



超局地・超高時間分解能を持つレーダーによる気象情報の取得に関する研究

村上, 豪
大石, 哲

(Citation)

神戸大学都市安全研究センター研究報告, 17:105-128

(Issue Date)

2013-03

(Resource Type)

departmental bulletin paper

(Version)

Version of Record

(JaLCD0I)

<https://doi.org/10.24546/81011415>

(URL)

<https://hdl.handle.net/20.500.14094/81011415>



超局地・超高時間分解能を持つレーダーによる気象情報の取得に関する研究

Study on rainfall information detection by radar of super-regional and ultra-spatial-temporal-resolution

村上 豪¹⁾

Go MURAKAMI

大石 哲²⁾

Satoru OISHI

概要：集中豪雨などの気象災害が多発する中，空間的・時間的に情報を得ることを得意とする気象レーダーの役割が重要視されている。わが国ではXバンドレーダーを中心に降雨量推定の定量化かつ高精度化を目指した研究が行われてきた。また，近年問題となっているゲリラ豪雨は時空間的に局地的であるから，より局地的・高時間分解能な情報が望まれる。既存のX-MPレーダーと比較してより局地的で高時間分解能のFURUNO気象レーダーが神戸大学と古野電気株式会社が共同開発されており，より詳細なデータ取得可能とされている。FURUNO気象レーダーの性能が認められればゲリラ豪雨をより多くの情報から解析できると考えられる。本研究では神戸大学工学部設置のFURUNO気象レーダーから試験的に得られたデータと六甲アイランドの神戸国際大学設置の名古屋大学レーダーのデータ（レーダー反射因子，降雨強度，レーダー反射因子差，伝搬位相差変化率などのパラメータ）の比較検証を行った。また，FURUNO気象レーダーから得られたデータに移流モデルを用いて30分先までの降雨予測を行った。移流モデルとは，現在も実践的な手法として引き続き利用されている運動学的的手法による降雨量の短時間予測手法である。移流モデルにおいて，推定されたパラメータは1～2時間先まで持続すると仮定される。これらは過去のデータから推定するものであるが，本研究ではより予測精度が向上する移流ベクトル推定法を提案し，検証を行った。特に，対象者に影響を与える移流ベクトルを求める方法は対象者に与える影響について考えることでFURUNO気象レーダーの利点をより活かせると考えられる。例えば，雨をよけて駅から家に帰るときなどに本研究で提案した手法を用いて予測すると，より対象者に影響を与える予測結果となり，研究成果を市民生活に還元しやすい。

キーワード：降雨予測，レーダー，移流モデル

1. はじめに

近年，都市型水害が以前に比べ多発化している。特に私たちの住む日本は季節ごとの降水の変動が激しく，前線や台風による強雨，局所的な豪雨が多いことから，水害を受けやすい国土である。2008年7月28日午後，神戸市灘区の都賀川において集中豪雨にともなう急激な水位上昇が発生し，河川敷を利用していた市民・学童5名の人命が失われたことはまだ記憶に新しい。リアルタイムでの水文情報が活用されれば，洪水，土砂災害などの豪雨災害による被害を軽減する上で大いに役立つことが期待されるので，水文学上からは地表での雨量を求めることが重要である。しかし，観測装置の設置には多くの予算・人手・メンテナンスが必要になるため地表での雨量情報の増加には限界がある。一方で，気象レーダーは面的に降雨情報を得られるという長所があるので，本研究では気象レーダーの活用を考える。

気象レーダーを用いて，局所的な豪雨など様々な降水現象を検出・予測することは，都市型水害の軽減，土砂災害の危険予測など，人々が安心して生活できる社会の構築につながる。これらのシステムの構築・改善は重要かつ緊急な課題となっており，わが国でも気象レーダーを用いた降雨量推定の定量化・高精度化を目指した研究・開発が行われている。

現在，わが国では気象庁による 22 基のレーダーからなるレーダーネットワークと，国土交通省による 26 基のレーダーからなるレーダーネットワークが運用されている．これらの現業の標準的なレーダーは覆域約 120km の C バンド（中心波長 5.7cm）の気象レーダーが用いられており，台風や発達した低気圧の接近による降雨を観測し，洪水や土砂災害の監視に活用されている．しかし，C バンドレーダーの空間分解能は約 1km とされており，局所的な豪雨を捉えることは困難である．そのため，時空間スケールの小さい局所的な大雨・集中豪雨に対する監視強化が大きな課題である．

新型の X バンド偏波レーダーを市民工学的に用いて，都市型水害の軽減などに貢献するためには，これらの新しく取得可能になったパラメータを用いた定量的かつ詳細な雨量情報を得ることが必要とされる．このことが本研究の目指すところである．

本研究では，神戸大学と古野電気株式会社が共同開発して神戸大学工学部屋上に設置している FURUNO 気象レーダーの精度検証と，FURUNO 気象レーダーのデータを移流モデルに用いた 30 分先までの降雨予測を行う．30 分先は，50%程度の人々の「歩いてもいいと思う距離」が「15 分～30 分」であるといわれていることから目標とした．

具体的には，既に得られたレーダーデータを解析することにより，移流モデルを用いて 30 分先の気象情報を予測する．さらに，FURUNO 気象レーダーの特徴を活かした移流ベクトル算出方法を提案し，移流モデルを用いた予測精度の向上を検討する．

2. レーダーを用いた降雨予測

(1) 移流モデルの概要

降雨予測手法として移流モデルを用いる．

$$\frac{\partial z}{\partial t} + u \frac{\partial z}{\partial x} + v \frac{\partial z}{\partial y} = w \quad (1)$$

以下，中北の論文¹²⁾から一部引用しながら移流モデルについて概説する．

まず，この(1)式で問題となるのは，移流ベクトル (u, v) ，発達衰弱項 w であるが，平行移動に限らない雨域の変動を捉えられるようにするため，また線形最小二乗問題として定式化できるようにするために，これらを位置座標の一次式

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

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

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

としている．ここで， $c_1 \sim c_9$ は推定されるべきパラメータであり，これらの式より，雨域の角速度，せん段ひずみ速度 ω_{yx} ， x 軸方向のひずみ速度 e_x ， y 軸方向のひずみ速度 e_y は

$$\omega_{yx} = (-c_2 + c_4) / z \quad (5)$$

$$\gamma_{yx} = c_2 + c_4 \quad (6)$$

$$e_x = c_1 \quad (7)$$

$$e_y = c_5 \quad (8)$$

として与えられる．もちろん，実際の降雨の変動は式(1)から式(4)で表現されるよりも複雑であるが，これ

以上の雨域の変動を考慮に入れることはパラメータの同定・予測に必要な計算時間を増大させるだけで、実時間予測という観点からは好ましくないと考える。

(2) パラメータの同定方法

レーダーの観測範囲に含まれる長方形領域をとり、それを $\Delta x \cdot \Delta y$ のメッシュ区画に分割する。このとき、

$$x_i = (i-1/2)\Delta x \quad i=1, \dots, M \quad (9)$$

$$y_j = (j-1/2)\Delta y \quad j=1, \dots, N \quad (10)$$

$$t_k = k\Delta t \quad k=0, \dots, K-1 \quad (11)$$

とする。ただし、 Δt は時間間隔である。 M 、 N はそれぞれ x 方向、 y 方向のメッシュ区画数、 $(K-1)\Delta t$ はパラメータ同定に使用する過去のデータの長さである。座標 (x_i, y_j) は元の長方形領域の左から i 列目のメッシュ区画の中心点の座標である。点 (x_i, y_j) 、時刻 t_k の偏微分を

$$\left(\frac{\partial z}{\partial t}\right)_{ijk} = \frac{z(x_i, y_j, t_{k+1}) - z(x_i, y_j, t_{k-1})}{2\Delta t} \quad (12)$$

$$\left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)_{ijk} = \frac{z(x_{i+1}, y_j, t_k) - z(x_{i-1}, y_j, t_k)}{2\Delta x} \quad (13)$$

$$\left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)_{ijk} = \frac{z(x_i, y_{j+1}, t_k) - z(x_i, y_{j-1}, t_k)}{2\Delta y} \quad (14)$$

で近似し、

$$v_{ijk} = -\left(\frac{\partial z}{\partial t}\right)_{ijk} - \left\{ (c_1 x_i + c_2 y_j + c_3) \left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)_{ijk} + (c_4 x_i + c_5 y_j + c_6) \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)_{ijk} - (c_7 x_i + c_8 y_j + c_9) \right\} \quad (4.1.15)$$

とおく。パラメータ $c_1 \sim c_9$ が正しく同定されれば、 v_{ijk} は 0 となるべきものである。したがって、

$$J_c = \sum_{k=K}^{-1} \sum_{i=2}^{M-1} \sum_{j=2}^{N-1} v_{ijk}^2 \quad (16)$$

を最小にするように $c_1 \sim c_9$ を推定する。実際には、パラメータを同定する際には平方根情報フィルターを用いた手法で同定している。

(3) 平方根情報フィルターを用いたパラメータの同定方法

実際にパラメータ $c_1 \sim c_9$ を決定するには、平方根情報フィルターを用いると記憶容量の点でも分析の上でも有利である。以下にその手順を示す。

まず、4.1.15) を未知パラメータ $C = (c_1 \sim c_9)^T$ の観測式とみなして、

$$a_{ijk}^1 c_1 + a_{ijk}^2 c_2 + \cdots + a_{ijk}^9 c_9 = b_{ijk} - v_{ijk} \quad (17)$$

