

II-14

AI手法によるレーダーエコーの追跡

北海道開発局 正員 橋本 識秀
 北海道大学 正員 藤田 睦博
 北海道大学工学部 学生員 吉武 英樹
 北海道大学大学院 学生員 中山 恵介
 北海道開発局 正員 中津川 誠

1. はじめに

リードタイムの長い流出予測をしようとするると降雨量の予測が不可欠である。気象庁予報部の「予報作業指針」のその14「予報用語及び文章」では、次のように規定されている。

弱い雨 ; 1時間雨量3mm未満
 やや強い雨 ; 1時間雨量がおおよそ10mm以上で大雨注意報に達しないぐらいの雨
 強い雨 ; 1時間または3時間の大雨注意報の基準を超えるぐらいの雨(おおよそ15~30mm/hr)

朱ら¹⁾は、100~150km²程度の流域を対象にファジー理論を用いた流出予測で先に示した気象庁の予測用語に規定されている程度の精度の3時間先までの降雨の予測値を入手できるならば、リードタイムを5~6時間程度までの流出予測が可能であることを報告している。

一方、近年レーダー降雨情報を用いて降雨予測をしようとする試みがなされている。これらの手法を大別すると次のように分類できる。

- 1) 力学的に雨域を追跡する手法
 - 2) 雨域を図形としてとらえ、図形の経時変化を追跡する手法
- 1)の手法は、理論的には優れているが、力学モデルが厳密になるほど、与えるパラメータの数も増加し、計算時間も

増加する。2)の手法は、必ずしも力学モデルに基づいていないが、計算時間もそれほど必要とせず実用的な手法であるが、降雨域の発達、減衰などを正確には表現できない。

本研究の手法は前述の2)の手法に分類されるものである。AI手法のうちでもパターン識別に優れているニューラルネットを用いた予測手法について考察したものである。レーダー情報としては、低温科学研究所によって設置されているドップラーレーダーによって得られた観測資料を用いた。

2. ニューラルネットの構成

2.1 使用したデータ

レーダーサイトを図-1に示す。石狩湾を中心とする仰角23°のドップラーレーダーで、使用したデータは1992年1月28日午前3:00~4:20にかけて10分間

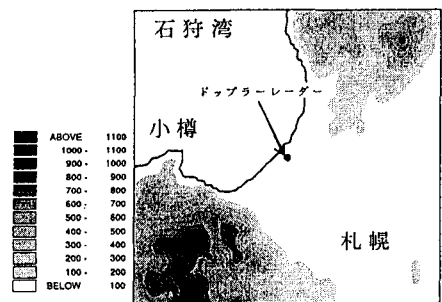


図-1 観測地域(80km×80km)の標高図

Forecast of radar echo based on AI method

by N.hashimoto, M.fujita, H.yoshitake, K.nakayama, M.nakatsugawa

隔で観測したものである。このレーダーの地上0.7kmのエコー値は、移動の様子を他の層に比べ明確に示しているため、この層のデータを用いた。

直交座標に変換されたデータは、石狩湾周辺の半径40kmが定量観測範囲のものである。これを約1km×1kmを1格子とする128×128の格子情報に変換した。その時の地衡風風速は約13m/secであり、おおそ西から東へ移動する雪雲データである。使用したデータは、計算時間短縮のためこれを4km×4kmを1格子とした中央部分の20×20の格子データ(80km×80km)である。

2.2 ニューラルネットの構成

図-2は、本研究で用いたニューラルネットの構成を示している。レーダー情報として与えられる80km×80kmの範囲を20×20のマトリックスで表している。図-2では入力、出力層は20×20のユニットをもっており、中間層は1×20のユニットより成っている。また、ユニット間の結合状態は、全て完全結合としている。

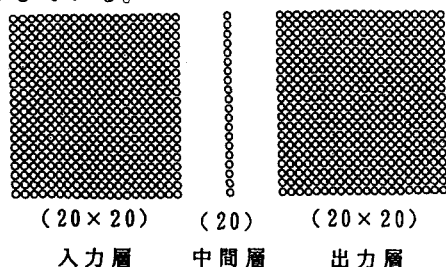


図-2 ニューラルネットワークモデル

表-1 教師データ (1992年1月28日)

