

# 気候シナリオの不確実性を反映させた豪雨の確率評価法

皆川裕樹\* 工藤亮治\*\* 増本隆夫\*\*\*

\* 関東農政局 印旛沼二期農業水利事業所, 〒285-0016 千葉県佐倉市宮小路町 28 番地

\*\* 岡山大学大学院 環境生命科学研究科, 〒700-8530 岡山県岡山市北区津島中 3-1-1

\*\*\* 秋田県立大学 生物資源科学部, 〒010-0444 秋田県南秋田郡大潟村字南 2-2

## 要　旨

複数の気候シナリオの不確実性を反映させた豪雨の模擬発生法を提案した。まず収集した気候シナリオ毎に、豪雨の発生頻度および雨量強度に見る豪雨特性を明らかにした。豪雨特性の各要素は気候シナリオ毎に異なる値を示すため、これを気候予測の不確実性と位置付けた。次に、抽出した特性値の平均と分散から出現頻度を正規分布で定義し、この分布から任意に得た値を組み合わせて不確実性を反映させた多数の疑似気候シナリオを生成させた。生成させた各々の疑似シナリオ下で豪雨群を模擬発生させた結果、将来は豪雨の発生頻度と雨量強度が共に増加する傾向が現れ、さらにその出現分布を確率的に評価することができた。本手法は、水害に加え土砂災害や貯水池危険度評価など、様々な分野における気候変動リスクとその不確実性評価のための入力値の発生手法として活用が期待される。

**キーワード：**気候変動リスク、豪雨模擬発生、確率雨量分布、POT理論、不確実性

## 1. はじめに

近年は、様々な分野で気候変動に関する課題が注目されている。それに対応するために、世界各国で全球気候予測モデル（Global Climate Model, GCM）が構築され、物理的に将来気候を予測する手法が開発されている。この気候変動によって、豪雨や台風は強大化することが予見されており（例えば Tsuboki et al, 2015），それにより洪水や氾濫といった水害のリスクが上昇すると予測されている（和田ら, 2006；佐山ら, 2008）。また、温暖化による融雪時期の移動等が農業用水量に影響することも指摘されるなど（工藤ら, 2012, 2016），将来は様々な場面で対応が求められる可能性がある。このような評価を受けて、各省庁でも気候変動に対する取り組みを強化しており、平成 27 年度に閣議決定された「気候変動の影響への適応計画」（環境省, 2015）では、気候変動の影響を最小化あるいは回避し、またその影響から迅速に回復できる持続可能な社会の構築を目指すとしている。

一方で、GCM による気候値の計算は水害等に対する気候変動の影響を検討する上で欠かせないが、膨大な計算資源が必要な上、データ量も大きく、取り扱うためには十分な設備が求められる。また、そのデータは観測値と比較すると一般的に系統誤差を含んでいるため、バイアス補正が必須となる。さらに、GCM の計算格子間隔はモデル開発と共に小さくなっているものの、例えば後述する CMIP5 に参加したメンバーでは百数十 km から数百 km 程度と広い。さら

に現状では、公開されている気候予測値の時間解像度は主に日単位である。よって、流域レベルでの水害リスク評価に活用するには、GCM データを時空間的にダウンスケール（DS）する必要がある。これらの DS 处理には力学的・統計的な手法があり、一般に計算負荷の大きい力学的 DS でも、WRF (Weather Research and Forecast model) のような地域気候モデルの活用が進んでいる。しかし、WRF の利用には高い専門知識が必要となるなど、扱いは容易ではない。GCM による将来の気候データは貴重な情報であり、様々な分野で活用が進められているものの、前述のように前処理や取り扱いには未だ障害が多いといえる。

他方、気候計算の際には GCM のモデル構造や初期条件等の僅かな違いから計算結果に大きな差異が生まれ（カオス性）、不確実であることが知られている（例えば道広ら, 2011）。そのため、気候変動のリスク評価等で入力に用いる気候要素の時系列データ（以下、気候シナリオ）によってリスク評価結果がばらつき、結果の不確実性に繋がる。不確実性を考慮する方法として、同一気候モデルから出力された複数の気候シナリオや、異なる気候モデルからの出力を利用するアンサンブル予測が提案されている。また近年は、地球温暖化対策に資するアンサンブル気候予測データベース（気候変動リスク情報創生プログラム, 2015）において高解像度の全球モデル（60km メッシュ）と日本周辺の地域気候モデル（20km メッシュ）によって多数のアンサンブル実験を行った d4PDF (database for Policy Decision making for Future climate change) データも公開された。アン

サンプルデータは気象予報等で用いられるだけでなく、よりロバストな水利施設管理を目指した中長期的なダム運用への活用や（例えば野原ら, 2009）、短期イベントである洪水のリアルタイム予測等への活用（例えば渋尾ら, 2014）が進められている。このような活用方法に共通するのは、予測が困難な将来気候について多数の気候シナリオを用いることでサンプルを増やし、その結果に対して統計処理を加えることで気候シナリオ間にある不確実性の理解や対応策の議論に役立てるようとする点である。ただし、信頼性の高い統計値を得るために多数のGCMから出力された気候シナリオを収集すると、必要範囲の切り出しやバイアス補正等の処理が収集シナリオのそれぞれに対して必要となり、データ容量が膨大となる面から見ても扱いが容易ではない。また、水害からの防災計画等を検討するためのリスク評価のように極端なイベントのみを対象とする場合には、無降雨や小雨時を含む時系列データを全て使用する必要はなく、豪雨だけを効率的に入手できれば処理も容易となり便利である。

そこで本研究では、水害に対する気候変動のリスク評価に用いるための豪雨データを効率的に得ることと、そのための手法開発を目的とする。そこでは、まず複数の気候シナリオを入手した上で、それぞれのシナリオ下で発生している豪雨の特性値（発生頻度や雨量強度など）を把握し、それらの値のシナリオ間の差異を気候予測の不確実性と位置付ける。さらに、その不確実性を考慮した疑似の気候シナリオと、その特性を反映させた豪雨を多数発生させる。最終的に、それらの結果から気候変動の不確実性を考慮した豪雨量を確率的に評価する手法を提案する。

## 2. 水害リスク評価に見る不確実性の分類と本研究での評価対象

Vose (2003)によれば、「不確実性」は偶然の作用である変動性と、知識の不足から生じる不確実性に大別される。変動性は分析対象が本来持っているランダムな性質を指しており、それを評価するためのシステムを物理的に変更することで影響を軽減できる可能性があるが、観測では回避できない。一方後者は無知が原因であるため、対象事象の詳細な観測によってデータを蓄積させることで回避できる可能性がある。また池田・盛岡（1993）によると、不確実性の種類には、事象のシナリオに関するもの、パラメータに関するもの、モデルに関するものなどの他、(a) 確率的なもの、(b) 偶発的なもの、(c) 未解明なもの、(d) 本質的なもの、(e) 交渉条件的なものなど、性質の異なるものが混在しているとされる。

