

損害保険のための日本全域洪水リスク評価モデルの開発 (1) : 確率降雨イベントモデルの開発

長野 智絵¹・津守 博通¹・稲村 友彦¹・佐野 肇²・小林 健一郎³・佐山 敬洋⁴・寶 馨⁵

Development of a Japan Flood Risk Model for General Insurance (1) Development of a Stochastic Rainfall Event Model

Chie CHONO¹, Hiromichi TSUMORI¹, Tomohiko INAMURA¹,
Hajime SANO², Kenichiro KOBAYASHI³,
Takahiro SAYAMA⁴ and Kaoru TAKARA⁵

Abstract

This paper presents a stochastic rainfall event model, which generates a long-term synthetic rainfall series (or distributions), as a component of a flood risk model for the whole Japan. Annual frequency of rainfall event, accumulated volume of rainfall, and spatiotemporal distribution of rainfall are statistically modelled, and then synthetic rainfall events are generated by a Monte Carlo simulation. The model was verified with the observed rain data in terms of frequency of heavy rain and return period of annual maximum 72-hour/24-hour rainfall. The annual maximum rainfalls at 100 year return period that was estimated from the synthetic rainfall events were in good agreement with those estimated from the observed rainfall data. Thus, the synthetic rainfall events were thought to be valid for a flood risk model.

キーワード : 確率降雨イベントモデル, 疑似降雨時系列の発生, 100年確率降雨量マップ, 洪水リスク評価
Key words: stochastic rainfall event model, synthetic rainfall generation, 100 year rainfall map, flood risk evaluation

¹ SOMPO リスケアマネジメント株式会社
Sompo Risk Management & Health Care Inc.

² 損害保険ジャパン日本興亜株式会社
Sompo Japan Nipponkoa Insurance Inc.

³ 神戸大学都市安全研究センター
Research Center for Urban Safety and Security, Kobe University

⁴ 京都大学防災研究所
Disaster Prevention Research Institute, Kyoto University

⁵ 京都大学大学院総合生存学館
Graduate School of Advanced Integrated Studies in Human Survivability, Kyoto University

本論文に対する討議は平成 31 年 2 月末日まで受け付ける。

1. 序論

従来、水文解析や洪水氾濫解析の研究は、流域の治水計画や自治体の防災対策のために行われてきた。そのため、日本であれば、対象とする空間領域は流域や自治体といった比較的狭い範囲であり、降雨の時空間分布を考慮せずに解析されることも多い。また、治水計画を現実的なものとするため、再現期間数十年から200年程度の洪水規模を検討対象としている。

これに対し、日本全国で保険を引き受けている損害保険会社の実務のためには、空間領域として日本全域を対象とする必要があり、降雨の時空間分布が重要となる。また、損害保険会社としてのリスクマネジメントのためには、数千年に一度程度発生する規模までの損害を把握しておく必要がある。そのため、損害保険会社では、小規模から大規模までの様々な洪水を検討対象とする必要がある。

たとえば火災のように高い頻度で保険支払いが発生するような種類の事故であれば、過去のデータから、事故の発生確率と支払い保険金との関係を統計的に推定することができる。しかし、自然災害の場合には、統計的に扱えるほど十分な数の過去データは存在しない。そのため、損害保険会社では、これまで、地震や台風のリスクについては自然災害モデルと呼ばれるリスク評価モデルによって確率的に推定してきたが、洪水リスクについては簡易な経験式による見積りにとどまっていた。

本研究の目的は、損害保険業界で利用できる洪水リスク評価モデルを構築することである。洪水リスク評価モデルは、様々な強さと時空間分布を有する多数の洪水イベントと、財物の損害額を評価する脆弱性・損害額評価モデルで構成される。洪水イベントは、洪水を引き起こす降雨イベントと、浸水エリアと浸水深を算出する流出・氾濫モデルを組み合わせて作成される。本研究について、降雨イベント作成までを(1)確率降雨イベントモデルの開発、それ以後を(2)リスク評価モデルの構築と適用例、として2編で述べる。

上述のように、損害保険会社で利用できる洪水

リスク評価のためには、日本全域の空間分布をもつ降雨時系列が多数必要である。空間分布を有する時間解像度の高い観測降雨データとしては解析雨量があるものの、このデータは約20年間の長さしかなく、数千年に一度の洪水を検討するには不十分と言わざるを得ない。そこで本論文では、過去の降雨の発生確率分布に従うように様々な降雨を模擬的に発生させる、確率降雨イベントモデルを開発する。

降雨の時系列を模擬的に発生させる手法の一つに、Poisson cluster process を用いる方法がある¹⁾。この方法では、降雨の発生と降雨量の決定を確率分布モデルで表現し、間欠的に発生する降雨事象の発生過程をそのまま疑似作成できる。Poisson cluster process を用いる方法は、モデルで作成した確率水文学量が観測データから得られる確率水文学量とよく一致するような手法の改良²⁾など、この方法に関する多くの研究例がありその有用性が示されている。さらに、降雨の時系列だけでなく空間分布をも同時に作成するモデルへ拡張され、数10～数100 km 規模であるメソスケールの降雨場を、空間内で降雨セルがランダムに発生するようにモデル化し、降雨の時空間分布を確率的に発生させている³⁻⁵⁾。ただし、これらの手法は、いずれも降雨セルの発生に着目したモデルであるため、メソスケール以下への適用に限られている。より大きなスケールに適用可能な方法として、佐山ら⁶⁾は、Chain-Dependent Process モデルを改良して自己相関性を持たせることで、地域気候モデルの日降水量データから時間降水量データを作成する方法を示した。この手法は、物理モデルである地域気候モデルの時空間分布を元にしながら、時間解像度の高い時空間分布を作成できることが特徴である。日本全域の空間分布を持つ降水量データとしては、創生プログラムのもとで気候モデルを用いて約3000年分の日本域降水量データが作成され、地球温暖化施策決定に資する気候再現・予測実験データベース (d4PDF) として公開されている⁷⁾。ただし、その成果ははまだ研究・検証途上であり、広く利用されているわけではない。

本論文では、日本全国のどこかで一定規模以上

の降雨が発生する期間の降雨（以下、「降雨イベント」と呼ぶ）データを作成する。まず、Poisson cluster process と同様に、降雨の発生と降雨量の決定を確率分布で表現する。さらに、日本全域の空間分布を持つ降雨時系列を作成するため、佐山ら⁶⁾の方法を応用し、全球気候モデル (GCM) の日降水量データを元に1時間解像度の時空間分布を作成する。本論文で作成される降雨イベントデータは、日本全域の空間分布を持つ降雨量データとしては d4PDF に次ぐものと言えるが、その作成方法は大きく異なる。d4PDF は物理モデルである気候モデルのシミュレーション結果であり、本論文は統計モデルで作成されたものである。この降雨イベントデータが、洪水リスク評価のための基礎的データとなる。

