

湿潤過程を含んだ4次元変分法による熱帯の 4次元データ同化の研究

—2001年度日本気象学会賞受賞記念講演—

露 木 義*

1. はじめに

このたびは日本気象学会賞という荣誉ある賞をいただきました。たいへん恐縮しております。ご推薦していただいた先生方には深く感謝致します。今回受賞の対象になった私の仕事は、サイエンスそのものというより、そのためのツールの開発に属するものなので、いささか心許なく思う面もあるのですが、気象学会がこのような仕事に対しても評価して下さったということで、たいへんありがたく思っております。私が4次元データ同化の研究を行うことができたのは、気象庁において多くの方々にご指導ご助力いただいたからですが、その意味で今回の受賞は、気象庁における数値天気予報の開発にとって大きな励みになるものだと思います。

さて、4次元データ同化と申しますと、以下ではデータ同化と略称することにしますが、多くの方々にはあまりなじみがないと思いますので、まずそれについて簡単にご説明します。次に、私が研究した高度なデータ同化法である4次元変分法の概略をお話しし、そのあとで、受賞の対象になった私の仕事を紹介させていただきます。

2. データ同化について

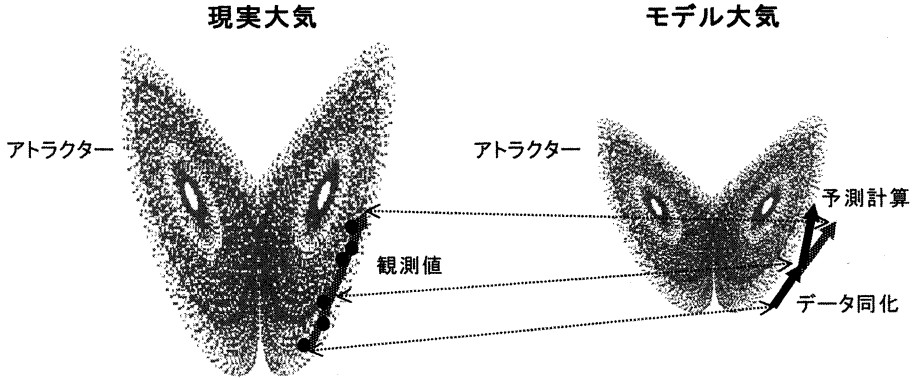
データ同化は、数値天気予報の初期値を作成するために導入された技術です。限られた個数の観測データから、数値モデルの全格子点の状態変数の値を推定するために、統計的に得られる状態変数間の空間相関や、地衡風平衡のような物理法則を活用します。私の考えるデータ同化については、1998年度日本気象学会春季大会シンポジウムで紹介させていただきましたので

(露木, 1999), 詳しいことは繰り返しません。ただ、一つ強調しておきたいことは、データ同化においては、その時刻の観測データだけでなく過去の観測データも利用され、過去の観測データが持つ情報を現在に伝えるのに数値モデルが使われる、ということです。これは、物理法則の活用の一つでもあります。もう一つ強調したいことは、データ同化では、衛星観測による輝度温度データなど、数値モデルの状態変数とは異なる物理量の観測データをそのまま利用して状態変数を推定することが可能ですので、データ同化はリモートセンシングデータのリトリバル(物理量算定)を原理的に含み得る、ということです。

データ同化のプロダクトである解析値は、気象研究における基礎データのの一つとして広く利用されているわけですが、将来的にはデータ同化自身が、現実大気を対象とする数値モデル研究の欠かせない道具になるものと、私は予想しています。数値モデルの計算結果を現実大気と比較して検証する手段として、気候シミュレーションのように数値モデルを長時間積分して、得られるモデル気候値を観測気候値と比較する方法があります。第1図は、現実大気とモデル大気の時間発展の様子を、状態変数によって張られる相空間における軌跡で模式的に示したもので、ある時刻の大気の状態は相空間内の1点で表されます。任意の初期値から十分時間がたった後の大気の状態は、点描で示したアトラクターと呼ばれる部分空間のごく近傍を動くようになります。この相空間で見ると、気候シミュレーションによる数値モデルの検証は、モデル大気のアトラクターの大域的な性質を、現実大気のものと比較することに相当し、いわば大域的アプローチといえます。

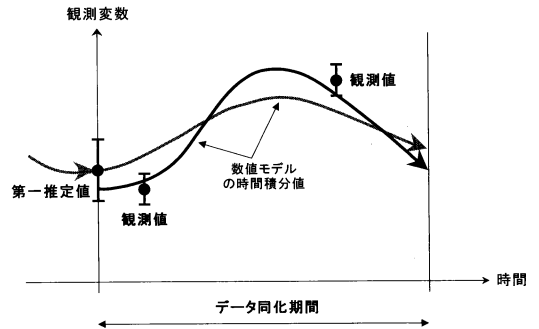
これに対して局所的アプローチといえるものが、数値天気予報による数値モデルの検証です。第1図に示したように、数値天気予報はデータ同化と予測計算からなります。データ同化では、観測データに基づいて、

