

地球温暖化による流域スケールでの降水量変化の推定

小林 孝*・小尻利治・野沢 徹**

* 京都大学大学院工学研究科

** 国立環境研究所

要 旨

温暖化による流域スケールでの降水量変化を明らかにするため、パターン分類化手法と Weather Generator法を組み合わせ、CGCM (Coupled Global Circulation Model) でのシミュレーション結果をダウンスケールする手法の開発を行った。尻別川流域 (北海道)、五ヶ瀬川流域 (宮崎県) に適用したところ、時空間的に大きな降水量変化が生じることが分かった。これを 1 km, 1 時間のスケールの分布型流出モデルに入力し、両流域における将来の水資源特性を把握した。

キーワード: ダウンスケーリング, 地球温暖化, 降水量変化, パターン分類

1. はじめに

近年, 地球温暖化により降水特性が変化するという指摘が多くなされ, 水資源計画立案に際してもその影響を無視することができなくなっている。温暖化による全地球規模での大気循環や気候変動を解明するのに現在最もよく用いられているのは, 大気海洋結合循環モデル (CGCM; Coupled Global Circulation Model) である。全地球を多数の格子に分割し, 大気や海水, 海氷, 陸面などの挙動を多数の物理方程式に基づきシミュレーションすることで, 地球気候のメカニズムを明らかにしようというモデルである (時岡達志ら, 1993)。しかし, CGCMにより提供できる出力のレベルと水資源計画で必要とされる入力レベルの間には, いまだに大きな隔りがある。現在, 世界最高の解像度を持ったCGCMのひとつは, 東京大学気候システム研究センター (CCSR; Center for Climate System Research), 国立環境研究所 (NIES; National Institute for Environmental Studies), 地球環境フロンティア研究センター (FRCGC; Frontier Research Center for Global Change) の3機関が共同で開発し, 実行したものである (Kimoto M, 2005)。約100kmの水平解像度を持っているものの, 日本の地形は複雑・急峻であり, 河川流域面積も小さいため, 日本の水資源計画立案に利用するには, この出力結果でも不十分といわざる

をえない (Fig.1 参照)。また, 一般的にCGCMの降水量出力値は他の気象要素に比べ誤差が大きい, との問題がある。

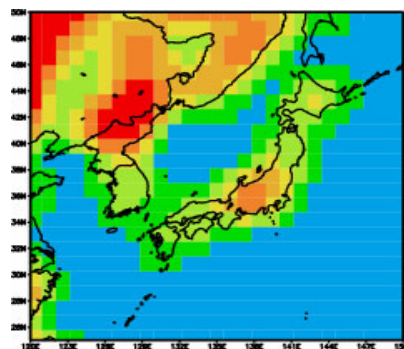


Fig. 1 Resolution of CGCM developed by CCSR / NIES / FRCGC

このCGCMと水資源計画の隔たりを解消するために, 「ダウンスケーリング (Downscaling)」が必要となる。本研究では, CCSR / NIES / FRCGC のCGCMと観測データから, 1)統計学的手法であるパターン分類法とWeather Generator法を組み合わせたダウンスケーリング手法を開発し, 2)温暖化による気象パターンの変化を捉え, 3)流域スケールでの降水量変化を推定し, 4)1時間おき1km四方の細かさで水文諸量の変化を検討しようとするものである (Fig.2 参照)。

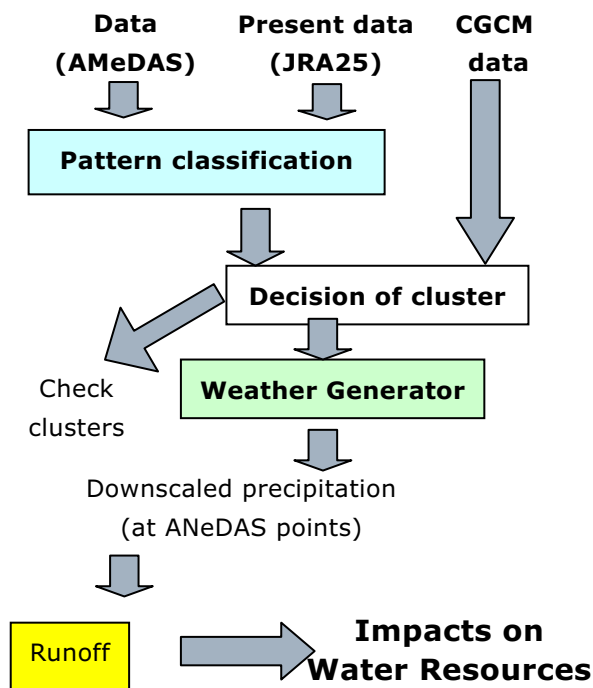


Fig. 2 Flowchart for proposed research

2. ダウンスケーリング手法

2.1 解析に用いるデータ

CCSR / NIES / FRCGCの3機関は、世界最高の解像度を持つ大気海洋結合モデルを開発し、このモデルを用いて20世紀気候再現実験（以下、20世紀実験と呼ぶ）と21世紀における気候変化を見通す実験（以下、温暖化実験と呼ぶ）を行った。なお、モデルの妥当性を確かめるための20世紀実験は、1900年の地球気候の状態を初期値として与えられている。温暖化実験は、IPCC（Intergovernmental Panel Climate Change；気候変動に関する政府間パネル）により作成されたシナリオa1bとb1に基づいて行われている

（Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel Climate Change, 2001）。20世紀実験については、1979年～2000年のデータ、温暖化実験については、より温暖化の影響の現れるa1bシナリオによる実験結果の2079年～2100年のデータを扱うこととする。

一方、観測値としては、気象庁及び電力中央研究所によるJRA-25長期再解析プロジェクトにより提供された出力とAMeDASを用いた。再解析とは、不規則に分布した観測データから、出来る限り客観的に均一な精度をもち、かつ規則的に配置された格子点における気象要素の値を求めることをいう（朝倉正ら、1995）。今回は、1979年から2000年、日本周

辺（北緯15°～55°：東経105°～155°）、空間分解能は1.25°、6時間おきのデータを用いた。つまり、各月ごとに2700程度（1日4回×28～31日×22年間）のデータがある。気象要素としては、Table 1に表された各要素を参照し、それらから算出可能なものも加えて用いる。

Table 1 Related meteorological data in JRA25

z500	500hPa面高度
t500	500hPa面気温
q500	500hPa面比湿
q850	850hPa面比湿
slp	海面更正気圧

500hPa面とは高度約5600mの対流圏中層にあり大気鉛直平均状態を表す。850hPa面は高度約1500mにあり、対流圏下層の状態をよく表す。比湿とは、単位質量あたりに含まれる水蒸気質量である。

2.2 ダウンスケーリング手法の概要

JRA25の過去の気象分布データをパターン分類化手法により、各月ごとにいくつかのクラスターに分類する。そのときの前後3時間に観測されたAMeDASによる降水量の分布と時間的変化、さらに流域上空の気象データも同じクラスターに分類する。降水量未知のCGCM出力を作成されたクラスターのうち、最も近いものに割り付ける。クラスターに属したJRA25出力の数と割り付けられたCGCMデータの数の変化から、流域スケールでの降水特性変化の推定を行う。そのあと、Weather Generator法によりAMeDAS各観測点の将来の降水量を定量的に求める。

