MJO 相空間における予測可能性推定の代替的な手法と その S2S モデルへの適用

市川悠衣子・稲津將 (北海道大学)

1. はじめに

大気のカオス的な性質のために生じる 不確実性は,完全モデルの仮定のもと,単 独モデルによるアンサンブル予報の初期 擾乱の広がり(スプレッド)によって推測 されてきた. しかしながら, Madden-Julian 振動 (MJO)については、ほとんど の GCM において多くの課題があり、完全 モデルを仮定するには注意を要する. MJO 相空間においても確率密度関数にゆ がみが生じるために、相空間内の振幅 (MJO の強度) が維持できず, またスプレ ッドが広がらないことが知られている (Zhang et al. 2006; Subramanian and Zhang 2014; Wang et al. 2013; Vitart 2014). Waliser et al. (2003)は振幅の減衰 がみられるモデルについて, スプレッドが モデル内の MJO の振幅の大きさまで広が る期間として予報限界を定義する手法を 提案した.この手法によって, MJO の潜在 的な予報限界は3週間から4週間程度と推 定された(Neena et al. 2014; Kim et al. 2014). また, いずれの研究からもその予報 限界は予報初期の相空間上の振幅が1以上, すなわち比較的強い MJO シグナルがある ときに長くなることが示唆された. とはい え, Waliser et al. (2003)の手法も完全モデ ルの仮定を用いることには変わりなく, MJO の振幅の減衰が相空間内で一様でな ければ,これによって確率密度関数のゆが みの影響を取り除くことはできない.

そこで、本研究ではここでは完全モデルの仮定を用いずに予測可能性を推定する 手法を提案する. Kumar and Hoerling (2000)による理論的な考察をもとに、初期値誤差の大きさを解析と数値モデルの統計的な関連付ける(Kumar et al. 2014; Scaife et al. 2014; Eade et al. 2014). さらに、この手法ではマルチモデル予報をもとに予報限界を推定することが可能であり、それによって単独モデルよりも精度の高い予報限界の推定を得ることが可能である。そこで近年立ち上がった季節内から季節予報プロジェクト(the sub-seasonal to seasonal:以下 S2S: Brunet et al. 2010; Vitart et al. 2012, 2017)に参加する予報局の現業 GCM によるハインドキャストを用いて、予報限界の推定を行った.

2. データ

データはヨーロッパ中期予報センター (ECMWF), 気象庁(JMA), そして米国国立環境予測センター(NCEP)による 1999年から 2009年のハインドキャストとそれに対応した再解析を用いた. MJO 相空間は(Wheeler and Hendon 2004)に依拠し,南北緯度 15度の範囲で平均した赤道の200hPa, 850hPa東西風の季節内変動成分から,その結合経験直交関数の上位2モードとして定義した. 相空間上の振幅が1以上の場合をMJOが発生しているとみなし,さらに偏角をもとに慣例に従ってMJO の実空間における対流中心の位置を与えた.

3. 予測可能性の推定手法

図1のように、完全モデルによるアン サンブル予測を用いて予報を行うことを 考える.ここで完全モデルとは、真値を 初期値として与えれば現実大気を再現す ることができるモデルであるとする. 完全モデルに対して初期値に小さな擾乱を与えることで, アンサンブル予測を構成する.

予報日 $\tau=0$ であるときは、アンサンブルスプレッドは十分に小さく、真値 $X_0(\tau)$ はアンサンブル平均 $X_f(\tau)$ に一致する、十分に長い時間が経過したとき、アンサンブルスプレッドの広がりは気候値的な確率密度関数に一致し、アンサンブル平均 $X_f(\tau)$ は気候値と等しい。

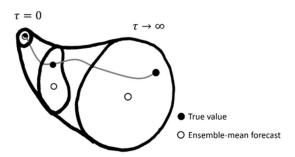


図1. 完全モデルによるアンサンブル予報の概念図. アンサンブルメンバの広がりとその時間発展が黒い実線で示されている. 黒丸と白丸はそれぞれ真値とアンサンブル平均である.

