

II-5

確率過程によるメソ・スケール降雨系のモデル化

室蘭工業大学 学生員 安藤雪絵
室蘭工業大学 正員 藤間 聡

1. はじめに

豪雨出水時の流出予測に必要な降雨予測は、雨量レーダ観測体制の整備に伴い現実化しつつあるが、降雨消長機構が未解明のため、現段階では確立された降雨予測法が存在しないのが実状である。

本研究は、短期間降雨予測を行うため、まず、降雨強度の時空間分布の変化パターンを発生させるモデルを作成する。ここでは降雨発生を最小単位である対流性セルを対象とし、気象衛星データに基づくポアソン過程によりメソ・スケール降雨系のモデル化を行う。次に、この降雨発生モデルの出力に基づき降雨空間分布とその時間変動形態をニューラルネットワークを用いて予測するモデルを構築する。

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

北海道地方で発生する豪雨は梅雨、台風起因するものがほとんどなく、大部分が低気圧に伴う寒冷前線性降雨である。この降雨は前線帯でセル構造をもつ積乱雲から発生し、メソβのスケールをもつ現象である。従って、解析領域の空間スケールは100km程度のメソβスケールとし、降雨現象はメソγスケールの対流性降雨セルの発生、発達、減衰及び集合から成る確率過程で表現できるものとする。このメソβスケールの解析領域を図-1に示す北海道胆振地方の東西90km、南北90kmに定めた。

2.1 降雨セルの発生位置とその空間分布

図-2は、1994年5月27日5時の寒冷前線性降水雲の気象衛星ひまわり赤外画像を示す。画像データは距離5kmの分解能を有し、白色画素は降水雲、黒色画素は海岸線をそれぞれ示す。降水雲か否かの判定は可視画像のアルベドと赤外画像の雲頂温度に基づく評価法を採用して行った。

降水雲の空間分布性状の規則性を検討するため、降水雲が存在する南北110km、東西60kmの領域を10kmの格子網で分割し、各小矩形内に存在する降雨セル数を求めた。ここで、降雨セルの空間分布がポアソン過程に従うと仮定し、危険率5%で χ^2 検定を行った結果、 $\chi^2=4.84 < \chi_{0.05}^2=7.8$ となり、降雨セルの空間分布はポアソン分布に従うことが認められる。従って、降雨セルの発生個数はポアソン過程に規定される確率過程といえる。ポアソン過程の独立性、定常性及び希少性の三条件を考慮すると、降雨セルがある任意の領域内にk個発生した場合のセル群の中心から各セルの中心までの距離rは次式の確率密度関数によって与えられる。

$$f(r) = 2\pi r (\pi r^2 \lambda) \exp(-\pi r^2 \lambda) / k! \quad (1)$$

ここに、rは基準点からの距離、λは単位面積当たりの降雨セル数、kは降雨セル数をそれぞれ示す。

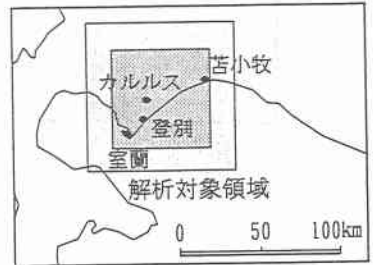


図-1 解析対象領域

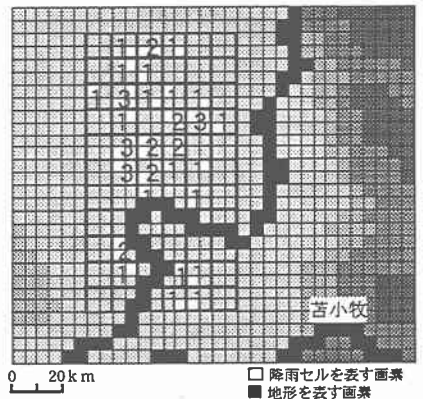


図-2 降雨セルの空間分布

Modeling of Rainfall System at Meso Scale Using Stochastic Poisson Process.

by Yukie ANDO and Satoshi TOHMA

2.2 降雨強度の時空間変化

降雨セルは(2)式に従って降雨を発生するものと仮定する。

$$i(t, r) = i_0 i_t(t) i_s(r) \quad (2)$$

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 はセル中心の降雨強度の時間的減衰、 i_s は降雨強度の空間的減衰をそれぞれ表す。