(1) ISODATA手法の適用

パターン分類の方法はISODATA手法を採用する。ISODATA（Iterative Self Organizing Data Analysis Techniques A）は、初期状態として適当なクラスターを与え、少しずつそのデータ（要素・今回はJRA25出力）を組み替えて「よりよいクラスター」を求めていくものである（小尻ら、1989；高木ら、1991）。アルゴリズムを以下に示す。なお、簡単のためにJRA25出力の時間間隔である6時間をタイムステップとする。タイムステップ t における分類対象データを x をデータの属性（例えば、地点や形状）とし $Dat_t(x)$ で表示する。また、クラスター m に分類されたデータの集合をクラスター S_m 、クラスターでの代表値をクラスターセンター $CL_m(x)$ とする。

Step1：まず、乱数により $Dat_t(x)$ から最初のクラスターセンター $CL_m(x)$ を NC 個決定する。

$$CL_m(x) = Dat_i(x) \quad (1)$$

Step2 : それぞれのデータごとに各クラスターセンターに対する評価関数値 $OF_{i,m}$ を求める。

$$OF_{i,m} = \frac{1}{N_x} \sum_{x=1}^{N_x} (|Dat_i(x) - CL_m(x)| \cdot w_x) \quad (2)$$

ここで、 w_x は x における重み係数である。

Step3 : 次にデータを評価関数値 $OF_{i,m}$ を最小にするようなクラスター S_j に割り付ける

$$X_i \in S_j \Leftarrow \text{if } OF_{i,j} < OF_{i,j'} \quad (j \neq j') \quad (3)$$

Step4 : クラスターに属するデータが無かった場合、そのクラスターを消去する。

Step5 : 各クラスター S_m に属するデータの平均値を取ることにより、クラスターセンターを新しくする。

$$CL_m(x) = \frac{1}{N_m} \sum_{Dat_i \in S_m} Dat_i(x) \quad (4)$$

ただし、 N_m は S_m 内のデータの数である。

Step6 : それぞれのデータごとに新しいクラスターセンターに対する評価関数値 $OF_{i,m}$ を求める。

Step7 : 各クラスター S_m に属するサンプルデータのクラスターセンターに対する評価関数値 $OF_{i,m}$ の平均（内部距離）を次式により求める。

$$D_m = \frac{1}{N_m} \sum_{Dat_i \in S_m} OF_{i,m} \quad (5)$$

Step8 : 各クラスター S_m での評価関数値 $OF_{i,m}$ の標準偏差を求める。

$$s(m) = \sqrt{\frac{1}{N_m} \sum_{Dat_i \in S_m} \{OF_{i,m} - D_m\}^2} \quad (6)$$

Step9 : ここで、

$$s(m) \geq \theta_s \quad (7)$$

であれば CL_m を次式によって2つのクラスターセンターに分ける。

$$\begin{aligned} CL_m^+(x) &= CL_m(x) + Ks(m) \\ CL_m^-(x) &= CL_m(x) - Ks(m) \end{aligned} \quad (8)$$

ただし、 θ_s は収束条件として定めた標準偏差、 K は初期値として与えた定数である。

Step10 : Step9で分割を行った場合はStep2にもどる。

Step11 : 全てのクラスターセンター間で評価関数値 $OF_{m,m'}$ （外部距離）を求める。

$$OF_{m,m'} = \frac{1}{N_x} \sum_{x=1}^{N_x} (|CL_m(x) - CL_{m'}(x)| \cdot w_x) \quad (9)$$

Step12 : 評価関数値 $OF_{m,m'}$ （外部距離）が

$$\min\{OF_{m,m'}\} \leq \theta_c \quad (10)$$

を満たすとき、次式により2つのクラスターセンターを1つにまとめる。

$$CL_{m^*}(x) = \frac{N_m \cdot CL_m(x) + N_{m'} \cdot CL_{m'}(x)}{N_m + N_{m'}} \quad (11)$$

ただし、 θ_c は収束条件として定めた統合化パラメータである。

Step13 : もし、計算の繰り返し回数が KCT のときはStep14へ、そうでなければStep2へ戻る。

Step14 : 計算終了

本手法では初期条件として、初期クラスター数 NC 、クラスターを分割するときの基準となるパラメータ θ_s 、分割の際の定数 K 、2つのクラスターセンターをまとめる時の基準となるパラメータ θ_c 、計算の繰り返し回数 KCT 、重み係数 w_x を決めておかなければならない。当然ではあるが、分類データ $Dat_i(x)$ もあらかじめ決めておく必要がある。

(2) 最適分類の評価

分類を行う際に用いる分類データやパラメータは、多くの組み合わせが考えられる。本研究ではこれらを試行錯誤的に用いて、多数の分類結果を作り出し、その中から最も良い分類結果を採用する。

分類の評価基準であるが、本研究では「適切な分類結果とは、CGCMの20世紀実験出力や温暖化実験出力がクラスターセンター群より大きくずれず、さらに対象流域に降水を起こしたデータと起こさなかったデータが、できるだけクラスターごとにはっきりと分かれている結果である」と定義する。本研究ではクラスターと降水量の統計的関係を用いて将来の降水量を求めるため、CGCM出力の母集団がクラスターセンターの母集団と大きくずれれば、統計的関係を利用できなくなる恐れがあるためである。また、降水を起こしたデータと起こさなかったデータが、できるだけクラスターごとにはっきりと分かれているという定義を行った理由は、対象流域の降水とクラスターの相関関係を保障するためである。

ここで、前後3時間（計6時間）に対象流域で降水を起こしたデータを「有降水データ」、そうでないものを「無降水データ」と呼ぶこととする。この定義に当てはまる分類結果を探すため、出来たクラスターセンターに対し、それぞれの所属データとの距離の平均値を求める。

$$E_{obs} = \frac{\sum_{i=1}^N OF_{i,m}}{N} \quad Dat_t \in S_m \quad (12)$$

次に、CGCMの20世紀実験出力をクラスターセンターに割り付け、データとクラスターセンターまでの距離の平均値を求める。

$$E_{20} = \frac{\sum_{i=1}^N OF_{i,m}}{N} \quad Dat_t \in S_m \quad (13)$$

温暖化実験出力も同様にする。

$$E_{21} = \frac{\sum_{i=1}^N OF_{i,m}}{N} \quad Dat_t \in S_m \quad (14)$$

E_{obs} , E_{20} , E_{21} が以下の条件を満たさない分類結果は、20世紀実験出力や温暖化実験の出力が、現在と大きく離れてしまい統計的な関係が崩れている判断し、棄却する。

$$2 \cdot E_{obs} > E_{20} \quad (15)$$

$$4 \cdot E_{20} > E_{21} \quad (16)$$

棄却されなかったものの中から、有降水データと無降水データがうまく分かれているか最適分類結果を判断する。具体的には各クラスター内で有降水データが全データに占める割合 $\alpha_{c,i}$ を求め、分類結果ごとに $\alpha_{c,i}$ の分散値 σ_c をとる。ただし、データ数が30以下の小クラスターは有降水イベントの占める割合が極端に増減する可能性があることから、計算から除外した。

$$\begin{aligned} & \text{if } N_{c,i} > 30 \\ & \alpha_{c,i} = \frac{Nr_{c,i}}{N_{c,i}} \\ & \sigma_c = s(\alpha_{c,i}) \end{aligned} \quad (17)$$

