

II-43

ポアソン過程によるメソ・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 智

1. はじめに

水文現象を予測するためには降雨の予測が必要であり、特にメソ・スケールの降雨予測は流出解析、豪雨災害軽減などの情報源として極めて重要な役割を果たす。降雨予測を正確に行うためには降雨機構の解明が不可欠となる。しかし、観測データから降雨機構を明らかにすることはデータの空間密度の不足等により一般に困難を伴う。本研究は、降雨の最も単純な機構である積雲対流に伴う降雨セルを対象とし、観測データに基づくポアソン過程によりメソ・スケールでの降雨セル群発生機構のモデル化を行う。その後、ニューラルネットワークを用いて降雨セル群の時空間的変化の過程を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モデルの構築

本報では、寒冷前線帶のスケールを考慮して解析領域を100km程度のメソ・スケールとし、前線上に発生する積雲スケールの降雨セル群の発生過程をモデル化する。

降雨セルの時空間分布性状は(1)式で示されるものとする。

$$g(r, t) = i_0 g_1(r) g_2(t) \quad \cdots (1) \quad g_1(r) = e^{-\alpha r} \quad \cdots (2) \quad g_2(t) = e^{-\beta t} \quad \cdots (3)$$

ここに、 g はセル発生時からライフトイム t でのセル中心から距離 r の地点降雨強度、 i_0 は降雨セル中心の降雨強度を示す。 g_1 はセルの空間分布、 g_2 は同じく時間分布を表す関数であり、ここでは寒冷前線に伴う降雨観測資料からそれぞれ(2)、(3)式で示す指數関数を与える。なお、降雨セルは発生、発達、減衰及び消滅の過程を有するが、解析を容易にするためRodriguezらのモデル¹⁾と同様に発生、減衰のみを考慮する。

次に、メソ・スケールでの降雨セルの発生過程を考察する。図-1は寒冷前線通過時の北海道地方のひまわり赤外雲画像を示し、白色画素は降水雲、黒色画素は地形を表す。降水雲か否かの判定は井形・藤間の基準²⁾を援用して行った。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70km、東西130kmの領域を10kmの格子網で分割し、各小矩形内の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、 $\chi^2 = 5.04 < \chi_{\alpha}^2 = 5.99$ となり、降雨セルの空間分布はポアソン過程に従うことが認められる。従って、降雨セルの発生地点は、(4)式で示される確率密度関数を満足するポアソン乱数で決定される。

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

ここに、 r はある基準点からの距離、 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。

上記の降雨モデルを用いて、90×90kmの空間スケールでの降雨セルの発生とその分布の経時変化を再現する。メソ・スケールで降雨が生じた場合、それに付随する風速場と気圧場が存在する。本解析では、卓越風向、風速として1992～1993年の2カ年のひまわり雲画像解析からそれぞれ南西、20km/hを与え、降雨に伴う気圧変動は微小と仮定して無視した。また、(1)～(3)式中の物理量は既往の寒冷前線降雨データを用いて決定し、セル中心降雨強度は $i_0 = 10\text{mm/h}$ とし、減衰係数 α, β はそれぞれ平均0.3、0.27、分散0.1の正規乱数を与えた。図-2は10個の降雨セルを領域内でポアソン過程に従って発生させた後、60分及び100分経過の降雨パターンを示す。各降雨セルの平均ライフトイムがほぼ20分程度であり、時間の経過とともに降雨セルの発生、消滅及び強雨域の形状変化が生じている。

3. ニューラルネットワークによる降雨系の経時変化予測モデルの構築

降雨モデルで発生させた降雨セル群で構成される降雨系の経時変化を予測するモデルを構築する。予測モデルには降雨パターンを画像情報とする入・出力が可能なニューラルネットワーク(以後、NNと記す)を用いる。本解析で用いたモデルは図-3に示す入力、中間及び出力層から構成される三階層型システムである。各層は多数の素子で構成され、各素子は次層の全素子と結合して情報を伝達する。各素子間は結合の強度を

