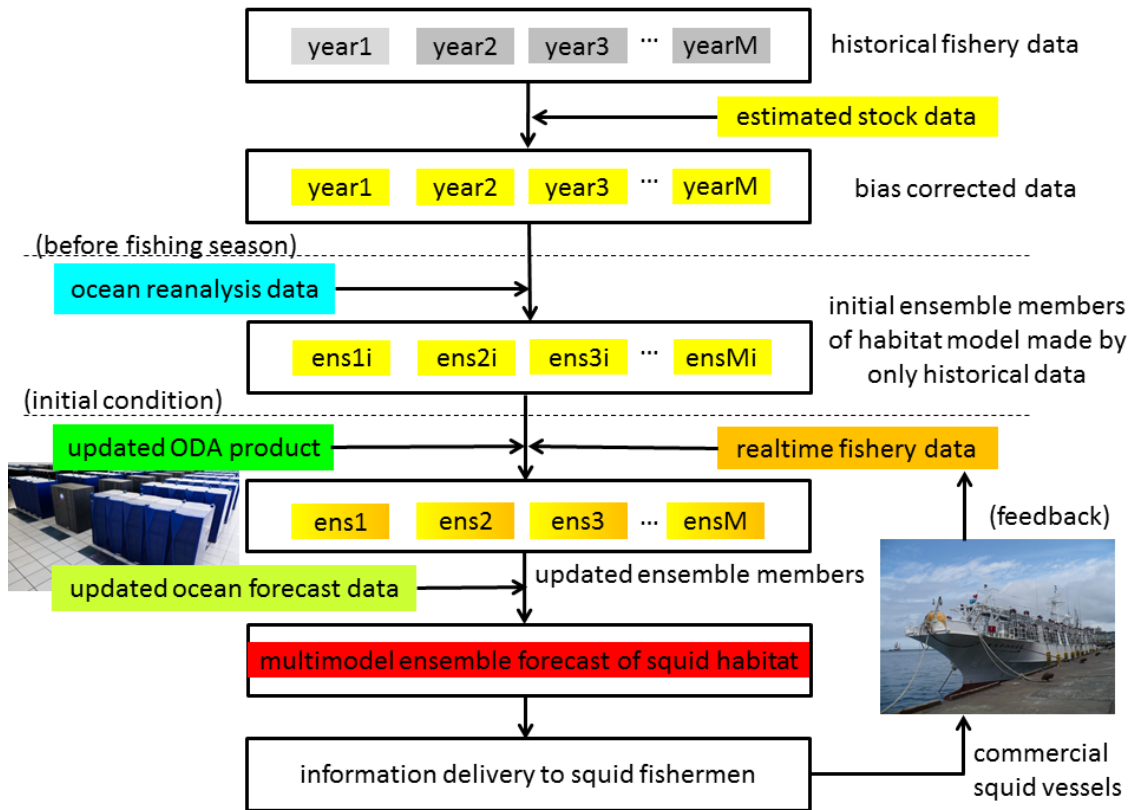


Figure 6-1. Schematic diagram of data flow in a next-generation fishery information delivery system using the technology developed by this study.

第 6 章

アカイカ漁獲データを作成しておくとともに、冬季の三陸沖漁場に対しては Nishikawa et al. (2014, 2015)の資源変動モデルを適用して、漁期の 14 か月前のアカイカ産卵域における海上風から対象魚期のアカイカ資源量を予測して、その値から GAM を使ってバイアス補正値を算出しておく。そして Figure 6-1 に示した全ての工程を終了した最後にこのバイアス補正値を漁場予測結果に足し込むことにより、アカイカ資源変動の影響を考慮した漁場予測値とする。夏季の北太平洋中央部漁場についてはアカイカの資源変動モデルは未だ開発されていないため冬季の三陸沖漁場のような最終的なバイアス補正まではできないが、予めバイアス修正を施した漁獲データを、次の工程で作成する適応型好適生息域推定モデルの各モデルメンバーに投入することにより、漁場予測精度の向上が見込めると考えられる。

次に、第 5 章で開発した適応型好適生息域推定モデルを適用する準備を行う。過去に得られたアカイカ漁獲量の観測値と、それに対応する海洋再解析データセットを用意する。適応型モデルのアンサンブルメンバーを構成する初期モデルとして、年ごとに編集した過去データのみを用いてアカイカの好適生息域推定モデルを構築し、過去データが存在する年数分のモデルメンバーを用意する。ここまでが、漁期開始直前における準備である。

