

地形性降雨を考慮したレーダー短時間降雨予測への エラーアンサンブルの導入

中北英一・吉開朋弘*・キムスンミン*

* 京都大学大学院工学研究科

要 旨

本研究は、地形性降雨を考慮したレーダー短時間降雨予測手法に、エラーアンサンブル予測手法を導入することにより、短時間降雨予測精度の向上を目指すものである。エラーアンサンブル予測手法の導入により、これまでの地形性降雨算定手法では算定されなかった、山岳域における強雨域の停滞を予測することができ、精度の向上が見られた。また、エラーアンサンブル平均フィールドの値を地形性降雨算定モデルパラメータ上昇風速へ代入することで、物理プロセスに基づいた地形性降雨算定量の精度を向上させることができた。

キーワード: レーダー短時間降雨予測, 地形性降雨, アンサンブル予測

1. はじめに

1.1 研究の背景

山岳域が多く存在する我が国では、地形の影響を受けて同じ地域に数時間にわたって強い雨域が停滞する地形性降雨という降雨現象が起りやすい。これにより大量の雨が数時間から数日のうちに山の斜面の広い範囲で降るため、斜面崩壊や土石流などによる土砂災害、河川の増水や堤防の決壊による浸水や洪水といった水害が起こることがある。この現象による集中豪雨を数時間前から定量的に予測することができれば、山岳域における水害や土砂災害の軽減につながるであろう。そのため、地形性降雨を考慮した短時間降雨予測は必要不可欠である。本研究は、椎葉ら(1984)により開発された、位置の一次式で移流ベクトルを設定して降雨強度分布を外挿するオリジナルの移流モデル(運動学的手法)に、中北・寺園(2009)により開発された、水蒸気収支や雲水量の変化などを考慮した地形性降雨の算定手法(物理学的手法)と、Kim et al.(2009)による、予測誤差を用いたアンサンブル予測手法(確率的手法)の2つを結合することで地形性降雨を予測し、山岳域における短時間降雨予測精度の向上を目指すものである。

1.2 本研究が目指す降雨予測モデル

本研究が目指す具体的な予測手順は、まず物理プロセスを考慮した移流モデルに、予測誤差フィールドを用いたアンサンブル予測手法を導入し、バイアス補正による決定論的予測を行う。次に予測誤差の性質を分析することで、様々な誤差の発生原因の中から地形性降雨の影響による誤差を推定する。さらにこれを利用し地形性降雨算定モデルの物理パラメータ補正を行うことで、物理プロセスに基づいた地形性降雨予測の精度向上を図るというものである。なお、解析に用いる降雨事例は、2004年に日本に上陸した台風6号の降雨事例を用い、また対象地域を近畿地方とした。

2. 移流モデルを用いた短時間降雨予測手法

2.1 移流モデルの概要

本節では、本研究で行う降雨予測の基礎手法である、位置の一次式で移流ベクトルを設定する移流モデル(椎葉ら, 1984)についての概要を示す。

このモデルはレーダー情報から得られた降雨強度分布 $R(x, y)$ を移流ベクトル $(u_r(x, y), v_r(x, y))$ に沿って

移流させながら $\delta(x, y)$ で発達・衰弱させるモデルで、20~30分先のメソ γ スケールの降雨予測や、1~2時間先のメソ β スケールの降雨予測などのごく短いスパンでの予測に適している。本手法では、降雨分布の変化が移流方程式

$$\frac{\partial R(x, y)}{\partial t} + u_r(x, y) \frac{\partial R(x, y)}{\partial x} + v_r(x, y) \frac{\partial R(x, y)}{\partial y} = \delta(x, y), \quad (1)$$

によって表現されるものとする。ただし、雨域の移流ベクトル $(u_r(x, y), v_r(x, y))$ 、単位時間当たりの発達・衰弱量 $\delta(x, y)$ は

$$u_r(x, y) = c_1 x + c_2 y + c_3, \quad (2)$$

$$v_r(x, y) = c_4 x + c_5 y + c_6, \quad (3)$$

$$\delta(x, y) = c_7 x + c_8 y + c_9, \quad (4)$$

のように位置の一次式として表現できると仮定し、式(1)と合わせて線形最小自乗法問題に定式化して、時々刻々と得られる降雨強度分布 $R(x, y)$ から $c_1 \sim c_9$ を推定する。予測では、算定された移流ベクトルに沿って、解析的に逆追跡することにより予測時刻の降雨を算定する。同時に、移流ベクトルに沿って移流した際の発達・衰弱量の積分値も解析的に算定し、移流元の降雨量を修正する。

2.2 地形性降雨を考慮した短時間降雨予測手法

本節では、前節で述べた移流モデルに、立平モデル(立平, 1976)を用いた物理的地形性降雨算定手法を導入した降雨予測手法について述べる。

(1) 立平モデルを用いた地形性降雨算定手法

本研究では、1976年に立平によって提案された計算手法を用いる。気塊が斜面に沿って上昇することによって生じた水蒸気凝結量(雲水量)を $L[\text{g}/\text{m}^3]$ とする。雲粒の速度が空気の速度に等しいとすれば、気塊中の L の時間変化は共存する雨滴による補足を考慮すると、

$$\frac{dL}{dt} = -cL - a(L - L_c) + WG - WL(\partial \ln \rho_v / \partial z) \quad (5)$$

と表すことができる。ここで、 c は上空からの降水雲粒補足(Seeder Feeder機構による)の割合、 a は雲粒自身による降水への成長(Auto Conversion)の割合、 L_c は降水へと転換する限界の雲水量 $[\text{g}/\text{m}^3]$ 、 W は

斜面による気塊の上昇速度 $[\text{m}/\text{s}]$ 、 G は気塊が単位距離上昇する間の水蒸気凝結による L の増加量、 ρ_v は水蒸気量 $[\text{g}/\text{m}^3]$ を表す。右辺第一項と第二項は、降水へ転換することによる雲水量の減少を表し、右辺第三項は気塊の上昇による水蒸気の凝結を、右辺第四項は大気の圧縮性による見かけ上の L の変化をそれぞれ表す。右辺第四項は第三項に比べて1オーダー小さいので無視し、この式を流れに沿って時間的に積分すると、

$$L = \frac{WG + aL_c}{c + a} + \left(L_0 - \frac{WG + aL_c}{c + a} \right) e^{-(c+a)\Delta t} \quad (6)$$

