

自己組織化に基づく気象場の分類による チャオプラヤ川北部を対象とした豪雨予測

Heavy rainfall prediction over northern Chao Phraya river basin by clustering weather pattern associated self-organizing map

北海道大学大学院工学院 ○学生員 柴田幸之介 (Konosuke Shibata)
北海道大学大学院工学研究院 正員 Dzung Nguyen-Le
北海道大学大学院工学研究院 正員 山田朋人 (Tomohito Yamada)

1. はじめに

タイ国のチャオプラヤ川流域ではこれまで多くの豪雨災害が発生してきた。2011年には台風を含む5つの熱帯低気圧に伴う、大雨が発生した。その結果、平年の約1.2倍の年降水量、総洪水量は150億 m^3 、同流域160,000 km^2 （日本の国土の42%に当たる面積）の13%程度の農地が浸水した。浸水は乾季である12月まで継続した。その結果、死者813名と行方不明者3名、被害を受けた農地面積は同年の11月4日時点で最大18,291 km^2 に達した^{1),2)}。

チャオプラヤ川流域の上流部は Ping, Wang, Yom, Nam 川流域から構成される。本研究が対象とする Nam 川流域は流域面積が 34,300 km^2 であり、これはチャオプラヤ川流域の約 1/5 に相当する。2011年の雨季は東から西に向けて移動してきた熱帯低気圧によって大雨に見舞われた。図1に示すように Nam 川流域は、チャオプラヤ川の最も東側に位置する。このため、同流域における降水量の把握はチャオプラヤ川流域全体の洪水予測を行う上で重要となる。また、Nam 川の上流部には 95 億 t の貯水容量を有するシリキットダムが存在するため、同流域は治水・利水両面で重要な役割を果たす。

日々の降雨予測は、観測データを気象モデルに適用することで行われる。気象モデルによる日々の気圧配置を始めとする気象場の予報技術はこれまで改善されてきた

ものの³⁾、降水量に関しては未だ多くの課題を有している。一方、現地観測やリモートセンシング技術の発達や同化手法の発展によって気象場の再現性は向上し、かつ気象場の観測値が蓄積された。本研究では Nam 川流域における過去の豪雨事例を対象に、降水量と複数の変数からなる気象場を特徴付けるアルゴリズムを開発する。その結果を気象庁の GSM (Global Spectral Model) の予報結果に反映することによって豪雨の再現を行う。

2章では本研究で使用するデータと豪雨日の定義について説明を行い、3章において豪雨発生と大気気象場との関係性について述べ、4章に予測結果の評価を行う。最後に5章で結論を述べる。

2. 豪雨日の特定

本研究で用いた観測データについて述べる。気象場のデータに関しては、1979～2011年（5,6月）におけるヨーロッパ中期予報センターが提供している ERA-Interim⁴⁾を用いる。データの空間解像度は 0.75°である。降雨量観測データには APHRO_MA⁵⁾を使用する。空間解像度は 0.25°である。

本研究で扱う豪雨日の特定を行う。豪雨日とは、5,6月の期間に、Nam 川流域を空間解像度 0.25°で分割した格子の少なくとも1つの格子において、日平均降雨量が 40 mm/h を超えた日のことである。今回使用した降雨量観測データ APHRO_MA の 1979 年～2011 年の同月において、豪雨日は 166 日存在する。

3. 豪雨発生と総観規模場の相関関係

3.1 豪雨発生に影響を及ぼしうる総観規模場の選定

数ある総観規模場の変数の中で、豪雨の発生に大きく相関関係を示す変数を選定する。ここで用いられる変数は、豪雨発生日の 95% に影響を与えるものとし、合計 14 個の変数を考慮する。それらの変数に対して直交座標系上で主成分分析を行い、発生する豪雨への影響のばらつきが最も大きい変数から順に主成分として特定する。その結果、2 個の変数（海面更正気圧と 500hPa 面ジオポテンシャル高度）がタイ周辺での豪雨発生に大きく関係するということがわかった。先行研究では、梅雨期間のタイにおいて豪雨が頻繁に訪れる際の気象パターン (WPs) を特定するために、類似性の大きな気象場変数の選択を行っており、本研究にも同様に適用する。