同様の予報を異なる初期日に対して複数回行うことによって,初期日からτ日目の真値の集団

$$\{X_0^1(\tau), X_0^2(\tau), \dots, X_0^N(\tau)\}$$

とそれに対応する完全モデルのアンサン ブル平均の集団

$$\left\{ \boldsymbol{X}_{f}^{1}(\tau),\boldsymbol{X}_{f}^{2}(\tau),\ldots,\boldsymbol{X}_{f}^{N}(\tau)\right\}$$

を得る. 真値とアンサンブル平均の差として 初期 値依 存性 誤差 $X_i^j(\tau) = X_0^j(\tau) - X_f^j(\tau)$ を定義すると、各集団の分散の関係は

$$\sigma^2[\mathbf{X}_0(\tau)] = \sigma^2[\mathbf{X}_f(\tau)] + \sigma^2[\mathbf{X}_i(\tau)]$$

として表される(DelSole and Feng 2013; Williams et al. 2014; Kumar et al. 2014). ここで $X_f(\tau)$ と $X_i(\tau)$ は無相関であるという仮定を用いた.また,真値と完全モデルのアンサンブル平均の間の相互相関係数は

$$r = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^{N} \frac{(\boldsymbol{X}_{0}^{j} - \langle \boldsymbol{X}_{0} \rangle) \cdot (\boldsymbol{X}_{f}^{j} - \langle \boldsymbol{X}_{f} \rangle)}{\sigma(\boldsymbol{X}_{0}) \, \sigma(\boldsymbol{X}_{f})}$$

となる. Nは予報の総数である. 再度 $X_f(\tau)$ と $X_i(\tau)$ は無相関であるという仮定を用いると相互相関係数は

$$r = \frac{\sigma(\mathbf{X}_f)}{\sigma(\mathbf{X}_0)}$$

と書ける. ここで完全モデルの仮定を外すと, 実際のモデルは完全モデルよりも予測精度が低いと考えられるから $r < \sigma(X_f)/\sigma(X_0)$ である(Eade et al. 2014). これと各集団の分散の関係を用いて, 初期値依存性の上限は既知の量のみで与えることができる

$$\sigma(X_i) \le \sigma(X_0) \sqrt{1 - r^2}.$$

ここで、真値は解析値で代用することとした.

4. 結果

4.1 新手法と先行研究の手法の単独モデルアンサンブル平均予報への適用

ここでは前節で提案された新手法をS2S モデル群に適用し、潜在的な予報限界の下 限値を得る. 新手法と比較するために, Neena et al. 2014 の手法によっても同様 に予報限界の推定を行う. 新手法は, 初期 値依存性誤差の期待値がとりうる最大値 を与える. これを裏返せば、潜在的な予報 限界の下限値が与えられるということで ある. ここでは、初期値誤差の最大値の推 定が気候値的な分散の半分に相当する1に 達した日を予報限界と定義し, 各モデルに 対してそれを計算する. これは Neena et al. (2014)で採用された, $\sqrt{2}$ を乗じたスプレ ッドがモデル内 MJO の振幅に到達する予 報日とする定義とほぼ同等である. 新手法 は予報限界の下限値を与えるので, 先行研 究の手法で得られた短すぎる推定を指摘 することが可能である. 新手法を用いた場 合,初期振幅が1以上だったときの予報限

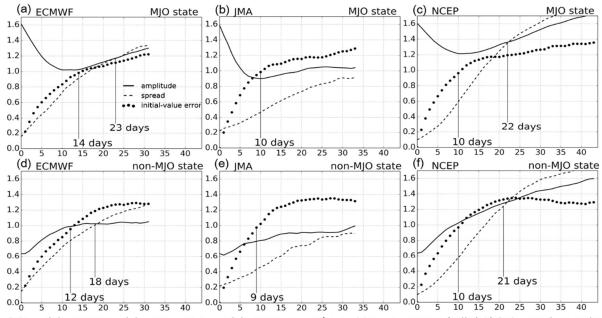


図2. (a) ECMWF, (b) JMA, そして(c) NCEPのモデルに対して、MJOの初期振幅が一以上の予報について平均した(実線)MJOの振幅, (破線) $\sqrt{2}$ で乗じたスプレッド, (点線) 新手法による初期値依存性誤差の最大値の推定. 予報限界(日) はそれぞれの手法に対して垂線で示されている. (d-f) (a-c) と同様だが、MJOの初期振幅が一未満の予報に対してのもの.

界の下限値は ECMWF モデルでは 14 日, JMA と NCEP モデルはそれぞれ 10 日で あった (図 2a-c). それに対して,初期振幅 が 1 未満だった場合の予報限界の下限値は ECMWF,JMA と NCEP モデルそれぞれ で 12, 9, 10 日であった (図 2d-f). この 結果は,MJO が発生しているときのほうが 平均して予報限界が伸びることが示唆さ れる. この結果は同じモデルを用いた先行 研究の手法による結果と整合的である. 先 行研究の手法を ECMWF モデルに適用し た場合,初期振幅が 1 以上だったときの予 報限界の推定値は 23 日であるのに対し(図 2a),初期振幅が 1 未満だったときは 21 日 だった.