降雨強度の時間に伴う減衰を指数減衰と仮定する。

$$i_t(t) = \exp(-\alpha t) \quad (3)$$

ここに、 α は降雨セルのライフタイムを決定する定数を表す。

減衰期のみをモデル化する上式では降雨セルの全ての特性を有することはできないが、数学的取扱いを容易にし同定の困難なパラメータの導入を避けるために用いる。

セル中心からの距離 r に伴う空間的な降雨強度の減衰は次式で示す指数関数で表されるものとする²⁾。

$$i_s(r) = \exp(-r^2/2D^2) \quad (4)$$

ここに、 D はセルの空間的広がりを示す特性距離を表す。

上述の降雨モデルによるメソβスケール降雨の発生手順は次のとおりである。

- (1) 降雨セルの発生個数を定める。
- (2) 図-3に示す解析領域の左最下端を降雨セル群の中心とし、ポアソン過程に基づく確率密度関数(1)式に従って各セルの中心位置を求める。
- (3) 確率変数である(2)、(3)式中の降雨強度 i_0 と時間的減衰定数 α を正規乱数を発生させて値を決定する。
- (4) (4)式から降雨セルの空間スケールを求める。
- (5) 卓越風の速度に従って各セルを移動させる。

以上の手順に従って構築された降雨モデルの一例を図-4に示す。降雨パターンは図-3に示す90km×90kmの解析領域の左最下端を降雨セル群の中心とし、9個の降雨セルを確率密度関数(1)式に基づき発生させたものである。なおモデルにおいては解析領域の中央部60km×60kmの範囲を直径2.5kmの24×24の小円で分割し、小円内の降雨強度を2mm/h刻みで表示している。本例で用いたパラメータは、セル中心降雨強度 $i_0=10$ mm/h、空間特性距離 $D=1.25$ kmとし、 α は平均0.3、分散0.1の正規乱数を与えた。メソβスケールで降雨が生じた場合、それに付随する風速場の解明が必要となる。ここでは、卓越風向、風速として胆振地方における1992年～1993年の寒冷前線通過時の雲画像解析からそれぞれ南西風、20km/hを与えた。これらの図から降雨セルはランダムに分布せず、数個のセルがクラスター化されて出現していることが認められる。

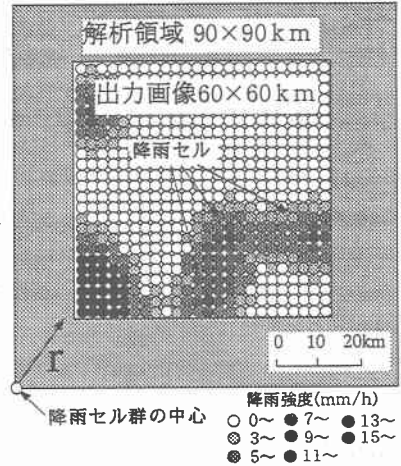


図-3 降雨セル群の発生

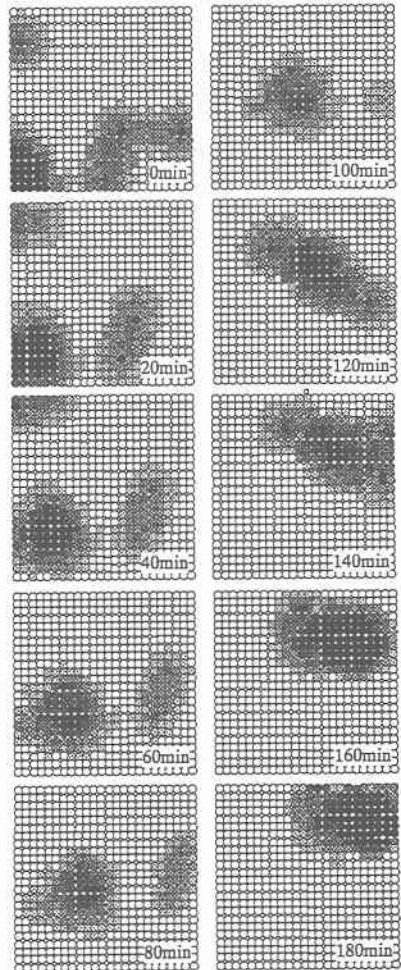


図-4 降雨モデルパターン

3. ニューラルネットワークによる降雨の経時変化予測モデル

降雨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、本解析ではニューラルネットワークを用いる。この方法は計算機に降雨パターンを画像情報として記憶させ、入力画像が与えられた時、過去の類似したパターンを記憶の中から呼び出して、数時間後の変化を予測するものである。

