

長周期変動予測のためのアンサンブル作成手法

近本 喜光・木本 昌秀 (東大・気候システム)
・石井 正好・望月 崇 (JAMSTEC)

1 はじめに

IPCC 第 5 次報告書に向けた国際的な取組として、高解像度大気海洋結合モデルを用いた 30 年先までの近未来予測が政策立案や社会産業界への影響評価の観点から求められている。この近未来予測に対して、最近の先駆的な研究は大気海洋結合モデルに海洋観測データをデータ同化によって組み込む初期値化がひとつの有効な手段であることを示している (Smith et al., 2007, Keenlyside et al., 2008, Mochizuki et al., 2009)。このような初期値化により、Pacific Decadal Oscillation (PDO) や Atlantic Meridional Overturning Circulation (AMOC) のような 10 年規模の自然変動が予測できると期待されている (Boer, 2004)。実際に、Mochizuki et al. (2009) は中解像度大気海洋結合モデルにデータ同化手法を組み込んだシステムを用いて、モデルが再現する PDO は 5 年程度の予測可能性をもつことを示した。

近年、初期値化に関し様々な手法が開発されており、今もなお発展途上にある。現在使用されている最も高度な初期値化手法はアンサンブルカルマンフィルターや 4 次元変分法である。とりわけアンサンブルカルマンフィルターは、初期誤差の小さな初期値を作成するだけでなく、高い予測精度を得るためのアンサンブル摂動も同時に見積もることができる。一方で、これらの手法は初期値化を行う際の計算コストが高く、大気海洋結合モデルへ適用するのに十分な計算資源の確保は現時点では困難である。Mochizuki et al. (2009) では、10 年規模変動予測に適した初期値を得るために比較的計算コストの安い同化手法を用いて 10 メンバーのアンサンブルデータ同化を行った。しかしながら、この方法でも、高解像度の気候モデルを用いた近未来予測の実施は計算コスト上困難である。

本研究では、1 メンバーの同化実験を用いて、10 年規模変動に適した、計算コストのかからない初期摂動作成手法を開発することを目指す。予測精度を向上させるためには、初期値に含まれる誤差を小さく

くすることが有効である。データ同化によってモデルの初期値を観測値に近づけると初期誤差が小さくなると期待される。しかしながら、大気海洋結合モデルにはモデルの不確実性が含まれているため、モデルの許容範囲を超えるほど観測値に近づけすぎてしまうと予測時にドリフトしてしまう。従って、モデルがドリフトしない程度に初期値を観測値に近づける必要がある。本研究で開発した手法は、同化プロセスで得られる月平均解析インクリメントを用いて観測値に近い初期値と初期摂動を見積もる方法である (以後、解析インクリメント摂動法: AIP 法と呼ぶ)。この方法は非常に簡便であり、計算コストがほとんどかからない。第 3 章では、AIP 法による初期値と初期摂動の見積りについて述べる。この AIP 法を用いた PDO の hindcast 実験については第 4 章で述べる。

2 モデルと実験設定

大気海洋結合モデルとして、東京大学気候システム研究センター、国立環境研究所、地球環境フロンティア研究センターで共同開発された MIROC3.2 を使用した。大気モデルの解像度は水平方向に T42(約 300km) および鉛直 20 層である。海洋モデルの解像度は水平方向に約 1 度格子および鉛直 44 層である。MIROC はこれら大気モデルと海洋モデルをフラックス調節を行わずに 3 時間毎に結合している。Nozawa et al. (2005) および Shiogama et al. (2008) では、観測に基づく二酸化炭素濃度、エアロゾル分布、太陽定数を MIROC に与え、10 メンバーの 20 世紀再現実験を実施した (以後、20C3M 実験と呼ぶ)。これら外部境界条件を本研究の同化実験および予測実験でも使用する。なお、本研究では、2000 年以降の外部境界条件には化石燃料・非化石燃料のバランス型 (A1B) シナリオを採用した。

Mochizuki et al. (2009) による同化実験では、MIROC3.2 に海洋データ同化スキームを組み込んだシステム (System for Prediction and Assimilation by MIROC:

SPAM) を用いて 10 メンバーのアンサンブル同化を行った (以後、ASSM 実験とよぶ)。データ同化に用いた観測データは、Ishii et al. (2006) による月平均客観解析データ ver6.2 の 700m 深までの水温と塩分の偏差を使用した。期間は 1945 年 1 月から 2005 年 12 月までである。この月平均データを日平均データに線形内挿し、次章で述べるように Incremental Analysis Updating (IAU; Bloom et al., 1996) を用いて MIROC に同化した。このとき、モデルのバイアスが大きいため、予測時のモデルの気候ドリフトを避けるため、観測の気候学的偏差分のみをデータ同化するようにした (アノマリー同化)。さらに、モデルの出力と解析値との差にモデルと観測の誤差を考慮した重みを乗じた。この重みを小さく設定することでモデルの軌道がモデルアトラクターから極端に離れてしまうことを防いでいる。その結果、このシステムでは予測時においてモデルドリフトがおこらない。また、海氷近辺では水温と塩分の同化を行っていない。

SPAM を用いて、1960 年から 1990 年までの 5 年毎の初期値 7 例から 10 年間のアンサンブル予測を 2 種類行った。まず、Mochizuki et al. (2009) と同様に、ASSM 実験における 10 メンバーのそれぞれの初期値から、10 メンバーのアンサンブル予測を 1 月 1 日より 10 年間実施した (CTL 予測)。次に、1 本の同化メンバーを用いて 10 年規模変動予測に適した初期摂動を作成するために、新たに開発した手法である AIP 法を用いて 9 メンバーのアンサンブル予測を実施した (AIP 予測)。AIP 法による初期摂動作成手法については次章で詳しく述べる。また、これら hindcast 実験の結果については第 4 章で述べる。

3 月平均解析インクリメントを用いたアンサンブル摂動作成手法

本研究で使用した IAU による同化は図 1 に示したように以下の手順で行われている。(i) ある時刻 t_0 における初期値からモデルによる予測を行い、次の時刻 t_1 における第 1 推定値 x^f を得る。(ii) この第 1 推定値と観測値 y より、解析値 x^a を以下の式より求める。

$$x^a = x^f + W(y - Hx^f) \quad (1)$$

ここで W は重み行列、 H は観測行列を示す。このようにして得られた解析値を用いて解析インクリメントが以下のように定義される。

$$Wd \equiv x^a - x^f \quad (2)$$

Schematic of incremental analysis update

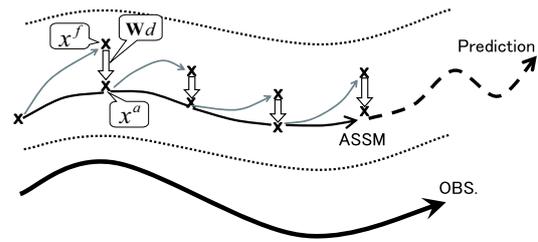


図 1: IAU の模式図。太い実線が観測値、細い実線が同化値、灰色の矢印が予報、太い破線の矢印が初期値からの予報、白抜き矢印が解析インクリメントを示す。変数 x^f , x^a , Wd はそれぞれ第 1 推定値、解析値、解析インクリメントを意味する。点線で挟まれた領域はモデルアトラクター面上を示す。同化間隔は 1 日毎である。

(iii) この解析インクリメントをモデルの時間ステップで割った値をモデルの予報変数における時間変化項に加えながら、もとの時刻 t_0 から次の時刻 t_1 までをモデル積分する。こうして得られた時刻 t_1 の同化値が初期値となり、上記 (i) から (iii) までを繰り返すことでデータ同化が行われる。本研究では、同化間隔を 1 日毎としている。もし重み行列 W を大きくすると、モデルの軌道は観測の軌道に近づくもののモデルアトラクターから極端に離れてしまうために予測時にモデルはドリフトしてしまう。ここでは計算コストを抑えるために重み行列 W を時空間方向に一定の 0.025 という値を用いている。

