降雨の概念モデル（不安定場モデル）によるレーダーを用いた短時間予測の精度向上

中北英一・杉本聡一郎*・池淵周一・高橋琢馬**

*(財)電力中央研究所
**京都大学大学院工学研究科

要旨
3次元レーダー情報を用いた既開発の短時間降雨予測手法は、水収支を観点とした降雨の概念モデルを基礎としている。本研究では、本手法の実用化を目的として、以下のことを行う。まず、これまで決定論的に取り扱われてきた本手法に対して、その不確定性と確率過程的な概念を考慮すべく、カルマンフィルタ理論を導入する。次に、予測精度に影響を及ぼす因検討の研究を台風と降雨に対する移流ベクトルの算定手法に関する検討を行う。その結果、予測精度が本手法の実用化に向け向上することがわかった。

キーワード：短時間降雨予測、3次元レーダー、不安定場モデル、カルマンフィルタ、移流ベクトル

1. 序論
近年になって、社会経済活動の拡大・高密度化、および都市化の進行等により、局地性が強く、予測の困難な集中豪雨による災害が増大し、激増することとなった傾向が注目されている。この傾向は豪雨に対する応答の多様化と相まって、洪水現象の社会的基盤に対する影響を非常に大きなものとしており、河川の効率的な管理として、特に洪水防御に関する管理が社会的に求めている背景となっている。さらに、洪水防災という観点では、降雨の短時間予測は洪水現象のインプットとなる情報を与えるという意味で欠かせないものである。本研究では、特に降雨の概念モデルを基礎としている降雨予測手法の演算機構におけるレーダー情報、観測データ、および数値天気予報値（GPVデータ、AMeDAS）に気象学的な知見を考慮した既開発の実時間降雨予測手法（中北ら1996；Nakakita et al. 1996）である。

この予測手法はレーダー情報から水蒸気に関する情報を抽出し、さらに水蒸気から水分への変換効率の高い場を不安定場と定義し、それを移動させることにより降雨分布を再現、予測するものである。この手法は降雨のメカニズムに関する近似があるものの、この手法を用いることにより、レーダー情報の単なる運動学的な外挿では予測できない、地形の影響を考慮した発達・変動・衰弱を実時間で予測できるといった成果がこれまでに得られている。

そこで、本研究では、この既開発の降雨予測手法の実用化に向けて、予測の精度をさらに向上させるという位置付けのもと、まず、本降雨予測手法へのKalman Filter理論の導入を行う。すなわち、これまで決定論的に取り扱われてきた短時間降雨予測手法に対して、モデルに存在する誤差と観測に伴う誤差を確率過程的なアプローチで考慮し、リアルタイムで逐次得られる観測データをその後の予測に生かす。

次に、台風性降雨に対する移流ベクトル算定手法に関する検討を行う。これは、特に台風の眼がレーダー観測領域内を通過する極端な場合、影響を現わす
するモデルパラメータ分布の移動が明らかに複雑となるため、それを表現するために用いられている移流モデルが十分かどうかを検討するものである。それによりやせて、レーダー情報と気象庁による台風の進路予測情報を利用した新たな移流手法を台風性降雨に対するオプション的な手法として提案する。

なお、本研究は京都大学、建設省近畿地方建設局茨川ダム管理事務所、および日本気象協会関西本部との共同研究の一環として行うものであり、用いられている短時間降雨予測手法は現在、上記の管理事務所にて試験的に導入されている。

2. 基礎となる降雨予測手法の概要

2.1 基本とする降雨予測手法

Fig. 1 に本研究で基礎となる基幹の短時間降雨予測手法の概念図を示す。3 次元レーダー情報から降雨の概念モデル（不安定場モデル）を通じて、地形の影響をできるだけ取り除いた擾乱本体の場（不安定場）を推定し、それを単純移流によって予測した後、降雨量を計算して予測降雨分布を得る。