ただし、 $N_{c,i}$ ；分類結果 c のクラスター i に属するデータ数、 $Nr_{c,i}$ ；分類結果 c クラスター i の有降水データ数である。その分散値 σ_c が大きかった分類結果が、最適分類結果であるとみなす。

2.3 改良されたWeather Generator

パターン分類の結果を用いて、Weather Generator法により各観測点、1時間ごとの降水量を定量的に求めることを試みる。一般的にWeather Generator法はある1地点の日降水量を求めるために用いられるが、今回はこれを改良し、複数点の1時間降水量を求める。ただし、まず流域全体の6時間降水量を求め、その次に各観測点1時間おきの降水量を求めるという、2段階方式を採用する。

(1) 流域6時間降水量

流域全体6時間降水量を求めるために、まず降水発生の有無をシミュレーションし、降雨がある場合にはガンマ分布を用いて降水量を求める。

過去の観測された降水量から、流域全体での条件付き降水発生確率を求める。降水があった場合、 $Y(t)=1$ 、無降水の場合は $Y(t)=0$ とする。次に、以下のような確率 p_m を求める。

$$p_m(0) = P \left\{ Y(i,t) = 1 \mid \sum_{k=1}^4 Y(i,t-k) = 0, t \in S_m \right\} \quad (18)$$

$$p_m(1) = P \left\{ Y(i,t) = 1 \mid \sum_{k=1}^4 Y(i,t-k) > 0, t \in S_m \right\} \quad (19)$$

本研究では6時間をタイムステップとしているので、 p_m は流域前24時間の降水の有無とクラスターを条件とする流域降水発生確率である。

得られた確率より一様分布を持つ乱数 ω を発生させて、流域での降水の有無をシミュレーションする。

$$\text{If } \sum Y(t-k) = 0, t \in S_m, Y(t) = 1 \text{ for } \omega \leq p_m(0) \quad (20)$$

$$\text{If } \sum Y(t-k) = 0, t \in S_m, Y(t) = 1 \text{ for } \omega \leq p_m(1) \quad (21)$$

次に、降水があった場合の降水量を求めるため、流域降水量頻度を近似したガンマ分布を作る。すなわち、各クラスター内で所属データを、流域降水量と相関の高い上空データ q_t を基に次の3つの小グループに分ける。

$$U(t) = \begin{cases} 0, & q_t \leq m \\ 1, & m < q_t \leq m+1.2s \\ 2, & m+1.2s < q_t \end{cases} \quad (22)$$

さらに、各小グループで発生した降水量の頻度分布をガンマ分布で近似する。

$$f_{n,m}(x) = x^{k-1} \frac{e^{-x/\theta}}{\Gamma(k)\theta^k} \quad \text{for } x > 0, t \in S_m, t \in U(m) \quad (23)$$

ここで、 k と θ はパラメータである。この分布をもつ乱数 R_i を発生させることによって、降水が起こるとシミュレーションされたときの6時間流域降水量 $PRCP(t)$ を算出する。

$$PRCP(t) = R_i \quad (24)$$

(2) 観測点降水量

流域6時間降水量から、過去の降水量分布を参照してAMeDAS各観測点・1時間ごとの降水量を求める。クラスターに分けられた過去の降水量データを、各クラスター内で次の条件により4つのタイプに分ける。

$$\begin{aligned} G(0,0) &= \{Y(i,t-1) = 0, Y(i,t+1) = 0\} \\ G(0,1) &= \{Y(i,t-1) = 0, Y(i,t+1) = 1\} \\ G(1,0) &= \{Y(i,t-1) = 1, Y(i,t+1) = 0\} \\ G(1,1) &= \{Y(i,t-1) = 1, Y(i,t+1) = 1\} \end{aligned} \quad (25)$$

さらに、流域全体の降水量により3タイプに分ける。

$$\begin{aligned} H(1) &= \{PRCP(t) < 20\} \\ H(2) &= \{20 \leq PRCP(t) < 50\} \\ H(3) &= \{50 \leq PRCP(t)\} \end{aligned} \quad (26)$$

よって、各クラスター内のデータは12の小グループに分けられる。

次に、(1)で求めた流域全体の6時間降水量が、12の小グループのうち、どこに当てはまるか判定する。そして、同じクラスター・グループに属している降水量分布をランダムにひとつ選び、6時間降水量が一致するように K_t を乗じる。

$$\begin{aligned} prcp_{j,t}(h) &= K_t \cdot prcp_{j,t}^{hist}(h) \\ t, t' \in S_m, t, t' \in G(a,b), t, t' \in H(c) \\ K_t &= \frac{PRCP(t)}{\sum_j \sum_{h=1}^6 prcp_{j,t}(h)} \end{aligned} \quad (27)$$

ここで、 $prcp_{j,t}(h)$ は地点 j 、タイムステップ t 、タイムステップ内時刻 h における降水量である。 $prcp_{j,t}^{hist}(h)$ は過去の降水量である

この手法は、実質同じクラスターに属する過去の降水分布を用いて6時間降水量から各観測点1時間降水量を作り出している。このような手法を採用した理由としては、温暖化してもパターンが同じであれば、降水分布もあまり大きく変わらないであろうと考えられるからである。式(25)で4つのタイプに分けているのは、前後6時間との降水の連続性を考慮する

ためである。式(26)で3つのタイプに分けるのは、降水量と降水のスケールの相関を考慮するためである。

3. 適用

3.1 対象流域

本研究では、ダウンスケーリングする対象を北海道の尻別川と九州の五ヶ瀬川流域とする。

尻別川は、幹線流路延長126km、流域面積1640km²の後志地方最大の一級河川である。流域の気候は、裏日本海型気候に属する。名駒地点より上流（流域面積1402.2km²）を対象に解析を行った。

五ヶ瀬川は幹線流路延長106km、流域面積1820km²の一級河川である。流域の気候は、暖かく雨量の多い南海型気候区に区分される。三輪地点より上流（流域面積1044.1km²）を対象に解析を行った（国土交通省河川局，2004）。なぜなら、1)流域に大きなダムがないため、温暖化による降水変化の影響を大きく受けると考えられる、2)流域下流の適当な場所に流量観測所があり、観測とモデルの比較が容易である、3)両河川はまったく異なる気候区に属しながらもその集水面積は同程度であるため、気候区による温暖化の影響の違いを検討できる、との点が理由として挙げられる。

3.2 分類に用いるデータ・パラメータ

2.3で述べたように、パターン分類を行うに当たって、どのようなデータをどのようにパラメータを用いて分類するか、たくさんの組み合わせが考えられる。本研究ではそれぞれ候補となる気象要素・範囲・分類データの作成方法・パラメータをいくつか挙げ、それを試行錯誤的に試して分類を行う。