IAU による同化の特徴から、同化時に得られる解析インクリメントを用いることで初期値と初期摂動を見積もることができる。まず、解析インクリメントは同化で得られた初期値を起点にして観測値の方向を向いていると仮定する。今、観測値には月平均値を使用しているため、月平均した解析インクリメントを用いることで月平均の観測値のおおよその位置を見積もることができる。言い換えれば、月平均解析インクリメントを用いることで観測値に近い初期値を見積もることができる。次に、IAU による同化プロセスが成長モード育成 (BGM) 法 (Toth and Kalnay, 1997) と類似した手法となっていることから、日々の解析インクリメントは誤差成長モードを含んでいると期待される。それゆえ月平均した解析インクリメントはゆっくりとした誤差成長モードを含んでいると仮定する。このことは、月平均解析インクリメントがモデルアトラクター面上もしくはそれにすぐ近い位置にあることを意味する。従って、月平均解析インクリメントより見積もられた初期値もまたモデルアトラクター面上にあるため、その初期値から開始した予測はドリフトしない。さらに、

月平均解析インクリメントが誤差成長モードを含んでいるという仮定は月平均解析インクリメントを初期摂動として使用できることも示唆している。

以上まとめると、ここでは次の2つを仮定することになる。

- 仮定 1: 月平均解析インクリメントは同化で得られた初期値を起点にして観測値の方向を向いている。
- 仮定 2: 月平均解析インクリメントはゆっくりとした誤差成長モードを含んでいる。

これら2つの仮定を基に、以下では近未来予測に適した初期値と初期摂動の見積もりについて考えていく。

3.1 近未来予測に適した初期値の見積り

図2は1975年1月1日における観測値と同化値との SST 偏差の差と1974年12月における月平均解析インクリメントを示す。これら両者の変数は時間スケールが異なるにもかかわらずよく似た空間分布を示す。観測値と同化値との差は多少 noisy ではあるものの、北部亜熱帯太平洋における正偏差や南太平洋で東西に広がる3極構造といった比較的大規模な空間スケールを持つ。このような大規模スケールの偏差パターンは月平均解析インクリメントにも現れている。このことは、月平均解析インクリメントが同化で得られた初期値を起点にして観測値の方向を向いていることを示唆している。実際に、1955年から2005年までの51年間で見積もった両変数のパターン相関係数の平均値はおよそ0.7である(図略)。従って、第3章で述べた仮定1は妥当である。

次に、観測値に近い初期値を見積もるために、同化実験で得られた初期値 x^a と月平均解析インクリメント $W\hat{d}$ から新たな初期値 \tilde{x}^a を以下のように表現する。

$$\tilde{x}^a = x^a + \alpha W\hat{d} \quad (3)$$

ここで α は定数である。図3は、 $\alpha = 0, 0.5, 1.0, 2.0$ としたときの観測値と \tilde{x}^a との距離を1955年から2005年まで求め、その確率密度分布を示す。同化実験より得られた初期値と観測値との距離は $\alpha = 0$ に相当する。 α の値を0から1.0まで大きくするにつれて \tilde{x}^a は観測値に近づいていく(図3a)。一方、 α の値を1.0から2.0までさらに大きくすると、今度は観測値から遠ざかってしまう。このことより観測値

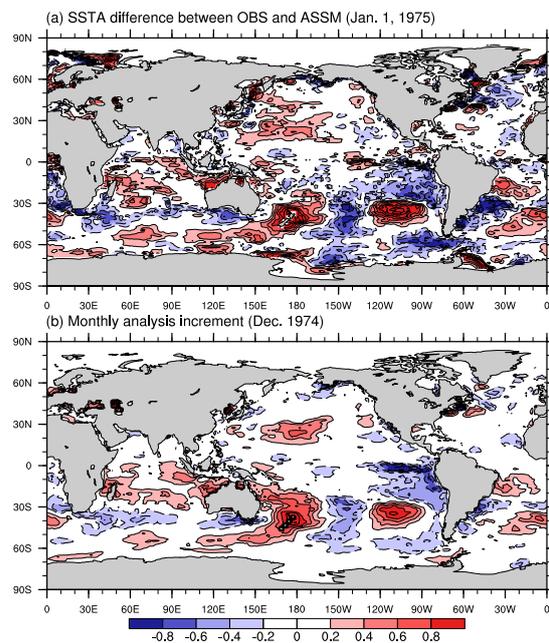


図2: (a)1975年1月1日における観測と同化との SST 偏差の差および (b)1974年12月における SST 偏差の月平均解析インクリメント。コンター間隔は0.2 および0.2 /月で、ゼロ線は省略した。

