

地球規模気象情報を利用した渇水時貯水池操作 のための長期降水予測に関する研究

PRECIPITATION PREDICTION METHOD USING GLOBAL METEOROLOGICAL INFORMATION FOR APPLICATION TO LONG-TERM RESERVOIR OPERATION

野原大督¹・岡田知也²・堀智晴³

Daisuke NOHARA, Tomoya OKADA, Tomoharu HORI

¹正会員 工修 京都大学助教 防災研究所 (〒611-0011 京都府宇治市五ヶ庄)

²学生会員 京都大学大学院 工学研究科 (〒615-8540 京都府京都市西京区京都大学桂)

³正会員 工博 京都大学教授 防災研究所 (〒611-0011 京都府宇治市五ヶ庄)

Various kinds of meteorological information that cover all over the world have been developed with advancement of observational techniques and computer resources in recent years. Information and statistics only in a river basin, however, is taken into account in actual water resources management; therefore, it does not get to optimal management based on the quantitative prediction of basin conditions in the future. Long-term prediction which is crucial especially for drought control is not considered in water resources management, because of the limitation of prediction accuracy. To overcome the situation where long-term prediction is not so applicable to reservoir operation, a long-term precipitation prediction model for reservoir operation that takes advantage of global information is proposed.

Key Words : Long-term precipitation prediction, global meteorological information, pattern classification, AIC, reservoir operation

1. 序論

貯水池の計画的・効率的な運用には、将来の流域における流況を推定することが重要であり、そのためには入力としての将来降水量を予測することが重要となる。しかし、現行の貯水池管理では、管理単位である河川流域内での水文情報と当該流域での過去の統計的情報をもとに管理が行われており、定量的な降水・流況予測に基づく最適な管理には至っていない。

こうした中で、洪水を対象とする高水管理においては、洪水時の管理体制への移行や計画規模を超える出水となる可能性があるか等の判断に降水予測や台風進路予測を参考にしているところもある¹⁾。また、和田ら²⁾は、気象庁の予測降雨情報の適用性の検討を行っており、高水管理への利用性を示している。一方、低水管理においては、気象庁が発表している中・長期気象予報を定量的に利用した数カ月先までの長期降水量の予測手法について研究されているが^{3), 4)}、予測精度には限界があり実用化には至っていない。予測のリードタイムが数ヶ月間とい

う長い期間であるため予測精度の低下が避けられないことに加え、これらの予報が都道府県あるいは一地方を対象に発表されているため、貯水池が山間部に位置することが多く上流域が狭い我が国においては、必ずしも貯水池の上流域における将来の降水状態を表していないことも原因と考えられる。このため、貯水池の管理者は、具体的にどの時点で渇水を引き起こすような少雨が想定されるのか、あるいは渇水時においては、いつ渇水状態を解消するような降水があるのかについて情報が無いまま、放流量の決定を行わざるを得ないのが実情である。

一方、昨今の観測技術の発達や計算機資源の向上を背景に、世界各国にわたって気象情報網が整備され、観測情報を始めとした多様な情報の利用環境が急速に整いつつある。一般に、気象現象は空間スケールが大きいほど、その時間スケールも大きいことが知られており、惑星規模の現象であれば、その時間スケールは数ヶ月を超えるものもある⁵⁾。このため、全球を対象とするような地球規模気象情報は、その空間的スケールから、流域の比較的長期の将来における水動態に関する情報を含有している可能性が大きい。

表-1 本研究で利用した地球規模気象情報の概要.

Dataset	Spatial range	Spatial resolution	Temporal range	Temporal resolution	Update frequency
500hPa monthly mean geopotential height (NCEP/NCAR reanalysis)	90N-90S, 180W-180E	2.5 degrees grid	Jan. 1948 - present	Monthly	Monthly
Global sea surface temperatures (glsst)	80N-80S, 180W-180E	2 degrees grid	Jan. 1946 - present	Monthly	Monthly

表-2 地球規模気象情報を利用する領域の範囲.