3.1 ニューラルネットワークの基本構造

ニューラルネットワークとは、人間の脳の仕組みを工学的に理論化したモデルであり画像などのパターン認識に適している。本解析で用いるニューラルネットワークは図-4に示す入力、中間及び出力の3層で構成される階層型モデルである。このモデルにおいて、入力層の素子に与えられた降雨パターン情報は、中間層の素子を通して出力層の素子まで伝達され、ある降雨パターンを出現させる。各層の素子は次層の全素子と結合し、その全てに結合荷重 W が設定されている。各素子は(5)式に示す入力値 S と結合荷重 W との加重和 x を入力として受け、この入力に応じて次層に伝達する出力を決定する。入力-出力の変換関数には(6)式に示すシグモイド関数を用いる。この場合、出力の最大値は1、最小値は0となる。なお入力層だけは出力関数を用いず、入力パターンを入力素子の出力値とする。

$$x = \sum_{i=1}^L S_i W_{ij} + \theta \quad (5)$$

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

ここに、(5)式中の θ は閾値、(6)式中の u はシグモイド関数の傾きを与える係数を表す。

結合荷重及び閾値の最適同定は、バックプロパゲーションといわれる最急下法に類する方法で行われる。この方法は、提示された全てのパターン P の入力 $|S|_0$ に対して、それぞれネットワークが出力すべき理想的なパターン $|T|_0$ と実出力パターン $|R|_0$ との誤差二乗和 W_0 を求め減少させるよう(7)式に従って結合荷重を修正し、与えられた入出力パターンを満たすような結合荷重を求めていくものである。閾値においても同様の方法で修正を行う。

$$W_{2ik} = W_{2ik} + e (T_k - R_k) R_k (1 - R_k) A_j / u \quad (7)$$

ここに、(7)式の e は学習効率を調整するための係数で、通常0.25と、0.75の間にあり³⁾、ネットワークの学習速度を表す。この値が非常に大きい場合には、ネットワークは不安定になり満足のいく学習が行われない。逆に、この値が小さい場合には学習は極端に遅くなる。全ての入力パターンに対応した出力パターンが得られると、ネットワークは学習されたという。このように結合荷重、閾値は学習を行うことにより自動的に最適同定されるので、これらの初期値は任意の値を与えてよい。本解析では、計算機で発生させた危険率5%の χ^2 検定を満足する10組10,000個の一樣乱数の中で χ^2 が最小となる組の乱数を $[-1, +1]$ の範囲に変換して結合荷重及び閾値の初期値として使用する。ここで、入力、中間及び出力層における素子数の設定について考える。入、出力層の素子数は、降雨セルの空間スケールを考慮して1素子が5 kmのスケールに相当するものとして144個とした。中間層に関しては、最適な素子数を決定する方法がなく、試行錯誤法に基づき求めている。一般的な傾向として、素子数が少なすぎると誤差二乗和が増大して学習は達成されない。逆に多すぎると、誤差は小さくなるが、素子数の増加に伴い結合荷重の総数が増加し、過剰な計算時間を要する。ここでは、素子数を増加させても誤差二乗和の差異が微小となる30個を中間層の素子数とした。

構築したネットワークの結合荷重、閾値の最適同定値を得るため、6組の教師入出力パターンを用いた小

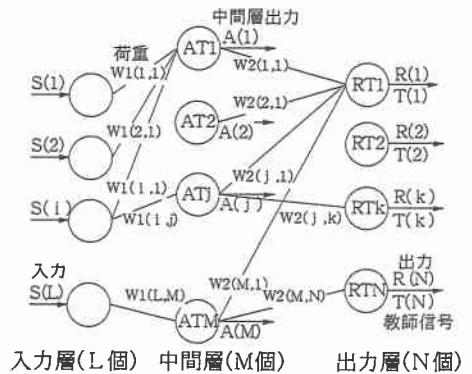


図-5 ニューラルネットワークモデル

規模の学習を試行した結果、誤差二乗和がほぼ収束する5,000回を最適学習回数とした。また、(6)式中の係数 u については、1.2から2.8まで0.4刻みに値を変化させて最適値を1.2、(7)式中の e は0.2とした。

