

熱帯・亜熱帯の対流活動を指標とした季節予報ガイダンスによる 2023 年夏の予測精度評価

*小越久美(日本気象協会) 鈴木はるか(日本気象協会)

1. はじめに

2023 年夏は近年の気温上昇トレンドを大きく上回る異常高温となったが、各国の大気海洋結合モデルによる日本付近の予測気温は観測値と大きく乖離していた。2023 年夏に限らず、季節予報における中緯度の予測精度は低く、定量的な予測数値が求められる産業への活用は進んでいない。また、近年は機械学習を用いたアプローチが進展しているが(Gibson et al. 2021, Cohen et al. 2019)、アジアモンスーンの影響を複雑に受ける日本域の予測精度については整理されていない。

一方で、大気海洋結合モデルにおける ENSO をはじめとした熱帯域の予測精度は高く、テレコネクションの分野では、SST よりも海盆間相互作用の結果である積雲対流活動を指標とすることで、東アジアの天候や気温と高い相関が得られることが分かっている(Ueda et al. 2015, Kuramochi et al. 2021)。

そこで本研究では、予測精度が高く、日本の天候と相関の高い熱帯・亜熱帯域の対流活動を指標とした機械学習による日本域の季節予報ガイダンスを構築した。その予測精度について報告し、2023 年夏の予測結果について考察する。

2 ガイダンスの構築

2.1 初期分析(説明変数の検討)

多重共線性による予測精度の低下を防ぐために、対流活動と海面水温のどちらが変数として有効かを検討する目的で、日本の月平均気温との相関分析を実施した。対流活動の指標として OLR(Outgoing Longwave Radiation)を用い、データは ERA5 より OLR(Top net thermal radiation W m⁻²)と SST (Sea surface temperature K)の月平均値、気象庁より日本の月平均気温(°C)を利用した。

例として 7 月の結果を図1に示す。OLR のほうが月平均気温と有意な相関を示すエリアが多く、アジアモンスーン域を中心に SST よりも高い相関が得られた。これは Ueda et al. 2015 の報告とも整合的で

あり、OLRを指標として複数エリアを組み合わせることで、予測精度の向上が期待できる。変数に用いる OLR は、相関分析により日本の平均気温と相関の高いエリアを、解釈をしやすくするため既往研究を参考に区切って抽出し、エリア平均した(表 1)。以降、指数名として表1のエリア名を用いる。

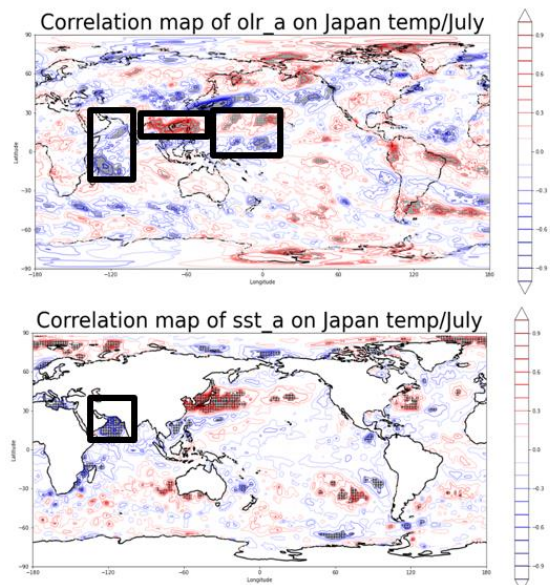


図 1 日本の 7 月の平均気温と OLR (上段)・SST (下段) の anomalies 相関 期間: 1979-2020 年 線形トレンド偏差 ハッチは P<=0.05 で有意 四角枠は北緯 20 度~南緯 20 度で有意なエリア OLR の符号は正が対流活発、負が対流不活発