に近い初期値 \tilde{x}^a を見積もるには、 $\alpha = 1.0$ が妥当であると考えられる。

図3bは月平均の時間スケールで評価した観測値と初期値との距離における確率密度分布を示す。式(3)で見積もられた初期値は、瞬間値のとき(図3a)よりも観測値にさらに近づく(図3b)。このことは、同化実験で求めた初期値のうちの月平均成分が月平均解析インクリメントを加えたことによって観測値に近づくように修正されていることを示唆する。近未来予測では、月平均以上の時間スケールが重要であると考えられる。従って、式(3)の $\alpha = 1.0$ で見積もられた初期値 \tilde{x}^a は近未来予測に適した初期値であると期待される。

3.2 近未来予測に適した初期摂動の見積り

月平均解析インクリメントと誤差成長モードとの関係を調べるため、ここでは解析誤差に注目する。解析誤差は真値と解析値との差で定義される。しかしながら、一般的には真値が分からないために解析誤差を見積もることは困難である。アンサンブルカルマンフィルターでは、この解析誤差をアンサンブルブレッドで近似する。このとき、解析誤差はアンサンブル平均からの各メンバーの偏差で表現される。そこで本研究でも解析誤差を ASSM 実験における10メンバーのアンサンブル平均からの各メン

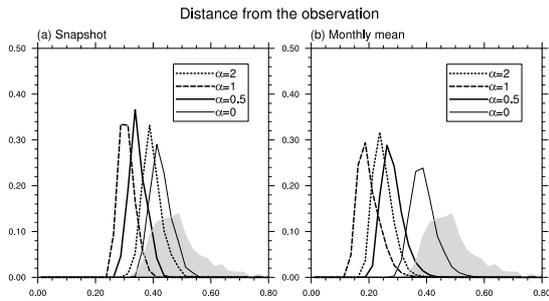


図 3: 1955 年から 2005 年の 51 年間で計算した観測値からの初期値の距離における確率密度分布. 確率密度分布は (a) 1 月 1 日の瞬間値および (b) 月平均値における SST 偏差の距離で求めた. 細い実線、太い実線、太い破線、太い点線はそれぞれ $\alpha = 0, 0.5, 1.0, 2.0$ として見積もった初期値の観測値からの距離を示す. 陰影は月平均観測値における標準偏差を表す. 横軸が距離 (単位は)、縦軸が確率密度分布を示す.

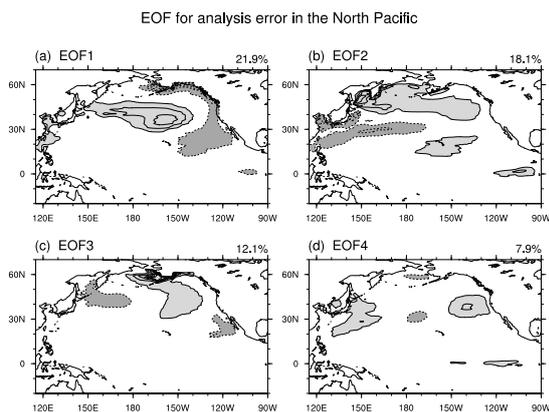


図 4: 10 メンバーの ASSM 実験より見積もった解析誤差の EOF (a) 第 1、(b) 第 2、(c) 第 3、および (d) 第 4 モード. 解析誤差は ASSM 実験における 10 メンバーのアンサンブル平均からの各メンバーの偏差で定義した. コントラクト間隔は 0.1、ゼロ線は省略した.

パーの偏差で近似する.

図 4 は ASSM 実験より見積もられた 1 月 1 日における SST の解析誤差に対する EOF の第 1 から 4 モードのパターンを示す. どのモードにおいても北太平洋にシグナルをもち、第 1 から第 4 モードまでで全体の変動量のうちの 60% を説明する (図 5). 特に EOF 第 1 と第 2 モードは黒潮流域に大きなシグナルを持ち、PDO に伴う誤差成長モードの存在を示唆している.

