

極域から考える気候変動適応：海氷情報室の取り組みと今後

大学共同利用機関法人情報・システム研究機構国立極地研究所
国際極域・地球環境研究推進センター 海氷情報室
小野 純



国立極地研究所
大学共同利用機関法人 情報・システム研究機構

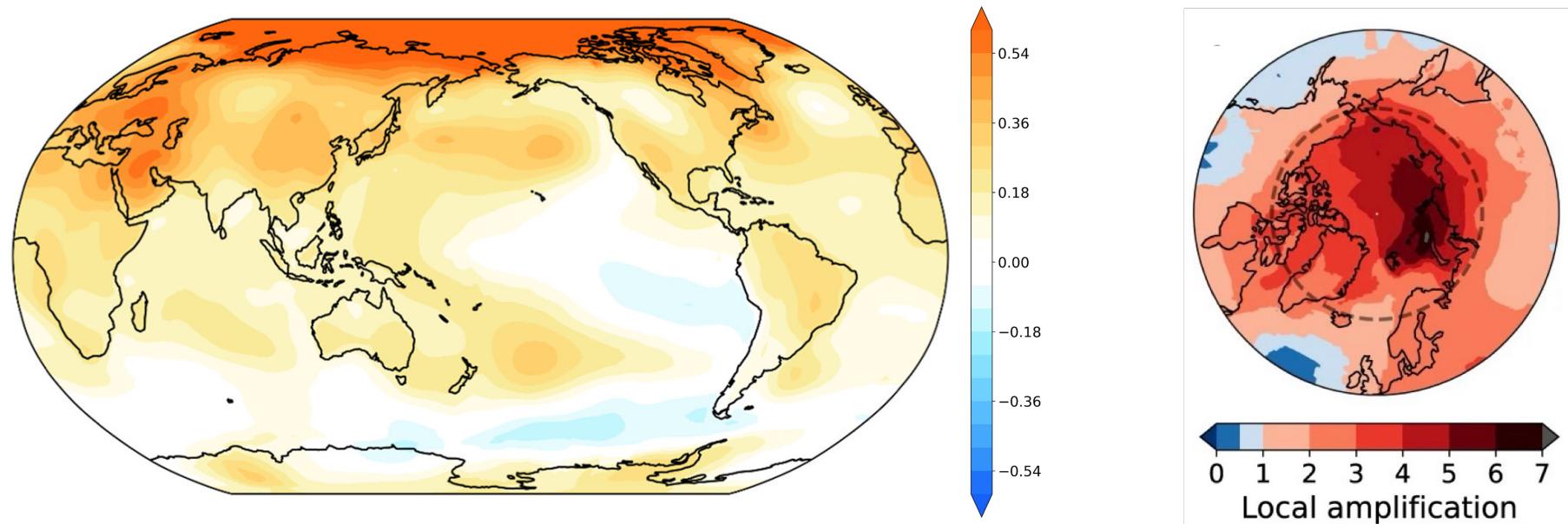


本日の内容

1. 気候変動研究における極域の重要性
2. 国立極地研究所海氷情報室の取り組み
 - 海氷短期・中期予測（統計的手法、数値的手法）
 - 気候モデルを用いた海氷季節予測
3. 今後に向けて
4. まとめ

最も気温上昇の大きい北極域：北極温暖化增幅と海氷

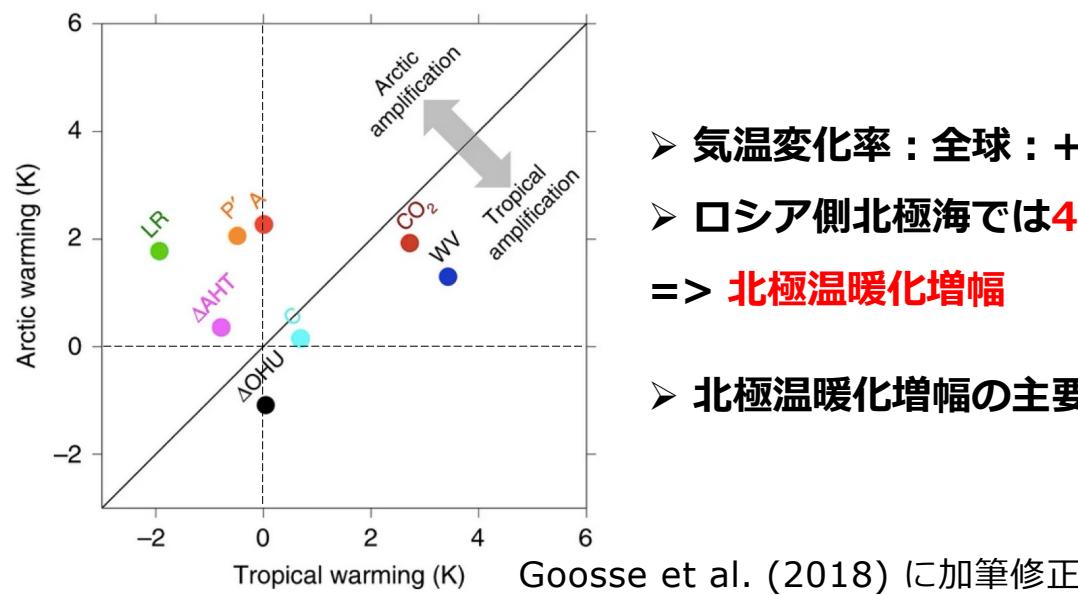
観測された気温変化率（1980～2022年）



Sweeney et al. (2024, GRL) に加筆修正

(°C/10年)

Rantanen et al. (2022) に加筆修正

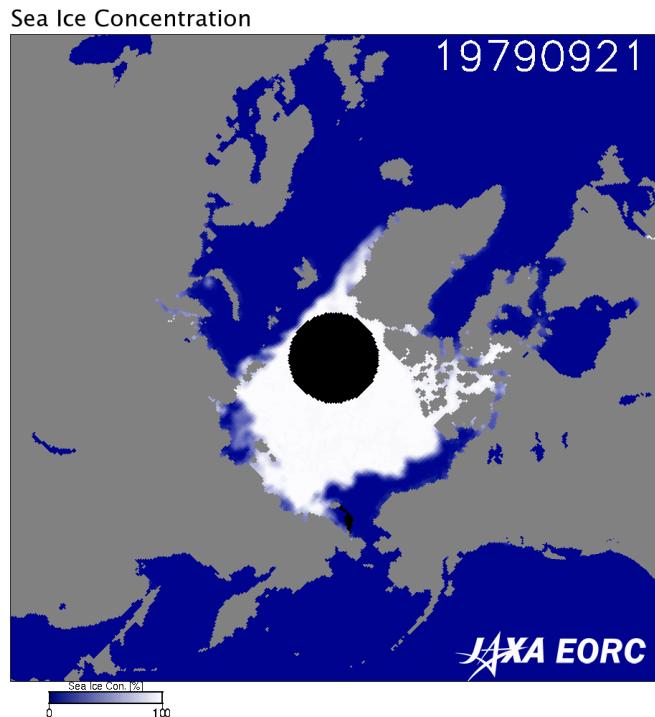


- 気温変化率：全球： $+0.189^{\circ}\text{C}/10\text{年}$ 、北極： $+0.791^{\circ}\text{C}/10\text{年}$
- ロシア側北極海では**4倍以上**！
- => **北極温暖化增幅**
- 北極温暖化增幅の主要因は**アイス-アルベド・フィードバック**である

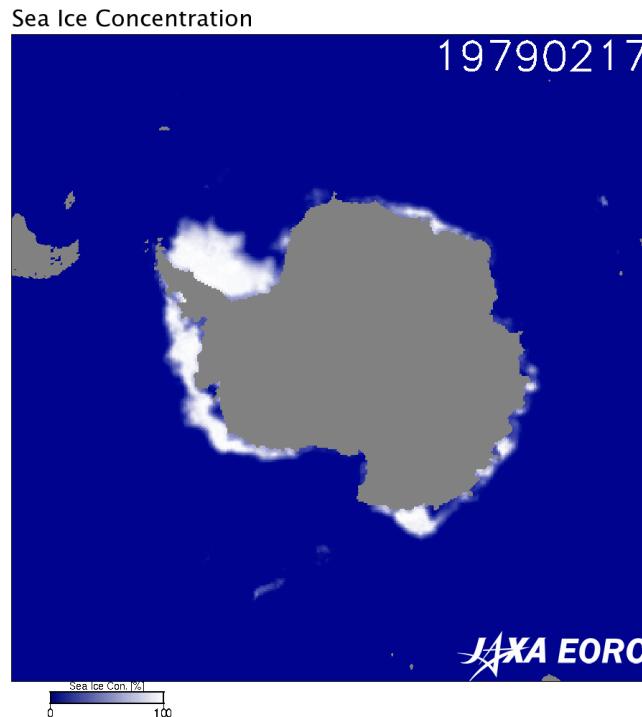
Goosse et al. (2018) に加筆修正

人工衛星で観測された極域の海氷変化（1979～2025年、年間最小値）

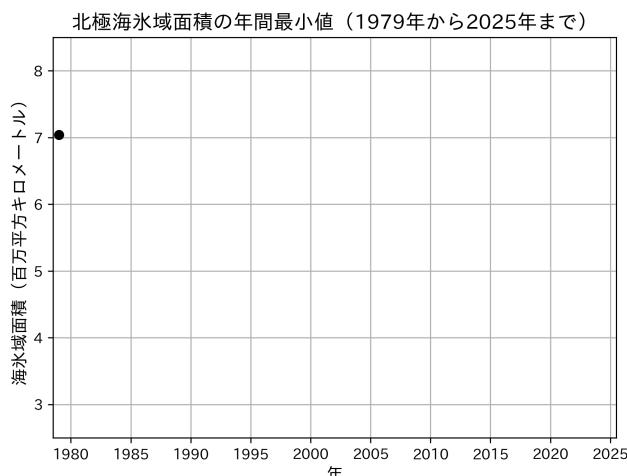
北極域



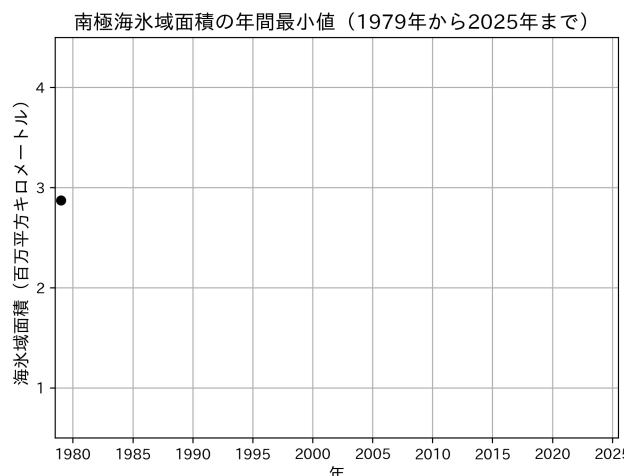
南極域



海氷密接度
(年間最小値)