	入力	出力
1	午前 3:00	午前 3:10
2	3:10	3:20
3	3:20	3:30
4	3:30	3:40
5	3:40	3:50

ニューラルネットの結合強度を決定するための教師信号として、表-1に示す5組のデータを用いた。(また、図4はこれらを図示している。)これらをバックエラープロパゲーション則²⁾に基づいて、二乗誤差が収束するまで学習を繰り返した。

学習状況は、シグモイド関数(式(1))のuの値によって大きく変化する。そこで、幾つかの計算結果例(表-2)から判断し、学習誤差の収束性が最良であるu=2.0を採用した。

学習回数は100回とした。そのことは図-3より適当と思われる。

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x/u)} \quad \text{式(1)}$$

表-2 100回学習後の誤差

u	Error
1.0	50.378
2.0	2.619
3.0	3.556
4.0	5.025

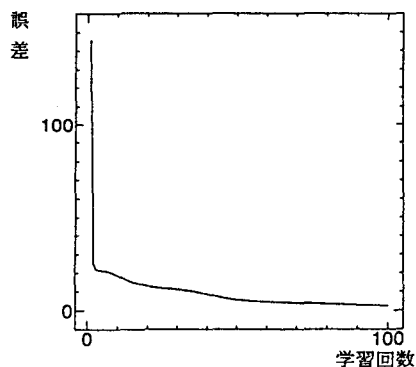


図-3 学習誤差の収束状況

3. 予測と結果

3.1 教師データの再現

図-4の右側の図は、再現計算の結果を示している。(図-1観測地域参照)

3.2 予測

表-3 予測データ (1992年1月28日)

	入力	出力(予測)
1	午前 3:50	午前 4:00
2	(予測) 4:00	4:10
3	(予測) 4:10	4:20

学習後のネットワークに、表-3に示したデータを入力し、30分だけ将来のエコーを予測した。3:50の実測エコー

を入力して、4:00のエコーを予測し、その結果から4:10のエコーを予測した。更にその結果から4:20を予測した。

3.3 結果

図-4に示されるように、エコー図の左下部分は、各時刻とも雲の移動がほとんど見られていない。図-1を参照すると、この地域には、手稲山(標高1024m)が位置している。このためにエコー強度が強く表れているものと思われる。対照的に札幌(石狩平野)方向へ