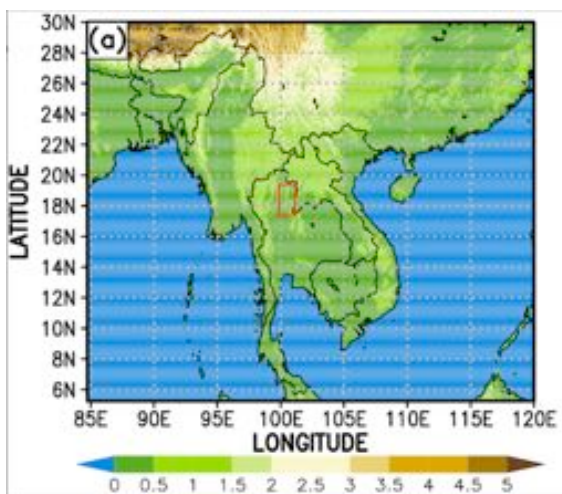


図1 総観規模気象場の分類を定義する上での本研究の対象範囲。赤い四角は Nam 川流域の上流部を示す。(7.5°-30°N, 85°-120°E)

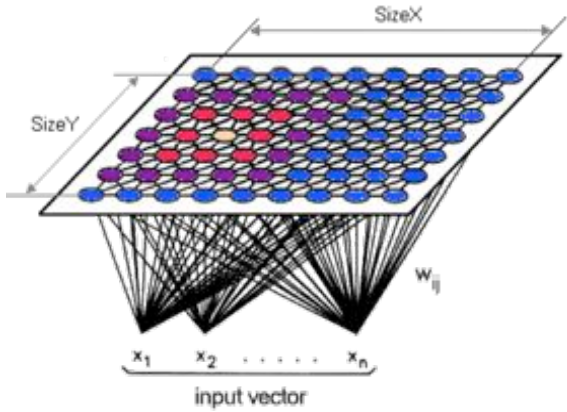


図2 自己組織化マップ (SOM) についての模式図 (Kohonen, 1982) . パターン認識の技術は、一種の人工神経回路 (ANN) である。

得られた主要な気象場成分は多次元的であるため、視覚的に理解できるようにする必要がある。そこで、自己組織化マップ (SOM) ⁶⁾により、非線形的な大気象場変数を二次元空間上に投影する。SOM は脳の情報処理方法と学習測度について簡単な式で説明するもので、Kohonen (1984) によりまとめられた。以下、本研究における SOM について説明する。

$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t)[x(t) - m_i(t)] \quad (1)$$

$$|x - m_c(t)| = \min |x - m_i(t)| \quad (2)$$

式(1)は脳の信号処理を表す。ここで、脳の信号処理において神経細胞 i が時刻 t で処理している情報処理能力を $m_i(t)$ とする。その時、脳が外部から受けた入力信号を $x(t)$ とする。細胞は、この入力信号を学習して時刻 $t+1$ における情報処理能力 $m_i(t+1)$ を持つ。このとき $x(t)$ が n 次元の入力ベクトルであれば、 $m_i(t)$ は同じ次元の要素を持つ。ここで、 $h_{ci}(t)$ は学習率係数を含めた関数である。また、 t は離散時間座標である。 $m_i(t)$ は参照ベクトルとも呼ばれる。式(2)は SOM における学習を表す。SOM の学習測度にはユークリッド距離を使用する。 $m_c(t)$ は、ユークリッド距離 $|x - m_i|$ を最小にするノード i を特定し、添え字 c を付けて定義され、参照ベクトルと呼ばれる。式(2)で決められた $m_c(t)$ を持つユニットは勝者ユニットと呼ばれる。図2は自己組織化マップ (SOM) についての模式図を示す。過去の情報の学習を経験し、パターンを認識させていく技術である。

SOM による解析の結果、図3に示すように非線形的な多次元の大気の特徴が視覚可能な二次元格子に投影される。

3.2 豪雨発生と相関関係を持つ総観規模場の分類

非線形的な多次元の総観規模場変数を二次元空間上に投影した後、SOM の交点間の分類境界をより正確にするため、K-means 法により総観規模場の分類が行われる (Vesanto and Alhoniemi, 2000) 。しかしながら、K

