実時間の予測誤差分散と予測バイアスを利用した 降雨予測モデル出力値合成手法の開発

DEVELOPMENT OF A METHOD TO COMBINE
EXTRAPOLATING MODEL AND MESO-SCALE METEOROLOGICAL MODEL
BY ESTIMATING ERROR VARIANCE AND BIAS ERROR IN REAL TIME

高田望¹・田中裕介²・池淵周一³・中北英一⁴

Nozomu TAKADA, Yuusuke TANAKA, Shuichi IKEBUCHI and Eiichi NAKAKITA

¹正会員 理修 株式会社気象工学研究所 (〒550-0003 大阪市西区京町堀1-8-5)

²正会員 理修 海洋研究開発機構 地球情報研究センター (〒236-0001 横浜市金沢区昭和町3173-25)

³フェロー 工博 京都大学名誉教授 株式会社気象工学研究所 (〒550-0003 大阪市西区京町堀1-8-5)

⁴正会員 工博 京都大学教授 防災研究所 (〒611-0011 宇治市五ヶ庄)

We have developed a method to combine extrapolating model and meso-scale meteorological model to improve the accuracy of nowcasting model until a few hours ahead. In the developed model, outputs obtained by extrapolating model and meso-scale meteorological model are combined with the optimum combination factor. The optimum combination factor in prediction lead time is estimated from error variance and bias error of latest outputs from each model. We applied the method to a precipitation event in Kinki region. The results showed higher accuracy than those of each model.

Key Words: rainfall nowcast, meso-scale meteorological model, WRF, XMP-radar, bias error

1. はじめに

近年, 集中豪雨や局地的な大雨に伴う水害が多発している. このような災害の多くは数十km程度より小さい水平スケール (メソβスケール) をもつ, 積乱雲に伴う雨によって引き起こされている. よりの確な避難情報に資するために, メソβスケール以下の現象を詳細に捉える観測網が整備されつつある. その一例が, 国土交通省が運用中の XRAIN (X-band polarimetric RAdar Information Network) である.

防災・減災のためには, 実況の監視に加えて, 精度の高い降雨予測が有効である. 目先数時間の降雨予測手法には, 運動学的予測手法と物理的予測手法が存在する. 運動学的予測手法は, 現在の降水域の移動傾向の時間外挿に基づく手法である. 物理的手法は大気現象の物理法則に基づく手法であり, メソスケール局地気象モデルによる予測が代表的である.

図-1は運動学的予測と物理的予測の精度の関係を模式的に示したものである¹⁾. 一般的に, 1時間程度先までは運動学的予測手法が有利であると考えられている. 特に,

図-1 予測時間 (forecast lead time) に伴い予測情報 (information content) が失われることを示す模式図¹⁾
実線: 理論的な予測可能性の限界;
破線: 物理的手法 (数値モデル); 点線: 運動学的手法

降水域の寿命が比較的長い場合、すなわち層状性の降水が卓越する場合、組織化した積乱雲群、台風による降水ではその傾向が顕著である。一方、降水の時間スケールが短い場合、すなわち単一の積乱雲による対流性降水が卓越する場合には、予測リードタイムが30分を超えると予測精度が急激に低下する。運動学的予測手法において、このような対流性降水の発達・衰弱を考慮して予測する試みは行われている²⁾が、予測初期時刻以降に発生する対流性降水を予測することは不可能である。この点が運動学的予測手法の課題である。気象庁の降水ナウキャストは運動学的手法により予測が行われている³⁾。

一方、物理的予測の精度は予測初期時刻では運動学的予測に劣るものの、その先の予測精度の低下は緩やかである。近年、数値モデルの性能向上、計算機技術の発達と観測データの数値モデルへの同化技術の向上によって、物理的予測手法の精度が向上しており、1時間程度先では運動学的手法の精度に匹敵しつつある。しかし、モデルの初期値作成のためのデータの収集と処理の時間に少なくとも数十分程度必要であること、雲微物理過程の理解が十分でないことから対流性降水の完全な再現が難しいこと等の課題もある。

