

地球規模気象情報を用いた渇水時貯水池操作のための 降水予測手法に関する研究

野原大督・岡田知也*・堀 智晴

* 京都大学大学院工学研究科

要 旨

昨今の観測技術の発達や計算機資源の向上に伴い、世界各国にわたる様々な気象・水文情報網が整備されてきている。一方、水資源管理では、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元に管理が行われており、将来の状態の定量的な予測に基づく最適な操作には至っていない。特に、渇水調節を対象とするような長期の予測については、予測精度は低く管理上考慮されていないのが実情である。このような背景から、本論では、渇水時貯水池操作を支援するため、地球規模で得られる広域的な気象・水文情報を活用した長期降水予測手法を提案する。

キーワード：長期降水予測，地球規模気象情報，パターン分類，AIC，貯水池操作

1. はじめに

近年、水資源管理においては、集中豪雨のような極端な気象現象の多発や社会の水依存性の増大等から、水資源の効果的な利用が求められている。こうした問題に対して、ダム貯水池は大きな能力を持っているが、環境問題や公共事業に対する社会意識の変化の中、新規のダム建設は難しく、そのため、既存施設による水資源の一層の計画的・効率的利用が求められている。

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対しては、洪水時の管理体制への移行や計画規模を超え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行っているところもある（吉谷，2007）。また、和田ら（2005）は、気象庁の予測降雨情報の適用性の検討が行われており、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（新井・丸山，1979；池淵ら，1990；Kojiri et al., 1994），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1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、地球規模での水動態の把握について世界的に関心が高まっており、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（小倉，1984）。このため広域

Table 1 Properties of datasets used in this study

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 (glbsst)	80N-80S, 180W-180E	2 degrees grid	Jan. 1946 - present	Monthly	Monthly

気象情報は、その空間的・時間的スケールから、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。これらの広域情報から流域スケールの予測に有用な情報を抽出し、将来の流域の状態について定量的な評価方法を確立することは、効率的な水資源管理の実現に大きく貢献するものと期待される。

そこで、本論では、地球規模気象情報のうち500hPa気圧高度分布と海面水温分布に着目し、これらの分布情報を利用しながら流域降水量と関連の高い領域を定量的に選び出し、選ばれた領域における情報を用いた流域降水量の予測を行う手法を提案する。

2. 地球規模気象情報を用いた長期降水予測手法の概要

2.1 長期降水予測の期間と時間解像度の設定

ダム貯水池で渇水対策を計画的に行うためには、渇水の発生時期および発生期間、発生規模をあらかじめ、ある程度の範囲で把握せねばならず、そのためには、管理流域への入力として、将来の長期間における降水量を予測する必要がある。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（永井ら、2003）とされており、また、わが国では、通常1年以上に及ぶ渇水があまり見られないことから、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ため、1ヶ月単位とする。

2.2 利用する地球規模気象情報の概要

近年、計算機資源の向上に伴い、観測地点における観測結果に基づいた数値計算により算出された、全球にわたる気象諸量の格子点データが利用可能となっている。本論では、上述のようなデータが整備

されている気象諸量のうち、日本での長期的な降水量に影響を及ぼすと考えられる500hPa気圧高度と海面水温分布を利用する。

500hPa気圧高度面は、対流圏のほぼ中間高度にあたり、大気全体の流れを代表しているとみなされ、また、地上気温との相関が高いことから、長期予報作業において多用されている（古川・酒井、2004）。また、海面水温分布は、特に熱帯域の海面水温の変動は大気との相互作用によって大気の変動に大きな影響を与えうるほか（住、1995）、日本の降水量に大きな影響を与える台風の発達・衰弱にも関係する（大西、1995）。これらの気象諸量の考慮にあたっては、総観的な気象場を把握するため、月平均値を用いることとする。

また、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。500hPa気圧高度分布と海面水温分布は、共にオンライン上で長期間にわたる全球データが無償で公開している機関があり、比較的容易に利用できる体制となっている。本論では、500hPa気圧高度分布については、米国海洋大気庁地球システム研究所（NOAA/ESRI）のWEBサイト上で提供されているNCEP/NCAR再解析データ（National Centers for Environmental Prediction / National Center for Atmospheric Research Reanalysis Data）（Kalnay et al., 1996; Kistler et al., 2001）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、気象庁が作成し、海上保安庁海洋情報センター（JODC）が運用を行っている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 RDMDDB）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: glbsst）を利用した。利用データの概要をTable 1 に示す。