図 5 は月平均解析インクリメントを解析誤差の EOF パターンに射影して求めた積算寄与率を示す (+ 印). 最初の第 10 モードまでの積算寄与率は 60% を超え、月平均解析インクリメントは解析誤差の大部分を説明することを示唆している. 解析誤差はモデルアトラクター上にあると考えられるため、この結果は月平均解析インクリメントもまたモデルアトラクター上にあることを示唆している. 一方、もし、予測時にモデルがドリフトするほど同化強度を強く

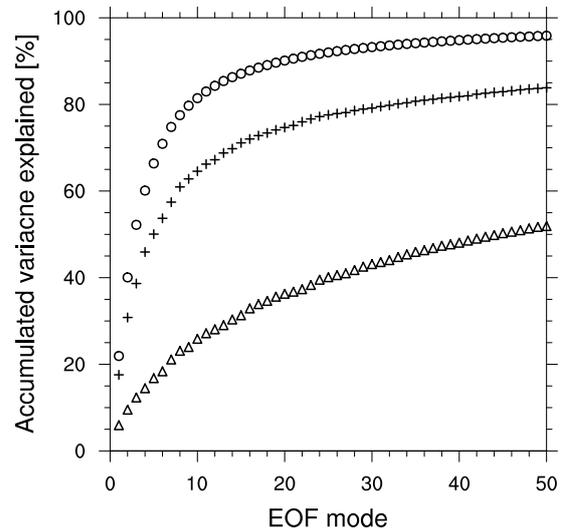


図 5: 10 メンバーの ASSM 実験より見積もった解析誤差の EOF パターンに射影したときの積算寄与率. 横軸が EOF モード、縦軸が積算寄与率 (%) を示す. \circ 、 $+$ 、 \triangle はそれぞれ ASSM 実験より見積もった解析誤差 (10 メンバー)、ASSM 実験における月平均解析インクリメント (10 メンバー)、同化強度を強くしたときの月平均解析インクリメント (1 メンバー) を示す.

した (すなわち式 (1) の W を大きくした) 場合、そのときの月平均解析インクリメントはモデルアトラクターから離れてしまう. その結果、このような月平均解析インクリメントは ASSM 実験で見積もられた解析誤差の主要モードをあまり説明できなくなる (図 5 の \triangle).

アンサンブルカルマンフィルタの概念では、予測に適した初期摂動としてアンサンブルスプレッドで見積もった解析誤差を用いている. これまでの解析結果より、月平均解析インクリメントは ASSM 実験によって見積もられた解析誤差を十分よく表現しているといえる. 従って、データ同化時に得られる月平均解析インクリメントを初期摂動として使用することは妥当であると考えられる. また、このことは第 3 章で述べた仮説 2 を支持する結果となっている.

3.3 アンサンブル摂動作成手法のまとめ

ここまでの解析から、月平均解析インクリメントを用いたアンサンブル摂動作成手法を以下のようにまとめることができる. まず、データ同化プロセスより月平均解析インクリメントと初期値 (式 (3) における \hat{w}^a と x^a) を求める. この初期値に月平均解析インクリメントを加えて観測値に近い新たな初期値 \tilde{x}^a を見積もる. この見積もられた初期値の周りに月平均解析インクリメントを初期摂動として加える.

Schematic of the AIP method

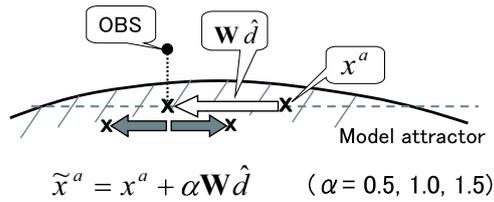


図 6: AIP 法の模式図. 白抜きと灰色の矢印はそれぞれ初期値および初期摂動を見積もるときの月平均解析インクリメントを示す.

これらの作業は図 6 の模式図に示したように、結果的に式 (3) における α の値を 0.5, 1.0, 1.5 倍したことに相当する. その結果、1 メンバーの同化実験から、簡単に 3 つの初期値を作成することができる.

近未来予測では、海洋における水温変動の予測に焦点を当てている. 一方、大気変動は海洋の水温変動に比べて周期が短く、海洋の時間スケールからみたらランダムとみなすことができる. そこで AIP 法では、海洋の初期値には上記に示したように月平均解析インクリメントを使用し、大気の初期値にはランダムノイズを加えてアンサンプル摂動を作成する. ここでの大気初期値には 10 メンバーの ASSM 実験のうちの 3 メンバーを使用したものの、同化実験が 1 メンバーしかない場合は Lagged averaged forecast (LAF) 法やモンテカルロ法を用いることもできる. 本研究では、こうして得られた海洋初期値 3 メンバーと大気初期値 3 メンバーとをそれぞれ組合せた計 9 メンバーの初期値を得た. 次章では、AIP 法を用いた hindcast 実験の結果について調べていく.

