

多様な気象・水文情報を考慮した  
実時間貯水池操作支援システム

平成 23 年

野原 大督



# 目次

第1章	序論	1
第2章	地球規模気象情報を利用した 長期貯水池操作支援手法の開発	5
2.1	概説	5
2.2	地球規模気象情報の概要	6
2.3	地球規模気象情報と流域降水量との相関解析結果を活用した 長期貯水池操作手法の開発	11
2.4	適用と考察	19
2.5	結語	26
第3章	地球規模気象情報の情報集約手法と 集約された情報の長期貯水池操作への利用	33
3.1	概説	33
3.2	地球規模気象情報の集約手法の概要	33
3.3	地球規模気象情報の集約手順	36
3.4	集約された地球規模気象情報を用いた長期降水予測と貯水池操作	42
3.5	適用と考察	45
3.6	集約された複数の地球規模気象情報を用いた長期降水予測手法	48
3.7	結語	51
第4章	アンサンブル降水予測を利用した長期貯水池操作	57
4.1	概説	57
4.2	アンサンブル降水予測を利用した長期貯水池操作手法の概要	58
4.3	アンサンブル予測情報を利用した長期貯水池操作の最適化手法	59
4.4	適用と考察	64
4.5	結語	71

<b>第5章</b>	<b>現業気象予測情報と地球規模気象情報を考慮した連続貯水池操作支援システムの開発</b>	<b>75</b>
5.1	概説	75
5.2	連続貯水池操作支援システム	76
5.3	現業気象予報と地球規模気象情報を考慮した低水操作	78
5.4	低水操作からの移行過程を考慮した洪水操作	90
5.5	知識構築過程	96
5.6	適用と考察	100
5.7	結語	114
<b>第6章</b>	<b>長期貯水池操作における確率流況予測情報の利用性分析</b>	<b>117</b>
6.1	概説	117
6.2	シミュレーションモデルの概要	119
6.3	流量系列の模擬発生手順	121
6.4	確率予測情報の模擬発生手順	123
6.5	貯水池操作手法	126
6.6	適用と考察	127
6.7	結語	139
<b>第7章</b>	<b>結論</b>	<b>143</b>

# 第1章

## 序論

本論文のテーマは、気象・水文情報を利用した貯水池管理における実時間での放流意思決定支援手法の提案とその考察である。

水は、我々人間にとってかけがえのない恵みをもたらす生存上不可欠な天然資源であると同時に、洪水など、時に人間の生存基盤を破壊するような災害をもたらす脅威でもある。古来より人間は水の持つこうした二面性を踏まえ、その脅威をできる限り抑えつつ、その恵みを最大限利用するよう努めてきた。河川堤防の築造や農業灌漑用のため池の設置などがその例である。

近現代になると、治水と利水などの複数の目的を併せ持つ多目的ダムが河道内に建設されるようになり、水害の軽減、水資源の利用双方の目的にとって重要な役割を担うようになってきた。それまでの伝統的な水管理技術では、構造物の設置によって水の流れる範囲を限定したりあるいは水を貯留したりすることはできたものの、リアルタイムで水の流れを制御することは難しく、水の管理としてはいわば受動的なものであった。ところが、ゲートの開閉操作によって比較的自由に河川水の流れを調整することのできるダムの登場により、水の流れを実時間で制御することが可能となり、より能動的で柔軟な水管理を行うことが可能となった。同時に、それまでは主に河川構造物の設置時にのみ行われた水管理に関する意思決定が、ダムをはじめとする河川管理施設の操作を決定するために、水害時や水利用時の各局面において時々刻々と変わる気象・水象の状況に応じてなされる必要が生じることとなり、意思決定過程がより複雑化することとなった。

一方、地上・海洋・高層における気象・水文観測体制の整備により、水資源管理に役立て得る様々な情報が提供されるようになってきている。特に、近年においては、地上・海洋・高層における観測体制のさらなる強化による全球的な気象・水文観測網の発達、人工衛星による気象・水文観測の開始、気象観測レーダーの高頻度・高解像度化など、観測技術の発達により、それまで得られなかったような観測情報が入手できるようになった。また、情報通信技術の発達と計算機資源の性能の飛躍的な向上により、上記の種々の気象・水文観測情報がリアルタイムあるいは準リアルタイムで入手できるようになるとともに、解析技術の向上によって観測データの補正や空間的内挿といった処理を行うことが可能となり、こうした観測情報を水資源管理現場において利用することを可能とする基盤が整いつつある。

同時に、近年は観測技術のみならず、気象・水文現象の予測技術の進展にも目覚ましいものがある。例えば、短時間気象予測におけるメソ数値予報モデル(Meso Scale Model, MSM)の導入による予測の高解像度化および精緻化や、主に中長期予報に用いられる全球予報モデルの改良などが行われ、

様々な時空間スケールを持った気象現象に対応した予報メニューが提供されるようになってきている。また、予報形式についても、従来からの決定論的予測手法に加えて、確率的予測手法やアンサンブル予測手法など、数値モデルにおいて大気の動きを非線形方程式系として解くことによって必然的にもたらされる予測限界性を克服するための新しい予測手法が開発され、現業の気象・水文予報業務に導入されるとともに、予測値そのものに加えて、予測の信頼性や不確実性に関する情報が提供されるようになってきている。

こうした気象・水文情報は、これらを的確に考慮することによって、ダム管理などの水資源管理における意思決定の合理化を図る上で大きな役割を果たすことが期待される。しかし、上で述べたような、いわば氾濫する多種多様な情報の中から、どのような情報を実時間でどのように意思決定に反映させれば良いのかという点については、いまだ体系的な検討がなされていないのが現状である。気象・水文情報に限らず、情報の利用性や合理的な利用方法は、その情報を利用しようとする個別の意思決定問題ごとに変化するのが通常であると考えられる。それゆえ、様々な提供される気象・水文情報の利用性の評価や利用手順の確立のためには、情報の利用者たる水資源管理者側からの分析・検討が不可欠であると考えられる。また、水資源管理には、治水と利水のように、水を制御する視点から見れば互いに相反する目的が同時に内在しており、これらの管理上の各目的を達成するためには、互いに異なる時間間隔やリードタイムで意思決定を行うことを強いられる。そのため、各管理目的に対応する意思決定を円滑に行おうとするときには、各管理目的に照らして適切な時間間隔やリードタイム、あるいは信頼性を持った情報を利用する必要がある。こうした情報を多様な情報源の中から適切に選択し、実時間の管理意思決定において効率的かつ階層的に利用するための支援手法の確立が望まれるところである。

本論文は、上記のような課題認識の下、水資源管理の中でも特に重要な役割を担うダム貯水池の操作に着目し、気象・水文情報の種別や形式とその貯水池操作への利用性の関係について分析や考察を行うとともに、こうした情報を実時間で活用した操作手順の開発を試みるものである。特に、操作時においてより長期間にわたる将来の情報が必要となり、そのリードタイムの長さゆえに情報の不確実性が大きくなることから、様々な情報源からの気象・水文情報の多角的な活用が必要とされる、低水管理時の情報の利用方法を中心に論じる。以下に、本論文の構成を示す。

**第2章**及び**第3章**では、近年急速に整備が進んでいる地球規模気象情報を利用した長期降水予測手法の開発と、当該予測手法による予測情報を利用した長期貯水池操作支援手法の開発を行う。ここでは、全球を網羅するような複数の気象観測・解析情報を利用して、それらの情報によって表現される大気や海洋における大規模スケールの気象現象が、管理対象とする流域での将来の気象・水文状態に関する情報をどの程度内包しているのかについて分析を行うとともに、これらの関係を利用した長期降水予測手法の開発を行う。さらに、開発した降水予測手法による予測情報を主に利水補給の安定化を目的とした長期貯水池操作へ導入し、放流意思決定に与える効果を考察する。

**第4章**及び**第5章**では、現業の気象・水文予報業務を活用した貯水池操作支援手法について論じる。

第4章では、近年、現業の気象・水文予報業務に導入されているアンサンブル予測情報を取り上げる。アンサンブル予測情報では、予測情報の解釈の方法によって、様々な二次的情報を取り出すことが可能である。本章では、長期アンサンブル予測情報を長期貯水池操作へ導入する際において、予測情報の解釈にどのような方法があるのかについて、既往の研究を元に整理・考察を行うとともに、それぞれの解釈の方法によって放流意思決定過程に表れる差異を明らかにし、詳細な分析を行う。

第5章では、現業気象・水文予報を活用したダム貯水池の短長期連続操作支援システムの開発を行う。学術・研究分野ではしばしば治水を目的とした短期操作と利水や発電を目的とした長期操作は区別して考えられるが、現実の貯水池操作では、両目的を同時に視野に入れながら、連続的に放流決定がなされている。本章では、短期・長期の現業気象・水文情報に加え、第3章で構築した地球規模気象・水文情報を活用した長期降水予測手法を補完的に利用しながら、利水補給を目的とした長期操作の支援に加えて、短期の降雨予測状況をも考慮した治水・利水連続操作支援モデルを開発し、多様な情報を多層的に活用することによって貯水池実管理上の複雑な意思決定問題を支援する方法論を展開する。

第6章では、気象・水文に関する予測情報の貯水池操作決定への利用性の分析を行う。ここでは、決定論的予測情報とは異なり、予測情報自身からその信頼性や不確実性の度合いをリアルタイムで解釈することが可能である確率予測情報を取り上げる。ここでは、任意の信頼性や不確実性を有した確率流況予測情報の模擬発生手法を開発し、これを考慮したダム貯水池の放流決定シミュレーションを行う。特に、予測の考慮期間の長さから決定論的予測手法の利用には限界があると考えられる、ダム貯水池の長期放流操作を対象にシミュレーションを実施する。その上で、確率流況予測情報の持つ統計的な特徴や実時間での性状と、放流決定時における確率予測情報の利用性との関係について、分析を行う。

第7章では本研究のまとめと結論を述べる。



## 第2章

# 地球規模気象情報を利用した 長期貯水池操作支援手法の開発

### 2.1 概説

近年、水資源管理においては、集中豪雨や異常少雨といった極端な気象現象の多発や、特に発展途上国における人口増大に伴う渇水リスクの高まりなどから、水資源の効果的な利用が求められている。こうした問題への対応を考える場合、ダム貯水池が果たすことのできる役割は大きいと考えられるが、行政機関の財政状況の変化や河川環境問題に対する社会意識の変化の中、新規のダム建設は難しくなっており、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・流況予測に基づいた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、洪水時管理体制への移行や出水規模が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に関する検討を行っており、当該情報の高水管理への利用性を示している。三石らは、米国の NCAR (National Center for Atmospheric Research Reanalysis Data) 及び NCEP (National Centers for Environmental Prediction) によって開発された非静力学のメソスケール気象モデル WRF (Weather Research and Forecasting Model) を活用した降雨予測に基づくダム洪水調節操作の可能性について検討を行っている(三石ら, 2010; 三石ら, 2011)。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か月先までの長期降水量の予測手法に関する研究が行われているが(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か月間と長い期間であるが故に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比較的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示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、あるいは渇水期においては、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の情報が無いまま、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、情報通信技術の発展などを背景に、世界各国におい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か月を超えるものもある(小倉, 1984)。このため、地球規模のような広域の範囲を対象としている気象情報は、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。

本章では、上述のような視点のもと、近年整備が進められている地球規模気象情報や、その水資源管理への活用状況の現状について俯瞰する。そして、こうした地球規模気象情報を、水資源管理において重要な役割を担うダム貯水池の利水操作へ活用することを目的に、まずは基本的な統計解析として、流域降水量と全球気象諸量の観測量との相関解析結果を利用した長期降水予測手法を構築するとともに、本降水予測手法による予測結果に基づくダム貯水池の利水操作シミュレーションを行い、地球規模気象情報の利用性を検討する。

## 2.2 地球規模気象情報の概要

近年の気象情報の整備の進展には目覚ましいものがあり、世界各国の様々な機関から多種・多様な情報が提供されるようになってきている。これらの気象情報の分類については、例えば、根元ら(2007)は、国連関連機関や国際科学計画、地球観測衛星委員会などで構成される統合地球観測戦略(IGOS: Integrated Global Observing Strategy)の、統合地球水循環強化観測期間(CEOP: Coordinated Enhanced Observing Period)プロジェクトによって作成されている全球気象・水文情報を、その情報を構成するデータを用いて地上観測データ、衛星観測データ、数値予報モデル出力データの3つに分類している。一方、情報の作成方法から整理すると、気象情報は、大きく観測情報、解析情報、予測情報などに分けることができる。この中で、全球規模の気象現象を表現することができるような空間範囲を有した気象情報としては、特に観測情報と解析情報が一般に多く提供されている。ここでは、特に水資源実管理において活用することを念頭に置き、地球規模気象情報として準リアルタイムで配信される全球規模のデータ集録範囲を有した気象観測情報と解析情報を考える。以下、これらの気象情報について順次見ていく。

### 2.2.1 観測情報

気象観測情報は、観測を実施する地点の位置から、地上気象観測情報、高層気象観測情報、海上(海洋)気象観測情報に大きく分けることができる。また、観測点と観測時間間隔から見た場合、二宮(2004)によれば、観測情報は、a) 固定点・斉(定)時観測、b) 固定点・非定時観測、c) 移動点・斉

(定)時観測, d) 移動点・非定時観測に分けられる. a)の固定点・斉(定)時観測情報には, 日本における地上気象観測所やアメダスなどの陸上の固定観測点での観測情報や気球(ゾンデ)による高層観測情報が相当する. b) の固定点・非定時観測情報には, 観測点そのものは固定されているものの観測実施が不定期(または連続時間)であるものが含まれ, レーダー観測所による降水強度データなどが含まれる. c) の移動点・斉(定)時観測情報は, 船舶からの海上気象情報などが当てはまり, 一定の時間間隔で観測を実施するものの観測実施主体自身が移動しているような気象情報である. 4つ目の d) の移動点・非定時観測に含まれるものは, 浮遊ブイによる海上気象データや航空機による高層観測データなどが含まれる. また, 20世紀後半からは, 気象衛星が開発・実用化されてきているが, こうした気象衛星による観測情報も非定時観測に該当する.

こうした気象情報のうち, 地上気象観測情報, 高層気象観測情報, 海上気象観測情報については, 世界各国に設置されている気象観測点でデータの取得が行われている. しかし, 地上気象観測情報については, その名の通り陸上に観測点が設置される上, 高層気象観測情報についても地上からゾンデを上げることが多い関係から, 観測ポイントは陸域に限定される傾向にあるほか, 陸域の中でもやはり先進国において密に観測される傾向にある. また, 船舶等によって観測される海上気象観測情報については, 船舶の航路上のデータを取得しているに過ぎず, 航路が限られているため, 海洋上については観測点の配置が疎である傾向にある. しかし, 気象衛星の開発・実用化後は, 特に極軌道気象衛星や静止気象衛星などの運用により, これまで観測点の配置が疎であった海洋上の気象を遠隔観測(リモートセンシング)することができるようになり, 地上気象観測情報, 高層気象観測情報及び海上気象観測情報に衛星気象観測情報を加えることによって, 陸域・海域を含んだ全球の網羅的な観測体制が整備されてきている.

上述の気象情報は, その気象情報そのものを何かの意思決定に利用できるほか, 次項に述べる気象の客観解析を実施するための基礎データとして, 気候の現況の監視や気象・気候予報業務において重要な役割を担っている.

### 2.2.2 客観解析情報

前項で述べた気象観測情報は, 観測点が全球を網羅しつつあるものの, 必ずしも均一に分布しているわけではない. 一方, 現業の気象予報業務や気候学研究においては, 気象予報モデルや気候モデルによる数値計算のため, 予報計算のための初期値としてある一定間隔の格子点上の気象の状態を把握する必要がある. このように, 時間的・空間的に不規則に分布し, 様々な誤差特性を有する観測データから, 3次元的に規則正しく配置された格子点上の気象要素の値を求めることを客観解析と呼ぶ(萬納寺, 1995).

上記のようにして求められる気象の客観解析情報には, 全球にわたる格子点について解析されているものも多く, 総観スケールでの気象の実況を把握するのに有用である. また, 数値予報モデルへの入力として予報業務の一環で求められた客観解析情報であれば, 予報実務に対応するよう準リアルタイム

で解析がなされており、各種の実管理における利用に有利である。また、気象解析技術の向上に伴い、過去の気象場を、当時の気象観測データと最新の解析技術を用いてある一定期間にわたって解析し直した、再解析データと呼ばれる解析情報が出されることもある。再解析データは、後から遡って解析が行われるため、リアルタイムでの配信は行われなため、実時間での情報の利用ができない。しかしながら、再解析が行われた時点の改善された解析技術によって算出された系統的な解析データであることから、解析技術の違いによるデータの異質性を気に留める必要がなく、特に過去の気象データとの関係を利用した統計モデルを構築する場合において、その基礎データとして利用する際に有効であると考えられる。

以上、気象に関する観測情報及び客観解析情報について述べてきたが、こうした情報を利用するにあたっては、実際にはその情報を表現するデータ(あるいはデータの集合体としてのデータセット)を扱うことになる。ここに、“情報”と“データ”との違いについては、様々な定義がある。例えば、谷(2009)では、“情報”については JIS 規格における定義と同様に「事象の集合から生起する事象に関する不確実さを減らしたり除いたりする知識」(JIS X0016, 1997)として、“データ”については「情報の表現であって、伝達、解釈、または処理に適するように形式化され、再度情報として解釈できるもの」とし、両者の違いについてかなり一般的な定義を与えている。一方、両者の関係に包含の構造を考え、“データ”を「知らされる対象となりうるもの」とし、“情報”を「知って意味のあるデータ」とする考え(川合, 1995)や、利用場面をさらに限定してデータを「コンピュータの処理対象となる符号化された情報」と定義されることもある(川合, 2006)。本論では、気象・水文分野における“情報”と“データ”の関係を念頭に置き、“情報”については、JIS X1006(1997)や谷(2009)に基づき、事象の集合から生起する事象に関する不確実さを減らしたり除いたりする知識として考えるとともに、“データ”については、谷(2009)を参考に、情報を表現・伝達・加工するための媒体であると考え、以下ではこの定義のもとで議論を進める。

地球規模のような広域を空間的範囲とするような気象情報の中には、WEB 上で公開されているものもあり、こうした情報へのアクセス性は高まってきている。リアルタイムまたは準リアルタイムで提供されている気象情報を例示すると、GEO (Global Environment Outlook) Data Portal, NCEP (National Centers for Environmental Prediction) Real-time Marine Data, NOAA (National Oceanic and Atmospheric Administration) Extended Reconstructed SST (Sea Surface Temperature) V3b, NCEP/NCAR Reanalysis Data, 熱帯降雨観測衛星 TRMM (Tropical Rainfall Measuring Mission)による観測情報、GPCP(Global Precipitation Climatology Project: 全球降水気候計画)などが挙げられ、その他にも各気象関連機関から様々な情報が提供されている。

### 2.2.3 テレコネクション指標

テレコネクション(teleconnection)とは、大気の一部に起こった変化が遠く離れた場所に伝達される現象を指す気象用語であり(気象庁, 2005), 通常、遠隔相関と和訳される。既知のテレコネクション・パターンについては、テレコネクション指標と呼ばれる各々について定義された指標によって数値化されてい

る。過去に様々な研究がなされているが、系統的な研究としては、Wallace and Gutzler(1981)による北半球の冬季におけるテレコネクションの研究が挙げられる。その他、既知のテレコネクション・パターンについては山川(2005)に詳しい。テレコネクションは、定在ロスビー波のエネルギー伝搬(川村, 2007)といった大規模スケールにおける大気循環の力学プロセスをある断面から見たものと考えられることもでき、大規模スケールでの気候システムの状態を把握するのに役立つと考えられる。また、テレコネクション・パターンの持続は、大気循環のフェーズがある領域において地理的に固定される傾向が強いことから、豪雨や渇水、高温といった異常気象や極端気象の要因となり得ることが示唆されている(Kawai et al., 2006; Crimmins, 2006; Ogasawara & Kawamura, 2007)。また、近年は、ENSO (El Niño/Southern Oscillation)のように、気候システムの変動を大気側の現象(SO)のみならず海洋側の現象(El Niño)との相互作用として捉える考え方が主流となっており、海洋の現象にも関心が寄せられている。前出の山川(2005)では、対流圏における気候システムの変動を、高緯度からの気候システム変動と低緯度からの気候システム変動に分類し、高緯度からの気候システム変動として北大西洋振動(NAO: North Atlantic Oscillation)や北極振動(AO: Arctic Oscillation)などを、低緯度からの気候システム変動としてマッデン・ジュリアン振動(MJO: Madden Julian Oscillation), ENSO, 太平洋・北米(PNA: Pacific Northern American)パターンなどを挙げており、両者の中緯度の気候システムへの影響を論じている。

#### 2.2.4 地球規模気象情報を利用した水資源管理に関する研究の動向

前述のように、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る。特に、全球にわたるような広域の空間スケールを持つ気象現象の中には、流域の比較的長期の将来における状態と関係が深いものがある可能性が考えられることから、近年、水資源管理における広域気象情報の利用に関する研究が、盛んに行われている。

櫻井(1996)は、北半球上空における気圧高度分布状況や太平洋の数種の海域における海面水温分布状況から、ニューラルネットワークを用いて日本の各地点の少雨現象や渇水状況を予測する手法について検討を行っている。Robertson & Ghil(1999)は、PNAパターンやTNH(Tropical- Northern Hemisphere)パターン、ENSOなどのテレコネクション・パターンや太平洋における $\Omega$ 型ブロッキングの状況を利用して、アメリカ合衆国西部の8地点の観測点における冬季の降水量および気温の分布を統計的に推定することを試みている。Xoplaki et al.(2000)は、ギリシャにおける冬季降水量の空間分布と、大西洋北東部からヨーロッパの対流圏中層の循環場と見なせるヨーロッパ上空における500hPaジオポテンシャル高度分布及び地表面気圧分布との関係を分析するために、EOF(Empirical Orthogonal Functions)とCCA(Canonical Correlation Analysis)を実施し、水資源管理に有用と考えられる3つの典型的なCCAパターンを得ている。また、Maity & Kumar(2009)は、ENSO及びEQUINOO(Equatorial Indian Ocean Oscillation)とインドのHirakudダムにおけるモンスーン期の流入量の変動との水文・気候学的な関係を、主に相関解析によって調べ、ENSO及びEQUINOOの合成指標から流入量を予測する方法について、検討を行っている。

以上の研究では、いずれにおいても、対象とする地域または河川流域における地域スケールの気象・水文状態との関係が先験的に期待される広域または遠隔地の気象現象を考慮の対象としている。しかし、対象とする流域によっては、当該流域との関係性が期待されるような気象現象が、必ずしも明らかとなっていないところもある。また、地域気候と何らかの関連性があると考えられる広域気象現象が既に明らかになっている場合においても、日本の山岳域におけるダム流域のように、より小さな空間スケールの流域の降水・流況との関連性に特化して考えた場合には、流域の水資源管理に役立つような別のシグナルが広域または遠隔地の気象現象に内在する可能性も考えられる。

こうした観点から、水資源管理への全球気象情報の利用にあたり、やや探索的な方法を取っている研究もある。例えば、Sveinsson et al. (2008a, 2008b)では、カナダの Churchill Falls 流域における春季の河川流量との間に関連性を示す、大気の大規模循環指数やテレコネクション指標、気温・気圧や海面水温などの情報を、相関解析や合成図解析によって探索し、これらの情報を用いた流況予測手法について検討している。また、Han (2009)では、全球降水量 GPV とタイの Chao Phraya 川流域の Bhumibol ダム流入量とのラグ相関解析を行い、高い相関を示す GPV を予測因子とした長期ダム流入量の予測手法を構築している。

以上、近年の地球規模気象情報の水資源管理への適用研究事例を見てきたが、これらの研究を大別すると、以下のように類型化することができよう。すなわち、EOF などの主成分分析手法により広域気象分布を主要なモードに分け、これらのモードとの統計的関係から流域の気象・水文状態を推定しようとするもの(寺尾ら, 1991; Quadrelli et al., 2001; Uvo, 2003; Zveryaev, 2004), EOF によって得られた広域気象分布の主要モードと流域降水量などの気象量や水文量との間で正準相関分析 (Canonical Correlation Analysis: CCA)を行い、両者の間の有意な関係を見出そうとするもの (Biau et al., 1999; Qian et al., 2000; Xoplaki et al., 2000), テレコネクション指標と流域の気象量・水文量との関係を分析しようとするもの (Roberston & Ghil, 1999; Déry & Wood, 2004; Pekarova & Pekar, 2004; Optiz-Stapleton et al., 2007), テレコネクション指標と流域降水量や河川流量などの気象量・水文量との間で正準相関分析を実施し、両者の関係を分析しようとするもの (Barnston & Smith, 1996; Yu et al., 1997; Landman & Mason, 1999; Hwang et al., 2001), 流域気象・水文量の推定に特に ENSO との関係を利用するもの (Shukla & Paolino, 1983; Wang & Eltahir, 1999; Lloye-Huges & Saunders, 2002; Giannini et al., 2004, 東・松浦, 2006), 全球気象格子点値または何らかの広域気象指標と流域気象・水文量との相関解析により、両者の関係を調べようというもの (Sveinsson et al., 2008a, 2008b; Han, 2009; Maity and Kumar, 2009; Lima & Lall, 2010), 広域気象分布の合成図解析を行い、流域の気温や降雨量を予測に役立てようとするもの (Colman & Davey, 1999), 広域気象分布やテレコネクション指標と流域水文量との間の関係の分析に、相関ルール分析などのデータマイニング技術を適用するもの (Tadesse et al., 2004; Kannan, et al., 2010)などに類型化することができる。

## 2.3 地球規模気象情報と流域降水量との相関解析結果を活用した長期貯水池操作手法の開発

2.2.4 において議論したように、水資源管理への地球規模気象情報の導入手法には様々なものが提案されている。本章の以下の議論においては、水資源管理として、特にダム貯水池の利水操作を取り上げる。これは、利水操作においては、放流決定を合理化するために将来の流域の気象・水文状態を考慮しようとするとき、通常、数週間から数か月間の比較的長い期間の将来における流域の状態に関する情報が必要となることが多く、このような長期的な視野に立った実管理が、時空間スケールが大きな気象現象を表現することができる地球規模気象情報を最も有効に導入することができると考えられるからである。貯水池管理への地球規模気象情報の利用方法については、管理流域との関係があらかじめ明らかにされているような広域気象現象が存在している場合には、そうした知見に基づいて先験的に情報の利用方法を選択することが可能であるが、管理流域と広域気象現象との関係があらかじめ不明である場合は、貯水池管理に役立つような広域気象現象を、地球規模気象情報を使って探索する段階から検討を始める必要がある。以下では、流域の気象・水文状態との関係の大きい広域気象現象に関する情報があらかじめ用意されていない状況を考え、地球規模気象情報を探索的に利用することを検討する。広域気象現象と流域気象・水文状態との関係を表す手段として、ここでは、まずは基本的な統計関係を把握することを目的として、両者の相関を考えることにする。

水資源管理への地球規模気象情報の利用にあたり、相関解析などを駆使し探索的な方法を取っている研究としては、2.2.4でも挙げた Sveinsson et al. (2008a, 2008b)での研究や、Han (2009)の研究などがある。しかし、これらの研究では、降水量あるいは流量の予測方法に関する議論に終始しており、各種の気象情報の利用によって最終的に貯水池操作に代表されるような水資源実管理が、具体的にどのように改善されたかについては検討されていない。また、適用対象についても、いずれの研究においても大陸における比較的大きな面積を有する河川流域・ダム流域を取り上げており、我が国においてしばしば見られるような、山間部の比較的小さな流域において、地球規模の気象現象と流域気象・水文状態が同様の関係を有するかどうかについては、いまだ十分に議論されていないのが現状である。

そこで、本章の以降では、近年、各国の気象機関から提供されている複数の地球規模気象情報を用いて、対象とする河川流域の降水量との関連性の大きな気象要素や、そういった現象が生起する位置を定量的に選択しつつ、当該地点における気象の状態を考慮した長期貯水池操作手法を構築する。具体的には、対象流域の長期降水量と各地球規模気象情報に含まれるデータとの相関解析を行うことによってまずは両者の線形関係を調べ、流域の長期降水量と高い相関を示す地点における気象状態を予測因子とする降水量予測重回帰式を構築するとともに、当該予測結果を活用したダム貯水池の利水放流決定手法を開発する。そして、開発した利水操作手法を、日本の山岳域に位置する比較的小さな流域を持つダム貯水池に適用し、地球規模気象情報の水資源管理への利用可能性について検討を行う。

### 2.3.1 利用する地球規模気象情報

前節で概観したように、近年の計算機資源の向上や情報通信技術の進展に伴い、気象観測地点における観測結果を基礎にし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。ここでは、上述のようなデータが整備されている気象諸量のうち、一般的に流域における概ね数週間から数か月程度の長期的な気象・水文状態に影響を及ぼすと考えられる気象諸量を考慮する。具体的には、全球の大気の状態については、大気中下層における気圧(気圧高度)及び気温、すなわち、500hPa 気圧高度、850hPa 気圧高度、地表面気圧、500hPa 気圧高度面気温、850hPa 気圧高度面気温、地表面気温の6種の気象量を考える。また、海洋の状態については、大気に大きな影響を与える大気・海洋間の熱交換過程を考慮するために海面水温を考える。海面水温については、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得るほか(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)。以上、大気と海洋を合わせて7種の気象量を考える。これらの気象諸量の考慮にあたっては、まずは総観的な気象場を把握することを目的として、月平均値を用いることとする。

次に、上記の気象諸量の状態を把握するために利用する情報について述べる。貯水池実管理で用いることを念頭に置くと、利用する情報には、情報へのアクセス性が高く、また、最新の情報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。ここで考慮しようとする気象諸量については、いずれもオンライン上で長期間にわたる全球データを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。本研究では、500hPa 気圧高度、850hPa 気圧高度、地表面気圧、500hPa 気温、850hPa 気温、地表面気温といった大気の状態を示す気象諸量については、米国海洋大気庁地球システム研究所(NOAA/ESRI)のWEBサイト(<http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/reanalysis/reanalysis.shtml>, 2011年7月11日確認)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)の月平均データを利用する。利用情報の空間範囲は全球、空間解像度は2.5度、時間解像度は1か月、更新頻度は1か月に一度である。一方、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遅延モードデータベース(NEAR-GOOS RDMDDB)([http://near-goos1.jodc.go.jp/index\\_j.html](http://near-goos1.jodc.go.jp/index_j.html), 2011年7月11日確認)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)を利用する。月平均海面水温データセットの空間範囲は北緯80度～南緯80度の範囲の全領域、時間解像度は1か月、更新頻度は1か月に一度である。表2.1に利用データの諸元を示す。

### 2.3.2 提案操作手法の概要

ここでは、全球の気象の状態から統計的に推定した長期降水量の予測情報を考慮した長期貯水池操作手法を構築する。長期降水量としては、概ね1～3か月程度先までの降水状況を考えるものとし、

表 2.1 利用する地球規模気象情報

Meteorological element (Level) [Dataset]	Spatial range	Spatial resolution	Temporal range	Temporal resolution	Update frequency
Pressure height (500hPa, 850hPa) Surface pressure Air temperature (500hPa, 850hPa, surface) [NCEP/NCAR reanalysis monthly means]	90°N-90°S, 180°W-180°E	2.5° grid	Jan. 1948 - present	Monthly	Monthly
Sea surface temperatures [glsst]	80°N-80°S, 180°W-180°E	2° grid	Jan. 1946 - present	Monthly	Monthly

ダム貯水池の操作目的としては利水操作を考える。以下では、長期降水量の予測対象期間が向こう3か月間である場合を例にとり、提案手法の概要を述べる。

まず、地球規模気象情報の中から予測対象期間の積算降水量の予測因子を探索するため、2.3.1で取り上げた7種の各地球規模気象情報の各格子点における解析値と、対象とする流域における1月から12月までの各月を始点とするリードタイム分の積算降水量とのラグ相関解析を実施する。このとき、地球規模気象情報の各格子点値については、時間的には概ね1か月～3か月間の平均値、空間的には概ね1格子点～9格子点(3×3格子点)の平均値を考える。また、3か月先までの予測を行うことから、相関解析の際には最大3か月間の時間ラグを考慮する。

次に、相関解析の結果、7種の各地球規模気象情報の各格子点のうち、1月～12月までの各月を始点とする予測対象期間内の積算降水量とそれぞれ最も高い相関を示す格子点を選び出し、選ばれた各格子点における解析値を、各予測対象期間における降水量の予測因子の候補と見なす。すなわち、7種の各地球規模気象情報を代表する予測因子の候補7つが、予測対象とする期間ごとに得られることになる。続いて、これらの予測因子を説明変数とした降水量予測のための重回帰式を予測対象期間ごとに構築する。この際、各重回帰式における最適な説明変数の組合せを赤池情報量基準(Akaike Information Criteria: AIC) (Akaike, 1974)を用いて決定する。

一方、対象ダム貯水池の放流戦略は、対象流域の降水予測状況をもとに決定する。ここでは、主にダム貯水池の利水操作を考えるので、操作目的を放流の結果生じる渇水被害の最小化と設定する。予測状況をもとにした放流戦略の最適化は、降水予測対象期間において対象流域内で想定される降水状況と流域及び貯水池の状態、放流量、貯水量の上下限などの各種制約条件を考慮した上で、動的計画法(Dynamic Programming: DP)によりリアルタイムで実施する。ただし、日本におけるダム貯水池のように、比較的貯水容量が小さなダム貯水池や、年間の河川の流況の変動が激しい流域においては、1か月間や3か月間といった長い期間における降水量や流況の平均的状态を与えるのみでは、現実的な操作戦略を算定するには時間解像度が大きくなりすぎる恐れがある。さらに、DPによる最適化

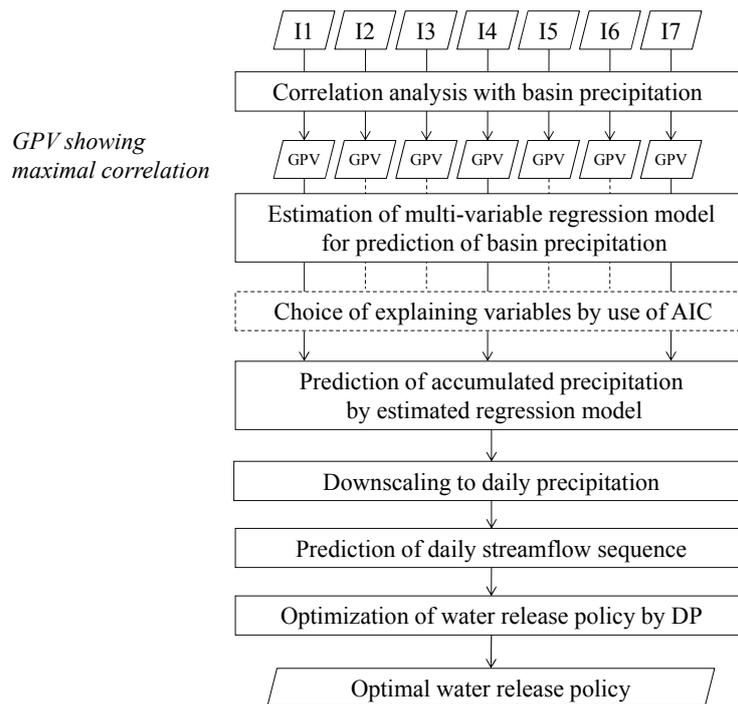


図 2.1 流域降水量と地球規模気象情報の全球相関解析を利用した利水放流決定手法の流れ

計算において、貯水池における連続式を直接計算するためには、ダム貯水池への流入量や河川流況に関する予測情報が必要である。そこで、前述の過程で算出された予測積算降水量を予測対象期間内の各日の降水量の気候値に基づいて比例配分することで、日単位の予測降水量系列を算出する。さらに、得られた予測日降水量系列から、日単位の予測流況系列を算出する線形重回帰式を推定し、この重回帰式に3か月先までの日降水量を入力することで求められた3か月先までの予測日流況系列を用いて、利水放流戦略の決定を行う。以上の放流決定手法の流れを図 2.1 に示す。

### 2.3.3 相関解析

全球的な気象情報には、その空間的スケールから、目的とする流域の将来における気象・水文状況と関係の深い情報が含まれている可能性があるが、そのような情報に含まれる全てのデータが流域の気象・水文状況との良好な関係を有するとは限らない。むしろ、流域の気象・水文状況とほとんど関係が見られないデータが大半であることが十分に考えられる。まずは、両者の関係性について、客観的な分析を行うのが、情報に含まれる大量のデータの中から流域の気象・水文状況と関係が大きく予測因子となり得るシグナルと、逆に関係が小さいノイズとを識別する上で重要であろう。そこで、全球気象情報と流域の気象・水文状況との間の関係性の分析の第一歩として、両者の線形な統計的關係を分析し、本研究で考慮する7種の各地球規模気象情報の各格子点における解析値と、対象とする流域における1月から12月までの各月を始点とする3か月間の積算降水量のそれぞれとの間の、ラグ相関解析を実施する。ラグ相関は次式に従って算出する。

$$r_{xy}(m, g, n) = \frac{\sigma_{xy}(m, g, n)}{\sigma_x(m, g, n) \cdot \sigma_y(m)} \quad (2.1)$$

ただし,

$$\sigma_{xy}(m, g, n) = \sum_{j=1}^{T_J} [x(j, m, g, n) - \bar{x}(m, g, n)][y(j, m) - \bar{y}(m)] \quad (2.2)$$

$$\sigma_x(m, g, n) = \left\{ \sum_{j=1}^{T_J} [x(j, m, g, n) - \bar{x}(m, g, n)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (2.3)$$

$$\sigma_y(m) = \left\{ \sum_j [y(j, m) - \bar{y}(m)]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (2.4)$$

$$x(j, m, g, n) = \sum_{l_M=1}^{L_M} \sum_{l_G=0}^{L_G} x_{raw}(j, m - l_M, g + l_G, n) \quad (2.5)$$

$$y(j, m) = \sum_{l_p=0}^{L_p-1} y_{mon}(j, m + l_p) \quad (2.6)$$

ここで,  $r_{xy}(m, g, n)$  は,  $m$  月を始点とした  $L_p$  か月先までの期間 (降水予測のリードタイム分の期間) における積算降水量と,  $n$  番目の地球規模気象情報の格子点  $g$  周辺の  $L_G$  個の格子点での  $m$  月から遡る  $L_M$  か月の平滑化期間における気象の平均状態との, 相関係数である.  $x_{raw}(j, m, g, n)$  は  $n$  番目の全球気象情報の格子点  $g$  における  $j$  年  $m$  月のデータ,  $y_{mon}(j, m)$  は  $j$  年  $m$  月の対象流域の月降水量データ,  $x(j, m, g, n)$  は時空間平滑化後の  $n$  番目の全球気象情報の格子点  $g$  における  $j$  年  $m$  月のデータ,  $y(j, m)$  は対象流域における時間積分後の  $j$  年  $m$  月を始点とする積算降水量,  $T_J$  は統計年数,  $\bar{x}(m, g, n)$  および  $\sigma_x(m, g, n)$  はそれぞれ時空間平滑化後の  $n$  番目の地球規模気象情報の格子点  $g$  における  $m$  月のデータの平年値および標準偏差,  $\bar{y}(m)$  および  $\sigma_y(m)$  はそれぞれ対象流域における  $m$  月を始点とする積算降水量の平年値および標準偏差,  $\sigma_{xy}(m, g, n)$  は時空間平滑化後の  $n$  番目の地球規模気象情報の格子点  $g$  における  $m$  月のデータと対象流域の  $m$  月を始点とする積算降水量との共分散である.

1月～12月の各月を始点とする予測リードタイム分の期間における積算降水量との相関解析を, 7種全ての地球規模気象情報の各格子点値に対して行い, ここでは, 各気象情報のうち最も強い相関を示す格子点における気象状態を, その月に実施する降水予測の予測因子と考える.

#### 2.3.4 降水予測手法

次に, 2.3.3 における相関解析の結果得られた予測因子を用い, 1月から12月までの各月を始点と

する積算降水量を予測するモデルを構築する。前項の相関解析の結果、合わせて12の降水量の各予測期間に対して、各地球規模気象情報の中からその地点における気象状態が流域の予測因子と見なされる格子点が、それぞれ抽出される。これらの各格子点における気象解析データを説明変数の候補として、予測対象期間の積算降水量を予測する線形重回帰式を作成する。重回帰式の推定の際には、7つの説明変数の候補の中から、汎用的な予測能力が最も高いと考えられる説明変数の組合せを、AICを最小にするように選択する。この結果、推定された重回帰式は、次式のように表すことができる。

$$y(m) = a_0(m) + \sum_{i=1}^k a_i(m) \cdot x^*(m, i) + \varepsilon(m) \quad (2.7)$$

ここで、 $y(m)$ は目的変数(予測変数)である  $m$  月から始まる予測対象期間の積算降水量、 $x^*(m, i)$ は  $y(m)$ を推定するための回帰式に含まれる説明変数の最適な組み合わせとして選ばれた  $k$  個の地球規模気象情報のうち、 $i$  番目の地球規模気象情報に含まれる格子点値の中で、予測対象期間の積算降水量との相関が最も強い格子点における解析値(説明変数)、 $a_0(m)$ 、 $a_i(m)$ 、および  $\varepsilon(m)$ はそれぞれ  $m$  月を始点とする予測対象期間の積算降水量に関する予測回帰式における定数項、説明変数  $i$  の係数、および残差項である。重回帰式は、1月から12月までの各月を始点とする12の予測対象期間の積算降水量についてそれぞれ推定される。こうして推定された予測重回帰式を用い、最新の地球規模気象情報から予測対象期間内の降水量の予測を行う。

### 2.3.5 流況予測手法

続いて、2.3.4で求められた積算降水量の予測値を用いて、予測期間内の流況の予測を行う。流況の予測状況を考慮してダム貯水池における放流意思決定を行うことを考えると、流況予測は、1か月間や3か月間といった長期の予測期間における平均的な状態ではなく、さらに細かい時間解像度を有することが望ましいと考えられる。そこで、予測された対象期間の積算降水量から、予測期間内の日単位の流況系列を推定する。

まず、予測対象期間の積算降水量の予測値から、予測期間内の日降水量系列を算出する。日降水量は、予測期間内の各日における降水量の気候値の多寡に応じて、積算降水量を比例配分することで求める。

次に、得られた予測対象期間における予測日降水量系列を用いて、予測対象期間内の流況系列を求める。日単位の流況の算出には、過去数日間の流況と降水量を説明変数とする重回帰式をあらかじめ構築し、これを利用する。予測対象となる流況としては、まず、対象ダム貯水池への流入量が挙げられる。また、利水補給を目的に持つダム貯水池には、一般的に河川のダム地点より下流側に流況評価地点が定められていることが多い。このように、流況評価地点がダム地点の直下流ではなくダム地点からある程度距離のある箇所定められている場合、ダム地点から当該流況評価地点までの間に河川に流

入する水量(ダム貯水池の残流域流出量)が無視できなくなる. この場合, 残流域流出量についても流況予測の対象とする必要があり, 流況予測のための重回帰式はダム貯水池への流入量と流況評価地点までの残流域流出量のそれぞれを, 予測変数として別々に推定しなければならない. 下流の流況評価地点が増えると, その分, 流況予測回帰式の数が増えることになる.

以上で推定した流況予測回帰式に, これまでの降水・流況の観測状況と降水量の予測状況を入力することによって, 予測対象期間中の日単位の流況の予測値が得られる.

### 2.3.6 貯水池操作手法

貯水池操作では, 放流量は, ダム貯水池が存在する流域の現在から将来にわたる水文状況を考慮しながら逐次的に求められる. この逐次的な性質から, 貯水池の放流決定問題は, 動的計画法(Dynamic Programming: DP)(Bellman, 1957)を用いた最適化問題として定義しやすい. 実際に, 貯水池操作の最適化を目的とした DP モデルはこれまでも数多く提案されてきており, Yeh (1985) や Labadie (2004) などに詳しい. 本研究では, 貯水池の操作目的として低水管理に着目し, 操作の最適化問題を, 需要水量に対する供給不足によって生じる被害を最小化する問題として考え, DP を用いて操作の最適化計算を行う. いま,  $T$  期先までの貯水池操作を最適化することを考えると, この最適化問題の目的関数は次のように定義することができる.

$$\min_{r_t} \sum_{t=1}^T H_t \quad (2.8)$$

ここに,  $r_t$  は第  $t$  期 ( $t = 1, \dots, T$ ) の放流量,  $H_t$  は第  $t$  期において被る被害を表す被害関数である. いま, 流況評価地点がダム下流の河道における 1 地点である場合を考えると, 渇水による被害を表わす被害関数は, 池淵ら(1990)と同様に, 不足量と不足率の積として以下のように定義できる.

$$H_t = \begin{cases} \frac{(d_t - q_t)^2}{d_t} & (q_t < d_t) \\ 0 & (q_t \geq d_t) \end{cases} \quad (2.9)$$

ここで,  $d_t$  は評価地点における第  $t$  期の需要量,  $q_t$  は評価地点における第  $t$  期の流量である. 渇水の被害関数には, Kim et al. (2007) で用いられているように, 不足水量の 2 乗として定義されることもある. いずれにしても, 不足水量が増大するほど被害がそれ以上の割合で増大するという感覚を反映して, 被害関数には不足水量の高次関数の形式のものが用いられることが多い.

一方, ダム貯水池の物理的な制約やダム下流の河道の流況安定化のために必要な制約から, 貯水量や放流量には最大値, 最小値が存在し, これが最適化問題の制約条件となる.

$$S_{\min} \leq s_t \leq S_{\max} \quad (2.10)$$

$$R_{\min} \leq r_t \leq R_{\max} \quad (2.11)$$

ここに、 $s_t$  は第  $t$  期期首における貯水量である。本研究では、利水操作を対象としているので、 $S_{\min}$  は利水貯水量が最小である場合の貯水量であり、 $S_{\max}$  は利水貯水量が最大の場合の貯水量を表している。また、通常、 $R_{\min}$  は 0、 $R_{\max}$  は操作規則等によって定められている最大放流量とされる。

また、貯水量の変化は、連続式を用いて次のように表わされる。

$$s_{t+1} = s_t + i_t - r_t - \alpha_t \quad (2.12)$$

ここで、 $i_t$  は第  $t$  期におけるダム貯水池への流入量、 $\alpha_t$  は第  $t$  期における蒸発や漏水による貯水量の減少量である。ただし、本研究では、蒸発や漏水による貯水量の損失は無いものと考え、以降では  $\alpha_t = 0$  とする。一方、関数方程式は、以下のように定義できる。

$$\begin{aligned} f_T(s_T) &= \min_{r_T} H_T(q_T) \\ f_t(s_t) &= \min_{r_t} \{H_t(q_t) + f_{t+1}(s_{t+1})\} \quad (t=1, \dots, T-1) \end{aligned} \quad (2.13)$$

ここに、 $f_t(s_t)$  は将来被害関数であり、第  $t$  期期首において貯水量が  $s_t$  である場合に、第  $t$  期から第  $T$  期までの間に被りうる総被害の最小値を表す。(2.8)式で表わされる目的関数を持つ最適化問題は、既出の制約条件の下で、将来被害関数  $f_t(s_t)$  を第  $T$  期から第 1 期へと後退しながら順に求めることで解くことができる。全ての期間に対する将来被害関数  $f_t(s_t)$  が算出された後、初期貯水量  $s_t$  と(2.12)式を用いながら、以下の式を  $t=1$  から逐次的に用いることによって、最適放流量  $r_t$  が一意に決定される。

$$r_t^* = \min_{r_t} \{H_t(q_t) + f_{t+1}(s_{t+1})\} \quad (t=1, \dots, T-1) \quad (2.14)$$

以上で述べた DP モデルは、決定論的 DP (Deterministic Dynamic Programming: DDP) と呼ばれるモデルである。本章で提案する利水操作では、地球規模気象情報を基にした流況予測を考慮しながら、ここで定義した DP モデルを用いて最適化計算対象期間内の日単位の最適放流戦略を決定する。操作時には、算出した最適放流戦略を念頭に置きながら、ダム貯水池の状態を最新のものに反映させながら、実時間で放流を決定する。

表 2.2 適用ダム貯水池の諸元

Capacities		Specs
Active storage capacity		289,000,000 m <sup>3</sup>
Water use capacity		173,000,000 m <sup>3</sup>
Flood control capacity	Flood season ( Jul. 1 <sup>st</sup> – Oct. 10 <sup>th</sup> )	90,000,000 m <sup>3</sup>
	Dry season ( Oct. 11 <sup>th</sup> – June 30 <sup>th</sup> )	80,000,000 m <sup>3</sup>
Power generation capacity	Flood season ( Jul. 1 <sup>st</sup> – Oct. 10 <sup>th</sup> )	26,000,000 m <sup>3</sup>
	Dry season ( Oct. 11 <sup>th</sup> – June 30 <sup>th</sup> )	36,000,000 m <sup>3</sup>
Designed flood inflow		4,700 m <sup>3</sup> /sec
Designed release discharge		2,000 m <sup>3</sup> /sec
Maximum release discharge in case of no flood situation		800 m <sup>3</sup> /sec

## 2.4 適用と考察

2.3 で提案した貯水池操作手法を、吉野川流域早明浦ダムを対象に適用を行った。適用期間は2001年1月～2005年12月の5年間である。早明浦ダムは、吉野川水系における水資源開発の中核をなすもので、洪水調節、各種既得用水の安定取水を図るとともに、新規用水開発による四国四県への供給および発電を行っている(水資源機構, 2004)。早明浦ダム流域は流域降水量が周辺より多いことから、計画された供給量も多いが、降水の年々変動率や日単位の集中度が大きく、少雨時には貯水量が急激に減少し、そのため渇水が頻発している(藤部ら, 2008)。このような水資源供給量の変動が大きな流域においては、統計的な知見が必ずしも将来の状態を良く表現しないことから、予測情報の利用は有用であると考えられる。

早明浦ダムの諸元を表 2.2 に示す。前述のように、早明浦ダムは利水、治水、発電など、多目的ダムとして操作されているが、本研究ではこれらの操作のうち利水操作のみに着目する。すなわち、洪水時には操作規則に定められた操作を行いながら、原則としてダム下流の評価地点における水不足量(渇水被害)を最小化することを目的として操作を行い、発電による便益やそのための操作は評価しないものとした。早明浦ダムの諸元を考慮すると、式(2.10)および式(2.11)は以下ようになる。

$$0(\text{m}^3) \leq s_t \leq 173 \times 10^6 (\text{m}^3) \quad (2.15)$$

$$0 \leq r_t \leq 2000 (\text{m}^3/\text{sec}) \quad (\text{for flood situation}) \quad (2.16)$$

$$0 \leq r_t \leq 800 (\text{m}^3/\text{sec}) \quad (\text{for no flood situation})$$

また、早明浦ダムとその下流域のモデルとしては、DP を適用するために、利水操作を中心に行うことを念頭に置きながら、ここでは図 2.2 に示すように単純化したモデルを考えた。流況の評価地点は、図 2.2 に示すように、早明浦ダムの下流にある池田ダムの直上流に位置する。ここで、状態量として考える

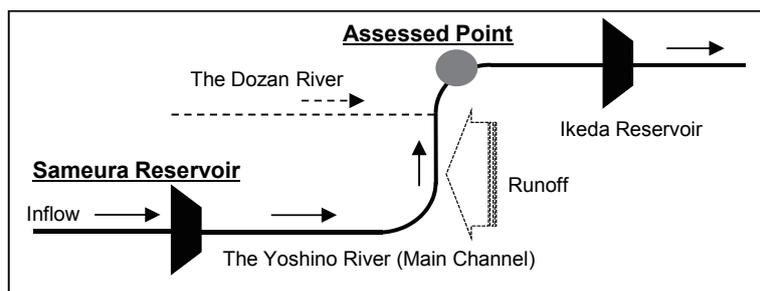


図 2.2 簡略化された対象流域モデル

ものは、早明浦ダム流入量及び貯水量、早明浦ダム直下流から評価地点までに吉野川本川へ流入してくる水量(残流域流出量)、評価地点における河川流量の4つであり、決定量は早明浦ダムからの放流量である。早明浦ダムから評価地点までの区間には、比較的大きな支川からの流入もあるが、これらも含めた全ての支川流入の合計分の流入を残流域流出量として表現した。さらに、この区間には最も大きな支川である銅山川からの流入もあるが、非洪水時には多くとも $0.45\text{m}^3/\text{sec}$ 程度であるため、残流域流出量に含めて考えた。以上から、流況予測の対象としては、ダム貯水池への流入量とダム地点から流況評価地点までの残流域流出量の2種となるが、ここでは地球規模気象情報に基づく長期降水量・流況予測情報が利水操作の改善に寄与する効果の評価を容易にするため、残流域流出量については完全に予測できるものと仮定し、まずはダム流入量のみを予測対象として適用を行った。また、これに対応して、降水量についても吉野川流域の流域平均値ではなく、早明浦ダム上流域のデータを用いた。

地球規模気象情報の各格子点値と早明浦ダム上流域降水量との相関解析は1976年～2000年の期間のデータを用いて行った。また、降水予測のための重回帰式の推定についても、同様の期間のデータを用いて行った。一方、流況予測のための重回帰式については、1979年～2000年の期間のデータを用いて推定した。

長期降水量の予測対象期間については、1か月～3か月、地球規模気象情報の格子点値の平滑化期間数については1か月～3か月、地球規模気象情報格子点値の平滑化格子点数については1格子点～9格子点の範囲の任意の組合せを考えた。ただし、以下では、相関解析及び降水予測を実施した結果、予測精度の改善が見られた組合せ、すなわち、長期降水量の予測対象期間については向こう3か月間、地球規模気象情報の平滑化格子点数及び平滑化期間数については順にその格子点を中心とする9格子点(3×3格子点)及び3か月間とした条件下での適用結果について述べる。適用は全シーズンについて行ったが、農耕期間との関係で水需要量が大きくなる5月～10月の期間(通常6月～10月とされる洪水期と比較的よく重なることから、本章の以下では5月～10月の期間を洪水期と呼ぶ)が、ダム貯水池の利水操作を考える上で特に重要であると考えられるので、以下ではこの期間における適用結果を中心に論じる。なお、利水操作の最適計算期間については、降水量予測期間と対応させるように考え、ここでは向こう3か月間とした。

### 2.4.1 相関解析結果と予測因子の選択結果

地球規模気象情報の各格子点値と早明浦ダム上流域の3か月降水量との相関解析結果の例を図2.3(a)~(g), 及び表2.3に示す. ここには, 7月を起点とする3か月間の積算降水量と4月~6月までの期間で平均した地球規模気象情報の格子点値(3×3格子点の平均値)との相関解析結果を示している. 表2.3に示すように, 各地球規模気象情報において, その地点における気象量が流域降水量と最も強い相関を示した格子点の相関係数の絶対値は, 0.58~0.67の間に分布していた. また, 全期間の解析結果を確認したところ, 表2.3における500hPa気圧高度情報と850hPa気圧高度情報のように, 同様の位置の格子点が最大の相関を示す格子点として選択されているケースが多く見られた. この原因としては, 最大の相関を示す格子点の位置が互いに似ていた地球規模気象情報の示す気象量がそもそも互いに密接に関係のある気象量同士であり, そのためそれらの格子点値同士にも比較的強い相関関係があったことにより, 降水量との相関解析の結果も互いに似た結果となった可能性があることが挙げられる. また, 相関解析結果では, 各気象情報において最大の相関を示す格子点には, 対象流域からかなり離れた位置にある格子点選ばれている事例が多かったが, 流域降水量に対してそのような大きな相関が, 対象流域と遠く離れた格子点における気象量から得られた物理的または力学的要因については, 本研究では明らかにすることができず, 今後の課題である.

