

非定常水文頻度解析手法を用いた極値降水量の 変化予測—地球温暖化予測情報への適用—

NON-STATIONARY HYDROLOGIC FREQUENCY ANALYSIS FOR ESTIMATION OF EXTREME PRECIPITATION CHANGE USING GLOBAL WARMING PROJECTION INFORMATION

立川 康人¹・森 信治²・キム スンミン³・萬 和明⁴
Y. TACHIKAWA, S. MORI, S. KIM and K. YOROZU

¹ 正会員 博(工) 京都大学 教授 大学院工学研究科 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)

² 非会員 修(工) 東京地下鉄株式会社 (〒 110-0015 東京都台東区東上野三丁目 19 番 6 号)

³ 正会員 博(工) 京都大学 准教授 大学院工学研究科 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)

⁴ 正会員 博(工) 京都大学 助教 大学院工学研究科 (〒 615-8540 京都市西京区京都大学桂 C1)

A non-stationary hydrologic frequency analysis method was applied for estimating future extreme precipitation change using JMA global warming projection information vol. 8 (2013). The method uses distribution functions with time dependent model parameters, which were estimated using the method of maximum likelihood. The best fitted hydrologic frequency model was selected from a non-stationary GEV model, a non-stationary Gumbel model, a non-stationary SQRT-ET model and a non-stationary lognormal model according to Takeuchi Information Criterion, TIC. It was found that the 100-years annual maximum 24 hours precipitation shows increasing tendency in most of Japanese islands; and it becomes larger when using bias corrected precipitation data.

Key Words: *Non-stationary hydrologic frequency analysis, time dependent parameters, the method of maximum likelihood, model selection, TIC, climate change*

1. はじめに

確率水文学の非定常性を議論するために、水文時系列データのある期間に区切ってその期間内で定常性を仮定し、期間ごとに確率水文学を求めてその時間変化を分析する研究がある^{1, 2)}。定常の水文頻度解析手法をそのまま用いて確率水文学の変化を分析することができるため手法上の難点はないが、水文学の変化の非定常性を扱うならば、区切った期間内でも非定常性を考慮することが望ましいと考えられる。また、期間を区切るとデータ数が少なくなって推定される確率水文学の不確かさが大きくなるため、分析結果に影響を与える可能性がある。

超高空間分解能の GCM 出力は、計算機資源が限られるために、20 年から 30 年程度の連続データを、現在気候実験、近未来気候実験、21 世紀末気候実験のように期間を分けて作成されることが多い。本論で用いる気象庁の地球温暖化予測情報第 8 巻³⁾も、空間分解能は約 5km と極めて高いが、作成された時系列データは現在気候実験(1980 年-1999 年)、近未来気候実験(2016 年-2035 年)、将来気候実験(2076 年-2095 年)の 3 期間であり、それぞれ 20 年間しかない。各実験期間を対象として定常の理論にもとづき確率水文学を求めることはできるが、推定された確率水文学に含まれる不確定

性のために、それらを比較しても有効な分析結果が得られない可能性がある。

これに対処する方法として、母数を時間の関数とする非定常水文頻度解析モデルを考へて、母集団分布の非定常性を直接考慮する手法がある⁴⁾。林⁵⁾は時変母数を導入した様々な種類の非定常水文頻度解析モデルの適合性を比較するために、竹内情報量基準(TIC)および赤池情報量基準(AIC)を指標とするモデル選択手法⁶⁾が非定常の場合にも適用できることを示し、いくつかの水文頻度解析モデルに時変母数を導入した適用例を示した。この手法を用いれば、時系列データを区切る必要はなく、ここで対象とする温暖化実験データのように区分的にしかデータが存在しない場合も、すべてのデータを一度に扱うことができる。

林⁵⁾はこの非定常水文頻度解析手法を用いて、アメダス観測データおよび気象庁気象研究所の全球 20km 超高解像度全球大気モデル MRI-AGCM3.2S⁷⁾の出力データを用いて、日本の多くの地域で 100 年確率年最大日降水量に増加傾向が見られることを示した。本研究では、さらに高空間分解能である気象庁の地球温暖化予測情報第 8 巻³⁾を利用し、上記の手法により非定常水文頻度解析を行う。また、バイアス補正を施した降水データについて同様の分析を行い、補正の有無による確率水文学の変化を分析する。

