

特異値分解解析 (SVD) を用いた AOGCM 季節予測の統計的ダウンスケーリング -インドシナ半島の秋季の降水の予測可能性-

今田 由紀子 (東工大・情報理工)・木本 昌秀 (東大・AORI)・鼎 信次郎 (東工大・情報理工)

1. はじめに

近年, Atmosphere and Ocean General Circulation Model (AOGCM) を用いた季節予測が本格化し, ENSO (El Niño/Southern Oscillation) を初めとする熱帯域の大規模スケールの現象の予測スキルは飛躍的に向上した (例えば, Jin et al. 2008). しかし, 多くの GCM の解像度は海陸のコントラストや細かい地形を解像するには不十分であるため, 局所的な気候の予測に適用するには多くの問題を抱えている (Xu 1999).

GCM の不足点を補うために様々なダウンスケーリング手法が試みられて来た. それらは, GCM からの出力を境界条件として高解像度の領域気候モデルをネストする「力学的ダウンスケーリング」と, GCM の出力と局所的な気候要素との間の統計的な関係式を利用して GCM の予測値を局所現象の予測に変換する「統計的ダウンスケーリング」の2種類に分類される. しかし, 力学的ダウンスケーリングでは, 計算負荷が大きいことや, 境界条件として用いられる GCM の出力自体に誤差が含まれているため適用地域に応じたバイアス補正が不可欠になるなどの問題が付随する. これに対し統計的ダウンスケーリングでは, 計算負荷が小さいことに加え, GCM の誤差を含んだ状態での統計的関係を利用するため, 前述のような問題を伴わない. しかし, 気候変動は様々な時間・空間スケールの変動の複合系であり, それぞれの変動要素に対して独立した物理メカニズムに基づいた統計関係が存在するはずである. したがって, 観測値とモデル出力値との間を直接統計関係で結び付けてしまうと, 各変動要素の物理メカニズムが無視されてしまう危険性がある.

そこで本研究では, 特異値分解解析 (Singular Value Decomposition analysis; SVD) を用いて気候場を各変動要素に分離し, 現象毎に卓越する物理的な関係を用いてダウンスケーリングする手法を導入した. SVD を統計的ダウンスケーリングに導入した過去の研究例では, 局所気候の予測スキル

に対するその有効性が報告されているが (Kang et al. 2007; Chu et al. 2008), 気象災害の対策等に利用するレベルには達していないのが現状である. 本研究の目的は, そのような SVD を用いた季節予測の限界をもたらしている要因が何であるかを追究し, 今後の改善策を見出すための指針を示すことである. したがって, 単に統計処理を施して関係式を導くだけでなく, SVD によって分離された各モードの現象毎にそれらを支配する物理プロセス自体が予測可能であるか否かを議論し, 予測可能性の高いモードと低いモードの評価を試みる.

予測対象には GCM が予測を得意とする熱帯太平洋の大規模場の変動と結びついた気候特性を持つ局所現象が望ましく, そのような例として, 秋季のインドシナ半島東岸のベトナム地域の降水を取り上げた. この地域は, 度々洪水や冠水の水災害に見舞われる地域であるが, SVD を用いた季節予測のダウンスケーリングが適用された例はこれまでにない. この地域の秋季の降水は ENSO との相関が高いことが知られ (Yen et al. 2011, 詳細は後述), GCM による季節予測を用いた予測可能性が期待される一方, 熱帯西太平洋域は多くの GCM で降水量のバイアスが大きく直接の予測が難しい地域でもあるため, 統計的ダウンスケーリングを利用した予測スキルを検証する良い題材であるといえる.

インドシナ半島の降水特性は, ベトナムの西側の国境に沿ったトゥルオンソン山脈を境に大きく異なる. 西側の内陸部では, 夏のアジアモンスーンに伴う南西季節風が山脈に吹き込むため 6 月から 8 月に雨季を迎える. 一方, 東岸部は山脈を隔てて風下側に位置するため夏季は乾燥した気候となるが, 9 月に入り冬のアジアモンスーンが開始すると, 一転して北東風の風下に山脈が位置することになり, 9 月から 11 月に雨季のピークを迎える (Chang et al. 2005). このような地形性の降水特性は GCM の解像度では再現することが不可能である. 以下では, GCM による季節予測結果を

