

ニューラルネットワークによる降雨予測

九州大学工学部 ○学生員 田中 豊久
 九州大学工学部 正 員 森山 聡之
 九州大学工学部 正 員 平野 宗夫

1.はじめに

レーダ雨量情報を利用した降雨予測は、洪水警報などを実施する上での判断材料として欠くことのできないものであり、避難行動を効果的にし、降雨災害の防止・軽減を達成するために重要な役割を果たしている。しかしながら、降雨現象の複雑な物理過程をモデルとして表現することは難しく、特に集中豪雨のような中規模気象現象の予測に対しては依然として多くの課題が残されている。

本研究では、これまでに行われたニューラルネットワークを用いた降雨予測の研究成果を踏まえ、ニューラルネットワークにデータを入力する解析領域の決定方法として、予測したい領域との相互相関が最大となる領域を選択する。また、ネットワークモデルとして階層型ネットワークとリカレント型ネットワークの2種類を使用する。

2.レーダデータ

レーダの雨量情報は、建設省九州北部レーダによって観測された1988年5月3日15:00~21:00までのものである。解析にあたって、極座標から直行座標への変換を行った。分解能は3×3kmである。本事例は、1988年5月3日から4日にかけて九州中西部を襲った集中豪雨である。降雨状況としては鳥原半島から東に延びる降雨域が15:00過ぎから急速に発達し、一時衰退するものの再び21:00頃まで強い雨を降らせたものであった。

3.ニューラルネットワークモデル

ニューラルネットワークは生物の神経組織の仕組みをモデルとして考え出された情報処理の方法である。各層間のユニットはそれぞれ接続されており、信号は左のユニットから右のユニットへ伝達され、その過程で変換処理が行われ出力される。

入力層の各ユニットへ、時刻 $t-\Delta t$ のレーダデータの各降雨インデックスを入力し、教師信号として時刻 t の各降雨インデックスを入力することでリードタイム Δt の学習を行う。学習における各ユニット間の結合荷重及び各ユニットのしきい値の修正には誤差逆伝播法を用いている。また、各ユニットの入出力関係に非線型性を与えるために、変換関数としてシグモイド関数を用いた。

本研究では、階層型ネットワークとして入力層・中間層・出力層の3層構造のものを、リカレント型ネットワークとしてエルマンネットワークと呼ばれる1時点遅れの中間層をコンテキスト層とし過去の履歴をネットワーク内に保持できるものを用いた。図-1にエルマンネットワークの構成図を示す。

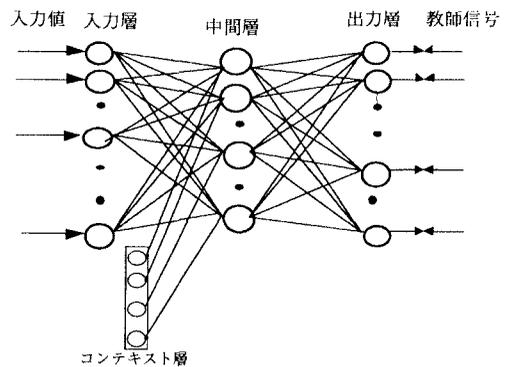


図-1 エルマンネットワークの構成図

4.降雨域の解析と予測結果

ある時間の降雨データと、それよりある一定の時間前の降雨データとの相互相関をとる。その時に、予測を行いたい解析領域2をテンプレート画像として入力画像内で移動させ、相互相関がもっとも高くなった位置から降雨域が移動してきたと考え、その領域を解析領域1とし予測を行う。リードタイムを10分としたときの解析領域を図-2に示す。表-1に、ここで使用するレーダデータの分解能とネットワークの入力層、中間層、出力層のユニット数を示す。

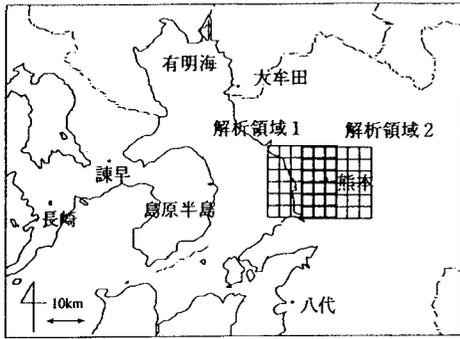


図-2 解析領域

まず学習段階として、5分間隔で5連続のレーダデータを入力値とし、入力値より10分進んだ5連続のレーダデータを教師信号として入力し学習させた。予測段階では、教師信号の最後のレーダデータを入力し、予測値となる出力層からの出力値と観測値との比較を行った。レーダデータの認識度、予測制度を統計的に示す指標として相関係数を用いた。以上示した一連の方法により15:00～21:00の間の5分毎の予測を行ったものを図-3に示す。図-3の2つのグラフを比較してみると、ネットワークモデルで比較するとリカレント型が、分解能で比較すると6×6kmの方が精度良い予測をしているといえる。15:00～16:00の間や17:30頃のように降雨場の急速な変化に対しては相関係数が大きく低下し、ネットワークがうまく認識できていないことがわかる。また、図-4に解析領域1から2への単純移流と予測による相関係数の比較を示す。16:00以降は全般的に同程度の値を示しているものの、急速な変化には対応できていない。

5. 結論

本研究により、リカレント型ネットワークの方が、階層型ネットワークより時系列変化を捉える能力が高いことがわかった。また、高分解能の解析モデルは降雨場の変化を詳しく知ることができ、広範囲の解析が可能であるかわりに予測精度の低下や計算量の増加をもたらす。今後の課題としては、予測精度は降雨パターンにより大きく異なると考えられるので、気象要因、発達・衰退過程についての研究が必要である。

<参考文献>

- 1) 古堀 謙次、森山 聡之、平野 宗夫：「地域特性を考慮したニューラルネットワークによる短時間降雨予測」水文・水資源学会要旨集（1994）

分解能 (km)	入力層	中間層	出力層
3×3	36	6	36
6×6	9	3	9

注) 分解能6×6kmは、四方4ピクセルを平均化

表-1

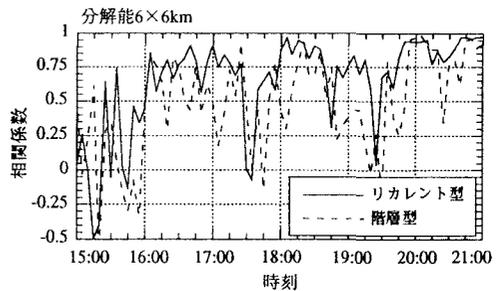
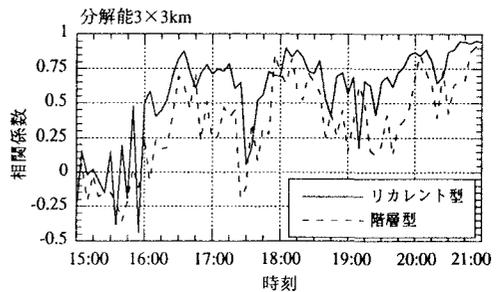


図-3 相関係数の時刻変化

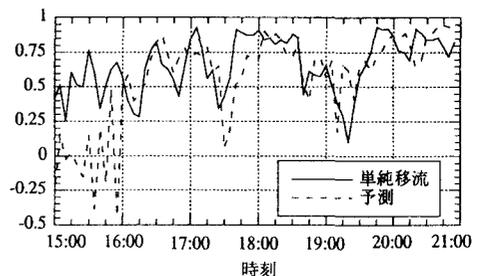


図-4 相関係数の比較