

## 局地・短時間気象予報システム：MyWeather

大塚和弘<sup>†</sup> 落合慶広<sup>†</sup> 鈴木智<sup>†,☆</sup>  
堀越力<sup>†</sup> 小田寿則<sup>†</sup> 稲垣充廣<sup>†,☆☆</sup>

気象レーダ画像から局地・短時間の降水を予測して、その結果をインターネットおよびFAXにより配信するシステムを構築した。予測手法として、ニューラルネット技術と時空間画像処理技術を組み合わせた手法を提案する。本手法では、まず、降水域の発達・衰退をニューラルネットにより過去3時間のレーダ画像の変化を学習することにより予測する。次に、降水域を同じ動きをするセグメントに分割して、セグメントごとに移動速度ベクトルを求める。最後に、ニューラルネットにより予測した結果をセグメントごとに動かすことにより、最終的な予測を得る。実験の結果、本手法により2時間先の降水あり/なしの的中精度が従来手法の相互相関法に比べて約10%向上することを実験により確認した。得られた予測結果は、2.5km単位の局地的な地域における、2時間先までの降水の強さに変換され、インターネットのホームページとして発信される。さらに、ホームページのHTMLをFAXイメージに変換することにより、FAXからも予報を取り出せる。予報は5分ごとに更新されるために、リアルタイムな気象情報を得ることができる。

### Short-time Local Precipitation Nowcasting System: MyWeather

KAZUHIRO OTSUKA,<sup>†</sup> KEIHIRO OCHIAI,<sup>†</sup> SATOSHI SUZUKI,<sup>†,☆</sup>  
TSUTOMU HORIKOSHI,<sup>†</sup> TOSHINORI ODA<sup>†</sup>  
and MICHIIRO INAGAKI<sup>†,☆☆</sup>

A precipitation nowcasting system has been devised that predicts short-time local precipitation from weather radar images and distributes the forecasts by the Internet and FAX. A new prediction method is proposed by combining artificial neural networks and spatiotemporal image processing. First, the growth and decay of precipitation fields are predicted by artificial neural networks, which discern mapping rules of radar image patterns between consecutive frames from the last three hours of radar images. Next, each precipitation field is divided into segments with the same motion and their moving speeds are estimated. Finally, forecasted images are produced by moving the output images obtained from the neural networks by the estimated motion. This method can predict the onset of precipitation accurately. For 2 hour lead time, it is 1.1 times more accurate than the conventional cross-correlation method. The prediction is converted to the forecasts of precipitation strength for up to 2 hours later on the small mesh size of 2.5 km × 2.5 km. People can access the forecasts through WWW home pages as well as through FAX. Since the forecasts are made every five minutes using the most recent radar images, people can know real-time weather information easily.

#### 1. まえがき

近年、センシング技術、ネットワーク技術およびコンピュータ技術の目覚ましい進歩により、気象衛星や気象レーダにおいて観測された情報が時々刻々集めら

れ蓄積できるようになっている。そして、最新の観測データを用いてこれからの気象を予測することが可能になっている。特に、農業、家電、流通、建設、レジャーなどの様々な産業分野で、きめ細かい地域における、きめ細かい時間単位のリアルタイムな局地気象予報が期待されている<sup>1)</sup>。また、このような局地気象情報は、外出、洗濯、服装など日常生活のいろいろな局面で役立つ生活情報であるために、一般向けの情報提供サービスとしても要望が高い。

局地気象予測を行うための観測装置として気象レーダがある。気象レーダは数km上空に向けてパルスを発射し、その反射強度から雨や雪の強さを観測する(図1)。その空間解像度は500m~数km四方であり、

<sup>†</sup> NTT ヒューマンインタフェース研究所  
NTT Human Interface Labs.

<sup>††</sup> NTT ビジネス開発部  
NTT Multimedia Service Promotion Headquarters

<sup>☆</sup> 現在、NTT ビジネス開発部  
Presently with NTT Multimedia Service Promotion  
Headquarters

<sup>☆☆</sup> 現在、NTT ソフトウェア  
Presently with NTT Software

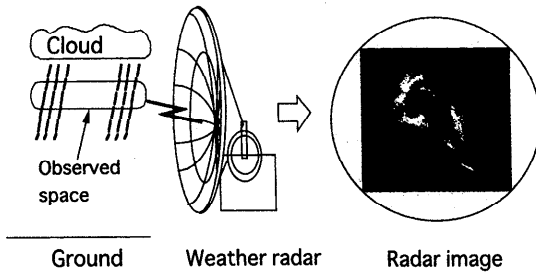


図1 気象レーダ  
Fig. 1 Weather radar.

数百 km 四方の観測範囲の情報が5~10分ごとに得られる。観測範囲の広さにより、予測できる時間がきまり、現在多く使われてレーダでは3時間先ぐらいまでが限界である。しかし、3時間先までの予測でも、道路管理、下水道管理、イベント計画、生活情報などのために十分に活用できる。

本論文では、以下の点を基本コンセプトとして構築した局地・短時間気象予報システム MyWeather について述べる。(1) 従来より予測精度を向上させる。(2) オフィス・家庭から容易に予報を利用できる。(3) 最新の観測情報に基づき、次の観測情報を入手するまでに予報を出せる(リアルタイム予報と呼ぶ)。(4) 知りたい地域の予報を2.5 km 四方というきめ細かい単位で出せる。(5) 30分または60分というきめ細かい時間単位で予報を出せる。

予測手法として、ニューラルネット技術と時空間画像処理技術を組み合わせた手法(ニューロ-セグメント法と呼ぶ)を提案する。すなわち、まず、降水域の発達・衰退をニューラルネットにより過去3時間のレーダ画像の変化を学習することにより予測する<sup>2),3)</sup>。次に、降水域を局所的な動きによりセグメントに分割して隣接するフレーム間でセグメントの対応関係を求める。そして、フレーム間における各セグメントの重心の移動により速度ベクトルを求める。最後に、ニューラルネットにより予測した降水域をセグメントごとにその速度ベクトルだけ動かすことにより、最終的な予測を得る。実験の結果、本手法により2時間先の降水あり/なしの的中精度が従来手法の相互相関法に比べて約10%向上することを実験により確認した。