ただし、

$$a_{ijk}^1 = x_i \left[\frac{\partial z}{\partial x} \right]_{ijk} \quad (18)$$

$$a_{ijk}^2 = y_j \left[\frac{\partial z}{\partial x} \right]_{ijk} \quad (19)$$

$$a_{ijk}^3 = \left[\frac{\partial z}{\partial x} \right]_{ijk} \quad (20)$$

$$a_{ijk}^4 = x_i \left[\frac{\partial z}{\partial y} \right]_{ijk} \quad (21)$$

$$a_{ijk}^5 = y_j \left[\frac{\partial z}{\partial y} \right]_{ijk} \quad (22)$$

$$a_{ijk}^6 = \left[\frac{\partial z}{\partial y} \right]_{ijk} \quad (23)$$

$$a_{ijk}^7 = -x_i \quad (24)$$

$$a_{ijk}^8 = -y_j \quad (25)$$

$$a_{ijk}^9 = -1 \quad (26)$$

$$b_{ijk} = - \left[\frac{\partial z}{\partial t} \right]_{ijk} \quad (27)$$

の形で考える．以下未知パラメータ C を求める手順を示す．

(手順 1)

適当な整数 m に対して、 $(9-m) \times (9+1)$ 次行列 S (平方根情報フィルター) を用意し、0 行列としておく．また、 b_{ijk} も 0 にしておく

(手順 2)

各メッシュについて $a_{ijk}^1, \dots, a_{ijk}^9, b_{ijk}$ を計算して、 S の $9+1=10$ 行目以降、 $(9-m)$ 行目まで、 m メッシュ分

次々と追加する．このとき行列 S は

$$S = \begin{pmatrix} O & \cdots & \cdots & O & O \\ a_{ijk}^1 & \cdots & \cdots & a_{ijk}^9 & b_{ijk} \\ \vdots & & & \vdots & \\ a_{i'j'k'}^1 & \cdots & \cdots & a_{i'j'k'}^9 & b_{i'j'k'} \end{pmatrix} \quad (28)$$

の状態になっている．ただし、ただし、行ごとに $\{i,j,k\}$ の組み合わせが異なっている．(次の(手順 3)から戻ったときは上 9 行の 0 の部分は式(29)の上 9 行が入っている)

(手順 3)

行列 S に Householder 変換を施す．その結果、行列 S は左上から 9 行 9 列が上三角行列になっている．つまり、

$$S = \begin{pmatrix} s_{1,1} & s_{1,2} & \cdots & \cdots & s_{1,9} & s_{1,10} \\ & s_{2,2} & \cdots & \cdots & s_{2,9} & \vdots \\ & & \ddots & & \vdots & \vdots \\ & O & & & s_{9,9} & s_{9,10} \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & s_{10,10} \\ 0 & 0 & & & 0 & s_{11,10} \\ \vdots & \vdots & & & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \cdots & 0 & s_{9+m,10} \end{pmatrix} \quad (29)$$

となっている。ここで、 $s_{i,j}$ が記してあるところは、その値が必ずしも 0 でないところである。また、このとき、

$$J_c := J_c + \sum_{i=10}^{9+m} s_{i,10}^2 \quad (30)$$

としておく。ここで $:=$ は右辺の値を左辺の値に置き換えることを意味する。

(手順 4)

全てのメッシュに対して処理が終わるまで(手順 2)(手順 3)を繰り返す。最後のステップで、もし式(4.1.28)の下 m 行を満たすことができなくても、そのまま(手順 3)に進めば良い。このようにして、全てのメッシュについて(手順 2)(手順 3)の処理が終了すれば、

$$\begin{pmatrix} s_{1,1} & s_{1,2} & \cdots & s_{1,9} \\ & s_{2,2} & \cdots & s_{2,9} \\ & & \ddots & \vdots \\ O & & & s_{9,9} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \vdots \\ c_9 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} s_{1,1} \\ s_{1,1} \\ \vdots \\ s_{1,1} \end{pmatrix} \quad (31)$$

を後退代入により解けば、求める $c_1 \sim c_9$ が得られる。ただし、 $s_{i,i}$ が 0 のときは、 $c_i = 0$ としておく。また、この $c_1 \sim c_9$ を用いた評価値 J_c も式(30)によって求められている。

(4) 降雨予測の手法

同定されたパラメータ $c_1 \sim c_9$ が 1~2 時間先まで持続すると仮定し将来の降雨強度を予測する。予測時間は、特性曲線の逆追跡によって行う。移流モデル式(1)から式(4)の特性曲線が従う微分方程式は

$$\frac{dx(t)}{dt} = c_1 x(t) + c_2 y(t) + c_3 \quad (32)$$

$$\frac{dy(t)}{dt} = c_4 x(t) + c_5 y(t) + c_6 \quad (33)$$

$$\frac{dz(t)}{dt} = c_7 x(t) + c_8 y(t) + c_9 \quad (34)$$

で与えられ、これらは解析的に解くことができる。まず、式(32)、式(33)を連立させて得られる解は

$$\begin{pmatrix} x(t) \\ y(t) \end{pmatrix} = R(t-s, c_1, \dots, c_6) \begin{pmatrix} x(s) \\ y(s) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (35)$$

の形に書くことができ、 $R(t-s, c_1, \dots, c_6)$ は $t-s, c_1, \dots, c_6$ によって決定される (2×3) 行列である。また、 $z(x(t), y(t), t) - z(x(s), y(s), s)$ は式(34)、式(35)より

$$z(x(t), y(t), t) - z(x(s), y(s), s) = S(t-s, c_1, \dots, c_6) \begin{pmatrix} x(s) \\ y(s) \\ 1 \end{pmatrix} \quad (36)$$

の形に書くことができる。ここで $S(t-s, c_1, \dots, c_6)$ は $t-s, c_1, \dots, c_6$ にのみ依存する3次の行ベクトルである。

今、現在時刻を $t = t_0$ 、予測のリードタイムを t として予測値を得る時刻 $t = t_0 + t$ を s と表す。このとき、 $x(s) = x_i$ 、 $y(s) = y_i$ と書くと、 $t-s = t_0$ であるから、式(35)を用いて

$$z(x_i, y_i, t_0 + t) = z(x(t_0), y(t_0), t_0) + S(t, c_1, \dots, c_6) \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} \quad (37)$$

ただし

$$\begin{pmatrix} x(t_0) \\ y(t_0) \end{pmatrix} = R(-t, c_1, \dots, c_6) \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix} \quad (38)$$

により時刻 $t = t_0$ での (x_i, y_i) の予測値 $z(x_i, y_i, t_0 - t)$ が得られる。降雨強度は分割したメッシュ区画の中心点のみ与えられているが、(4.1.38)により得られる $(x(t_0), y(t_0))$ を含むメッシュ区画の中心点座標 (x_{i0}, y_{i0}) を用いて

$$z(x(t_0), y(t_0), t_0) \cong z(x_{i0}, y_{i0}, t_0) \quad (39)$$

と近似して、(37)を計算することができる。

(5) 降雨強度面の2次曲面近似

実際の降雨強度面は凹凸の激しい複雑な曲面であり、滑らかではない。従って、観測されたままの降雨強度面をそのまま降雨予測に用いるのはパラメータの同定の上からも、予測の上からも、パラメータの持続性のことを考えると好ましくないため、メッシュ区画中心点近傍の降雨強度面を2次曲面近似することを考える。メッシュ区画中心点 (x_i, y_i) 近傍の t_k 時での降雨強度面を (x_i, y_i) を含めて周りの9地点の降雨強度から2次曲面近似すると、

$$z(x_i + \xi, y_i + \eta, t_k) = a_{ijk} \xi^2 + b_{ijk} \xi \eta + c_{ijk} \eta^2 + d_{ijk} \xi + e_{ijk} \eta + f_{ijk} \quad (40)$$

となる。ただし、

$$a_{ijk} = \frac{1}{3} \sum_{l=j-1}^{j+1} \left\{ \frac{z(x_{i-1}, y_l) - 2z(x_i, y_l) + z(x_{i+1}, y_l)}{2} \right\} \quad (41)$$

$$b_{\bar{y}k} = \frac{1}{4} \{ z(x_{i-1}, y_{j-1}) - z(x_{i+1}, y_{j-1}) - z(x_{i-1}, y_{j+1}) + z(x_{i+1}, y_{j+1}) \} \quad (42)$$

$$c_{\bar{y}k} = \frac{1}{3} \sum_{l=i-1}^{i+1} \left\{ \frac{z(x_l, y_{j+1}) - 2z(x_l, y_j) + z(x_l, y_{j-1}))}{2} \right\} \quad (43)$$

$$d_{\bar{y}k} = \frac{1}{3} \left\{ \sum_{l=j-1}^{j+1} z(x_{i+1}, y_l) - \sum_{l=j-1}^{j+1} z(x_{i-1}, y_l) \right\} \quad (44)$$

$$e_{\bar{y}k} = \frac{1}{3} \left\{ \sum_{l=i-1}^{i+1} z(x_l, y_{j+1}) - \sum_{l=i-1}^{i+1} z(x_l, y_{j-1}) \right\} \quad (45)$$

$$f_{\bar{y}k} = \frac{1}{9} [5z(x_i, y_j) + 2 \{ z(x_i, y_{j-1}) + z(x_{i+1}, y_j) + z(x_i, y_{j+1}) + z(x_{i-1}, y_j) \} \\ - \{ z(x_{i-1}, y_{j-1}) + z(x_{i+1}, y_{j-1}) + z(x_{i+1}, y_{j+1}) + z(x_{i-1}, y_{j+1}) \}] \quad (46)$$

である。このとき、式(12)～式(14)は

$$\left[\frac{\partial z}{\partial t} \right]_{\bar{y}k} = \frac{f_{i,j,k+1} - f_{i,j,k-1}}{2\Delta t} \quad (47)$$

$$\left[\frac{\partial z}{\partial x} \right]_{\bar{y}k} = d_{i,j,k} \quad (48)$$

$$\left[\frac{\partial z}{\partial y} \right]_{\bar{y}k} = e_{i,j,k} \quad (49)$$

