

自己組織化マップを利用した梅雨期特有の気象場の分類

CLASSIFICATION OF METEOROLOGICAL FIELDS CHARACTERIZED BY
BAIU SEASON USING SELF-ORGANIZING MAP

西山浩司¹・遠藤伸一²・神野健二³・河村 明⁴
Koji NISHIYAMA, Shinichi ENDO, Kenji JINNO, and Akira KAWAMURA

¹正会員 理修 九州大学助手 工学研究院 (〒812-8581 福岡市東区箱崎6丁目10-1)

²学生会員 九州大学大学院工学府都市環境システム工学専攻 (〒812-8581 福岡市東区箱崎6丁目10-1)

³正会員 工博 九州大学教授 工学研究院 (〒812-8581 福岡市東区箱崎6丁目10-1)

⁴正会員 工博 九州大学助教授 工学研究院 (〒812-8581 福岡市東区箱崎6丁目10-1)

In this study, complicated atmospheric patterns in a rainy season (BAIU) in the south-western Japan was classified into eight groups, using the Self-Organizing Map (SOM) algorithm, which converts complex nonlinear features into simple two-dimensional relationships. The groups can be basically represented by five meteorological fields; (1) dry air masses, (2) anti-cyclonic flow due to the Pacific high pressure, (3) the existence of the BAIU front between dry and wet regions, (4) the intrusion of a large amount of water vapor, (5) passages of typhoon and low pressure system. One of the groups has notable feature represented by high precipitable water accompanied by strong wind components (Low Level Jet), which is a typical meteorological field that causes disastrous heavy rainfall events in the northern Kyushu. Therefore, it may be expected that the classification of meteorological fields and associated extraction of heavy rainfall phases contribute to determining whether heavy rainfall occurs or not in a target area as well as the enhancement of the accuracy for the rainfall prediction.

Key Words : Self-Organizing Map (SOM), BAIU, heavy rainfall, Precipitable Water (PW)

1. はじめに

降雨予測手法の1つとして、実際の雨量と関連する予測因子を、数値予報モデルの出力結果から選択し、重相関手法やニューラルネットワークなどの統計手法を用いて、雨量と予測因子との統計的関係式を作成する手法がある¹⁾。これは、MOS (Model Output Statistics) 手法²⁾と呼ばれ、気象庁では、目先48時間程度を対象にした短期予報の支援資料の作成のために採用されている。また、数値予報の出力結果は、一般にも利用可能であるため、洪水予測への各種入力情報を得る目的で、降雨予測手法を独自に構築することもできる。短期予報を目的とした現在の気象庁予報モデルであるRSM (Regional Spectrum Model) は、今後、格子間隔の細分化、新たな物理過程と非静力学スキームの導入等、モデルの改善が進むことになるので、降雨予測の精度向上が期待できる。

しかし、MOS手法による雨量と予測因子との統計的

関係の構築が不十分な場合、降雨予測の精度に悪影響を及ぼす可能性がある。統計的関係式を構築の際、特に考慮すべき点の一つは、降雨を引き起こす物理的特性や降雨の時空間的特徴を十分に反映させることである。例えば、降雨がどんな気象場の下で発生したか、それが対流性なのか層状性なのか、その降雨の特徴が局地的で広域的なのか、時間的に短時間なのか長時間なのか、など様々な形態を考慮する必要がある。また、その発生も季節や地域によって大きく違うことも注意すべき点である。そのため、多様な降雨の特徴を一つの統計的関係式で表現することは避けるべきであり、いくつかのグループに層別化した上で、それぞれ統計的関係式を構築することが望まれる³⁾。

そこで重要になってくる点は、‘いかに分類するか’である。具体的な分類例として、アメリカ気象庁 (National Weather Service) では、局地スケールの降雨が多い暖気期と総観規模の擾乱によって降雨が発生する寒候期に分割する。さらに、各地の気候特性に基づいて