Table 2 Meteorological information in 7 regions taken into consideration for long-term precipitation prediction

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

2.3 提案手法の概要

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1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、予測の低下を防ぐため、気圧高度分布、海面水温分布については全球を考慮するのではなく、Table 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、日本の河川流域における降水量に対する影響を考えることから、北半球における分布状態のみ着目するものとし、さらに、南北方向に3つの領域に分ける。すなわち、南北方向はそれぞれ北緯0度～30度、30度～60度、60度～90度、東西方向はすべて360度を範囲とする3領域である。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つ領域を考える。すなわち、エルニーニョ現象監視領域（南緯4度～北緯4度、西経150度～西経90度）、日本近海の黒潮と親潮が衝突する海域（北緯35度～45度、東経145度～180度）、台風の発達・衰弱に影響を与える日本南海（北緯0度～30度、東経120度～140度）（野原ら、2006）、インド洋ダイポールモード現象が観測される領域（南緯10度～北緯10度、東経50度～110度）（Saji et al., 1999）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観測情報を、I1～I7の7つの異なる気象情報として考える（Table 2 参照）。そして、Fig. 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つの気象情報を単純に

全て説明変数とするのではなく、7つの気象情報の中から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ヶ月から2ヶ月の間、向こう2ヶ月から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3章では、回帰式の説明変数とするための分布情報の利用手順について、4章では7つの情報の中から効果的な情報の組み合わせを説明変数とした降水量予測のための重回帰式の構築方法について、順に述べる。

3. 長期降水予測のための地球規模気象情報の利用手順

前章で定義した7つの領域における気象情報は、各領域内で格子点値として与えられるため、そのままでは回帰式の説明変数として用いることができず、降水予測を行うことができない。本章では、長期降水予測のための重回帰式を構築することを目的に、格子点情報として与えられる気圧高度分布及び海面水温分布の特徴を定義し、こうした特徴と流域降水量との関係の定量化を行う。

3.1 気圧高度分布の特徴の表現方法

前章で述べた北半球の3領域における気圧高度分布の特徴は、月平均500hPa気圧高度情報を用いて以下のように定義する。

各領域における気圧高度分布が平年状態からどの程度異なっているのかを考慮するため、まず、各領域内のすべての格子点について、領域南端から北へ緯度方向の格子点番号を i ($i = 1 \sim 13$)、西経180度から東へ経度方向の格子点番号を j ($j = 1 \sim 144$) とし、各格子点の解析値 $g(i, j)$ から平年値 $h(i, j)$ を差し引

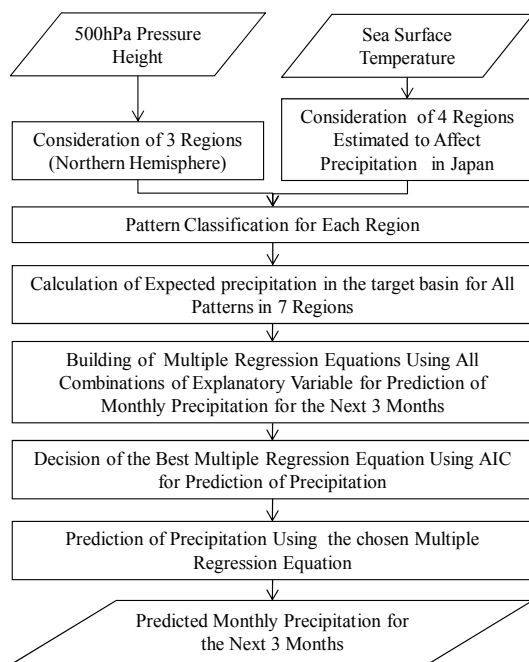


Fig. 1 Flow of Precipitation Prediction

いた年平均偏差量 $G(i, j)$ を求める。

$$G(i, j) = g(i, j) - h(i, j) \quad (1)$$

ただし、 $g(i, j)$ は格子点 i, j における解析値、 $h(i, j)$ は格子点 i, j における過去の一定期間における平均値であり、本論では1971年から2000年までの30年間の平均値を用いた。年平均偏差量の算出により、当該領域において年平均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の特徴として重視するため、当該領域における気圧高度分布の特徴を、Fig. 2に示すような正/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50m以上である格子点とし、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-50m以下である格子点とする。

