

37 ニューラルネットワークによる降雨予測と 土石流警戒避難基準雨量への適用

(財) 砂防・地すべり技術センター ○ 福田克之
NTT Human Interface 研究所 落合慶広
(財) 砂防・地すべり技術センター 菊井稔宏

1. はじめに

土砂災害警戒避難基準雨量の運用にあたって、現在のところ一般に利用可能な短時間降雨予測情報は、(財) 気象協会提供の短時間降水予測情報 (MICOS) があげられる。警戒・避難の発令頻度の減少・空振り頻度の減少を図るためには短時間降雨予測の導入が有効であるが、上記の予測情報にも実際の使用に当たっては、次のような問題点が確認されている。

① 比較的精度が良い 1 時間先予測値の配信は正時約 35 ~ 40 分後になり、この予測値が CL を突破した段階で避難勧告をした場合、避難時間は実質 20 ~ 25 分しか確保できないことになる。

② 2, 3 時間先の予測値は参考程度とした方がよい。

③ 雷雨のような局所的な雨は捕らえにくい。

このようなことから、本発表は NTT が開発した Neural Network (以下 NN と呼ぶ) による降雨予測システム (以下同システムと呼ぶ) の精度の検証結果から同システムの土砂災害警戒避難への適用性について検討したものである。

2. ニューラルネットワークによる降雨予測手法

2.1 ニューラルネットワークの概要

人間の脳は、神経細胞 (ニューロン) が回路網 (ネットワーク) をつくり、記憶、学習などの情報処理をこなしている。この脳をモデルにしたコンピュータの情報処理回路が NN である。

同システムは気象レーダの画像から NN の学習機能を用いて 5 分後 ~ 3 時間後の降雨予測を可能にしたものである。学習機能から降雨域の動きを自動的に獲得するため、降雨域の発生・消滅などの予測に関する専門的な知識を持たなくても予測可能である。また、NN をレーダ画像上に並列的に配置することにより、個々のモデルがその地点における独自の局地的な地形条件を間接的に表していると解釈することができる。この予測方式では、初めに時刻 t , $t+5$ 分における連続した 2 枚のレーダ画像を 1 セットの入出力データの対とし、これを 30 セット分与えて降雨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 分後の予測画像が得られる。さらにこの予測画像を繰り返し入力することにより、10 分後以降のレーダ画像を予測することができる¹⁾。

同システムでは、予測地点の降雨量はその近傍の地点における降雨量の影響を受けると仮定し、NN の構造として入力層

(25 個)・中間層 (12 個)
・出力層 (3 個) のユニットを持つ階層構造ニューラルネットモデルを用いている

(図 1)。

入力項目としては、出力となる予測地点を中心と

する近傍 25 地点における降雨量を与え、NN をレーダ画像上の各格子点に 6400 個並列に配置した降雨予測モデルとしている。

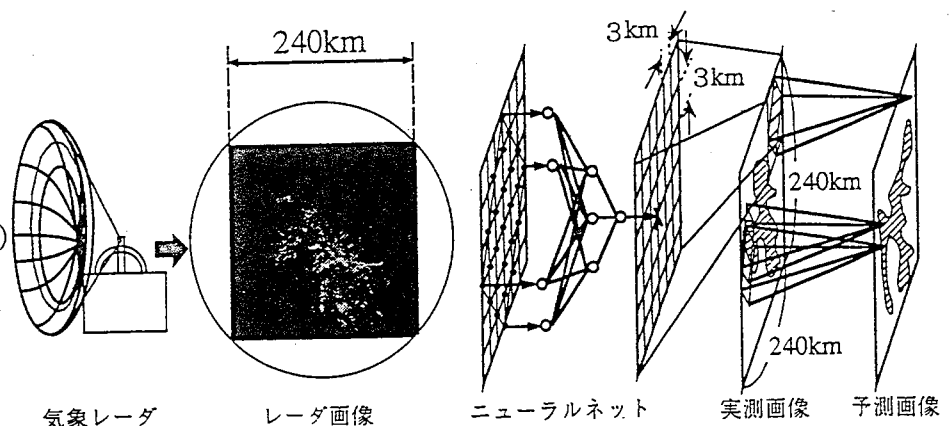


図 1 ニューラルネットによる降雨予測手法

2.2 学習方法

NNを用いた降雨予測では、予測処理の大部分は NN の学習に費やされている。したがって、各ニューロン間を結ぶ結合の重み（結合強度）を適切な値に設定する処理時間を短縮することが有効となる。ここで、NNで広く用いられている誤差逆伝搬法（BackPropagation法）は、学習データの入力値と出力値における総誤差の大域的最小値へ収束せずに局所的な最小値へ収束することや、収束性が疑似ニュートン法などと比較して性能が劣る等の問題点が確認されている²⁾。このため同システムでは、収束を加速化した Kick Out 法³⁾を用いている。この手法を用いることにより、気象レーダの 5 分間隔で観測されるレーダ画像からリアルタイムに予測を行うことが可能となっている。