* 気象庁予報部数値予報課. tsuyuki@met.kishou.go.jp
—2001年7月9日受領—
—2001年9月18日受理—



第1図 相空間における数値天気予報の模式図。ある時刻の大気の状態を、全格子点の全状態変数によって張られる相空間内の1点で表しており、灰色の点描域はアトラクターと呼ばれる部分空間を示す。観測される現実大気の状態はほぼアトラクター上を動いており、灰色の矢印はその軌跡の例、黒丸はその観測値で、観測誤差があるために一般に元の軌跡の上には載らない。現実大気とモデル大気の対応する状態を点線で結んであるが、データ同化で推定されたモデル大気の初期値がそのアトラクターのごく近傍にない場合には、予測計算の段階で軌跡がアトラクターに接近していくため、予測誤差の原因の1つになる。

現実大気の状態に対応するモデル大気の状態を推定します。そして、予測可能性の限界内で、予測計算によって得られたモデル大気の相空間内の軌跡を観測データと比較します。このそれぞれの段階で、モデル大気が現実大気にどれくらい近いかわかることができます。また、一般にモデル大気的气候値は現実大気的气候値からずれています。図に示したように、予測値が時間とともにモデル大気のアトラクターにドリフトしていく過程を分析することによって、モデル大気的气候値のずれの原因を調べることもできます。ただし、データ同化がこのような目的に広く使われるためには、データ同化法自身がより精緻なものになる必要があります。



第2図 4次元変分法概念図。灰線は第一推定値からの数値モデルの時間積分値、黒線は第一推定値と観測値に最も近い数値モデルの時間積分値で、後者をデータ同化期間内の解析値とする。第一推定値と観測値につけた縦線は、それぞれの誤差の大きさを示す。

3. 4次元変分法について

私が研究の対象とした4次元変分法は、このような精緻なデータ同化法の一つであり、気象庁を初めとする世界の主要な現業数値予報センターで導入が図られつつあります。第2図にその概念図を示しましたが、数値モデルの不完全性の影響が小さいとみなせる長さの期間内で、その初めに与えられる第一推定値と期間内のすべての観測値に最も近い数値モデルの時間積分値をもって、その期間の状態変数の最適な推定値、すなわち解析値とします。第一推定値としては、隣接する直前の期間におけるデータ同化によって求められた、その期間の終わりの解析値が使われますから、こ

れに過去の観測データの情報が含まれていることとなります。第一推定値と観測値が、与えられた値をとる確率が最大になるような数値モデルの状態変数の値を探すのですが、そのために、第一推定値と観測値の条件付確率密度関数の積の対数をとって、その符号を反転した評価関数を定義し、その最小値を探索することになります。数値モデルの時間積分値は期間の初めに与える初期値で決まりますから、評価関数は初期値の関数です。なお、確率密度関数としては正規分布がよく使われますが、この点についてはあとで触れます。

評価関数の値と初期値に関する勾配ベクトルが計算できれば、準ニュートン法や共役勾配法などの反復法で、その最小値を探索できます。勾配ベクトルの計算のためには、まず、時間変化する任意の基本場の周りで数値モデルを線形化した接線形モデルを作成します。接線形モデルの時間積分は、時間変化する係数行列を状態変数ベクトルに順次乗じていくことに相当しますが、その係数行列を転置した数値モデルのことをアジョイントモデルといいます。行列の積を転置すると積の順序が反転しますから、アジョイントモデルは現在から過去に向かって時間積分することになります。評価関数の勾配ベクトルの計算に、このアジョイントモデルが必要になるのです。その理由は、多変数関数に対する合成関数の微分の公式から簡単に示せます。4次元変分法の技術的な詳細については、気象庁予報部の技術報告(露木, 1997)にまとめたことがあります。また、アジョイントモデルは特異ベクトルの計算などにも利用できます(露木, 1996; 露木, 2000)。

ここで、4次元変分法の歴史を簡単に振り返っておきます。基本的な考え方は、今から30年くらい前に、現在オクラホマ大学の佐々木先生らによって提出されましたが(Thompson, 1969; Sasaki, 1970)、評価関数の勾配の計算にアジョイントモデルを用いる効率的な方法が導入されたのは、それから10年以上たってからのことです(Lewis and Derber, 1985; Le Dimet and Talagrand, 1986など)。1990年代にはいりますと、数値天気予報に使われているような大規模な数値モデルに4次元変分法が適用され始めました(Thepaut and Courtier, 1991; Navon *et al.*, 1992など)。また、4次元変分法における重力波モードの制御(Courtier and Talagrand, 1990; Zou *et al.* 1993a)、湿潤過程の導入(Zou *et al.*, 1993b; Zupanski, 1993)、降水量データの同化(Zupanski and Mesinger, 1995)などの成果が次々に出てきました。