続いて漁期の開始とともに、海洋データ同化システム及び海洋モデルによるオペレーショナルな海況予測を行う。リアルタイムで取得できる海洋観測データ（衛星観測、Argo フロート、ブイなど）を海洋モデルに同化することで初期値化を行い、作成された初期値から海況予測実験を行う事で数週間先までの海況予測データを作成する。一方で、過去の漁獲データとリアルタイム漁獲データを用いて好適生息域推定モデルの各メンバーを作成するが、漁期開始日にはリアルタイム漁獲データは存在しないので、漁期開始直前までに用意した、過去データのみで構築した好適生息域推定モデルの各メンバーに対して海況予測データを適用してアカイカ漁場予測を行う。算出された各モデルメンバーによる漁場推定場を単純平均することによりマルチモデルアンサンブル予測の結果を得ることができるので、初日についてはこの結果を漁業者に配信する。

漁期の進行とともに、漁業者からアカイカのリアルタイム漁獲データが報告されるようになると、適応型好適生息域推定モデルにおけるモデル更新プロセスを作動させる。アカ

イカ漁場の海況予測の際に初期値作成のために行ったデータ同化実験のプロダクトとして得られる海洋データ同化プロダクト (Figure 6-1 中の updated ODA product)をアーカイブしておき、リアルタイム漁獲データの報告がある毎に各漁場位置における海洋環境変数を抽出してセットでデータベース化しておくことでリアルタイムデータを好適生息域推定モデルに投入する準備を行う。次に、各モデルメンバーの作成に利用した過去データ中で、取得済みのリアルタイムデータと同じ日付のものについてのみデータを入れ替えて教師データを更新し、このデータを用いて好適生息域推定モデルの各メンバーの更新を行う。更新が終了した段階で、入手可能な最新の海況予測データに対して同様にアカイカ漁場予測を行い、算出された各モデルメンバーによる漁場推定場を単純平均してマルチモデルアンサンブル予測結果を算出する。こうして更新した漁場予測結果を漁業者に配信する。以上の更新プロセスを漁期終了まで続けることにより、高精度のマルチモデルアンサンブル予測を漁業者に手帰郷することができるシステムを構築することができる。

本研究では、アカイカ漁業を研究対象として、その実利用を想定した好適生息域推定モデルの開発・改良を行う事で、アカイカの漁場形成メカニズムを明らかにするとともに、実利用に耐えうるレベルの漁場推定精度を安定的に保つことのできるアカイカ好適生息域推定モデルの即時修正手法を構築した。今後、更なる観測データの蓄積とモデル改良により、アカイカの好適生息域に関する知見を得ていくとともに、捕食・被捕食の関係について検討していくことで、さらに高精度のアカイカ漁場予測が実現することが期待できる。

謝辞

本論文を作成するにあたり、多くの方々からお力添えをいただきました。主査を務めてくださいました、北海道大学大学院水産科学研究院海洋生物資源科学部門資源生物学分野の綿貫豊教授に心より感謝申し上げます。また北海道大学北極域研究センターの齊藤誠一センター長、北海道大学大学院水産科学研究院海洋生物資源科学部門海洋資源計測学分野の平譚亨准教授には、セミナー等を通じまして懇切丁寧なご指導をいただきますとともに、本稿についても丁寧なご校閲を賜りましたことを心より御礼申し上げます。特に、齊藤誠一センター長には、社会人である私の本学における学位取得のための研究活動を快くお引き受けいただき、本論文の完成に至るまで手厚いご指導をいただきました事を心より感謝申し上げます。また、国立研究開発法人水産研究・教育機構国際水産資源研究所国際海洋資源研究員の一井太郎様には、論文審査に際しまして丁寧なご指導・ご校閲を賜りましたのみならず、私がアカイカに関する水産海洋学研究を開始した頃から 10 年近くにわたり、漁業調査の方法から漁獲データの解析手法に至るまで基本的な事柄から最新の情報まで懇切丁寧にご指導いただくとともに、研究内容についても実りあるご議論をさせていただきました。心より御礼申し上げます。