2. 方法

2.1 降雨イベントの定義

ここでは、日本全国のどこかで一定規模以上の降雨が発生し、その前後の期間においても日本のどこかで降雨が発生している場合に、その全国的な一連の降雨を「降雨イベント」、その期間を「降雨イベント期間」と呼ぶこととする。ただし、降雪・融雪による洪水災害は本モデルの対象外であるため、冬季を除外して暖候期（4～10月）の降雨のみを対象とする。

具体的には、全国の暖候期の日降水量データを用いて、次の手順で、過去に起きた降雨イベント期間を抽出する。

- 1) 日降水量100 mm 以上のセル（5 km 格子で囲まれた範囲）が日本の陸域のどこかで存在する日を探査する。
- 2) 1) の日の前後で日降水量20 mm 以上のセルが存在する期間を、1つの降雨イベント期間として抽出する。
- 3) このうち、降雨イベント期間の総雨量が日本全域平均で20 mm 以上であるものを抽出する。

2.2 確率降雨イベントモデルの概要

確率降雨イベントモデルは、過去に起きた降雨イベントと同じような様々な降雨イベントを模擬

的に発生させるものである。降雨イベントが1年間に何回発生し、どこでどのような強さの降雨が出現するかについて、過去のデータから発生確率分布を求めておき、それと同じ分布となるように降雨イベントを発生させる。本研究では、一暖候期（4～10月）中に発生する降雨イベントをそれぞれ独立して模擬発生させ、それを10,000回繰り返す。ここで発生させる降雨イベントを、以下では「仮想降雨イベント」と呼ぶ。

本モデルの概要を図1に示す。仮想降雨イベントデータを作成するプロセスは、はじめに降雨イベントをポアソン分布で発生させ、次に一雨降水量（以後、イベント総降雨量と呼ぶ）を決め、最後に降雨量の時空間分布を決定する。ここでは、降雨発生モデルを Frequency モデル、イベント総降雨量決定モデルを Severity モデル、降雨量の時空間分布決定モデルを Distribution モデルと呼ぶ。各モデルについて、2.4から2.6で詳述する。既往の Poisson cluster process を用いる方法とは異なり、年間を通した降雨時系列ではなく、一雨（降雨イベント）単位で降雨時系列を作成する。

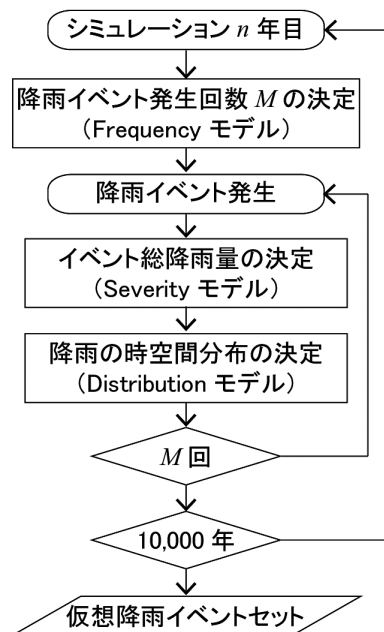


図1 確率降雨イベントモデルの概要

2.3 降雨データの準備

本研究で利用する降雨データは、解析雨量(1989～2010年分)⁸⁾ および、Hadley Centre Coupled Model, version 3 (HadCM3)⁹⁾ の過去再現シナリオと A2シナリオである。後者は、解析雨量のデータ長を補うために利用するが、本研究は現在気候下の条件であるから、現在から前後30年程度の期間(1979～2043年分)のみを利用する。また、利用前に空間ダウンスケーリングとバイアス補正を行い、空間解像度を解析雨量と合わせておく。

まず、HadCM3データの空間ダウンスケーリングを行う。経度3.75度、緯度2.5度の解像度(以下、GCMセル)で表現される HadCM3の出力結果から、解析雨量の空間解像度(5 km 格子で囲まれたセル。以下、解析雨量セルと呼ぶ)の降水量データに変換する。ここでは、水岡¹⁰⁾によって開発された GCM 空間ダウンスケーリング手法に改良を加えた手法を用いる。

まず、1つ1つの解析雨量セルに対して、その日降水量を目的変数、GCMセルの気象要素を説明変数とした多変量回帰モデルを次式のように作成する。

$$r = \sum_{i=1}^{26} a_i x_i + \sum_{i=1}^{26} b_i y_i \quad (1)$$

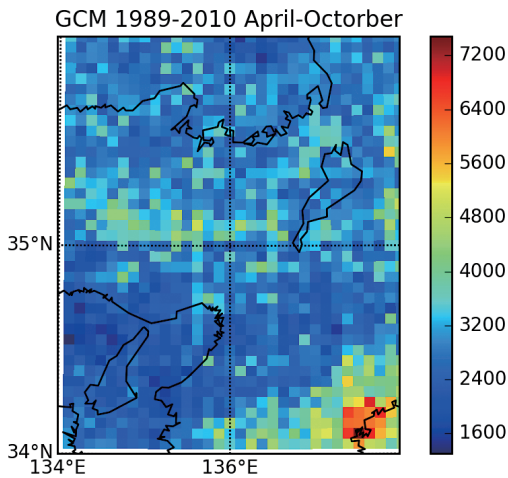
ここに、 r は解析雨量セルの日降水量(mm)、 x_i は解析雨量セルを包含する GCMセルの気象要素($i=1, \dots, 26$, 表1に示す26個の要素)、 y_i はその隣の GCMセル(包含している GCMセルを除いて解析雨量セルに最も近い GCMセル)の気象要素(x_i と同じ気象要素)、 a_i 、 b_i はパラメータである。ここで、既往研究¹⁰⁾では解析雨量セルを包含する1つの GCMセルの気象要素 x_i のみが説明変数に用いられているが、本研究ではその隣の GCMセルの気象要素 y_i も合わせて用いる。これは、GCMの1セルのみを用いて作成した回帰モデルを適用した場合、GCMセルの境界で降雨分布が不連続になってしまうためである。解析雨量セル近傍2つの GCMセルを説明変数とすることで、この不連続は解消された。回帰モデルのパラメータは、Multivariate adaptive regression