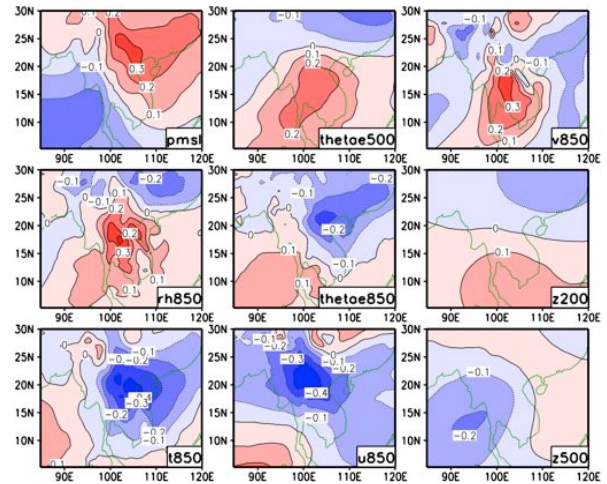


図3 Nam 川流域上流域における正規化された最大降雨量と 1979 年から 2007 年 5 月から 6 月における日単位の気象場変数との間の回帰係数。

-means 法はクラスターの適切な数を決めることが困難である。ここで、Nishiyama et al. (2007) に類似する U-matrix (単一化された距離の行列) 法 (Uilsch and Siemon, 1990) を使用し、SOM から事前にクラスターを決めることによってこの問題を避けることが可能である。

予測段階において、2011~2016 年の 5, 6 月の各日における海面更正気圧と 500-hPa 面ジオポテンシャル高度の 2 変数の日平均値についても、豪雨発生との関係性を分析するために解析を行う。SOM で分類された領域に存在する GSM を抽出し、ERA-Interim の場合と同じように主成分解析を行う。次に、以下の式により Mahalanobis 距離 md_j (Mahalanobis, 1936) を求める。

$$md_j = \sqrt{\sum_{l=1}^d \left(\frac{p_l c_{lj}}{\sigma_{lj}} \right)^2} \quad (3)$$

Mahalanobis 距離は、新しい入力ベクトル $p = [p_1, p_2, \dots, p_d]$ ($d = 31$) とクラスター j ($1 \leq j \leq K$) の重心 $c_j = [c_1, c_2, \dots, c_d]$ の間の距離を示す。それぞれの次元における分類値の標準偏差によって統一化されている距離である。従って、新しいベクトルから離れた標準偏差の数はクラスター j の重心の数として計測される。ここでは、 σ_{ij} は i 次元におけるクラスター j の標準偏差である。その後、 $\min md_j \leq 6$ の場合、WP は最も適したクラスター c に分類される。ここでは、 $c = \arg \min r_j$ である。