次に, 上記で得られた相関解析結果を用いて, 各月を始点とする3か月間の積算降水量を予測する重回帰式の推定を, 説明変数の組合せがAICを最小とする組合せになるように行った. 洪水期の各期間に対して推定された降水予測重回帰式における説明変数の選択結果を表2.4に示す. 表内のMJJ/FMAといった表現は, 予測における説明変数(地球規模気象情報格子点値)の平滑化期間と被説明変数(流域降水量)の積算期間を表わしており, 例えばMJJ/FMAの場合は, 2月から4月までの地球規模気象情報を使って5月から7月までの流域積算降水量を予測する重回帰式を表わす. 同様に, JJA/MAMは3月から5月までの地球規模気象情報を使って6月から8月までの流域積算降水量を予測する重回帰式を表わし, 以下同様に一月ずつ月を後ろにずらした期間についての予測重回帰式の説明変数の選択結果を表わしている. 表2.4より, 相関解析結果において, 流域降水量と最も強い相関を示す格子点として互いに同じような位置の格子点選ばれていた地球規模気象情報のうちのいずれかが, 説明変数の中から除外されていることが確認できる. 重回帰式の説明変数の選択時にAICを考慮したことによって, 共線性のある説明変数を除外できていることがうかがえる. 推定の結果, 洪水期を対象とした5月~8月の始点とする3か月積算降水量の予測重回帰式の説明変数には, 850hPa気圧高度面上の気温情報と海面水温情報が最も頻繁に(4式中3式において)選択されていた(表2.4参照).

### 2.4.2 降水予測結果

2.4.1で推定された重回帰式を用いて, 地球規模気象情報から3か月先までの積算降水量の予測を, 2001年1月から2005年12月までの各月において実施した. 5月~8月を始点とする3か月積算

Cor. hgt500-Prec (1-month lag, Jul)

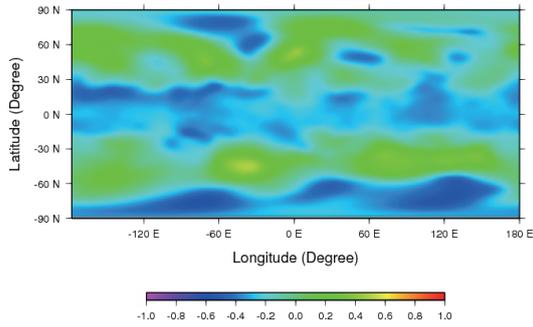


図 2.3(a) 相関解析結果 (hgt500, JAS/AMJ)

Cor. hgt850-Prec (1-month lag, Jul)

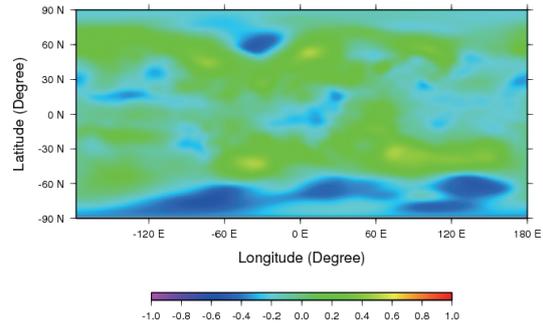


図 2.3(b) 相関解析結果 (hgt850, JAS/AMJ)

Cor. pressure-Prec (1-month lag, Jul)

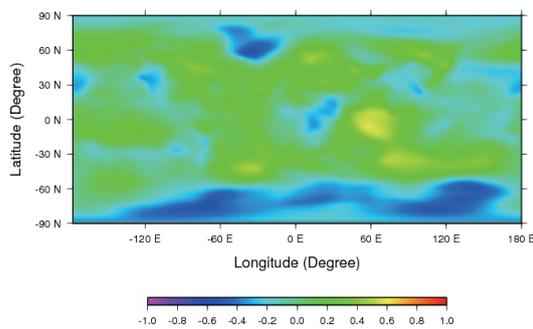


図 2.3(c) 相関解析結果 (pressure, JAS/AMJ)

Cor. temp500-Prec (1-month lag, Jul)

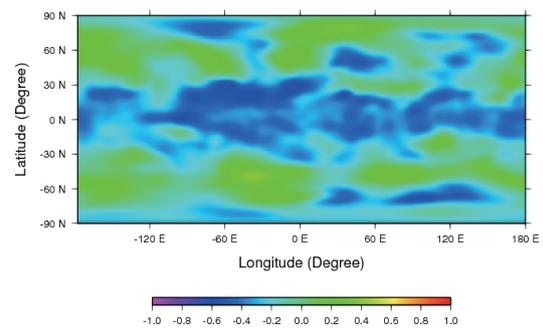


図 2.3(d) 相関解析結果 (temp500, JAS/AMJ)

Cor. temp850-Prec (1-month lag, Jul)

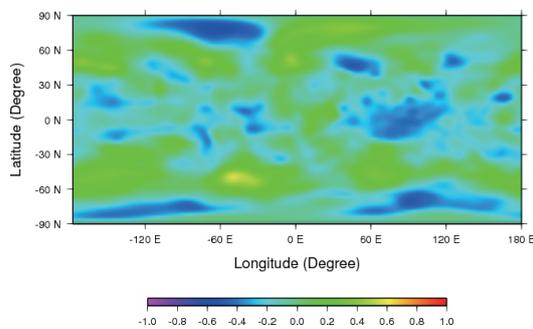


図 2.3(e) 相関解析結果 (temp850, JAS/AMJ)

Cor. temperature-Prec (1-month lag, Jul)

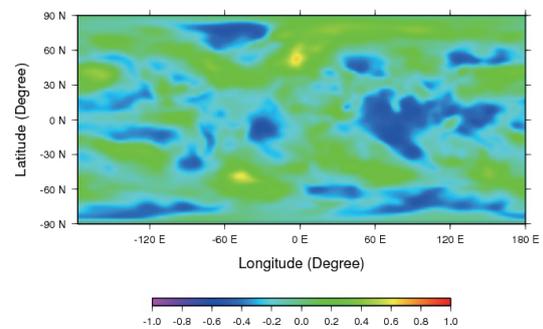


図 2.3(f) 相関解析結果 (temperature, JAS/AMJ)

Cor. glbsst-Prec (1-month lag, Jul)

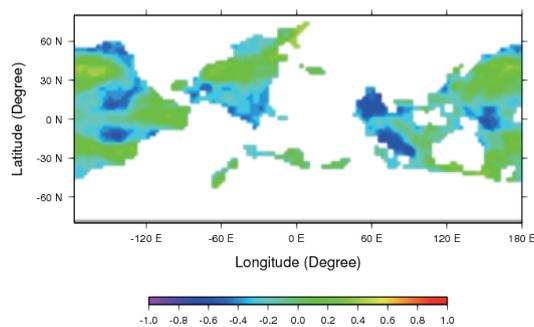


図 2.3(g) 相関解析結果 (sst, JAS/AMJ)

表 2.3 相関解析結果の例(7~9月降水量/4~6月平均の地球規模気象情報の格子点値)

Variable (abbrev.)	Location of max correlated point	Correlation
Geopotential height at 500hPa (hgt500)	80°S, 75°W	-0.60
Geopotential height at 850hPa (hgt850)	77.5°S, 70°W	-0.59
Surface pressure (pressure)	5°S, °57.5E	0.58
Temperature at 500hPa (temp500)	30°N, 2.5°W	-0.67
Temperature at 850hPa (temp850)	80°N, 62.5°W	-0.60
Temperature at surface (temperature)	55°N, 0°E	0.65
Sea surface temperature (sst)	6°N, 60°E	-0.67

表 2.4 洪水期における降水予測重回帰式の説明変数の選択結果

Prediction	Employed predictors	AIC
MJJ/FMA	hgt500, sst	355.3
JJA/MAM	hgt500, pressure, temp850	370.2
JAS/AMJ	hgt850, temp850, temperature, sst	352.3
ASO/MJJ	pressure, temp500, temp850, temperature, sst	343.2

降水量の予測の RMSE 値を表 2.5 に示す. 表中には, 提案手法による予測結果を使って算出した RMSE 値と, 予測が得られない場合として予測対象期間中に常に気候値(平均値)の降水が生じると予測した結果得られた RMSE 値とを示している. 表 2.5 より, 全期間を通して算出された RMSE 値を比較すると, 提案手法の方が気候値を予測値とした場合よりも 3.7%改善していることが分かる. 5月~8月を始点とする各予測期間に目を向けると, 5月, 7月, 8月を始点とする各期間では, 提案手法で RMSE 値に改善が見られたのに対し, 6月を始点とする期間では, 逆に RMSE 値が大きくなり悪化する結果となった.

また, 表 2.4 と表 2.5 の二つの結果を比較すると, 提案手法の RMSE 値が良かった期間では, 全ての期間で海面水温情報が降水予測重回帰式の説明変数に含まれていたのに対し, 提案手法の RMSE が悪かった6月を始点とする期間では, 降水予測重回帰式に海面水温情報が説明変数として含まれていなかったことが分かる. これらの結果から, 早明浦ダム上流域における洪水期の長期降水量を予測する上で, 海面水温情報が良い予測因子になる可能性があることが考えられる. 一般に, 海面水温などの海洋に関する現象が大気に比べてゆっくりと変化することから(古川・酒井, 2004), 3か月という長い機関の積算降水量との線形の関係が, 海面水温では大気気象諸量と比べて出やすかったのではないかと考えられる. 一方, ここには示していないが, 1月~4月, 9月~12月を始点とする主に非洪水期にあたる各期間では, 提案手法の予測精度は, 気候値を予測値とした場合と比較して改善が見られなかった. これらの期間における水文量の変動性は, 洪水期のそれと比較すると我が国では一般的に小さいわけであるが, このことが当該結果の要因となったかどうかについては, 本適用計算からは明らかにな

表 2.5 3 か月積算降水量の予測の RMSE

Period	Proposed prediction	Normal prediction
	(mm)	(mm)
Total average in all season	480.1	498.3
MJJ/FMA	254.8	302.0
JJA/MAM	788.7	709.8
JAS/AMJ	725.6	902.0
ASO/MJJ	907.2	1060.2

らず、さらなる検討が必要であると考えられる。

### 2.4.3 貯水池操作結果

2.4.2 で算出された向こう3 か月間の積算降水量の予測値を、日降水量の平年値を基にした比例配分により日単位の降水時系列に変換し、引き続いて、流入量を予測する重回帰式を用いて3 か月先までの日流入量系列に変換した。流入量を推定する重回帰式については、あらかじめ本対象流域について推定した次の式を用いた。

$$i_t = a_1 \cdot p_t + a_2 \cdot p_{t-1} + a_3 \cdot i_{t-1} + a_4 \cdot i_{t-2} + a_5 \cdot i_{t-3} \quad (2.17)$$

$$\begin{cases} a_1 = 0.4147, & a_2 = 0.1667 \\ a_3 = 0.1150, & a_4 = 0.0531, & a_5 = 0.0270 \end{cases}$$

ここに、 $p_t$  は第  $t$  日の降水量である。算出された3 か月先までの予測流入量系列を考慮した、3 か月先までの日単位の最適放流政策を DP によって実時間で算出し、算出した最適放流政策に従って日単位の放流操作を行った。操作期間は2001年1月1日から2005年12月31日までである。この期間における吉野川流域の実際の状況は、2001年から2004年までの期間については、比較的豊水であったため、水の補給不足は生じなかったが、2005年については4月から8月にかけての少雨により、早明浦ダムの利水貯水率が一時0%になるなど、夏季に厳しい渇水が生じた。

提案手法によるダム貯水池の利水操作によって生じた渇水被害を表2.6に示す。降水予測における予測精度の改善を反映して、提案手法による操作の方が、気候値を予測として考えた場合の操作と比較して良好な結果を示しており、全体として渇水被害を約8.2%小さくすることに成功している。

より詳細に結果を見ると、比較的豊水であった2001年から2004年については、そもそも渇水被害が生じにくい流況であったこともあり、二つの操作に大きな違いは見られなかった。2002年に気候値を予測とした場合の操作において若干の被害が生じているが、これは、2002年10月から同年11月にかけて気候値と大きくかけ離れた少雨があったため、結果的に過剰な放流を続け貯水量の低下を招いたためである。これらの結果からも分かるように、例え降水量の予測がある程度の精度で実施できるようにな

表 2.6 貯水池操作によって生じた渇水被害

	<b>Operation with proposed prediction [(m<sup>3</sup>/s)·day]</b>	<b>Operation with prediction of climatic normal value [(m<sup>3</sup>/s)·day]</b>
Total	503.5	548.5
2001, 2003 and 2004	0.0	0.0
2002	0.0	2.2
2005	503.5	546.3

っても、予測の対象期間が流況特性からそもそもあまり渇水が生じない時期である場合は、予測があることの長所が表れにくいと考えられる。

一方、実際にも渇水被害が大きかった 2005 年については、二つの手法による操作間に比較的大きな差が見られた。図 2.4(a)~(b)に 2005 年 5 月~10 月の期間における操作結果を、図 2.5 に二つの手法の結果に差が見られた 2005 年 8 月~10 月の期間における、両手法の放流操作に伴う渇水被害の推移を示す。前述のように、2005 年における吉野川流域では、著しい少雨により、実操作においても本適用シミュレーションにおいても早明浦ダムの利水貯水量が一時 0%となるほどの厳しい渇水に見舞われた。提案手法に基づく操作結果および気候値を予測値とした場合の操作結果のいずれにおいても、現在あるいは将来における貯水量の低下を反映して、放流量を制限した結果、下流の流況評価地点において河川流量が確保水量を大きくかつ長期間下回ることになり、大きな渇水被害が記録された。しかし、気候値を予測値とした場合の操作結果と比較すると、提案手法による操作結果では渇水被害が小さく抑えられている。降水予測精度が比較的良好だった提案手法では、長期降水予測において少雨傾向が予測されたことから、貯水量の急激な低下を抑えるためにより早い段階から放流量の制限を行っており、結果として渇水の底にあたる期間における放流制限量を小さくすることができたことから、渇水による総被害を小さくすることができたものと考えられる。

以上の結果から、3 か月間の積算降水量といった、日本の山岳域に位置するダム貯水池にとってはやや大まかとも言える時間解像度の予測情報であっても、予測精度がある程度確保されれば、当該予測情報を考慮することによって、渇水時における利水放流決定を改善することができる可能性があることが示唆された。また、提案手法により全球気象情報を考慮した場合には、降水予測結果に加えて利水操作結果についても改善が確認できたことから、全球気象情報の利水操作への適用性が確認できたと考えられる。また、本研究では、空間的には 9 格子点、時間的には 3 か月分の平均化を施した全球気象情報の格子点値と、流域の 3 か月積算降水量との線形な関係を利用した操作手法を構築したが、非線形な関係ではなく線形な関係を考慮するだけでも、貯水池の利水操作の効率化を考える上で、ある程度の貢献が期待できることが示されたと言える。

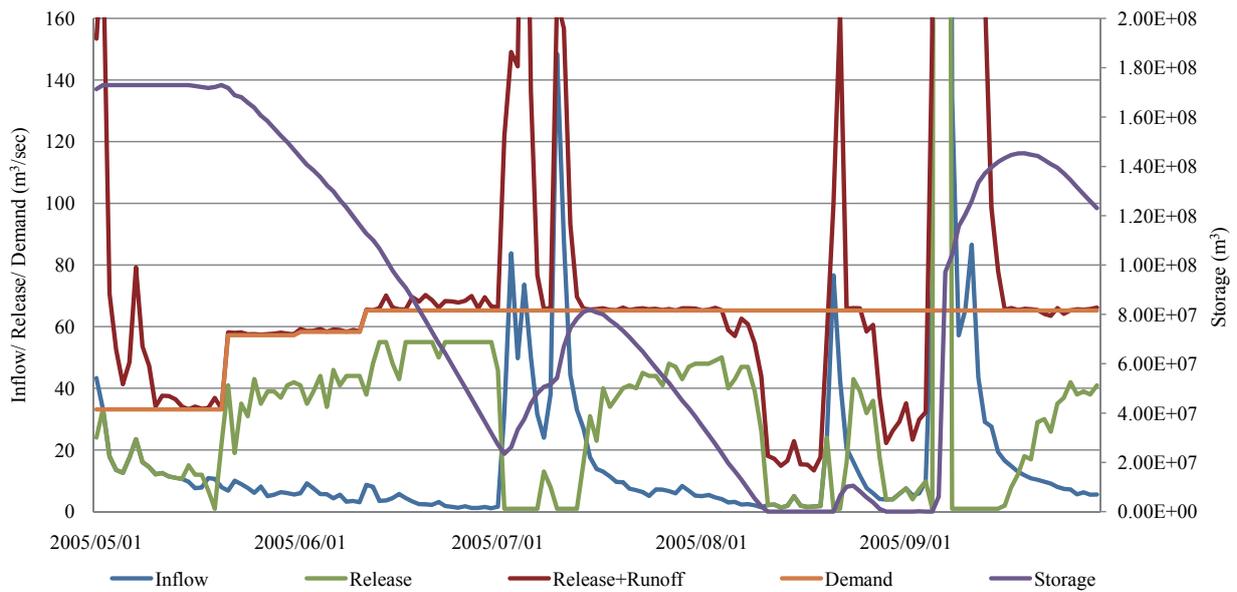


図 2.4(a) 貯水池操作結果(2005年5月～10月, 提案予測手法)

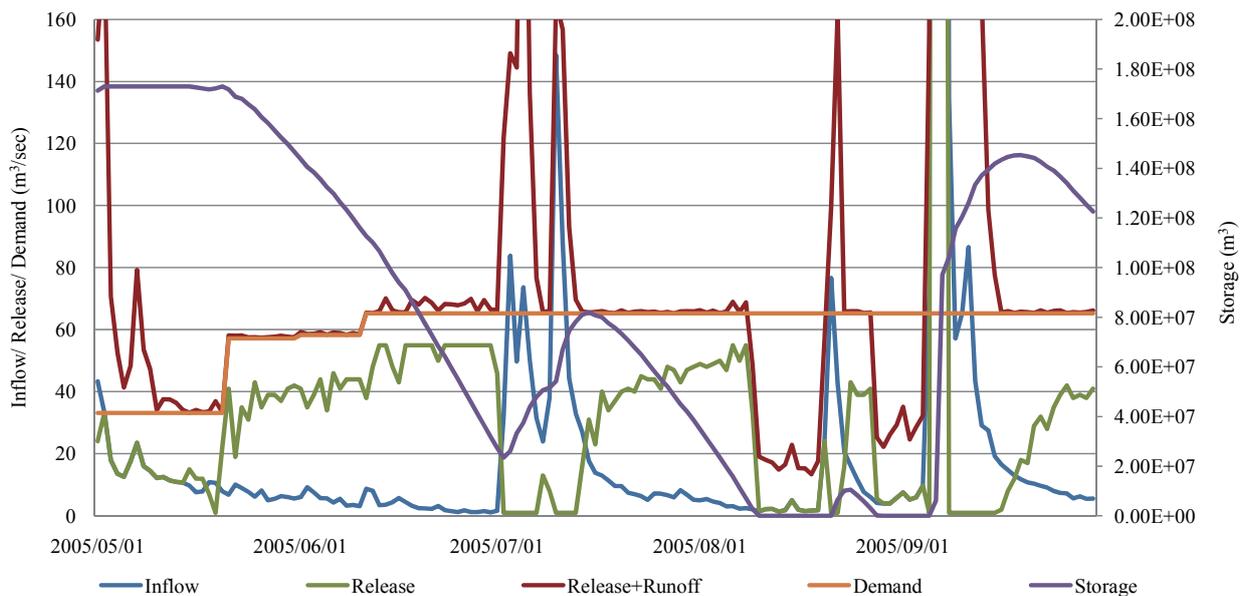


図 2.4(b) 貯水池操作結果(2005年5月～10月, 気候値予測)

## 2.5 結語

本章では、地球規模気象情報の概要や整備状況を概観するとともに、こうした情報の水資源管理への利用研究の現状を俯瞰した。また、ダム貯水池の利水操作における地球規模気象情報の利用可能性を確認することを目的として、管理対象とする河川流域の降水量と複数の全球気象情報の格子点データとの相関関係を利用した長期降水予測手法を構築し、当該予測手法による予測情報を考慮した長期貯水池操作手法を構築した。吉野川流域早明浦ダムを対象に提案

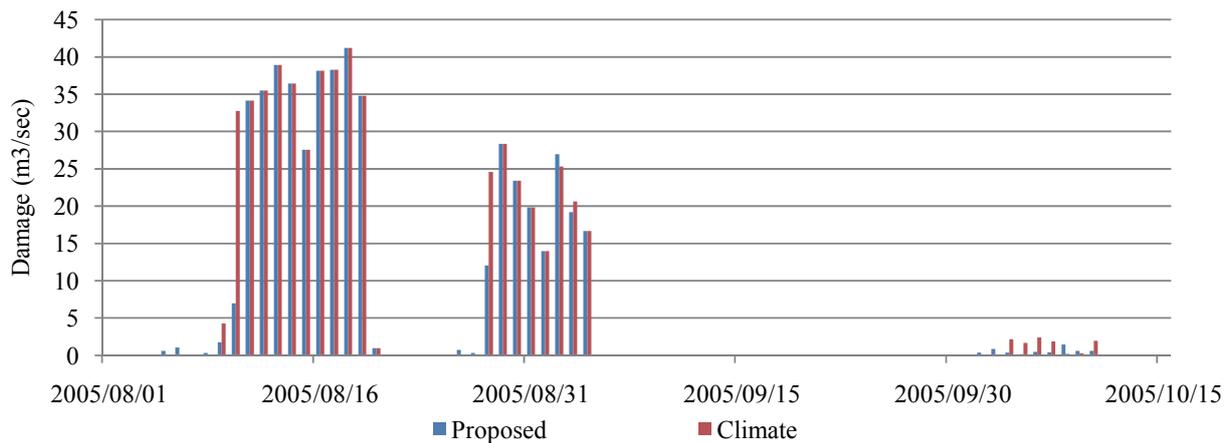


図 2.5 渇水被害算定結果 (2005 年 8 月～10 月)

操作手法の適用を行った結果、5月～8月を始点とする3か月積算降水量の予測においては、6月を始点とする3か月間の積算降水量の予測精度は気候値を予測値とした場合と比較して向上しなかったものの、5月、7月、8月を始点とする3か月積算降水量の予測精度には向上が見られた。また、2001年～2005年の適用期間全てを通じても若干の改善が見られた。また、利水操作においては、当該降水予測情報を考慮することによって、特に渇水時において操作精度の改善が見られた。

以上のことから、本章で提案した、地球規模気象情報を利用した降水予測手法の一定の有用性が示されるとともに、利水操作上も改善が見られることが確認された。ただし、本研究では適用対象として一つの河川流域のみを取り扱っているため、今後は地域の異なる複数の河川流域へ適用を行い、提案手法の妥当性を引き続き検討する必要がある。また、相関解析結果においては、流域降水量と遠方の格子点上の気象量とが強い相関を示すことについて、物理的な解釈を行うことができず、この点も今後の課題であると考えられる。

本研究では、地球規模気象情報の格子点データと流域長期降水量との線形な関係を利用した貯水池操作手法を提案した。しかし、一般に大気や海洋が非線形な挙動を示すことを考えると、地球規模気象情報の格子点値との統計上の線形な関係を用いて推定することができるのは、本章の適用で考えた3か月間の積算降水量のような、大まかな気象・水文状態にとどまる可能性が考えられる。日々、意思決定がなされる貯水池実管理に対してさらに有用な予測情報を提供すべく、より細かな時間解像度の予測情報を提供しようとする場合には、全球の気象状態と流域降水量との非線形な関係を考慮する必要があると考えられ、今後はこの点についても検討を加えていくことが重要であると考えられる。

## 参考文献

- Akaike, H. (1974): A new look at the statistical model identification, IEEE Transactions on Automatic Control, 19, pp.716-723.
- Barnston, A.G. and Simth, T.M. (1996) : Specification and Prediction of Global Surface Temperature and Precipitation from Global SST Using CCA, J. of Climate, Vol.9, pp.2660-2697.
- Bellman, R. (1957): Dynamic Programming, Princeton University Press., Princeton, New Jersey, U.S.A., 340pp.
- Biau, G., Zorita, E., von Storch, H. and Wackernagel, H. (1999) : Estimation of Precipitation by Kriging in the EOF Space of the Sea Level Pressure Field, Journal of Climate, pp.1070-1085.
- Coleman, A. and Davey, M. (1999): Prediction of Summer Temperature, Rainfall and Pressure in Europe from Preceding Winter North Atlantic Ocean Temperature, Int. J. Climatol., Vol.19, pp.513-536.
- Crimmins, M.A. (2006) : Synoptic Climatology of Extreme Fire-Weather Consitions across the Southwest United States, Int. J. Climatol., Vol.26, pp.1001-1016.
- Déry, S.J. and Wood, E.F. (2004) : Teleconnection between the Arctic Oscillation and Hudson Bay river discharge, Geophysical Research Letters, Vol.31, L18205.
- Giannini, A., Saravanan, R. and Chang, P. (2004): The preconditioning role of Tropical Atlantic Variability in the development of the ENSO teleconnection: implications for the prediction of Nordeste rainfall, Climate Dynamics, Vol.22, pp.839-855.
- Han, S.O. (2009): Inflow prediction for long-term reservoir operation through lag correlation analysis of global meteorological information, Kyoto Univ. Master Thesis, 134pp.
- Hwang, S., Schemm, J.E., Barnston, A.G. and Kwon, W. (2001) : Long-Lead Seasonal Forecast Skill in Far Eastern Asia Using Canonical Correlation Analysis, J. of Climate, Vol.14, pp.3005-3016.
- JIS X0016 (1997) : 情報処理用語(情報理論), 財団法人日本規格協会, 10pp.
- Kalnay, E., Kanamitsu, M., Kistler, R., Collins, W., Deaven, D., Gandin, L., Iredell, M., Saha, S., White, G., Woollen, J., Zhu, Y., Leetmaa, A., Reynolds, B., Chelliah, M., Ebisuzaki, W., Higgins, W., Janowiak, J., Mo, K.C., Ropelewski, C., Wang, J., Jenne, R. and Joseph, D. (1996): The NCEP/NCAR 40-Year Reanalysis Project, Bull. Amer. Meteor. Soc., Vol.77, pp.437-471.
- Kannan, M., Prabhakaran, S. and Ramachandran, P. (2010): Rainfall forecasting Using Data Mining Technique, International Journal of Engineering and Technology, Vol.2, No.6, pp.397-401.
- Kawai, H., Iwashima, T., Ishikawa, H., Maruyama, T., Mukougawa, H., Horiguchi, M., Iguchi, T. and Araki, T. (2006): Analysis and Prediction of Anomalous Weather and Atmospheric Hazards, Annuals of Disas. Prev. Res. Inst., Kyoto Univ., No.49, C, pp.81-93.
- Kim, Y. O., Eum, H. I., Lee, E. G. & Ko, I. H. (2007): Optimizing Operational Policies of a Korean

- Multireservoir System Using Sampling Stochastic Dynamic Programming with Ensemble Streamflow Prediction, *Journal of Water Resources Planning and Management*, Vol. 133, No. 1, pp. 4-14.
- Kistler, R., Kalnay, E., Collins, W., Saha, S., White, G., Woollen, J., Chelliah, M., Ebisuzaki, W., Kanamitsu, M., Kousky, V., Dool, H.V.D., Jenne, R. and Fiorino, M. (2001): The NCEP-NCAR 50-Year Reanalysis: Monthly means CD-ROM and documentation, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, Vol.82, 247-267.
- Kojiri, T., Tomosugi, K. and Galvao, C.V. (1994): Knowledge-Based Decision Support System of Real-Time Reservoir Operation for Drought Control, *J. Japan Soc. Hydrol. & Water Resour.*, Vol.7, No.3, pp.188-195.
- Labadie, J. (2004): Optimal Operation of Multireservoir Systems: State-of-the-Art Review, *Journal of Water Resources Planning and Management*, Vol. 130, No. 2, pp.93-111.
- Landman, W.A. and Mason S.J. (1999) : Operational Long-Lead Prediction of South African Rainfall Using Canonical Correlation Analysis, *Int. J. Climatol.*, Vol.19, pp.1073-1090.
- Lima, C.H.R. and Lall, U. (2010): Climate informed monthly streamflow forecasts for the Brazilian hydropower network using a periodic ridge regression model, *J. of Hydrology*, Vol.380, pp.438-449.
- Lloyd-Hughes, B. and Saunders, M.A. (2002): Seasonal Prediction of European Spring Precipitation from El Niño-Southern Oscillation and Local Sea-Surface Temperatures, *Int. J. Climatol.*, Vol.22, pp.1-14.
- Maity, R. and Kumar, N. (2009): Hydroclimatic influence of large-scale circulation on the variability of reservoir inflow, *Hydrol. Process*, Vol.23, pp.934-942.
- Ogawasara, T. and Kawamura, R. (2007) : Combined Effects of Teleconnection Patterns on Anomalous Summer Weather in Japan, *Journal of Meteorological Society of Japan*, Vol.85, No.1, pp.11-24.
- Optiz-Stapleton, S., Gangopadhyay, S. and Rajagopalan, B. (2007) : Generating streamflow forecasts for the Yakima River Basin using large-scale climate predictors, *J. of Hydrology*, Vol.341, pp.131-143.
- Pekarova, P. and Pekar, J. (2004) : Teleconnections of AO, NAO, SO, and QBO with Interannual Streamflow Fluctuation in the Hron Basin, *J. Hydrol. Hydromech.*, Vol.52, No.4, pp.279-290.
- Qian, B., Corte-Real, J. and Xu, H. (2000) : Is the North Atlantic Oscillation the most important atmospheric pattern for precipitation in Europe?, *Journal of Geophysical Research*, Vol.105, No.D9, pp.11,901-11,910.
- Quadrelli, R., Pavan, V. and Molteni, F. (2001) : Wintertime variability of Mediterranean precipitation and its links with large-scale circulation anomalies, *Climate Dynamics*, Vol.17, pp.457-466.
- Robertson, A. and Ghil, M. (1999): Large-Scale Weather Regimes and Local Climate over the Western United States, *J. of Climate*, Vol.12, pp.1796-1813.

- Shukla, J. and Paolino, D.A. (1983): The Southern Oscillation and Long-Range Forecasting of the Summer Monsoon Rainfall over India, *Monthly Weather Review*, Vol.11, pp.1830-1837.
- Sveisson, O.G.B., Lall, U., Gaudet, J., Kushnir, Y., Zebiak, S. and Fortin, V. (2008a): Analysis of Climatic States and Atmospheric Circulation Patterns That Influences Québec Spring Streamflows, *J. of Hydrol. Eng.*, Vol.13, No.6, pp.411-425.
- Sveisson, O.G.B., Lall, U., Fortin, V., Perrault, L., Gaudet, J., Zebiak, S. and Kushnir, Y. (2008b): Forecasting Spring Reservoir Inflows in Churchill Falls Basin in Québec, Canada, *J. of Hydrol. Eng.*, Vol.13, No.6, pp.426-437.
- Tadesse, T., Wilhite, D.A., Harms, S.K., Hayes, M.J. and Goddard, S. (2004): Drought Monitoring Using Data Mining Techniques: A Case Study for Nebraska, USA, *Natural Hazards*, Vol.33, pp.137-159.
- Uvo, C.B. (2003): Analysis and Regionalization of Northern European Winter Precipitation Based on Its Relationship with the North Atlantic Oscillation, *International Journal of Climatology*, Vol.23, pp.1185-1194.
- Wallace, J.M., Gutzler, D.S. (1981) : Teleconnections in the Geopotential Height Field during the Northern Hemisphere Winter, *Monthly Weather Review*, 109, pp.784-812.
- Wang, G. and Eltahir, E.A.B. (1999): Use of ENSO Information in Medium- and Long-Range Forecasting of the Nile Floods, *J. of Climate*, Vol.12, pp.1726-1737.
- Xoplaki, E., Luterbacher, J., Burkard, R., Patrikas, I. and Maheras, P. (2000): Connection between the large-scale 500hPa geopotential height fields and precipitation over Greece during wintertime, *Climate Research*, Vol.14, pp.129-146.
- Yeh, W. (1985): Reservoir management and operations models: A state-of-the-art review, *Water Resour. Res.*, Vol. 21, No. 12, pp. 1797-1818.
- Yu, Z., Chu, P. and Schroeder, T. (1997) : Predictive Skills of Seasonal to Annual Rainfall Variations in the U.S. Affiliated Pacific Islands: Canonical Correlation Analysis and Multivariate Principal Component Regression Approaches, *J. of Climate*, Vol.10, pp.2586-2599.
- Zveryaev, I.I. (2004) : Seasonality in precipitation variability over Europe, *Journal of Geophysical Research*, Vol.109, D05103.
- 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) : 中長期気象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.
- 大西晴夫(1995) : 17.8 台風予報, 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,財団法人東京大学出版会,pp.158-202.
- 川合慧(1995):コンピューティング科学,財団法人東京大学出版会,216pp.
- 川合慧(2006):情報,財団法人東京大学出版会,p.71.
- 川村隆一(2007):モンスーン循環の形成とその変動プロセス—大気海洋相互作用と大気陸面相互作用から謎を解く—,天気,第54巻,第3号,pp.3-6.
- 気象庁(2005):異常気象レポート2005 近年における世界の異常気象と気候変動—その実態と見通し—(VII),p.126.
- 櫻井健一郎(1996):時空間パターン分類化手法による少雨現象分析と渇水対策,岐阜大学大学院修士論文,39pp.
- 住 明正(1995):17.12 超長期予報と気候予報,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.
- 谷和男(2009):情報工学の基礎,共立出版株式会社,pp.1-5.
- 寺尾徹・村松久史・井上治郎(1991):日本の梅雨期における降水量の年々変動と東アジアの500mb循環場,京都大学防災研究所年報,Vol.34, B-2, pp.85-101.
- 二宮洸三(2004):数値予報の基礎知識,株式会社オーム社,pp.125-134.
- 根本利弘・小池俊雄・喜連川優(2007):地球水循環データアーカイブシステムにおける異種データ相互解析機能の実装,電子情報通信学会第18回データ工学ワークショップ論文集,D8-7.
- 東博紀・松浦知徳(2006):日本における大雨の発生頻度とEl Niño監視海域における海面水温変動,土木学会論文集B,Vol.62, No.3, pp.251-257.
- 藤部文昭・村上正隆・越田智喜・吉田一全(2008):早明浦ダム周辺の降水量とダム貯水量の変動特性,天気,55巻,6号,pp.21-25(469-473).
- 萬納寺信崇(1995):客観解析,数値予報課報告別冊第41号 数値予報の基礎知識—数値予報の実際—,気象庁編,pp.28-40.
- 水資源機構(2004):輝く21世紀のくらしと水—四国の水資源—,独立行政法人水資源機構吉野川局,p.13.
- 三石真也・角哲也・尾関敏久(2010):WRFによる降雨予測を活用したダム操作に関する検討,ダム工学,第20巻,第2号,pp.94-104.
- 三石真也・尾関敏久・角哲也(2011):WRFによる洪水予測を活用した新たな洪水調節手法の適用性検討,水文・水資源学会誌,第24巻,第2号,pp.110-120.
- 山川修治(2005):季節—数十年スケールからみた気候システム変動,地学雑誌,第114巻,第3号,pp.460-484.
- 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.

和田一範・川崎将生・富澤洋介(2005):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 卷, 第 6 号, pp.703-709.

## 第3章

# 地球規模気象情報の情報集約手法と 集約された情報の長期貯水池操作への利用

### 3.1 概説

第2章では、地球規模の気象場と対象流域の降水量との線形な統計的關係を利用して貯水池操作を行う手法を構築した。しかし、2.4において、地球規模気象情報の格子点値及び流域降水量の両者ともに時間的または空間的にある程度平滑化した状態で關係を見た場合でなければ、降水予測精度が改善されなかった事例に見られるように、線形な關係を考慮のみでは、把握できる關係に限界がある。広域の気象現象にせよ、流域スケールの気象・水文現象にせよ、気象が複雑な力学的プロセスを内包し、その状態推移が一般に非線形性を示すことに鑑みると、地球規模気象情報を流域での水資源管理において効果的に利用するためには、やはり両者の非線形の關係を考慮することが重要であると考えられる。本章では、このような事情に鑑み、地球規模気象情報と流域降水量の非線形な關係を把握するための手段として、地球規模気象情報の集約手法の開発を行い、集約された地球規模気象情報の貯水池実管理への利用手順について論じる。

### 3.2 地球規模気象情報の集約手法の概要

#### 3.2.1 地球規模気象情報の集約技術の動向

全球客観解析データなどに代表される地球規模気象情報の中には、大量のデータが含まれている。水資源管理にあたって地球規模気象情報を効果的に利用することを考える場合、このような大規模データセットの中から、水資源管理に有用な情報をいかに取りだすかが課題となる。第2章で構築したように、大規模データセットに含まれる格子点値などのデータをそのまま利用して、地球規模の気象状態と流域規模の気象・水文状態との關係を探ることも可能である。しかし、気象現象の物理プロセスの複雑性を考えれば、ある間隔で整然と配置された格子点上における気象状態を考慮のみでは、広域スケールでの気象分布の特徴をスポット的に捉えることしかできず、気象の状態をその分布の特徴なども含めて多角的に考慮することが難しい。例えば、大気の動きは相対的なファクターで決まることも多く、気圧(圧力)の大きいところから気圧の小さいところへ移動する(風が吹く)、また気温(温度)の高い気塊が浮力によって気温の低い気塊の上側へ上昇(対流)しようとするなど、周囲の気象の状態との相対的な關係によって大気の動きが規定され、水蒸気などの動きもこの影響を受ける。従って、流域の気象・水文量と関連性が深いような広域スケールの気象状態を多角的な視点から見出そうとするのであれば、広

域気象に関する格子点値といったスポット的情報だけではなく、広域スケールの気象の分布特性(格子点データであれば各格子点間の気象の相対的關係)と流域気象・水文量との關係性についても着目することが重要であると考えられる。そのためには、広域スケールの気象の分布特性をいかに効率的に数量化するかが課題となってくる。

上記のように、情報源からの複数の出力を複数または多数のデータの組合せを効率的に数量化することを、情報工学分野では情報圧縮と呼び、これまでも盛んに研究が行われている。特に、画像情報の処理にあたっては、情報の圧縮に対する要請が大きく、ベクトル量子化や予測符号化、直交変換符号化などの高能率の画像情報圧縮技術が確立されてきている(斎藤, 1989; 波, 1993)。一方、大量のデータ群の中からデータが持つ特定の傾向を把握したり、あるいはその中から有益または意味のある情報を取り出したりする目的のために、データ群を「要約」しようとする解析方法は、データマイニングとも呼ばれる。データマイニングの手法には、決定木、クラスタリング、マーケットバスケット分析など、これまでに様々なものが提案されてきているが、探索的手法と目的志向的手法とに大きく分類することができる(SAS インスティテュートジャパンら, 1999)。クラスタリング、マーケットバスケット分析などは探索的手法に該当し、決定木は目的志向的手法に該当する。

探索的手法では、あらかじめデータの「要約」のための規準が示されず、データの集合の中から似ているもの同士を集め、似ていないものはできる限り別の集合として符号化しようとする。すなわち、同一符号が割り当てられたデータ群の中の内部距離を最小にしつつ、異符号が割り当てられたデータ群間の外部距離を最大化しようとする手法であるともいえる。そのため、一般に、一度データの集約・符号化ができれば、新規取得データの既存符号への割当てが容易で有るのに対し、データ集約の結果が解析目的に照らして必ずしも意味のある結果となるとは限らないという欠点がある。データ分類においては、いわゆる教師無し分類がこの手法に含まれる。一方、目的志向的手法では、データの「要約」のための規準が解析目的に沿ってあらかじめ示されており、その規準に従ってデータを分類する。従って、データ集約の結果は解析目的に照らして意味のあるものになるが、異なる符号が割り当てられたデータ集合同士を、分類基準を用いて必ずしも明瞭に区別できるとは限らないという欠点も有する。また、データ分類においては、教師有り分類がこの手法に含まれると言える。

以上で述べてきたようなデータマイニング手法を含む情報圧縮手法は、近年の気象・水文データベースの大規模化に伴い、気象学や水文学・水資源工学の分野においても利用が検討されてきている。小尻ら(1996)や櫻井(1996)では、気象や海面水温などの空間的分布特性を ISODATA 法などのクラスタリング手法によって数個のクラスターに分類することにより符号化し、符号化された気象や海面水温の空間的分布特性を入力としたニューラルネットワークによる長期降水量予測手法を提案している。木村ら(2009)は、気圧配置の分類にサポートベクターマシンを適用し、日々の気圧配置を自動的に分類し、蓄積された膨大な量の過去の事例の中から関心のある事例を効率的に取り出すための手法を提案している。また、Spate(2003)やBabovic(2005)は、水文学の分野におけるデータマイニング手法の導入事例やより広範な適用へ向けての課題などについて紹介するとともに、統計データによるパラメータ同定

を必要とするような水文モデル構築時におけるデータマイニング手法導入の有用性を主張している。Hewett(2003)は、複数のデータマイニングシステムを用いて、ENSO(El Niño/Southern Oscillation)やPDO(Pacific Decadal Oscillation)などの大規模気象循環指標の時系列から予測因子を選択しつつ、アメリカ合衆国のOkeechobee湖の将来流入量を予測するモデルを提案している。Tadesse et al. (2004)は、SOI(Southern Oscillation Index)やNAO(North Atlantic Index), PNA(Pacific/North American Index)などのテレコネクション指標とアメリカ合衆国ネブラスカ州におけるSPI(Standardized Precipitation Index)やPDSI(Palmer Drought Severity Index)などの渇水指標との相互関係分析を、相関ルール解析などのデータマイニング手法を用いて実施している。一方、生駒ら(2004)や根本ら(2007)は、気象・水文学分野における地球環境データの量の爆発的な増大を受け、研究者がこれらのデータを効率的に利用できるよう、基礎的な統計解析機能を携えた大規模データ利用のためのユーザーインターフェースとして、データマイニングツールを実装した大規模地球環境データアーカイブシステムを開発している。

以上の既往研究ではいずれにおいても、広域の気象分布を何らかの指標を用いて集約した上で、あるいは気象分野でよく用いられる気象指標を集約された情報と考え、集約された情報と流域の気象・水文量との関係を捉えようとするか、または予め識別したい現象を決めた上で、それらの現象を識別しやすいように広域の気象分布状況を集約し、識別に利用するのかのいずれかの方法が採用されている。前者は先に述べた探索的な情報集約手法であり、ここに挙げた既往研究で用いられている手法の中では、クラスタリングやテレコネクションや大規模気象循環指標を用いた例が当てはまる。一方、後者は先に述べた目的志向的な情報集約手法であり、既往研究で用いられている手法の中では、サポートベクターマシンなどが当てはまる。しかし、探索的または目的志向的いずれの手法を用いた場合にも、先に述べたように一長一短があり、現時点において広域の気象分布状況から流域の気象・水文状態に関する情報を取り出そうとする際の普遍的な情報集約手法は確立されておらず、試行錯誤の域を未だ出していないのが実情である。

### 3.2.2 長期貯水池操作への導入のための地球規模気象情報の集約手法

3.2.1では、地球規模気象情報の集約技術の概要を見てきた。その中で、情報の集約方法には大別して探索型と目的志向型の二種類があることを述べたが、貯水池管理を始めとする水資源管理に応用する目的で地球規模気象情報の集約を行うことを念頭に置いた場合に、いずれの手法がより適切なのかについては、まだ十分な知見が得られていない。特に、流域内の渇水被害をできる限り小さくすることを目的とした、ダム貯水池の利水操作へ地球規模気象情報を利用することを考えた場合に、探索的手法によって地球規模気象分布状況の情報集約時において気象分布状況の特徴の識別性が高まる効果と、目的志向的手法によって地球規模気象分布の集約情報から推定される流域水文状態の識別性が高まる効果との、いずれがより有利に作用するかについては未だ不明である。

そこで、本章では、地球規模気象分布を考慮したダム貯水池の利水操作の意思決定を効率化する

ことを目的として、地球規模気象分布の複雑な特徴を表現するための情報集約手法を構築する。さらに、集約された地球規模気象情報を用いたダム貯水池の利水操作手法を構築することを考える。始めに、単一の地球規模気象情報を考慮する場合の情報集約化手法と利水操作手法について論じる。地球規模気象情報の集約手法としては、探索型と目的志向型の両方の手法を考え、長期貯水池管理上の放流意思決定への適用時における両情報集約手法の有効性を比較・検討する。ここでは、探索的情報集約手法としてクラスタリング手法を、目的志向的情報集約手法として流域降水量の多寡に基づく合成図解析を考える。続いて、複数の地球規模気象情報を考慮する場合の情報集約手法と、集約された情報を考慮した利水操作のための長期降水予測手法について論じる。

### 3.3 地球規模気象情報の集約手順

#### 3.3.1 利用する地球規模気象情報

本研究では、地球規模気象情報のうち月平均 500hPa 気圧高度分布情報と海面水温分布情報を用いる。500hPa 気圧高度分布情報を用いるのは、当該気圧高度面が、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思えることができ、また、地上気温等との相関が高いことから、長期予報作業においても多用されることによる(古川・酒井, 2004)。また、海面水温分布については、2.3.1 で述べたように、特に熱帯域における海面水温の変動が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・衰弱に関係する(大西, 1995)ことから、これらの影響を考慮するために利用する必要があると考えられるからである。利用するデータは、500hPa 気圧高度分布については NCEP/NCAR 再解析データの月平均値を利用し、海面水温分布については気象庁の月平均海面水温データセット(glbsst)を用いる。NCEP/NCAR 再解析データ及び月平均海面水温データセットの諸元については、表 2.6 を参照されたい。ただし、解析時にはこのデータをさらに平年偏差分布に変換して利用する。

以上で述べた 2 種類の地球規模気象情報は表 2.6 に示されるように全球にわたって整備されているわけであるが、全球の領域における気象分布をそのままそれぞれ 1 つの情報として考慮することは、対象とする流域の降水量との関係があまり無い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、貯水池操作への利用を考える場合には好ましくないと考えられる。そこで、気圧高度分布、海面水温分布については、全球の状態を考慮するのではなく、表 3.1 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、まずは日本の河川流域における降水量に対する影響を分析することを考え、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、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、北緯 30 度～60 度、北緯 60 度～90 度、東西方向は全て 360 度を範囲とする 3 つの帯領域である。一方、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(NINO.3)に準ずる海域(南緯 4 度～北緯 4 度、西経 150 度～90 度)、日本近海の黒潮と親潮が衝突

表 3.1 気象分布状況を考慮する7つの領域

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

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)(櫻井, 1996), インド洋の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ついての観測に基づく解析情報を, 表 3.1 に示すような I1～I7 の7種の異なる気象情報として考える.