4.2 新手法によるマルチモデル解析

マルチモデル解析では、複数の単独モデルとマルチモデル平均による予報限界を組み合わせて、より長い予報限界の下限を得る. つまり、複数モデルのうち、初期値依存性誤差が最後に1に達するもののみを潜在的な予報限界の下限として用いる. これは不等式で初期値依存性誤

差の取りうる最大値を与える新手法のもつ利点である.

図3にマルチモデル解析の結果が示さ れている. 初期振幅が1以上の予報で は、平均して18日に初期値依存性誤差が 1以上になる(図3a). 初期振幅が1未満 の場合は 12 日であり (図 3b), MJO が発 生しているときのほうが平均して予報限 界が伸びるという図2の結果を支持す る. 予報開始時の MJO の対流中心の位置 に対する予測可能性の依存性は図 3c-f に 示されている. 最も予報限界が長いのは MJO の対流中心がインドネシアにある時 に予報開始した場合の28日であり(図 3d), ほかの地域で予報開始した場合の 15-18 日よりも 1 週間以上長い. これはイ ンドネシアから予報開始した際の観測群 の分散 $\sigma^2(X_0)$ が予報日数が経過しても小さ いままであることに起因している.

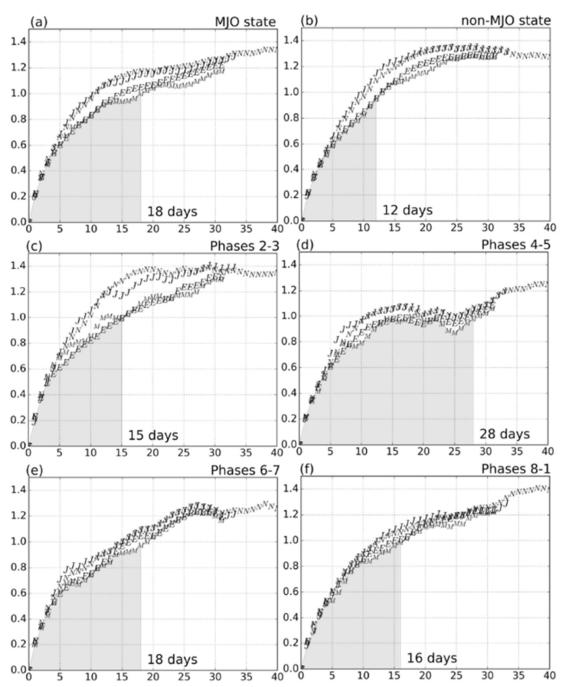


図3. MJ0の初期振幅が(a)1以上, (b) 1未満の予報について(E) ECMWF, (J) JMA, (N) NCEPモデル, および (M) マルチモデル平均予報を用いて計算した初期値依存性 誤差の下限値. (c-f) 予報開始日のMJ0の対流中心の位置が(c) インド洋(d) インドネシア(e) 太平洋および(f) 太平洋以西の予報に対して計算した初期値 依存性誤差の下限値.

5. 結論

この研究では完全モデルの仮定を置かずに潜在的な予報限界を推定する手法を 提案した. 初期値依存性誤差の上限値の 推定は解析群とアンサンブル平均予報群 の共分散、および解析群の分散にもとづいて行われた. S2S プロジェクトの現業予報にたいし、MJO 相空間上でこの手法を適用した.予測可能性は MJO 相空間上での振幅が1以上、つまり MJO の対流活動が比較的活発な時に延びるこ

とが分かった. このことはアンサンブル スプレッドを用いた先行研究と整合的で あったが、手法の性質上3つの利点があ る;すなわち,完全モデルの仮定が妥当 でない場合, またマルチモデル解析にも 適用可能であり、さらにほかのやり方に よって得られた予報限界が短すぎること を指摘できる. さらに相空間上の初期振 幅,または MJO の対流中心の位置ごと にマルチモデル解析を行った. 予報開始 時点で MJO の対流中心がインドネシア にあるときに最も予報限界が長く, 予報 限界は28日であることが分かった.こ れはほかの地域から予報開始した場合の 15日から18日の予報限界よりも一週間 程度長い. この結果と、MJO 相空間に おける予測精度との比較は興味深い. 多 くの GCM 内の MJO はインドネシア上 を通過できずに消滅する傾向にあり、し たがってインドネシアに MJO の対流中 心があるときの予報精度は低い(e.g. Vitart 2014; Matsueda and Endo 2011; Wang et al. 2013). この研究の結果は, インドネシアにおける MJO の再現の困 難がモデルの構造に由来するものであ り、潜在的な予測可能性はそれに影響さ れないということを示唆する.