表 1 指標とする OLR を抽出したエリア

カテゴリ	エリア名	緯度(北)	緯度(南)	経度(西)	経度(東)
ENSO監視海域	NINO_12	0	-10	-90	-80
	NINO_3	5	-5	-150	-90
	NINO_34	5	-5	-170	-120
	NINO_4	5	-5	160	-150
	NINO_WEST	15	0	130	150
フィリピン付近	PH	20	10	110	140
フィリピンの北	PH_N	25	10	110	130
アジアモンスーン域 (北・南・西・東)	N	30	15	70	140
	S	10	0	70	140
	W	25	5	80	105
	E	20	5	105	140
海洋大陸	MC	5	-5	110	135
インド洋 (全体・東・西)	IOBW	20	-20	40	100
	SETIO	0	-10	90	110
	WTIO	10	-10	50	70
IOD	WTIO-SETIO	—	—	—	—
アラビア海	WTIO_N	30	10	40	80
日付変更線の西	DATEW	10	-10	130	180
日付変更線付近	DL	5	-5	170	-170
対流ジャンプ付近	JUMP	30	10	130	180
大西洋(北・南)	TNA	25	5	-55	-15
	TSA	0	-20	-30	10

2.4 ガイダンスの予測精度

比較対象として説明変数に同数値予報モデルによる日本の直上格子点アンサンブル平均値を用いた単回帰によるガイダンスを作成した。目的変数の月日照時間、月降水量、月平均気温に対しそれぞれ Surface solarradiation downwards(J/m**2), Total precipitation(m),2mTemperature(°C)を説明変数として比較する。以下、OLR ガイダンスに対し、直上ガイダンスと呼ぶ。表3にて、予測と実績のアノマリ相関を比較する。いずれの要素においても OLR ガイダンスのほうが高い相関が得られ、12ヶ月前イニシャルでも0.7前後の高い相関を示した。

2.5 2023年夏の予測結果

2023年夏の日本の平均気温は7月から9月の3ヶ月連続で観測史上1位の高温となった。図2は、東日本における2023年月平均気温の実績と、OLR・直上ガイダンスによる6ヶ月前予測、OLRガイダンスによる12ヶ月前予測の時系列を示し、表4は誤差を示す。年間を通して12ヶ月前イニシャルでも OLR ガイダンスのほうが誤差が小さい一方で、夏は8月9月に相対的に大きな誤差が生じた。

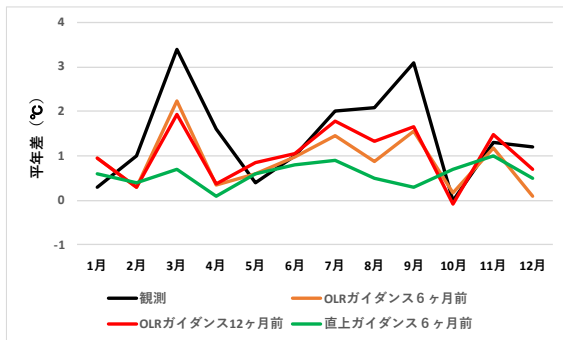


図2 東日本における2023年月平均気温の観測と予測
いずれもテスト結果

表4 東日本における2023年月平均気温予測の誤差(予測値-観測)

Fct Month	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月
観測	0.3	1.0	3.4	1.6	0.4	1.0	2.0	2.1	3.1	0.0	1.3	1.2
OLRガイダンス6ヶ月前誤差	0.7	-0.7	-1.2	-1.2	0.2	0.0	-0.5	-1.2	-1.5	0.2	-0.1	-1.1
OLRガイダンス12ヶ月前誤差	0.7	-0.7	-1.5	-1.2	0.5	0.0	-0.2	-0.8	-1.4	-0.1	0.2	-0.5
直上ガイダンス6ヶ月前誤差	0.3	-0.6	-2.7	-1.5	0.2	-0.2	-1.1	-1.6	-2.8	0.7	-0.3	-0.7

