

大量アンサンブルデータを用いた時空間分布による降雨の分類

Classification of rainfall events by the spatio-temporal distribution of rainfall with a large ensemble dataset

北海道大学大学院工学院 ○学生員 安藤麻衣 (Mai Ando)
 北海道大学大学院工学研究院 正員 星野剛 (Tsuyoshi Hoshino)
 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

近年、観測史上最大を超えるような豪雨による浸水や河川の氾濫などの水害が頻発している。また、気候変動により将来気候において降雨量の増加や降雨頻度の変化が予測されており、ますます豪雨災害が激甚化・頻発化することが懸念される。降雨の時空間分布は様々存在し、流域全体での累積降雨量が同程度の降雨イベントでも、流域全体に降る場合と局所的に降る場合や、短時間に集中して降る場合と長時間降り続ける場合など、降雨の時空間分布によって河川の水位や流量の応答は異なる。降雨の時空間分布と河川流量の変動特性の関連性を明らかにし、具体的なリスクを把握することは、気候変動の適応策を検討する上で重要であると考えられる。

本研究では、河川のピーク流量の違いをもたらす降雨の時空間分布のパターンを明らかにすることを目的に、大量アンサンブル気候予測データベース(d4PDF)を用いて降雨イベントを時間分布と空間分布の両方を考慮した分類を試みた。また、降雨の分類結果と同データを用いて算出されたピーク流量とを比較することで、その関連性を調べた。

2. 降雨の分類手法

2.1 条件設定と使用したデータ

対象流域は十勝川流域の帯広基準地点より上流側とした。使用したデータは大量アンサンブル気候予測データベース(d4PDF)の過去実験 3000 年分、将来実験 5400 年分の合計 8400 事例のうち、72 時間流域平均降雨量が 150 mm から 200 mm となる 935 事例を抽出して使用した。これは、分類結果が降雨量の多いものと少ないもので極端に分かれることを避け、時空間分布の違いから降雨イベントを分類するためである。

2.2 SOM(自己組織化マップ)による分類

降雨の空間分布の分類には、SOM(自己組織化マップ)¹⁾を用いた。SOM とは、教師なし学習によって入力データ群をデータ間の関係を保ったまま任意の次元に写像することができるニューラルネットワークの一種である。SOM により、空間分布の類似性によって降雨イベントを分類することができる。本論文では SOM の分類数を 1 次元の 15 クラスターとした。また、降り始めに降雨量が多い場合や後半に降雨量が多い場合などの時間分布を考慮して分類するために、72 時間降雨を 24 時間ずつ 3 つに分けて(図-1(a)の①, ②, ③), SOM を実行した(図-1(b))。ここで、クラスター間の類似性を加味するために、クラスター間距離を算出し、それを次に

う K-means 法に反映させた。

2.3 K-means 法による分類

降雨の時間分布の分類には K-means 法²⁾を使用した。K-means 法とはクラスター平均を用いて k 個のクラスターに分類する非階層的クラスタリング手法である。本論文では、15 個のクラスターに分類した。各降雨データは、はじめの 24 時間、間の 24 時間、最後の 24 時間で SOM により分類したクラスターの情報を 1 つずつ持つため、その 3 次元情報をもとに K-means 法によってクラスターを決定した。つまり、SOM でどの 24 時間においても近いクラスターに分類されたデータ同士(図-1(b)の赤色の矢印で示した経路が似ているもの)が K-means 法で同じクラスターに分類されることになる。