SVDによりダウンスケーリングすることで、インドシナ半島東岸の雨季の降水の季節スケールでの予測が可能であるかどうかを検証する。

2. データ

本研究で統計に用いた局所降水量の観測データは、地点観測データをベースとした APHRODITE (Asian Precipitation-Highly Resolved Observational Data Integration Towards Evaluation, version V1003R1, Yatagai et al. 2009) による水平解像度 0.25° の日平均データを3ヶ月平均値に変換したものである。関連する大気場の観測値(風速, 地表面温度)については, ECMWF(ヨーロッパ中期気象予報センター)が提供する再解析データ ERA-40(水平解像度 2.5°)の月平均データを用いた。

ダウンスケーリングに用いた季節予測実験結果は, 大気海洋結合 GCM CCSR / NIES / FRCGC MIROC version 5 (Watanabe et al. 2010) をベースとした実験的季節予測システム(System for Prediction and Assimilation by MIROC, 季節予測実験は SPAM seasons) によるものである。大気モデルの水平解像度は約 300 km , 海洋モデルの水平解像度は経度方向に 1.4° , 緯度方向に 0.5° (赤道付近) $\sim 1.4^\circ$ である。モデルの初期値化の過程では, 三次元変分法を用いて観測の海面水温(SST: Sea Surface Temperature), 表層水温, 表層塩分濃度を1945年1月から同化し, LAF(Lagged Average Forecast)法を用いて3アンサンブルメンバーの初期値を作成している。予測実験は, 年4回(3月, 6月, 9月, 12月)の各月1日からスタートし, 1年後までの予測値を出力する。SPAM seasons は, 予測スキルの改善に向けて現在進行中の季節予測プロジェクトであるが, 本研究では現時点で利用可能な試験段階の1980年から1999年までの事後予測データを用いている。現段階の予測スキルは世界の先端システムと比べて劣るものの, エルニーニョ監視海域 NINO3 ($5^\circ\text{S} - 5^\circ\text{N}, 150^\circ\text{W} - 120^\circ\text{W}$) の SST 偏差を予測対象として予測精度を評価した場合に, 予測開始6ヶ月後の観測との相関が0.6程度得られている。この値は, 持続予報のスキルを上回ることから, システムが有効に機能していることが確認されている。

本研究では, 月毎の気候平均を除去した各年の SON 平均の偏差場を解析対象としている。予測値については事前にモデルのドリフトを除去し, 9月に予測をスタートした実験の SON 平均値を1 - 3ヶ月予測値, 6月に予測をスタートした実験の

SON 平均値を4 - 6ヶ月予測値として, 予測スキルを評価している。

3. SVD を用いた予測性能評価指標の定義

本研究では, GCM によって計算される熱帯太平洋域 ($30^\circ\text{S} - 30^\circ\text{N}, 120^\circ\text{E} - 75^\circ\text{W}$) の SST の偏差場を予測因子, インドシナ半島 ($7^\circ\text{N} - 24^\circ\text{N}, 100^\circ\text{E} - 110^\circ\text{E}$) の SON 平均降水量偏差を予測対象とする。熱帯太平洋の SST 偏差とインドシナ半島における降水量偏差との間に卓越する時空間構造を抽出するため, はじめに ERA-40 再解析データによる SST の SON 偏差と APHRODITE による降水量の SON 偏差を対象に SVD を適用した。これにより, SST 偏差と降水量偏差のそれぞれに対する特異ベクトル, 及び, それらの特異ベクトルに対応する SST 偏差と降水量偏差の時係数が, 卓越する上位のモードから順に求められる。上位2モードにおける SST 及び降水量偏差の時係数と, それぞれの時係数に回帰した SST, 850hPa 風速場, 及び降水量の空間パターンを図1及び図2に示した。両変数の時係数(各(a), 赤線が降水量, 黒線が SST)は完全には一致しないものの, 第1モードで0.71, 第2モードで0.80とt検定で90%有意水準を超えていた。SVDによるダウンスケーリング手法では, この時系列(赤線と黒線)が一致するものと近似し, 各モードの大規模場の予測因子のパターン(SST偏差パターン)がGCMで予測可能であれば, 予測対象である局所的なパターン(降水偏差パターン)も同時に予測できたと見なし, 空間パターンと予測の時係数の組み合わせから局所現象を予測する。したがって, 予測対象である局所的な降水の予測スキルは, GCMによる大規模場の予測因子(ここでは SST 偏差)の再現性に依存すると言える。