表1 空間ダウンスケールに用いる GCM の説明変数

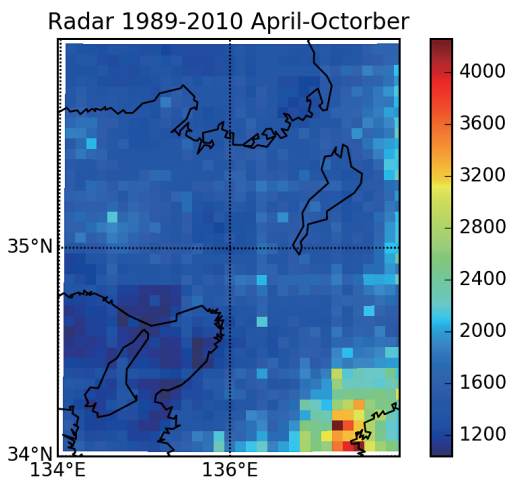
変数	説明
mslpas	Mean sea level pressure
p_fas	Air flow velocity (sfc)
p_uas	Zonal velocity (sfc)
p_vas	Meridional velocity (sfc)
p_zas	Velocity (sfc)
p_thas	Wind direction (sfc)
p_zhas	Divergence (sfc)
p5_fas	Air flow velocity (500hPa)
p5_uas	Zonal velocity (500hPa)
p5_vas	Meridional velocity (500hPa)
p5_zas	Vorticity (500hPa)
p5thas	Wind direction (500hPa)
p5zhas	Divergence (500hPa)
p8_fas	Air flow velocity (850hPa)
p8_uas	Zonal velocity (850hPa)
p8_vas	Meridional velocity (850hPa)
p8_zas	Vorticity (850hPa)
p8thas	Wind direction (850hPa)
p8zhas	Divergence (850hPa)
p500as	Geopotential height (500hPa)
p850as	Geopotential height (850hPa)
r500as	Relative humidity (500hPa)
r850as	Relative humidity (850hPa)
rhumas	Near surface relative humidity
shumas	Near surface specific humidity
tempas	Mean temperature at 2m

splines (MARS 法)¹¹⁾により、1989～2010年の解析雨量を目的変数、NCEP再解析データ¹²⁾を説明変数とした重回帰分析により同定する。このとき、NCEP再解析データを利用する理由は、HadCM3は360日カレンダーで計算が行なわれており、現実のカレンダーに基づく解析雨量と日付が一致しないためである。

作成した多変量回帰モデルを用いて、HadCM3の気象要素から解析雨量セルにおける日降水量を求めた。本モデルで空間ダウンスケーリングした日降水量(以下、GCM日降水量と呼ぶ)と解析雨量の日降水量(以下、レーダ日降水量と呼ぶ)から算出した、1989～2010年の暖候期の合計降水量を図2に示す。両者を比較すると、三重県南部で降雨量が多く瀬戸内側で降雨量が少ないという分布を本モデルでも表現できていることが分かる。ただし、GCM日降水量は、レーダ日降水量



(a) 空間ダウンスケーリング後の GCM 日降水量の暖候期合計 (mm)



(b) レーダ日降水量の暖候期合計 (mm)

図 2 暖候期合計の降水量分布

よりも全体的に大きくなっていった。これは、回帰モデルを作成する GCM (=NCEP 再解析データ) と回帰モデルを適用する GCM (=HadCM3) が異なることが原因であると考えられた。

そこで、CDF mapping 法¹³⁾を用いて、月別バイアス補正を行う。この方法は、式 (2) - (3) に示すように、レーダ日降水量と GCM 日降水量それぞれの累積分布関数から、順位統計量ごとに日降水量の補正量を決めるものである。

$$r'_j = \begin{cases} F_{I,obs}^{-1} \left(F_{I,GCM} \left(r_j \right) \right) & , r_j \geq \tilde{r}_{GCM} \\ 0 & , r_j < \tilde{r}_{GCM} \end{cases} \quad (2)$$

$$\tilde{r}_{GCM} = F_{GCM}^{-1} \left(F_{obs} \left(\tilde{r}_{obs} \right) \right) \quad (3)$$

ここで、 r_j は GCM 日降水量 ($j=1, \dots, 30$, 当月の日降水量を降順に並べた順位)、 r'_j はバイアス補正後の GCM 日降水量、 \tilde{r}_{obs} はレーダ日降水量で決める閾値、 \tilde{r}_{GCM} は \tilde{r}_{obs} が現れる累積分布に対応する GCM 日降水量、 F_{GCM}^{-1} は GCM 日降水量の累積分布逆関数、 F_{obs} はレーダ日降水量の累積分布関数、 $F_{I,GCM}$ は \tilde{r}_{GCM} 以上の GCM 日降水量の累積分布関数、 $F_{I,obs}^{-1}$ は \tilde{r}_{GCM} 以上のレーダ日降水量の累積分布逆関数である。

バイアス補正前後の GCM 日降水量の日本全域合計値を、1989年を例として図 3 に示す。比較のため、レーダ日降水量の日本全域合計値も合わせて示す (図 3 (c))。前述のように HadCM3 は現実のカレンダーではないため両者の降雨発生は一致しないものの、バイアス補正により、日降水量ゼロの日が多く発生するなど、より現実的な日降水量データとなっていることがわかる。

以上の方法で空間ダウンスケーリングとバイアス補正を行った GCM 日降水量とレーダ日降水量から、2.1 節に示した手順で、降雨イベント期間を抽出する。以下では、GCM 日降水量から抽出した降雨イベント期間の一連のデータを「GCM 降雨イベントデータ」、レーダ日降水量から抽出した降雨イベント期間の一連のデータを「レーダ降雨イベントデータ」と呼ぶ。

2.4 Frequency モデル

はじめに、Frequency モデルで仮想降雨イベントを発生させる。ここでは、ポアソン分布に従う乱数を発生させ、降雨イベントの年間発生回数を決定する。ポアソン分布のパラメータは、GCM 降雨イベントデータから予め同定しておく。

GCM 降雨イベントデータから、降雨イベントの年間発生回数の度数分布を作成し、確率分布を当てはめる。降雨イベントの年間発生回数は自然数であるため、離散型確率分布であるポアソン分

布と負の二項分布を当てはめる。図4に各分布を当てはめた結果を示すが、いずれもRMSEの値は0.017であり、十分に小さく、データへの適合度は同程度であった。ここでは、降雨発生によく利用されるポアソン分布を採用する。同定されたポアソン分布のパラメータは、 $\lambda=23.91$ である。

2.5 Severity モデル

Severity モデルは、ガンマ分布に従う乱数を発生させ、仮想降雨イベントごとにイベント総降雨量を決定するものである。ここで言うイベント総降雨量は、日本全域の平均雨量である。ガンマ分布のパラメータは、GCM 降雨イベントデータから予め同定しておく。

GCM 降雨イベントデータから、イベント総降雨量の度数分布を作成し、確率分布を当てはめる。連続型確率分布であるガンマ分布と平方根指数型最大値分布 (SQRT-ET 分布) を当てはめる。図5に各分布を当てはめた結果を示すが、いずれ

