

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・高棹琢馬**

* (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、カルマンフィルター理論を導入する。次に、予測精度に影響を及ぼす因子として、台風性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。それらの検討の結果、予測精度が本手法の実用化に向けて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，カルマンフィルター，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多発、激甚化するという傾向が強まっている。この傾向は豪雨に対する応答の多様化と相俟って、洪水現象の社会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要求されている背景となっている。さらに、洪水防御という観点では、降雨の短時間予測は流出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。本研究で基礎としている降雨予測手法はルーチ的に得られるレーダー情報、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。この手法は多少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、地形の影響に伴う雨域の発生・発達・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、擾乱を表現

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。それに合わせて、レーダー情報と気象庁による台風の進路予測情報を用い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淀川ダム統合管理事務所、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既開発の短時間降雨予測手法の予測手順の概略を示す。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）を通して、地形の影響をできるだけ取り除いた擾乱本来の場（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。

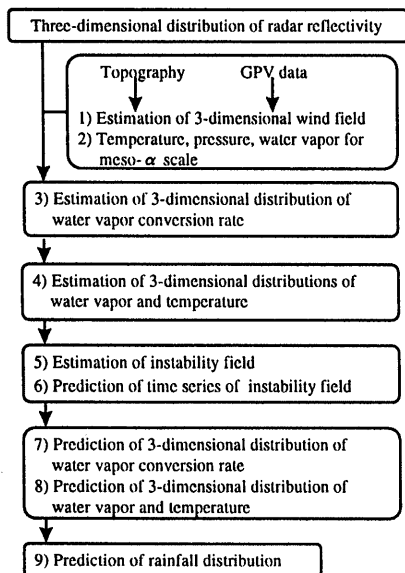


Fig. 1 Flow chart showing the rainfall prediction procedure of the original method

2.2 不安定場の同定と予測

まず、中北ら（1989）、Nakakita et al. (1996) の手法により粒径分布を仮定して、降水粒子の混合比 m_i と大気の流れに相対的な降水強度 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 データをベースに (u, v, w) , ρ を算定し、水分量の保存式 (1) を用いれば、水蒸気相変化量 Q の3次元分布を推定できる。ここで、 ρ_w は水分量の密度である。 Q はレーダー情報を用いて算定されるため、レーダーエコーの存在する領域でのみ推定可能である。

$$\frac{\partial m_i}{\partial t} + u \frac{\partial m_i}{\partial x} + v \frac{\partial m_i}{\partial y} + w \frac{\partial m_i}{\partial z} = \frac{Q}{\rho} + \frac{\rho_w}{\rho} \frac{\partial r}{\partial z} \quad (1)$$

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。

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} + u \frac{\partial \theta}{\partial x} + v \frac{\partial \theta}{\partial y} + w \frac{\partial \theta}{\partial z} = \frac{LQ}{\rho} \left(\frac{1000}{p} \right)^{\frac{p_d}{p}} \quad (2)$$

$$\frac{\partial m_v}{\partial t} + u \frac{\partial m_v}{\partial x} + v \frac{\partial m_v}{\partial y} + w \frac{\partial m_v}{\partial z} = -\frac{Q}{\rho} \quad (3)$$

ここで、 θ は温位、 m_v は水蒸気の混合比、 L は凝結における潜熱、 C_p は定圧比熱、 R_d は乾燥空気の気体定数、 p は hPa 単位の気圧である。 θ , m_v は (u, v, w) , ρ と同時に GPV データをベースに基本場として推定された分布を初期条件として用いる。Warming up 計算の後、飽和混合比 m_s の3次元分布を半経験式 (4) を用いて計算する。

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

さらに、 Q が 0 でない時、すなわち、レーダーエコーの存在する領域で、不安定場パラメータ α を式 (5) によって同定する。

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

式 (5) が不安定場の定義であり、飽和混合比を $(1 - \alpha)$ 倍することで、擬似的に降水粒子を凝結させている。この不安定場パラメータは、物理的には基本場としての風速場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度を示しているといえる。これは、メソ α スケールの基本場として算定された風速場が比較的層状であるため、組織化された積雲等によるメソ β 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移流によって予測される (Fig. 2)。ただし、移流ベクトルは椎葉ら (1984) 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、不安定場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。

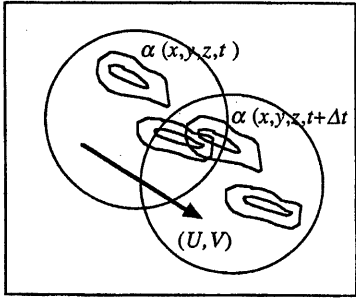


Fig. 2 Prediction of the instability field by simple translation

予測された不安定場を用いて、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 m_i , θ , m_v を予測する。最後に、

$$r = \frac{\rho}{\rho_w} W_i m_i \quad (6)$$

により、降水強度分布を予測する。ここで、 W_i 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、同時に積分して解く。

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利用し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過程的に取り扱う。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、逐次得られる情報として、1 時間ごとのレーダー情報と 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とする。本手法はレーダー情報をもとにして、水蒸気の相変化量 Q と水分量の混合比 m_i 、GPV データから水蒸気量の混合比 m_v が算定されるので、まず、観測量として水蒸気相変化量 Q 、水分量の混合比 m_i 、水蒸気量の混合比 m_v を採用する。さらに、予測計算時に不安定場パラメータ α から水蒸気相変化量を算定できるということから、状態量として不安定場パラメータ α , m_i , m_v を採用する。この時、降雨予測システムは

