

SOM マップの組み合わせによる梅雨期集中豪雨をもたらす大気場の発生頻度の

将来変化解析

Analyses on the future change of the occurrence frequency of atmosphere causing heavy rainfall in Baiu season by combining SOM maps

中北英一・○小坂田ゆかり

Eiichi NAKAKITA, ○Yukari OSAKADA

Recently a lot of attention are paid to climate change and many studies on it have been reported. From the aspect of disaster prevention, the relationship between climate change and heavy rainfall has become increasingly important so we analyzed the future change of the occurrence frequency of atmosphere causing heavy rainfall in Baiu season using SOM (Self-Organizing Map). We found that an atmospheric characteristic that has wind along the periphery of the protruding subtropical anticyclone and strong westward wind from China increase in future climate, and this atmospheric pattern causes heavy rainfall frequently.

1. はじめに

近年、2014年8月の広島豪雨や2016年6月の熊本豪雨など、梅雨前線に伴う集中豪雨が頻発している。一方で、2013年のIPCC第5次評価報告書によると、人間活動に伴う温室効果ガス排出量による地球温暖化は疑う余地がないと言われており、その影響は気温上昇のみならず降水特性にも変化を及ぼす。こうした状況から、地球温暖化に伴う気候変動と集中豪雨の関連性が注目されており、防災の観点からも集中豪雨の将来変化予測が必要とされている。

そこで本研究は、気候変動に伴う、梅雨期に集中豪雨をもたらす大気場の発生頻度の将来変化と、現在気候及び将来気候における大気場の特徴の違いについて分析を行うことを目的とする。研究の流れとしては、クラスター分類法の1つであるSOM手法を利用して集中豪雨をもたらす大気場の抽出・分類を行い、その大気場の発生頻度の将来変化解析を行うと共に、現在気候及び将来気候における大気場特性の違いを分析する。

2. 解析手法

2.1 使用データについて

本研究では、文部科学省創生プログラムにおいて出力された水平解像度20kmの気象庁・気象研

究所の大気大循環モデルMRI-AGCM3.2Sデータを使用する。また、多数のアンサンブル情報であるd4PDFの領域モデルデータを用いる。大気場の指標としては、200hPaと800hPaにおける風速 uv 及び地表面の比湿 qa を用いる。

2.2 SOMについて

SOM(Self-Organizing Map; 自己組織化マップ)とはT. Kohonen(1998)によって提唱されたニューラルネットワークであり、複雑な多次元データを特徴ごとに集めて低次元のマップ上に視覚的に分類することができるクラスター分類法の一つである。SOMは入力データから成る入力層と出力データを算出する競合層から成り立つ(図1参照)。

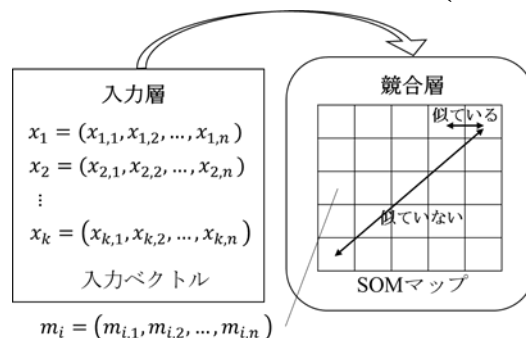


図1 SOMの概念図。 $m_i (i = 1, 2, \dots, l)$ は参照ベクトル、 $x_j (j = 1, 2, \dots, k)$ は入力ベクトル、 l はノードの数、 k は入力ベクトルの数、 n は入力ベクトルの次元である。

SOM アルゴリズムでは、入力層から取り出した入力ベクトル(分類したいデータ)を基に反復学習することで入力ベクトルのパターンを学習し、その抽出したパターンを低次元上(通常は二次元平面)のノードに配置する。各ノード上に配置されたパターンは、参照ベクトルというベクトルで表現されており、各ノードには一つの参照ベクトルが対応する。参照ベクトルは、SOM マップ上での距離が互いに近いものほど似ており、距離が遠いものほど互いに異なるという性質がある。こうした反復学習により入力データのパターンが参照ベクトルへと学習された後、各入力ベクトルは自分と最もよく似た(ユークリッド距離が最小となる)参照ベクトルのノードへと分類される。