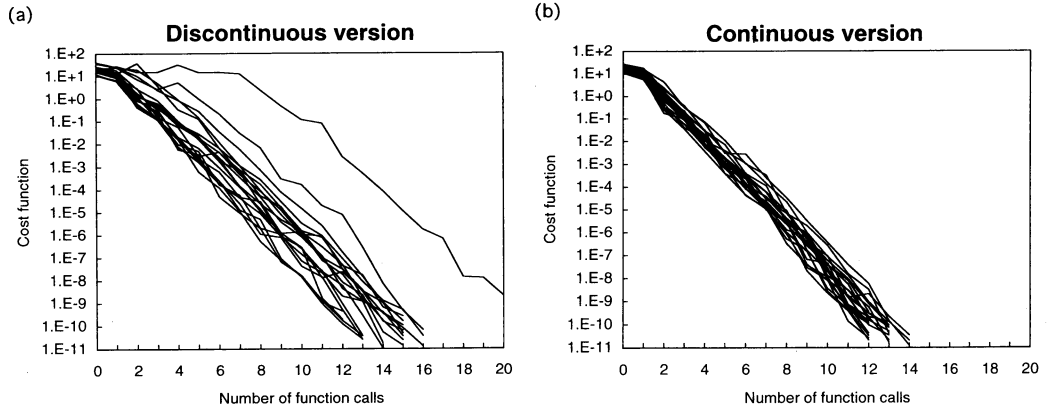
4. 熱帯大気の4次元変分法の試み

私が4次元変分法の研究に関わり始めたのは、この1990年代半ばの頃でした。4次元変分法は線形化された数値モデルを必要としますが、積雲対流などのパラメタライズされた物理過程は一般に非線型性が強く、またしばしば不連続であるために、それらが4次元変分法で適切に扱えるのかどうか、解決すべき大きな課題になっていました。前節で触れましたように、アジョイントモデルに湿潤過程を導入することはすでに

試みられてはいましたが、それらは乾燥大気の力学が卓越する中緯度を対象としており、積雲対流が重要な熱帯大気に対する4次元変分法の適用可能性については、まだ調べられていませんでした。あとから聞いた話ですが、4次元変分法の開発で先行していたヨーロッパ中期予報センター(ECMWF)では、熱帯については4次元変分法を適用せずに、アジョイントモデルを必要としない3次元変分法を使うことや、適用するとしても物理過程を含まないアジョイントモデルを用いることなどが検討されていました。

それに対して私は、熱帯大気の解析こそ4次元変分法を適用すべきであると考えました。これはこういうことです。限られた観測データからなるべく多くの情報を引き出すために、当時広く使われていたデータ同化法である最適内挿法では、地衡風平衡を利用することにより、風と気圧を同時に解析する多変量解析を行います。ところが、熱帯大気にはこのような簡単な線形バランスが存在しませんから、風と気圧は独立に解析することになります。熱帯大気についても多変量解析を行って精度の高い解析値を得るためには、湿潤過程を含むプリミティブ方程式系そのものを利用する必要があります。それは4次元変分法によって実現されるのです。そこで、湿潤過程を含む4次元変分法の熱帯大気解析への適用可能性を調べるのが、今回の研究の大きな目的でした。

この研究は、フロリダ州立大学気象学部に滞在中に行ったものですが、もう一つ目的がありました。当時の私のボスであるクリシュナムルティ教授によって、物理的初期値化という方法が1980年代に提案され、それが熱帯の数値天気予報の精度を上げるのに有効であることが示されていました(Krishnamurti *et al.*, 1984)。これは、通常の観測データの同化で得られた解析値から数値モデルをある期間時間積分し、その期間内の降水量の計算値が観測値に近くなるように、数値モデルの状態変数を調整する方法です。しかし、降水量データが他の観測データと同時に同化されないために十分な情報を引き出せないとか、数値モデルの湿潤過程のパラメタライゼーションに含まれるランダム誤差が適切に考慮されないなどの問題点が指摘できます。4次元変分法ならば、原理的にはこのような問題点がありませんから、4次元変分法を使って熱帯の降水量データの同化を試みて、その振舞いを調べようと思いました。これが、もう一つの目的でした。



第3図 鉛直1次元モデルにおいて擬似観測データを同化したときの評価関数の収束の様子。(a) 不連続な湿潤過程を用いた場合、(b) 連続な湿潤過程を用いた場合。横軸は、反復計算における評価関数と勾配の計算回数、20通りの第一推定値に対して計算した。Tsuyuki (1996a) より。