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

$$\frac{\partial m_v}{\partial t} + u \frac{\partial m_v}{\partial x} + v \frac{\partial m_v}{\partial y} + w \frac{\partial m_v}{\partial z} = -\frac{Q}{\rho} + w_2 \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial m_i}{\partial t} + u \frac{\partial m_i}{\partial x} + v \frac{\partial m_i}{\partial y} + w \frac{\partial m_i}{\partial z} = \frac{Q}{\rho} \\ + \frac{\rho_w}{\rho} \frac{\partial r}{\partial z} + w_3 \end{aligned} \quad (9)$$

$$Q = \frac{\rho_0}{\Delta t} \frac{m_v^* - (1 - \alpha)m_s^*}{1 + \frac{(1 - \alpha)m_s^*}{\theta^*} \frac{L^2}{C_p R_v} \left(\frac{p_{00}}{p}\right)^{\frac{2R_d}{p}}} + v_1 \quad (10)$$

$$m_v = m_v + v_2 \quad (11)$$

$$m_i = m_i + v_3 \quad (12)$$

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、 $w_1 \sim w_3$, $v_1 \sim v_3$ はそれぞれシステムノイズ、観測ノイズと呼ばれ、白色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)、 m_v^* は水蒸気量の混合比、そして m_s^* は飽和混合比である。ただし、 $*$ は熱力学方程式 (2) と水蒸気の保存式 (3) において、右辺の source and sink term 項を 0 とした時の仮の時間更新値の m_s^* 、および θ^* を用いて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共分散行列やカルマンゲインの算定にのみ用い、フィルタリングした後におこなう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、温度の分布を用いる。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場パラメータ α のみを採用する。すな

わち、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、

$$E\{w\} = 0 \quad (13)$$

$$E\{w^2\} = Q_{noise} \quad (14)$$

$$E\{v\} = 0 \quad (15)$$

$$E\{v^2\} = R \quad (16)$$

となる。実時間手法としては、 Q_{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、今回は導入という観点から試行錯誤的に決める。ただ、Kalman Filter 理論を適用する際、式 (7) を差分化して、線形離散化する必要がある。

さて、式 (7) と (10) を線形離散化して、線形離散型の動的システム

$$x_{k+1} = F_k x_k + w \quad (17)$$

$$y_k = H_k x_k + v \quad (18)$$

の形にすれば、Kalman Filter 理論を直接適用できる。まず、状態方程式 (7) においては、本短時間降雨予測手法の中で不安定場をその構造を変えずに移流させているということから、次のような遷移式とする。

$$\alpha_{k+1}(x, y) = \alpha_k(x - U, y - V) + w \quad (19)$$

これは移流にしたがって、単位時間ごとに空間的に一様に確率的外乱 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、 α 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、

$$\frac{(1-\alpha)m_s^*}{\theta^{*2}} \frac{L^2}{C_p R_v} \left(\frac{p_{00}}{p} \right)^{\frac{2R_d}{C_p}} \quad (20)$$

を無視すると、式 (10) の両辺のオーダーが合わない。そこで、まず、分母の項を左辺に乘以、

$$Q \left(1 + \frac{(1-\alpha)m_s^*}{\theta^{*2}} \frac{L^2}{C_p R_v} \left(\frac{p_{00}}{p} \right)^{\frac{2R_d}{C_p}} \right) = \frac{\rho_0}{\Delta t} m_s^* - (1-\alpha)m_s^* + v \quad (21)$$

とする。これは、式 (21) 第 1 項の α 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、

$$y_2 = y - \frac{\rho_0}{\Delta t} (m_s^* - m_s^*) \quad (22)$$

とすることによって、新たに観測量を y_2 とみなせば、

$$y_2 = \frac{\rho_0}{\Delta t} m_s^* \alpha + v \quad (23)$$

となり、式 (18) の形となる。ちなみに、式 (10) 中の分母の項は凝結による潜熱の効果（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ずると、両辺のオーダーが合う。

以上のような状態方程式、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 α 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。ここでは、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 時間ごとに行う。この時、新しい観測量として水蒸気相変化量 Q (y_2) が得られれば、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 α が更新される。

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

$$\alpha(k+1|k+1) = \alpha(k+1|k) + K(k+1)(y_2 - H(k+1)\alpha(k+1|k)) \quad (25)$$

$$P(k+1|k+1) = P(k+1|k) - K(k+1)H(k+1)P(k+1|k) \quad (26)$$

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濃くなる。さらに、 H は 3.1 の y_2 に対応するもので、式 (23) より、

$$H = \frac{\rho_0}{\Delta t} m_s^* \quad (27)$$

である。

ただし、更新前の不安定場パラメータ α 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 α 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 α は Q と m_s^* 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じである。