得られた予測結果は、2.5 km 単位の局地的なエリアにおける、現在、30分先、1時間先、90分先、2時間先の降水量を7レベルで表す予報に変換され、インターネットのホームページとして発信される。また、ユーザのリクエストに応じてホームページのHTMLをFAXイメージに変換することにより、電話回線を

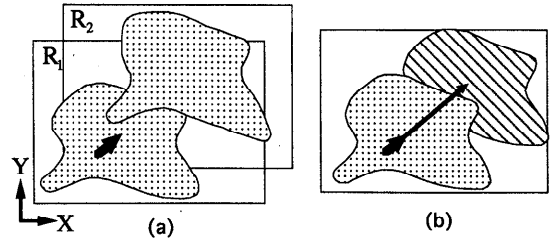


図2 相互相関法。(a) 相互相関, (b) 線形外挿  
Fig. 2 Cross correlation method. (a) Cross correlation, (b) Linear extrapolation.

通してFAXからも予報を取り出せる。予報は5分ごとに更新されるために、リアルタイムな気象情報を得ることができる。MyWeatherシステムはレーダ画像を受信してから次にレーダ画像を受信するまでの時間以内(約5分)に予報を出せる。実験の結果、予報の誤差はただだか1レベルであった。

以下、2章では局地・短時間予測の従来方法を比較する。3章では提案するニューロ-セグメント法について述べ、その性能を評価する。4章ではMyWeatherシステムの概要と、その性能を評価する。5章でまとめを述べる。

## 2. 局地・短時間予測の従来手法

局地・短時間予測の従来手法を大別すると、相互相関法<sup>4)~8)</sup>、物理方程式を用いる手法<sup>9)~11)</sup>、ニューロ法<sup>2),3)</sup>の3つに分類することができる。

### 2.1 相互相関法

従来、実際に用いられてきた手法が相互相関法である。この方法では、異なる2時刻におけるレーダ画像(図2, 左図,  $R_1$ ,  $R_2$ )を用いて相互相関値を計算し、速度ベクトル(図2, 左の太線の矢印)を求める。求められた速度ベクトルに係数を乗じて30分~3時間分の移動量(図2, 右の細線の矢印)を計算し、レーダ画像を移動量分だけ平行移動することにより、30分~3時間先のレーダ画像(図2, 右図の斜線の降水域)を予測する。

しかしながら、降水量の変化を予測していないという問題がある。実際の降水は、非線形な特性を持つ大気の運動、熱の収支などの力学過程、および、大気境界層の乱流、水の相変化、湿潤対流などの物理過程が相互に影響を及ぼしあった結果により生じるものである<sup>12)</sup>。また、降水の特性として局地性があり、空間的分布や時間的変化がきわめて不均等・不連続であることが知られている<sup>13)</sup>。したがって、降水現象の背後に隠された非線形な力学・物理過程を考慮せずに予測する相互相関法では、降水域の生成・衰退などの非線形

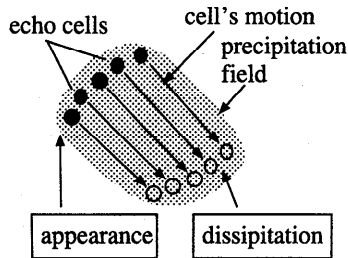


図3 レーダエコーの動き  
Fig. 3 Radar echo motion.

現象を予測することは困難である。また、気象予測においては、予測に影響を与える要因として局地的な地形効果などを考慮する必要がある。しかし、相互相関法では、こうした地形効果を考慮して予測するためには、人が経験的に獲得した知識を数式により表現しなければならず、500 m～数 km 間隔の局地的な地形効果を考慮することはきわめて困難である。

また、降水域の移動が一様であるという問題がある。この問題に対処するため、レーダ画像をブロックに分割して、ブロック単位に相互相関を計算して速度ベクトルを求め、ブロック単位に移動させることも試みられている<sup>6)~8)</sup>。しかし、同じ動きをする降水域がブロックに必ずしも対応しないので、同じ動きをする降水域が分裂するという問題がある。さらに、相互相関法で得られる速度ベクトルが降水域の速度ベクトルに必ずしも一致しないという問題もある。これは降水域の以下のような性質に起因している。図3に示すように、降水域は粒状の基本要素（エコーセルと呼ぶ）から構成され、エコーセルは左上で生成して右下に移動して消滅しているが、降水域は移動していないというレーダ画像が観察されている。相互相関法で得られる速度ベクトルは、このエコーセルの動きである。そこで、局所的なエコーセルの動きと大局的な降水域の動きを分離して考え、正確に降水域の動きを推定する必要がある。

## 2.2 物理モデルを用いる手法

相互相関法における降水量予測の問題点を補うために、降水量に関しては拡散方程式<sup>9)</sup>、移流方程式<sup>10)</sup>により求め、その結果を相互相関法で求めた速度ベクトルにより動かす手法が提案されている。しかし、物理方程式が線形に簡略化されているために、降水域の生成・衰退などの降水量の大きい変化に対応できていない。

簡略化しない移流・拡散方程式<sup>11)</sup>を用いるものも提案されている。この方法は、あらかじめ人間が与えなければならない経験パラメータが多いという問題が

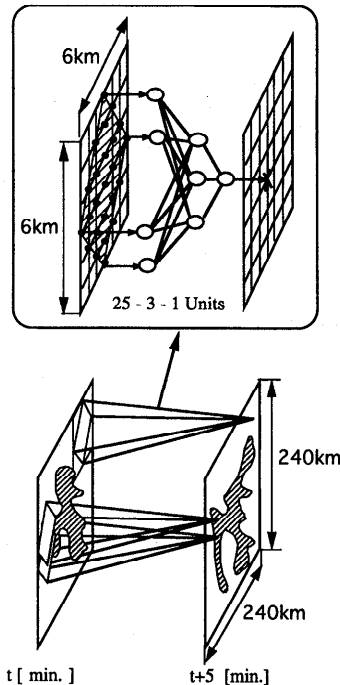


図4 降水量予測のためのニューラルネットワーク  
Fig. 4 Neural networks for precipitation nowcasting.

