

気象庁数値予報データ (GPV) の統計的検証

山田賢治*・池淵周一・田中賢治・相馬一義*

* 京都大学大学院工学研究科

要 旨

ダムを適切に管理・運用するためには、精度の高い降水予測が必要である。本研究では 51 時間先までの予報値を得ることができる気象庁数値予報 GPV を検証することで、GPV 降水予測量の誤差傾向を季節毎に評価指標を用いて評価した。さらに評価した結果をもとに、ダム流域周辺メッシュや同時刻に存在する他の初期時刻モデルの GPV 降水予測量の利用可能性を検討した。これによって、ダム流域において現モデルの性能でより信頼度の高い降水予測情報を得ることができるかを検討した。

キーワード：GPV, 降水予測, RSM, ダム

1. はじめに

我が国はその温暖湿潤な気候のために、多種多様の生命が生まれ作物や水など多くの恩恵を享受してきた。しかしそのような恩恵を享受する反面、降水によって引き起こされる洪水をはじめとする災害を被ってきた。こういった被害を未然に防ぐため降水予測技術の向上が図られ、ダムや堤防などハードの整備が進められてきた。中でもダムは、下流域の水資源を確保するために貯水したり洪水時に降水の受け皿となるなど利水と治水の両方の側面を持ち、水資源利用と洪水災害抑止において非常に重要な役割を担っているといえる。水資源を効率的に蓄え防災機能を高めるためには、ダムへの流入量を正確に予測する必要があり、そのためには入力となる流域への降水量を精度よく予測することが管理・運用上重要である。

気象庁予報部と吉村清宏(1996)によると、これまで 1, 2 時間程度先までの短時間降水予測についてはレーダー情報、地上観測システムあるいは気象衛星情報を用いて降水強度分布を推定し、降水分布の変動パターンを時間的に外挿する運動学的手法による降水予測が提案されてきた。しかしそれより先の時間の降水予測については、雨域の発生、発達、衰弱といった一連の流れを適切に表現する必要がある。そのための予測手法として物理学的手法が提案されてい

る。物理学的手法である数値気象モデルでは予測領域を空間分割してその 1 単位ごとに大気の支配方程式を時間積分し降水量予測値をはじめとした大気物理量予測値を算出し、自然現象を数値で表現することにより予測値を得ている。この予測値については、気象庁が気象衛星や地球規模で実施されるラジオゾンデ観測から得られる気圧、水蒸気、気温といった大気物理量のデータを用いて算出し、GPV(Grid Point Value)情報として予測値の配信が行われている。

これに対してダム流域の降水予測を目的とした研究では、気象庁現業の数値予報モデルが算出する GPV 予測降水量では多くのダムが位置する山岳域において実用的な精度は有していないとするものが多く、GPV 予測降水量をそのまま降水予測として用いることは少なく、GPV を初期値、境界値としてのみ使用しネスティング手法で解像度を高くするなど予測降水量を算定するモデルの性能を高めることに重点が置かれている。これには、森本浩ら(1997)、片岡幸毅ら(2005)、垣見健三ら(1997)が挙げられる。しかし、こういった手法には計算機能力が必要であると同時に、気象現象は複雑であるため必ずしも予測結果が良くなるとは限らないという難点がある。そこで、モデルの性能改善による予測精度向上を進めると同時に、このようなモデルの改善をただ待つ前に、モデルアウトプットである GPV 予測降水量は現時点でどの程度の予測精度を有しているか、さらに

items	contents
Analysis time	00, 12 UTC
Forcat ranges	51 hours
Horizontal grid system	Lambert projection
Number of grid points	325 × 257
Grid spacing	20km
Vertical levels	40 levels

工夫次第で信頼して使うことができる情報はないか検討することは重要である。

そこで本研究では、城山ダム(神奈川県)、黒部ダム(富山県)、琵琶湖(滋賀県)、早明浦ダム(高知県)、松原ダム(大分県)の5流域を気候区分を参考にして選出し、気象庁数値予報GPV予測降水量がどのような時系列特性を持つかを評価指標を用いて検証し、予測誤差特性を把握する。そして、その結果からGPV予測降水量をどのように利用すればダム流域にとってより信頼できる降水予測情報となるかを考えるために、流域周辺GPV予測降水量、同時刻に存在する複数のGPV予測降水量を活用できるか可能性を探る。

2. 解析に用いたデータ

2.1 気象庁数値予報GPV

数値予報モデルは、気象衛星や地球規模で実施されるラジオゾンデ観測から得られる気圧、気温、水蒸気といった大気物理量のデータと、基礎方程式として運動方程式、熱力学の式、質量の連続式、気体の状態方程式、静力学平衡の近似式を用いて、ある初期条件のもとで時間方向に積分することで各大気物理量の予測値を得るものである。

GPVとは数値予報モデルにより計算された予報結果を地上から上層にわたる大気物理量の格子点情報として気象庁から配信されているものである。大気物理量としては、気圧、風速、気温、湿度などが等圧面での値、降水、雲量などが地表面での値として与えられる。気象庁予報部(2001)によると、GPVを与える主なモデルとしては、GSM(Global Spectrum Model)、RSM(Regional Spectrum Model)、MSM(Meso Spectrum Model)が挙げられる。本研究では、2日先までの降水予測を対象とするので、予報時間の長いRSMによるGPVを解析対象とした。RSMの概要をTable 1に示す。本研究では2001年3月から2005年5月までの約4年間のRSM-GPVデータを解析対象とする。

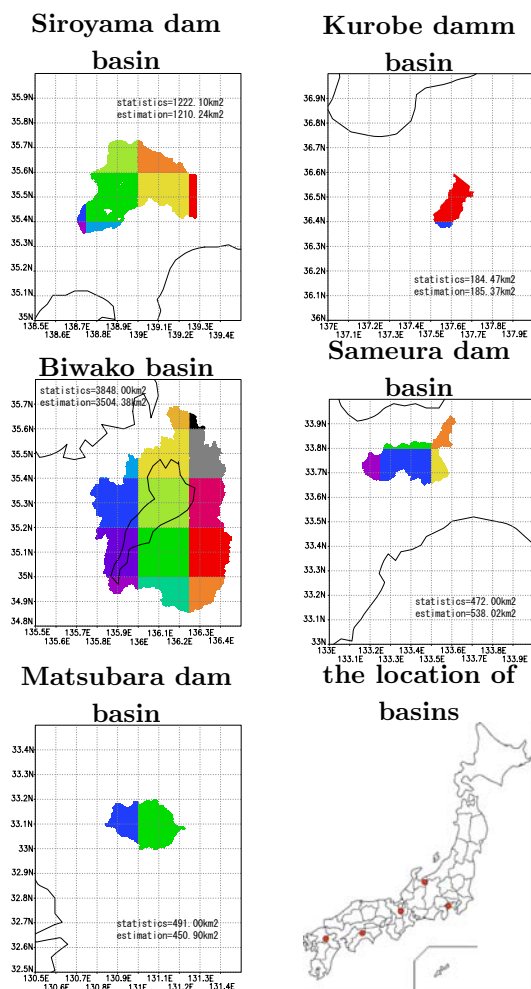


Fig. 1 the mesh data and location of each basin

2.2 レーダーアメダス解析雨量

レーダーによって推定された密な降水分布をアメダス雨量で補正したものがレーダーアメダス解析雨量である。2001年4月からは緯度0.025°、経度0.03125°間隔(約2.5kmメッシュ)で提供されている。また2003年5月までは1時間毎に前1時間降水量を得ることができたが、2003年6月からは30分ごとに前1時間降水量を得ることができる。本研究では全期間を通して毎正時の1時間前降水量を用いるものとする。

2.3 流域メッシュデータの作成

流域平均降水量を算出するために、流域メッシュデータを作成する必要がある。国土地理院国土数値情報の流域・非集水域メッシュ情報(W07-52M)、ダム情報(W01-07P)、標高・傾斜度メッシュ情報(G04-56M)を入手した。流域・非集水域メッシュ情報には、水系域コード(本川流域を判別する)、単位流域コード(支川流域を判別する)、非集水域区分が100mメッシュで入っている。またダム情報にはダムの緯度経度位置と諸元の情報が入っている。そこでダムが位置す

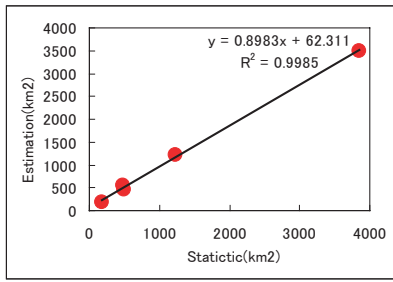


Fig. 2 correlation of mesh data and statistical value

るメッシュの水流域コードと単位流域コードを調べ、同じ水流域コードを持ち上流の単位流域コードを持つメッシュから非集水域を差し引いたメッシュを集水域とした。琵琶湖については瀬田川洗堰と同じ水流域コードを持ち、より上流の単位流域コードを持つメッシュを集水域とした。Fig.1に作成した集水域メッシュを示す。各流域面積のGPVメッシュ相当数が分かりやすいように各GPVメッシュごとに色で分けられている。Fig.2に作成した集水域メッシュデータと統計値との相関関係を示す。統計値には「2002日本の多目的ダム」を使用した。この結果から相関係数は0.99以上であり、作成したメッシュデータは統計値とかなり良好な一致を示しているといえ、このメッシュデータをもとに流域平均降水量を算出しても支障はないと考えられる。