2.2 不安定場の同定と予測

まず、中北ら（1989）、Nakakita et al. (1996) の手法により経軸分布を仮定して、降水粒子の混合比 $m_t$ と大気の流れに相関的な降水量 $r$ との 3 次元分布を算定する。さらに、基本場として Nakakita et al. (1996) により GPV データベースに $(u, v, w)$ を入力し、各々の値を管理する線状分布を推定できる。ここで、$r$ は将来的放散、$Q$ はレーダー情報を用いて推定した温度である。LDR レーダーの存在する領域での推定を可能である。

$$\frac{\partial m_t}{\partial t} + u \frac{\partial m_t}{\partial x} + v \frac{\partial m_t}{\partial y} + w \frac{\partial m_t}{\partial z} = \frac{Q}{\rho} + \rho u \frac{\partial r}{\partial x} \tag{1}$$

次に、熱力学方程式 (2) と水蒸気量の保存式 (3) を用いて、$(u, v, w)$ と $Q$ の分布を固定したまま、2 時間の warming up 計算を行う。

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} + u \frac{\partial \theta}{\partial x} + v \frac{\partial \theta}{\partial y} + \frac{D}{p} = \frac{LQ}{\rho} \frac{1000}{C_p} \tag{2}$$

$$\frac{\partial m_t}{\partial t} + u \frac{\partial m_t}{\partial x} + v \frac{\partial m_t}{\partial y} + w \frac{\partial m_t}{\partial z} = \frac{Q}{\rho} \tag{3}$$

ここで、$\theta$ は温度、$m_t$ は水蒸気の混合比、$L$ は蒸発における潜熱、$C_p$ は定圧比熱、$\rho$ は乾燥空気の密度、$p$ は hPa 單位の気圧である。$m_t$ は $(u, v, w)$、$\rho$ と同時に GPV データベースに基本場として推定された分布を初期値として用いる。

Warming up 計算の後に、飽和混合比 $m_s$ の 3 次元分布を半経験式 (4) で求めて計算する。

$$m_s = 3.8 \exp \frac{T(\theta, p) - 273.2}{T(\theta, p) - 35.9} \tag{4}$$

さらに、$Q$ の推定は式 (5) によって同定する。

$$Q(x, y, z, t) = -\rho \frac{d}{dt} \{1 - \alpha(x, y, z, t)\} \times m_s(x, y, z, t) \tag{5}$$

式 (5) が不安定場の定義であり、飽和混合比を (1-α) 倍することで、発散的に降水粒子を散発させている。この不安定場パラメタ的手法として「雨雲の形成過程」を用いて得られる水蒸気の鉛直方向のフラックスの不足値を示しているといえる。これは、メソスケールの基本場として算定された風向きが比較的緩やかなため、組織化された積雲等によるメソスケール (20km〜200km) の水蒸気の鉛直フラックスを含んでいないからである。同定した不安定場は単純平行流流によって予測される (Fig. 2)。ただし、移流ペクトルは標準中央 (1994) の移流モデルによって、降水強度分布の過去 15 分間の時系列を用いて同定する。ここで、不安定場を移流させるという概念は不安定場が地形の
影響をできるだけ取り除いた場であり、不安定域と地形との相互作用で降雨を表現することに基づいている。

Fig. 2 Prediction of the instability field by simple translation

予測された不安定域を用いて、水蒸気相変化量Qを式(4), (5)によって予測し、式(1), (2)ならびに(3)によりm₁, θ, mₑを予測する。最後に、

\[ r = \frac{\rho}{\rho_w} W_1 m_1 \]  (6)

により、降水強度分布を予測する。ここで、W₁は雨滴の落下速度である。また、ここで用いられる式系は地形に沿ったσ座標系に変換し、時間的には前進差分、空間的には移流項を上流差分、他を中央差分で近似して、同時に解いて解く。

3. 短時間降雨予測手法へのKalman Filter理論の導入

これまで、本短時間降雨予測手法は単位時間おきに単独で行われる決定論的なものであった。リアルタイムで逐次得られる観測情報を有効に利用すれば、予測精度の向上につながると考えられる。そこで、本節では、逐次得られる観測情報を用いた予測手法として本短時間降雨予測手法を展開するために、Kalman Filter理論を導入する。その際、予測手法を構成するモデルに存在する誤差と、観測に伴う誤差を確率的処理に取り扱う。さらに、その手法を実現象に対して適用し、その効果等について考察する。