表5 東日本日本海側の月平均気温12ヶ月前予測の説明変数

Fct Month	FCT	変数の月	変数名	変数の説明	Coef	P値	acorr
7月	12	前年6月	DATEW	日付変更線の西	-0.45	0.18	0.51
8月	12	前々年9月	JAMP	対流ジャンプ付近	-0.47	0.01	0.67
		前年3月	IOD	インド洋(WTIO-SETIO)	-0.37	0.03	
9月	12	前年1月	N	アジアモンスーン域_北	0.56	0.01	0.69
		前年8月	S	アジアモンスーン域_南	-0.54	0.01	

3 2023年夏の予測結果について考察

3.1 ガイダンスの指標と循環場の確認

表5は、12ヶ月前イニシャルで選択された東日本海側の7月、8月、9月の月平均気温の説明変数である。例えば7月の気温予測式は、前年6月の指数DATEW(日付変更線の西)が対流不活発(活発)であるほど翌年7月の気温が高く(低く)なると解釈できる。6月の指数DATEWは図3fig.aより ENSO と相関がある。図3fig.d,fig.gより2022年6月はラニーニャ現象の発生に伴い日付変更線の西の対流活動が不活発であり、これが2023年7月の高温予測に寄与していた。

8月の気温予測式は、前々年9月の指数JUMP(対流ジャンプ領域 Ueda et al. 1995)が不活発(活発)で、前年3月の指数IOD(WTIO-SETIO, Saji et al. 1999)が負(正)であるほど翌年8月の気温が高く(低く)なると解釈できる。このうち3月の指数IODは図3fig.bよりインド洋のSLPの東西分布と相関がある。図3fig.hより2022年3月はインド洋の対流活動が負のIOD的分布になっており、2023年8月の高温予測に寄与していた。

9月の気温予測式は前年1月の指数N(アジアモンスーン域北)が活発(不活発)で前年8月の指数S(アジアモンスーン域南)が不活発(活発)なほど翌年9月の気温が高い(低い)と解釈できる。このうち前年1月の指数Nは図3fig.cより西太平洋赤道域のSLPと正相関が、SSTと負相関がある。fig.fより2022年1月はラニーニャ現象に伴う赤道付近の低SSTが太平洋中央まで伸び、fig.iより西太平洋の対流が抑えられている一方、フィリピン付近からアジアモンスーン域北まで対流が活発になっており、この指標が2023年9月の高温予測に寄与していた。

日本の夏の天候には ENSO に遅れて変動するインド洋の SST が影響することが分かっている(Xie et al. 2009)。OLR ガイダンスでは ENSO や IOD の推移を捉える指標を効果的に取り込むことで、1年先の予測を実現しているものと思われる。

図4は、12ヶ月前イニシャルの東日本日本海側の月平均気温予測と、予測対象月のSST,SLPとの相関図(上段)と、2023年各月のSST,OLRの年平均偏差(下段)を示す。7月の実績は、フィリピン付近の対流活動と日本付近の高気圧偏差が概ね相関

図と一致している。8月の実績は、大陸での低気圧偏差(アジアモンスーンの北偏)と日本付近の高気圧偏差は相関図と一致しているが、日本の南海上の低気圧偏差は相関図には見られず、予測誤差の一因になっていると考えられる。9月の実績は、イン

