

31. 梅雨期の豪雨イベントに関連した 広域気象背景場の抽出とその経年変動

大庭 雅道^{1*}・豊田 康嗣¹・野原 大輔¹・吉田 義勝¹・門倉 真二¹

¹一般財団法人電力中央研究所（〒270-1194 千葉県我孫子市我孫子1646）

* E-mail: oba-m@criepi.denken.or.jp

時空間的に複雑に変動する日本域の夏季気象場を理解するために、パターン分類手法の一種である「自己組織化マップ」を導入することによって、過去の日本域の降水現象に関連した気象パターンの分類を行うと共に、その変化傾向を調査した。分類には相当温位、気圧面高度場、東西・南北風のJRA-55再解析データをを用いた。日本域夏季の豪雨と関連の深い気象パターンを抽出したところ、地域ごとに、関連が深い気象パターンが異なることがわかった。また、解析対象期間54年間(1958~2011年)において、豪雨の背景場としての広域気象パターンの発生頻度に長期変動が見られた。

Key Words : *self-organizing maps, baiu, extreme rainfall, climate variability*

1. はじめに

豪雨や渇水などの極端現象・異常気象が温暖化の影響によって頻発化することが懸念されている。我が国においても、防災・インフラ設備への被害軽減や高度な気象・気候予測情報を活用した維持管理を目的として、本格的な温暖化への適応策を検討する必要性が高まりつつある。特に、梅雨前線の強化等に伴う豪雨・洪水の発生は、河川周辺・ダム設備の防災・運用・保守管理などに多大な影響を与える。設備に大きな影響を与える洪水の発生には、数日～1週間程度の広域スケールの気象場と関係していることが多い。したがって、温暖化によって日本周辺の広域気象場の時空間分布が変化することは、日本における豪雨・洪水の発生頻度の変化に繋がると考えられる。また、日本域の降水が周辺の広域気象場から受ける影響を正しく把握することは、ダム等設備の防災と維持管理・運用計画等に資すると考えられる。しかしながら、日々の広域気象場の温暖化にともなう変化とその日本域の降水に与える影響は未だ完全に理解されておらず、温暖化に対する適応を検討する上での不確実要素となっている。

地球規模の温暖化の予測や影響評価は、様々な気候モデルによって行われる。これらのモデルの中で

は、大気・陸面・海洋・海氷の数値シミュレーションの結果から、詳細な気候変化の予測情報が得られる。気候モデルの結果から設備に対する温暖化影響を検討する場合、時空間的に解像度の粗い気候モデルデータから詳細な気候変化情報を導出するダウンスケーリングが必要となる。空間解像度の高い領域モデルを用いる力学的ダウンスケーリングでは、物理プロセスに基づいたダウンスケーリングが可能であり、物理的整合性を持った気候情報を取得することが可能であるが、温暖化時の極端現象を予測するために、様々な温暖化シナリオに対して、全球モデルによる温暖化予測と同様の期間(~100年程度)、力学的ダウンスケーリングを実施するには膨大な計算資源が必要となり、不確実性の幅を力学的ダウンスケーリングのみから評価することには限界がある。膨大な気候モデルの出力結果から将来的な温暖化影響を評価するには、統計的・力学的両手法から結果を確認することが望ましい。

温暖化影響だけでなく、豪雨イベントの予測および警告は、被害軽減の最も重要な要素のうちの1つであると考えられる。しかしながら、正確な降雨予報は、気象予測モデルおよび観測の不確実性により、今だ困難である。日-週スケールの豪雨の発生には、総観規模の環境場と関連する場合が多い。そこで、

気象モデルの予測結果と気象パターン分類とを併用した確率的な降水予測手法が考案されている(e.g., Garavaglia et al. 2010; Brigode et al. 2013)。このような観点から、総観気象場の分類は、気候シグナルとローカルの極端現象の間を結びつけるツールになりえると考えられる。そこで、本研究では梅雨期における広域気象場の変動パターンの分類を行い、広域気象場と降水との関連性を調べると同時に、地域的な差異や長期的な変化傾向を調べることを目的とする。