(1) 気象要素

Table 2 に示された3つの気象要素をそれぞれ分類した。

Table 2 Classified meteorological data

z500	500hPaジオポテンシャル高度	m
T500	500hPa気温	K
slp	海面更正気圧	Pa

(2) 分類対象エリア

分類に用いるデータの領域候補として、対象流域に合わせそれぞれFig. 3に示すような3種類のエリアを試した。

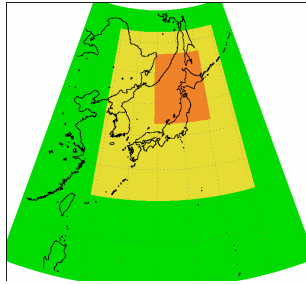
(3) 分類データ作成方法

分類に用いるデータはまず、CGCMモデルの系統

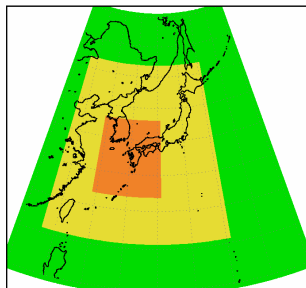
誤差を取り除くために、すべて月ごとに標準偏差でノーマライズして利用することとする。つまり、JRA25出力は以下の式で変換して用いる。

$$Obs_{m,t}^*(x,y) = \frac{Obs_{m,t}(x,y) - \frac{\sum_{i=1}^N Obs_{m,i}(x,y)}{N}}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Obs_{m,i}(x,y))^2}{N}}} \quad (28)$$

ここで、 x ; 経度, y ; 緯度, m は月, t は時刻, $Dat_{m,t}(x,y)$ は変換後のデータ, $Obs_{m,t}(x,y)$ はJRA25出力, N ; m 月のトータルデータ数である。CGCMの20世紀実験出力は、CGCMのグリッドが約1.125度おき、JRA25のグリッドが1.25度おきと若干ずれているため、JRA25のグリッドにCGCMの出力を線形内挿した後、以下の式で変換して用いる。



尻別川
流域



五ヶ瀬川
流域

	エリアA	エリアB	エリアC
尻別川 流域	N15-N55 E115-E155	N26.25-N51.25 E125-E150	N37.5-N47.5 E135-145
五ヶ瀬 川流域	N15-N55 E115-E155	N21.25-N26.25 E120-E145	N27.5-N46.25 E125-E135

Fig. 3 Applied area

(4) 分類データ作成方法

分類に用いるデータは、CGCMモデルの系統誤差を取り除くために、月ごとに標準偏差でノーマライズして利用することとする。つまり、JRA25出力は以下の式で変換して用いる。

$$Obs_{m,t}^*(x,y) = \frac{Obs_{m,t}(x,y) - \frac{\sum_{i=1}^N Obs_{m,i}(x,y)}{N}}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Obs_{m,i}(x,y))^2}{N}}} \quad (29)$$

ここで、 x ; 経度, y ; 緯度, m は月, t は時刻, $Dat_{m,t}(x,y)$ は変換後のデータ, $Obs_{m,t}(x,y)$ はJRA25出力, N ; m 月のトータルデータ数である。CGCMの20世紀実験出力は、CGCMのグリッドが約1.125度おき、JRA25のグリッドが1.25度おきと若干ずれているため、JRA25のグリッドにCGCMの出力を線形内挿した後、以下の式で変換して用いる。

$$GCM20_{m,t}(x,y) = \frac{p_{i,j}}{P} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 Sim20_{m,t}(lon_i, lat_j)$$

$$p_{i,j} = \frac{1}{\sqrt{(lon_i - x)^2 + (lat_j - y)^2}}, \quad i = 1, 2; j = 1, 2 \quad (30)$$

$$P = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 p_{i,j}$$

$$GCM20_{m,t}^*(x,y) = \frac{GCM20_{m,t}(x,y) - \frac{\sum_{i=1}^N GCM20_{m,i}(x,y)}{N}}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (GCM20_{m,i}(x,y))^2}{N}}} \quad (31)$$

$Sim20_{m,t}(x,y)$ はCGCMの20世紀実験出力, lon_i, lat_i はグリッド (x,y) のCGCM格子における最近隣緯度経度である。GCMの温暖化実験出力も、同様に線形内挿したのち、以下の式で変換して用いる。

$$GCM21_{m,t}^*(x,y) = \frac{GCM21_{m,t}(x,y) - \frac{\sum_{i=1}^N GCM21_{m,i}(x,y)}{N}}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (GCM21_{m,i}(x,y))^2}{N}}} \quad (32)$$

ただし、 $Sim21_{m,t}(x,y)$ はCGCMの温暖化実験出力である。これらノーマライズされたデータから、次の2つの方法でISODATAの入力値を作成する。

a)ALL入力…全グリッドデータを利用する。

$$\begin{aligned} Dat_t^{obs}(N_x \cdot (y-1) + x) &= Obs_t^*(x, y) \\ Dat_t^{gcm20}(N_x \cdot (y-1) + x) &= GCM20_t^*(x, y) \\ Dat_t^{gcm21}(N_x \cdot (y-1) + x) &= GCM21_t^*(x, y) \end{aligned} \quad (33)$$

b)min入力…最小値をとる場所とその値を利用する。

$$\begin{aligned} Dat_t^{obs}(1) &= \min_{x,y} (Obs_t^*(x, y)) \\ Dat_t^{obs}(2) &= \frac{X}{N_x} \\ Dat_t^{obs}(3) &= \frac{Y}{N_y} \\ if \min_{x,y} (Obs_t^*(x, y)) &= Obs_t^*(X, Y) \\ Dat_t^{obs}(1) &= \min_{x,y} (Obs_t^*(x, y)) \\ Dat_t^{obs}(2) &= \frac{X}{N_x} \\ Dat_t^{obs}(3) &= \frac{Y}{N_y} \\ if \min_{x,y} (Obs_t^*(x, y)) &= Obs_t^*(X, Y) \end{aligned} \quad (34)$$

ここに、 N_x 、 N_y は分類対象エリアの経度・緯度方向グリッドの数である。

(5) ISODATAのパラメータ

分割閾値 θ_s の候補については、さまざまなスケール・範囲を持ったデータを分類するため、全てのデータの平均場からの距離を評価関数 $OF_{i,m}$ を用いて求め、その分散を求める。

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (OF_{i,m})^2}{N}}, \quad Dat_t \in S_m \quad (35)$$

ここで、 N はデータ総数である。ここにある定数を乗じることによって分離閾値 θ_s を求める。

$$q_s = K_s S \quad (36)$$

定数 K_s をALL入力の場合は0.8, 1.8, 2.8, min入力を用いた場合は0.4, 0.7, 1.0としそれぞれ分離閾値 θ_s を算出し、それらを試行錯誤的に採用して分類を行う。融合閾値 θ_c も分離閾値と同様、全体の分散にある定数を乗じることによって算定する。

$$q_e = K_e s \quad (37)$$

定数 K_c はALL入力を用いた場合は、2.0, 6.0, 10.0, min入力を用いた場合は、0.001, 0.03, 0.05と定め融合定数を算出する。計算回数 KCT については100回とし、定数 K は0.05とした。初期クラスターについては、50, 100, 150のそれぞれの場合を試行錯誤的に計算した。重み係数はALL入力の場合は全て1, min入力の場合は $(w_1, w_2, w_3) = (0.7, 0.3, 0)$ と $(w_1, w_2, w_3) = (0.4, 0.3, 0.3)$, $(w_1, w_2, w_3) = (0.2, 0.4, 0.4)$ の3種類で計算を行う。