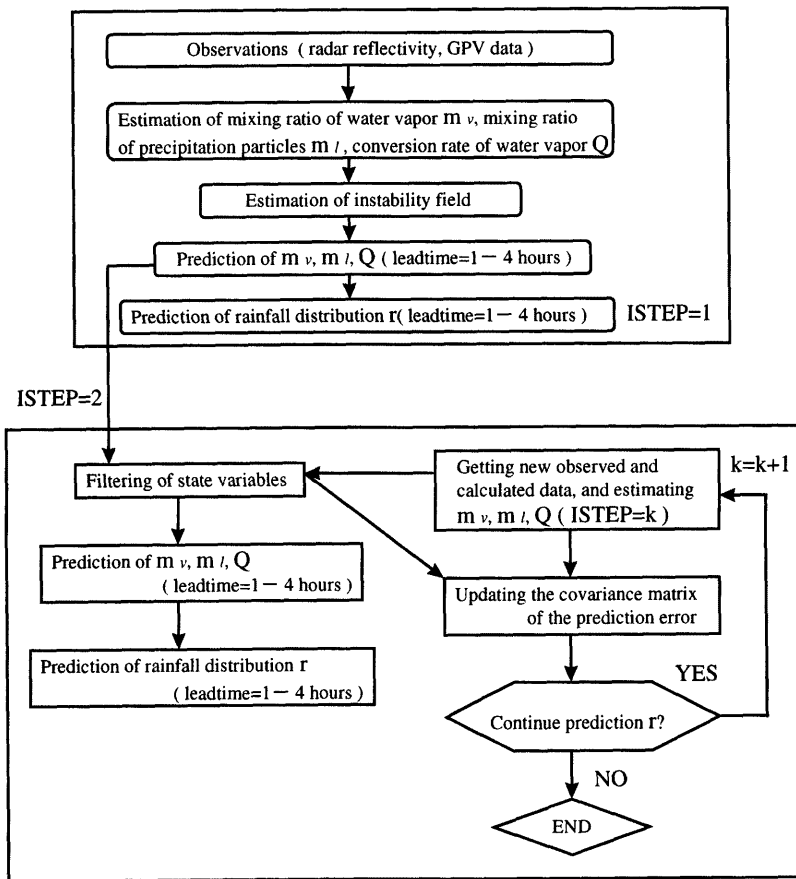


Fig. 3 Flow chart showing the rainfall prediction procedure introduced Kalman Filtering theory

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 $P(k+1|k)$ を求めることについて述べる。そのアルゴリズムは次のようになる。

$$P(k+1|k) = F_k P(k|k) F_k^T + Q_{noise} \quad (28)$$

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 は移流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 16 時に Q の観測値が得られた時点での v^2 の空間平均値を観測ノイズ R の初期値として $2.5 \times 10^{-10} (\text{kg/m}^3/\text{sec})^2$ 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 0.16 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好。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よりも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 よりも精度が良く表されている。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。

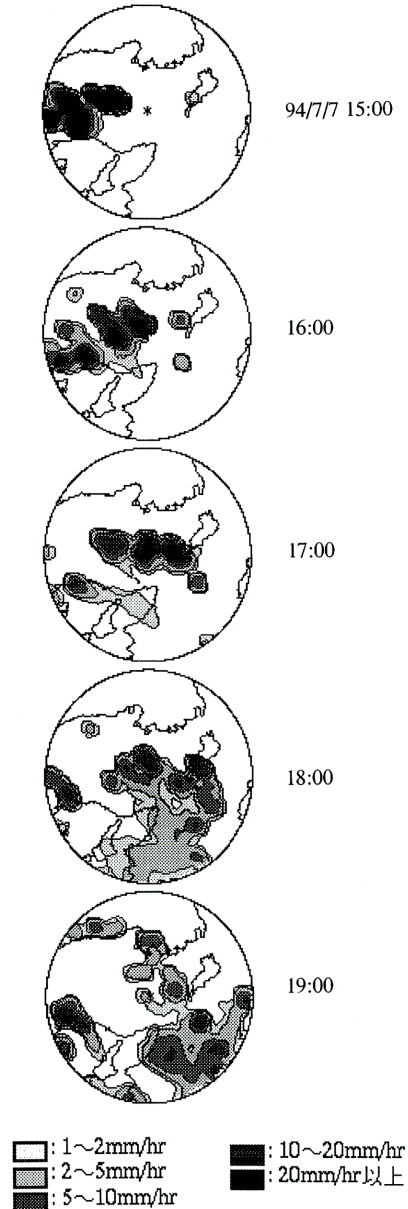


Fig. 4 Hourly sequential rainfall distribution at a height of 3.5km from 1500 Japan standard time (JST), July 7, 1994, to 1900 JST, July 7, 1994

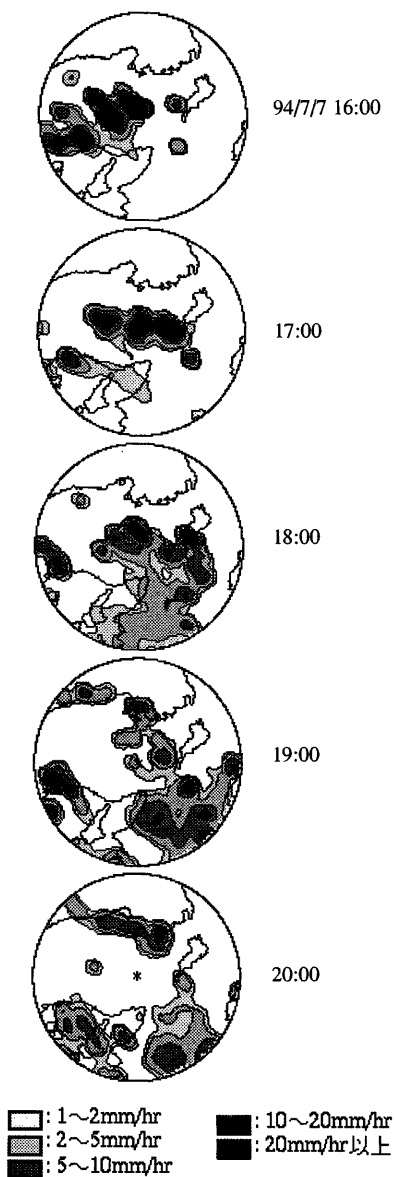


Fig. 5 Hourly sequential rainfall distribution at a height of 3.5km from 1600 JST, July 7, 1994, to 2000 JST, July 7, 1994