2. 非定常水文頻度解析モデルとモデル選択手法

(1) 時変母数を導入した非定常水文頻度解析モデル

母数の変化を時間 t の関数として多項式で表現することになると、 $\theta(t)$ をパラメータベクトルとして GEV 分布に時変母数を導入した分布関数は

$$F(x_t|\theta(t)) = \exp\left\{-\left[1 + \xi\left(\frac{x_t - \mu(t)}{\exp(\sigma(t))}\right)\right]^{-1/\xi}\right\}$$

$$\mu(t) = \sum_{k=0}^p \mu_k t^k, \sigma(t) = \sum_{k=0}^q \sigma_k t^k \quad (1)$$

となる^{4, 5)}。ここで t は時刻 (ここでは年)、 $\mu_k, k = 0, \dots, p, \sigma_k, k = 0, \dots, q$ は母数の時間変化を表す多項式の係数である。最尤法を用いれば、これらの係数を決めるように母数推定の枠組みを構成することができる。形状母数 ξ の時間変化を考えると最尤計算が不安定となるため⁴⁾、 ξ は時間変化しないとする。

同様にして非定常 Gumbel 分布の分布関数を

$$F(x_t|\theta(t)) = \exp\left\{-\exp\left[-\left(\frac{x_t - \mu(t)}{\exp(\sigma(t))}\right)\right]\right\}$$

非定常平方根指数型最大値 (SQRT-ET) 分布⁸⁾ を

$$F(x_t|\theta(t)) = \exp\left\{-\exp(\mu(t))\right. \\ \left.\times \left[1 + \sqrt{x_t} \exp\left(\frac{\sigma(t)}{2}\right)\right] \exp\left[-\sqrt{x_t} \exp\left(\frac{\sigma(t)}{2}\right)\right]\right\}$$

非定常対数正規 (LN) 分布の確率密度関数を

$$f(x_t|\theta(t)) = \frac{\exp(-\sigma(t))}{\sqrt{2\pi}x_t} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln x_t - \mu(t)}{\exp(\sigma(t))}\right)^2\right]$$

とし、これらの中からもっとも適合性のよい頻度解析モデルを選択することにする。これらの関数は、正の範囲でしか定義されない母数については、 $\exp(\sigma(t))$ のように指数関数の形で与える。こうすると $\sigma(t)$ の定義域が実数全体となり数値計算上都合がよい⁴⁾。

(2) モデル選択手法

水文頻度解析モデルの確率密度関数を $f(x|\theta)$ とすると、竹内情報量基準 (TIC) は最尤推定量を $\hat{\theta}$ として

$$\text{TIC} = -2 \sum_{t=1}^n \log f(x_t|\hat{\theta}) + 2\text{tr}\left[\hat{G}\hat{H}^{-1}\right] \quad (2)$$

で与えられ⁶⁾、TIC がもっとも小さなモデルをよいモデルとして選択する。ここで n はデータ数、右辺第 1 項は最大対数尤度を -2 倍した値、右辺第 2 項はバイアス補正項である。林⁵⁾ は非定常頻度解析モデルの適合性も情報量基準で評価できることを示し、 n を時間数 (年数) として、 $\hat{G}$ と $\hat{H}$ は以下で与えられるとした。

$$\hat{G} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E_{X_t|t} \left[\frac{\partial \log f(X_t|t, \theta)}{\partial \theta} \frac{\partial \log f(X_t|t, \theta)}{\partial \theta^T} \right] \hat{\theta} \quad (3)$$

$$\hat{H} = -\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E_{X_t|t} \left[\frac{\partial^2 \log f(X_t|t, \theta)}{\partial \theta \partial \theta^T} \right] \hat{\theta} \quad (4)$$

ここで E は真の母集団分布について期待値をとることを表す。母集団分布は未知であるため、竹内情報量基準 (TIC) は、(3) 式と (4) 式を以下のようにデータから経験的に求めて (2) 式により TIC を得る⁶⁾。

$$\hat{G} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left[\frac{\partial \log f(x_t|t, \theta)}{\partial \theta} \frac{\partial \log f(x_t|t, \theta)}{\partial \theta^T} \right] \hat{\theta} \quad (5)$$

$$\hat{H} = -\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left[\frac{\partial^2 \log f(x_t|t, \theta)}{\partial \theta \partial \theta^T} \right] \hat{\theta} \quad (6)$$

ある θ_0 を用いて母集団分布が $f(x_t|t, \theta_0)$ で表されるならば $G = H$ となるから、(2) 式の右辺第 2 項は $\text{tr}[GH^{-1}] = p$ となって赤池情報量基準 (AIC) が導かれる⁶⁾。 p は自由母数の数を表す。TIC は母集団分布を最適モデル分布と仮定しないより精密なモデル選択基準であるため、以下の適用では TIC を用いた。

