

ニューラルネットワーク活用による  
水力・風力エネルギーの予測精度向上  
に関する研究

水 野 勝 教



## 目次

第1章 緒論	1
1.1 近年の電力エネルギー事情	1
1.2 再生可能エネルギーにおける水力発電の現状と課題	4
1.3 ダム流入量予測の重要性	7
1.4 降雨の分布と時間変動予測手法の現状と課題	10
1.5 再生可能エネルギーにおける風力発電の現状と課題	12
1.6 風向・風速変動予測の現状と課題	14
1.7 本研究の目的と内容	16
1.7.1 本研究の目的	16
1.7.2 本論文の内容	16
参考文献	19
第2章 本論文で使用したデータ	26
2.1 まえがき	26
2.2 気象レーダデータ	26
2.3 天気図データ	30
2.4 アメダス (AMeDAS) データ	32
2.5 海面温度データ	34
2.6 対象流域, 雨量, 流量データ	34
2.6.1 対象流域	34
2.6.2 雨量, 流量データ	34
2.7 あとがき	37
参考文献	38
第3章 河川流量の予測精度向上のためのニューラルネットワークによる地上雨量分布推定	39
3.1 まえがき	39
3.2 レーダ雨量と地上雨量	39
3.3 地上雨量推定	43
3.3.1 推定システム	43
3.3.2 推定結果	50
3.4 推定結果の検討	52
3.5 あとがき	61
参考文献	62
第4章 河川流量の予測精度向上のためのニューラルネットワークによる河川流出率推定	

.....	63
4.1 まえがき .....	63
4.2 河川流出率 .....	64
4.3 対象流域.....	65
4.4 地上雨量観測値を用いた流出率推定.....	67
4.4.1 河川流出率推定システム .....	67
4.4.2 流出率推定.....	68
4.5 レーダデータを用いた流出率推定 .....	71
4.5.1 対象流域内の雨量分布推定.....	71
4.5.2 流出率推定のための2段式ネットワーク .....	75
4.5.3 流出率推定.....	77
4.6 あとがき .....	83
参考文献 .....	85
第5章 長期間の河川総流量予測精度向上のためのニューラルネットワークによる季節別 予測 .....	87
5.1 まえがき .....	87
5.2 エルニーニョ・ラニーニャ現象 .....	87
5.3 流量予測の対象流域と使用データ .....	90
5.4 海面温度観測情報と河川流量の相関性 .....	91
5.4.1 梅雨期との相関性.....	91
5.4.2 融雪期との相関性.....	95
5.4.3 積雪期との相関性.....	97
5.4.4 海面水温と降雨量との相関関係 .....	99
5.5 各季節における総流量予測 .....	99
5.5.1 総流量の予測システム.....	99
5.5.2 梅雨期における総流量予測.....	100
5.5.3 融雪期における総流量予測.....	102
5.5.4 積雪期における総流量予測.....	103
5.5.5 海面温度偏差データ利用による改善効果 .....	105
5.6 まとめ .....	106
参考文献 .....	107
第6章 アメダスデータと天気図パターンマッチングを用いた風力変動予測.....	108
6.1 まえがき .....	108
6.2 予測システムに用いる教師データと類似天気日の抽出 .....	108
6.2.1 予測に用いる教師データ .....	108
6.2.2 天気図データベースの作成.....	109

6.2.3	パターンマッチング手法 .....	111
6.2.4	パターンマッチング結果 .....	113
6.3	予測システムの構成 .....	117
6.4	風速予測結果 .....	118
6.4.1	学習および予測に用いたデータ .....	118
6.4.2	予測結果 .....	119
6.4.3	風力エネルギーからみた予測誤差 .....	122
6.5	あとがき .....	124
	参考文献 .....	125
	第7章 総括 .....	126
7.1	まえがき .....	126
7.2	レーダ雨量データを用いた地上雨量分布推定とその入力情報の検討 .....	126
7.3	レーダ雨量データを用いた発電用ダム上流域における河川流出率推定 .....	127
7.4	赤道付近の海面温度データを用いた発電用ダム上流域における季節別河川総流量予測 .....	127
7.5	アメダスデータと天気図パターンマッチングを用いた風力変動予測 .....	128
7.5	今後の課題 .....	128
	謝 辞 .....	130
	本研究に関する業績 .....	131