5. 擬似的な観測データを用いた研究

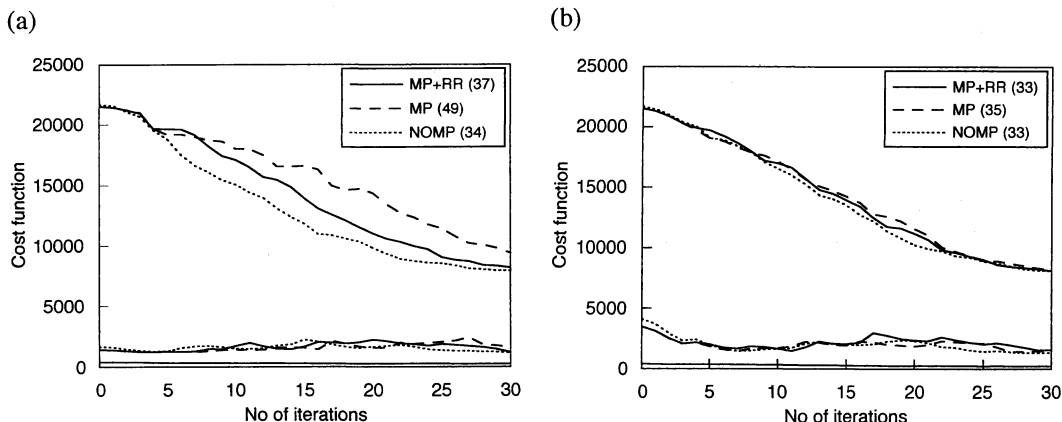
まず問題になるのが、積雲対流を初めとする湿潤過程のパラメタリゼーションに含まれている不連続の扱いでした。私を用いた数値モデルは、フロリダ州立大学の全球スペクトルモデルでしたが、積雲対流の発生条件や雲底・雲頂高度の決め方などに数多くの不連続がありました。不連続点の近傍では接線形モデルの精度が著しく悪化しますから、これらを除く必要があります。ここで問わなければならないことは、不連続なパラメタリゼーションはどの程度正当化できるだろうか、ということです。数値モデルの時間分解能の粗さで見た場合に、数値モデルの格子スケール以下の個々の現象が、それぞれに対する分岐パラメータの不連続関数で精度よく表現されるとしても、パラメタリゼーションはそれらの現象の格子平均かつアンサンブル平均ですから、分岐パラメータの格子スケール以下のばらつきなどによって、不連続は多かれ少なかれぼやけてしまうはずで、不連続なパラメタリゼーションは、数値モデルに過度の初期値敏感性をもたらす点からも、好ましくないと考えています。

湿潤過程のパラメタリゼーションから不連続を除き、全球スペクトルモデルの鉛直1次元版に対する4次元変分法を使って、その効果を調べました。数値モデル自身から算出した擬似的な観測データを同化することにしました。第3図は、温度や比湿など、数値モデルの状態変数が直接観測される場合について、評価関数の収束の様子を比べたものです。観測データに誤差がないとしていますので、評価関数は0に収束します。この図から、不連続を除くと確かに収束速度が向

上することがわかります。パラメタリゼーションによって状態変数から診断的に算出される降水量データを同化すると、不連続なパラメタリゼーションの場合には、収束しないケースが少なからず見られました。このようにして、湿潤過程のパラメタリゼーションから不連続を除くことが、4次元変分法の収束性の向上に有効であることがわかったのですが、それだけで熱帯でも4次元変分法ができる、ということにはなりませんでした。

とにかく次の段階として、湿潤過程のパラメタリゼーションから不連続を除いた全球スペクトルモデルを用いて、擬似観測データの同化実験を行いました。湿潤過程を含まない数値モデルに通常の観測データを同化した場合、湿潤過程を含む数値モデルに通常の観測データを同化した場合、湿潤過程を含む数値モデルに通常の観測データに加えて降水量データも同化した場合、の3ケースを比較しました。重力波モードの卓越を防ぐために、発散の高周波成分を抑えるペナルティ項を評価関数に加えました。ペナルティ項は、ごく大雑把に言えば、第一推定値も観測データもないときの状態変数の先験的確率密度関数に対応するもの、とみなすことができます。なお、私の研究では簡単のため、第一推定値に関する確率密度関数は考慮しませんでした。

第4図に評価関数の収束の様子を示しましたが、左の図が最初に得られた結果です(第4図a)。今度は、擬似観測データに人工的な誤差を加えたので、評価関数は0には収束しません。この図から、不連続を除いたにもかかわらず、湿潤過程を導入すると



第4図 全球3次元モデルにおいて擬似観測データを同化したときの評価関数の収束の様子. 横軸は反復回数. (a) 小さなペナルティ項を用いた場合, (b) 大きなペナルティ項を用いた場合. それぞれの図において, 点線は湿潤過程を含まないアジョイントモデルで通常の観測データを同化した場合, 破線は湿潤過程を含むアジョイントモデルで通常の観測データを同化した場合, 実線は湿潤過程を含むアジョイントモデルで通常の観測データと降水量データを同化した場合. 上から, 評価関数のうちの通常観測データによる項, ペナルティ項, 降水量データによる項 (実線のみ) を示す. 凡例の括弧内は, 30回反復までに要した評価関数と勾配の計算回数. 1回の反復に, これらの計算を2回以上要する場合があることに注意. Tsuyuki (1996b) より.