例えば、洪水氾濫といった水害リスクに関わる不確実性の種類を挙げようすると、大きくは水文・気象分野の観測に関するものから、解析モデルの構造、計算手法に関するものなどが存在すると考えられる。一例として上記(a)～(e)に習いそれらの不確実性の性質の分類を試みるとTable 1のような結果が考えられ、その性質が多岐にわたることが窺える。上記のように、広域排水のリスク評価に影響する不確実性には様々な項目が挙げられる。その中で、解析モデルや観測値の不確実性は当然存在するが、それらに比べて結果に与える影響が特に大きいと考えられる気候変動予測（例えばKay et al., 2009）が備える不確実性を本研究での評価対象とした。具体的には、GCMの種類や

**Table 1** 水害リスクに関わる不確実性の種類とその分類例

Classification of uncertainty type related to flood risks

Item	Uncertainty	Trigger	Uncertainty type
Observation of climate	Accuracy of observations	Accuracy of observation equipment, Spatial distribution of rainfall, Discharge and water level, Data period, etc.	(b), (c)
	Rules of data analysis	Threshold of heavy rainfall extraction	(b), (e)
	Errors in stochastic analysis	Types of extreme distribution	(a), (c), (d)
	Characteristics of rainfall	Climate change impact	(b), (c)
Climate change projection	Differences in climate scenarios	Types of GCMs, Types of RCP scenarios, Constraint of initial values, etc.	(c), (d), (e)
	Resolution of GCM	Generation of regional climate events	(a), (e)
	Intensity and patterns of rainfall	Climate scenario, Chaoticity of climate	(b), (c), (d)
Flood analysis model	Algorithm of analysis model	Design of the model, Calculation method, etc.	(d), (e)
	Influence of input data	Effect of initial values, Temporal-spatial distribution of data, Variety of information for analysis, etc.	(b), (c)
Other problems	Spatial scale of areal model	Accuracy of elevation data, Modeling of drainage system, Changes of land use, etc.	(c), (e)
	Anthropogenic factors	Facility operation, Errors of sense	(b), (d)
	Accuracy of reduction ratio of rice	Error of scale, Timing of flooding, Accuracy of flood analysis, etc.	(b), (c)

Classification (Ikeda and Morioka, 1993) (a) Probabilistic event, (b) Incidental event, (c) Unknown event, (d) Crucial problem, (e) Negotiable problem

計算初期値の影響に起因する複数の気候シナリオ間に存在する不確実性（道広ら, 2011）に的を絞った。ただし、後述する不確実性の性質を確率分布で表現しリスク評価に使用する手法は、Table 1 に示す他の様々な項目にも応用可能であると考えられる。

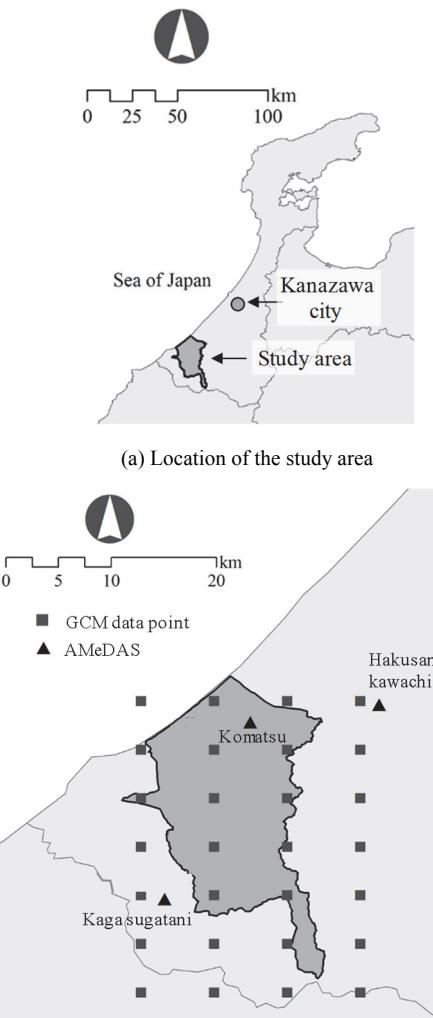
### 3. 気候シナリオの特徴とデータ処理法

#### 3.1 対象地区の概要

本研究では、石川県下の一級河川梯川の南部にある低平農地である加賀三湖地区を対象とした (Fig. 1)。本地区は小松市と加賀市にまたがり、低平域に 2 つの大きな潟（柴山潟および木場潟）を有する。これらの潟に流入する動橋川、八日市川、日用川および低平域の集水部を含めた流域面積は合計で約 240km<sup>2</sup>（山間部約 120km<sup>2</sup>、低平部約 120km<sup>2</sup>）であり、低平域には約 4,000ha の水田が広がる穀倉地帯である。一方で、特に潟周辺の農地は標高が低く排水が困難であり、豪雨によって度々水害が引き起こされてきた（国土交通省北陸地方整備局, 2015）。またこの地域周辺では、長期間（1940～2008 年）の観測降雨資料の分析により、豪雨の強度が過去から現在までに増加している可能性が指摘されており（皆川・増本, 2010），将来的にも水害リスクの上昇が懸念される地区といえる。

#### 3.2 収集した GCM に見る気候シナリオの特徴

気候予測の不確実性を考慮するため、現在公開されている第5期結合モデル相互比較プロジェクト（Coupled Model Intercomparison Project Phase 5, CMIP5）(Taylor et al, 2012) に参加している複数GCMから日雨量の気候シナリオを収集した。気候シナリオを収集する際に、全球から見ると比較的局所的なイベントである台風や極端豪雨の再現性を重視し、それに関わる空間解像度が百数十km程度と比較的高い5つのモデルを選定した。Table 2 およびTable 3 に、選定したGCMとその特徴等を記す。本研究では、1つのGCMにおいてアンサンブルメンバー（各GCMで1～3つの気候シナリオ）を収集しており、現在期間のデータについては historical 実験から得た。さらに将来期間については、温室



(b) Data points from GCMs downscaled in 5-km intervals, and AMeDAS points around the study area

**Fig. 1** 対象地区の概要  
Outline of target area

効果ガスの安定化レベルとそこに至るまでの代表的な濃度経路（Representative Concentration Pathways, 以下, RCP シナリオ）に基づく気候シナリオがある（Moss et al, 2010）。このRCP シナリオは放射強制力に関する温室効果ガス

