局所ファジィ再構成によるレーダ雨量計での降雨量予測

岐阜大学工学部　正会員　小尻　利治
岐阜大学工学部　正会員　本城　勇介
岐阜大学工学部　学生員○加藤　一男

1.はじめに

本研究は、災害防止のための降雨量予測を目的とし、レーダ雨量計での降雨量予測精度を向上させようとするものである。そこで、レーダ雨量計の情報を用いてニューラルネットワーク、遺伝的アルゴリズム(GA)などの人工知能技術を活かし降雨量予測を行うものである。加えて、降雨現象の発達・衰弱過程にカオス理論を導入して降雨量予測を行うものである。特に、局所ファジィ再構成法を用いることにより、短期予測の性能を改善することを目的としている。

2.降雨予測の概要

レーダ雨量計は、御在所レーダを用いる。本研究では、東西方向８１ｋｍ、南北方向９９ｋｍの範囲を取り出して解析を進める。それを６個に分割し東西方向２７ｋｍ、南北方向３３ｋｍのエコーデータを入力とするニューラルネットワークを構成する。

レーダ雨量計から得られるエコー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リカレント型のニューラルネットワークを構成し予測を行う。（ニューロⅠ）降雨予測も、リカレント型のニューラルネットワークを用いエコー強度と標高データを入力に加えて、出力は降雨強度とする。（ニューロⅡ）ここでも、ニューラルネットワークにおける予測値をカオス理論を用いて修正し、最終的な予測値とする。

3.カオス理論による降雨予測

3.1　カオス的短期予測

カオス的短期予測とは、発達・衰弱過程の統計的性質を把握し、カオス理論予測を行うものである。まず、y(t)の時系列データから、遅れ時間の大きさをτとして、n次元の再構成状態区間において以下のようなn次元ベクトルを作成する。遅れ時間の決定方法には、y(t)の自己相関係数が、最初に０となる時刻とする。

$$X_t=(y(t),y(t-\tau),\cdots,y(t-(n-1)\tau)) \quad (t=((n-1)\tau+1)\sim N) \qquad (1)$$

次に、次式より、相関次元の算出を行う。

$$C(r)=\lim_{N\to\infty}\frac{1}{N^2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\theta\left(r-|X_i-X_j|\right) \qquad (2)$$

ここで、関数$\theta(r)$は、xが正の時１、負の時０となるヘビサイド関数ある。n次元空間において、そのアトラクタ上の１点$X_i(i=1,2,\cdots N)$を中心に半径のn次元超球を考え、残りの(N-1)個に対し$X_j(j=1,2,\cdots N;i\neq j)$との距離が半径r以内のものとして数える。したがって、相関次元は$C(r)=r^m(r\to\infty)$によって定義されることになる。ここで$n\geq 2m+1$で埋め込み次元を決定する。

3.2　局所ファジィ再構成法

観測された時系列データをTakensの埋め込み定理を用いて、n次元再構成状態空間に有限個数のデータベクトルからなるなめらかな多用体を構成する。この埋め込み操作により再構成された状態空間とアトラクタ軌道に関して、最新に観測された時系列データを含むデータベクトルZ_tとその近傍のデータベクトルX_iのsステップ後のデータベクトルX_{i+s}への軌道を用いて、Z_tの近未来の軌道を推定し、sステップ先のデータベクトルを求める。

短期予測をするにあたり、対象とする力学系の持つダイナミクスをファジィルールにより言語的に表現する。すなわち、

$$IF\ a_j(T)\ is\ \tilde{y}_j(i)\ THEN\ a_j(T+s)\ is\ \tilde{y}_j(i+s) \quad (j=1\sim n)$$

$a_j(T)$：Z(T)の近傍値x（i）のn次元再構成状態空間におけるj軸成分
$y_i(i)$：x(i)のn次元再構成状態空間におけるj軸成分

となる。最新のデータベクトルZ(T)のj軸成分を$a_j(T)$に代入し、ファジィ推論を行うことにより、sステップ先の予測値は、$a_j(T+S)$として求められる。具体的には、j軸成分において

$$\tilde{y}'_j(T)=\frac{\sum_{i=1}^{m}y_j(a_i)\mu_i}{\sum_{i=1}^{m}\mu_i} \qquad (3)$$