Data	Region name	Longitudinal range	Latitudinal range	Information number
500hPa monthly mean geopotential height (Northern hemisphere)	Low latitude	180W-180E	0N-30N	I1
	Mid-latitude	180W-180E	30N-60N	I2
	High latitude	180W-180E	60N-90N	I3
Global sea surface temperatures	El Niño monitoring area	150W-90W	4S-4N	I4
	Sea off Japan	145E-180E	35N-45N	I5
	Southern sea area of Japan	120E-140E	0N-30N	I6
	Dipole mode observing area	50E-110E	10S-10N	I7

この点を踏まえ、著者らはこれまでに、地球規模気象情報のうち500hPa気圧高度分布情報と海面水温分布情報に着目し、これらの分布の特徴を用いて、国内の対象流域における降水量を予測する手法を提案している⁶⁾。しかし、予測にあたって広域にわたる分布状況を全て考慮したため、対象流域における将来の降水とあまり関係がない領域における気象状況までもが予測に反映されてしまい、予測は平年値に近い挙動を示し、精度が芳しくなかった。このことは、広域的な分布情報を利用するにあたっては、流域の降水量と相関の大きい領域の情報を適宜選出しながら利用する必要があることを示唆していると考えられる。

そこで、本論では、全球で整備されている500hPa気圧高度分布と海面水温分布に関する情報を用いて、流域降水量と相関の高い領域の分布情報を定量的に選出する過程を考慮した流域降水量の予測手法を提案する。

2. 提案降水予測手法の概要

(1) 予測期間と時間解像度の設定

ダム操作による渇水対策では、通常、数週間から数ヶ月先までの流況が予測できれば、その情報に基づいて適切な操作を選択することができる⁷⁾とされている。これを踏まえ、本研究では降水予測期間を3ヶ月間と設定する。また、降水量予測の時間解像度については、まずは将来における大まかな傾向として月単位の流況を把握することを目標とし、1ヶ月とする。

(2) 利用する地球規模気象情報の概要

利用する情報は、貯水池での実管理で用いることを念

頭に置くと、データへのアクセス性が高く、また、最新のデータを素早く入手できることが求められる。さらに、過去の統計データを用いる上では、長期間のデータの蓄積があることが望ましい。そこで本論では、格子点データとして全球にわたってデータが整備されている気象諸量のうち、最新のものを含む長期間のデータがオンライン上で公開され、かつ日本での長期的な降水量に影響を及ぼすと考えられる⁸⁾ 500hPa気圧高度と海面水温分布の月平均値を利用する。すなわち、500hPa気圧高度分布については、NCEP/NCAR再解析データ^{9), 10)}の月平均500hPa気圧高度データを利用し、海面水温分布については、北東アジア地域全球海洋観測システムの地域遅延モードデータベース(NEAR-GOOS RDMDB)¹¹⁾で公開されている、月平均海面水温データセット(Global Sea Surface Temperatures: glsst)を利用する。利用データの概要を表-1に示す。

(3) 提案予測手法の概要

以下では、本論で提案する地球規模気象情報を利用した流域降水量予測手法の概要を述べる。

前項で述べた2種類の地球規模気象情報は全球にわたって整備されているわけであるが、これをそのまま一つの情報として考慮することは、対象とする流域における降水量との関係が小さな領域における現象についても情報の中に含まれることになるため、予測精度が低下することが考えられる。そこで、予測精度の低下を防ぐため、全球の気圧高度分布、海面水温分布を全て考慮するのではなく、表-2に示すような複数の領域における状態を考慮する。

具体的には、気圧高度分布については、日本が存在する北半球における分布状態のみに着目するものとし、さ

らに、表-2に示すような南北方向に3つの領域に分割して考える。また、海面水温分布については、日本における長期的な天候との関係が指摘されている4つの領域を考える。すなわち、エルニーニョ現象監視領域、日本近海の黒潮と親潮が衝突する海域、海面水温が台風の発達・衰弱に影響を与える日本南海⁶⁾、インド洋ダイポールモード現象が観測される領域¹²⁾の4領域である。