3.2 海面水温分布の特徴の表現方法

前章で述べた4領域における海面水温分布の特徴についても、前項の気圧高度分布の特徴と同様に定義する。すなわち、各領域における海面水温の年平均偏差を算出し、正の年平均偏差域の中心と負の年平均偏差域の中心を求める。ただし、海面水温分布では、正偏差域の中心は、周囲の8つの格子点における偏

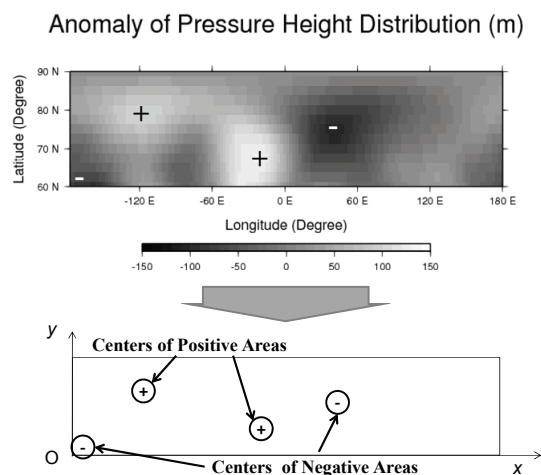


Fig. 2 Characteristic of pressure height distribution defined using locations of centers of positive and negative deviation areas

差量よりも大きく、かつ当該格子点における偏差量が0.2℃以上である格子点とし、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-0.2度以下である格子点とする。

3.3 地球規模気象場の特徴の分類のための距離関数の設定

次に、前節で求めた各領域における気圧高度分布と海面水温分布の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。

初めに、気圧高度分布を考慮する3つの領域において、過去の一定期間の（本論では1976年から2000年の25年間）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と呼ぶことにする。すなわち、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（群）に分類する。分類手法にはパターン分類手法の1つであるK-means法を用いる（MacQueen, 1967）。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。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 $D_l(m, k, m')$ と設定する (Fig. 3)。

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

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 (Fig. 4)。

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

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。

3.4 地球規模気象場の特徴の分類

次に, 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。分類は, まず, 過去のデータの中から初期クラスターとして月ごとに 6 つの観測パターンを無作為に選び, 各クラスターにおける代表パターンの初期値とする。次に, 残りの過去の観測パターンのデータを, 代表パターンとの距離が最も小さなクラスターへそれぞれ分類する。同じクラスターに分類された全てのデータを用いて, 新しい代表パターンの正・負偏差域の中心の位置を算出する。正・負偏差域の中心座標は全データの重心の位置とする。そして, 全てのデータを, 新しく算出された代表パターンとの距離が最も小さいクラスターへ再度分類する。以上の手順を繰り返し行い, クラスターへの分類結果に変化が生じなくなった段階で, パターン分類結果を終了する。K-means 法によるパ

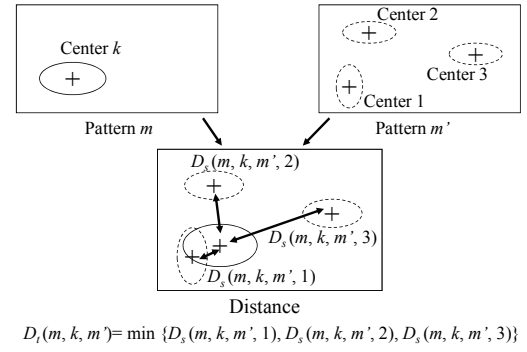


Fig. 3 Integrated distance between positive center k in pattern m and positive centers in pattern m'

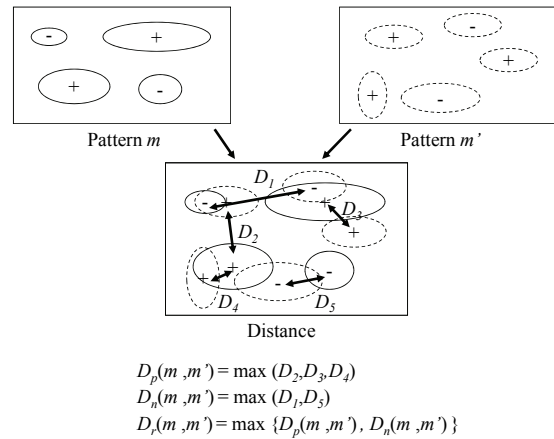


Fig. 4 Integrated distance between pattern m and pattern m'

