

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の検討

小越 久美・鈴木 はるか（一般財団法人 日本気象協会）

1. はじめに

季節予報ガイダンスは一般的に大気海洋結合モデルの直上格子点値を説明変数に用いた線形重回帰によって作成されるが、中緯度における予測精度は低く、定量的かつ高精度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おり、欧州や北米において数値予報モデルよりも高い精度で予測できることが報告されているが(Peter B. Gibson et al. 2021, Judah Cohen et al. 2018)、アジアモンスーンの影響を複雑に受ける日本域の予測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や亜熱帯の精度は飛躍的に向上している。またテレコネクションの研究分野では、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して用いたほうが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、大気海洋結合モデルの中でも精度の高い熱帯・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。

その精度結果について報告し、経済インパクトの大きい夏の予測について考察する。

2. 説明変数の検討

2a. 対流活動と海面水温の比較

はじめに、多重共線性による予測精度の低下を防ぐため、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($^{\circ}C$)を利用した。

例として7月と8月の結果を図1に示す。両月とも 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。

2b. 指標とするエリアの抽出

変数に用いる OLR の領域は、相関分析により日本の平均気温と相関の高いエリアを選択し、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た(表 1)。

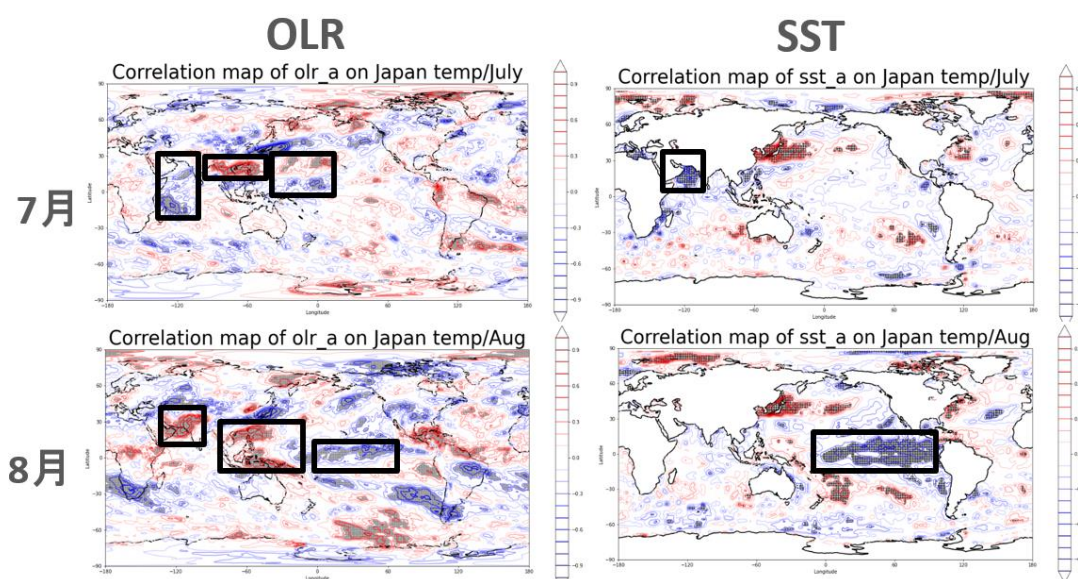


図 1 日本の月平均気温と OLR (左)・SST (右) のアノマリ相関 上段：7月 下：8月
期間：1979-2020 年 ※線形トレンド偏差 ※ハッチは $P \leq 0.05$ で有意 ※OLR の符号は正が対流活発、負が対流不活発

表 1 指標とする OLR を抽出したエリア

カテゴリ	領域	N	S	W	E
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	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
WTIO-SETIO	IOD				
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

2c. ラグ相関の確認

予測期間の延長可能性を検証するため、日本の月平均気温と OLR のラグ相関を計算した。7 月の事例を表 2 に示す。7 月の月平均気温に対して、当月や 1 ヶ月前はアジアモンスーン域やインド洋で相関が高く、半年から 1 年前には ENSO 監視海域も含め相関のある期間が見られる。また SST のラグ相関よりもやや高い値であった。OLR のラグ相関を利用し、予測期間を延長できる可能性を示唆する。