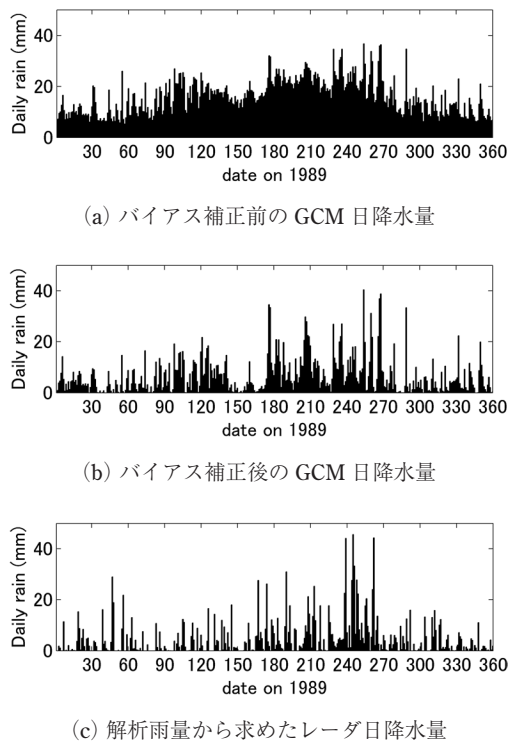


図3 日降水量の日本全域合計の年間時系列

も SLSC の値は0.001~0.002と十分に小さく、データへの適合度は同程度となった。ただし、ガンマ分布の方が広がる分布形となり、総降雨量の大きい領域で確率密度が大きくなった。ここでは、総降雨量の大きい降雨イベントを過小評価することを避けるため、ガンマ分布を採用する。同定されたガンマ分布のパラメータは、形状母数=1.98、尺度母数=28.7である。

2.6 Distribution モデル

Distribution モデルは、仮想降雨イベントごとに、降雨量の時空間分布を決定するものである。降雨量の時空間分布は、降雨量の地域分布や降雨継続時間が過去の降雨データに見られる傾向と類似するように、作成する。ここでは、既往研究⁶⁾の方法を応用し、GCM 降雨イベントデータの日

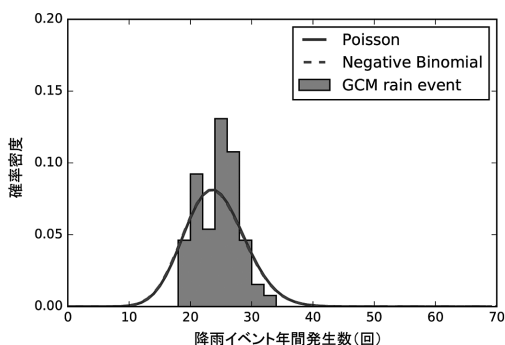


図4 降雨イベント年間発生回数のモデル化 (Frequency モデル)

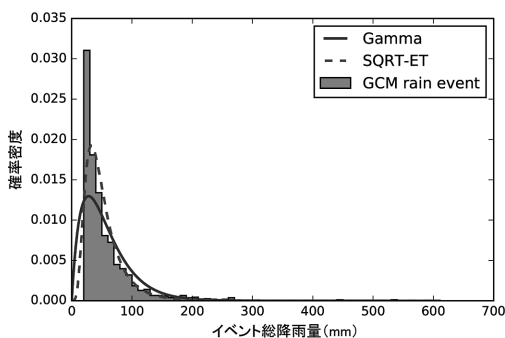


図5 イベント総降雨量のモデル化 (Severity モデル)

降水量データを元に1時間解像度の時空間分布を決定する。Distributionモデルの概要を図6に示し、以下のa)からd)は図6中の記号と対応する。

- a) まず、総降雨量の地域分布を、レーダ降雨イベントデータに基づいて作成する。まず、レーダ降雨イベントデータから、イベント総降雨量の地方(北海道, 東北, 関東, 東海甲信, 北陸, 近畿, 四国, 中国, 九州, 沖縄)別割合を算出し、全イベントの平均値を算出する(図7)。この値と、仮想降雨イベントの総降雨量の地方別割合の全イベント平均値とが等しくなるように、イベント総降雨量の地方別割合をランダムに決定する。
- b) 次に、降雨継続時間を、GCM降雨イベント

データに基づいて作成する。まず、GCM降雨イベントデータから、降雨継続時間 D をイベント総降雨量 R の関数としてモデル化する(次式)。

$$D = aR^b + \varepsilon \tag{4}$$

ここで、 a 、 b はパラメータ、 ε は対数正規分布 $LN(\mu, \sigma^2|R)$ に従う乱数で、 μ 、 σ^2 は対数正規分布の母数である。図8に示すとおり、同定されたパラメータは、 $a=0.537$ 、 $b=0.584$ 、 $\mu=0.238$ である。 σ^2 は、この対数正規分布の期待値が aR^b であることから、 $\sigma^2 = 2(\ln(aR^b) - \mu)$ で計算される。先に決めたイベント総降雨量を上式にあてはめ、(4)式

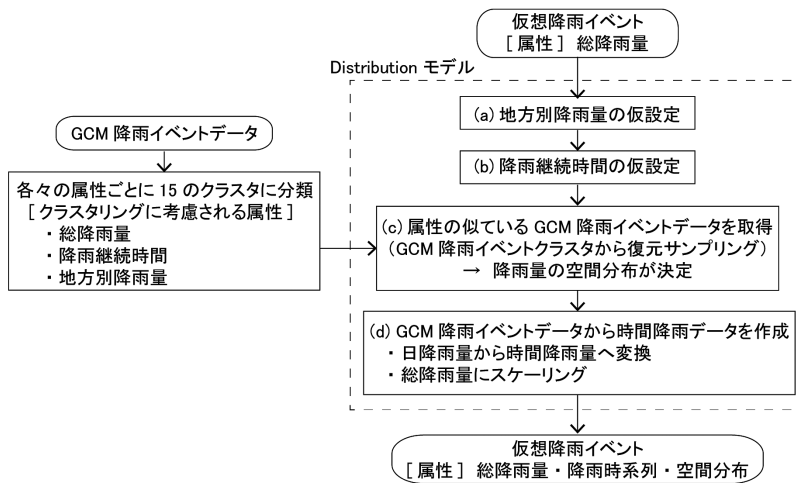
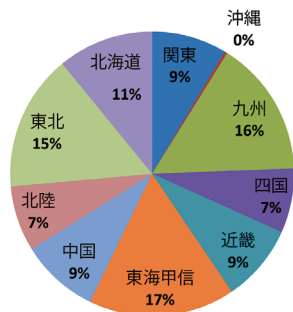