2. 手法とデータ

(1) 自己組織化マップ

本研究ではパターンの分類手法として、自己組織化マップ(Self-Organizing Map: SOM, Kohonen, 1982)を用いた。自己組織化マップはT. Kohonenによって提案された分類手法であり、空間を持った「マップ」の組み合わせで実現される人工ニューラルネットワークの一種である。SOMには、任意次元のマップ上(本研究では二次元マップ)において、パターンを類似度に合わせて分類できるという特徴がある。この手法は工学・医学を初めとして様々な分野に応用されており、気候・気象の解析においても近年適用例が増えてきている(e.g., Leloup et al. 2007; Iseri et al. 2009)。Nishiyama et al. (2007)では、豪雨の発生環境についての気象学的知見に基づき、SOMを駆使して、豪雨の予測手法を開発を行っている。構築された豪雨診断・降雨予測手法では、雨量に関する予測結果だけでなく、気象状態のパターンが診断され、そのパターンと類似する過去のイベントを検索することが可能であることを示しており、地域的な確率豪雨予測に応用できると考えられる。

SOMは通常、入力層と競合層から成る2層構造のニューラルネットワークを形成しており、入力層の入力ベクトル(分類したいデータ、ここでは気象場の空間分布)を基に反復学習することで、入力ベクトルの分布パターンを分類していく。競合層は参照ベクトルと呼ばれる多次元ベクトルを持つ任意の数のノードで表現されており、学習前の参照ベクトルは乱数で構成されている。入力ベクトルと参照ベクトルの差(ユークリッド距離)を取り、最も差の小さい(似ている)ノードを勝者ノードとし、勝者ノードとその近傍のノードが、より入力ベクトルに近づくように反復学習を行っていく。