収束が著しく遅くなるのがわかります. 別の例では, 収束しないことさえありました. なお, 降水量データも同化すると収束性が向上していますが, これは数値モデル自身によって算出された降水量を同化しているためであり, 現実の降水量データを使う場合にはそういうわけにはいきません. この収束性の悪化にはずいぶん困ったのですが, 幸いなことに, ペナルティ項を大きくすることによって, この問題が解決することがわかりました. それが右の図です (第4図b). 一般にペナルティ項を加えると, 最小値を探索するときの制約が増えるために収束が遅くなるのが知られており, 湿潤過程を含まない場合には確かにそうなっています. しかしながら, 湿潤過程を含む場合には, ペナルティ項をある程度大きくしたほうが収束が速くなるのです.

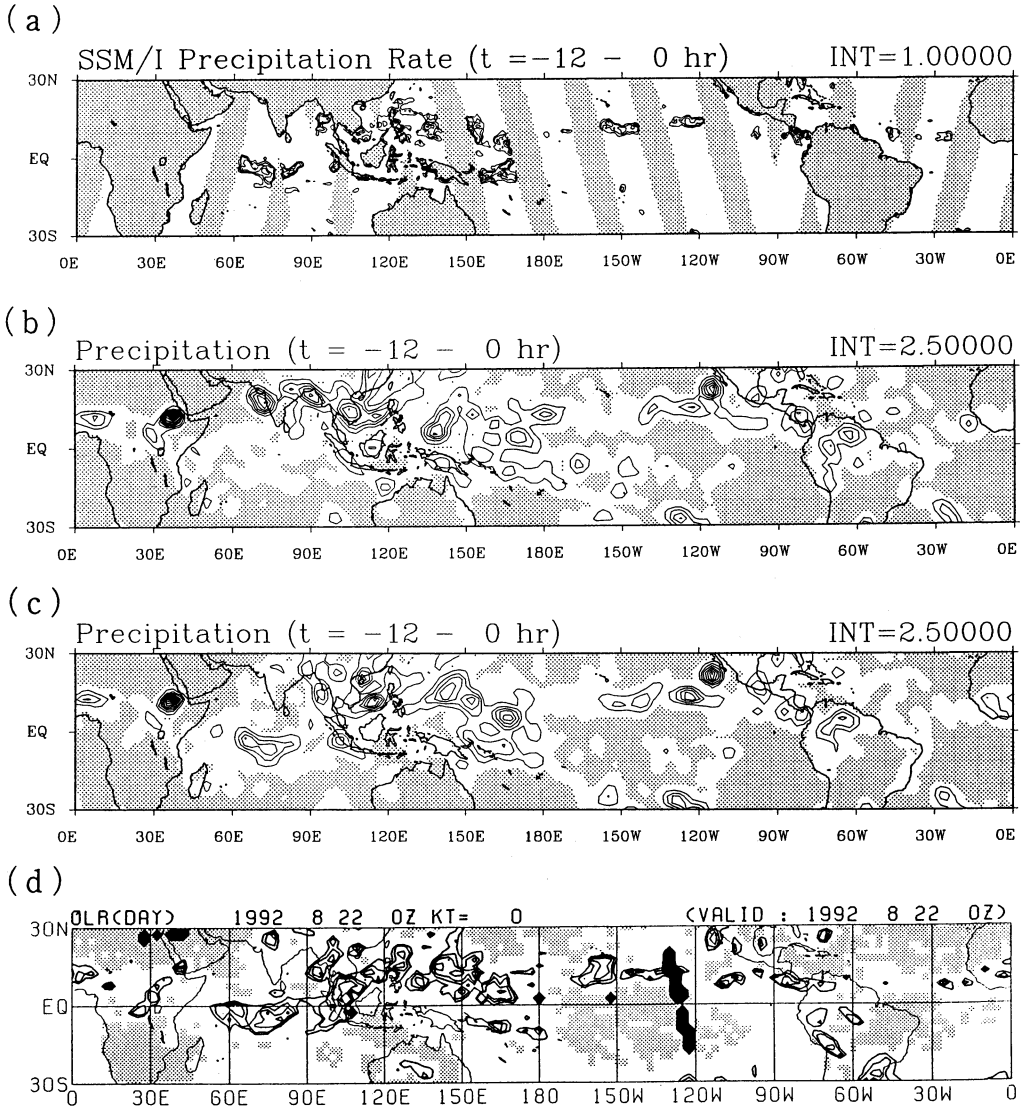
これは次のように説明できます. 4次元変分法では, 評価関数を最小にする状態変数の初期値を, 反復法を用いて数学的に探索するのですが, この過程で現実の大気ではあまり起こらない状態を通過することがあります. 一方, パラメタリゼーションは経験的知識に基づく統計則ですから, そのような場合には特異な振舞をする可能性があります. 異常に強い初期値敏感性を示す結果, 評価関数の勾配が局所的に著しく大きくなって, 最小値の探索が困難になることがあります.