図6 降雨の時空間分布の決定方法 (Distributionモデル)



- 沖縄：沖縄県
- 九州：福岡県、佐賀県、大分県、長崎県、熊本県、宮崎県、鹿児島県
- 四国：愛媛県、高知県、香川県、徳島県
- 中国：山口県、広島県、島根県、鳥取県、岡山県
- 近畿：兵庫県、大阪府、京都府、奈良県、滋賀県、和歌山県
- 北陸：福井県、石川県、富山県、新潟県
- 東海甲信：三重県、愛知県、岐阜県、静岡県、長野県、山梨県
- 関東：東京都、神奈川県、千葉県、埼玉県、群馬県、栃木県、茨城県
- 東北：福島県、宮城県、山形県、秋田県、岩手県、青森県
- 北海道：北海道

図7 イベント総降雨量の地方別割合

の分布に従うように、仮想降雨イベントの降雨継続時間をランダムに決定する。

- c) 次に、ここで仮に決めた降雨量の地方別降雨量と降雨継続時間、Severity モデルで決めたイベント総降雨量に基づいて、それらの属性が似ている GCM 降雨イベントを選択する。そのために予め、イベント総降雨量、降雨継続時間、地方別降雨量の3つを属性値として、GCM 降雨イベントデータをクラスタリングしておく。ここでは、自己組織化マップモデルを用いて教師なし学習を行い、GCM 降雨イベントデータが15のクラスに分類されている。このクラス分類に従って、各仮想降雨イベントに対応する GCM 降雨イベントが復元ランダムサンプリングにより選択される。
- d) 最後に、選択された GCM 降雨イベントの持つ時空間分布を元に、1時間解像度の時空間分布データを作成する。具体的な手順を以下に示す。
- 1) GCM 降雨イベントの日データごとに、日本全域平均の日降水量から、10のクラス (3.75 mm/day 未満, 3.75-7.5 mm/day, 7.5-15 mm/day, 15-22.5 mm/day, 22.5-30 mm/day, 30-37.5 mm/day, 37.5-45 mm/day, 45-52.5 mm/day, 52.5-60 mm/day, 60 mm/day 以上) のうちのクラスに属するかを調べる。
 - 2) 各クラスのパラメータを用いて、日降水量

から、1次マルコフ連鎖により降水有無時系列を、AR (1) 過程により時間降水量系列を作成する。

- 3) 作成した時間降水量の1日の総量がもとの日降水量と一致するように、係数をかけて調整する。ここで作成される時間降水量系列は、日本全域平均の降水量である。
- 4) その日の GCM 日降水量のもつ空間分布を保持したまま、3) で作成した日本全域平均の時間降水量となるように、1日分の時間降水量データを作成する。
- 5) GCM 降雨イベントの持つ日数分だけ1-4を繰り返して、全ての日数分の時間降水量データを作成する。
- 6) 最後に、全ての日数分の合計降水量が、仮想降雨イベントのイベント総降雨量 (Severity モデルで決定した値) と一致するように、係数を掛けて調整する。

ここで、上記2について詳述する。まず、降水あり・なし間の遷移確率 (P11=降水ありから降水あり, P01=降水なしから降水あり, P10=降水ありから降水なし, P00=降水なしから降水なしへの遷移確率) を用いて、1次マルコフ連鎖により24時間の降水有無時系列を作成する。次に、対数正規分布に従う AR (1) 過程による時間降水量を、次式で作成する。

$$r_h = \exp(\mu_y + \sigma_y z_h) \quad (5)$$

$$z_h = \rho_y z_{h-1} + \sqrt{1 - \rho_y^2} \varepsilon_h \quad (6)$$

ここで、 r_h は時間降水量、 z_h は対数領域における時間降水量の時系列、 μ_y 、 σ_y は対数領域における時間降水量の正規分布 $N(\mu_y, \sigma_y)$ の母数、 ε_h は標準正規分布 $N(0,1)$ に従う乱数、 ρ_y は時間降水量の対数領域の自己相関係数である。

1次マルコフ連鎖のパラメータ (P11, P10, P01, P00)、時間降水量の確率分布に関するパラメータ (μ_y, ρ_y)、AR(1) 過程に関するパラメータ (ρ_y) は、解析雨量の日本全域平均時間降水量を用いて同定する。このとき、日本全域平均の日降水量に応じて、降水日を10のクラス (3.75 mm/day 未

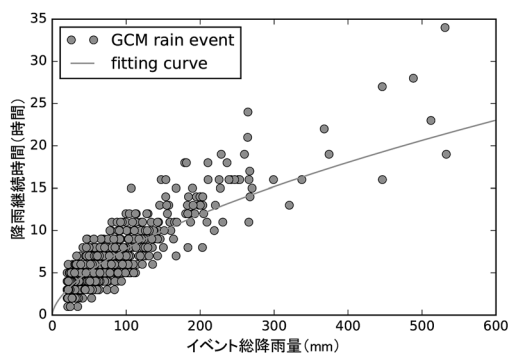


図8 イベント総降雨量と降雨継続時間の関係

満, 3.75-7.5 mm/day, 7.5-15 mm/day, 15-22.5 mm/day, 22.5-30 mm/day, 30-37.5 mm/day, 37.5-45 mm/day, 45-52.5 mm/day, 52.5-60 mm/day, 60 mm/day 以上) に分類し, クラスごとにパラメータを同定する。

3. 結果と検証

3.1 地方別の豪雨発生回数

まず, 作成した仮想降雨イベントについて, 豪雨の年間発生回数が地方別に見て偏りが無いかを調べる。ここでは, 日降雨量100 mm 以上を「豪雨」とし, その発生した地方を特定する。図9に, 仮想降雨イベントとレーダ降雨イベントから推定した豪雨の平均年間発生回数を, 地方別に比較して示す。豪雨の発生回数は, 両データとも, 九州, 四国, 近畿, 東海・甲信で年15~20回程度, それ以外の地域では10回程度となり, おおむね一致していると言える。

次に, 作成した仮想降雨イベントについて, 地方別に年最大降雨量の超過確率を調べる。仮想降雨イベントとレーダ降雨イベントから, 地方別に年最大域内平均72時間降雨量の超過確率と確率降雨量を推定し, 両者を比較する。まず図10に, 両データから推定した年最大72時間降雨量の超過確率を示す。レーダ降雨イベントの超過確率推定には, カナンプロットを用いた。図10を見ると, 各地方で, 仮想降雨イベントから推定した超過確率は, 10年までの短い再現期間の範囲ではレーダ降雨イベントのそれとおおむね一致している。また, 図11に, 50年, 100年再現期間の年最大降雨量を