3. 地球温暖化予測情報第 8 巻の降水量データを用いた非定常水文頻度解析

地球温暖化予測情報第 8 巻³⁾ に含まれるデータは、SRES の A1B シナリオの設定のもとに超高解像度全球大気モデル MRI-AGCM3.2⁷⁾ で得られた 20km 解像度の計算結果を 15km 解像度の地域気候モデル、さらに 5km 分解能の非静力学モデルを用いてダウンスケーリングして、日本列島を覆う領域を対象に整備された将来気候推計データである。出力時系列は現在気候実験 (1980 年～1999 年)、近未来気候実験 (2016 年～2035 年)、将来気候実験 (2076 年～2095 年) の 3 期間である。この実験期間の合計 60 年間の毎年資料 60 個を用いて、(1) 式で表す母数の時間変化を推定する。これにより任意の時点での確率水文量を得ることができる。このデータセットの降水量時別値データを用いて年最大 24, 48, 72, 96 時間降水量の時系列データをそれぞれ作成し、2. で示した非定常水文頻度解析手法を適用して、それぞれの 100 年確率降水量を時間の関数として得た。それぞれの分析結果は同様であったため、年最大 24 時間降水量の結果を以下に示す。

(1) 非定常水文頻度解析手法の適用

5km 分解能の各セルごとに 2. で示した 4 つの分布 (GEV 分布, Gumbel 分布, SQRT-ET 分布, LN 分布) を適用し、最尤法により (1) 式の係数を求めて母数の時間変化を得た。実験期間は 3 期間であり、全期間を通した確率水文量の変化は高々 2 次関数で表現できる変化と考えられるため、(1) 式は 2 次までの項を考えた。時変母数は $\mu(t)$ と $\sigma(t)$ の二つであり、それぞれの多項式の次数は 0 次, 1 次, 2 次の 3 種類なので、それらの組み合わせで合計 9 通りの時変母数の組み合わせが存在する。この 9 通りの組み合わせをそれぞれの分布モデルで考え、合計 36 通りの中から最適なモデルを TIC により選択する。

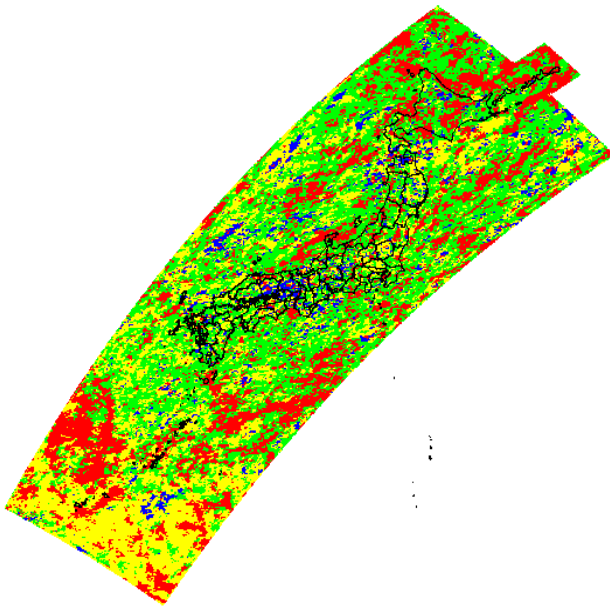


図-1 選択された水文頻度解析モデル。青：非定常 Gumbel 分布モデル，緑：非定常 SQRT-ET 分布モデル，黄：非定常 LN 分布モデル，赤：非定常 GEV 分布モデル。

