

データ同化手法を用いた降水シミュレーションの精度向上に関する研究

愛媛大学大学院 学生会員 浅岡佑亮 愛媛大学大学院 正会員 ○森脇亮
愛媛大学大学院 正会員 藤森祥文

1. はじめに

時間雨量が 50 mm を越える非常に激しい雨や、時間雨量 80 mm を越える猛烈な雨は増加傾向にあり、平成 29 年 7 月の九州北部豪雨や平成 30 年 7 月豪雨のような大規模な豪雨被害が毎年のように生じている。また、ゲリラ豪雨と呼ばれる局地的豪雨の発生回数も同時に増加傾向となっている。河川氾濫や浸水害、土砂崩れなどの災害も今後増加していくと考えられる中、被害を未然に防ぐための気象予測の精度向上へのニーズが高まっている。そこで本研究では、平成 30 年 7 月豪雨を対象として、データ同化手法が降雨予測の精度向上に与える影響について検討することを目的とする。

2. 研究方法

2.1 使用モデル

本研究で用いた領域気象モデル WRF(Weather Research and Forecasting model)は、米国大気研究センター(NCAR)や米国環境予測センター(NCEP)などを中心とする共同プロジェクトによって開発された。現在において最新の非静力学のメソスケール気象モデルである。特徴として、水蒸気量、雲、雨、あられ、雪などの予報方程式からなる雲物理モデル、日射量、大気放射量などの放射モデル、地表面温度、土壌温度、土壌水分量などの地表面モデル等、多数の力学法則が取り入れられており、数メートルから数千キロメートルまで、幅広い領域に対応していること等が挙げられる。

WRF を用いてシミュレーションを行う際に、観測データを利用することによってさらに高精度なシミュレーションを行うことができる。気象分野ではこれをデータ同化と呼び、WRF システムでは、WRF-Var が 3 次元変分法(3DVAR)、4 次元変分法(4DVAR)などを採用している。4 次元変分法は最尤推定法を基礎とし、定義される評価関数の最小値を求めることで、最適解を得る。3 次元変分法は、大気状態の時間変化は考慮せず、時間方向の発展をなくしたものである。

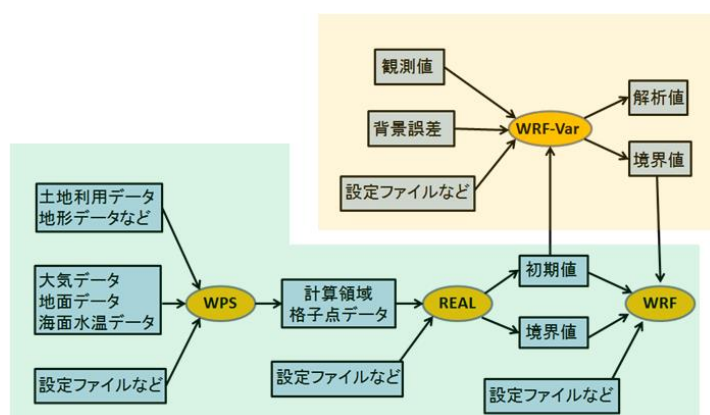


図-1 WRF プロセス

2.2 シミュレーション条件

本研究では、九州を含む中四国地域を対象に 2018 年 7 月 4 日から 7 月 8 日までを期間としてシミュレーションを行った。データ同化を行う際に利用した観測データは、NCEP によって収集された Global Observational Weather Data と GPV データである。前者は、本研究での対象領域内では、SYNOP(地上実況気象)、METAR(定時飛行場実況気象)、AIREP(航空機上気象報告)の 3 種類から構成されており、気圧、風速、風向、標高、気温、湿度などのデータが含まれている。GPV データにおいては日本領域を対象としている MSM(Meso Scale Model)の初期値を使用した。これは、GSM(Global Spectral Model)を境界条件として、日本域の大気を水平方向で 5km 格子、鉛直方向で 50 層に区切ってシミュレーションを実施する数値予報モデルであり、運用回数は 1 日 8 回、00,06,12,18(UTC)初期値から 15 時間予報、03,09,15,21,(UTC)初期値から 33 時間予報を行っており、天気図に現れないような局地的で寿命の短い気象現象の把握や防災気象情報、航空予報支援などに活用されている。

3. 結果

図2に2018年7月6日における日積算降水量の分布図を左からXRAIN, 通常のシミュレーション, NCEPデータ, GPV(T,Q,U,V)データを使用した同化シミュレーションの順に示す. また図3に各シミュレーションパターンにおける, 松山, 広島, 山口での7月6日の降水量の時間変化をまとめたグラフを示す.