アメリカ全土を分割し、領域ごとに雨量と予測因子との間の統計的関係を構築する¹⁾。その他の分類例としては、降雨予測の前段階に降雨の有無を判定し、降雨ケース、無降雨ケースの各ケースで作成された統計的関係式に基づいて雨量を予測する方法もある⁴⁾。

以上の分類は、発生しやすい降雨イベントを捉える割合を多くするために地域の気候特性に着目した分類、また、頻度の多い無降雨のケースを除くことを目的として施された分類を示している。これらの分類は、間接的に現象を分類していることになるが、直接扱ったものではない。実際、気象場の空間的特徴やそれに含まれる気象要素が、降雨の発生要因や降雨の特徴を決めていることを考慮すれば、それらの点を十分に反映した分類、即ち、現象面に着目した分類が望ましいと考える。そこで本論文では、梅雨前線の活動とそれに伴う暖湿気流の流入によって特徴付けられる梅雨期を対象にして、複雑な気象場を分類することを目的とする。また、分類された気象場と北部九州の豪雨との関連性についても調べる。分類のための手法として、多次元の複雑な関連性を視覚的に分類することを可能にする自己組織化マップ (SOM : Self-Organizing Map) アルゴリズム⁵⁾を採用する。

2. 自己組織化マップ (SOM)

(1) アルゴリズム

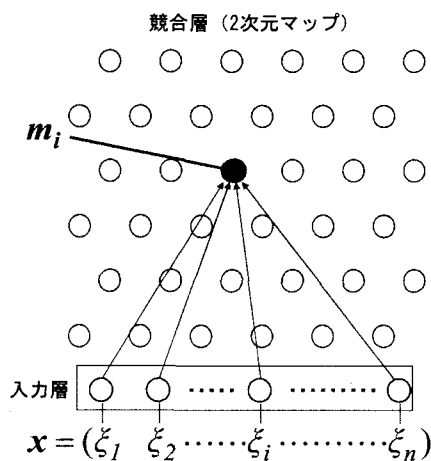


図-1 SOMの基本構造

SOMは、図-1に示すように、入力層と競合層の2層からなる教師なしのニューラルネットワークである。入力層は、 n 次元の入力ベクトル $\mathbf{x} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$ に対応するように、 n 個のノードによって構成される。一方、競合層では一般に、近傍のノード間の位置関係が六角形になるような2次元配列になっている。競合層（2次元マップ）のノードには、入力ベクトルと同じ次元を持つ重みベクトル $\mathbf{m}_i = (\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{in})$ が割り当てられる。入力ベクトルの特徴は、次に示すSOMアルゴリズムによる学習

後、2次元マップ上の重みベクトルによって表現されるようになる。

SOMアルゴリズムの計算過程は、入力ベクトルの正規化と重みベクトルの初期化の後、次のように行われる。まず、入力ベクトルの値が与えられると、2次元マップ上の全てのノードに割り当てられている重みベクトルと比較され、両者のユークリッド距離 $\|\mathbf{x} - \mathbf{m}_i\|$ が最小になるノード c （勝者ノード）が探索される。次に、各ノードの重みベクトルは、次式に示されるように近傍関数 h_{ci} に従って修正される。

$$\mathbf{m}_i(t+1) = \mathbf{m}_i(t) + h_{ci}(t, \|\mathbf{r}_c - \mathbf{r}_i\|) [\mathbf{x} - \mathbf{m}_i(t)] \quad (1)$$

$$h_{ci}(t, \|\mathbf{r}_c - \mathbf{r}_i\|) = \alpha(t) \cdot \exp \left(-\frac{\|\mathbf{r}_c - \mathbf{r}_i\|^2}{2\sigma^2(t)} \right) \quad (2)$$