第1モードに現れる SST のパターンは東太平洋に変動の中心を持つ ENSO に対応している(図1c)。対応するインドシナ半島の降水パターンは, 東岸の中南部が平年より乾燥することを示しており, 上空で卓越する南西風偏差により冬のアジアモンスーンの北東風が弱まることその理由である(図1b)。このような ENSO とベトナム中部の降水量との間の負の相関関係は先行研究でも報告されており(Yen et al. 2011), エルニーニョ(ラニーニャ)時の SST 偏差に対するロスビー応答として現れる西太平洋の赤道北側の高気圧(低気圧)性循環(Wang et al. 2000)から説明される。

一方, 第2モードに現れる SST のパターンは,

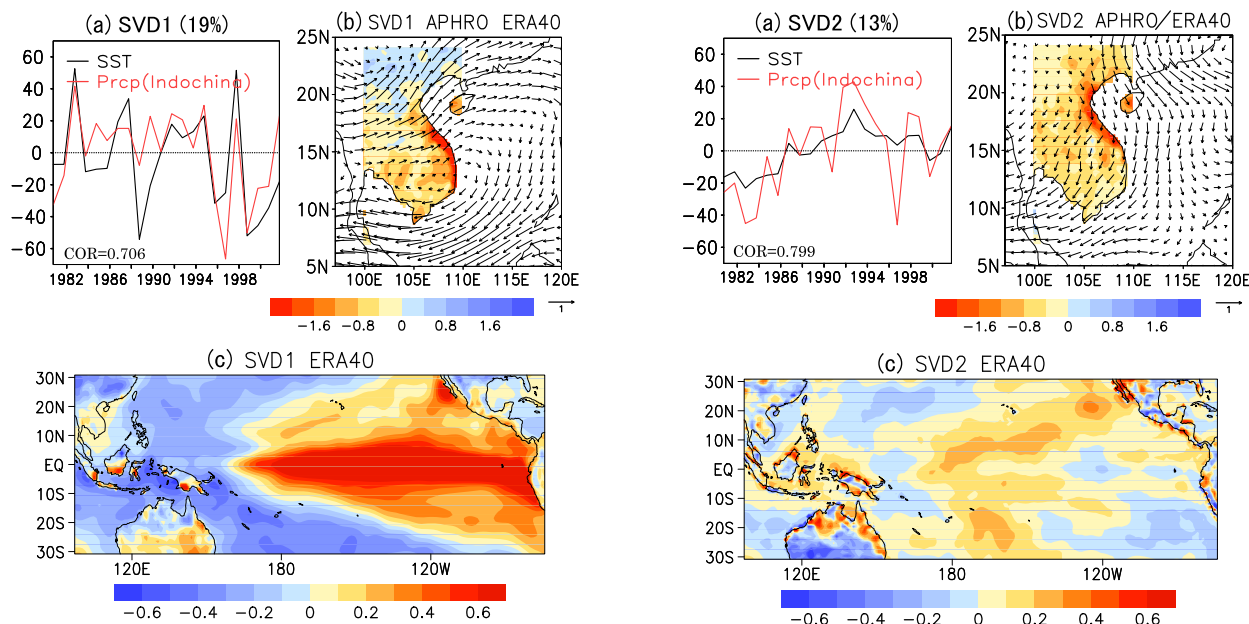


図 1: 第 1 特異ベクトルに対応する時係数 (a, 黒線 : ERA-40 の SST 偏差, 赤線 : APHRODITE の降水偏差), 及び, 時係数に回帰した局所降水偏差 (b, 影部, mm/day), SST 偏差 (c, 影部, K), 及び 850hPa 風速偏差 (m/s, 矢印).

日付変更線近くに変動の中心を持ち, 両側に逆符号の偏差を伴う (図 2c). この現象は, 近年その存在が明らかとなった新型のエルニーニョ (warm-pool エルニーニョ等通称複数, 例えば Kug et al. 2009) に対応している. 時係数のトレンドからも分かる通り, この新型エルニーニョは 20 世紀の終わり頃から頻繁に観測されるようになり, 近年盛んに研究が進められている. 新型エルニーニョに伴う SST 偏差は従来のエルニーニョに比べて西側に位置することから, 西太平洋に現れる循環の位置も西にシフトし, インドシナ半島東岸には北風偏差が卓越する (図 1b). この北風偏差が大陸からの乾いた空気を運ぶため, ベトナム北部で平年よりも乾燥する傾向が現れる.