3. 気象庁数値予報GPVの統計的検証

3.1 全国での精度評価

RSMは00UTCと12UTCを初期時刻として12時間毎に計算が開始され、毎計算で51時間先までの予報値が1時間間隔で配信される。1年を春季(3月~5月)、夏季(6月~8月)、秋季(9月~11月)、冬季(12月~2月)に分割し、季節、地域、モデル初期時刻からの経過時間でGPV予測降水量の誤差特性を把握することで、GPV予測降水量の予測特性を把握する。

レーダーアメダス解析雨量は前述の通り現在約2.5kmメッシュで提供されているが、これをGPVのメッシュサイズである約20kmメッシュ内で平均した。さらに00UTCと12UTCのそれぞれから48時間先まで4回12時間積算、2回24時間積算し時間平均した値を真値とした。GPVも同様にメッシュごとに00UTCと12UTCのそれぞれから48時間先まで、4回12時間積算、2回24時間積算し時間平均した値を用いた。2001年6月から2005年5月までの4年間を通して季節毎に各時間平均降水量をサンプルとして集め、それらについてメッシュごとに評価指標を算出した。算出する評価指標は、相関係数CC(Correlation Coefficient)、二

乗平均平方根誤差RMSE(Root Mean Square Error)、バイアス(BIAS)、RMSEをレーダーアメダス解析雨量の対象積算時間内平均降水量で割った値(COVと呼ぶ)である。COVは実績降水量に対してGPV予測降水量の誤差が何倍程度であったかを示すための指標である。RMSEは降水量が大きいメッシュほど大きくなり逆の場合は小さくなる傾向があるが、COVは降水量の大きさの空間的ばらつきを考慮に入れた予測誤差の地域性を見ることができる。

各季節、各積算時間で評価指標を算出するためにn組の解析雨量と予測降水量の組を取り出しk番目の予測降水量の時間平均をGPV_k、それと同時刻同時積算したレーダーアメダス解析雨量の時間平均降水量をRAP_kとした。モデル計算は1日に2回行われ、1季節は約90日、4年間が解析対象であるので、nは約720となる。以下にCC、RMSE、BIASおよびCOVについてその算出式を記述する。

$$\mu_R = \left(\sum_{k=1}^n RAP_k \right) / n \quad \dots \quad (1)$$

$$\mu_G = \left(\sum_{k=1}^n GPV_k \right) / n \quad \dots \quad (2)$$

$$CC = \frac{\sum_{k=1}^n (GPV_k - \mu_G)(RAP_k - \mu_R)}{\left(\sqrt{\sum_{k=1}^n (GPV_k - \mu_G)^2} \times \sqrt{\sum_{k=1}^n (RAP_k - \mu_R)^2} \right) \quad \dots \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\sum_{k=1}^n \frac{(RAP_k - GPV_k)^2}{n}} \quad \dots \quad (4)$$

$$BIAS = \frac{\mu_G}{\mu_R} \quad \dots \quad (5)$$

$$COV = \frac{RMSE}{\mu_R} \quad \dots \quad (6)$$

まず積算時間による各評価指標の空間分布の違いを調べた。積算時間を長くすれば評価指標は良くなる傾向であったが、空間分布としては積算時間を変えても評価指標が悪いメッシュと良いメッシュは明確に分かれた。

次に、モデル計算開始時刻から48時間先まで、4回12時間積算し時間平均した各予測降水量に対する評価指標をみると、CCは冬季は最初の12時間と比べて最後の12時間は西日本のほとんどのメッシュで0.2以上減少し、春季は東日本でも大きく減少するメッシュが見られた。最初の12時間と24時間を比較するとほぼ同様の値の分布であり、48時間積算は全

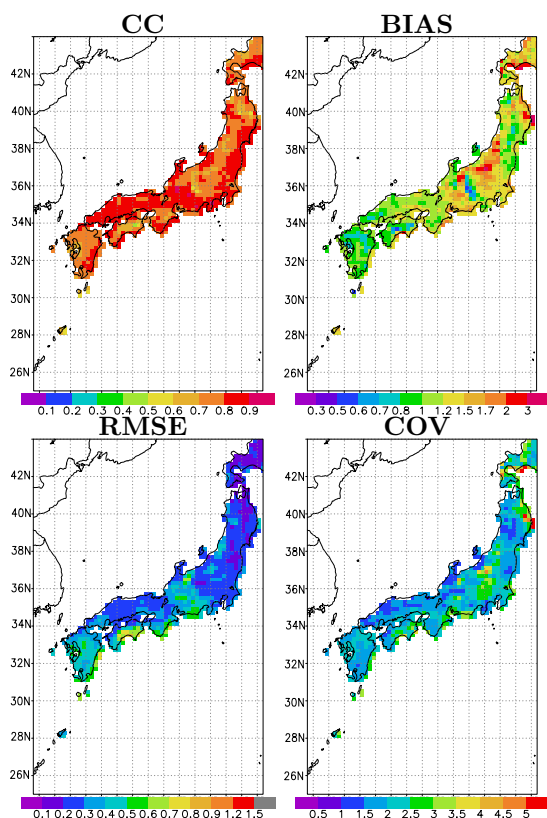


Fig. 3 The distribution of the evaluation index (spring)

体的に値が悪くなる傾向にあった。RMSEはどの季節も積算時間を長くしても分布はほとんど変わらなかった。BIASはどの季節も全国的に時間経過に従って大きくなっていく傾向であったが冬季は東日本が大きくなりやすく西日本はむしろ小さくなる傾向が見られた。これらの違い以外は概ね評価指標は時間傾度よりも空間傾度の方が大きく、最初の12時間平均降水量の分布で地域性と季節性をみることができると考える。次に最初の12時間平均降水量で全国で精度評価を行った結果を季節別に見ていく。

春季の結果をFig.3に示す。CCは全国的にほとんどのメッシュで0.7以上でかなり高く、RMSEは0.5以下で低い。春季は全国的にある程度の予測結果を残しているといえる。九州地方と四国地方では、BIASは1より小さい。四国地方においては瀬戸内海側と太平洋側でBIASと実績降水量に明確な差があった。

つまり瀬戸内海側では実績降水量が小さくBIASは1に近いのに対し、太平洋側では実績降水量が大きくBIASは1より小さい。琵琶湖東部から東海地方にかけてBIASが大きいが、この地域は春季で全国のうち最も実績降水量も大きい。また北陸から東北地方においてもBIASは1より大きかった。RMSEは四国地方の太平洋側で0.8程度で大きかった。COVは四

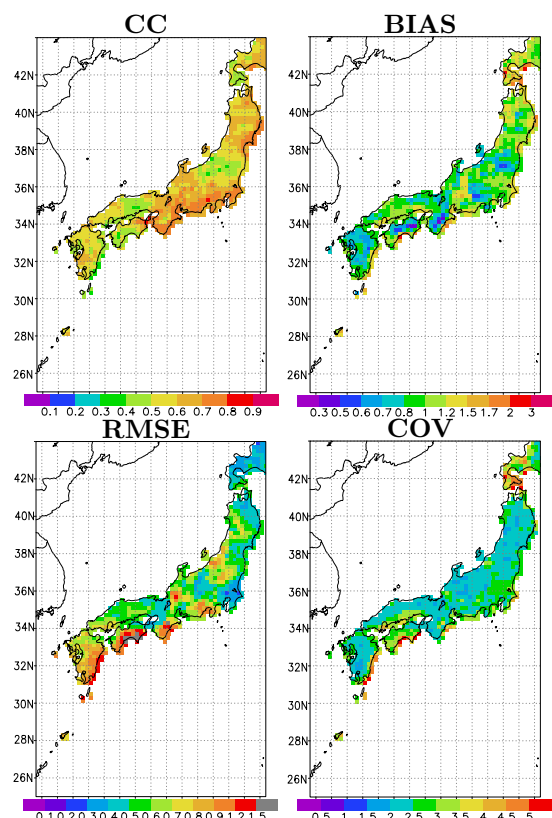


Fig. 4 the distribution of the evaluation index (summer)