(2) 解析手法

自己組織化マップではマップの空間は任意で指定

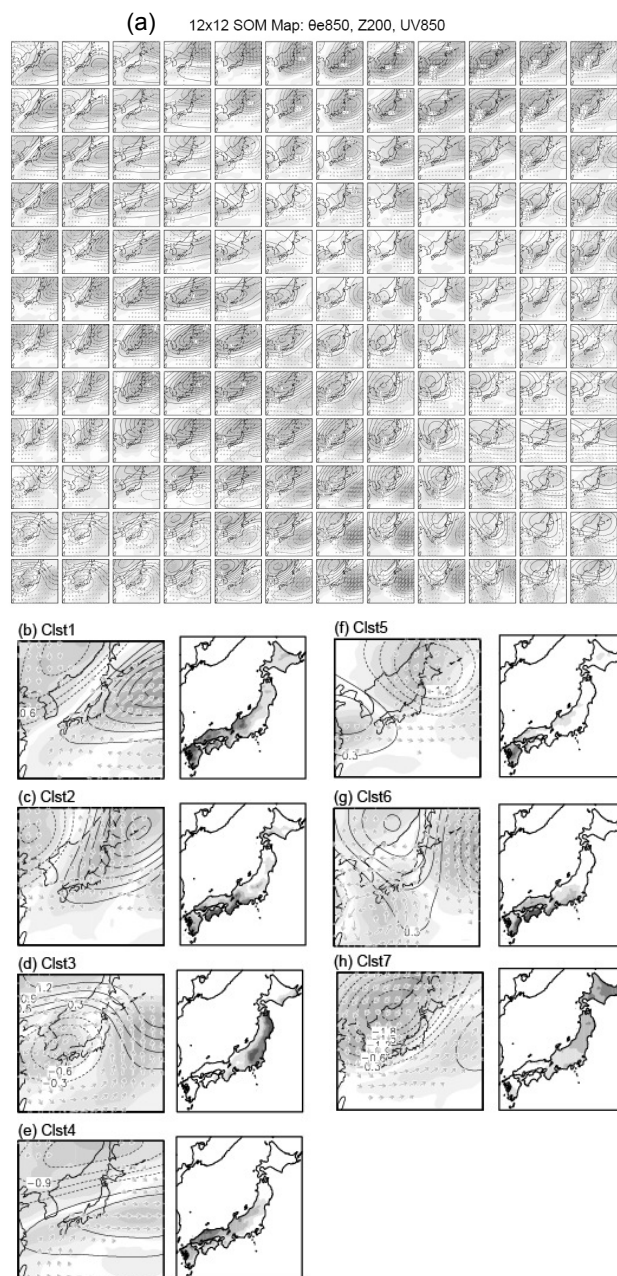


図-1 (a) 12x12 SOM から得られた気象総観場。気象場の分類は規格化された日平均の850-hPa 相当温位(赤-青陰影)・200-hPa 気圧面高度場(黒線)・850-hPa 風速(緑矢)の偏差。JRA55の6・7月の1958-2011年のデータを使用。(b)-(h) 豪雨と関係する典型的な気象場と規格化されたクラスター平均降水量。

することができる。しかしながら、極端に少ないノード数の SOM を使用すると極端現象などの発生頻度の低いパターンを捉えにくくなってしまう。本研究ではこの点を踏まえつつも、入力ベクトルと勝者ベクトルの差(エラー)の合計が比較的小さく、かつ視覚的に把握しやすい範囲で 12x12 のマップを使用した。SOM によって得られたパターン(参照ベクトル)の解釈をより容易にするために、マップ上の参照ベクトルをクラスター分析に基づいてクラスター化した。

(3) データ

解析には全球再解析データと高解像度の日本域降水グリッドデータを使用した。再解析データには、気象庁で作成された JRA-55 長期再解析(Ebita et al. 2011)の日平均データを用いた。降水量には、雨量計観測から得た日降水量データをもとに作成された APHRODITE (Asian Precipitation Highly Resolved Observational Data Integration Towards Evaluation) 's Water Resources プロジェクトによる解像度 0.25 度×0.25 度の高空間分解能日降水量グリッドデータ (Kamiguchi et al. 2010) を使用した。

(4) 解析領域と期間

気象場として JRA-55 の 850-hPa 東西風、南北風、相当温位、200-hPa 気圧面高度場の 4 つの要素を SOM の入力ベクトルとし、日平均の気候値からの偏差 (1958-2011 年の気候値からの差) に SOM を適用した。適用変数に複合要素を使用することにより、データの持つバイアスを低減させるとともに、より複雑なパターンをよりの確に取得できる。ここでは複合要素を入力ベクトルとするため、各要素の単位を解消するよう、規格化を行った。なお、相当温位とは、空気塊を断熱上昇させ、含んでいた潜熱をすべて放出したときに漸近する温位を意味している。空気塊の中で水の凝結(雲の生成や降水)が起きても保存される量であり、大気の状態の不安定性を捉えるのに適している。また、上空の気圧面高度場は中緯

度における定常ロスビー波の伝播やジェットの南北移動に伴う気圧場の影響を捉え、下層の水平風は気圧配置の代替になるとともに、熱帯からの影響を捉えるのに適していると考えられる。

3. 日本域の梅雨期気象場への SOM の適用

(1) 豪雨に関連したパターンの抽出

図 1a は 3294 (61 日×54 年) 個の入力ベクトルをノード数 12×12 (計 144 ノード) の SOM に適用した結果 (それぞれのノードにおける参照ベクトル) を示している。SOM による解析では、参照ベクトル (パターン) のユークリッド距離の近いものがより近傍に、遠いものが遠方にマッピングされる。図 1a の気象パターンの分類では、主要な変動要素の強弱に加えて、移動性の低高気圧などの日々の様々な気象パターンが分類されている。マップの右下部・右上部・左下端から上端にかけて強い降水が頻繁に発生する気象場が見られたため、これら豪雨イベントと比較的関連性が深いと考えられる、7 つのクラスター (気象パターン) を豪雨に関連した気象背景場 (Clst1-7) として抽出した (図 1b)。