このように, インドシナ半島の秋季の降水特性は, その時期の熱帯太平洋に現れる ENSO のタイプによって大きく左右されると言え, この地域の局所的な季節予測を実現するためには, GCM による両タイプのエルニーニョの予測スキルが要求される. 本論文では, それぞれのタイプのエルニーニョの予測可能性を個別に検証していく. 紙面の制約上, ここでは SVD による上位 2 モードに注目しているが, 実際には, これら 2 モードによる説明率は 32 % に過ぎず, より下位のモードに現れる現象についても同様に考慮すべきである. しか

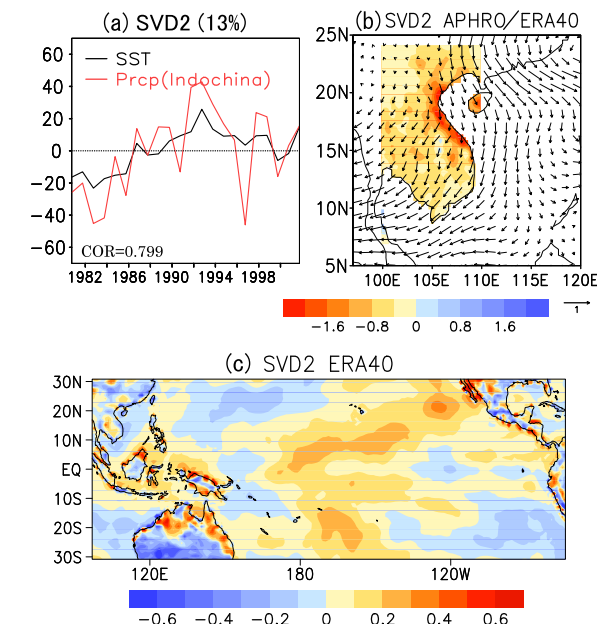


図 2: 第 2 特異ベクトルに対して図 1 と同様に示したものの.

し本論文の目的は, GCM 季節予測を局所現象に適用する新手法の指針を示すことであるため, 上位 2 モードのみを代表として取り上げたとしても, その趣旨から外れることはない.

検証する手段として, 次のようなアプローチを行った. まず, 各モードの予測スキルの指標として, 図 1 及び 2 で得られた観測に基づく SST 偏差場の特異ベクトルの空間パターンに GCM から出力された SST 偏差の空間パターンを投影することで得られる時係数を用い, 観測場から得られた SST 偏差の時係数と比較することで予測可能性を評価する. また, GCM 予測における誤差の成長を空間的に捕らえるため, 観測場から得られた SST 偏差場の時係数に回帰した GCM 出力の SST 偏差の分布も併せて解析していく.

以上で提案した手法は, 2 つの観測場に SVD を適用した結果に対して後から GCM の出力を投影するという手順を取っており, 先行研究で行われてきたように, 観測された局所変数と GCM 出力値との間に直接 SVD を適用することはしていない. なぜなら, 実際の観測値との間に現れるモードと GCM 出力値との間に現れるモードとが必ずしも一対一に対応している保証はなく, 現実の場を構成する各現象に対して個別に予測スキルを検証するという本研究の趣旨に適さないからである.

4. 局所降水の季節予測スキル

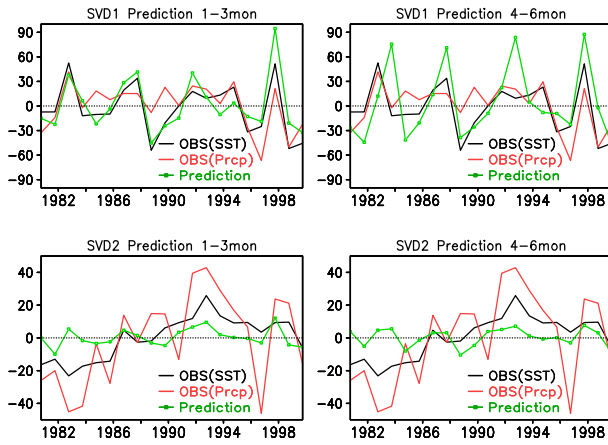


図 3: ERA-40 の SST 偏差の第 1 特異ベクトル (上段), 及び第 2 特異ベクトル (下段) に投影した, モデルの 1 - 3ヶ月予測 (左) 及び 4 - 6ヶ月予測 (右) の SST 偏差の時係数 (緑線). 黒線及び赤線は観測の SST 及び降水偏差の時係数 (図 1 及び 2 の時係数に対応).