となる。ここで、 L_0 はメッシュへの流入側の雲水量、 Δt は気塊が1メッシュを通過する時間 $[\text{s}]$ である。また、地形性降雨強度 R_0 $[\text{mm}/\text{h}]$ は、メッシュからの流出側での雲水量 L 、メッシュ内を気塊が通過する間に凝結し増加した雲水量 $WG\Delta t$ 、そして流入する雲水量 L_0 の収支を考えると、

$$R_0 = \frac{L_0 + WG\Delta t - L}{\Delta t} \times 3.6 \times H \quad (7)$$

となる。ここで H は上下方向に物理量を一様と考える層厚 $[\text{m}]$ である。このような理論をもとに、地形性降雨を算定する。

(2) レーダー情報用いた地形性降雨算定手法

本項では、レーダー観測値から地形性降雨を算定し、地形性降雨と非地形性降雨に分離する手法を示す。(5)式によると、地形性降雨 R_0 の強度が非地形性降雨 R_N によって増すのは、上空からの降水雲粒捕捉(Seeder Feeder機構)によるものである。中北・寺園(2009)の研究では、地形性降雨の非地形性降雨に対する非線形効果を考慮し、レーダー観測降雨

R_{radar} を地形性降雨と非地形性降雨の和であるとみなし、

$$c = 0.6778 R_N^{0.731} \times 10^{-3} \quad (8)$$

$$\frac{dL}{dt} = -cL + WG \quad (9)$$

$$R_{\text{radar}} = R_0 + R_N \quad (10)$$

の3式を連立することで地形性降雨を算定する。(8)

式は立平の論文の中で示されている捕捉率 c と非地形性降雨強度 R_N の値をフィッティングすることにより得られた式である。(9) 式は雲水量の連続式であり、(10) 式はレーダー情報が地形性降雨と非地形性降雨の合成であると仮定した式である。具体的な解法はここでは省略するが、(8) 式を(9) 式へ代入し、(9) 式を積分して得られる L の値を(7) 式へ代入し、そこへ(10) 式を代入することで、地形性降雨 R_O を非地形性降雨 R_N の関数として算定している。

(3) モデルの物理量の算定方法

ここでは、立平モデルに用いる各物理量の算定方法について述べる。

座標系に関しては、高度をあらわす変数 z の代わりに、 s 座標系(σ 座標系)と呼ばれる座標系を用いて、Fig. 1 に示すように地上から高度が 200m, 400m, 1000m, 2000m, 3000m, 4000m, 5000m における風速、水蒸気量、飽和水蒸気量を代表値として、それぞれの層厚を 200m, 200m, 1000m, 1000m, 1000m, 1000m, 1000m とし地形性降雨の算定を行った。

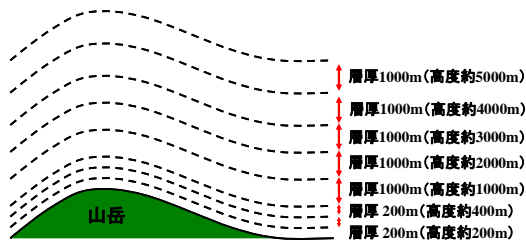


Fig. 1 Supposing of multi layers

地形データは、国土数値情報を Gauss-Krueger 図法で 3km メッシュ、123×123 グリッドへ投影したものを用い、レーダー情報は全国合成レーダー情報から得られる 5 分後との降雨強度分布、風速場および水蒸気量の初期値については、気象庁による数値予報結果の格子点データである GPV 情報から GPV・AMeDAS 合成風、水蒸気量 ρ_v 、飽和水蒸気量 ρ_s 、飽和気塊の単位距離上昇したときの L の増加量 G を読み込んで用いた。これらの情報を Nakakita et al(1996) の推定方法を用いて、層ごと、グリッドごとの初期値に変換した。

(4) 予測の手順

この節では、中北・寺園(2009) が用いた地形性降雨の算定手順について詳しく説明する。まず、レーダーで観測された降雨が図 2.2 に示した最下層、すなわち地上からの高度が約 200m の降雨 R_1 であると

仮定し、2.2 節(1)項に示した方法により地形性降雨 R_{O1} と非地形性降雨 R_{N1} の分離を行う。ここで算定された非地形性降雨 R_{N1} は、その直上の層における地形性降雨と非地形性降雨の合成 R_2 であるとし、これと同じ方法で地形性降雨 R_{O2} と非地形性降雨 R_{N2} へ分離する。 $(R_{N1} = R_2 = R_{O2} + R_{N2})$ 、この操作を上層にむけて地上からの高度が約 5000m までの 7 層で繰り返す。最後に各々の層での地形性降雨を積算することで地形性降雨を算定する。

$$R_{O,total} = \sum_{i=1}^7 R_{Oi} \quad (11)$$

その結果算定された地形性降雨 $R_{O,total}$ は Fig. 2 に示す R_o を積算した値となる。

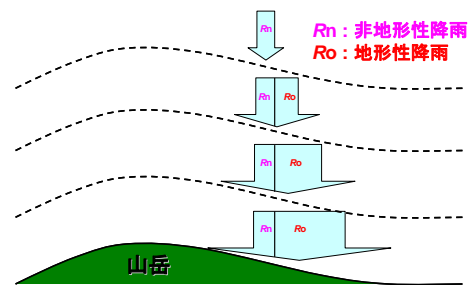


Fig. 2 method of calculating orographic rainfall

(5) 予測の手順

ここでは、これまで述べてきた地形性降雨の算定手法と移流モデルを用いた降雨予測手順について述べる。Fig.3 に示すとおり、まず、予測開始時刻とその 5 分前および 10 分前の合計 3 枚のレーダー観測降雨を(8)~(11) 式に示した物理的手法により、最下層から上層へ向けて計算し、地形性降雨 R_O と非地形性降雨 R_N に分離する。次に、地形の影響を受けない非地形性降雨 R_N のみを初期時刻から予測先の時刻まで移流モデルを用いて移流させ、予測非地形性降雨を算定する。この予測非地形性降雨を用いて、(8)~(11) 式より新たな予測地形性降雨を上層から算定し、予測非地形性降雨と予測地形性降雨の和を予測降雨とした。以下ではこの手法を、地形性を考慮した移流モデルと呼ぶことにする。