3. ガイダンスの構築

3a. データ

2. 説明変数の検討で得られた結果をもとに、日本の天候を予測する季節予報ガイダンスを構築する。説明変数である

OLR は、数値予報モデルのハインドキャストを利用する。

【説明変数】

要素：OLR (Top net thermal radiation W m⁻²) アンサンブル平均※標準化

モデル：ECMWF (Set V - SEAS)

Forecast time: 0~5month

【目的変数】

要素：月平均気温 (平年差℃)・月降水量 (平年比%)・月日照時間 (平年比%) ※線形トレンド偏差

参照：気象庁

エリア：北日本・東日本・西日本×日本海側・太平洋側 (計 6 エリア)

【データ期間】1993-2022 年

3b. ガイダンスの構築手法

ガイダンスの構築には線形重回帰を用い、LASSO 回帰を用いたクロスバリデーションにより、テスト期間の予測誤差が最も小さくなる評価関数の正則化パラメータ λ と、OLR の最大 2 領域を選択した。

予測対象月を 7 月とした際の変数選択例を示す (図 2)。イニシャルが 2 月の場合は 2 月~7 月の OLR 予測から 2 指標を、イニシャルが前年 10 月の場合は前年 10 月~4 月の OLR 予測から 2 指標を選択する。

$$L = \frac{1}{2}(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w})^T(\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w}) + \lambda\|\mathbf{w}\|_1$$