観測値に対する SVD 解析によって得られた SST 偏差の第 1 特異ベクトル及び第 2 特異ベクトルに投影して得られる, GCM の 1 - 3ヶ月予測値及び 4 - 6ヶ月予測値の時係数を, 観測から得られた SST 偏差及び降水量偏差の時係数と共に図 3 に示した. まず, GCM による SST の予測スキルから見ていく. 予測の時係数 (図 3 緑線) と観測の時係数 (図 3 黒線, 図 1 及び 2 の (a) の黒線と同じ) 間の相関が高い程, 予測スキルが高いと判断する. 第 1 モードに対する予測では, 観測との間の相関係数が 1 - 3ヶ月予測で 0.85, 4 - 6ヶ月予測で 0.59 と 90 % 有意水準を超えており, これは, 従来型の ENSO については MIROC の季節予測システムによって比較的高いスキルで予測可能であることを示している. 一方, 第 2 モードに対する時係数は, 観測との間の相関係数が 1 - 3ヶ月予測で 0.44, 4 - 6ヶ月予測で 0.28 と, 予測初期の段階から 90 % 有意水準を満たしておらず, 今回の予測システムでは新型のエルニーニョの予測が難しいことを示している.

MIROC による季節予測において新型エルニーニョの予測が難しい理由を探るために, 図 4 及び図 5 では, 観測値による各モードの SST 偏差の時係数に対して GCM で予測された SST の偏差場を回帰することで, 熱帯東太平洋とインドシナ半島東岸を結び付ける物理メカニズムが予測においても再現されているか否かを検証した. 図 4 に, 第 1 モードの従来型エルニーニョに対応する SST 偏差

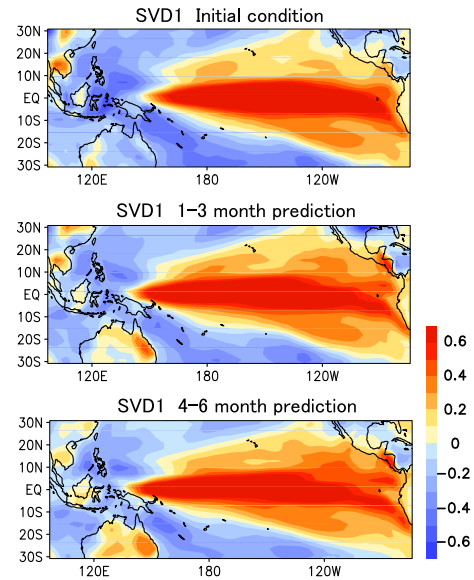


図 4: 観測の SVD 第 1 モードの時係数に回帰した GCM の SST 偏差 (K, 影部). 上段は予測初期値, 中段は 1-3ヶ月予測値, 下段は 4-6ヶ月予測値.

場を示した. 上から順に, 予測初期値, 1-3ヶ月予測値, 4-6ヶ月予測値を表す. 予測初期から 4-6ヶ月予測に至るまで, 熱帯東太平洋に偏差の中心が分布する従来のエルニーニョのパターンが現れていることが分かり, このような SST 偏差のパターンは GCM で予測しやすいことが分かる. しかし, 図 1(c) に示される第 1 モードの観測の SST パターンと比較してみると, GCM による予測初期値及び予測値では, 赤道上で正の偏差がより西側まで張り出しており, その傾向は予測が進むほど徐々に強くなる. このような特徴は, 多くの GCM が持つ ENSO の再現のバイアスとして知られており (例えば, Latif et al. 2001), 予測期間が長くなる程, 予測される場がモデル本来の誤差を含んだ場の状態に徐々に近付いて行くことを示している.

同様に第 2 モードについて見てみる (図 5). 予測初期値においては中央太平洋に偏差の中心が分布する新型エルニーニョのパターンが捕らえられているものの, 予測が進むと SST 偏差の中心は次第に東に移動し, 4-6ヶ月後の予測場においては第 1 モードの従来のエルニーニョと区別が付かなくなる.