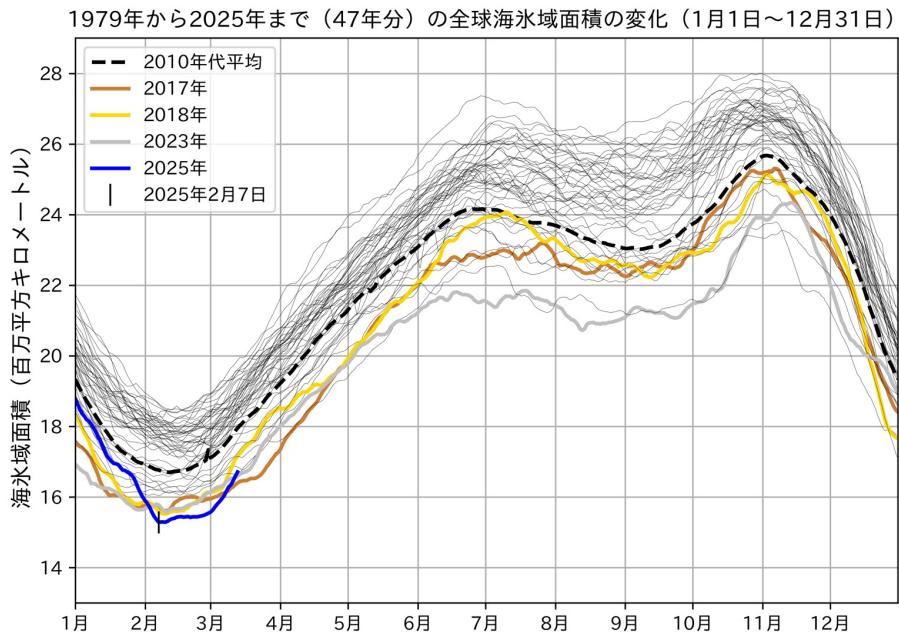


海氷域面積
(年間最小値)



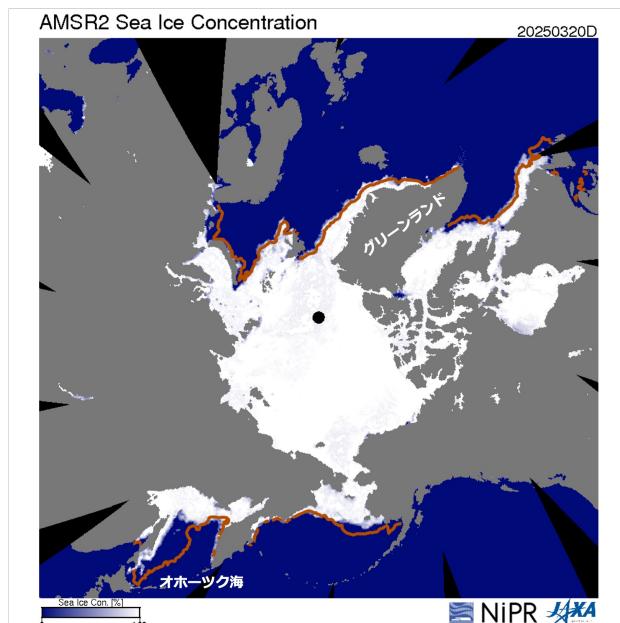
国立極地研究所北極域データアーカイブシステム（ADS）VISHOPで公開されているデータ（2日平均値）から作成

2025年冬季に観測された新たな極域の変化



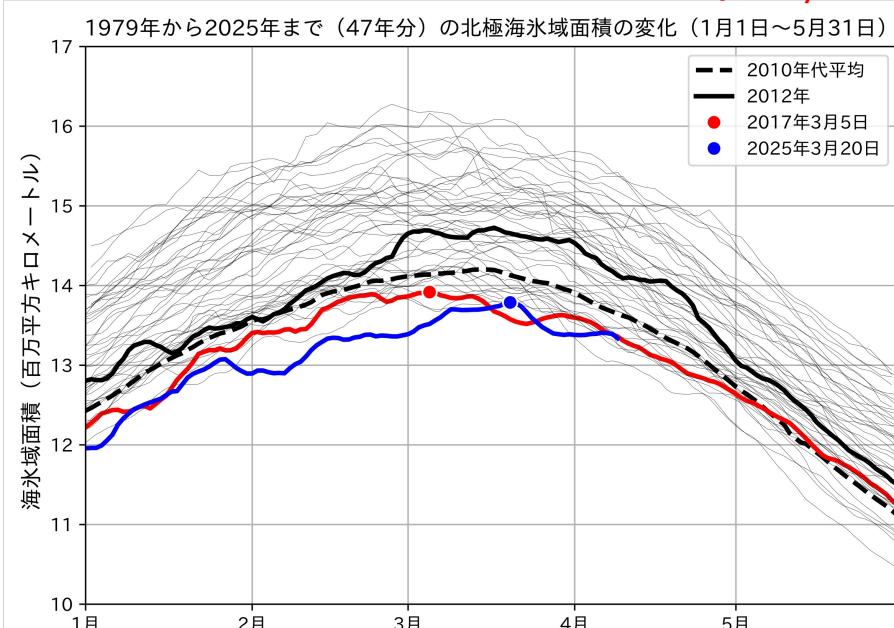
2025年2月7日に
全球の海氷域面積が衛星観測史上最小を記録

<https://asic.nipr.ac.jp/info/2025-03-26-01/>

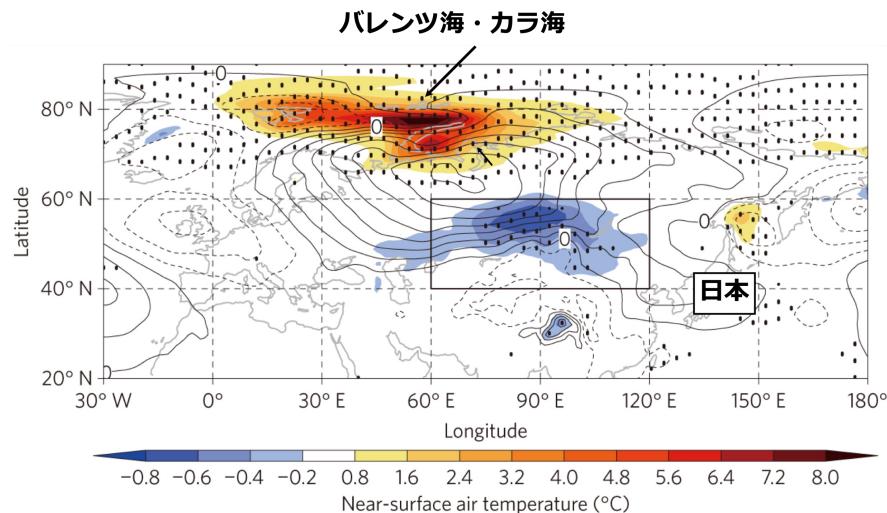


2025年3月20日に
北極の冬季海氷域面積が衛星観測史上最小を記録

<https://www.nipr.ac.jp/info2025/20250418.html> プレスリリース
(NIPR/JAXA)