表す荷重 W と閾値 θ が設定されている。情報伝達のアルゴリズムは、中間層の各素子は(5)式で示される情報 x を入力層から受け、これを(6)式で定義されるシグモイド関数 $f(x)$ で変換して出力層へ情報 AO を伝達する。中間層と出力層間においても同様の情報伝達が繰り返される。

$$x = \Sigma S \cdot WI + \theta \quad \cdots(5) \quad f(x) = 1 / (1 + e^{-x/u}) \quad \cdots(6)$$

ここに、 x は中間層素子への入力情報、 S はシステムへの入力情報、 WI は入力～中間層間の荷重、 u はシグモイド曲線の傾きを変化させる係数をそれぞれ表す。

現時刻の降雨パターンを NN に入力し、必要とする時刻の予測パターンを得るには NN の学習が必要となる。学習はバックプロパゲーション則に基づき必要な入出力パターンを記憶できるように $[-1, 1]$ の一様乱数で与えた初期荷重 W と閾値 θ を修正する。本解析では、入力素子数144、中間素子数30、出力素子数144とし、既知の入出力パターンセットに関して約5000回の学習を経て荷重と閾値の最適同定を行った。

図-4(a)は入力降雨パターン、(b)は NN で1時間先を予測した降雨パターン、(c)は目標出力パターンをそれぞれ示す。予測パターンは目標出力パターンの分布性状の特徴を再現していることが認められる。

4. 結び

本報では、ポアソン過程に基づく降雨セル群の時空間構造を再現する降雨モデルとその経時変化を予測するモデルの構築を行った。解析はいまだ基礎的段階であり、モデルの有用性については言及できないが、今後、多数の観測資料を用いて実降雨現象の再現を行い、モデル化の可能性を検討する予定である。

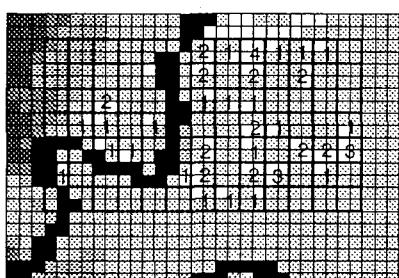
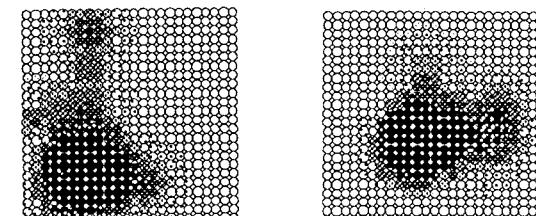


図-1 降雨セルの空間分布
(1992年6月8日18時ひまわり赤外画像)



(a) 降雨発生後60分経過 (b) 100分経過
図-2 降雨セル群の経時変化

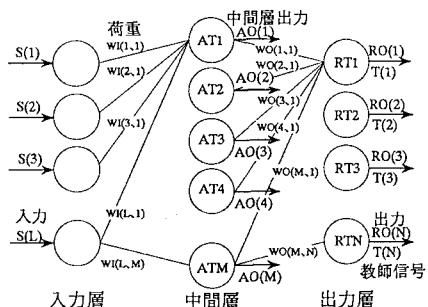
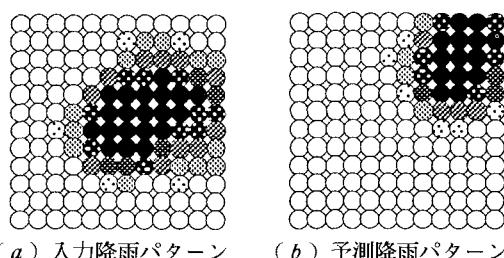


図-3 三階層型ニューラルネットワーク



(a) 入力降雨パターン (b) 予測降雨パターン
(c) 目標出力パターン

降雨強度 (mm/h)	
○ 0~	◎ 4~
○ 1~	● 6~
○ 2~	● 8~
◎ 3~	● 10~

参考文献 1) Rodriguez-Iturbe, I. et al, Spatial modeling of total storm rainfall, Proc. R. Soc.

London, Ser. A, 403, pp. 27-50, 1986. 2) 井形淳・藤間聰, ニューラルネットワークによる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.