以上のようなパラメータを試行錯誤的に用いて、最もよい分類結果に達したものを採用するものとする。また、パラメータの設定が不適切であった場合、分類がうまく出来ない場合が生じてくる。そのため、以下の状態になった時には計算を終了する。

- Step4でデータ数が0として消去されるクラスターが全体の1/4以上を占める場合
- 分割をして作成されたクラスターセンターにデータが割り当てられないようなクラスターが10以上発生した場合
- 同じクラスターを分割して融合するような繰り返し4回以上連続で起こった場合
- 繰り返し計算回数が最初の10回で、分割融合が4回以下しか起こらず、初期クラスターに大きく依存した分類ができた場合
- 全体の半分以上のクラスターが分割された場合
- クラスター数が15未満になった場合
- 繰り返し計算回数が最後の10回でも6回以上分割融合を行っており、平衡に達していない場合

3.3 パターン分類の結果

(1) 最適分類結果

尻別川を対象とした最適分類結果を与えた気象要素・データ作成方式・エリア・最終クラスター数をTable 3 に、五ヶ瀬川を対象としたそれらをTable 4 に示す。これによると、尻別川では冬季にmin入力・500hPa面高度、夏にALL入力・気圧が、五ヶ瀬川では1年を通じてALL入力・気圧が選ばれることが分かった。また、分類対象エリアとしては1年を通じて尻別川ではエリアC、五ヶ瀬川ではほぼエリアBが選ばれる結果となった。

(2) クラスターセンター

五ヶ瀬川を対象とした1月のクラスターセンターの様子を付録に示す。エリアB・ALL方式で作成された気圧データを分類しており、63のクラスターセンターが存在する。各クラスターが違ったパターンを再現している。九州付近に高圧部があるクラスター28,38,57は、五ヶ瀬川流域に降水をまったく起こさないクラスターであった。一方低圧部があるクラスター36,41,62では5観測点総計で100mm以上の降水を起

こしたことがあるクラスターであった。

同様の傾向は他の月だけでなく、尻別川流域においても見られ、クラスターごとに有降水データと無降水データがある程度分かれていることが見て取れた。

Table 3 Classified results at the Shiribetu River

月	入力方式	重み係数	要素	エリア	最終クラスター数
Jan	Min	0.2,0.4,0.4	z500	C	105
Feb	Min	0.7,0.3,0	z500	C	143
Mar	Min	0.2,0.4,0.4	z500	C	90
Apr	Min	0.2,0.4,0.4	z500	C	82
May	ALL	全て1	slp	C	15
Jun	ALL	全て1	slp	C	15
Jul	ALL	全て1	slp	C	17
Aug	ALL	全て1	slp	C	17
Sep	ALL	全て1	slp	C	15
Oct	Min	0.7,0.3,0	z500	C	143
Nov	Min	0.2,0.4,0.4	z500	C	78
Dec	Min	0.2,0.4,0.4	z500	C	82

Table 4 Classified results at the Gokase River

月	入力方式	重み係数	要素	エリア	最終クラスター数
Jan	ALL	全て1	slp	B	63
Feb	ALL	全て1	slp	C	60
Mar	ALL	全て1	slp	B	79
Apr	ALL	全て1	slp	A	97
May	ALL	全て1	slp	B	75
Jun	ALL	全て1	slp	B	96
Jul	ALL	全て1	slp	B	97
Aug	ALL	全て1	slp	B	17
Sep	ALL	全て1	slp	B	15
Oct	ALL	全て1	slp	B	15
Nov	ALL	全て1	slp	A	89
Dec	ALL	全て1	slp	B	44

(3) CGCM出力への適用

CGCMの20世紀実験出力と温暖化実験出力をそれぞれ完成したクラスターセンターに割り付けていく。尻別川を対象とした1月と7月の各クラスターに所属するデータ数をFig. 4に示す。20世紀実験出力は、ほぼJRA25出力と同じ数だけ各クラスターに割り付けられているが、一部のクラスターでは大きな差が出

た。一方、温暖化実験出力の所属数は大きくずれている。この傾向は夏よりも冬に、五ヶ瀬川流域より尻別川流域で顕著となっていた。

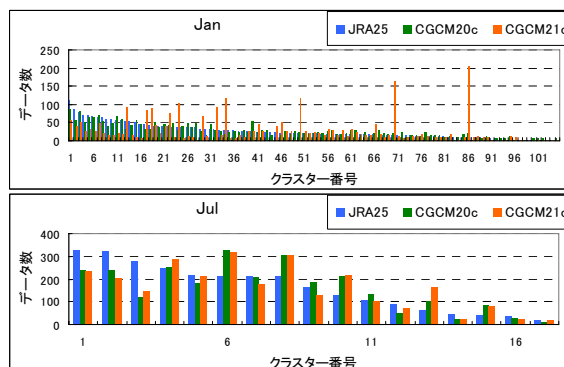


Fig. 4 Number of data against clusters at the Shiribetu River

3.4 Weather Generatorの適用

(1) 流域降水量と相関の高い上空データ

Table 5 に尻別川流域降水量と、上空の気象データの相関係数について、Table 6 に五ヶ瀬川流域の相関係数について示す。なお、相当温位は比湿データと気温データから導き出される量である。

$$q_e = q \cdot \exp\left(\frac{Lw}{C_p T}\right), \quad q = T \left(\frac{P_0}{P}\right)^{R_d/C_p} \quad (38)$$

ここで、 C_p は定容比熱で717J/K・kg、 R_d は乾燥空気に対する気体定数で287m²/s²・K、 P_0 は標準の気圧1000hPa、 L は凝結の潜熱で2.5×106J/kg、 w_s 、 T は空気塊の混合比と温度である。

Table 5 Relationship between precipitation and meteorological conditions at the Shiribetu River

要素	高度	相関係数
比湿	500hPa	0.27
	850hPa	0.32
相当温位	500hPa	0.14
	850hPa	0.21

Table 6 Relationship between precipitation and meteorological conditions at the Gokase River

要素	高度	相関係数
比湿	500hPa	0.34
	850hPa	0.49
相当温位	500hPa	0.26
	850hPa	0.44

これらの表から、両流域では弱いながらも降水量と850hPa比湿データに正の相関があると結論付けられる。以上から、Weather Generator法に用いる上空気象要素は両流域とも850hPa比湿データとする。なお、850hPa比湿は温暖化により上昇するとCGCMでは推定されている。