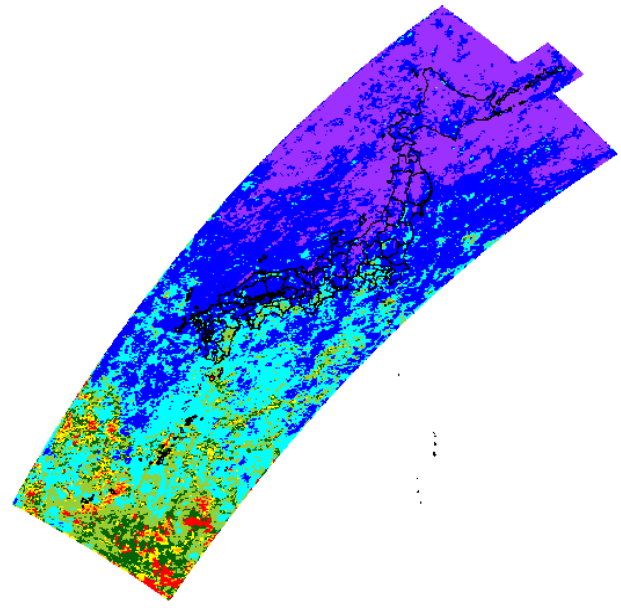
(2) TIC により選択された水文頻度解析モデル

各セルで選択された水文頻度解析モデルを図-1 に示す。青が非定常 Gumbel 分布モデル，緑が非定常 SQRT-ET 分布モデル，黄が非定常 LN 分布モデル，赤が非定常 GEV 分布モデルである。北海道では GEV 分布モデル，瀬戸内地方で Gumbel 分布モデルが選択されているが，日本列島の多くの地域で SQRT-ET 分布あるいは対数正規分布が選択されている。また，屋久島や沖縄など降水量が特に大きい地域では，GEV 分布モデルが多く選択される傾向にある。空間的にある部分はまとめて同じ分布モデルが選択されており，降水特性が確率分布モデルの選択に関連していることが伺える。

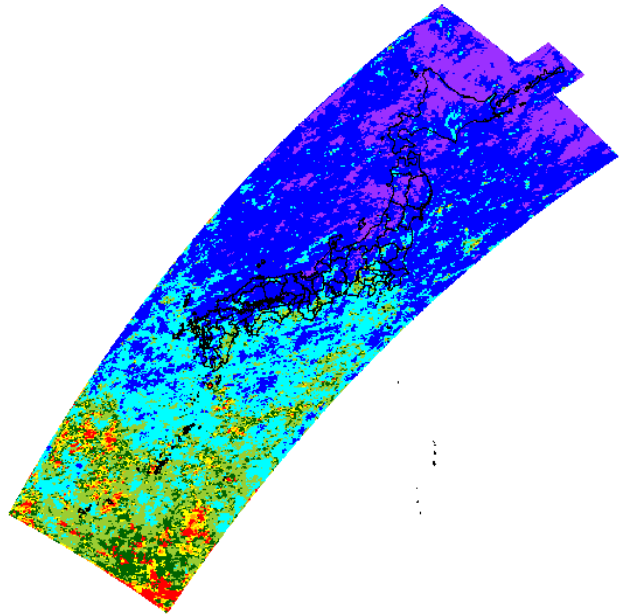
(3) 100 年確率年最大 24 時間降水量の増減傾向

現在気候実験の中間年 (1990 年) および将来気候実験の中間年 (2086 年) での母数を用いた 100 年確率年最大 24 時間降水量の値を図-2 に示す。また，現在気候実験の中間年 (1990 年) に対する近未来気候実験の中間年 (2026 年) および将来気候実験の中間年 (2086 年) の 100 年確率年最大 24 時間降水量の増減比率を図-3 に示す。赤が増加，緑が変化なし，青が減少である。

近未来気候実験では，中部地方以北の大半の地域で増加あるいは変化なしの傾向が表れている。一方で，西日本の多くの地域では減少傾向がみられる。これは，近未来気候実験では系統的な温暖化の影響が十分に現れておらず，予測結果の不確実性が原因になっていると考えられる。地球温暖化予測情報第 8 巻にも，一部の地域の降水量に将来気候と整合しない傾向が表れていることが示され，実験期間の台風の接近・上陸数が影響していることが示されている³⁾。ここで得られた分



(a) 現在気候実験の中間年 (1990 年)

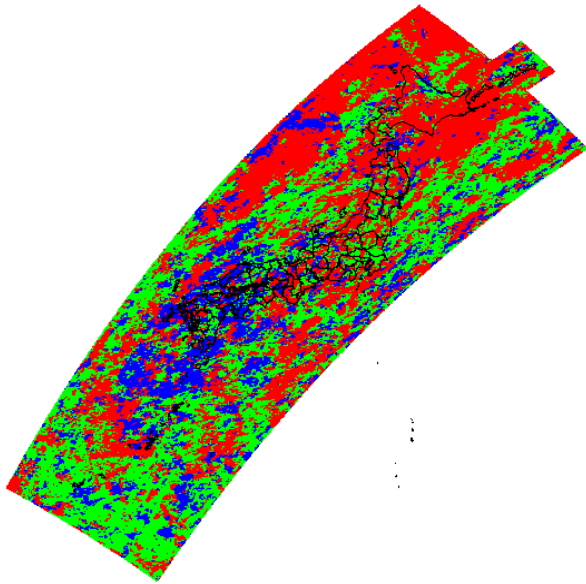


(b) 将来気候実験の中間年 (2086 年)