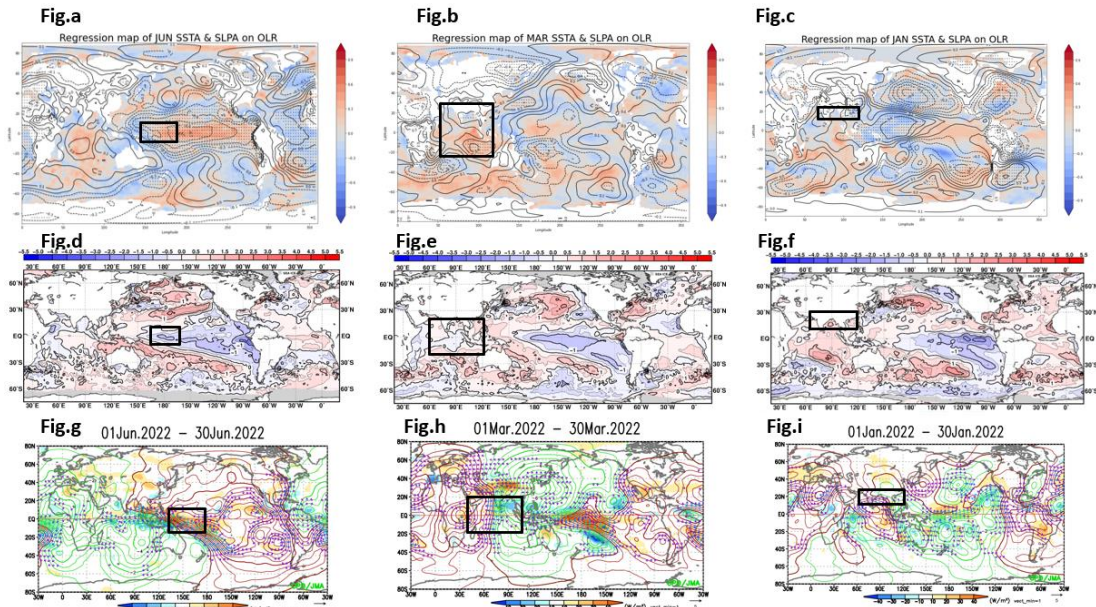


図3 (上段) 東日本日本海側7月・8月・9月平均気温予測における12ヶ月前イニシャルの変数と変数月のSST, SLPの相関図
データ: ERA5, SST: 陰影, SLP: 等値線、ハッチはp<0.05で有意 (中段) 実際の月平均SST年平均偏差(°C) ※気象庁、
(下段) 実際の月平均OLR(W/m²)&200hPa velocity potential (0.5x10⁶ m²/s) 年平均偏差 ※気象庁

Fig. a: 6月の指数 DATEW(日付変更線の西、翌年7月の気温を予測する指数)とSST, SLPとの相関図, fig. d, fig. g: 2022年6月実績
Fig. b: 3月の指数 IOD(WTIO-SETIO、翌年8月の気温を予測する指数)とSST, SLPとの相関図, fig. e, fig. h: 2022年3月実績
Fig. c: 1月の指数 N(アジアモンスーン域北、翌年9月の気温を予測する指数)とSST, SLPとの相関図, fig. i, fig. i: 2022年1月実績