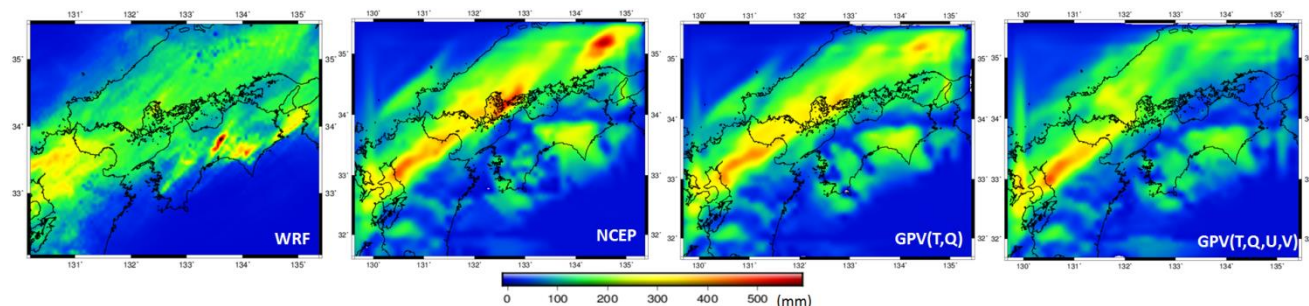


図-2 7月6日における日積算雨量の各分布図

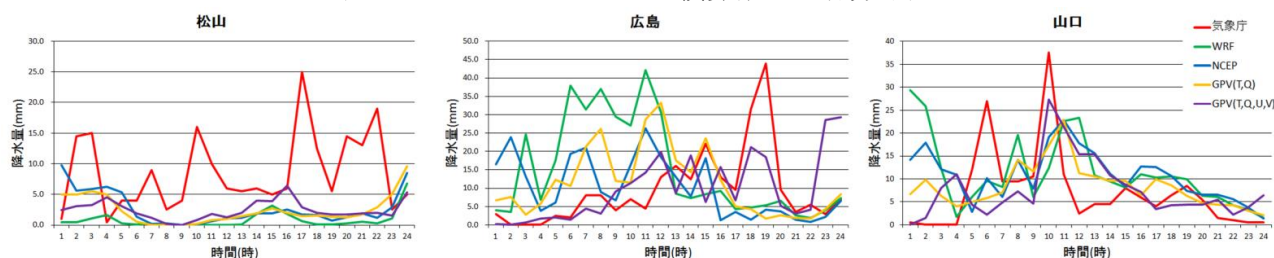


図-3 7月6日における降水量の時間変化

通常のシミュレーションと NCEP が使用を推奨している観測データを用いたデータ同化シミュレーションでは日積算降水の分布は大きく変化しなかったが, 過剰に発生していた降水が大きく低減することからデータ同化の効果が見られた. しかし, 多くの地点で降雨を精度よく予測できたとは言い難く, この観測データは空間的な密度から, メソ β スケールの気象をシミュレーションに用いるには不十分であると考えられる. また, 降水の波形をある程度再現できていない地点においては, データ同化の効果は十分に得られないことが分かった. 空間的密度を十分に満たしている GPV(T,Q,U,V)を観測データとして用いたデータ同化シミュレーションでは, これまで再現できなかった時間の降水が発生し, またずれていた降水のピークが一致するなど, データ同化による補正が最も顕著に現れた. 分布としても本州での 300 mm を越える地点が大幅に少なくなるなど最も XRAIN の分布に近づく結果となった. 空間的な密度が不十分な NCEP(T,Q,U,V,Ps), 空間的な密度は十分である GPV(T,Q), GPV(T,Q,U,V), これら 3 種類のパターンにおいては, 前者の 2 つの結果は大きく差はなく, GPV(T,Q,U,V)が最も精度が高かった. このことから, 空間的な密度を満たしている, かつ風の成分を同化することがデータ同化シミュレーションにおける降水予測に有効であることが示された. なお, 風の成分を観測データに含んでいたとしても, 空間的な密度が NCEP データのように十分でなければ, その効果は得られないことが考えられる.

4. 今後の課題

通常のシミュレーションで降水の時間変化の波形をある程度再現できなかった地点(松山など)において, 土地利用や使用スキームなどスケールも含め, 変更及び検証を繰り返し, データ同化の効果を発揮できるように改善する必要がある. また, 他の期間における降水で同じような傾向が見られるか検証する必要もある.

参考文献

1)弓木桂也: 気象・物質輸送モデルにおけるデータ同化, ながれ, 第 28 巻, pp.37-44, 2009.