(2) ガンマ分布の検定

Weather Generator法で用いたガンマ関数について、適合度の χ^2 検定を行なった。その結果、ほとんどのクラスターで危険率5%で有意となった。

(3) Weather Generator法の精度

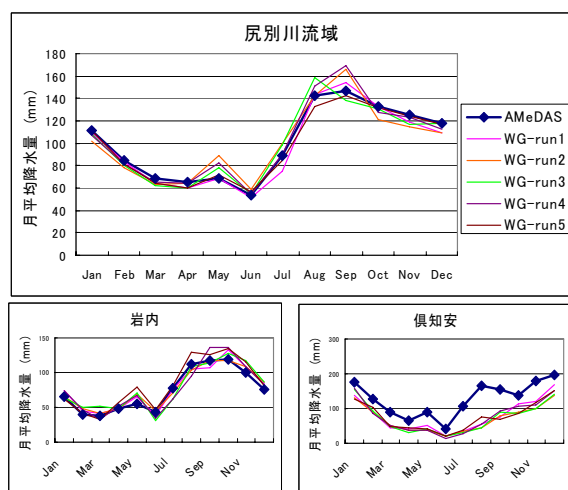


Fig. 5 Monthly precipitation with Weather Generator at the Shiribetu River

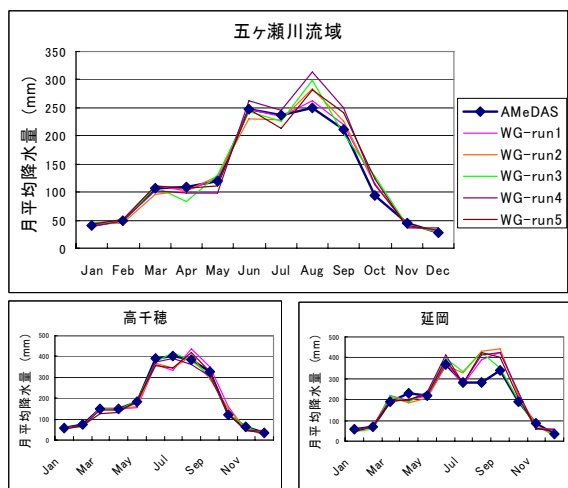


Fig. 6 Monthly precipitation with Weather Generator at the Gokase River

Weather Generator法の精度を検証するためJRA25出力の分類結果にWeather Generator法を適用し、対象流域の降水量を求めてみることで、その精度検証を行なった。なお、Weather Generator法には乱数を用い

ており、その影響を見るために5回適用を行なって、それぞれの結果とAMeDAS出力を比較した。Fig. 5に尻別川流域、岩内と倶知安、Fig. 6に五ヶ瀬川流域、高千穂と延岡での月平均降水量の比較を示す。

流域降水量は両流域でも良い結果である。一方、地点ごとの降水量は、倶知安で通年過小評価し、高千穂と延岡で夏に誤差が大きくなっている。しかし、月ごとの降水量の変化は再現できていると言える。

Fig. 7に尻別川流域における6時間降水頻度分布と倶知安における1時間降水頻度分布を示す。流域降水量頻度分布については、両流域ともほぼ実況を再現しており、またランごとの分散も少ない。一方、地点ごとの1時間降水量では、大きな降水量の発生確率を過大評価してしまうことが見て取れる。しかし、CGCMでは大きな誤差を発生させていた無降水の発生確率はほぼ実況どおりであった。この傾向は五ヶ瀬川流域においても同様であった。

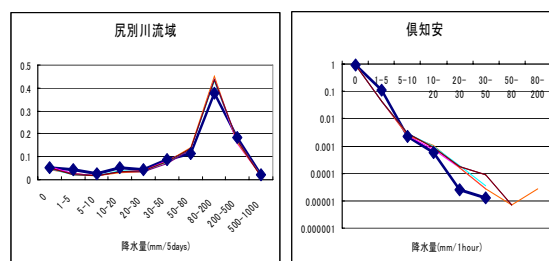


Fig. 7 Frequency distribution with Weather Generator: left; 6 hours precipitation for basin, right; hourly precipitation at Kuchan

(4) CGCM出力への適用

Fig. 8に尻別川流域を対象としてCGCM出力をダウンスケーリングした結果の月平均降水量を示す。20世紀再現実験出力をダウンスケーリングした結果(以下、20世紀ダウンスケーリング結果)は現況とほとんど変化がないことが分かる。温暖化実験出力のダウンスケーリング結果(以下、温暖化ダウンスケーリング結果)は、12～4月と10月に降水量が減少することが分かる。岩内と倶知安の降水量も同様の傾向を示すが、12～4月の減少幅は倶知安の方が大きい。JRA25出力にWeather Generator法を適用した結果(以下、JRA25ダウンスケーリング結果)は、5ランの平均値で示している。

五ヶ瀬川流域を対象としてダウンスケーリングした結果を、Fig. 9で示す。図によると、20世紀ダウンスケーリング結果は夏に降水量を過小評価する傾向があることが見て取れる。温暖化ダウンスケーリング結果は、6月と7月に降水量を減少させている。また、6～8月ではランごとの分散も大きくなっている。

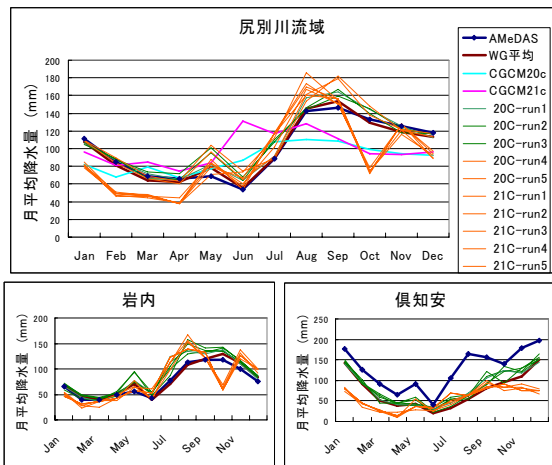


Fig. 8 Monthly precipitation after downscaling at the Shiribetu River Basin

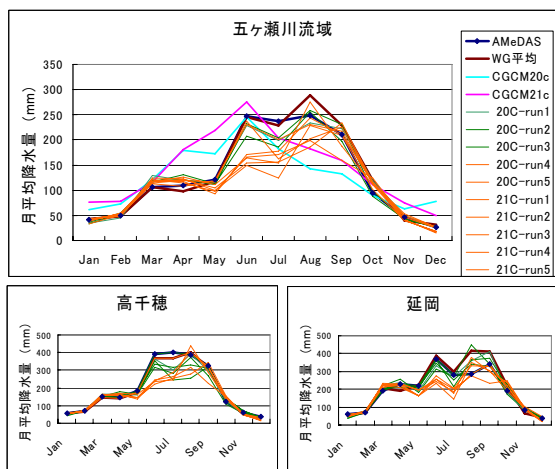


Fig. 9 Monthly precipitation after downscaling at the Gokase River Basin

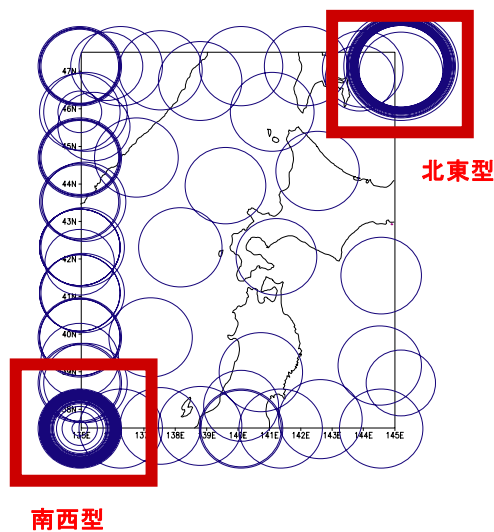


Fig. 10 Locations of cluster centers at January in the Shiribetu River Basin

3.5 考察

尻別川流域で冬季に、五ヶ瀬川流域で夏季に降水量が減少している結果となった。この結果について詳細な考察を行う。尻別川流域に1月におけるクラスターについて分析する。尻別の1月はmin入力で作成された分類が最適分類であるので、クラスターセンターの位置と最小値の大きさを円の大きさで表したものをFig. 10に示す。