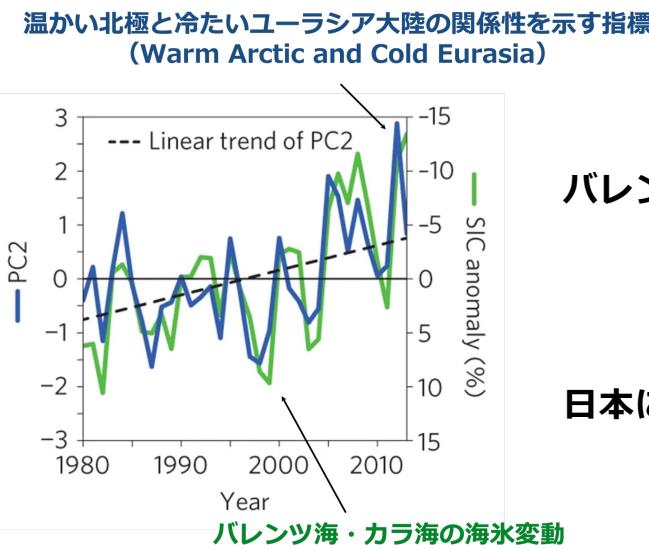


海氷減少が関わる様々な影響

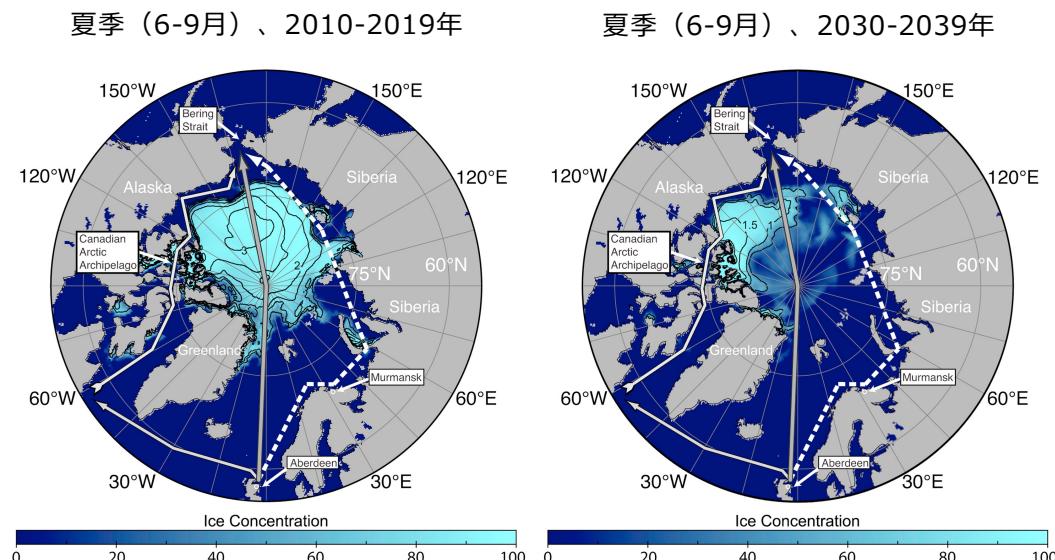


気候モデルで再現された観測の地表気温

Mori et al. (2014) に加筆修正



バレンツ海・カラ海の海氷減少
↓
中緯度域の寒冬頻発
↓
日本にも影響する可能性がある



海氷域の減少に伴い、北極海航路が開通し、
船舶による商業利用が増加している。

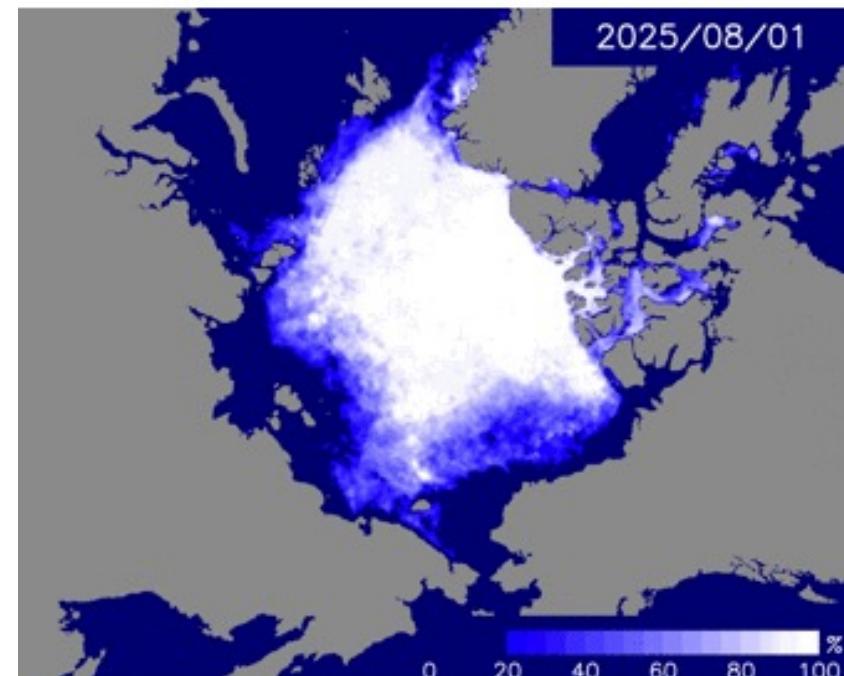
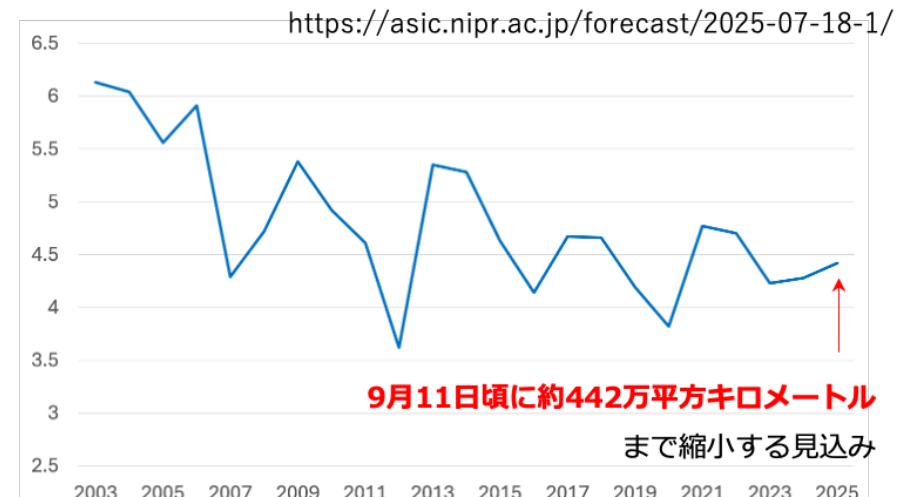
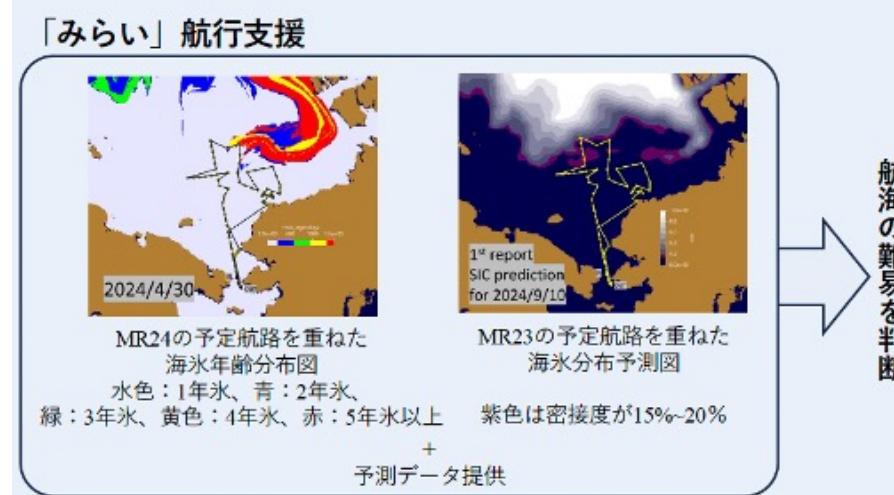
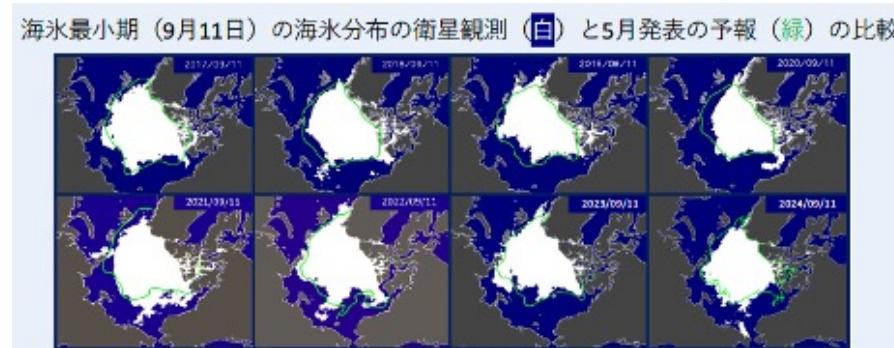
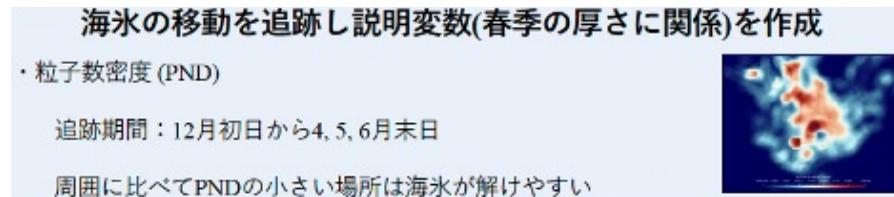
Aksenov al. (2017) に加筆修正

科学的知見だけでなく、社会・経済活動の側面からも、海氷予測の重要性は高まっています。

海氷情報室の取り組み：統計的手法による海氷中期予測

木村詞明氏（東大院新領域）・大山元夢氏（工学院大学）と連携した統計的手法による海氷中期予測

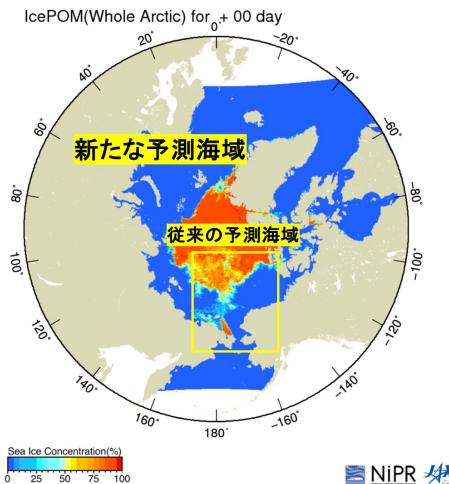
衛星観測で得られた海氷速度ベクトルを用いて、春季の海氷厚と
9月の海氷密接度の統計的関係性を抽出する



海氷情報室の取り組み：数値的手法による海氷短期予測

海洋地球研究船「みらい」北極航海支援のための海氷短期予測（極地研・丹羽淑博氏より提供）

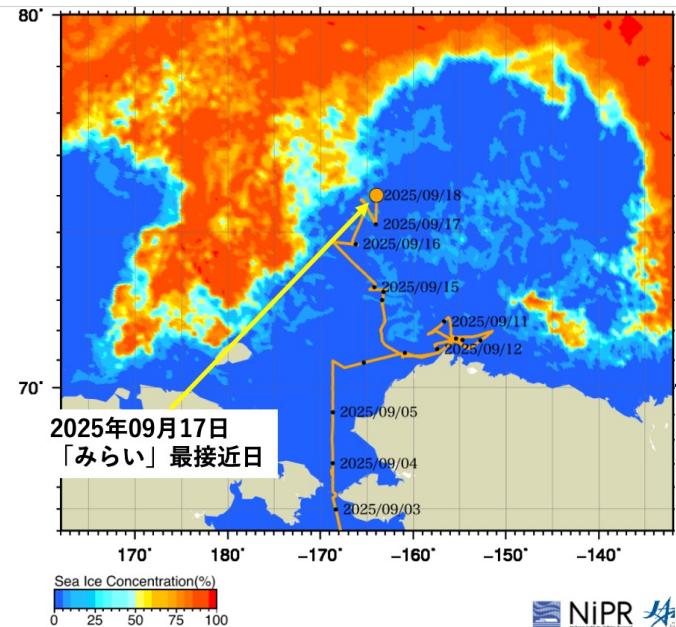
- 海氷短期予測システムの開発・運用
- 海氷海洋結合モデル（IcePOM）
- 空間解像度：北極海全域5km
- 予測期間：10日先
- 初期条件：RIPOS海氷・海洋実況データ
- 境界条件：ECMWF気象予報データ
- 用途：北極海での船舶航行・観測活動の支援
- <https://ads.nipr.ac.jp/venus.mirai/#/mirai>



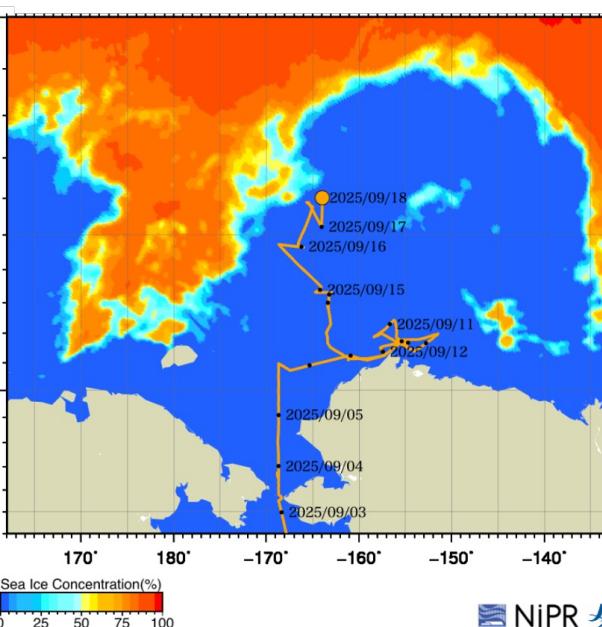
極地研 ADSトップページ
<https://ads.nipr.ac.jp/>



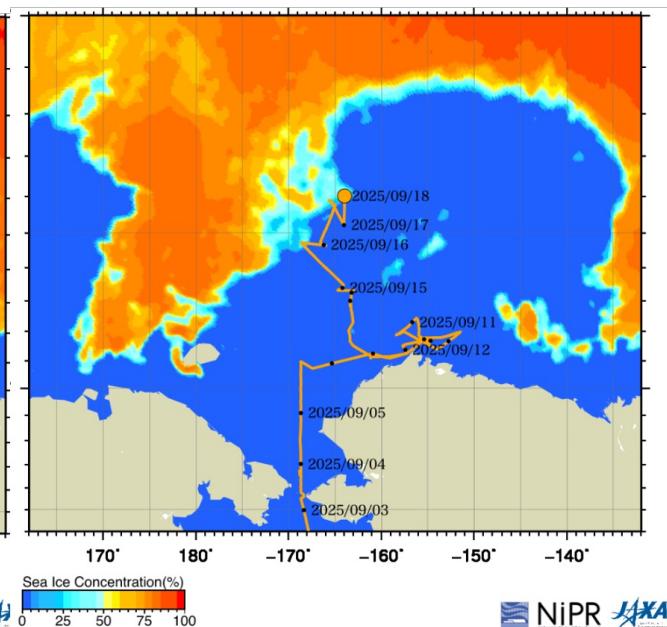
海氷密接度（RIOPS実況）



海氷密接度（5日前予測）



海氷密接度（10日前予測）



氷縁誤差14.5 km

氷縁誤差20.5 km

海氷情報室の取り組み：数値的手法による海氷中期予測

先行研究

- 理想化実験（パーフェクトモデル実験）(Blanchard-Wrigglesworth et al., 2011)
海氷面積の潜在的予測可能性は1～2年であることが示された
 - 事後予測 (Chevallier et al., 2013; Sigmond et al., 2013; Bushuk et al., 2017)
夏は2～7ヶ月前から、冬は5～11ヶ月前から予測可能であることが示された