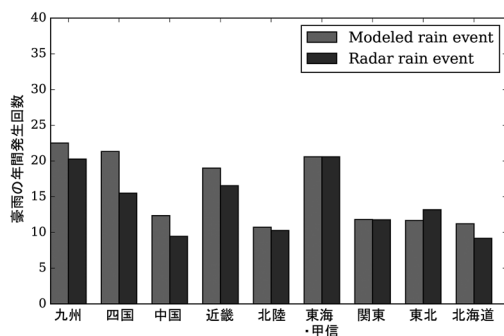


図9 地方別の豪雨の平均年間発生回数

示す。レーダ降雨イベントの極値分布にはガンマ分布を当てはめ, 確率降雨量の推定幅(90%信頼区間)を Bootstrap 法によって算出した。図11を見ると, 各地方で, 仮想降雨イベントから推定した確率降雨量は, レーダ降雨イベントによる確率降雨量の推定幅内にほぼ入っている。とくに確率降雨量の大きい四国と九州では, 100年再現期間の年最大降雨量はそれぞれ, レーダ降雨イベントの推定値が600 mm, 350 mm 前後, 仮想降雨イベントの推定値は581 mm, 323 mm であり, 概ね一致していると言える。

これらより, 仮想降雨イベントから推定した豪雨年間発生回数, 年最大72時間降雨量の超過確率が, 地方スケールで見ても妥当であると言える。つまり, 仮想降雨イベントの持つ発生確率と降雨量が地方スケールで妥当であり, 降雨発生の地域性をよく再現できていると言える。

3.2 確率降雨量マップ

次に, 地方よりも詳細なスケールで降雨量の空間分布を確認する。外水氾濫のリスク評価のためには, 流域スケールに応じた時間積算雨量の推定が重要である。本来であれば流域ごとの流出時間に応じた積算雨量の推定値を検証するべきであるが, ここでは簡単のために, 日本の多くの河川の流出時間が数時間から数日であることから24時間降雨量の推定値について検証する。検証データとして, AphroJP^{14,15)}を利用する。AphroJPは, 地上観測雨量データから補間し作成された降雨量グリッドデータで, 1900年から2011年までのデータ年数がある。データ年数の短い解析雨量では空間分布に偏りが大きいと考えられるため, 詳細な空間分布で確率雨量を算出するためには AphroJPを利用する。

まず, 5 km メッシュごとの年最大24時間降雨量の確率雨量を, 仮想降雨イベントと AphroJP で比較する。ただし, AphroJPは日雨量データであるため日降雨量を24時間降雨量とみなし, 一般化極値分布を当てはめて確率雨量を推定した。また, 本研究の仮想降雨イベントと合わせるために, AphroJPの暖候期(4~10月)のデータのみを利

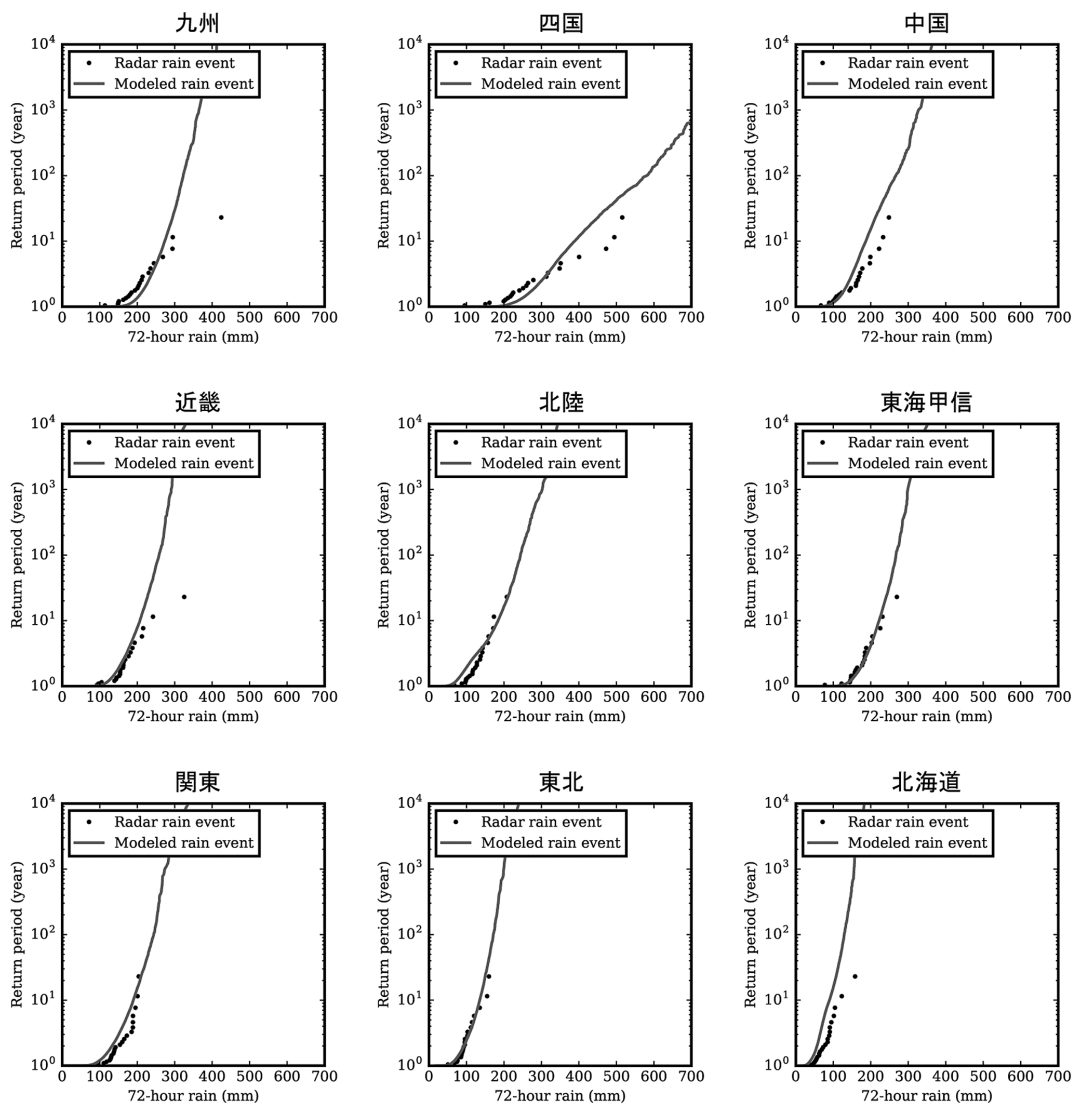


図10 地方別の年最大72時間降雨量の超過確率

用した。

図12に両者の100年確率年最大24時間降雨量マップを比較して示す。全体的に、仮想降雨イベントの確率降雨量の方が大きな値となっている。しかし、両者とも、太平洋側、とくに三重県や高知県、九州南部で確率降雨量が多いという空間分布の傾向はよく似ている。