**Table 2** 収集した GCM の特徴と気候シナリオ数

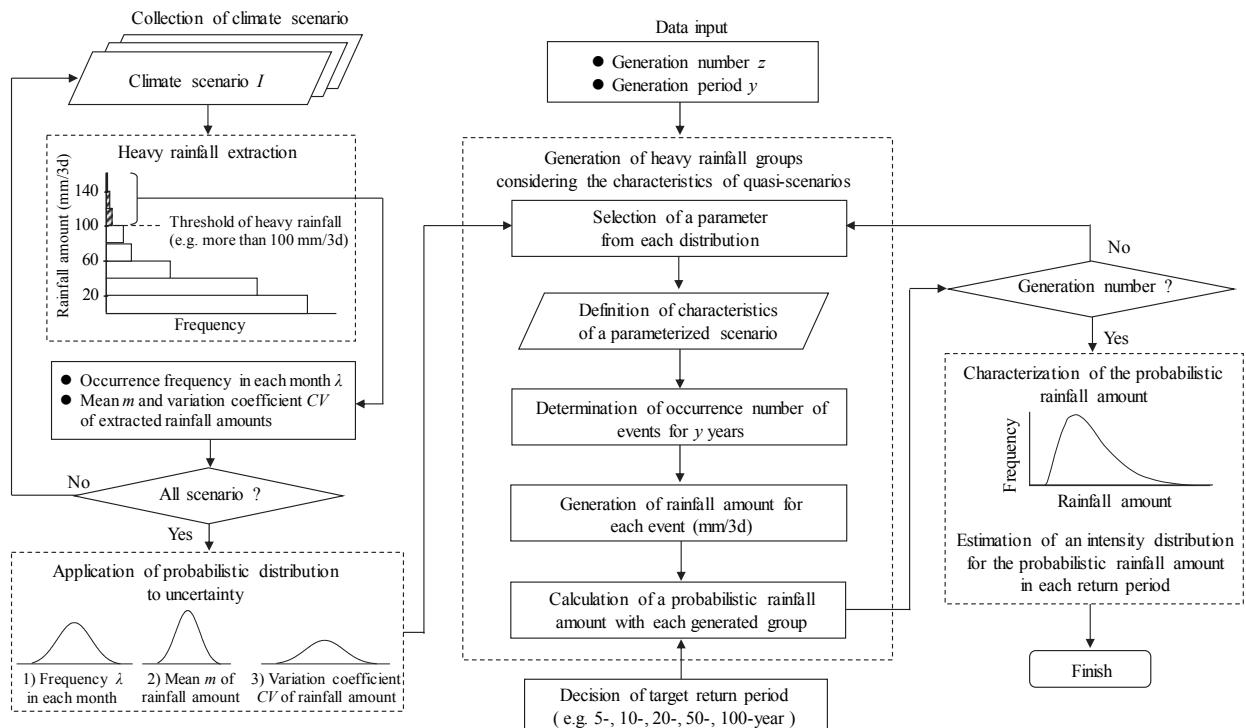
Details of collected climate scenarios from GCMs

Name of GCM	Country	Resolution (degrees)	Ensemble members	
			Present	Future projection
CNRM-CM5	France	1.406×1.406	3	1
CSIRO-Mk3-6-0	Australia	1.875×1.875	3	3
HadGEM2-ES	The United Kingdom	1.875×1.241	3	3
MIROC5	Japan	1.406×1.406	3	3
MRI-CGCM3	Japan	1.125×1.125	3	1

**Table 3** GCM のデータ期間と RCP シナリオ

Data duration and collected RCP scenarios from GCMs

	Data duration (year)	Collected scenario
Present: 1970-2005		RCP2.6
		RCP4.5
Future projection: 2026-2100		RCP8.5



**Fig. 2 気候シナリオの不確実性を考慮した確率雨量分布の模擬発生フロー**  
Flowchart for heavy rainfall generation considering uncertainty from climate scenarios

濃度やエアロゾル量の変化経路を定めている。その数値は将来想定する放射強制力を示しており、数字が大きいほど気候変動の影響が大きく現れる結果となる。ここでは、将来期間のメンバーのそれぞれについてRCP2.6, RCP4.5, RCP8.5の3つのRCPシナリオに基づく気候シナリオを収集した(RCP2.6は将来の気温上昇を2°C以下に抑える目標のシナリオ, RCP4.5は将来の放射強制力が中位で安定するシナリオ, RCP8.5は2100年以降も放射強制力の増加が続き気候変動の影響が最大となるシナリオ)。この結果、収集した気候シナリオ数は現在期間で15個、将来期間では3つのRCPシナリオ毎に11個（合計33個）となった。

### 3.3 空間的ダウンスケールとバイアス補正法

前述のように、ここで収集したGCMのオリジナルデータの空間解像度は百数十kmと粗いため、ここではそのデータを日本周辺で5kmメッシュ間隔に空間的ダウンスケールした工藤ら（2016）と同様の処理方法を適用し、そこから対象地区周辺の範囲（全27メッシュ、Fig. 1参照）を切り出して使用した。そのダウンスケール法は、該当メッシュ周辺の最寄りのGCM計算点を4点抽出しその点までの距離の逆数を重みとして使用する逆距離内挿法を採用している。

また雨量のバイアス補正法としては、実測値とGCM出力のそれぞれで日雨量強度の累積分布関数（Cumulative Distribution Function, CDF）を作成し、実測値をベースに両分布の平均と分散を一致させるCDFマッピング法（Ines and Hansen, 2006；工藤ら, 2014）を適用した。本研究では、その手法の中で日雨量強度を表す確率分布関数にガンマ分布を採用している。また、豪雨のような極端現象に対する

補正精度を高めるため、各月で最大の日雨量については別途抽出し、Gumbel分布を適用した補正法を併用している（工藤ら, 2012）。ここで比較に用いる観測値のデータは、GCMと同様に5kmメッシュで整理しており、対象地区近傍のAMeDAS・気象官署のデータをメッシュ気候値2000の空間分布に従って内挿し作成した（例えば吉田ら, 2012）。上記の空間的DSおよびバイアス補正是収集した全てのシナリオ毎に実施し、最終的に対象地区の全メッシュの結果を平均した流域平均雨量としてシナリオを整理した。

## 4. 気候シナリオの不確実性を考慮した確率豪雨量の評価法

ここで提案する、気候シナリオの不確実性を考慮した確率雨量の評価のための手順概要を Fig. 2 に示す。本手法は大きく4つの手順で構成されている。以下に各手順の詳細を示す。

### 4.1 気候シナリオからの豪雨の抽出方法

本研究では、それぞれの気候シナリオからある雨量基準を満たす豪雨イベントのみを抜き出し、各種分析に利用する。なお、ここで取り扱う豪雨の降雨期間は3日間に固定した。豪雨かどうかの判定に明確な基準はないため、対象地域の降雨特性によって閾値を判断することになる。本研究では皆川・増本（2010）を参考に、1年に2, 3回程度発生する降雨規模を対象として試行錯誤的に決定した結果である3日雨量100mmを閾値に採用した。また、1日に降雨が集中して降った場合には水害のリスクが高いと考えられ

るため、そのようなイベントを補完する目的で日雨量70mm以上の日を含む最大3日雨量を条件に加え、このいずれかを満たすイベントを豪雨として抽出した。なお、両条件により同じイベントが重複して抽出されないよう配慮している。