### 3.3.2 地球規模気象分布の特徴の表現方法

#### 3.3.2.1 500hPa 気圧高度分布の特徴の表現方法

まず, 北半球の3つの領域に分けられた月平均 500hPa 気圧高度分布の特徴の定量化を行う. 各領域の月平均 500hPa 気圧高度分布の特徴は, 月平均 500hPa 気圧高度分布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情報の格子点値の平年偏差は, 各格子点における解析値から平年値を差し引いて次式のように求められる.

$$G(i, j) = g(i, j) - h(i, j) \quad (3.1)$$

ここで,  $i$  は各領域南端から北へ緯度方向に数えた場合の格子点番号 ( $i = 1 \sim 13$ ),  $j$  は西経 180 度から東へ経度方向に数えたときの格子点番号 ( $j = 1 \sim 144$ ),  $G(i, j)$  は格子点  $(i, j)$  における 500hPa 気圧高度偏差量,  $g(i, j)$  は格子点  $(i, j)$  における 500hPa 気圧高度,  $h(i, j)$  は格子点  $(i, j)$  における 500hPa 気圧高度の平年値である. 平年偏差量の算出により, 当該領域において平年偏差量が正である領域と負である領域が把握できる. 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, 図 3.1 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, かつ細かな擾

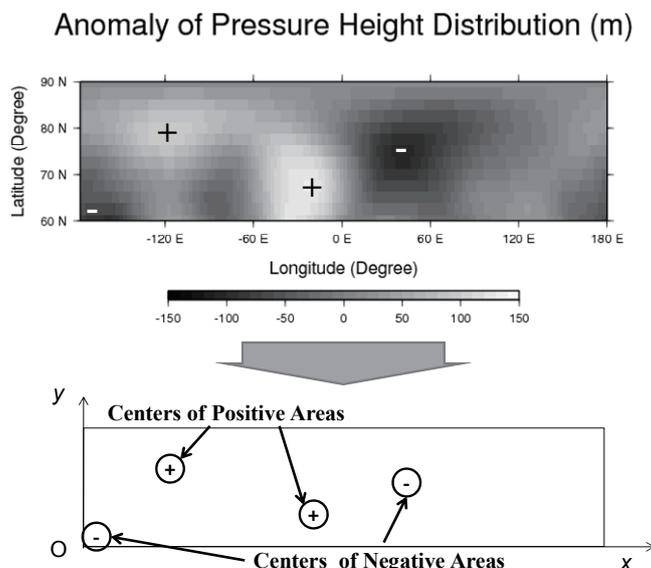


図 3.1 正/負偏差域の中心位置による気圧高度分布の特徴の表現

乱の影響を取り除くため、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。

### 3.3.2.2 海面水温分布の特徴の表現方法

3.3.1 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、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平年偏差を算出し、正の平年偏差域の中心と負の平年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  $0.2^{\circ}\text{C}$  以上である格子点とし、反対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  $-0.2^{\circ}\text{C}$  以下である格子点とする。

### 3.3.3 地球規模気象情報の情報集約方法

次に、前項で求めた各領域における 500hPa 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数量化する。先に述べたように、本研究では情報の集約にクラスタリング手法を用いた探索的手法と合成図解析を用いた目的志向的手法の 2 種類の方法を用いる。

#### 3.3.3.1 探索的手法

まず、クラスタリング手法を用いた探索的な情報集約手法について説明する。この手法では、まず、各領域の気圧高度分布または海面水温分布をクラスタリング手法の一種である MacQueen の k 平均法

(MacQueen, 1967)を使って、6つの典型的なパターンに分類する。k平均法では、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、3.3.2で考えた偏差域の中心座標を用いて、以下の手順のように算出する。

ある領域における、ある2つの観測分布パターン  $m$ ,  $m'$  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、

$$D_s(m, k, m', k') = \sqrt{(X_k^m - X_{k'}^{m'})^2 + (Y_k^m - Y_{k'}^{m'})^2} \quad (3.2)$$

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  $m'$  の全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  $D_t(m, k, m')$  とする (図 3.2)。

$$D_t(m, k, m') = \min_{k'} \{D_s(m, k, m', k')\} \quad (3.3)$$

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 (3.3) 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、正偏差域を考えた時の距離  $D_p(m, m')$  とする。

$$D_p(m, m') = \max_k \{D_t(m, k, m')\} \quad (3.4)$$

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 3.3)。

$$D_r(m, m') = \max \{D_p(m, m'), D_n(m, m')\} \quad (3.5)$$

上記の距離関数は、500hPa 気圧高度分布、海面水温分布の双方に対して同様に用いる。

次に、上記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 平均法により月ごとに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

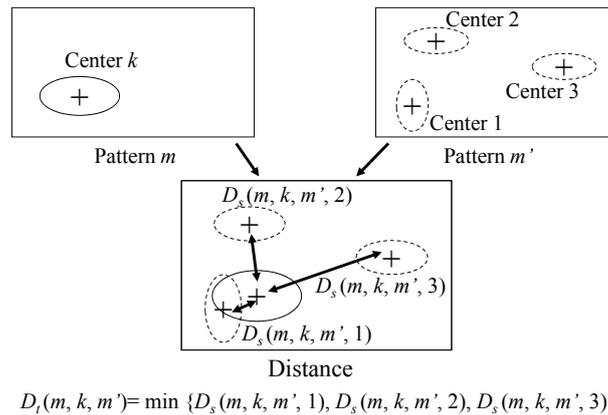


図 3.2 パターン  $m$  の正偏差域  $k$  とパターン  $m'$  の正偏差域との距離の算出方法

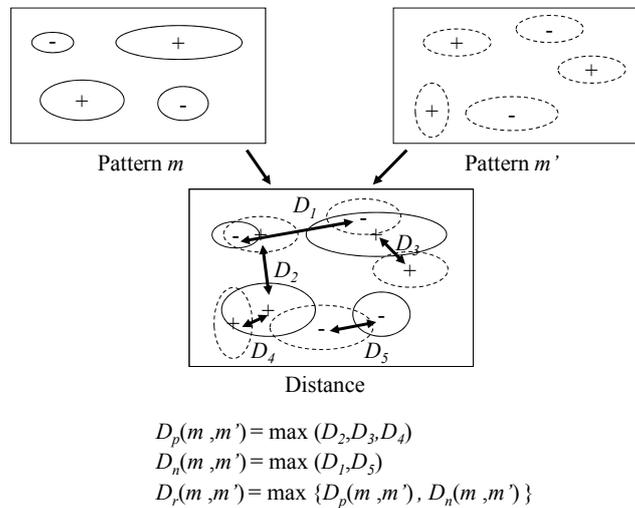


図 3.3 パターン  $m$  とパターン  $m'$  との距離の算出方法

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それぞれ再分類する。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 平均法によるクラスタリングの流れを図 3.5 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。地球規模気象分布の特徴は、最終的に上記で求めた 6 つのクラスターのいずれに属するかによって表される。

### 3.3.3.2 目的志向的手法

次に、合成図解析を用いた目的志向的な情報集約手法について述べる。この手法では、地球規模気象分布を、過去にその分布の観測後に引き続いて観測された流域降水量の多寡に応じて分類する。

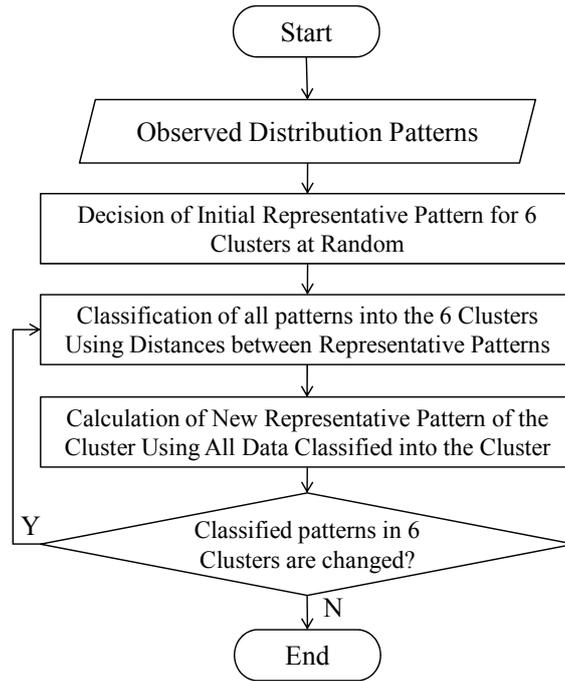


図 3.4 k 平均法によるクラスタリングの流れ

表 3.2 本研究で用いる降水ランクの範囲と代表値(年平均(%))

Rank	1	2	3	4	5
Range	0 - 72.5	72.5 - 91.5	91.5 - 114.5	114.5 - 133.5	133.5 -
Central value	36.3	82.0	103.0	124.0	166.7

まず、過去の対象流域における月降水量の標本を、その多寡によりいくつかのランク(以後、降水ランクと呼ぶ)に分割・分類する。本研究では、降水ランクとして表 3.2 に示すような境界値を持つ 5 つのランクを考える。ただし、表中の数値は、各ランクの上限と下限を対象月の年平均(%)で表したものであり、例えば、ランク 2 には年平均の 72.5%以上、91.5%未満の降水があった年が該当することを示す。

次に、過去の各気象分布の観測/解析データを、それに引き続く予測対象月において同じ降水ランクに属する降水量が観測された観測標本が同じ気象分布群に属するように、5 つの群(クラスター)に分類する。このとき、気象分布の特徴の表現方法としては、3.3.2 で定義した各気象分布情報内の正偏差域と負偏差域の中心位置の座標を用い、分類時の距離関数には、3.3.3.1 で定義した正/負偏差域の中心座標間の距離に基づいた関数(すなわち式(3.2)~式(3.4))を用いる。この結果、5 つの月降水ランクにそれぞれ 1 対 1 で対応する 5 つの気象分布のクラスターが、対象とする各気象情報について求まる。各クラスターの代表パターンは、3.3.3.1 における探索的手法と同様に、各クラスターに属する気象分布パターンの重心とする。地球規模気象分布の特徴は、上記で求めた 5 つのクラスターのいずれに属するかによって表される。

### 3.4 集約された地球規模気象情報を用いた長期降水予測と貯水池操作

次に、3.3 で算出した集約手法によって算出された地球規模気象分布の集約情報を用いて、対象流域における長期降水予測を行う。長期降水予測の予測期間については、本研究ではダムの利水操作を対象とすることを踏まえ、第2章と同様に3か月先までとする。また、予測の時間解像度については、月降水量を考える。ここでは単一の地球規模気象情報を対象として、3.3 で論じた2種類の情報集約手法をそれぞれ用いた2種類の長期降水予測手法と、各予測情報を利用した長期貯水池操作決定モデルを構築する。以下に2種類の操作決定モデルの概要を述べる。

一つ目のモデルは、地球規模気象分布状況の探索的集約情報を利用して3か月先までの月降水量の確率的予測を行い、当該予測を利用して確率 DP により最適放流計算を行う操作モデルである（以後、単に確率 DP 操作モデルと呼ぶ）。この操作モデルでは、あらかじめ月降水量を表3.2に示す5つの降水ランクに分けておき、3.3.3.1において定義した探索的情報集約手法によって、地球規模気象分布情報ごとにあらかじめ6つに分類された各気象分布パターンが観測された場合における各降水ランクの条件付き生起確率を利用して、3か月先までの月降水量の確率的な予測を行う。そして、上記の過程で算出された降水ランクの予測生起確率分布を用い、確率 DP によって3か月先までの放流戦略を決定する。ここでの分類は、いわゆる教師無し分類であり、望ましい分類結果一例えば、各気圧高度分布パターンの生起とそれに引き続く1か月間における各月降水量ランクの生起が1対1に対応するような分類結果に一致するように分類するのではなく、気圧高度分布の特徴を最大限区別できるように分類する。そのため、このモデルでは、気圧高度分布の分類精度は後述するモデルと比較して良いと推察される。ただし、分類された気圧高度分布の各パターンが特定の降水量カテゴリーと良く対応するとは限らないという性質も持つことになる。

もう一方の操作モデルは、地球規模気象分布状況を目的志向的に集約した情報を利用して3か月先までの月降水量の決定論的予測を行い、当該予測を利用して決定論的 DP により最適放流計算を行う操作モデルである（以後、単に決定論的 DP 操作モデルと呼ぶ）。この操作モデルでは、3.3.3.2において定義した目的志向的情報集約手法によって、過去の統計期間においてはあるクラスターに属する気象分布パターンが観測された後には引き続き必ず特定の降水ランクに属する降水量が観測されるように一すなわち、5つの各降水ランクの生起と1対1で対応するように、5つのクラスターに分類されている。予測時には、観測された気象分布パターンに対応する降水ランクに属する降水が、3か月先までの各月に生起するものとする。そして、上記で決定論的に予測された降水量を用い、決定論的 DP によって予測状況を考慮した3か月先までの最適放流戦略を決定する。ここでの気圧高度分布状況の分類はいわゆる教師有り分類であり、望ましい分類結果一例えば、各気圧高度分布パターンの生起とその次の1か月間における各月降水量ランクの生起が1対1に対応するような分類結果に一致するように、5つのパターンに分類する。そのため、この手法では、気象分布の分類精度は前述の探索型情報集約手法における分類精度と比較して悪いと予想されるが、分類された気象情報の各パターンはそれぞれ1つの降水量カテゴリーと1対1に対応するため、予測降水量の識別性という点で優位性を持つと

考えられる。

### 3.4.1 探索的に集約された情報を利用した確率的貯水池操作モデル

#### 3.4.1.1 探索的に集約された情報を利用した確率的降水・流況予測

まず3.3.3.1において定義した地球規模気象情報を探索的に集約した指標を用いて、3か月先までの月降水量の予測を行う手法について述べる。

はじめに、3.3.3.1で分類した各地球規模気象分布の各クラスターが観測された場合における、続く3か月間の流域月降水ランクの条件付き生起確率分布を、統計データを元に算出する。ここでも、流域降水量の降水ランクには、表3.2に示した5つのランクを用いる。次に、各地球規模気象分布の予測時点における最新の観測/解析情報を、3.3.3で定義した距離関数を用いて、3.3.3.1で算出した代表パターンを持つ6つのクラスターに分類する。そして、先ほど求めた各気象情報の各クラスターに対する月降水量の条件付き降水ランク生起確率分布と、予測時点の観測/解析状況のクラスター分類結果に基づいて、3か月先までの降水ランク確率分布  $P_l[R_k]$  の予測時系列を求める。ただし、 $l$ は予測リードタイムを表し  $l=1,2,3$  である。

さらに、得られた3か月先までの月降水ランク確率分布の時系列と、表3.2に示す各降水ランクの代表値から、統計回帰式を利用して3か月先までの月単位の流況予測を行う。流況予測についても、降水予測が5つの降水ランクの生起確率分布の形式で与えられることに対応して、3か月先までの月降水量の5つの各ランクの同時生起確率値を持った、3か月先までの125 ( $5 \times 5 \times 5$ ) の月平均流量系列として算出する。

#### 3.4.1.2 確率流況予測を用いた確率 DP モデル

次に、3.4.1.1で求めた確率流況予測を利用して、確率 DP による3か月先までのダム貯水池の放流の最適化と操作決定を行う。本研究では、第2章における検討と同様に、操作目的として低水管理に着目し、操作の最適化問題を需要水量に対する供給不足によって生じる被害を最小化する問題として考える。以下に確率 DP モデルの概要を述べる。

いま、 $T$  期先までの貯水池操作を最適化することを考える。最適化問題の目的関数には2.3.5で定義した式(2.8)を、渇水による被害の程度を表わす被害関数には同じく2.3.5で定義した式(2.9)を用いる。二式をここに再掲すると、

$$\min_r \sum_{t=1}^T H_t \quad (3.6)$$

$$H_t = \begin{cases} \frac{(d_t - q_t)^2}{d_t} & (q_t < d_t) \\ 0 & (q_t \geq d_t) \end{cases} \quad (3.7)$$

確率 DP モデルでは、将来の流況が確率的に記述されるため、前述のような目的が設定されているのならば、結果として将来の渇水被害の期待値を最小化することになる。このため、貯水池操作のための確率 DP モデルの関数方程式は、一般的に次式のように記述される (Faber & Stedinger, 2001)。

$$f_t(s_t) = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} E \left\{ H_t(q_t) + E_{i_t} [f_{t+1}(s_{t+1})] \right\} \quad (3.8)$$

$$(s_{t+1} = s_t + i_t - r_t)$$

ここに、

$$R_{\min}^* = \max \{ R_{\min}, s_t + i_t - S_{\max} \} \quad (3.9)$$

$$R_{\max}^* = \min \{ R_{\max}, s_t + i_t - S_{\min} \}$$

である。第  $t$  期における貯水池への流入量が  $i_t$  となる確率を  $P[i_t]$ 、ダムから評価地点までの流出量が  $o_t$  となる確率を  $P[o_t]$  とすると、目的関数及び関数方程式はそれぞれ以下のようになる。

$$\min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \sum_{t=1}^T \left\{ \sum_{o_t} P[o_t] \cdot H_t(q_t) \right\} \quad (3.10)$$

$$f_t(s_t) = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \sum_{o_t} P[o_t] \cdot \left\{ H_t(q_t) + \sum_{i_t} P[i_t] \cdot f_{t+1}(s_{t+1}) \right\} \quad (3.11)$$

$$(q_t = o_t + r_t)$$

さらに、連続する期の流量の持続性や時系列性を考慮するためには、マルコフ連鎖を用いた確率 DP が用いられる (Loucks et al., 1981)。この場合、貯水量だけでなく流入量も状態変数として考え、第  $t$  期において流入量が  $i_t$  であり、第  $t+1$  期において流入量が  $i_{t+1}$  である遷移確率  $P[i_{t+1}|i_t]$  と、同様にして定義される流出量に関する遷移確率  $P[o_{t+1}|o_t]$  を用いて、関数方程式は次のように記述される。

$$f_t(s_t, i_t) = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \sum_{o_t} P[o_{t+1}|o_t] \cdot \left\{ H_t(q_t) + \sum_{i_t} P[i_{t+1}|i_t] \cdot f_{t+1}(s_{t+1}, i_{t+1}) \right\} \quad (3.12)$$

ただし、ここでは、予測期間 (3 か月間) における各時間ステップ (1 か月) の予測値がそれぞれ与えられることから、最適化計算ではこれをそのまま用いることにし、遷移確率を考慮しない。そのため、関数方程式には式 (3.11) を用いる。式 (3.11) の関数方程式に従って、第  $T$  期から第 1 期までの将来被害関数  $f_t(s_t)$  を算出し、最後に現在の貯水量  $s_t$  を与えれば、以下の式から最適放流量  $r_t^*$  が得られる。

$$r_t^* = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \sum_{o_t} P[o_t] \cdot \left\{ H_t(q_t) + \sum_{i_t} P[i_t] \cdot f_{t+1}(s_{t+1}) \right\} \quad (3.13)$$

### 3.4.2 目的志向的手法を用いて集約された情報を利用した決定論的貯水池操作モデル

#### 3.4.2.1 目的志向的手法を用いて集約された情報を利用した決定論的降水・流況予測

次に、3.3.3.2 で定義した各地球規模気象情報の目的志向的に集約された情報を用いて、3 か月先までの月降水量を予測する手法について述べる。

3.3.3.2 の過程において、各地球規模気象分布情報に対して5つのクラスターがその後に生起する降水ランクと1対1に対応するように、統計データを用いて定められている。ここでは、3 か月先までの月降水量を予測するモデルを構築するので、上記の作業を1月～12月の月毎に、これらの月からその後3 か月先までに実際に生起した1 か月ごとの降水ランクに基づいて行う。この結果、各地球規模気象情報に対して、5つの月降水ランクにそれぞれ1対1で対応する5つの気圧高度偏差分布パターンが、向こう3か月に至るまでの1か月ごとについて求まる。

降水予測時には、まず、新たに観測された各地球規模気象情報の気象分布状況を、上で作成した各気象情報の5つの気象分布パターンのうちの一つに分類する。このとき、分類に用いる距離関数には、3.3.3.1 で定義した正/負偏差域の中心座標間の距離に基づいた関数(すなわち式(3.2)～式(3.5))を利用する。そして、各パターンが代表する3 か月先までの各月の降水ランクに属する月降水量がそのまま実現すると予測する。すなわち、3 か月先までの月降水ランクの予測値がただ一つの時系列として求められる。さらに、算出した3 か月先までの月降水ランクの予測時系列と表3.2に示す各降水ランクの代表値から、3 か月先までの月平均予測流量時系列を、統計回帰式を用いて算出する。

#### 3.4.2.2 決定論的流況予測を用いた決定論的 DP モデル

続いて、3.4.2.1 で求めた決定論的流況予測を用いて、決定論的 DP による3 か月先までのダム貯水池の放流最適化と操作決定を行う。ここでも第2章や前項における検討と同様に、操作目的として低水管理に着目し、需要水量に対する供給不足によって生じる渇水被害を最小化する問題としてダム貯水池の操作最適化問題を捉える。目的関数、被害関数、制約条件、関数方程式、放流決定式等は、第2章の式(2.8)～式(2.14)で定義したものと同一ものを用いる。

## 3.5 適用と考察

以上で構築した地球規模気象情報の集約手法と集約情報を考慮した長期貯水池操作手法を実流域に適用し、二つの情報集約手法ならびに利水操作手法を比較するとともに、地球規模気象分布の集約情報を利水操作において考慮することの効果を検討した。3.3 で取り上げた I1～I7 までの地球規模気象情報のうち、ここでは例として 500hPa 気圧高度分布に関する I1～I3 までの3情報を取り上げ、

表 3.3 適用ダム貯水池の諸元

Capacities		Specs
Active storage capacity		289,000,000 m <sup>3</sup>
Water use capacity		173,000,000 m <sup>3</sup>
Flood control capacity	Flood season ( Jul. 1 <sup>st</sup> – Oct. 10 <sup>th</sup> )	90,000,000 m <sup>3</sup>
	Dry season ( Oct. 11 <sup>th</sup> – June 30 <sup>th</sup> )	80,000,000 m <sup>3</sup>
Power generation capacity	Flood season ( Jul. 1 <sup>st</sup> – Oct. 10 <sup>th</sup> )	26,000,000 m <sup>3</sup>
	Dry season ( Oct. 11 <sup>th</sup> – June 30 <sup>th</sup> )	36,000,000 m <sup>3</sup>
Designed flood inflow		4,700 m <sup>3</sup> /sec
Designed release discharge		2,000 m <sup>3</sup> /sec
Maximum release discharge in case of no flood situation		800 m <sup>3</sup> /sec

適用を行った。

### 3.5.1 適用流域

適用対象流域には吉野川流域早明浦ダムを採用した。早明浦ダムの諸元を表 3.3 に再掲する。早明浦ダムは利水、治水、発電など、多目的ダムとして運用されているが、ここでは特に利水補給時の貯水池操作に着目して検討を行うため、これらの操作のうち、治水操作を制約とし、利水操作のみを最適放流決定の際における目的の対象と考えた。すなわち、洪水時には操作規則に定められた操作を行いながら、原則としてダム下流の評価地点における水供給不足による渇水被害を最小とすることを目的として操作を行うと考え、発電による便益は評価しないものとした。ここで、状態量として考えるものは、早明浦ダムの流入量及び貯水量、決定量は、早明浦ダムからの放流量、すなわち評価地点における河川流量である。

また、ここでは利水操作のみを操作の対象としているため、最適化計算の対象となる貯水容量には第 2 章における適用時と同様に利水容量のみを考えた。最適化計算の制約条件についても第 2 章と同様に考えた。以上の条件の下、2001 年から 2002 年までの 2 年間について、提案する地球規模気象分布に関する集約情報を用いた 2 種類の貯水池操作のシミュレーションを行った。

### 3.5.2 降水予測結果

降水量の予測精度評価には一般にカテゴリ予測の評価に用いられるブライアー・スコア (Brier Score) (Brier, 1950) を用いた。ブライアー・スコアは次式で定義される。

$$BS = \frac{1}{N} \sum_k (P_k - E_k)^2 \quad (3.14)$$



表 3.6 各モデルによる操作によって生じた渇水被害

Model	Averaged Damage (m <sup>3</sup> /sec)
SDP with unsupervised use of PHD	5.455
DDP with supervised use of PHD	5.787

### 3.5.3 貯水池操作結果

500hPa 気圧高度 1000hPa 偏差分布の探索的クラスタリング手法による降水予測を利用した確率 DP 操作モデルと、500hPa 気圧高度 1000hPa 偏差分布の目的志向的クラスタリング手法による降水予測を利用した決定論的 DP 操作モデルの二つのモデルを用いて、前述の仮定の下、供給水量不足に伴う被害の最小化を目的として早明浦ダムの操作シミュレーションをそれぞれ行った。ただし、降水予測には、探索的手法、目的志向的手法双方において、各予測リードタイム別に最も予測精度の良かった情報 (*BS* 値の小さかったもの) による降水予測結果を、それぞれ予測値として採用した (探索的手法の 2 か月後については中緯度 (I2) を採用)。予測降水量からの予測流入量及び予測残流域流出量への変換は、あらかじめ統計データから推定した線形重回帰式を用いて行った。2 種の操作モデルによる操作シミュレーションにおいて実施された放流操作による渇水被害の算出結果を表 3.6 に示す。降水予測精度の算定結果を反映して、500hPa 気圧高度 1000hPa 偏差分布の探索的クラスタリング手法による降水予測を利用した確率 DP 操作モデルの方が、渇水被害を抑えることができた。しかし、降水予測のブライアー・スコアでは両モデル間に大きな差が見られるのにもかかわらず、操作結果による渇水被害についてはそれほど大きな差は見られなかった。このことは、一般的に確率予測やカテゴリ予測において予測精度評価に用いられるブライアー・スコアによる評価のみでは、予測の貯水池への利用性という観点からの評価としては不十分であり、予測の操作への利用性を考える際には、予測の精度や予測形式と貯水池放流における意思決定過程とを総合的に考慮する必要がある可能性があることを示唆している。しかしながら、本研究におけるシミュレーションは、対象とした期間についても流域についてもごく限られたものであることから、一般的な結論に向けてはさらなるシミュレーションによる検討が必要であると考えられ、今後の検討課題としたい。

## 3.6 集約された複数の地球規模気象情報を用いた長期降水予測手法

### 3.6.1 降水予測手法の理論

前節まででは、単一の地球規模気象分布の集約された情報を利用した長期降水予測手法を考えた。ここでは複数の集約された地球規模気象情報を用いて 3 か月先までの月降水量の予測を行う方法を考える。ここでの気象情報の集約手法としては、3.5 までの検討の結果、他方と比べて操作精度が良かった探索的手法を用いる。

まず、3.4.1.1 で定義した探索的クラスタリング手法を用いた降水予測手順に従い、考慮する個々の地球規模気象分布情報について、3 か月先までに想定される月降水量の 5 ランクの生起確率分布をそ

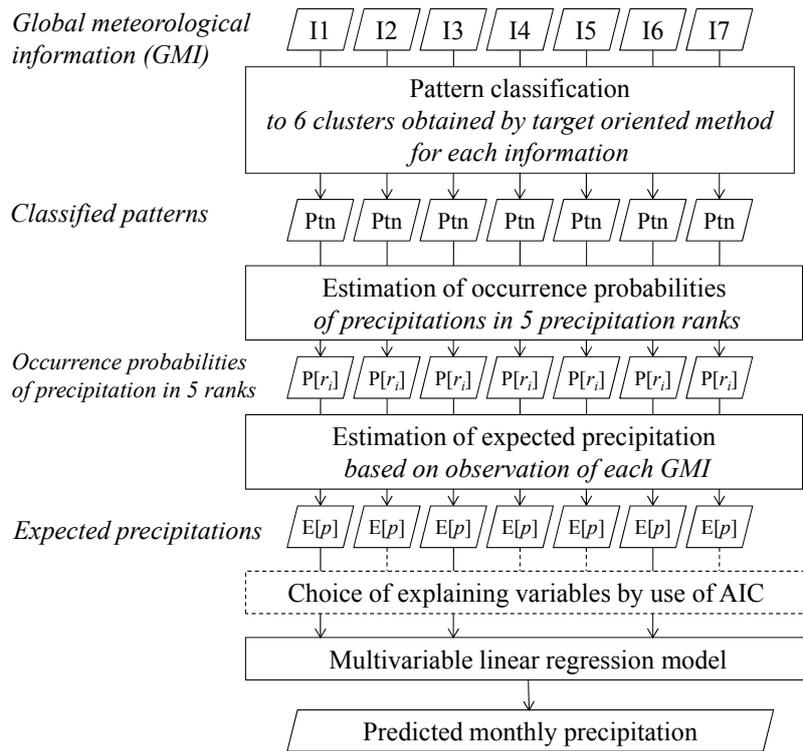


図 3.5 複数の地球規模気象分布の集約化された情報を利用した降水予測手法

それぞれ算出する. さらに, 上記で算出した各情報を参照した場合の 3 か月先までの月降水量のランクごとの生起確率と, 各降水ランクの代表値を用いて, 各地球規模気象分布情報の観測情報を基にした場合の 3 か月先までの月降水量の条件付き期待値を算出する. 本研究の場合, 考える地球規模気象分布情報は全部で 7 種類であるので, 上記の 3 か月先までの月降水量の条件付き期待値の時系列が 7 種類求まることになる.

次に, 上で得られた 7 つの期待月降水量を入力(説明変数)とする重回帰式を用い, 7 つの期待月降水予測情報を集約した月降水量予測値を算出する. 重回帰式は, 地球規模気象分布情報と流域降水量の過去のデータから, 各予測月の各リードタイム別にあらかじめ推定しておく. その際, 推定された重回帰モデルの AIC を最小化するように, 地球規模気象情報の組合せ(説明変数の組合せ)を決定する. この重回帰モデルを定式化すると次式のようになる.

$$y^l = a_0^l + a_1^l x_1^l + \dots + a_m^l x_m^l + \varepsilon^l \tag{3.15}$$

ここで,  $l$  は向う 3 か月間における各月 ( $l=1, 2, 3$ ),  $y^l$  は  $l$  月目における予測降水量,  $x_m^l$  は  $l$  月目における降水量の条件付き期待値,  $a_m^l$  は係数,  $\varepsilon_m^l$  は正規分布に従う残差である. 月降水量予測のフローを図 3.5 に示す. 以上の手順を, 全ての月において, 向う 3 か月間の各月に対し適用することで, 複数の地球規模気象情報の探索的信息集約過程を考慮した長期降水予測モデルが構築される. 予測時に

はこのモデルを用いて3か月先までの月降水量系列を算出する。

### 3.6.2 適用と考察

以上の降水予測手法を、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月までの2年間について適用を行った。地球規模気象情報には、表3.1に示す3領域の月平均500hPa気圧高度分布と4領域の月平均海面水温分布の計7種類を用い、これらの情報に含まれる各格子点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た。また、各地球規模気象分布情報のクラスタリングと、各クラスターが生起した際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。

#### 3.6.2.1 重回帰式の説明変数としての地球規模気象情報の選択結果

重回帰式の説明変数の選択結果を表3.7に示す。向う1か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か月先から2か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か月先から3か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か月先までの期間、2か月先から3か月先までの期間の順に、287.11, 287.19, 286.03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292.71, 294.88, 295.04であり、いずれも全ての説明変数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、全般的に、考慮する説明変数の数が大きくなるほどAICが大きくなる、すなわち予想される予測の汎用性が悪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3.8に示す。

#### 3.6.2.2 降水予測結果

3.6.2.1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か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3.9に示す。表3.9を見ると、2か月先から3か月先までの期間に対する予測では、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、精度が悪いことが分かる。逆に、向う1か月間と1か月先から2か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か月間

表 3.7 重回帰式の説明変数の選択結果

Predicted period	Best combination of explaining variables	AIC		
		Best combination	All information	Average
Next 1st month	I1, I2, I7	287.11	292.71	291.18
Next 2nd month	I3, I4	287.18	294.87	292.52
Next 3rd month	I3	286.03	295.04	292.03

表 3.8 最良の降水予測重回帰式の推定結果

Predicted period	Equation*
Next 1st month	$y = 0.7718 + 0.7880x_1 - 0.3004x_2 + 0.3114x_7$
Next 2nd month	$y = -14.71 + 0.5860x_3 + 0.3829x_4$
Next 3rd month	$y = 33.50 + 0.7428x_3$

\*  $y$ : 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 3.9 各リードタイムに対する予測の RMSE

Prediction				Prediction as normal value
Next 1st month	Next 2nd month	Next 3rd month	Average for the next 3 months	
99.02	126.1	172.8	136.1	135.4

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。提案手法において3か月間の月降水量の平均的な予測精度が悪かったのは、向こう2~3か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か月先までの期間では、平年値の実を考慮した場合に比べ精度が向上しており、向こう1~2か月先まででは若干の誤差の減少が見られた。

各月における予測結果例を図 3.6(a)~(c)に示す。全体的に、表 3.9 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か月先までの期間において、観測値との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、全体的に平年地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、予測誤差に系統だった特徴は見られなかった。

### 3.7 結語

本章では、地球規模気象分布と流域降水量との間の非線形な関係を把握するための手段として、地球規模気象分布の複雑な特徴を表現するための地球規模気象情報の集約手法について検討を行った上で、集約された地球規模気象情報をリアルタイムで貯水池実管理に利用する手順について論じ

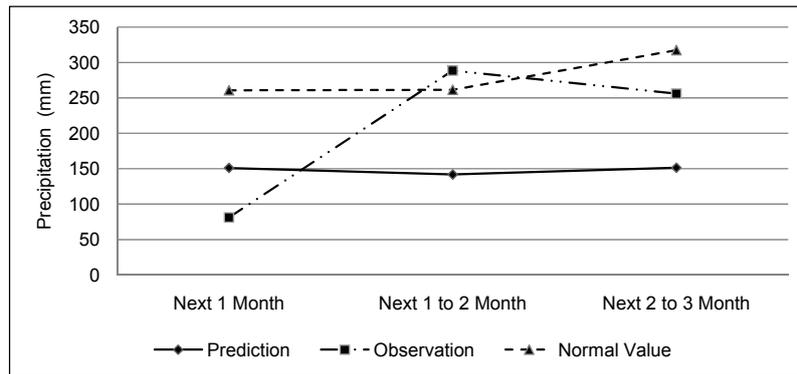


図 3.6(a) 2001年4月における降水予測結果

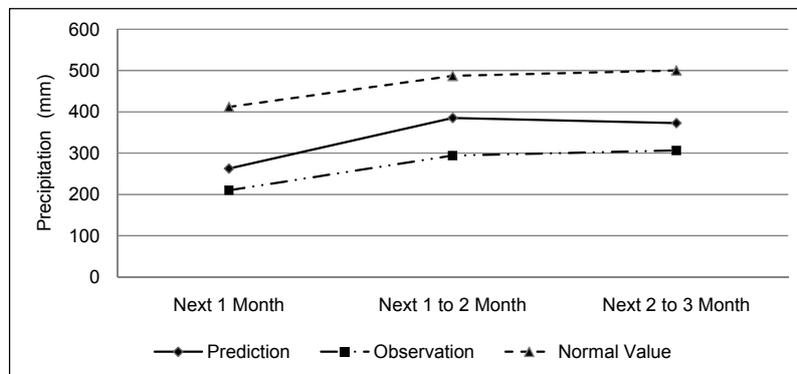


図 3.6(b) 2001年7月における降水予測結果

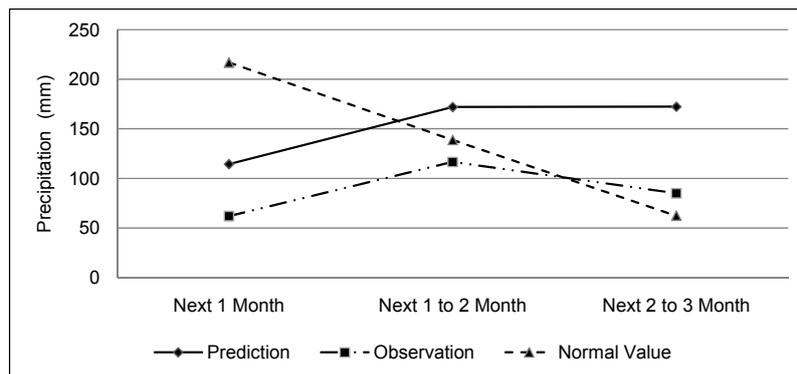


図 3.6(c) 2002年11月における降水予測結果

た。

3.2 では、地球規模気象情報の集約技術の動向を概観した上で、多種多様な情報集約技術を探索的集約手法と目的志向的集約手法とに大別し、各集約手法の代表的なものとして、それぞれクラスタリング手法と合成図解析手法を取り上げた。また、3.3、3.4 では、地球規模気象情報として 500hPa 気圧

高度分布情報を取り上げ、500hPa 気圧高度分布の特徴の表現方法を定義した上で、クラスタリング手法による探索型情報集約手順と、合成図解析に基づく目的志向型情報集約手順を提案し、これらの集約手順によって集約された 500hPa 気圧高度分布情報を考慮した 3 か月先までの長期降水予測手法と、それを用いたダム貯水池の利水放流決定手順を構築した。3.5 において、提案した 2 種の貯水池操作手法を吉野川流域早明浦ダムに適用した結果、まず、長期降水予測については、ブライアー・スコアによって評価を行ったところ、探索型情報集約手法を採用した確率的降水予測手法の方が、目的志向型情報集約手法を用いた決定論的降水予測手法と比較して、良好な予測精度を示した。このことは、探索型情報集約手法の利点である地球規模気象分布の特徴識別性を維持することの方が、目的志向型情報集約手法の利点である目的変量(本研究では流域降水量)の識別性を維持することよりも重要である可能性を示唆しているが、既に述べたように、目的志向型情報集約手法の地球規模気象分布の分類尺度の設定に更に改善の余地があることから、一概に結論付けることができず、今後の更なる検討が必要であると考えられる。

また、3.6 では、集約された複数の地球規模気象情報を用いて、対象とする流域における 3 か月先までの月降水量時系列を予測する手法を構築した。3.5 と同様に吉野川流域早明浦ダム上流域を対象として当該予測手法の適用性について検討を行った結果、降水予測の予測因子となる情報の選別を定量的に行うことができた他、適用期間全体としては 2 か月先までの月降水量の予測精度が、予測を行わない場合、すなわち、気候値を予測値とした場合と比較して改善される結果となった。一方、2 か月先から 3 か月先までの月降水量については、提案手法による予測精度の改善は見られなかった。

以上、多様かつ大量の情報を内包する地球規模気象情報群から、主にダム貯水池の利水操作に主眼をおいた水資源管理に役立つ情報を、いかに効率的に選別、集約するかについて検討を行ってきた。その結果、特に地球規模気象情報の探索的集約手法については、これを利用した長期降水量予測において、一定の改善が見られたことから、水資源管理への応用が期待できることがうかがえた。しかし、情報の集約方法は本来的に非常に自由度の高いものであり、本章で検討した情報集約手法をはじめとする地球規模気象情報の利用手順は一例に過ぎない。そのため、本章で得られた結果についても、水資源管理のための地球規模気象情報の集約手法がどうあるべきかという本質の一端を示していると考えるのが妥当であろう。より総合的な地球規模気象情報の利用手順を確立するためには、本章で扱えなかった地球規模気象情報及び情報集約手法についても今後検討が加えられる必要とあると考えられるのに加えて、他の流域への適用など、更なる検討が望まれるところである。

## 参考文献

- Babovic, V. (2005): Data mining in hydrology, *Hydrological Process*, Vol.19, pp.1511-1515.
- Brier, G.W. (1950): Verification of forecasts expressed in terms of probability, *Monthly Weather Review*, Vol.78, No.1, pp.1-3.
- Faber, B. A. and Stedinger, J. (2001): Reservoir optimization using sampling SDP with ensemble

- streamflow prediction (ESP) forecasts, *Journal of Hydrology*, Vol. 249, pp. 113-133.
- Hewitt, R. (2003): Data Mining for Generating Predictive Models of Local Hydrology, *Applied Intelligence*, Vol.19, pp.157-170.
- Kistler, R., Kalnay, E., Collins, W., Saha, S., White, G., Woollen, J., Chelliah, M., Ebisuzaki, W., Kanamitsu, M., Kousky, V., Dool, H.V.D., Jenne, R. and Fiorino, M. (2001): The NCEP-NCAR 50-Year Reanalysis: Monthly means CD-ROM and documentation, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 82, 247-267.
- 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.
- Loucks, D. P., Stedinger, J. R. & Haith, H. A. (1981): *Water Resources Systems Planning and Analysis*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, U. S. A., 559pp.
- 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.
- SAS インスティテュートジャパン・江原淳・佐藤栄作 (1999) 訳: データマイニング手法, マイケル J.A. ベリー, ゴードン・リノフ原著, 海文堂出版株式会社, 329pp.
- Spatte, J.M., Croke, B.F.W. and Jakeman, A.J. (2003): Data mining in hydrology, In Post, D.A. (ed), *proc. of MODSIM2003 International Congress on Modelling and Simulation, Model and Simulation Society of Australia and New Zealand*, Vol.4, pp.422-427.
- Tadesse, T., Wilhite, D.A., Harms, S.K., Hayes, M.J. and Goddard, S. (2004): Drought Monitoring Using Data Mining Techniques: A Case Study for Nebraska, USA, *Natural Hazards*, Vol.33, pp.137-159.
- 生駒栄司・谷口健司・小池俊雄・喜連川優 (2004): 大規模地球環境データアーカイブシステムにおけるデータマイニングツールの構築, 電子情報通信学会第 15 回データ工学ワークショップ論文集 DEWS2004, 6-A-4.
- 大西晴夫 (1995): 17.8 台風予報, 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.338-346.
- 木村広希・川島英之・北川博之 (2009): サポートベクターマシンによる気圧配置の自動分類, 日本データベース学会論文誌, Vol.8, No.1, pp.59-64.
- 小倉義光 (1984): 一般気象学, 財団法人東京大学出版会, 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予測に関する研究, 水文・水資源学会1996年研究発表講演会要旨集, pp.46-47.
- 斉藤隆弘 (1989): 画像符号化アルゴリズム(III) —ベクトル量子化—, *テレビジョン学会誌*, Vol.43, No.11, pp.1276-1284.
- 桜井健一郎 (1996): 時空間パターン分類化手法による少雨現象分析と渇水対策, 岐阜大学大学院

修士論文, 39 pp.

住 明正 (1995) : 17.12 超長期予報と気候予報, 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.354-359.

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, p.126.

波通隆 (1993) : ベクトル量子化による画像情報圧縮に関する研究, 北海道立工業試験場報告, No.292, pp.93-113.

根本利弘・小池俊雄・喜連川優 (2007) : 地球水循環データアーカイブシステムにおける異種データ相互解析機能の実装, 電子情報通信学会第 18 回データ工学ワークショップ論文集 DEWS2007, D8-7.

藤部文昭・村上正隆・越田智喜・吉田一全 (2008) : 早明浦ダム周辺の降水量とダム貯水量の変動特性, 天気, 55巻, 6号, pp.21-25 (469-473).

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, 284 pp.

水資源機構 (2004) : 輝く21世紀の暮らしと水～四国の水資源～, 独立行政法人水資源機構吉野川局, p.13.



## 第4章

# アンサンブル降水予報を利用した長期貯水池操作

### 4.1 概説

ダム貯水池の利水操作において主眼となるのは渇水の調整である。渇水は比較的長い期間にわたる少雨によって引き起こされる現象であることから、利水操作において流域の降水や流況に関する予測情報を利用しようとする場合、求められる予測リードタイムは自ずと長期間になる。例えば、我が国の流域の場合、概ね数週間から数カ月間の将来の情報が必要になると言われている(永井ら, 2003)。しかし、前章までにおいても述べたように、予測のリードタイムが長期間に及ぶと、予測精度の低下が避けられず、そのため従来の決定論的な予測手法では、その精度上の問題から実管理への適用が困難である。

こうした予測精度の低下を押さえる方法として、複数の数値予報の集合を統計的に処理し、単独の数値予報より確からしい予報を得ようとする手法(経田, 2006)であるアンサンブル予報が、現業の気象予報業務に取り入れられてきている。わが国でも、1996年3月に1か月予報に導入されたことを皮切りに、現業予報業務におけるアンサンブル予報技術の利用が進んでいる。また、1か月予報に関しては、2001年よりアンサンブル予報における個々の予報値(アンサンブルメンバと呼ばれる)が提供されている(古川・酒井, 2004)。これらのメンバ別の予報を考慮することによって、最終的な予報値のみならず、想定される複数の状況とそれらの状況が発生する可能性、あるいは予報の信頼性に関する情報が得られることが期待されることから、アンサンブル予報の利用は、特に、参照とすべき予測情報の精度が必然的に低くなる傾向にある利水操作のような長期の貯水池実管理において有用であると考えられる。

このような観点から、これまでも、アンサンブル予報を利用した長期貯水池管理における最適放流決定手法に関する研究が行われてきている。Faber and Stedinger (2001) は、米国の National Weather Service が融雪期を対象に週ごとに発表しているアンサンブル流況予測情報(NWS-ESP)を利用し、予測情報と統計情報を考慮した貯水池の最適放流決定手法を提案している。また、Kim et al. (2007) は、韓国の Geum River 流域の2つの多目的ダムを対象に、予測対象月の過去20年間の降水時系列を入力として降雨流出モデルによって作成した、アンサンブル流況予測を考慮した貯水池の最適放流決定手法を提案している。いずれの研究においても、貯水池操作の最適化手法には動的計画法(Dynamic Programming: DP)を基礎とした決定論的 DP(Deterministic DP: DDP)、確率 DP(Stochastic DP: SDP)、確率 DP の一種であるサンプリング SDP(Sampling

Stochastic DP: SSDP)といった DP 手法を採用しており、操作結果の比較を行った上で、貯水池操作の最適化計算におけるアンサンブル予報利用時の SSDP の有利性を示している。他にも、Palmer et al. (2010)では、利水・発電用ダムにおいてアンサンブル流量予測情報を考慮するための意思決定支援システムについて検討を行っている。しかし、これらの比較においては、操作の結果からそれぞれの DP モデルあるいは操作モデルの優劣を議論しているのみであり、具体的にどのような決定過程が操作結果の差異をもたらしたかについては、詳しく議論されていない。今後、貯水池管理へのアンサンブル予報の導入を進める上で、最適化手法として用いられる DP モデルの操作決定過程の違いを分析することは、予報モデルや対象とする流域によって性質が異なると考えられるアンサンブル予報と組み合わせて、貯水池操作の最適化計算モデルとして実際にどのようなモデルを採用すれば良いかを判断するために、非常に重要であると考えられる。

そこで、本章では、こうした分析の最初の段階として、アンサンブル降水予報を考慮するために前述の3種の DP モデル(DDP, SDP 及び SSDP)を放流最適計算に用いた長期貯水池操作の実時間最適化モデルを構築し、3種の最適化モデル間の最適放流決定過程の違いについて分析を行う。アンサンブル降水予報には、気象庁が提供する中長期気象予報メニューのうち、データの入手性を考慮して、1か月アンサンブル予報の日別積算降水量予報値を利用する。また、モデル化を簡便にするため、長期貯水池操作としては利水操作のみを対象とし、将来1か月間の予報値としてアンサンブル平均値を考慮した DDP モデル、アンサンブルメンバ別の降水量時系列を考慮した SDP モデル及び SSDP モデルを用いて放流決定の最適化をそれぞれ行い、計算過程の差異を分析する。

## 4.2 アンサンブル降水予報を利用した長期貯水池操作手法の概要

気象庁が提供する中長期気象予報メニューには、週間予報、1か月予報、3か月予報、暖・寒候期予報があり、それぞれ2001年3月、1996年3月、2003年3月、2003年9月よりアンサンブル予報が現業予報業務に導入されている。本研究では、これらの予報メニューのうち、データの入手性が高く、かつデータ蓄積期間が最も長い1か月予報を利用する。

1か月予報では、複数の高度面における気圧、風速、気温、相対湿度や地表面における積算降水量について、それぞれ50個の日別予報時系列が2.5°格子のGPV(Grid Point Value: 格子点値)の形式で34日先まで提供されている。予報は週に1度更新されることから、実時間での長期貯水池操作の最適化への適用性は高い(2007年11月現在)と言える。本研究では、これらの予報要素のうち、貯水池管理に直接的に影響を及ぼすと考えられる積算降水量の予報値(50系列)を用い、最適計算に利用することを目的に、以下のような手順で、対象とする流域における50の将来流況系列に変換する。

まず、対象とする河川流域周辺に存在する格子点の予報値について、積算降水量として与えられる予報時系列を全て日降水量に変換する。次に、上記の変換によって各格子点について得られた34日先までの日降水量時系列(各格子点に対し50系列)から、対象とする河川流域の流域平均

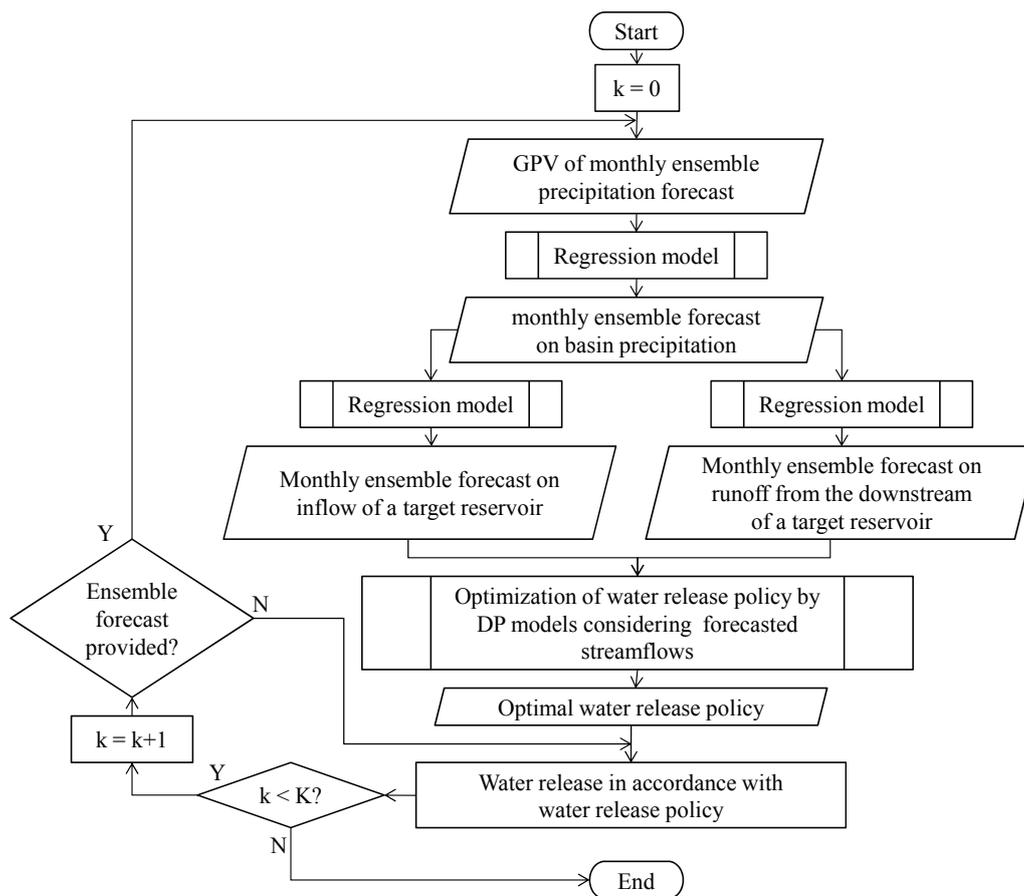


図 4.1 提案する 1 か月降水予報を用いたダム貯水池の利水操作手法のフロー

日降水量系列 (50 系列) を, あらかじめ推定した統計回帰式を用いて算出する. 最後に, 得られた流域平均日降水量時系列からダム地点及び流況評価地点における 34 日先までの日別流況時系列 (各 50 系列) を, 予めそれぞれ推定した統計回帰式を用いて算出する. そして, ダム地点及び流況評価地点における各 50 系列の流況時系列群を用いて, 34 日先までの予測状況を考慮した貯水池の利水操作の最適化計算を行う. 提案する 1 か月アンサンブル降水予報を考慮したダム貯水池の利水操作手法のフローを図 4.1 に示す.