ある。

## 2.3 ニューロ法

相互相関法における降水量の問題を解決するために、局所並列型ニューラルネットを用いた局地・短時間の気象予測手法が提案された<sup>2),3)</sup>。

この手法の特徴として、ニューラルネットの学習機能を用いて降水域の変化を自動的に獲得するため、降水域の生成・消滅などの予測に関する専門的知識を必要としないことがあげられる。また、ニューラルネットをレーダ画像上に並列に配置することにより、各地点における個々のモデルが、その地点における独自の局地的な地形効果を獲得できることなどもあげられる。

この予測法では、初めに、時刻： $t$ 、 $t+5$  [分] のレーダ画像を1セットの入出力データの対とし、これを数十セット分与えて降水域の動きを学習する。学習後、未学習のレーダ画像を入力し、前向き計算のみにより5分後の予測レーダ画像が得られ、この予測画像を繰返し入力することにより、10分～3時間以降のレーダ画像を予測する。

本研究では、予測地点の降水量は、その近傍の地点における降水量の影響を受けると仮定し、入力-中間-出力層に25-3-1個のユニットを持つニューラルネットを用いた(図4)。このニューラルネットをレーダ画像上の各格子点に並列に配置した降水予測モデルを

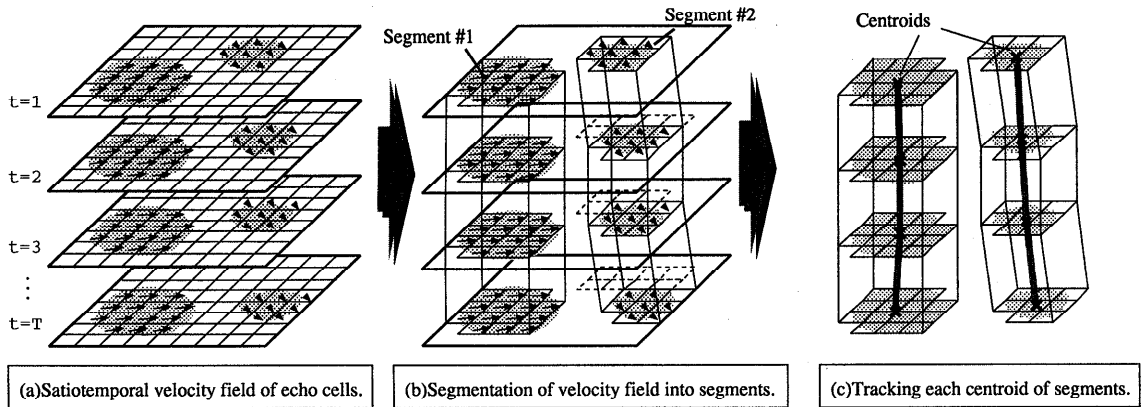


図5 セグメントの処理過程  
Fig. 5 Process of the segment method.

用いた (図 4)。

しかしながら、ニューラルネットのみによる予測では、降水量の変化は予測できるが、降水域の移動成分を十分に予測できないという問題がある。

### 3. ニューロ-セグメント法

前章における従来手法の比較より、相互相関法は、降水量の変化を予測することは困難である。また、降水域の動きを正確に推定できないという問題もある。これに対して、ニューロ手法は、降水量の変化を予測することはできるが、高速に移動する降水域などに対して、移動成分を十分に予測することができない。そこで、相互相関法を改良して、降水域を同じ動きをするセグメントに分割して、セグメントごとの速度ベクトルを求める時空間セグメント法 (以下では、セグメント法) を提案する。そして、ニューロ法で予測した降水域をセグメント法で得られた速度ベクトルにより動かすニューロ-セグメント法を提案する。

#### 3.1 セグメント法

セグメント法では、エコーセルの速度場をその時間的、空間的類似性に基づき分割し、動きの異なる複数の降水域 (セグメントと呼ぶ) を抽出する。これによりエコーセルの動きと降水域の動きを分離でき、より正確な降水域の移動速度を推定する。

本手法では、レーダ画像をブロック (20 画素 × 20 画素) に分割し、ブロック単位で速度場の計算、セグメントへの分割、セグメントの速度ベクトル推定を行う。その処理の流れに従い、説明する。

##### 3.1.1 エコーセルの速度場の計算

まず、観測された直近の数フレームのレーダ画像中の各ブロックにおいて、局所的な窓 (30 画素 × 30 画素) を用いたブロックマッチングにより図 5 (a) に示

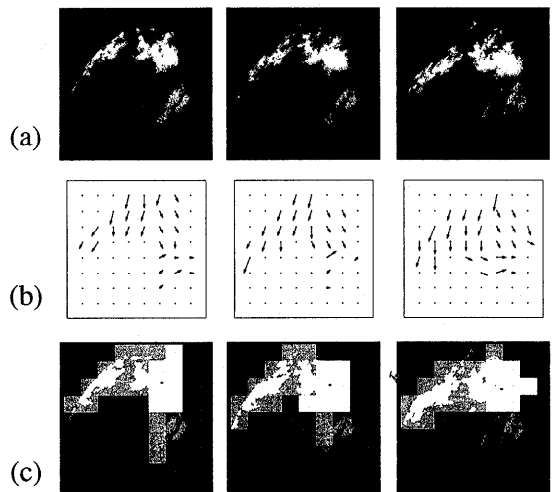


図 6 セグメント法の処理過程における結果の例。 (a) 入力画像, (b) 速度場, (c) 抽出されたセグメント  
Fig. 6 Illustrative example of intermediate results of the segment method. (a) Input radar image, (b) Optical flow, (c) Extracted segments.