ここに、 t は学習回数、 $\mathbf{r}_c$ 、 $\mathbf{r}_i$ は、それぞれ勝者ノード c とノード i の位置ベクトルを示す。本論文では、近傍関数に対して、式(3)のように勝者ノード位置を中心としたガウス分布が与えられる。また、学習率 $\alpha(t)$ と近傍半径 $\sigma(t)$ は、総学習回数を T として、学習回数とともに小さくなるように次式で設定する⁶⁾。

$$\alpha(t) = \alpha(0) \frac{T-t}{T} \quad (3)$$

$$\sigma(t+1) = 1 + (\sigma(t) - 1) \frac{T-t}{T} \quad (4)$$

以上のような近傍関数の特性から、勝者ノードに近いノードの重みベクトルほど修正量が大きくなるように競合学習が行われ、その修正の程度は学習回数とともに小さくなる。尚、本論文では、初期の学習率と近傍半径を、それぞれ0.2と5に設定する。

この一連の操作（式(1)から(4)）を、繰り返すことによって、最終的には、複雑な入力ベクトルの特徴が、マップ上の各ノードの重みベクトルで表現され、位置的に近いノード群は互いに類似した特徴を持ち、反対に遠いノードどうしは、互いに異なった性質を持つように組織化される。同時に、全ての入力ベクトルは、各々最も特徴に近い重みベクトルを含むノードに割り当てられる。よって、マップ上のある領域に存在するノード群を選択すれば、類似した特徴を持った入力ベクトルを抽出することができる。

(2) 対象領域と入力ベクトルの設定

本論文では、梅雨期における暖湿気流の流入を表現するために、可降水量 (PW) 及び850hPa面の風速成分（ランベルト座標上の東西成分と南北成分）の3要素を選ぶ。これらのデータは、東アジア域の気象庁領域客観解析データのGPV（1日2回：0900JST, 2100JST）から抽出される。このデータセットは、緯度経度方向に20km間隔の格子点、鉛直方向に21の気圧面からなり、気温、露点差、風向・風速、ジオポテンシャルの情報が各気圧

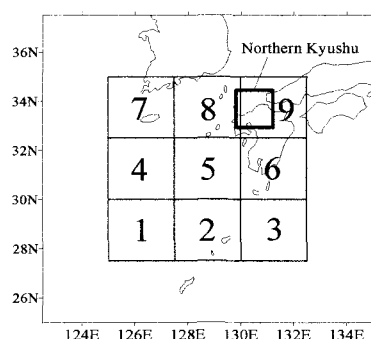


図-2 対象領域

面に格納されている。次に、北部九州の降雨と梅雨期の気象場との関連性を調べるために、対象領域を、図-2のように、九州を北東側を含むように設定する。その対象領域は、さらに9個の小領域に分割され、各要素の領域平均値が与えられる。

以上の設定に基づいて、対象領域における梅雨期の気象場の特徴を、可降水量、風速成分（2成分）の3要素からなる入力ベクトルで表現することにする。各要素は9領域、すなわち9個のデータで構成されるので、入力ベクトルは、合計 27 次元で表現される。その並びは、可降水量（ PW ）、風の東西成分（ U ）、南北成分（ V ）の順で次式のように表す。

$$x = (PW_1 \cdots PW_9, U_1 \cdots U_9, V_1 \cdots V_9) \quad (5)$$

尚、入力ベクトルは、成分ごとの最大値と最小値を用いて、（正規化前の値－最小値）／（最大値－最小値）として正規化される。また、添え字の番号は、図-2 に示すように対象領域内の小領域の番号を示す。

(3) 2次元マップの作成

本論文では、マップの大きさを10×10に設定し、1996年から1998年までの6,7月のデータ（合計366ケース）を学習させて、梅雨期の気象場を表現した2次元マップを作成する。ここで、7月を梅雨期に含めて扱った理由は、梅雨明け後の気象状態が、明瞭な夏型の気圧配置と区別できない場合、即ち、梅雨前線や台風の影響を受けた場合が多かったためである。

3. クラスタ分類

学習後の2次元マップ上で、近接したノードが互いに類似した特徴を持っていることを考慮すれば、近傍のノード群は、ある特徴を持ったクラスターを形成していると考えられる。そこで本論文では、2次元マップ上のノードを、U-Matrix法⁷⁾とK-Means法⁸⁾に基づいて、複数のクラスターに分類する。