疑問

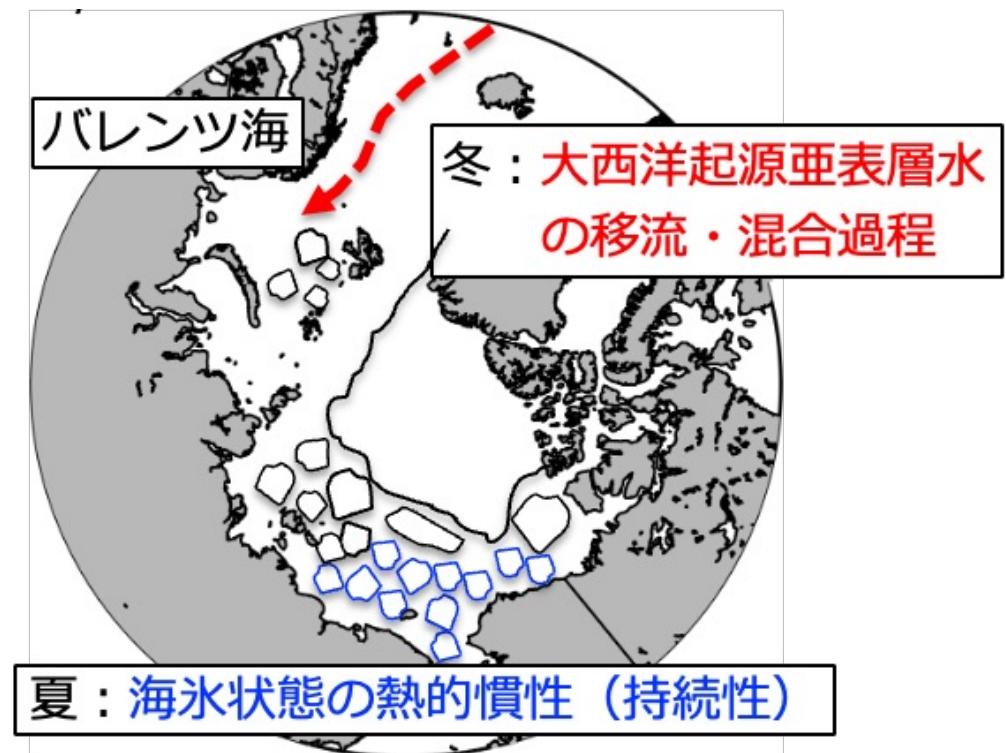
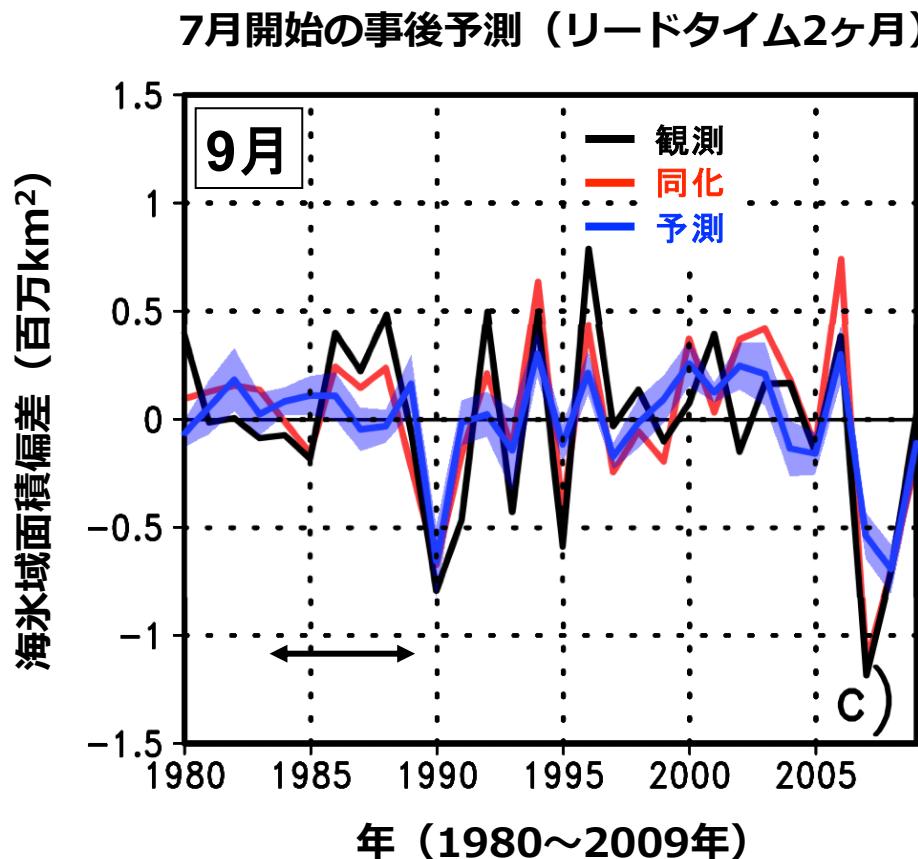
予測を可能にするメカニズム



両者を結びつける物理過程は何か?

先行研究：北極海の海氷域面積の予測精度とメカニズム

気候モデルMIROC5を用いて、季節から経年スケールの北極海海氷域面積の予測可能性と予測性能に寄与するメカニズムを調べた。

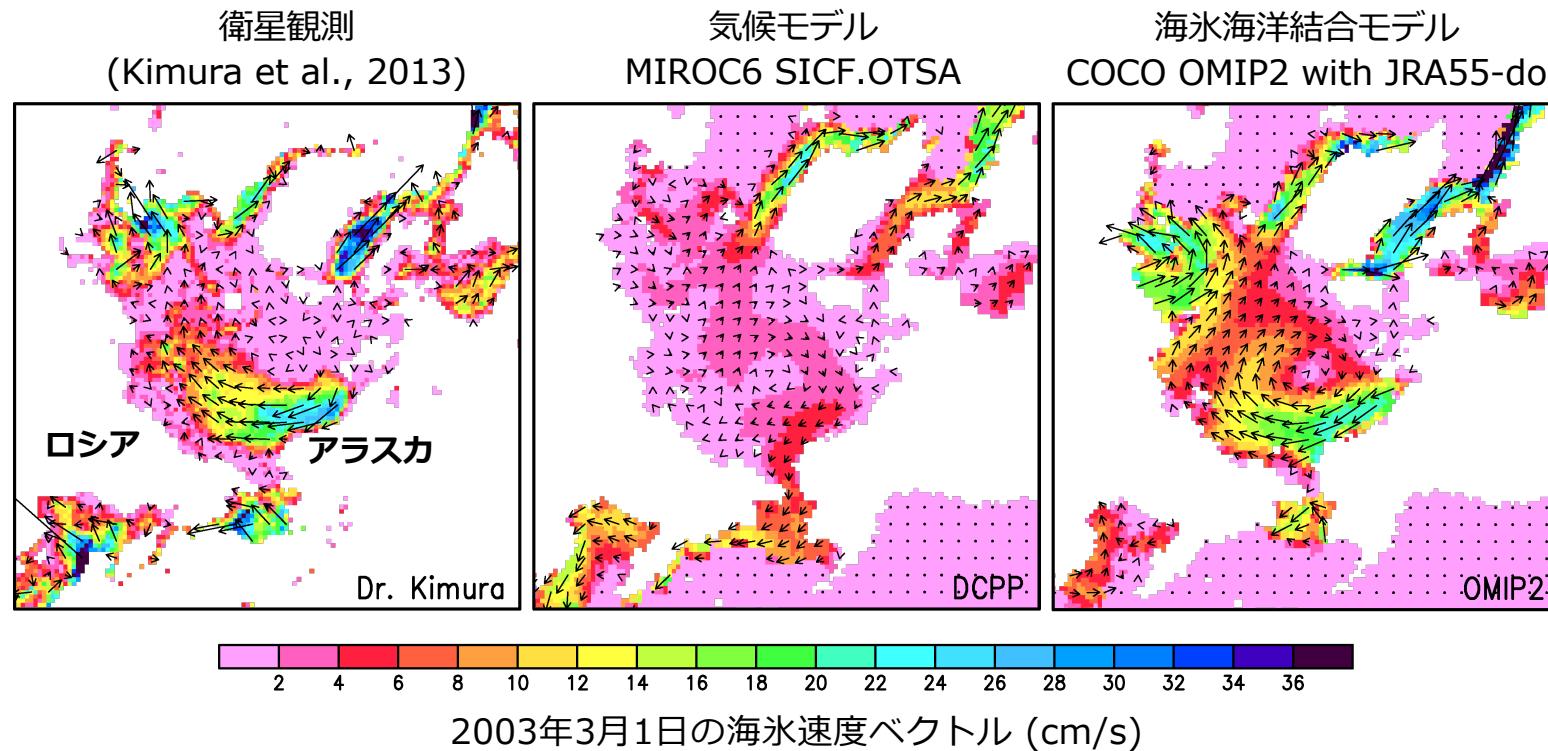


Ono et al. (2018) に加筆修正

- 夏は2ヶ月前から、冬は11ヶ月前から予測可能であることを示した。
- 予測のソースとなる物理過程を解明した。

海氷予測の精度向上に資する研究成果

夏・冬の北極海氷域面積は数ヶ月前から予測可能である (Bushuk et al., 2017, Ono et al., 2018)