1月のパターンは105に分かれているが、その中でも大きく3つのグループに分けられる。ひとつは最小値を取る点が北東に存在し、その値も大きいグループ(以下、北東型)、もうひとつは逆に最小値をとるところが南西に存在し、その値も小さいグループ(以下、南西型)、そのほかの領域内に最小値が存在するグループ(以下、中間型)である。それぞれのグループごとに降水発生確率を集計すると、Table 7 に示すように大きな違いがある。

Table 7 Re-calculation of classified results for rainfall occurrence probabilities

	クラスター数	降水発生確率	JRA25データ数	CGCM20cデータ数	CGCM21cデータ数
北東型	20	0.54	455	528	1542
南西型	27	0.88	1339	1269	455
その他	58	0.86	825	931	731

北東型は降水発生確率が少なく、南西型・中間型は逆に大きい。この違いは以下のように推測される。この領域における冬の気象パターンは、寒気が北からやってきては去っていくという気象パターンの繰り返しである。一般的に北日本周辺では500hPa高度は北東に行くほど低下するが、寒気が吹き込んできた場合は全体的に500hPa高度も低下する。南西型は寒気が吹き込んでおり、普段は高度の高い南側の高度が減少するため、最小点は南に移り、その値も小さくなる。また、寒気に伴い低気圧が発生し、北海道に雪をもたらす。逆に北東型は暖気が流れ込み、北東隅にその最小値があるが北海道には降水をもたらすにくいパターンであると考えられる。北東型であるクラスターに属しているデータと南西型であるクラスターに属しているデータの一部をFig. 11に示すが、南西型では確かに寒気の流れ込みが見える。なお、分類ではノーマライズをしたデータをもちいているが、この図では見やすさのため、絶対値で表している。

Table 7から分かるとおり、温暖化後は北東型が非

常が増えている。これは、温暖化により寒気の吹込みが弱くなることが原因であると考えられる。結果的に、北東型の増加により尻別川流域では降水発生確率が大きく減少する。これに伴い、ダウンスケーリング後の結果においても無降水の割合が2倍に増加している。一方で、大きな降水量の発生確率は減っていない。これは、比湿の増加と関係していると思われる。以上から、降水発生確率は減少するものの、降れば大きな降水量が発生するということがわかる。降水量が1月と同様に減少した12月、2月、3月、4月についても同様の傾向が見られた。

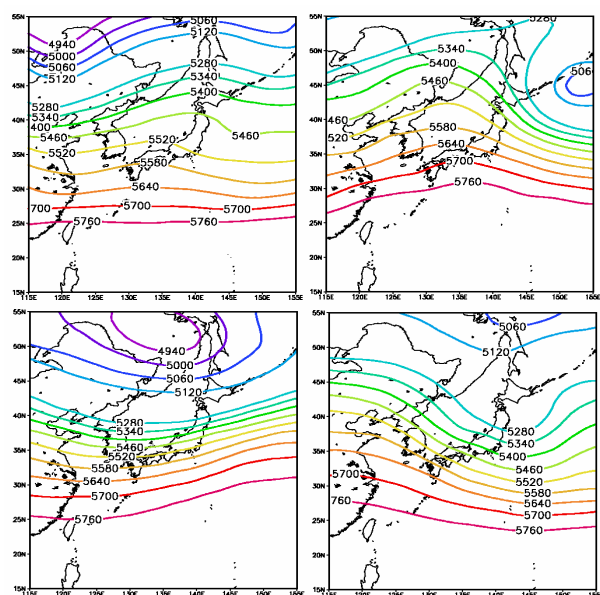


Fig. 11 Examples of classified clusters at January in the Shiribetu River Basin: Upper; Cluster No.2; South-West type, Lower; Cluster No.13; North-East type

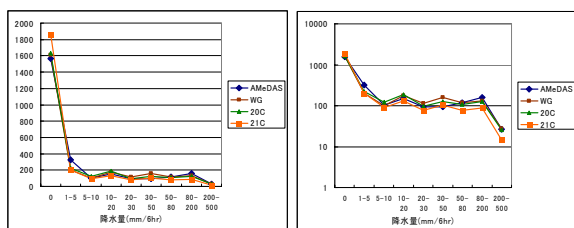


Fig. 12 Frequency distribution of precipitation at June in the Gokase River Basin; left; normal axis, right; log-axis

10月の降水量減少に関しては、特定の一つのクラスターにデータが偏りすぎてしまった影響が大きくあると考えられ、この結果の信頼性は大きくないものと思われる。今後、このような結果を防ぐために更なるパターン分類化手法の向上が求められるもの

と思われる。

五ヶ瀬川流域においては、初夏に降水量が減少する。6月での降水量頻度分布の変化をFig. 12に示す。尻別川冬季の場合ほどははっきりとは現れていないが、無降水の発生確率の上昇により降水量が減少したと思われる。この無降水割合の上昇の原因は、はっきりと見出すことが出来なかったが、温暖化に伴ってデータ数を増やしたクラスターのいくつか、降水を起こしにくいクラスターであることがその一因であると思われる。

4. 分布型流出モデルを用いた水資源量推定

4.1 分布型流域モデルの概要

前章の出力を用いて温暖化時における時間的・空間的な水文諸量の把握を試みる。本研究では、洪水だけでなく長期間の流出現象を時間的・空間的に把握することのできる分布型流出モデル (Hydro-BEAM) を用いる (小尻ら, 1998 ; 大出, 2006)。分布型流出モデルは近年の計算機の処理能力の増加、地形・土地のデジタルデータの整備、また都市化の影響を受けた集中豪雨被害や山間部での土砂流出など流域内の狭い範囲での災害の増大を背景とし、流域内での任意の地点での流出量が予測できるという特長から急速に研究が進んでいる。

メッシュサイズは、それぞれの対象流域の規模・得られる精度・解析時間を考慮し、1 kmメッシュが適切であると判断した。解析メッシュ数は1) 尻別川 (名駒) : 1525, 2) 五ヶ瀬川 (三輪) : 977となった。なお、メッシュは全て1 km四方の正方形と仮定し、水流はメッシュの中心を東西南北の4方向いづれかに流下すると仮定する。層厚・浸透係数等のパラメータは、観測流量とAMeDAS観測値による流出解析結果を比較し、同定した。

ダウンスケーリング結果をHydro-BEAMに入力し、温暖化による流域の変化を捉える。ただし、Hydro-BEAMは多くの計算資源を必要とするため、1)AMeDAS観測値, 2)20世紀ダウンスケーリング結果のうち1ラン, 3)温暖化ダウンスケーリング結果のうち1ランを入力し、その際の流量について解析を行なった。

AMeDAS観測値とダウンスケーリング結果を入力し、尻別川の名駒地点において得られた流量の結果と流出過程の入力値となる、降雨量と融雪量についてFig. 13に示す。温暖化により4月から11月にかけて流量が減少しており、特に4月5月の減少は顕著である。また、降雨量に変化はないが、温暖化により融雪量のピークが大幅に減少することが分かった。