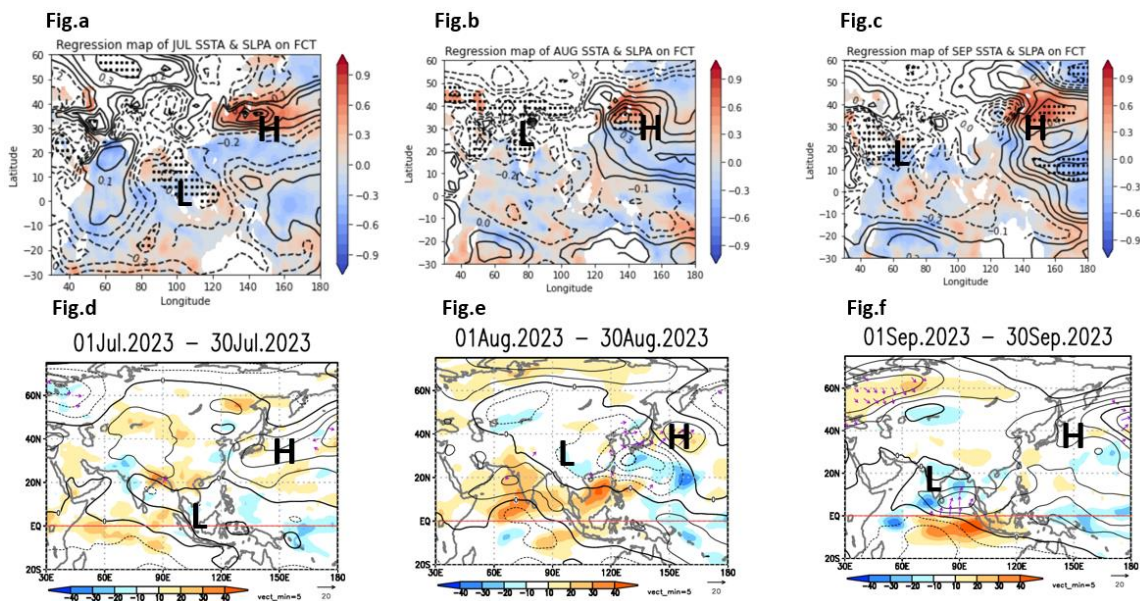


図4 (上段) 東日本日本海側の月平均気温の12ヶ月前予測値と予測対象月のSST, SLPとの相関図
データ: ERA5, SST: 陰影, SLP: 等値線
(下段) 2023年各月のSLP(hPa), OLR(W/m²) 年平均偏差 ※気象庁 SLP: 等値線, OLR: 陰影

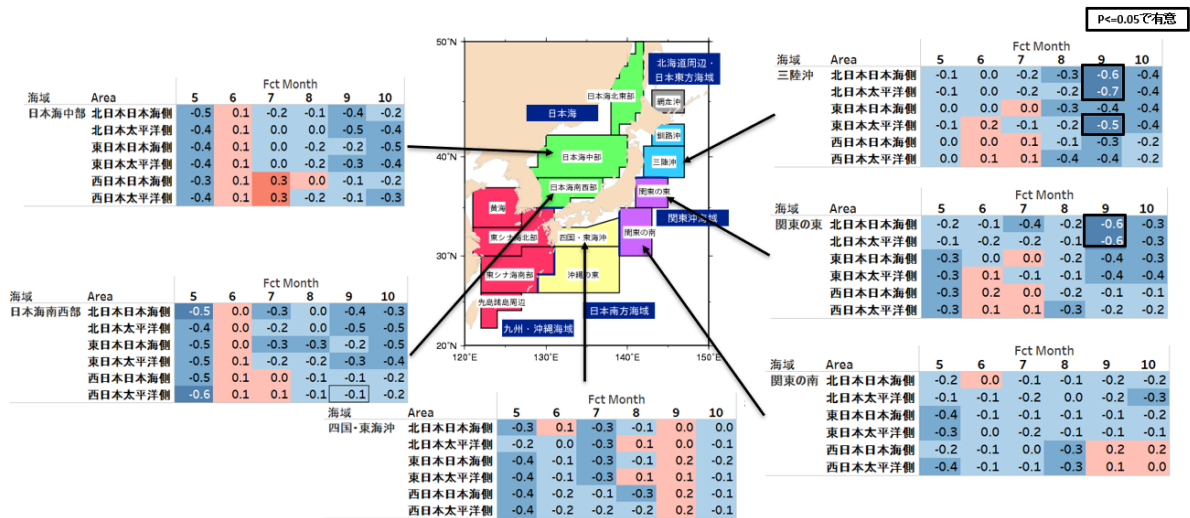


図 5 12ヶ月前イニシャルの月平均気温予測誤差と SST の線形トレンド偏差におけるアノマリ相関 SST データ：ERA5 ※図は気象庁 HP

ド洋北部での低気圧偏差や日本付近での高気圧偏差が相関図と似ているが、インド洋北西部の低気圧偏差が顕著であり、予測誤差の一因になっている可能性がある。以上のことから、とくに誤差の大きい 8 月や 9 月の高温は熱帯以外の要因の寄与が大きいと考えられる。