となる。一方、式(38)により求まる $\{x(t_0), y(t_0)\}$ 上の降雨強度は $\{x(t_0), y(t_0)\}$ を含むメッシュ区画の中心点の座標を $\{x_0, y_0\}$ とすると

$$\xi = x(t_0) - x_i, \quad \eta = y(t_0) - y_j, \quad t_k = t_0 \quad (50)$$

として式(40)を適用することにより求まる。

3. 結果と考察

(1) 2012 年 6 月 19 日の事例

移流モデルを用いて降雨予測した結果を示す。図 1 に移流ベクトルを推定するのに用いた 06:45, 06:46, 06:47 のレーダー画像を示す。図 2 は 2012 年 6 月 19 日 06:45, 06:46, 06:47 のデータから 07:00 までを予測したもので、エコーがレーダー観測範囲に侵入していて、雨域が発達しているとコンピュータが判断してしまうため、発達衰弱項はゼロとして計算した。左の画像が FURUNO 気象レーダーによる観測によるもので、右の画像が移流モデルによる予測結果である。(以下、左の画像が FURUNO 気象レーダーによる観測によるもので右の画像が移流モデルによる予測結果とする)

図 2 のレーダーエコーの橙色部分に注目すると、06:50 まではレーダーエコーをうまく予測できていることが分かる。しかし、それ以降の観測データはエコーが進んでいくのに対して予測データはエコーが進まず、停滞している。

このような結果となった原因として移流ベクトルの推定に用いたデータにあると考えられる。図 1 を見ると 06:45~06:47 はあまり橙色のエコーは動いていない。これらのデータから推定された移流ベクトルでは 06:52~07:00 までの雨域を予測することは困難だったと考えられる。予測精度を向上させる方法として、移流ベクトル推定に用いるデータ間隔を大きくする、移流ベクトル推定に用いるデータ数を増やすなどが考えられるが、試験的にとった観測データが少なく、比較するのが難しいので、別の事例で検討することとした。

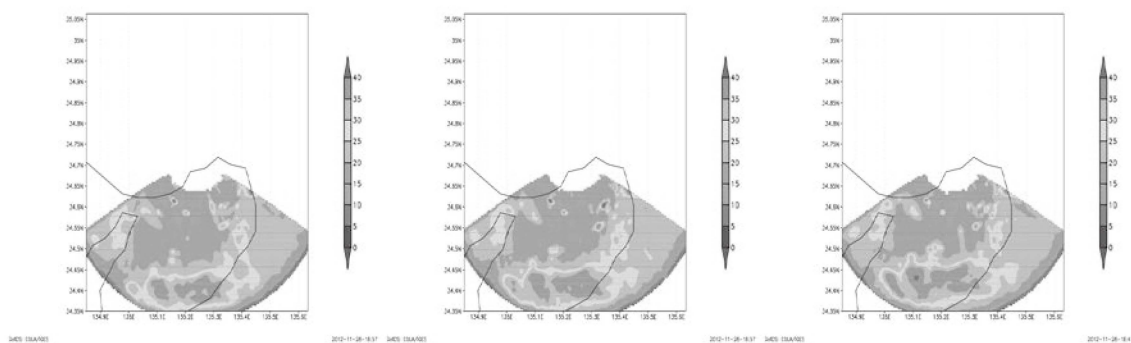


図 1 移流ベクトル推定に用いたデータ(06:45, 06:46, 06:47)

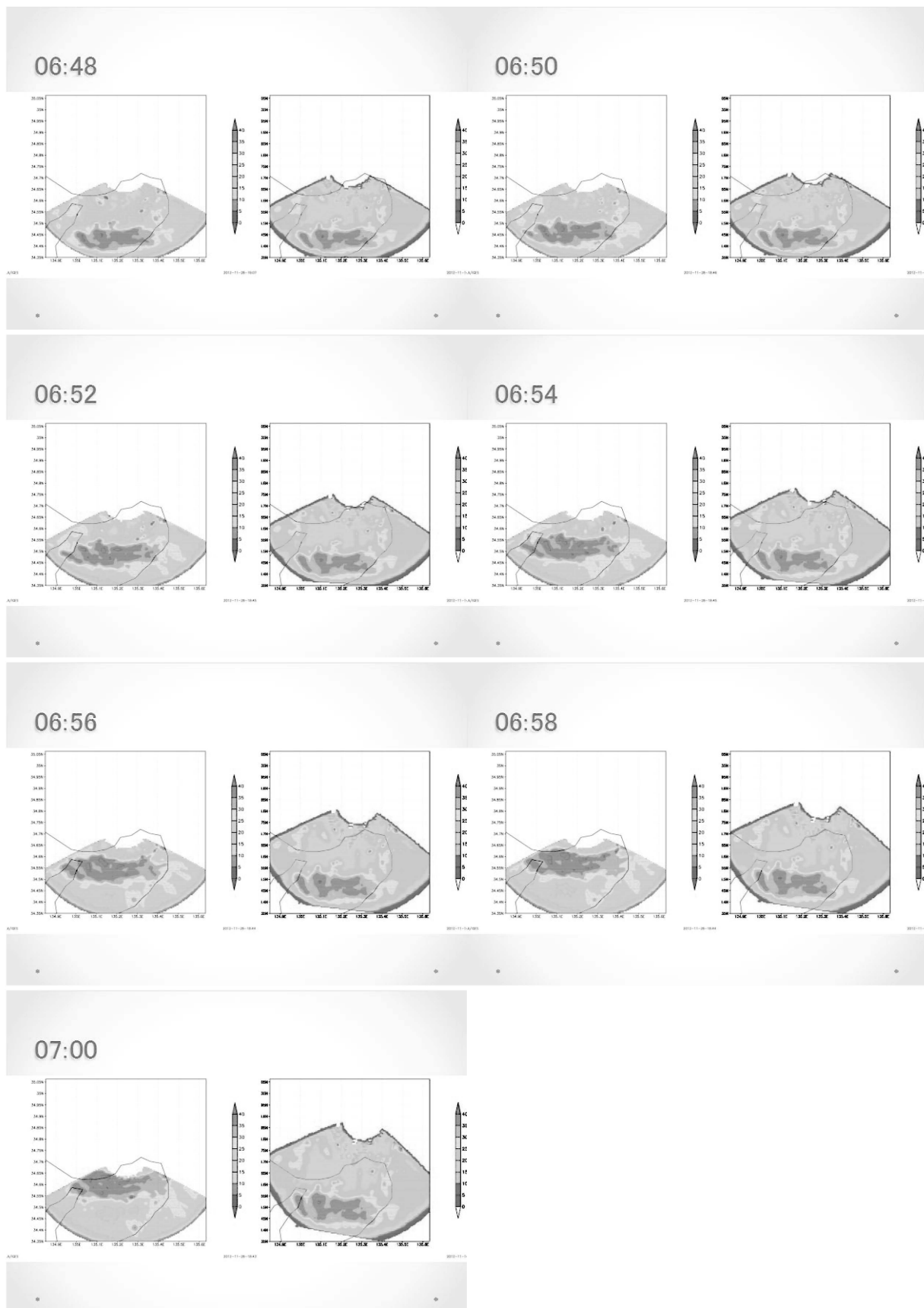


図 4.2 移流モデルによる降雨予測結果(2012 年 6 月 19 日 06:48～07:00)

(2) 2012 年 10 月 28 日の事例

次の事例は神戸大学設置のレーダーではなく、西宮にある古野電気 INT センター設置のレーダーデータを用いた。神戸大学設置の FURUNO 気象レーダーと同様のものである。この日は気象庁によると、前線を伴う低気圧が日本海を進み、全国的に雨だった。長崎県では猛烈な雨となり、西海市大瀬戸で 105mm/1h、長崎市長浦岳で 96.5mm/1h を記録した。東日本を中心に日中の気温上がらず肌寒かった。当日の天気図を図 3 に示す。17:23~20:30 にレーダー観測範囲内で雨が観測された。

図 4 に移流ベクトルを推定するのに用いた 17:23, 17:24, 17:25 のレーダー画像を示し、図 5 に 17:23, 17:24, 17:25 という 1 分ごとの降雨強度を移流ベクトル算出に用いて移流モデルを用いて降雨予測した結果を示す。予測データは 1, 3, 5, 10, 15, 20, 25, 30 分後のものを示している。(以下 2012 年 10 月 28 日のデータは同様)

図 5 より 10 分まではよく予測できているといつてよいが 15 分後は大きく異なっていることがわかる。次に、移流ベクトル推定に用いるデータ間隔を大きくして、予測を試みた。図 4.6 で 17:25, 17:30, 17:35 という 5 分ごとの降雨強度を移流ベクトル算出に用いて降雨予測した結果を示す。

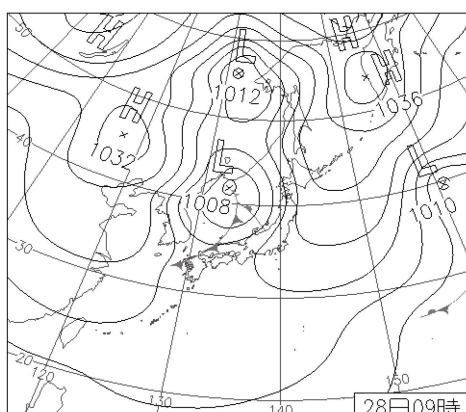


図 3 2012 年 10 月 28 日の天気図

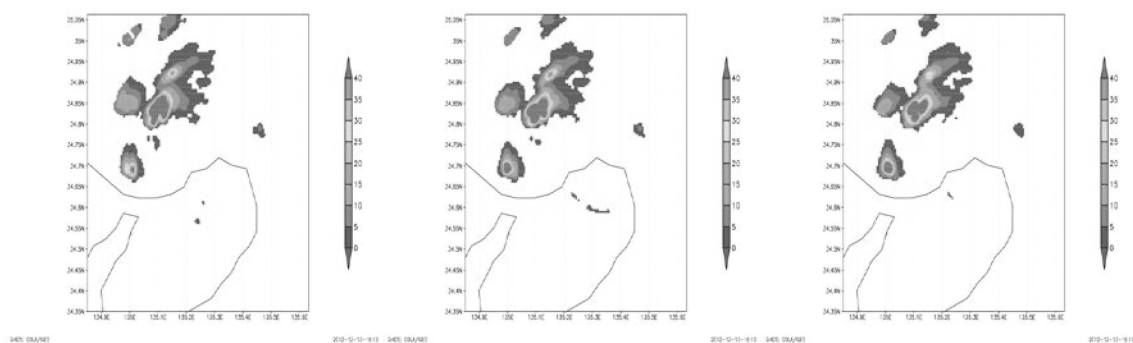


図 4 移流ベクトル推定に用いたデータ(17:23, 17:24, 17:25)