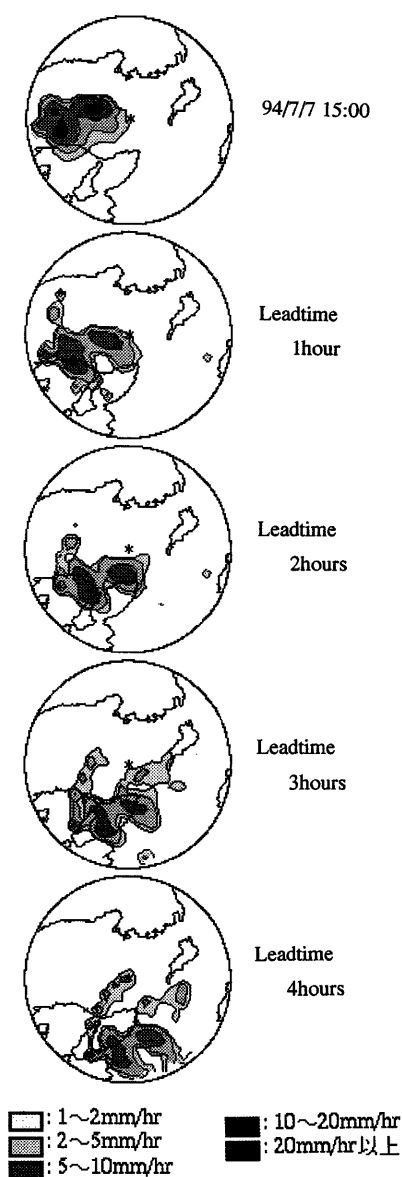


Fig. 6 Predicted rainfall distributions at a height of 3.5km in hourly intervals, without introducing Kalman filtering theory (the starting time of prediction is 1500 JST)

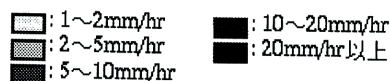


Fig. 7 Predicted rainfall distributions at a height of 3.5km in hourly intervals, without introducing Kalman filtering theory (the starting time of prediction is 1600 JST)

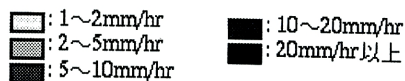
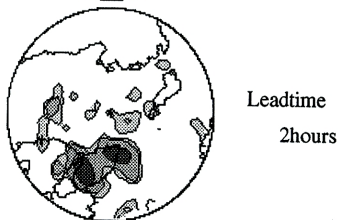
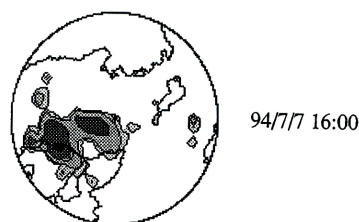


Fig. 8 Predicted rainfall distributions at a height of 3.5km in hourly intervals, introducing Kalman filtering theory (the starting time of prediction is 1500 JST and the time of filtering is 1600 JST)

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もので、そのうち最も単純な平行移流を仮定するものである。しかし、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、台風自体の回転が不安定場の移動に影響を及ぼすことは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。

一方では、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、上記のように本短時間予測手法では降雨強度分布に適用している。その理由は、不安定場の分布が非常に滑らかなために、1つのレーダー観測領域内のみ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からである。しかし、移流モデルを降雨分布そのものに適用する場合の限界として、ある局所的な領域に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、南東方向からの水蒸気流入と地形との影響によって、大台ヶ原に代表される近畿南東部において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指示報を用いた新たな移流方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。

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ごく簡単に概説する。ただし、始めから発達衰弱項(式(29)の右辺)を0として説明する。詳細は文献を参照されたい。水平面上に設定された直交座標系を (x, y) とし、地点 (x, y) 、時刻 t での降雨強度を $r(x, y, t)$ とする。この時、

$$\frac{\partial r}{\partial t} + u \frac{\partial r}{\partial x} + v \frac{\partial r}{\partial y} = 0 \quad (29)$$

$$u = C_1 x + C_2 y + C_3 \quad (30)$$

$$v = C_4 x + C_5 y + C_6 \quad (31)$$

によって雨域の移動、変形等が表されるとする。こ

こで、 (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)中のパラメータ $C_1 \sim C_6$ をレーダー情報を用いて、線形の最小2乗問題として推定する。すなわち、格子点 (x_i, y_j) 、時刻 t_k の偏微分を中央差分で近似し、

$$\nu_{ijk} = \left[\frac{\partial r}{\partial t} \right]_{ijk} + (C_1 + C_2 + C_3) \left[\frac{\partial r}{\partial x} \right]_{ijk} + (C_4 + C_5 + C_6) \left[\frac{\partial r}{\partial y} \right]_{ijk} \quad (32)$$

とする時、

$$J_c = \sum_{k=-K}^{-1} \sum_{i=2}^{M-1} \sum_{j=2}^{N-1} \nu_{ijk}^2 \rightarrow \min \quad (33)$$

