

ニューラルネットワークによるレーダ定数の推定と 降雨予測に関する研究

岐阜大学工学部 正会員 小尻 利治 岐阜大学大学院 学生員 西村 聡
岐阜大学工学部 学生員 ○長縄 清貴 岐阜大学大学院 学生員 杵山 義弘

1 はじめに

近年、洪水や渇水により、日本各地で大きな被害を受けている。その要因となる降水は、流出現象へのインプットとなるものであり、流出現象の解明そのものや、洪水の予測に対して必要不可欠な情報である。本研究は、2次元レーダによって得られる情報をもとにAI技術を導入して降雨予測を行うものである。すなわち、オプティカルフローとニューラルネットワークさらには遺伝的アルゴリズム(GA)を用いて、レーダ画像による降雨予測を行うものとする。

2 2次元レーダデータの基準面への変換

現在までに提案されている短時間降雨予測の手法は、2次元平面内の降雨パターンの変化傾向を時間的に外挿するといった運動学的手法に属するものである。しかし、2次元平面内のデータは、レーダビームの仰角を一定値に固定して得られる情報であることが多く、観測される現象の高度がレーダサイトからの距離によって異なっている。図1は、ある台風時における御在所レーダのエコー分布である。これを用いた雨域の移動予測を行うには、このレーダデータにある一定の高度をもつ平面のデータに変換することが予測精度の向上のために必要である。そこで、まず、既存の3次元レーダデータを用いて2次元レーダデータの同一基準面への変換式を推定する。具体的には、図2のように両データの高度差とそれに対応するレーダーエコーの差を回帰分析しその相関性を調べる。相関性が高ければ次の線形回帰モデルを用いて基準面化を行なう。

$$Y = aX + b \quad (1)$$

ここで、 X は高度差、 Y はレーダーエコーの差であり、 a 、 b は定数である。冬期のドップラーレーダに

よる3次元レーダエコーでの解析結果では、相関性がきわめて低かった。そのため、2次元レーダデータを基準面へのデータに変換するニューラルネットワークを構成する。ここでは、入力層、中間層、出力層の3層からなるパーセプトロン型のニューラルネットワークモデルを用いる。入力ユニットは、当該メッシュと隣接する8つのメッシュの2次元レーダエコーと、当該メッシュのレーダサイトからの距離とし、出力ユニットは、基準面のレーダエコーとする。

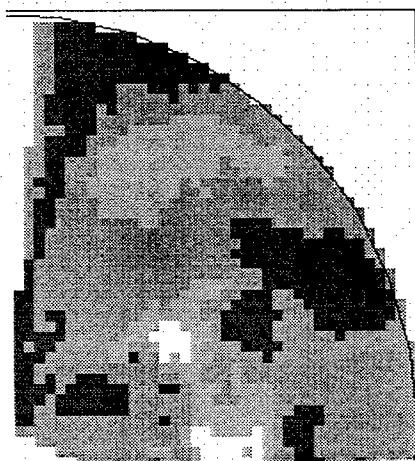


図1 2次元レーダのエコー分布

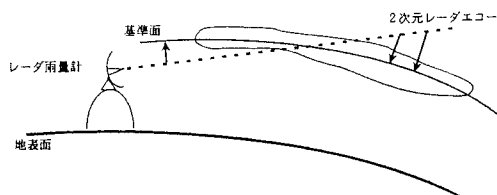


図2 2次元レーダエコーの基準面変換

3 降雨エコーの予測

レーダ雨量計から得られる雨域の時系列変化より雨域の移動速度ベクトルをオプティカルフローによって推定する。求められた移動速度ベクトルと前時刻と現在のエコー強度を入力とし、次時刻のエコー強度を出力とするパーセプトロン型のニューラルネットワークを構成し、予測を行う。その際、ニューラルネットワークの入力層と中間層の数の設定が主な課題であり、その最適化を行なう方法として遺伝的アルゴリズム (GA) を用いる。GA とは、自然界においてその環境に適応するように進化する様子をモデル化したものである。つまり、ある世代の個体群の中で環境に対して適応度の高い個体が次の世代に生き残るようにしながら、増殖と淘汰を繰り返し進化していく様子をモデル化したものである。GA をニューラルネットワークの構造決定に適用するに際して、与えられた問題に適した構造と結合荷重を持つネットワークを生成するため、進化させるべき対象である遺伝子型は、ネットワークの構造と結合荷重を表さなければならない。本研究では、ニューラルネットワークの学習方法はバックプロパゲーション法を用い、GA によってニューラルネットワークの構造を決定する。しかし、全メッシュに対して GA を用いた構造決定を行うと膨大な計算時間が必要となる。従って、代表的なメッシュを数カ所選び、選ばれたメッシュに対してのみ、GA を用いてニューラルネットワークの構造を決定する。その際、入力層と中間層の各ユニットを 0 と 1 のビット列で表わし、それを個体の遺伝子型とする。ここで遺伝子のビットが 0 であればそのユニットは不必要なものとされ、1 であれば必要なものとされる。各個体が表すニューラルネットワークの構造のもとに、バックプロパゲーション法により結合荷重を決定し、出力値を求める。ここで、出力値の誤差が少なく、計算時間の短縮を考えてユニット数の少ないものが適応度が高い個体とみなされる。評価関数は式 (2) で与える。

$$f(I_i) = \alpha \frac{1}{\varepsilon} + \beta N \quad (2)$$

α 、 β はそれぞれ定数であり、 ε は出力誤差、 N はユニットの数とする。遺伝的演算を繰り返し、最適なニューラルネットワークの構造を決定し、選ばれたメッシュにおける次時刻のエコー強度の予測を

行う。全メッシュのエコー強度の予測の際には、選ばれたメッシュの次時刻のエコー強度を入力とし、全メッシュの次時刻のエコー強度を出力とする新たなニューラルネットワークを構成する。なおここでは、入力層と出力層のみのニューラルネットワークとする。

4 降雨予測

レーダエコー強度 Z と降水強度 R の関係は、通常、式 (3) の形で表される。

$$Z = BR^\beta \quad (3)$$

ただし、 B 、 β はレーダ定数と呼ばれ、粒径分布に依存する。実際は、粒径分布は降水の種類によっても異なるし、鉛直方向にも一様ではなく、 B 、 β も一定ではない。本研究では β の値を固定し、 B の値の推定と降水強度の予測を行う。いま、図 3 のようなパーセプトロン型のニューラルネットワークモデルを構成し、入力エコー強度と標高データ、出力は降水強度とする。求められた降水強度を上式に代入することにより B の値が推定される。さらに求められた降水強度や B の値を次時刻での予測の際に再び入力する。

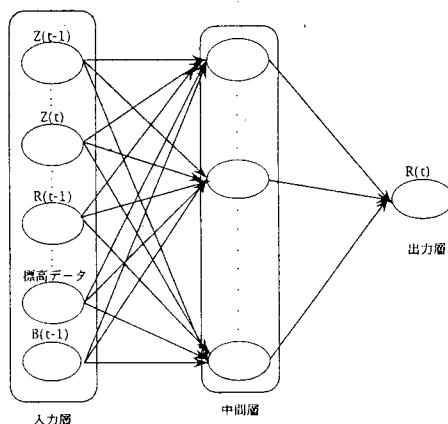


図3 降雨予測のニューラルネットワーク

5 結果と考察

結果と考察については講演時に述べる。