さらに、市区町村別に算出した年最大24時間降雨量の確率降雨量を、両者で比較する。図13に示

すとおり、多くの市区町村で仮想降雨イベントの確率降雨量の方が大きな値で、大きいところで約2倍程度大きい。しかし、全市区町村の相関係数は年最大50年確率年最大降雨量で0.75、100年確率年最大降雨量で0.71と高く、全体的な傾向は似ている。

図12、図13から、仮想降雨イベントの確率降雨量は、AphroJPのそれと比較して、絶対量がやや大きい傾向があるものの、空間分布はよく似てい

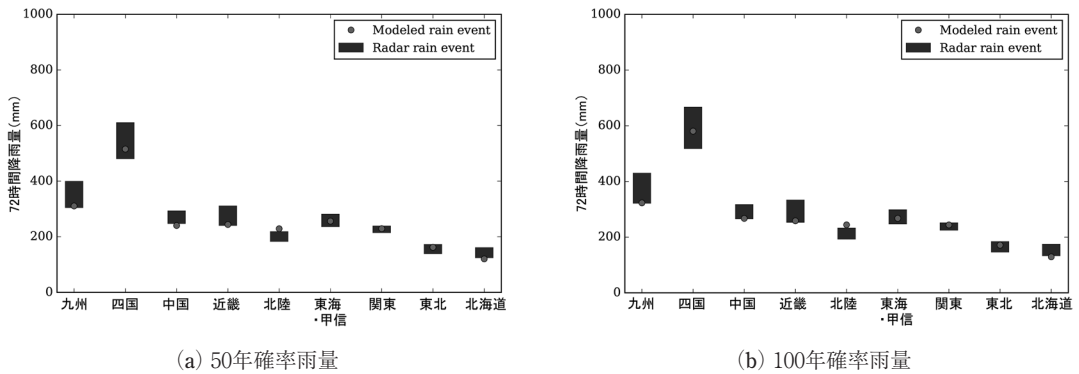


図11 地方別の年最大72時間降雨量の確率雨量

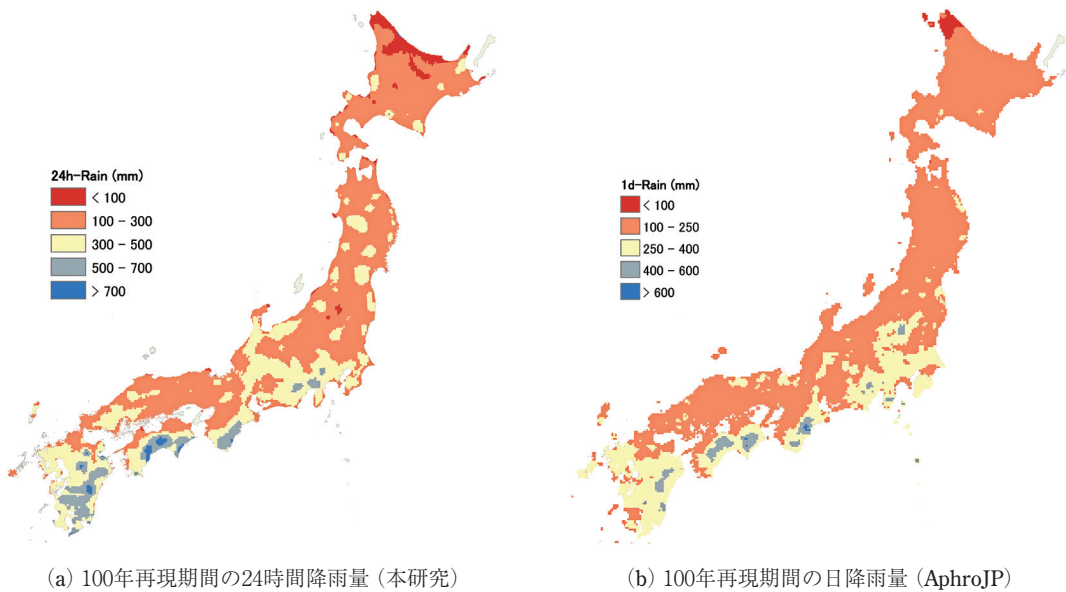


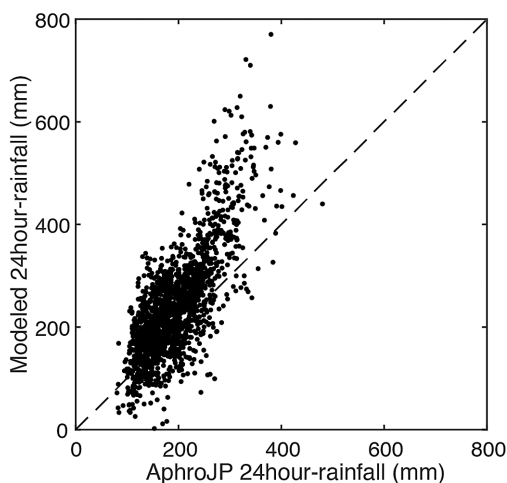
図12 100年確率年最大24時間降雨量マップ

ると言える。24時間降雨量は日界をまたぐ場合に日降雨量より大きくなるため、絶対値の違いはあるが仮想降雨イベントの推定値が必ずしも過大評価とは言えない。今後も検証が必要であるものの、仮想降雨イベントの持つ発生確率と降雨量が、市区町村スケール、5 km メッシュスケールで見ても概ね整合性があり、降雨発生の空間分布を再現できていると言える。

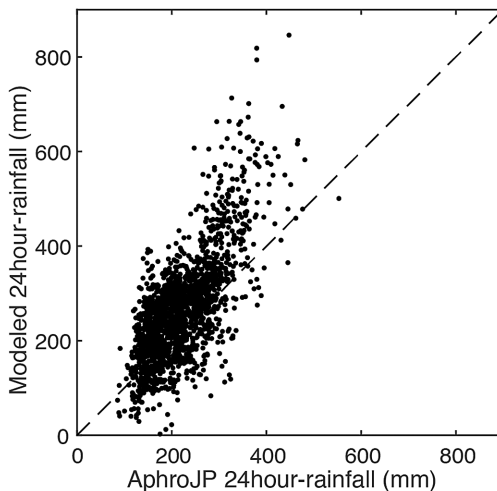
4. 結論

本研究では、気象観測データである解析雨量とGCMの一つである HadCM3の計算結果を用いて、統計的なモデルとして確率降雨イベントモデルを構築した。これにより、強さや分布の異なる多数の仮想降雨イベントデータが作成された。作成された仮想降雨イベントについて、地方別の豪雨発生回数や確率降雨量の観点から、過去の気象観測の傾向と良く整合していることを確認した。