国地方の太平洋側と中部地方の内陸部で大きかった。

夏季の結果をFig.4に示す。CCは全国的に0.7以下であり、0.5以下のメッシュも存在する。またBIASは全国的に1より小さいが、中部地方では1より非常に大きかった。九州地方では、CCは0.5~0.7程度、BIASは1より非常に小さく、RMSEは北部で0.6~0.7、中部以南でほとんどのメッシュが0.8以上である。早明浦ダムが含まれる四国地方太平洋側では、CC、BIASともに小さく、RMSEは非常に大きい。降水予測にばらつきがあり一定の予測誤差傾向を示さず、全体的に予測できていない降水量が多いと考えられる。

また近畿南部でもRMSEは大きい、CCが0.7以上の値をとるメッシュが多く、COVはこの季節に全国の大半を占める2.0~2.5であり、夏季の全国と相対的に比較すると悪い予測結果ではないといえる。同様に琵琶湖東部や東海地方でもRMSEが大きい、BIASを見ると琵琶湖東部では1より小さく、東海地方では1付近である。RMSEが0.8以上の地域は5つ存在するが、それぞれが予測結果のはずれ方で異なる特性を持っているといえる。

秋季の結果をFig.5に示す。CCは夏季よりもさらに小さくなって、東海・中部地方を境にして、西側

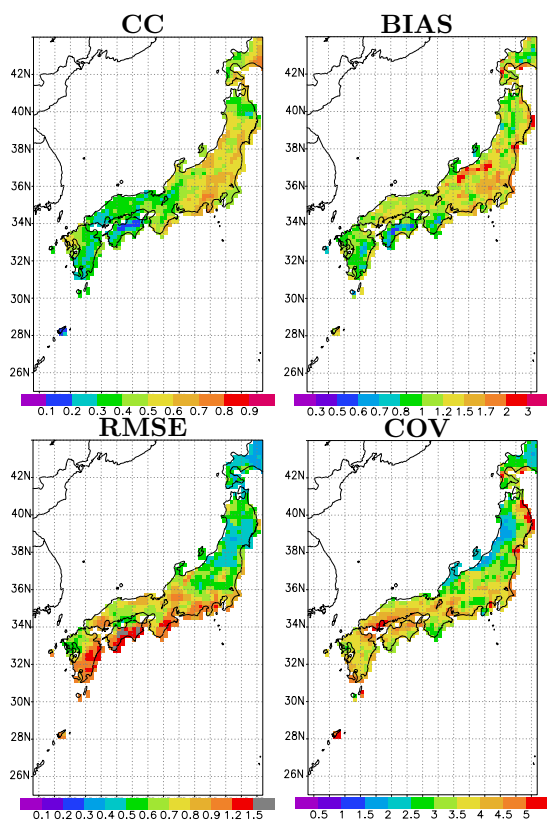


Fig. 5 the distribution of the evaluation index (autumn)

が東側に比べて相対的に小さくなっている。これは主に台風の影響であると考えられ、台風の進路にあたる地方は降水予測が困難であることを示しているといえる。東に位置する城山ダム流域、黒部ダム流域と西に位置する早明浦ダム流域、松原ダム流域では、各評価指標に大きな差が生じると考えられる。RMSEとBIASを見ると、九州南部、四国、近畿南部では、RMSEが特に大きくBIASは特に小さい。これらの地域では、全体的に降水が予測できていないといえる。

また西日本で太平洋側と日本海側を比較すると、太平洋側の方がRMSEが大きくBIASは小さいことが分かり、松原ダム流域と琵琶湖、早明浦ダム流域の間には予測時系列の特性にもこれに起因する特性が見られると考えられる。

冬季の結果をFig.6に示す。CCは全国的に0.6以上と高いが、北陸地方や東北地方の日本海側で相対的に低くなっている。また内陸部から北陸地方にかけてBIASが非常に高く、全体的に予測降水量は実績降水量に比べて高いといえる。これはCCは大きいRMSEも大きいことから、日本海からの季節風によりもたらされる降水の予測の発生は予測できているものの過大評価の傾向があると考えられ、黒部ダ

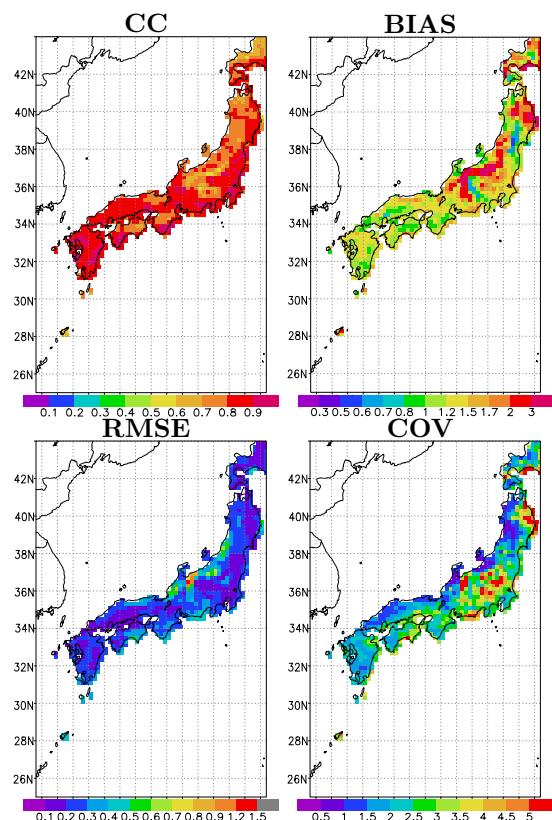


Fig. 6 the distribution of the evaluation index (winter)

ム流域には特徴的な降水予測特性と考えられる。日本海側ではRMSEも非常に大きかった。しかしCOVを見ると、日本海側であってもあまり大きくないメッシュもあった。

逆に中部地方、東海地方、東北地方太平洋側でCOVが大きくなる傾向があった。城山ダム流域では実績降水量に対して予測降水量がはずれる量が大きかったとすることができる。

ここまで日本全国において季節別にGPV予測降水量を検証した結果を示したが、全国で降水量予測誤差に差がありRSMの性能は全く一様ではないことが確認できた。また今回選択した5流域はそれぞれが各気候区分を代表するような特徴的な降水予測特性を持っていることが分かった。

3.2 流域単位での精度評価

本節では、城山ダム(神奈川県)、黒部ダム(富山県)、琵琶湖(滋賀県)、早明浦ダム(高知県)、松原ダム(大分県)の5流域において、時系列方向の降水予測精度評価を行う。

まず評価指標が時系列上で降水予測精度評価にどの程度有効であるかを調べるため、城山ダム流域における3時間平均降水量の評価指標時系列と散布図

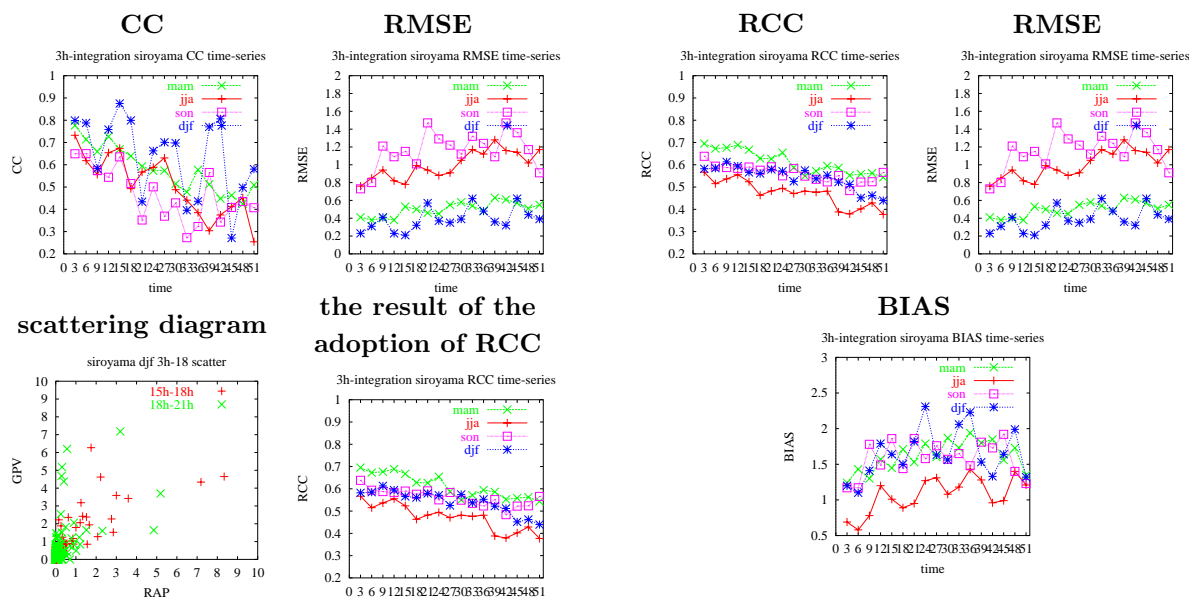


Fig. 7 siroyama dam basin (precipitation of 3 hours average)