本研究を行うにあたり、地方独立行政法人青森県産業技術センター水産総合研究所漁場環境部の皆様には、青森県所属のアカイカ漁船による漁獲データをご提供いただきますとともに、データの品質管理についても多大なご協力をいただきました。アカイカ研究をご担当されました大水理晴様、金田一拓志様、野呂恭成様、田中淳也様、佐藤晋一様、蛭名政仁様、今井美代子様、清藤真樹様、今村豊様、そして開運丸船長の成田企重郎様には大変お世話になりました。心より御礼申し上げます。

また海洋環境データについては、気象庁気象研究所より海洋再解析データ MOVE をご提供いただきますとともに、データ解析に対して多くのご助言をいただきました。海洋・地球化学研究部第二研究室主任研究官の碓氷典久様をはじめ、同研究室の皆様には大変お世話になりました。心より御礼申し上げます。

さらに一般社団法人漁業情報サービスセンター漁海況部技術専門員の酒井光夫様には、国立研究開発法人水産研究・教育機構東北区水産研究所所属の折にアカイカ研究について多くのご助言をいただきますとともに、アカイカ漁獲データの品質管理作業についてご協力いただきました。心より感謝申し上げます。

北海道大学大学院水産科学研究院海洋生物資源科学専攻衛星資源計測学研究室の皆様には、在学中あまり訪問できませんでしたが、セミナーを通じて貴重なご助言を賜り非常に感謝しております。高齢の社会人学生はさぞかし扱いにくかったと思いますが、大変お世話になりました。心より御礼申し上げます。

また、国立研究開発法人海洋研究開発機構におかれましては、在職中の大学院入学をご許可いただきました事を心より感謝しております。また、同機構地球情報基盤センター統合地球情報研究開発部統融合情報研究開発グループの石川洋一グループリーダーを始めとする同グループメンバーの皆様には、海洋再解析データ FORA の使用についてご協力いただきますとともに、所内セミナー等を通じて多くの貴重なご助言を賜りました。心より感謝申し上げます。

最後に、本研究にご協力いただきました青森県八戸市のアカイカ漁業者の皆様及びアカイカ漁業関係者の皆様に、厚く御礼申し上げます。ありがとうございました。

引用文献

- Alabia, I.D. (2015) Potential habitat of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in western and central North Pacific from spacio-temporal models. Doctoral thesis, Graduate school of Fisheries Sciences, Division of Marine Bioresource and Environmental Science. 153pp.
- Alabia, I.D., Saitoh, S., Mugo, R., Igarashi, H., Ishikawa, Y., Usui, N., Kamachi, M., Awaji, T. and Seito, M. (2015a) Seasonal potential fishing ground prediction of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the western and central North Pacific. *Fisheries Oceanography*, 24, 190-203.
- Alabia, I.D., Saitoh, S., Mugo, R., Igarashi, H., Ishikawa, Y., Usui, N., Kamachi, M., Awaji, T. and Seito, M. (2015b) Identifying pelagic habitat hotspots of neon flying squid in the temperate waters of the central North Pacific. *PLOS ONE*, DOI: 10.1371/journal.pone.0142885.
- Alabia, I.D., Saitoh, S., Hirawake, T., Igarashi, H., Ishikawa, Y., Usui, N., Kamachi, M., Awaji, T. and Seito, M. (2016a) Elucidating the potential squid habitat responses in the central North Pacific to the recent ENSO flavors. *Hydrobiologia*, 772, 215-227.
- Alabia, I.D., Saitoh, S., Igarashi, H., Ishikawa, Y., Usui, N., Kamachi, M., Awaji, T. and Seito M. (2016b) Future projected impacts of ocean warming to potential squid habitat in western and central North Pacific. *ICES Journal of Marine Science*, 73, 1343-1356.
- Alabia, I.D., Saitoh, S., Igarashi, H., Ishikawa, Y., Usui, N., Kamachi, M., Awaji, T. and Seito, M. (2016c) Ensemble squid habitat model using three-dimensional ocean data. *ICES Journal of Marine Science*, 73, 1863-1874.
- AVISO (2015) MSLA and (M)ADT near-real time and delayed time products. CLS-DOS-NT-06-034, Issue 4.4, Date:2015/06/30, Nomenclature: SLAP-MU-P-EA-

21065-CLS.

Boyer, T.P., Antonov, J.I., Baranova, O.K., Coleman, C., Garcia, H.E., Grodsky, A., Johnson, D.R., Locarnini, R.A., Mishonov, A.V., O'Brien, T.D., Paver, C.R., Reagan, J.R., Seidov, D., Smolyar, I.V. and Zweng, M.M. (2013) World ocean database 2013. In : Levitus, S., Mishonov, A. (Eds.) NOAA Atlas NESDIS, 72, pp.209.