### 4.3 アンサンブル予測情報を利用した長期貯水池操作の最適化手法

本研究では貯水池操作として特に利水操作に着目した上で, 操作の最適化計算に DDP, SDP, SSDP を採用する. ここでは, 3 つの DP 手法について述べる.

#### 4.3.1 貯水池の利水操作のための DP モデルの概要

2.3.6 でも述べたように, 利水操作を対象とすると, 最適化の目的は渇水 (水不足) による被害の最小化であると考えられる. いま,  $T$  期先までの予測流況を考慮して操作の最適化を行うことを考えると, 最適操作は式 (2.8) ~ 式 (2.14) によって得られる. いま, ここに再掲すると, 最適化問題

の目的関数は,

$$\min_{r_t} \sum_{t=1}^T H_t \quad (4.1)$$

ここに, ここに,  $r_t$  は第  $t$  期 ( $t = 0, \dots, T$ ) の放流量,  $H_t$  は第  $t$  期において被る被害を表す被害関数である. いま, 問題を簡単にするために流況評価地点がダム下流の河道における 1 地点である場合を考えると, 渇水による被害を表わす被害関数は, 例えば池淵ら (1990) と同様に, 不足量と不足率の積として以下のように定義できる.

$$H_t = \begin{cases} \frac{(d_t - q_t)^2}{d_t} & (q_t < d_t) \\ 0 & (q_t \geq d_t) \end{cases} \quad (4.2)$$

ここで,  $d_t$  は評価地点における第  $t$  期の需要量,  $q_t$  は評価地点における第  $t$  期の流量である. 渇水の被害関数には, Kim et al. (2007) で用いられているように, 不足水量の 2 乗として定義されたり, あるいはその他の関数が用いられることもあるが, いずれにしても, 不足水量が増大するほど被害がそれ以上の割合で増大するという感覚を反映して, 被害関数には不足水量の高次関数の形式のものが用いられることが多い.

一方, 最適化問題の制約条件は, 以下の通りである.

$$S_{\min} \leq s_t \leq S_{\max} \quad (4.3)$$

$$R_{\min} \leq r_t \leq R_{\max} \quad (4.4)$$

ここに,  $s_t$  は第  $t$  期期首における貯水量である. 本研究では, 利水操作を対象としているので,  $S_{\min}$  は利水貯水量が最小である場合の貯水量であり,  $S_{\max}$  は利水貯水量が最大の場合の貯水量を表す. また, 通常,  $R_{\min}$  は 0,  $R_{\max}$  は操作規則等によって定められている最大放流量とされることが多い.

また, 貯水量の変化は, 連続式を用いて次のように表わされる.

$$s_{t+1} = s_t + i_t - r_t - \alpha_t \quad (4.5)$$

ここで,  $i_t$  は第  $t$  期におけるダム貯水池への流入量,  $\alpha_t$  は第  $t$  期における蒸発や漏水による貯水量の減少量である. ただし, 本研究では, 蒸発や漏水による貯水量の損失は無いものと考え, 以降では

$\alpha_t = 0$  とする. 一方, 関数方程式は, 以下のように定義できる.

$$\begin{aligned} f_T(s_T) &= \min_{r_T} H_T(q_T) \\ f_t(s_t) &= \min_{r_t} \{H_t(q_t) + f_{t+1}(s_{t+1})\} \quad (t=1, \dots, T-1) \end{aligned} \quad (4.6)$$

ここに,  $f_t(s_t)$  は将来被害関数である. 最適放流量  $r_t^*$  は次式によって求められる.

$$r_t^* = \min_{r_t} \{H_t(q_t) + f_{t+1}(s_{t+1})\} \quad (t=1, \dots, T-1) \quad (4.7)$$

以上で述べた DP モデルは, 決定論的 DP (DDP) と呼ばれるモデルであり, DP モデルの中で最も基本的なものである. 本研究では, アンサンブル平均予報値 (1 回の予報につき 1 系列) を用いた最適放流計算の際に, このモデルを用いる.

#### 4.3.2 アンサンブル流況予測を用いた利水操作最適化のための確率 DP モデル

将来の流域の状態に関する情報としてアンサンブル流況予測を用いる場合, 予測された将来の流域の状態を確定的に取り扱うのではなく, 各予測対象時点における予測メンバごとの予測値の分布の状態から予測を確率的に解釈することが可能である. このように, 将来の状態を決定論的に一つの状態と考えずに確率的に考える場合, 確率値や不確実性を最適化計算に組み込むために確率 DP (SDP) が用いられることが多い. 確率 DP の関数方程式は, 一般に式 (3.8) ~ 式 (3.13) によって与えられるが, ここに再掲すると以下のようなになる.

$$\begin{aligned} f_t(s_t) &= \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \mathop{\text{E}}_{q_t} \left\{ H_t(q_t) + \mathop{\text{E}}_{i_t} [f_{t+1}(s_{t+1})] \right\} \\ (s_{t+1} &= s_t + i_t - r_t) \end{aligned} \quad (4.8)$$

ここに,

$$\begin{aligned} R_{\min}^* &= \max \{ R_{\min}, s_t + i_t - S_{\max} \} \\ R_{\max}^* &= \min \{ R_{\max}, s_t + i_t - S_{\min} \} \end{aligned} \quad (4.9)$$

第  $t$  期における貯水池への流入量が  $i_t$  となる確率を  $P[i_t]$ , ダムから評価地点までの流出量が  $o_t$  となる確率を  $P[o_t]$  とし, 目的関数及び関数方程式はそれぞれ以下のようなになる.

$$\min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \sum_{t=1}^T \left\{ \sum_{o_t} P[o_t] \cdot H_t(q_t) \right\} \quad (4.10)$$

$$f_t(s_t) = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \sum_{o_t} P[o_t] \cdot \left\{ H_t(q_t) + \sum_{i_t} P[i_t] \cdot f_{t+1}(s_{t+1}) \right\} \quad (4.11)$$

$$(q_t = o_t + r_t)$$

さらに、流況のマルコフ性を考慮する場合は、貯水量だけでなく流入量も状態変数として考え、第  $t$  期において流入量が  $i_t$  であり、第  $t+1$  期において流入量が  $i_{t+1}$  である遷移確率  $P[i_{t+1}|i_t]$  と、同様に定義される流出量に関する遷移確率  $P[o_{t+1}|o_t]$  を用いて、関数方程式は次のように記述される (Loucks et al., 1981)。

$$f_t(s_t, i_t) = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \sum_{o_t} P[o_{t+1} | o_t] \cdot \left\{ H_t(q_t) + \sum_{i_t} P[i_{t+1} | i_t] \cdot f_{t+1}(s_{t+1}, i_{t+1}) \right\} \quad (4.12)$$

ただし、本研究では、それぞれ 50 の日毎の流量・流出量予測値が 34 日先まで与えられることから、この期間における最適化計算ではこれをそのまま用いることにし、遷移確率を考慮しないものとする。また、50 の流量・流出量予測値はそれぞれアンサンブル降水予報メンバから独立に求められており、これらの期待される出現確率は全て均一であると考えることが自然であることから、予測系列数 (アンサンブル予報のメンバ数) を  $M$  (本研究では  $M=50$ ) とすると、式(4.10), (4.11)における  $P[i_t]$ ,  $P[o_t]$  は、予測系列  $m$  における第  $t$  期の流量・流出予測値  $i_t^m$ ,  $o_t^m$  を使って以下のように定義できる。

$$P_t[i_t^m] = P_t[o_t^m] = \frac{1}{M} \quad (t=1, \dots, T) \quad (4.13)$$

よって、式(4.10), (4.11)は式(4.13)の関係を用いて以下のように定義できる。

$$\min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \sum_{t=1}^T \left( \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M H_t(q_t^m) \right) \quad (4.14)$$

$$f_t(s_t) = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \left\{ H_t(q_t^m) + \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M f_{t+1}(s_{t+1}^m) \right\} \quad (4.15)$$

$$(q_t^m = r_t + o_t^m, \quad s_{t+1}^m = s_t + i_t^m - r_t)$$

式(4.15)の関数方程式に従って、第  $T$  期から第 1 期までの将来被害関数  $f_t(s_t)$  を算出し、最後に現在の貯水量  $s_t$  を与えれば、以下の式から最適放流量  $r_t^*$  が得られる。

$$r_t^* = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \{H_t(q_t^m) + f_{t+1}(s_{t+1}^m)\} \quad (4.16)$$

#### 4.3.3 アンサンブルメンバー別流況予測を用いた利水操作最適化のための SSDP モデル

確率 DP では、複数の将来流況系列の確率的な性質は考慮されるが、各計算時間断面において次の時間断面における状態が確率分布として捉えられるため、系列相関の大きなマルコフ連鎖を考えた場合を除き、各流況の時系列的な特徴が最適計算に反映されにくい。ダム貯水池の操作を行う際に注意が払われる渇水現象は、一般的に、長期間にわたる少雨やそれに伴う低流況によってもたらされる事例が多いことから、予測の利用時には流況の持続性が適切に考慮される必要がある。そこで、流況の持続性を考慮するために、状態変数に関する遷移確率を用いる代わりに複数の流況時系列を用いる Sampling Stochastic DP (SSDP) が考案されている(例えば, Kelman et al., 1990)。

SSDP による貯水池操作の最適化計算では、まず各予測流況系列が実際に発生した場合に見込まれる将来被害がそれぞれ算定され、続いてそれらの将来被害の期待値を用いて放流の最適化計算が行われる。具体的には、まず各流況予測時系列を個別の決定論的予測と見なし、それぞれに対して決定論的 DP を適用しながら、以下の式に従って各流況に対する将来被害を算出する。

$$f_t(s_t, m) = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \{H_t(q_t^m) + f_{t+1}(s_{t+1}^m, m)\} \quad (4.17)$$

$$(q_t^m = r_t + o_t^m, \quad s_{t+1}^m = s_t + i_t^m - r_t)$$

ここで、 $f_t(s_t, m)$  は第  $t$  期期首の貯水量が  $s_t$  のときに、予測流況時系列  $m$  ( $m = 1, \dots, M$ ) に対して計算された第  $t$  期以降に受ける渇水被害の総和、 $M$  は予測流況系列の総数(本研究では  $M = 50$ )である。次に、対象期以降にこれらの時系列が実現する確率をもとに、被害の期待値を求める。つまり、対象期の期首貯水量  $s_t$  に対し、各予測流況時系列について、当期の被害とそれ以降に被り得る被害の最小値の和を算出し、その値の予測時系列間の期待値を最小とするような放流量を最適放流量とする。

$$\min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} E \{H_t(q_t^m) + f_{t+1}(s_{t+1}^m, m)\} \quad (4.18)$$

ただし、本研究では、全ての予測流況時系列が実現する確率を一様(すなわち全て  $1/M$ )と考えるので、式(4.18)をさらに次式のように変換することができる。

表 4.1 適用ダム貯水池の諸元

Capacities		Specs
Active storage capacity		289,000,000 m <sup>3</sup>
Water use capacity		173,000,000 m <sup>3</sup>
Flood control capacity	Flood season ( Jul. 1 <sup>st</sup> – Oct. 10 <sup>th</sup> )	90,000,000 m <sup>3</sup>
	Dry season (Oct. 11 <sup>th</sup> – June 30 <sup>th</sup> )	80,000,000 m <sup>3</sup>
Power generation capacity	Flood season ( Jul. 1 <sup>st</sup> – Oct. 10 <sup>th</sup> )	26,000,000 m <sup>3</sup>
	Dry season (Oct. 11 <sup>th</sup> – June 30 <sup>th</sup> )	36,000,000 m <sup>3</sup>
Designed flood inflow		4,700 m <sup>3</sup> /sec
Designed release discharge		2,000 m <sup>3</sup> /sec
Maximum release discharge in case of no flood situation		800 m <sup>3</sup> /sec

$$\min_{R_{\min}^* \leq r \leq R_{\max}^*} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \{H_i(q_t^m) + f_{t+1}(s_{t+1}^m, m)\} \quad (4.19)$$

一方、目的関数については、確率 DP と同様に式(4.14)を用いる。

## 4.4 適用と考察

### 4.4.1 適用流域

前節で構築した長期貯水池操作のための最適化計算用 DDP モデル、SDP モデル及び SSDP モデルを、吉野川流域の早明浦ダムの利水操作を対象に適用した。アンサンブル予報には気象庁の1か月アンサンブル降水予報を用い、主に利水操作を対象として、2007年1月から2008年12月までの期間で適用を行った。

早明浦ダムの諸元を表 4.1 に再掲する。前述のように、早明浦ダムは利水、治水、発電など、多目的ダムとして操作されているが、本研究では適用を行う3つの DP モデルによる利水目的の操作結果の比較を容易にするため、これらの操作のうち利水操作のみに着目する。すなわち、洪水時には操作規則に定められた操作を行いながら、原則としてダム下流の評価地点における水不足量(渇水被害)を最小化することを目的として操作を行い、発電による便益は評価しないものとした。

また、早明浦ダムとその下流域のモデルとしては、DP を適用するために、利水操作を中心に行うことを念頭に置きながら、第2章、第3章と同様に、ここでは図 4.2 に示すように単純化したモデルを考えた。流況の評価地点は、早明浦ダムの下流にある池田ダムの直上流に位置する。ここで、状態量

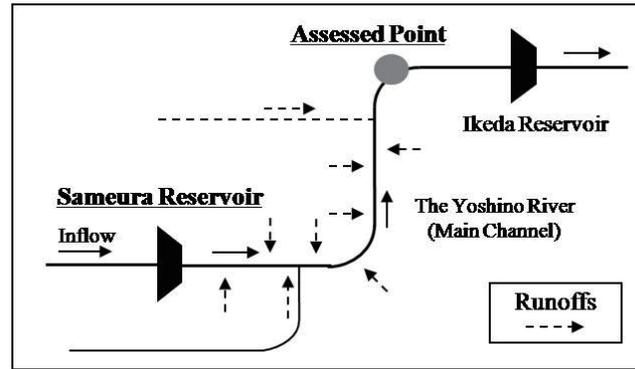


図 4.2 簡略化された流域モデル

として考えるものは、早明浦ダム流入量及び貯水量、早明浦ダム直下流から評価地点までの区間において吉野川本川に流入してくる水量（以下では残流域流出量と呼ぶ）、評価地点における河川流量の4つであり、決定量は早明浦ダムからの放流量である。早明浦ダムから評価地点までの区間には、比較的大きな支川からの流入もあるが、これらも含めた全ての支川流入の合計分の流入を残流域流出量として表現した。さらに、この区間には最も大きな支川である銅山川からの流入もあるが、非洪水時には多くとも  $0.45\text{m}^3/\text{sec}$  程度であるため、前章までと同様に、残流域流出量に含めて考えた。

予測情報として用いるのは、対象流域を囲む4つの予報格子点 ( $35^\circ\text{N}$ ,  $132.5^\circ\text{E}$ ), ( $35^\circ\text{N}$ ,  $135^\circ\text{E}$ ), ( $32.5^\circ\text{N}$ ,  $132.5^\circ\text{E}$ ), ( $32.5^\circ\text{N}$ ,  $135^\circ\text{E}$ ) 上における、1か月アンサンブル予報の降水量 GPV である。

本適用計算では利水操作のみを対象としているため、最適化計算の対象となる貯水量には利水容量のみを考えた。最適化計算の制約条件は、表 4.1 に示した貯水池諸元の物理的あるいは操作規則上の制約を用いて、以下のように記述される。

$$0(\text{m}^3) \leq s_t \leq 173 \times 10^6 (\text{m}^3) \quad (4.20)$$

$$\begin{aligned} 0 \leq r_t &\leq 2000 (\text{m}^3/\text{sec}) && \text{(for flood situation)} \\ 0 \leq r_t &\leq 800 (\text{m}^3/\text{sec}) && \text{(for no flood situation)} \end{aligned} \quad (4.21)$$

ここで、洪水時とは、早明浦ダムへの流入量が  $800\text{m}^3/\text{sec}$  以上である状態を指し、非洪水時とは流入量が  $800\text{m}^3/\text{sec}$  未満である状態を示す。

一方、予報期間の最終期（本研究では34日目）における将来被害関数（すなわち、ここでは  $f_{34}$ ）は、実際に最適化計算を行う前に与えておく必要がある。本適用計算では、この  $f_{34}$  を、将来1年間にわたっての渇水被害を考慮しながら次式に従って算出することにした。

$$\begin{aligned} f_{365}(s_{365}) &= \min_{r_{365}} H_{365}(q_{365}) \\ f_t(s_t) &= \min_{r_t} \{H_t(q_t) + f_{t+1}(s_{t+1})\} \quad (t = 34, \dots, 364) \end{aligned} \quad (4.22)$$

この予報期間以降(35 日目以降)の将来被害の算出にあたっては、当該期間に対する予測情報を利用せずに、平年流況を用いた。

#### 4.4.2 アンサンブル流況予測系列の推定結果

以下に適用結果を示す。初めに、前述の4格子点における予報値から流域平均降水量を算出する線形重回帰式を推定した結果、以下の回帰式が得られた。

$$p_t = 10.00 - 0.523 \cdot p_t^1 + 1.188 \cdot p_t^2 + 1.981 \cdot p_t^3 - 2.731 \cdot p_t^4 \quad (4.23)$$

ここで、 $p_t^i$  は第  $t$  期に対する第  $i$  格子の予報 GPV であり、 $i$  は左上の格子点から時計回りに1から4までの番号を割り当てている。しかし、統計的に十分な期間分の予報データを用意できなかったことから、式(4.23)の重決定係数は小さく、検証期間における予測精度は、4地点のGPVの単純平均を用いたものと比較して同等かあるいは悪かった。このため、流域平均降水量の推定方法としては、式(4.23)の回帰式を用いずに、4格子点における予報GPVの単純平均値を用いることにした。

次に、流域平均降水量から早明浦ダムへの流入量を推定する線形重回帰式を作成した。回帰式の推定には、1979年1月から2005年12月までの27年間の日観測値を用いた。3日前までの流入量と降水量の組み合わせを説明変数に用いた重回帰式のうち、定数項をゼロとし、AICが最小となる説明変数の組み合わせと係数を求めた結果、以下のような回帰式が得られた。

$$\begin{aligned} i(t) &= a_1 \cdot p(t) + a_2 \cdot p(t-1) + a_3 \cdot i(t-1) + a_4 \cdot i(t-2) + a_5 \cdot i(t-3) \\ &\begin{cases} a_1 = 0.41476 & a_2 = 0.16677 \\ a_3 = 0.11503 & a_4 = 0.05309 & a_5 = 0.02702 \end{cases} \end{aligned} \quad (4.24)$$

ここに、 $i(t)$  は第  $t$  期における早明浦ダムへの流入量、 $p(t)$  は第  $t$  期における流域平均降水量である。重決定係数は0.810で推定精度は非常に良いと言える。また、それぞれの偏回帰係数について、帰無仮説： $a_i=0$  ( $i=1, \dots, 5$ ) で検定したところ、いずれも  $p$  値は  $10^{-6}$  未満であり、有意水準99%で帰無仮説が棄却された。

同様に、流域平均降水量から残流域流出量を推定する線形重回帰式を作成した。残流域流出量には、池田ダムの流入量から早明浦ダムの放流量を差し引いた値を用いた。1996年1月から2005年12月までの10年間の流域降水量、早明浦ダム放流量、池田ダム流入量の日観測値を用いて重回帰式の推定を行った結果、以下の式が得られた。

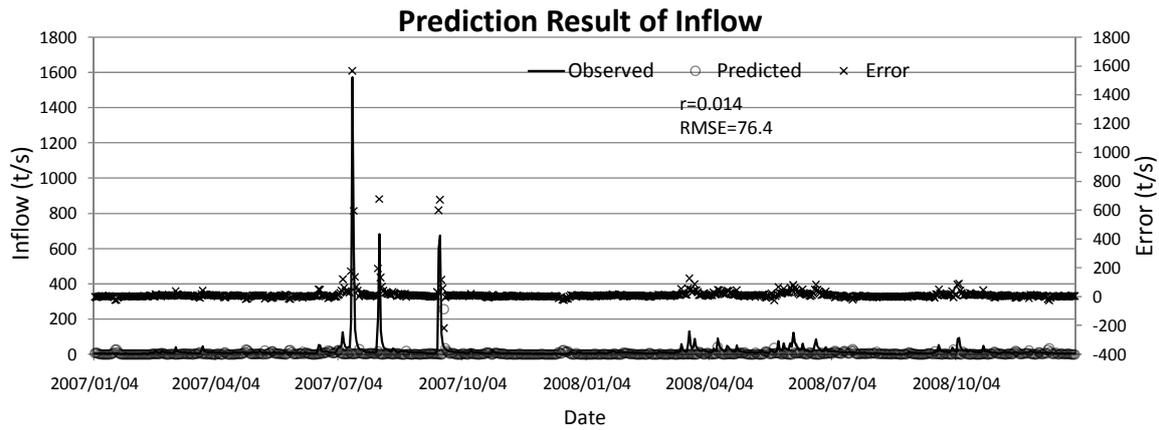


図 4.3(a) 早明浦ダム流入量の予測結果

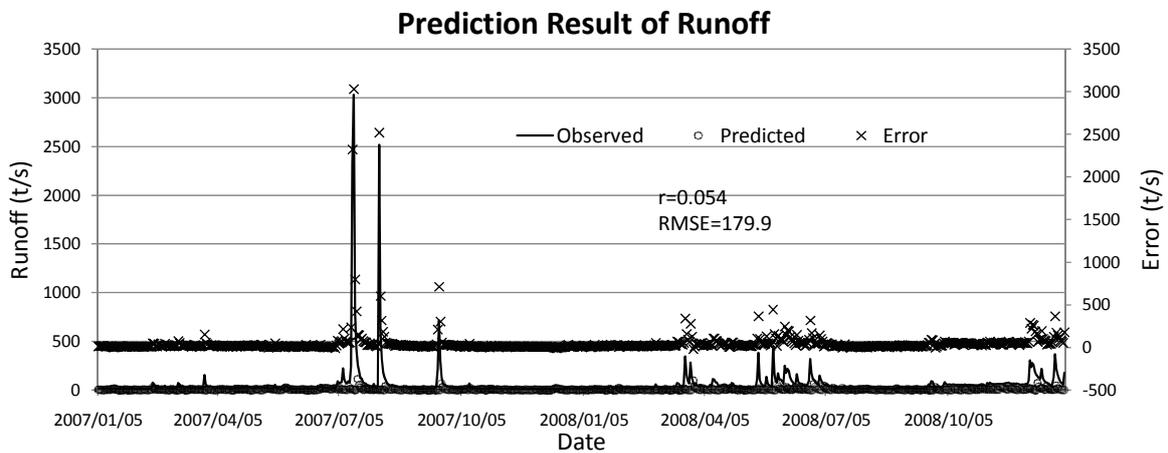


図 4.3(b) 早明浦ダム残流域流出量の予測結果

$$\begin{aligned}
 o(t) &= b_1 \cdot p(t) + b_2 \cdot p(t-1) + b_3 \cdot p(t-2) + b_4 \cdot o(t-1) + b_5 \cdot o(t-3) \\
 \begin{cases} b_1 = 0.37581 & b_2 = 0.37070 & b_3 = -0.07411 \\ b_4 = 0.35023 & b_5 = 0.03077 \end{cases} & \quad (4.25)
 \end{aligned}$$

ここに、 $o(t)$  は第  $t$  期における残流域流出量である。重決定係数は 0.758 であり、各偏回帰係数について帰無仮説:  $b_i=0$  ( $i=1, \dots, 5$ ) で検定した結果、 $p$  値はいずれも  $10^{-3}$  未満であり、有意水準 99% で帰無仮説が棄却された。

続いて、上記で作成された回帰式を用いて、アンサンブル予報 GPV を使って推定された流域降水量から、適用期間における早明浦ダム流入量と早明浦ダム残流域流出量の推定を行った。図 4.3(a), (b) にアンサンブル平均予報 GPV から算出した早明浦ダム流入量、残流域流出量の推定結果をそれぞれ示す。ただし、図は、新しい予報が週に 1 度発表されるごとに、前日までのダム流入量・残流域流出量・降水量の実測値を回帰式に代入して 7 日先までの流入量・流出量を予測した

結果を、1年分連ねたものである。

図 4.3 から見てとれるが、いずれも相関係数が 0.1 未満となり、予測精度は良くなかった。これは、流域平均降水量の推定精度が悪かったことが原因であると考えられる。本研究では、流域降水量の推定に周辺の 2.5°間隔の格子点上の予報 GPV の単純平均を用いた。これは、降水量の予報 GPV がフラックスを表わしていることに照らすと、その格子点が代表する領域の平均的な降水量の値を用いたということになる。予報 GPV を流域降水量の予測値としてそのまま用いることは、地形上、降水を受けやすい山岳地域を比較的多く擁する本研究の対象地域においては、降水を系統的に過小評価している可能性が考えられ、このことが流域降水量の推定精度の悪さの原因になっていると考えられる。流域降水量の予測手法に関しては、特に予報 GPV の格子規模よりも予測対象流域の規模が小さい場合においては、降水量以外の気象要素を用いて降水の物理過程を考慮に入れるなど、ダウンスケール過程における降水の非一様性の表現方法について、今後検討の必要がある。しかしながら、本研究の目的は、アンサンブル予報利用時における前述の3つの最適放流決定モデルの放流決定過程の相違の比較であり、予測の精度が良いことが必ずしも必要不可欠ではないことから、本予測結果を用いて最適化計算を行い、降水量が全般的に低く見積もられた場合に各モデルがどのような決定を行うかについて考察を行った。

#### 4.4.3 各モデルによる最適放流決定過程の差異

1か月アンサンブル予報の降水量予報値を用い、利水目的に焦点を置いた貯水池操作の最適化を行った。最適化計算には、アンサンブル平均予報を用いた決定論的 DP モデル(DDP/EPP1)、アンサンブルメンバー別予報を用いた確率 DP モデル(SDP/EPP1)、アンサンブルメンバー別予報を用いた Sampling SDP モデル(SSDP/EPP1)の3種のモデルを用いた。これらのモデルによって算出された最適放流に従って貯水池操作を行った結果を表 4.2 に示す。ここで、表 4.2 中の DDP/Perf は実測値を予測値(完全予報)と見なし、決定論的 DP を用いて算出した最適放流決定に従った場合の操作結果、DDP/Ave は気候値を予測と見なし決定論的 DP を用いて算出した最適放流決定に従った場合の操作結果を示している。

表 4.2 に示すように、適用を行ったモデルの中では、完全予報を用いた DDP モデルに基づく操作が最も渇水被害を小さく抑えることができ、操作結果が良かった。しかし、完全予報を用いたにも関わらず、実際の操作よりも被害が大きくなった。本研究では、評価地点における需要量を水資源開発量と同量に設定したが、実際の需要量は年ごとの水利状況に基づいて毎年定められ通常開発量と比べて小さい量であることから、需要量の設定が現況より過大であったことによるものだと考えられる。また、2008年の渇水時においては、実際には当時まだ水量に余裕のあった発電水量からの緊急放流が実施され水の供給不足を緩和したが、本適用計算ではいずれの操作モデルも発電水量からの放流を考慮しておらず、そのため実際と比べて放流量が小さくなった結果、被害が大きくなったものと考えられる。

表 4.2 各適用モデルの最適計算結果に基づく貯水池操作によって生じた平均被害

Applied Model	2007	2008	2007 to 2008
DDP/Perf	0.760	0.603	0.682
DDP/Ave	5.41	5.18	5.29
DDP/EPP1	3.04	2.77	2.91
SDP/EPP1	2.83	3.74	3.29
SSDP/EPP1	2.68	3.56	3.12
Actual Operation*	0.670	1.30	0.987

\* Excluding potential damage caused by alternative release for water use from capacity for power generation into calculation of damage.

一方、各モデルを用いた操作結果のうち、最も渇水被害が大きかったのは、気候値を用いた DDP モデルに基づく操作であった。これは、適用年である 2007 年、2008 年の吉野川流域における降水量が全体的に平年を大きく下回り(図 4.4)、それに伴い流況も気候値を下回っていたことが要因と考えられる。

予報を用いた 3 種の DP モデルに基づく操作結果は、いずれも完全予報を用いた場合と比較すると被害が大きくなったが、気候値を用いた DDP モデルと比較して被害を小さく抑えることができた。このことは、本適用の流況予測情報のように比較的精度が低い予測情報を用いた場合であっても、予測情報がある程度有用であることを示している。

アンサンブル平均予報と決定論的 DP を用いた操作結果は、アンサンブル予報と SDP モデルまたは SSDP モデルを用いた操作結果と比較して、2007 年では被害が大きかったが、逆に 2008 年では被害が小さかった。この原因については、次のように考えられる。

図 4.3 は適用期間における観測降水量の推移を示している。図に示すように、2007 年においては降水量が平年値よりも継続的に低く推移したが、2008 年においては 7 月頃まで平年と同程度の降水があり、その後少雨傾向が見られた。一方、気象庁アンサンブル予報発表日から行った 34 日先までの早明浦ダム流入量の予測例を図 4.5(a), (b)に示す。これらの図から分かるように、予測流況のアンサンブル平均は観測値よりも継続的に低く見積もられている。また、これらのアンサンブル予測値の中央値は、平均値よりもさらに低く推移していることが確認できる。同様の特徴は、その他の予報発表日に実施した予測結果においても見られた。本研究では、放流最適化の目的関数として渇水被害の最小化を採用し、渇水被害を表わす関数に不足水量の二次関数を採用していることを考慮すると、SDP や SSDP を用いた最適放流決定に基づく貯水池操作の性能は、アンサンブル予測の平均値より、むしろ中央値の影響を受けると考えられる。なぜなら、SDP と SSDP を用いた最適化計算では、各予測系列においてまず不足水量の二次関数である将来被害関数を計算してから系列間の平均を取るのに対し、DDP を用いた最適化計算では、まず不足水量の算定に先立って予測系列群の平均を行い、その平均流況系列を元に不足水量、将来被害関数の算定を行うからであ

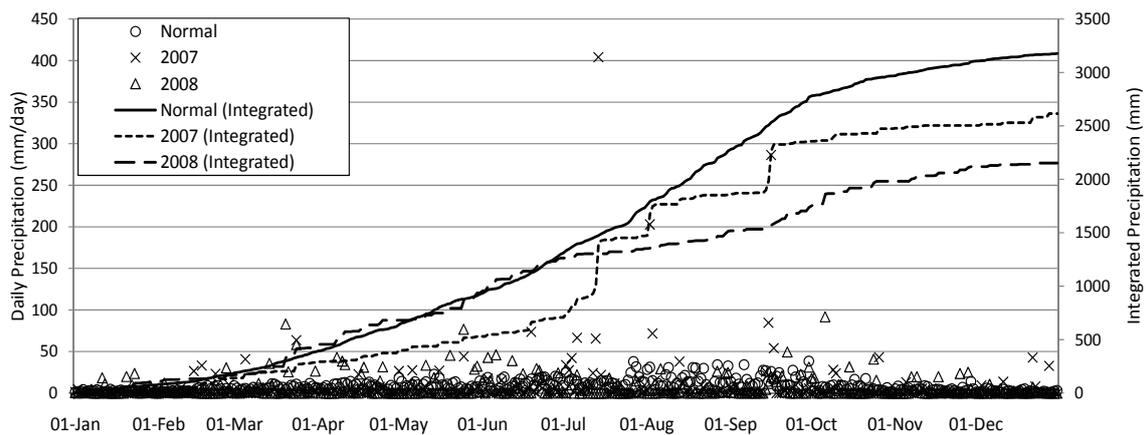


図 4.4 適用期間における降水の観測状況

る。適用期間では、アンサンブル流況予測の中央値は全体的に平均値よりも低く推移したため、SDP や SSDP を用いた最適化モデルでは、DDP を用いたモデルと比べ、予測期間である 34 日先までの流況をより低く解釈し、その結果、より慎重な操作を選択したと考えられる。

DDP モデルと SDP モデル及び SSDP モデルの操作結果の相違は、特に 2008 年 3 月から同年 10 月にかけての期間で顕著であった。SDP モデル、SSDP モデルを用いた操作では、期間の前半において、しばしば需要水量を下回る放流がなされる傾向にあった。期間の前半で過大な放流がなされたのは、SDP や SSDP を用いた最適化モデルでは、DDP を用いたモデルと比較して、34 日先までの近い将来の流況が少なく見積もられたことを重視し、貯水量の低下に伴う将来の水不足のリスクよりも目先の渇水回避を優先し、放流量を多く算定したためである。実際には、この期間前半においては平年と同程度の降水があったため(図 4.4)、結果として、継続して過大な放流(無効放流)を行っていた形となっていた。このことが貯水量の急激な低下を招き、その結果期間後半に貯水不足から需要量に相当する放流を行うことができず、ひいては水不足を増大させることとなったと考えられる。以上の結果は、予測の確率的性質を考慮した DP モデルが、これを考慮しない DP モデルと比較して、必ずしも良い操作結果をもたらすとは限らないことを示している。

貯水池操作の最適化問題においては、渇水被害や洪水被害、あるいは発電による便益などの目的関数の算定にしばしば高次関数や指数関数が用いられる。一方、降水や流量などの水文変量の生起確率分布特性は、本適用におけるアンサンブル流況予測が持つ特徴と同じように、中央値が平均値よりも小さいことが多い。このことから、水文変量に関するアンサンブル予報を長期貯水池操作に導入する場合、予測系列群の平均値と中央値の関係に注意することが重要であると考えられる。

最後に、将来被害関数の算定結果を図 4.6 に示す。図 4.6 から、アンサンブル平均予報を用いた DDP モデルがアンサンブル予報を用いた他の二つのモデルと比較して、渇水被害を全般的に小さく見積もっていることが分かる。また、SDP モデルと SSDP モデルの算定結果の違いについては、

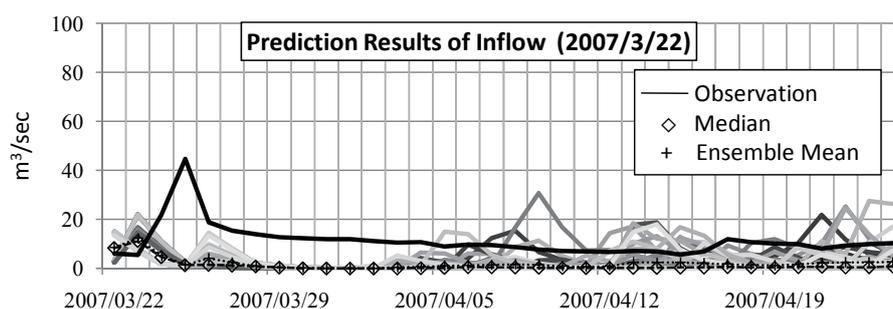


図 4.5(a) 2007 年 3 月 22 日における早明浦ダム流入量のアンサンブル予測結果

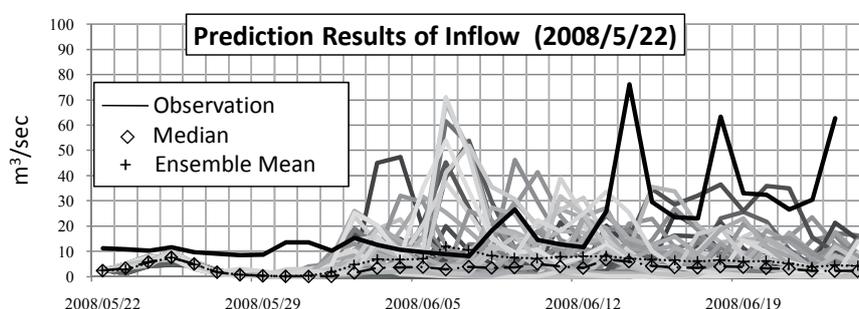


図 4.5(b) 2008 年 5 月 22 日における早明浦ダム流入量のアンサンブル予測結果

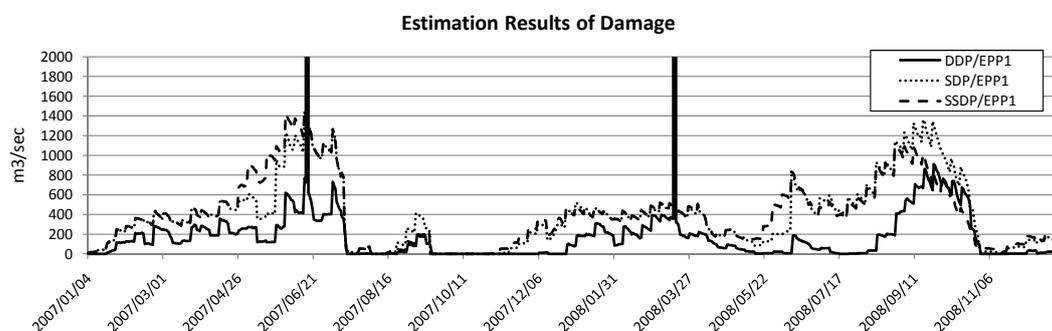


図 4.6 各 DP モデルによる被害の推定結果 (被害の日平均値のそれに続く1年間における累積値)

SDP モデルでは、SSDP モデルに遅れて被害のピークを算定していることがうかがえる。SSDP モデルに基づく貯水池操作では、SDP モデルに基づくものと比較して、両適用年とも生じた被害が小さかった(表 4.2)。しかし、本適用では、この結果がどのような原因によってもたらされたのかまでは、検証するには至らなかった。今後さらに適用を行い、検討を加えたい。

## 4.5 結語

本稿では、アンサンブル予報と組み合わせた場合の3つの DP モデル、すなわち決定論的 DP、確

率 DP, Sampling Stochastic DP の長期利水操作における最適放流決定過程の違いについて分析を行った。その結果、決定論的 DP と確率 DP 及び Sampling Stochastic DP との最適放流決定過程の相違が明らかになり、アンサンブル予報を用いる場合にその分布特性を慎重に考慮に入れることが必要であることが確認された。特に、アンサンブル予報に含まれる予報系列の平均値と中央値の関係と予測精度とを併せて見ることによって、最適化モデルとして決定論的 DP を採用するのか、あるいは確率 DP や Sampling Stochastic DP を採用するのかを判断することができる可能性を示した。一方、確率 DP と Sampling Stochastic DP との最適放流決定過程については、両者の計算結果に一定の違いが確認できたものの、その原因を明らかにするまでには至らず、この点は今後の課題であると考えられる。

## 参考文献

- Akaike, H. (1974): A new look at the statistical model identification, IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. 19, pp.716-723.
- Alemu, E.T., Palmer, R.N., Polebitski, A. and Meaker, B. (2011): Decision Support System for Optimizing Reservoir Operations Using Ensemble Streamflow Predictions, Journal of Water Resources Planning and Management, pp.72-82.
- Bellman, R. (1957): Dynamic Programming, Princeton University Press., Princeton, New Jersey, U.S.A., 340pp.
- Faber, B. A. & Stedinger, J. (2001): Reservoir optimization using sampling SDP with ensemble streamflow prediction (ESP) forecasts, Journal of Hydrology, Vol. 249, pp. 113-133.
- Kelman, J. & Stedinger J. R. (1990): Sampling Stochastic Dynamic Programming Applied to Reservoir Operation, Water Resources Research, Vol. 26, No. 3, pp. 447-454.
- Kim, Y. O., Eum, H. I., Lee, E. G. & Ko, I. H. (2007): Optimizing Operational Policies of a Korean Multireservoir System Using Sampling Stochastic Dynamic Programming with Ensemble Streamflow Prediction, Journal of Water Resources Planning and Management, Vol. 133, No. 1, pp. 4-14.
- 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.
- Labadie, J. (2004): Optimal Operation of Multireservoir Systems: State-of-the-Art Review, Journal of Water Resources Planning and Management, Vol. 130, No. 2, pp.93-111.
- Loucks, D. P., Stedinger, J. R. & Haith, H. A. (1981): Water Resources Systems Planning and Analysis, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, U. S. A., 559pp.
- Nandalal, K. D. W. and J. J. Bogardi. (2007): Dynamic Programming Based on Operation of

Reservoirs - Applicability and Limits -, International Hydrological Series, Cambridge University Press, UK, 130pp.

Yeh, W. (1985): Reservoir management and operations models: A state-of-the-art review, Water Resour. Res., Vol. 21, No. 12, pp. 1797-1818.

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.

坂元慶行・石黒真木夫・北川源四郎(1983): 情報量統計学, 北川敏男編, 共立出版株式会社, 236 pp.

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.

経田正幸(2006): アンサンブル予報概論, 数値予報課報告・別冊, 気象庁予報部編, 第52号, pp.1-12.

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, p.126.

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, 284 pp.

藤部文昭・村上正隆・越田智喜・吉田一全(2008): 早明浦ダム周辺の降水量とダム貯水量の変動特性, 天気, 55巻, 6号, pp.21-25(469-473).

水資源機構(2004): 輝く21世紀のくらしと水～四国の水資源～, 独立行政法人水資源機構吉野川局, p.13.

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.

和田一範, 川崎将生, 富澤洋介(2005): 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.



## 第5章

# 現業気象予測情報と地球規模気象情報を考慮した連続貯水池操作支援システムの開発

### 5.1 概説

効率的な貯水池管理を実現するためには、それぞれの流域に関係することが期待される、より多くの情報の利用を検討する必要がある。また、近年の各貯水池での水文状況の観測結果に応じ、各貯水池における操作ルールをリアルタイムで変化させる過程を導入することも、変わり行く気候システムの中で安定した水資源管理を行うためには効果的な手法であると考えられる。このように、多くの情報の利用や最近の観測状況に基づく適応的操作をリアルタイムで行おうとする場合、実時間で非常に多くの情報処理や意思決定を行うことを伴うため、これらの作業に対する何らかの支援が必要となる。

こうした観点から、ダム貯水池の操作支援に関する研究が、これまでも行われてきている。池淵ら(1990)や小尻ら(1992)は、長期気象予報を基にして流況予測を行い、放流量決定にはファジィ推論を用いる低水操作支援システムの提案・検討を行った。また、花谷(2001)は、ファジィ推論による台風経路予測とニューラルネットワークによる流況予測をもとに、ユーザーインターフェイス機能を持つ知識ベース型による洪水操作支援システムの提案・検討を行っている。ただし、それらは主に洪水時における操作、あるいは渇水時における操作のみを支援の対象としており、洪水や渇水が生起するか、あるいは既に発生していることが前提となっている。

本研究では、まず、非常状態における貯水池操作担当者の意思決定を支援するための貯水池操作支援システム(意思決定支援システム)を取り上げ、これまで別々に行われることの多かった利水操作と治水操作に関する研究を統一し、一年を通した連続的な管理、すなわち、実管理に適した操作手順を提案する。次に、気候システムの変化を把握し、その変化に支援システムを順応させていくために、気象情報や操作ルールなどの支援システムが持つ知識を変化させていく過程の導入を試みる。さらに、気候システムが変化し、予測時における不確実性の増大や予測精度の低下が表れた場合にも対応するため、不確実性や予測精度を考慮した予測・操作手法を提案する。最後に、気候システムの変化による予測不確実性の増大を軽減するために、日本での降水と関係が深いと考えられる地球規模気象情報を取り上げ、現業気象予報を利用する際にこれを合わせて考慮することで、予測精度の向上を図る。

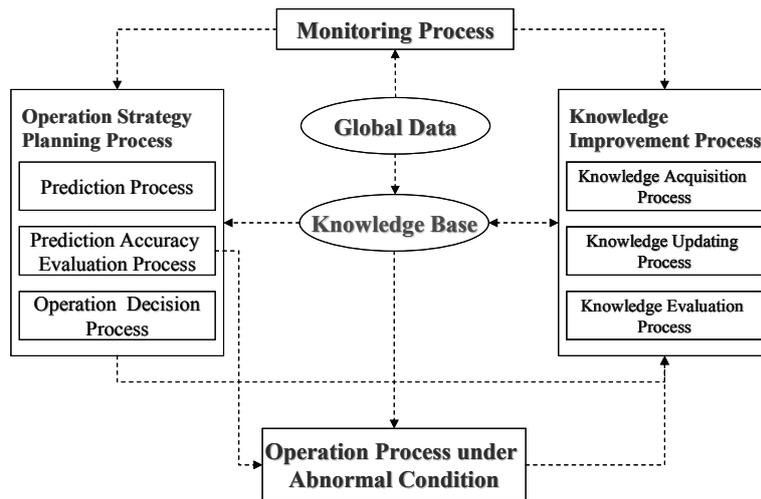


図 5.1 貯水池操作支援システムの構成

## 5.2 連続貯水池操作支援システム

### 5.2.1 支援システムの概要

支援システムとしてしばしば用いられるエキスパートシステムは、基本的には知識が蓄積される知識ベースと、知識ベース内の知識を用いて推論作業を行うエンジン、および説明モジュールで構成される。さらに、知識ベースに知識を加えるため、ユーザーとの知的インターフェースとして知識構築機構を包含する必要がある(戸内, 1995)、そこでは、データの入力状況や出力結果から、専門家の支持を必要とせず、自律的に知識の修正や追加が行われる。

貯水池の実時間管理では、刻一刻と変化する貯水池の状況を把握し、短時間で的確に操作を行うことが要求される。そのため、操作担当者は、流域の水文情報の収集や貯水池の操作方針の決定、実際のゲートの操作など、短時間で非常に多くの行動や意思決定をとり行わなければならない。貯水池操作支援システムは、このような操作間の負担を軽減することを目的として用いられる。

本研究で提案する貯水池操作支援システムは、監視機構、操作戦略決定機構、異常時操作機構、知識構築機構、知識ベースから構成される。本研究で提案する貯水池操作支援システムの構成を図 5.1 に示す。まず、監視機構では、流域の気象・水文状況や貯水池の状態を観測する。その際、より効果的な貯水池管理を行うため、流域内の観測情報だけではなく、地球規模の気象状況についても監視を行う。そして、操作戦略決定機構では、監視機構から提供された観測情報から、流況の予測、予測の精度評価、操作量の決定を行う。これらの作業は知識ベース内に格納されている知識情報と照らし合わせて行う。異常時操作機構では、操作戦略決定機構において予測の精度が低い場合、あるいは知識ベース内の知識とかけ離れた観測情報が得られた場合に、操作戦略決定機構に代わり、操作決定を行う。最後に、知識構築機構では、観測状況が支援システムにとって未経験であった場合に、すなわち知識ベース内に類似の知識情報が無かった場合に、その観測情報を操作結果と合わせ、知識として獲得する。また、知識ベース内の知識が観測状況の適合する

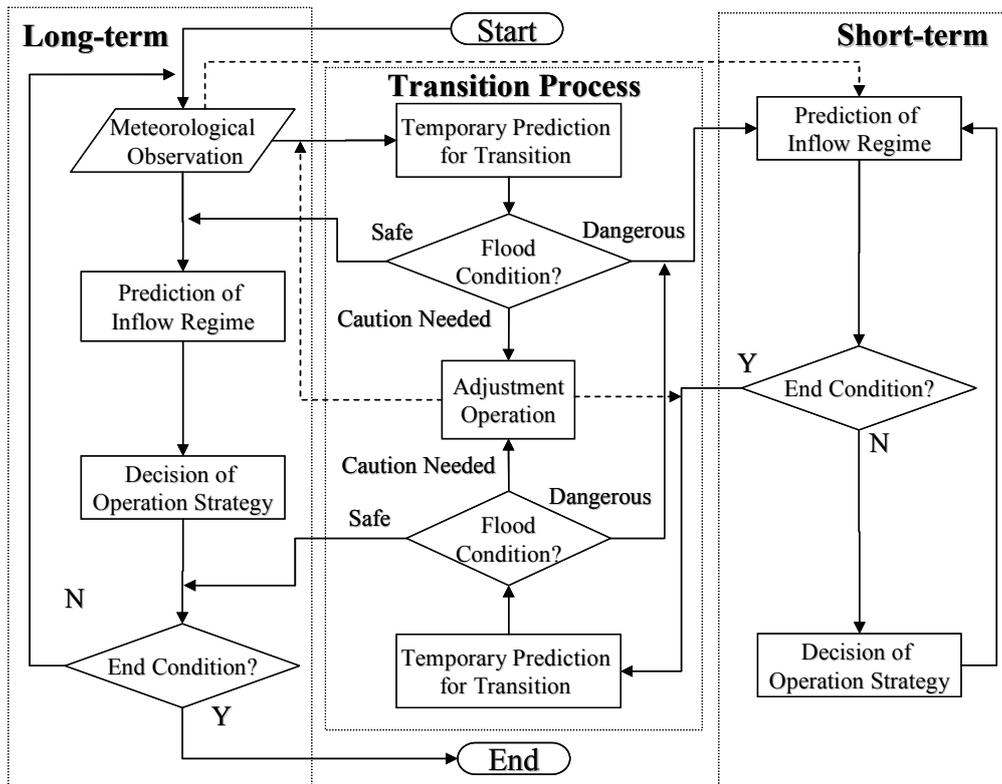


図 5.2 貯水池連続操作のフローチャート

よう、知識ベース内の知識を修正する。以上の機構が効果的に連動することで、システムは貯水池での実時間操作支援を実現することが可能となる。

### 5.2.2 治水・利水連続操作

連続操作においては、利水を目的とした長期操作と治水を目的とした短期操作を円滑につなげることが課題となる。ここでは、洪水操作として予備放流方式を有した多目的ダムを念頭に、洪水開始時には治水容量が確保され洪水終了時にはできる限り早く貯水量を回復させ、その後の長期操作では需要量を満たす放流を行いつつも可能な限り利水容量を満杯に近づけることを目標として、連続操作を行う。

平常時は利水を目的とした長期操作を日単位で行い、需要量分の水をそのまま放流する。ただし、現在の貯水状態で需要量をそのまま放流していたのでは今後どこかで需要量を満たさなくなるか、あるいは節水の可能性があるかと予想された場合には、渴水操作を行う。一方、洪水の可能性があると判断された場合には、短期の降雨量、流入量の予測を1時間単位で行う。そして、実際に洪水氾濫・越流の危険性が予測されれば、治水容量を空けるよう水位を低下させる。また、現時点において洪水の危険性が小さい場合においても、今後、洪水氾濫・越流が発生する可能性が考えられれば、その危険性に応じて水位を調節する。洪水時には、貯水池ごとに定められた操作規則に従って時

表 5.1 一週間の天気概況予報例(4月30日発表)

5月1日	晴れ時々曇り
5月2日	晴れ時々曇り
5月3日	曇り時々晴れ
5月4日	曇り一時雨
5月5日	曇り
5月6日	曇り
5月7日	晴れ時々曇り
1週間の総降水量	平年並み
1週間の平年降水量	45.5mm

間単位で洪水調節操作を行う。洪水イベントが終了し、洪水操作終了の条件を満たした時、洪水操作を終了し、現在の貯水量が、必要貯水量を満たすか満たさないかで、言い換えれば、ある一定期間にわたって需要量分の放流が可能かどうかで、低水操作を行うか否かを選択する。以上に述べた貯水池連続操作の流れを図 5.2 に示す。

### 5.3 現業気象予報と地球規模気象情報を考慮した低水操作

#### 5.3.1 中・長期気象予報を用いた降水予測

低水流況の予測期間については、3か月間と設定する。これは、日本では1年以上に及ぶ渇水があまり見られないこと、また、利水計画においては安全度が治水計画における安全度と比べ小さい値に設計されており、治水ほど安全側を視野に入れる必要が無いと考えられることから、3か月間という期間を長期的な操作を決定するために十分な予測期間として判断したためである。

まず、3か月先までの降水状況を予測する。降水状況の予測は、各気象台発表の中・長期気象予報を基本情報とする。さらに、より広範な視点から将来の流況を見積もるため、地球規模での気象状況を、現業予報を補完するために用いる。ここでは、中・長期気象予報として、週間予報、1か月予報、および3か月予報を用いる。

##### 5.3.1.1 週間予報による予測降水量の算出

週間予報を考慮した予測降水量の算出方法には中村(1991)が提案した方法を用いる。いま、第 $n$ 期期首の前日に発表された週間予報から、第 $n$ 期(当半旬)の降水量を予測することを考える。例えば、第 $n$ 期の期首が5月1日で、前日発表の週間予報において、向こう1週間の天気の概況及び1週間の総降水量の予報が表 5.1 のように与えられているとする。なお、週間予報による降水予測では、階級区分として表 5.2 の値を用いるものとする。この場合の第 $n$ 期(ここでは5月第1半旬、すなわち第25期)の降水量予測手法を、8つのステップに分けて、以下に示す。

表 5.2 週間予報からの降水予測時に用いる階級区分の「平年並」の範囲の例 (%)

冬(12月～2月)	春(3月～5月)	夏(6月～8月)	秋(9月～11月)
74～116	91～108	89～105	86～111

Step 1: 表 5.2 より, 平年並みの範囲は 91～108%であるので,  $\alpha_{\min}$  を平年並みのカテゴリーの下限值,  $\alpha_{\max}$  を平年並みのカテゴリーの上限値とし, さらに平年並みのカテゴリーの中間値を  $\alpha_c$  とすると, これらの値は次のように求められる.

$$\begin{aligned} \alpha_{\min} &= 0.91 \\ \alpha_{\max} &= 1.08 \\ \alpha_c &= 0.5 \times (0.91 + 1.08) = 0.995 \end{aligned} \tag{5.1}$$

Step:2 一週間の天気概況において, その内容による降雨ポイントを, 晴れに対しては 0 点, 曇りに対しては 1 点, 雨の場合 2 点とする. 「時々」「一時」といった表現が付加されている場合には 2 つの天気に対する降雨ポイントの平均を取ることにして, 一週間の天気概況を数値化する.  $P_{t1} \sim P_{t7}$  を, 5 月 1 日～5 月 7 日の降雨ポイントとすると,  $P_{t1} \sim P_{t7}$  は, 次のように求められる.

$$(P_{t1}, P_{t2}, P_{t3}, P_{t4}, P_{t5}, P_{t6}, P_{t7}) = (0.5, 0.5, 0.5, 1.5, 1.0, 0.5, 0.5,) \tag{5.2}$$

Step 3: 降雨ポイント 1 ポイント当たりの降雨量  $r_p$  は, この週の平年降水量を  $r_a$  とし, この週の代表降水量  $r_w$  を  $r_w = \alpha_c \times r_a$  と定義すると, 次のように求められる.

$$\begin{aligned} r_p &= \frac{r_w}{\sum_{i_w=1}^7 P_{ti_w}} \\ &= 1 / (0.5 + 0.5 + 0.5 + 1.5 + 1.0 + 0.5 + 0.5) \times (0.995 \times 45.5) \\ &\approx 9.055 \text{ (mm/ポイント)} \end{aligned} \tag{5.3}$$

ここに,  $i_w$  は予報期間中の第何日目かを表わす変数である.