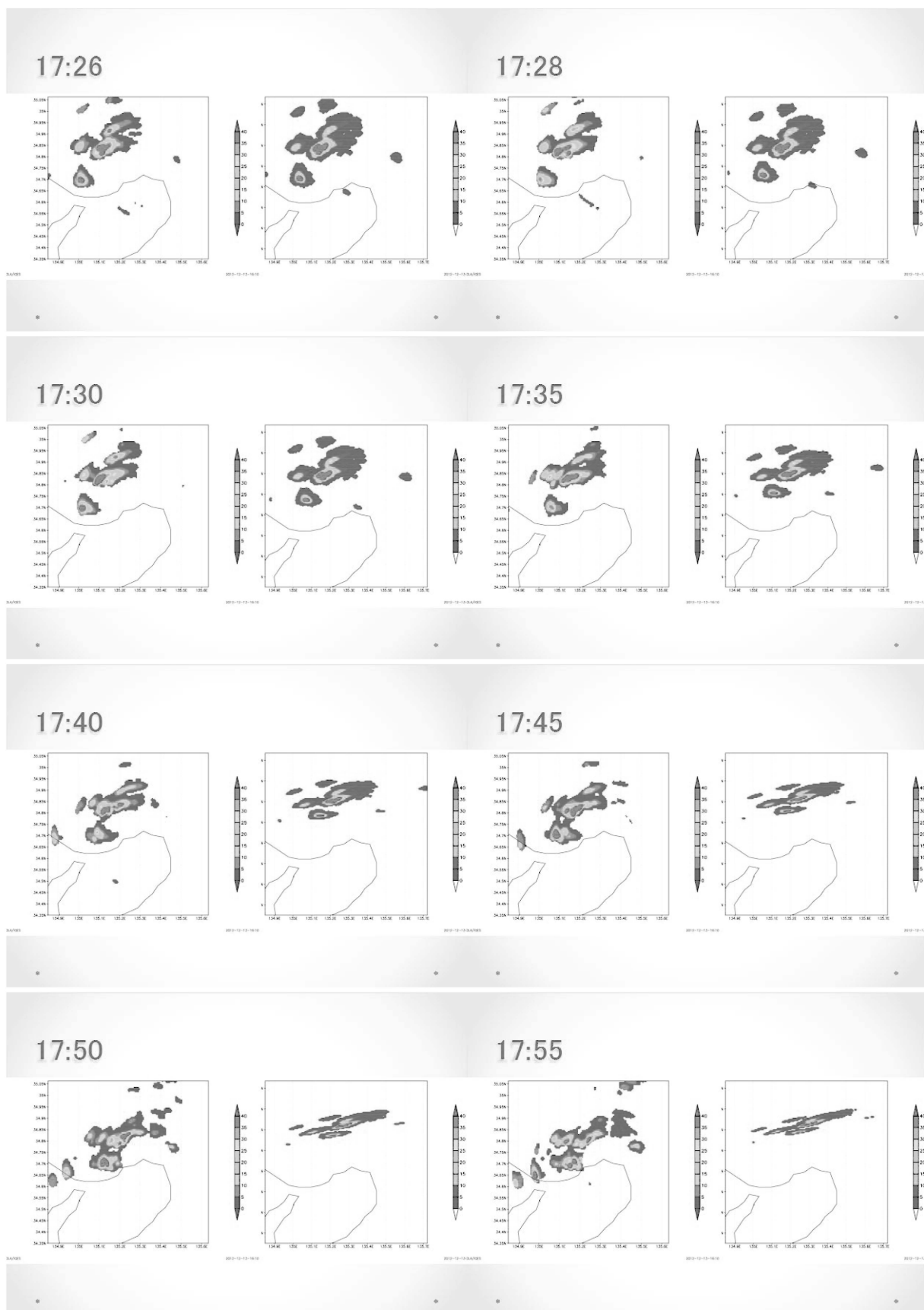


図 5 移流モデルによる降雨予測結果(2012 年 10 月 28 日 17:26~17:55)

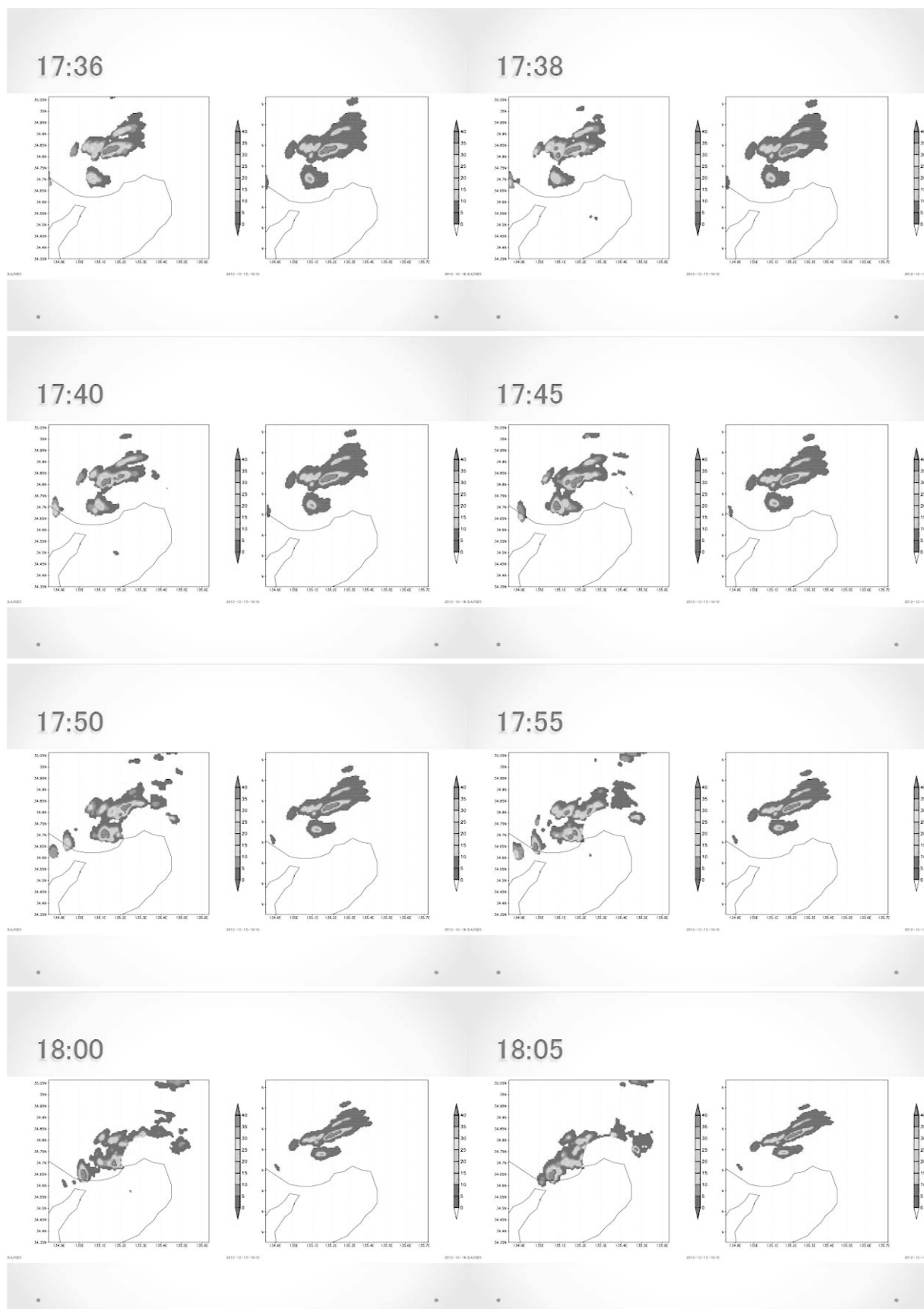


図 6 移流モデルによる降雨予測結果(2012 年 10 月 28 日 17:35～18:05)

図 6 を見ると、20 分後には観測結果と予測結果が大きく異なっていることが分かる。このことより、移流ベクトル推定に用いるデータ間隔を 1 分から 5 分に大きくすれば、予測精度は向上することが確認できた。

観測データは 17:50 ぐらいからエコーがレーダーに近づきすぎてうまく雨域を捉えることができていないのが分かる。予測結果が大きく外れている段階のものであっても、うまく観測できていないデータを比較対象とすることは好ましくない。そこで、雨域がレーダーを通り過ぎてからについても予測した。すなわち、19:10 からのデータを用いて予測した。図 8 と図 9 で 1 分間隔のデータ (19:13, 19:14, 19:15) で求めた移流ベクトルを用いた予測結果と 5 分間隔のデータ (19:10, 19:15, 19:20) で求めた移流ベクトルを用いた予測結果を示す。

こちらの結果は図 8, 図 9 とともに 20 分後まではよく予測できている。1 分間隔のデータからの予測もよく予測できている。図 8, 図 9 からは移流ベクトル推定に用いるデータ間隔を大きくすれば、予測精度は向上するとはいえない。

これら二つの事例から移流ベクトルを推定する際に用いるデータの時間間隔は 19:10 以降のデータでは確認できなかったが、17:23~のデータでは時間間隔が大きいほど僅かではあるが良い結果になることが分かる。1 分間隔の予測の精度が良くない場合、移流ベクトル推定に用いるデータ間隔を大きくすれば、予測精度は僅かではあるが向上するといえる。また、少なくとも移流モデルによる予測は 10 分先まではよく予測できることがいえる。