運動学のおよび物理的降雨予測手法の特徴を踏まえて数時間先までの降雨を高精度に予測するために、2つの手法による予測を合成する手法が開発されてきた。気象庁の降水短時間予報では、全国13領域毎に合成係数を同定し合成を行っている⁴⁾。片岡他⁵⁾では、対象流域の過去の降水特性を詳細に解析して最適な合成係数を予め求めておき、それを合成予測（ハイブリッド降雨予測）に用いた。これらの合成手法による降雨予測値は日本国内の実時間降雨予測情報として実運用されている。

より高度な合成方法についても、多くの研究がなされている^{1),6),7)}。これらの研究では、運動学的手法と物理学的手法の精度を逐次評価して合成係数の同定を行っているため、降雨成因により両手法の優位性が異なる点を考慮した合成手法となっている。ただし、これらの手法ではいずれも運動学的手法と物理学的手法の合成係数の和を1としており、この条件下では運動学的手法、物理学的手法の両者が過小あるいは過大予測傾向にある場合、合成によりこの傾向を補正することは出来ない。

本研究では、運動学的手法、物理学的手法の誤差情報として予測誤差分散と予測バイアスの二指標を用いた合成手法の開発を行った。開発手法では、予測誤差分散を用いて両手法の優位性を評価し、予測バイアスを活用することで予測システム全体の過大・過小予測傾向の補正を

可能とした。

2. 予測誤差情報を利用した最適合成手法の開発

(1) 予測誤差情報から最適合成係数を決定する原理

以下では、太小文字 $\mathbf{a}$ でベクトル、ローマン体の大文字 $\mathbf{A}$ で行列を表す。簡単のため、観測と、運動学的手法、物理的手法による降水分布は、空間的に格子状に配置された同じ地点で得られるとする。 $\mathbf{p}_n$ 、 $\mathbf{p}_m$ を運動学的手法と物理的手法の全ての格子点での予測値を並べたベクトルとする。

運動学的予測と物理的予測の誤差共分散行列 $\mathbf{P}_n$ 、 $\mathbf{P}_m$ がわかっている（あるいは、推定できる）とする。これらの情報から、最適な合成予測値を求めるため、最尤推定の考え方をを用いた。

つまり、評価関数

$$J(\mathbf{p}) = \frac{1}{2}(\mathbf{p} - \mathbf{p}_n)^T \mathbf{P}_n^{-1}(\mathbf{p} - \mathbf{p}_n) + \frac{1}{2}(\mathbf{p} - \mathbf{p}_m)^T \mathbf{P}_m^{-1}(\mathbf{p} - \mathbf{p}_m) \quad (1)$$

を設定し、これを最小にするような $\mathbf{p}$ を最適予測値とする。ただし、各格子点における予測誤差は期待値を0とする正規分布に従うと仮定している。式(1)は数値的には、勾配法を用いた反復計算によって解くことができる。評価関数 J の $\mathbf{p}$ に関する勾配は

$$\nabla J(\mathbf{p}) = \mathbf{P}_n^{-1}(\mathbf{p} - \mathbf{p}_n) + \mathbf{P}_m^{-1}(\mathbf{p} - \mathbf{p}_m) \quad (2)$$

である。最適予測値 $\mathbf{p}_a$ では、勾配が $\nabla J = 0$ となることを利用する。

予測誤差の分布を正規分布と仮定したので、最適予測値は、 $\mathbf{p}_n$ 、 $\mathbf{p}_m$ を組み合わせ得られる誤差分散が最小、つまり精度が最も高い予測値となる。予測誤差共分散行列の推定精度が、得られる最適予測値の精度に大きく影響することから、この手法においては、誤差共分散行列の推定方法が非常に重要である。