Step 4: 5 月第 1 半旬の代表降水量  $r_{h25}$  は, 1 ポイント当たりの降水量 9.055mm をもとに, 半旬に含まれる 5 日間の降雨ポイントに応じて次のように求められる.

$$r_{h25} = r_p \sum_{i_h=1}^5 P_{i_h} = 9.055 \times (0.5 + 0.5 + 0.5 + 1.5 + 1.0) = 36.22 \text{ (mm)} \quad (5.4)$$

Step 5: 第25期の年平均降水量  $r_{CLIM25}$  が仮に 35.8mm であったとすると、第25期の降雨量の代表値(百分率)  $\alpha_{h25}$  は、次のように求められる。

$$\begin{aligned} \alpha_{h25} &= r_{h25} / r_{CLIM25} \times 100 \\ &= 36.22 / 35.8 \approx 101.2 \text{ (\%)} \end{aligned} \quad (5.5)$$

Step 6:  $\alpha_{h25}$  の属する階級を表 5.2 より求めると、第25期の降水量予報は「平年並」となる。

Step 7: 以上より、第25期の年平均降水量との予測降水比率  $k_{p25}$  は次のように求められる。

$$k_{p25} = (\alpha_{\min} + \alpha_{\max}) / 2 = 99.5 \text{ (\%)} \quad (5.6)$$

Step 8: 以上の手順で求められた当半月の予報をもとに、第25期の予測降水比率(99.5%)に第25期の年平均降水量 35.8mm を乗じることにより、予測降水量は 35.6mm と決定する。

### 5.3.1.2 1か月予報, 3か月予報による予測降水量の算出

次に、5.3.1.1において求めた現在の半月の降水予測結果と、1か月予報、および3か月予報から、3か月先までの各期、すなわち半月単位の予測降水量を算出する。

1か月予報と3か月予報では、1か月先までの降水量と3か月先までの降水量が、「平年より少ない」「平年並」「平年より多い」の3段階でそれぞれ予報されている。長期的な視野からの操作決定を行わなければならない貯水池操作においては、向こう数か月の降水・流入状況を予測するに当たり、これら長期気象予報が重要な情報源となる。しかし、これらの長期予報は、基本的に一地方を対象に出されているため、その地方のごく一部分を占めるに過ぎないことが多いダム流域の将来の状態を、必ずしも正確に表現しているとは限らない。また、長期の予報であるがゆえに、不確定な要素が大きく、予報をそのまま予測として採用した場合には、現状ではどうしても信頼性が低いものにならざるを得ない。予測の信頼性を向上させるためには、現在までの流域での観測状況を考慮した予報の修正が必要であると考えられる。そこで、本研究では、統計的な降水分布と最近の観測から得られる情報を利用したベイズ論的な予測を行い、予測の修正を試みる。

いま、長期予報を  $X_j$  ( $j=1$  のとき「平年より少ない」、 $j=2$  のとき「平年並」、 $j=3$  のとき「平年より多い」) で表わそう。過去の半月ごとの降水量の実測値を、平年値との比を用いて5ランクに区分けした場合の各降水ランクを  $R_K$  ( $R_K=1 \sim 5$ ) とすると、流域で降水ランク  $R_K$  が観測された際に予報  $X_j$  が出さ

れていた確率を  $P[X_j|R_K]$ , 降水ランク  $R_K$  の流域での統計的分布(事前確率)を  $P[R_K]$ として, 予報  $X_j$ のもとでの流域での降水ランク  $R_K$  が生起する確率(事後確率)  $P[R_K|X_j]$ は, ベイズの定理より次式のようになる.

$$P[R_K | X_j] = \frac{P[X_j | R_K] \cdot P[R_K]}{\sum_{R_k=1}^5 P[X_j | R_k] \cdot P[R_k]} \quad (5.7)$$

$P[R_K|X_j]$ は, ここではランク  $R_K$  の降水量が流域において観測された場合に, 予報  $X_j$  がそれぞれ出されていた割合である.

こうして修正された予測値を用い, 3 か月先までの降水量予測を行う. なお, 現在期(当該半旬)に限っては, 1 か月予報を用いずに, 5.3.1.1 で求められた予測降水比率を用いて予測降水量を求める. また, 用いる 1 か月予報, 3 か月予報は, 降水予測実施時点以前の最も近い時期に出された予報を用いる.

### 5.3.1.3 ファジィ・ベイズの定理を用いた 1 か月予報による予測降水量の修正

5.3.1.2 において, 1 か月予報, 3 か月予報を用いた降水量予測手順を述べた. しかし, これらの長期気象予報では, 近年, 3 段階の階級を用いた予測情報に加えて, 各階級が実際に出現する確率の予測値(確率予報)が発表されている. 例えば, 降水量が「平年より少ない」状態が生起する確率が 20%, 「平年並」の状態が生起する確率が 50%, 「平年より多い」状態が生起する確率が 30%である, といった形式の予測情報が出される. 本研究では, 長期気象予報を用いた降水予測における不確実性をより小さくするため, この各階級の出現率を予測に加味することを考える. ただし, 3 か月予報については, 確率予報が行われるようになってから日が浅く, 予報データの量が少ない. そのため, 本研究では, 1 か月予報についてのみ確率予報を考慮する.

確率予報を統計的に利用するために, 従来の予報手法化における統計データを用いる. そのためにファジィ・ベイズの定理を導入する. ファジィ・ベイズの定理は, ベイズの定理に曖昧性を加味し拡張したものであり, ファジィ理論で用いられる類似度の概念を用いる. いま, 確率予報における確率表現を, その予報の曖昧性を表わすファジィ情報であると解釈すれば, 各階級の予測される確率値を, その階級に対する予報の類似度であるとみなすことができる. 例えば上記で示した確率予報例においては, この予報が「平年より少ない」階級に対する類似度が 0.2, 「平年並」の階級に対する類似度が 0.5, 「平年より多い」階級に対する類似度が 0.3 である予報だと考えることができる. この類似度を用いると, 確率予報  $M_j$  ( $j=1,2,3$ )のもとでの流域での降水量  $R_K$  の生起確率(事後確率)  $P[R_K|M_j]$ は, 式(5.7)を拡張して, 次式のように記述することができる.

$$P[R_k | M_j] = \frac{P[R_k | X_j] \cdot f_{M_j}}{\sum_{j=1}^3 P[R_k | X_j] \cdot f_{M_j}} \quad (5.8)$$

ここに、 $f_{M_j}$  は確率予報  $M_j$  の従来の子報  $X_j$  に対する類似度である。このファジィ・ベイズの定理によって算出された各降水ランクの発生確率の期待値を取ることで、確率予報を考慮した予測値が求められる。1 か月予報を用いた予測においては、以上の過程により求めた値を予測値として用いる。

### 5.3.2 地球規模気象情報による予測降水量の修正

#### 5.3.2.1 気象情報の数値化

流域での長期的な降水状況を予測するため、日本の降水状況に対する影響が大きい北半球の月平均 500hPa 気圧高度データと、全球で与えられる月平均海面水温分布データを用いる。海洋の現象を詳しく見ていくと、日本の気象現象に影響を与えるものとして、まず、エルニーニョ現象が挙げられる。エルニーニョ現象は、ペルー沖で平年に比べて水温が 2~4°C 高くなる現象で、海だけの現象にとどまらず、大気にも平年とは異なる現象が現れる。例えば、赤道地方を吹く貿易風が弱くなり、その強さはインドネシア付近の地上気圧と南太平洋の地上気圧の変動によって変わる。日本への影響としては、暖冬や渇水などの異常気象を引き起こしやすいことが知られている。

日本の降水量に関しては、夏から秋に大雨をもたらす台風の影響を無視することはできないが、日本に影響を与える台風の数、日本より南方の海域での海面水温の影響を受ける。平年に比べ海水が低温のとき、大気の上昇気流があまり発達せず、台風の発生数が減り、その結果少雨傾向となることが多い。逆に、平年に比べ海水が高温であれば、台風の発生数が増え、その結果日本では多雨傾向となるが多くなる。

海面水温分布からは海流の動きも識別することができる。通常、日本海流(黒潮)と千島海流(親潮)は、日本の東側の北緯 40 度前後で衝突し、境界面はそこから東側に約 2500km もの長距離に渡って伸びている。日本海流は、赤道付近から北上してくる暖流で、その勢力の強さは、太平洋高気圧の勢力の強さと類似している。また、千島海流も同様に、その勢力が強いとき、オホーツク海高気圧が発達している。太平洋高気圧は、海洋性の高気圧で日本の気候を高温多湿とし、オホーツク海高気圧は、大陸の高気圧で日本に寒気をもたらす。互いの勢力を知ることは、暖気と寒気の境目にできる前線の位置を間接的に知る上で重要である。

以上の議論から、ここでは、気圧高度分布については、北半球の中・高緯度における 500hPa 気圧高度偏差分布を、海面水温分布については、エルニーニョ現象の監視領域における海面水温分布、台風の規模・発生数に影響を与える日本南部での海面水温分布、日本海流・千島海流の勢力状況を示す日本近海での海面水温分布の 3 種類を考える。

i) 500hPa 気圧高度分布

月平均 500hPa 気圧高度分布は、偏差分布を用いて、北緯 30~80 度、東西方向には 360 度分の領域のものを対象とし、緯度・経度ともここでは 10 度ごとの格子点で考えるものとする。この気圧高度偏差分布を特徴づける要素として、第 3 章と同様に対象領域内の気圧の正偏差域と負偏差域の位置を考え、これを用いて知識として表現する。北半球での気圧高度偏差分布の観測状況と知識ベース内の知識との類似度を、観測画像と各知識パターンとの正偏差域、負偏差域の中心の位置の距離を用いて定義する。まず、観測画像と各知識パターンとの正偏差域、負偏差域の中心の位置の距離は、式(3.2)~(3.4)と同様に定義する。すなわち、観測画像中の正偏差域  $k$  の位置を  $(X_k^{obs}, Y_k^{obs})$ 、知識ベース内の知識パターン  $m$  における正偏差域  $k'$  の位置を  $(X_{k'}^m, Y_{k'}^m)$  とすると、両者の距離  $D_{PC}(k, m, k')$  は次式により求められる。

$$D_{PC}(k, m, k') = \sqrt{(X_k^{obs} - X_{k'}^m)^2 + (Y_k^{obs} - Y_{k'}^m)^2} \quad (5.9)$$

同様に、観測画像中の正偏差域  $k$  と知識パターン  $m$  内の全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  $k$  から見た知識パターン  $m$  の距離と設定する。定式化すると、次式のようになる。

$$D_{TPC}(k, m) = \min_{k'} \{D_{PC}(k, m, k')\} \quad (5.10)$$

ここで、 $D_{TPC}(k, m)$  は正偏差域  $k$  から見た知識パターン  $m$  の距離である。さらに、観測画像におけるその他の正偏差域から見た知識パターン  $m$  との距離についても、上記と同様に算出することができる。現在の観測画像と知識パターン  $m$  の正偏差域に着目した距離  $D_P(m)$  は、以上で求めた各正偏差域間の距離のうちの最大値として定義する。

$$D_P(m) = \max_k \{D_{TPC}(k, m)\} \quad (5.11)$$

上記式(5.9)~(5.11)と同様にして、負偏差域についても、現在の観測画像と知識パターン  $m$  の負偏差域に着目した距離  $D_N(m)$  を求めることができる。最終的に、これらの 2 つの距離の最大値を観測画像と知識パターン  $m$  との距離  $D_R(m)$  と設定する。

$$D_R(m) = \max \{D_P(m), D_N(m)\} \quad (5.12)$$

観測画像と知識パターン  $m$  との類似度  $f_{PH}(m)$  は最終的に次式のように定義される。

$$f_{PH}(m) = \max\{1 - D_R(m)/A_{PH}, 0\} \quad (5.13)$$

ここに、 $A_{PH}$  はメンバーシップ関数の傾きを表わす定数である。

以上のようにして、気圧高度偏差分布の現在の観測状況と知識ベース内の各知識パターンとの類似度が算出される。

### ii) エルニーニョ現象

エルニーニョ現象の発生領域としては、北緯 4 度～南緯 4 度、西経 150 度～90 度までと考える。この領域における海面水温分布の数値化は、領域内の各格子点の平年偏差の平均を取ることによって行われる。具体的には、次式によって定義される。

$$T_{EL}(i_y, i_m) = \frac{\sum_{g_{EL}}^{N_{EL}} \{S_{OBS}(i_y, i_m, g_{EL}) - S_{AVE}(i_y, i_m, g_k)\}}{N_{EL}} \quad (5.14)$$

ここに、 $T_{EL}(i_y, i_m)$  は  $i_y$  年  $i_m$  月のエルニーニョ現象発生領域における海面水温平年偏差の平均値を表わし、 $S_{OBS}(i_y, i_m, g_{EL})$  は  $i_y$  年  $i_m$  月のエルニーニョ現象発生領域内の格子点  $g_{EL}$  における観測データ、 $S_{AVE}(i_y, i_m, g_{EL})$  は  $i_y$  年  $i_m$  月の格子点  $g_{EL}$  における平均値、 $N_{EL}$  はエルニーニョ現象の発生領域における 2 度ごとの格子点総数である。

### iii) 日本南部での海面水温分布状況

台風の発生現象に関する情報源としては、北緯 0 度から北緯 30 度、東経 120 度から 140 度の範囲を対象とする。特徴は、次式によって定義する。

$$T_{TY}(i_y, i_m) = \frac{\sum_{g_{TY}}^{N_{TY}} \{S_{OBS}(i_y, i_m, g_{TY}) - S_{AVE}(i_y, i_m, g_{TY})\}}{N_{TY}} \quad (5.15)$$

ここに、 $T_{TY}(i_y, i_m)$  は  $i_y$  年  $i_m$  月の日本南海の台風発生領域における海面水温平年偏差の平均値を表わし、 $S_{OBS}(i_y, i_m, g_{TY})$  は  $i_y$  年  $i_m$  月の台風発生領域内の格子点  $g_{TY}$  における観測データ、 $S_{AVE}(i_y, i_m, g_{TY})$  は  $i_y$  年  $i_m$  月の格子点  $g_{TY}$  における平均値、 $N_{TY}$  は台風発生領域における 2 度ごとの格子点総数である。

### iv) 日本近海での海流の状況（日本海流・千島海流の勢力状況）

対象地域としては、北緯 35 度から北緯 45 度、東経 145 度から東経 180 度の範囲とする。定式

化すると次のようになる。

$$T_{CU}(i_y, i_m) = \frac{\sum_{g_{CU}}^{N_{CU}} \{S_{OBS}(i_y, i_m, g_{CU}) - S_{AVE}(i_y, i_m, g_{CU})\}}{N_{CU}} \quad (5.16)$$

ここに、 $T_{CU}(i_y, i_m)$ は  $i_y$  年  $i_m$  月の日本近海の日本海流と千島海流が衝突する領域における海面水温平年偏差の平均値を表わし、 $S_{OBS}(i_y, i_m, g_{CU})$ は  $i_y$  年  $i_m$  月の対象とする日本近海の格子点  $g_{CU}$  における観測データ、 $S_{AVE}(i_y, i_m, g_{CU})$ は  $i_y$  年  $i_m$  月の格子点  $g_{CU}$  における平均値、 $N_{CU}$ は日本近海における2度ごとの格子点総数である。

海面水温分布データにおいては、0 を中心としてあらかじめ等間隔に設定された平年偏差の値を、知識として知識ベース内に格納する。そして、各知識(平年偏差の値)に対する類似度を算出するためのメンバーシップ関数には、三角型メンバーシップ関数を用いる。エルニーニョ現象の発生状況、日本南海における海面水温分布状況、日本近海での海流勢力を表す海面水温分布状況についても、同様のメンバーシップ関数を用いる。

### 5.3.2.2 ファジィ・ベイズの定理による予測降水量の修正

5.3.2.1 において定式化した各気象要素の過去のデータを、知識として知識ベース内にあらかじめ格納しておく。その際、それぞれの知識パターンごとに、パターン内の各知識としての気象条件が観測された時点から3か月先までの降水量の実測状況を、5.3.1 において用いた降水ランクに対する事後確率として、併せて記憶させておく。次に、現在の各気象要素の観測状況と知識ベース内の各知識パターンとの類似度を、ファジィ・ベイズの定理を適用することにより、予測降水量は確率情報として算出される。500hPa 気圧高度偏差分布情報による各降水ランクの発生確率の予測値は、次式で表される。

$$\begin{aligned} P[K_R | M_{PH}] &= \sum_m P[K_R | K_{PH}(m)] \cdot P[K_{PH}(m) | M_{PH}] \\ &= \frac{\sum_m P[K_{PH}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{PH}(m)}{\sum_m \sum_{K_R} P[K_{PH}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{PH}(m)} \end{aligned} \quad (5.17)$$

ただし、

$$P[K_{PH}(m) | M_{PH}] = \frac{\sum_{K_R} P[K_{PH}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{PH}(m)}{\sum_m \sum_{K_R} P[K_{PH}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{PH}(m)} \quad (5.18)$$

ここに,  $M_{PH}$  は 500hPa 気圧高度偏差分布の観測状況,  $K_{PH}(m)$  は知識ベース内の 500hPa 気圧高度偏差分布の知識パターン  $m$ ,  $f_{PH}(m)$  は 500hPa 気圧高度偏差分布の観測状況の, 知識パターン  $m$  に対する類似度である. 同様にして, 海面水温分布情報からの各降水ランクの発生確率の予測値は, 以下のように表される.

$$\begin{aligned} P[K_R | M_{EL}] &= \sum_m P[K_R | K_{EL}(m)] \cdot P[K_{EL}(m) | M_{EL}] \\ &= \frac{\sum_m P[K_{EL}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{EL}(m)}{\sum_m \sum_{K_R} P[K_{EL}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{EL}(m)} \end{aligned} \quad (5.19)$$

$$P[K_{EL}(m) | M_{EL}] = \frac{\sum_{K_R} P[K_{EL}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{EL}(m)}{\sum_m \sum_{K_R} P[K_{EL}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{EL}(m)} \quad (5.20)$$

$$\begin{aligned} P[K_R | M_{TY}] &= \sum_m P[K_R | K_{TY}(m)] \cdot P[K_{TY}(m) | M_{TY}] \\ &= \frac{\sum_m P[K_{TY}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{TY}(m)}{\sum_m \sum_{K_R} P[K_{TY}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{TY}(m)} \end{aligned} \quad (5.21)$$

$$P[K_{TY}(m) | M_{TY}] = \frac{\sum_{K_R} P[K_{TY}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{TY}(m)}{\sum_m \sum_{K_R} P[K_{TY}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{TY}(m)} \quad (5.22)$$

$$\begin{aligned} P[K_R | M_{CU}] &= \sum_m P[K_R | K_{CU}(m)] \cdot P[K_{CU}(m) | M_{CU}] \\ &= \frac{\sum_m P[K_{CU}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{CU}(m)}{\sum_m \sum_{K_R} P[K_{CU}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{CU}(m)} \end{aligned} \quad (5.23)$$

$$P[K_{CU}(m) | M_{CU}] = \frac{\sum_{K_R} P[K_{CU}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{CU}(m)}{\sum_m \sum_{K_R} P[K_{CU}(m) | K_R] \cdot P[K_R] \cdot f_{CU}(m)} \quad (5.24)$$

$M_{EL}$ ,  $M_{TY}$ ,  $M_{CU}$  はそれぞれ, エルニーニョ現象監視領域, 日本南海, 日本近海における海面水温偏差分布の観測状況,  $K_{EL}(m)$ ,  $K_{TY}(m)$ ,  $K_{CU}(m)$  は各海面水温偏差分布情報に関する知識ベース内の  $m$  番目の知識パターン,  $f_{EL}(m)$ ,  $f_{TY}(m)$ ,  $f_{CU}(m)$  は各海面水温偏差分布に関する観測状況の知識パターン  $m$  に対する類似度である. 以上の過程により, 地球規模の4種の気象状況それぞれから, 降水ランクの予測発生確率が導き出される.

次に、算出された降水ランクの予測発生確率を用いて、地球規模気象情報を考慮した 4 つの降水予測手法と、中・長期気象予測を用いた降水予測手法の、合わせて 5 つの予測手法による予測結果を統合する。予測の統合は、5 つの情報源からのそれぞれの予測手法の予測精度と、各予測手法において出された予測の確信度合を考慮しながら、次式を用いて行う。

$$P[K_R | M_{TTL}] = \frac{\sum_{j_f} A_C(j_f) \cdot C_F(j_f) \cdot P[K_R | M(j_f)]}{\sum_{j_f} A_C(j_f) \cdot C_F(j_f)} \quad (5.25)$$

$P[K_R | M_{TTL}]$  は 5 つの予測手法からの予測情報を統合した場合のランク  $K_R$  の降水の予測発生確率である。 $A_C(j_f)$  は予測手法  $j_f$  の予測精度であり、次式によって算出する。

$$A_C(j_f) = \frac{\sum_{n_p} \chi_H(j_f, n_p)}{N_p} \quad (5.26)$$

$\chi_H(j_f, n_p)$  は予測手法  $j_f$  によって  $n_p$  回目の降水ランク予測が的中した度合、 $N_p$  は予測回数を表す。予測が的中した度合の予測回数による平均値を、予測手法の  $j_f$  の予測精度として定義する。また、 $C_F(j_f)$  は予測手法  $j_f$  から出された予測の確信度を示す。確信度はその気象情報(予測手法)における、知識パターンと観測状況との類似度の最大値であると定義し、以下のように定式化する。

$$C_F(j_f) = \max_m \{f_W(j_f, m)\} \quad (5.27)$$

$f_W(j_f, m)$  は気象情報(予測手法)  $j_f$  における、知識パターン  $m$  と観測状況との類似度である。

### 5.3.2.3 ニューラルネットワークを用いた長期流況予測

5.3.2.2 までで述べた手法によって得られた降水予測を用いて、3 か月先までの流況予測を行う。流況予測にはニューラルネットワーク(NN)を用いる。入力データは、試行錯誤による調整の結果、本研究では過去 2 半旬での観測降水量(2 データ)、過去 1 半旬の観測流入量(1 データ)、1 か月先までの半旬ごとの予測降水量(6 データ)の計 9 データを考える。出力データは 1 か月先までの予測流入量(6 データ)とする。1 か月先から 2 か月先までの期間の流入量系列は、先の手順で得られた予測流入量を観測値と見なして、同様のニューラルネットワーク構造を用い予測する。さらに、同じ手順により、2 か月先から 3 か月先までの期間の流入量予測を行い、以上により 3 か月先までの予測流入量系列が算出される。

### 5.3.3 長期流況予測に基づく低水操作

支援システムの知識ベース内に、あらかじめ知識としていくつかの流況データが蓄えられているとする。いま、現流況を現在までの観測流況と現時点における予測流況と考えると、現流況が各パターンに対しどのように評価されるのかは、合理的な制御を行う上で極めて重要な指標となる。そこで、類似度として現流況と各パターンとの距離を採用する。定式化すると次式のようになる。

$$f_{SF}(j_{PT}) = \max_t \left\{ \frac{Z_F(t) - Z_{KB}(j_{PT}, t)}{Z_{KB}(j_{PT}, t)} \right\} \quad (5.28)$$

ここに、 $Z_F(t)$ は期間  $t$  における予測流入量データ、 $Z_{KB}(j_{PT}, t)$ は知識ベース内の  $j_{PT}$  番目の流況パターンにおける期間  $t$  の流入量データ、 $f_{SF}(j_{PT})$ は今後の予測流入量と流況パターン  $j_{PT}$  との類似度である。

### 5.3.4 節水率の算定

#### 5.3.4.1 節水ルールの算定

ある流入量データが日本の渇水期間全てを含むような長期間（例えば2年）に渡って存在すると仮定した場合の、2年経っても渇水が起こらなくて済むような、各期間の期首における貯水量（長期目標貯水量と呼ぶ）を、知識ベース内の各流況パターンについて求める。半旬ごとに期間を区切り、それぞれの期間を期間  $t$  ( $t=1 \sim 144$ ) とし、期間  $t$  における需要量を  $Z_{DM}(t)$ 、流況パターン  $j_{PT}$  に対する期間  $t$  の期首における貯水量（初期貯水量と呼ぶ）を  $S_i(j_{PT})$  とすると、 $S_i(j_{PT})$  は  $t \geq 2$  のとき、流況パターン  $j_{PT}$  の流入量を  $Z_{KB}(j_{PT}, t)$  を用いて、次式のように表すことができる。

$$S_i(j_{PT}) = S_1(j_{PT}) + \sum_i^{t-1} \{Z_{KB}(j_{PT}, i) - Z_{DM}(i)\} \quad (5.29)$$

この初期貯水量  $S_1(j_{PT})$  が、その後の2年間の全期間において無くならない、すなわち、

$$S_i(j_{PT}) > 0 \quad (t = 2, \dots, 144) \quad (5.30)$$

となるような  $S_1(j_{PT})$  が存在する。そのような  $S_1(j_{PT})$  の最小値を  $S_{\min}(j_{PT})$  で表すと、ここでは  $S_{\min}(j_{PT})$  が長期目標貯水量となる。つまり、仮定した流況データとまったく同じ流況が生起した場合、現在の貯水量である初期貯水量  $S_1(j_{PT})$  が長期目標貯水量  $S_{\min}(j_{PT})$  より少なければ2年間のどこかで渇水が生じることを意味し、大きければ渇水の心配をする必要はないということである。

この長期目標貯水量より現貯水量が多い場合は節水の必要はないが、少ない場合は不足分量

表 5.3 貯水池の節水ルール

Rule 1	1 <sup>st</sup>
Rule 2	2 <sup>nd</sup>
Rule 3	2 <sup>nd</sup> 1 <sup>st</sup>
Rule 4	2 <sup>nd</sup> 1 <sup>st</sup> 1 <sup>st</sup>
Rule 5	2 <sup>nd</sup> 2 <sup>nd</sup> 1 <sup>st</sup>
Rule 6	3 <sup>rd</sup> 2 <sup>nd</sup> 1 <sup>st</sup>
Rule 7	3 <sup>rd</sup> 2 <sup>nd</sup> 2 <sup>nd</sup>
Rule 8	3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 2 <sup>nd</sup> 2 <sup>nd</sup>
Rule 9	3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 2 <sup>nd</sup> 2 <sup>nd</sup>
Rule 10	3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 2 <sup>nd</sup> 2 <sup>nd</sup>
Rule 11	3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup>
Rule 12	4 <sup>th</sup> 4 <sup>th</sup> 4 <sup>th</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup>
Rule 13	5 <sup>th</sup> 5 <sup>th</sup> 5 <sup>th</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup> 3 <sup>rd</sup>
Rule 14	5 <sup>th</sup> 5 <sup>th</sup> 5 <sup>th</sup> 5 <sup>th</sup> 5 <sup>th</sup> 5 <sup>th</sup>
Rule 15	6 <sup>th</sup> 6 <sup>th</sup> 6 <sup>th</sup> 6 <sup>th</sup> 6 <sup>th</sup> 6 <sup>th</sup>

を補うための節水量の算定を行う。本研究では、表 5.3 の節水ルールに従って節水量の算定を行い、これに従った放流を行う。ここに、1 次節水は 10% (表中では 1<sup>st</sup>)、2 次節水は 20% (表中では 2<sup>nd</sup>)、3 次節水は 40% (表中では 3<sup>rd</sup>) の節水を意味している。また、異常渇水を考慮して、4 次節水 50% (表中では 4<sup>th</sup>)、5 次節水 60% (表中では 5<sup>th</sup>)、6 次節水 70% (表中では 6<sup>th</sup>) も設定した。また、将来的に節水率が高くなるような放流ルールは予測を含むため、ここでは除外する。これにより、各流況パターンに対する IF (貯水量) ~ THEN (放流ルール (節水率)) というルールベースが確立したことになる。

#### 5.3.4.2 実時間での放流ルール (節水率) の算定

5.3.3 で得られた観測・予測流況と知識ベース内の各流況パターンとの類似度  $f_{SF}(j_{PT})$  と、各流況パターンに対する長期目標貯水量  $S_{\min}(j_{PT})$  を用いて、ファジィ制御により渇水時の節水率及び放流量を決定する。前節の過程により知識ベース内に形成された IF-THEN 形式のルールは、推論機構にて利用する。しかし、このままでは各流況パターンの流量、貯水量と同じ流量、貯水量状態に対する制御方法が示されているに過ぎず、任意の流況、貯水量の状態について制御方法が示されたわけではない。そこで、ファジィ推論によってメンバーシップ関数を適用して、知識ベースに対する現流況の曖昧さを加味して制御することにする。ここで、ファジィ推論の前件部を構成するものとしては、現流況と知識ベース内の各流況パターンとの類似度 (流況のメンバーシップ値)、特定の貯水量と現貯水量との差 (貯水量のメンバーシップ値) の 2 種を考える。また、後件部の構成要素としては、

現期間の節水率を考える。

第  $t$  期での現流況と流況パターン  $j_{PT}$  間の距離のメンバーシップ値を  $f_{IN}(j_{PT}, t)$ 、貯水量のメンバーシップ値を  $f_{ST}(j_{PT}, t)$  とすると、両者の適合度  $\omega_L(j_{PT}, t)$  は、2 つのメンバーシップ値の単純積として、

$$\omega_L(j_{PT}, t) = f_{IN}(j_{PT}, t) \cdot f_{ST}(j_{PT}, t) \quad (5.31)$$

と表される。簡略化推論法(塚本ら, 2000)を用いて後件部を統合すると、節水率  $S_V(t)$  が求まる。これから、第  $t$  期の放流量  $r(t)$  は第  $t$  期の需要量  $Z_{DM}(t)$  を用いて、

$$r(t) = [1 - S_V(t)] \cdot Z_{DM}(t) \quad (5.32)$$

と決まる。

## 5.4 低水操作からの移行過程を考慮した洪水操作

### 5.4.1 短期洪水操作手法

短期洪水操作では、まず、時間単位で短期流況を予測し、その予測結果を踏まえて放流決定がなされる。通常、わが国の貯水池では、洪水制御の実施を決定してから実際に制御を開始するまでに、下流や関係機関に対する周知や予備放流操作の実施、ゲート全開への到達までの時間に、6～7時間を要することが多い。このため、貯水池における6～7時間先の流入量の予測が必要不可欠となる。そこで、本研究では、6時間先までの短期流況予測を行う。

短期流況予測には、まず、そのリードタイムに見合った降水予測情報が必要である。本研究では、短期降水予測情報として、気象庁が提供しているRSM(Regional Spectrum Model, 領域気象モデル)による予測情報を用いる。RSMによる予測結果は、解像度20kmのGPVデータとして提供され、予報回数は1日2回、予報期間は51時間先まで、予報の時間ステップは1時間である。降水量予測には、このRSMによる予測値のうち、6時間先までのものを利用する。

一方、流況予測手法には、降水量と流入量との関係の非線形性を重視するため、ファジィ理論と非線形な応答関係を表現できるニューラルネットワークを組み合わせたファジィ・ニューラルネットワークを用いる。ここでは、RSMの6時間先までの降水予測結果と、現在までの流域での降水量及び流入量の観測量を入力とする。

まず、知識ベースの中に、あらかじめ過去の降水イベントデータを格納し、保存しておく。これらの降水イベントデータは、それぞれが固有のパターンを持っている。言い換えれば、それぞれの降水イベントパターンは降水量、流入量に関しての独自の特徴を持っていることになる。これらの知識ベースの特徴を生かすため、ファジィ・ニューラルネットワークを流入量予測に用いる。本研究で用いるファジィ・ニューラルネットワークの概念図を図5.3に示す。

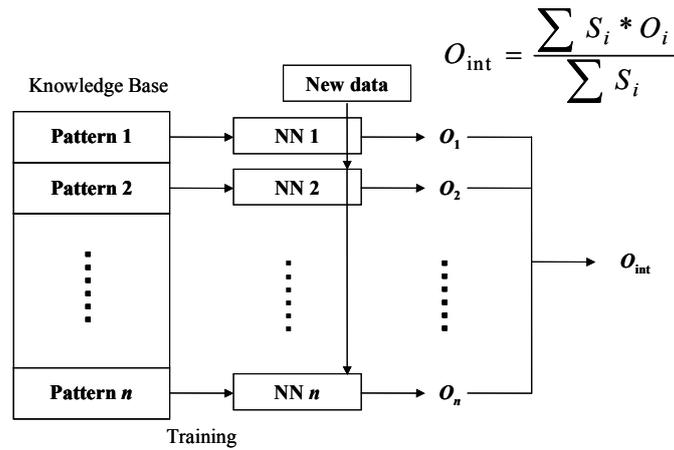


図 5.3 ファジィ・ニューラルネットワークの概念図

個々の、すなわち、知識としての降水イベントパターンは、それぞれのパターンに合うように訓練されたニューラルネットワークを持つ。降水イベント時には、知識ベース内のそれぞれのニューラルネットワークに現在の降雨データを入力し、これらのニューラルネットワークはそれぞれに出力を出す。それぞれのパターンに対する現在の降雨状況の類似度 (5.4.1.1 にて記述) により、以下のようなファジィ推論式を用いて出力値を統合する。

$$O_{INT}(t) = \frac{\sum_{j_{PS}} O_{NN}(j_{PS}, t) \cdot f_{PS}(j_{PS}, t)}{\sum_{j_{PS}} f_{PS}(j_{PS}, t)} \tag{5.33}$$

$f_{PS}(j_{PS}, t)$  は降雨パターン  $j_{PS}$  に対する類似度、 $O_{NN}(j_{PS}, t)$  は各ニューラルネットワークの出力、 $O_{INT}(t)$  は各出力をファジィ理論によって統合した出力値で、これを最終的な出力値とみなし、時間  $t$  における予測評価として定義する。

降水イベントの類似度の算定は、流域での観測値と RSM による降水予測値から、ファジィパターン予測手法を用いて行う。ファジィパターン予測手法は、知識ベース内のそれぞれの降水イベントパターンにおいて、パターンが持つ特徴の距離を基にしたメンバーシップ関数を定義し、そのメンバーシップ関数を用いてそれぞれのパターンに対する類似度を計算した上で、その類似度を用いて予測値を出力するものである。本研究では、降水イベントの特徴を表す指標として、降水量と流入量の類似性を考える。降水量と流入量の類似性の判断には、ハイトグラフとハイドログラフの形状を用いる。

#### 5.4.1.1 降水量の類似度

現在の降水イベントと知識ベース内の降水イベント知識との類似度の算定には、各時点における4時間先までの平均降水量グラフを降雨イベントの類似度算定に用いる。また、RSMによる6時間先までの降水予測値を、現在までの降水量観測値の延長上に設定し、6時間先までの4時間平均降水量グラフを考慮する。次に、実際に降水量の類似度を算定する手順を示す。現在の降水イベントにおける、観測値とRSMによる6時間先までの降水予測値の、4時間平均降水量グラフの値を $R_{HEO}(t)$ 、知識ベースの中の $j_{PE}$ 番目の降水イベント知識の4時間平均降水量グラフの値を $R_{HEK}(j_{PE}, t)$ とする。各時刻における二つの4時間平均降水量グラフの値の差をとり、その差が最大となる時点を選ぶ。次に、時間的位相差 $D_e$ を考慮して、 $j_{PE}$ 番目の降水イベント知識の4時間平均降水量グラフをずらす。ずらす度に、先ほどと同じように二つの4時間平均降水量グラフの値の差の最大値を計算し、最大値が最小となるように時間的位相差 $D_e$ を決める。そして、最終的に定まった位相差 $D_e$ を考慮した場合における、現在の降水イベントと $j_{PE}$ 番目の知識との4時間平均降水量の差の最大値を、二つのグラフの距離 $D_{HE}(j_{PE})$ とする。以上を定式化すると次のようになる。

$$D_{HE}(j_{PE}) = \min_{D_e} \left\{ \max_t \left\{ R_{HEO}(t) - (R_{HEK}(j_{PE}, t) - D_e) \right\} \right\} \quad (5.34)$$

この距離 $D_{HE}(j_{PE})$ を用いて、類似度を表すメンバーシップ値を次式により算定する。

$$f_{HE}(j_{PE}) = \max \left\{ \frac{1 - |D_{HE}(j_{PE})|}{A_{HE}}, 0 \right\} \quad (5.35)$$

ここに $A_{HE}$ はメンバーシップ関数の傾きを表す定数である。

流域内の降水量観測地点数を $n_{RS}$ とすると、 $n_{RS}$ 種類の降水量系列が得られる。降水量の類似度判定には、 $n_{RS}$ 地点すべての4時間平均降水量を考慮に入れるものとする。ただし、6時間先までの将来値については、全ての地点とも、RSMによる降水予測値を用いる。降水量観測地点 $k_{RS}$ での4時間平均降水量グラフの、現在の降水イベントと $j_{PE}$ 番目の知識との類似度を $f_{HE}(j_{PE}, k_{RS})$ と再定義すると、降水量の総合的な類似度は、各地点での類似度の平均値によって定義される。

$$f_{HET}(j_{HE}) = \frac{\sum_{k_{RS}}^{n_{RS}} f_{HE}(j_{HE}, k_{RS})}{n_{RS}} \quad (5.36)$$

この総合された類似度 $f_{HET}(j_{HE})$ を、現在の降水イベントと $j_{HE}$ 番目の知識とにおける降水量の類似

度とする.

#### 5.4.1.2 流入量の類似度

流入量の類似度の算定についても、ハイドログラフを考慮して、降水量の類似度と同様に行う。ただし、流入量における類似度算定は、ハイドログラフそのものの距離を用いて行い、また、考慮するハイドログラフの期間は現時点までとする。ハイドログラフの類似度に関するメンバーシップ関数は、以下のように定義される。

$$D_{HD}(j_{PE}) = \min_{D_d} \left\{ \max_t \left\{ I_{HDO}(t) - (I_{HDK}(j_{PE}, t) - D_d) \right\} \right\} \quad (5.37)$$

$$f_{HD}(j_{PE}) = \max \left\{ \frac{1 - |D_{HD}(j_{PE})|}{A_{HD}}, 0 \right\} \quad (5.38)$$

ここに、 $D_{HD}(j_{PE})$ は時刻  $t$  における知識ベース中の降水イベント  $j_{PE}$  のハイドログラフと現在の降水イベントのハイドログラフとの距離、 $I_{HDO}(t)$ は現在の降水イベントのハイドログラフ値、 $I_{HDK}(j_{PE}, t)$ は時刻  $t$  における知識ベース中の降水イベント  $j_{PE}$  のハイドログラフ値、 $D_d$ は時間位相差、 $A_{HD}$ はメンバーシップ関数の傾きを表す定数である。

#### 5.4.1.3 類似性の判定及び洪水操作

以上によって得られた各知識パターンに対する降水量、流入量に対する類似度を、次式により総合する。

$$f_{PE}(j_{PE}) = \min \{ f_{HET}(j_{PE}), f_{HD}(j_{PE}) \} \quad (5.39)$$

以上の手順により、現在の降水イベントと知識ベース内の知識  $j_{PE}$  との総合的な類似度  $f_{PE}(j_{PE})$  が求められる。

流入量の予測にはファジィ・ニューラルネットワークを用いる。流入量予測ファジィ・ニューラルネットワークの入力データは、各降水量観測地点での観測降水量、貯水池での観測流入量、予測降水量である。出力は貯水池流域における予測流入量系列である。ニューラルネットワークは知識ベース内の降水イベントパターンによってそれぞれ訓練されているので、現在の降水イベントのデータを個々のニューラルネットワークに入力し、得られた出力を類似度によって統合した結果が、予測流入量として定義される。

さらに、求められた流入量の予測結果をもとに洪水制御を行う。通常、放流操作は貯水池の操作規程に従って行われる。以下に一例として、一定量の放流方式による操作ルールを示す (*Rule 1*)

～Rule 3).

*Rule 1:* 流入量が指定された所定の洪水流量に達するまでに治水容量を確保する(予備放流).

*Rule 2:* 流入量が所定の洪水流量を超えた場合は、流入量と同量の放流を行う.

*Rule 3:* 流入量が所定の一定量を超えた場合は、その一定量の放流を行う(洪水調整).