そこで、30 分先の気象状況を予測したいときは 10 分経ってから、新しいデータを用いて再予測することを考える。初め、17:23, 17:24, 17:25 のデータから予測を行う。そして、予測時間が観測値との誤差が大きくなり始めると考えられる 10 分を経過すると新しいデータ (17:33, 17:34, 17:35) を 1 分ごとに用いて移流ベクトルを再計算する。再び 10 分を経過すると新しいデータ (17:43, 17:44, 17:45) を用いて予測する。この方法を用いれば、17:25 の時点では予測できないが、時間が進めば、30 分先の予測が可能になる。この方法を用いて予測を行った結果を図 10 に示す。

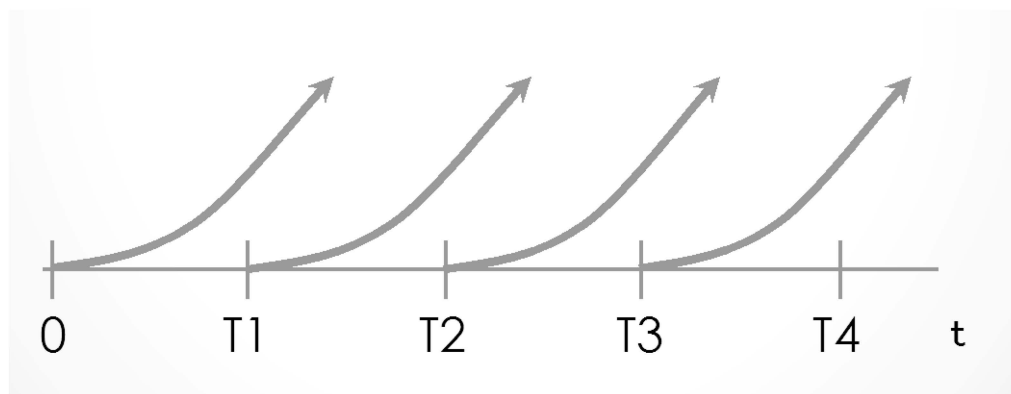


図 7 再予測のイメージ図

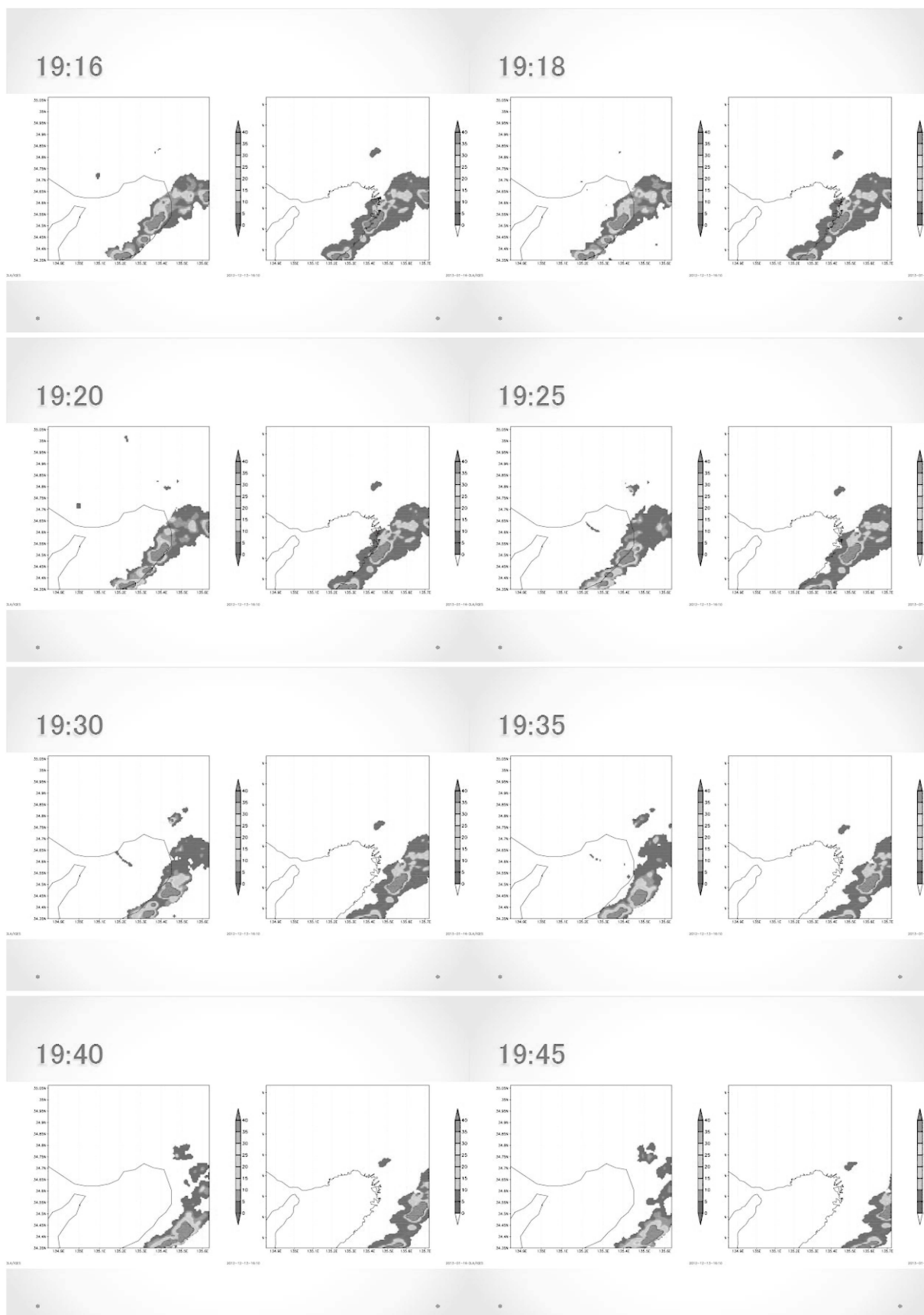


図 8 移流モデルによる降雨予測結果(2012 年 10 月 28 日 19:16～19:45)

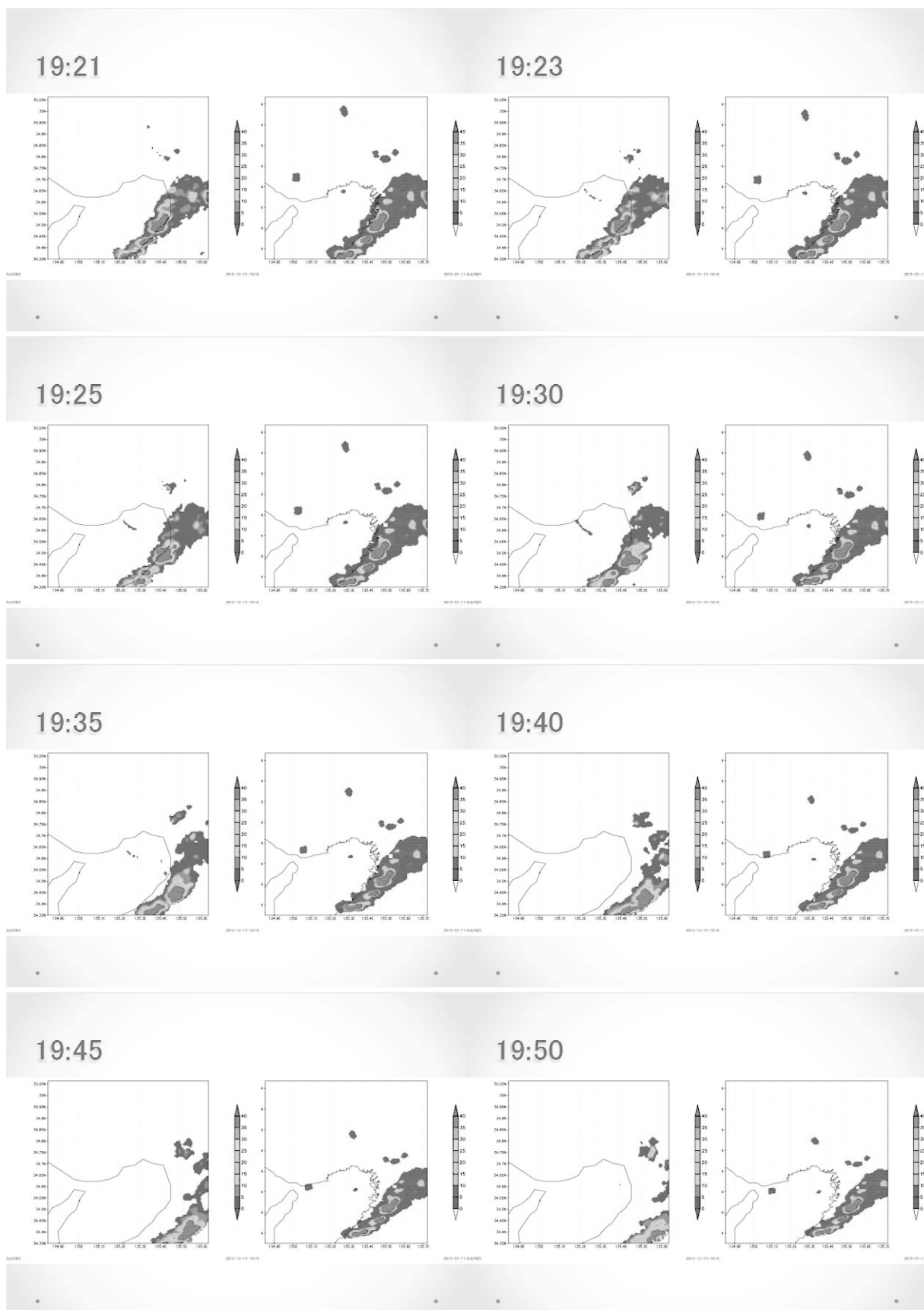


図 9 移流モデルによる降雨予測結果(2012 年 10 月 28 日 19:21～19:50)