(2) 簡略化した最適予測値推定手法

式(2)の評価関数の勾配の計算や、勾配法に伴う反復計算は計算負荷が大きく、実運用システムを構築することが困難である。そこで、式(1)の評価関数を簡略化することで、実運用に適用可能なシステムを

開発した。

まず、誤差共分散行列 $\mathbf{P}_n$, $\mathbf{P}_m$ の非対角成分を0とする。これは、予測誤差の空間的な分布の構造を考慮しない、という事である。次に、誤差共分散行列の対角成分が同じ値（領域代表値）を持つとする。つまり、予測誤差が、予測対象領域内で一様であると仮定する。これらの仮定により、実時間で予測誤差情報を利用した降水予測値合成手法のプロトタイプ構築が可能となる。

このような簡略化を行うことで、評価関数とその勾配（式(1)と式(2)）は

$$J(p) = \frac{1}{2c_n^2} (p - p_n)^T (p - p_n) + \frac{1}{2c_m^2} (p - p_m)^T (p - p_m) \quad (3)$$

$$\nabla J(p) = \frac{1}{c_n^2} (p - p_n) + \frac{1}{c_m^2} (p - p_m) \quad (4)$$

と書くことができる。ただし、運動学的予測と物理的予測の誤差分散の領域代表値をそれぞれ c_n^2 , c_m^2 とする。式(4)から $\nabla J = 0$ を満たす p は代数的に解くことができ、

$$p = w_n p_n + w_m p_m \quad (5)$$

$$w_n = \frac{c_m^2}{c_n^2 + c_m^2} \quad (6)$$

$$w_m = \frac{c_n^2}{c_n^2 + c_m^2} \quad (7)$$

となり、最適予測値が求まる。ただし、 w_n と w_m は、それぞれ運動学的予測と物理的予測に対する合成係数である。

この定式化では、誤差分散の領域代表値 c_n^2 , c_m^2 を推定できれば、式(5) の計算のみで最適推定値を得ることができる。従って、行列計算や勾配法による反復計算がなく、計算負荷が非常に小さい。

(3) 予測バイアスの補正

これまでの議論では、予測誤差の分布は期待値0の正規分布であると仮定した。しかし、実際には、期待値

が0ではなく、予測誤差に系統的なバイアスがあることが想定される。例えば、地形性降水は、運動学的予測では十分に取り入れることができず、また物理的予測でも完全に再現することが難しい。

また、降水システムが時間と共に発達（衰弱）している場合に、運動学的予測では、過小（過大）な降水を予測する可能性が高い。従って、より精度の高い合成予測の作成には、予測バイアスの補正が必要である。

運動学的予測、物理的予測、の予測バイアスの分布が、過去の予測誤差情報の解析などをもとに、 b_n , b_m のようにわかっているとすると、

このとき、予測降水分布を次のように補正する。

$$p'_n = p_n + b_n \quad (8)$$

$$p'_m = p_m + b_m \quad (9)$$

補正後の予測降水量分布 p'_n , p'_m を式(1), (2)（あるいは式(3), (4)）に用いることで、より精度の高い予測が得られることが期待される。

3. 開発した予測手法の検証

(1) 検証システムの構築

前節で述べた最適予測値推定手法の精度検証を行った。対象地域は近畿地方とした。近畿地方はレーダ観測網が密であり、精度の高いレーダ観測結果が得られているため、検証対象地域に適している。