最初に、U-Matrix法を使って、全ノードを複数のクラスターに分類する。この方法では、最初、2次元マップ

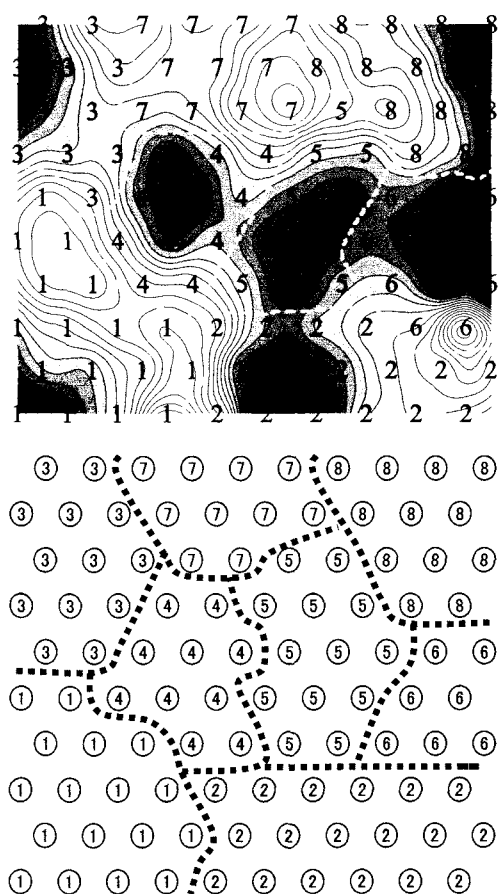


図-3 上図はU-matrix法に基づいてあらかじめ分類されたクラスターを示す。下図は、K-Means法によって最終的に分類されたクラスターを示す。

上の各ノードと最近傍のノードの重みベクトルの間で距離が計算され、その平均距離が各ノードに与えられる。最近傍のノードとは、六角形で囲まれた最短距離の6個のノードを指す。マップの端に位置するノードは、最近傍に2～5個のノードが存在する。この平均距離が大きいほど周囲のノードと特徴が異なることを意味するので、その平均距離が小さいほど濃い色で表現すると、マップ上で、山に囲まれた谷領域（濃い色）に含まれるノード群が、類似した特徴を持ったクラスターと判断できる。そこで、完成した2次元マップを使って、図-3の上図のように近接するノード間の平均距離をコンターで表した。その結果、山を示す領域が3つ程度確認でき、一方で、谷領域が7つ確認された。また、中央部では複数の谷が横長に連なっている形状をしており、谷と谷の間に、不明瞭であるが尾根が確認できる。以上のような起伏の特徴を考慮すると、尾根付近を境界にして、8つのクラスターに分類できることがわかる。但し、全体的に尾根の両側に勾配が小さいため、異なるクラスターを隔てる明瞭な境界になっていない。よって、次に述べるK-Means法によって、どのクラスターに属するか明瞭でない境界領域のノードを再配置する。