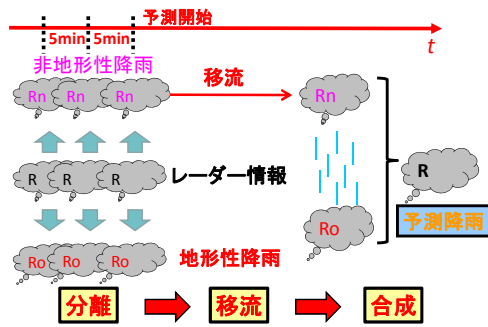


Fig. 3 methodology of prediction considering orographic rainfall

2.3 エラーフィールドを用いたアンサンブル予測手法

ここでは、Kim et al.(2009) による、予測誤差フィールドを用いた予測手法について述べる。ただし、予測対象領域が M 行 \times N 列個のメッシュで構成されているとした時、以下に示すフィールド(例： $\mathbf{R}_{p,k}$)とは、 MN 次元の列ベクトルの意味で用いる。

[1] まず予測計算の初期値となる過去のレーダー情報を Δt [min]間隔(今回は $\Delta t = 5$ [min])で用意し、予測開始時刻 t_0 と予測先までの時間間隔 ΔT [min]を決定する。

[2] Fig. 4 のように、時刻 $t_0 - \Delta T$ から Δt [min]ずつ遡って初期時刻を設定し、それぞれ ΔT [min]先を予測した n 枚の予測降雨分布 $\mathbf{R}_{p,k}$ ($k = 1, 2, \dots, n$) を用意する。

[3] 予測降雨分布 $\mathbf{R}_{p,k}$ ($k = 1, 2, \dots, n$)と同時刻に観測された降雨 $\mathbf{R}_{o,k}$ ($k = 1, 2, \dots, n$)を用意し、式 (12) のようにエラーフィールド \mathbf{E}_k ($k = 1, 2, \dots, n$)を算定する。

$$\mathbf{E}_k = \mathbf{R}_{o,k} - \mathbf{R}_{p,k} \quad (k = 1, 2, \dots, n) \quad (12)$$

[4] 得られた n 枚のエラーフィールド \mathbf{E}_k から、エラーのアンサンブル平均フィールドと標準偏差フィールドを求める(Fig. 5)。

$$\bar{\mathbf{E}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbf{E}_k \quad (13)$$

$$\sigma_{E_{i,j}} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (E_{k,i,j} - \bar{E}_{i,j})^2} \quad (14)$$

[5] 予測開始時刻 t_0 から移流モデルを用いて予測し

た予測降雨 \mathbf{R}_p (Deterministic Prediction Field)に、

このエラーアンサンブル平均フィールド $\bar{\mathbf{E}}$ を加えることで、バイアス補正を行った決定論的予測降雨 $\mathbf{R}_{s,0}$ が得られる。

$$\mathbf{R}_{s,0} = \mathbf{R}_p + \bar{\mathbf{E}} \quad (15)$$

この方法では、得られた標準偏差フィールドを用いて、確率的にエラーフィールドをアンサンブル発生させることも出来るが、レーダー画像上で精度評価を行う際に用いるのはアンサンブル平均を取った1枚の予測フィールドである。しかしこの値は、アンサンブル平均を 0 として乱数発生させた場合にはバイアス補正を行った決定論的予測降雨フィールドと同じ値になってしまう。そのためここでは省略する。

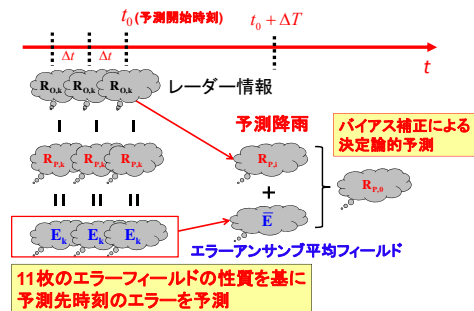


Fig. 4 methodology of error ensemble prediction

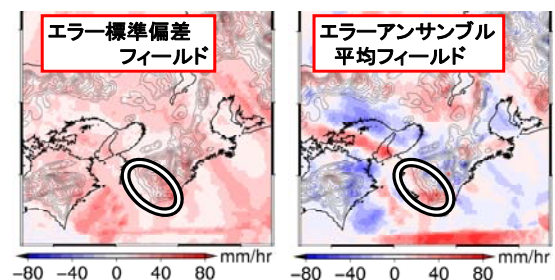


Fig. 5 Error StDev field and Error ensemble mean field

3. アンサンブル予測結果とエラーフィールドの分析

3.1 事例への適用

本節では、前節で説明したエラーアンサンブル予測手法を、2004年の台風6号事例へ適用した結果を示す。レーダーデータは、国土交通省が作成した全国合成レーダー情報のレーダー雨量を用いた。用いた範囲は、経度23度20分(2800メッシュ)×緯度23度(1840メッシュ)である。本研究ではこの緯度、経度のメッシュデータを、レーダーデータの中心(東経136度30分・北緯35度40分)を投影中心としてガウス・クリューゲル図法にて投影を行い、3kmメッシュのデータとした。予測の初期時刻は午前11:00とし、1時間先を予測した。エラーフィールドの作成には地形性降雨を考慮した移流モデルを用い、10:10~11:00までの5分間隔、計11枚のフィールドを作成した。

Fig. 6には、予測先時刻における実況降雨と地形性降雨を考慮した移流モデルによる予測結果を示し、Fig. 7には、そのモデルによる予測から得られたエラーアンサンブル平均フィールドと、エラー標準偏差フィールドを示す。Fig. 8には、Fig. 7のエラーアンサンブル平均フィールドを用いてバイアス補正を行った予測結果と実況降雨の差を示す。そしてFig. 9には、オリジナルの移流モデルと、地形性降雨を考慮した移流モデル、及びそれぞれのアンサンブル予測結果について、地形性降雨発生地点である紀伊半島南西部におけるCSI(Critical Success Index)を用いて評価した結果を示す。制度評価の結果、対象とする山岳域において、移流モデルへ物理プロセスと確率プロセス、及びその両方を導入することで予測精度の向上が見られた。