以上の結果は, 次のように解釈することができる. GCM を用いた季節予測では, 予測開始直後は初期値の持続性に助けられてスキルを保つことができるものの, 予測期間が延びるにつれて, 本来モデルが再現する誤差を含んだ現象のパターンに

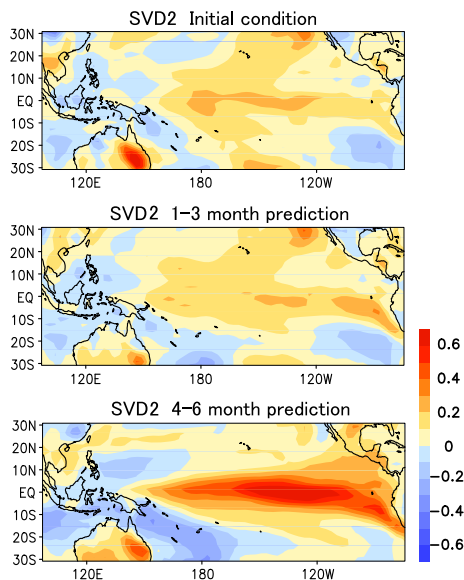


図 5: 観測の SVD 第 2 モードに対して図 4 と同様に示したもの。

近付いていくことになる。今回用いた季節予測システムのベースとなっている MIROC では、手放しで実行した場合に再現される熱帯太平洋の SST の年々変動が観測される従来型のエルニーニョに近くなるように、大気海洋相互作用を左右するパラメータが決定されている (Imada and Kimoto 2006; Watanabe et al. 2011)。そのため、新型エルニーニョに成長すべき SST 偏差が存在したとしても、従来のエルニーニョのパターンに帰着するように大気からのフィードバックが働くため、新型エルニーニョのパターンが予測しにくいモデルになっていると考えられる。したがって、MIROC による季節予測システムに SVD による統計的ダウンスケーリングを適用してインドシナ半島の秋季の降水予測を実現するためには、従来型、新型の両方の ENSO の特徴を再現できるように MIROC のパラメータを見直すことが必要条件であると言える。

最後に、局所降水パターンの平均的な予測スキルを見積もる。図 3 の赤線は、観測された降水に対する SVD の時係数である (図 1 及び図 2 の (a) の赤線と同じ)。予測に対応する局所降水の時係数は存在しないため、前述の通り予測された SST の時係数 (図 3 緑線) をそのまま降水量の予測の時係数と見なす。したがって、図 3 の緑線と赤線間の相関が局所降水の予測スキルを表すことになる。そのスキルは、第 1 モードの 1-3 ヶ月予測 (図 3 左上) で 0.54、3-4 ヶ月予測 (図 3 右上) で 0.38、第 2 モードの 1-3 ヶ月予測 (図 3 左下) で 0.41、3-

4 ヶ月予測 (図 3 右下) では 0.16 と、いずれの場合も 90% 有意水準を下回る結果となった。現段階の MIROC ではこれが SVD を用いた予測精度の限界であるといえる。

5. おわりに

本研究では、インドシナ半島の冬のアジアモンスーンに伴う秋季の局所的な降水特性を対象として、GCM による季節予測実験結果を SVD を用いて統計的にダウンスケーリングする手法を提案し、その予測可能性を議論した。インドシナ半島の東岸は、内陸部とは異なり 9 月から 11 月に雨季を迎えるが、この時期の降水が熱帯太平洋の ENSO の位相と強い相関関係を示すことが知られていることから、GCM による大規模な SST 偏差場の予測から統計的にこの地域の局所的な雨を予測することが可能であると期待される。観測されたインドシナ半島の局所的な降水と熱帯太平洋全域の SST との間に SVD を適用した結果、上位 2 モードは、SST 偏差の中心位置が東太平洋に存在する従来型 ENSO と中央太平洋に位置する新型 ENSO の特徴を示し、どちらのモードを取るかによってインドシナ半島東岸の乾燥傾向が大きく左右されることが分かった。季節予測システムのベースとなる GCM が従来型 ENSO の再現に特化していることから、第 1 モードの SST 偏差に対しては有意に高い予測スキルが半年後まで保たれるものの、第 2 モードの新型 ENSO の予測可能性は低いことが分かった。したがって、この地域の予測スキルを向上させるためには、季節予測手法の高度化を試みるだけでなく、GCM の標準状態での現象の再現性を見直すことが必要不可欠であることが示された。