#### 4.2 必要パラメータの抽出と確率分布の当てはめ

- 1) 収集した気候シナリオ数を $x$ とする。この $x$ 個の気候シナリオはそれぞれ異なるデータであるが、それは様々な計算条件等が複雑に影響し合っている結果であり、精度の良し悪し等の判断はできないため、本研究では全てのシナリオは重みを付けることなく等価に扱うこととする。次に、豪雨特性に対する気候変動の影響を時系列で評価するため、気候シナリオを $y$ 年毎に分割し、複数の評価期間を設定する。
- 2) それぞれの評価期間で、前節の条件によって豪雨を抽出し、気候シナリオ毎にその特性を明らかにする。求める特性値は、抽出豪雨の①年平均発生回数 $\lambda_{j,i}$ 、②豪雨の雨量強度の平均値 $m_i$ 、③その平均値の変動係数(Coefficient of variation,  $CV$ ) $CV_i$ の3つとする。変動係数は標準偏差を平均値で除した値であり、平均値が異なるシナリオ間で雨量値のばらつきを比較するために採用している。①は月毎に求め、 $j$ は月を示す( $j=1, 2, 3, \dots, 12$ )。②と③は各シナリオ・期間で1つずつ求まり、 $i$ は収集したシナリオNo.を表す( $i=1, 2, 3, \dots, x$ )。
- 3) 上記①～③の値は、評価期間毎に $x$ 個ずつ得られるので、それらを基に各値を確率分布に当てはめる。分布の種類は自由に選択できるが、ここでは全て正規分布に従うとした。例えば、ある評価期間で $j$ 月の豪雨発生回数 $\lambda_j$ を見たとき、 $x$ 個の $\lambda_{j,i}$ は気候予測の不確実性からシナリオによって異なる値を示す。それを並べると Fig. 3 のようになり、 $\lambda_{j,i}$ の平均 $\mu_j$ と分散 $\sigma_j^2$ を求めると $\lambda_j$ が従う $N(\mu_j, \sigma_j^2)$ の正規分布の形状は以下の式

(1)で表すことができる。

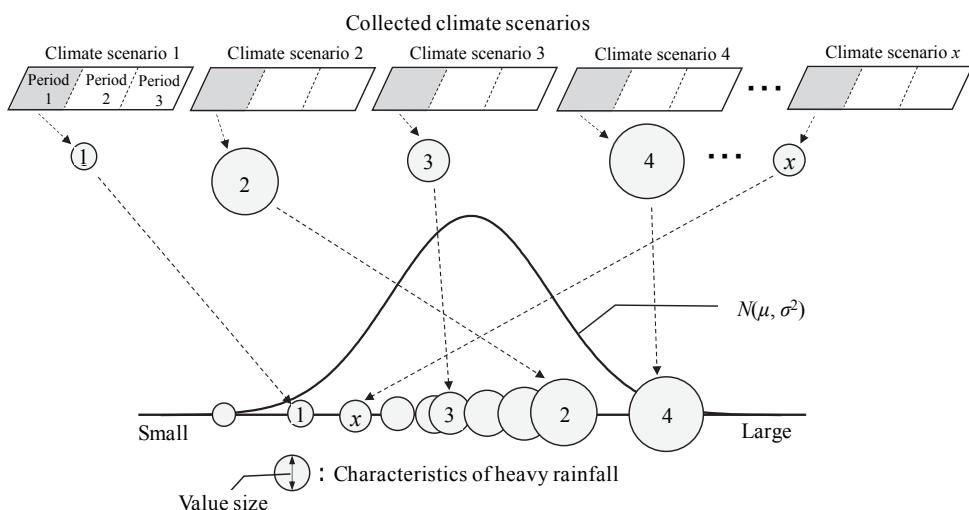
$$f(\lambda_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_j^2} \exp\left(-\frac{(\lambda_j - \mu_j)^2}{2 \sigma_j^2}\right) \quad (1)$$

- 4) 同手順を全ての月にそれぞれ適用し、パラメータ $\lambda_j$ の確率分布形状を決定する。また、 $m_i$ 、 $CV_i$ についても、同様の手順で平均と分散を求め確率分布形状を明らかにする。

#### 4.3 気候予測の不確実性を取り込んだ疑似気候シナリオと豪雨群の模擬発生手順

次に、リスク評価の入力値とするために皆川ら(2014)の手法に従って多数の豪雨(豪雨群)を模擬発生させる。そこでは、前節で得たそれぞれの豪雨特性値の分布に従って抽出した値を組み合わせ、気候シナリオ間に豪雨特性の不確実性を考慮した疑似気候シナリオを多数生成させる。その疑似シナリオの特徴を反映させた豪雨群の発生法を以下に示す。

- 1) 発生させる豪雨群のセット数 $z$ と発生年数 $y$ を決定する。まず1セット目では、予め設定した豪雨特性値の確率分布(前節で定義した正規分布)に従って、それぞれの値( $\lambda_j$ ,  $m$ および $CV$ )を1つずつ抽出する。その抽出の際には、一様乱数を用いた逆関数法等を適用する。この抽出された特性値の組み合わせで疑似の気候シナリオの特徴が決定される。
- 2) 疑似気候シナリオの特徴が決定すると、1年目の1月から1か月毎に豪雨の発生個数を決定していく。その際、豪雨が0個の場合は次月へ進み、1つ以上発生した場合はそれぞれのイベントに対して豪雨量を決定する。この処理が設定した $y$ 年目の12月まで終了すると、1セット目の模擬発生が終了となる。



**Fig. 3** 気候シナリオから抽出した豪雨の特性値に対する確率分布の当てはめ  
Application of probability distribution to characteristic value of heavy rainfalls

- 3) ある年の $j$ 月の豪雨の発生回数 $n_j$ は、以下の式(2)のポアソン分布に従い決定する。

$$f(n_j) = \frac{e^{-\lambda_j} (\lambda_j y)^{n_j}}{n_j!} \quad (2)$$

ここで、 $\lambda_j$ は $j$ 月の年平均の豪雨発生回数、 $n_j$ は豪雨発生回数、 $y$ はデータ期間 (year) である。発生したそれぞれの豪雨イベントに対しては、式(3)のガンマ分布に従い豪雨量を決定する。

$$f(x) = \frac{a}{\Gamma(h)} [a(x-v)]^{h-1} e^{-a(x-v)} \quad (3)$$

ここで、 $v$ は原点パラメータであり、豪雨抽出に用いた閾値を設定することで発生させる雨量の下限値が定められる。また、 $h$ は形状母数、 $a$ は尺度母数パラメータであり、疑似気候シナリオで設定された豪雨量の平均 $m$ と分散 $\sigma^2$ を用いて以下の式から得られる。

$$h = \frac{(m-v)^2}{\sigma^2} \quad (4)$$

$$a = \frac{m-v}{\sigma^2} \quad (5)$$

ここで用いる豪雨量の分散 $\sigma^2$ は、設定された $m$ と $CV$ より以下の式(6)で変換できる。

$$\sigma^2 = (CV \times m)^2 \quad (6)$$

- 4) 1 セット目の模擬発生が終了すると、2 セット目に進む。この時、1 セット目で設定した全てのパラメータをリセットし、同分布から値を選び直して疑似気候シナリオの特徴を再設定する。その後に、上記の模擬発生手順を実行する。
- 5) この手順を繰り返し、豪雨群が $z$ セット発生されると一連の手順は終了となる。なお、現在から将来にかけて評価期間を複数設定した場合は、同手順をそれぞれの期間で実施する。さらに将来期間で、異なる RCP シナリオに基づく気候シナリオを収集した場合は、その RCP シナリオ別に上記手順を適用する。