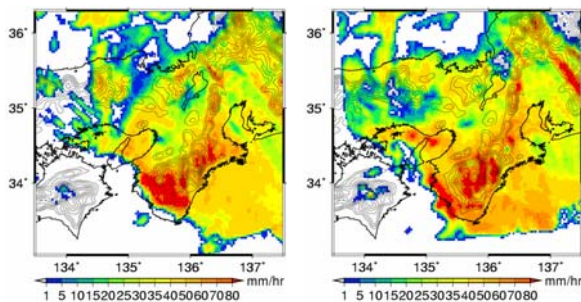


Fig. 6 Observed rainfall field and predicted rainfall field (Considering orographic)

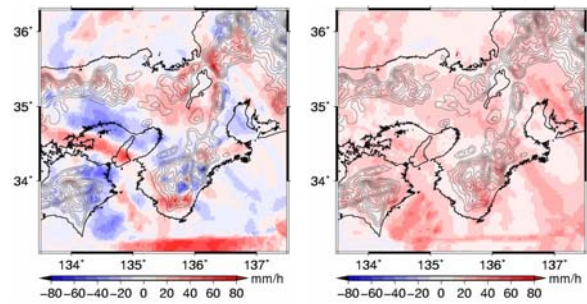


Fig. 7 Error Ensemble mean field and Error StDev. Field

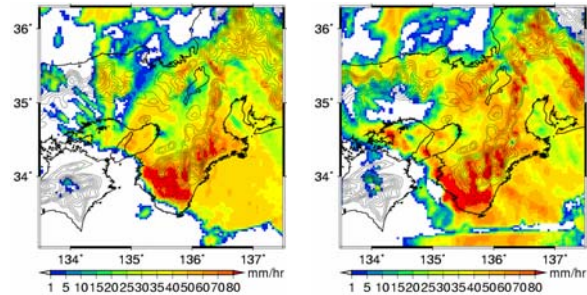


Fig. 8 Observed rainfall field and predicted rainfall field (Ensemble method)

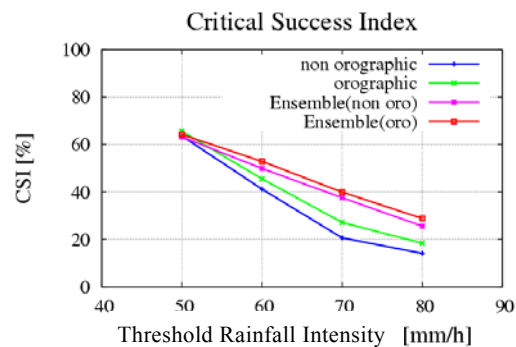


Fig. 9 Accuracy estimation by Critical Success Index

3.2 エラーフィールドの分析

本節では、予測により得られたエラーフィールドの物理的意味について、Fig.10を用いて考察する。エラーフィールドの算出方法は、(12)式により、観測降雨の値から予測降雨の値を引いたものである。そのため、図中の赤色で表示された領域は、観測降雨が予測降雨よりも強く出ている領域、すなわち過小評価領域である。逆に青色で表示された部分は、予測降雨が観測降雨よりも強く出ている部分、すなわち過大評価領域である。

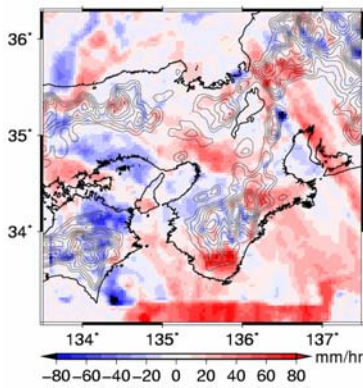


Fig. 10 Error Field by orographic prediction

赤色(青色)のエラーが生じる原因としては、

- [1] 実況降雨の停滞成分を予測では移流させているため
- [2] 実況降雨の雨域の発達(減衰)
- [3] 雨域の移動速度が予測の移流速度よりも速い(遅い)

ということが考えられる。このようにエラーの原因としては様々な原因が考えられる。本研究の対象である地形性降雨という観点から考えると、エラーフィールドを時間ごとに見ていき、山岳域の風上側斜面において赤色(青色)成分が停滞している部分が、地形性降雨によるものであると考えられる。なぜなら現在の地形性降雨算定モデルでは、全体的に見て実際の地形性降雨を十分に算定しきれていないので、山岳域において赤色の停滞成分が見られる地域が、実際の地形性降雨をモデルで算定できていないことの影響によるエラー成分であると考えられるためである。

次に Fig.7 のエラーアンサンブル平均フィールドとエラー標準偏差フィールドの意味について考察する。まず、エラーアンサンブル平均フィールドについて述べる。これは予測初期時刻である午前 10 時までの 5 分間隔の 11 枚のエラーフィールドについて、式(13)に従い、グリッドごとに 11 個のエラーの値を用いて算術平均を取ったものである。このエラーアンサンブル平均フィールドの特徴として、上記のエラー原因の[3]、つまり移流速度の違いによるエラー成分が打ち消されるということが挙げられる。なぜなら移流速度の違いによるエラーは、赤色と青色のバンド状のエラー成分が並んで移動していくため、アンサンブル平均を取るとキャンセルされるためである。つまりこのフィールドで赤色(青色)の部分は 11 枚のエラーの総和が正(負)ということであり、初期時刻までの 50 分間では過小(過大)評価傾向にあるということを示している。そのため、このエラーアンサンブル平均フィールドの値を初期時刻からの

予測降雨分布に加えることで、エラーの発生傾向の空間分布を考慮した予測結果が得られる。

次に、エラー標準偏差フィールドの意味について述べる。この図はグリッドごとの 11 個のエラーの値について、式(14)に従い各グリッドの標準偏差を計算した値であり、アンサンブル平均値からのばらつきの大小を示している。この図の解釈の仕方として、エラーの不確実性の空間分布と見ることができる。色の濃い地域ほど、エラーの不確実性が大きいということであり、その地域に関する予測精度が低いということがいえる。