2.3 SOM マップの組み合わせについて

SOM は近年では気象分野でも用いられており、本研究と同様に気象場のパターン認識(中北ら、2016)等に利用されている。それら研究のほとんどは、複数の変数を持つ多次元入力データから 2 次元の SOM マップを作成し分類している。しかし複数の変数を入れた多次元データを用いた場合、入力ベクトルが SOM マップ上に分類される際に計算されるユークリッド距離に関して、複数ある変数の中の特定の変数に関する距離が極端に小さい場合、他の変数に関する距離が大きくてもそのノードに分類されてしまうという問題がある。つまり、特定の変数のみが分類されたノードの参照ベクトルと類似しており、他の変数に関しては類似しないという場合が起こりうる。

本研究では大気場と降雨の関係を見ており、大気場の特徴を SOM マップ上で正確に表現する必要があるため、分析に用いる複数の変数それぞれに関して 1 次元の SOM マップを作成し、変数毎に各 SOM マップ上の最も似ているノードに分類した。本研究では大気場指標として 850hPa と 200hPa 面の風速及び地表面比湿の 3 つの変数を用いたので、3 つの 1 次元 SOM を 3 次元軸とみなして組み合わせ、入力データの大気場はその 3 次元空間上に分類される(図 2 参照)。その結果、全ての変数を用いて作成した 1 つの 2 次元 SOM マッ

プと比較して、全ての変数に関して SOM マップの参照ベクトルと類似させることができた。

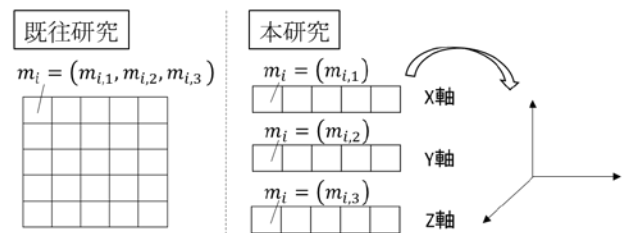


図 2 変数が 3 つの場合における、全ての変数を含めた 2 次元 SOM マップ(左)と、変数ごとの 1 次元 SOM マップ組み合わせ(右)の概念図。

3. 解析の結果、考察

SOM マップを組み合わせ大気場パターンの抽出・分類を行った結果、図 3 に示すパターンの大気場が将来増加し、かつ豪雨が多く発生していることがわかった。この大気場の特徴は、850hPa 面において、西に張り出した太平洋高気圧に沿って日本列島に吹き付ける縁辺流と、西からのアジアモンスーンと見られる強風域、そしてそれらに伴い日本域に流入してくる水蒸気である。

今後、GCM のアンサンブル情報を用いた将来変化の統計解析や異なるパターンの大気場に関する発生頻度の将来変化及び豪雨発生の有無等を詳細に解析していく。

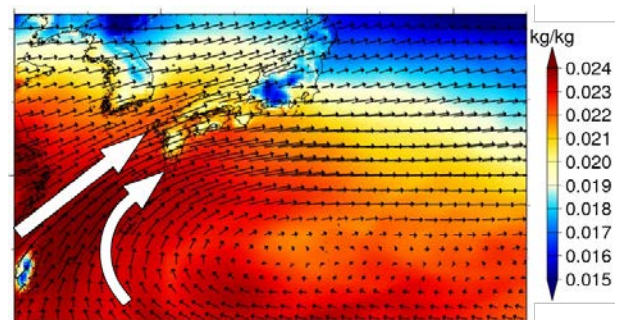


図 3 将来増加傾向で、豪雨が発生しやすい大気場。矢印は 850hPa 面における風速、色は地表面比湿を表す。

参考文献

- 1) 中北英一，草野晴香，峠嘉哉，Sunmin KIM (2016) : AGCM アンサンブルを用いた梅雨期集中豪雨の大気場特性の出現頻度に関する将来変化，京都大学防災研究所年報，第 58 号.
- 2) T. Kohonen (1998): The self-organizing map, *Neurocomputing*, 21, pp.1-6.