# 第 1 章 緒論

## 1.1 近年の電力エネルギー事情

エネルギー基本計画は、我が国のエネルギー政策を長期的、総合的かつ計画的な視点で遂行していくことを確保する目的で制定されたエネルギー政策基本法に基づき政府によって策定される。2010年6月に閣議決定された第三次計画では、エネルギー政策の基本である3E(エネルギーの安定供給 Energy Security, 環境への適合 Environment, 経済効率性の向上 Economic Efficiency)に加え、エネルギーを基軸とした経済成長の実現と、エネルギー産業構造の改革が新たに追加された<sup>1)</sup>。また、2030年に向けて以下の目標が掲げられた。

1. エネルギー自給率及び化石燃料の自主開発比率を倍増，自主エネルギー比率を現状の38%から70%程度まで向上
2. ゼロ・エミッション電源比率を現状の34%から約70%に引き上げ
3. 「暮らし」（家庭部門）のCO<sub>2</sub>を半減
4. 産業部門での世界最高のエネルギー利用効率の維持・強化
5. 我が国企業群のエネルギー製品等が国際市場でトップシェア獲得

これらの目標を達成するために、政府として再生可能エネルギーの普及・拡大を目的に、2012年7月から「再生可能エネルギー固定価格買取制度 (FIT: Feed-in Tariff)」が開始された。この制度は太陽光や風力などの再生可能エネルギーの普及・拡大により、エネルギー自給率の向上、地球温暖化対策および日本の産業の育成を目指している。この制度の導入により2014年3月末までに、再生可能エネルギーの設備導入量は制度開始前と比較して43%増加している(図1.1)。

2014年4月に閣議決定された第四次のエネルギー基本計画では、東日本大震災及び東京電力福島第一原子力発電所事故を初めとして、国内外で大きく変化したエネルギーを巡る環境の変化に対応した、新たなエネルギー政策を示している<sup>2)</sup>。エネルギー政策の基本的視点として従来の3Eに安全性 (Safety) を加えた3E+Sを要としている。その中で再生可能エネルギーは、温室効果ガスを

排出せず，国内で生産できる重要なエネルギー源であると位置づけおり，2030年には国内の全発電電力量の20%～30%となることを目標としている。

以上のような国としての政策により，再生可能エネルギーはオフィス，工業ならびに一般家庭などの新しいエネルギー源として着実に増えつつある。一方で，電力会社は高度な ITC 社会において要求される安定した高品質の電力を供給するために，景気，暦，気象条件などをもとに需給計画を立て，それを基本に日々の需給運用を行っている。今後予測される太陽光発電，風力発電という再生可能エネルギーの大量導入は，その特性として天候によって短時間で変動する電力であるため，これまでのような高品質の電力を供給するには，この出力変化をある程度の時間的余裕を持って予測することが重要となる。