6. 参考文献

- Brunet, G., and Coauthors, 2010: Collaboration of the weather and climate communities to advance subseasonal-to-seasonal prediction. Bull. Am. Meteorol. Soc., **91**, 1397–1406, doi:10.1175/2010BAMS3013.1.
- DelSole, T., and X. Feng, 2013: The "Shukla-Gutzler" method for estimating potential seasonal predictability. Mon. Weather Rev.,

- 141, 822-831, doi:10.1175/MWR-D-12-00007.1.
- Eade, R., D. Smith, A. Scaife, E. Wallace, N. Dunstone, L. Hermanson, and N. Robinson, 2014: Do seasonal □to □ decadal climate predictions underestimate the predictability of the real world? Geophys. Res. Lett., 41, 5620-5628,
 - doi:10.1002/2014GL061146.
- Kim, H.-M., P. J. Webster, V. E. Toma, and D. Kim, 2014: Predictability and prediction skill of the MJO in two operational forecasting systems. *J. Climate*, **27**, 5364-5378, doi:10.1175/JCLI-D-13-00480.1.
- Kumar, A., and M. P. Hoerling, 2000: Analysis of a Conceptual Model of Seasonal Climate Variability and Implications for Seasonal Prediction. Bull. Am. Meteorol. Soc., 81, 255–264, doi:10.1175/1520-0477(2000)081<0255:AOACMO>2. 3.CO;2.
- —, P. Peng, and M. Chen, 2014: Is there a relationship between potential and actual skill? Mon. Weather Rev., 142, 2220-2227, doi:10.1175/MWR-D-13-00287.1.
- Matsueda, M., and H. Endo, 2011: Verification of medium-range MJO forecasts with TIGGE. Geophys. Res. Lett., 38, doi:10.1029/2011GL047480.
- Neena, J. M., J. Y. Lee, D. Waliser, B. Wang, and X. Jiang, 2014: Predictability of the Madden-

- Julian Oscillation in the intraseasonal variability hindcast experiment (ISVHE). *J. Climate*, **27**, 4531–4543, doi:10.1175/JCLI-D-13-00624.1.
- Scaife, A. A., and Coauthors, 2014:
 Skillful long □range prediction of
 European and North American
 winters. *Geophys. Res. Lett.*, 41,
 2514–2519,
 doi:10.1002/2014GL059637.
- Subramanian, A. C., and G. J. Zhang, 2014: Diagnosing MJO hindcast biases in NCAR CAM3 using nudging during the DYNAMO field campaign. *J. Geophys. Res.* Atmos., 119, 7231–7253, doi:10.1002/2013JD021370.
- Vitart, F., 2014: Evolution of ECMWF sub-seasonal forecast skill scores. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, **140**, 1889–1899, doi:10.1002/qj.2256.
- —, A. W. Robertson, and D. L. T. Anderson, 2012: Subseasonal to Seasonal Prediction Project: bridging the gap between weather and climate. Bull. Word Meteorlogical Organ., 61, 23–28, doi:10.1007/s13143-014-0001-1.
- Vitart, F., and Coauthors, 2017: The Subseasonal to Seasonal (S2S)
 Prediction Project Database. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **98**, 163–173, doi:10.1175/BAMS-D-16-0017.1.
- Waliser, D. E., K. M. Lau, W. Stern, and C. Jones, 2003: Potential predictability of the Madden–Julian Oscillation. *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, **84**, 33–50, doi:10.1175/BAMS-84-1-33.

- Wang, W., M.-P. Hung, S. J. Weaver, A. Kumar, and X. Fu, 2013: MJO prediction in the NCEP Climate Forecast System version 2. *Clim. Dyn.*, **42**, 2509–2520, doi:10.1007/s00382-013-1806-9.
- Wheeler, M. C., and H. H. Hendon, 2004: An all-season real-time multivariate MJO index:

 Development of an index for monitoring and prediction. *Mon. Weather Rev.*, **132**, 1917–1932, doi:10.1175/1520-0493(2004)132<1917:AARMMI>2.0 .CO;2.
- Williams, R. M., C. A. T. Ferro, and F. Kwasniok, 2014: A comparison of ensemble post processing methods for extreme events TL 140. *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 140, 1112–1120, doi:10.1002/qj.2198.
- Zhang, C., M. Dong, S. Gualdi, H. H. Hendon, E. D. Maloney, A. Marshall, K. R. Sperber, and W. Wang, 2006: Simulations of the Madden-Julian oscillation in four pairs of coupled and uncoupled global models. *Clim. Dyn.*, 27, 573–592, doi:10.1007/s00382-006-0148-2.