この仮想降雨イベントが、洪水リスク評価の基



(a) 50年再現期間



(b) 100年再現期間

図13 市区町村別の年最大24時間降雨量。本研究結果と AphroJP との比較。

礎的データとなる。同時に、3.2節で示したような確率降雨マップは、特定の場所の豪雨リスクを知りたい場合には、一般に広く有用と考えられる。

今後、さらに発展的な洪水リスク評価にむけて、季節性を取り込んだ確率降雨モデルや、地球温暖化による降水量の増加といった影響を考慮した確率降雨モデルの開発が課題である。

謝辞

本研究は、国立大学法人京都大学と SOMPO リスクアマネジメント株式会社による民間等との共同研究および、国立大学法人神戸大学と SOMPO リスクアマネジメント株式会社による共同型協力研究として実施されたものである。NCEP 再解析データ¹²⁾は、NOAA/OAR/ESRL PSD, Boulder, Colorado, USA (<http://www.cdc.noaa.gov/>) より提供を受けた。

引用文献

- 1) Maraun, D., F. Wetterhall, A.M. Ireson, R. E. Chandler, E.J. Kendon, M. Widmann, S. Brien, H.W. Rust, T. Sauter, M. Themeßl, V.K.C. Venema, K.P. Chun, C.M. Goodess, R.G.

Jones, C. Onof, M. Vrac, and I. Thiele-Eich: Precipitation downscaling under climate change: Recent developments to bridge the gap between dynamical models and the end user, *Rev. Geoph.*, 48, RG3003, 2010.

- 2) Mondonedo, C.A., Y. Tachikawa, and K. Takara: Quantiles of the Neyman-Scott Rectangular Pulse Rainfall Model for Hydrologic Design, *Annals of Disas. Prev. Res. Inst., Kyoto Univ.*, No. 49 B, 2006.
- 3) Waymire, E., V.K. Gupta, I. Rodriguez-Iturbe: A Spectral Theory of Rainfall Intensity at the Meso- β Scale, *Water Resour. Res.*, 20(10), 1453-1465, 1984.
- 4) Cowpertwait, P.S.P: A generalized point process model for rainfall. *Proc. Roy. Soc. Lond.*, A447, 23-37, 1994.
- 5) Wheeler, H.S., R.E. Chandler, C.J. Onof, V.S. Isham, E. Bellone, C. Yang, D. Lekkas, G. Lourmas, M.-L. Segond: Spatial-temporal rainfall modelling for flood risk estimation, *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.*, 19, 403-416, 2005.
- 6) 佐山敬洋・立川康人・寶馨・増田亜美加・鈴木琢也：地球温暖化が淀川流域の洪水と貯水操作に及ぼす影響の評価，*水文・水資源学会誌*，Vol. 21, 196-313, 2008.
- 7) Mizuta, R., A. Murata, M. Ishii, H. Shioyama, K. Hibino, N. Mori, O. Arakawa, Y. Imada, K.

- Yoshida, T. Aoyagi, H. Kawase, M. Mori, Y. Okada, T. Shimura, T. Nagatomo, M. Ikeda, H. Endo, M. Nosaka, M. Arai, C. Takahashi, K. Tanaka, T. Takemi, Y. Tachikawa, K. Temur, Y. Kamae, M. Watanabe, H. Sakaki, A. Kitoh, I. Takayabu, E. Nakakita, and M. Kimoto: Over 5,000 years of ensemble future climate simulations by 60-km global and 20-km regional atmospheric models, *Bull. Am. Meteorol. Soc.*, 98(7), 1383–1398, 2017.
- 8) 気象業務支援センター：解析雨量，1989–2010.
- 9) Gordon, C., C. Cooper, C.A. Senior, H. Banks, J.M. Gregory, T.C. Johns, J.F.B. Mitchell, R.A. Wood: The Simulation of SST, Sea Ice Extents and Ocean Heat Transports in a version of the Hadley Centre Coupled Model without Flux Adjustments, *Climate Dynamics*, 16, 147–168, 2000.
- 10) 水岡 慎：日本域における再解析データを用いた降水量の統計的ダウンスケーリングに関する研究，京都大学大学院工学研究科修士論文，2012.
- 11) Friedman, J.H.: Multivariate adaptive regression splines, *The Annals of Statistic*, Vol. 10, pp. 1–141, 1991.
- 12) Kalnay, E., M. Kanamitsu, R., R. Kistler, W. Collins, D. Deaven, L. Gandin, M. Iredell, S. Saha, G. White, J. Woollen, Y. Zhu, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, W. Higgins, J. Janowiak, K. C. Mo, C. Ropelewski, J. Wang, A. Leetmaa, R. Reynolds, R. Jenne, and D. Joseph: The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 77, 437–470, 1996.
- 13) Ines, V.M.A. and J.W. Hansen: Bias correction of daily GCM rainfall for crop simulation studies, *Agr. Forest Meteorol.*, 138, pp. 44–53, 2006.
- 14) Kamiguchi, K., O. Arakawa, A. Kitoh, A. Yatagai, A. Hamada, and N. Yasutomi: Development of APHRO_JP, the first Japanese high-resolution daily precipitation product for more than 100 years, *Hydrol. Res. Lett.*, 4, 60–64, doi:10.3178/HRL.4.60, 2010.
- 15) Kamiguchi, K., O. Arakawa, and A. Kitoh: Long-term Changes in Japanese Extreme Precipitation Analyzed with, *Global Environ. Res.*, 15(2), 91–99, 2011.

(投稿受理：平成29年6月22日
訂正稿受理：平成30年2月26日)

要 旨

本論文では、日本全域を対象とする洪水リスク評価モデルの一部として、降雨時系列と空間分布を模擬的に発生させる確率降雨イベントモデルについて示す。降雨イベントの年間発生頻度とイベント総降雨量、降雨の時空間分布を統計的にモデル化し、モンテカルロシミュレーションによって降雨イベントを模擬的に発生させる。地方別の豪雨発生回数や年最大72時間降雨量の再現期間について、観測データと本モデルの結果が整合することを確認した。例えば、100年再現期間の年最大72時間降雨量は、本モデルで疑似発生させた降雨イベントと観測雨量とでよく一致した。したがって、本モデルで作成された疑似降雨イベントは、洪水リスク評価に利用する上で有用であると考えられる。