本論文では，電力の安定供給と水力や風力の自然エネルギーの有効活用を目的として，自然エネルギーの予測精度の向上について検討している。

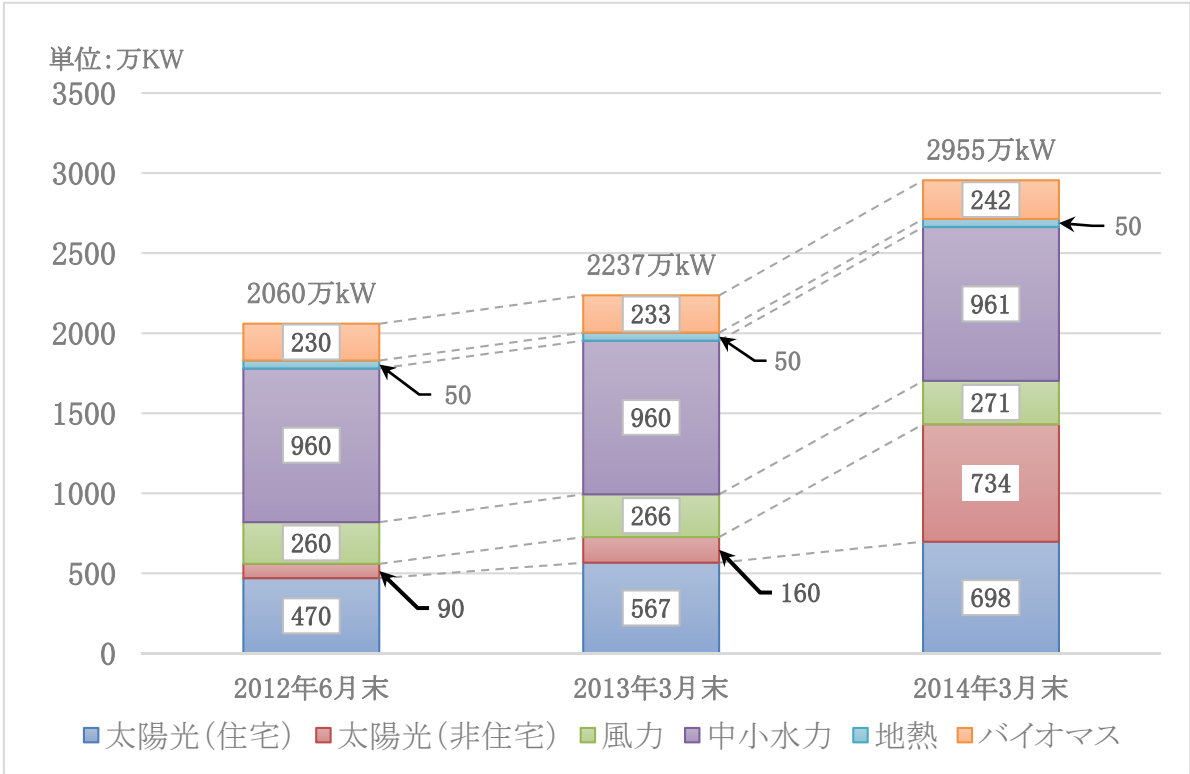


図 1.1 固定価格買取制度(FIT)導入後の再生可能エネルギー発電設備量変化

(出典：資源エネルギー庁発表資料より作成<sup>[3]</sup>)



## 1.2 再生可能エネルギーにおける水力発電の現状と課題

わが国の水力発電は、時代とともにその役割が変化している。1960年代半ば頃までは電力供給の過半を担うものであったが、その後、産業の発達によりその役割を火力発電に移していった。石油ショック以降、電源のベストミックスを目指し、需要に対応した電源開発を進めるなかで、自然エネルギーである水力発電は相対的にシェアが下がっているものの、安定して電力供給の約1割弱を担っている。水力発電所の内、一般水力（流れ込み式、調整池式、貯水池式）は、運転コストが低くベースロード電源として、揚水式は、発電量の調整が容易であるため、ピーク電源としての役割を担っている。

水力エネルギーは太陽光や風力などの他の自然エネルギーと比較してエネルギー密度が高く、貯水池という形で容易にエネルギーを蓄えることができるという特徴を有する。また、水力発電における発電効率は80～90%であり、他の発電方法と比較して非常に高い効率となっている。我が国で水力発電が稼働してから100年以上の歴史がある。その間、気象影響に関連した各種データの蓄積があるため、再生可能エネルギーの中で最も安定している電源となっている。設備稼働率を考えた場合、水力発電では同じ発電電力量を得るためには、太陽光発電で約1/5、風力発電で約1/3の規模の出力で済み、耐用年数も約40年と長期間利用できるため電力の安定供給に寄与できるという特徴がある。

一般水力発電所は2012年度末時点で、既開発が1936箇所、新規建築中が22箇所ある。これは我が国の包蔵水力の内、地点数で約4割にあたるが、電力量ベースでは約7割にあたる（図1.2）。経済性の良い地点から開発されたため、現在の未開発の地点の内、50,000万kW以上の比較的まとまった包蔵水力がある地点は17箇所しか残されていない（表1.1）。優れた特性を持つ水力発電ではあるが、今後新規に大規模な設備を作ることは困難であると言える。

一方、「再生可能エネルギー固定価格買取制度(FIT)」の対象となる30,000kW以下の中小規模の水力発電が新規開発可能な地点は2,331箇所あるものの、発電量の小規模化によって、経済性の確保が困難になり、開発が進まなくなっている。そこで、既存の水力発電設備を運用ソフト面から開発し、水力エネルギーを