を Fig.7 に示す。図中で mam, jja, son, djf はそれぞれ春季, 夏季, 秋季, 冬季を表す。

Fig.7 では、初期時刻から6時間後から12時間おきに CC が急激に減少する時間が存在する。大きいときで約 0.4~0.5 も減少しているのが分かる。これらの時間には RMSE も 0.2 程度増加しており、何らかの原因で評価指標が悪くなっている。短時間でこれほどの CC の変化が見られる原因を調べるため、城山ダム流域の冬季の対応する時間に対して、実績降水量と GPV 予測降水量の関係を見るために散布図を作成した。散布図をみると、降水量の小さいときに 18~21 時間後の予測値の方が 15~18 時間後の予測値よりも 4 つのプロットで大きく予測が外れている。しかし実績降水量 3mm/h までの範囲であれば、ある程度良い相関を示している。また 15~18 時間後の方が大きい実績降水量の頻度が多いのも特徴的である。15~18 時間後の予測値は主に 4 つの実績降水量のために 18~21 時間後と比べて CC がかなり小さくなっているといえる。

このことから、対象とする時間がたった 3 時間異なるだけで実績降水量の絶対値や頻度はかなり違ってくるといことであり、その降水量に対する予測値の誤差は必ずしも一定の傾向ではないということが確認できる。このような CC や RMSE の時間方向の急激な変化は、台風などの特定の大きな降水イベントがどの時刻に通過したかに大きく左右されるので、モデル計算開始後の予報経過時間に伴う降水予測精度の変化を示しているのではなく、モデル計算

Fig. 8 siroyama dam basin (precipitation of 3 hours average)

開始後の予報経過時間に伴う降水予測精度の変化を評価するには不適切である。よってモデル計算開始後の予報経過時間に伴う降水予測精度の変化を評価する際に、CC や RMSE のような評価指標のみをそのまま信用して降水予測精度を評価することは良い方法であるとは言い難い。

そこで本研究では、実績降水量とその頻度に予測値の誤差が左右されないような評価を得るために順位相関係数 (RCC と呼ぶ) を導入する。RCC は、まず実績降水量を対象期間において降水量の大きい順番に並べ、同様に GPV 予測降水量も降水量の大きい順番に並べ、この順位に対して相関係数を算出する。この評価のメリットは実績降水の絶対値と頻度に左右されないことである。先ほど評価した城山ダム流域の予測降水量を、RCC を用いて再度評価した結果を Fig.7 の順位相関導入結果に示す。城山ダム流域では、冬季は CC とは異なりなだらかに変化しているのが分かる。また夏季や秋季を見ても経過時間による急激な指標の変化はなくなった。冬季は RCC で見れば全時間を通じてほぼ同じような値であるので、実績降水の量や頻度に関係ない評価を行うことによって得られる絶対値に左右されない評価では、予測値はモデル計算開始後から同程度の精度を保持していることが分かる。

ここからは RCC, RMSE, BIAS を評価指標として予測降水量の検証を行っていく。2001年6月から2005年5月までの4年間を通して季節ごと3時間ごとに3時間平均降水量をサンプルとして集め、それらについて評価指標を算出した。これから5流域において

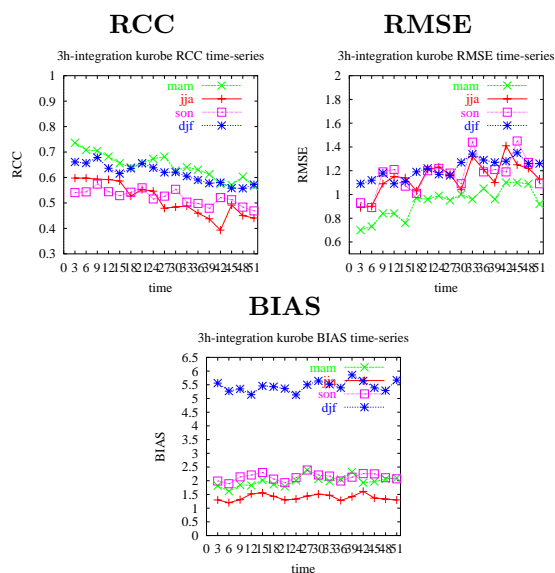


Fig. 9 kurobe dam basin (precipitation of 3 hours average)

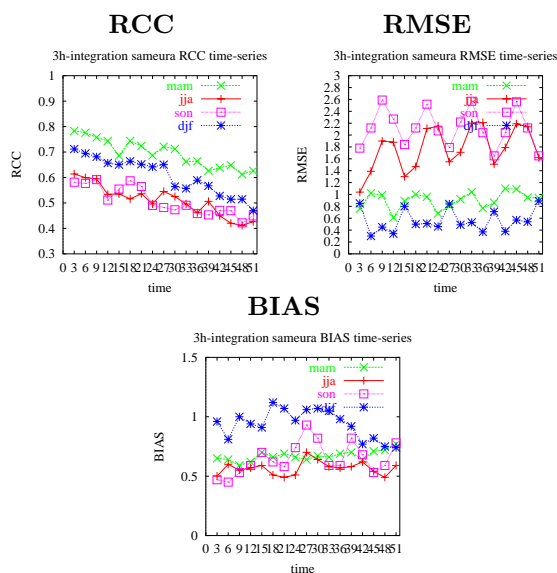


Fig. 11 sameura dam basin (precipitation of 3 hours average)

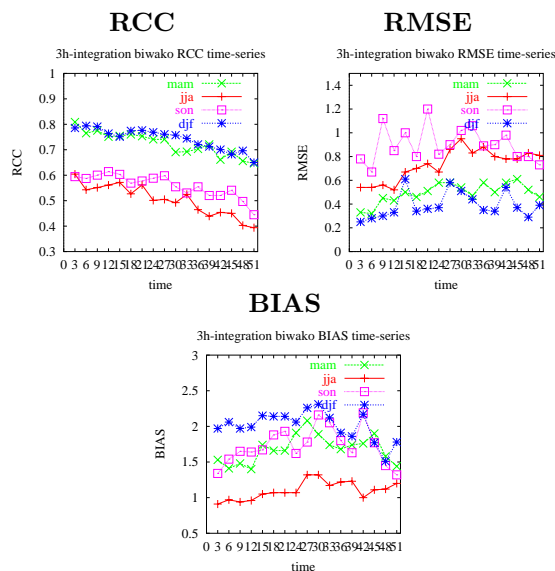


Fig. 10 biwako dam basin (precipitation of 3 hours average)

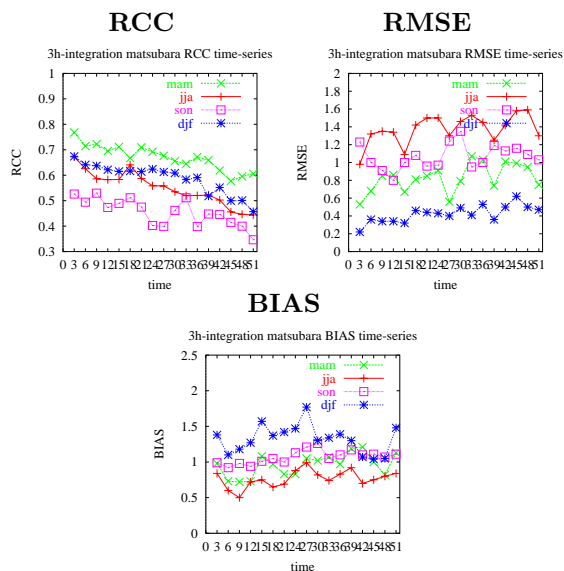


Fig. 12 matsubara dam basin (precipitation of 3 hours average)

精度評価を行った結果を示していく。

Fig.8に黒部ダム流域における精度検証の結果を示す。秋季が最もRMSEが大きく推移しているが、RCCは約0.5~0.6であり冬季とあまり変わらない結果となっている。またRMSEが悪い時に必ずしもRCCは悪くないという結果であった。

Fig.9に黒部ダム流域における精度検証の結果を示す。春季と冬季はRCCは0.6~0.7程度で同じくらいの値で推移している。冬季はBIASが大きくRMSEも大きい、RCCが大きいのでバイアス補正ができ

と考えられる。夏季はBIASは全時間でほぼ同じであるが、RCCは42時間後には0.6から0.4近くまで減少する。降水予測がはずれる傾向が大きくなってきている。

Fig.10に琵琶湖流域における精度検証の結果を示す。冬季と春季は最初の3時間でRCC0.8とかなり高い相関を示している。また夏季と秋季で比較すると、秋季の方がRMSEは大きい、RCCは高いという結果となっている。夏季はBIASが1に近いにもかかわらず、予測をはずす回数が多いのではないかと

いえる。

Fig.11に早明浦ダム流域における精度検証の結果を示す。春季はかなりBIASが低いがRCCは高く、バイアス補正できる可能性が高いといえる。またBIASが1に近い冬季の方が春季よりもRCCが小さい結果であった。