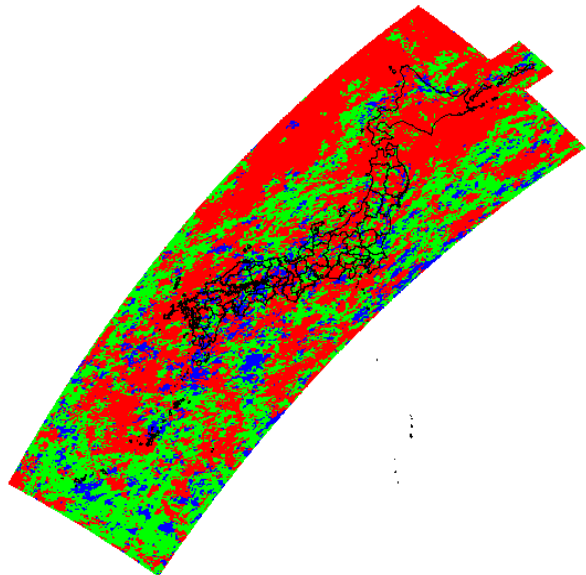
図-2 100 年確率年最大 24 時間降水量の推定値。紫が 0mm～200mm，青が 200mm～400mm，水色が 400mm～600mm，黄緑が 600mm～800mm，緑が 800mm～1000mm，黄が 1000mm～1200mm，橙が 1200mm～1400mm，赤が 1400mm 以上を表す。

析結果は地球温暖化予測情報第 8 巻で示された分析結果と整合している。

将来気候実験では全国的に増加傾向にあり，関西以北の大半の地域で増加あるいは変化なし，特に北海道と北日本ではほとんどの地域で増加傾向にあることがわかる。北海道地方や北日本では，特に増加傾向が大きい。これらの地域は一般的に降水量が少なく，大雨の経験が少ない。これまでの整備水準を上回る降水量が，設定されている確率年よりも短い間隔で発生する可能性がある。



(a) 現在気候実験に対する近未来気候実験の値の増減比率



(b) 現在気候実験に対する将来気候実験の値の増減比率

図-3 100 年確率年最大 24 時間降水量の増減比率。現在気候実験の中間年 (1990 年) に対する、近未来気候実験の中間年 (2026 年)、将来気候実験の中間年 (2086 年) の値の増減比率を表す。赤が増加、緑が変化なし、青が減少。

4. バイアス補正降水量を用いた非定常水文頻度解析

地球温暖化予測情報第 8 巻には、アメダス地上観測データを用いてバイアス補正された時間降水量が提供されている。対象地点はアメダス観測地点が含まれるモデル格子点である。この補正済降水量を用いて年最大 24, 48, 72, 96 時間降水量の時系列データを作成し、2. で述べた非定常水文頻度解析手法を用いて、それぞれの 100 年確率年最大降水量を時間の関数として得た。それぞれの分析結果は同様であったため、年最大 24 時間降水量の結果を以下に示す。

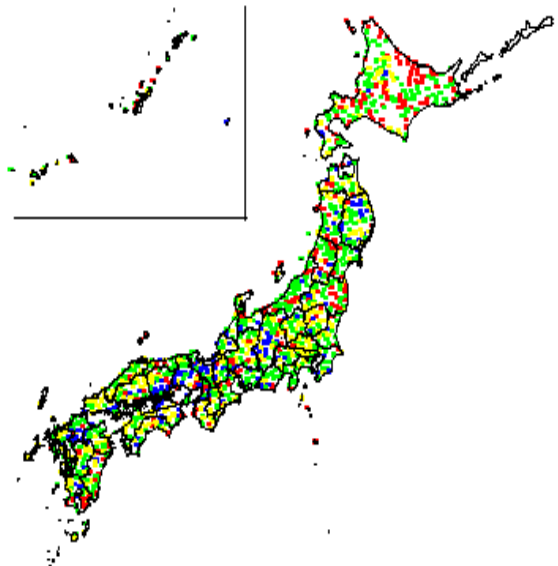


図-4 選択されたモデル。青が非定常 Gumbel 分布モデル、緑が非定常 SQRT-ET 分布モデル、黄が非定常対数正規分布モデル、赤が非定常 GEV 分布モデルである。