Breiman, L. (2001) Random forests. *Machine Learning*, 45, 5-32.

Chen, C. and Chiu, T. (2003) Variations of life history parameters in two geographical groups of the neon flying squid, *Ommastrephes bartramii*, from the North Pacific. *Fisheries Research*, 63, 349-366.

Chen, X.J., Zhao, X.H. and Chen, Y. (2007) El Nino/ La Nina influence on the western winter-spring cohort of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the northwestern Pacific Ocean. *ICES Journal of Marine Science*, 64, 1152-1160.

Chen, X.J., Chen, Y., Tian, S., Liu, B. and Qian, W. (2008) An assessment of the west winter-spring cohort of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the Northwest Pacific Ocean. *Fisheries Research*, 92, 221-230.

Chen, X.J., Li, G., Feng, B. and Tian, S. (2009) Habitat suitability index of club mackerel (*Scomber japonicus*) from July to September in the East China Sea. *Journal of Oceanography*, 65, 93-102.

Chen, X.J., Tian, S., Chen, Y. and Liu, B. (2010) A modeling approach to identify optimal habitat and suitable fishing grounds for neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the Northwest Pacific Ocean. *Fishery Bulletin*, 108, 1-14.

Conkright, M.E., Antonov, J.I., Baranova, O., Boyer, T.P., Garcia, H.E., Gelfeld, R., Johnson, D., Locarnini, R.A., O'Brien, T.D., Smolyar, I. and Stephens, C.I. (2002) World Ocean Database 2001, vol.1 Introduction. Levitus, S. (Ed.) NOAA Atlas NESDIS 42, U.S. Government Printing Office, Washington D.C., USA, 167pp.

土光智子、金治佑、村瀬弘人、佐々木裕子、望月翔太 (2013) ハビタット解析って何？ハビ

- タットモデルを用いた分布域推定の最新手法. 哺乳類科学, 53, 197-199.
- 古川武彦、酒井重典 (2004) アンサンブル予報 新しい中・長期予報と利用法. 東京堂出版.
pp.284.
- Hamilton, D. (1994) GTSPP builds on ocean temperature-salinity database. Earth System Monitor 4/4(June).
- Hanawa, K. and Mitsudera, H. (1987) Variation of water system distribution in the Sanriku coastal area. Journal of Oceanographical Society of Japan, 42, 435-446.
- 服部寛 (1992) 暖水塊と橈脚類の分布. 月刊海洋, 25, 99-104.
- Hirzel, A.H., Hausser, J., Chessel, D. and Perrin, N. (2002) Ecological-niche factor analysis: how to compute habitat-suitability maps without absence data? Ecology, 83, 2027-2036.
- Ichii, T., Mahapatra, K., Sakai, M., Inagake, D. and Okada, Y. (2004) Differing body size between the autumn and the winter-spring cohorts of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) related to the oceanographic regime in the North Pacific: a hypothesis. Fisheries Oceanography, 13, 295-309.
- Ichii, T., Mahapatra, K., Okamura, H. and Okada, Y. (2006) Stock assessment of the autumn cohort of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) in the North Pacific based on past large-scale high seas driftnet fishery data. Fisheries Research, 78, 286-297.
- Ichii, T., Mahapatra, K., Sakai, M. and Okada, Y. (2009) Life history of the neon flying squid: effect of the oceanographic regime in the North Pacific Ocean. Marine Ecology Progress Series, 378, 1-11.
- Ichii, T., Mahapatra, K., Sakai, M., Wakabayashi, T., Okamura, H., Igarashi, H., Inagake, D. and Okada, Y. (2011) Changes in abundance of the neon flying squid *Ommastrephes bartramii* in relation to climate change in the central North Pacific. Marine Ecology Progress Series, 441, 151-164.