Fig.12に松原ダム流域における精度検証の結果を示す。夏季は冬季よりもRMSEが約1.0も大きい、RCCはほぼ同じ値で推移している。雨が降るか降らないかの観点では同じくらいの評価である。

これまで3時間積算降水量をRCC, RMSE, BIASで評価してきたが、BIASが大きいもしくは小さい、RMSEが大きいからといって必ずしも雨が降るか降らないかの予測が当たる確率が低いのではないということが、RCCを導入することで分かった。実績降水が存在する時間に対して予測降水量が全くないのでは、降水量予測値を改善することは難しい。本研究では、降水の絶対量の予測精度を向上させることよりも、実績降水量に対して予測降水量がしっかり反応することに主眼をおいて改善を図るのでRCCの導入は効果的であるといえる。RCCが0.6程度の時間は多く、GPVは比較的良く実績降水の発生を予測しているといえる。

4. 流域周辺メッシュの有効活用

対象流域周辺のGPV予測降水量の活用を検討する際、各GPVメッシュについて周辺1メッシュまでを含めた3メッシュ四方のGPV予測降水量を考慮に入れることで、降水予測信頼性をどの程度改善することができるかを検討する。BIASが1より小さいメッシュでは周辺メッシュの中で予測降水量が大きい値を採用することで、逆にBIASが1より大きいメッシュでは周辺メッシュの中で予測降水量が小さい値を採用することで、BIASを改善すると同時に降水予測信頼性を向上させることができる可能性がある。そこで、BIASを基準にして採用する周辺メッシュを選ぶことにするが、BIASはCCと同様に1時間毎の変化が大きいため、短時間積算降水量に対するBIASではメッシュを代表するBIASの大きさを正確に把握することができない。今回は12時間平均降水量に対するBIASを参考にして採用する周辺メッシュを選ぶことにした。まず流域・季節・モデル計算開始後48時間先までの12時間ごとに、BIASの大きさで場合分けを行った。BIASが1.2より大きい場合と0.8より小さい場合のそれぞれについて、流域周辺メッシュを有効活用したGPV予測降水量の評価指標時系列を詳しく見ていく。

流域周辺メッシュの活用について本研究での方法

を述べる。ある対象流域について、1メッシュ以上の対象流域メッシュにかかるすべてのGPVメッシュを対象にするものとする。まず各GPVメッシュについて1時間毎に存在するGPV予測降水量をそのメッシュを中心とする周辺9メッシュの中で大きい順に並べ替え、上位もしくは下位いくつかの値の平均をとる。今回は、上位3つ、上位5つ、上位7つ、下位3つ、下位5つ、下位7つのそれぞれで平均値を算出した。それらの平均値を各GPVメッシュに含まれる流域面積で重み付けして流域平均降水量を作成した。さらにその流域平均降水量を12時間積算して時間平均することで流域12時間平均降水量とした。

BIASが低い代表的な流域として、早明浦ダム流域(春季, 夏季, 秋季)を挙げる。これらの流域, 季節では、非常に降水量が大きく、またBIASが小さいことから大きい降水を予測できていないことが多いと考えられる。そのため今回用いる方法で降水域, 降水強度のわずかなずれを考慮することで、ほとんどもしくは全く予測できていない降水の場合の予測を改善することが期待できる。各季節における評価指標の時系列を**Fig.13**, **Fig.15**, **Fig.17**に示し、これらの事例について周辺メッシュを活用することの効果を見る。

Fig.13に早明浦ダム流域(春季)のRCC, CC, RMSEの各評価指標の時系列を示す。図中で例えばtop3は周辺メッシュの上位3位までの平均値を先に述べた通り各GPVメッシュに含まれる流域面積で重み付けして作成した12時間平均降水量を評価した時系列であり、ave9は周辺全9メッシュについて同様の操作をして作成した評価時系列を表している。rawは第3章でも示した、全く加工を施さない流域12時間平均降水量の評価時系列である。RCCはrawでは約0.65から約0.4まで減少しているが周辺メッシュを平均することで0.7以上の高い値を維持するようになった。またCCも0.1以上改善されている。RMSEはtop3では最後の12時間で改善されなくなっているが、本来流域に降るべきではない降水量が大きいメッシュを選択しすぎたためと考えられる。**Fig.14**でraw, top3, top5について最後の12時間で実績降水量との関係を見ることで、この手法を用いることでどのような降水予測が変化したかを検証する。左に示すのが全体の散布図で右に示すのが7mm/h以下の散布図である。top3, top5はほとんど予測できていなかった実績降水量5mm/h以上の降水を多く予測できるようになっている。しかし実績降水量3mm/h以下で降水量が小さくなるほどtop3はtop5やrawに比べてかなり過大評価する傾向がある。これによってRMSEではtop3がrawよりも大きくなると考えら

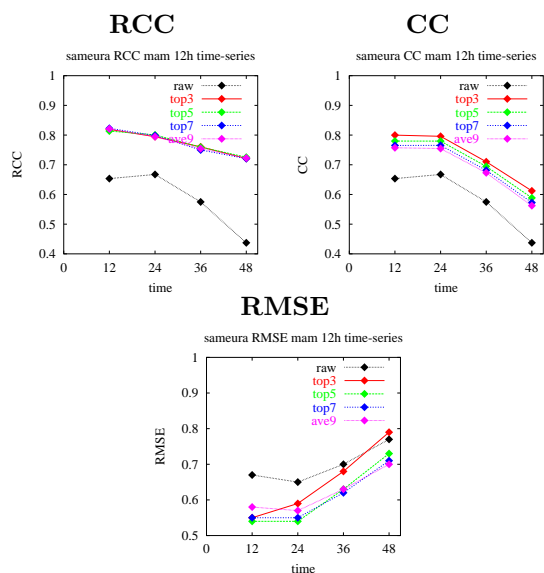


Fig. 13 RCC, CC and RMSE of Sameura dam basin (spring)

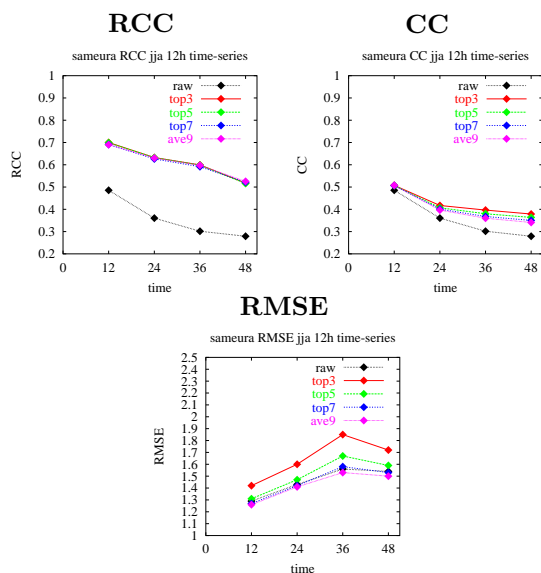


Fig. 15 RCC, CC and RMSE of Sameura dam basin (summer)

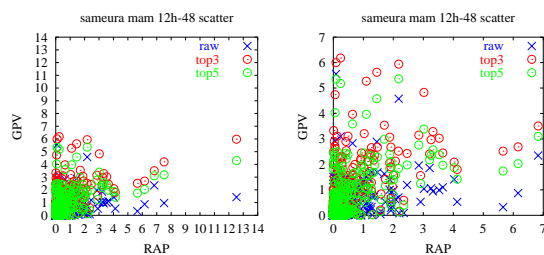


Fig. 14 Sameura dam basin (spring), the relation of the past record and forecast of precipitation

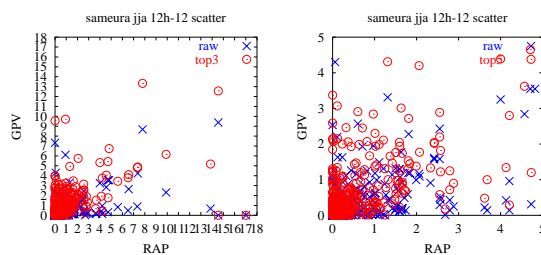


Fig. 16 Sameura dam basin (summer), the relation of the past record and forecast of precipitation

れる。

Fig.15に早明浦ダム流域(夏季)のRCC, CC, RMSEの各評価指標の時系列を示す。先ほどの例と同様にRCC, CCともに改善されており, RCCは約0.2, CCは最大で約0.1改善されている。しかしRMSEは改善が見られない。この原因を調べるため, raw, top5と実績降水量の関係を最初の12時間についてFig.16に示す。top5はrawではほとんどもしくは全く予測できていなかった降水を予測することができている。しかし実績降水量0mm/h付近の降水をかなり過大評価するなど実績降水量2mm/h以下で過大評価を示す傾向がある。このためRCCは非常に改善されているもののRMSEは改善されなかったと考えられる。