3.1 Kalman Filter理論の導入

ここでは、具体的な手順とあわせて、本短時間降雨予測手法に対するKalman Filter理論の導入方針について述べる。

まず、本手法は1時間おきに降雨予測を行っていることから、逐次得られる情報を構築し、1時間ごとのレーダーデータとGPVデータを用いる。次に、フィルタリングの際、用いる観測量と状態量として何を採用するかは以下の通りである。本手法はレーダー情報をもとにし、水蒸気の相変化量Qと水蒸気の混合比mₑ。GPVデータから水蒸気の相変化量Qₐが算出されるのだが、観測量として水蒸気相変化量Q、水分量の混合比mₑ、水蒸気の相変化量mₑを採用する。さらに、予測計算時に不安定域パラメータαから水蒸気相変化量を算定できるというところから、状態量として不安定域パラメータα、mₑ、mₑを採用する。この時、降雨予測システムは

\[ \frac{\partial \alpha}{\partial t} + U \frac{\partial \alpha}{\partial x} + V \frac{\partial \alpha}{\partial y} = w_1 \]  (7)

\[ \frac{\partial m_e}{\partial t} + u \frac{\partial m_e}{\partial x} + v \frac{\partial m_e}{\partial y} + w \frac{\partial m_e}{\partial z} = \frac{-Q}{\rho} + w_2 \]  (8)

\[ \frac{\partial m_i}{\partial t} + u \frac{\partial m_i}{\partial x} + v \frac{\partial m_i}{\partial y} + w \frac{\partial m_i}{\partial z} = \frac{Q}{\rho} \frac{\partial \theta}{\partial z} + w_3 \]  (9)

\[ Q = \frac{\rho_0 m_e^*(1 - \alpha)m_e^*}{\Delta \theta} \frac{\partial \theta}{\partial z} + w_4 \]  (10)

\[ m_e = m_e + w_5 \]  (11)

\[ m_i = m_i + w_6 \]  (12)

のような形式で表示できる。式(7), (8), (9)は状態の推移を表す式で状態方程式、式(10), (11), (12)はシステムの状態を観測する形態を表すもので観測方程式と呼ばれる。ここで、w₁, w₂, w₃, w₄, w₅, w₆はそれぞれシステムノイズ、観測ノイズを呼び、白骨正規過程を仮定したものである。ただし、それらの空間相関は考慮せず、期待値が0で一定の分散をもつものとする。また、(U, V)は移流ベクトル、(u, v, w)は風速場、Δtは差分時間間隔（15秒）、mₑは水蒸気の相変化比、そしてmₑは飽和相変化比である。ただし、*は熱力学方程式(2)と水蒸気の保存式(3)において、辺りのsourceとsink term項を0とした時の仮の時間更新値のmₑ*, およびθ*を用いずに算出されるものである。この仮の時間更新値は状態量のフィルタリングに必要な値分散行列やカルマンフィルタの算定にのみ用い、フィルタリングした後において降雨の予測計算における初期値には水蒸気の相変化を考慮した水蒸気、水分の混合比、温位の分布を用いる。すなわち、式(7)～(12)の方程式系はフィルタリングのためだけに用い、フィルタリング後の降雨予測計算には2.の基礎方程式系を用いる。

本節では、予測精度への影響が大きい状態量として不安定域パラメータαのみを採用する。すな
わし、以下では状態方程式として式 (7)，観測方程式として式 (10) を用いる。また、ノイズ統計量は上記の仮定より，

\[ E[w] = 0 \] (13)

\[ E[w^2] = Q_{\text{noise}} \] (14)

\[ E[v] = 0 \] (15)

\[ E[v^2] = R \] (16)

となる。実時間手法としては，\( Q_{\text{noise}} \) と \( R \) の値は本来、過去の観測値から決定されるべきであるが，今回の導入という観点から試行錯誤的に決める。ただし，状態量を 

\[ \alpha \] に限定していない枠組みでなく，

状態方程式 (7) を結合作して，線形離散型の動的システム

\[ x_{k+1} = F_k x_k + w \] (17)

\[ y_k = H_k x_k + v \] (18)