有効活用することが必要となる。

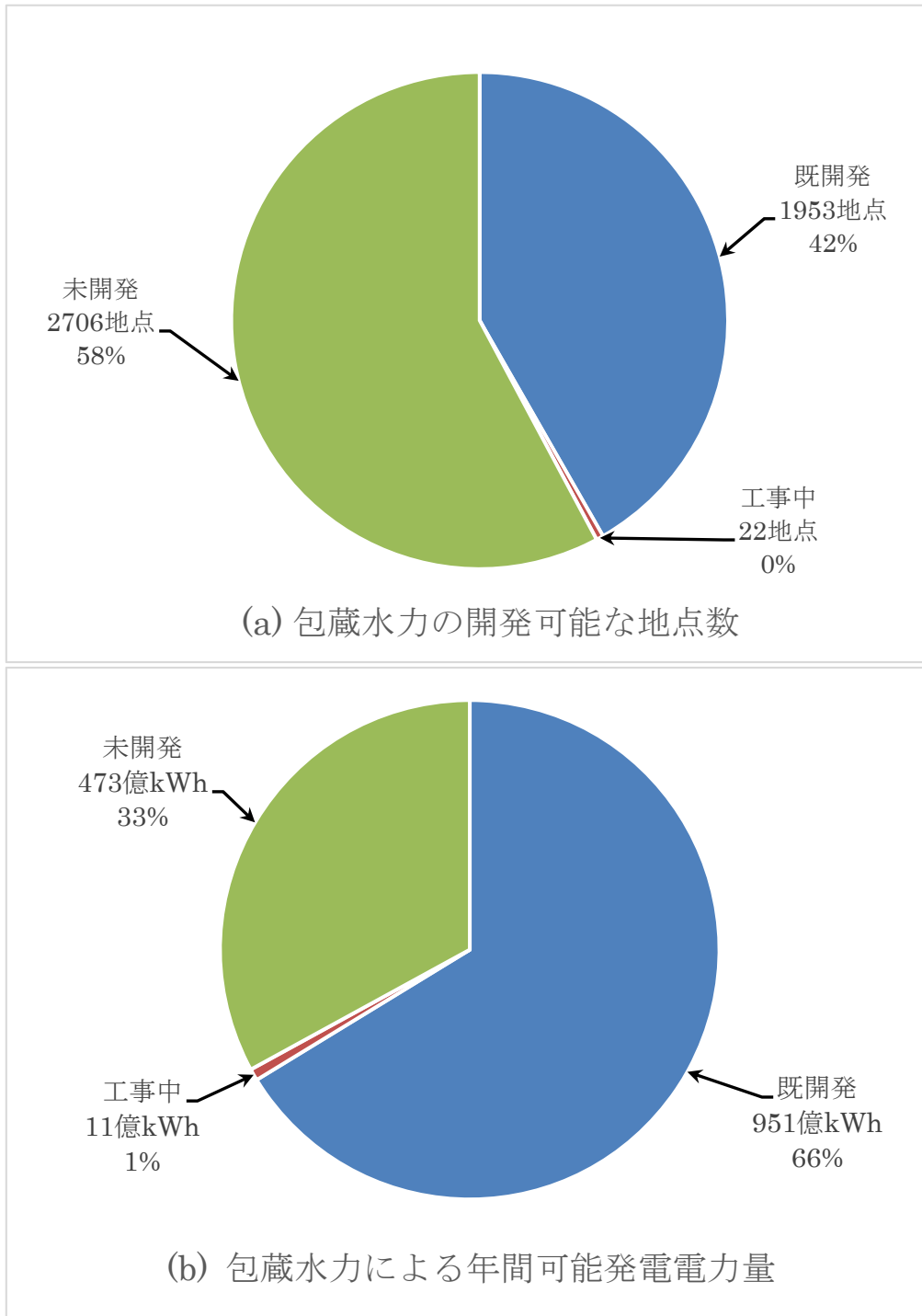


図 1.2 我が国の包蔵水力の開発可能な地点数と年間可能発電電力量  
(出典：資源エネルギー庁 出力別包蔵水力（一般水力）を元に作成<sup>[4]</sup>)

表 1.1 一般水力発電の出力区分別未開発地点数

(出典：資源エネルギー庁 出力別包蔵水力（一般水力）を元に作成<sup>[4]</sup>)