すようにエコーセルの速度場を求める。

従来の相互相関法と比較し、局所的なマッチングを行っているため、ほぼエコーセルの移動成分のみを得ることができる。また、エコーセルの生成・消滅・変形などにより異常な速度ベクトルが計算されることがあるが、その影響はブロック内に閉じるために、全体としては安定したエコーセルの速度場が計算できる。

図 6 (b) は、図 6 (a) に示すレーダ画像とその前のレーダ画像から抽出したエコーセルの速度場である。

##### 3.1.2 セグメントへの分割

次に、エコーセルの速度場に基づき、降水域を複数の異なる動きをするセグメントに分割する。そのため、空間的、時間的に隣接するブロック間で類似する速度

場を持つブロックを統合した領域を図5(b)に示すように時空間領域からセグメントとして抽出する。2つの速度場ベクトル  $\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2$  の類似度  $C(\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2)$  として、ベクトルの長さの平均とその差分ベクトルの長さとの比

$$C(\mathbf{V}_1, \mathbf{V}_2) = \frac{2|\mathbf{V}_1 - \mathbf{V}_2|}{|\mathbf{V}_1| + |\mathbf{V}_2|} \quad (1)$$

を用い、しきい値により類似、非類似を判定する。この尺度により速度の方向と大きさの類似度を同時に評価することができる。また、生成・消滅などの不安定要素は、周囲とは異なった方向、長さのベクトルとして現れるために、これを除いた安定したセグメントのみが抽出できる。3章で述べるシステムでは、しきい値として経験的に求めた0.5を用いた。

図6(c)は、図6(a)に示すレーダ画像とその前に観測されたレーダ画像との合計6フレーム分から抽出したセグメントである。移動性のセグメントが3つ抽出されている。

### 3.1.3 セグメントの速度ベクトルの推定

次に、図5(c)に示すように、各フレームにおいて個々のセグメントの重心を計算し、そのフレーム間での重心の変位の平均値をセグメントの速度ベクトル候補とする。しかし、セグメントの重心位置の変位はセグメントの移動の他に、エコーの生成・消滅・変形などによっても生ずる。特に、降水域が停滞性の場合には、生成・消滅による影響が移動のそれよりも大きいために、速度ベクトル候補を真の速度ベクトルとして予測を行うと、誤差が増大してしまうという問題がある。

そこで、個々のセグメントについてエコータイプの判別を行い、移動性と判定された場合にはセグメントの速度ベクトル候補を真の速度ベクトルとし、停滞性と判断された場合にはセグメントの移動速度を0とする処理を導入する。

ここでは、エコータイプを判別するために、次のような仮定をたてる。

**仮定1** 移動性のセグメントの重心位置の変位量は、停滞性のセグメントの重心位置の変位量(生成・消滅などによる影響を含む)よりも大きい。

**仮定2** 移動性のセグメントの重心位置は一定の方向に直進する傾向を持つ。

この仮定に基づき、次の式(2)、(3)で表される2つの条件を満たすときのみをセグメントを移動性とし、それ以外のときは、停滞性と判断する。

$$\frac{1}{N} \left| \sum_i^N \mathbf{w}_i \right| > V_{th}. \quad (2)$$

$$\frac{|\sum_i^N \mathbf{w}_i|}{\sum_i^N |\mathbf{w}_i|} > R_w. \quad (3)$$

ただし、 $\mathbf{w}_i$  はフレーム間での重心位置の変位ベクトルであり、 $V_{th}$ 、 $R_w$  はしきい値、 $N$  は重心変位が計算されたフレーム間の個数である。式(2)は速度ベクトルの候補がしきい値  $V_{th}$  以下の場合には停滞性と見なすことを意味し、式(3)は重心位置の移動の直進度を重心変位の最短距離と道のりとの比とし、その値が  $R_w$  以下のときにはセグメントを停滞性と見なすことを意味する。3章で述べるシステムでは、 $V_{th}$ 、 $R_w$  として経験的に求めた1.0と0.3をそれぞれ用いた。

### 3.2 予測画像の生成

最後に、ニューロ法の予測結果を外挿して予測画像を生成する。 $T$  フレーム後の予測画像を生成する方法を説明する。まず、観測された最新の気象レーダ画像から個々のセグメント  $k$  に相当する部分を抜き出した画像  $B_k(x, y)$  をつくる。次に、画像  $B_k(x, y)$  において、降水量が正の画素  $(x, y)$  の降水量を、ニューロ法の  $T$  フレーム後の画素  $(x, y)$  における予測降水量に置き換えた画像  $B_k^T(x, y)$  (予測基本画像と呼ぶ)をつくる。個々のセグメントについて予測基本画像を、推定された速度ベクトル  $(V_{k,x}, V_{k,y})$  (単位は画素/フレームである)で平行移動させた画像  $P_k^T(x, y)$  を

$$P_k^T(x, y) = B_k^T(x - T \cdot V_{k,x}, y - T \cdot V_{k,y}) \quad (4)$$

のように計算し、各画素  $(x, y)$  において、最も大きい降水量を持つセグメントを探索し、

$$P^T(x, y) = \max_k P_k^T(x, y) \quad (5)$$

のように合成することで予測画像  $P^T(x, y)$  を生成する。

ニューロセグメント法による予測結果を図7(b)に示す。左右2つの降水域が異なる移動速度で予測されるため、実画像(図7(a))と類似した移動を予測できている。一方、ニューロ法は(図7(c))は、降水域の移動が見られないために、3時間後の予測は大きく違っている。また、相互相関手法(図7(d))は、降水域の移動は見られるが、降水域の形状はほとんど変化していない。