SOM による分類をクラスター分析した結果、図4に示すように 2 つの大気気象場変数はそれぞれ 3 つのクラスターに分類された。

4. 予測結果の評価

4.1 SOM による分類結果

5 月から 6 月にかけて東南アジアに豪雨をもたらす気象場変数を自己組織化マップで分類した結果、タイにお

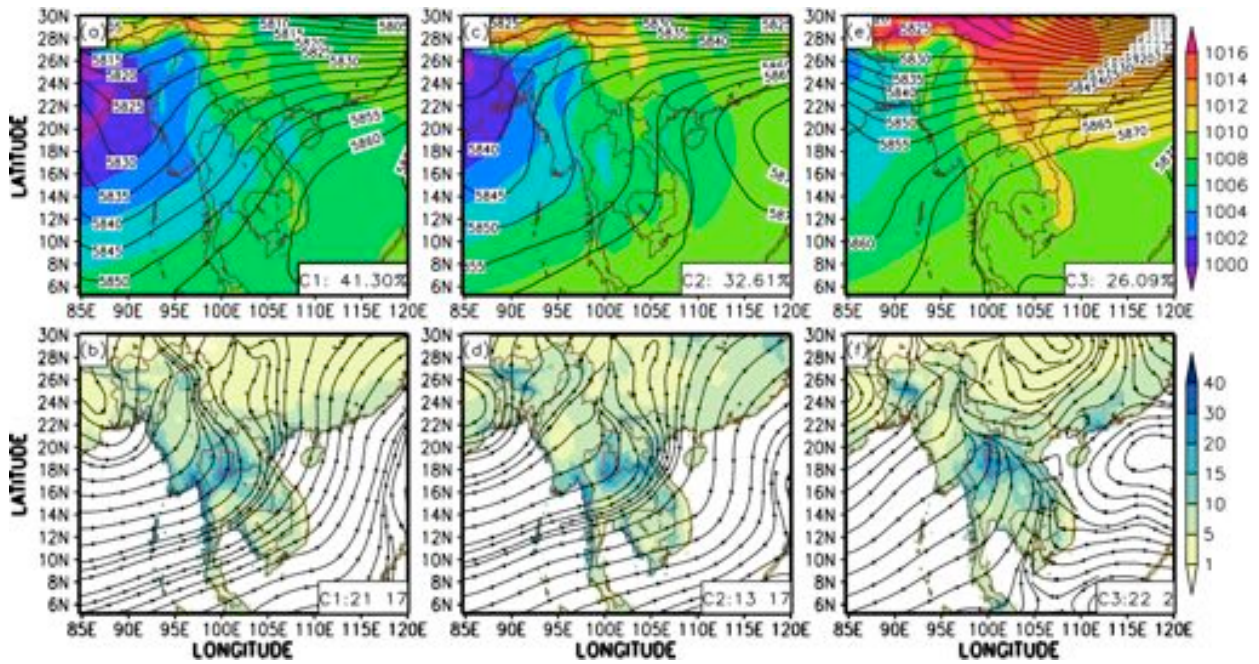


図4 (a), (c), (e) は、クラスター平均した日平均海面更正気圧 (hPa : 影付き)と日平均最大降雨量(mm/h)の関係, (b), (d), (f) は、500-hPa 面ジオポテンシャル高度(m)と日平均最大降雨量(mm/h)の関係。