数式 1 LASSO 回帰の評価関数

表 2 日本の 7 月平均気温と各エリア平均 OLR のラグ相関

※横軸は気温に対する OLR のタイムラグ(月単位) ※太字は $p < 0.05$ で有意 ※OLR の符号は正：対流活発、負：対流不活発

カテゴリ	領域	0	-1	-2	-3	-4	-5	-6	-7	-8	-9	-10	-11	-12	-13	-14	-15
ENSO監視海域	NINO_12	0.06	-0.09	0.05	0.01	0.07	0.17	0.14	0.09	0.09	-0.06	0.20	0.17	0.28	0.37	0.25	0.16
	NINO_3	-0.04	-0.10	-0.05	0.01	0.03	-0.02	-0.13	-0.14	-0.14	-0.22	0.04	0.03	-0.04	0.06	0.00	0.02
	NINO_34	0.01	-0.08	-0.06	0.00	-0.05	-0.11	-0.16	-0.22	-0.19	-0.21	-0.16	-0.19	-0.12	-0.13	-0.02	-0.04
	NINO_4	-0.14	-0.10	-0.15	-0.14	-0.18	-0.31	-0.28	-0.30	-0.36	-0.24	-0.29	-0.29	-0.04	-0.24	-0.02	-0.15
	NINO_WEST	-0.03	0.32	0.13	0.15	0.05	0.10	0.10	0.33	0.25	0.16	0.18	-0.06	0.03	-0.35	0.09	0.06
フィリピン付近	PH	0.41	0.38	0.19	0.09	0.36	0.19	0.17	0.24	0.09	0.33	0.15	0.04	-0.19	-0.18	0.10	0.12
フィリピンの北	PH_N	0.56	0.36	0.16	-0.03	0.29	0.25	0.20	0.17	0.02	0.33	0.10	0.02	-0.19	-0.24	0.17	0.11
アジアモンスーン域	N	0.57	0.54	0.28	-0.17	0.11	-0.04	-0.09	-0.08	-0.44	0.43	0.39	0.06	-0.02	-0.01	0.23	0.06
	S	-0.25	0.11	0.19	0.29	0.15	0.32	0.27	0.16	0.20	0.27	0.33	0.20	0.47	-0.17	0.30	0.11
	W	0.16	0.43	0.17	0.12	0.13	0.28	0.22	0.08	-0.25	0.37	0.37	-0.16	0.14	-0.11	0.25	-0.02
	E	0.33	0.43	0.19	0.14	0.28	0.20	0.21	0.27	0.13	0.32	0.16	0.05	-0.09	-0.22	0.17	0.15
海洋大陸	MC	-0.02	0.13	0.39	0.29	0.16	0.15	0.24	0.23	0.27	0.36	0.29	0.35	0.38	0.16	0.18	0.17
インド洋 (全体・東・西)	IOBW	-0.26	-0.25	0.19	-0.12	-0.07	0.24	0.13	-0.22	-0.27	-0.15	0.25	0.04	0.35	-0.14	-0.02	-0.05
	SETIO	0.14	0.21	-0.09	0.09	-0.02	0.35	0.37	0.10	0.26	0.35	0.16	0.23	0.06	0.04	0.38	0.15
	WTIO	-0.35	-0.42	0.21	-0.07	-0.03	0.30	-0.15	-0.24	-0.22	-0.36	0.16	0.04	0.22	-0.12	-0.07	-0.19
アラビア海	WTIO_N	-0.11	-0.13	0.22	-0.29	-0.08	-0.30	-0.30	-0.27	-0.23	-0.17	0.04	-0.07	0.36	0.12	-0.26	0.12
日付変更線の西	DATEW	-0.24	0.04	0.04	-0.06	-0.14	-0.27	-0.22	0.10	-0.10	-0.09	-0.09	-0.24	0.09	-0.32	0.04	-0.13
日付変更線付近	DL	-0.21	-0.12	-0.18	-0.15	-0.17	-0.39	-0.33	-0.34	-0.37	-0.22	-0.31	-0.31	0.03	-0.24	0.03	-0.11
対流ジャンプ付近	JUMP	0.33	0.25	0.11	0.24	0.19	0.06	0.06	0.05	0.15	0.16	-0.03	0.01	-0.08	0.03	-0.09	-0.02
大西洋 (北・南)	TNA	-0.30	-0.30	-0.12	0.17	0.13	0.02	0.11	0.16	0.09	0.13	-0.17	0.18	-0.08	-0.18	-0.01	-0.09
	TSA	0.43	-0.04	0.04	0.15	-0.16	-0.22	-0.25	0.00	-0.06	0.02	0.03	-0.05	-0.30	0.13	0.05	-0.01

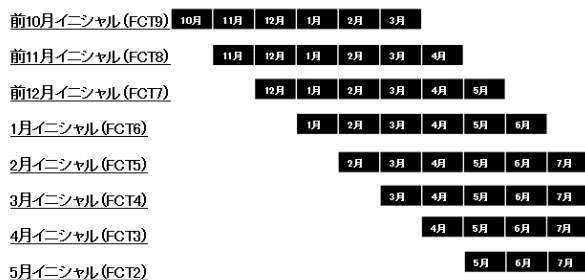


図 2 ガイダンスの構築イメージ
(予測対象月 7 月の例)

4. 結果 (予測精度)

ガイダンスの予測精度を評価するために、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の各エリア平均を用いた単回帰によるガイ

ダンスを作成し比較した。以降、OLR を用いたガイダンスを OLR ガイダンス、直上格子点値を用いたガイダンスを直上ガイダンスと呼ぶ。

【直上ガイダンスの説明変数】

※右は対応する目的変数

Surface solar radiation

downwards (J/m**2)⇒月日照時間

Total precipitation (m) ⇒月降水量

2mTemperature (℃) ⇒月平均気温

OLR ガイダンスと直上ガイダンスの予測と実績のアノマリ相関を表 3 に示す。FCT0 (当月予測)を除いて OLR ガイダンスのほうが相関が高く、精度が向上している。