として、 $C_1 \sim C_6$ 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、 $(K+1)\Delta t$ 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同定に用いる過去のデータ長である。ただし、 (x_i, y_j) はレーダー観測領域に含まれる長方形領域内の左から i 列目、下から j 行目のメッシュ中心点の座標である。

4.3 台風の進路予測情報を加味した移流モデル

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

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_c &= \mathbf{u}_r + \mathbf{u}_e \\ &= \begin{pmatrix} u_e - (y - y_e)\omega_e \\ v_e + (x - x_e)\omega_e \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} u_e - y\omega_e + y_e\omega_e \\ v_e + x\omega_e - x_e\omega_e \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} C_1 x + C_2 y + C_3 \\ C_4 x + C_5 y + C_6 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (34)$$

となる。ここで、 $\mathbf{u}_r$ はエコーの眼に相対的な回転方向の移動ベクトル、 $\mathbf{u}_e$ は眼の移動ベクトル、 $\mathbf{u}_c$ はエコーの移動ベクトルである。また、添字 e の付く変数は台風の回転角速度、眼の位置、速度に関するものである。これらを恒等的に見れば、

$$C_1 = 0, C_2 = -\omega_e, C_3 = u_e + y_e\omega_e = u_e - C_2 y_e$$

$$C_4 = \omega_e, C_5 = 0, C_6 = v_e - x_e\omega_e = v_e + C_2 x_e \quad (35)$$

となる。この時、パラメータ $C_1 \sim C_6$ は結局、 C_2 (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緯度・経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れば、レーダー情報を用いてパラメータ C_2 のみを推定する形にできる。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流方程式

$$\left(\frac{\partial r}{\partial t} + u_e \frac{\partial r}{\partial x} + v_e \frac{\partial r}{\partial y}\right) + C_2 \{(y - y_e) \frac{\partial r}{\partial x} + (x_e - x) \frac{\partial r}{\partial y}\} = 0 \quad (36)$$

において、パラメータ C_2 を平方根情報フィルタを用いた最小 2 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現象に適用し、その効果等について考察する。対象時刻は 1994 年 9 月 20 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と同様、建設省深山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、不安定場の移流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、本短時間降雨予測手法にて用いられる単純移流モデルを仮定し、適用した結果とする。なお、実際の適用に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高い時に、提案する手法の効果がどれほどであるかを確認したいがためである。

平行移流を仮定した移流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ない。また、精度的には極端には悪くない 23 時の移流ベクトルにおいては、実況降雨分布図 (Fig. 9, 10) によれば、もはや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、局地的に降雨が降り続けるような場合に移流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 は表している。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、平行移流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、レーダー情報と移流モデルにより算出されるが、この降雨事例ではそれほど回転成分が大きいいとはいえない。

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、中北ら (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手法である。

Fig. 15 は平行移流を仮定した移流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、台風の北上等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、近畿南東部の雨域の停滞も表現できていることもわかる。これらのことは、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に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を用いることが有効であるということがわかった。

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、時々刻々入手できる観測量を予測に生かし、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