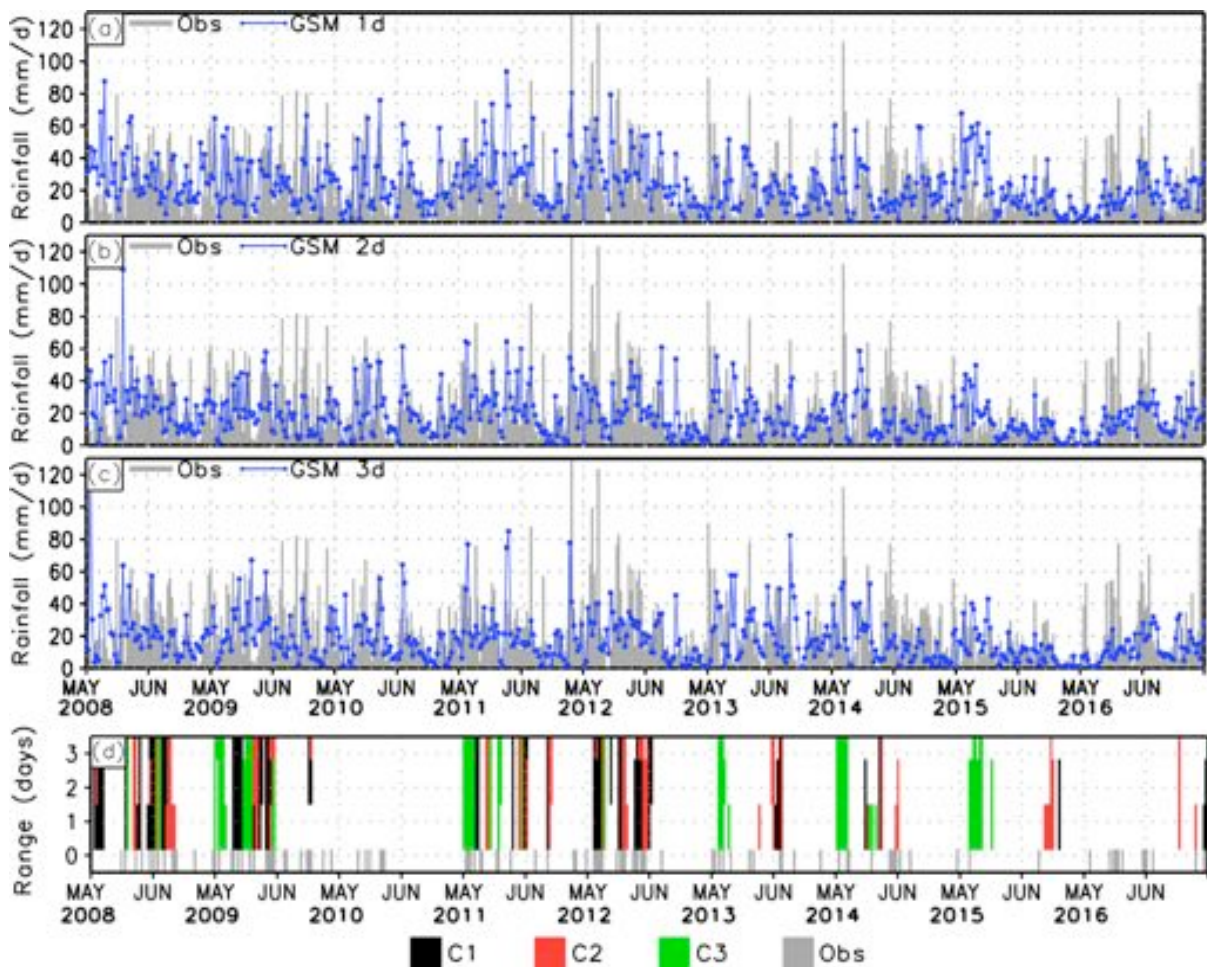


図5 (上図) 観測値(棒グラフ)とGSM予測値(直線グラフ)による、単位面積当たりの最大総降雨量(mm/day)の時間経過。(下図)2008~2016年5,6月(予測範囲0日は観測値を示す)中のNam川におけるSOM + K-means 法によって得られた豪雨発生日(棒グラフ)

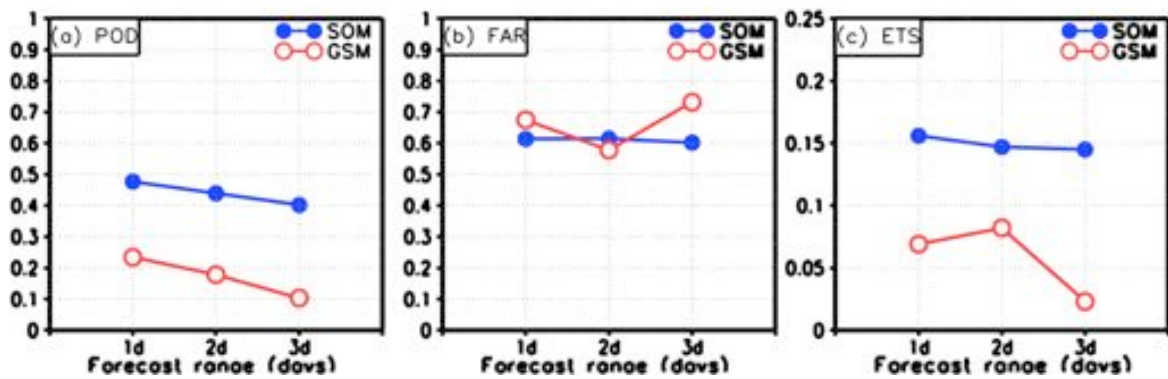


図6 雨季のNam川流域における、JMA GSMモデルの降雨予測値とSOMの局地的豪雨発生の予測値を比較した。

ける雨季初期に豪雨発生に大きく関係性のある、代表的な2つの気象場変数（海面更生気圧と500-hPaのジオポテンシャル）を得た。それらに対して主成分分析とクラスター分析を順に行なったところ、それぞれの気象場変数は3つのクラスターに分類された。クラスター1, 2では、タイの西側に低気圧の存在が確認された。タイ西部の低気圧と太平洋側の高気圧により、タイ付近において南西から北東に向かって吹く風が存在する。その影響によってインド洋北部から侵入してきた暖かい湿った空気が、タイの西部に少しずつ近づいている。