(1) バイアス補正手法の概要

気候モデルで計算される雨量は、豪雨の降雨強度が過小評価され、降雨強度の小さな降雨の頻度が高いという特徴を持つ。この観測値との違いを補正するために、地球温暖化予測情報第 8 巻には以下の手法³⁾を用いて補正された降水データが提供されている。

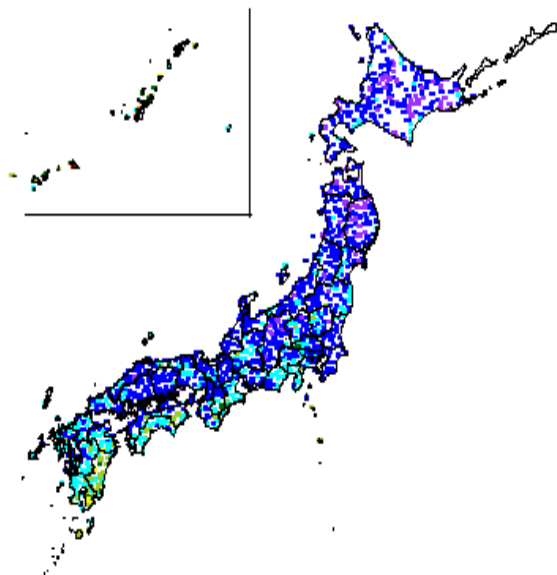
- 1) 地点毎、月毎に、現在気候実験での再現値とその期間に観測された 1 時間降水量データを大きい方から順に並べ替える。観測降水量データは 0.5mm/hr 以上のデータを対象とする。データ数は小さい方に合わせる。
- 2) 観測値と現在気候再現値との間に線形関係を仮定し、最小自乗法により補正係数を求める。この補正係数を近未来気候実験、将来気候実験での予測値の補正に用いる。
- 3) 降雨強度が 95 パーセンタイル値以上のデータに限って観測値、再現値ともにガンマ分布

$$f_X(x) = \frac{x^{k-1}e^{-x/\theta}}{\Gamma(k)\theta^k} \quad (7)$$

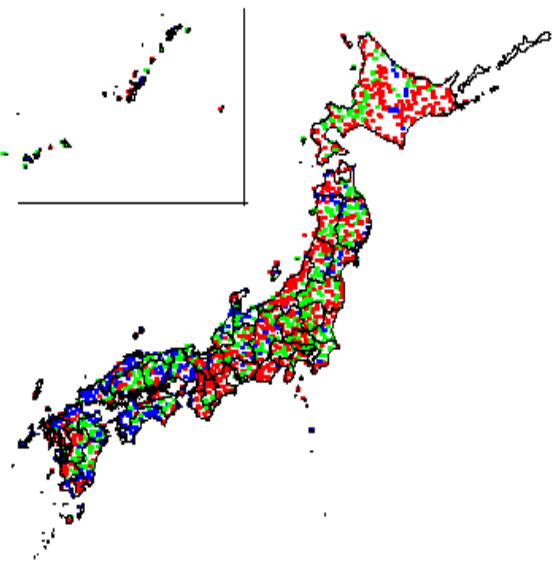
を当てはめて、非超過確率に対応する両者の間の比率を求め、この比率を近未来気候実験、将来気候実験での予測値の補正に用いる。 k は形状母数、 θ は尺度母数である。

(2) TIC により選択された水文頻度解析モデル

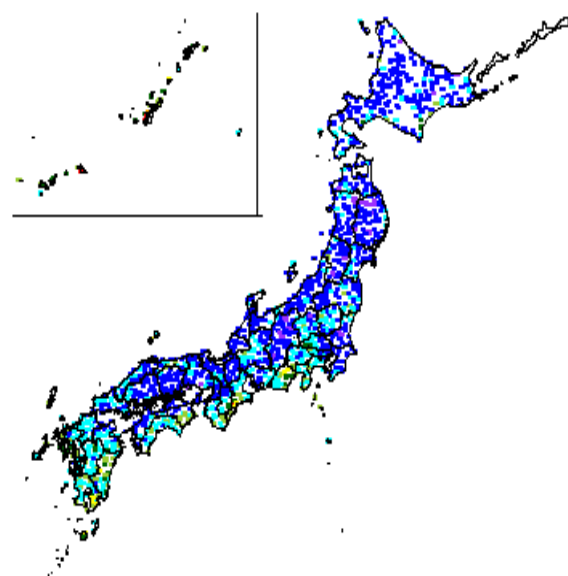
各セルで選択された確率分布モデル図-4 に示す。青が非定常 Gumbel 分布モデル、緑が非定常 SQRT-ET 分布モデル、黄が非定常対数正規分布モデル、赤が非