ペナルティ項は, このような事態に遭遇するのを避ける役割を果たします. 特に熱帯では, 積雲対流は発散場と強く相互作用しますから, 今回用いたペナルティ項はこの目的にとって有効でした.

6. 実際の観測データを用いた研究

結局, 湿潤過程のパラメタリゼーションから不連続を除去することと, 高周波の発散成分を抑えるペナルティ項の大きさを適当に調節することによって, 積雲対流が重要な熱帯大気に対しても, 4次元変分法が可能になりました. あとは, 実際の観測データを用いてやってみせるだけです. そこで, 全球のラジオゾンデによる風・気温・湿度・1000 hPa 高度データと, 極軌道衛星に搭載されたマイクロ波放射計 SSM/I による熱帯海上の降水量データを, 4次元変分法によって同化してみることにしました. 極軌道衛星データは定時観測ではありませんが, 4次元変分法なら問題なく扱えます. 同化期間は, 観測データが容易に入手できた1992年8月22日0~12 UTC としました.

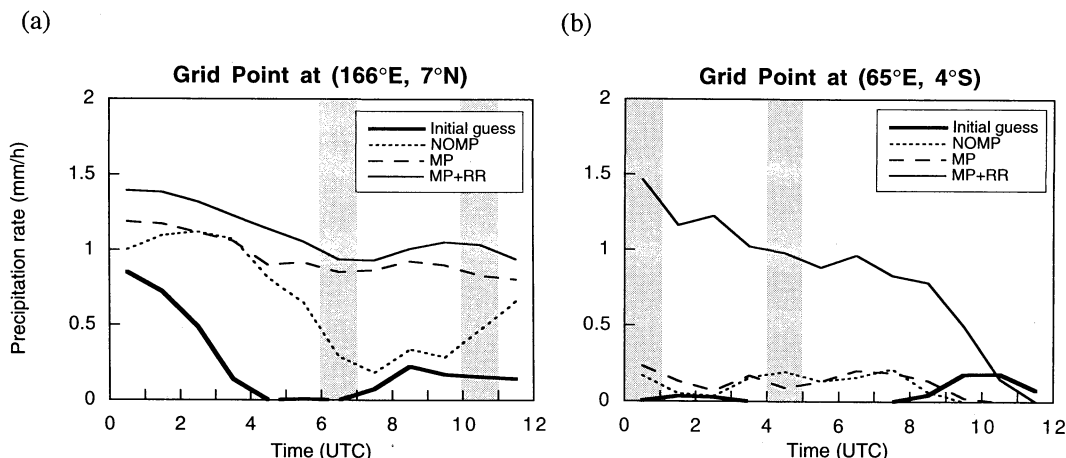
第5図がその結果の一部で, 期間内の積算降水量を比較したものです. 露木 (1999) に掲載した図ですが, 便宜上再掲させていただきます. この期間, SSM/I を搭載した衛星は2機飛んでいましたが, それによる降水量データは熱帯海上の約3分の2しか覆っていません



第5図 4次元変分法による1992年8月22日0～12 UTCの積算降水量の推定。(a) DMSP衛星搭載のSSM/Iによる降水量データの合成図。等値線の間隔は0.25, 0.5, 1, 2, 4 mm/hで、陰はデータのない領域。(b) 第一推定値による積算降水量。等値線の間隔は2.5 mmで、陰は0.25 mm以下の領域。(c) 4次元変分法による推定値。等値線の間隔などは(b)と同じ。(d) 地方時に基づくNOAA衛星による外向き長波放射量の合成図。200 W/m²以下の等値線を25 W/m²間隔で示し、薄い陰は275 W/m²以上の領域、濃い陰はデータのない領域。他の図と比較できるのは西太平洋域に限られる。Tsuyuki (1997) より。

ん(第5図a)。第一推定値として米国気象局の全球解析値を採用し、それを初期値として数値モデルを時間積分して得られた積算降水量を、衛星観測による降水量と比較しますと、インド洋や北西太平洋でかなり違ってきます(第5図b)。一方、4次元変分法によって推定された積算降水量は、降水量データのある領域

では衛星観測とよく似ており、降水量データの同化がうまくいっていることがわかります(第5図c)。比較のために、別の極軌道衛星による外向き長波放射量(OLR)の地方時に基づく合成図も掲げました(第5図d)。他の図と比較できる西太平洋付近に限ると、降水量の多い領域とOLRの小さな領域がよく対応してお



第6図 4次元変分法による1992年8月22日0～12 UTCにおける1時間降水量の時系列。格子点は、(a)166°E, 7°N, (b)65°E, 4°S。太実線は第一推定値、点線は湿潤過程を含まないアジョイントモデルでラジオゾンデデータだけを同化した場合、破線は湿潤過程を含むアジョイントモデルでラジオゾンデデータだけを同化した場合、細実線は湿潤過程を含むアジョイントモデルでラジオゾンデデータと降水量データを同化した場合を示す。陰は降水量データがある時間帯。Tsuyuki (1997) より。