出力区分(kW)	未開発地点数	割合	備考
1,000 未満	371	13.7%	○
1,000～3,000	1,230	45.5%	○
3,000～5,000	523	19.3%	○
5,000～10,000	337	12.5%	○
10,000～30,000	207	7.6%	○
30,000～50,000	21	0.8%	
50,000～100,000	14	0.5%	
100,000 以上	3	0.1%	
合 計	2,706	100.0%	

備考欄○印は固定価格買取制度(FIT)の対象となるもの

### 1.3 ダム流入量予測の重要性

各電力会社では変動する電力需要に対して供給力を調整して電力需給のバランスをとる中央給電指令所を持っている。指令所では、安定して電力を供給できるように、需要の動向、出水状況、気象状況、社会的な事象などの情報に基づいて需要予測を行っている。翌日の需要の予測値によって、各電源の翌日の発電計画を作成している。そこでは、火力、水力、新エネルギー（太陽光、風力、地熱など）の発電電力、他社受電及び融通電力を、それぞれの特性に応じて1時間毎に配分している。水力に関しては、翌日の出水予測や貯水池の使用計画などを勘案して、発電計画を立てている<sup>[5]</sup>。

水力発電の運用は、ダムの方式によって次の様になっている。貯水式、調整池式では、河川流量を貯水池、調整池で調整できるため、降雨予測、電力需要などを考慮して計画しているが、現在のところ運用者の経験による要素が大きく、効率的な運用を行うことに苦慮している。流れ込み式では、調整池を持たないので需要に応じた出力調整ができず、河川流量と降雨予測をもとに計画している。揚水式は、貯水池への河川流量を含めた混合揚水式と含めない純揚水式に分類される。純揚水式は降雨による変動が少なく主にピーク電力の調整用に利用される。混合揚水式は純揚水式と貯水式、調整池式の特徴を合わせたものとなっている。このようにダムの方式によって運用計画は異なるため各々のダムに合わせた運用をしている<sup>[6]</sup>。

水力発電は太陽光、風力ほどではないが必然的に気象条件の影響を受けることになるので、それを考慮してダム運用が行われている<sup>[7]</sup>。しかし、現在のところ気象の変化に十分に対応できていないわけではない。降雨による河川の増水分を利用しきれずに無駄に放水してしまう場合がある。あらかじめ降雨による流入量の増加が予測される場合、対象ダムは出来るだけ早期に、発電、放流しダム水位を下げることが望ましい。そうすることで水力エネルギーを無駄にすることなく利用できるようになる。そのためには、時間的余裕をもって、降雨予測を行い、その予測値によって河川出水の総量及び変化の時間予測を行う必要がある。

翌日以降の降雨によるダム流入量の予測が可能であれば、発電計画に反映させ水力エネルギーを有効に活用できる。河川の状況、ダムの規模によって異なるが通常約 30 時間程度のリードタイムを持って降雨、出水の予測を行うことが求められる。

一般に降雨が河川に流出するまでのメカニズムは次のようになっている(図 1.3)。降雨が地表面に達したのち、一部は蒸発により大気中に吸収されるが、残りは河川に流出する。その際、地表面から河川に流出する「表面流出」、地表に近い土壌に浸透してから流出する「中間流出」、土壌深くまで浸透し地下水として流出する「基底流出」の 3 種類に分類されることが多い<sup>8)</sup>。これらの流出は降雨から流出までにかかる時間が異なる。表面流出では降雨は土壌に浸透せずに河川に流出するため、最も早く河川流量となるが、降雨終了後は早期に流出も終了する。中間流出では土壌に浸透して保持された後流出するため、表面流出より流出までに時間がかかる。また降雨時の土壌の状態によって流出する傾向が異なる。基底流出では降雨は地下水として流出するため、長時間降雨がない場合でも流出する。したがって、発電用ダム上流域全体の降雨量が、直接ダムの流入量になるわけではなく、さらに実際の降雨のピークから、ダムへの流入量がピークを迎えるまでには、数時間の差があり、そこから緩やかに変動する。