引用文献

- 五十嵐弘道、淡路敏之、蒲地政文、石川洋一、杉浦望実、増田周平、土居知将、碓氷典久、藤井陽介、豊田隆寛、日吉善久、佐々木祐二、齊藤誠一、酒井光夫、加藤慶樹、佐藤晋一 (2011) 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. 土木学会論文集 G (環境) , 67, 9-15.
- 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 (2014) 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開発とその利用－RECCA アカイカプロジェクトの事例－. JAMSTEC Report of Research and Development, 18, 89-101.
- Igarashi, H., Ichii, T., Sakai, M., Ishikawa, Y., Toyoda, T., Masuda, S., Sugiura, N., Mahapatra, K. and Awaji, T. (2017) Possible link between interannual variation of neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) abundance in the North Pacific and the climate phase shift in 1998/1999. *Progress in Oceanography*, 150, 20-34.
- 五十嵐弘道、若松剛、田中裕介、広瀬成章 (2017) アカイカ漁場予測のための海況予測システム SKUIDS. 号外海洋, データ同化研究と海洋学への貢献－海洋データ同化夏の学校：第 20 回記念号－, 83-92.
- Inglis, G.J., Hurren, H., Oldman, J. and Haskew, R. (2006) Using habitat suitability index and particle dispersion models for early detection of marine invaders. *Ecological Applications*, 16, 1377-1390.
- Kato, Y., Sakai, M., Masujima, M., Okazaki, M., Igarashi, H., Masuda, S. and Awaji, T. (2014) Effects of hydrographic conditions on the transport of neon flying squid *Ommastrephes bartramii* larvae in the North Pacific Ocean. *Hidro-biologica*, 24, 33-38.
- Kawamiya, M. and Kishi, M. (2002) Ecological-physical modelling for warm core ring 93A of Kuroshio extension focused on a blooming event inside WCR. *Journal of Marine Systems*, 32, 139-152.
- 木所英昭 (2009) 気候変化に対するスルメイカの日本海での分布回遊と資源量変動に関する

引用文献

- る研究. 水産総合研究センター研究報告. 27, 95-189.
- Kishi, J.M., Kashiwai, M., Ware, D.M., Megrey, B.A., Eslinger, D.L., Werner, F.E., Noguchi-Aita, M., Azumaya, T., Fujii, M., Hashimoto, S., Huang, D., Iizumi, H., Ishida, Y., Kang, S., Kantakov, G.A., Kim, H., Komatsu, K., Navrotsky, V.V., Smith, S.L., Tadokoro, K., Tsuda, A., Yamamura, O., Yamanaka, Y., Yokouchi, K., Yoshie, N., Zhang, J., Zuenko, Y.I. and Zvalinsky, V.I. (2007) NEMURO-a lower trophic level model for the North Pacific marine ecosystem. *Ecological Modelling*, 202, 12-25.
- Kobayashi, D.R., Cheng, I.J., Parker, D.M., Polovina, J.J., Kamezaki, N. and Balazs G.H. (2011) *ICES Journal of Marine Science*, 68, 707-718.
- 小西貞則, 北川源四郎 (2004) 情報量基準. 朝倉書店, 194pp.
- Kouketsu, S., Kaneko, H., Okunishi, T., Sasaoka, K., Itoh, S., Inoue, R. and Ueno, H. (2016) Mesoscale eddy effects on temporal variability of surface chlorophyll a in the Kuroshio extension. *Journal of Oceanography*, 72, 439-451.
- 久保拓弥 (2012) データ解析のための統計モデリング入門. 岩波書店, 267pp.
- 熊谷悦生, 船尾暢男 (2007) R で学ぶデータマイニング. 九天社, 252pp.
- Kuragano, T. and Shibata, A. (2000) Sea surface dynamic height of the Pacific Ocean derived from TOPEX/POSEIDON altimetry data. *Journal of Oceanography*, 53, 585-599.
- 栗原幸雄, 桜井敏之, 倉賀野連 (2006) 衛星マイクロ波放射計, 衛星赤外放射計及び現場観測データを用いた全球日別海面水温解析. 測候時報, 73, 特別号 S1-S18.
- Krishnamurti, T.N., Vijaya Kumar, T.S.V and Mitra, A.K. (2006a) Seasonal climate prediction of Indian summer monsoon. *The Asian monsoon*. (Ed.) Bin Wang, Springer, pp.562-583.
- Krishnamurti, T.N., Mitra, A.K., Vijaya Kumar, T.S.V., Yun, W.T. and Dewar, W.K. (2006b) Seasonal climate forecasts of the south Asian monsoon using multiple coupled models. *Tellus*, 58A, 487-507.