の形にすれば，Kalmam Filter 理論を直接適用できる。まず，状態方程式 (7) においては，本短時間降ら見永洋手順の中で不安定場をその構造を変じずに移流させていることから，次のような遷移式とする。

\[ a_k x_k (x, y) = a_k (x - U, y - V) + w \] (19)

これは移流にただして，単位時間ごとに空間的に一様に確率的無理 \( w \) を加えて，空間相関を考慮しなくてもよい形となっている。

また，観測方程式 (10) においては，\( \alpha \) が分母，分子両方にあるため，このままでは線形離散化できない。しかし，分母の項において，

\[ \frac{(1 - \alpha) m^*}{\sigma^2} \frac{L^2}{C^p R_e} \left( \frac{\rho_0}{\sigma^2} \right) \frac{2 \nu}{C^p} \frac{\nu}{C^p} \] (20)

を無視すると，式 (10) の両辺のオーダーが合わなくなる。そこで，まず，分母の項を左辺に乗じて，

\[ Q(1 + \frac{(1 - \alpha) m^*}{\sigma^2} \frac{L^2}{C^p R_e} \left( \frac{\rho_0}{\sigma^2} \right) \frac{2 \nu}{C^p} \frac{\nu}{C^p} ) = \frac{x_0}{\Delta t} m^* - (1 - \alpha) m^* + v \] (21)

とする。これは，式 (21) 第 1 項の \( \alpha \) の変動に対する感度が小さいことを手計算で確認した上で行うものである。さらに，左辺を観測量 \( y \) とみなし，

\[ y = y - \frac{x_0}{\Delta t} (m^* - m^*) \] (22)

とすることによって，新たに観測値を \( y_2 \) とみなし，

\[ y_2 = \frac{x_0}{\Delta t} m^* + v \] (23)

となり，式 (18) の形となる。ちなみに，式 (10) 中の分母の項は凝縮による潜熱の効果（水蒸気の相変化を考慮）を表しており，それを上記のように左辺に乗せると，両辺のオーダーが合う。

以上の様々な状態方程式，観測方程式にしたがったアルゴリズムに関する全体のフローは Fig. 3 の通りとなる。ただし，状態量を 

\[ \alpha \] に限定していない枠組みのものである。

3.2 降雨予測システムのフィルタリング

3.2.1 状態量のフィルタリング

Kalman Filter とは，システムが 3.1 で示したように確率過程の状態空間モデルで表現される時，システム出力の新しい観測値が利用可能となるたびごとに，状態量の推定値を更新する方程式系である。そのアルゴリズムは観測更新と予測更新に集約される。これでは，観測更新について述べ，3.2.2 で予測更新について述べる。

本研究において，Kalman Filter 理論を導入する際，状態量のフィルタリング（観測更新）は 1 時間ごとに，ひし形に新しい観測値として水平気量変化量 \( Q(y_2) \) が得られる，次のアルゴリズムにしたがって状態量である不安定場パラメータ \( \alpha \) が更新される。

\[ K(k+1) = P(k+1|k) H(k+1)^T (H(k+1) P(k+1|k) H(k+1)^T + R)^{-1} \] (24)

\[ \alpha(k+1|k) = \alpha(k+1|k) + K(k+1) (y_2 - H(k+1) \alpha(k+1|k)) \] (25)

\[ P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - K(k+1) H(k+1) P(k+1|k) \] (26)

ここで，\( \alpha(k|k) \) は時刻 \( t_k \) までに利用可能な観測値を用いて得られる状態量，\( P(k|k) \) はその共分散（行列）である（時刻 \( t_{k+1} \) についても同様）。また，\( K \) はカルマンゲインと呼ばれ，カルマンゲインが大きいほど観測値を信頼する度合いが高くなる。さらに，\( H \) は 3.1 の \( y_2 \) に対応するもので，式 (23) より，

\[ H = \frac{x_0}{\Delta t} m^* \] (27)