また、OLR ガイダンスによる FCT0 (当月予測) から FCT19 (19 ヶ月前予測) における月平均気温の予測と実績のアノマリ相関

表 3 OLR ガイダンスと直上ガイダンスの予測と実績のアノマリ相関の比較

期間 1993-2016 年 24 年×6 エリア=144 サンプル OLR : クロスバリデーションによるテスト結果 直上 : 学習期間の結果

		1		2		3		4		5		6		7		8		9		10		11		12	
要素	FCT	OLR	直上	OLR	直上	OLR	直上	OLR	直上	OLR	直上	OLR	直上	OLR	直上	OLR	直上	OLR	直上	OLR	直上	OLR	直上	OLR	直上
降水量	5	0.59	0.27	0.56	0.19	0.46	0.18	0.57	0.24	0.58	0.22	0.57	0.22	0.60	0.25	0.59	0.22	0.51	0.22	0.62	0.21	0.60	0.19	0.47	0.18
	4	0.56	0.24	0.54	0.20	0.48	0.20	0.60	0.22	0.56	0.22	0.54	0.22	0.52	0.22	0.46	0.21	0.39	0.23	0.61	0.22	0.58	0.22	0.51	0.20
	3	0.64	0.33	0.64	0.23	0.48	0.20	0.58	0.21	0.52	0.19	0.52	0.22	0.50	0.20	0.43	0.20	0.43	0.23	0.54	0.19	0.60	0.21	0.50	0.21
	2	0.55	0.26	0.45	0.20	0.55	0.22	0.61	0.26	0.45	0.23	0.51	0.21	0.50	0.20	0.50	0.24	0.46	0.20	0.46	0.24	0.60	0.24	0.59	0.19
	1	0.63	0.31	0.32	0.18	0.43	0.21	0.55	0.24	0.35	0.20	0.50	0.23	0.63	0.22	0.49	0.22	0.40	0.21	0.51	0.18	0.51	0.18	0.54	0.24
	0	0.57	0.43	0.45	0.41	0.42	0.39	0.46	0.40	0.39	0.36	0.47	0.20	0.53	0.45	0.53	0.40	0.46	0.34	0.54	0.30	0.48	0.41	0.48	0.43
日照時間	5	0.57	0.23	0.52	0.21	0.52	0.21	0.57	0.22	0.53	0.22	0.54	0.23	0.52	0.23	0.61	0.22	0.54	0.21	0.69	0.23	0.47	0.20	0.56	0.21
	4	0.61	0.21	0.50	0.22	0.58	0.21	0.56	0.23	0.50	0.21	0.54	0.18	0.39	0.24	0.56	0.21	0.54	0.21	0.69	0.30	0.52	0.22	0.52	0.21
	3	0.52	0.24	0.45	0.21	0.38	0.21	0.51	0.20	0.42	0.21	0.51	0.21	0.40	0.21	0.49	0.20	0.44	0.20	0.72	0.25	0.44	0.24	0.53	0.23
	2	0.48	0.24	0.40	0.16	0.43	0.23	0.58	0.22	0.52	0.22	0.56	0.20	0.46	0.22	0.48	0.21	0.58	0.20	0.69	0.27	0.49	0.23	0.57	0.20
	1	0.48	0.26	0.45	0.19	0.53	0.22	0.51	0.25	0.49	0.18	0.54	0.18	0.59	0.22	0.50	0.23	0.45	0.22	0.67	0.25	0.40	0.21	0.49	0.21
	0	0.51	0.36	0.33	0.32	0.42	0.41	0.43	0.42	0.39	0.39	0.53	0.33	0.65	0.52	0.46	0.54	0.47	0.33	0.69	0.48	0.40	0.49	0.36	0.27
気温	5	0.32	0.19	0.55	0.23	0.72	0.25	0.48	0.22	0.54	0.17	0.46	0.17	0.55	0.23	0.54	0.20	0.54	0.26	0.60	0.22	0.54	0.19	0.53	0.16
	4	0.40	0.20	0.56	0.23	0.61	0.17	0.63	0.22	0.62	0.24	0.35	0.22	0.43	0.20	0.46	0.20	0.69	0.31	0.65	0.25	0.55	0.22	0.50	0.22
	3	0.35	0.22	0.52	0.20	0.57	0.20	0.59	0.23	0.60	0.16	0.43	0.17	0.37	0.22	0.50	0.19	0.63	0.36	0.65	0.20	0.41	0.21	0.47	0.23
	2	0.47	0.20	0.65	0.22	0.52	0.16	0.69	0.26	0.54	0.20	0.42	0.13	0.44	0.21	0.49	0.21	0.62	0.30	0.57	0.29	0.58	0.22	0.51	0.25
	1	0.44	0.25	0.52	0.23	0.63	0.31	0.56	0.25	0.47	0.26	0.25	0.13	0.65	0.25	0.44	0.27	0.67	0.39	0.61	0.26	0.45	0.24	0.44	0.26
	0	0.68	0.59	0.54	0.59	0.38	0.61	0.61	0.69	0.37	0.63	0.48	0.21	0.70	0.59	0.56	0.64	0.56	0.62	0.61	0.61	0.66	0.68	0.40	0.69