#### 5.4.2 中期的な洪水危険性予測による洪水操作への切り替え

本研究における連続貯水池操作支援システムでは、通常時は長期流況予測に基づき、渇水制御を目的とした低水操作が日単位で行われる。一方、洪水時には時間単位で短期流況予測を行い、洪水操作を目的とした洪水操作を行う。低水操作から洪水操作へ円滑に移行するためには、洪水状態の発生を的確に予測することが必要となってくる。通常、わが国の山岳地にある貯水池では、流域に降った雨がダム貯水池へ到達するまでにかかる時間は概ね3～4時間ほどであることが多い。また、洪水時における貯水池の操作は、短時間で多くの判断や操作を行う必要があるため、洪水時におけるこうした管理者の負担を減らすためにも、あらかじめ余裕を持って洪水発生の危険性を察知できることが望ましい。そこで、本研究では、長期低水操作から短期洪水操作への移行操作として、長期低水操作時において中期的な予測を行い、やや近い将来の貯水池における大まかな流入状態を予測する。そして、中期的な予測により、やや近い将来において洪水の危険性があると判断されれば、時間単位で厳密な短期流況予測を行って警戒に当たり、また、その洪水発生の危険性に応じてあらかじめ貯水池の水位を低下させる。一方、やや近い将来に至るまで洪水の危険性は無いと判断されれば、そのまま日単位で低水予測結果に基づく操作を行う。

##### 5.4.2.1 中期的な貯水池流入状況による洪水危険性の診断手順

中期的な貯水池流入状況の判断は、気象庁発表のRSMによる予測情報を用いて行う。RSMの予報は、51時間先までの予報値が1日2回発表される。しかし、データの作成、発表準備のため、発表には6時間程度の時間を要することから、運用上で用いることができる予報データは残り45時間分となる。そこで、本研究では、中期における考慮期間を45時間先までとし、その期間におけるRSMによる降水量の予測状況から、向こう2日(45時間)における洪水危険性の診断を行う。判断を行うための指標としては、期間内における予測総降水量と予測最大時間降水量を取り上げている。洪水発生危険性はこの二つの指標を用いて、ファジィ推論を用いて推論される。推論過程はIF-THENルールを用いて、IF(総降水量)AND(最大降水強度)～THEN(洪水発生危険度)という形式で表現する。前件部の予測総降水量と、予測降水量の最大値のファジィメンバーシップ関数には、通常利用される三角形のものを用いる。また、これらのファジィ表現を用いて、IF-THENルールは表5.4のように表される。表中で、S, M, L, VS, VLはファジィ状態で、それぞれ、Small, Medium, Large, Very Small, Very Largeを表す。例えば、総降水量が少なく(Small)、最大降水強度が小さい(Small)場合は、後件部として導かれる危険度の状態は非常に小さい(Very Small)となる。非ファ

表 5.4 洪水危険度算出時に用いる推論ルール

		Total Precipitation		
		S	M	L
Maximum of Precipitation	S	VS	S	M
	M	S	M	L
	L	M	L	VL

ジィ化には代数積-加算-重心法を用いる。

#### 5.4.2.2 洪水発生危険性に基づいた移行操作

中期的洪水発生危険性の診断に置いて、向こう 2 日間において、洪水発生の危険性があると判断されれば、移行操作過程に移る。移行操作過程では、予測、操作は時間単位で行われる。まず、5.4.1 で述べた 6 時間先までの短期流況予測を行い、近い将来で洪水の危険性が無いかをさらに厳密に監視する。そして、6 時間先までの時刻において洪水流量を超える予測値が算出されれば、短期洪水操作に移り洪水制御を開始する。

ここで、6 時間先までにおいて洪水流量を超える流入量予測が算出されなければ、長期低水操作と短期洪水操作との間の移行操作として、その洪水発生危険性に応じて貯水池の水位を低下させ、短期操作へ移行する準備を行う。洪水の危険性に応じた水位の目標は、先ほど洪水危険性を求める際に用いた推論ルールを用いて算出される。ただし、前件部には先ほどと同じメンバーシップ関数を設定した予測総降水量と予測降水量の最大値を用い、後件部の要素をそのまま洪水の危険性があるときの目標水位として、ファジィ簡略化推論法を用いて中期目標貯水量を算出する。すなわち、推論過程は IF-THEN ルールを用いて、IF(総降水量) AND(最大降水強度) ~ THEN(目標貯水量) という形で表現される。表 5.5 に推論に用いる IF-THEN ルールを示す。表内の表記方法については表 5.4 と同様である。例えば、総降水量が少なく (Small)、最大降水強度が小さい (Small) 場合は、後件部として導かれる目標貯水量は非常に大きい (Very Large) となる。

ここでいう中期目標貯水量とは、RSM の予測期間内における降水イベントの到達時刻までに所定の水位にまで低下させることができるような貯水量のことである。また、降水イベントの到達時刻は、RSM の予測期間内における降水系列の重心とし、次式で定式化される。

$$t_{PE} = \frac{\sum_t R_{RSM}(t) \cdot t}{\sum_t R_{RSM}(t)} \tag{5.40}$$

表 5.5 中期目標貯水量算出時に用いる推論ルール

		Total Precipitation		
		S	M	L
Maximum of Precipitation	S	VL	L	M
	M	L	M	S
	L	M	S	VS

ここで、 $t_{PE}$  は降水イベントの到達時刻、 $R_{RSM}(t)$  は RSM による時刻  $t$  に対する予測降水量である。

以上の、現在の流域の洪水発生危険性に関する情報を用い、移行操作を行う。具体的には、降水イベントの到達時間までに、貯水池からの放流量をできる限り安定させながら、貯水池の水位を中期目標貯水量まで低下させる。実際の貯水池操作においては、早い時期から必要以上に水を下げると、利水容量が低下するため渇水に対する安全性が低下してしまい、また、水位低下が遅すぎれば、洪水に対する危険性が増大する。このことから、中期目標貯水量へ向けての放流は、到達時刻まで一定量とすることが望ましく、時刻  $t$  における放流量  $r(t)$  は次式のように記述される。

$$r(t) = \frac{s(t_{PR}) - S_M(t_{PE})}{t_{PE} - t_{PR}} \quad (t_{PR} \leq t < t_{PE}) \quad (5.41)$$

ここに、 $t_{PR}$  は RSM による予測が発表された時刻、 $S_M(t_{PE})$  は発表された RSM による予測降水量を用いて算出した中期目標貯水量である。

以上に述べた移行操作の後、洪水操作の条件を満たせば 5.4.1 に述べた短期洪水操作を行い、観測流入量が洪水流量を再び下回れば、システムは再び長期低水操作と短期洪水操作間の移行操作へ移る。最終的に、向こう 2 日間の予測期間内に降水が予測されなくなれば、システムは長期低水操作へ移行し、日単位で操作を行う。

## 5.5 知識構築過程

知識ベース型の貯水池操作支援システムでは、システムは現在の予測情報や流域の状態を知識ベース内の知識と照らし合わせて操作量の決定を行う。しかし、実際には、現在の流域への入力状況に対応する知識が知識ベース内に存在しないこともあり、観測結果や操作結果に基づいた知識ベース内の知識の変化が必要となる。そこで、本貯水池操作支援システムでは、知識構築過程を導入し、システムが貯水池の操作に対処する経験を重ねるごとに予測・操作知識の学習を行い、予測精度の向上や操作の改善を図る。ここでは、提案する貯水池操作支援システムにおける各知識

の性質から、知識を予測に用いるパターン知識と、予測に用いるデータ知識に分ける。以下に、それぞれについて説明を行う。

### 5.5.1 予測に用いるパターン知識の学習

本研究での貯水池操作支援システムにおける予測知識は、大きく2種類に分別される。ひとつは、予測情報として用いられる各観測要素におけるパターン情報としての知識であり、もうひとつは、その各パターンが持つ特性としての知識である。前者は、知識ベース内に無いデータパターンが観測された場合に追加が必要となるものであり、後者については、現在の観測状況に合わせて、そのパターンの因果特性の傾向を調整していく必要がある。ここでは、上記のうちパターン情報としての知識の学習手順について述べる。

本研究における予測におけるパターン情報としての知識には、次のものがある。

- ・ 地球規模気象情報における 500hPa 気圧高度偏差分布の画像パターン
- ・ 短期洪水予測時に用いる降水イベントパターン
- ・ 長期放流決定の際に用いる年間流況パターン

まず、500hPa 気圧高度偏差分布の画像パターンの学習は、以下に示す手順に従って行う。知識ベース内の各知識との類似度から、現在の観測パターンを知識ベース内の知識パターンと同じパターンとみなすかどうかを判断する。知識ベース内の知識パターンのうち、観測パターンと最も似ているもの、すなわち最も高い類似度を示す知識パターンの類似度を  $f_{GPH}$  とすると、 $f_{GPH}$  は次式によって求められる。

$$f_{GPH} = \max_m \{f_{PH}(m)\} \quad (5.42)$$

ここに、 $f_{PH}(m)$  は 5.3.2 で定義した 500hPa 気圧高度偏差分布の類似度である。この  $f_{GPH}$  に関する IF-THEN 型判別ルールにより、500hPa 気圧高度偏差分布の画像パターンの合成を行うかどうかを決定する。

$$\begin{aligned} \text{IF } f_{GPH} \geq C_{PH} \quad \text{THEN } G_{OPH} = G_{KPH}(m_G) \\ \text{ELSE } G_{OPH} \neq G_{KPH}(m_G) \end{aligned} \quad (5.43)$$

ここで、 $G_{OPH}$  は 500hPa 気圧高度偏差分布の観測パターン、 $G_{KPH}(m_G)$  は知識ベース内において観測パターンとの類似度が最大であった知識パターン、 $C_{PH}$  は判断の閾値で 0 から 1 までの定数である。2 つの画像パターンが異なると判別された場合は、観測画像における正偏差域、負偏差域の位

置の情報を新しい知識として知識ベースに組み込む。同じであるとみなされた場合は、二つの画像パターンを1つの知識パターンとして合成し、知識を修正する。修正は以下の式を用いて行われる。

$$G'_{KPH}(m_G) = G_{KPH}(m_G) + \frac{N_{PH}(m_G) \cdot G_{KPH} + G_{OPH}}{N_{PH}(m_G) + 1} \quad (5.44)$$

$$N'_{PH}(m_G) = N_{PH}(m_G) + 1 \quad (5.45)$$

ここに、 $G'_{KPH}(m_G)$ は修正後の知識パターン  $m_G$  の代表値、 $N_{PH}(m_G)$ は修正前に知識パターン  $m_G$  に含まれる知識データ数、 $N'_{PH}(m_G)$ は修正後に知識パターン  $m_G$  に含まれる知識データ数である。

次に、降水イベントパターンの学習については、知識ベース内において観測データとの類似度が最も高い降水イベントの知識パターンの類似度  $f_{GPE}$  を、次式のように定義する。

$$f_{GPE} = \max_{j_{PE}} \{f_{PE}(j_{PE})\} \quad (5.46)$$

ここに、 $f_{PE}(j_{PE})$ は5.4.1で定義した観測降水・流量状況と降水イベントパターンの類似度である。この  $f_{GPE}$  に関するIF-THEN型判別ルールにより、降水イベントパターンの合成を行うかどうかを決定する。

$$\begin{aligned} \text{IF } f_{GPE} \geq C_{PE} \quad \text{THEN } G_{OPE} &= G_{KPE}(m_G) \\ \text{ELSE } G_{OPE} &\neq G_{KPE}(m_G) \end{aligned} \quad (5.47)$$

ここで、 $G_{OPE}$ は降水イベントの観測パターン、 $G_{KPE}(m_G)$ は知識ベース内において観測パターンとの類似度が最大であった降水イベントの知識パターン、 $C_{PH}$ は降水イベントの合成に関する判定の閾値で0から1までの定数である。2つの降水パターンが異なると判別された時は、観測情報を新しい知識として知識ベースに組み込む。同じであるとみなされた場合は、2つの降水イベントパターンを1つの知識パターンとして合成し、知識を修正する。修正は以下の式を用いて行う。

$$R'_{HEK}(m_G, t_p) = R_{HEK}(m_G, t_p) + \frac{R_{HEK}(m_G, t_p) - R_{HEO}(t_p - D_e)}{2} \quad (5.48)$$

$$I'_{HDK}(m_G, t_p) = I_{HDK}(m_G, t_p) + \frac{I_{HDK}(m_G, t_p) - I_{HDO}(t_p - D_d)}{2} \quad (5.49)$$

ここに、 $R'_{HEK}(m_G, t)$ 、 $I'_{HDK}(m_G, t)$ はそれぞれ修正後の知識パターン  $m_G$  の降水量、流入量の代表値、

$t_p$  は降水イベント開始時間からの時間,  $D_e, D_d$  はそれぞれ互いの降水量, 流入量のピークを合わせるようにハイトグラフ, ハイドログラフを移動させるための時間的位相差である. さらに, 短期流況予測で用いる降水イベントパターン知識の修正時には, 同時にその知識パターンが持つニューラルネットワークのパラメータ調整も行う.

さらに, 長期放流決定の際に用いる年間流況パターンに関しても同様の手順で修正を行う. 年間流況に関する知識パターンのうち, 観測データとの類似度が最も大きい知識パターンの類似度  $f_{GSF}$  は, 次式のように定義される.

$$f_{GSF} = \max_{j_{PT}} \{f_{SF}(j_{PT})\} \quad (5.50)$$

合成を行うかどうかの判断は,

$$\begin{aligned} \text{IF } f_{GSF} \geq C_{SF} \quad \text{THEN } Z_{SFO} = Z_{SFK}(m_G) \\ \text{ELSE } Z_{SFO} \neq Z_{SFK}(m_G) \end{aligned} \quad (5.51)$$

というルールに従って行われる. ここで,  $Z_{SFO}$  は年間流況の観測パターン,  $Z_{SFK}(m_G)$  は知識ベース内において観測パターンとの類似度が最大であった年間流況に関する知識  $m_G$  のパターン,  $C_{SF}$  は年間流況パターンの合成に関する判定の閾値で 0 から 1 までの定数である. 観測流況が知識ベース内の全ての年間流況知識と異なると判別された時は, 新しい観測情報を知識ベースに組み込む. 一方, 同じであると判別された場合は, 2つの流況パターンを1つの知識パターンとして合成し, 知識を修正する. 修正は以下の式を用いて行う.

$$Z'_{SFK}(m_G) = Z_{SFK}(m_G) + \frac{Z_{SFK}(m_G) - Z_{SFK}}{2} \quad (5.52)$$

ここに,  $Z'_{SFK}(m_G)$  は修正後の年間流況に関する知識パターンである.

### 5.5.2 予測に用いるデータ知識の学習

貯水池管理では, あらかじめ設定されたルールに従って操作が行われていることが多い. しかし, 実際には, 年月がたつにつれて, 貯水池を取り巻く気候条件, 社会条件等は変化していくことが考えられる. こうした変化に操作を対応させるため, 気象条件の長期的傾向を捉えてその傾向に即すように, 各予測手法において用いるデータ知識を修正する.

各気象情報に関する知識において, 各降水ランクが発生している場合にそれに先立って気象情

報が発生している条件付き確率の修正は、気象情報  $j_f$  に関して観測状況と最大の類似度を示す知識パターン  $m_G$  を対象として、次式に従って行われる。

$$P[X_M(j_f, m_G) | K_R] = \frac{N_{XM}(K_R) + \lambda_{XM}(K_R)}{N_{XMT}(j_f, m_G) + 1} \quad (5.53)$$

ここに、 $P[X_M(j_f, m_G) | K_R]$  は  $K_R$  番目の降水ランクが生起している状態で気象情報  $j_f$  の  $m_G$  番目のパターン  $X_M(j_f, m_G)$  が観測されている条件付き確率、 $N_{XM}(K_R)$  は気象情報  $j_f$  の  $m_G$  番目の知識パターンにおいて  $K_R$  番目の降水ランクに含まれるデータ数、 $N_{XMT}(j_f, m_G)$  は気象情報  $j_f$  の  $m_G$  番目の知識パターンが持つ全データ数である。 $\lambda_{XM}(K_R)$  は気象情報  $j_f$  の  $m_G$  番目の知識パターン観測データが  $K_R$  番目の降水ランクに該当するかどうかを、 $\{0, 1\}$  の2値で示す指標で、各気象情報内に置いて、類似度が最も高い場合は1と設定され、それ以外の知識では0と設定される。

長期流況予測に用いる5つの予測情報の精度データの修正は次式によって行う。

$$A'_C(j_f) = \frac{N_{AC} \cdot A_C(j_f) + \lambda_{AC}(j_f)}{N_{AC}(j_f) + 1} \quad (5.54)$$

ここに、 $A'_C(j_f)$  は各気象情報に基づく予測手法  $j_f$  の修正後の予測精度、 $A_C(j_f)$  は予測手法  $j_f$  の修正前の予測精度、 $N_{AC}(j_f)$  は予測手法  $j_f$  の予測回数である。 $\lambda_{AC}(j_f)$  は予測手法  $j_f$  による新しい予測が的中した割合を  $\{0 \rightarrow 1\}$  で表す指標で、観測値との誤差により次のように定式化される。

$$\lambda_{AC}(j_f) = 1 - \frac{|R_{OBS} - R_{PD}(j_f)|}{C_{AC}} \quad (5.55)$$

ここに、 $R_{OBS}$  は観測降水量、 $R_{PD}(j_f)$  は予測手法による予測降水量、 $C_{AC}$  は定数である。

## 5.6 適用と考察

### 5.6.1 適用条件

実ダム流域をモデルとした仮想の H ダムを対象に適用を行った、貯水池操作支援システムの長期操作と短期操作の移行過程をみるため、H ダムの洪水操作に予備放流方式の洪水制御ルールを仮定した。貯水容量については、非洪水期における利水容量を 3600 万  $m^3$ 、予備放流水位に対応する貯水量を 1600 万  $m^3$ 、治水容量はその差である 2000 万  $m^3$  と仮定した。また、H ダムの洪水流量は 150  $m^3/s$  の流量と仮定した。洪水操作には次の2つの放流ルールを設定した。すなわち、

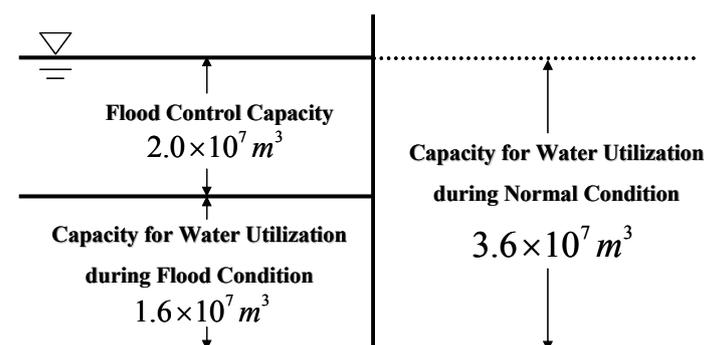


図 5.4 対象貯水池の諸元

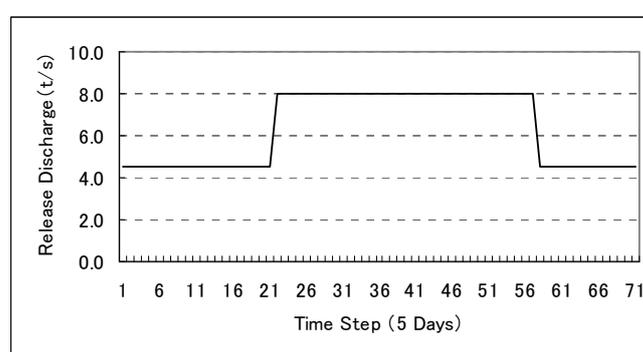


図 5.5 水需要量

*Rule 1:* 流入量が  $150 \text{ m}^3/\text{s}$  までに治水容量を確保する(予備放流).

*Rule 2:* 流量が  $150 \text{ m}^3/\text{s}$  を超えた場合は,  $150 \text{ m}^3/\text{s}$  の放流を行う(一定量方式の洪水調節).

さらに, 下流での水位上昇制限として, 一時間当たりの放流量の増分の限界を  $50 \text{ m}^3/\text{s}$  とした. 貯水池の諸元を図 5.4 に示す. また, 需要量については, 図 5.5 に示すように, 夏季(6月16日~10月15日)については  $8.0 \text{ m}^3/\text{s}$ , それ以外の期間(10月16日~6月15日)については  $4.5 \text{ m}^3/\text{s}$  で一定とし, 流況評価地点はダムの直下流であると仮定した. さらに, 流入量については自然流入量のみであると仮定した.

短期操作については, あらかじめ知識ベース内に, 当該流域で観測された4つの降水イベントパターンを記憶させた. 流入量予測のためのニューラルネットワークには3層の構造ものを採用し, 入力層のユニット数については, RSMによる6時間先までの予測値(6データ), 対象流域内の2つの降水観測地点における過去4時間の観測降水量(計8データ), 貯水池での過去4時間の観測流入量(4データ)の計18データとした. また, 出力層には6時間先までの予測流入系列を設定した. 中間層の数については, 試行錯誤の結果, 最も応答が良かった9個を採用した. 短期流況予測に用いたニューラルネットワークの構造を図 5.6 に示す.

長期操作に関しては, 年間の平年流況のデータから, その規模を任意に変化させて5つの流況

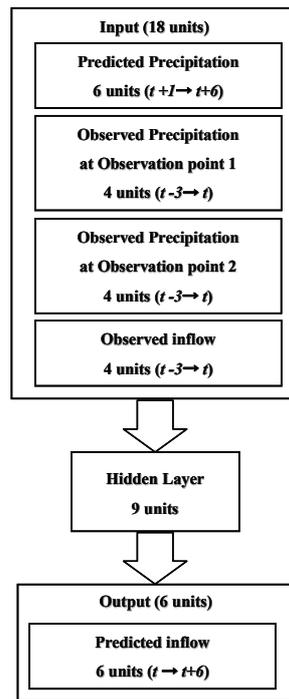


図 5.6 短期流況予測のためのニューラルネットワークの構造

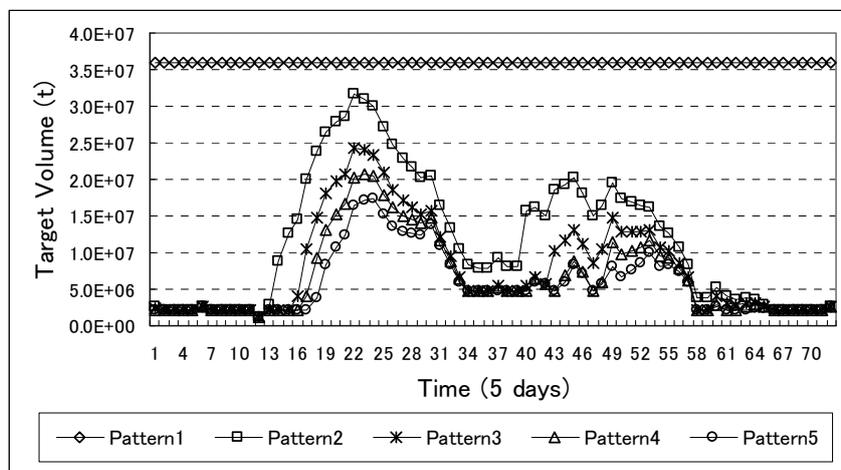


図 5.7 各長期流況パターンに対する長期目標貯水量

パターンを作成し、これらを知識ベース内にあらかじめ保存した。また、各長期流況パターンに対応する長期目標貯水量は各流況パターンについて計算した結果、図 5.7 のように求まり、これも知識として知識ベース内に保存した。長期流況予測に用いるニューラルネットワークも 3 層構造のモデルを採用し中間層のユニット数は、試行錯誤の結果、最も応答が良かった 5 個とした。

適用時の初期貯水量を  $3.0 \times 10^7 \text{ m}^3$  とし、適用期間を 1999 年 1 月 1 日から 2000 年 12 月 31 日までの 2 年間とした。図 5.8 に適用期間における半月単位での観測降水量および観測流入量を示

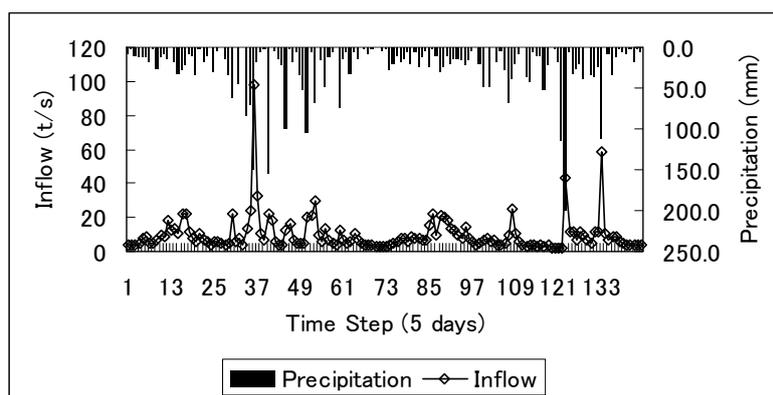


図 5.8 適用期間における半旬単位での観測降水量および観測流入量

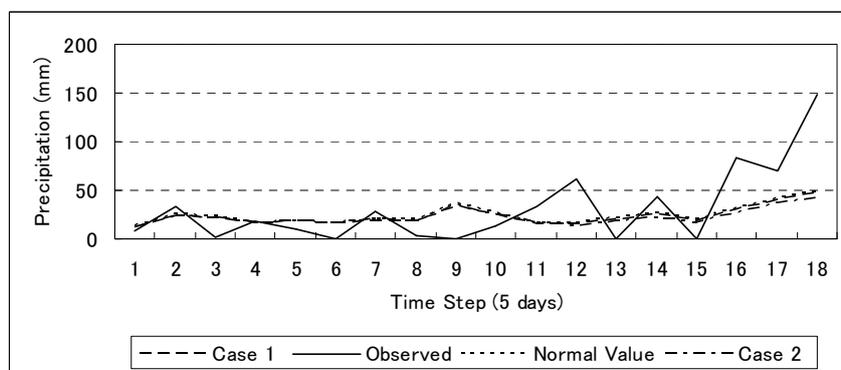


図 5.9 1999年4月1日における降水予測

す。適用手順としては、地球規模気象情報及び知識構築過程のいずれも考慮しない場合における適用をケース 1、地球規模気象情報のみを考慮した場合の適用をケース 2、地球規模気象情報と知識構築過程の両方を考慮に入れた場合の適用をケース 3 とした。

## 5.6.2 適用結果と考察

### 5.6.2.1 長期低水操作結果

5.3.1で定義した降水ランクの事前生起確率を観測データから算定した結果、表 5.6 のようになった。また、各降水ランクの生起が確認された場合に、それに先立って1か月気象予報、または3か月気象予報の各カテゴリーが出されている条件付き確率は、表 5.7(a)~(c)のようになった。

長期操作の適用結果を以下に示す。図 5.9 にケース 1 およびケース 2 における長期降水予測結果を示す。図に示す通り、ケース 1 における降水量の予測値は、すべての期間において、平年値とほぼ変わらない数値となった。この原因としては、今回統計をとった期間の降水予測に用いた長期気象予報の確率の各降水ランクに対する条件付き確率の統計結果が、3 階級いずれにおいても同ような確率分布となったため、全体として期待値、すなわち平年値にかなり近い値になってしまった

表 5.6 各降水ランクの事前生起確率

	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
Prior Probability	0.215	0.144	0.253	0.184	0.202

表 5.7(a) 各降水ランクの生起が観測された場合に1か月予報の各予報が出されている条件付き確率

1month	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
Little	0.083	0.065	0.077	0.087	0.072
Ordinary	0.792	0.793	0.772	0.777	0.766
Much	0.125	0.141	0.151	0.136	0.162

表 5.7(b) 各降水ランクの生起が観測された場合に2か月前において3か月予報の各予報が出されている条件付き確率

2 months	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
Little	0.054	0.100	0.198	0.087	0.081
Ordinary	0.838	0.800	0.691	0.696	0.742
Much	0.108	0.100	0.111	0.217	0.177

表 5.7(c) 各降水ランクの生起が観測された場合に3か月前において3か月予報の各予報が出されている条件付き確率

3 months	Rank 1	Rank 2	Rank 3	Rank 4	Rank 5
Little	0.086	0.167	0.085	0.103	0.118
Ordinary	0.700	0.729	0.793	0.838	0.676
Much	0.214	0.104	0.122	0.059	0.206

ものと考えられる。

また、ケース2についても、ケース1での予測、および平年値とほぼ差の無い予測となった。なお、ケース2では、各気象情報からの予測を等精度として予測の統合を行った。

次に、知識構築過程を考慮したケース3について述べる。ケース3の適用を行うに際し、知識獲得におけるパラメータ  $C_{PH}$  は0.3、予測精度の算出に関するパラメータ  $C_{AC}$  は15と設定した。

まず、ケース3における各時点での各予測手法モデルの、予報期間別の予測精度を図5.10に示

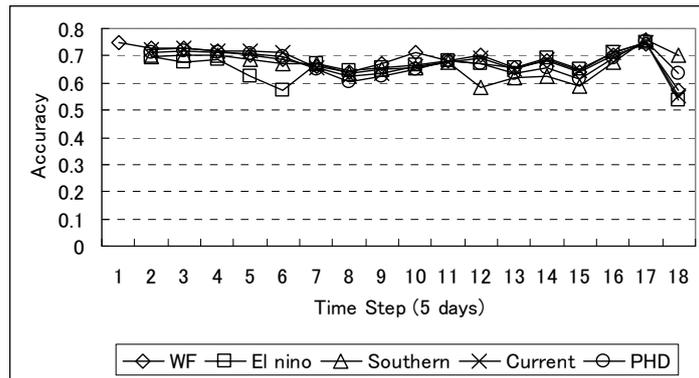


図 5.10 1999 年 4 月 1 日における予測精度

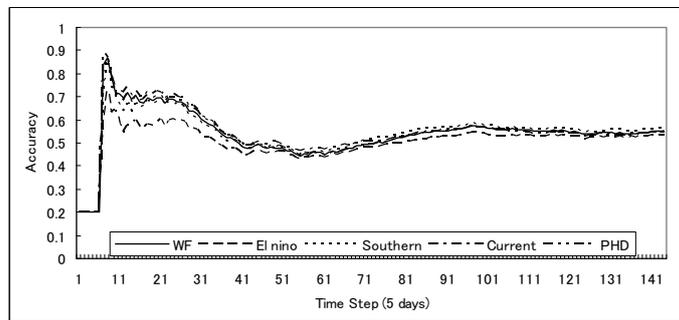


図 5.11(a) 1 か月後の予測に対する予測精度の推移

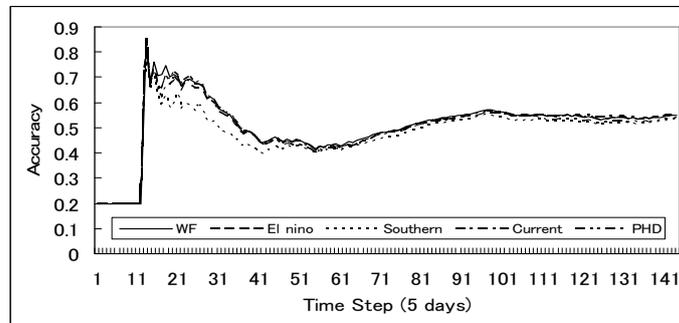


図 5.11(b) 2 か月後の予測に対する予測精度の推移

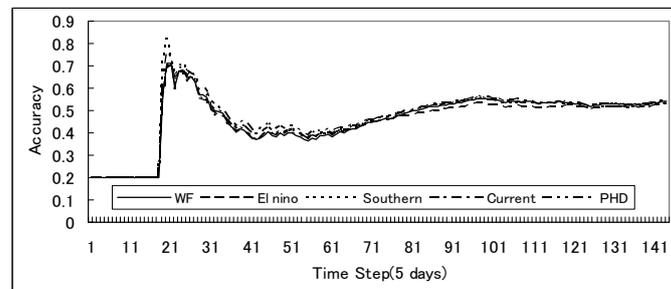


図 5.11(c) 3 か月後の予測に対する予測精度の推移

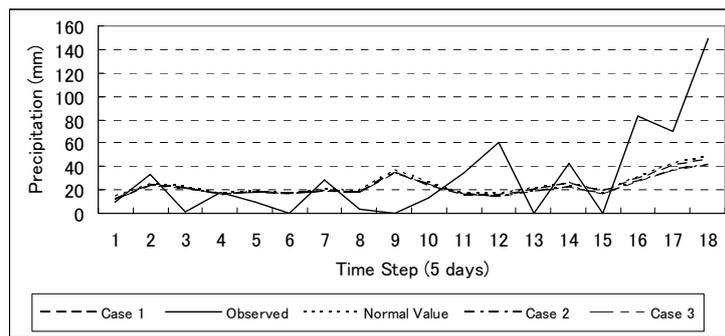


図 5.12 予測精度を考慮した場合の 1999 年 4 月 1 日における長期降水予測

す. 図 5.10 より, 予測精度の算出を始めて間もない 1999 年 4 月においてのみ, 各手法の予測精度にばらつきが見られるものの, 適用計算が進むに伴い, どの予測手法に置いてもほとんど同じ予測精度となった. この原因としては, 半月単位での統計では, 流域降水量と地球規模気象現象との関係を捉えきれなかったことが考えられる. 図 5.11(a)~(c), に各予測手法の予測精度の時系列変化を示す. ここで, 図に示される時間ステップは半月であり, 一年は 72 半月である. 図中, 期間の初めに精度が 0.2 の期間があるが, これは, まだ観測結果が無く予測結果を算出できないために全ての予測手法の精度を便宜上 0.2 としていたものである. これらの図においても, 各手法の予測精度はほとんど同じ推移を示しているが, 1 か月後の予測においてはエルニーニョ現象監視海域における海面水温分布からの予測精度が, 2 か月後の予測においては日本南海の海面水温分布からの予測精度が, それぞれ若干低く推移している. また, 1 か月先, 2 か月先, 3 か月先へと先へ行くほど予測精度の収束値が小さくなり, やはり近い将来の予測の方が精度が高いことを示す結果となっている.

以上の予測精度状況の下で, 予測精度の統合を行った場合の予測降水量を図 5.12 に示す. また, 流況予測状況を図 5.13 に, そのときに予測されていた降水状況を図 5.14 に示す. 図 5.13 から, 流況予測では, 降水予測誤差の影響はあるものの, 実際の観測値よりもやや低めに流量が見積もられていることが分かる. また, 流量が低い期間においては予測精度が高く, 逆に流量が多く観測された期間, 特に, 流入量が突発的に大きくなった期間に関しては, 予測誤差が大きくなっている. この原因としては, 長期流況予測に用いたニューラルネットワークの初期設定において, より誤差を小さくするために, 一年のうち長い期間出現する比較的低い流況に合わせるよう学習が行われたことが考えられる.

適用期間では, 2 年とも冬季に流況が平年よりも低く, 夏季に平年より高い傾向にあった. 観測流況の長期流況パターンとの類似度の算定では, ケース 1, ケース 2 ともに, 冬季にパターン 1 との類似度が大きく, 逆に夏季にパターン 4 やパターン 5 との類似度が大きく算定されていた. 各流況パターン知識が平年値を実数倍して作成されたことを考慮に入れると, システムのこの振る舞いは妥当なものであると考えられる. また, 夏季においては類似度の振動が大きくなっていたが, このことは夏季に水循環が不安定であったことを表しており, 日本の流域における一般的な流況特性とも合致する

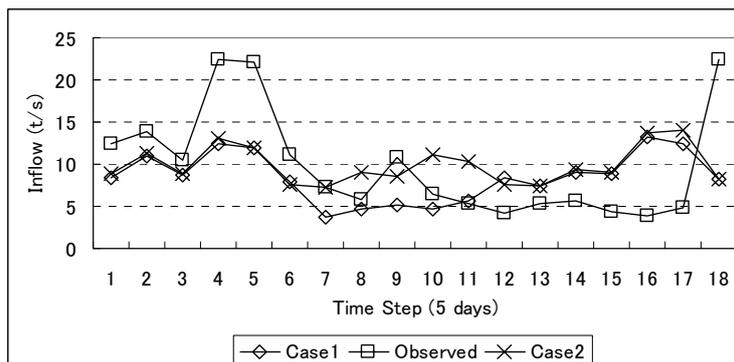


図 5.13 1999 年 3 月 1 日における長期流況予測

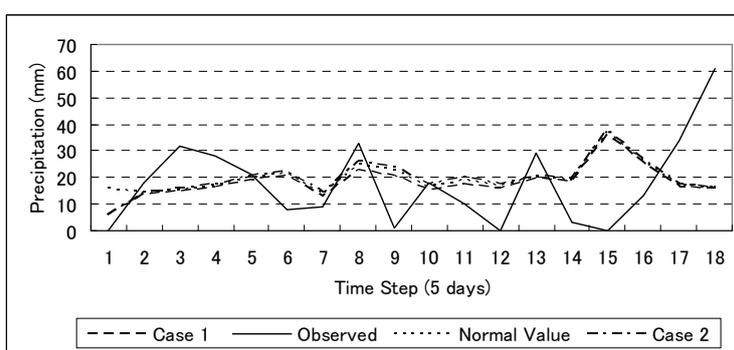


図 5.14 1999 年 3 月 1 日における長期降水予測

ことから、類似度の算定がうまく行われていると考えられる。

さらに、これら各流況パターンとの類似度からファジィ推論を用いて、今後の水供給状況を考慮した節水率の算定を行った。ケース 1、ケース 2 の両ケースにおける節水率の算定結果を図 5.15 に示す。図 5.15 より、今回、ケース 1、ケース 2 それぞれの結果に大きな差は現れなかった。しかし、両ケースともに、貯水位の低下に伴い節水率が厳しく設定されていることが分かる。適用期間のうち、特に春先については、一年間で目標設定が最も大きくなり、2 年とも貯水量が比較的大きな状態から節水を行っている。また、節水により貯水量の減少に歯止めがかかっており、特に第 110 期から第 123 期にかけては、節水を実施しなければ貯水量が底を尽きかねない状態であった。事前の節水の判断により、貯水量が底を尽く危険から回避できている。

### 5.6.2.2 連続貯水池操作結果

まず、図 5.16 に適用期間全期間における連続操作結果を示す。全体的には、やや大きい流入量が観測された場合には、予め水位低下操作が行われていた。ただし、その低下量は同じような流入量を観測した場合でも必ずしも一定ではなく、操作に振動が見られる。この原因としては、予測時において、予測される降雨の特徴からのみ洪水の危険性を判断しようとしたため、実際の流域の流出場としての状態を考慮に入れられなかったこと、中期的なスケールにおいて水量のパターンを的確

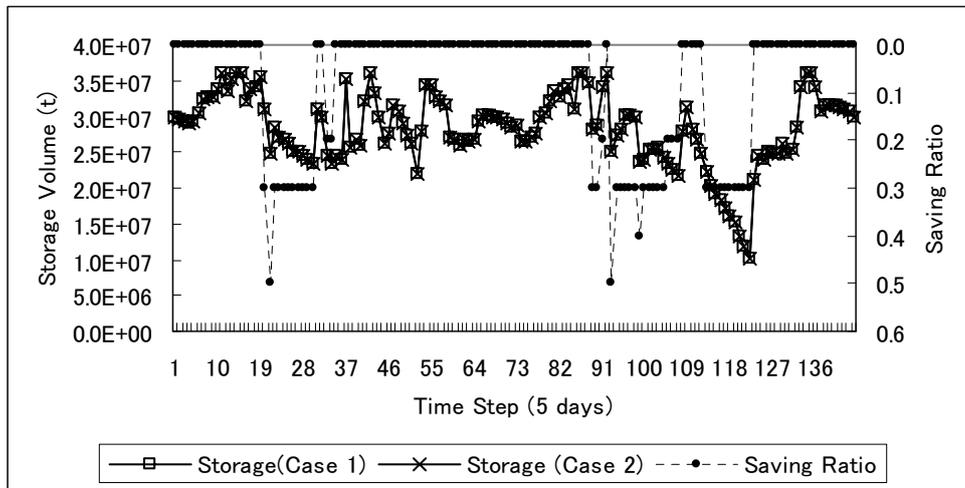


図 5.15 節水率の算定と貯水位の推移

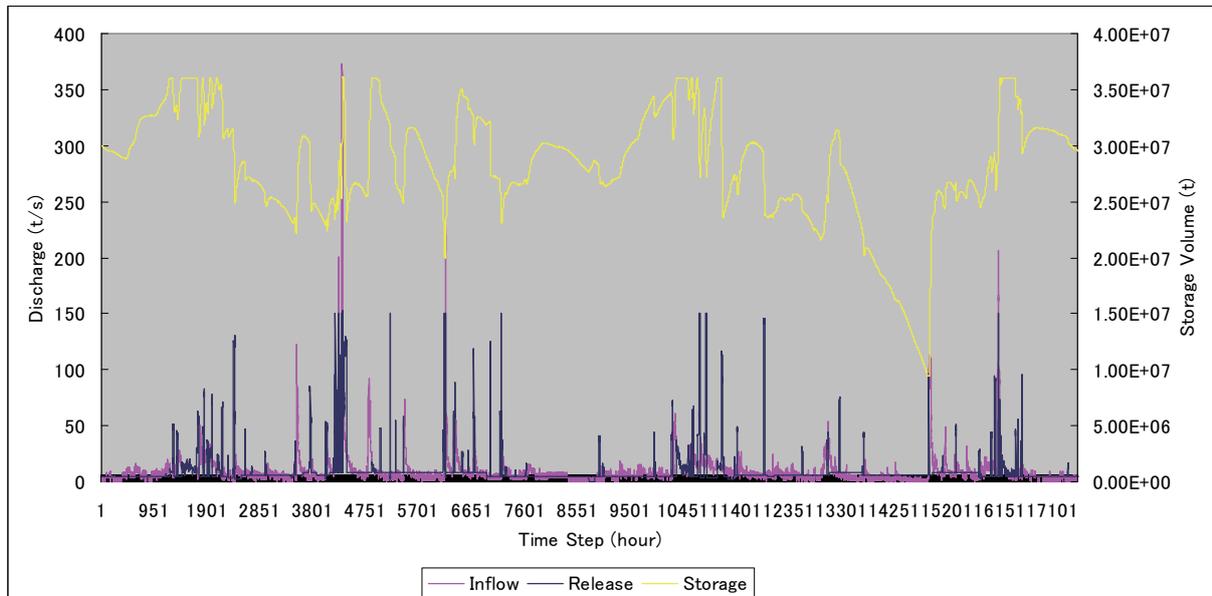


図 5.16 適用全期間における連続貯水池操作結果

に把握することが難しいことなどが挙げられる。

次に、洪水調節事例を示す。ここでは、適用期間中に 3 度あった洪水調節事例のうち、2 番目の洪水調節事例(洪水イベント 2 と呼ぶ)と 3 番目の洪水調節事例(洪水イベント 3 と呼ぶ)について、適用結果を示す。ここでは、各洪水イベントにおける長期操作から短期操作への移行操作結果を含めて、ケース 1、そして知識構築過程を考慮したケース 3 における短期洪水操作結果について考察を行う。

洪水イベント 2 は、1999 年初頭の操作開始時刻から 6183 時間目にあたる 1999 年 9 月 15 日 14 時に発生した。図 5.17 に洪水イベント 2 の降水量と流量の時系列変化を示す。図 5.17 中の時刻 1

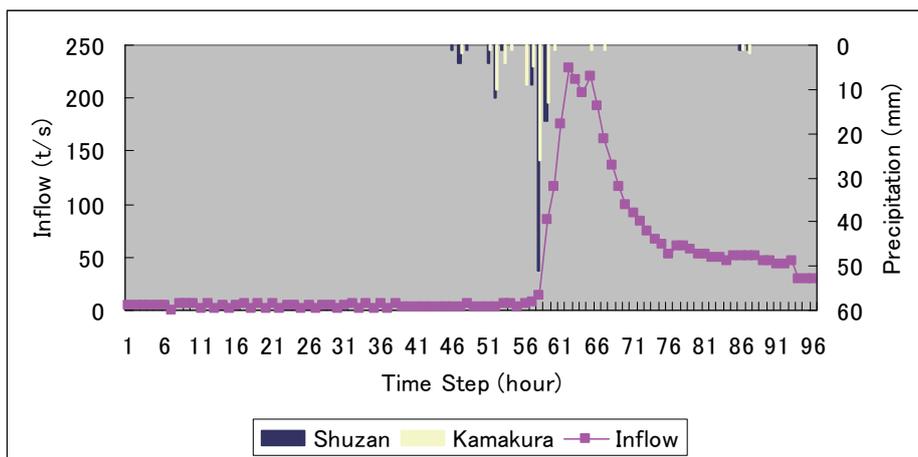


図 5.17 洪水イベント 2 における観測降水量および観測流入量

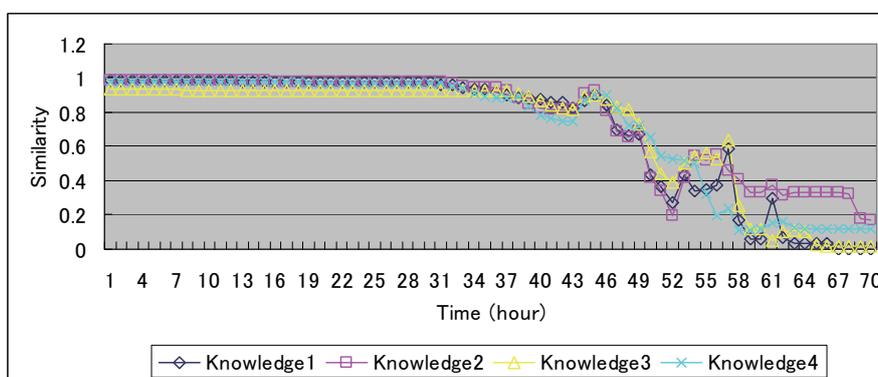


図 5.18(a) 洪水イベント 2 の各洪水知識との類似度の推移(ケース 1)

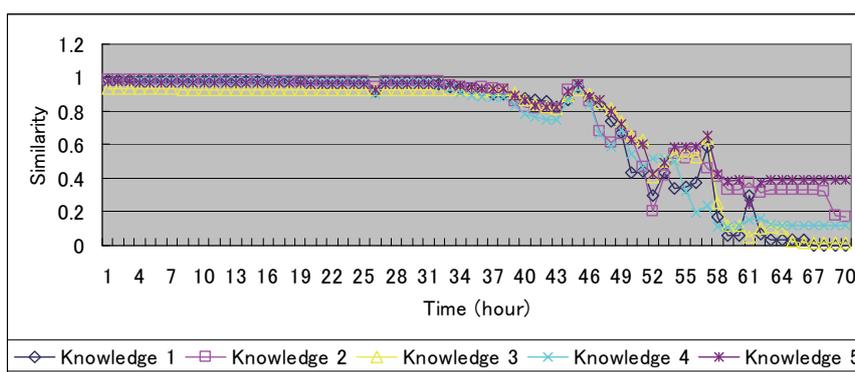


図 5.18(b) 洪水イベント 2 の各洪水知識との類似度の推移(ケース 3)

は、移行操作の開始時刻であり、6123 時間目にあたる。図 5.17 から分かるように、周山雨量観測点においては 1 時間に最大 50mm もの降雨を観測している。

次に、ケース 1、ケース 3 における洪水イベント 2 と知識ベース内の各洪水知識パターンとの類似

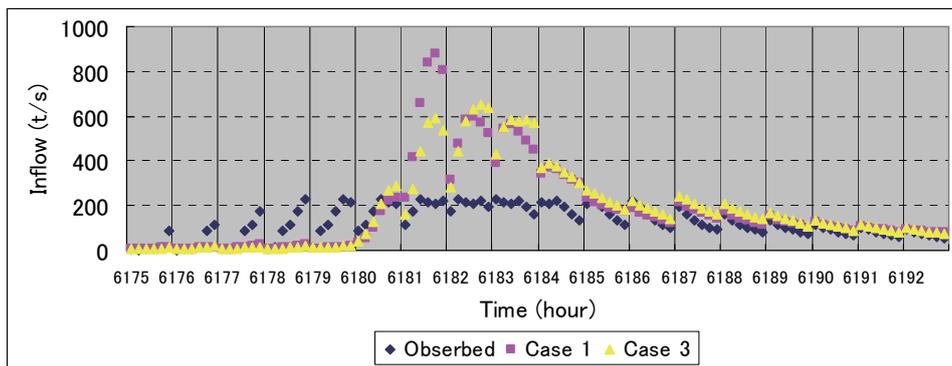


図 5.19 洪水イベント 2 におけるピーク時における予測流入系列

度の推移をそれぞれ図 5.18 (a),(b)に示す. ケース 1 では観測状況と知識 3 との類似度が途中大きく, 後に知識 2 との類似度が大きくなる. また, ケース 3 においては, 新しく獲得した知識 5 との類似度が高くなっている. ケース 1 では, 洪水期間全体に対する各洪水知識との最終的な類似度は, 最大のもので 0.169 という小さい値であったが, ケース 3 では知識 5 との類似度が 0.388 であり, 知識の更新に伴い知識ベースが対応できる問題の範囲が広がっていることが分かる. また, ケース 3 においては, 類似度の最大値が, 閾値である 0.3 よりも大きかったため, 知識の獲得は行われず, 降水イベント 2 は知識 5 に格納された.

続いて, 図 5.19 に洪水イベント 2 の際のケース 1, ケース 3 の両ケースでの予測値の時系列変化を示す. 図 5.19 に示されるように, 流入量の立ち上がりに関しては, ケース 1, ケース 3 での予測の両方とも, 過小な予測結果となった. 一方, 両ケースとも低下の形状をよく表現できている. また, ピーク時の挙動においては, 両ケースとも過大な評価となったが, 適用期間中 1 度目の洪水操作事例の知識を獲得していたケース 3 での予測では, 予測流量のピークが大幅に改善される結果となった. ピーク時の予測結果が両ケースにおいて過大であった原因としては, 知識ベース内に格納されている洪水知識のピーク流量が, 比較的大きいものが多かったことが影響したと考えられる.

次に, 両ケースでの貯水量, 流入量, 放流量, 中期目標貯水量の推移を図 5.20(a),(b)に示す. 洪水イベント 2 では降水が比較的后半に生じたのにもかかわらず, 図のとおり, 早期より治水容量を確保するだけの中期目標貯水量が定められ, 余裕を持った予備放流が行えている. また, 降水の予測状況から, 今後洪水に発展する可能性はないとして, 洪水調整の期間において既に高い中期目標貯水量が設定されており, 洪水操作終了後は長期操作へ向けて一刻も早い水位復帰を目指せるようになっている. これらにより, 洪水イベント 2 においては, 長期操作と短期操作をうまくつなげることができたといえる.