- Leith, C.E. (1974) Theoretical skill of Monte Carlo forecasts. *Monthly Weather Review*, 102, 409-418.
- Masuda, S., Awaji, T., Sugiura, N., Matthews, J.P., Toyoda, T., Kawai, Y., Doi, T., Kouketsu, S., Igarashi, H., Katsumata, K., Uchida, H., Kawano, T. and Fukasawa, M. (2010) Simulated rapid warming of abyssal North Pacific waters. *Science*, 329, 319-322.
- 松枝未遠 (2011) マルチモデルアンサンブル. *天気*, 58, 891-892.
- Mugo, R., Saitoh, S., Nihira, A. and Kuroyama, T. (2010) Habitat characteristics of skipjack tuna (*Katsuwonus pelamis*) in the western North Pacific: a remote sensing perspective. *Fisheries Oceanography*, 19, 382-396.
- Mugo, R., Saitoh, S., Takahashi, F., Nihira, A. and Kuroyama, T. (2014) Evaluating the role of fronts in habitat overlaps between cold and warm water species in the western North Pacific: a proof of concept. *Deep-Sea Research II*, 107, 29-39.
- Nakamura, Y. (1993) Vertical and horizontal movements of mature females of *Ommastrephes bartramii* observed by ultrasonic telemetry. In Okutani, T. (Ed.), *Recent advances in cephalopod fishery biology*, Tokai University Press. 331-336.
- 日本環境アセスメント協会 (2006), HSI モデル (生息場適性指数モデル): ムササビ (Japanese giant flying squirrel), <<http://www.yc.tcu.ac.jp/~tanaka-semi/HSIHP/file/musasabi.pdf>>.
- Nishikawa, H., Igarashi, H., Ishikawa, Y., Sakai, M., Kato, Y., Ebina, M., Usui, N., Kamachi, M. and Awaji, T. (2014) Impact of paralarvae and juveniles feeding environment on the neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) winter-spring cohort stock. *Fisheries Oceanography*, 23, 289-303.
- Nishikawa, H., Toyoda, T., Masuda, S., Ishikawa, Y., Sasaki, Y., Igarashi, H., Sakai, M., Seito, M. and Awaji, T. (2015) Wind-induced stock variation of the neon flying squid (*Ommastrephes bartramii*) winter-spring cohort in the subtropical North Pacific

- Ocean. Fisheries Oceanography, 24, 229-241.
- 新田尚 (1982) 天気と予報可能性－ひとつの天気予報論－. 東京堂出版, 230pp.
- Okunishi, T., Yamanaka, Y. and Ito, S. (2009) A simulation model for Japanese sardine (*Sardinops melanostictus*) migrations in the western North Pacific. Ecological Modelling, 220, 462-479.
- Okunishi, T., Ambe, D., Ito, S., Kameda, T., Setou, T., Komatsu, K., Kawabata, A., Takasuka, A. and Kubota, H. (2011) Interdisciplinary Studies on Environmental Chemistry – Marine Environmental Modeling & Analysis. Eds. Omori, K., Guo, X., Yoshie, N., Fujii, N., Handoh, I.C., Isobe, A. and Tanabe, S., pp.51-56.
- 奥谷喬司 (1995) 原色世界イカ類図鑑. 全国いか加工業協同組合創立 30 周年記念出版, 185.
- Palmer, T.N., Alessandri, A., Andersen, U., Cantelaube, P., Davey, M., Delecluse, P., Deque, M., Diez, E., Doblas-Reyes, F.J., Feddersen, H., Graham, R., Gualdi, S., Gueremy, J.F., Hagedorn, R., Hoshen, M., Keenlyside, N., Latif, M., Lazar, A., Maisonnave, E., Marletto, V., Morse, A.P., Orfila, B., Rogel, P., Terres, J.M. and Thomson, M.C. (2004) Development of a European multimodel ensemble system for seasonal-to-interannual prediction (DEMETER). Bulletin of American Meteorological Society, 85, 853-872.
- Phillips, S.J., Anderson, R.P. and Schapire, R.E. (2006) Maximum entropy modeling of species geographic distributions. Ecological Modelling, 190, 231-259.
- Polovina, J.J., Howell, E., Kobayashi, D.R. and Seki, M.P. (2001) The transition zone chlorophyll front, a dynamic, global feature defining migration and forage habitat for marine resources. Progress in Oceanography, 49, 469-483.
- Praca, E., Gannier, A., Das, K. and Laran, S. (2009) Modelling the habitat suitability of cetaceans: Example of the sperm whale in the northwestern Mediterranean Sea. Deep-Sea Research I, 56, 648-657.
- Roper, C.F.E., Wweeney, M.J. and Nauen, C.E. (1984) FAO Species Catalogue, vol.3:

引用文献

- Cephalopods of the World. An Annotated and Illustrated Catalogue of Species of Interest to Fisheries. FAO Fisheries Synopsis 125, 1-277.
- Saitoh, S., Kosaka, S. and Iizaka, J. (1986) Satellite infrared observations of Kuroshio warm-core rings and their application to study of Pacific saury migration. *Deep-Sea Research*, 33, 1601-1615.
- Saitoh, S., Inagake, D., Sasaoka, K., Ishizaka, J., Nakame, Y. and Saino, T. (1998) Satellite and ship observations of Kuroshio warm-core ring 93A off Sanriku, northwestern North Pacific, in spring 1997. *Journal of Oceanography*, 54, 495-508.
- 齊藤誠一 (2014) 漁況・海況予測のこれから. 水産海洋学入門 海洋生物資源の持続的利用. 水産海洋学会編, 講談社, 303pp.
- 酒井光夫、加藤慶樹、清藤真樹 (2014) 銘柄体長組成解析によるアカイカ季節発生群の判別. 文部科学省気候変動適応研究推進プログラム 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 平成 25 年度報告書. pp.80-84.
- 酒井光夫、加藤慶樹、D.ビジャイ (2016) 平成 27 年度国際漁業資源の現況 アカイカ 北太平洋. 水産庁・水産総合研究センター, http://kokushi.fra.go.jp/H27/H27_67.pdf.
- Sakaida, F., Kawamura, H., Takahashi, S., Shimada, T., Kawai, Y., Hosoda, K. and Guan, L. (2009) Research and development of the new generation sea surface temperature for open ocean (NGSST-O) product and its demonstration operation. *Journal of Oceanography*, 65, 859-870.
- 桜井泰憲 (1998) 気候変化に伴うスルメイカ資源変動のシナリオ. *海洋*, 30, 424-435.
- Sasaki, H., Murase, H., Kiwada, H., Matsuoka, K., Mitani, Y. and Saitoh, S. (2013) Habitat differentiation between sei (*Balaenoptera borealis*) and Bryde's whales (*B. brydei*) in the western North Pacific. *Fisheries Oceanography*, 22, 496-508.
- Seki, M.P. (1993) The role of neon flying squid, *Ommastrephes bartramii*, in the North Pacific pelagic food web. *Bulletin of International North Pacific Fisheries Commission*, 53, 207-215.

- Shibata, Y., Sakuma, T., Wada, T., Kurita, Y., Tomiyama, T., Yamada, M., Iwasaki, T., Mizuno, T. and Yamanobe, A. (2017) Effect of decreased fishing effort off Fukushima on abundance of Japanese flounder (*Paralichthys olivaceus*) using an age-structured population model incorporating seasonal coastal-offshore migrations. *Fisheries Oceanography*, 26, 193-207.
- Sugimoto, T. and Tameishi, H. (1992) Warm-core rings, streamers and their role on the fishing ground formation around Japan. *Deep-Sea Research*, 39, S183-S201.
- Taguchi, S. and Saino, T. (1998) Net zooplankton and the biological pump off Sanriku, Japan. *Journal of Oceanography*, 54, 573-582.
- 高野清治 (2002) アンサンブル予報の利用技術. *気象研究ノート*, 201, 73-103.
- Thuiller, W., Lafourcade, B., Engler, R. and Araujo, M.B. (2009) BIOMOD – a platform for ensemble forecasting of species distributions. *Ecography*, 32, 369-373.
- Tian, S., Chen, X.J., Chen, Y., Xu, L. and Dai, X. (2009) Evaluating habitat suitability indices derived from CPUE and fishing effort data for *Ommastrephes bartramii* in the northwestern Pacific Ocean. *Fisheries Research*, 95, 181-188.
- Tseng, C.T., Su, N.J., Sun, C.L., Punt, A.E., Yeh, S.Z., Liu, D.C. and Su, W.C. (2013) Spatial and temporal variability of the Pacific saury (*Cololabis saira*) distribution in the northwestern Pacific Ocean. *ICES Journal of Marine Science*, 70, 991-999.
- Tsochantaridis, I., Joachims, T., Hofmann, T. and Altun Y. (2005) Large margin methods for structured and interdependent output variables. *Journal of Machine Learning Research*, 6, 1453-1484.
- Tsujino, H. and Yasuda, T. (2004) Formation and circulation of mode waters of the North Pacific in a high-resolution GCM. *Journal of Physical Oceanography*, 34, 399-415.
- US Fish and Wildlife Service (1981), Standards for the development of habitat Suitability index models. US Fish and Wildlife Service, Release No. 1–81. 103 ESM. <<http://www.fws.gov/policy/ESM103.pdf>>.