- 海氷速度ベクトルの再現性は海氷場（海氷密接度、海氷厚）再現性改善の鍵となり得る
- 北極海の海氷・海洋循環の主要な駆動源は風応力である
=> 仮説：海氷運動量を風応力で制約することにより、海氷速度ベクトルの再現性が改善されるのでは？

研究目的

Ono et al. (2024)

- 海氷場の再現性に対する風応力制約の効果を定量的に調べる
- さらに、その効果が北極域内外の大気・海洋場の再現性に与えるインパクトを調べる

手法：気候モデルと数値実験

- 気候モデルMIROC6 (Tatebe et al., 2019)
- IAUスキームを用いたデータ同化 (Tatebe et al., 2012; Kataoka et al., 2020)

数値実験デザイン	HIST	SICF	SICF.OTSA	SICF.WIND	SICF.OTSA.WIND
海洋同化	-	-	水温・塩分偏差	-	水温・塩分偏差
海氷同化	-	海氷密接度	海氷密接度	海氷密接度	海氷密接度
風応力制約	-	-	-	診断風応力	診断風応力
初期条件	-	1960年1月1日	1950年1月1日	1960年1月1日	1960年1月1日
アンサンブル数	50	10	50	10	10
積分期間	1850-2014	1960-2014	1950-2014	1960-2018	1960-2018

The momentum equations are represented by (Hasumi, 2015)

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial t}(V_I u_I) + \frac{1}{h_x h_y} \left[\frac{\partial}{\partial x}(h_y u_I V_I u_I) + \frac{\partial}{\partial y}(h_x v_I V_I u_I) \right] + h_{xy} V_I u_I v_I - h_{yx} V_I v_I v_I - f V_I v_I \\ = - \frac{V_I g}{h_x} \frac{\partial \eta}{\partial x} + \frac{A_I (\tau_{AIx} - \tau_{IOx})}{\rho_I} + \frac{F_x}{\rho_I}, \end{array} \right. \quad (B.42)$$

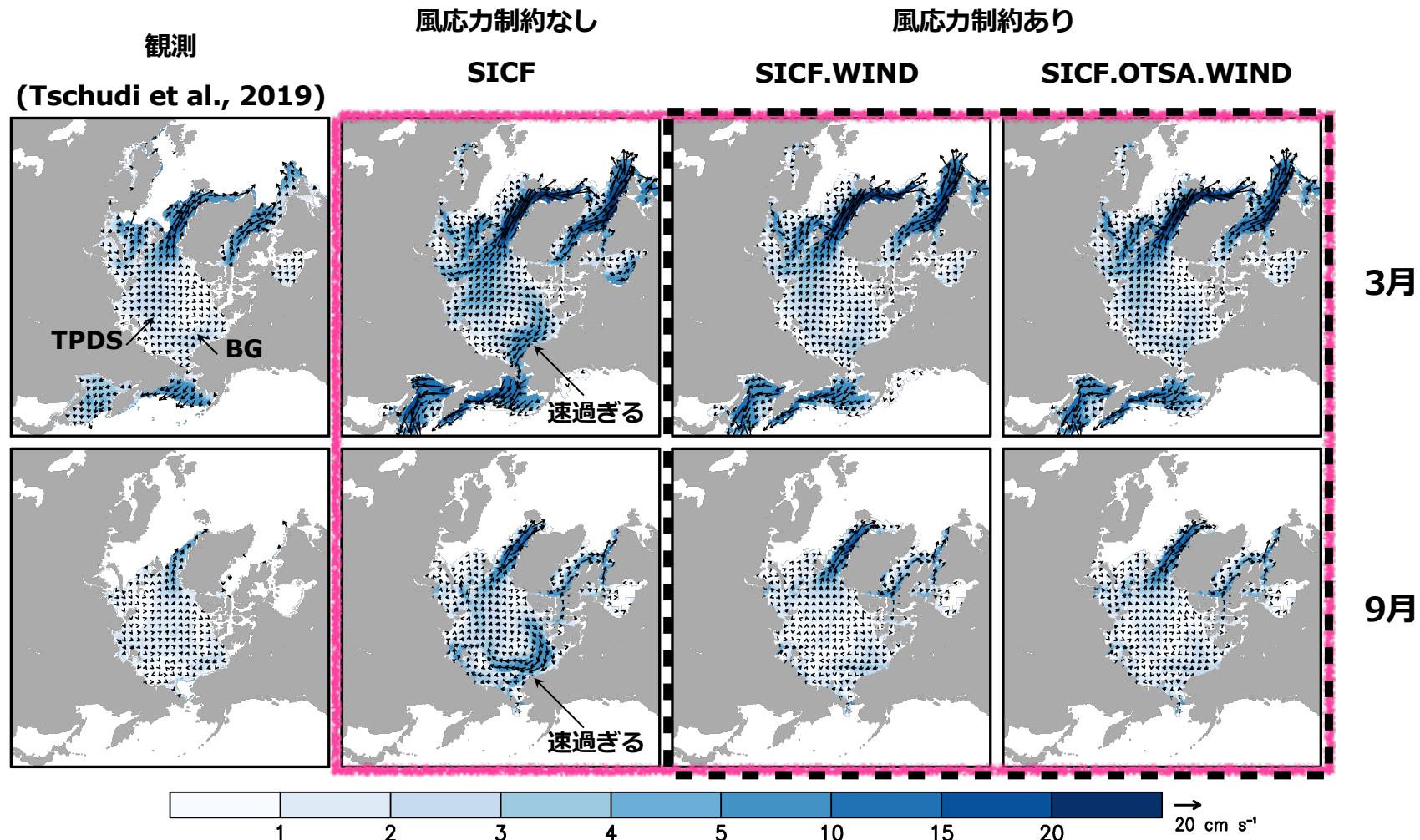
$$\left. \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial t}(V_I v_I) + \frac{1}{h_x h_y} \left[\frac{\partial}{\partial x}(h_y u_I V_I v_I) + \frac{\partial}{\partial y}(h_x v_I V_I v_I) \right] + h_{yx} V_I u_I v_I - h_{xy} V_I u_I u_I + f V_I u_I \\ = - \frac{V_I g}{h_y} \frac{\partial \eta}{\partial y} + \frac{A_I (\tau_{AIy} - \tau_{IOy})}{\rho_I} + \frac{F_y}{\rho_I}, \end{array} \right. \quad (B.43)$$

• 観測データとの比較・検証

COBE-SST2 (Hirahara et al., 2014), Polar Pathfinder Daily 25 km EASE-Grid Sea Ice Motion Vectors, Version 4 (Tschudi et al., 2019), KIMURA (Kimura et al., 2013), PHC 3.0 database (Steele et al., 2001)