μ_i：ファジィグレード
m：近傍ベクトル数

求めたファジイグレードを用いてsステップ先の予測を行う。

$$\tilde{y}'(T+s)=\frac{\sum_{i=1}^{m}y_i(a_i+s)\mu_i}{\sum_{i=1}^{m}\mu_i} \qquad (4)$$

$a_j(T+s)$：$Z(T+s)$の近傍値$x(i)$の
n次元再構成状態空間におけるj軸成分
$y_j(i+s)$：$x(i+s)$の
n次元再構成状態空間におけるj軸成分
となる。

4.適用と考察

本研究で用いた降雨量予測のニューラルネットワークの構造を図1に示す。また、GAでパラメータ推定を行った結果を表1に示し、ニューラルネットワークの各層の個数を表2に示す。ニューロⅠの入力層に関して前時刻、現時刻における降雨エコーがそれぞれ4個と6個存在し、東西方向、南北方向の移動速度ベクトルは、存在するとみなされた。また、ニューロⅡ関しても現時刻、次時刻における降雨エコーがそれぞれ5個と6個存在し、地上雨量データと標高データは、存在するとみなされた。

図2は局所ファジィ再構成法の適用例である。この図は、1時間先、すなわち、6ステップ先の降雨量予測の結果である。カオスの適用に際しては、遅れ時間$\tau=3$、埋め込み次元$n=3$であった。表3に図2と同地点における、10分先、1時間先の局所ファジィ再構成法とグラム・シュミットの直交系法での予測結果での相関係数を比較する。表より相関係数は、10分先、1時間先共に改善されたことがわかる。図3は、式(3)で用いたファジィグレードを求めるn次元の前件部のメンバーシップ関数である。

結果、及び、詳細については、講演時に述べる。

［参考文献］
1）杁山義弘　小尻利治：降雨擾乱のカオス性を考慮したレーダ雨量予測、岐阜大学修士論文、（1996）
2）合原一幸　五百旗頭正：カオス応用システム、朝倉書店、（1995）

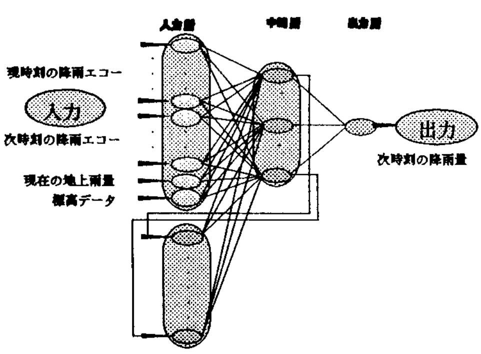

図1　ニューロⅠのネットワークモデル

表1　GAのパラメータ

	個体総数	交差率	突然変異率
ニューロⅠ	15	0.5	0.03
ニューロⅡ	25	0.3	0.01

表2　各層の個数

	入力層	中間層	出力層
ニューロⅠ	12	21	1
ニューロⅡ	13	19	1

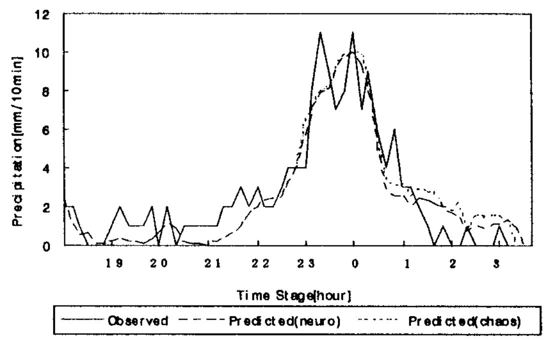

図2　1時間先の降雨量予測の結果

表3　相関係数の比較

予測手法	相関係数	
予測時間	10分	1時間
ニューロ	0.9	0.922
ニューロ＋カオス（グラム・シュミット）	0.844	0.848
ニューロ＋カオス（局所ファジィ）	0.881	0.925

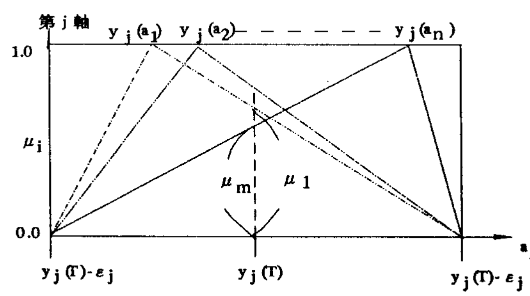

図3　前件部μ_iのメンバーシップ関数