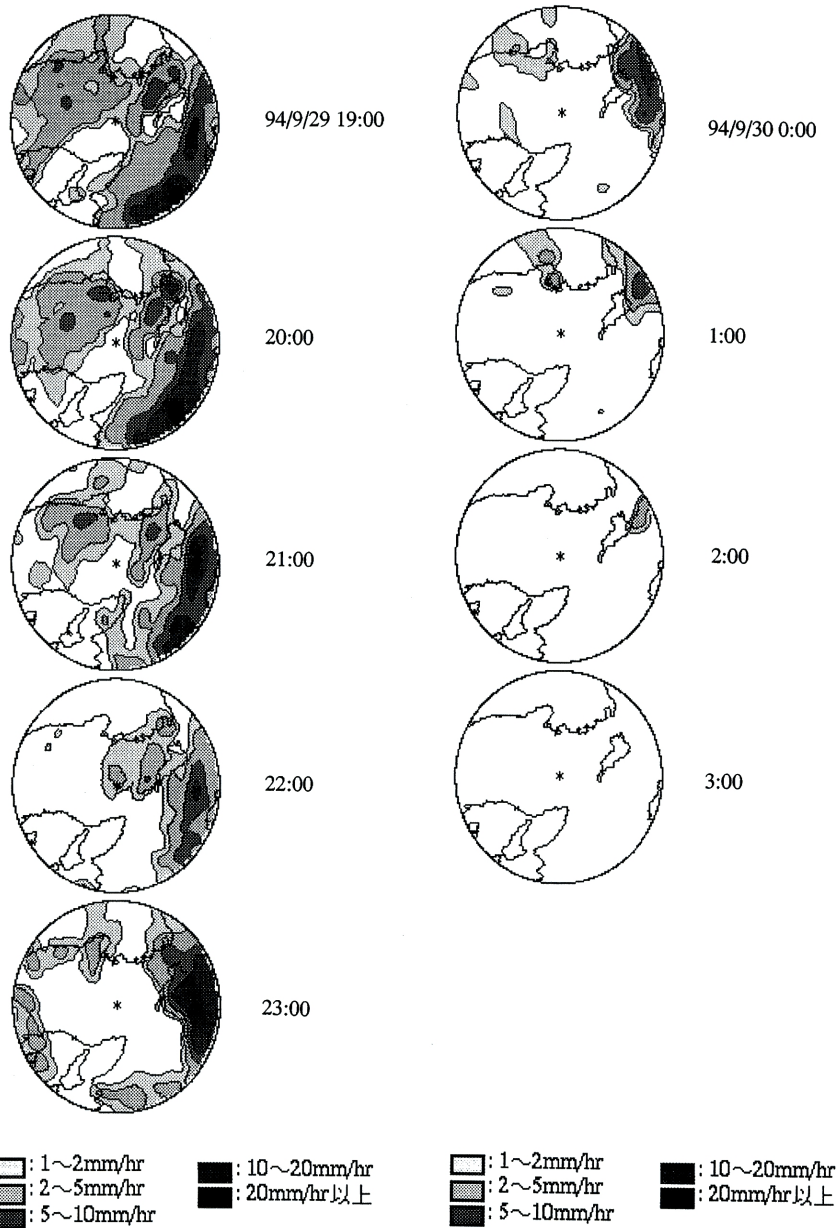


Fig. 9 Hourly sequential rainfall distribution at a height of 3.5km from 1900 JST, September 29, 1994, to 2300 JST, September 29, 1994

Fig. 10 Hourly sequential rainfall distribution at a height of 3.5km from 0000 JST, September 30, 1994, to 0300 JST, September 30, 1994

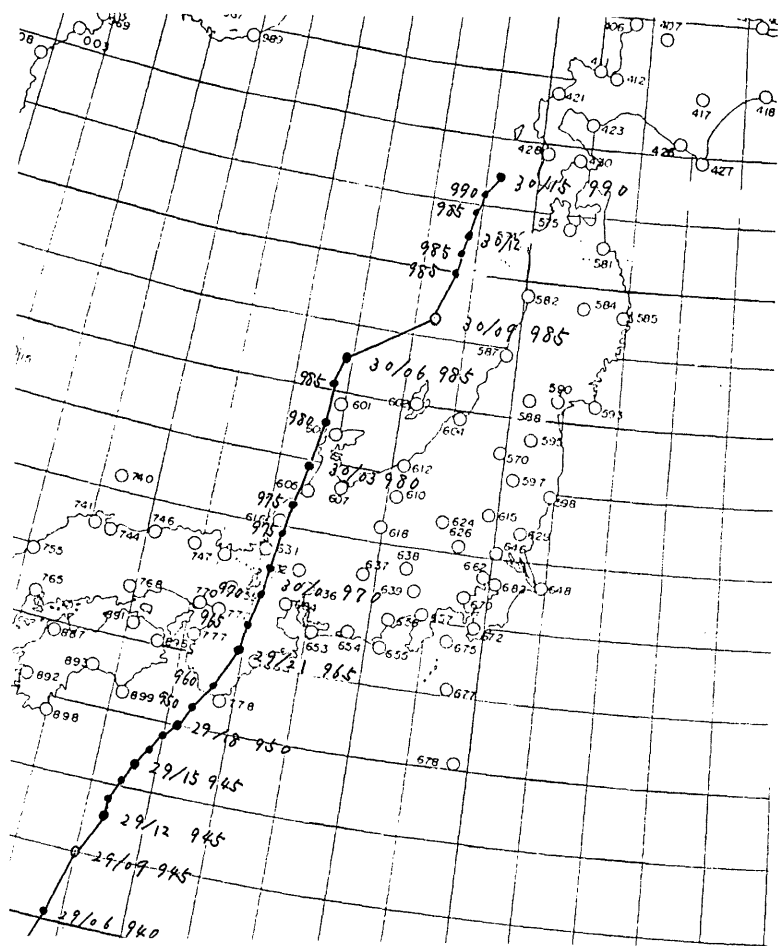


Fig. 11 Figure showing the course of typhoon

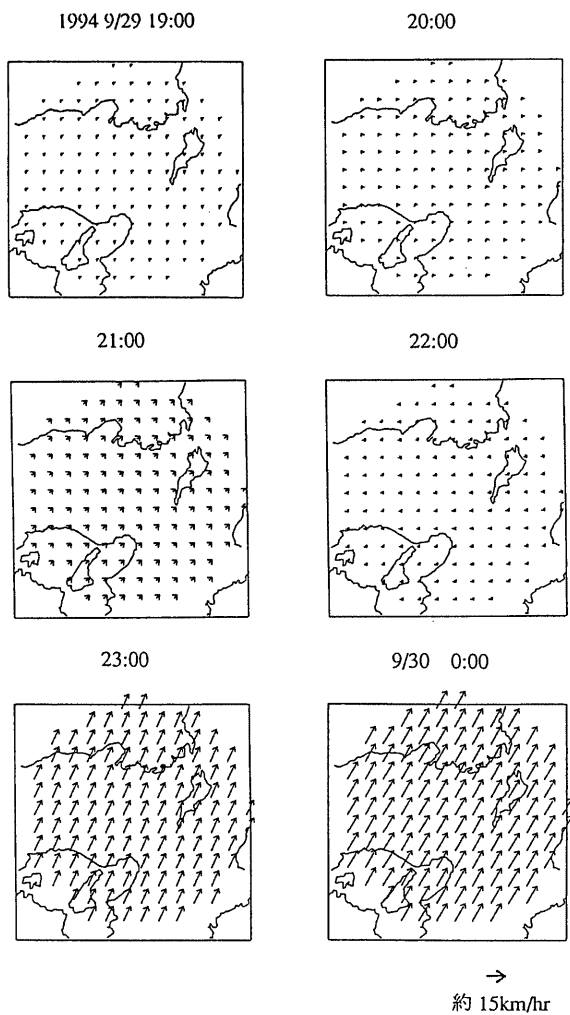
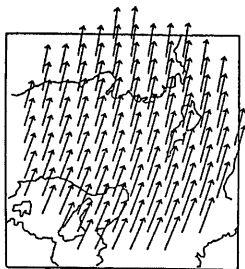
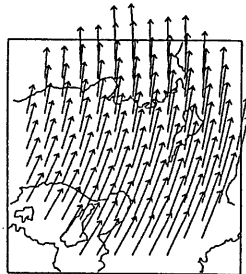