### 3.3 予測手法の性能評価

予測手法を定量的に評価した結果を図8に示す。入力データとして、東京地区の気象レーダを用いて、1996年9月から1997年5月の期間に観測したなかから、降水のあった72日分のデータを用いた。レーダ画像は南北161メッシュ×東西210メッシュの大きさで、1メッシュが500m四方の地域に対応する。降水量は

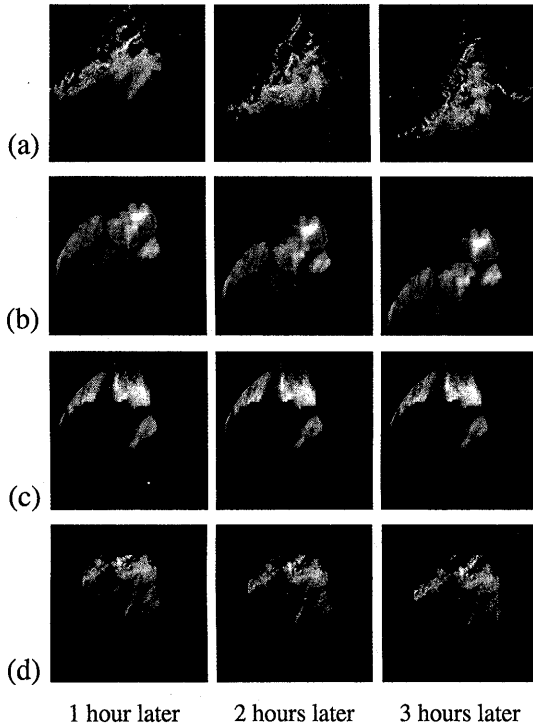


図7 各手法による予測結果. (a) 実画像, (b) ニューロ-セグメント法による予測, (c) ニューロ法による予測, (d) 相互相関法による予測

Fig. 7 Nowcasting results by our method (b), by the neural network method (c), and by the cross correlation method (d) for the true radar image (a).

0~255 mm/h の 256 階調である。正しい結果は、後から観測された対応する時刻のレーダ画像とし、評価単位は 2.5 km メッシュとした。

まず、平均 2 乗誤差を用いて、ニューロ-セグメント法、ニューロ法、相互相関法を評価した。その結果を図 8(a) に示す。その結果、相互相関法とニューロ-セグメント法が優れていて、両者には大差がないことが分かった。一方、ニューロ法は降水域の移動が予測できないために、予測と実測の降水域のズレにより、平均 2 乗誤差を大きくしている。

次に、気象分野で用いられている的中率 CSI (Critical Success Index) を用いて評価する。その結果を図 8(b) に示す。CSI は、予測と実測がともに降水ありである画素の個数を hit、予測では降水ありであったが実測では降水なしであった画素の個数を false、その逆を miss とすると、次式のように表せる<sup>\*</sup>。

$$CSI(\%) = \frac{hit}{miss + false + hit} \times 100. \quad (6)$$

その結果、CSI の高い順は、ニューロ法、ニューロ-セグメント法、相互相関法であった。CSI は降水の強

さを無視した評価指標であり、本論文で扱っている短時間予測では、降水域の移動量が少ないために、降水域を動かさないニューロ手法が有利になるという問題がある。

そこで、平均 2 乗誤差が最も優れているものを後述する予測システムの予測手法として採用する。しかし、平均 2 乗誤差について、ニューロ-セグメント法と相互相関法は大差がないので、その 2 つの手法のなかで CSI が高いニューロ-セグメント法を採用することにした。その結果、従来よく用いられている相互相関法と比べて、平均 2 乗誤差は同等で、2 時間先の降水域的中精度を約 10% 向上させることができる。

## 4. MyWeather システム

### 4.1 システム構成

本システムでは、レーダ画像が観測されるたび (5 分ごと) に予測を反復実行し、つねに、最新の降水域の変化の様子を考慮した予測情報を生成することを可能にした。本システムは、図 9 に示すように、下記の 3 系統から構成されている。以下、気象レーダとして、3.3 節で述べた東京地区の気象レーダを用いた場合を例として説明する。

### 4.2 入力系

レーダデータ受信サーバは、このデータを 5 分ごとに受信する。ニューラルネットにレーダ画像を学習させるためには、等間隔に計測されたレーダ画像が必要となる。しかしながら、欠測、計測時刻のずれなどにより不等間隔に計測される場合がある。そこで、レーダデータ受信サーバでは、リサンプリングにより等間隔のレーダ画像に変換する前処理を施している。

### 4.3 予測系

ニューロ-セグメント法を用いた学習・予測サーバでは、ニューラルネットによる学習に多く計算量を必要とする。そこで、高速学習アルゴリズム<sup>14)</sup>を用いて学習時間の短縮化を図ることにより、ワークステーショ

<sup>\*</sup> CSI は、予測手法を厳密に比較するための指標であり、一般的中率に比べ値が低く、かつ高くなりにくいという特性がある。その原因は、予測と実測がともに降水なしである部分が考慮されていないこと、miss の項により CSI の評価式の分母が大きくなりやすいことである。そのため、CSI30% が予測手法の目標とされている。的中率を、予測と実測が一致した画素の個数の全画素に対する割合と定義すれば、気象レーダを用いた予測手法の的中率は 90% 程度となる。これは気象予測システムとして十分の中率である。しかし、予測と実測がともに降水なしの画素が、他の画素の個数に比べて圧倒的に多いため、予測手法の違いによる的中率の差は 1% 未満になり、予測手法の良し悪しが判定しにくくなる。そのため、予測手法の比較のために、CSI が用いられている。