K-Means法では、最初、あらかじめ分類された各クラ

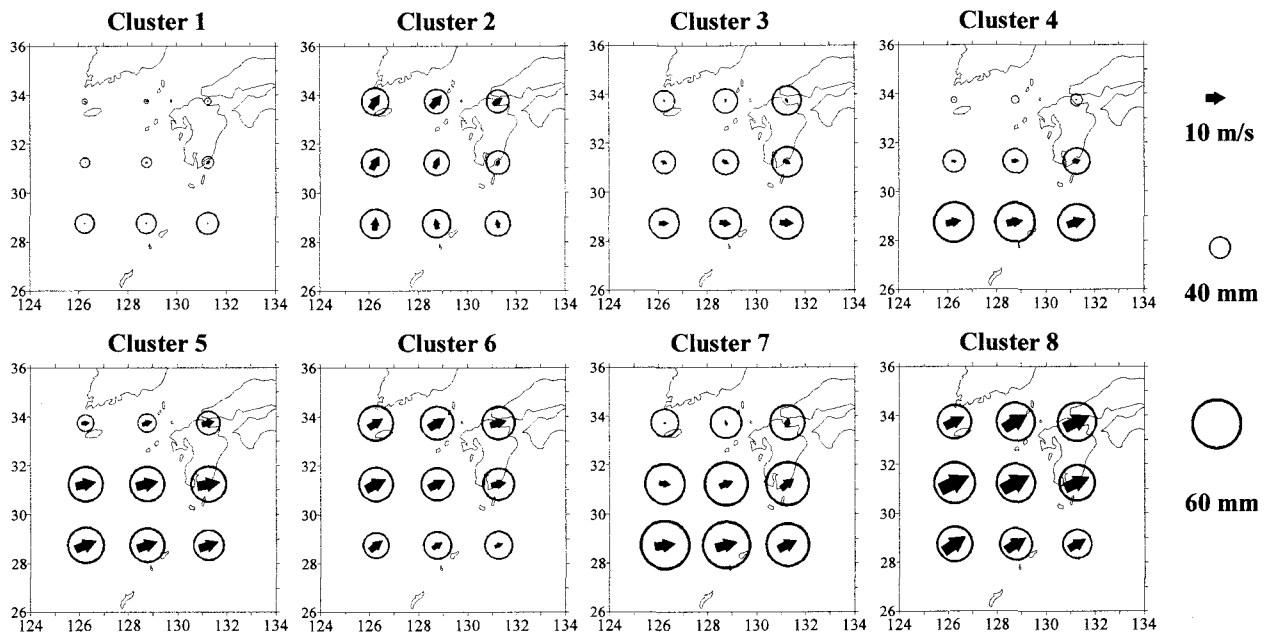


図-4 可降水量と風速によって表現された梅雨期の気象場の分類

スターに対して、内部に含まれるノードの重みベクトルの平均値が計算される。次に、各ノードと各クラスターの平均重みベクトルの間の距離が計算され、その距離が最小になるクラスターが選択される。もし、元々属していたクラスターと異なったクラスターが選択されれば、そのノードは新たなクラスターに属する。この操作を全てのノードに関して行い、ノードのクラスターへの再配分が行われる。この過程は、ノードの再配置がなくなるまで繰り返し行われる。以上の手続きに基づいて分類された結果は、図-3の下図に示されるように、クラスター境界に位置する11個のノードが、K-Means法によって再配置された。

4. 分類された気象場の特徴

本論文では、前節のK-Means法を使って分類された8つのクラスターの特徴について考察する。さらに、その特徴が、北部九州の雨量とどのような関連性があるか調べる。

(1) 梅雨期の雨量の抽出

ここでは、図-2の太枠で示される北部九州（福岡市近傍GPVを中心とした約100 km四方）を対象にして、梅雨期のメソ対流系の特徴を表現することができるように雨量を抽出する。

梅雨前線が活発化している状態では、多くの水蒸気を含んだ下層の空気が、太平洋高気圧の西側に沿って、西日本に流入しやすくなる。この気象状態になると、1993年の鹿児島豪雨や1982年の長崎豪雨を代表として、メソ

対流系の中に幅50～100 km程度の規模を持つバンド状、或いはそれと同規模の塊状の降雨域（対流域）を伴い⁹⁾、その通過に伴って、短時間に大量の降雨がもたらされることが多い。以上のことを考慮すると、メソ対流系の雨量の特徴は、対象領域を通過中にもたらされる最大の雨量によって表現することが適切と考えられる。よって、GPVの設定時間（0900、2100JST）から3時間以内に限定して、対象領域内で得られた最大の1時間雨量（RADAR-AMeDAS解析雨量）を選択することにする。

(2) 各クラスターの特徴

各クラスターの気象場の平均的な特徴を示すために、各クラスター内に含まれるノードの重みベクトルを平均して得られる可降水量と風速の場を図-4に示した。また、その気象場の特徴と北部九州の雨量との関連性を示すために、各クラスターに含まれる降雨イベントに対する雨量の頻度分布を表-1に示した。これ以降、 $R \geq 30$ mm/hを豪雨として扱う。