ターン分類の流れを Fig. 5 に示す。この手順により, 過去のデータから 6 つのクラスターと代表パターンが得られる。

3.5 分類された特徴と流域降水量との関係の表現

次に, 分類結果を用いた流域降水量に関する表現方法について, 説明する。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気圧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, 地球規模の気圧偏差域の分布と対象とする流域の将来の降水量との関係が, 気圧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たことになる。

4. 情報量基準を用いた降水量予測回帰式の構築

前節で得られた条件付期待値を用いて、将来の流域降水量と関係が深い地球規模気象情報を選び出す方法を示す。

まず、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 ($l=1 \sim 3$) における降水量を y^l 、3.1節で述べた7つの気象情報ののうち、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、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 は残差であり、平均0、分散 σ^2 の正規分布に従うものとする。

対象とする月の将来の3期間における降水量を式(5)の重回帰式を用いて予測する場合、重回帰式の説明変数の数を多くすれば予測値をより観測値に近づけることができる。しかし、説明変数の数が多くなり、重回帰式が複雑になることによって、たまたま観測されたデータに対しても係数を過度に調節してしまうことがある。つまり、新しいデータにはあわず、かえって誤差が大きくなってしまうことになる(甘利, 2007)。そこで本研究では、地球規模気象情報の抽出として、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 (Akaike, 1974) を用いて選出する。

式(5)の重回帰式には l を固定すると N 組のデータが与えられる。このとき対数尤度は、

$$s(a_0^l, a_1^l, \dots, a_m^l, \sigma^2) = -\frac{N}{2} \log 2\pi\sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^N (y_i^l - a_0^l - \sum_{j=1}^m a_j^l x_{ji}^l)^2 \quad (6)$$

となり、 $a_0^l, \dots, a_m^l$ の最尤推定量 $\hat{a}_0^l, \dots, \hat{a}_m^l$ は、

$$\begin{pmatrix} N & \sum x_{1i}^l & \dots & \sum x_{mi}^l \\ \sum x_{1i}^l & \sum (x_{1i}^l)^2 & \dots & \sum x_{1i}^l x_{mi}^l \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum x_{mi}^l & \sum x_{mi}^l x_{1i}^l & \dots & \sum (x_{mi}^l)^2 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} a_0^l \\ a_1^l \\ \vdots \\ a_m^l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y_i^l \\ \sum x_{1i}^l y_i^l \\ \vdots \\ \sum x_{mi}^l y_i^l \end{bmatrix} \quad (7)$$

の解として得られる。また、 $\hat{\sigma}^2$ は、

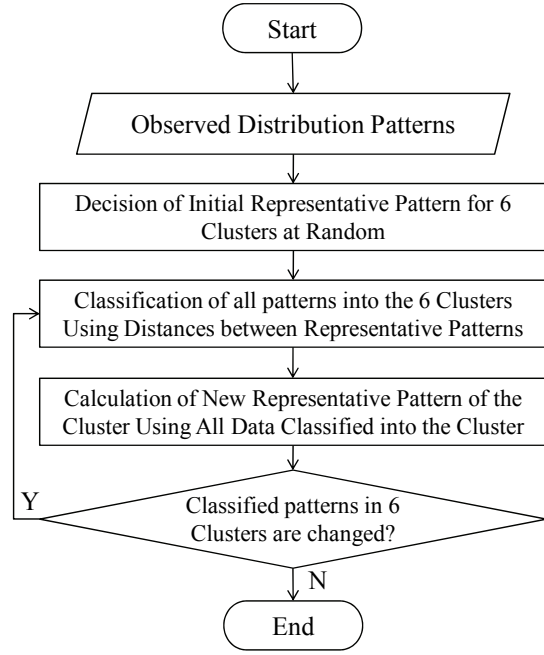


Fig. 5 Flow of pattern classification with K-means method

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{N} \left\{ \sum_{i=1}^N (y_i^l)^2 - \hat{a}_0^l \sum_{i=1}^N y_i^l - \sum_{j=1}^m \hat{a}_j^l \sum_{i=1}^N x_{ji}^l y_i^l \right\} \quad (8)$$

で与えられる。この重回帰モデルに含まれるパラメータ数は $m+2$ 個であるので、 $x_1^l, \dots, x_m^l$ を説明変数とするモデルの AIC は、

$$AIC(x_1^l, \dots, x_m^l) = N(\log 2\pi + 1) + N \log \hat{\sigma}^2 + 2(m+2) \quad (9)$$

