

II-11

ニューラルネットワークを用いたメソ・スケール降雨系の時・空間分布予測

室蘭工業大学大学院 学生員 安藤雪絵

室蘭工業大学工学部 正 員 藤間 聡

1. はじめに

本報は、メソ・スケールの寒冷前線に伴う降雨の時・空間構造をニューラルネットワークを用いて予測するものである。学習及び予測に必要な降雨場は観測データの代わりに、降雨モデルで発生させた時・空間降雨パターンを使用した。この方法は観測データの精度と観測誤差に左右されない利点を有する。最適の降雨構造を予測するためにニューラルネットワークを構成する中間素子数、シグモイド関数のパラメータを変化させ、それぞれの最適同定値を決定した。

2. 二次元ポアソン過程に基づく降雨パターン発生モデル

本報では、寒冷前線帯のスケールを考慮した100km程度のメソβスケールを解析領域とし、降雨発生 of の最小単位である降雨セルを前線上に発生、発達及び集合させて降雨パターンモデルを作成する¹⁾。

降雨セルはポアソン過程に従い確率的に独立した空間に分布し、ランダムなパラメータを含む式に従って時・空間に降雨を発生するものと仮定する。

$$i(t, r) = i_0 i_t(t) i_s(r) \quad \dots (1)$$

$$i_t(t) = \exp(-\alpha t) \quad \dots (2)$$

$$i_s(r) = \exp(-r^2 / 2D^2) \quad \dots (3)$$

ここに、 i は降雨セル発生時からライフタイム t でのセル中心からの距離 r における降雨強度、 i_0 はセル発生時の降雨強度、 i_t は降雨強度の時間的、 i_s は空間的減衰をそれぞれ表す。また、(2)式の α は降雨セルのライフタイム決定定数で減衰期のみを考慮し、(3)式の D はセルの空間的広がりを示す特性距離を表す。本解析で用いたパラメータは、セル中心の降雨強度 $i_0 = 10\text{mm/h}$ 、空間特性距離 $D = 1.25\text{km}$ とし、 α は平均0.3、分散0.1の正規乱数を与えた。

降雨セルの発生位置は気象衛星ひまわりの雲画像を解析した結果、ポアソン過程に従うことから(4)式の確率密度関数により決定する。

$$f(r) = 2\pi r \lambda \exp(-\pi \lambda r^2) \cdot (\pi \lambda r^2)^k / k! \quad \dots (4)$$

ここに、 λ は単位面積当たりの降雨セル数、 k は降雨セル数を示す。

上述の降雨モデルを用いメソβスケールで降雨セルを発生し、時・空間的变化の過程を再現するモデルを構築する。本解析は、解析領域 $90\text{km} \times 90\text{km}$ の左最下端を降雨セル群の中心とし、10個の降雨セルを確率密度関数(4)式に従い同時に発生させる。図-1は、一事例としてモデルの中央 $60\text{km} \times 60\text{km}$ の範囲を 2.5km の 24×24 の円で分割し、クラスター化した降雨セルの時・空間分布構造の変化を示す。

3. ニューラルネットワークによる降雨の時・空間変化予測モデル

上記モデルで発生させた降雨の時・空間変化のパターンを予測するため、降雨パターンを画像情報とし直接取り入れ、計算を簡素化することのできるニューラルネットワークを用いる。

3.1 ニューラルネットワークの基本構造

本報では図-2に示す入力、中間、出力の3階層型モデルを用いる。各素子は次層内の全素子と結合し情報を伝達する。各素子間は結合の

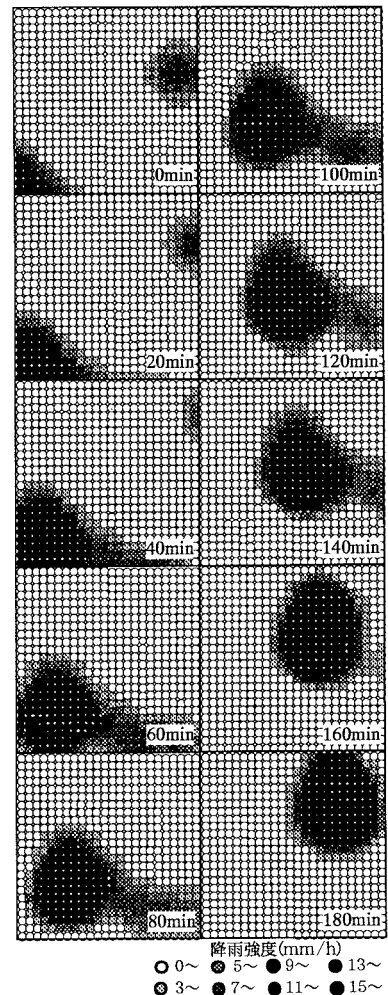


図-1 降雨パターンモデル

重みを表わす結合荷重 W と、閾値 θ が設定されている。ある入力値 S を入力層に与えると、結合荷重 W との荷重和 x を入力とし、(6)式に示すシグモイド関数により一般的には、 $[0\sim 1]$ の値で出力される。シグモイド関数は図-3に示すよう荷重和の絶対値が大きい領域では勾配が小さくなるため、ネットワーク学習時における荷重と閾値の修正を過小に評価する性質を有する。(6)式中の u は勾配を規定するパラメータで、 u が小さくなるにつれて傾きが急になり、0に近づく程0-1値をとるステップ関数に近似する。