3.3 エラーモニタリング手法

前節で述べたように、エラーアンサンブル手法で得られる 3 種類のエラーフィールドの性質は以下のように考えられる。

- ・エラーフィールド ... エラーの量, 時間変化, 空間分布。
- ・エラーアンサンブル平均フィールド ... エラー傾向の空間分布。
- ・エラー標準偏差フィールド ... エラーの不確実性の空間分布。

これらの特徴をとらえることで予測によるエラーの原因を追究し、物理モデルのパラメータ補正等により、短時間降雨予測モデル自体の予測精度向上に活かすことができる。例えば Fig.7 の紀伊半島南西部に着目すると、エラーアンサンブル平均フィールドでは過小評価傾向を示しており、標準偏差フィールドでは色が薄く、平均からのばらつきが少ないことを示している。そのためこの地域のエラー原因は、地形性降雨による強雨域の停滞によっていつも過小評価となっていることであると推定できる。よってこの地域のエラーを地形性降雨算定モデルのパラメータ補正等で減少させることができれば、モデル自体の精度が向上し、物理プロセスの再現性が向上したといえる。

このように、エラーフィールドの分析を行い、様々な要因が考えられるエラーの中から地形性降雨に起因するエラーを推定し、それを地形性降雨算定モデルにフィードバックすることで地形性降雨の算定精度を向上させる手法を、本研究ではエラーモニタリング手法と呼ぶことにする。次章では、このエラーモニタリング手法を適用するモデルパラメータの決定と、実際に適用した結果について示す。

4. 地形性降雨を考慮したエラーアンサンブル予測手法の提案

4.1 物理パラメータの感度分析

本節では、前節のエラーモニタリング手法を用いて物理モデルへのパラメータ補正を行うに当たり、どの物理パラメータが地形性降雨算定量に大きく影響を及ぼしているかを調べるため、立平モデルパラメータの中の、捕捉率 c 、水蒸気量 ρ_v 、上昇風速 W をそれぞれ 1.5 倍にした予測を行い、地形性降雨算定量について感度分析をおこなった。適用事例は 2004 年台風 6 号事例である。立平モデルの各パラメータの値を変えることにより、地形性降雨算定量やその分布、またエラーアンサンブル平均フィールドの値にどのような影響が出るかを調査した。感度分析ケースは以下の通りである。

- [1] 従来手法(基準ケース)
- [2] 捕捉率 c 1.5 倍
- [3] 水蒸気量 ρ_v 1.5 倍
- [4] 上昇風速 W 1.5 倍

Fig. 11 に、各ケースにより算定された地形性降雨分布を示す。また Fig. 12 には、各ケースにより得られたエラーアンサンブル平均フィールドを示す。Fig. 13 には、(7)~(10) 式においての捕捉率、非地形性降雨強度、上昇速度の 3 つのパラメータの値と地形性降雨強度の関係をグラフに表したものを示す。

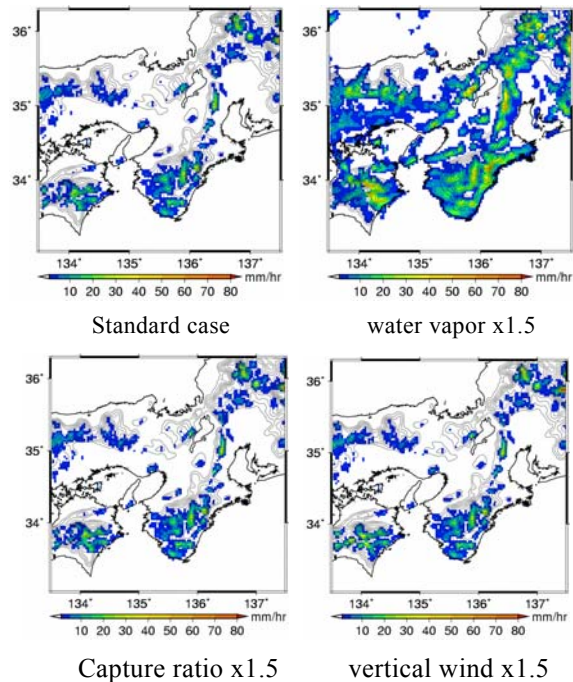


Fig. 11 Calculated Orographic rainfall fields

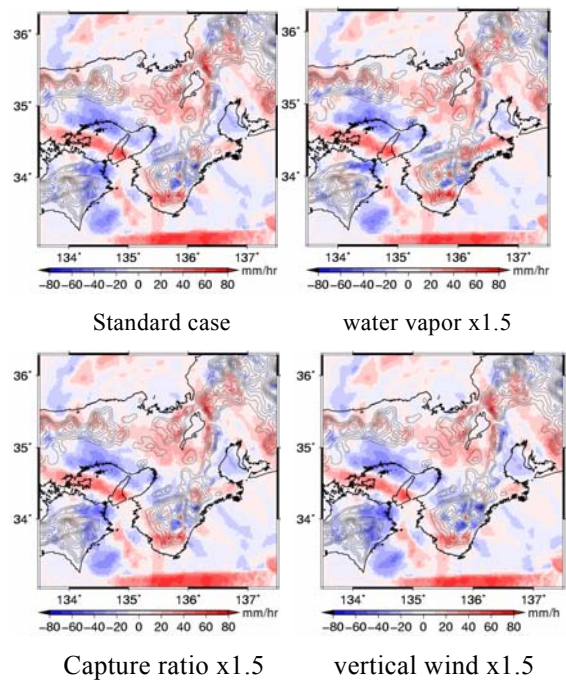
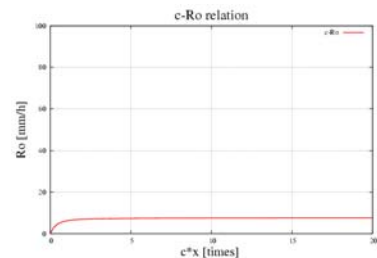
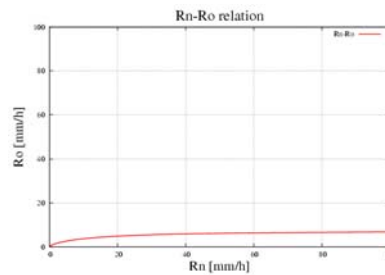