以上の3領域における気圧高度分布と4領域における海面水温分布に関する解析情報を、11～17の7つの異なる気象情報として考える（表-2）。そして、図-1に示すように、7つの気象情報を説明変数とし将来における流域降水量を目的変数とした重回帰式を構築する。ただし、7つの情報を全て説明変数とするのではなく、最も再現性の良い重回帰式を構成する情報の組み合わせを、AIC（赤池情報量基準）¹³⁾を用いて求める。この情報の組み合わせを説明変数とした重回帰式を用いて降水量の予測を行う。重回帰式は、向こう1ヶ月間、向こう1～2ヶ月の間、向こう2～3ヶ月の間の3期間における降水量をそれぞれ目的変数とした3つの式を別々に求める。

以下では、提案する降水量予測重回帰式の構築手順の詳細について述べる。

3. 地球規模気象情報を利用した降水予測重回帰式の構築手順

(1) 分布情報として与えられた気象場の特徴の表現方法

前章で述べた3領域における気圧高度分布状況および4領域における海面水温分布状況の特徴を、以下のように定義する。

まず、各領域内の全ての格子点における気圧高度および海面水温の年間偏差量（本論では1971年から2000年の30年間の平均値からの偏差量）を求める。年間偏差量が求まると、当該領域において年間偏差量が正である領域と負である領域とが把握できる。この、正偏差域と負偏差域の位置関係を重視し、当該領域における分布状況の特徴を、正・負偏差域の中心の格子点の座標を用いて定義する。ここで、正偏差域の中心は、周囲の8つの格子点における偏差量よりも大きく、かつ当該格子点における偏差量が気圧高度分布については50m以上、海面水温分布については0.2℃以上である格子点とする。逆に負偏差域の中心は、周囲の8つの格子点における偏差量よりも小さく、かつ当該格子点における偏差量が気圧高度分布については-50m以下、海面水温分布については-0.2℃以下である格子点とする。

(2) 気象場の特徴の分類

前節で求めた正偏差域と負偏差域の中心座標を用いて、各領域における分布の特徴を代表的なパターンに分類する。

はじめに、気圧高度分布を考慮する3つの領域におい

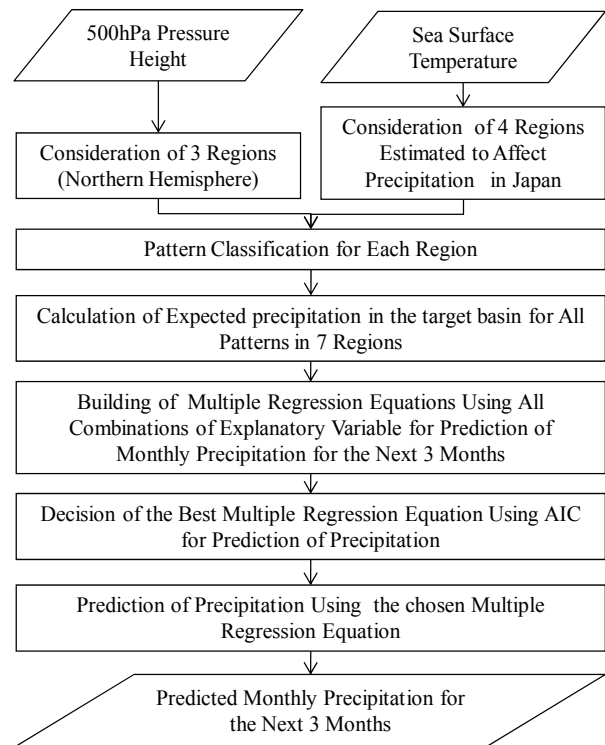


図-1 提案降水予測手法の流れ。

て、過去の一定期間（本論では1976年から2000年の25年間）の月平均500hPa気圧高度分布を月ごとに6つのグループに分類し、それらをクラスター（群）と呼ぶことにする。すなわち、本論の場合、月ごとに25のデータがあり、それらを各データに含まれる正偏差域と負偏差域の中心座標の位置関係を用いて6つのクラスターに分類する。分類にはパターン分類手法の1つであるK-means法を用いる¹⁴⁾。

K-means法を適用するためには、分類しようとする対象間の距離を定義する必要がある。そこでまずこの距離を、前節で考えた偏差域の中心を用いて、以下の手順のように算出する。