となる(石黒, 1983)。この AIC が最も小さくなる説明変数 $x_1^l, \dots, x_m^l$ の組み合わせを選ぶことにより、対象とする月における情報の抽出が完了する。以上の手順を、全ての月において、向こう1ヶ月間、1ヶ月先から2ヶ月先までの間、2ヶ月先から3ヶ月先までの間の将来の3期間 ($l=1 \sim 3$) に対し適用することで、全ての期間における地球規模気象情報の抽出がなされる。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長期降水量を算出する。

5. 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

Table 3 Best combination of explaining variables and calculation results of AIC

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

Table 4 Multi-variable regression equations estimated by the best combinations of explaining variables

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.

年1月から2002年12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。

5.1 重回帰式の説明変数としての地球規模気象情報の抽出結果

重回帰式の説明変数の選定結果をTable 3 に示す。向こう1ヶ月間の早明浦ダム流域での期待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。

AICの値に目を移すと、前述の説明変数の組み合わせの場合の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、

いずれも全ての説明変数の組み合わせの重回帰式の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。

また、Table 3 には示していないが、北半球高緯度帯における気圧高度分布のみを説明変数とした場合のAICは、どの予測 (再現) 期間においても、他の変数の組み合わせの場合と比べ、比較的小さな値であった (2ヶ月先から3ヶ月先までの期間では最小)。これは、今回考慮した7つの情報の中では、北半球高緯度帯における500hPa気圧高度の分布状況の中に、早明浦ダム流域における長期の降水量と関連する何らかの影響が含まれている可能性が考えられる。ただし、本手法では重回帰式の精度はパターン分類の結果にも影響を受けるため、異論の余地があることを付記しておく。

本手法において最良と推定された重回帰式をTable 4 に示す。

5.2 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月まで各月初頭において、3ヶ月間のひと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Table 5 に示す。Table 5 を見ると、2ヶ月先から3ヶ月先までの期間に対する

Table 5 RMSE of prediction

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

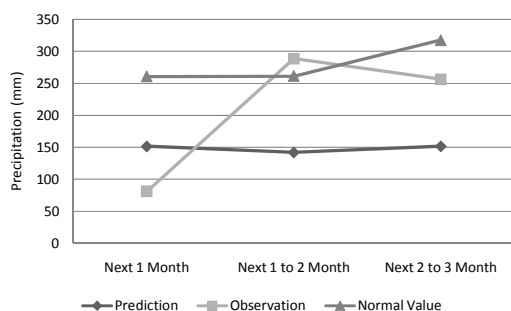


Fig. 6 Prediction result in April, 2001

予測では、提案予測式の方が平年値を予測値とした場合に比べ、RMSE が大きくなっており、精度が悪いたことが分かる。逆に、向こう1ヶ月間と1ヶ月先から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大き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2～3ヶ月先まででは若干の誤差の減少があった。

次に、各月における予測結果例をFig. 6～Fig. 8に示す。全体的に、Table 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、提案回帰式では、全体的に平年値よりも過小に見積もる傾向があった。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。

6. おわりに

本論では、比較的容易に入手することが可能な地球規模気象情報を用いて、対象とする流域における

将来3ヶ月間の月降水量を予測する手法を提案した。提案手法では、向こう1ヶ月間、1～2ヶ月先の期間に

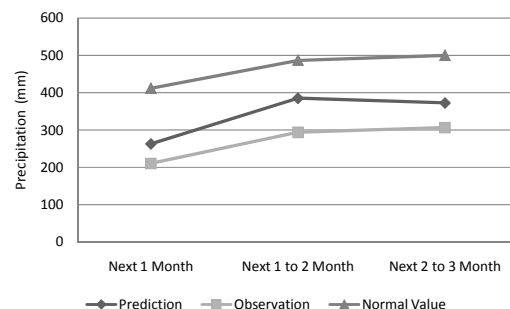


Fig. 7 Prediction result in July, 2001

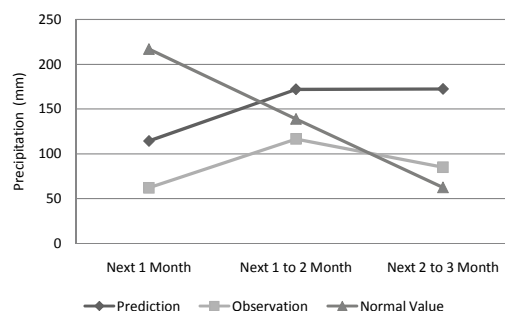


Fig. 8 Prediction result in November, 2002

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。一方、2～3ヶ月先の期間に対しては、予測精度が悪かった。以上のことから、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ついて、一定の可能性を見ることができた。今後は、パターン分類などの各手法の精度を向上させつつ、より多様な情報の利用や、時間解像度のより細かい降水量予測手法の構築などを行っていきたい。