である。

ただし，更新前の不安定場パラメータ \( \alpha \) が不定の時，フィルタリングは次のようなアルゴリズムによるものとする。

1. 新たに得られる水蒸気相変化量 \( Q \) が 0 のとき，フィルタリング後の \( \alpha \) は不定のままとする。
2. 新たに得られる水蒸気相変化量 \( Q \) が 0 でないとき，フィルタリング後の \( \alpha \) は \( Q \) と \( m^* \) から逆推定したものをそのまま採用する。これは，観測値を完全に信頼する形と同様である。
Fig. 3  Flow chart showing the rainfall prediction procedure introduced Kalman Filtering theory
3.2.2 推定誤差共分散の予測更新

3.2.1 のカルマンゲイン \( K(k+1|k) \) の計算において、状態量の推定誤差共分散の予測更新値が必要となる。ここでは、式(17)を用いて、フィルタリングした後の事後推定値 \( P(k|k) \) から \( P(k+1|k) \) を求めるこについて述べる。そのアルゴリズムは次のようになる。

\[
P(k+1|k) = F_k P(k|k) F_k^* + Q_{noise} \tag{28}
\]

このアルゴリズムにしたがえば、式(19)より \( F_k = I \)
で、状態量の推定誤差共分散 \( P \) は移動にしたがって単位時間ごとに \( Q_{noise} \) だけ空間的に一様に加えられる形になる。ただし、\( I \) は単位行列である。

3.3 本手法の実現象への適用

3.2 の導入方針にしたがって、実際の降雨事例に適用する。適用する降雨事例は1994年7月7日15時からの降雨事例（Fig. 4, 5）である。ノイズ統計量は本来のところ過去の観測値から決定されるべきであるが、ここでは試行錯誤的に決定する。

具体的には、式(23)において時 \( Q \) の観測値が得られた時点での \( e^2 \) の空間平均値を観測ノイズ \( R \) の初期値として \( 2.5 \times 10^{-10} \text{ (kg/m}^2\text{/sec)}^2 \) とする。
また、システムノイズ \( Q_{noise} \) をモデルを信頼する値として0.1とする。予測された降雨分布図は以下の通りである。まず、Fig. 6 は15時イニシャルの予測結果で、Fig. 7 は16時イニシャルの予測結果である。ただし、両者ともフィルタリングは施さない結果である。また、Fig. 8 は15時イニシャルの予測において、1時間後の16時にフィルタリングを施し、その結果を16時イニシャルとした時の予測結果である。フィルタリングを施さない場合、Fig. 7からわかるように16時イニシャルの予測結果の精度は良くない。それに対して、Fig. 6 からわかるように1時間前の15時イニシャルの予測結果の精度は比較的良い。上記のようにモデルの精度を信頼する形でノイズ統計量を決定した時、精度の良い15時イニシャルの情報を精度の悪い16時イニシャルの情報を重みのあるものとして、16時にフィルタリングを施した後の不安定場を得る。予測結果では、フィルタリングを施した16時イニシャルの予測結果Fig. 8 がフィルタリングを施さない16時イニシャルの予測結果Fig. 7 よりも精度が高く表されている。つまり、精度のよい過去の情報を有効に利用するというフィルタリングの効果がFig. 8 に見られる。

Fig. 4 Hourly sequential rainfall distribution at a height of 3.5km from 1500 Japan standard time (JST), July 7, 1994, to 1000 JST, July 7, 1994
Fig. 5 Hourly sequential rainfall distribution at a height of 3.5km from 1600 JST, July 7, 1994, to 2000 JST, July 7, 1994

Fig. 6 Predicted rainfall distributions at a height of 3.5km in hourly intervals, without introducing Kalman filtering theory (the starting time of prediction is 1500 JST)
Fig. 7  Predicted rainfall distributions at a height of 3.5km in hourly intervals, without introducing Kalman filtering theory (the starting time of prediction is 1600 JST)

Fig. 8  Predicted rainfall distributions at a height of 3.5km in hourly intervals, introducing Kalman filtering theory (the starting time of prediction is 1500 JST and the time of filtering is 1600 JST)
4. 台風性降雨に対する移流ベクトル算定手法の提案