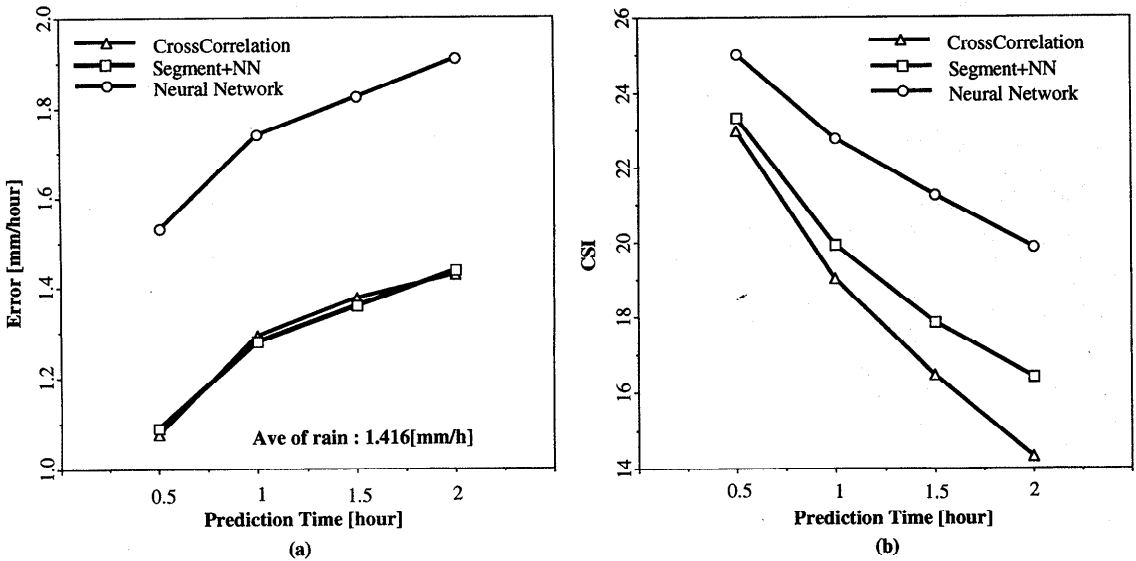


図8 誤差の評価結果. (a) 降水量, (b) 的中率 CSI  
Fig. 8 Errors in precipitation amount (a) and CSI (b).

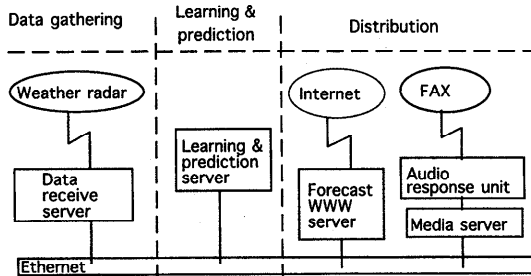


図9 システム構成  
Fig. 9 System architecture.

ン (Sun Enterprise 3000, 4CPU) を用いて, すべての学習・予測処理を実行するのに約 3.5 分で終了することを実現した. 予測の結果, 各メッシュの降水量の値は実数として出力される.

4.4 配信系

レーダ画像はそのまま配信するには情報が詳しくすぎる. そこで, 予報 WWW サーバでは, まず, 5 メッシュ × 5 メッシュの降水量の平均値を計算して 2.5 km 四方の 1 メッシュ変換する. さらに, 降水量は表 1 のようなレベル値に変換する.

予報は, ユーザが予測情報を知りたいときに, 即座に最新の予測情報が提供されることが望ましい. そこで, CGI (Common Geteway Interface) を用いて, ユーザのリクエストに応じて, 指定された予測時刻・地域に対して, 最新の予測結果画面を作成して, インターネットの WWW から発信するシステムを構築し

表 1 降水量のレベル値  
Table 1 Definition of precipitation levels.

レベル値	降水量 (mm/h)	降水の状態
0	0	降水なし
1	< 1	小降り
2	1 ≤ < 4	弱い降り
3	4 ≤ < 16	やや弱い降り
4	16 ≤ < 32	強い降り
5	32 ≤ < 64	激しい降り
6	64 ≤	特に激しい降り

た. 予測結果を WWW 画面で表示した例を図 10 に示す.

さらに配信系として, オフィス・家庭に普及しているビジュアルな出力端末である FAX から予報を取り出せるようにした. そのために, 予報 WWW サーバ上に, A4 判の FAX へ出力するイメージのホームページも作成しておく. ユーザが MyWeather システムを電話で呼び出し, 音声ガイダンスに従ってランドマークのメニュー番号を入力する. すると, メディアサーバ<sup>15)</sup>が, ユーザが選択した予測画面 (HTML) を FAX イメージに変換して, ユーザの FAX へ出力する. 図 11 は, 予測画面の FAX への出力例である.

FAX による予報の配信の特徴として下記の点があげられる.

- 予測情報は, 現況, および, 30 分, 1 時間, 90 分後の予測結果を A4 判 1 枚で表現する.
- 駅, 競技場, 公園, テーマパーク, ゴルフ場などの場所で指定し, 2.5 km メッシュの局地の気象情

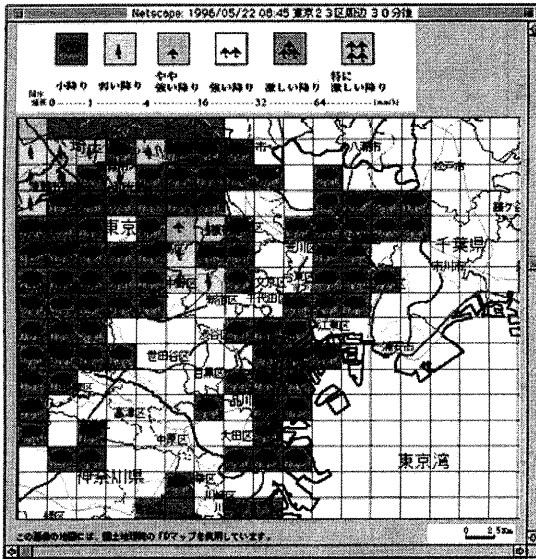


図 10 インターネットによる予測結果の表示例

Fig. 10 Example of forecast displayed by the Internet.