3.2 2023 年夏の予測誤差の要因

2023 年夏の異常高温については、気象庁異常気象分析検討会より①熱帯の対流活動、②亜熱帯ジェット気流の蛇行、③上層の高気圧の強化、④地球温暖化、⑤日本近海の高い海面水温が主な要因としてまとめられている。本ガイダンスにおいて、①は説明変数として、④は線形トレンドとして取り込んでいる。②や③などの大気の内変動に起因するものは、予測のリードタイムに限界があることからここでは考察対象とせず、事前に取り込める可能性がある要素として⑤について分析した。

OLR ガイダンスの 12ヶ月前イニシャルの予測誤差と予測対象月の 1ヶ月前の日本近海の海面水温とのラグ相関を計算した(図 5)。三陸沖や関東の東の SST においては、9 月の北日本や東日本太平洋側の誤差と有意な相関が得られた一方で、それ以外は有意な相関が得られなかった。9 月の誤差は日本近海の SST を取り込むことで改善されると思われるが、8 月の予測誤差は大気の内変動による②や③の影響が大きいと思われる。

4 まとめ

季節予報ガイダンスは、大気海洋結合モデルによる熱帯・亜熱帯の対流活動をラグも含めて指標とすることで、直上格子点値を用いたガイダンスよりも精度が上がり、2023 年夏の異常高温の予測誤差も大幅に改善することができた。一方で 2023 年は 8 月から 9 月を中心に大きな誤差が生じており、日本近海の SST を考慮することで改善できる部分がある一方、大気の内変動に起因する部分に予測限界があることが示唆された。

今後は、SST の取り込みや力学的メカニズム、対流活動指標の非対称性などの考慮により、誤差の改善を試みる。

参考文献

Gibson, P. B., Chapman, W. E., Altinok, A., Delle Monache, L., DeFlorio, M. J., & Waliser, D. E. (2021). Training machine learning models on climate model output yields skillful interpretable seasonal precipitation forecasts. *Communications Earth & Environment*, 2(1), 159.

Cohen, J., Coumou, D., Hwang, J., Mackey, L., Orenstein, P., Totz, S., & Tziperman, E. (2019). S2S reboot: An argument for greater inclusion of machine learning in subseasonal to seasonal forecasts. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, 10(2), e00567.

Ueda, H., Kamae, Y., Hayasaki, M., Kitoh, A., Watanabe, S., Miki, Y., & Kumai, A. (2015). Combined effects of recent Pacific cooling and

- Indian Ocean warming on the Asian monsoon. *Nature Communications*, 6(1), 8854.
- Kuramochi, M., Ueda, H., Kobayashi, C., Kamae, Y., & Takaya, K. (2021). Anomalous warm winter 2019/2020 over East Asia associated with trans-basin Indo-Pacific connections. *SOLA*, 17B-001.
- Ueda, H., Yasunari, T., & Kawamura, R. (1995). Abrupt seasonal change of large-scale convective activity over the western Pacific in the northern summer. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 73(4), 795-809.
- Saji, N. H., Goswami, B. N., Vinayachandran, P. N., & Yamagata, T. (1999). A dipole mode in the tropical Indian Ocean. *Nature*, 401(6751), 360-363.
- Tibshirani, Robert. "Regression shrinkage and selection via the lasso." *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology* 58.1 (1996): 267-288.
- Xie, S. P., Hu, K., Hafner, J., Tokinaga, H., Du, Y., Huang, G., & Sampe, T. (2009). Indian Ocean capacitor effect on Indo-western Pacific climate during the summer following El Niño. *Journal of climate*, 22(3), 730-747.
- 気象庁：
https://www.data.jma.go.jp/kaiyou/data/db/climate/knowledge/ind/ind_doc.html(2023.12.01 閲覧)
- 気象庁：Climate System Monitoring / TCC
(jma.go.jp) (2023.12.01 閲覧)
- 気象庁：
<https://www.jma.go.jp/jma/press/2308/28a/ke-ntoukai20230828.html>(2023.12.01 閲覧)