2.3 使用データ

予測値の土砂災害への適用という観点から、過去の集中豪雨時の降雨予測を行うために平成 5 年 7 月 2 日～9 月 6 日の建設省国見山レーダ観測値を使用した（図 2）。なお、用いたデータ期間に発生した主な土石流災害は表 1 のとおりである。

表 1 使用データ期間の土石流災害

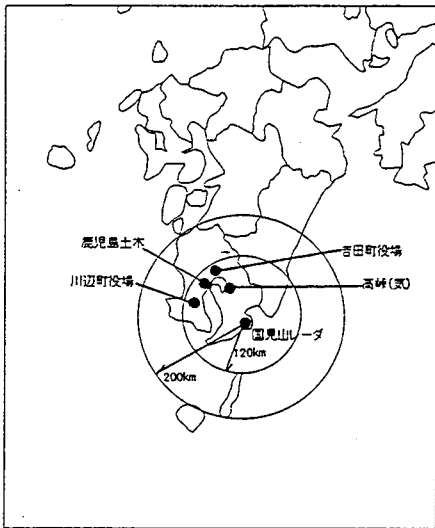


図 2 国見山レーダ位置図

降雨期間	発生日	発生場所	土石流の形態・規模	災害発生場所
H5.7.26～8.2	2日 04:00	吉田町 元宗川	土石流 1全 1半 1	吉田町役場
H5.9.1～9.3	3日 17:30	金峰町 山	土石流 1箇所 死 20	川辺町役場
H5.9.1～9.3	3日 22:30	川辺町 新第2川	土石流 1箇所 死 4 至 22	川辺町役場
H5.8.5～8.7	6日 19:00	鹿児島市 7丁第2	土石流 1箇所 死 4 至 1半 2	鹿児島土木 事務所
H5.8.5～8.7	6日 19:30	鹿児島市 4丁第4	土石流 1箇所 道路 鉄道	鹿児島土木 事務所
H5.8.5～8.7	6日 23:00	鹿児島市 鹿花川	土石流 1箇所 死 15	鹿児島土木 事務所
H5.8.4～8.10	10日 3:20	垂水市 深港川	土石流 1箇所 死 5 至 6	高峯（気）
H5.9.1～9.3	3日 17:00	垂水市 山	土石流 1箇所 死 17 半 3 浸 17	高峯（気）
		垂水市 山	土石流 1箇所 死 17 半 3 浸 6	高峯（気）
H5.9.1～9.3	3日 17:00	垂水市 山	土石流 1箇所 死 17 半 5 浸 110	高峯（気）

3. 予測結果及び精度

予測結果については当日に発表するものとするが、図 2 に示した吉田町役場、川辺町役場、鹿児島土木事務所、高峯（気象台）の各地上観測値およびその直上メッシュに該当する当時の MICOS 予測値との比較を行い、NN による予測値の精度の検証を行った。

また、一連の降雨における実効雨量と NN による予測値を用いて土石流警戒避難基準雨量への適用について考察を行う。

4. おわりに

本検討では、レーダの受信強度から降雨による途中減衰を考慮していないレーダ方程式により、降雨強度（mm）へ換算を行っている。また、グランドクラッタの補正は単純減算方式を採用しているため、グランドクラッタの変動誤差を含んでいるものである。このことから、クラッタの除去として MTI 方式の導入や地上観測値を用いたキャリブレーションを行って、NN への入力初期値の精度を高めることにより、予測精度の向上が図られることは明らかである。

最後に、本検討を実施するにあたり国見山レーダ観測データを提供していただいた建設省大隅工事事務所に感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 落合慶広ほか：ニューラルネットワークを用いた気象レーダ画像による降雨・降雪予測 信学技報 1995-05
- 2) 馬場則夫：ニューラルネットの基礎と応用 共立出版株式会社
- 3) 落合慶広ほか：重みの振動を抑制する階層型ニューラルネットワークの学習法 - Kick Out 法 - 電学論 C, 113 巻 12 号