Fig.17に早明浦ダム流域(秋季)のRCC, CC, RMSEの各評価指標の時系列を示す。この場合はどの平均値でもCCはわずかに改善されるものの他の評価指標を改善することができていない。top5, top7について実績降水量との関係をFig.18に示す。もと

もとrawがCC0.2程度でほとんど降水を予測できていない, top5で強い降水を少し予測できるようになっているものの全く予測できていない降水も多い。これは流域周辺に実際に起こっている台風などによる降水現象を全く再現できていなかったためと考えられ, この点はモデルの改良を待つしかないと考えられる。

ここからはBIASが大きい流域, 季節について, 周辺メッシュのGPV予測降水量も考慮することを考える。BIASが大きいことは, 流域内で実際の降水頻度よりも予測降水頻度の方が多すぎる, もしくは予測される降水強度が実際よりも強すぎるため, 全体的に降水を過大評価予測する傾向があるということであり, 予測情報を頼りにして降水を水資源として有効にダムに貯水していくためには, 過大評価の傾向を取り除いた適切な降水予測を提供する必要がある。

琵琶湖流域(冬季), 黒部ダム流域(冬季)の評価指

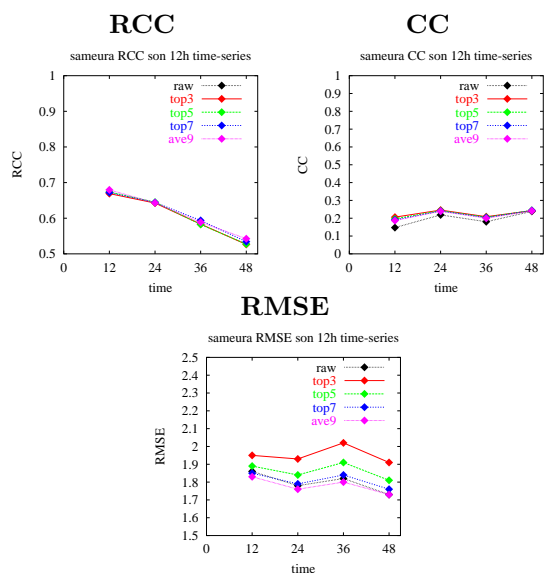


Fig. 17 RCC, CC and RMSE of Sameura dam basin (autumn)

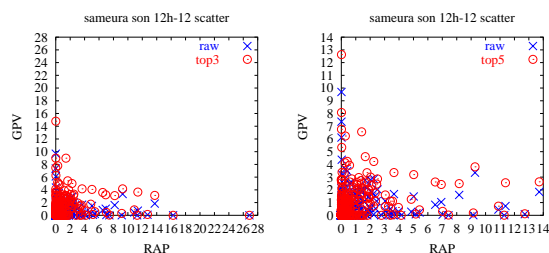


Fig. 18 Sameura dam basin (autumn), the relation of the past record and forecast of precipitation

標時系列を Fig.19, Fig.20 に示す。琵琶湖流域(冬季)では最初の12時間ではRCCが悪化しているが最後の12時間でRCCは0.1以上改善している。もとの値では0.3近くも落ちているがbot5などでは0.8程度の値を保つためである。この最初の12時間と最後の12時間の実績降水量との関係の違いを Fig.21 に示す。最初の12時間はbot5によって実績降水量とほぼ1対1の線上にプロットが乗るようになった。また最後の12時間は最初の12時間と比べてrawは非常に予測のばらつきが大きくなっているが、bot5はrawと比べて1対1の線上に近いプロットの数が増えている。このことから最後の12時間はRCCがrawよりbot5の方が良いと考えられる。黒部ダム流域(冬季)では、すべての時間でbot5はrawよりもRCCが改善している。またCCも最も改善している。RMSEもかなり改善されているのが分かる。最初の12時間と最後の12時間の実績降水量との関係を Fig.22 で検証する。どちらの時間においても実績降水量は3mm/h

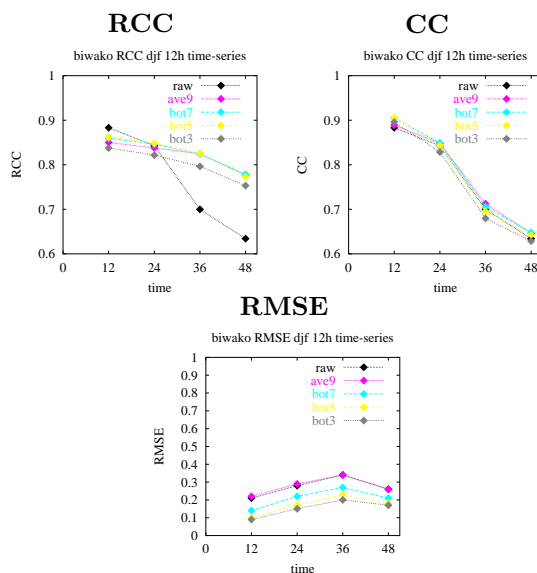


Fig. 19 RCC, CC and RMSE of Biwako basin (winter)

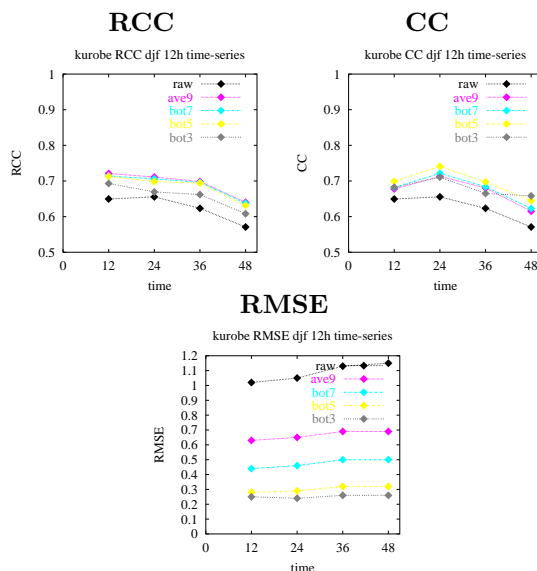


Fig. 20 RCC, CC and RMSE of Kurobe dam basin (winter)

がほとんどであるのに予測降水量はかなり大きい。bot5を採用することによってどちらの時間でも予測降水量にかなりの改善が見られ、時間が経過しても予測降水量と実績降水量の関係はあまり悪くならないことが分かる。

本節では、流域平均降水量を考える際、流域周辺メッシュまでも考慮に入れて算出したGPV予測降水量を用いることで、本来流域内に降るべき降水が周辺のメッシュにずれて予測された場合、逆に本来流域外のメッシュに予測されるべき降水が流域内の

0h-12h precipitation of 12 hours average

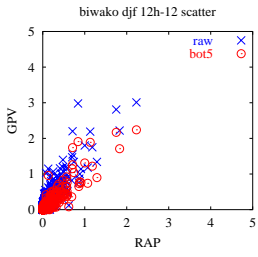
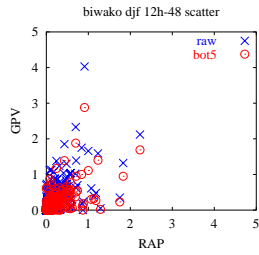


Fig. 21 Biwako basin (winter), the relation of the past record and forecast of precipitation

36h-48h precipitation of 12 hours average



0h-12h precipitation of 12 hours average

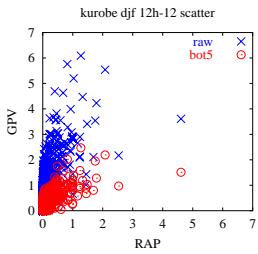
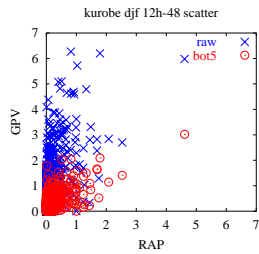


Fig. 22 Kurobe dam basin (winter), the relation of the past record and forecast of precipitation

36h-48h precipitation of 12 hours average

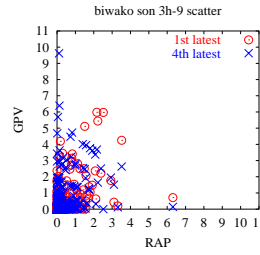


メッシュに予測されてしまった場合の流域平均GPV予測降水量を改善することを試み、その効果を検証した。

BIASが1より小さいとき、即ち予測降水量が実績降水量に比べて過小評価の傾向があるとき、ほとんど降水量予測できていなかった降水事例を改善し、より実績降水量に近い降水量予測値とすることができた。この方法でGPV予測降水量をほとんど改善することができなかった早明浦ダム流域(秋季)のような例は、台風性の降水による影響が大きいと考えられ、モデルアウトプットであるGPV予測降水量を工夫して用いることでは予測値の改善を得ることができなかった。このような例は、モデル自体の改善による予測精度向上が早急に望まれる例であるといえる。