以上の手順で得た $z$ セットの豪雨群は、それぞれ別の疑似気候シナリオの特徴が反映されるため、発生個数や雨量強度の特性が全て異なる。

#### 4.4 確率雨量分布の推定法

発生させた豪雨群の情報を基に水害リスク等の評価に活用するため、得られた $z$ 個の豪雨群のそれから確率雨量値を算定する。この確率雨量値の算定では、各年の最大値

に対してGumbel分布のような極値分布を適用する手法（年最大値法）が一般的であるが、この手法では1年で1つのサンプルしか得られず、データの期間が短い場合には使用できるデータ数が十分でないといった課題がある。一方、ここで模擬発生させた豪雨群は、その手法の特徴から、ある閾値を超える雨量を備えたイベントの集合となる。このようなデータ系列には、一般化パレート分布を用いて極値を推定するPOT (Peaks Over Threshold) 理論が適用できる（例えば星、1998；近森・永井、2012）。よって本研究では、発生させた豪雨群に対してこのPOT理論を適用する。式(7)に、ここで用いる一般化パレート分布を示す。

$$f(x) = \frac{1}{\alpha} \left(1 - k \frac{x - \xi}{\alpha}\right)^{1/k-1} \quad (7)$$

ここで、 $\alpha$ は尺度母数、 $k$ は形状母数 ( $k \neq 0$ ) である。これらの母数 $\alpha$ 、 $k$ は、 $z$ 個の豪雨群のそれぞれでL積率法によって算定した値を採用した。また、 $\xi$ は位置母数であり、豪雨抽出の閾値から既知となる。なお、 $k=0$ の場合にはこの式は指数分布となる。本手法で推定された確率雨量は、対象となる豪雨群毎に結果が異なり、ある確率年（例えば10年確率）を見ると $z$ 個の推定値が得られる。

## 5. 適用結果と考察

本研究では、収集した気候シナリオのデータ期間中で現在から将来にかけての豪雨特性の変動を考慮するため、観測値との比較が可能な現在期間を1期間設け、さらに将来期間は時系列で3期間に設定した（Table 4）。期間長はいずれも25年間である。また、豪雨群の発生セット数は1,000回に設定し、上記の各期間および全てのRCPシナリオに適用して結果を比較した。

### 5.1 気候シナリオによる現在期間の気候再現性

まず、使用した気候シナリオに対するバイアス補正の効果を見るため、現在期間のデータに対し同期間のAMeDASでの平年値（小松、白山河内、加賀菅谷の平均）を比較した。本研究で対象とする豪雨の発生頻度を見ると、気候シナリオからは年間で約2.98個の豪雨が抽出され、実測値（約2.83個）の気候特性の特徴と良く類似していた。さらに毎月に豪雨の発生頻度を見ると（Fig. 4），気候シナリオの平均では梅雨や台風の影響がある6月から9月に発生個数が多く、冬季にも僅かに豪雨が発生するなど、適用したバイアス補正の効果によって破線で示した観測値の気候特性を良く表せていた。これにより、対象地区の気候値として本データを使用することは妥当と判断した。しかし同時に、この結果は図中のエラーバーで示すようにシナリオ毎に大きな幅があり、気候予測の不確実性が大きいことが示された。そのため、気候シナリオの活用に向けて、この不確実性を併せて評価することの重要性がより明確になった。

**Table 4** GCM データの期間設定

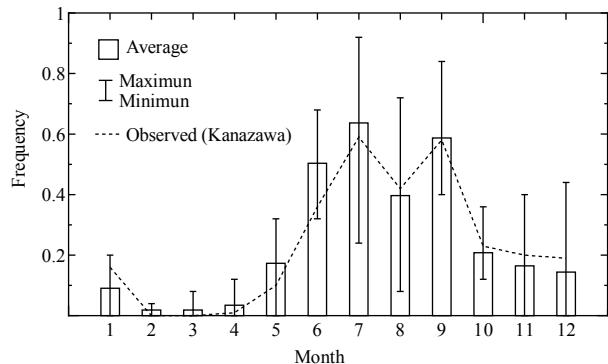
Division of data period		
Year	Period name	(Abbreviation)
1981～2005	Present	( - )
2026～2050	Near future	( NearF )
2051～2075	Middle of the 21st century	( Mid21C )
2076～2100	End of the 21st century	( End21C )

## 5.2 豪雨の出現頻度と雨量強度の将来変化

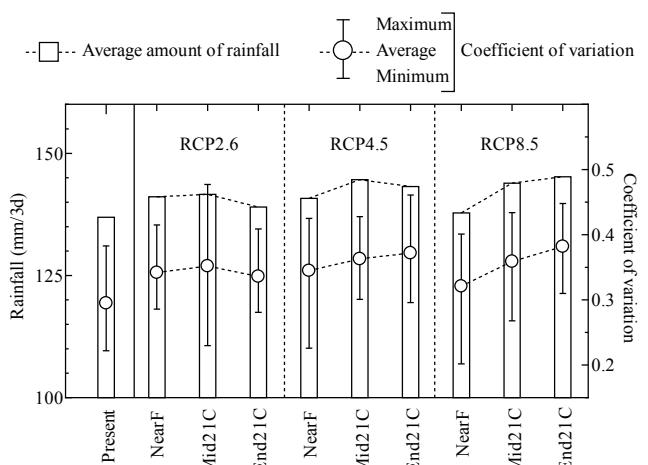
GCMの将来期間のデータより**Table 4**に示す期間に分けて豪雨イベントを抽出し、現在期間の結果と比較して豪雨特性の将来変化を見た。まず、各月で抽出された豪雨イベント数（収集した気候シナリオの平均値）を、RCPシナリオ別に見ると、将来期間はほとんどの月、期間で豪雨回数は増加傾向にあり、さらに期間が将来になるにつれ、またRCPシナリオが2.6から8.5へと高位になるに従い発生個数が多くなることが分かった。水田に影響を与える灌漑期間に注目し、現在期間からの変化割合で比較すると、作付け直後の時期である5～6月では現在と比べて最大で2.64倍（RCP8.5における21世紀末の5月）、出穂時期となる7～8月では一部で豪雨数が減少している結果もあるものの最大で1.31倍となり、収穫時期となる9～10月では1.02～1.36倍であった。なお、月別に見ると1～4月の変化割合が高くなっていたが、これはもともとの発生数が少ないことが影響している。次に、豪雨の雨量特性を比較するため、抽出されたイベントの雨量平均値とその変動係数（CV）を分析した。この両者をそれぞれのデータ期間で求めると**Fig. 5**が得られた。まず現在期間では豪雨量と変動係数の平均値が136.9 mmおよび0.295であるのに対し、全ての将来期間で両値が増加していた。その両方が最も高かったのはRCP8.5における21世紀末の期間であり、雨量値は平均で145.2 mm（現在期間から約6%の増加）、変動係数は0.382となった。この両値をRCPシナリオ別に見るとその変化傾向は異なっており、低位シナリオであるRCP2.6では21世紀半ばまでは雨量値と変動係数が共に増加しているが、21世紀末にかけて減少していた。中位シナリオのRCP4.5でも21世紀半ばから21世紀末にかけて豪雨量が減少していたが、値自体はRCP2.6より高く、さらに変動係数は単調増加していることから、将来的には極端規模の豪雨の発生が懸念される。一方RCP8.5の結果では、雨量平均値と変動係数が21世紀末まで共に単調増加していた。さらに変動係数の分布幅が近未来から21世紀末にかけて徐々に狭まるところから、RCP8.5においては将来になるにつれ安定的に変動係数が大きくなる傾向が示された。