本システムでは国土交通省が平成22年7月以降試験運用している XRAINのデータを用いた。XRAINは、空間分解能250m、時間分解能 地上:1分、上空:5分の高解像データである。運動学的手法では移動ベクトルの推定と予測の初期値として、物理的手法では同化データとして XRAINのデータを用いた。以下に、運動学的予測手法、物理的予測手法による予測値の作成方法を示す。実時間降雨予測システムにおける予測情報の更新は、運動学的予測は1分毎、物理的降雨予測は1時間毎と想定し、システム構築を行った。

a) 運動学的予測・物理的予測の作成

運動学的予測には、ウェーブレット変換を用いて降水分布を対流性と層状性に分離し別々に予測する手法²⁾を用いた。ただし、高田他²⁾で考慮されている対流性降

表-1 WRFの計算条件

	第1領域	第2領域
モデル	WRF V3.4.1	
水平解像度[km]	3.75	0.75
格子数	320×240	240×280
鉛直層数	35	
積雲対流	Kain-Fritsch	—
雲微物理	Pardue-Lin	
長波放射	RRTMG	
短波放射	RRTMG	
大気境界層	Monin-Obkhov 相似則	
地表面	5層熱拡散モデル	
惑星境界層	Yunsei Univ. モデル

図-2 WRFの計算領域

水の発達・衰弱は考慮しなかった。XバンドMPレーダに関する技術開発コンソーシアム」を通して配信されたXRAIN による合成降水強度分布を観測データとして用い、10分毎に、120分先までの10分降水量の予測を作成した。

物理的予測には、局地気象モデル WRF (Ver. 3.4.1) を用いた。初期値・境界値にはNCEPのGFSを用いた。2段階のネスティング（第1領域 → 第2領域）により積乱雲の解像が可能な 0.75 km 間隔までダウンスケリングした。解像度の高い第2領域では、XRAIN のドップラー風速を3次元変分法により同化した。モデルの設定や物理スキームの概要を表-1に示す。また、計算領域を図-2に示す。物理的予測は、1時間ごとに6時間先までの10分降水量を予測した。

b) 予測誤差分散と予測バイアスの推定

作成した運動学的予測と物理的予測をもとに合成予測を作成するためには、予測誤差分散を推定する必要がある（式(5)）。また、式(8)、(9)のバイアス補正を施すためには、バイアスも推定する必要がある。これらは、運動学的予測、物理的予測ともに、現在時刻の予測誤差の情報を利用して推定した。バイアスは、地形やモデルの特性が主要因と考えられ、一般的には空間的な分布を持つと考えられる。本稿では、空間平均したバイアス補正の影響を評価することがまずは重要であると考え、空間的に一様に予測バイアスが存在すると仮定した。運動学的予測は図-1に示されているように、リードタイムと共に精度が急激に悪化する。このため、予測誤差分散と予測バイアスは、リードタイムによる変化を考慮した推定を行った。

運動学的予測手法による60分先までの予測に関して、 t 分先予測の予測誤差分散 $c_n^2(t)$ には、 t 分前を予測初期時刻とした t 分先予測に対する予測誤差分散を用いた。

図-3 予測リードタイムに応じた合成決定手法の模式図

物理的予測手法による予測に関しては、数値モデルの前処理と計算に要する時間を考慮して、直近の正時の1時間前を初期時刻とする予測結果を用いて誤差分散 $c_m^2(t)$ の推定を行った。物理的予測手法の誤差分散は60分先まで時間変化しないと仮定し、60分先までの誤差分散 c_n^2 と c_m^2 から、60分先までの合成係数 w_m を求めた。60分先以降は、120分先において、 $w_n = 0, w_m = 1$ となるように線形内挿して、合成係数を決定した（図-3の模式図参照）。

運動学的予測手法の予測バイアスに関しては、予測誤差分散推定と同様の考え方で60分先までの予測バイアス $b_n(t)$ を推定し、60分先以降については60分先と同じ値を用いた。物理的手法に関しては予測誤差分散と同じ考え方で $b_m(t)$ の推定を行い、120分先まで時間変化しないと仮定した。