Fig. 12 Translation vector calculated by using a simple translation method as proposed by Takasao and Shiiba (1984)

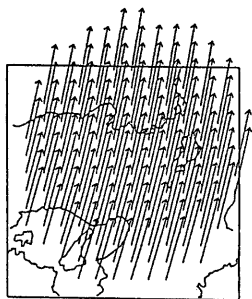
1994 9/29 19:00



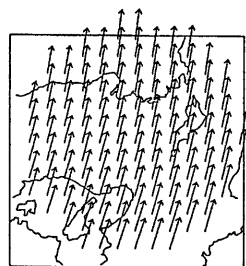
20:00



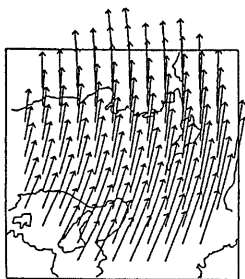
21:00



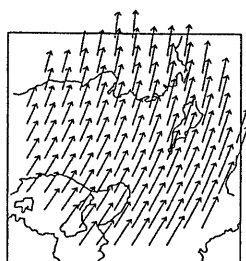
22:00



23:00



9/30 0:00



→
約 15km/hr

Fig. 13 Translation vector calculated by using proposed method

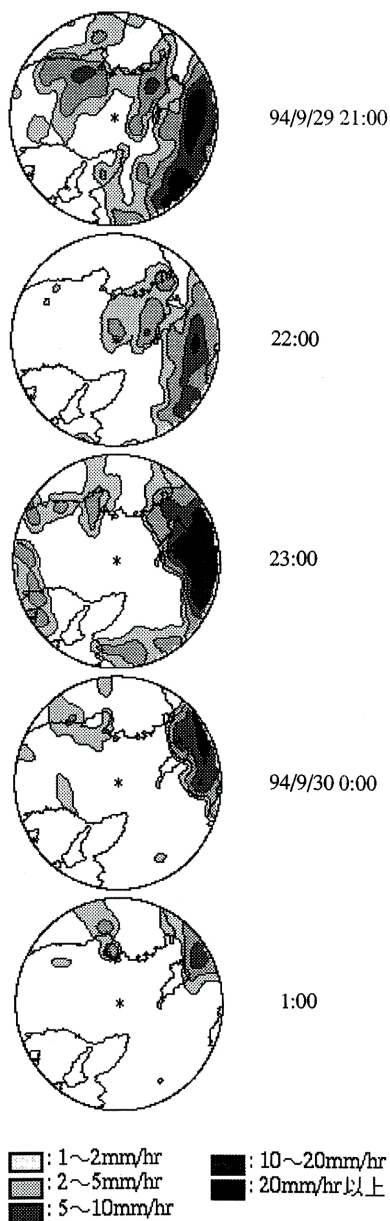


Fig. 14 Hourly sequential rainfall distribution at a height of 3.5km from 2100 JST, September 29, 1994, to 0100 JST, September 30, 1994

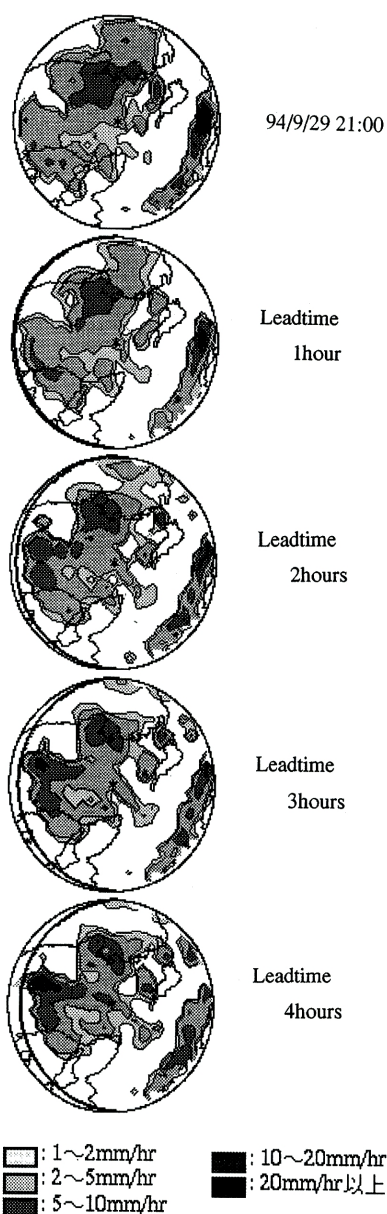


Fig. 15 Predicted rainfall distributions at a height of 3.5km, assuming the translation vector is calculated by using a simple translation method (the starting time of prediction is 2100 JST)