(2) 気象パターンに対する豪雨の地域依存性

気象パターンと降水の関係には、地形などの特徴により、地域差が見られる可能性がある。より詳しく気象パターンと降水の地域的な依存性を調べるために、日本域の 4 つの地域における、過去 54 年間の最大降水量上位 50 イベントの気象パターンの出現率を例として図 2 に示す。興味深いことに、豪雨がもたらされる気象パターンに地域的な差異が見られる。これは、地域において各気象パターンに対する豪雨のリスクが異なることを意味している。例えば、九州領域は、Clst1 の気象背景場に伴う豪雨のリスクが他地域と比べて多い。これは Clst1 が日本の南東から湿った空気の進入する気象パターンであることと関連すると考えられる (図 1b)。一方、関東では Clst3 や Clst6 の気象場において豪雨の発生リスクが高いと考えられる。豪雨と関連した 7 つの気象パターンは、これらの地域において 6~7 割を占めており (図 2)、日本域の豪雨の発生要因として卓越した気象場であると考えられる。このように、気象場に対する豪雨リスクの地理的分布を把握し、集約するのに本手法が有効であることがわかる。

(3) パターン発生頻度と ENSO との関係

エルニーニョ・南方振動 (ENSO) は、世界各地の天候と私たちの社会に非常に大きな影響を与える重要な気候変動現象である。本節では、ENSO が気象場を介して日本域の豪雨発生にどのように影響して

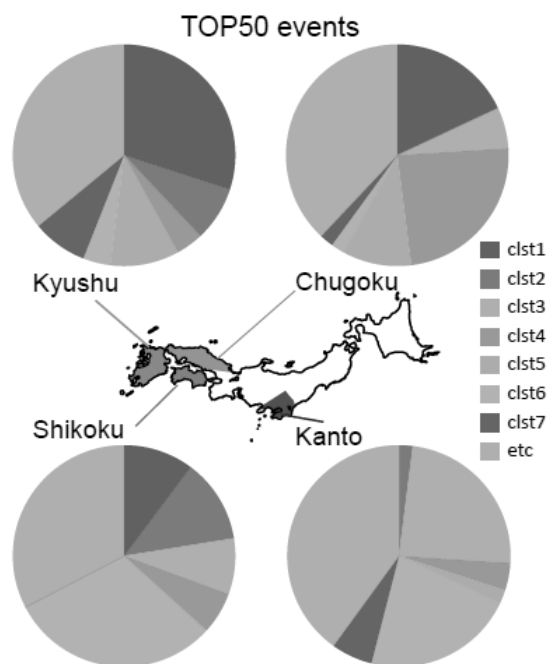


図-2 九州・四国・中国・関東地方のそれぞれ上位50 降水イベントにおいて7つの気象場が占める割合。

いるかを調べた。図3に7つの気象場とENSOとの関連を示す。代表的なENSO年に対して、エルニーニョ年においてはClst1とClst4の発生頻度が増加する一方、ラニーニャ年においてはClst3とClst6が増加、Clst2が減少する傾向であった。

(4) パターン発生頻度の長期変化

長期的な変化傾向を把握するために、過去 54 年間の各パターンの発生頻度の長期変化を図 4a に示す。1970 年代後半までは Clst7 が比較的卓越していたものの、それ以後 Clst3 と Clst4 がより卓越する期間が現れている。図 4b は、降水量データから得られた 150mm/日のイベントの頻度を示している。図 4a と 4b の比較から、いくつかの約 10 年程度の期間において、豪雨イベントの発生頻度増加を伴って特定の気象場が支配的であったことがわかる。例えば、1980 年代では、Clst4 および、Clst2 が支配的である。この梅雨期に豪雨をもたらす場の顕著な変化は、東部熱帯太平洋および熱帯インド洋における海面水温変動のレジームシフトに関係していると考えられる(Gong and Ho, 2002)。また、引き続き 1995 ~2000 年周辺では、Clst4 と Clst3 の気象場が支配的であった。さらに 2000 年代後半では、Clst2 と Clst5 が活発であったと考えられる。このことから、豪雨イベントの頻度の十年規模変動が日-週スケールで変動する気象場の発生頻度の変化に起因していると考えられる。また、非常に興味深いことに 10 年規模の変動は多数の豪雨背景場の卓越によって引