ある領域における、ある2つの観測パターン m 、 m' 間の距離を考えるために、両パターン内の正偏差域と負偏差域の中心座標の位置関係がどれだけ似ているかを数値化することを考える。観測パターン m の k 番目の正偏差域（正偏差域 k とする）の位置を (X_k^m, Y_k^m) 、観測パターン m' の k' 番目の正偏差域（正偏差域 k' とする）の位置を $(X_{k'}^{m'}, Y_{k'}^{m'})$ とすると、両者の距離 $D_s(m, k, m', k')$ は、

$$D_s(m, k, m', k') = \sqrt{(X_k^m - X_{k'}^{m'})^2 + (Y_k^m - Y_{k'}^{m'})^2} \quad (2)$$

で求められる。同様に、観測パターン m の正偏差域 k と観測パターン m' のすべての正偏差域との距離を算出し、その中で最も小さいものを正偏差域 k に着目した場合の観測パターン m と観測パターン m' の距離 $D(m, k, m')$ と設定する（図-2）。

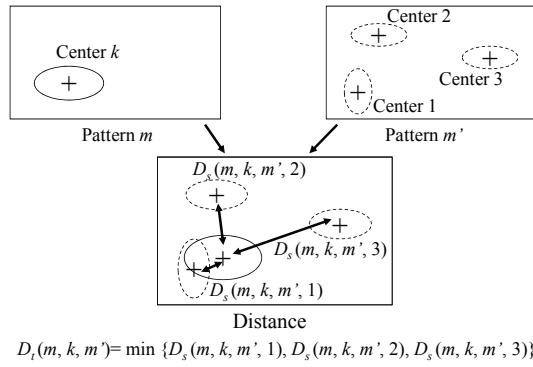


図-2 パターン m の正偏差域 k とパターン m' の正偏差域全体との距離

$$D_t(m, k, m') = \min_{k'} \{D_s(m, k, m', k')\} \quad (3)$$

さらに、観測パターン m におけるその他の正偏差域から見た観測パターン m' との距離についても、式(3)と同様に算出することができる。以上で求めた距離の最大値を観測パターン m と観測パターン m' の、正偏差域を考えたときの距離 $D_p(m, m')$ とする。同様にして負偏差域を考えたときの距離 $D_n(m, m')$ も求め、最終的に、これらの2つの距離のうち大きい方の距離を観測パターン m と観測パターン m' との距離 $D_r(m, m')$ と設定する(図-3)。

$$D_r(m, m') = \max \{D_p(m, m'), D_n(m, m')\} \quad (4)$$

海面水温分布を考慮する4つの領域においても、上記と全く同様に距離関数を定義することができる。

このように設定した距離関数を用いて、各領域における分布状況を、K-means法により月ごとに6つのクラスターに分類する。この結果、過去のデータから6つのクラスターと、各クラスターの代表パターンが得られる。ここで、代表パターンとは、その正・負偏差域の中心位置が、そのクラスター内の全データの正・負偏差域の重心として定義されるパターンである。

(3) 分類された特徴と流域降水量との関係の表現

すべての月のすべてのクラスターにおいて、各クラスターに分類される偏差分布が得られた場合にその月から向こう1ヶ月、1ヶ月先から2ヶ月先までの間、2ヶ月先から3ヶ月先までの将来の3期間において発生する降水量の期待値を求める。これにより、気圧高度および海面水温の偏差分布と対象とする流域の将来降水量との関係が、偏差分布のクラスターに対する流域降水量の条件付期待値という形で表現される。

(4) 情報量基準を用いた降水量予測回帰式の構築

得られた条件付期待値を用いて、将来の流域降水量の予測回帰式を構築する。

まず、向こう1ヶ月、1～2ヶ月先までの間、2～3ヶ月

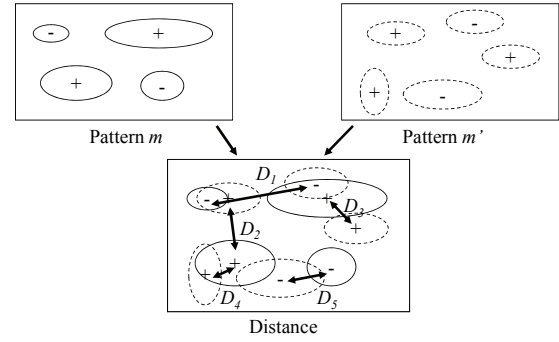


図-3 パターン m とパターン m' の距離

先までの将来の3期間 ($l=1\sim3$) における降水量を y^l 、2.(3)節で述べた7つの気象情報のうち、説明変数として考える情報の数を m とすると、将来の3期間における降水量の条件付期待値を x_m^l として、以下の重回帰式を考える。