$$x = \sum_{j=1}^L S_j W_{ij} + \theta \quad \dots (5)$$

$$f(x) = 1 / (1 + e^{-x/u}) \quad \dots (6)$$

ネットワーク学習とは入力データ S と教師データ T の対である学習パターンを与え、ネットワークで再現できるようバックプロパゲーション則に従い荷重 W 、閾値 θ を修正することに帰着される。

3.2 ニューラルネットワークを用いた降雨予測モデル

本解析のネットワークは、降雨モデルの1ドットを1データとする $24 \times 24 = 576$ 個の入・出力素子数から構成される。ここで、図-1における0minから160minまで60min間隔の降雨パターンを入・出力として合計6組の降雨パターンを用いてネットワークの学習を行った。図-4は、中間素子数を120とし、傾き u を0.25, 1.0, 4.0とした場合の誤差曲線を示す。この図から、シグモイド関数はゆるやかな $u=4$ の場合が収束が速いことが認められる。これは、降雨域が解析領域で限定され、シグモイド関数の値が0か1近傍に集中するため u が小さいと誤差修正量が小さく、最適の荷重及び閾値を得られないことに起因すると考えられる。

中間素子数の決定に関しては、素子数にある幅をもたせて最適数を決定した。図-5は素子数を90, 120, 150とした場合の誤差曲線を表わす。90素子の場合、素子数が少なく十分な学習が行えず教師データに対する二乗誤差が大きい。150素子の場合、学習データ中のノイズまで学習し二乗誤差が大きくなる。この結果から、120素子の中間層が最適と考えられる。

4. 解析結果

本解析では、中間素子数120個、入出力素子数576個、傾き $u=4.0$ 、学習回数3000回を経て荷重、閾値の最適同定を行った。この荷重、閾値を用いて120minモデルを入力データとし、180minモデルを目標モデルとして予測を行った。解析結果を図-6に示す。予測パターンと目標パターンを比較すると、強雨域の発生位置、範囲に多少の予測の誤差が生じているが、良好な再現性を示している。

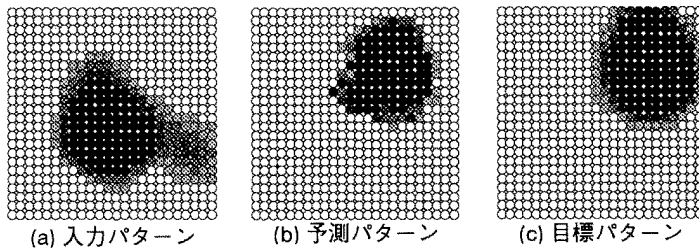


図-6 降雨セル群の時空間変化予測

参考文献

- 1) 安藤雪絵・他、確率過程によるメソ・スケール降雨系のモデル化、土木学会北海道支部論文集、第51号、pp.18-21、1995

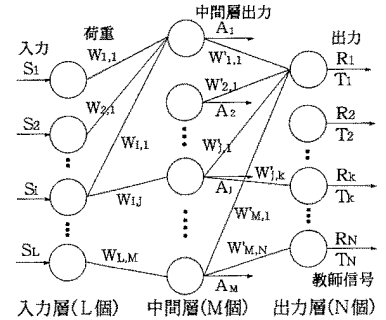


図-2 ニューラルネットワークモデル

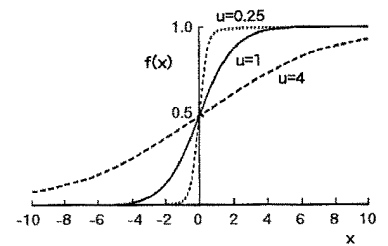


図-3 シグモイド関数

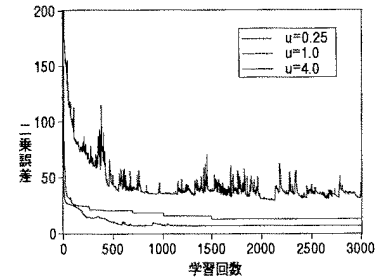


図-4 u の二乗誤差比較

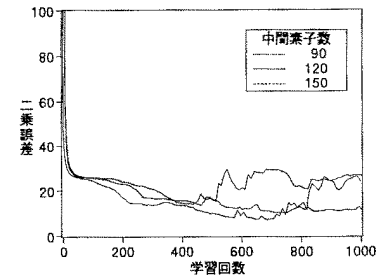


図-5 学習回数の二乗誤差比較