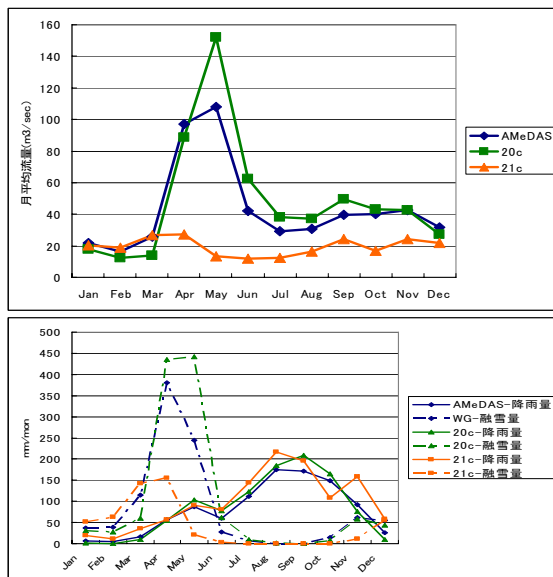


Fig. 13 Comparison of AMeDAS data, discharge, snowmelt, and rainfall at Nakoma in the Shiribetu River

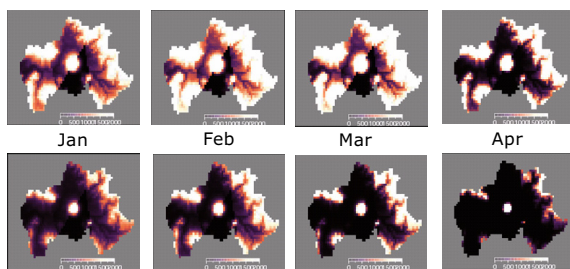


Fig. 14 Snow depth sequence in the Shiribetu River Basin; Upper AMeDAS, Lower; 21C-downscaling

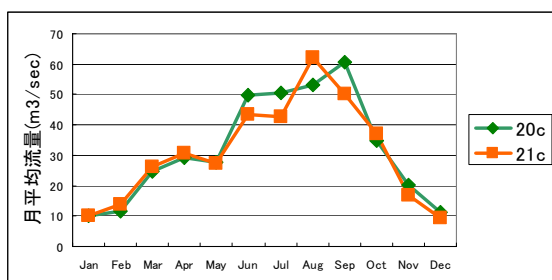


Fig. 15 Comparison of AMeDAS data, discharge, snowmelt, and rainfall at Miwa in the Gokase River

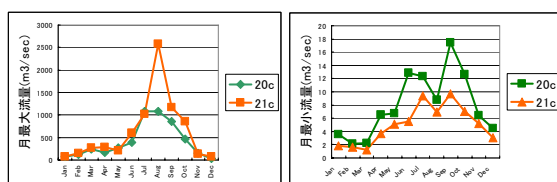


Fig. 16 Comparison of Peak and lowest discharge at Miwa in the Gokase River Basin

Fig. 14に1月から4月までの積雪深分布の変化を示す。温暖化により、積雪深が減少した上、消雪も早くなっていることが分かる。

AMeDAS観測値とダウンスケーリング結果を入力し、五ヶ瀬川の三輪地点において得られた流量の結果をFig. 15に示す。6月から9月にかけて流量が減少する結果となった。また、三輪地点における最大流量の月変化、最小流量の月変化をFig. 16に示す。尻別川と同様に、20世紀ダウンスケーリング結果を入力すると、実際より流量の変動を過小評価している。さらに、温暖化ダウンスケーリング結果を入力すると、AMeDAS観測値を入力した結果より最大流量が増加し、最小流量も減少するという結果になった。

5. おわりに

本研究では、CGCM・JRA25とAMeDASデータから、統計学的手法であるパターン分類法とWeather Generator法を組み合わせたダウンスケーリング手法を開発し、温暖化による気象パターンの変化を捉え、流域スケールでの降水量変化を推定し、1時間、1km精度で水文諸量の変化を推定した。その結果、以下のような成果が得られた。

- パターン分類手法の一種であるISODATA法を応用し、さまざまな入力データやパラメータを試行錯誤的に適用、その中から最適分類結果を選ぶという方法により、各流域・月ごとに流域の降水発生確率と対応があるクラスターを作ることができた。
- Weather Generator法を改良することにより、流域全体や各観測点の1時間降水量を実際に近い形で再現することができた。
- パターン分類法と、改良されたWeather Generator法を組み合わせることによって、CGCM出力を精度よくダウンスケーリングすることができた。
- ダウンスケーリングされた降水量をHydro-BEAMに入力することで、将来の水文諸量の推定ができた。
- 温暖化により尻別川流域では冬に降水量が減少することが明らかとなった。上空に寒気が吹き込むようなパターンの減少により、無降雨の確率が高まるためである。また、大きな降水量も発生しやすくなることが分かった。冬季の降水量の減少と融雪の早期化により、春に大きな流量の減少が起こると推定された。また、夏でも蒸発散量の増加により流量が減少した。
- 五ヶ瀬川流域では6、7月に降水量が減少することが推定された。主に無降水割合の上昇に影響され

たものであった。温暖化実験出力ダウンスケーリング結果を入力すると、最小流量の減少、最大流量の増加によって、流量の変動が大きくなることが推定された。

- Weather Generator法では、豪雨を多く発生させてしまう傾向がある。また、豪雨を降らせうるクラスターの変化についても疑問の残る点があった。水資源管理にとって、豪雨の発生頻度や量は重要な情報であり、この精度を高めていく必要がある。

参考文献

朝倉正・関口理郎・新田尚(1995): 気象ハンドブック, 朝倉書店
大出真理子(2006): 地球温暖化による流域水資源への影響評価に関する研究
国土交通省河川局編集(2004): 流量年表(平成14年), 日本河川協会

小尻利治・東海明宏・木内陽一(1998): シミュレーションモデルでの流域環境評価手順の開発, 京都大学防災研究所年報41B(2)

小尻利治・T.E.ウニー(1989): 水文データへのパターン分類化手法の適用性評価, 水文・水資源学会誌第2巻1号

高木幹雄・下田陽久監修(1991): 画像解析ハンドブック, 東京大学出版社

時岡達志・山岬正紀・佐藤信夫(1993): 気象の数値シミュレーション, 東京大学出版社

Kimoto M.(2005): Simulated change of the east Asian circulation under global warming scenario, Geophys. Res. Lett., 32, L16701, doi:10.1029 / 2005 GL 023383

Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel Climate Change(2001): Climate Change 2001: The Scientific Basis

Estimation of Precipitation Variation in River Basin scale due to Global Warming

Takashi KOBAYASHI*, Toshiharu KOJIRI and Toru NOZAWA**

*Graduate School of Engineering, Kyoto University

**National Institute of Environment Studies

Synopsis

To estimate the precipitation variation in the designated river basin, the pattern classification method and weather generation algorithm are combined to take the downscale approaches for outputs of CGCM (Coupled Global Circulation Model). The simulated results in the Shiribetu River and the Gokase River in Japan, showed the great difference in the special and temporal precipitation distribution. The hydrological impacts due to global warming in the river basin scale were evaluated through the distributed runoff model with 1km and 1hour unit data.

Keywords: downscaling, global warming, precipitation variation, pattern classification