クラスター1は、全体的に風速、可降水量がともに小さい。この特徴は、北側の乾燥した空気の影響を受けていることを示している。よって、梅雨前線が九州のはるか南方に位置しているケースを多く含んでいた。この場合、北部九州では下層が乾燥しているため、無降雨の頻度が多い。

クラスター2は、時計回りの風向を示していることから、太平洋高気圧の影響が対象領域内に及ぶ典型的な夏の気象場を示している。このクラスターは、無降雨のケースが多いが、可降水量が大きいため、局地的な強い降雨も含まれる。

クラスター3は、可降水量が大きく、対象領域の南側

表-1 各クラスターに含まれる降雨イベントに対する雨量の頻度特性

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
R=0	53	52	11	26	25	11	7	1
0<R<10	6	5	20	2	19	13	13	13
10≤R<20	2	3	6	1	2	3	9	10
20≤R<30	0	1	5	1	1	4	2	14
30≤R<40	0	0	1	0	1	3	4	9
40≤R<50	0	1	1	0	0	0	1	2
R≥50	0	0	0	0	0	0	0	2
合計	61	62	44	30	48	34	36	51

で西よりの風の影響を受けている。これは、台風や低気圧の反時計回りの風系の影響を示している。可降水量が大きいため、無降雨の頻度が少なく、比較的強い降雨を含んでいる。

クラスター4では、北緯26°～30°の領域の可降水量が大きく、それよりも北側で可降水量の勾配が大きい特徴を持っている。一方、クラスター5は、可降水量の大きい領域が、さらに北側に張り出した特徴を示している。従って、クラスター4は、九州の南側の海洋上に梅雨前線が存在するケースを多く含んでいた。この場合、北部九州は乾燥域を示し、無降雨が殆どであった。一方、クラスター5は、梅雨前線が南部九州まで北上しているケースを多く含んでいた。北部九州は前線北側に位置するため、10 mm/h以下の弱い雨のケースが多かった。

クラスター6、7、8では、無降雨の頻度が圧倒的に少なく、反対に豪雨の頻度が多い。その共通した特徴は、全体的に可降水量が大きく、湿った空気が北部九州に流入していることを示している。その違いは、風の向きと大きさの違いを反映している。クラスター6は、強い風の領域が北側にあり、対象領域が太平洋高気圧周辺部に位置するケースを示す場合が多かった。クラスター7は、強い風の領域が南側にあった。しかし、台風や低気圧の影響もあって風系が複雑化したケースが多く、気象場の特徴が全般的に不明瞭であった。クラスター8は、全体的に風が強い特徴を持っている。次節で詳しく述べるが、どのケースも梅雨期の典型的な豪雨場を示していた。

5. 豪雨場の抽出

30 mm/h以上の豪雨の発生に着目すると、1996年から1998年の過去3年間に発生した豪雨は25ケースあり、そのうち21ケースがクラスター6～8に含まれ、湿った空気が流入する気象場で発生したことがわかる。この中で、クラスター8は、梅雨前線が北部九州付近に位置しているケースを多く含んでいる。豪雨の頻度は他のクラスターに比べて多く、51ケースの中に13ケースも豪雨を含んでいる。50 mm/h以上の豪雨を含む唯一のクラスター