4 Hindcast 実験

ここでは Mochizuki et al., (2009) にならって、モデルがもつ自然変動を 20C3M 実験より求めた. まず、外部強制に対するモデルの応答はこの 10 メンバーのアンサンプル平均で近似する. そして、各々のアンサンプルメンバーからアンサンプル平均を引いた偏差場をモデルの自然変動とみなす. 図 7 は北太平洋の表層から 100m までの年平均水温偏差場に対する EOF 第 1 モードを示す. EOF 第 1 モードは熱帯太平洋と黒潮流域にシグナルをもった、観測で卓越する PDO とよく似た空間パターンを示す. この EOF 第 1 モードで全変動量の 29.9% を説明している.

図 8 は、EOF 第 1 モードの空間パターンに射影した予測の時係数を示す. 観測される EOF 第 1 モード

The North Pacific VAT100 In model natural variability

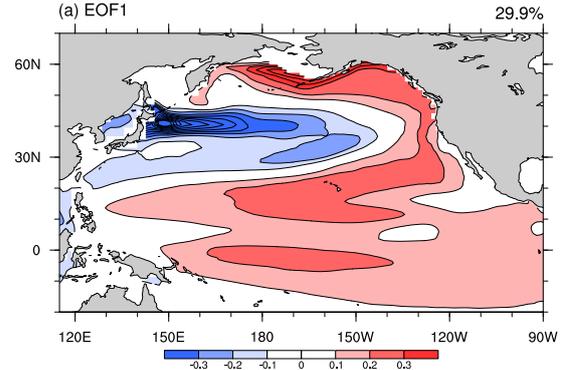


図 7: 北太平洋 (20N-70N, 115W-90E) における表層から 100m まで鉛直平均した亜表層水温 (VAT100) の EOF 第 1 モードに対する回帰係数分布. 図の右上は寄与率を示す. モデルの自然変動を抽出するために 20C3M 実験における 10 アンサンプル平均からの各メンバーの偏差に対して EOF 解析を行った.

の時係数は、1970 年代に負の値、1980 年代と 1990 年代に正の値といった 10 年規模の変動を示す. 特に 1970 年代後半にみられる位相反転はレジームシフトと呼ばれ、大気海洋変動だけでなく生態系にも影響を与え、日本近海の漁獲量にも大きな影響を及ぼした (Mantua and Hare 2002). このような変動に対し、CTL 予測と AIP 予測はともにほぼすべての期間において予測のアンサンプルスプレッド以内に観測値が収まる傾向にある. 特に、1965 年、75 年、85 年初期値における CTL 予測は、そのアンサンプル平均が比較的観測値の変動をうまく捉えている (図 8b). ただしこのアンサンプル平均予測では、67 年における PDO の負の位相が正の位相となったり、70 年代後半と 80 年代後半に過大評価となってしまうといった観測との不整合も起きている. これに対し AIP 予測におけるアンサンプル平均では、CTL 予測による 67 年の正位相の振幅が観測に近くなり、また、CTL 予測における 70 年代後半と 80 年代後半の過大評価が抑えられて観測に近くなる傾向にある (図 8d).

5 まとめと考察

1 メンバーの同化実験と月平均解析インクリメントを用いて、近未来予測に適した計算コストの安い初期摂動作成手法 (AIP 法) を開発した. AIP 法では、月平均解析インクリメントが同化で得られた初期値を起点にして観測値の方向を向いており、ゆっくりとした誤差成長モードを含んでいることを仮定している. この仮定が十分妥当であれば、ドリフトしないかつ観測値に近い初期値と初期摂動を見積もる