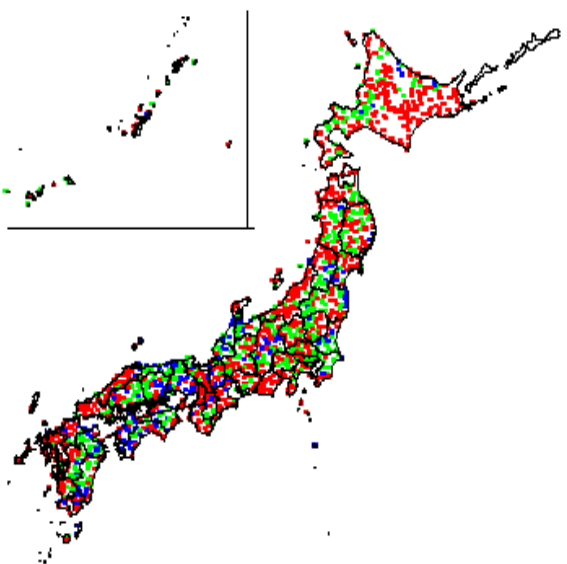
(a) 現在気候実験の中間年 (1990 年)



(a) 現在気候実験に対する近未来気候実験の値の増減比率



(b) 将来気候実験の中間年 (2086 年)



(b) 現在気候実験に対する将来気候実験の値の増減比率

図-5 バイアス補正後の 100 年確率年最大 24 時間降水量の推定値。紫が 0mm～200mm, 青が 200mm～400mm, 水色が 400mm～600mm, 黄緑が 600mm～800mm, 緑が 800mm～1000mm, 黄が 1000mm～1200mm, 橙が 1200mm～1400mm, 赤が 1400mm 以上を表す。

図-6 バイアス補正後の 100 年確率年最大 24 時間降水量の増減比率。現在気候実験の中間年 (1990 年) に対する, 近未来気候実験の中間年 (2026 年), 将来気候実験の中間年 (2086 年) の値の増減比率を表す。赤が増加, 緑が定常, 青が減少。

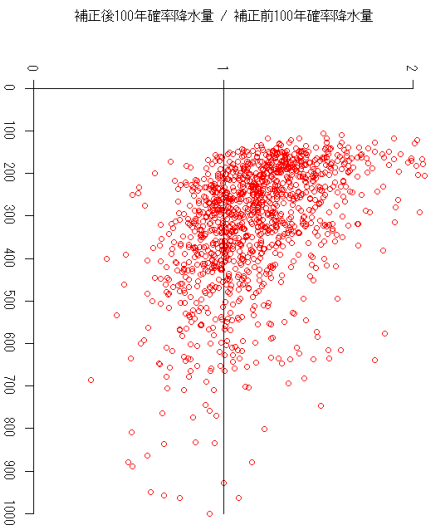
定常 GEV 分布モデルを表す。補正前のデータを用いた場合と同様に, 大半のセルで SQRT-ET 分布モデル, 次に対数正規分布モデルが選択される結果となった。

(3) 100 年確率年最大 24 時間降水量の増減傾向

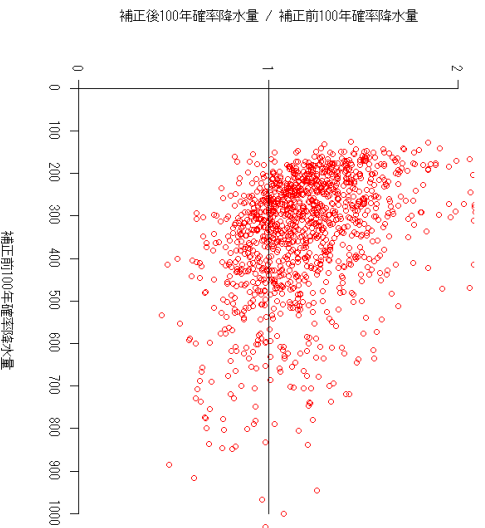
バイアス補正前のデータを用いた場合の**図-2**と同じ年の 100 年確率年最大 24 時間降水量を**図-5**に示す。空間分布の様子は**図-2**と同様であるが, **図-2**の紫色の部分が青色に, また青色の部分が水色になって全体的に値が大きくなっていることがわかる。