り、4次元変分法によって推定された積算降水量が、定性的にもっともらしいことがわかります。特に、陸上のために降水量データがないインドシナ半島では、第一推定値からの計算ではまとまった降水域が見られますが、4次元変分法ではこれがなくなってOLRの観測結果と整合していることなどは、4次元変分法の効果を示すものです。

この4次元変分法の効果をもう少し詳しく調べるために、北西太平洋とインド洋でまとまった降水が推定された格子点について、1時間降水量の時系列を第6図に示しました。第一推定値からの計算値、湿潤過程を含まないアジョイントモデルを用いてラジオゾンデデータだけを同化した場合、湿潤過程を含むアジョイントモデルを用いてラジオゾンデデータだけを同化した場合、さらに降水量データも同化した場合の4つを比べてあります。陰は降水量データがある時間帯です。第4図の場合と異なって、評価関数の値を計算するための数値モデルには、湿潤過程を含むすべての物理過程が組み入れられています。4次元変分法では、アジョイントモデルに湿潤過程が含まれていないと、降水量データの同化ができないことに注意して下さい。

この図を見ると、ラジオゾンデデータがある程度存在する北西太平洋の格子点では、アジョイントモデルに湿潤過程が含まれていれば、降水量データを同化しなくても、ほぼ同程度の降水量が推定されています(第6図a)。それに対して、周囲にラジオゾンデ

データがないインド洋の格子点では、降水量データを同化しない限り、降水量の推定は困難になっています(第6図b)。これは何を意味するかというと、アジョイントモデルに湿潤過程を含む4次元変分法によれば、ラジオゾンデデータから降水量の推定ができるということです。一方、熱帯では、降水量は凝結熱を通して大気の運動に大きな影響を及ぼしますから、たとえ降水量データを同化しなくても、熱帯大気に対する4次元変分法では、アジョイントモデルに湿潤過程を含める効果が大きいということになります。

以上が、私の研究の主な内容です。これらは3つの論文に分けて発表しましたが(Tsuyuki, 1996a, b; Tsuyuki, 1997), Tsuyuki (1996c) や Tsuyuki (1999) ではひとまとめにしました。

7. その後

1997年11月にECMWFが全球解析に4次元変分法を初めて採用し、全球数値予報の精度を飛躍的に向上させました。特に、観測データが比較的少ない南半球における精度向上が顕著でした。現実化されたECMWFのアジョイントモデルには、湿潤過程を初めてするほとんどの物理過程が、連続化かつ単純化されて組み込まれています。これは、アジョイントモデルに湿潤過程を含めると顕著な改善が見られることがわかったためで、かねてからの私の結果と一致しました。2000年6月には、ECMWFと共同で4次元変分法の開

発を進めてきたフランス気象局も、全球4次元変分法を導入しました。

私が現在所属している気象庁数値予報課では、メソ解析や全球解析に4次元変分法を導入すべく、1997年から本格的な開発に取り組み始めました。まず、全球4次元変分法の前段階として、全球3次元変分法を2001年9月に現業化しました。これは、気象庁と(財)電力中央研究所の共同研究「長期間にわたる高精度客観解析データの作成とこれを用いた気候変動に関する研究」(平成13~17年度)で実施される、長期再解析にも使用される予定です。さらに高度な全球4次元変分法の開発は、科学技術振興調整費「高精度の大気・海洋変動予測のための並列ソフトウェア開発に関する研究」(平成10~14年度)の下で進めてきており、平成15年度中の現業化を目指しています。一方、メソ4次元変分法については、平成13年度末に現業化の予定で、これが実現すれば、この分野では気象庁が世界で最初の現業数値予報センターになる見込みです。

8. おわりに

データ同化法は、今後どのような方向への発展が見込めるのでしょうか。一つの方向は、第一推定値の確率密度関数の評価を精密化することだと思っています。第一推定値の誤差共分散には、普通、統計的な平均値が用いられます。しかし、それは大気の運動などと共に日々変動しているはずですから、正確には力学的に毎回きちんと評価する必要があります。また、確率密度関数の関数形としては、簡単のために正規分布を採用しているのですが、観測値の確率密度関数と異なって、第一推定値が真の値に十分近くなければ、これを正当化することは一般に困難です。大気の運動のカオスの性質から考えると、確率密度関数が複数の峰を持つこともあり得ます。これらをきちんと扱うためには、アンサンブル的なデータ同化が必要になるのではないかと考えています。

もう一つの方向は、数値モデルの予報方程式の誤差をデータ同化の過程で評価し、その影響を解析値から除くことです。データ同化のプロダクトである解析値が、気象研究における基礎データとしてより広く活用されるためには、これは欠かせない課題だと思っています。数値モデルの誤差の統計的な振舞が簡単にモデル化できるとよいのですが、これについてはよくわかっていません。そこで、まず手をつけるべきなのは、バイアスと呼ばれる時間的に持続する誤差の扱いで