4.1 概説

本短時間降雨予測手法で採用している不安定場の移流ベクトルを算定する手法は、移流ベクトルを位置座標の1次式で設定した椎葉ら（1984）の移流モデルを降雨強度分布に対して適用することである。うち最も単純な平行移流を仮定することである。さらに、特に、台風の降雨予報における降雨の強度分布を通過する場合、台風自体の回転と不安定場の移動に影響を及ぼすことが十分に考えられるため、単純平行移流を仮定した移流モデルが十分かどうかは疑わしい。

一方で、不安定場の移流ベクトルを算定する際、不安定場に対して移流モデルを適用すべきであるが、実際のように本短時間予報手法では降雨強度分布に適用している。そのため、不安定場の分布が非常に求めるために、一つのグレードの観測領域内のみの不安定場に関する情報を用いるだけでは算定される移流ベクトルが非常に不安定であるところからである。しかし、移流ベクトルを降雨分布そのものを適用する場合の限界を考慮して、ある局所的な領域を常に降雨が降り続けた場合、降雨分布の動きをとらえて不安定場の動きを近似推定するならば、不安定場が明らかに移動しているにもかかわらず、局所的な領域に引きずられる形で、移流ベクトルの大きさが過小に算定される可能性がある。より具体的に言えば、台風が近畿地方に接近し、東南方向からの水蒸気流入と地形との影響によって、大台の風に代表される近畿南部において降雨が断続的に降るような場合に上記のように算定される恐れがある。

そこで、以上述べたことを考慮する形で、レーダー情報と気象庁の台風情報報を用いた新たな移流モデルを台風性降雨に対するオプション的な手法として提案する。

4.2 移流モデル

ここでは、椎葉ら（1984）の移流モデルについて平易に説明する。ただし、始めから発達直前到達式（29）の「仮定」を0として説明する。詳細は文献を参照された方も、水分面上に設定された直交座標系を（x,y,t）として、地点（x,y,t）における降雨強度を

\[ \frac{\partial r}{\partial t} + u \frac{\partial r}{\partial x} + v \frac{\partial r}{\partial y} = 0 \]  

(29)

\[ u = C_1x + C_2y + C_3 \]  

(30)

\[ v = C_4x + C_5y + C_6 \]  

(31)

によって雨域の移動、変形等が表されるとして、これで、(u,v)は雨域（本降雨予測手法では不安定場）の移流ベクトルである。式（30）、（31）の中のパラメータC1 ~ C6をレーダー情報と用いて、領域の最も2乗問題として推定する。すなわち、格子点（x_i,y_i）時刻t_kの値を中央値で近似し

\[ u_{ijk} = \frac{\partial r}{\partial t} x_{ijk} + (C_1 + C_2 + C_3) \frac{\partial r}{\partial x} x_{ijk} + \\ (C_4 + C_5 + C_6) \frac{\partial r}{\partial y} y_{ijk} \]  

(32)

とする時

\[ J_k = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=1}^{M-1} \sum_{k=1}^{N} u_{ijk}^2 \rightarrow \min \]  

(33)

として、C1 ~ C6を平方根情報フィルタ（Square Root Information）を用いて逐次推定する。ここで、M、Nはそれぞれx、y軸方向のメッシュ数、(K+1)Δtはデータが得られる時間間隔をΔtとした時のパラメータ（表）に用いる過去のデータ長である。ただし、(x_i,y_i)はレーダー観測領域内に含まれる長方形領域内の左下から1列目、下からj列目のメッシュ中心点の座標である。

4.3 台風の進路予測を加味した移流モデル

立平（1961）、高橋ら（1989）同様、回転方向において剛体回転を仮定すると

\[ u_c = u_c + u_r \]  

\[ = \begin{pmatrix} u_c - (y - y_0)w_c \\ u_c + (x - x_0)w_c \end{pmatrix} \]  