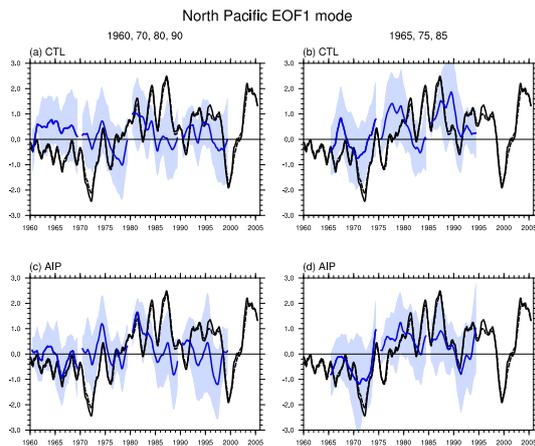


図 8: EOF 第 1 モードの空間パターン (図 7) に射影した時係数. 時係数は、基のデータに 12ヶ月移動平均を施してから射影し、観測における時係数の 1 標準偏差で規格化した。上段が CTL 予測、下段が AIP 予測を示す。また、左図が 1960, 70, 80, 90 年初期値からの予測、右図が 1965, 75, 85 年初期値からの予測を示す。黒の実線と破線が観測値と同化値、青の実線と陰影が予測時におけるアンサンブル平均とそのスプレッドをそれぞれ示す。

ことができる。その結果、計算コストをかけずに簡単に多数のアンサンブル摂動を作成することができる。AIP 法を用いた予測実験 (AIP 予測) と従来のアンサンブル同化 10 メンバーによる予測実験 (CTL 予測) とを比較したところ、モデルによって再現された北太平洋における主要な水温変動に対し、AIP 予測は CTL 予測と同程度の予測精度を示した。このことは、AIP 法が 10 年規模変動の予測に有効であることを示唆している。

近未来予測を行う場合、予測時におけるモデルドリフトを防ぐことが重要である。予測精度向上のためには、モデルがドリフトしない程度に観測値に近づける必要があるものの、そのような最適な同化強度を見積もるには多くの計算資源と計算時間を要する。そこで限られた資源で近未来予測を行うには、予測時にモデルがドリフトしないほど十分弱い同化強度を使って同化実験を行い、その後で AIP 法により観測値に近い初期値を見積もる方法が理になっている。従って、高解像度大気海洋結合モデルを用いた近未来予測実験を行う上で、AIP 法は大変有効であると期待される。

参考文献

Bloom, S. C., L. L. Takacs, A. M. da Silva, and D. Ledvina, 1996: Data assimilation using incremental analysis updates. *Mon. Wea. Rev.*, **124**, 1256–1271.

Boer, G. J., 2004: Long time-scale potential predictability in an ensemble of coupled climate models. *Cli-*

mate Dynamics, **23**, 29–44, doi:10.1007/s00382-004-0419-8.

Ishii, M., M. Kimoto, K. Sakamoto and S. I. Iwasaki, 2006: Steric sea level changes estimated from historical ocean subsurface temperature and salinity analyses, *J. Oceanogr.*, **62**, 155–170.

Keenlyside, N. S., M. Latif, J. Jungclauss, L. Kornbluh, and E. Roeckner, 2008: Advancing decadal-scale climate prediction in the North Atlantic sector. *Nature*, **453**, 84–88. doi:10.1038/nature06921.

Latif, M. and T. P. Barnett, 1994: Causes of Decadal Climate Variability over the North Pacific and North America. *Science*, **266**, 634–637.

Nozawa, T., T. Nagashima, H. Shiogama, and S. A. Crooks, 2005: Detecting natural influence on surface air temperature change in the early twentieth century. *Geophys. Res. Lett.*, **32**, L20719.

Mantua, N. J., S. R. Hare, 2002: The Pacific Decadal Oscillation. *J. Oceanography*, **58**, 35–44.

Mochizuki, T., and Co-authors, 2009: Pacific Decadal Oscillation hindcasts relevant to near-term climate prediction. *Submitted*.

Shiogama, H., A. Hasegawa, T. Nozawa, and S. Emori, 2008: Changes in mean and extreme precipitation in near-term predictions up to the year 2030. *Sci. Online Lett. Atmos.*, **4**, 17–20.

Smith, D. M., S. Cusack, A. W. Colman, C. K. Folland, G. R. Harris, and J. M. Murphy, 2007: Improved Surface Temperature Prediction for the Coming Decade from a Global Climate Model. *Science*, **317**, 796–799, doi:10.1126/science.1139540.

Toth, Z., and E. Kalnay, 1997: Ensemble forecasting at NCEP and the breeding method. *Mon. Wea. Rev.*, **126**, 3292–3302.