現段階では、ダウンスケーリング後の局所降水の平均的な予測性能は実際の水災害対策に利用するには不十分なレベルであった。しかし、モード毎に予測可能性が異なることから、予測し易いモードが卓越した年には予測精度が上がるという傾向も現れており (図略)、そのような信頼度の変動情報を付加する方法も今後検討していく予定である。

これまで様々な統計的ダウンスケーリング手法が提唱されてきたが、予測対象の予測スキルにのみ注目して議論が展開されてきた場合がほとんどであり、スキル低下の原因となる物理プロセスにまで踏み込んで改善策を論じた研究は少なかった。本研究では、SVD を適用することで、様々な

物理プロセスが混在する場を個々のプロセスに分離し、それぞれの現象の物理メカニズムに基づいて予測可能性を評価することで、GCM 自身の問題点を明確にすることにもつながった。このようなアプローチは他の局所的な気候変動の予測に対しても適用可能であり、地域に応じた予測スキルの改善策を見出す有力な手掛かりになるものと考えられる。

謝 辞

MIROC による季節予測データセットの作成に辺りご助言、ご協力頂いた SPAM seasons プロジェクトメンバーに心より感謝の意を表す。季節予測実験には東京大学情報基盤センター SR11000 を用いた。本研究は、東京大学 EDITORIA データ統合・解析システム、文部科学省気候変動適応研究推進プログラム、ならびに日本学術振興会科学研究費補助金の成果の一部である。ここに併せて謝意を表す。

参考文献

- Chang, C.-P., Z. Wang, J. McBride, and C.-H. Liu, 2005: Annual cycle of Southeast Asia-maritime continent rainfall and the symmetric monsoon transition. *J. Climate.*, **17**, 3141–3155.
- Chu, J.-L., H. Kang, C.-Y. Tam, C.-K. Park, and C.-T. Chen, 2008: Seasonal forecast for local precipitation over northern Taiwan using statistical downscaling. *J. Geophys. Res.*, **113**, D12118.
- Imada, Y., and M. Kimoto, 2006: Improvement of thermocline structure that affect ENSO performance in a coupled GCM. *SOLA*, **2**, 164–167.
- Jin, E. K., and coauthors, 2008: Current status of ENSO prediction skill in coupled ocean-atmosphere models. *Clim. Dyn.*, **31**, 647–664.
- Kang, H., K.-H. An, C.-K. Park, A. L. S. Solis, and K. Stitthichiyapak, 2007: Multimodel output statistical downscaling prediction of precipitation in the Philippines and Thailand. *Geophys. Res. Lett.*, **34**, L15710.
- Kug, J.-S., F.-F. Jin, and S.-I. An, 2009: Two types of El Niño events: Cold tongue El Niño and warm pool El Niño. *J. Clim.*, **22**, 1499–1515.
- Latif, M., and coauthors, 2001: ENSIP: the El Niño simulation intercomparison project. *Clim. Dyn.*, **18**, 255–276.
- Wang, B., R. Wu, and X. Fu, 2000: Pacific-East Asian teleconnection: How does ENSO affect East Asian climate? *J. Clim.*, **13**, 1517–1536.
- Watanabe, M., and coauthors, 2010: Improved climate simulation by MIROC5: Mean states, variability, and climate sensitivity. *J. Clim.*, **23**, 6312–6335.
- Watanabe, M., M. Chikira, Y. Imada, and M. Kimoto, 2011: Convective control of ENSO simulated in MIROC. *J. Clim.*, **24**, 543–562.
- Xu, C.-Y., 1999: From GCMs to river flow: A review of downscaling methods and hydrologic modeling approaches. *Prog. Phys. Geogr.*, **123**, 229–249.
- Yatagai, A., O. Arakawa, K. Kamiguchi, H. Kawamoto, M. I. Nodzu, and A. Hamada, 2009: A 44-year daily gridded precipitation dataset for Asia based on a dense network of rain gauges. *SOLA*, **5**, 137–140.
- Yen, M.-C., T.-C. Chen, H.-L. Hu, R.-Y. Tzeng, D. T. Dinh, T. T. T. Nguyen, and C. Wong, 2011: Interannual variation of the fall rainfall in central Vietnam. *J. Meteor. Soc. Japan.*, **89A**, 259–270.