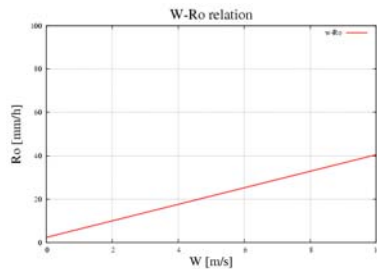
Fig. 12 Calculated Error Ensemble Mean fields



C - Ro relation



Rn - Ro relation



W - Ro relation

Fig. 13 results of physical parameter sensitivity test

この結果から、上記のどのパラメータの値を増加させても地形性降雨算定量は増加するが、それぞれのパラメータの影響には異なる特徴があることがわかった。上昇風速 W と捕捉率 c は、地形性降雨算定量の空間分布にはそれほど影響がなく、地形性降雨の量的な変化をもたらす、水蒸気量 ρ_v は地形性降雨の空間分布と量の両面に大きく影響するということがわかった。また Fig. 13 から、計算の際に上昇風速 W と捕捉率 c が地形性降雨算定量に与える影響をみると、明らかに W の方が大きく、立平モデルによる地形性降雨算定量への影響としては捕捉率 c よりも上昇風速 W の方が大きいということがわかった。またエラーアンサンブル平均フィールドへの影響については、どれもケース(a)との顕著な差は見られず、地形性降雨算定量地点において若干の増減を示している。エラーの発生原因やモデルパラメータとの関係については更なる検討が必要であり、その考察については次節に述べる。

4.2 補正パラメータの決定

ここでは、前節の感度分析結果と、3.3 節のエラーモニタリング手法から、エラーフィールドの値を用いて立平モデルのどの物理パラメータに対して補正を行うかを決定する。

エラーフィールドの値を用いてパラメータ補正を行うに当たり、重要な点が 2 点ある。ひとつは局所的な補正が可能であること、もう 1 点は量的補正が可能であることである。エラーフィールドの値は場所によって大きく異なるため、補正にはこの 2 点がとても重要である。

そこで前節の感度分析結果を踏まえ、どのパラメータが補正に適しているかを決定する。地形性降雨算定量と空間分布に関して最も影響があるパラメータは水蒸気量 ρ_v であったが、領域全体に地形性降雨が算定されてしまうため、局所的な補正が困難であると考えた。また局所的な補正を行うにしても、水蒸気量を場所ごとに変化させるという補正の方法は現実的ではないため、今回の補正には不向きであると考えた。また捕捉率 c についても、上空の非地形性降雨による雲粒の捕捉という点で指向性に欠け、Fig.13 からわかるように、地形性降雨算定量により敏感なパラメータは上昇風速 W であるから、今回の補正には上昇風速 W を用いることにした。一見消極的な選択に思えるが、上昇風速 W をエラーモニタリング手法に適用する利点は非常に多く、立平モデルを用いて行う補正パラメータとしては最適な選択

であるといえる。この W を補正パラメータとして用いることによる利点を以下に示す。

- [1] 対流性降雨を表わすパラメータとしても考えられる。
- [2] 地形勾配が無い所でのエラー値は W に影響しない。
- [3] エラーの原因として、風向・風速の誤差が原因であると考えやすい。
- [4] ベクトル量としての補正が可能

[1] に関しては、上昇風速 W を用いる最大の特徴と言ってよい。実際の台風などの降雨は主に対流性降雨であり、層状性の降雨とは上昇速度が大きく異なると考えられる。そのため、エラーフィールドの値を利用した対流パラメータという形で W を変更することで、これまで立平モデルで考慮されなかった対流現象を表現することが可能となり、今後大幅な精度の向上が期待できる。

[2] は、上昇風速 W の値が地形勾配に依存しているため、地形勾配が無い海上や平野部におけるエラー成分の影響を受けないということである。地形勾配が無い部分のエラー原因は主に移流ベクトルによるものであると考えられるが、ここで W を用いて補正を行うことにより、地形勾配が無い地点($W=0$)のエラー成分が自動的にカットされ、求めたい地形性に関するエラー成分だけを取り出すことができる。

[3] は、予測誤差や測定誤差として、風向・風速が原因となる可能性が高いということである。予測先の物理量(水蒸気量、雲水量、地形勾配、風向、風速)には、初期時刻の物理量をそのまま用いているが、実際に 1~2 時間先においても物理量が変化しないということは考えにくい。物理プロセスに基づいた地形性降雨算定量の誤差に、それらの物理量の誤差が影響していることは言うまでもない。そこでエラーフィールドを用いて物理量の誤差を補正すると考えた場合、時間空間的に最も変化しやすい風向・風速を補正することが最も妥当だと考えられる。

[4] に関しては、上昇風速 W は GPV 情報からの水平風速値から算定されるため、ベクトル量としての修正が可能であるということである。例えば初期時刻の風向と地形勾配が直交している地点では、現在の立平モデルを用いて地形性降雨を算定することができない。しかし、エラーモニタリング手法により、その地点で地形性降雨が発生していると判明した場合、風向を変更して地形性降雨を算定することが可能となる。

以上のような理由で、本研究では地形性降雨算定量モデルのパラメータの中から上昇風速 W を、エラーアンサンブル平均値を用いた補正パラメータとして選ぶことにする。

4.3 事例への適用

ここでは、実際にエラーアンサンブル平均フィールドの値を用いて、上昇風速 W を変化させた場合の結果について示す。今回は簡易的に、エラーアンサンブル平均フィールド $\bar{E}_{i,j}$ を用いて、

$$W_{i,j} = \begin{cases} W_{i,j} \bar{E}_{i,j} \times \frac{1}{10} & (\bar{E}_{i,j} > 0) \\ W_{i,j} & (\bar{E}_{i,j} \leq 0) \end{cases} \quad (16)$$

という式を用いて上昇速度 W に代入した。これは、過小評価傾向の地域においては、地形性降雨算定量を増加させるために、エラーアンサンブル平均値に応じて上昇速度 W を増加させ、過大評価傾向の地域においては変化させないという意味である。ここで、経験的にエラーアンサンブル平均値の範囲は約 0~100[mm/h]、上昇速度 W の値は約 0~2[m/s] であり、実際に台風を構成している積乱雲の対流速度の目安は 10~20[m/s] であるため、オーダーを合わせる為に 1/10 を掛けた。