(34)

\[ u_c = \begin{pmatrix} u_c - y_0w_c + y_0w_c \\ u_c + x_0w_c - x_0w_c \end{pmatrix} \]  

\[ = \begin{pmatrix} C_1x + C_2y + C_3 \\ C_4x + C_5y + C_6 \end{pmatrix} \]  

(35)

となる。ここで、(x_i,y_i)はエコーの眼に相対的な回転方向の移動ベクトル、(x_i,y_i)は眼の移動ベクトル、(x_i,y_i)はエコーの移動ベクトルである。

\[ C_1 = 0, C_2 = -u_0, C_3 = u_c + y_0w_c = u_c - C_2y_0 \]  

\[ C_4 = u_0, C_5 = 0, C_6 = u_c - x_0w_c = u_c + C_2x_0 \]  

(36)

となる。この時、パラメータC1 ~ C6は結局、C3（すなわち、台風の回転角速度に関するパラメータ）、および眼の位置、速度に依存する形になっている。したがって、眼の位置、および速度ベクトルを、台風の進路予測情報のうち速度・角度に関する情報をデカルト直交座標系に変換したものを用いて決定するならば、レーダー情報と用いてパラメータC3のみを推定する形になる。そうすれば、4.2で述べた移流モデルと同様にしてパラメータを推定できる。
以上をまとめると、レーダー情報と台風の進路予測情報を用いた移動方程式

\[
\frac{dr}{dt} + u_r \frac{dr}{dx} + u_t \frac{dr}{dy} + C_2(y - y_t) \frac{dr}{dy} + \frac{dz}{dx} \frac{dy}{dy} = 0 \quad (36)
\]

において、パラメータ \( C_2 \) を平方根情報フィルターを用いた最小小乗問題として推定するのが本節で提案する手法である。

### 4.4 提案手法の適用

前節で提案した手法を実現案に適用し、その効果等について考察する。対象時刻は1994年9月29日19時～23時（Fig. 9, 10）で、台風の進路図はFig. 11の通りである。用いる降雨データはこれまでも、同様に佐世保レーダー雨量計の観測データを各格子点で水平面内15km×15km、時間的には20分の範囲内で平滑化したものである。また、台風の移動ベクトルの推定には過去15分間の時系列を用いる。提案手法の効果に関して、比較対象として用いるのは、本論文で提案した雨量予測手法にて用いられている単純移動モデルを仮定した、適用した結果とする。なお、実際の適用は台風の進路予測情報の代用として、気象庁の台風指示報を用いた。その理由は、台風の進路予測精度が低い時に、提案する手法の効果がどれほどであるかを確認したいためである。

平行移動を仮定した移動モデルにより算定された移流ベクトルはFig. 12のようになる。しかし、進路図に見られるように台風としての擾乱全体が北上しているという意味で、移流速度が精度よく求まっている。また、精度的には極端には悪くない23時移動ベクトルにおいては、実況降雨分布図（Fig. 9, 10）によれば、はやく地形による雨域の停滞が台風の北上とともに解消する傾向にある時刻である。このことから、局地的に降雨が定着するような場合には移動モデルを適用すると、ベクトルが過小に算定される場合があることをFig. 12は示している。提案した手法によって算定された移流ベクトルはFig. 13のようになる。ベクトルの平行成分の大きさは台風の進路予測情報から得ているが、平行移動を仮定した場合に比べて、より実況に近いことがわかる。回転成分の速度は平行成分の速度に対応した形で、レーダー情報と移動モデルより算出されるが、この降雨事例ではそれほど回転成分が大きいとは言えない。

次に、これらの移流ベクトルを用いて不安定場の予測、ならびに降雨の予測を行う。その際、提案手法によって算定された移流ベクトルを用いる場合においては、台風の眼の移動ベクトルと回転角速度が一定であると仮定して眼の位置を外挿し、30分おきに移流ベクトルを更新しながら予測を行う。また、予測を開始する時刻は21時とする（実況降雨分布図はFig. 14）。ただし、北折ら（1996）、杉本ら（1996）の手法により不安定場を同定する。これは、レーダー情報の存在しない領域にGPVデータから算定した水蒸気フラックスをチューニングして補完的に用いることにより、計算領域全体で不安定場を同定するためである。