		Month											
FCT		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
19	0.45	0.58	0.71	0.54	0.57	0.60	0.57	0.54	0.54	0.49	0.56	0.55	0.55
18	0.42	0.59	0.68	0.55	0.70	0.53	0.47	0.59	0.53	0.56	0.50	0.50	0.59
17	0.41	0.55	0.70	0.51	0.66	0.59	0.48	0.53	0.41	0.50	0.52	0.50	0.50
16	0.50	0.58	0.69	0.44	0.67	0.60	0.59	0.44	0.39	0.62	0.58	0.48	0.48
15	0.38	0.56	0.73	0.56	0.74	0.57	0.43	0.50	0.53	0.65	0.49	0.46	0.46
14	0.53	0.53	0.79	0.64	0.65	0.58	0.46	0.54	0.63	0.62	0.52	0.45	0.45
13	0.53	0.51	0.74	0.48	0.68	0.58	0.57	0.55	0.60	0.58	0.48	0.43	0.43
12	0.46	0.46	0.64	0.55	0.69	0.58	0.56	0.50	0.59	0.58	0.44	0.57	0.57
11	0.50	0.62	0.70	0.57	0.61	0.55	0.52	0.48	0.58	0.62	0.63	0.53	0.53
10	0.49	0.60	0.70	0.52	0.60	0.54	0.51	0.56	0.50	0.55	0.49	0.54	0.54
9	0.69	0.43	0.69	0.50	0.66	0.54	0.63	0.56	0.46	0.60	0.50	0.53	0.53
8	0.58	0.50	0.65	0.50	0.63	0.58	0.50	0.43	0.58	0.63	0.61	0.52	0.52
7	0.48	0.47	0.62	0.56	0.62	0.57	0.52	0.56	0.60	0.63	0.54	0.50	0.50
6	0.49	0.49	0.77	0.61	0.61	0.70	0.55	0.56	0.62	0.62	0.43	0.54	0.54
5	0.45	0.56	0.72	0.44	0.62	0.63	0.61	0.57	0.57	0.60	0.51	0.54	0.54
4	0.48	0.52	0.70	0.58	0.66	0.63	0.57	0.47	0.71	0.63	0.55	0.50	0.50
3	0.47	0.55	0.73	0.57	0.68	0.65	0.53	0.53	0.62	0.59	0.40	0.48	0.48
2	0.55	0.65	0.68	0.60	0.65	0.61	0.56	0.53	0.64	0.57	0.56	0.50	0.50
1	0.54	0.54	0.73	0.50	0.59	0.57	0.70	0.48	0.69	0.61	0.46	0.49	0.49
0	0.66	0.57	0.61	0.57	0.53	0.60	0.72	0.56	0.58	0.63	0.65	0.42	0.42