(2) 手法の適用例

開発手法を、2012年2月6~7日の事例に適用した。この事例では6日の夜遅くから翌7日にかけて、気圧の谷が日本を通過し、それに伴う低気圧と前線により降水がもたらされた。近畿地方の各地で一時的に30mm/hr以上の降水強度の降水が観測された。本稿では、初期時刻2月6日22時30分の結果を示す。用いた運動学的予測の初期時刻は22時30分、物理的予測の計算初期時刻は21時00分である。物理的予測の前処理と予測計算に要する時間を考慮して、物理的予測の計算初期時刻を設定した。初期時刻において XRAIN によって観測された降水強度分布を 図-4 に示す。運動学的予測、物理的予測の降水量分布と、それらをもとに作成した合成予測の降水量分布を 図-5 に示す。誤差分散のみを用いた合成手法をHYB、加えてバイアス補正を行った手法をHYB_ADと表記する。運動学的予測 (NWC) は、先行研究²⁾と同様に、30分先予測では降水をよく予測できた。しかし、60分先では、特に強雨域の位置が大きくずれており、対流性降水の発

達・衰弱に加えて発生が予測精度に大きく影響することを示唆している。60分先予測では紀伊半島の大部分が、初期の降雨情報が無いため予測不能領域となってしまう。合成手法の評価は、この予測不可能領域を含まない、図-5に赤色□で示した領域を対象として行った。

図-4 予測初期時刻におけるXRAINによって観測された降水強度分布 (2012年2月6日22時30分)

図-5 予測降水量分布の比較。上段が30分先予測、下段が60分先予測。左から観測 (Observation)、運動学的予測 (NWC)、物理的予測 (MDL)、合成予測 (HYB)、バイアス補正した合成予測 (HYB_AD) (予測初期時刻2012年2月6日22時30分 図中の赤色□がRMS、相関係数の算出領域)

図-6 北緯34. 2-35. 2° , 東経135. 4-136° の領域 (図-5の赤色□の領域) で解析した (左) 予測のRMS誤差 と (右) 降水分布の相関係数の時間変化 (初期時刻: 2012年2月6日22時30分)

一方、物理的予測(MDL)は、予測精度はそれほど良くないものの、紀伊半島の降水強度の強い領域や、60分予測での大阪湾の強雨域などはある程度予測できた。これらを合成した予測分布では、MDLの精度が良くないため、大域的にはNWCの結果に近い予測となった。ただし、60分先予測では、大阪湾に見られる降水域が予測されたり、観測範囲の制約から予測ができなかった紀伊半島南部の降水域が予測されるといった効果が見られた。

バイアス補正した予測 (HYB_AD) は、補正しない予測 (HYB) と比較して、全体的に降水量が少なく予測された。これは、予測バイアスの空間一様性を仮定し、対象領域全体のRMS誤差を最小化するように評価関数を設定していることと対応している。すなわち、図-5に示されるように物理的予測 (MDL) の30分先予測では南北にのびる強雨域が計算されているが、この強雨域は観測 (Observation) にはみられない。この誤差を修正するためにバイアス補正では計算領域全体の降水量を減少させた。今後、バイアスの空間分布を適切にモデル化することでより適切なバイアス補正が可能になると考えられる。図-6に、図中に示した評価対象領域内のデータを対象とした予測のRMS誤差と予測と実績の降水分布の相関係数を示す。相関係数は、観測・予測の計算格子、250m毎のデータを用いて算出した。RMS誤差は、予測を合成することで、NWC・MDLそれぞれ単体より小さくなっており、精度が向上した。特に、30分先以降では、物理的予測を合成することにより、運動学的予測単体よりも大きく精度が向上したことがわかる。また、バイアス補正を行うことで、特に30分先から80分先までの予測の精度が向上した。一方、相関係数を見ると、HYB_AD、HYBとNWCには大きな違いが見られず、MDLは予測期間内を通して相関が低い。この原因としては、データ同化を含む初期値の推定方法やモデルの物理スキームの設定の問題が考えられる。これらを改善することにより総合的な降水予測システムの精度向上が期待される。