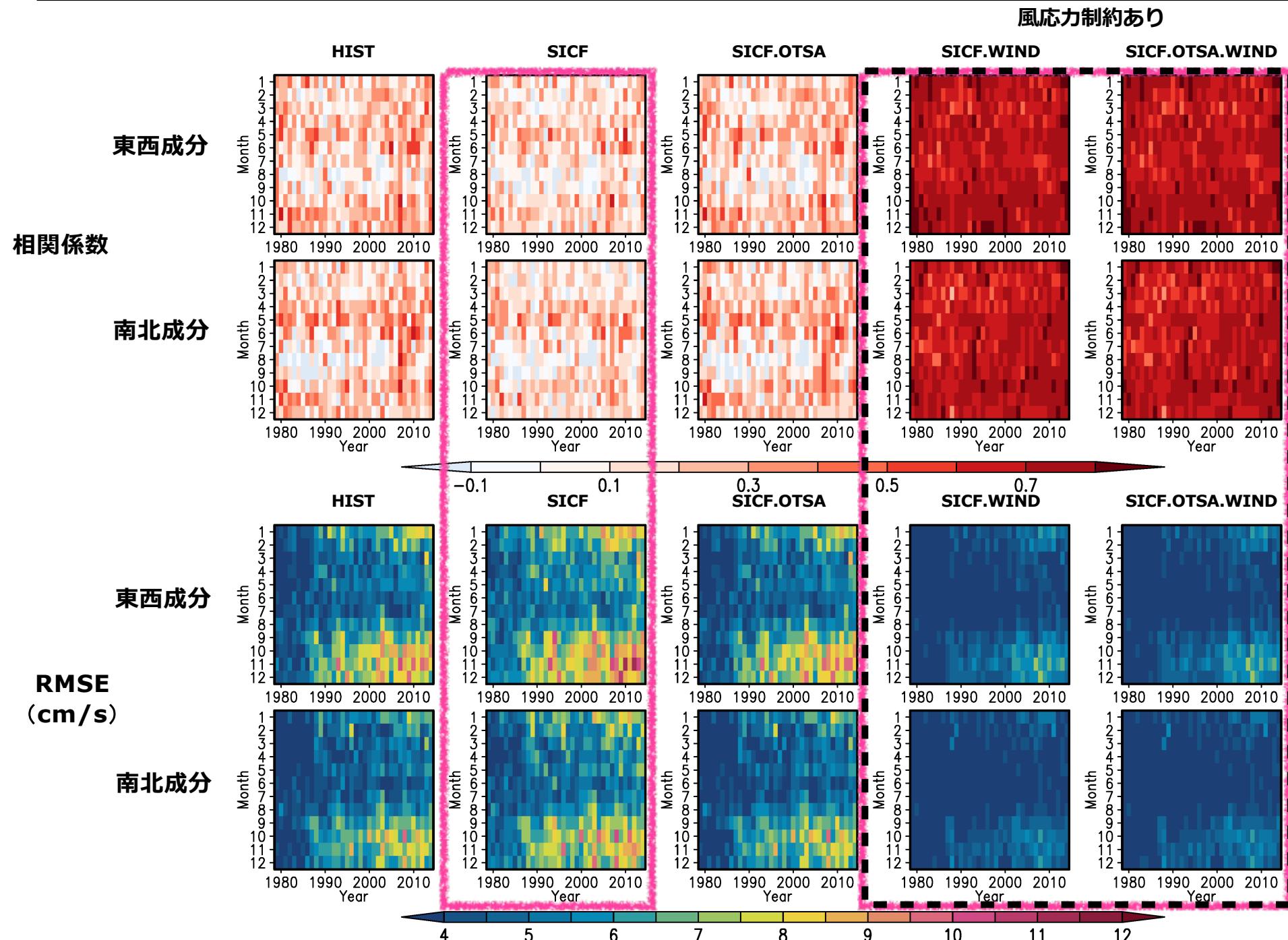
結果：海氷速度ベクトルの再現性

海氷速度ベクトル（1979～2014年までの36年平均）



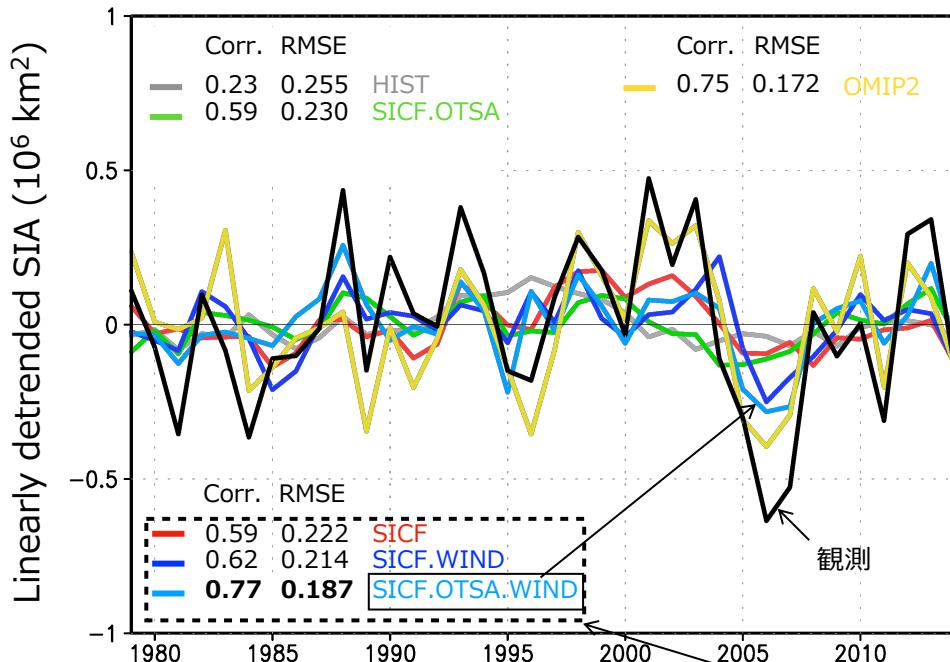
- 風応力による海氷運動量制約の効果により、3月と9月の海氷速度ベクトルの再現性が改善された
- 特に、ボーフォート環流 (BG) 、トランスポーラードリフトストリーム (TPDS)

結果：海氷速度ベクトルの再現性（太平洋側北極海、1979-2014年）

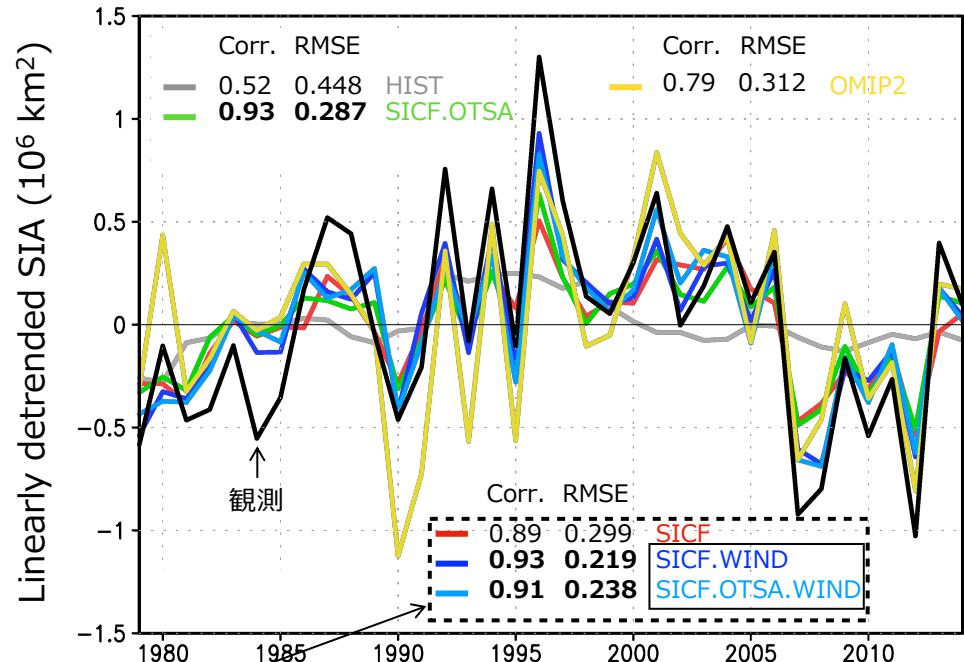


結果：海氷面積の再現性（1979-2014年）

3月



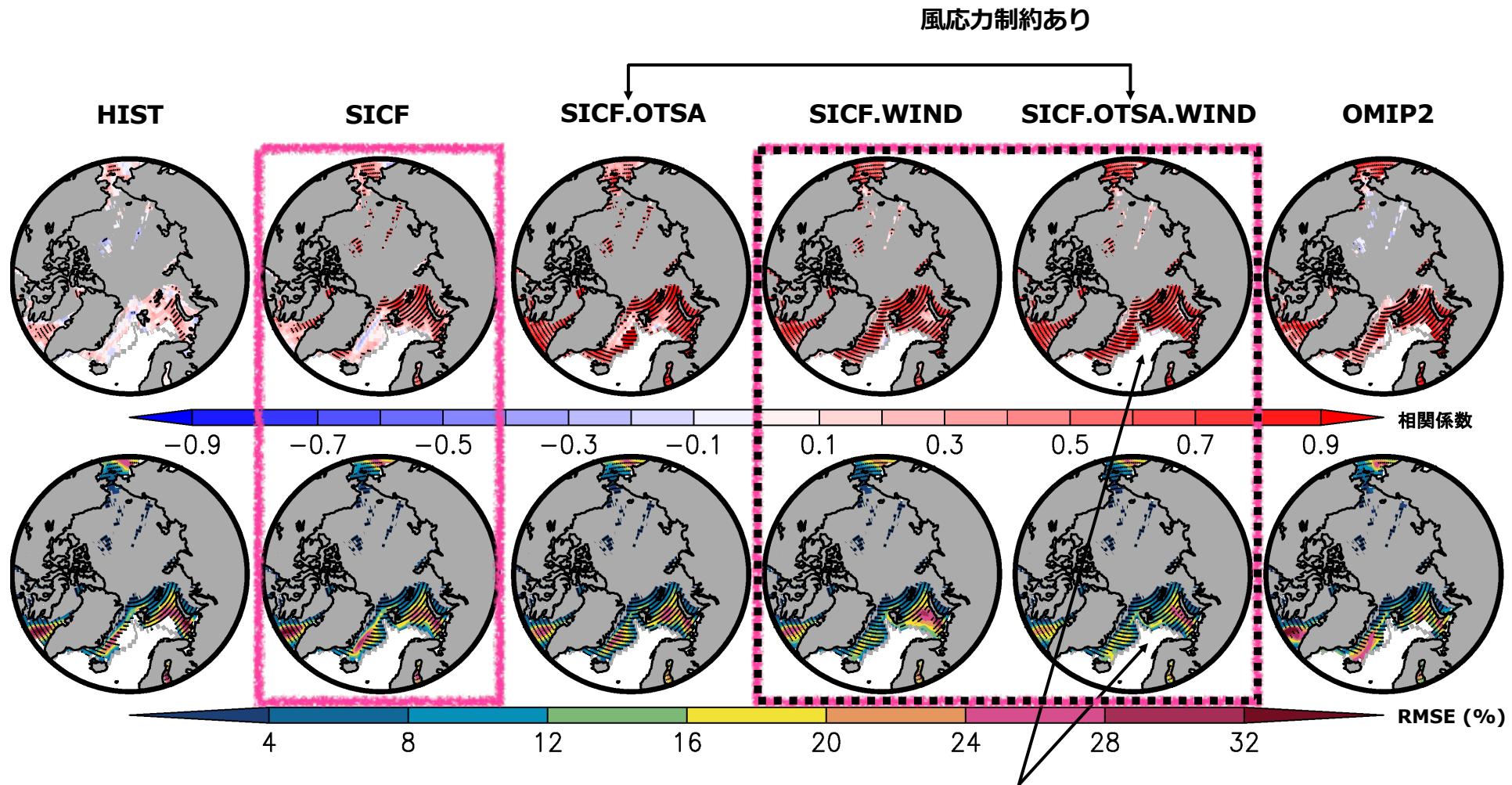
9月



本研究

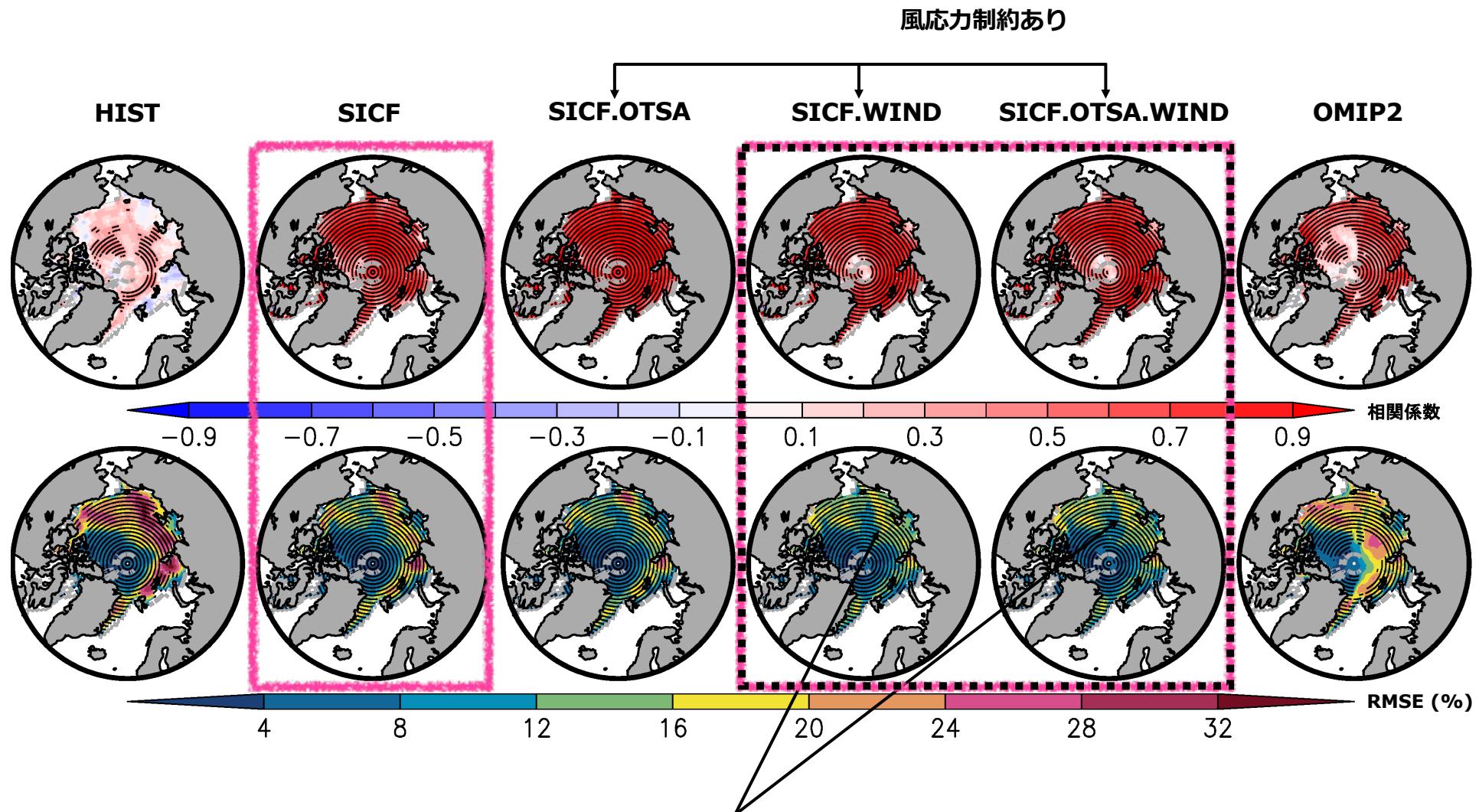
- 3月：海氷密度・水温塩分偏差同化+風応力による海水運動量制約実験（SICF.OTSA.WIND）が、相関係数とRMSEで評価した再現性が最も良く、観測された経年変動を捉えている。
- 9月：風応力による海水運動量制約実験（WIND）は、相関係数は他の実験と同等であるが、RMSEはより小さくなり、観測された経年変動を捉えている。