一方で、クラスター3ではタイから北側の大陸側に高気圧が存在している。したがって、大陸側から流れ込む冷たく乾いた空気によってタイ周辺に強く不安定な対流がもたらされ、チャオプラヤ川上流域に豪雨が発生したと考えられる。

4.2 予測性の考察

図5(a)～(d)は、2008～2016年（5, 6月）における、降雨観測値とGSM予測値によるタイの最大日平均降雨量の時間経過を比較している。同図(e)は、上図と同期間においてGSMにより得た将来WPに基づき予想された豪雨発生日を示している。

図6では、本研究手法（SOM）により得られた降雨予測値とGSM予測降雨強度を比較する。GSMはPODが低い局地豪雨の発生を予測できなかった。なぜなら、GSM予測降雨量は一般的に観測降雨量よりも低いからである。一方で、3日前予測では高いFARを持っている。さらに、閾値が40 mm/dayの場合、GSMのETSは全体的に低く、1日前と2日前予測においてそれぞれ0.06, 0.07であり、3日前予測では0.02程度である。

SOMの結果は2つの気象場変数に基づく一方で、大気情報を組み合わせることで著しく改善される。PODは一般的に全ての予測範囲において0.4以上より高い。しかしながら、FARが0.6～0.7と高く評価されている。総観規模場の大気条件が予測に与える影響は大きい、研究対象としている地域の中で発生する極端豪雨までは説明できないことが理由としてあげられる。その他の原因としては、沿岸部においてSOMの試行サンプルとして使用した再解析データの解像度だと、豪雨発生時のWPsを十分に分類するには現時点ではかなり限界があることである。一方で、SOMのETSは1日前、2日前、

3日前でそれぞれ0.16, 0.15, 0.14に達している。これは、SOMが同予測範囲においてGSMより高性能であることを示し、SOMの3～7日前予報はGSMの1～2日前予報よりも優れていると考えられる。

5. 結論

K-means法とSOMを組み合わせ使用し、タイ北部の上空において1979～2007年の雨季（5, 6月）の期間で100 mm/dayを超える豪雨発生時のWPsを分類した。その結果、4つのパターンが存在した。それらの分類結果は、GSMの大規模場データを用いて2008～2016年（5, 6月）における局地的豪雨発生の分類によって得た。一般的に、本研究の手法におけるPODやETSによる最大7日までの定量的予報は改善されつつあり、FARは依然として高いが、GSM予測降雨強度による従来の手法よりも精度が向上している。

本研究の手法は、局地的降雨は大規模場の条件に支配されるという仮定のもとで効果的であるということに注意する。降雨過程が、小規模における風の流れや局地的に気圧が高い場合などの部分的要因に起因する地域に適用するのは、より困難であると考えられる。

参考文献

- 1) Yatagai et al. 2012 :
- 2) Nguyen-Le, D., Tomohito, J. Y. and Tran-Anh, D.: Classification and forecast of heavy rainfall in northern Kyushu during Baiu season using weather pattern recognition, *Atmos. Sci. Let.*, Vol.18, pp.324-329, 2017.
- 3) Daisuke Komori : Characteristics of the 2011 Chao Phraya River Flood in Central Thailand. *Hydrological Research Letters*, Vol.6, pp.41-46, 2012.
- 4) Dee DP et al. 2011 : The ERA-Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system. *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, Vol.137, pp.553-597, 2011.
- 5) Masamichi Ohba: Anomalous Weather Patterns in Relation to Heavy Precipitation Events in Japan during the Baiu Season. *Hydrological Research Letters*, Vol.6, pp.41-46, 2012.
- 6) Kohonen T.: Self-organized formation of topologically correct feature maps. *Biological Cybernetics*, Vol.43, pp. 59-69, doi:10.1007/BF00337288, 1982.