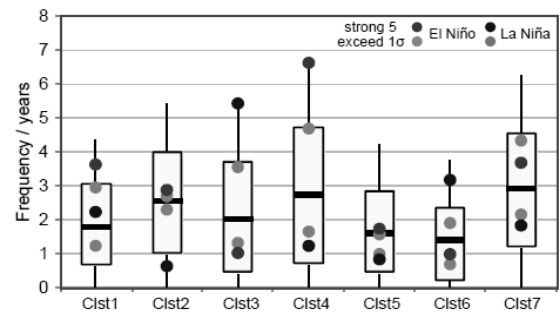


図-3 エルニーニョ・ラニーニャ年における7つの気象場の発生頻度。

き起こされており、1つの特定の気象場の変動に由来していないことがわかる。

5. まとめ

日本域の豪雨は複雑な変動パターンを示す広域の気象場に基づいて発生している。本研究では、自己組織化マップを用いて、豪雨をもたらす広域気象パターンの抽出とその経年変動を調べた。その結果、特定の地域ごとに、関連が深い気象パターンを把握・集約することができた。また、解析対象期間54年間(1958~2011年)の各パターンの長期変化傾向を調査したところ、豪雨の背景場としての気象パターンに長期変動が見られた。

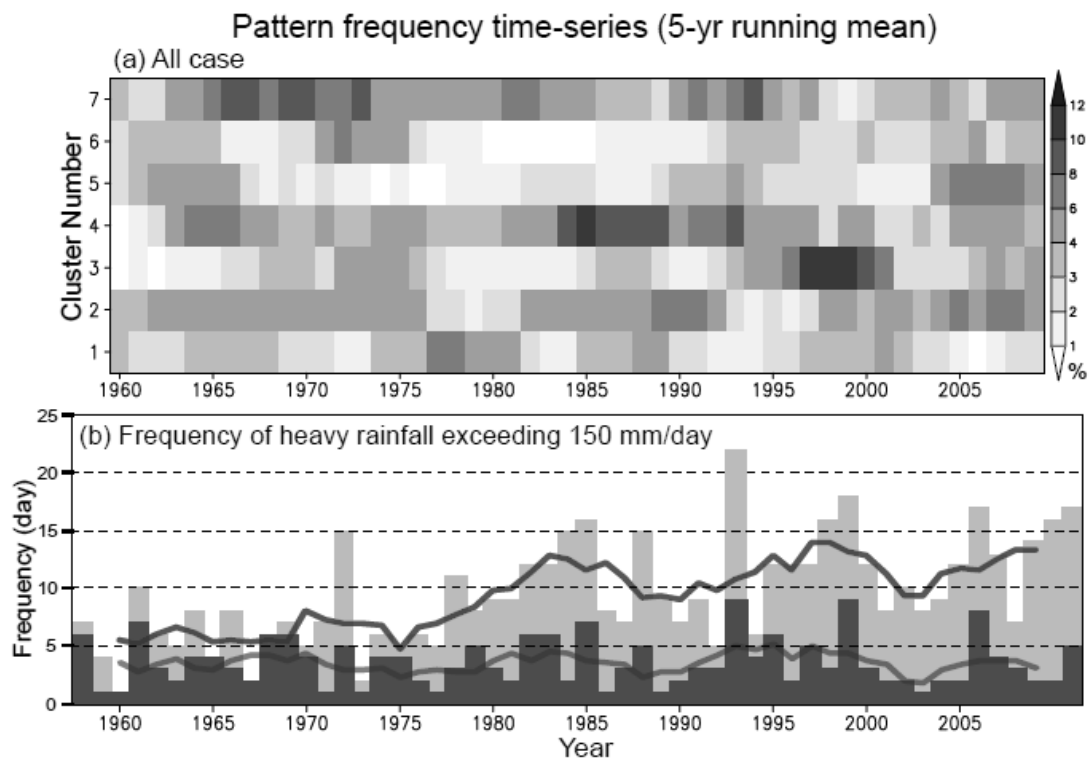


図-4 (a) 7つ豪雨パターンの発生頻度の時間変化（5年移動平均）。(b) 150 mm/day 降水量の発生頻度の時間変化 (灰色棒: day/year, 五年移動平均: 赤線)。黒棒・青線は同様だが、60 地点の降水量データのみを使用したデータを使用した場合。