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。ここに謝意を表するものである。

参考文献

- 甘利俊一（2007）：赤池情報量基準AIC—その思想と新展開，赤池情報量AIC—モデリング・予測・知識発見—，赤池弘次・甘利俊一・北川源四郎・樺島祥介・下平英寿共著，室田一雄・土屋隆編，共立出版株式会社，pp.58-63.
- 新井信雄・丸山信雄（1979）：ベイズ決定問題としての渇水予測—長期気象予測の活用—，第23回水理講演会講演論文集，pp.269-273.
- 池淵周一・小尻利治・宮川裕史（1990）：中・長期予報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.
- 石黒真木夫（1983）：第8章回帰モデル，情報量統計学，坂元慶行・石黒真木夫・北川源四郎共著，北川敏男編，共立出版株式会社，pp.138-142.
- 大西晴夫（1995）：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.343-344.
- 小倉義光（1984）：一般気象学，東京大学出版会，pp.158-202.
- 小尻利治・合田広・奥田昌弘・桜井健一郎（1996）：気象事象の空間的パターン分類による降水量予測に関する研究，水文・水資源学会1996年発表会要旨集，pp.46-47.
- 住明 正（1995）：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.354-357.
- 永井明博・田中丸治哉・角屋睦（2003）：ダム管理の水文学，森北出版株式会社，pp.126.
- 日本海洋データセンター：”NEAR-GOOS地域遅延モードデータベース（RDMDDB）”，
http://near-goos1.jodc.go.jp/index_j.html.
- 野原大督・小尻利治（2006）：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.
- 古川武彦・酒井重典（2004）：アンサンブル予報—新しい中・長期予報と利用法—，株式会社東京堂出版，pp.16-22.
- 吉谷純一（2007）：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.
- Akaike, H. (1974): A new look at the statistical model identification, IEEE Transactions on Automatic Control, 19, pp.716-723.
- Kalnay, E., M. Kanamitsu, R. Kistler, W. Collins, D. Deaven, L. Gandin, M. Iredell, S. Saha, G. White, J. Woollen, Y. Zhu, A. Leetmaa, B. Reynolds, M. Chelliah, W. Ebisuzaki, W. Higgins, J. Janowiak, K. C. Mo, C. Ropelewski, J. Wang, R. Jenne, and D. Joseph (1996): The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project, Bull. Amer. Meteor. Soc., 77, pp.437-471.
- Kaufman L. and Rousseeuw P. J. (1990): Finding groups in data : an introduction to cluster analysis, John Wiley & Sons, Inc., pp.113-114.
- 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 (2001): The NCEP-NCAR 50-Year Reanalysis: Monthly means CD-ROM and documentation., Bull. Amer. Meteor. Soc., 82, 247-267.
- Kojiri, T., K. Tomosugi and C.V. Galvao (1994) : 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.
- MacQueen J. (1967): Some methods for classification and analysis of multivariate observations, 5th Berkeley Symp. Math. Statist. Prob., edited by L. Le Cam and J. Neyman, Volume 1, pp.281-297.
- NOAA/ESRL Physical Sciences Division: “The NCEP/NCAR Reanalysis Project at the NOAA/ESRL Physical Sciences Division”,
<http://www.cdc.noaa.gov/cdc/reanalysis/>.
- Saji, N. H., B. N. Goswami, P. N. Vinayachandran, and T. Yamagata (1999): A Dipole Mode in the Tropical Indian Ocean. Nature, 401, 360-363.

Precipitation Prediction Method Using Global Meteorological Information for Application to Long-term Reservoir Operation

Daisuke NOHARA, Tomoya OKADA* and Tomoharu HORI

* Graduate School of Engineering, Kyoto University

Synopsis

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 taken into consideration 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.

Keywords: Long-term precipitation prediction, Global meteorological information, Pattern classification, AIC, Reservoir operation