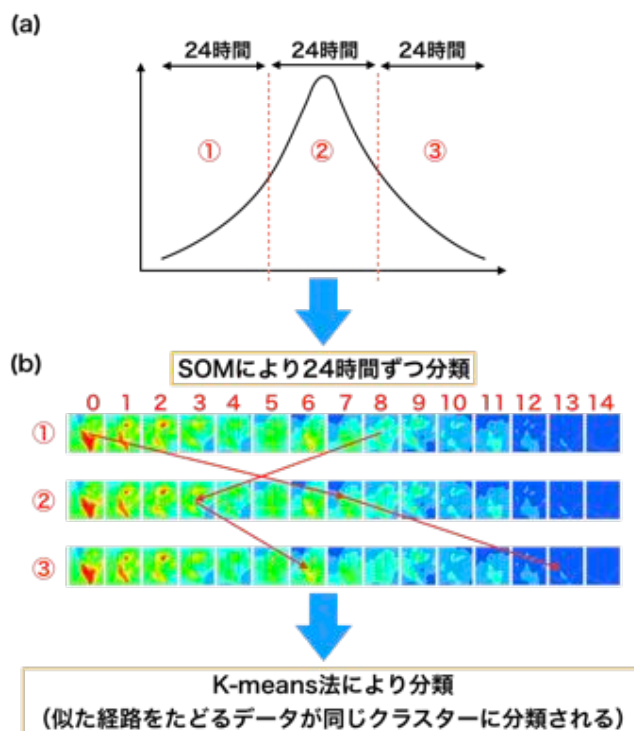


図-1 SOM と K-means 法による分類のフローチャート。

(a)72 時間の降雨の始めの 24 時間、間の 24 時間、おわりの 24 時間をそれぞれ①, ②, ③とした。(b)SOM による分類の結果。赤色の数字はクラスター番号、赤色の矢印はあるデータの 72 時間の雨の降り方の経路を示す。経路の類似度を K-means 法により分類した。

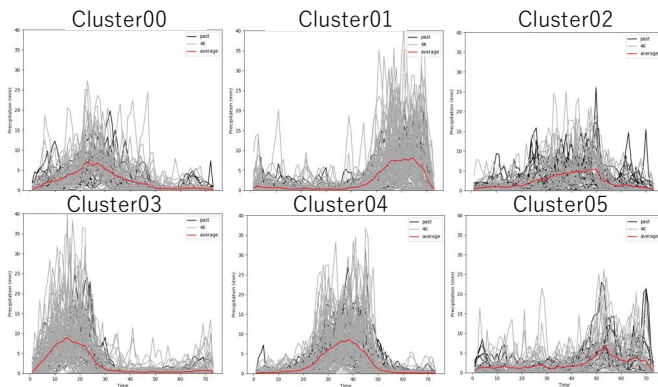


図-2 クラスタごとのハイエトグラフ．黒色の線は過去実験，灰色の線は将来実験，赤色の線は過去と将来を合わせた平均値を示す．

3. 分類結果とピーク流量との比較

SOM と K-means 法により、935 事例の降雨イベントを 15 クラスタに分類した．クラスタ 0 からクラスタ 6 までのクラスタごとのハイエトグラフを図-2 に示す．黒色の線は過去実験，灰色の線は将来実験，赤色の線は過去と将来を合わせたアンサンブル平均値を示す．類似したハイエトグラフとなる事例が同じクラスタに分類されていることが確認できる．また，クラスタごとの 72 時間累積降雨量の平均値は 164 mm から 178 mm 程度であり，総降雨量に偏りがないことも確認した．d4PDF のデータを用いて流出計算から算出されたピーク流量³⁾と比較すると，ピーク流量が最も大きくなるクラスタは図-2 のクラスタ 4，次いでクラスタ 1，クラスタ 3 という結果になった．この結果から，短時間に集中して雨が降るような場合にピーク流量が大きくなりやすいと考えられる．