予測の手順は、3.1 節と同じ事例について、初期時刻 09 時 10 分~10 時までの 5 分間隔、合計 11 ケースの予測で作成したエラーアンサンブル平均フィールドの値を式(16)に従い上昇風速 W へ与え、再び同じ 11 ケースの予測を行った。

予測精度を表す指標には、予測雨量の量的な一致度を示す 2 乗平均誤差(RMSE)、量、場所を総合的に評価する相関係数、また強雨域の予測的中率を表わす CSI(Critical Success Index) を用いた。2 乗平均誤差(RMSE)は、 X を予測雨量、 Y を実況雨量、 N をデータ数(メッシュ数) として、

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(Y-X)^2}{N}} \quad (17)$$

と算定した。

相関係数は RMSE と同様に X を予測雨量、 Y を実況雨量とすると、

$$r = \frac{(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{(X - \bar{X})^2} \sqrt{(Y - \bar{Y})^2}} \quad (18)$$

と算定した。

CSI は、ある降雨強度の域値を設定し、グリッドごとに、観測と予測の値がともにその域値以上であ

れば X 、観測値のみ域値以上であれば Y 、予測値のみ域値以上であれば Z とし、

$$CSI = \frac{X}{X+Y+Z} \times 100 \quad (\%) \quad (19)$$

と算定した。精度評価の対象範囲は Fig. 16 に示す予測対象領域の山岳域である大台ヶ原、養老山地、紀伊半島南西部とした。

Fig.14 は従来手法と上記の新手法に関して予測した予測降雨と、算定された地形性降雨である。この図を見ると、エラーアンサンブル平均フィールドを上昇風速 W へ代入する手法において、従来手法よりも地形性降雨の算定量が増加したことがわかる。また、Fig.15 のエラーアンサンブル平均フィールドを見ると、従来方法でエラーアンサンブル平均値が過小評価している領域に関して、上記手法を用いた予測では、過小評価分が減少したことがわかる。Fig.17 の紀伊半島南西部における CSI による評価を見ても、若干ではあるが上昇速度更新手法において精度の向上が見られた。また Table 1 に示す相関係数の値においても、パラメータ更新手法による精度向上が見られた。式(16)の代入方法をより洗練していくことで、今後さらなる短時間降雨予測の精度向上につながることを期待できる。

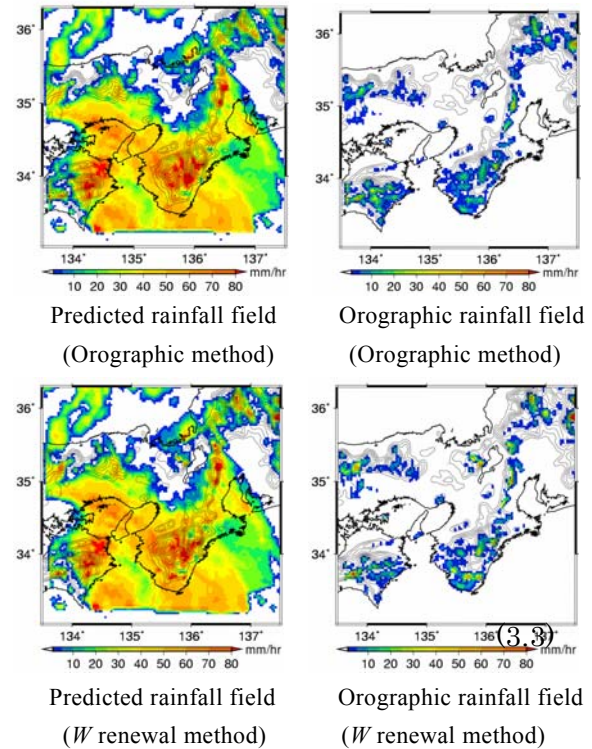


Fig.14 Predicted rainfall field and orographic rainfall field by using orographic method and W renewal method

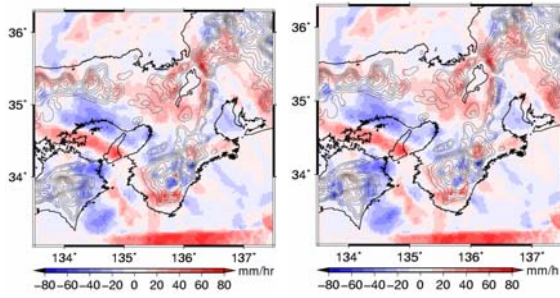


Fig. 15 Calculated Error Ensemble Mean field by using orographic method and W renewal method

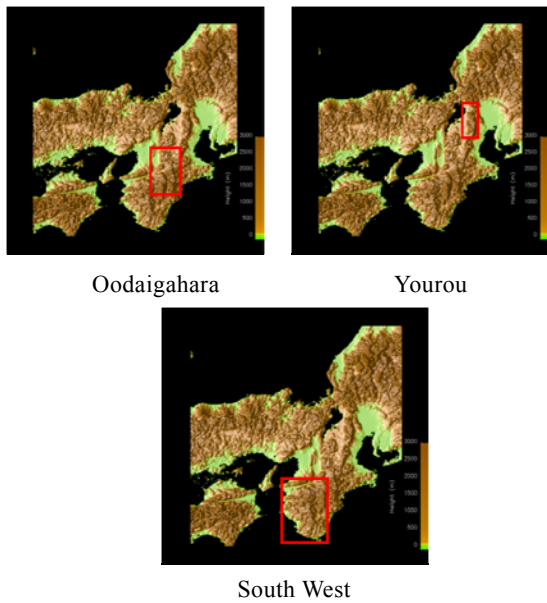


Fig. 16 Accuracy estimation areas

Table 1 Accuracy estimation by RMSE and Correlation coefficient

	Odaigahara		Yourou	
	RMSE	Co	RMSE	Co
Translation (Non-Orographic)	23.51	0.47	18.06	0.35
Translation (Orographic)	23.56	0.52	17.21	0.41
Translation (W renewal)	24.08	0.54	17.38	0.44