現在気候実験の中間年 (1990 年) に対する近未来気候

実験の中間年 (2026 年) および将来気候実験の中間年 (2086 年) の 100 年確率年最大 24 時間降水量の増減比率を**図-6(a)(b)**に示す。赤が増加, 緑が定常, 青が減少である。これらも補正前のデータを用いた**図-3(a)(b)**と同様の空間分布図となった。近未来気候実験の増減比率 (a) では, 中部地方以北の大半の地域で増加あるいは変化なしの傾向にあり, 中国地方以西では減少傾向の地域が見られる。理由は**3.**で述べたのと同様である。将来気候実験の増減比率 (b) を見ると, 減少を示す地域はほとんどなく, 大部分が増加あるいは変化なしを示している。増加傾向は北日本日本海側や北海道



(a) 現在気候実験の中間年 (1990 年) での比較



(b) 将来気候実験の中間年 (2086 年) での比較

図-7 補正前後での 100 年確率年最大 24 時間降水量の比較

地方で見られ、これらの地域は、今後、特に注意する必要があると考えられる。

(4) バイアス補正前後の 100 年確率年最大 24 時間降水量の変化

補正済降水量が存在するセルについて、バイアス補正前後で 100 年確率年最大 24 時間降水量がどのように変化したかを調べた。図-7(a) は現在気候実験の中間年 (1990 年) での補正前の 100 年確率年最大 24 時間降水量を横軸にとり、縦軸に 100 年確率年最大 24 時間降水量の補正前後の比率を示したものである。同様に (b) は、将来気候実験の中間年 (2086 年) での値に対して同様の図を作成したものである。

補正前の値が 400mm 以下のセルの大半が、バイアス補正によって大きな値になっていることが分かる。(a)(b) とも同様の結果であり、日本列島の大半の地域の 100 年

確率年最大 24 時間降水量が 500mm 以下であること考えると、バイアス補正によってほとんどの地域でのこれらの値が補正されたことが分かる。

5. まとめ

本研究では、5km の空間分解能を持つ気象庁の地球温暖化予測情報第 8 巻³⁾ を利用し、時変母数を用いた非定常水文頻度解析手法を適用して、100 年確率年最大 24 時間降水量の全国的な変化を分析した。また、バイアス補正を施した降水データについて同様の分析を行い、補正の有無による確率水文量の変化を調べた。得られた成果は以下の様である。

- 現在気候と将来気候を比較すると、全国的に 100 年確率年最大 24 時間降水量は増加する。
- 特に、北海道や北日本の大半の地域で増加傾向が見られることに注意する必要がある。これらの地域は、これまでの整備水準を上回る降水量が、設定されている確率年よりも短い間隔で発生する可能性がある。
- バイアス補正によって 100 年確率 24 時間降水量は大半の地域で大きく修正された。補正前の年最大 24 時間降水量が 400mm 以下の場合、ほとんどのグリッドセルで大きく補正される結果となった。

謝辞： 本研究は文部科学省気候変動リスク情報創生プログラム「課題対応型の精密な影響評価」および科学研究費基盤研究 (B)26289163 の補助を得た。

参考文献

- 1) 佐渡公明, 杉山一郎, 中尾隆志: 平均値と分散のジャンプ検出による確率水文量の更新—北海道内 22 気象官署の年最大日雨量と年最大無降雨連続日数への適用—, 水工学論文集, Vol. 52, pp. 199–204, 2008.
- 2) 寒川典昭, 鈴木将史: 日本列島 20 世紀の降水量時系列の経年的非定常性とその確率降水量の評価値に及ぼす影響, 自然災害科学, No. 26(4), pp. 355–365, 2008.
- 3) 気象庁: 地球温暖化予測情報, 第 8 巻, 2013, <http://www.data.jma.go.jp/cpinfo/GWP/index.html>, 参照 2014/9/30.
- 4) Coles, S.: An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values, *Springer*, pp.105–123, 2001.
- 5) 林 敬大: 竹内情報量規準の導入による非定常水文頻度解析の高度化, 京都大学大学院工学研究科修士論文, 2013.
- 6) 小西貞則, 北川源四郎: 情報量規準, 朝倉書店, pp.27–67, 2004.
- 7) 文部科学省研究開発局: 超高解像度気象モデルによる将来の極端現象の変化予測に関する研究, 21 世紀気候変動予測革新プログラム, 平成 23 年度研究成果報告書, 2012.
- 8) 江藤剛治, 室田 明, 米谷恒春, 木下武雄: 大雨の頻度, 土木学会論文集, No.369/II-5, pp.165–174, 1986.

(2014.9.30 受付)