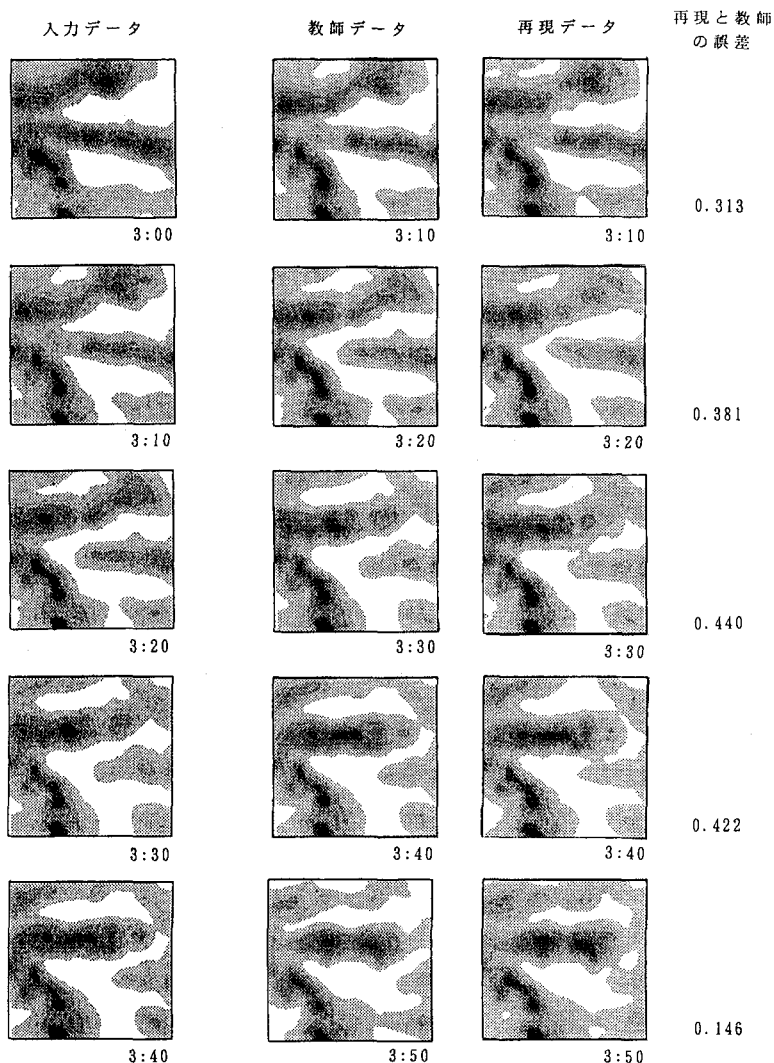


図-4 学習後ネットワークによる教師データの再現

は、雲の移動が見られる。3:00~3:50の教師データは、小さな発達、減衰を含みながらも、主にこの西から東への平行移動が認められ、図-5によると4:00、4:10は、ほぼ予測している。しかし、雲が激しく減衰（消滅）している4:20では、良好な結果が得られていない。これは、教師データにはないパターンであったためである。

4. まとめ

1) 入力ユニット数に比べ、中間層のユニット数がある程度少なくしても、予測精度を維持できて、計算時間を短縮する事ができた。

2) シグモイド関数のパラメータは、 $u=$

2.0が最適であった。

3) 本研究では、リードタイムが30分以内の雪雲の移動を予測したが、実用的には初めに述べたように、リードタイムが数時間の予測が必要である。今後は、これまでに開発されているモデルとAI手法を併用した予測方法を開発する必要がある。

謝辞) 図の作成にあたって、北海道開発土木研究所河川研究室の援助を頂いた。ここに記して謝意を表します。
参考文献) 1) 朱木蘭, 藤田睦博: ファジー推論を用いたリードタイムの長い流出予測, 水文・水資源学会論文集投稿中
2) (社) 日本工業技術振興協会ニューロコンピューティングの基礎理論, 海文堂, 1990

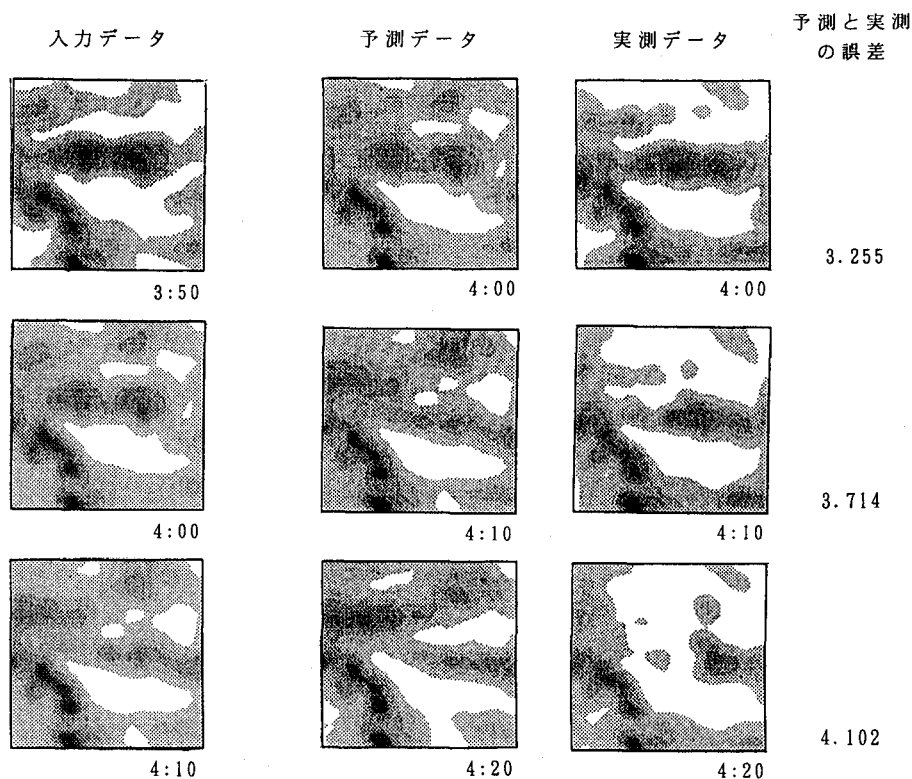


図-5 予測データと実測データの比較