## 5.3 豪雨群の発生結果

**Table 4**に示すそれぞれの期間について、豪雨群の発生数は1,000回、データ期間は評価期間と同様に25年間とし、将来期間に関しては3つのRCPシナリオ（RCP2.6, 4.5, 8.5）毎に本手法を適用した。豪雨量の発生に用いる式（3）で設定する原点パラメータ $\nu$ は、本研究で用いた豪雨の定義の下

**Fig. 4** 実測とGCMに見る各月の豪雨イベントの発生頻度

Occurrence frequency of heavy rainfall in each month  
between the observed and GCM estimates

**Fig. 5** GCMの抽出豪雨に見る雨量平均値と変動係数の変化

Changes in intensity of heavy rainfall amount and its variation  
with climate change scenarios

限値である70.0 mmとした。

上記の条件で模擬発生させた各豪雨群の豪雨イベントの数を降順に並べた結果を**Fig. 6**に示す。現在期間では、25年×1,000回の合計で約78,700個のイベントが発生し、1回の平均は78.7個、1年の平均で見ると約3.1個となった。それに対し、将来期間のRCP2.6の結果では約93,500～101,400個（データ期間の年平均では3.7～4.0個）、RCP4.5では約89,400～109,600個（3.6～4.4個）、さらにRCP8.5では約112,100～122,300個（4.5～4.9個）の豪雨が得られ、発生数には上昇傾向が見られた。ここから、時系列が将来期間になるほど、またRCPシナリオが2.6から8.5へと高位になるほど豪雨の発生回数は増加することが明らかになり、その傾向は前節で明らかにした気候シナリオの分析結果とも一致していた。次に、これらの豪雨を発生月毎に見て、水稻被害に繋がる水稻栽培期間の発生頻度を比較した。ここでは、栽培期間を5月（田植え時期）から10月（収穫時期）の6か月間と設定した。この栽培期間中の豪雨発生率は、全体のうち現在期間では約76%，将来期間ではRCP2.6で70%から74%，RCP4.5で68%から72%，RCP8.5では66%から69%となり、RCP2.6からRCP4.5, RCP8.5と高位のシナリオになるにつれ

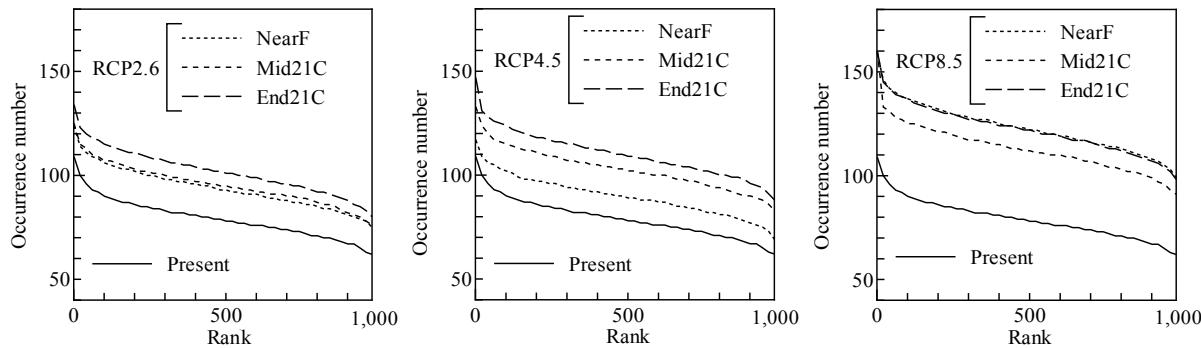


Fig. 6 発生させた豪雨群に見る豪雨数の比較（降順に並べた結果）

Occurrence of heavy rainfall events in each quasi scenario

割合が減少傾向にあった。これは高位RCPシナリオの場合には栽培期間以外の時期にも豪雨発生頻度が上昇したためであり、前述のように発生回数自体は上昇していた。

#### 5.4 確率雨量値の推定結果

式(7)で設定する位置母数 $\zeta$ は様々な決定法が提案されているが（例えばColes, 2001；近森・永井, 2012），この値は豪雨抽出の閾値を意味するため、ここでは前述のパラメータ $\nu$ に合わせて70.0 mmを採用した。求める確率年は、頻繁に発生しうる規模である2年、3年、5年、8年確率、また農地を対象とした排水計画基準に用いられる10年確率の値、それを超える15年、20年、30年（農地防災事業での適用範囲）、50年、100年（河川計画基準規模）、さらに極端な規模として200年、500年、1,000年確率までの13通りを設定した。リスク評価期間毎に1,000個得ている豪雨群のそれぞれで上記13通りの確率雨量値を求め、雨量強度の推定分布を整理した。その一例として、10年確率に注目すると、Fig. 7が得られた。図より、現在期間では1,000個の平均が220.1 mm/3dとなり、これは対象地区の観測資料から推定した値(220.4 mm/3d)と同程度の規模であった。その平均値について現在から将来期間の増加割合を見ると、RCP2.6では21世紀半ばの1.06倍から近未来の1.19倍の範囲をとり、RCP4.6では1.15から1.16倍、RCP8.5では1.10から1.25倍となった。この結果を雨量に換算すると十数mmから最大で50 mm以上の増加となり、ここで取り扱った3つのRCPシナリオの全ての将来期間について、Welch検定により現在期間から1%の水準で有意に増加していることが確認された。

次に確率雨量値の分布形状を見ると、同確率年であっても推定に用いた疑似気候シナリオの特性の違いから、雨量値が大きく分布している。それぞれの分布で平均値付近の出現確率が高いものの、例えば現在期間では最大で400 mmを超えており、最小では100 mmを下回るなど、雨量値が幅広く分布していた。また将来期間はその分布形状が変化しており、前述した平均値の上昇に加え、分布の裾が右に移動し大きな雨量が発生しやすくなることが示された