結果：海氷密接度の再現性（3月）



- 海氷密接度・水温塩分偏差同化に加えて、風応力で海氷運動量を制約した場合（SICF.OTSA.WIND）、バレンツ海およびGIN海において、相関係数は高く、RMSEは小さくなる。
=> 3月（冬から初春にかけて）の海氷面積の再現性改善につながる

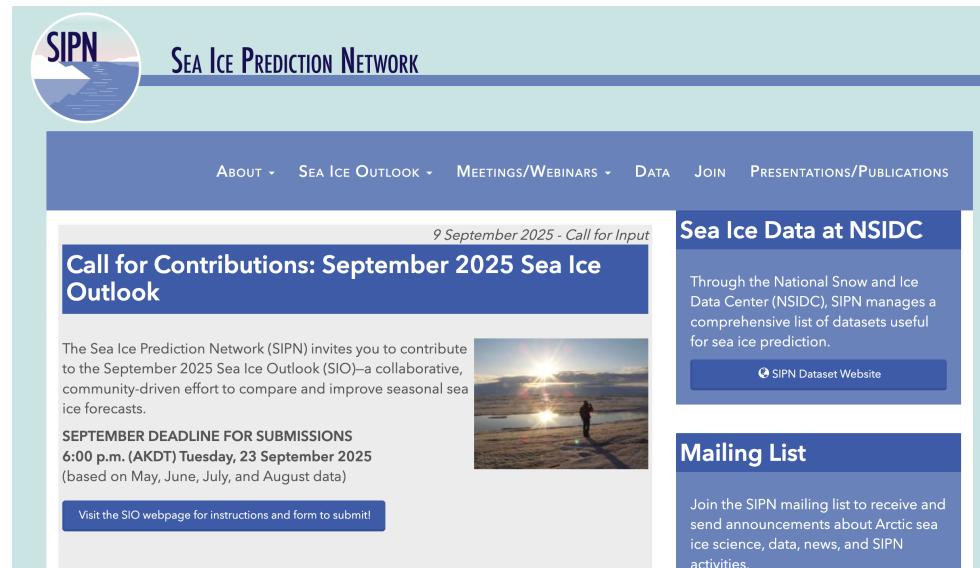
結果：海氷密接度の再現性（9月）



- 相関係数での評価に差はないが、RMSEは東シベリア海で4-8%減少した。
=> 海氷速度ベクトル場の再現性改善により、ボーフォート・チュクチ海からの海氷移流プロセス改善

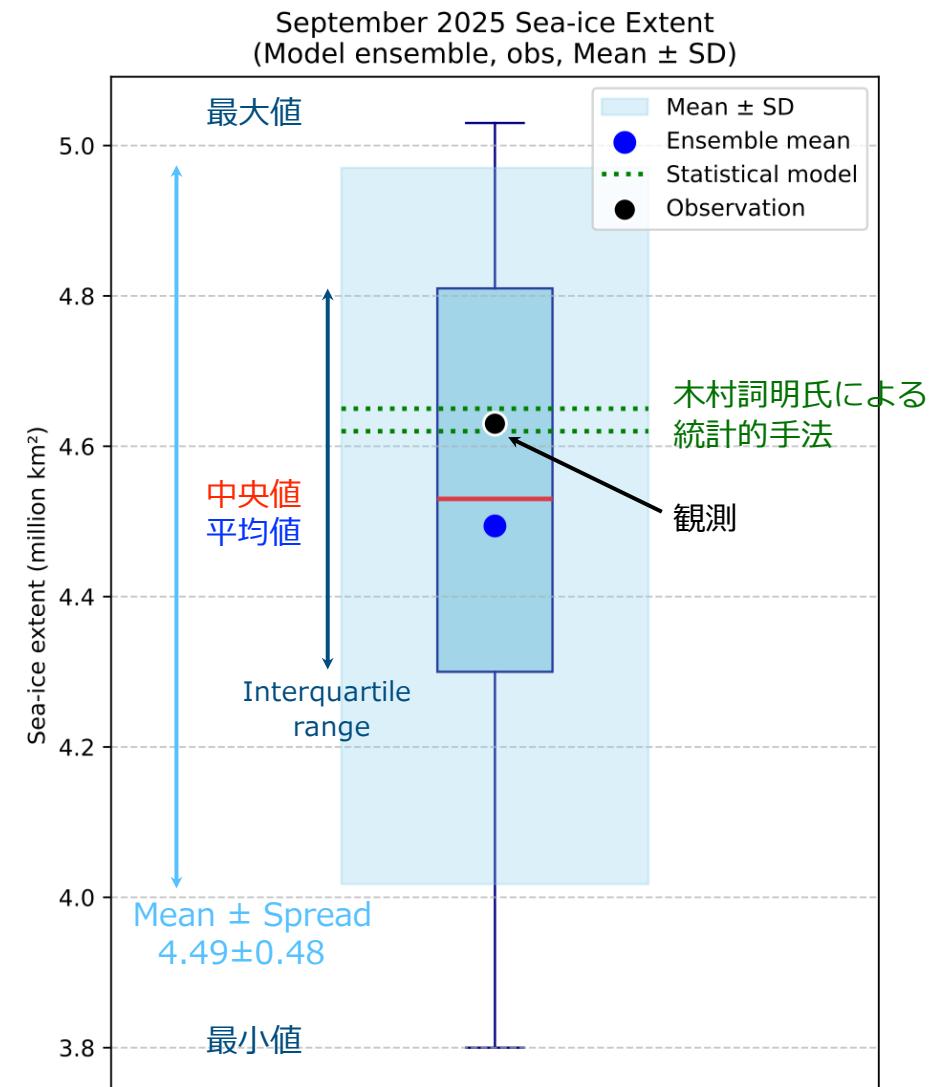
海氷季節予測の相互比較に関する国際プロジェクトへの参加

数値的手法による Sea Ice Outlook 2025 Septemberへの日本初の貢献 (NIPR/JAMSTEC)



初期値化&予測実験

- ・気候モデル: MIROC6 (Tatebe et al., 2019)
- ・同化スキーム : IAU
- ・同化変数 : 水温塩分偏差 + 海氷密接度 (ORAS5)
- ・初期値 : 2025年7月1日
- ・予測期間 : 5ヶ月 (2025年12月31日まで)
- ・アンサンブル数 : 5

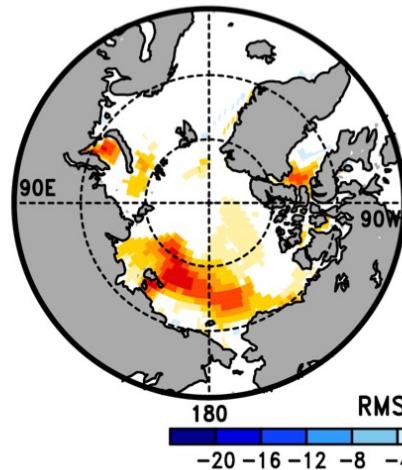


2ヶ月前から予測された海氷域面積は 4.49 ± 0.48 百万km²となり、観測された値を捉えていることがわかる。

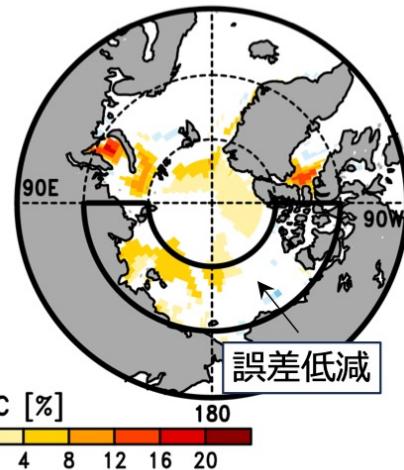
今後に向けて現在進行中の取り組み：海氷厚の初期値化

気候モデルを用いたパーフェクトモデル実験

海氷厚の初期値化なし



海氷厚の初期値化あり



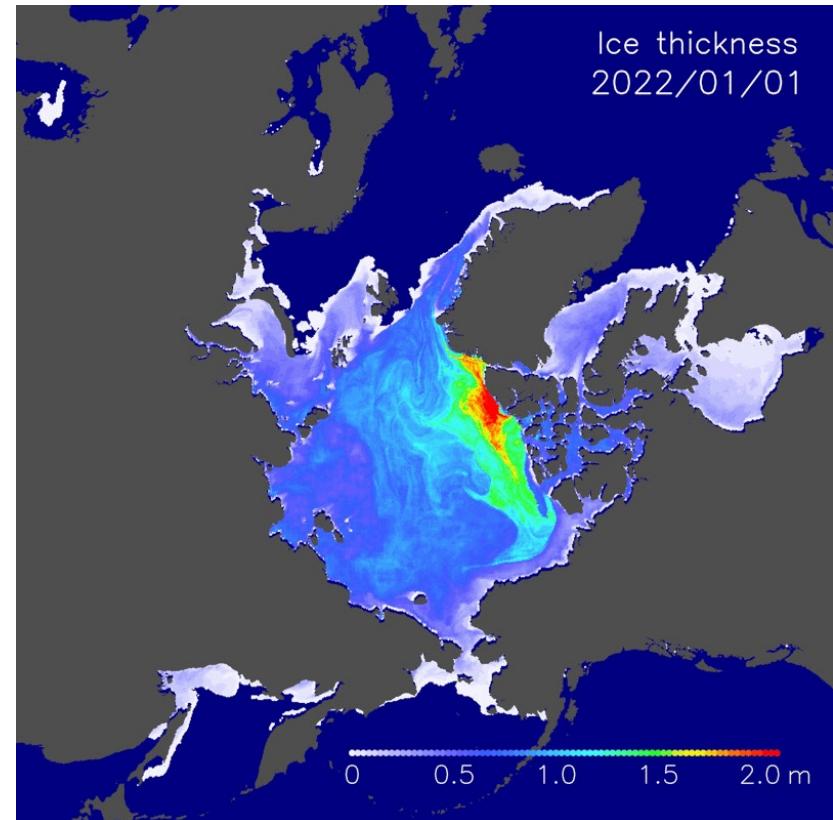
4月から予測した9月の海氷密接度の誤差 (%)