逆にBIASが1より大きいとき、即ち予測降水量が実績降水量に比べて過大評価の傾向があるとき、過大評価の事例を少なくし全体的にGPV予測降水量を実績降水量に近づけることができる流域、季節があることが分かった。

Biwako(autumn)



Sameura(winter)

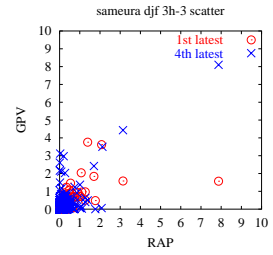


Fig. 23 the case of good CC and RMSE of the forecast value of early initial time compared with that of the latest forecast value

5. 同時刻に複数存在するGPV降水量の活用

5.1 同時刻に複数存在する予測値の検証

ある時刻におけるGPV予測降水量がその時刻から最も近い初期時刻に計算開始したモデルで与えられるが、それより12時間前の初期時刻に計算開始したモデルは同時刻に12時間余分に計算した後のGPV予測降水量を与えている。こうして同時刻に存在する初期時刻の異なるモデルのGPV予測降水量を数えると常に4個以上最大で5個存在する。本節ではまず、同時刻に複数存在する予測値は利用できる余地があるかを3時間平均降水量を用いて12時間先までの短時間降水予測について見ていく。

RCCもしくはRMSEが最新の予測値と比べて改善される古い予測値があった時間は、琵琶湖(秋季, 0h~3h), 早明浦(秋季, 3h~6h), 松原(秋季, 3h~6h)のみであった。さらに新しい予測値と比べて双方を改善できる時間はなかった。このことから同時刻に存在する複数の予測値の活用を考える時、どの予測値も単独使用では最新予測値を評価指標で上回することは難しいことが分かった。実際どのような関係かをFig.24に示す。琵琶湖(秋季)では、最旧予測値がCC, RMSEともに最新予測値(1st latestと呼ぶ)から最も改善され、2番目に新しい予測値(2nd latestと呼ぶ)がRCCで最も改善されている。最旧予測値は、4mm/h以上では他の予測値と比べて予測ができていたが、1~3mm/hの降水帯で他の予測値に比べて予測を外すことが多くなっている。2nd latestは、全体的には良いが、2mm/h以下で過大評価するプロットが目立つ。早明浦(秋季)では、14mm/h以上で最旧予測値が最も良く予測できている。しかし6mm/h以下で過大評価する傾向がある。2nd latestは2mm/h以下で過大評価であるものの、全体的に良く予測できている方であるといえる。松原(秋季)では、11mm/hの降水で最旧予測値が最も良く予測できている。しかし3mm/h以下では過大評価する傾向がある。2nd

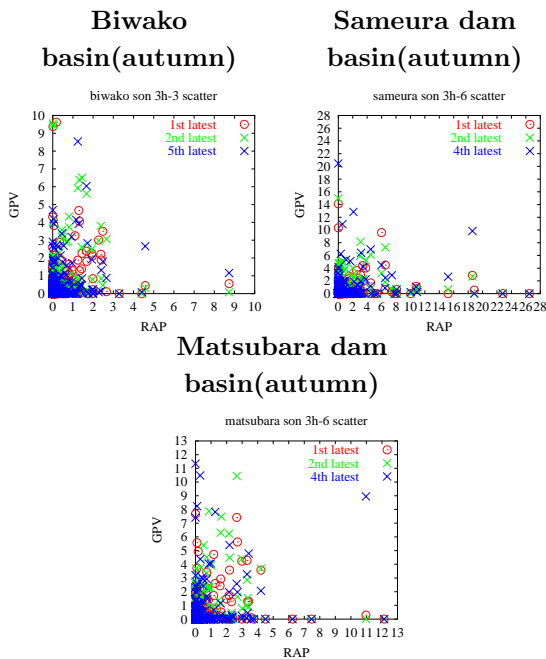


Fig. 24 the comparison of the time of good RCC and the time of good CC and RMSE

latest も過大評価の傾向があるが、全体的に良く表現できるといえる。このようにどの評価指標で評価しても一長一短が生じ、まずはこれらすべての評価指標の改善を目指すことが、予測値が改善されるための必要条件であると考えられる。

5.2 予報値を組み合わせた活用法の検討

同時刻に複数存在する予測値を活用するとき、RCC, CC, RMSEで評価すると初期時刻からの時間経過が長い予測値は最新開始モデルの予測値と比較して良い評価を得難いことが分かった。そこで本節では、GPV予測降水量をそのまま単独で用いるのではなく同時刻に存在する初期時刻の異なる2つのGPV予測降水量を組み合わせて平均値を用いることを考える。こうすることで、互いの予測値の短所を補い合い予測値の改善となることを期待する。

Table 2に2つを組み合わせて平均値をとったときにRCCが改善された時間とRCCがどれだけ改善されたか、どの組み合わせで最も改善されたかを示す。表中で、例えば1-2は1st latestと2nd latestを平均した予測値と実績降水量の関係のRCCが1st latestや他の組み合わせよりも良いことを表しており、●は0.01以上の改善、○は0.02以上の改善、◎は0.03以上の改善が合ったことを示している。季節別には夏季と秋季が最も改善されている数が多く、0.02以上の改善も多く見られる。春季と冬季は改善される時間が少なかった。これはもともと1st latestがある

程度の評価指標を示しているためと考えられる。流域別に見ると、西日本に位置する琵琶湖、早明浦ダム、松原ダムで改善される時間が多かった。ついで黒部ダム、城山ダムの順であった。これも、城山ダムではそもそも1st latestがある程度良い評価指標を示しているため改善の余地が余りないためであると考えられる。またほぼすべての時間で1st latestと組み合わせた予測値が最新の予測値と比べてRCCを改善している。古い予測値同士を組み合わせた値では、最新予測値と比べるとRCCの改善は難しいといえることができる。以下にRCCが0.03以上改善された時間についてその散布図を詳細に見ていくことで、この方法がどの程度有効であるかを検証する。

Fig.25に、琵琶湖(夏季,6h-9h)について最新予測値と同時刻に存在する2つの予測値をRCCが良くなるように組み合わせた値(この場合は、1st latest+3rd latest)の実績降水量との関係を示すことで、組み合わせることの効果を検証する。左に示す図が全体図で、右には3mm/h以下のみを示す。×は最新の予測値、○は組み合わせた予測値を示し、赤色はこの2つの予測値が1mm/h以上の差がある組を表し、青色はそれ以下の差である組を表す。赤色のプロットは予測値を組み合わせることで値が大きく変わった予測値を表していることになる。組み合わせた予測値を検証すると、2mm/h以上の実績降水量に対しては予測が最新予測値と比べて改善されている降水とそうではない降水が半分ずつ見られた。また1mm/h以下の実績降水量に対しては過大評価の傾向があった。最新予測値に比べてRCCは改善されているが、実績降水量と予測降水量の関係は全体的に改善されているとはいえない。そこでこのときCCとRMSEはどのように変化したかを見ると、予測値を組み合わせることでCCは0.6244から0.5729に、RMSEは0.56から0.59に変化していた。どちらの指標も最新予測値と比べて悪化していて改善されたのはRCCのみであった。このような場合は全体的に予測が改善されたと言えない場合があるといえる。

Fig.26で琵琶湖(秋季,0h-3h)の組み合わせた予測値を検証する。実績降水量が0mm/hに近い最新予測値が10mm/hに近いプロットが約4mm/h改善されている。また実績降水量1~2mm/hで最新予測値がほとんどもしくは全く予測できていない降水に対してある程度の予測ができていた。しかし実績降水量1mm/h以下については過大評価の傾向が見られた。最新予測値と比較して悪い点もあるものの、過大評価しすぎている、もしくは全く予測できていない予測を減らすことができた。この場合はCC, RMSEともに改善されていた。

Table 2 the time that the average of two forecast value is better than the latest forecast value

	Siroyama	Kurobe	Biwako	Sameura	Matsubara
spring · 0h-3h					
spring · 3h-6h			1-2	1-3 ●	
spring · 6h-9h			1-2	1-2 ●	1-2 ●
spring · 9-12h			1-3		1-2 ○
summer · 0h-3h		1-2 ●		1-4	
summer · 3h-6h	1-2		1-2 ○	1-3	1-2 ○
summer · 6h-9h	1-2	1-2 ●	1-3 ◎		1-2 ●
summer · 9-12h	1-2 ●		1-2 ●	1-3 ○	1-2
autumn · 0h-3h		3-5	1-3 ◎	1-2	1-4 ●
autumn · 3h-6h	1-2	1-3 ◎	1-3 ○	1-2 ○	1-2 ○
autumn · 6h-9h	1-2	1-4	1-2 ●	1-2 ○	1-3 ◎
autumn · 9-12h		1-3 ●	1-2 ●	1-2 ◎	1-3 ●
winter · 0h-3h			1-3 ●	1-2 ●	
winter · 3h-6h		1-2	1-2 ●		
winter · 6h-9h			1-2 ●		
winter · 9-12h		1-2	1-2 ○	1-2 ●	1-3 ●