表 2 降水レベル値の誤差

Table 2 Error in precipitation level.

30分予測	1時間予測	90分予測	2時間予測
0.4761	0.5679	0.6292	0.6834

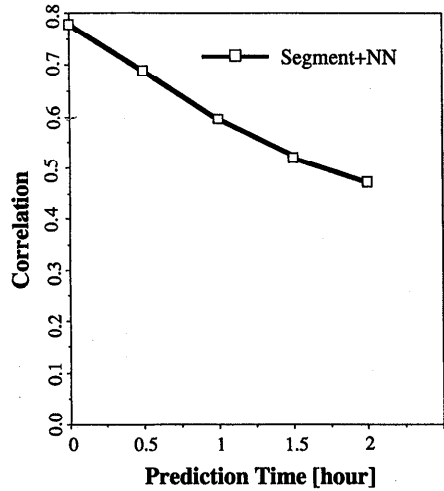


図 12 アメダスデータとの比較

Fig. 12 Comparison with AMeDAS data.

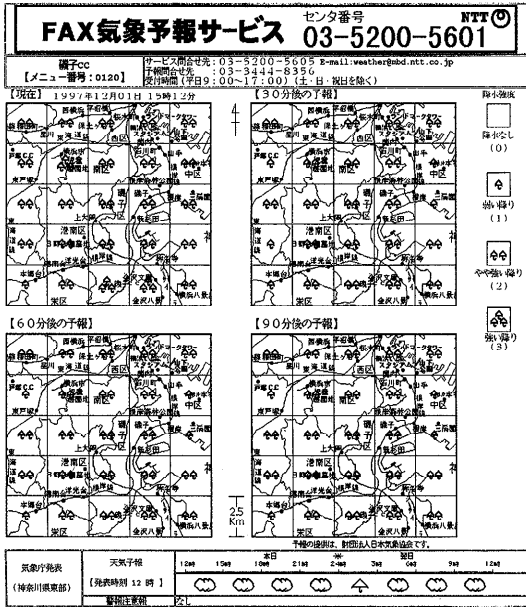


図 11 FAXによる予測結果の出力例

Fig. 11 Example of forecast output by FAX.

報を提供する。

- FAX 気象予報システムにアクセスした際の最新の予測情報を提供する。予測情報は5分ごとに更新される。
- 気象庁発表の天気予報、警報・注意報などの情報も A4判1枚の中で提供する。

#### 4.5 性能評価

1996年9月～1997年5月の期間で降水のあった72日分を用いてシステムを評価した結果を示す。

まず、配信される形式であるレベル値における誤差を表2に示す。表2中の誤差は、真値との差の絶対値をとり、平均した値である。正しい結果は、後から観測された対応する時刻の現況データとしている。この結果より、たかだか、誤差はレベル値1以内におさまることが分かる。これは、2.5 km メッシュという単位で出す予報に大きな誤りがないことを意味する。これにより、システムを構築する前にたた、レベル値誤差1以内という目標性能を達成できた。次に、気象レーダの観測誤差<sup>☆</sup>も含めて、雨量計で計測されたアメダスデータと比較した結果を図12に示す。アメダスデータの観測点として、府中、世田谷、新木場、東京、羽田、八王子、練馬、青梅、小沢、小河内の10地点を用い、相関係数を計算している。相関係数の評価結果は良好とはいえない。これは主に気象レーダの

<sup>☆</sup> 図12の予測時間0(すなわち、実測)のところに示すように、気象レーダの観測値は雨量計で補正されているが、実際の降水量と比較すると誤差がある。従来の予測手法および提案した予測手法は、いずれも、気象レーダの観測値は正しいと仮定して予測するものである。したがって、最悪の場合には、気象レーダを用いたシステムの予報の誤差は、気象レーダの観測誤差に、予測手法の誤差が加わったものになる。



観測誤差に起因するものと考えられ、気象レーダとして偏波ドップラレーダが普及することにより解決される<sup>16)</sup>。

次に、レーダ画像が観測され、それに基づいた予測をユーザが受け取るまでの時間を示す。レーダ画像が本システムに送られてくるまでに5分かかる。そして、本システムにおいてインターネットの場合はおよそ7分（入力処理時間1分、予測処理時間4分、配信処理時間2分）、FAXの場合はおよそ13分（入力処理時間および予測処理時間はインターネットの場合と同じで、配信処理時間は8分）であった。

最後に、1997年5月から1998年6月まで、MyWeatherシステムを用いて行ったFAX気象情報提供実験サービスの結果について述べる。東京地区のみの予報を、配信形としてFAXのみを用い提供した。その結果、降水が予想される日（曇りや雨の日）には、1日あたり1000件程度のFAX出力があった。また、同時に実施した問合せの調査の結果、使い方に関する問合せがほとんどであり、予報内容に対する苦情はなかった。このことより、MyWeatherシステムにより、ユーザが満足できる予報が提供できたと推測することができる。

## 5. ま と め

局地・短時間の気象予報システム：MyWeatherを構築した。以下がこのシステムの特徴である。(1)新しく提案したニューロセグメント法により短時間の予測を従来より精度良くできる。(2)2.5 km単位の非常に局所的な地域の気象情報を提供できる。(3)予測情報は5分間隔でつねに更新される。(4)30分または60分というきめ細かい時間単位で予報を出せる。(5)ユーザは、予報情報が欲しいときに最新の予測情報をインターネットおよびFAXを介して容易に取得できる。

今後、さらに予測情報の充実や使い勝手の改善をはかり、生活情報として気象情報を活用できるサービスを本システムを用いて実現してゆきたい。

謝辞 ご討論いただいた、NTT北海道法人営業本部、NTTマルチメディアビジネス開発部、NTTヒューマンインタフェース研究所映像処理研究部の皆様に感謝します。

## 参 考 文 献

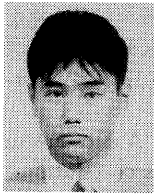
- 1) 日経ビジネス：「お天気任せ」からの脱却，1996-10-21号，pp.30-34 (1996)。
- 2) Ochiai, K., Suzuki, H., Suzuki, S. and