Ono et al. (2018)

- 海氷厚の初期値化ありでは誤差が有意に低減する。
- 既存の気候モデルでは、海氷密接度・水温・塩分は初期値化されているが、**海氷厚はされていない**。

衛星観測と熱収支計算に基づいた海氷厚

2022年1月1日から12月31日まで

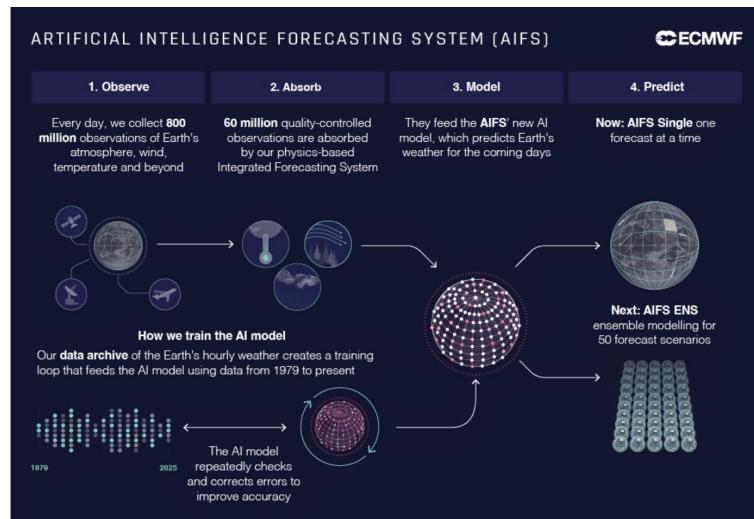


木村詞明氏（東大院新領域）より提供

気候モデルで表現される海氷厚を観測値に近付けた状態から予測すると、予測精度の向上が期待される。

今後に向けて現在進行中の取り組み：AI・機械学習を活用した海氷予測

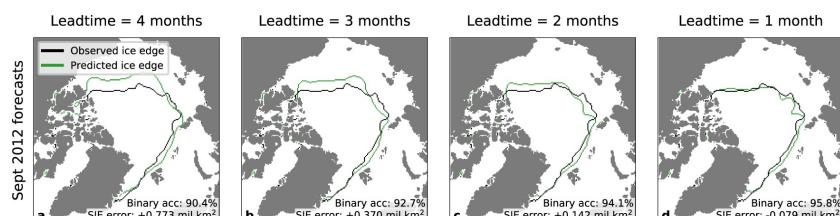
- 人工知能（機械学習、深層学習）の利活用
- ヨーロッパ中期予報センター（ECMWF）の人工知能を利用した予報システム



深層学習に基づく海氷季節予測 (IceNet)

Seasonal Arctic sea ice forecasting with probabilistic deep learning

Tom R. Andersson^{1,2}, J. Scott Hosking^{1,2}, María Pérez-Ortiz³, Brooks Paige^{2,3}, Andrew Elliott^{2,4}, Chris Russell⁵, Stephen Law^{2,6}, Daniel C. Jones¹, Jeremy Wilkinson¹, Tony Phillips¹, James Byrne¹, Steffen Tietsche⁷, Beena Balan Sarojini⁷, Eduardo Blanchard-Wrigglesworth⁸, Yevgeny Aksenov⁹, Rod Downie¹⁰ & Emily Shuckburgh^{1,11}



詳細はポスター発表で紹介予定

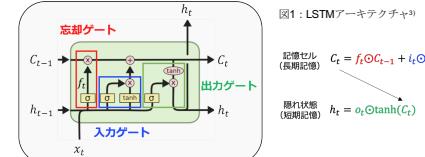
機械学習を用いた海氷予測モデルの開発に向けて

*小野純¹、大山元夢²、矢吹裕伯¹（1：国立極地研究所、2：工学院大学大学院工学研究科）

1. 研究背景

海氷は、地球の気候システムを構成する重要なサブシステムの一つであり、太陽放射の反射（アルベド効果）、大気海洋間の熱交換、さらには水循環や熱塩循環を通じて地球のエネルギー、熱、水収支に深く関与し、気候形成に本質的な役割を果たしている。人工衛星による観測によると、海氷が北極だけでなく2016年頃から南極域でも減少傾向を示している。2025年は、2月に全球海氷面積 (<https://asic.nipr.ac.jp/info/2025-02-26-01.html>) が、3月には北極海氷面積の年間最小値が衛星観測史上最小を記録 (<https://www.nipr.ac.jp/info/2025/20250418.html>)。しかし、科学的・社会的関心が一層高まっている。北極海氷減少は地球温暖化の進行と密接に関係しており、気候変動の顕著な指標として注目されているだけでなく、多くの社会問題をもたらす可能性があるため、海氷の予測精度向上は社会的に意義深い。これまで、海氷面積の予測には主に数値的手法や統計的手法が用いられてきたが、近年の人工知能（AI）など先端技術の進展により、膨大なデータから複雑な時間空間依存性を学習して予測を行う機械学習・深層学習モデル^{1,2}が開発されている。本研究では、過去の情報を保持しながら時系列的な関係性を学習できる特徴を持った、大西洋分野への応用も進みつつあるLSTM（Long Short-Term Memory）^{3,4}（図1）モデルを用いて北極海氷面積の変化を捉え、年間最小値を予測する初期実験を行った。目的：LSTMモデルが海氷面積の季節変化と年ごとのパターンなどを程で学習・評価できるかを調査する第一段階であり、物理モデルとは異なるアプローチからの知見を得る。

2. 研究手法



入力 x_t 、前時刻の隠れ状態 h_{t-1} およびセル状態 C_{t-1} に対し、忘却ゲート f_t 、入力ゲート i_t が制御的働き、現在のセル状態 \tilde{C}_t および隠れ状態 h_t を計算する。非線形活性閾値としてシグマoid閾値 (σ) および双曲線正接閾値 (\tanh) を用いている。

学習・評価に使用したデータは、北極海データアーカイブシステム（ADS）で公開されている1979年から2024年までの日別北極海氷面積データである。本研究では、各年の9月1日から翌年9月31日までの365日間の海氷面積を入力とし、その年の年間最小値を予測する「多対一」(many-to-one)型のLSTMモデルを基本とし、いくつかの応用も試みた。モデルの実装にはPyTorch (<https://pytorch.org/>) を使用し、LSTM層の隠れ状態の次元は64、1層構成とした。損失関数として平均二乗誤差を用いた。45年分のデータを学習期間（1979~2014年の36年）と評価期間（2015~2024年の9年）に分けて、訓練期間では36年分のデータを括り込んで入力し、バッチサイズを33として1エポックごとに更新を行った。各系列は1年分の365日データで構成される。なお、日別北極海氷面積は学習期間の平均値と標準偏差で規格化して入力データとして与えている。

3. 結果

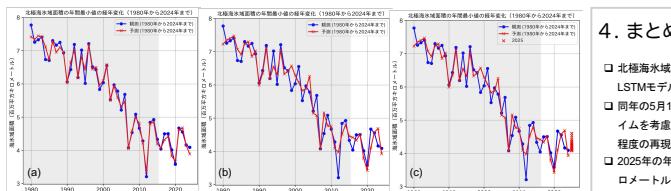
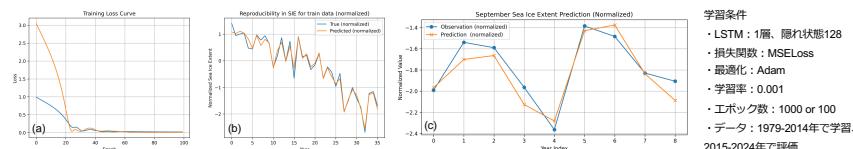


図3: 北極海氷面積（百万平方キロメートル）の経年変化（青色：観測、赤色：予測）。LSTMモデルへの入力データは (a) 前年9月1日から同年8月31日までの365日、(b) 前年9月1日から同年8月31日までの334日、(c) 同年5月1日から同年8月31日までの92日。また、(c) に2025年の年間最小が9月1日から30日のいずれかに記録すると仮定して30日の予測値を示している。

参考文献

1) Anderson, T. R., et al., 2021: Seasonal Arctic sea ice forecasting with probabilistic deep learning. *Nat. Commun.* <https://doi.org/10.1038/s41467-021-25277-4>.

2) Hochreiter, S. and J. Schmidhuber, 1997: Long short-term memory. *Neural Comput.* 9(8), 1735-1780.

3) <https://web.stanford.edu/class/cs322/lectures/2018class/lec3.pdf> (Machine Learning: Artificial Neural Network Technology Tutorial 04: LSTM-NEURAL-NETWORK-Technology-Tutorial-04.pdf)

謝辞: 本研究はJSPS研究費JP23K11416の助成を受けたものです。

4. まとめと今後の課題

- 北極海氷面積のデータから年間最小を予測するLSTMモデルの開発を試みた。
- 同年的5月1日以降のデータが重要であり、リードタイムを考慮した7月31日までのデータからでもある程度の再現性が示された。
- 2025年の年間最小の予測範囲は、408~460万平方キロメートルと推定された。
- 「多対一」から「多対多」へ拡張し、年間最小を記録する日も含めた予測モデルへと改良する。
- 入力データとして、海洋・気象要素を取り入れる。
- 空間分布を予測するLSTMモデルへと発展させる。

まとめ

- 海洋・海氷同化に加えて、風応力で海水運動量を制約することにより、海氷場の再現性が改善され、その恩恵は海洋成層構造の再現性向上にも現れた。
- 今後、上記手法による海氷予測精度に対する有効性を検証・評価する。
- 9月の海氷域面積予測を相互比較する国際プロジェクトのSea Ice Outlook 2025に参加し、気候モデルによる予測結果を提出した（NIPR/JAMSTEC）。
- 海氷厚の初期値化スキーム開発 & AI技術活用による海氷予測に取り組む。

**極域の海氷研究（モニタリング継続・メカニズム解明）を推進し、
気候システムの理解や北極圏での観測・経済活動、地域住民や生態系の保全に資する知見を創出する。
これらを日本を含む中緯度域の気象・気候予測に活かし、気候変動適応に貢献していく。**

Acknowledgment: The present study was supported by the Arctic Challenge for Sustainability II (ArCS II: Program Grant Number JPMXD1420318865) and III (ArCS III) and the advanced studies of climate change projection (SENTAN) (Grant Number JPMXD0722680395). Jun Ono was supported by the Japan Society for the Promotion of Science (JSPS) through a Grant-in-Aid for Scientific Research (KAKENHI-C Grant Number JP23K11416). The model simulations were performed using the Earth Simulator at the Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology (JAMSTEC), Japan.