$$y^l = a_0^l + a_1^l x_1^l + \dots + a_m^l x_m^l + \varepsilon^l \quad (5)$$

ただし、 $a_0^l, \dots, a_m^l$ は係数である。 ε^l は残差である。さらに、式(5)における説明変数 $x_1^l, \dots, x_m^l$ の個数と組み合わせを、情報量基準AICを用いて選出する¹⁵⁾。これにより、説明変数として採用された気象情報は、対象とする予測期間において流域降水量との関係性が大きな情報として抽出されたことになる。以上の手順を、全ての月において、向こう1ヶ月間、1～2ヶ月先までの間、2～3ヶ月先までの間の将来の3期間 ($l=1\sim3$) に対し適用する。最後に、抽出された説明変数を式(5)に当てはめることによって長期降水量予測回帰モデルが完成し、このモデルを用いて将来の長期降水量を算出する。

4. 適用と考察

適用は、吉野川水系早明浦ダム上流域を対象に2001年1月から2002年12月まで行った。月平均500hPa気圧高度分布と月平均海面水温分布の平年値については1971年～2000年の30年間の期間の値から算出し、クラスター分類と各クラスターの期待降水量の算出には1976年～2000年の25年間の期間のデータを用いた。

(1) 重回帰式の説明変数の選定結果

重回帰式の説明変数の選定結果を表-3に示す。向こう1ヶ月間の対象流域での月降水量を目的変数とする重回帰式では、北半球低緯度帯の500hPa気圧高度分布 (I1)、北半球中緯度帯の500hPa気圧高度分布 (I2)、およびダイポールモード現象の海域における海面水温分布 (I7) の3情報を説明変数としたものが、最もAICが小

表-3 最適な説明変数の組合せとAICの計算結果.

Predicted period	Best combination of explaining variables	AIC		
		Best combination	All information	Average
Next 1 month	I1, I2, I7	287.113	292.713	291.182
Next 1 month to 2 months	I3, I4	287.186	294.875	292.529
Next 2 months to 3 months	I3	286.032	295.041	292.034

表-4 最適な説明変数の組合せを用いて推定された重回帰式.

Predicted period	Equation*
Next 1 month	$y = 0.771848 + 0.788025x_1 - 0.300433x_2 + 0.311434x_7$
Next 1 month to 2 months	$y = -14.7050 + 0.586055x_3 + 0.382903x_4$
Next 2 months to 3 months	$y = 33.5024 + 0.742762x_3$

* y : precipitation during the predicted period, x_1 : expected precipitation calculated using I1, x_2 : expected precipitation calculated using I2, x_3 : expected precipitation calculated using I3, x_4 : expected precipitation calculated using I4, x_7 : expected precipitation calculated using I7.

表-5 各期間に対する予測のRMSE.

Prediction				Prediction as normal value
Next 1 month	Next 1 to 2 months	Next 2 to 3 months	Average for the next 3 months	
99.02	126.07	172.83	136.10	135.39

さかった. 同様に, 1ヶ月先から2ヶ月先までの期間では, 北半球高緯度帯における500hPa気圧高度分布 (I3) とエルニーニョ監視領域における海面水温分布 (I4) の2情報が, 2ヶ月先から3ヶ月先までの期間では, 北半球高緯度帯における500hPa気圧高度分布 (I3) の1情報のみが, 説明変数として選ばれた.