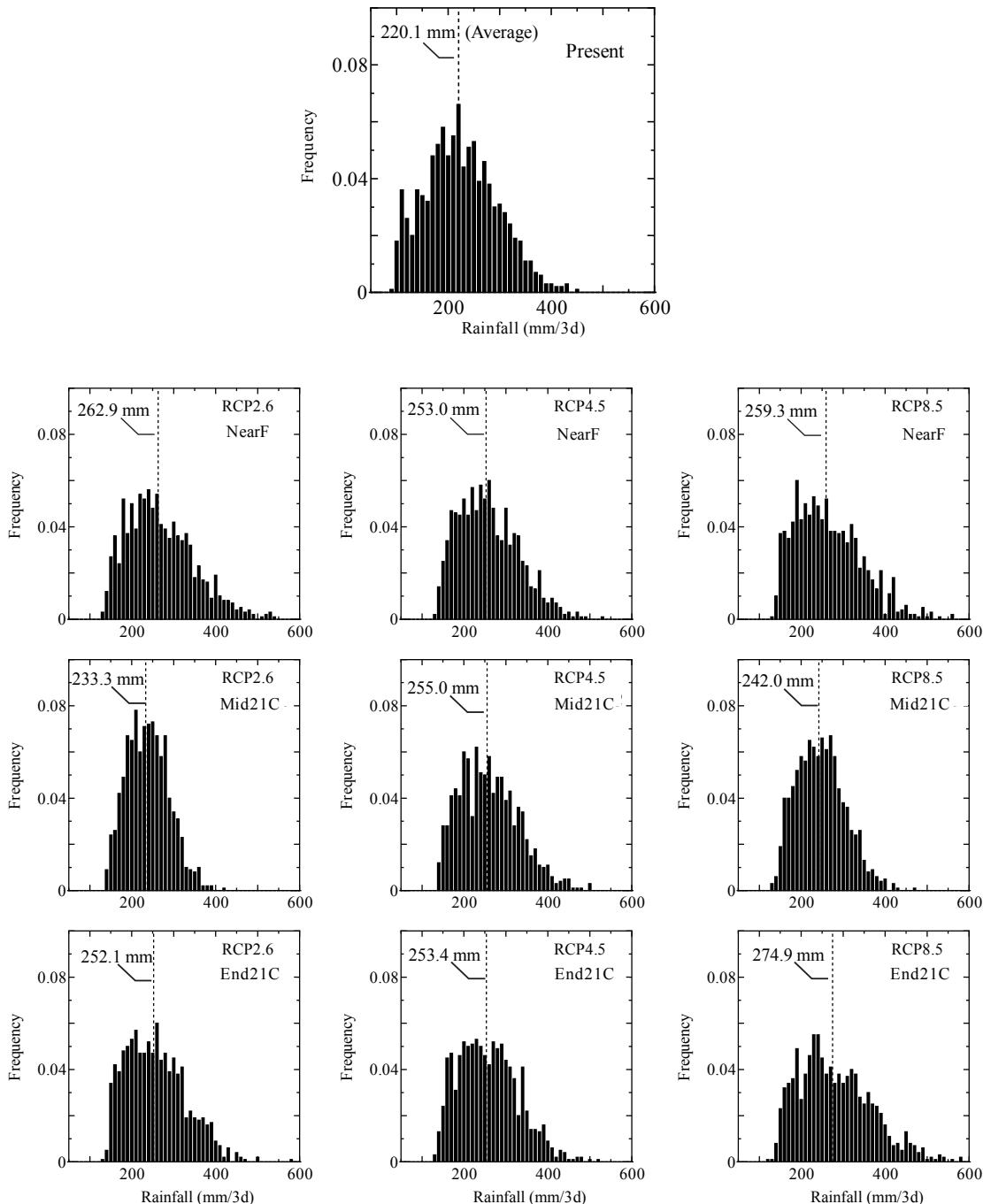
(RCP8.5シナリオでは最大で570 mm程度が発生)。このように、本章の提案手法によって気候シナリオの不確実性を取り入れた豪雨群を多数得ることで、そこから推定される

確率雨量の不確実性を明らかにすることができた。

#### 6. まとめ

本研究では、低平農地域の広域排水へのリスクに関連する様々な不確実性要素の中から特に影響が大きいと考えられる気候変動に注目し、その不確実性の確率的な評価手法を新たに提案した。得られた成果についてまとめると、以下のようである。

- 1) 5つのGCMから現在期間15個、将来期間は3つのRCPシナリオのそれぞれで11個の気候シナリオを収集した。それらを実測値と比較すると、バイアス補正によって全体的には月降水量と豪雨発生頻度の特性が再現され、対象地区での将来予測への利用に向けての適用性が示された。一方で、それぞれの気候シナリオの間には結果に大きなばらつきが見られ、気候予測に見る不確実性の存在が明らかになった。
- 2) 全ての気候シナリオから豪雨を抽出し時系列およびRCPシナリオ別にその特徴を比較すると、豪雨の発生頻度と豪雨量、さらに変動係数も将来的に増加する傾向が見られた。その度合いはより高位のRCPシナリオであるほど、また将来になるほど強く表れていた。
- 3) それぞれの気候シナリオから抽出した豪雨の発生頻度および、豪雨量の平均とその変動係数でシナリオの特徴を定義した。それらの統計量の平均と分散を得て正規分布を当てはめ、気候シナリオ間に見る豪雨特性の不確実性を正規分布で確率的に表現した。
- 4) 豪雨の模擬発生法の必要パラメータを3)で得た分布に従って設定し、疑似の気候シナリオを多数生成させた。その下で発生した1,000個の豪雨群から確率雨量を算定し、同確率年でまとめシナリオの不確実性を反映させた確率雨量の出現分布を得た。その結果、将来はどのRCPシナリオでも豪雨量の平均値が増すことが明らかになり、さらにその傾向は高位のRCPシナリオほど、また将来期間になるほど強く表れた。
- 5) 例えば10年確率における確率雨量分布の結果を見ると、その平均値は対象地区の観測値から推定した値と同等であり、豪雨の地域特性を再現することができ



**Fig. 7** 気候シナリオの不確実性を考慮した確率雨量の発生頻度分布（10年確率雨量の例）

Ten-year rainfall probability distributions for different RCP scenarios and time periods

た。本結果は、豪雨に起因する災害リスク評価の入力値として活用でき、気候変動の影響や極端規模の被害状況を想定した具体的な防災対策を検討するなど、様々な分野での応用が期待される。

本研究で示した一連の手法は、全国のどの地域でも適用できる。さらに、本手法によって得られる確率雨量値を洪水氾濫や土砂災害、貯水池安全度の評価など、豪雨を入力とする種々の解析の入力値とすることで、RCPシナリオ毎に想定される気候変動のリスクとその不確実性の評価が可能となる（皆川ら、2018）。その際に必要となる雨量の時

間分布である降雨波形も、皆川ら（2014）の手法を適用することで発生できる。一方、本研究では取り扱っていない短時間雨量強度の将来変化は、地域気候モデルであるWRF等の活用（例えば工藤ら、2015）によって評価できるため、それを組み合わせることで確率雨量値の増加に加えて短時間雨量強度の変化までを取り入れたリスク評価も可能と考えている。さらに、本研究は気候シナリオに生じる不確実性に限って取り扱った検討例であるが、ここで提案した不確実性を確率分布に当てはめてその影響を調べる一連の手法は、Table 1で示す様々な不確実性をもたらす原因にも適応可能であると考えており、そのうちのいくつかに関して

は実証を進めて水害に係るリスク評価に繋げることを想定している。

**謝辞**：本研究は、農林水産省委託プロジェクト研究「気候変動に対応した循環型食料生産等の確立のための技術開発（A9系）－極端現象の増加に係る農業水資源、土地資源及び森林の脆弱性の影響評価（平成25年～29年、推進リーダー：増本隆夫）」ならびに同プロジェクト研究「温暖化適応・異常気象対応のための研究開発（K系）－豪雨に対応するための場の排水・保水機能活用手法の開発（平成27年～31年、推進リーダー：北川巖）」による成果の一部である。