図 3 OLR ガイダンスによる月平均気温の予測と実績のアノマリ相関

期間 : 1993-2022 年 30 年×6 エリア=180 サンプル クロスバリデーションによるテスト結果

表 4 東日本日本海側 7 月平均気温予測の説明変数

P<0.05 で有意な説明変数のみを抽出。説明変数の数字は選択された月を示す。添え字 p はプラスを二乗、m はマイナスを 2 乗した変数

FCT	Initial	説明変数	Coef	P	R2 adj
18	前年1月	WTIO_N_m_5	0.38	0.05	0.1
17	前年2月	W_7	0.43	0.05	0.21
		PH_N_2	0.51	0.02	0.21
16	前年3月	PH_N_8	0.68	0	0.3
13	前年6月	W_7	0.47	0.03	0.13
12	前年7月	WTIO_m_7	0.33	0.01	0.19
10	前年9月	IOBW_9	0.58	0.01	0.22
9	前年10月	N_10	0.79	0.01	0.4
8	前年11月	WTIO_12	-0.57	0.01	0.2
		DATEW_2	-0.43	0.03	0.29
5	2月	WTIO_p_6	-0.29	0.02	0.29
2	5月	WTIO_p_7	-1.04	0.02	0.29
1	6月	WTIO_p_6	-0.44	0	0.52

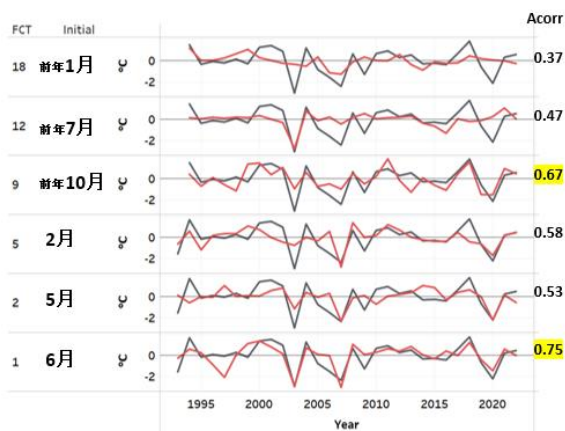


図 4 東日本日本海側 7 月平均気温の予測

黒：観測 赤：予測

1 年ずつをテストしたクロスバリデーションの結果

を図 3 に示す。FCT 19 においてもアノマリ
 相関 0.5 以上をキープしている予測対象月
 が多いこと、Forecast Time が短いほど成
 績が良いわけではなく、予測対象月から離
 れたイニシャルのほうが成績がよい月もあ
 ることが分かった。

5. 考察

経済インパクトの大きい 7 月の平均気温
 予測を対象に、予測対象月から離れたイニ
 シャル月の予測精度が高い理由を考察し
 た。7 月の平均気温の予測精度が最も高か
 ったのは東日本日本海側であった。統計的
 有意な説明変数のみを表 4 に示す。自由度
 調整済決定係数 (R2 adj) を用いて評価す
 ると FCT1 (6 月イニシャル) が最も精度が
 高く、次いで FCT9 (前年 10 月イニシャ
 ル) の精度が高い。図 4 に実際の時系列を
 示す。FCT9 (前年 10 月イニシャル) では、
 2003 年・2019 年・2020 年の低温や、2018
 年の高温などが前後のイニシャルと比較し
 てよく予測出来ている。表 4 より、10 月
 イニシャルにおいて選択されたのは 10 月
 の N (アジアモンスーン域北の OLR) で、
 10 月のアジアモンスーン域の OLR の精度が
 上がることで、翌年 7 月の予測精度が上が
 っていることが分かる。