Fig.27で黒部(秋季,3h-6h)の組み合わせた予測値を検証する。やはり実績降水量1mm/h以下ではある程度過大評価が見られるが、1mm/h以上の降水では全体的に良い相関を示すように改善されているといえる。この場合はCCのみ改善されていた。

Fig.28で早明浦(秋季,9h-12h)の組み合わせた予測値を検証する。実績降水量5mm/h以上では最新予測値でほとんど予測できていない降水が多く予測できるようになった。またほぼ0mm/hの実績降水量に対して6mm/h以上のかかなりの過大評価がされていたが、これについてはかなり改善された。実績降水量が予測降水量のどちらかについて全く降らないというような極端な例を改善できているといえる。実績降水量1~2mm/hの降水では全く予測できていなかった降水が予測できる場合があった。この場合はCC, RMSEともに改善されていた。

Fig.29で松原(秋季,6h-9h)の組み合わせた予測値を検証する。実績降水量1mm/h以下の降水で約6mm/hの過大評価をしている最新予測値が大きく改善され、実績降水量1mm/h以上の降水についても最新予測値と比べて実績値に近い予測をしているといえる。実績降水量1mm/h以下の降水では最新予測値が1mm/h以下の場合について過大評価であった。この場合はCC, RMSEともに改善されていた。

本節では、同時刻に存在する複数の予測値の利用価値について考えてきた。その結果、CCとRMSEだけで予測を評価することは危険でありRCCによる評価が効果的であることが分かり、同時刻に存在する

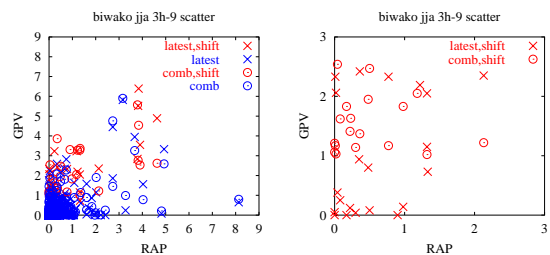


Fig. 25 Biwako basin(summer,6h-9h), the validation of the latest forecast value and the average of two forecast value

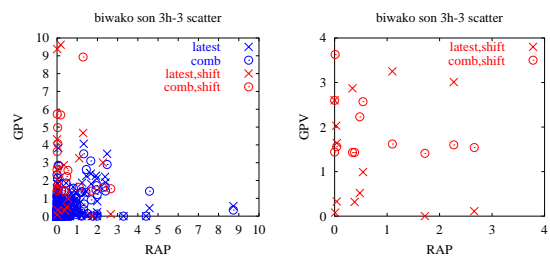


Fig. 26 Biwako basin(autumn,0h-3h), the validation of the latest forecast value and the average of two forecast value

古い予測値を単独で用いても予測値の改善を図ることが難しいことが分かった。そこで同時刻の予測値を2つ組み合わせて新しい予測値を作り出し、RCCで評価しRCCが最新の予測値と比較して大きく改善された時間の作成した予測値を検証した。RCC,

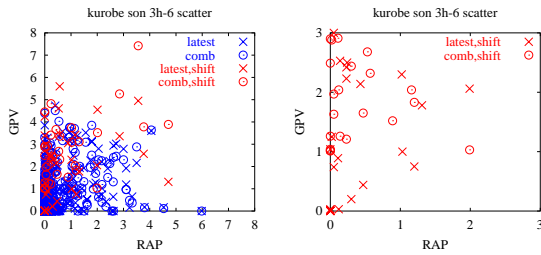


Fig. 27 Kurobe dam basin(autumn,3h-6h), the validation of the latest forecast value and the average of two forecast value

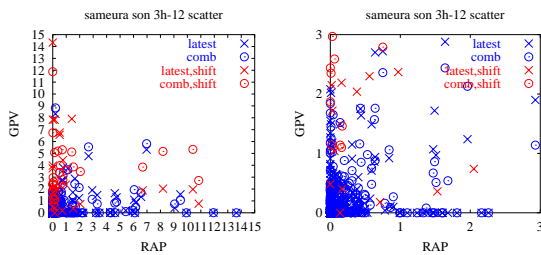


Fig. 28 Sameura dam basin(autumn,9h-12h), the validation of the latest forecast value and the average of two forecast value

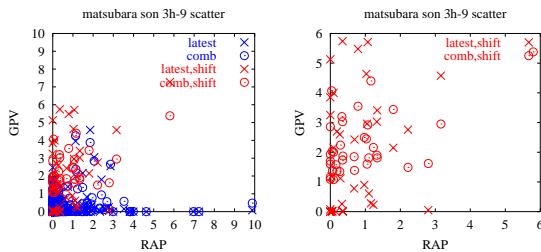


Fig. 29 Matsubara dam basin(autumn,6h-9h), the validation of the latest forecast value and the average of two forecast value

CC, RMSEのすべてが改善されている時間では、最新予測値では全く予測できていなかった降水が予測できるようになる場合があり、実績降水量がほとんどない時には過大評価しすぎる傾向をおさえることができた。このことから、同時刻に存在する初期値の異なる予測値を有効に活用することで、ダム流域における降水予測についてより最新の予測値を用いるよりも信頼度の高い予測情報を提供できる場合があることが分かった。

6. 結論

本研究では、気象庁数値予報GPVの予測誤差傾向を検証した上で、

- 降水域、降水強度のずれを拾うことでより良く降水の発生を予測できないか
- 同時刻に存在する複数の予報値を工夫して利用することでより良く降水の発生を予測することができないか

この2点に焦点を絞って、ダム流域においてより信頼度の高い予測降水量を与えることができるように解析を行ってきた。

始めにGPV予測降水量を全国分布で相関係数などの評価指標を用いて検証することで地域性、季節性を把握した。また順位相関係数を評価指標として導入することで、より正確な評価を下せるようにした。

次にGPV予測降水量の有効活用法として2つの方法を提案した。1つ目は、流域における少しの降水域や降水強度のずれを考慮してGPV予測降水量を用いるために流域周辺メッシュのGPV予測降水量を活用し評価指標を参考にしつつ、より信頼度の高い降水予測値を作成した。2つ目は、GPVが12時間ごとに初期時刻を持ち51時間先までの予測を行うことから生じる同時刻に複数存在する初期時刻の異なる予測値を活用する手法を提案した。

以上、本研究を通じて、GPV予測降水量を時間方向、空間方向に柔軟に活用することで降水予測の大きな外れをなくし降水予測の信頼度を高めることができる場合があることを提案できた。また予測の信頼度を高めることで、ダム流域管理に用いることができるような降水予測に近づくことができたといえる。今後もモデルの発展に伴って、随時モデルの性能に合ったアウトプットの活用法を提案していくことは重要であると考えられる。

謝辞

本研究で使用したGPVデータは日本気象協会関西本部の山路昭彦氏から提供していただいたものを用いました。ここに感謝の意を表します。

参考文献

気象庁予報部: 数値予報の基礎知識-数値予報の実際-.
吉村清宏, : 電力ダムの高度運用に関する実証的
研究, 1996.
森本浩, 小久保鉄也, 前山昌三, 角田恵: ダム流域を
対象とした降雨予測手法の開発研究, 電力土木,
Vol.268, pp.83-90, 1997.3.
片岡幸毅, 安岡恒人, 小久保鉄也, 高田望: 急峻な山
岳域を対象とした短時間降雨予測手法の開発. 電

力土木,316,56-60, 2005.
是枝伸和, 中島隆信, 森山智, Tarek Merabtene, 神
野健二, 河村明, 西山浩司: 気象庁メソ数値予報
モデル(MSM)GPVの危機管理型防災対策への利
用可能性. 水工学論文集,47,91-96, 2003.
垣見健三, 柏倉勇, 笠原克浩: GPVデータを活用し
た降雨予測, 電力土木,273,40-46, 1997.5.

Validation of JMA numerical prediction data (GPV) by statistical analysis

Kenji YAMADA*, Shuichi IKEBUCHI, Kenji TANAKA and Kazuyoshi SOUMA

* Graduate School of Engineering, Kyoto University

Synopsis

It is important to predict rainfall with high accuracy in dam basins because rainfall prediction is necessary to control and operate dams properly. Major methods for prediction are kinematic or physical. Japan meteorological agency (JMA) numerical forecasting is one of physical prediction methods. Grid point value (GPV) is output of JMA numerical forecasting. Its resolution is insufficient to reproduce phenomena unique to mountainous regions. Therefore, downscaling by another high-resolution rainfall forecasting model is a major method to advance accuracy in a lot of researches. In this study, it is examined how accurate GPV is, and formulated how to take advantage of GPV efficiently.

Keywords : GPV, rainfall prediction, RSM, dam