しょう。数値モデルのランダム誤差を考慮するためには、複数の数値モデルを利用する方法も考えられます。

最後になりますが、第4~6節で紹介させていただいた研究は、すでに述べましたように、1994年3月~1996年2月にフロリダ州立大学気象学部に滞在したときに行ったものです。このような絶好の機会を与えてくださった、フロリダ州立大学T. N. クリシュナムルティ教授と、いちいちお名前を挙げることは控えさせていただきますが、数値予報課を初めとする気象庁の皆様には、たいへんお世話になりました。これらの方々に深く感謝致します。フロリダ州立大学ではクリシュナムルティ教授に加えて、スーパーコンピュータ計算研究所のI. M. ナボン教授にもご指導いただいたほか、気象学部のスタッフの皆様にもいろいろ面倒をみていただきました。もう5年以上たちましたが、フロリダでの研究生生活がなつかしく思い出されます。

参考文献

- Courtier, P. and O. Talagrand, 1990: Variational assimilation of meteorological observations with the direct and adjoint shallow-water equations, *Tellus*, **42A**, 531-549.
- Krishnamurti, T. N., K. Ingels, S. Cocke, R. Pasch and T. Kitade, 1984: Details of low latitude medium-range numerical weather prediction using a global spectral model II. Effects of orography and physical initialization, *J. Meteor. Soc. Japan*, **62**, 613-649.
- Le Dimet, F. X. and O. Talagrand, 1986: Variational algorithms for analysis and assimilation of meteorological observations: theoretical aspects, *Tellus*, **38A**, 97-110.
- Lewis, J. and J. Derber, 1985: The use of adjoint equations to solve a variational adjustment problem with advective constraint, *Tellus*, **37**, 309-327.
- Navon, I. M., X. Zou, J. Derber and J. Sela, 1992: Variational data assimilation with an adiabatic version of the NMC spectral model, *Mon. Wea. Rev.*, **120**, 1433-1446.
- Sasaki, Y., 1970: Some basic formalisms in numerical variational analysis, *Mon. Wea. Rev.*, **98**, 875-883.
- Thepaut, J. N. and P. Courtier, 1991: Four-dimensional variational data assimilation using the adjoint of a multilevel primitive-equation model, *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **117**, 1225-1254.
- Thompson, P., 1969: Reduction of analysis error through constraints of dynamical consistency, *J.*

- Appl. Meteor., 8, 739-742.
- Tsuyuki, T., 1996a : Variational data assimilation in the tropics using precipitation data. Part I : Column model, Meteor. Atmos. Phys., 60, 87-104.
- Tsuyuki, T., 1996b : Variational data assimilation in the tropics using precipitation data. Part II : 3D model, Mon. Wea. Rev., 124, 2545-2561.
- Tsuyuki, T., 1996c : Variational data assimilation in the tropics using precipitation data, Proc. of a Seminar held at ECMWF on Data Assimilation (2-6 September 1996, Reading) and Proc. of a Workshop held at ECMWF on Non-linear Aspects of Data Assimilation (9-11 September 1996, Reading), ECMWF, 547-575.
- Tsuyuki, T., 1997 : Variational data assimilation in the tropics using precipitation data. Part III : Assimilation of SSM/I precipitation rates, Mon. Wea. Rev., 125, 1447-1464.
- Tsuyuki, T., 1999 : Four-dimensional variational assimilation for the tropical atmosphere using precipitation data, Ph. D. dissertation, Graduate School of Science, University of Tokyo, 128pp.
- 露木 義, 1996 : 気象の予測とアジョイントモデル, 数理科学, No. 401, 50-59.
- 露木 義, 1997 : 変分法によるデータ同化, 数値予報課報告・別冊第43号, 気象庁予報部, 102-165.
- 露木 義, 1999 : データ同化と初期値敏感性, 天気, 46, 179-184.
- 露木 義, 2000 : 気象予報における数理, 応用数理, 10, No. 4, 42-47.
- Zou, X., I. M. Navon and J. Sela, 1993a : Control of gravitational oscillations in variational data assimilation, Mon. Wea. Rev., 121, 272-289.
- Zou, X., I. M. Navon and J. Sela, 1993b : Variational data assimilation with moist threshold processes using the NMC spectral model, Tellus, 45A, 370-387.
- Zupanski, D., 1993 : The effects of discontinuities in the Betts-Miller cumulus convection scheme on four-dimensional variational data assimilation, Tellus, 45A, 511-524.
- Zupanski, D. and F. Mesinger, 1995 : Four-dimensional variational assimilation of precipitation data, Mon. Wea. Rev., 123, 1112-1127.

Study of Data Assimilation in the Tropics with a Four-Dimensional Variational Method Including Moist Processes

Tadashi TSUYUKI

*Numerical Prediction Division, Forecast Department, Japan Meteorological Agency
1-3-4 Ote-machi, Chiyoda-ku, Tokyo 100-8122, Japan*

(Received 9 July 2001 ; Accepted 18 September 2001)