3.2 降雨経時変化予測モデル

構築された降雨パターン発生モデルを用いてネットワークの学習を行う場合、予測に必要なとされる計算時間の短縮目的として、図-4に示す24×24個の小円を隣合う4個で平均を取り、12×12個の円から構成される降雨パターンに変換している。また、ネットワークにおける出力は(6)式に示すシグモイド関数によって [0~1] の値で制御されるため、全ての値を最大値で割り変換されたものを使用する。

降雨パターンは、図-4の0-60min, 20-80min, 40-100min, 60-120min, 80-140min, 100-160min, 120-180minを、それぞれ60分間隔の組み合わせとし、7組の降雨パターンを作成する。最初の6組をネットワークの学習用、最後の1組を予測用とし前述の条件より結合加重、閾値の最適値を得た。

図-6は予測した結果を示す。図-6a, b, c はそれぞれ入力、目標出力、予測降雨パターンを表示する。予測パターンは目標出力パターンの強雨域及び形状特性を良好に再現していることが認められる。本モデルでは計算機容量の制限で入、出力層の素子数は144個としたが、さらに素子数を増加させると降雨モデルのパターン情報が平均化されることなく、より一層の再現性の改善が認められると推測される。

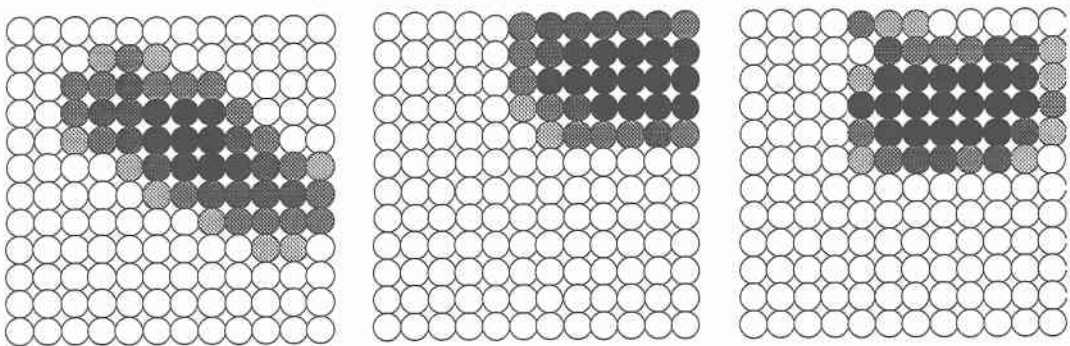


図-6 (a) 入力降雨パターン

(b) 目標降雨パターン

(c) 予測降雨パターン

4. 結び

本研究は、ポアソン過程に基づくメソ β スケール降雨系を再現する降雨パターン発生モデルとそのモデルで発生させた降雨パターンの経時変化を予測するモデルの構築を行った。降雨パターン発生モデルに関しては、ニューラルネットワークは十分の精度で降雨のNowcastが可能であることを示した。一方、降雨パターン発生モデルに関しては、降雨消長過程が未解明であり、今だ基礎段階であるためモデルの適否について言及できない。今後、降雨セルの発達過程及びセルのクラスター化を考慮し、物理的に根拠のあるモデルに発達させる予定である。

参考文献

- 1)井形淳・藤間聡, ニューラルネットワークによるGMSデータを用いた降雨域の推定, 水工学論文集, 第38号, pp.39-44,1994.
- 2)Rodriguez-Iturbu, et al, Spatial modeling of total storm rainfall, Proc.R.Soc.London,Ser.A,403, pp.27-50,1986.
- 3)Dayhoff, J (桂井浩訳), ニューラルネットワークアーキテクチャ入門, 森北出版株式会社,p.72,1990.