また, 表-3に示すように, 7つ全ての情報を説明変数として重回帰式を求めた場合のAICは, 向こう1ヶ月間, 1ヶ月先から2ヶ月先までの期間, 2ヶ月先から3ヶ月先までの期間の順に, 287.113, 287.186, 286.032であったのに対し, 7つ全ての情報を説明変数として重回帰式を求めた場合のAICは, 順に292.713, 294.875, 295.041であり, いずれも説明変数の全ての組み合わせの回帰式のAICを平均した値よりも大きかった. これは, 7つすべての情報を説明変数とした場合と比べて, 説明変数として考慮する情報の数を限定した場合の方が, 予測モデルとしての重回帰式の汎用的性能が大きかったことを意味している. 本適用の計算結果では, 一般に, 考慮する説明変数の数が大きくなるほどAICは大きくなる傾向が見られた.

本手法において最良と推定された重回帰式を表-4に示す.

(2) 降水予測結果

前項で推定された重回帰式を用いて, 2001年1月~2002年12月までの各月初頭において, 3ヶ月間の月降水量の予測を行った. 予測結果として, まず, 各予測期間に対するRMSEを表-5に示す. 表-5を見ると, 2ヶ月

先から3ヶ月先までの期間に対する予測では, 提案予測式の方が, 予測情報が全く無かった場合, すなわち平年値を予測値とした場合に比べ, RMSEが大きくなり, 精度が悪いことが分かる. 逆に, 向こう1ヶ月間と1~2ヶ月先までの期間に対する予測では, 提案予測式の精度の方が良かった. また, 3ヶ月間の月降水量の平均的な予測精度についても, 提案予測式の方がRMSEが大きかった. これは, 向こう2~3ヶ月先までの期間において, 提案予測手法の精度が平年値を予測値とした場合よりも著しく悪かったことが原因と考えられる. 一方, 向こう1ヶ月先までの期間では, 平年値のみを考慮した場合に比べ精度が向上しており, 向こう1~2ヶ月先まででは若干の誤差の減少があった.

各月における予測結果例を図-4, 図-5に示す. 全体的に, 表-5に示すような, 予測期間が先になるほど観測値との誤差が大きくなる傾向が見られた. 特に, 2~3ヶ月先までの期間において, 観測値と差が大きくなる予測が多かった. また, 推定した回帰式では, 全体的に平年値よりも過小に降水量を見積もる傾向があり, これらの点は今後の課題と考えられる. 一方, 観測値との比較では, 系統だった特徴は見られなかった.

5. 結論

本論では, 比較的容易に入手することが可能な地球規模の気象情報を用いて, 情報として利用する範囲を限定する過程を考慮しながら対象とする流域における将来

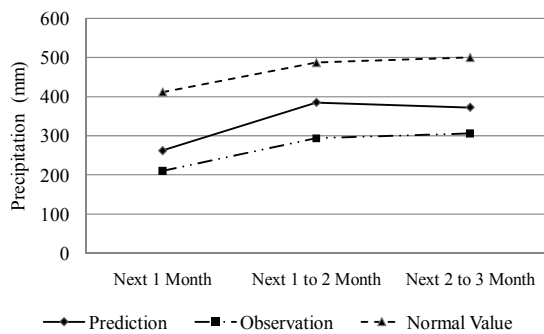


図-4 2001年7月における予測結果.

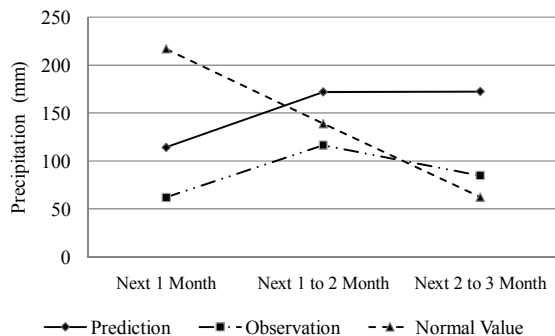


図-5 2002年11月における予測結果.