また，同じようなハイエトグラフであるが平均ピーク流量に差があるクラスタ 5 とクラスタ 14 の 2 つの空間分布を比較した(図-3)．表-1 に 2 つのクラスタのピーク流量と 72 時間降雨量の平均値，クラスタに含まれるデータ数を示す．クラスタ 5 とクラスタ 14 を比較すると，ハイエトグラフの平均値や 72 時間降雨量の平均値，クラスタに含まれるデータ数に大きな差はないが，帯広基準地点における平均ピーク流量はクラスタ 5 の方が約 500 m³/s 大きくなるという結果になった．図-3(b)の赤色と青色の線はそれぞれクラスタ 5 とクラスタ 14 のデータの分類結果を示している．降雨の空間分布の違いを見ると，降雨量が多くなる③の時間においてクラスタ 14 は流域全体に降るような分布が多く，クラスタ 5 は上流側で多く降るような分布を含んでいるように見られる．しかし，ピーク流量の違いが空間分布の影響であるかは判断が難しく，さらに検討を進める必要がある．

4. まとめ

SOM と K-means 法を用いることで，大量アンサンブル降雨データの時間分布と空間分布の両方を考慮した分類を試みた．同じようなハイエトグラフとなる降雨事例

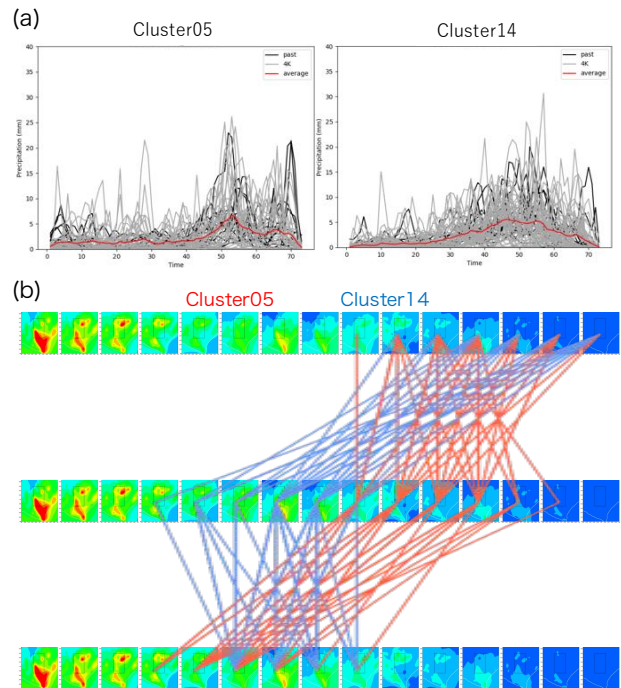


図-3 (a)クラスタ 5 とクラスタ 14 のハイエトグラフ．(b)データの分類結果．赤色の線がクラスタ 5，青色の線がクラスタ 14 を示す．

表-1 クラスタ 5 とクラスタ 14 の比較．

	Cluster05	Cluster14
平均ピーク流量(m ³ /s)	2686.29	2159.13
平均72時間降雨量(mm)	167	171
データ数	49	66

が同じクラスタに分類され，帯広基準地点におけるピーク流量が最も大きくなるクラスタは短時間に雨が集中するような降雨パターンであることが示された．降雨の空間分布については，同じような時間分布でありながらピーク流量が異なるようなクラスタの降雨分布の違いを比較することで評価できると考えるが，現在の結果では降雨分布の影響が判断しづらいため，24 時間よりさらに細かく時間を区切った分類や降雨の空間分布を踏まえた分類が必要であると考ええる．

謝辞：本論文は科研費(19H02241;17K14728)，MEXT/SI-CAT の成果の一部である．ここに記して謝辞を表す．

参考文献

- 1) Kohonen, T.: Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps, Biol. Cybern, Volume 43, pp59-69, 1982.
- 2) Pedregosa et al.: Scikit-learn: Machine Learning in Python, JMLR 12, pp 2825-2830, 2011.
- 3) 北海道開発局：第 1 回北海道地方における気候変動を踏まえた治水対策技術検討委員会，資料 3，(https://www.hkd.mlit.go.jp/ky/kn/kawa_kei/splaat000001ofky.html)