- Usui, N., Ishizaki, S., Fujii, Y., Tsujino, H., Yasuda, T. and Kamachi, M. (2006) Meteorological Research Institute multivariate ocean variational estimation (MOVE) system: some early results, *Advances in Space Research*, 37, 806-822.
- Usui, N., Fujii, Y., Sakamoto, K. and Kamachi, M. (2015) Development of a four-dimensional variational assimilation system for coastal data assimilation around Japan. *Monthly Weather Review*, 143, 3874-3892.
- Usui, N., Wakamatsu, T., Tanaka, Y., Hirose, N., Toyoda, T., Nishikawa, S., Fujii, Y., Takatsuki, Y., Igarashi, H., Nishikawa, H., Ishikawa, Y., Kuragano, T. and Kamachi, M. (2017) Four-dimensional variational ocean reanalysis: a 30-year high-resolution dataset in the western North Pacific (FORA-WNP30). *Journal of Oceanography*, 73, 205-223.
- Watanabe, H., Kubodera, T., Ichii, T. and Kawahara, S. (2004) Feeding habitats of neon flying squid *Ommastrephes bartramii* in the transitional region of the central North Pacific. *Marine Ecology Progress Series*, 266, 173-184.
- Watanabe, H., Kubodera T., Ichii, T., Sakai, M., Moku, M. and Seito M. (2008) Diet and sexual maturation of the neon flying squid *Ommastrephes bartramii* during autumn and spring in the Kuroshio-Oyashio transition region. *Journal of Marine Biological Association of the United Kingdom*, 88, 381-389.
- Yasuda, I. (2003) Hydrographic structure and variability in the Kuroshio-Oyashio transition area. *Journal of Oceanography*, 59, 389-402.
- 谷津明彦 (1992) 北太平洋における釣り調査によるアカイカの分布(1976-1983年). 遠洋水産研究所研究報告, 29, 13-37.
- 谷津明彦 (1996) 北太平洋におけるアカイカ資源と漁場形成,特にいか流し網漁業の代替漁法との関連について. 漁船, 324, 408-416.
- Yatsu, A. and Watanabe, T. (1996) Interannual variability in neon flying squid

- abundance and oceanographic conditions in the central North Pacific, 1982-1992. Bulletin of National Research Institute of Far Seas Fisheries, 33, 123-139.
- Yatsu, A., Midorikawa, S., Shimada, T. and Uozumi, Y. (1997) Age and growth of the neon flying squid, *Ommastrephes bartramii*, in the North Pacific Ocean. Fisheries Research, 29, 257-270.
- Yatsu, A., Watanabe, T., Mori, J., Nagasawa, K., Ishida, Y., Meguro, T., Kamei, Y. and Sakurai, Y. (2000) Interannual variability in stock abundance of the neon flying squid, *Ommastrephes bartramii*, in the North Pacific Ocean during 1979-1998: impact of driftnet fishing and oceanographic conditions. Fisheries Oceanography, 9, 163-170.
- Yu, W., Chen, X.J., Yi, Q., Chen, Y. and Zhang, Y. (2015) Variability of suitable habitat of western winter-spring cohort for neon flying squid in the northwest Pacific under anomalous environments. PLOS ONE, doi:10.1371/journal.pone.0122997.
- Yun, W.T., Stefanova, L. and Krishnamurti, T.N. (2004) Improvement of the multimodel superensemble technique for seasonal forecasts. Journal of Climate, 16, 3834-3840.
- Zainuddin, M., Saitoh, K. and Saitoh, S. (2008) Albacore (*Thunnus alalunga*) fishing ground in relation to oceanographic conditions in the western North Pacific Ocean using remotely sensed satellite data. Fisheries Oceanography, 17, 61-73.
- Zerbini, A.N., Friday, N.A., Palacios, D.M., Waite, J.M., Ressler, P.H., Rone, B.K., Moore, S.E. and Clapham, P.J. (2016) Baleen whale abundance and distribution in relation to environmental variables and prey density in the Eastern Bering Sea. Deep-Sea Research II 134, 312-330.