### 引用文献

- 近森秀高、永井明博（2012）：Peak Over Threshold 理論による確率日雨量の推定、農業農村工学会論文集, **278**, 89-97.
- Coles, S. (2001) : *An Introduction to Statistical Modeling of Extreme Values*, Springer, 74-91.
- 星 清（1998）：洪水ピークの確率評価法について、開発土木研究所月報, **539**, 34-40.
- 池田三郎、盛岡 通（1993）：リスクの学際的定義、日本リスク研究学会誌, **5**(1), 14-17.
- Ines, A.V.M. and Hansen, J.W. (2006) : Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies, *Agricultural and Forest Meteorology*, **138**, 44-53.
- 環境省（2015）（参照2016.8.23）：気候変動の影響への適応計画、（オンライン）、入手先<<http://www.env.go.jp/earth/ondanka/tekiou/siry01.pdf>>
- Kay, A.L., Davies, H.N., Bell, V.A. and Jones, R.G. (2009) : Comparison of uncertainty sources for climate change impacts: flood frequency in England, *Climate Change*, **92**, 41-63.
- 気候変動リスク情報創生プログラム（2015）（参照2016.11.20）：地球温暖化対策に資するアンサンブル気候予測データベース（d4PDF）, （オンライン）<[http://www.mrioc-gcm.jp/~pub/d4PDF](http://www.mrioc-gcm.jp/~pub/d4PDF/)>
- 国土交通省北陸地方整備局（2015）：梯川水系河川整備計画〔国管理区間〕（案）。
- 工藤亮治、増本隆夫、吉田武郎、堀川直紀（2012）：気候変動が灌漑主体流域における農業水利用に与える影響の定量的評価法、農業農村工学会論文集, **277**, 31-42.
- 工藤亮治、増本隆夫、堀川直紀、吉田武郎、皆川裕樹、名和規夫（2014）：日降水特性および水循環解析からみたGCM降水量のバイアス補正法の評価、応用水文, **26**, 1-10.
- 工藤亮治、皆川裕樹、名和規夫、増本隆夫（2015）：領域気象モデルWRFを用いた力学的ダウンスケーリングによる豪雨の気候学的再現性、応用水文, **27**, 19-28.
- 工藤亮治、吉田武郎、堀川直紀、増本隆夫、名和規夫（2016）：気候変動が広域水田灌漑に及ぼす影響の全国マップとその不確実性、応用水文, **28**, 11-20.
- 道広有理、佐藤嘉展、鈴木 靖（2011）：CMIP3マルチ気候モデルにおける日本陸域を対象とした地上気象要素の再現性・不確実性評価、水文・水資源学会誌, **24**(5), 280-291.
- 皆川裕樹、増本隆夫（2010）：実降雨データと温暖化実験データにみる金沢周辺の豪雨の強度変化と発生分布、応用水文, **22**, 1-10.
- 皆川裕樹、増本隆夫、工藤亮治（2014）：長短期降雨特性を備えた豪雨の内部波形の模擬発生法、農業農村工学会論文集, **291**, 15-24.
- 皆川裕樹、池山和美、北川 巍、増本隆夫（2018）：低平水田域における豪雨排水に関するリスクとその不確実性の評価法、農業農村工学会論文集, **307**, I\_175-I\_184.
- Moss, R.H., Edmonds, J.A., Hibbard, K.A., Manning, M.R., Rose, S.K., Vuuren, D.P., Carter, T.R., Emori, S., Kainuma, M., Kram, T., Meehl, G.A., Mitchell, J.F.B., Nakicenovic, N., Riahi, K., Smith, S.J., Stouffer, R.J., Thomson, A.M., Weyant, J.P. and Wilbanks, T.J. (2010) : The next generation of scenarios for climate change research and assessment, *Nature*, **463**, 747-756.
- 野原大督、坪井亜美、堀 智晴（2009）：長期貯水池操作へのアンサンブル降水予報導入時における最適化モデルの放流決定過程に関する一考察、京都大学防災研究所年報, **52B**, 753-764.
- 佐山敬洋、立川康人、寶 馨、増田亜美加、鈴木琢也（2008）：地球温暖化が淀川流域の洪水と貯水池操作に及ぼす影響の評価、水文・水資源学会誌, **21**(4), 296-313.
- 渋尾欣弘、生駒栄司、Saavedra, V.O.C., Wang, L., Koudelova, P., 喜連川 優、小池俊雄（2014）：リアルタイムアンサンブル洪水予測実用化システムの開発、水工学論文集, **58**, 397-402.
- Taylor, K.E., Stouffer, R.J. and Meehl, G.A. (2012) : An overview of CMIP5 and the experiment design, *Bulletin of the American Meteorological Society*, **93**(4), 485-498.
- Tsuboki, K., Yoshioka, M., Shinoda, T., Kato, M., Kanada, S. and Kitoh, A. (2015) : Future increase of supertyphoon intensity associated with climate change, *Geophysical Research Letters*, **42**, 646-652, doi: 10.1002/2014GL061793.
- Vose, D. (2003) : 入門リスク分析、長谷川 専、堤 盛人訳、勁草書房, 28-42.
- 和田一範、川崎将生、富澤洋介（2006）：地域気候モデルを用いた地球温暖化に伴う洪水リスクの評価に関する考察、水工学論文集, **50**, 613-618.
- 吉田武郎、増本隆夫、工藤亮治、谷口智之、堀川直紀（2012）：広域水田灌漑地区の用水配分・管理モデルの実装による流域水循環のモデル化、農業農村工学会論文集, **277**, 9-19.

## An Evaluation Method of the Probability of Heavy Rainfall Intensity Based on Projection Uncertainties of Climate Scenarios

MINAKAWA Hiroki\*, KUDO Ryoji\*\* and MASUMOTO Takao\*\*\*

\* Inbanuma Phase II Agricultural Irrigation Project Office, Kanto Regional Agricultural Administration Office,  
28 Miyakojimachi, Sakura, Chiba 285-0016, JAPAN

\*\* Graduate School of Environmental and Life Science, Okayama University, 3-1-1 Tsushima-naka, Kita-ku, Okayama  
700-8530, JAPAN

\*\*\* Faculty of Bioresource Sciences, Akita Prefectural University, 2-2 Aza Minami, Ogata-village, Minamiakita,  
Akita 010-0444, JAPAN

### Abstract

We have proposed a generation method for heavy rainfall that reflects the uncertainty of climate projection extracted from a number of climate scenarios. First, we extracted heavy rainfall events from each collected climate scenario, and determined their occurrence frequency, average amount of rainfall, and coefficient of variation. These statistical values were used as estimates for the characteristics of heavy rainfall in each scenario. Next, variability of the values among climate scenarios for each estimate was defined as the uncertainty of the climate projection, and we applied the normal distribution to express the probability of occurrence for each value. The values extracted from the distributions, defined as the change of parameters of the normal distribution, were combined to generate a quasi-climate scenario. This process was repeated many times to create a variety of scenarios, each with different characteristics; the results are based on the uncertainties considering the distributions. The methodology was applied to both present and future climate scenarios. Heavy rainfall groups were generated under the quasi-scenario and used for estimation of present and future rainfall probability distributions. The results show that the rainfall intensity will increase in the future, and the proposed method could express distributions of probabilistic rainfalls in the future with uncertainty of climate projection. The results are expected to be useful for climate change risk assessment for flooding and safety assessment of reservoirs and sediment-related disasters caused by heavy rainfall.

**Key words :** Risk on climate change, Simulated generation of heavy rainfall, Distribution of probabilistic rainfall, Peaks over threshold method, Uncertainty