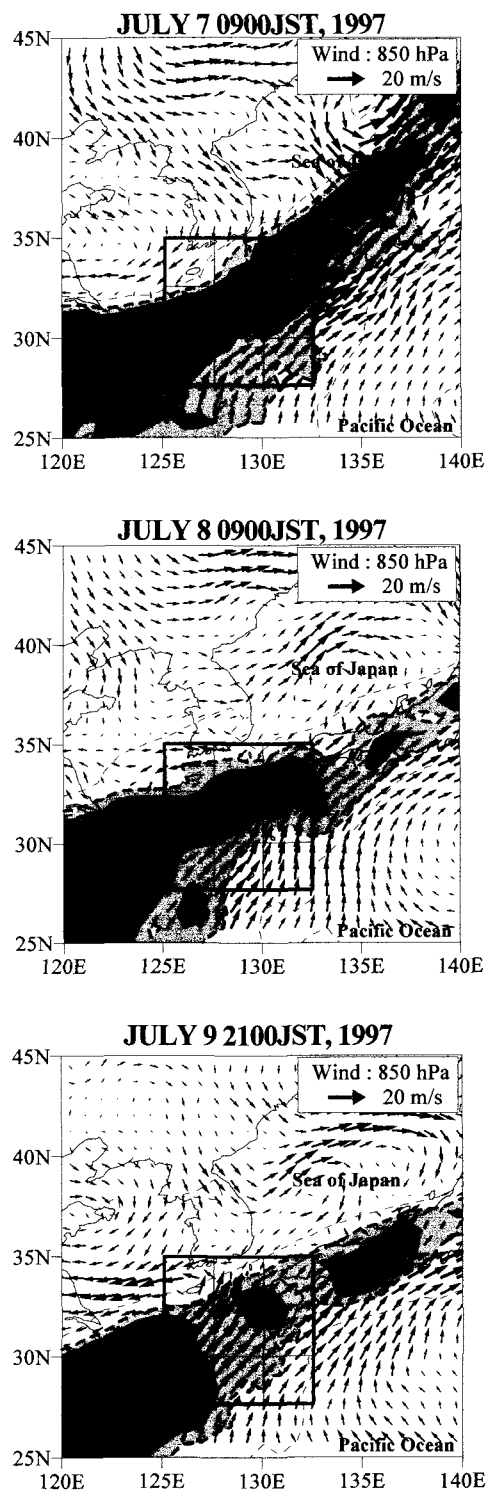


図-5 出水豪雨発生前の3日間でクラスター8に属した気象場を示す。図中のコンターラインは可降水量を示し、40 mmから5 mmおきに描かれている。

でもある。逆に、無降雨のケースは、1ケースを含むのみである。よって、このクラスター8に属するケースは、その殆どで降雨を伴い、しかも豪雨になる可能性が最も高いことを意味する。そこで本論文では、クラスター8に着目して、実際の気象場の特徴を調べる。

クラスター8は、図-4に示されるように、強い南西風

表-2 1999年6,7月のケースの各クラスターへの反応状況

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
R=0	18	12	13	10	2	0	4	0
0<R<10	0	9	5	5	4	0	6	6
10≤R<20	0	1	0	0	4	1	3	3
20≤R<30	0	0	0	0	0	0	0	4
30≤R<40	0	2	0	0	0	0	0	2
40≤R<50	0	0	0	0	0	0	0	1
R≥50	0	0	0	0	0	0	0	3
合計	18	24	18	15	10	1	13	19

と大きな可降水量によって特徴付けられる。その注目すべき例として、1997年7月4日から12日までの9日間、対象領域の気象場はクラスター8に属したことが挙げられる。梅雨前線は、最初朝鮮海峡付近に存在し、対象領域が太平洋高気圧の周辺部に位置していたが、7日には梅雨前線が北部九州まで南下して、12日まで停滞し、前線の活動が活発だった。実際、北部九州で豪雨が発生している。そこで、7日から3日間の気象場を図-5に示す。いずれのケースも、南西からの強い風（Low level Jet）と、南西から北東に向かって舌状に延びるような水蒸気量の空間分布特性（湿舌）を伴う典型的な豪雨場を示していた。この影響は、南部九州にも及び、11日には出水で降り始めからの雨量が500 mm近くに達し、土石流が発生している。以上示した気象場の特徴は、クラスター8に属するその他全ての豪雨のケースに共通する特徴であった。