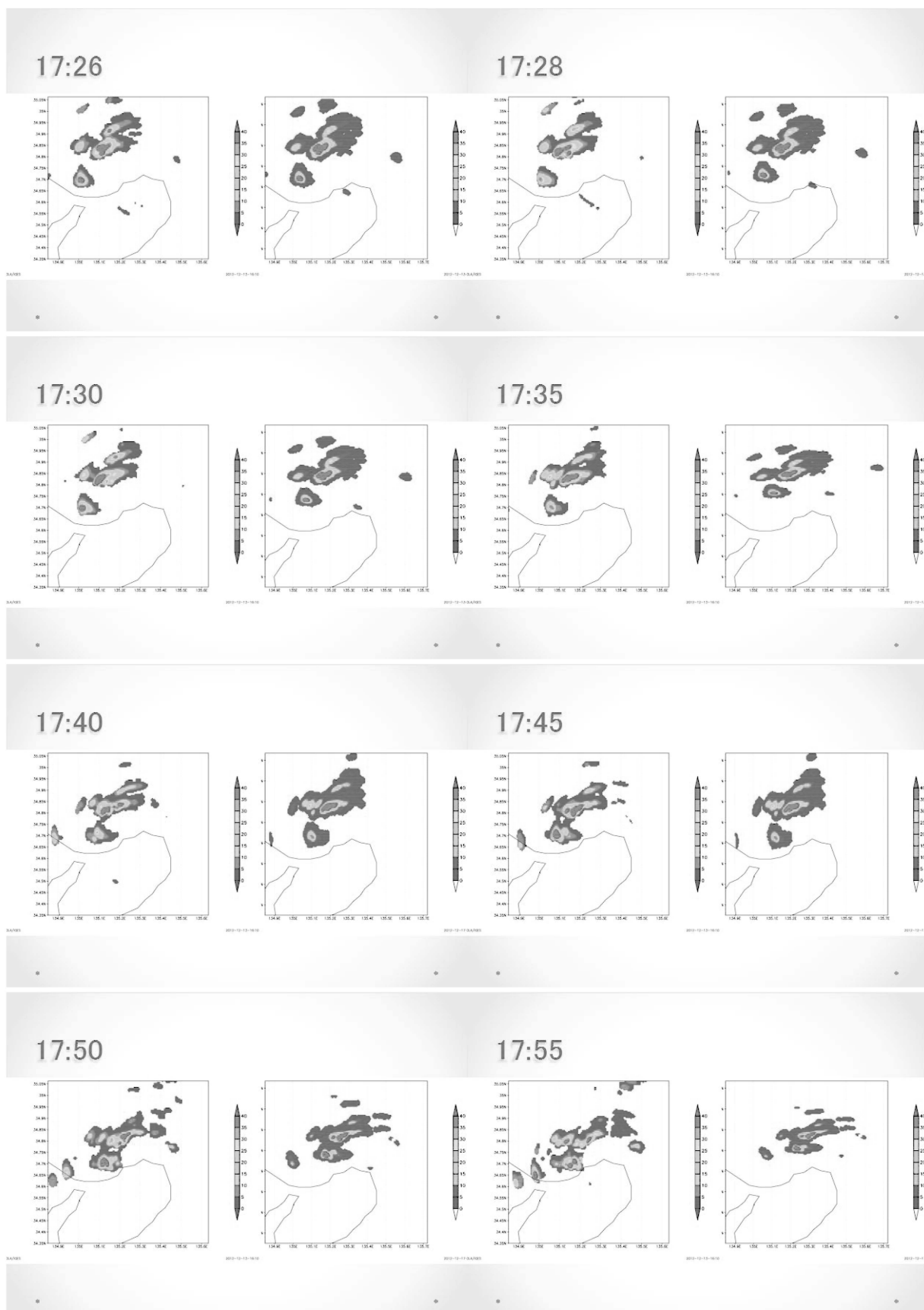


図 10 10 分経過ごとに新データで予測を更新(2012 年 10 月 28 日 17:26～17:55)

次節では、予測を更新するのではなく、一つの移流ベクトルで 30 分先までの予測の精度向上を目指す考察を行う。

(3) 移流ベクトル推定法の提案

A. 移流ベクトルに予め傾向を与える方法

移流ベクトルを求める際に推定するパラメータに制約条件(0 にする)を与えることで、平行移動などの幾何学的動きを与えることができる。

例えば、平行移動に限定する場合、

$$c_1 = c_2 = c_4 = c_5 = 0 \quad (51)$$

という条件をおけばよい。この場合は、式(4.1.17)で

$$a_{ijk}^1 = a_{ijk}^2 = a_{ijk}^4 = a_{ijk}^5 = 0 \quad (52)$$

とにおいて(手順 1)～(手順 4)を行えばよい。

また、平行移動と回転のみに限定したいならば、

$$a_{ijk}^1 = a_{ijk}^4 = a_{ijk}^5 = 0 \quad (53)$$

として、 c_2, c_4, c_5, c_7 を求めた上で、 $c_2 = -c_4$ とすればよい。

このように平方根情報フィルターを用いたパラメータの同定方法は種々の条件付きで移流ベクトルを求める場合に非常に都合の良い方法といえる。

本研究では、表 1 に示すように 3 種類の雨域の幾何学的動き、また降雨の発達衰弱の有無を合わせると 6 種類の幾何学的動きを用意した。幾何学的動きを以下では Motion と称する。

表 1 $c_1 \sim c_9$ に動きを与えるためのパラメータの制約条件

	c_1	c_2	c_3	c_4	c_5	c_6	c_7	c_8	c_9
RAIN MOTION									
Parallel(平行移動)			V			V			
Rotation(回転)		V	V	V		V			
Full motion	V	V	V	V	V	V			
RAIN GROWTH									
Growth/decay of intensity							V	V	V
No growth/decay									

この表より、一回の予測で 6 種類の予測結果を算出することができる。ここで、平行移動＋発達衰弱なしを Motion1、平行移動＋発達衰弱ありを Motion2、回転＋発達衰弱なしを Motion3、回転＋発達衰弱ありを Motion4、Full motion(制約を与えない)＋発達衰弱なしを Motion5、Full motion＋発達衰弱ありを Motion6 とする。Motion1 から Motion6 の 6 種類の中から一番誤差の小さいものを予め選ぶことができれば、予測精度の向上につながると考えられる。予測を始める段階で Motion1 から Motion6 の選択の方法を以下に示す。

まず、 $t=-2, -1, 0$ 、のデータを用いて 6 種類の $t=1$ の予測結果を算出する。そして $t=1$ の観測結果と最も誤差の小さい Motion を決定する。

誤差は二乗平均平方根誤差 RMSE(root-mean-square error)

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N (R_i(o) - R_i(p))^2 / N} \quad (54)$$

を用いる．ここで、 $R_i(o)$ は観測降雨値[mm/hr]、 $R_i(p)$ は予測降雨値[mm/hr]である．

次は、 $t=-1, 0, 1$ のデータを用いて 6 種類の $t=2$ の予測結果を算出する．そして $t=2$ の観測結果と最も誤差の小さい Motion を決定する．このように予測に用いるデータをひとつずつずらして最も誤差が小さい Motion を決定していく．これを 10 回ほど繰り返して誤差が最も小さい Motion をその降雨の Motion として決定し、その Motion だけを使って $t=10$ を $T=t-10=0$ として予測を開始する．このように降雨の移動にあった Motion をエコー毎に決定することで以前のデータから誤差が最も小さな予測方法を推測する．

次は、 $t=-1, 0, 1$ のデータを用いて 6 種類の $t=2$ の予測結果を算出する．そして $t=2$ の観測結果と最も誤差の小さい Motion を決定する．このように予測に用いるデータをひとつずつずらして最も誤差が小さい Motion を決定していく．これを 10 回ほど繰り返して誤差が最も小さい Motion をその降雨の Motion として決定し、その Motion だけを使って $t=10$ を $T=t-10=0$ として予測を開始する．このように降雨の移動にあった Motion をエコー毎に決定することで以前のデータから誤差が最も小さな予測方法を推測する．

2012 年 6 月 19 日のデータを用いて実践する．まず、06:45, 06:46, 06:47 のデータから 6 種類の予測結果を出力する．図 4.11 は 30 分後の 6 種類の予測結果の違いを示す．パラメータに制約条件を与えることで雨域の動きが大きく変わることがわかる．

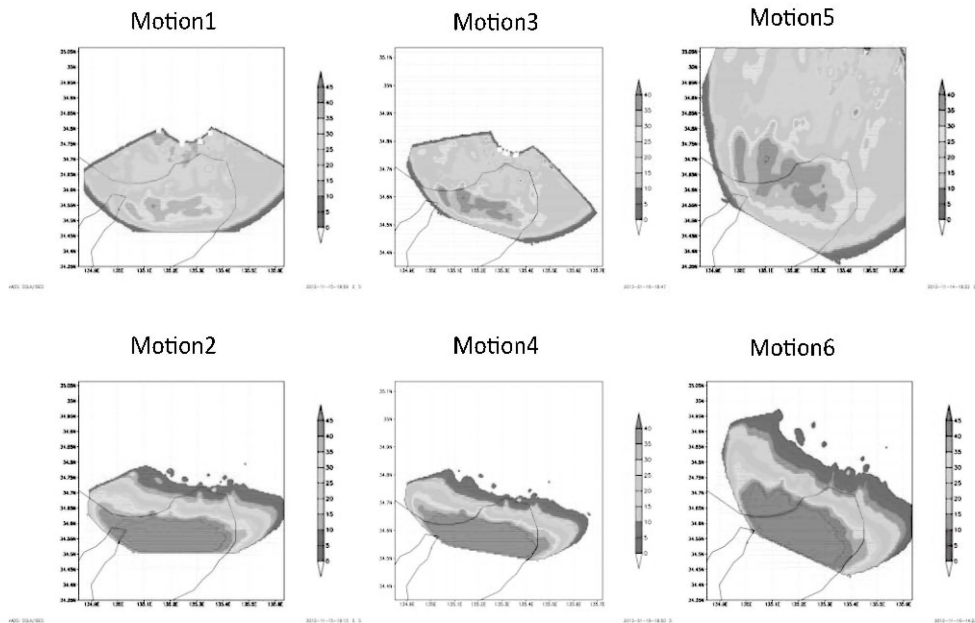


図 11 6 種類の雨域の動きの予測結果の違い

次に 06:48 の観測結果と 6 種類の予測結果との RMSE を算出する．表 2 に Motion ごとの RMSE を記す．

表 2 Motion ごとの RMSE(06:48 のデータ)