- Sonehara, N.: Snowfall and rainfall forecasting from the images of weather radar with artificial neural networks, *Proc. 1996 IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing*, Kyoto, pp.473-481 (1996).
- 3) 落合慶広，鈴木英人，鈴木 智，曾根原登，徳永幸生：ニューラルネットを用いた気象レーダ画像による降雨・降雪予測，信学論（D-II），Vol.J81-D-II, No.7, pp.1631-1638 (1998)。
- 4) Hamill, T.H. and Neherkorn, T.: A short-term cloud forecast scheme using cross correlations, *Weather and Forecasting*, Vol.8, No.4, pp.401-411 (1993)。
- 5) Benjamin, S.G. and Seaman, N.L.: A simple scheme for objective analysis in curved flow, *Mon. Wea. Rev.*, Vol.113, pp.1184-1198 (1985)。
- 6) Crook, N.A.: Simulated simulations initialized with radar-derived winds, Part I: Simulated data experiments, *Mon. Wea. Rev.*, Vol.122, pp.1189-1203 (1994)。
- 7) Crook, N.A. and Tuttle, J.D.: Numerical simulations initialized with radar-derived winds, Part II: Forecasts of three gust-front cases, *Mon. Wea. Rev.*, Vol.122, pp.1204-1217 (1994)。
- 8) Crook, N.A. and Tuttle, J.D.: Short-term forecasting of summer precipitation using echo extrapolation, storm characteristics and model output, *Proc. AMS 7th Conf. on Aviation, Range, and Aerospace Meteorology*, Long Beach, pp.274-278 (1997)。
- 9) 游馬芳雄，菊池勝弘，今 久：簡易気象レーダによるエコーの移動速度について，北海道大学地球物理学研究報告，Vol.44, pp.23-34 (1984)。
- 10) 高棹琢馬，椎葉充晴，中北英一：レーダー雨量計による短時間降雨予測の検討，京都大学防災研究所年報，Vol.26, No.B-2, pp.1-16 (1984)。
- 11) 境野英朋，堀越 力，鈴木 智：レーダーエコー画像における移流・拡散方程式を用いた降水パターン変化予測方法，1997年電子情報通信学会総大会，D-11-197 (1997)。
- 12) 気象庁編：数値予報の基礎知識—数値予報の実際，5および7章，気象業務支援センター (1995)。
- 13) 浅井富雄：ローカル気象学，4章，東京大学出版会 (1996)。
- 14) Ochiai, K., Toda, N. and Usui, S.: Kick-Out learning algorithm to reduce the oscillation of weights, *Neural Networks*, Vol.7, No.5, pp.797-807 (1994)。
- 15) 梶井 健，浜野輝夫，曾根原登：コンテンツ融合型サービス制御スクリプトの提案，情報処理学会第55回全国大会，6Q-6 (1997)。
- 16) Zrnica, D.S.: Weather radar polarimetry - Trends toward operational applications, *Bulletin of the American Meteorological Society*,

Vol.77, No.7, pp.1529-1534 (1996).

(平成 10 年 3 月 16 日受付)

(平成 10 年 12 月 7 日採録)



**大塚 和弘 (正会員)**

平成 5 年横浜国立大学工学部電子情報工学科卒業。平成 7 年同大学院工学研究科博士課程前期修了。同年日本電信電話(株)入社。以来、NTT ヒューマンインタフェース研究所にて映像処理、動画画像解析等の研究に従事。第 55 回全国大会大会優秀賞受賞。電子情報通信学会会員。



**落合 慶広**

平成 6 年豊橋技術科学大学大学院博士課程修了。工学博士。同年日本電信電話(株)入社。現在、同社ヒューマンインタフェース研究所映像処理研究部研究主任。平成 6 年度電子情報通信学会学術奨励賞、平成 7 年度日本神経回路学会奨励賞受賞。非線形最適化、ニューラルネット、気象予測に関する研究に従事。



**鈴木 智 (正会員)**

昭和 31 年生。昭和 59 年静岡大学大学院電子科学研究科博士課程修了。工学博士。同年、日本電信電話公社に入社。以来、線図形認識、コンピュータビジョンの研究開発に従事。平成 3 年から平成 4 年、カリフォルニア大学アーバイン校にて客員研究員。現在、NTT ヒューマンインタフェース研究所映像処理研究部グループリーダー。コンピュータビジョン、画像認識・理解、画像処理アルゴリズム、並列処理に興味を持つ。電子情報通信学会、IEEE、American Meteorological Society 各会員。



**堀越 力 (正会員)**

昭和 36 年生。昭和 62 年慶應義塾大学大学院電気工学研究科修士課程修了。同年、日本電信電話(株)に入社。現在、NTT ヒューマンインタフェース研究所映像処理研究部主任研究員。コンピュータビジョン、画像認識・理解、計算機ホログラフィに興味を持つ。工学博士。電子情報通信学会、映像情報メディア学会各会員。



**小田 寿則**

昭和 42 年生。平成 2 年北見工業大学工学部応用機械工学科卒業。同年日本電信電話(株)入社。現在、NTT ヒューマンインタフェース研究所映像処理研究部。気象予測の研究に従事。



**稲垣 充廣 (正会員)**

1949 年生。1974 年名古屋大学大学院工学研究科修士課程修了。同年、日本電信電話公社(現 NTT)横須賀通信研究所に入社。1996 年まで、NTT ヒューマンインタフェース研究所に在籍。現在、NTT マルチメディアビジネス開発部担当部長。コンピュータアーキテクチャ、マルチメディアオンデマンド、コンピュータグラフィクス、地図図形処理の各分野の研究開発、およびサービス開発に従事。電子情報通信学会会員。