本研究から複雑な変動を示す日本域周辺の気象場の抽出と長期的な変化傾向の理解において、SOMが有効であることが確認された。また、行われた気象パターンの分類では、影響が大きいと考えられる気象背景場の地域格差が的確に捉えられており、特定領域における気象場に対する豪雨リスクを評価するのに適していると考えられる。Garavaglia et al. (2010)ではフランスで使用されているダム放水路の極端洪水予測モデル SCHADEX (Climatic-hydrological simulation of extreme floods)に使用する降水量を推定するモデルとして本研究で開発されたものと類似の手法を使用している。本手法においても、今後はダムの流出量や放流データとの比較や、水文流出モデルなどの結合を行うことで、地域ごとの洪水予測の向上や水資源の効率的運用管理に資することが期待される。今後は台風経路や豪雪・寒波などに対する適用性を検討するとともに、さらに流域ごとの特性を把握するため、今後はより詳細な地域分類において分析を行う予定である。

参考文献

- 1) Brigode, P., Z. Mićović, P. Bernardara, E. Paquet, F. Garavaglia, J. Gailhard, and P. Ribstein, 2013: Linking ENSO and heavy rainfall events over Coastal British Columbia through a weather pattern classification. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 17, 1455-1473, doi: 10.5194/hess-17-1455-2013.
- 2) Ebita, A., S. Kobayashi, Y. Ota, M. Moriya, R. Kumabe, K. Onogi, Y. Harada, S. Yasui, K. Miyaoka, K. Takahashi, H. Kamahori, C. Kobayashi, H. Endo, M. Soma, Y. Oikawa, and T. Ishimizu, 2011: The Japanese 55-year Reanalysis "JRA-55": an interim report, *SOLA*, 7, 149-152.
- 3) Garavaglia, F., J. Gailhard, E. Paquet, M. Lang, R. Garcon, and P. Bernardara, 2010: Introducing a rainfall compound distribution model based on weather patterns sub-sampling, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 14, 951-964, doi:10.5194/hess-14-951-2010.
- 4) Gong, D. and C.-H. Ho, 2002: Shift in the summer rainfall over the Yangtze River valley in the late 1970s. *Geophys. Res. Lett.*, 29, 1436, doi:10.1029/2001GL014523.
- 5) Iseri Y., T. Matsuura, S. Iizuka, K. Nishiyama, and K. Jinno, 2009: Comparison of pattern extraction capability between self-organizing maps and principal component analysis. *Memoirs of Faculty Engineering, Kyushu Univ.*, 69, No.2, 37-47.
- 6) Kamiguchi, K., O. Arakawa, A. Kitoh, A. Yatagai, A. Hamada, and N. Yasutomi 2010: Development of APHRO_JP, the first Japanese high-resolution daily precipitation product for more than 100 years. *Hydrological Research Letters*, 4, 60-64.
- 7) Kohonen, T., 1982: Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological cybernetics*, 43, 59-69.
- 8) Leloup J. A., Zo. Lachkar, J. P. Boulanger, and S. Thiria, 2007: Detecting decadal changes in ENSO using neural networks. *Clim. Dyn.*, 28, 147-162.
- 9) Nishiyama, K., S. Endo, K. Jinno, C. B. Uvo, J. Olsson, and R. Berndtsson, 2007: Identification of typical synoptic patterns causing heavy rainfall in the rainy season in Japan by a selforganizing map. *Atmos. Res.*, 83, 185-200.