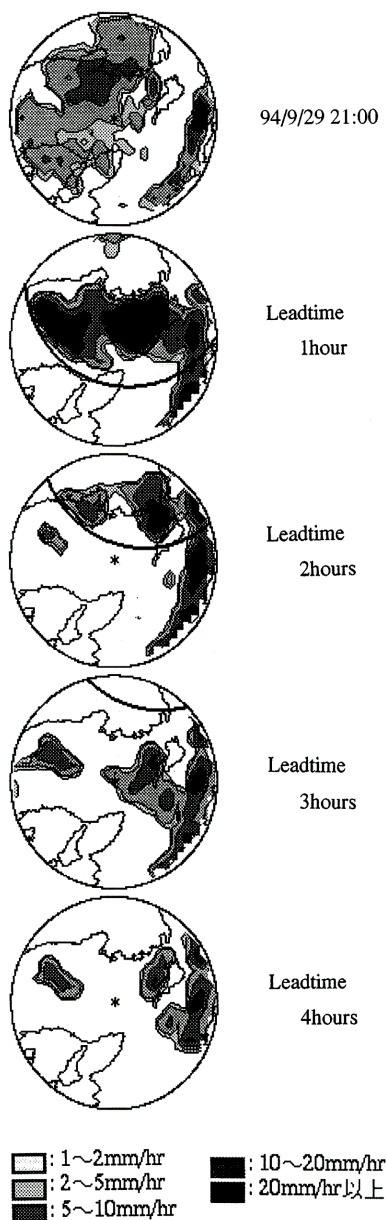


Fig. 16 Predicted rainfall distributions at a height of 3.5km, assuming the translation vector is calculated by using a proposed method (the starting time of prediction is 2100 JST)

ものの、フィルタリングを施すことにより、精度のよい過去の情報を有効に利用すれば、予測される降雨量の予測精度が向上するという効果が見られた。ただし、本研究では、状態量を不安定場パラメータのみに限定しているが、観測値から得られる水分量、および水蒸気量を状態量に組み込むことができる。また、ノイズに関しては有色性の導入、さらには、UD フィルター、非線形フィルター等の他のフィルターを導入することがこの枠組みの範囲で可能である。したがって、今後の発展性は大きいといえる。本来のところ、ノイズの空間相関を考慮することが望ましいと考えられるが、本手法のような3次元の状態量を取り扱う場合、計算機資源を膨大に必要とするため、実時間手法として成り立たない。それゆえ、実時間手法として発展させるには、ここで行ったように空間相関を考慮しない方針で進めることにも妥当性がある。

次に、本短時間降雨予測手法のシステム化へのフィージビリティの段階で生じてきた問題点のうち、降雨予測精度に影響を及ぼす因子として、台風性降雨に対する移流ベクトルの算定について検討を行った。

台風の眼がレーダー観測領域内を通過する極端な場合について、レーダー情報を用いた移流モデルでは不安定場の移流を精度良く推定できないことがあるということを示した。具体的には、局所的に雨が降り続けると、移流ベクトルの大きさが実際の不安定場の移流速度に比べて過小に算定される可能性が大きいことを示した。それに対して、レーダー情報と台風の進路予測情報を加味した移流手法によれば、レーダー情報のみを用いて平行移流を仮定した移流モデルでは過小に算定されるような場合でも、場の移流を実現象に近い形で表現できることを示した。さらに、その手法を実際の降雨事例に適用することにより、提案手法の妥当性を示し、レーダー情報のみを用いた移流モデルに代わって、レーダー情報に気象庁の台風の進路予測情報を加味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した。また、同時に、レーダー情報とGPV データを併用した不安定場のモデル化が本研究において適用した降雨事例についても有効であることを確認した。

謝 辞

用いた3次元レーダー雨量計データは建設省近畿地方建設局淀川ダム統合管理事務所から提供して戴きました。ここに、心から謝意を表します。

参考文献

- 中北英一・椎葉充晴・池淵周一・高棹琢馬 (1989) : 3次元レーダー雨量計情報の利用に関する基礎的研究 (III), 京都大学防災研究所年報, 第32号B-2, pp.351-361.
- 中北英一・杉本聡一郎・池淵周一・中村徹立・奥田昌弘・山路昭彦・高棹琢馬 (1996) : 3次元レーダー及びGPVデータを用いた短時間降雨予測手法, 水工学論文集, 第40巻, pp.303-308.
- 中北英一・杉本聡一郎・池淵周一・中村徹立・奥田昌弘・山路昭彦 (1996) : 3次元レーダー及びGPVデータを用いた短時間降雨予測の検討 (II), 水文・水資源学会研究発表会要旨集, pp.160-161.
- 杉本聡一郎・中北英一・池淵周一 (1996) : 3次元レーダー及びGPVデータを併用した不安定場モデルの構築と予測 (II), 土木学会関西支部年次学術講演会概要.
- 片山徹 (1983) : 応用カルマンフィルター, 朝倉書店, 198pp.
- 立平良三 (1961) : 台風の降雨帯の解析 (5821号の場合), 気象庁研究時報, Vol.13., pp.264-279.
- 椎葉充晴・高棹琢馬・中北英一 (1984) : 移流モデルによる短時間降雨予測手法の検討, 第28回水工学論文集, pp.349-354.
- 高棹琢馬・椎葉充晴・池淵周一・中北英一・永井一郎 (1989) : 気象衛星アークを用いた台風のレインバンド移動分布特性の解析, 水文・水資源学会研究発表会要旨集, pp.267-270.
- 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 grid point value data from numerical weather prediction, *J. Geophys. Res.*, 101, 26, 181-26, 197.

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, Soidiro SUGIMOTO*, Shuichi 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