	Motion1	Motion2	Motion3	Motion4	Motion5	Motion6
RMSE[mm/hr]	2.082	2.161	2.055	2.143	2.031	2.107

この表より、06:45, 06:46, 06:47 での予測(ADV1 とする)では Motion5 が最も誤差が小さくなる．次はインプットデータをひとつずつずらして、つまり 06:46, 06:47, 06:48 での予測(ADV2 とする)を行い、同様の手順で誤差を求める．表 4.3 で予測結果と観測結果の誤差が最も小さい Motion 番号を示す．ここで、06:47,

06:48, 06:49 での予測を ADV3, 06:48, 06:49, 06:50 での予測を ADV4 として, 予測に用いる過去のデータを 1 分ずつずらしていく。そして, ADV10(06:54, 06:55, 06:56 での予測)まで予測を行う。

表 3 RMSE が最小の Motion 番号

ADV	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
#	5	2	5	5	5	5	6	5	5	5

表 4.3 より, 最も誤差が小さい動きの場合が多いのは, Motion5 であることが分かる。これより, この雨域は Motion5 で予測すれば最も誤差が小さくなると考えられる。観測結果が 7:00 までであるので, 06:54, 06:55, 06:56 での予測での結果と観測結果との誤差を表 4.4 にまとめる。

表 4 Motion ごとの RMSE(07:00 のデータ)

	Motion1	Motion2	Motion3	Motion4	Motion5	Motion6
RMSE[mm/hr]	2.379	3.134	2.272	2.709	1.681	1.723

表 4 より, Motion5 が最も誤差が小さくなる。この方法を用いれば, 6 種類の中から最も誤差が小さいものを選択できることが一事例ではあるが, 確認できた。この方法を用いれば, リアルタイムで最も誤差の小さい雨域の動きを選択できる。

B. 対象者に影響を与える移流ベクトルを求める方法

移流ベクトルを推定するとき, 1 組の移流ベクトルが推定される。たくさんのエコーがあっても, 最も誤差が最小となるよう推定される。今, 図 11 の黒くプロットしている部分に「対象者」がいて, その人を中心に向かってくる(影響を与えと考えられる)雨域について考える。移流ベクトル推定には, 2012 年 10 月 28 日 17:25, 17:30, 17:35 のデータを用いる。図 12 は 17:35 のものである。以下, 対象者に影響を与える移流ベクトルの収束計算を 2012 年 10 月 28 日のデータを用いながら示す。

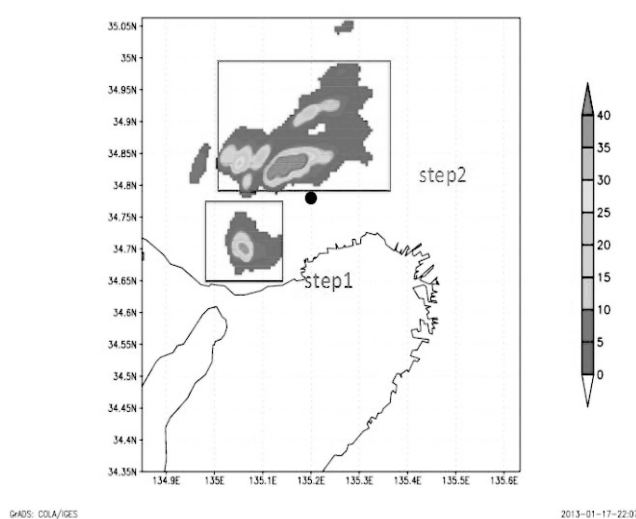


図 12 対象者に影響を与えるベクトルの計算方法の図

(Step1)

通常通り移流ベクトルを推定し, 予測する。そしてある方向に雨域が移動することを確認する。その方向にくると対象者に影響を与えるエコーを見つける。

図 12 に左から 5, 10, 15 分後の予測結果を示す。図 13 で, 雨域が矢印の方向に移動しているのが分かる。t=0 の時点(図 4.12)で矢印の方向に雨域が移動すると, 対象者に向かってくると考えられるのは図 12 で赤く印をつけたエコー(エコーA とする)である。

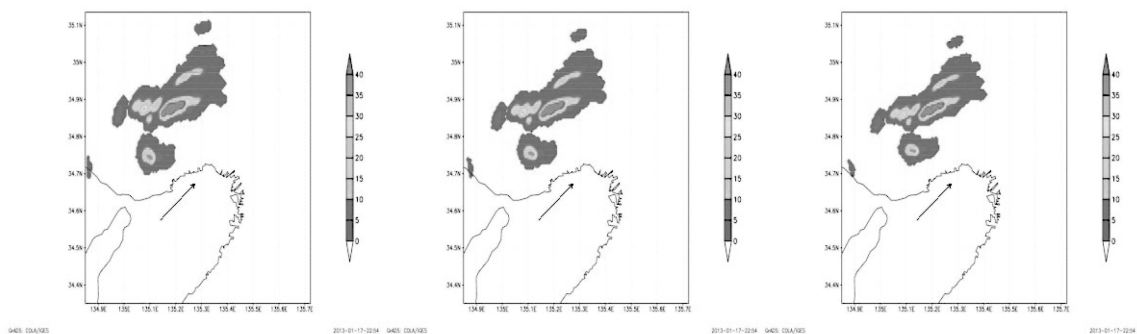


図 13 Step1 の予測結果(17:40, 17:45, 17:50)

(Step2)

対象者に影響を与えると考えられるエコーのみを取り出して、移流ベクトルを推定し予測を行う。その方向にくと対象者に影響を与えるエコーを見つける。

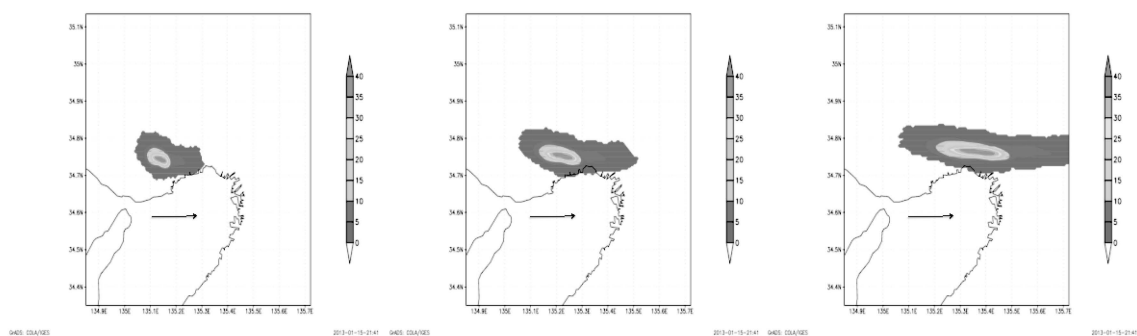


図 14 Step2 の予測結果(17:40, 17:45, 17:50)

図 4.14 でその結果を示す。図 14 の矢印の方向に雨域が移動していることができる。t=0 の時点(図 12)で矢印の方向に雨域が移動すると、対象者に向かってくると考えられるのは図 12 で緑色の印をつけたエコー(エコーB とする)である。

(Step3)

(Step2)の作業を繰り返す。

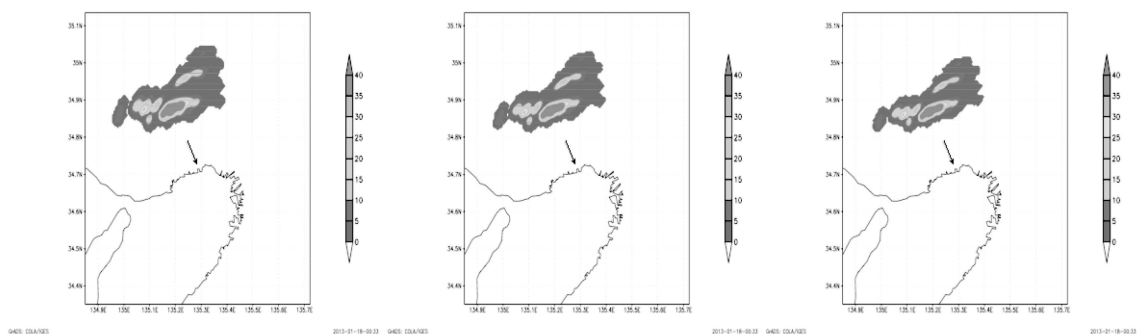


図 15 Step3 の予測結果(17:40, 17:45, 17:50)

図 15 でその結果を示す。図 15 の矢印の方向に雨域が移動していることができる。t=0 の時点(図 12)で矢印の方向に雨域が移動すると、対象者に向かってくると考えられるのは図 12 で緑色の印をつけたエコーであり、対象者に影響を与えるエコーは変化しなかった。

(Step4)

対象者に影響を与えるエコーが変化しない、または以前一度予測に使ったエコーと同じになると、その移流ベクトルを最終的な移流ベクトルとし、領域全体のエコーで予測する。(Step3)で得た雨域の移動方向は対象者の方向と同じであるので、ここで計算終了し、(Step3)で得られた移流ベクトルを最終的な移流ベクトルと判断し、予測する。