本事例の予測結果は図-1の概念図とは異なっている。降水特性により運動学的および物理的予測の精度は異なると考えられる。今後より多くの事例に対して本合成手法を適用し、予測誤差情報をもとに両手法の優位性を適切に判断できるかを検証していく必要がある。

4. 結論

数時間先までの短時間の降水予測精度の向上を目指し、1時間程度までの精度が高い運動学的手法による予測と、数時間先の予測に有利な物理的手法による予測を、予測誤差情報を用いて最適に合成する手法を開発した。

まず、実運用に適用するために最適化の原理を簡略化した定式化を行った。次に、最適化に必要な予測誤差を、直近の予測に対する予測誤差情報を利用して推定する手

法を開発した。それらに基づいて実際に予測システムを構築し、手法の検証を行った。その結果、80分程度先までの予測では、運動学的手法・物理的手法単体よりも精度の高い予測を作成することができた。

本稿の手法では、(1)予測誤差が正規分布に従う (2)予測誤差が空間構造を持たない (誤差共分散行列の非対角成分が0) (3)予測誤差が空間的に一様である (誤差共分散の対角成分が同じ値) という3つの大きな仮定を置いた。予測誤差の確率分布は、実際に予測誤差の分布を分析した上で設定することが望ましいが、今回は一般的な確率分布である正規分布を仮定した。降水現象が主として総観規模の気象擾乱によりもたされる場合には、(2)および(3)の仮定は妥当性があると考えられる。ただし、地形性降水が卓越する場合や地形による降水域の発達・衰弱が顕著な場合には予測誤差の空間一様性の仮定は成り立たない。今後、運動学的および物理的手法の予測誤差を詳細に分析し、プロセスを解明した上で、予測誤差共分散行列に取り込むことが重要である。

本稿の適用例では、物理的予測の予測精度が低く、合成することによる精度向上への寄与が小さかった。予測リードタイムが長くなるほど、物理的予測の重要性が高くなる。モデルの物理スキームの最適化、レーダデータ同化手法の高度化等による高精度な初期値作成を通して、物理的予測の精度向上を図ることにより、降水予測システムの総合的な精度向上が期待される。

謝辞：本研究で用いたXRAINレーダの観測データは、「国土交通省XバンドMPレーダに関する技術開発コンソーシアム」を通じて受信したものです。厚く御礼申し上げます。

参考文献

- 1) Golding, B. W.: Nimrod: a system for generating automated very short range forecasts, *Meteor. Appl.*, Vol.5, pp.1-16, 1998
- 2) 高田 望, 田中裕介, 池淵周一, 中北英一: 局地的な大雨の予測精度向上を目指した降水ナウキャスト手法の開発, 土木学会論文集, B1(水工学), 第57巻, pp.349-354, 2013.
- 3) 杉浦伊織, 國次雅司, 辻村 豊, 牧原康隆: 気象庁降水ナウキャストの概要, 日本気象学会大会講演予稿集 87, pp.208, 2005
- 4) 気象庁予報部, 新しい数値解析予報システム, 数値予報課報告・別冊第47号, pp.36-37, 2000年10月
- 5) 片岡幸毅, 安岡恒人, 小久保鉄也, 高田 望: 急峻な山岳域を対象とした短時間降雨予測手法の開発, 電力土木, No.316, pp1-5, 2005.
- 6) Atencia, A., Rigo T., Sairouni, A., More, J., Bech, J., Vilaclara, E., Cunillera, J., Llasat, M. C., and Garrote L.: Improving QPF by blending techniques at the Meteorological Service of Catalonia, *Natural Hazards and Earth System Science*, Vol.10, pp.1443-1455, 2010.
- 7) Bowler, N. E., Pierce, C. E., and Seed, A. W.: STEPS: A probabilistic precipitation forecasting scheme which merges an extrapolation nowcast with downscaled NWP, *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, Vol.132, pp.2127-2155, 2006.

(2013. 9. 30受付)