次に洪水イベント 3 について結果を示す. 洪水イベント 3 は, 操作開始時刻から 16114 時間目にあたる 2000 年 11 月 2 日 9 時に発生した. 図 5.21 に洪水イベント 3 の降水量と流量の時系列変化を示す. 図 5.21 中における始めの時刻は移行操作開始時刻の開始時刻であり, 16047 時間目にあ

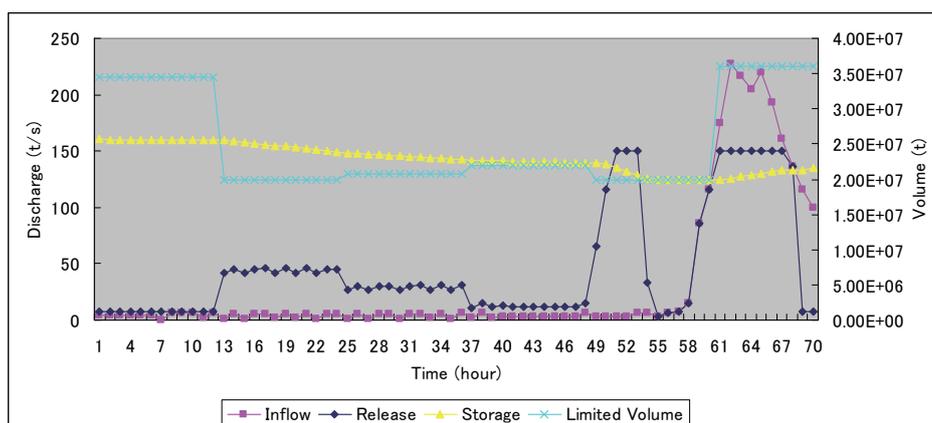


図 5.20(a) 洪水イベント 2 におけるケース 1 での貯水量, 流入量, 放流量, および中期目標貯水量

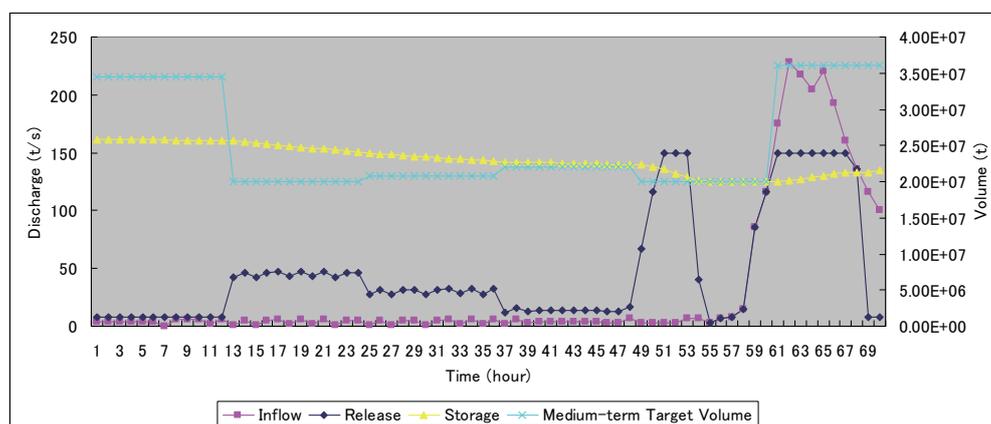


図 5.20(b) 洪水イベント 2 におけるケース 3 での貯水量, 流入量, 放流量, および中期目標貯水量

たる。

洪水イベント 3 における類似度の時系列的变化は図 5.22(a),(b)のようになった。ケース 1 では低い類似度, ケース 3 ではやや高い類似度となっている。洪水イベント 3 においても, 知識 5 に対する類似度が高い結果となっている。また, ケース 3 においては, 知識ベース内の知識との最終的な類似度の最大値が 0.492 であったので, 新しい知識の獲得は行われず, 洪水イベント 3 は知識 5 に加えられ, 更新された。

続いて, 洪水イベント 3 におけるファジィ・ニューラルネットワークによる流況予測結果について言及する。ファジィ・ニューラルネットワークによる流況予測結果を図 5.23 に示す。図 5.23 より, 洪水イベント 3 においても, 洪水イベント 2 と同じように, ケース 3 における予測結果は, 流量の立ち上がりや低下を比較的良好に表現できており, ケース 1 における予測値を大幅に修正する結果となった。しかし, こ

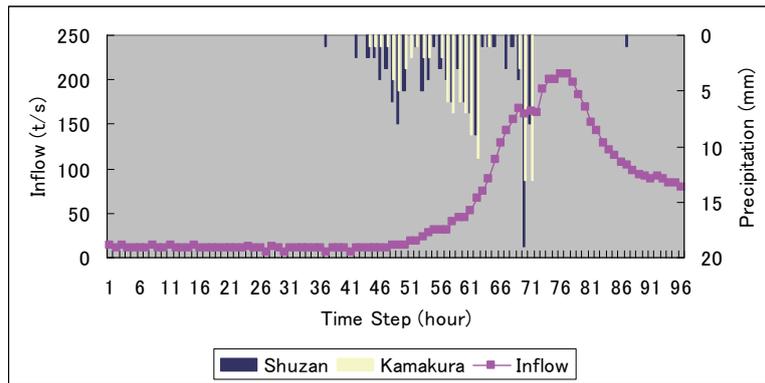


図 5.21 洪水イベント3における観測降水量および観測流入量

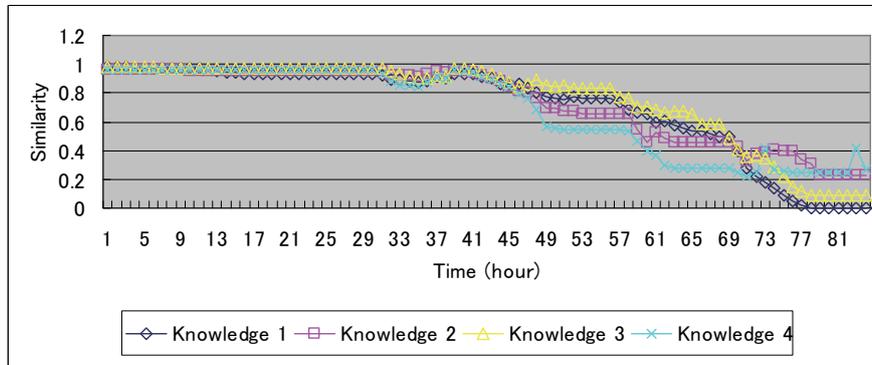


図 5.22(a) 洪水イベント3の各洪水知識との類似度の推移(ケース1)

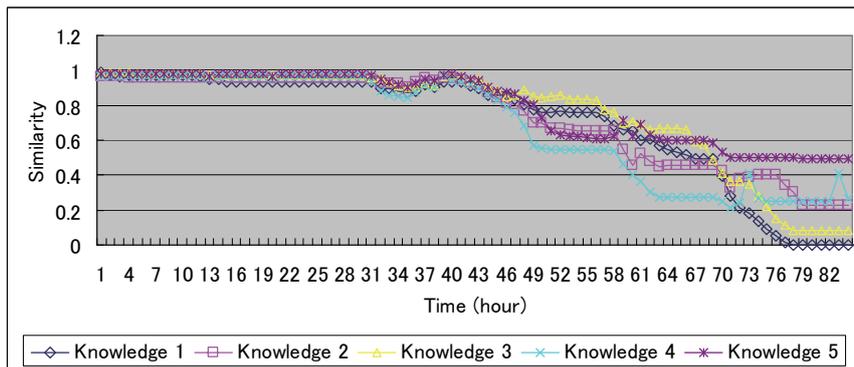


図 5.22(b) 洪水イベント3の各洪水知識との類似度の推移(ケース3)

ちらもピークについては過大な評価となっており、流量のピークをどう学習させるかが今後の課題となるであろう。

最後に、洪水イベント3における両ケースでの貯水量、流入量、放流量、中期目標貯水量の推移を図5.24(a),(b)に示す。移行過程では、洪水が発生しているにもかかわらず、中期目標貯水量が高

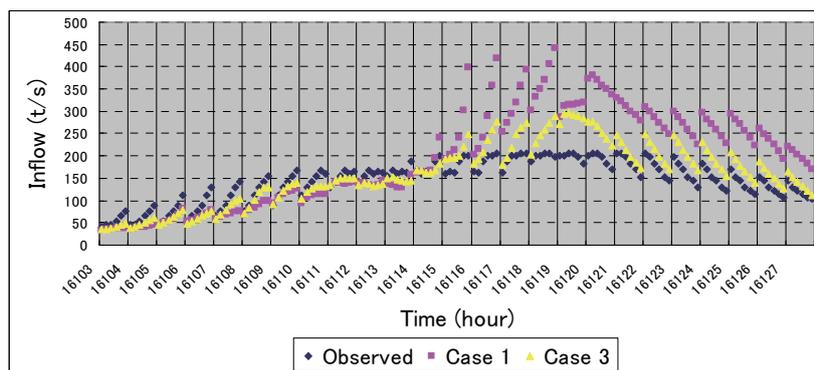


図 5.23 洪水イベント 3 におけるピーク時における予測流入系列

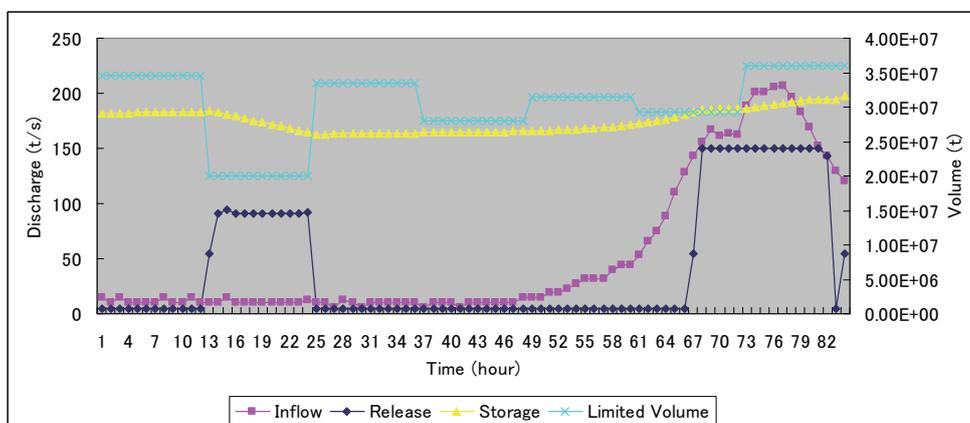


図 5.24(a) 洪水イベント 3 におけるケース 1 での貯水量, 流入量, 放流量, および中期目標貯水量

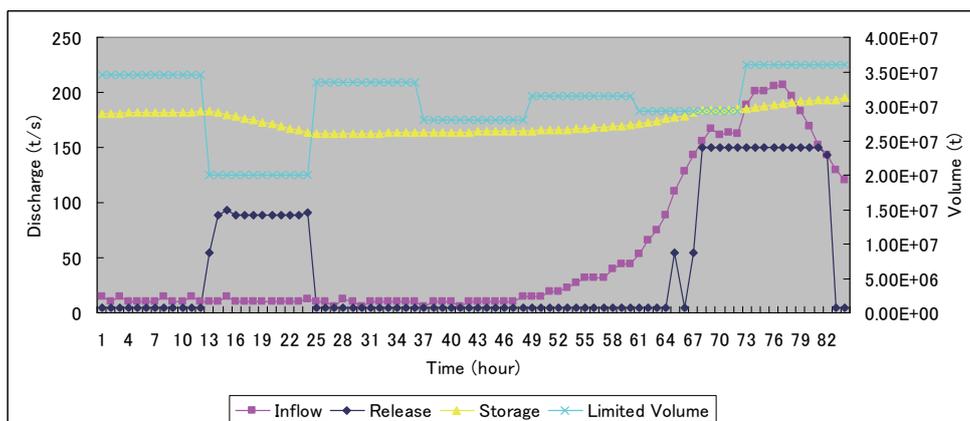


図 5.24(b) 洪水イベント 3 におけるケース 3 での貯水量, 流入量, 放流量, および中期目標貯水量

く設定される結果となった。これは、洪水イベント 3 における降水量の最大値があまり大きくなかったため、洪水のリスクが低めに見積もられたのだと考えられる。よって、両ケースともに、治水容量を空けることはできなかった。しかし、ケース 3 においては、ケース 1 と比べ一貫して洪水発生の危険性を大きく予測しており、ケース 1 での操作結果よりも若干ながら水位を下げて洪水流量を迎えることができた。これにより、短期操作における知識の習得は、操作に効果があったものと結論付けることができる。

## 5.7 結語

本章では、従来、洪水、渇水操作として別々に行われていた貯水池操作支援システムに関する研究を統一し、実管理に合った操作手順を検討するため、次のようなことを行った。利水操作では、従来の長期予測にファジィ・ベイズの定理を用いて修正した降水予測と、ニューラルネットワークによる流況予測を行い、ファジィ推論によって節水率、放流量を決定する方法を示した。また、地球規模気象情報を合わせて考慮することによって長期降水予測精度を向上させる方法の検討を行った。洪水操作では、ファジィ・ニューラルネットワークによって降雨量、流入量を予測し、放流量を決定する方法を示した。さらに、長期低水操作から短期洪水操作への移行過程では、ファジィ推論を用いて、現業の中期的な降水予測情報から洪水の危険性に応じた貯水位を決定する手法を示した。最後に、支援システムの知識構築過程の導入により、最近の観測状況に合わせてシステムが自動的に学習し、システムの性能を向上させる方法を提案した。ここで得られた研究成果をまとめると、以下のようなになる。

- ① ファジィ・ニューラルネットワークを用いて短期流況の予測を行った結果、知識ベース内の知識に類似する降水イベントのハイドログラフの立ち上がりを、精度良く予測することができた。しかし、知識ベース内に無い降雨パターンに対しては低精度であったため、今後、このようなシステムにとっての異常事態における操作手法の提案が課題となる。
- ② 現業の気象予測に対してファジィ・ベイズの定理を適用し修正を行った長期降水予測においては、十分な統計資料を用意できなかったため、ほぼ平年値の形状に従って予測された。今後、統計資料の充実や、統計的に資料が十分でない場合の予測手法の考案などが課題となる。
- ③ 地球規模気象情報によって表現される広域の気象分布の特徴を定式化し、これを用いた長期降水予測手法を構築したが、適用結果では、気象予報のみから算出された予測値と比較して、それほど変化はなかった。この原因としては、統計の取り方の問題や、知識の抽出方法、降水量との関係を捉えようとした期間などの設定に問題があった可能性がある。今後検討が必要である。
- ④ さらに、長期降水予測においては予測精度を考慮した予測手法を提案したが、先にも述べた統計データの問題から、あまり芳しい結果とはならなかった。

- ⑤ 長期流況予測においては、ニューラルネットワークを用いて予測を行った。予測においては、低流況の期間については精度良く予測できたものの、短い期間において流況が急激に増加するような事象については精度良く予測することができなかった。ニューラルネットワークの学習や構成もふくめ、今後改良していく必要がある。
- ⑥ 一連の操作については、移行過程を提案し、長期操作と短期操作との切り替えを連続的に行うことができた。しかし、洪水開始までにおいて予備放流を完了できなかったケースもあり、今後の課題である。低水時については、ファジィ推論を用いて節水率の算定などを、適切にシミュレートすることができた。
- ⑦ 移行過程において、中期的な降水予測を用いた洪水危険性の診断手法を提案し、診断された危険性に応じた目標水位設定手法を提案した。これにより、操作モードの切り替え時において、予測情報から細かな操作量を決定することができた。
- ⑧ 短期操作においては、知識ベース内の知識の学習・再構築によって、予測や操作の向上が見られ、本研究で提案した知識構築過程の導入の効果が確認できた。更なる操作向上の達成のため、今後も当該手法に関する研究が望まれる。

今後の課題としては、ユーザーインターフェイス機能を備えたシステムの開発、リスクを考慮した貯水池操作、さらに、ニューラルネットワークによる予測精度の向上、地球規模気象情報と流域での水文情報との因果関係の追跡、知識の構築時におけるデータマイニング、システムの階層的思考や探索的思考などの導入が挙げられる。

## 参考文献

- 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.
- 小尻利治・池淵周一・カルロス.V.ガルバオ(1992):気象予報と類似竜巻を考慮した貯水池の低水操作, 第4回水資源に関するシンポジウム, pp.315-320.
- 塚本弥八郎・水本雅晴・上原清彦・山田耕一(2000):5.2 ファジィ推論の方法, ファジィとソフトコンピューティング, 共立出版社, pp.106-133.
- 戸内純一(1995):人工知能入門, 日本理工出版会, pp.27-33.
- 中村浩二(1991):気象予報と流況パターンを考慮した貯水池の低水操作, 岐阜大学卒業論文.
- 花谷慎太郎(2001):洪水予測精度を考慮した知識獲得型貯水池操作支援システムに関する研究, 京都大学大学院修士論文, pp.40-50.



## 第6章

# 長期貯水池操作における確率流況予測情報の利用性分析

### 6.1 概説

近年、気象・水文予測技術の進展には目覚ましいものがあり、予測技術の進展を反映して様々な形態の予測情報が提供されるようになってきている。従来から提供されていた、予測される将来の状態をひとつの値またはひとつのカテゴリーで示す決定論的予測情報に加えて、将来の状態を確率的に評価し、複数の想定される状態をその状態が出現する確率値と合わせて予測する、確率予測情報の提供も開始されている。我が国では、1980年に気象庁から降水確率予報が東京地方を対象に発表され始めたのを始め、1996年からは1か月予報などの季節予報にも確率予報形式が導入されている(立平・1999)。また、予報技術としては、複数の数値予報の集合を統計的に処理し、単独の数値予報より確からしい予報を得ようとする手法(経田, 2006)であるアンサンブル予報技術が、同じく1996年3月より導入されているが、一般向けの予報結果は確率予報の形式で発表されており、予測情報の利用者側から見れば、確率予測情報の解釈方法や利用技術が依然重要であると言える。

流域の水資源を管理する上で大きな役割を果たすダム貯水池においては、管理対象とする流域の気象・水文状態に関する確率予測情報は、操作意思決定上、非常に有用であると考えられる。確率予測情報では、前述のように想定される将来の状態の他に、その状態が生起する確率に関する情報が付加されており、このような確率に関する情報を整理し把握することによって、予測の不確実性や信頼性などの判断に役立てることができると考えられる。予測情報の不確実性が小さく、信頼性が高いと判断される場合には、予測情報を信頼した積極的な放流操作を行うことができ、特に著しい出水が予測される場合や、逆に渇水が予想される場合に、大きな効果を上げることができる。反対に、予測情報の誤差や不確実性が大きく、信頼性が低いと判断される場合には、予測情報をダム操作に過度に反映させないなど、予測が外れた場合において予測情報に従った操作を行ったが故にかえって非効率な操作を行う結果を生じる恐れを減じることができよう。また、これらの判断を予測状態の確率的特性に応じて客観的・定量的に行うことが可能である点も大きな利点であると考えられる。

確率予測情報の利用性については、気象予測の提供者側から、多様な予測利用者を想定した一般的な問題を対象として、これまでも様々な検討や分析がなされている。例えば、立平(1999)

は、確率予報を含めた気象予測情報の利用性や価値に関して、様々なユーザーを想定した一般的な議論を展開している。古川・酒井(2004)では、気象予報におけるカテゴリー予報と確率予報の期待費用や価値の違いについて、気候値予報と完全予報との比較を含めた一般的な分析がなされ、確率予報の優位性が確認されている。また、Richardson(2000)は、アンサンブル予報に基づく確率予報と決定論的カテゴリー予報等の各種予報技術との比較を、抽象的な問題を対象に行い、アンサンブル予報に基づく確率予報の優位性を確認している。ここで見てきたように、一般的な問題を取り扱った気象予測情報の提供者側からの分析では、確率予測情報の情報としての価値の高さを確認しているものが多い。

ところが、以上に述べたような利点が考えられるのにも関わらず、実際には貯水池管理における確率予測情報の定量的な利用はあまり進んでいないのが現状である。この現状の背景としては、提供される確率予測情報の確率的特性と貯水池管理における当該情報の利用性との関係について、貯水池管理に関する専門知識を有した情報利用者側からの十分な分析がなされていないために、確率予測情報を考慮した放流操作を実務上、責任を持って実施することが難しい状況にあることが挙げられる。

貯水池操作における予測情報がもたらす効果や便益などの利用性に関する分析は、これまでも行われてきている。決定論的予測情報の貯水池操作への利用については、神田・森(1984)が、貯水池操作の側から見れば将来流入量に関するどのような情報が、どのくらいの確度で予測できなければならないかという点を明確にすることを目的に、利水用貯水池操作における流入量情報の価値を評価する方法を提案している。ここでは、流入量情報の価値を評価するための特性量として、流況特性量、予測精度、リードタイムを考え、これらを予め知ることができた場合に対応する流況調整を行ったことで減少させることができる渇水被害の値によって、単純な流況パターンを用いて情報の価値を評価した結果、流況特性量のうち渇水の時期に関する特性量を知ることの価値が高いこと、渇水時期の情報に含まれる誤差が大きくなるとその価値が急激に減少することなどを確認している。また、竹内(1990)では、予備放流方式の短期貯水池操作を対象として、出された予測値が次の更新時点で変更される度合いによって表現した降雨予測の精度と予備放流方式の効果についての検討を行っている。SivaarthitkulとTakeuchiの一連の研究では、様々な量の誤差の統計値やリードタイム方向の誤差の成長度合を持った流入量予測情報を模擬発生させ、これらの予測情報を考慮することによって治水・利水・発電の目的をもった多目的ダム貯水池の操作がどの程度向上するかを、操作シミュレーションによって詳細に分析している(Sivaarthitkul & Takeuchi, 1995; Takeuchi & Sivaarthitkul, 1995; Sivaarthitkul & Takeuchi, 1996)。

一方、決定論的予測情報ではなく、不確実性を伴った様々な情報が貯水池管理においていかに利用され得るかについての検討も行われている。Tejada-Guibert et al. (1995)は、確率 DP によるダム群の操作最適化問題を対象に、流域の水文状態と当該水文状態が生起した際の流況の条件付き生起確率に関する情報が与えられた場合における最適利得の変化について考察している。また、

予測情報の精度と放流意思決定との関係の分析では、高棹ら(1995)は、流量予測情報が持つ精度と放流意思決定基準が持つ曖昧性との相互関係を分析するための渇水調整問題のモデル化手法を提案している。ここでは、目標放流量や目標貯水量などの放流意思決定基準をファジィ化するとともに、流量予測情報の持つ不確実性の度合いを確率値やファジィ値として表現することで、渇水調整問題をファジィ意思決定問題として表現し、シミュレーション計算の結果、流量予測情報の精度の変化によって、最も曖昧性の小さくなる放流決定準が異なることを示している。堀・椎葉(1998)は、さらに、流量予測情報や放流意思決定基準の曖昧性を陽に表現するため、両者の曖昧性を表現するためのメンバーシップ関数をファジィ数で表現した type-2 ファジィ意思決定問題としての貯水池操作問題を考え、両者の関係のさらに詳細な分析を試みている。また、最近では、アンサンブル予報を利用することによる長期貯水池操作上の便益について、Faber & Stedinger(2001), Kim et al. (2007)が数例の適用ケースによって検証している。

以上、貯水池管理者側の視点からの予測利用性に関する検討状況を見てきたが、いずれの研究においても、予測の精度や不確実性を考慮しているものの、貯水池操作過程を簡略化した抽象的問題を取り扱っているものや、あるいは数例の事例に関する分析に留まっているものが多く、現実的な貯水池操作問題を用いて確率的に表現された予測情報の利用性を網羅的に分析した研究は少ないのが現状である。

そこで、本章では、上記の事情に鑑み、貯水池管理における確率予測情報の利用の促進に資するために、まずは基礎的な検討として、確率予測情報の確率的性質と貯水池管理におけるその利用性との関係の分析を行う。具体的には、予測確率分布の統計値を与えて模擬発生させた確率流況予測情報を考慮した、貯水池の実時間利水操作に関するモンテカルロシミュレーションを行い、長期確率流況予測情報の統計的性質と利水操作におけるその利用性との関係について、分析を行う。

## 6.2 シミュレーションモデルの概要

確率予測情報の統計的性質と利水操作への適用性の関係を網羅的に検討するため、本研究では、ランダムに模擬発生させたダム貯水池の管理対象流域における流況と予測値を考慮した利水放流決定モデルを構築し、構築したモデルを使ったモンテカルロシミュレーションを実施して、予測情報の利用性の分析を行う。以下にその概要を述べる。

まず、対象とするダム貯水池の管理流域における流況の統計情報を用いて、流況系列を模擬発生させる。流況の模擬発生は、分析対象とする期間分にわたって行う。次に、予測流況の確率分布を模擬発生させる。確率予測情報としては、予測対象の取り得る値が、二値、カテゴリ値、あるいは連続値であるなど、様々な形式が考えられるが、ここでは一般化した問題を考えるため、将来生起する流況の状態が連続値に対する確率分布の形式で提供されるような確率予測情報を考える。このとき、予測確率分布の平均や分散を変更することによって任意の曖昧性や精度を表現できるよ

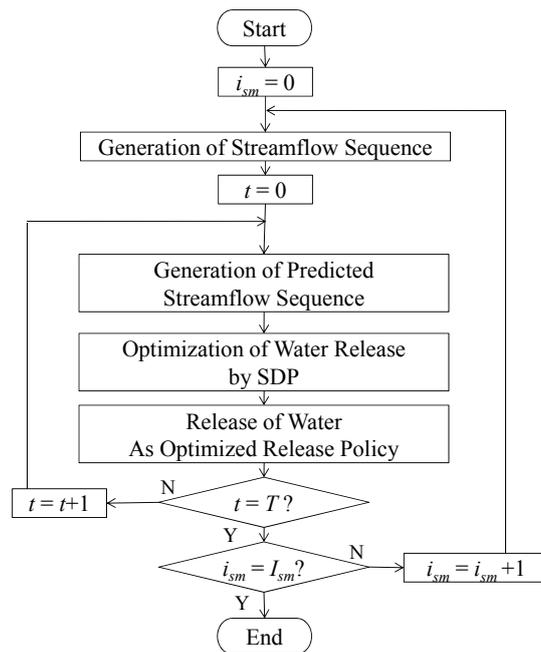


図 6.1 シミュレーションの流れ

にしておく。最後に、模擬発生させた流況の確率予測分布を考慮した利水放流の最適化計算を、確率 DP を用いて実施する。最適化計算は予測情報が得られる度（予測流況系列を模擬発生させる度）に行い、次の最適化計算を行うまでの間、当該最適化計算結果と現状の貯水池の状態に基づいた放流を行う。

以上の手順を分析対象期間（例えば一年間）について反復することによって、1 回のシミュレーションが完了する。このシミュレーションを多数回繰り返して得られた結果の統計的性質をもって、分析を行う。シミュレーションの流れを図 6.1 に示す。

次に、シミュレーション条件について述べる。まず、分析対象としては世界各国の様々なダム流域が考えられるが、本研究では、まずは我が国における一般的なダム流域を対象として考える。そのため、操作精度を判断するための分析期間については、我が国には通常 1 年分以上の流出量を貯留するような経年ダムが存在しないことに鑑み、1 年間に設定する。次に時間ステップについては、Sivaarthikul & Takeuchi(1995)などでは海外の大規模な貯水池を対象に月単位の操作について論じているが、我が国では比較的小さなダム流域が多く、よりきめ細やかな操作の精度分析が重要であることから、本研究では 5 日単位と設定し、これを 1 期と数えることにする。また、予測期間については、本研究では主にダム貯水池の利水操作を対象とすることから、日本における渇水の時間スケールを考慮して概ね 3 か月先までの予測系列を模擬発生させるものとする。予測の時間解像度については、操作時の時間解像度と同じ 5 日単位を 1 期として、18 期先までの予測系列を模擬発生する。利水放流の最適化計算は、確率 DP を用いて予測期間である 18 期先までを対象に行う。

## 6.3 流量系列の模擬発生手順

### 6.3.1 流量の確率分布

乱数を使った流量系列の模擬発生を行うためには、流量の確率分布形などの統計的性質を定める必要がある。一般に、年流量などの水文サイクルが完結しているような時間スケールを考える場合の確率分布形については、正規分布で近似できる場合が多い(星, 1997)。しかし、より小さな時間スケールの流量を考える場合には、分布の歪み係数が無視できなくなる。一般に、水文量の生起確率分布では右に歪むことが多い。右に歪んだ分布を表現するためには、対数正規分布(特に3母数対数正規分布)や Pearson III 型分布などが考えられる。本研究では、6.4 で述べるように流量予測誤差に正規分布を用いる関係から、流量についても変数に正規性を仮定した方が、議論が容易であるため、流量の確率分布形には3母数対数正規分布を採用する。いま、対数変換を施した変数  $y = \ln(x-c)$  が正規分布に従うとき、確率変数  $x$  は対数正規分布に従い、確率密度関数は母数  $\lambda$ ,  $\zeta$ ,  $c$  を用いて次式のように与えられる。

$$f(x) = \frac{1}{x\zeta\sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln(x-c)-\lambda}{\zeta}\right)^2\right\} \quad (6.1)$$

このとき、変換後の変数  $y$  は  $N(\lambda, \zeta^2)$  に従う。

### 6.3.2 流量系列の模擬発生

渇水の軽減を目的とする利水操作を考える際には、渇水が比較的長い期間にわたって続く少雨現象によって引き起こされることに鑑みると、流況の持続性を考慮することが必要である。そこで、3母数対数正規分布に従う流量系列の模擬発生モデルには、時系列の系列相関を考慮することのできる1次の自己回帰モデル(AR(1)モデル)を採用する。いま、正規化を施した状態の流量を考えると、AR(1)過程は、次式のように表わされる。

$$z(t) = \rho_z(t, t-1)z(t-1) + \sqrt{1 - \rho_z(t, t-1)^2} \varepsilon(t) \quad (6.2)$$

ここに、 $z(t)$  は第  $t$  期の標準正規変量として表わされた流量、 $\rho_z(t, t-1)$  は第  $t-1$  期と第  $t$  期の間の正規化された流量の系列相関、 $\varepsilon(t)$  は  $N(0, 1)$  に従う白色ノイズ成分である。このうち、 $\rho_z(t, t-1)$  は、流量の原系列の相関から次式を用いて算出する。

$$\rho_v(t, t-1) = \frac{\exp[\lambda(t-1)\lambda(t)\rho_z(t, t-1)] - 1}{\left\{\exp[\lambda(t-1)^2] - 1\right\}^{1/2} \left\{\exp[\lambda(t)^2] - 1\right\}^{1/2}} \quad (6.3)$$

ここに、 $\rho_v(t, t-1)$ は第  $t-1$  期と第  $t$  期の間原流量系列の系列相関、 $\lambda(t)$ は第  $t$  期における流量  $q(t)$ が従う3母数対数正規分布の確率密度関数が次式で表現される場合の母数  $c(t)$ ,  $\lambda(t)$ ,  $\zeta(t)$ の一つである。

$$f(q(t)) = \frac{1}{q(t)\zeta(t)\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\ln[q(t) - c(t)] - \lambda(t)}{\zeta(t)}\right)^2\right] \quad (6.4)$$

原系列は、発生させた正規変量  $z(t)$ から次式により算出する。

$$q(t) = c(t) + \exp[\lambda(t) + \zeta(t)z(t)] \quad (6.5)$$

時間ステップとして1か月を考える場合は、このモデルは Thomas-Fiering モデルと呼ばれる(星, 1997)。

式(6.2)~(6.5)で定義される AR(1)モデルに従って模擬発生させた流量系列は、すべての期間の流量の系列相関が保存されないために、発生させた年流量の1次自己相関係数と分散が実測年流量時系列のそれらに比べ、一般的に小さくなることが知られている(星, 1997)。この時、流況の持続性が過小評価されることになるため、渇水への対応を目的とする利水操作の精度を評価する上では不都合である。この問題を解決する方法には、以下の2種類の方法が考えられる。

1つ目の方法は、Disaggregation モデルと呼ばれる方法である(土木学会, 1999)。このモデルでは、まず AR(1)モデル等によって年流量を発生させた後、年間の全ての期間の流量の確率分布及び相関関係が保存されるように、先に発生させた年流量を期間流量に分解する。いま、年間の分解する期数を  $T$ とし、全ての変量が標準正規変量に変換されているとすると、Disaggregation モデルは次のように定式化することができる。

$$\mathbf{Z} = \mathbf{A}\mathbf{Y} + \mathbf{B}\mathbf{E} \quad (6.6)$$

ここに、 $\mathbf{Z}$ は  $(T \times 1)$ の期間流量と年流量の相関係数ベクトル、 $\mathbf{Y}$ は年流量、 $\mathbf{E}$ は  $(T \times 1)$ の互いに独立な標準正規乱数である。 $\mathbf{A}$ は  $(T \times 1)$ の係数ベクトル、 $\mathbf{B}$ は  $(T \times T)$ の係数行列であり、それぞれ以下の式から求められる。

$$\mathbf{A} = \mathbf{S}_{ZY} \mathbf{S}_{YY}^{-1} \quad (6.7)$$

$$\mathbf{B}\mathbf{B}^T = \mathbf{S}_{ZZ} - \mathbf{A}\mathbf{A}^T \quad (6.8)$$

$$\mathbf{S}_{ZY} = E(\mathbf{Z}\mathbf{Y}^T) \quad (6.9)$$

$$\mathbf{S}_{YY} = E(\mathbf{Y}\mathbf{Y}^T) \quad (6.10)$$

$$\mathbf{S}_{ZZ} = E(\mathbf{Z}\mathbf{Z}^T) \quad (6.11)$$

ここに、 $\mathbf{S}_{ZY}$  は  $(T \times 1)$  の期間流量と年流量の相関係数ベクトル、 $\mathbf{S}_{YY}$  は年流量の分散（この場合は  $\mathbf{S}_{YY} = 1$ ）、 $\mathbf{S}_{ZZ}$  は  $(T \times T)$  の期間流量の相関係数行列である。

このモデルに 3 母数対数正規分布を適用するとき、正規領域での相関係数を原系列の相関係数から式 (6.3) と同様に求めることが可能であるが、この理論値を用いると、 $\mathbf{B}\mathbf{B}^T$  行列が正値定符号行列にならず  $\mathbf{B}$  を算定できないことから、星は  $\ln(q(t) - c(t))$  の標本変換値から、相関係数を求めることを推奨している。しかし、これは月流量時系列を求める場合（すなわち  $T=12$  の場合）を想定しており、 $T$  がさらに大きくなり、 $\mathbf{B}\mathbf{B}^T$  のサイズが大きくなると、 $\ln(q(t) - c(t))$  の標本変換値から求めた相関係数を用いても、対数正規分布への適合度が比較的悪い場合は平方根法等を用いて  $\mathbf{B}$  を算定できないことがある。この場合は、いま考えている期間よりも時間スケールの大きな中間的な期間を考えて、まず年流量時系列から上記の方法で各中間期間の流量系列を求め、次に各中間期間の流量からもう一度上記の方法で対象とする期間の流量系列を算出するような階層的な方法を取るなどの工夫が必要となる。

2 つ目の方法は、式 (6.2) ～式 (6.5) の方法を使って流量系列を模擬発生させるが、系列相関係数については模擬発生後の系列相関係数が、対象流域の統計値に近くなるように調整を加える方法である。この方法では、式 (6.2) ～式 (6.5) の方法を使って模擬発生させた期間流量系列の系列相関係数を算出し、実流量の系列相関係数よりも小さければ、モデルに入力する  $\rho_q(t, t-1)$  を大きくする操作を繰り返すことで、実流量の系列相関に十分に近い系列相関を持った模擬発生流量が得られるモデルを構築することができる。

## 6.4 確率予測情報の模擬発生手順

本研究では、確率予測情報は、流量の真値に、確率分布の形式で与えられる誤差分布を加えたものとして定義する。第  $t$  期の誤差確率分布の形状には正規分布を仮定する。以下に、確率予測情報の模擬発生の方法について述べる。

まず、各分析期間の流況の真値  $q(t)$  を 6.3 の方法に従って模擬発生させる。次に予測確率分布の平均を決める。第  $t$  期の流量に対する予測確率分布を模擬発生させることを考える場合、予測確率分布の平均が正規確率分布  $N(\mu_c(t), [\sigma_c(t)]^2)$  に従うとして、そこから予測確率分布の平均  $\mu_p(t)$  の仮値  $\mu_p'(t)$  をランダムサンプリングする。ここに、 $\mu_c(t)$  は予測確率分布の平均  $\mu_p(t)$  の全予測回について取った平均、 $\sigma_c(t)$  は予測確率分布の平均  $\mu_p(t)$  の全予測回について求めた標準偏差である。ただし、仮に予測確率分布の平均  $\mu_p(t)$  の予測回についての平均  $\mu_c(t)$  が予め分かっているのであれば、得られた予測値に対して  $\mu_c(t)$  を減じることで実時間でも容易にバイアスの補正が可能であるので、ここではこのバイアス補正が必要に応じて既になされたものとみなして、 $\mu_c(t) = q(t)$  と考える。

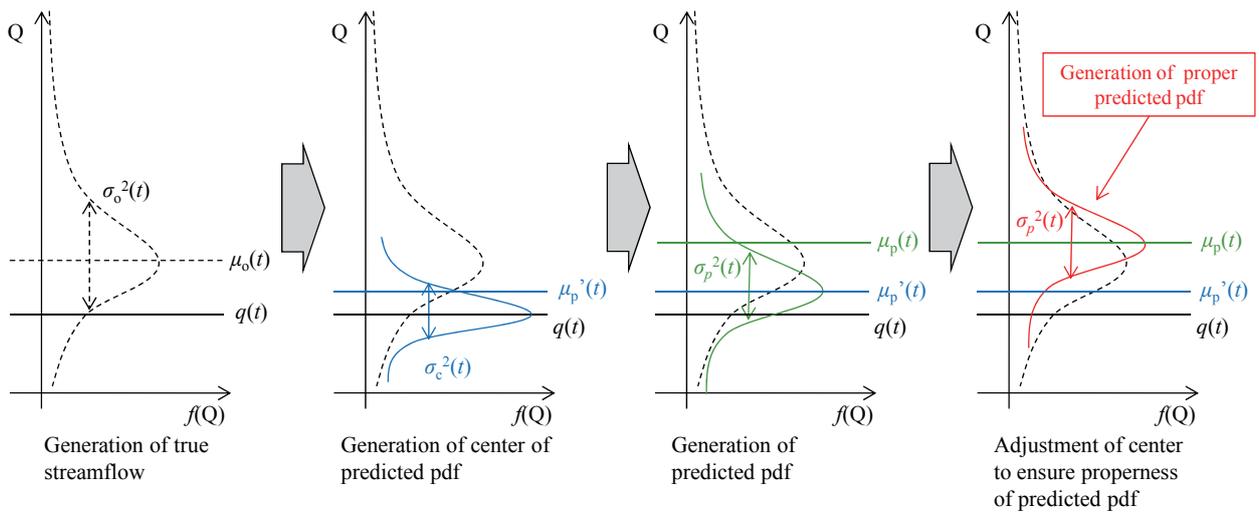


図 6.2 予測流量の確率分布の模擬発生の流れ

次に、 $\mu_p'(t)$ を中心として $[\sigma_p(t)]^2$ の分散を持つ正規確率分布  $N(\mu_p'(t), [\sigma_p(t)]^2)$ を考えれば、第  $t$  期の流量に対する予測確率分布を模擬発生できるわけであるが、このままでは得られた予測確率分布がその後の流況を予測する適切な確率分布とはならない。例えば、 $\mu_c(t)=q(t)$ かつ  $\sigma_c(t)=0$  の場合、得られる予測確率分布は正しい生起確率分布になるべきところが、上記の手順では常に予測確率分布の平均が流量の真値と等しくなってしまうため、予測確率分布が得られたという条件の下での流量の条件付生起確率分布が、予測確率分布と異なってしまうことになる。この問題を解消するため、上記の手順で得られた  $\mu_p'(t)$ を中心として $[\sigma_p(t)]^2$ の分散を持つ正規確率分布  $N(\mu_p'(t), [\sigma_p(t)]^2)$ からさらにランダムサンプリングを実施して得られた値を予測確率分布の平均  $\mu_p(t)$ とし、この  $\mu_p(t)$ を中心に $[\sigma_p(t)]^2$ の分散を持つ正規確率分布  $N(\mu_p(t), [\sigma_p(t)]^2)$ を、第  $t$  期の流量に対する予測確率分布とする。この操作により、 $\mu_c(t)=q(t)$ かつ  $\sigma_c(t)=0$  の場合において、予測確率分布とその後の流量の条件付き生起確率分布が一致する性質を確保することができる。図 6.2 に第  $t$  期に対する予測流量の確率分布の模擬発生の流れを示す。

以上の作業を定式化すると以下のようなになる。まず、第  $t$  期の予測流量  $\hat{q}(t)$  に関する確率密度関数は、次式のようなになる。

$$f_{\hat{q}}(\hat{q}(t)) = \frac{1}{\sigma_p(t)\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{\hat{q}(t) - \mu_p(t)}{\sigma_p(t)}\right)^2\right] \quad (0 < x < \infty) \quad (6.12)$$

ここで、予測確率分布の標準偏差  $\sigma_p(t)$ は、真値の気候学的標準偏差  $\sigma_o(t)$ を用いて、次のように定められる。

$$\sigma_p(t) = C_p \sigma_o(t) \quad (6.13)$$

ここに、 $C_p$  は予測確率分布の標準偏差の、真値の気候学的標準偏差に対する比を表わす係数であり、この  $C_p$  を増減させることにより、予測確率分布の広がり、すなわち予測の曖昧性を変化させることができる。つまり、 $C_p$  が小さければ小さいほど、予測としての曖昧性は減少し、 $C_p$  が大きければ予測としての曖昧性も大きくなることなる。また、 $\mu_p(t)$  は前述のように正規確率分布  $N(\mu_p'(t), [\sigma_p(t)]^2)$  に従うものとしてランダムサンプリングされるが、その確率密度関数は次式のようになる。

$$f_{\mu_p}(\mu_p(t)) = \frac{1}{\sigma_p(t)\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{(\mu_p(t) - \mu_p'(t))}{\sigma_p(t)}\right)^2\right] \quad (0 < x < \infty) \quad (6.14)$$

さらに、 $\mu_p'(t)$  は前述のように正規確率分布  $N(\mu_c(t), [\sigma_c(t)]^2)$  に従うものとしてランダムサンプリングされるが、その確率密度関数は次式のようになる。

$$f_{\mu_p'}(\mu_p'(t)) = \frac{1}{\sigma_c(t)\sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{(\mu_p'(t) - \mu_c(t))}{\sigma_c(t)}\right)^2\right] \quad (0 < x < \infty) \quad (6.15)$$

ここに、調整前の予測確率分布の平均  $\mu_p'(t)$  の予測回方向の標準偏差  $\sigma_c(t)$  は、真値の気候学的標準偏差  $\sigma_o(t)$  を用いて、次のように定められる。

$$\sigma_c(t) = C_c \sigma_o(t) \quad (6.16)$$

ここに  $C_c$  は、調整前の予測確率分布の平均  $\mu_p'(t)$  の予測回方向について求めた標準偏差の、真値の気候学的標準偏差に対する比を表わす係数であり、この  $C_c$  を増減させることにより、予測の誤差のばらつきの程度、すなわち予測の信頼性を変化させることができる。つまり、 $C_c$  が小さければ小さいほど、予測の誤差のばらつきの程度が小さくなることから予測の信頼性が増大するのに対し、 $C_c$  が大きければ予測の誤差のばらつきの程度が大きくなり、予測の信頼性も減少することになる。

一般に、気象・水文予測では、予測対象とする量の気候学的なばらつき程度に予測のばらつきが大きければ、予測が気候値予測と同等になることから予測としての意味は無くなる(高野, 2002)とされていることから、模擬発生する予測情報が意味のあるものにするためには、概ね以下の式を満足することを目安として  $C_c$  および  $C_p$  の値を決定する必要がある。

$$\begin{aligned} [\sigma_c(t)]^2 + [\sigma_p(t)]^2 &< [\sigma_o(t)]^2 \\ \Leftrightarrow C_c^2 + C_p^2 &< 1 \end{aligned} \quad (6.17)$$

ここで、模擬発生させた予測確率分布の平均の予測回方向の標準偏差を  $\sigma_f(t)=C_f\sigma_p(t)$  とおくと、 $[\sigma_f(t)]^2=[\sigma_c(t)]^2+[\sigma_p(t)]^2$  であることから、 $C_f^2=C_c^2+C_p^2$  の関係が成り立つ。すなわち、 $C_f$  は調整後の予測確率分布の平均  $\mu_p(t)$  の標準偏差の、真値の気候学的標準偏差に対する比を表わす係数となる。また、調整前の予測確率分布の平均  $\mu_p'(t)$  の平均  $\mu_c(t)$  については、前述の通りである。以降は議論を簡単にするため、 $\mu_c'(t)=q(t)$  とする。

以上は、 $\sigma_c(t)$  や  $\sigma_p(t)$  が定常であるとの仮定の下での議論であったが、通常、予測情報はリードタイムが大きくなるほど、予測誤差のばらつきが大きくなったり、あるいは予測が曖昧になったりすることが多い。すなわち、予測リードタイムが大きくなるにつれ  $\sigma_c(t)$  や  $\sigma_p(t)$  が大きくなることが多いと考えられる。この性質を反映すると、式(6.13)、式(6.16)は予測リードタイム  $l$  を用いて以下の式によって置き換えられる。

$$\sigma_p(t) = C_p(l)\sigma_o(t) \quad (6.18)$$

$$\sigma_c(t) = C_c(l)\sigma_o(t) \quad (6.19)$$

$C_p(l)$  や  $C_c(l)$  の候補としては、いま  $C_p(l)$  を対象に考え、予測リードタイムの最後の期間において気候学的標準偏差と等しくなる場合を考えると、例えば以下のようなものが考えられる。

$$C_p(l) = \frac{1-\alpha_p}{L}l + \alpha_p \quad (6.20)$$

ここに、 $L$  は予測リードタイムの最大値、 $\alpha_p$  は  $l=0$  のときの予測確率分布の標準偏差の気候学的標準偏差に対する比である。式(6.20)は、リードタイムの増加とともに予測の曖昧性が線形に増大するモデルであるが、予測の曖昧性が非線形に増大すると考える場合は、高次の関数や指数関数などを設定すればよい。 $C_c(l)$  についても、以上と同様に定義することができる。

## 6.5 貯水池操作手法

前節までの過程において模擬発生させた  $L$  期先までの確率予測情報を用いて、利水放流の決定を行う。利水放流の最適化計算は、確率 DP を用いて予測期間である  $L$  期先までを対象に行う。利水操作の目的は流況評価地点における渇水被害の最小化と設定し、渇水被害を算出するための被害関数には、2.3.5 で定義したものと同様のものを用いる。以下に再掲すると、

$$\min_{h_t} \sum_{t=1}^L H_t \quad (6.21)$$

$$H_t = \begin{cases} \frac{(d_t - q_t)^2}{d_t} & (q_t < d_t) \\ 0 & (q_t \geq d_t) \end{cases} \quad (6.22)$$

なお、確率 DP の関数方程式や制約条件などの各式は、式(3.8)～式(3.13)を用いる。ただし、本研究では、予測期間内の全ての単位時間断面における予測確率分布が与えられることから、特に流況の遷移確率(マルコフ性)は考えない。そのため、式(3.12)ではなく、式(3.11)で与えられる関数方程式に従って最適化計算を行うことになる。また、 $L$  期先よりも後に想定される被害については、貯水池の各状態から1年先まで平均的な流況が得られた場合に想定される積算被害の値をあらかじめ計算しておいたものを用いる。

## 6.6 適用と考察

### 6.6.1 対象流域とシミュレーション条件

ここまでで構築したシミュレーションモデルを用いて、吉野川流域の早明浦ダムを対象にシミュレーションを行った。早明浦ダムの諸元を表 6.1 に再掲する。前述のように、早明浦ダムは利水、治水、発電など、多目的ダムとして運用されているが、本研究では利水操作のみを対象としているため、表 6.1 に示す全ての貯水容量のうち、利水容量のみを対象として考えた。また、操作時には、洪水時に置いては所定の治水操作を行いつつ、その他の場合には利水目的である渇水被害を最小にすることを目的として放流操作を行い、発電のための操作は考慮しないものとした。また、流況評価地点については、実際には早明浦ダム下流に位置する池田ダムの直上流に定められているが、確率予測情報の性状が利水操作結果へ及ぼす影響の分析を容易にするため、本研究では早明浦ダムの直下流に位置すると仮定し、早明浦ダム地点から流況評価地点までの本川への流出量は考えないものとした。そのため、流況評価地点における流量は早明浦ダム放流量と一致し、流量の模擬発生は早明浦ダムへの流入量についてのみ行う。この仮定により、式(6.22)は次式のようになる。

$$H_t = \begin{cases} \frac{(d_t - r_t)^2}{d_t} & (r_t < d_t) \\ 0 & (r_t \geq d_t) \end{cases} \quad (6.23)$$

また、式(3.8)、式(3.10)、式(3.11)及び式(3.13)は次のようになる。

$$f_t(s_t) = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \{H_t(r_t) + E[f_{t+1}(s_{t+1})]\} \quad (6.24)$$

$$(s_{t+1} = s_t + i_t - r_t)$$

表 6.1 適用ダム貯水池の諸元

Capacities		Specs
Active storage capacity		289,000,000 m <sup>3</sup>
Water use capacity		173,000,000 m <sup>3</sup>
Flood control capacity	Flood season ( Jul. 1 <sup>st</sup> – Oct. 10 <sup>th</sup> )	90,000,000 m <sup>3</sup>
	Dry season (Oct. 11 <sup>th</sup> – June 30 <sup>th</sup> )	80,000,000 m <sup>3</sup>
Power generation capacity	Flood season ( Jul. 1 <sup>st</sup> – Oct. 10 <sup>th</sup> )	26,000,000 m <sup>3</sup>
	Dry season (Oct. 11 <sup>th</sup> – June 30 <sup>th</sup> )	36,000,000 m <sup>3</sup>
Designed flood inflow		4,700 m <sup>3</sup> /sec
Designed release discharge		2,000 m <sup>3</sup> /sec
Maximum release discharge in case of no flood situation		800 m <sup>3</sup> /sec

$$\min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \sum_{t=1}^T H_t(r_t) \quad (6.25)$$

$$f_t(s_t) = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \left\{ H_t(r_t) + \sum_{i_t} P[i_t] \cdot f_{t+1}(s_{t+1}) \right\} \quad (6.26)$$

$$r_t^* = \min_{R_{\min}^* \leq r_t \leq R_{\max}^*} \left\{ H_t(r_t) + \sum_{i_t} P[i_t] \cdot f_{t+1}(s_{t+1}) \right\} \quad (6.27)$$

また、流況評価地点を早明浦ダム直下流に位置すると仮定したことに伴い、流況評価地点における確保流量を、早明浦ダム下流域の水文特性から池田ダム地点における利水安全度が概ね 1/5 程度になるように、本来の流況評価地点である池田ダム直上流地点の確保流量から残流域流出量を差し引くことによって逆算し、図 6.3 のように設定した。早明浦ダム流入量の生起確率分布形には、6.3 で論じたように、3 母数対数正規分布を仮定し、確率予測情報の確率分布形には 6.4 で論じたように正規確率分布を仮定した。また、確率予測情報の模擬発生時のパラメータ  $C_c^2$  と  $C_p^2$  は、リードタイムに対して定常であると仮定し、表 6.2 に示すような計 24 の組合せ(シナリオ)について検討を行った。

本適用計算では利水操作のみを対象としているため、最適化計算の対象となる貯水量には利水容量のみを考えた。最適化計算の制約条件は、表 6.1 に示した貯水池諸元の物理的あるいは規則上の制約を用いると、以下のように記述される。

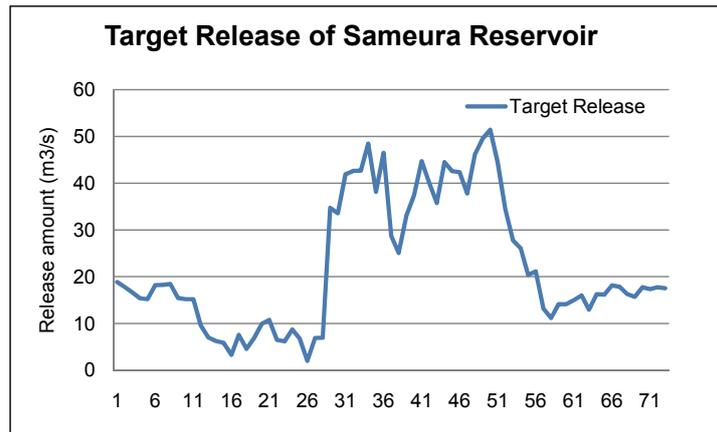


図 6.3 本研究で用いる流況評価地点の確保流量(確保放流量)

$$0(\text{m}^3) \leq s_t \leq 173 \times 10^6 (\text{m}^3) \quad (6.28)$$

$$\begin{aligned} 0 \leq r_t \leq 2000(\text{m}^3/\text{sec}) & \quad (\text{for flood situation}) \\ 0 \leq r_t \leq 800(\text{m}^3/\text{sec}) & \quad (\text{for no flood situation}) \end{aligned} \quad (6.29)$$

ここで、洪水時とは、早明浦ダムへの流入量が  $800\text{m}^3/\text{sec}$  以上である状態を指し、非洪水時とは流入量が  $800\text{m}^3/\text{sec}$  未満である状態を示す。ただし、本研究の時間ステップは 5 日であり、毎秒およそ  $400\text{m}^3/\text{s}$  の放流を 5 日間続けると利水容量を全て放流する計算になることから、式(6.29)の代わりに、洪水時、非洪水時の別なく次式を放流量の制約条件として用いた。

$$0 \leq r_t \leq 400(\text{m}^3/\text{sec}) \quad (6.30)$$

一方、予報期間の最終期(本研究では 18 期目)における将来被害関数(すなわち、ここでは  $f_{18}$ )は、実際に最適化計算を行う前に与えておく必要がある。本適用計算では、この  $f_{18}$  を、向こう 1 年先までの渇水被害を考慮しながら次式に従って算出することにした。

$$\begin{aligned} f_{73}(s_{73}) &= \min_{q_{73}} H_{73}(q_{73}) \\ f_t(s_t) &= \min_{r_t} \{H_t(q_t) + f_{t+1}(s_{t+1})\} \quad (t=19, \dots, 73) \end{aligned} \quad (6.31)$$

この予報期間以降(19 期目以降)の将来被害の算出にあたっては、最適計算時に将来の流況をやや慎重に考えることを促すため、1993 年～2007 年までの流況データを基に算出した 1/3 低流況を用いた。また、確率 DP の適用のための状態量の離散化数は放流量、貯水量ともに 100 レベルとした。