次に、1999年6,7月のケースを学習後のSOMに入力して、各ケースがどのクラスターに属するか検証した。各クラスターの反応状況を雨量レベル別に表-2に示す。その結果、20 mm/h以上の強い降雨に着目すると、その殆どがクラスター8に含まれていた。このケースの中に、1999年6月29日時間雨量105mmを記録した福岡豪雨が含まれていた。従って、クラスター8は、梅雨期の豪雨を特徴付けるクラスターであることがわかる。

6. 結論

本論文では、多次元の複雑な関連性を視覚的に分類することを可能にする自己組織化マップ（SOM：Self-Organizing Map）アルゴリズムを用いて、九州列島を含む東シナ海領域を対象にして、梅雨期の複雑な気象場を分類し、U-Matrix法とK-Means法に基づいて、複数のクラスターに分類した。その結果、8つのクラスターに分類され、対象領域内の梅雨期の気象場は、1）全体的に乾燥した空気の影響を受けている場合、2）梅雨前線が九州列島に向かって北上、または南部九州にかかっている場合、3）全体的に多量の水蒸気を含んだ風系の影響を受けた場合、4）太平洋高気圧の影響を受けた場合、5）台風や低気圧の影響で、北または西よりの風を引き

込んでいる場合の大きく5つの特徴を示すことがわかった。このうち、2）と3）は梅雨期の典型的な特徴を示している。

次に、北部九州の豪雨と強く関連するクラスターを対象にして、気象場の特徴を調べた。その結果、豪雨を引き起こしたケースはどれでも、南西からの強い風と、南西から北東に向かって舌状に延びるような水蒸気量の空間分布特性を伴う典型的な豪雨場を示していた。

次に、学習後のSOMに、1999年6,7月のケースを入力して、どのクラスターに属するか検証した。その結果、北部九州の豪雨の多くは、豪雨と関連するクラスターに反応し、上記の典型的な豪雨場と同じ特徴を示した。豪雨と関連するクラスターは、福岡豪雨のような災害を引き起こした豪雨を含み、南部九州の出水豪雨とも密接に関係することを考慮すれば、豪雨場を抽出する上で重要なクラスターであると考えられる。

以上の結果から、自己組織化マップとクラスター分類手法を利用して、複雑な梅雨期の気象場を分類し、豪雨場を抽出することが可能であることがわかった。今後、以上の分類を通して、予報等の実務レベルで、随時更新提供される気象場が豪雨を引き起こすかどうかの判定が可能である。また、分類された豪雨ケースを利用して、豪雨に特化した降雨予測も可能になるだろう。

参考文献

- 1) Antolik, M. S. : An overview of the National Weather Service's centralized statistical quantitative precipitation forecasts, J. Hydrol., Vol.239, pp.306-337, 2000.
- 2) Glahn, H. R., Lowry, D. A. : The use of Model Output Statistics (MOS) in objective weather forecasting, J. Appl. Meteorol, Vol.11, pp. 1203-1211, 1972.
- 3) 立平良三：新しい天気予報，東京堂出版，1994.
- 4) Olsson, J., Uvo, C. B., Jinno, K., Kawamura, A., Nishiyama, K., Koreeda, N., Nakashima, T. and Morita, O. : Neural network for rainfall forecasting by atmospheric downscaling, Journal of Hydrologic Engineering, Vol.9, No.1, pp. 1-12, 2004.
- 5) Kohonen T., : "Self-Organizing Maps", Springer Series in Information Sciences, Vol. 30, 1995.
- 6) 徳高平蔵，藤村喜久郎，山川 烈：自己組織化マップ応用事例集，海文堂出版，2002.
- 7) Ultsch, A., Siemon, H. P. : Kohonen's self organizing feature maps for exploratory data analysis, Proceedings of INNC'90, International Neural Network Conference, Kluwer Academic Publisher, Dordrecht, Netherlands, pp. 305-307, 1990.
- 8) Lopez, H., Machon, L. : Self-organizing map and clustering for wastewater treatment monitoring, Engineering Applications of Artificial Intelligence, Vol. 17, pp. 215-225, 2004.
- 9) 吉崎正憲：メソ対流系（II），天気，46，pp. 833-841，1999

（2004.9.30 受付）