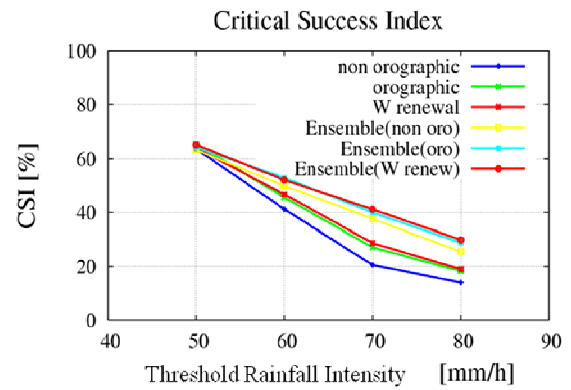


Fig. 17 Accuracy estimation by Critical Success Index

5. おわりに

本章では、これまでの結果を考慮し、地形性降雨を考慮した移流モデルへエラーアンサンブル予測手法を導入することの意義、今後の展望について述べる。

本研究は、椎葉ら(1984)によるオリジナルの移流モデルをもとに、現状では予測が困難な地形性降雨を予測する手法として、既往研究の2つの手法を紹介した。地形性降雨の非地形性降雨に対する非線形性を考慮した立平モデル(物理プロセス)と、エラーフィールドを用いたアンサンブル予測(確率プロセス)手法である。

物理プロセスを用いた地形性降雨算定手法については、既往研究において実況降雨の地形性降雨を十分に算定できていないことを踏まえ、モデルパラメータの感度分析を行い、地形性降雨の算定にはどの物理的要素が影響しているかを追究した。その結果、地形性降雨算定地点の空間分布に影響する要素は、

水蒸気量 ρ_v 、地形性降雨強度に大きく影響を与える要素は上昇速度 W であるという結果が得られた。どちらも期待通りの結果であり、地形性降雨算定手法が物理プロセスを忠実に表現していることを再確認できた。この感度分析により、今後立平モデルを用いて地形性降雨をよりよい精度で算定する際にどのパラメータを変化すべきかの指標ができたという点で、意義のある感度分析結果が得られたと思う。

また、確率プロセスを用いたエラーアンサンブル予測手法については、実際の降雨事例に適用した結果、オリジナルの移流モデルでは予測しきれなかった強雨域が、エラーアンサンブル予測手法でバイアス補正を行うことにより精度よく予測され、大幅な予測精度の向上が見られた。しかし、地形性降雨を考慮する場合と考慮しない場合の予測精度の差はほ

とんどなく、敢えて物理的地形性降雨算定手法とエラーアンサンブル予測手法を結合する必要は無いように思えた。

しかし、エラーアンサンブル予測手法にはもう 1 つの特徴がある。すなわち、予測によって得られるエラーフィールド、エラーアンサンブル平均フィールド、エラー標準偏差フィールドを分析することにより、エラーの性質を分析することが可能であることがわかった。このエラーモニタリング手法を用いることで、多様なエラー原因の中から地形性降雨に関するエラーを推定し、そのエラー成分を用いて地形性降雨算定手法の物理パラメータ更新に活かすという新たな方法を見出した。

この手法と物理パラメータの感度分析の結果から、4.3 節においてエラーアンサンブル平均フィールドの値を実験的に立平モデルの上昇速度 W の補正に利用し、2004 年台風 6 号事例について予測を行った。その結果、従来手法よりも地形性降雨算定量が増加し、紀伊半島南部の山岳域において顕著であったエラーの赤色成分、すなわち地形性降雨の過小評価領域が減少した。これにより、地形性降雨算定手法へのエラーフィールドからのフィードバックが実現し、今後の予測精度向上につながるが大いに期待される手法が提案できた。今後この手法を用いて、地形性降雨算定手法のみに限らず、様々な予測モデルの精度評価に利用できることが期待され、同時にエラーの時間変化を取り入れたリアルタイム予測などの、新たな予測手法の提案などにも利用できると考えられる。

謝 辞

本研究を進めるにあたり終始変わらぬ御指導、御鞭撻を賜りました、京都大学中北英一教授、城戸由能准教授、キムスンミン講師、山口弘誠先生に感謝申し上げます。加えて、京都大学防災研究所気象・水象災害研究部門水文気象災害研究分野の諸氏に、心より感謝を申し上げます。

参考文献

- 1) 椎葉充晴・高掉琢馬・中北英一(1984): 移流モデルによる短時間降雨予測の検討, 土木学会水理講演会論文集, 第 28 卷, pp.349-354.
- 2) 立平良三(1976): 雨滴成長を考慮した地形性降雨の計算, 天気, Vol.23, No2, pp.27-32.
- 3) 中北英一・寺園正彦(2009): 地形性降雨を考慮した移流モデルによる短時間降雨予測手法の精度向上に関する研究, 京都大学防災研究所年報, 第 52 号, pp.527-537.
- 4) Kim, S., Y. Tachikawa, T. Sayama, and K. Takara(2009): Ensemble flood forecasting with stochastic radar image extrapolation and a distributed hydrologic model, Hydrol. Process., 23, pp.597-611.
- 5) Nakakita, E., S. Ikebuchi, T. Nakamura, M. Kanmuri, M. Okuda, A. Yamaji and T. Takasao(1996): Short-term rainfall prediction method using a volume scanning radar and GPV data from numerical weather prediction, Journal of Geophysical Research, Vol.101, No. D21, pp.26181-26197.

Application of Error-Ensemble Method to a Short-term Rainfall Prediction with Transration Model Considering Orographic Rainfall

Eiichi NAKAKITA, Tomohiro YOSHIKAI* and Sunmin KIM*

*Graduate School of Engineering, Kyoto University

Synopsis

It is very difficult to predict Orographic Rainfall by using Translation Model. We have applied physical processes such as vapor balance, condensation, evaporation and so on, but a Short-term Rainfall Prediction with Translation Model is still not accuracy enough. So, now we are going to apply Stochastic Error-Ensemble Method to the model. This method is monitoring the Prediction Error Field, and generating Stochastic Error-Field by Ensemble Forecasting prediction. This method is expected to improve a Short-term Prediction accuracy and adjust the physical parameter to predict Orographic Rainfall better.

Keywords: short-term rainfall prediction, orographic rainfall, ensemble forecasting prediction