選択された変数がどのような循環場を見
 ているのか調べるために、予測値と海面水

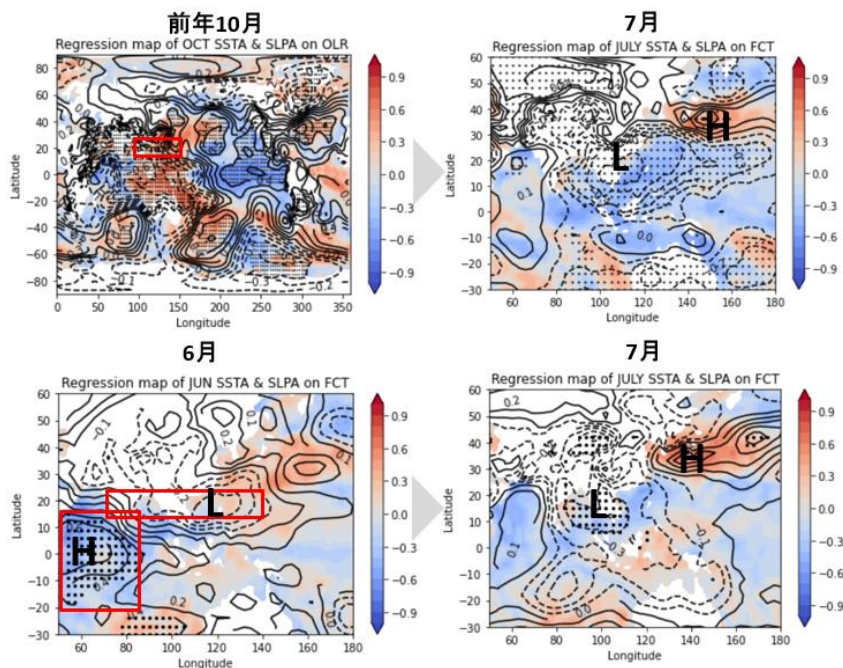


図 5 東日本日本海側 7 月
 の平均気温予測と
 SST/SLP の相関図

上段:前年 10 月イニシャル

下段: 6 月イニシャル

陰影:SST,等値線:SLP

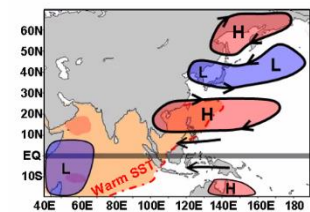


図 6 インド洋昇温時
 の夏の気圧パターン

※気象庁ホームページ

温 (SST)、海面気圧 (SLP) との相関分析を行った。データは ERA5 を用いている。

図 5 上段左の 10 月イニシャルの予測値と 10 月の相関図では、IOD や ENSO の特徴が現れており、図 5 上段右の翌 7 月との相関図では、PJ パターンが見られる。つまり 10 月に負 (正) の IOD、ラニーニャ現象 (エルニーニョ現象) が卓越するほど、翌 7 月は正の (負の) PJ パターンが特徴的となり、東日本日本海側が高温 (低温) になると解釈できる。図 5 下段は 6 月イニシャルの予測との相関図を示し、6 月のインド洋 SST の降温 (昇温) と SLP の上昇 (低下)、7 月の日本付近の SLP の上昇 (低下) と相関が見られる。これらはインド洋キャパシタ効果 (Xie et al. 2009) と整合的である。

7 月の予測においては、前年 10 月の IOD や ENSO の状況、直前 6 月のインド洋の状況が予測における重要な要素となっており、FCT8 (前年 11 月イニシャル) から FCT2 (5 月イニシャル) で精度が落ちるのは、前年 10 月の情報を取り込んでいないことと、6 月の予測精度が低いことに起因する。

6. まとめと今後の課題

日本の天候を予測する季節予報ガイダンスは、大気海洋結合モデルにおける熱帯・亜熱帯の対流活動を指標とすることで、直上格子点値を用いたガイダンスよりも精度が向上した。

ラグ相関を利用することで、どの月も Forecast Time を延長することができ、7 月は、前シーズンの秋の対流活動分布が精度向上に貢献していることが分かった。

今回は大気海洋結合モデルによる予測値のみを説明変数に用いたが、過去の実績値を取り込むことで精度向上が期待できる。

7. 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., Hayasaka, 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.

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.

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.

気象庁：令和 4 年度季節予報研修テキスト 第一号 新しい季節アンサンブル予報システム (気候情報課)

NOAA:Climate Indices: Monthly Atmospheric and Ocean Time Series <https://psl.noaa.gov/data/climateindices/list/> (2023.12.01 閲覧)

気象庁：
https://www.data.jma.go.jp/kaiyou/data/d/b/climate/knowledge/ind/ind_doc.html(2023.12.01 閲覧)