Fig. 15は平行移流を仮定した移動モデルにより算定された移流ベクトルを用いた時の予測結果である。推定した移流ベクトルの大きさが過小に算定されているため、台風の北上を表現できていない。それに対して、Fig. 16は提案手法により算定された移流ベクトルを用いた時の予測結果である。移流ベクトルが実況の雨域の移動速度により近い形で算定されているのがわかる。また、弧の東側は不安定場をレーダー情報のみを用いて同定した時の予測可能領域であるが、この点に関しては域外の雨域をも表現できている。さらに、近畿南部地域の雨域の停滞も表現できていることがわかる。これらのことから、中北ら（1996）、杉本ら（1996）が提案した不安定場モデル、ならびに水蒸気フラックスのチューニング方法の確からしさを示している。

以上により、雨域がある地域で停滞しているため移流ベクトルの大きさが非常に小さく算定される場合、特に台風の進路予測情報用いることが有効であることがわかった。

### 5. 結論

以上、既開発の短時間降雨予測手法の実用化に向けて、予測精度を向上させることを目的として2つの検討を行った。

まず、時々刻々入力できる観測値を予測に生かし、降雨の予測精度を向上させることを目的として、これまで決定論的に取り扱われてきた降雨予測手法を確率過程的に取り扱い、さらにKalman Filter理論を適用した。

その際、まず、逐次得られるレーダー情報、GPVデータを用いてKalman Filter理論を適用するアルゴリズムの枠組みを形作った。次に、その枠組みの中で、状態量には、予測精度の感度が高いものとして、擾乱を表現するモデルパラメータを採用し、また、観測量にはレーダー情報から逐次算定される水蒸気相変化量を採用した。上記の状態量、観測量に対して、Kalman Filter理論を導入し、実現象に対する適用を行った。

その結果、確率的外乱を試行錯誤的に決定した
Fig. 9  Hourly sequential rainfall distribution at a height of 3.5km from 1900 JST, September 29, 1994, to 2300 JST, September 29, 1994

Fig. 10  Hourly sequential rainfall distribution at a height of 3.5km from 0000 JST, September 30, 1994, to 0300 JST, September 30, 1994
Fig. 11  Figure showing the course of typhoon
Fig. 12 Translation vector calculated by using a simple translation method as proposed by Takasao and Shiiba (1984)
Fig. 13  Translation vector calculated by using proposed method
Fig. 14  Hourly sequential rainfall distribution at a height of 3.5km from 2100 JST, September 29, 1994, to 0100 JST, September 30, 1994

Fig. 15  Predicted rainfall distributions at a height of 3.5km, assuming the translation vector is calculated by using a simple translation method (the starting time of prediction is 2100 JST)
Fig. 16  Predicted rainfall distributions at a height of 3.5km, assuming the translation vector is calculated by using a proposed method (the starting time of prediction is 2100 JST )


A STUDY OF IMPROVEMENTS FOR PRACTICAL USE OF A SHORT-TERM RAINFALL PREDICTION METHOD USING A VOLUME SCANNING RADAR BASED ON A CONCEPTUAL MODEL (INSTABILITY FIELD MODEL)

Eiichi NAKAKITA, Soichiro SUGIMOTO*, Shunichl IKEBUCHI and Takuma TAKASAO**

* Central Research Institute of Electric Power Industry, Japan
** Graduate School of Engineering, Kyoto University

Synopsis

A short-term rainfall prediction method using volume scanning radar information is physically based on a conceptual rainfall model (instability field model) using the principles of water balance and thermodynamics.

In this paper, the method is improved for practical use. Firstly, Kalman Filtering theory is introduced into this model to take uncertainties and stochastic concept into account, because this conceptual model has been considered as a deterministic one.

Secondly, this paper further discusses about a factor which influence on accuracy of prediction; a translation vector of typhoon. As a result, this rainfall prediction method including this conceptual model is improved for practical use by these two studies.

Keywords : short-term rainfall prediction, a volume scanning radar, instability field model, Kalman Filtering theory, translation vector