表 6.2 確率予測情報の模擬発生シナリオ

Case	$C_f^2$	$C_c^2$	$C_p^2$	Remarks
1	0.0	0.0	0.0	Perfect Prediction
2	0.2	0.2	0.0	Deterministic prediction
3	0.2	0.1	0.1	
4	0.2	0.0	0.2	Proper stochastic prediction
5	0.4	0.4	0.0	Deterministic prediction
6	0.4	0.3	0.1	
7	0.4	0.2	0.2	
8	0.4	0.1	0.3	
9	0.4	0.0	0.4	Proper stochastic prediction
10	0.6	0.6	0.0	Deterministic prediction
11	0.6	0.4	0.2	
12	0.6	0.3	0.3	
13	0.6	0.2	0.4	
14	0.6	0.0	0.6	Proper stochastic prediction
15	0.8	0.8	0.0	Deterministic prediction
16	0.8	0.6	0.2	
17	0.8	0.4	0.4	
18	0.8	0.2	0.6	
19	0.8	0.0	0.8	Proper stochastic prediction
20	1.0	1.0	0.0	Deterministic prediction
21	1.0	0.8	0.2	
22	1.0	0.5	0.5	
23	1.0	0.2	0.8	
24	1.0	0.0	1.0	Proper stochastic prediction

上記の条件の下、1月1日からの73期、すなわち1年間の操作を1回のシミュレーションとして、1000回のシミュレーションを行い、得られた結果について分析を行う。

### 6.6.2 流量系列の模擬発生結果の検証

まず、1979年～2008年までの30年間(30標本)の早明浦ダム流入量データを用いて第1期～第73期までの各期の早明浦ダム流入量の生起確率分布(3母数対数正規分布)の母数( $\lambda$ ,  $\zeta$ ,  $c$ )の推定を岩井法により実施した。各期の早明浦ダム流入量の標本平均および標本標準偏差を図6.4に、1次の系列相関を図6.5に、対数正規分布の母数の推定結果を図6.6に示す。ただし、図6.4には、参考までに早明浦ダム直下流における確保流量(早明浦ダムの確保放流量)を併せて掲

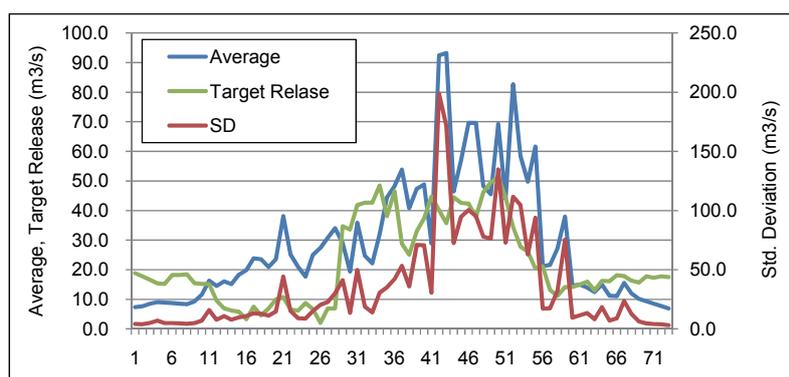


図 6.4 早明浦ダム流入量の期別の平均値と標準偏差

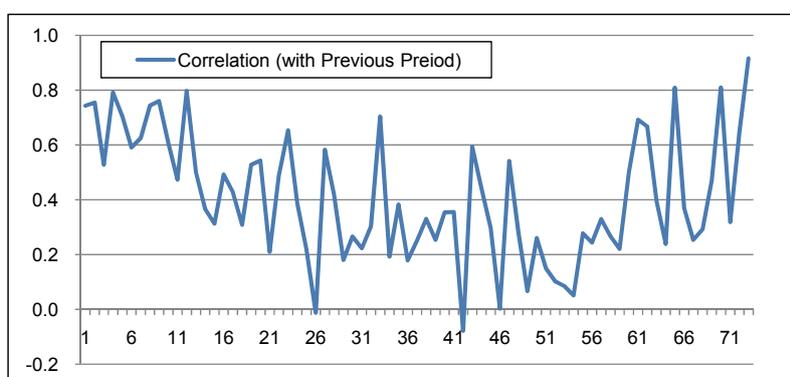
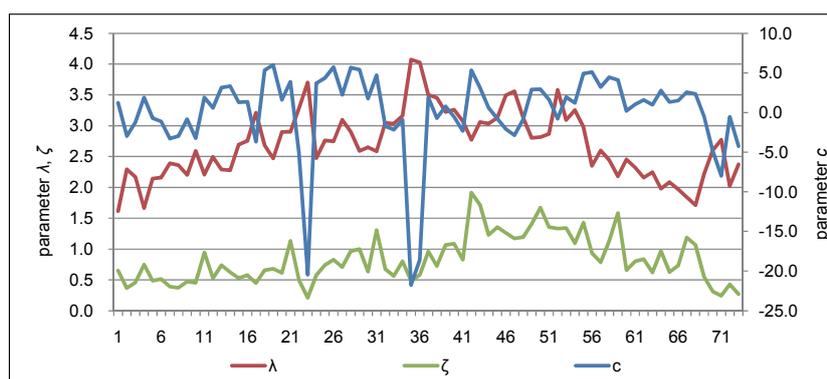


図 6.5 早明浦ダム流入量の1次系列相関(前期との相関を示す)

図 6.6 早明浦ダム流入量の対数正規確率分布の3母数( $\lambda$ ,  $\zeta$ ,  $c$ )の推定結果

載している。

図 6.4 から、特に冬季と農業用水に対する需要が大きくなり始める第 28 期～第 34 期(概ね 5 月 16 日～6 月 19 日の期間)において、ダム流入量の平均が確保放流量を下回る状態に平均的になりやすいことが分かる。また、夏季についても、平年値としては確保放流量を上回るダム流入量が見込

めるわけであるが、ダム流入量の標準偏差が大きいことからダム流入量の変動が大きいことが見てとれ、そのため水需給が不安定になりやすいことがうかがえる。また、図 6.5 からは、全般的に冬季に 1 次系列相関が大きく、夏季に小さい傾向であることがうかがえる。夏季に突発的な多雨事象が比較的多く発生しやすいことがその背景にあると考えられる。一方、図 6.6 では、特に確率分布の下限值を表わす母数  $c$  が、第 23 期と第 35 期および第 36 期でかなり小さくなっており、これに対応するように母数  $\lambda$  が大きくなっている。各期について推定された対数正規確率分布への適合性の検証結果を図 6.7 に示す。ここに、標本歪み係数は次式によって算出した。

$$C_s = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^3}{\left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \right\}^{3/2}} \quad (6.32)$$

ここに、 $C_s$  は標本歪み係数、 $N$  は標本数である。また、SLSC (標本最小二乗基準, Standard Least-Square Criterion) (寶・高棹, 1988) は次式によって求められる。

$$\text{SLSC} = \frac{\sqrt{\xi^2}}{|v_{1-p} - v_p|} \quad (6.33)$$

ここに、 $v_{1-p}$ 、 $v_p$  は、それぞれ非超過確率  $1-p$ 、 $p$  に対応する標準変量であり、本研究では寶 (2006) に従い、 $p=0.01$  とした。 $\xi^2$  は推定された確率分布モデルによる理論値と標本値との平均二乗誤差で、次式によって求められる。

$$\xi^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_i - v_i^*)^2 \quad (6.34)$$

ここに、 $v_i^*$  は、プロットングポジション  $p_i$  に対応する標準変量で、次式によって求められる。

$$v_i^* = g(y_i) = g(F^{-1}(p_i)) \quad (6.35)$$

$$g(y_i) = \frac{y_i - \lambda}{\zeta} = \frac{\ln(x_i - c) - \lambda}{\zeta} \quad (6.36)$$

ここに、 $F^{-1}()$  は式 (6.1) で表わされる確率分布関数の逆関数である。またプロットングポジション

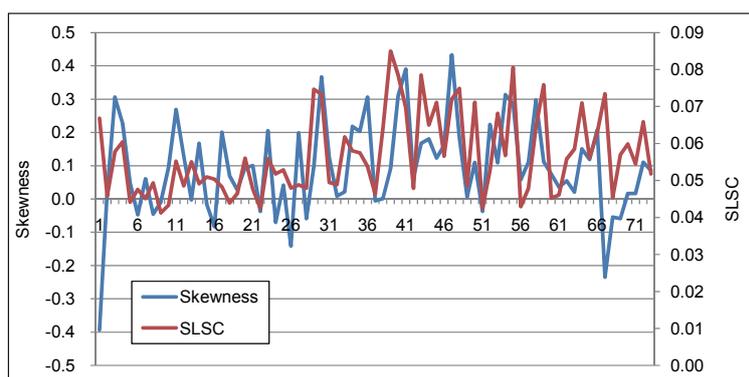


図 6.7 早明浦ダム流入量の対数正規確率分布の推定結果の評価(標本歪み係数・SLSC)

$p_i$ については、本研究では、Cunnane 公式(Cunnane, 1978)を用いて次式により算出した。

$$p_i = \frac{i - 2\alpha}{N + 1 - 2\alpha} = \frac{i - 0.8}{N + 0.2} \quad (6.37)$$

図 6.7 を見ると、標本歪み係数は概ね-0.4~0.4 の間に分布し、SLSC は概ね 0.04~0.08 の間に分布している。SLSC による確率分布あてはめの可否の判断については、日本の河川流量極値データに対しては SLSC<0.4 程度で良い適合を示していると考えて良いことが、田中・寶(1999)によって示されている。このことと標本歪み係数の結果から考えると、5 日平均の早明浦ダム流入量についての 3 母数対数正規確率分布の適合度はあまり良くないと考えられる。ダム貯水池の利水操作における長期確率流量予測情報の統計的な利用性の分析という本シミュレーションの目的から考えると、必ずしも極値付近で確率分布モデルが良い適合度を示す必要はないことに留意して、流入量統計データのうち、極端に大きな出水イベントを標本から除外するなどの処置を施すことによって、推定された確率分布モデルの適合性が良くなる可能性があり、今後検討したい。

本シミュレーション分析では、流入量の確率分布モデルの推定結果を用いてダム流入量系列の模擬発生を行う。推定された確率分布モデルと実測値との適合度があまり良くないことにより、模擬発生された流入量系列が早明浦ダム流入量の確率水文特性を十分に反映できていない恐れが生じるが、流入量が推定された確率分布モデルによく適合するダム貯水池における確率流量予測情報の利用性の分析という点においては、特に支障が無いため、以後は上記で得られた 3 母数対数正規確率分布を用いて、ダム流入量の模擬発生を行うことにした。

ダム流入量の模擬発生には、6.3 で論じた 3 種のモデルを考えた。すなわち、通常の AR(1)モデル(Thomas-Fiering モデル、以後 TF モデルと呼ぶ)、Thomas-Fiering モデルの 1 次系列相関を、現系列の 1 次系列相関を再現するように修正を施した、修正 Thomas-Fiering モデル(以後、修正 TF モデルと呼ぶ)、年間平均流入量を正規分布に従うよう模擬発生させた後、模擬発生させた年間流

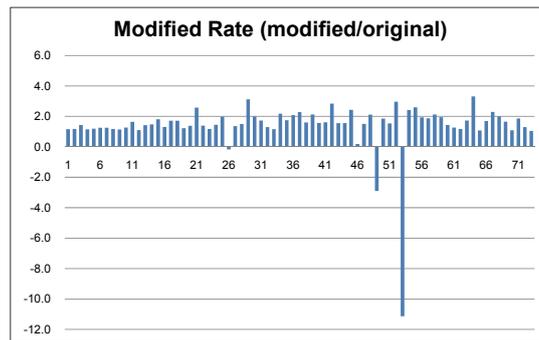


図 6.8 修正 TF モデルにおける 1 次系列相関の補正係数(補正後/補正前)

入量から Disaggregation Model を用いて 6 期平均流入量(ただし, 第 67 期～第 73 期については 7 期平均流入量)を, 続いて 6 期平均流入量から各期の平均流入量を再び Disaggregation Model を用いて模擬発生させる階層型 Disaggregation Model(以後 CD モデルと呼ぶ)の 3 種のモデルを適用した. 修正 TF モデルの 1 次系列相関の補正は, 原相関と修正 TF モデルによる模擬発生後の系列相関との差をできる限り小さくするように修正 TF モデル内の系列相関値をすり合わせながら調整した結果, 各期の系列相関の補正係数は, 図 6.8 に示すような値となった.

以上の 3 種の流入量模擬発生モデルによる早明浦ダム流入量の模擬発生の結果を図 6.9(a)～(f)に示す. 全般的に, CD モデルでは, 階層型としたことによって期別の統計量がうまく保存されなかったためか, 流入量の統計的性質を良く再現できなかった. 一方, TF モデルと修正 TF モデルでは, 全般的に流入量の統計的性質が良く再現できている. この二つの TF モデルによる流入量の模擬発生結果を見比べると, 流入量の平均についてはほぼ同等, 分散については修正 TF モデルの方が良好な結果を示しており, 再現された流入量データを元に再度 3 母数対数正規分布の母数推定を行った場合の母数と模擬発生時に使用した母数との比較では TF モデルの方が良好な結果を示していた. 一方, 1 次系列相関については, TF モデルによる模擬発生流入量では過小となっているが, 修正 TF モデルによる模擬発生流入量では再現性が大きく改善されていることが分かる. 本研究では, 利水操作すなわち渇水対策上の確率流量予測情報の利用性を分析することを目的としていることから, 渇水が比較的長期にわたって持続する少雨や低流況によってもたらされることに留意すると, 流況の模擬発生機構には流況の持続特性をできる限り良く再現することのできるモデルを採用することが望ましい. 本研究では, この点と上記の結果に鑑み, 全体的な流入量の統計的性質の再現が可能で, かつ系列相関の再現性の良い修正 TF モデルを, ダム流入量の模擬発生モデルとして採用した.

### 6.6.3 確率予測情報の模擬発生結果

次に, ダム流入量の確率予測情報の模擬発生の結果を示す. 図 6.10 に各ケースにおいて模擬発生させたダム流入量の確率予測誤差分布の  $\sigma_o(t)$  によって規準化された統計量を示す. 図中,

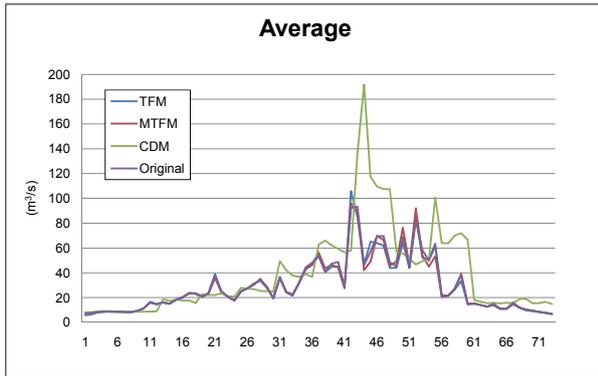


図 6.9(a) 模擬発生させた各期流入量の平均

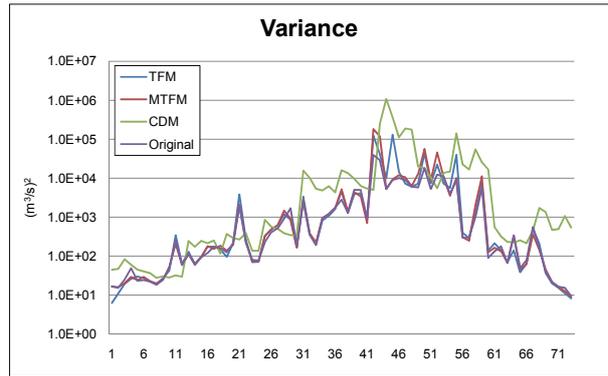


図 6.9(b) 模擬発生させた各期流入量の分散

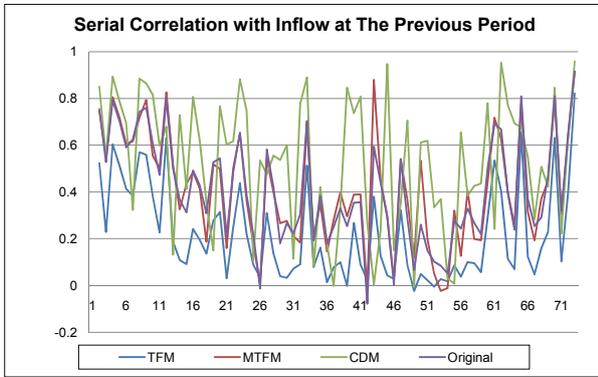


図 6.9(c) 模擬発生させた流入量の 1 次系列相関

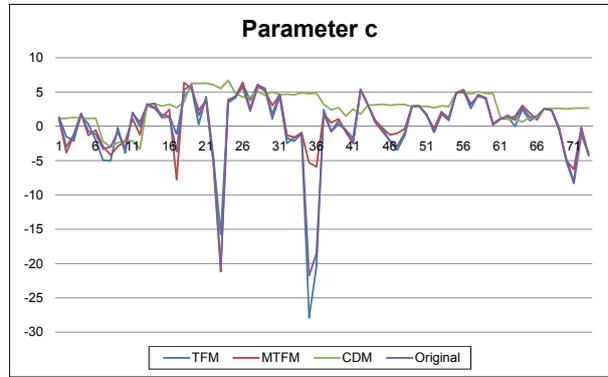


図 6.9(d) 模擬発生させた流入量の母数  $c$

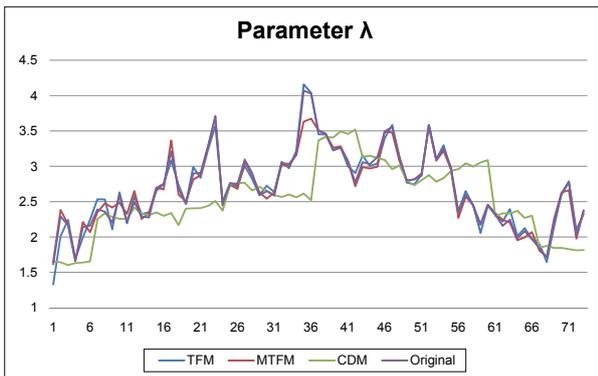


図 6.9(e) 模擬発生させた流入量の母数  $\lambda$

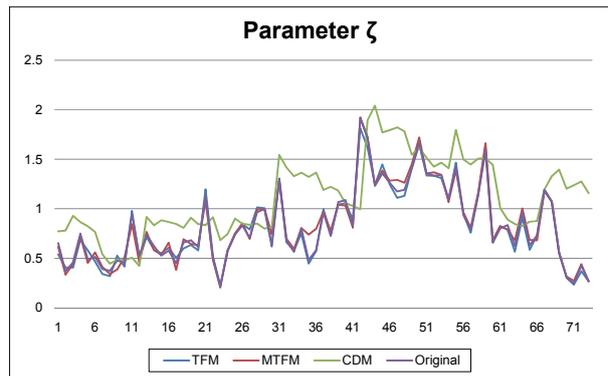


図 6.9(f) 模擬発生させた流入量の母数  $\zeta$

「Ave. of Ave.」は確率予測誤差分布の平均の予測回方向についての平均値(予測確率分布の中心の平均的な位置を表わす)で、本研究では意図通りに流入量の模擬発生が成功していれば 0 となるべき量である。また、「Var. of Ave.」は確率予測誤差分布の平均の予測回方向についての分散(予測確率分布の中心の変動の程度を表わす)を表わし、本研究では表 6.3 に示す各ケースの  $C_f^2$

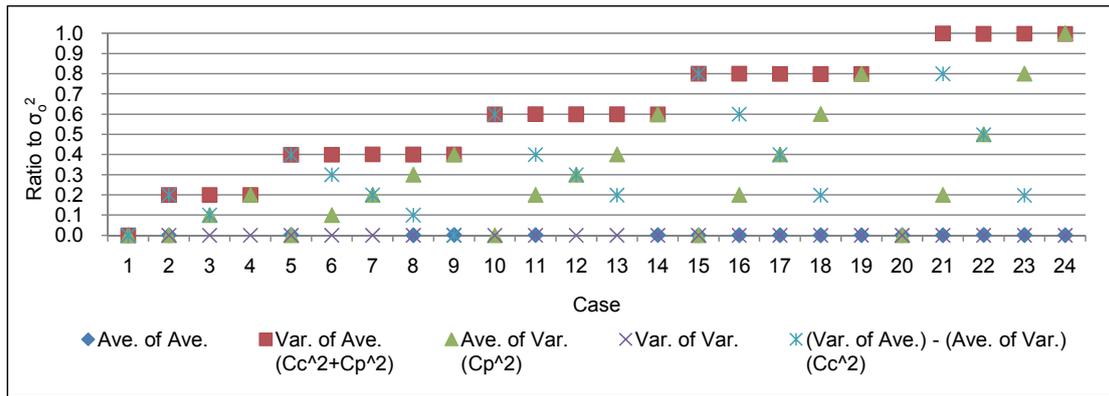


図 6.10 各ケースにおいて模擬発生させたダム流入量確率予測誤差分布の標準化された統計量

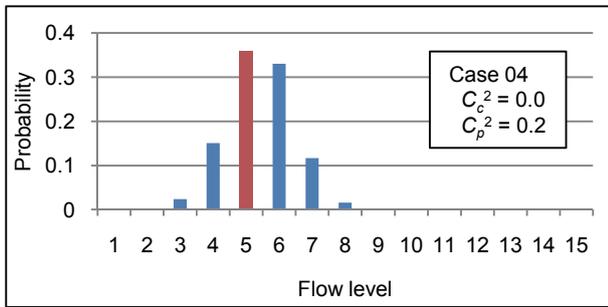


図 6.11(a) 予測分布例 (Case 4, 第 24 期)

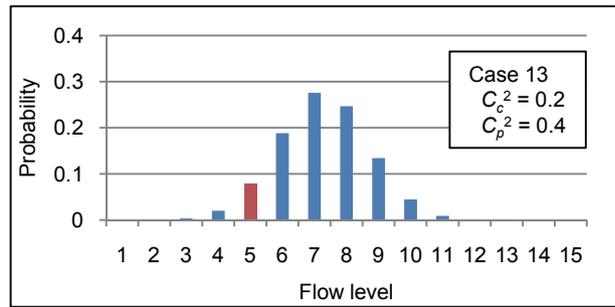


図 6.11(b) 予測分布例 (Case 7, 第 24 期)

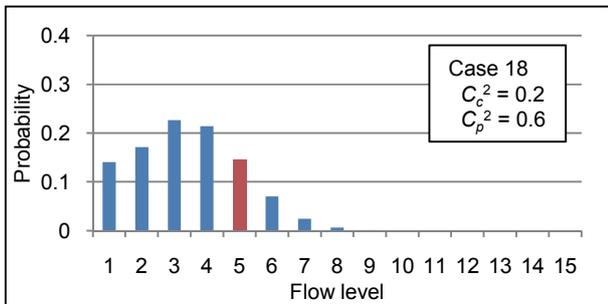


図 6.11(c) 予測分布例 (Case 18, 第 24 期)

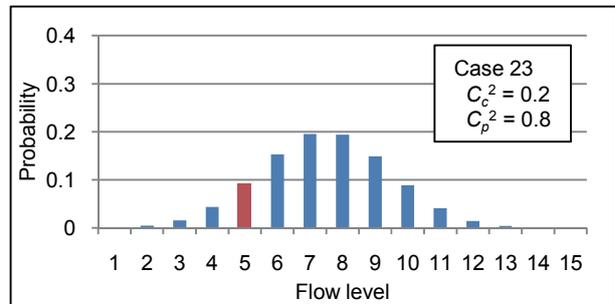


図 6.11(d) 予測分布例 (Case 23, 第 24 期)

の値に一致すべき量である。さらに、「Ave. of Var.」は確率予測誤差分布の分散の予測回方向について取った平均（予測確率分布の裾野の平均的な広さを表わす）であり、流入量の模擬発生が意図通りに実施できていれば、本研究では表 6.3 に示す各ケースの  $C_p^2$  の値に一致すべき量であり、「Var. of Var.」は確率予測誤差分布の分散の予測回方向について取った分散（予測確率分布の裾野の広がりの変動を表わす）であり、本研究では 0 となるべき量である。最後に、「(Var. of Ave.)-(Ave. of Var.)」は、調整前の確率予測誤差分布の平均の予測回方向について取った分散の大きさの程度を表わし、本研究では表 6.3 に示す各ケースの  $C_c^2$  に一致すべき量である。図 6.10 により、ケース

1 からケース 24 までの全てのケースにおいて、概ね意図通りに流入量の確率予測誤差分布の模擬発生が行えていることが確認できる。

こうして模擬発生させた確率予測誤差分布に、6.6.2 で模擬発生させたダム流入量を加え、確率予測分布とした上で、離散化を行った。離散化された確率予測分布の例を図 6.11(a)~(d)に示す。図中には、真値が該当する離散レベルの確率値を示すバーを赤で着色している。図 6.11(a)~(d)からは、 $C_p^2$  の値が大きくなるに従って、予測確率分布の裾野が大きくなり、それに伴い離散レベルの確率値のピークも小さくなっていることが分かる。以上の結果から、予測確率情報の模擬発生は、概ね企図した通りに実施できていることが分かる。

#### 6.6.4 操作結果

以上で述べてきた模擬発生による 1000 組の年間流況と、同じく各ケース 1000 組の各期において模擬発生させた確率予測情報を用いて、早明浦ダムを対象とした利水操作シミュレーションを実施した。ケース1~ケース 24 までの 24 ケースの操作シミュレーションの結果、式 (6.23) に従って算定された渇水被害量を図 6.12(a)~(d)に示す。1000 回の操作シミュレーションの総合的な結果では、 $C_c^2$  が大きくなることよりも、 $C_p^2$  が大きくなることの方が、平均渇水被害の悪化につながりやすいことがうかがえる(図 6.12(a))。すなわち、式 (6.23) で定義される渇水被害をできる限り抑える目的で流況の確率予測情報を利用しようとする場合、 $C_c^2$  によって表現される予測の安定性よりも、 $C_p^2$  によって表現される予測確率分布の分散、すなわち確率分布の裾野の広さを抑えることに、より注意を払う必要があることを示している。一方、図 6.12(b)~(d)では、1 回(1 年間すなわち 73 期)のシミュレーションにおける平均渇水被害の算定例を、流況の豊渇に分けて示している。模擬発生させた流況シナリオが平年並または比較的豊水であった場合の各ケースにおける操作シミュレーションによる渇水被害の分布は、図 6.12(c)および図 6.12(d)に示すように、図 6.12(a)で見られた 1000 回の操作シミュレーションにおける平均的な渇水被害の分布と概ね類似する傾向が見られた。すなわち、 $C_c^2$  が大きくなることよりも、 $C_p^2$  が大きくなることの方が、年間平均渇水被害の悪化につながりやすい傾向が見られた。一方、図 6.12(b)に示すような比較的豊水であった模擬発生流況シナリオを用いた各ケースにおける操作シミュレーション結果では、各ケース間の年間渇水被害の算定値の分布に上記のような特徴は見られず、むしろ  $C_c^2$  が大きいケースの方が、年間平均渇水被害が大きく算定される傾向が見られた。図 6.13(a), (b)に、図 6.12(a), (b)と同じ結果を、表示形式を変えて示す。図中同じ色で示されているケースは、 $C_f^2$  の値が同じ組合せを示しており、同じ色のケースであれば、ケース番号が小さなものほど  $C_c^2$  が大きく、ケース番号が大きなものほど  $C_p^2$  が大きい。図 6.13(a), (b)からも、明らかに渇水流況の場合の被害算定結果のケース間の分布パターンが異なっていることが見て取れ、同じ  $C_f^2$  の値を持つケースの中では  $C_p^2$  の値が大きくなるほど、渇水被害は小さくなっている。このことは、低流況時においては、ダム貯水池の利水操作のために確率流況予測情報に求められる性質が、平常時とは異なる可能性があることを示唆している。すなわち、平常時には、ある程度の平均的な誤差

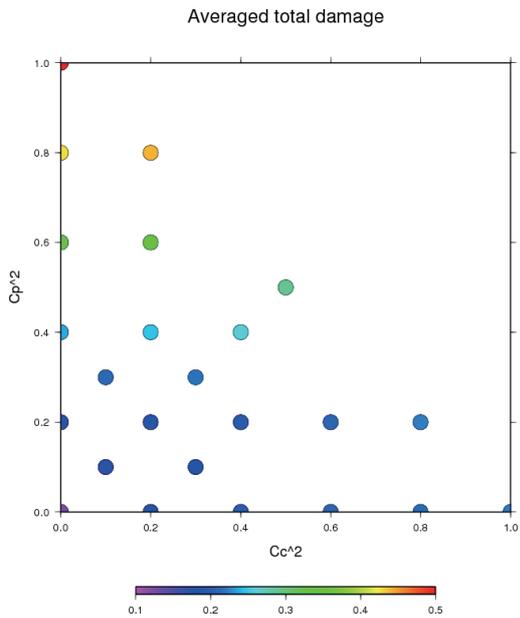


図 6.12(a) シミュレーション操作によって生じた平均渇水被害 (1000 回のシミュレーションの平均)

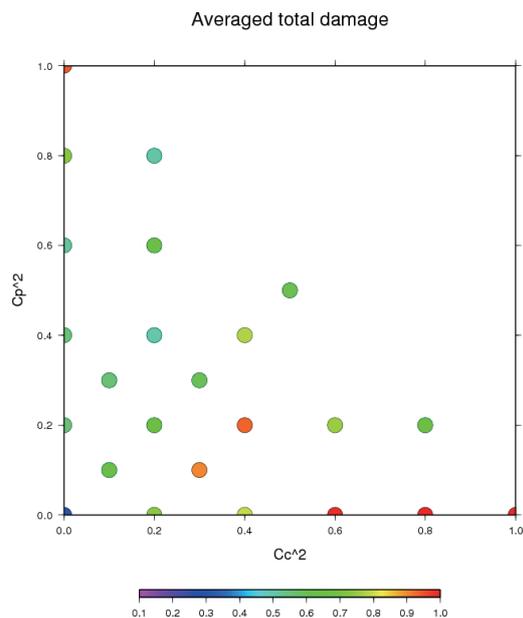


図 6.12(b) 低流況年における平均渇水被害算定結果の例

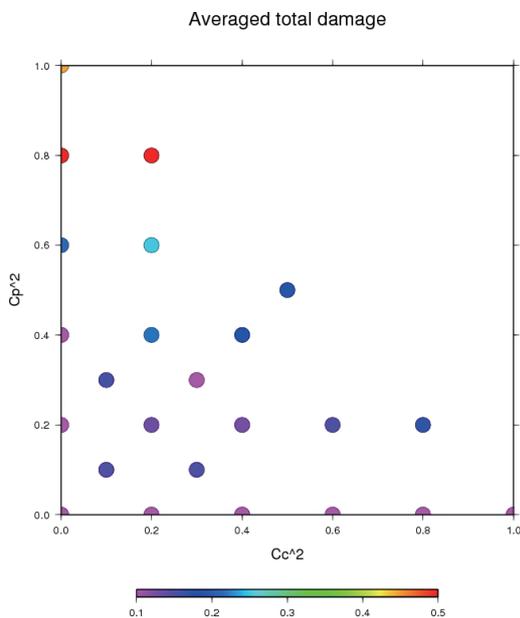


図 6.12(c) 平年並の流況年における平均渇水被害算定結果の例

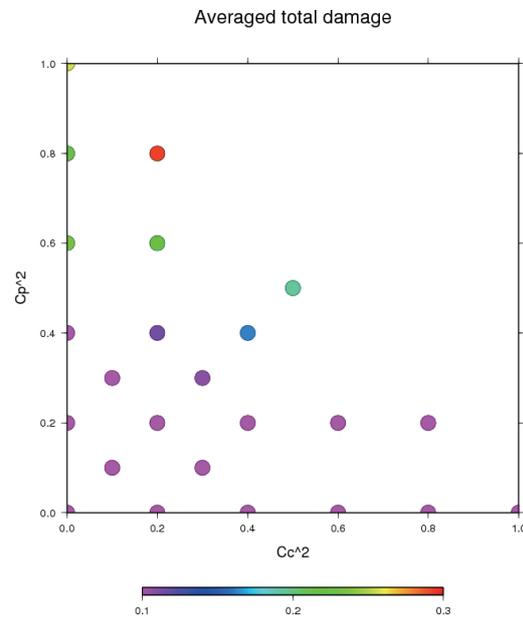


図 6.12(d) 豊水流況年における平均渇水被害算定結果の例

があっても予測確率分布の分散を狭め、予測された状態の分離性を高める方が、利水操作への適用上は有効であることを示唆しているのに対し、渇水時には、予測された状態の分離性が少々低く

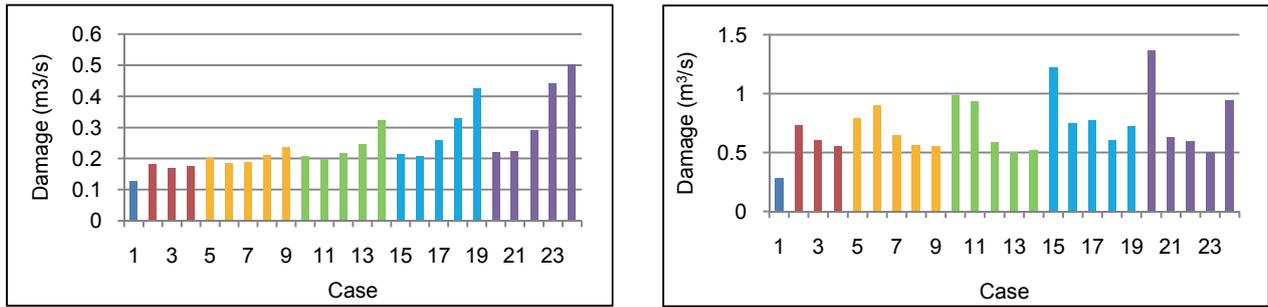


図 6.13(a) シミュレーション全体の平均洪水被害 図 6.13(b) 低流況時の平均洪水被害の例

曖昧な情報となったとしても、予測の正確性を高めた方が、利水操作への適用上有効であることを示唆しているものと考えられる。しかし、図 6.12(b)や図 6.13(b)においてケース 24 ( $C_c^2=0.0$ ,  $C_p^2=1.0$ ) が大きな被害を示しているように、これらの傾向に必ずしもすぐわない結果もあり、一般的な結論を得るには、確率予測情報の模擬発生機構などの条件を変えながらシミュレーション分析を重ねる等により、さらに検討を加えていく必要があると考えられる。また、低流況時にのみケース間の被害算定結果の分布が異なる原因についても、本分析では明らかにならなかったため、この点の更なる検討についても、今後の課題としたい。

## 6.7 結語

本章では、確率的特性を考慮して模擬発生させた流況系列と確率予測情報を用いて、主にダム貯水池の利水操作を対象とした確率流況予測情報の利用性分析を、モンテカルロシミュレーションにより実施した。確率予測情報の予測確率分布と誤差の確率分布には正規確率分布を採用し、流況の真値の気候学的分散と予測確率分布の平均的な誤差との比を表わす  $C_c^2$  と、同じく予測確率分布の分散との比を表わす  $C_p^2$  の二つのパラメータを導入し、これらに値を変化させることによって、任意の誤差と裾野の広さを持つ予測確率分布を模擬発生する手順を構築した。また、確率予測情報を反映した利水放流の最適放流戦略の決定には、洪水被害の最小化を目的とする確率 DP を採用した。以上のように構築されたシミュレーションモデルによる吉野川流域早明浦ダムを対象とした 1000 回の操作シミュレーションの結果、シミュレーション全体の平均的な洪水被害の算定値は、 $C_p^2$  の変化により大きく影響され、利水操作時にはより分離性の高い確率流況予測情報が好まれることが示唆された。また、個別のシミュレーション結果に目を向けると、概ね平年並にまたは平年よりも水に恵まれているような流況系列に対しては、概ねシミュレーション全体の平均的な結果と類似した結果が得られたものの、低流況のシナリオに対しては、逆に  $C_c^2$  の変化に洪水被害の算定値がより大きく影響され、低水時における利水操作には確率流況予測情報の分離性よりもむしろ正確性の方が重視される傾向にあることが示唆された。ただし、特に低流況時には、これらの傾向に必ずしもすぐわない結果もあり、一般的な結論を得るには、確率予測情報の模擬発生機構などの条件を変えながらシミュレーション分析を重ねる等により、さらに検討を加えていく必要があると考えられる。ま

た、低流況時にのみケース間の被害算定結果の分布が異なる原因についても、本分析では明らかにならず、この点の更なる検討を今後の課題としたい。

## 参考文献

- Cunnane, C. (1978): Unbiased Plotting Positions – A Review, *Journal of Hydrology*, Vol.37, pp.205-222.
- Faber, B. A. & Stedinger, J. (2001): Reservoir optimization using sampling SDP with ensemble streamflow prediction (ESP) forecasts, *Journal of Hydrology*, 249, pp.113-133.
- Kim, Y. O., Eum, H. I., Lee, E. G. & Ko, I. H. (2007): Optimizing Operational Policies of a Korean Multireservoir System Using Sampling Stochastic Dynamic Programming with Ensemble Streamflow Prediction, *Journal of Water Resources Planning and Management*, 133(1), pp.4-14.
- Richardson, D.S. (2000): Skill and relative value of the ECMWF ensemble prediction system, *Q.J.R. Meteorol. Soc.*, pp.649-667.
- Sivaarthikul, V. and Takeuchi, K. (1995): Assessment of Efficiency Increase of Reservoir Operation by the Use of Inflow Forecasts: A Case Study of The Mae Klong River Basin in Thailand, *J. Japan Soc. Hydrol. & Water Resour.*, 8(6), pp.590-601.
- Sivaarthikul, V. and Takeuchi, K. (1996): Inflow Forecasts: A Powerful Tool for Sustainable Reservoir Development and Management, *Annual Journal of Hydraulic Engineering*, 40, pp.107-112.
- Tejada-Guibert, J.A., Johnson, S.A. and Stedinger, J.R. (1995): The value of hydrologic information in stochastic dynamic programming models of a multireservoir system, *Water Resources Research*, 31(10), pp.2571-2579.
- Takeuchi, K. and Sivaarthikul, V. (1995): Assessment of effectiveness of the use of inflow forecasts to reservoir management, *Modelling and Management of Sustainable Basin-scale Water Resources Systems*, pp.299-309.
- 神田徹・森田哲也(1984): 利水用貯水池操作における流入量情報の価値, 第28回水理講演会論文集, pp.33-38.
- 高棹琢馬・椎葉充晴・堀智晴(1995): 渇水時貯水池操作における意思決定基準の曖昧性と流量予測精度との相互関係分析モデルの構築, 京都大学防災研究所年報, 38, B-2, pp.365-380.
- 高野清治(2002): アンサンブル予報, 気象研究ノート, 201, pp.75-84.
- 寶馨(2006): 第11章水文量の確率統計解析, 池淵周一・椎葉充晴・寶馨・立川康人, エース水文学, 株式会社朝倉書店, pp.159-181.
- 寶馨・高棹琢磨(1988): 水文頻度解析における確率分布モデルの評価基準, 土木学会論文集, Vol.393, II-9, pp.151-160.

- 竹内邦良(1990):降雨予測の精度と予備放流方式の効果について,水工学論文集,34, pp.73-78.
- 立平良三(1999):気象予報による意思決定—不確実情報の経済価値—,株式会社東京堂出版, 142pp.
- 田中茂信・寶馨(1999):河川流量の頻度解析における適合度と安定性の評価,水工学論文集,第43巻, pp.127-131.
- 経田正幸(2006):アンサンブル予報概論,数値予報課報告・別冊,気象庁予報部編,第52号, pp.1-12.
- 土木学会(1999)(編):水理公式集平成11年度版,第1編水文編,土木学会, p.12.
- 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.218-222.
- 星(1997):時系列データの模擬発生,水文・水資源ハンドブック,7.4.3, pp.249-251.
- 堀智晴・椎葉充晴(1998):Type-2ファジィ集合を用いた渇水時貯水池操作意思決定機構の不確実性分析モデル,京都大学防災研究所年報,41, B-2, pp.109-117.



## 第7章

### 結論

本論文の主題は、様々な気象・水文情報を利用した、貯水池における実時間放流意思決定支援手法の提案と、その考察である。気象・水文学的な知見の向上や、計算機資源の性能向上、情報通信技術の発達に伴い、近年、気象・水文観測網の整備や現業気象予測情報の整備が急速になされてきた。全球を網羅するような地球規模気象・水文情報の整備やアンサンブル予測などの新しい予測技術の開発も行われきており、水資源管理に役立つと考えられるような、様々な情報が広く得られるようになってきている。このように変化・発展する情報環境を、ダム貯水池の管理を始めとする水資源管理においていかに活用するのかということが、本論文における各研究テーマの共通の視点であった。こうした視点の下、本論文では、水資源管理としてダム貯水池の実時間管理を取り上げ、渇水軽減のための利水操作を中心に、多様な気象・水文情報を活用した貯水池操作支援手法の開発と検討を行ってきた。

第2章及び第3章では、近年急速に整備が進んでいる地球規模気象情報を活用した長期降水予測手法の開発と、当該予測手法による予測情報を考慮したダム貯水池の利水操作支援手法の開発を行った。

まず、第2章では、地球規模気象情報やその水資源管理への活用状況について俯瞰した上で、地球規模気象情報に含まれる各観測諸量と流域降水量との基本的な統計的関係を活用するために、両者の相関解析結果を利用した長期降水予測手法を構築し、さらに本降水予測手法による予測結果を考慮したダム貯水池の利水操作決定手法を構築した。構築した操作手法を実流域に適用し、シミュレーション計算を行った結果、3か月積算降水量の予測については、気候値を予測値とした場合と比較して予測精度の改善が見られ、この予測を考慮した利水操作でも操作精度の改善が確認できた。ただし、一般に大気や海洋が非線形な挙動を示すことを考えると、ここで考えたように地球規模気象情報の格子点値との統計上線形な関係を用いて推定することができるのは、3か月積算降水量のような、大まかな気象・水文状態にとどまると考えられる。したがって、さらに細かな時間解像度を持った予測情報を提供するためには、全球の気象状態と流域気象・水文諸量との非線形な関係を考慮する必要があると考えられる。

次に、第3章では、地球規模の気象状態の複雑な特徴を捉えることによって、第2章では考慮しなかった流域の気象・水文状態と全球の気象状態との非線形な統計的関係を考慮することを目的として、地球規模気象情報の情報集約手法の構築と、集約された情報の長期貯水池操作への利用手順を構築し、その考察を行った。地球規模気象情報の集約手法としては、気象分布の正負の平

年偏差域の中心の位置によって気象分布の特徴を表現した上で、クラスタリングを用いた探索型情報集約手法と合成図解析を用いた目的志向型情報集約手法の2種を構築し、両手法によって集約された地球規模気象情報を予測因子とした長期降水予測手法を構築した。構築した予測手法による降水予測情報を考慮したDPモデルにより、実流域を対象に操作シミュレーションを実施した結果、探索型情報集約手法を用いた操作手法の方が、目的志向型情報集約手法を用いた操作手法と比較して、降水予測、貯水池操作ともに良好な結果を示した。さらに、複数の地球規模気象情報に関する集約情報と流域降水量との統計的関係を利用した長期降水予測手法を構築し、実流域データを用いて適用を行った結果、1か月先までと、1~2か月先までの期間で、気候値を予測値とした場合と比較して降水予測精度が向上し、水資源管理への応用が期待できることがうかがえた。しかし、情報の集約方法は本来的に非常に自由度の高いものであることから、ここでの結論はあくまで水資源管理のための地球規模気象情報の集約方法がどうあるべきかという問いに対する答えの一側面であると捉えるのが妥当であり、今後、その他の情報集約手法との比較など、さらなる検討が待たれるところである。

一方、第4章では、近年、現業の気象・水文予報業務に導入がなされているアンサンブル予測情報を取り上げた。多様な解釈が可能であるアンサンブル予測情報を貯水池の利水操作へ導入する際において、予測情報の解釈の違いによって放流意思決定過程にどのような差異が表れるのかを分析することを目的として、ダム貯水池操作モデルに、アンサンブル平均予測を用いた決定論的DPモデル、アンサンブルメンバ別予測情報を用いた確率論的DPモデル、アンサンブルメンバ別予測情報を用いたSampling SDPモデルを構築し、各操作モデルにおける放流意思決定過程の違いについて詳細な分析を行った。その結果、各操作モデルの放流決定過程の差異が明らかになるとともに、アンサンブル予測情報を利水操作に利用する場合には、メンバ別予測値の分布の平均値と中央値の関係と予測精度を併せて見る必要があることが示唆された。ただし、各操作モデルの放流決定過程の差異が具体的に何によってもたらされたのかについては、ここでは明らかにすることができず、今後の課題であると考えられる。

第5章では、より実管理に即したダム貯水池の操作支援を実施することを目的に、現業気象・水文予測情報を活用したダム貯水池の短長期連続操作支援システムの開発を行った。現業の中・長期気象・水文予測情報の予測精度が本質的に低くならざるを得ないという事実に鑑み、ここでは現業の中・長期気象・水文予測情報を、第3章で構築した地球規模気象・水文情報を活用した長期降水予測手法に基づく予測結果によってベイズ論的に補完しながら考慮し、利水補給を目的とした長期貯水池操作の支援のみにとどまらず、短期の降雨予測状況をも踏まえた治水・利水連続操作支援モデルを開発した。多様な情報源からの様々な形態の情報を実時間で参照・処理するために、人工知能手法などのソフト・コンピューティング技術を導入するとともに、各予測情報についての精度情報や支援システム内の計算モデルのパラメータの学習機能を持たせ、操作経験を重ねるにつれて、システム自身が成長していくような操作支援システムを構築した。

最後に第6章では、貯水池の利水操作時に参照するためには、どのような確率流況予測情報が望まれるのかを明らかにするために、モンテカルロシミュレーションによって様々な分布特性を有した確率流況予測情報の利用性の分析を行った。確率予測情報の予測確率分布と誤差の確率分布には正規確率分布を採用し、流況の真値の気候学的分散と予測確率分布の平均的な誤差の分散との比を表わす  $C_e^2$  と、同じく予測確率分布の分散との比を表わす  $C_p^2$  の二つのパラメータを導入し、これらの値を変化させることによって、任意の誤差分散と裾野の広さを持つ予測確率分布を模擬発生する手順を構築した。利水放流の最適放流戦略の決定モデルに渇水被害の最小化を目的とする確率DPを採用した上で、実流域データを用いて操作シミュレーションを行った結果、全体としては、シミュレーション全体の平均的な渇水被害の算定値が  $C_p^2$  の変化により大きく影響され、利水操作時にはより分離性の高い確率流況予測情報が好まれることが示唆されたのに対して、低流況のシナリオに対しては、逆に  $C_e^2$  の変化に渇水被害の算定値がより大きく影響され、低水時における利水操作には確率流況予測情報の分離性よりもむしろ正確性の方が重視される傾向にあることが示唆された。ただし、特に低流況時には、これらの傾向に必ずしもそぐわない結果もあり、一般的な結論を得るには、確率予測情報の模擬発生機構などの条件を変えながらシミュレーション分析を重ねる等によって、さらに検討を加えていく必要があると考えられる。

以上で論じたように、本論文では、水資源管理への様々な気象・水文情報の利用手順とその利用性を、ダム貯水池の実時間意思決定への利用性という視点から検討してきた。現在、提供されている気象・水文情報が非常に多岐にわたっていることから、ダム貯水池の実時間意思決定への利用という観点に絞っても、その利用方法には大きな自由度が存在している。加えて、ダム貯水池を含む治水・利水システムの構成にも、流域の水文特性等を含めると大きな自由度が存在していることから、治水・利水システムにおける気象・水文情報の利用性を検討するにあたっては全体として非常に大きな自由度が内在していることが分かる。そのため、本論文で論じてきた内容は、数ある貯水池実管理における合理的な情報利用手法のうちあくまで一部分に相当するに過ぎないかもしれない。現に、本論文で利用したRSMなどのように、現業気象予報には、予報技術の進展や予報の統廃合によって、既に廃止されているものもある。水資源管理における気象・水文情報の合理的な利用手順の一般化へ向けては、頻繁に更新されるその時々々の気象・水文情報の提供状況を常に反映させながら、更に広範な検討を継続して行う必要があると考えられ、筆者は今後とも引き続きこの大きな問題に取り組む所存である。それでも、広範な利用手順の中から、貯水池実管理における気象・水文情報の利用の方向性を考える上で、本論文の成果が何らかの示唆を与えるものとなることを願ってやまない。

最後に、本論文が、水資源工学の進展と水災害の軽減の一助をなすことを願い、本論文の結びとしたい。



## 謝 辞

本研究を遂行するにあたり、京都大学防災研究所堀智晴教授には、終始懇切なる御指導を賜るとともに、研究に思う存分打ち込むことができる環境を整えて頂きました。私が学部学生で研究を開始したばかりの頃から、私の研究の根幹をなすような重要な議論を数多くさせて頂きました。また、現在に至るまで、研究や学問の進め方はもとより、研究者あるいは学術に携わる者としての姿勢を含め、まさにあらゆる面でご教授を頂きました。ここに深甚なる感謝の意を表します。

京都大学防災研究所小尻利治教授には、私が本論文で取りまとめた研究を開始するきっかけを賜ったのみならず、その後も継続して研究の御指導を賜りました。特に、水資源工学分野を中心に長年培われた御経験と学術的視座に基づいた大局的な観点からのご助言は、誠に得難いものばかりであり、研究の方向性や取り組むべき問題を設定する際に大いに参考にさせて頂きました。また、学問・研究の枠を超えて、あらゆる面でご教示を賜りました。ここに衷心より感謝申し上げます。

京都大学防災研究所角哲也教授には、河川管理及びダム管理に関わる諸問題について様々な御教示を賜りました。また、エジプト関連をはじめとした数々の共同研究を通し、現場での豊富なご経験に基づいた、問題を多角的に捉えようとする姿勢や考え方について、多くのことを学ばせていただきました。ここに、心より感謝を申し上げます。また、京都大学防災研究所鈴木靖特定教授、竹門康弘准教授、田中賢治准教授、佐藤嘉展特定准教授、浜口俊雄助教、道広有理特定助教には、日頃より様々な形で御指導と御助力を賜りました。ここに重ねて御礼申し上げます。

京都大学大学院工学研究科椎葉充晴教授、京都大学防災研究所寶馨教授、中北英一教授、京都大学大学院工学研究科立川康人准教授、京都大学防災研究所城戸由能准教授、山敷庸亮准教授、京都大学大学院工学研究科萬和明助教には、折に触れて示唆に富む御助言を数多く頂戴しました。また、池淵周一京都大学名誉教授、萩原良巳京都大学名誉教授には、研究の開始時期より折に触れて御指導と温かい激励のお言葉を賜りました。ここに深謝の意を表します。

本研究を行うにあたり、京都大学防災研究所附属水資源環境研究センター地球水動態研究領域の川崎千里秘書、卒業生の岡田知也君や坪井亜美君、三木博子君を始めとする学生諸兄、京都大学防災研究所附属水資源環境研究センターのスタッフの皆様方には多大なるご支援を頂戴しました。心より厚く御礼申し上げます。

最後になりましたが、いつも私を傍で支えてくれた妻に、また、温かく見守ってくれた両親と義父母に、心から感謝致します。そして、これほどまでに多くの皆様方に支えていただいたことに対し、あらためて深く感謝致します。