3ヶ月間の月降水量を予測する手法を提案した。早明浦ダム上流域を対象に提案手法を適用したところ、向こう1ヶ月間、1~2ヶ月先の期間に対しては、平年降水量をそのまま予測値とする場合と比較して予測精度が向上した。このことから、限定的ではあるが、流域降水量予測における地球規模気象情報の利用に、一定の可能性を見ることができた。一方、2~3ヶ月先の期間に対しては、予測精度が悪く、課題と考えられる。この点については、パターン分類手法において、偏差域の中心位置に加えて偏差域の勢力を考慮する等の改善を加えることにより、精度が改善される可能性がある。また、本論では全球の気圧高度分布や海面水温分布を複数の領域に分割して利用したため、分割された領域をまたがるような位置やスケールの分布パターンを補足できていない可能性がある。あらかじめ複数の領域に分割するのではなく、全球の分布情報の中から降水量予測に有用な領域の情報を直接抽出する手順を構築することができれば、降水予測精度が改善する可能性があり、今後の課題である。

さらに、本論では早明浦ダム上流域を対象として提案手法の有効性を検討したが、他の流域においては本論で得られた結果とは別の傾向が得られることも考えられる。そのため、より一般的な議論を行うためにも、今後、別流域においても適用を行う必要がある。

その他の課題としては、分布状況以外の情報も含めたより多様な情報の利用や、予測時間解像度の細分化などが挙げられる。

謝辞：本研究で用いた降水量データは、独立行政法人水資源機構吉野川局池田総合管理所より提供していただいた。ここに謝意を表したい。

参考文献

- 1) 吉谷純一: 2006年度春季大会シンポジウム「異常気象に挑む—極端な降水現象の理解と予測を目指して—」の報告 5. 洪水・低水管理のための降雨予測技術発展の展望, 天気, 54巻, 7号, pp.631-634, 2007.
- 2) 和田一範, 川崎将生, 富澤洋介: 河川の高水管理における予測降雨情報の適用性に関する考察, 水文・水資源学会誌, 第18巻, 第6号, pp.703-709, 2005.
- 3) 例えば, 池淵周一, 小尻利治, 宮川裕史: 中・長期予測を利用したダム貯水池の長期実時間操作に関する研究, 京都大学防災研究所年報, 第33号B-2, pp.167-192, 1990.
- 4) For example, Kojiri, T., Tomosugi, K., and Galvao, C.V.: Knowledge-Based Decision Support System of Real-Time Reservoir Operation for Drought Control, *J. Japan Soc. Hydro & Water Resour.*, Vol. 7, No. 3, pp.188-195, 1994.
- 5) 小倉義光: 一般気象学, 東京大学出版会, pp.158-202, 1984.
- 6) 野原大督, 小尻利治: 地球規模気象情報を考慮した学習型貯水池操作支援システム, 水文・水資源学会誌, 第19巻, 第1号, pp.25-43, 2006.
- 7) 永井明博, 田中丸治哉, 角屋睦: ダム管理の水文学, 森北出版株式会社, p.126, 2003.
- 8) 朝倉 正, 関口理郎, 新田 尚編: 新版気象ハンドブック, 株式会社朝倉書店, pp.343-357, 1995.
- 9) NOAA/ESRL Physical Sciences Division: "The NCEP/NCAR Reanalysis Project at the NOAA/ESRL Physical Sciences Division", <http://www.cdc.noaa.gov/cdc/reanalysis/>.
- 10) Kistler, R., E. Kalnay, W. Collins, S. Saha, G. White, J. Woollen, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, M. Kanamitsu, V. Kousky, H. van den Dool, R. Jenne and M. Fiorino: The NCEP-NCAR 50-Year Reanalysis: Monthly means CD-ROM and documentation., *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, Vol. 82, pp.247-267, 2001.
- 11) Japan Oceanographic Data Center (JODC): "NEAR-GOOS Regional Delayed Mode Data Base (RDMDDB)", <http://near-goos1.jodc.go.jp/index.html>
- 12) Saji, N. H., B. N. Goswami, P. N. Vinayachandran, and T. Yamagata: A Dipole Mode in the Tropical Indian Ocean, *Nature*, Vol. 401, pp.360-363, 1999.
- 13) Akaike, H.: A new look at the statistical model identification, *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol. 19, pp.716-723, 1974.
- 14) MacQueen J.: Some methods for classification and analysis of multivariate observations, *5th Berkeley Symp. Math. Statist. Prob.*, edited by L. Le Cam and J. Neyman, Vol. 1, pp.281-297, 1967.
- 15) 坂元慶行, 石黒真木夫, 北川源四郎: 情報量統計学, 北川敏男編, 共立出版株式会社, pp.138-142, 1983.