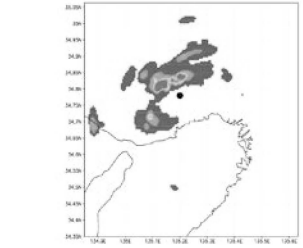
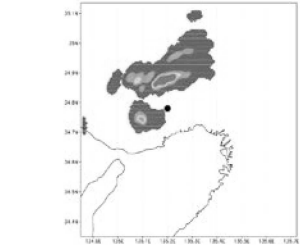
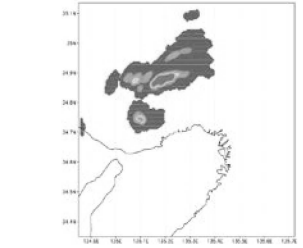
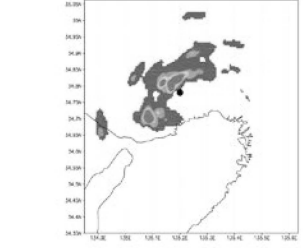
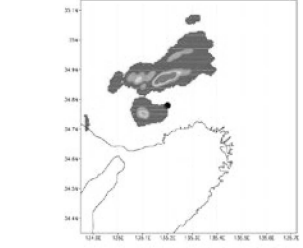
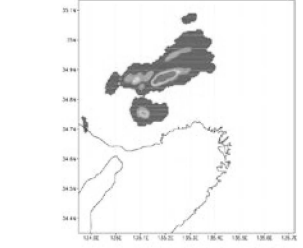
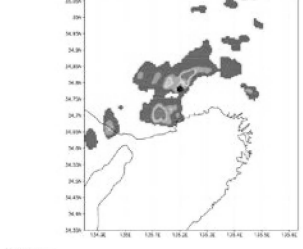
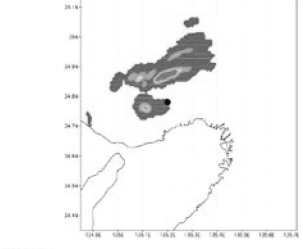
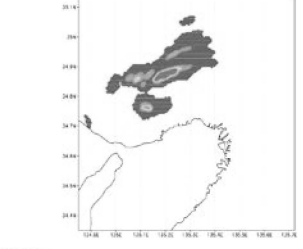
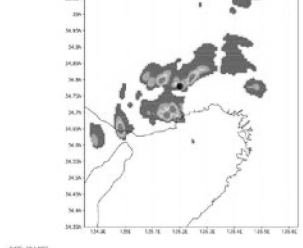
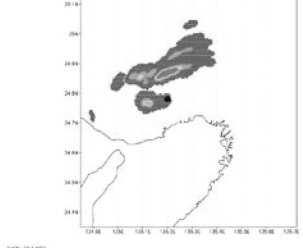
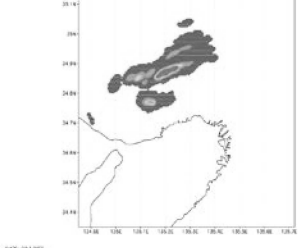
予測結果、従来の方法による予測結果、レーダーによる観測結果をまとめたものを表5に示す。両方の予測結果とも観測結果とは違う雨域の移動を示し、領域全体として、予測精度が向上したとはいえない。

観測結果では対象者の位置にエコーBが移動しているのが確認できる。従来の移流ベクトルを用いた予測結果よりも収束計算移流ベクトルを用いた予測結果の方が対象者の位置にエコーBが近づいている。これは対象者にとってはよりエコーBが近づいた結果を得ることができたので、領域全体としての精度向上はできないが、対象者にとっては精度が向上したといえる。

ただし、対象者に影響を与える移流ベクトルを求める方法は人間の目を見てどのエコーが対象者に影響を与えるかを判断しなければならず、計算に時間を要するという問題点がある。より早く、移流ベクトルを求めるためには対象者に影響を与えるエコーを自動的に取り出せるようになる必要がある。計算領域の中心を対象者の位置とし、象限ごとに区切っておくと言う方法も考えられるが、象限の境界でエコーが途切れてはいけないので、事前に区切っておくことも難しいと考えられる。また、2012年10月28日19:10以降のデータのように計算領域のエコーがひとつの場合にはこの方法は適用できないなど全てのデータに使えるわけではないという問題もある。エコーがいくつかあるとき、移流ベクトルは大きいエコーの影響を強く受けるので、対象者に影響を与える移流ベクトルを求めるための最もよい気象状況は大きさが類似したエコーが数個存在しているという状況である。

この事例からあらゆる状況に適用できるわけではないが、ある状況においては従来の移流ベクトル推定法よりも対象者にとっては予測精度が高い移流ベクトル推定法を提案することができた。

表 5 予測結果の図による比較

	観測結果	対象者に影響を与える 移流ベクトル	従来の移流ベクトル
17:40			
17:45			
17:50			
17:55			

(4) 考察

二つの移流ベクトルの推定法を提案したが、両方とも、予測精度の向上が確認できた。

提案した方法は対象者を中心に考えたが、計算領域全体で考えると、各エコーごとに移流ベクトルを推定し、各エコーの動きを計算領域全体で足し合わせるという方法も予測精度向上のひとつの方法と考える。事例でいうと、図 14 と図 15 を足すというものである。この方法はよりそれぞれのエコーの動きを反映できると考えられる。

今まではレーダーでの観測結果は計算領域全体で比較することが多かった。しかし、超局地・超高時間分解能をもつ FURUNO 気象レーダーの性能を市民生活に還元するとき、計算領域全体の気象状況を考えるよりも、対象者にどれだけの影響を与えるかを考えた方がレーダーの存在意義が大きくなると考えられる。そのような点で、4.4.2 で示した、対象者に影響を与える移流ベクトルだけを用いて予測させる方法は考え方を転換させるよい例だったといえる。

4. おわりに

本研究では神戸大学と古野電気株式会社が共同開発中の超局地・超高時間分解能である FURUNO 気象レーダーから試験的に得られたデータを用いて、名古屋大学レーダーとの精度検証を行った。また、得られたレーダーデータから移流モデルを用いて 30 分先の気象予測の精度向上を目指す研究を行った。そして、移流ベクトルの推定法として、移流ベクトルに予め傾向を与える方法と対象者に影響を与えるベクトルを求める方法を提案し、検証を行った。

結論として、FURUNO 気象レーダーはレーダー反射因子 Z 、降水強度 R に関しては名古屋大学レーダーが観測できているところはよく観測できていることを確認できた。また、移流ベクトル推定法に関しては、移流ベクトルに予め傾向を与える方法と対象者に影響を与えるベクトルを求める方法とともに、従来の方法より予測精度が高くなる方法であることが確認できた。特に、対象者に影響を与えるベクトルを求める方法は計算領域全体で考えるより、対象者に与える影響についてより考える方法であるが、この方法はより FURUNO 気象レーダーの超局地・超高時間分解能という利点を活かせると考えられ、また、今後の研究において、より市民生活に還元できると期待される。

今後の課題として、FURUNO 気象レーダーの精度検証に関しては、レーダー反射因子差 ZDR と伝搬位相差変化率 KDP について、精度を新しいデータを用いて検証する必要がある、また、より精度の高い降雨強度推定式のアルゴリズムの構築を課題のひとつである。

また、移流モデルによる予測は、より自動化して、人が「歩いてもいいと思う距離」である 30 分先の気象情報を手に入れやすくして、雨をよけて目的地に到着することができるアプリを作成するなど、市民生活に活かせるよう環境を整えていくことが重要である。

参考文献

- 1) M. Maki, S.G. PARK, and V.N. Bringi: Effect of Natural Variations in Rain Drop Size Distributions on Rain Rate Estimators of 3 cm Wavelength Polarimetric Radar, J. Meteor. Soc. Japan, Vol. 83, pp. 871-893, 2005
- 2) Waterman, P.C.: Symmetry, unitary, and geometry in electromagenetic scattering. Phys. Rev. D, 3, 825-839, 1971
- 3) 気象庁ホームページ: <http://www.jma.go.jp/>
- 4) 独立行政法人 防災科学技術研究所ホームページ <http://www.bosai.go.jp/kiban/radar/index.htm>
- 5) 深尾昌一郎, 浜津享助: 気象と大気のリモートセンシング, 京都大学学術出版, 2005
- 6) Doviark, R.J. and D.S.Zrnic: Doppler Radar and Weather Observation, Inc, 562 pp, 1993
- 7) Bringi and Chandrasekar, 2001, Polarimetric Doppler weather radar: Principles and applications
- 8) 竹畑栄伸: Cバンド偏波レーダー及び地上雨滴計を用いた降雨量推定アルゴリズムの構築に関する研究, 京都大学修士論文, 2008
- 9) Park, S.G., V.N. Bringi, V. Chandrasekar, M. Maki and K. Iwanami: Correction of Radar Reflectivity and Differential Reflectivity for Rain Attenuation at X band. Part I: Theoretical and Empirical Basis. J. Atmos. Oceanic Technol., 22, 1621-1632, 2005
- 10) George P. Cressman: AN OPERATIONAL OBJECTIVE ANALYSIS SYSTEM, Monthly Weather Review, Vol. 87, Number 10, 1959
- 11) 新保明彦: レーダ・アメダス解析雨量(I), 天気, 48, pp.579-583, 2001

筆者: 1) 村上豪, 工学研究科市民工学専攻, 学生; 2) 大石哲, 都市安全研究センター, 教授

Study on rainfall information detection by radar of super-regional and ultra-special-temporal-resolution

Go MURAKAMI
Satoru OISHI

Abstract

This study aims at improving observation and prediction accuracy of FURUNO weather radar (FWR). FWR, being developed by Kobe University and FURUNO Electric Co. LTD, has more advantage of super-regional and ultra-special-temporal resolution than conventional X-MP radar.

For checking accuracy of FWR observation, data such as radar reflectivity factor at horizontal polarization, differential reflectivity, specific differential phase, have been compared with respective parameters of X-MP radar (GIN) of Nagoya University which has launched the GIN on Rokko island.

According to the result, radar reflectivity of FWR has good accuracy where both FWR and GIN observed same points.

Moreover, rainfall information of 30-minute lead-time was predicted using advection model. In the advection model, advection vector and growth/decay rate of rainfall intensity w are very important. This study proposed a series of new advection vector estimators to improve accuracy. Particularly, an idea in which a specific advection vector for a target user gives more utilization than a vector for the entire computational domain has been proposed in the present study. By using this method, FWR gives a benefit to citizens by producing accurate precise information of rainfall.