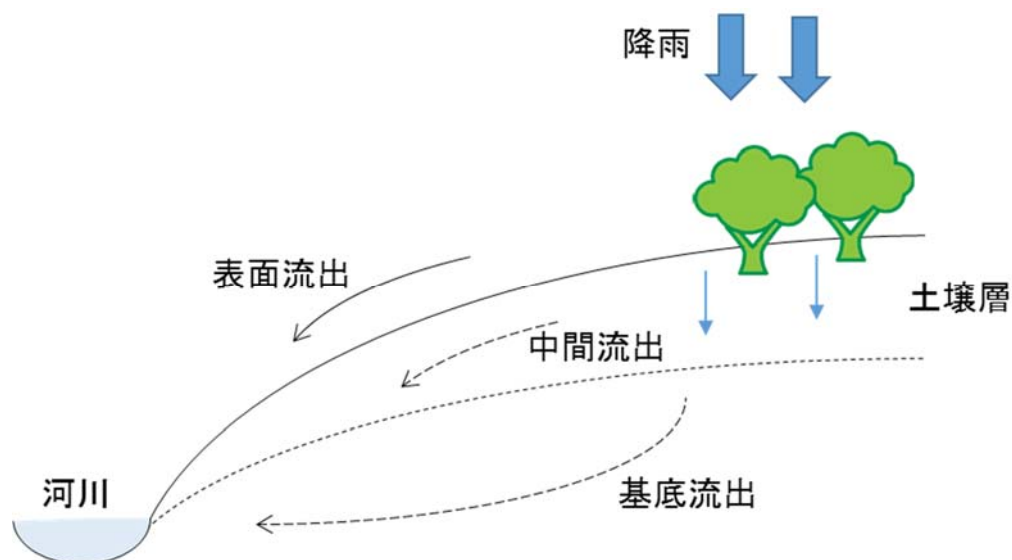


図 1.3 流出メカニズム

河川の流出量は、気象条件とその流域の持っている物理的条件の影響を受ける。気象条件としては降水の種類（雨か雪か）、降雨強度、降雨継続時間、前期降雨、初期土壌含水量、雨域の移動、降雨の地域分布など。物理条件としては流域面積、土地利用開発、土質の状況、流域の形状、標高と勾配など。これら数多くの要因によって流出量は変わってくると考えられる。河川の流出量を数学的にモデル化して求める多くの手法が提案されている。それらの手法としては単位図法<sup>[9]</sup>、タンクモデル法<sup>[10]</sup>、貯留関数法<sup>[11]</sup>、Kinematic Wave 法<sup>[11]</sup>などが挙げられる。実際に給電運用における出水予測では単位図法、タンクモデル法、貯留関数法などが用いられている。

広大な流域を分割し、個々の流域の地形などの特性を考慮に入れたモデルを構成し、それらの結合として流域全体の出水量を予測する手法も提案されている<sup>[12]</sup>。これは、モデルの持つ物理的特性を保ちつつ、流域の斜面などの特性を考慮したものと考えられる。

近年の研究では、気象レーダや短時間気象予測技術の活用による数時間先の予測、ニューラルネットワーク、ファジー理論、カルマンフィルタ、自己回帰(Auto-Regressive: AR)モデル、Particle Swarm Optimization などによる予測、数値予報データの利用、気象予測モデルとの連携による予測などがある<sup>[13]-[22]</sup>。

流量予測の入力データとして河川流出率（降雨のうち河川に流出する割合）を用いて、降雨を有効雨量と損失雨量に分離する考え方が古くからある。有効雨量とは降雨のうち実際に河川に流出する量であり、損失雨量は蒸発や地中への浸透によって失われる量である。この有効雨量を入力として、これによる河川への直接的な出水の総量を出力として与えるものである。これは、降雨による河川流出の増量予測のように、比較的短期間の流量予測には有効なこともある<sup>[23]</sup>。

しかしながら、同じ降雨量でも流域の状況や植生条件の違いなどによって河川流量が全く違ってくるので、その検討はまだ十分であるとは言えない状況である。そこで、河川流出率及び河川流入量を精度良く推定する方法を確立することが重要となる。

## 1.4 降雨の分布と時間変動予測手法の現状と課題

発電用ダムへの流入量を精度よく予測するためには、ダム上流域の降雨分布状況を把握する必要がある。これまでの流量予測システムでは、入力データに地上雨量計の観測値に基づいてダム流域内全体の平均降雨量を推定したものをを用いている。しかし、地上雨量計が観測している降雨量は直径 20cm 程度の円内の降雨を測定しているにすぎない。この観測範囲はダム流域面積に比べ点に等しい。これに対し、雨は広範囲に亘って降る。さらに地形などの影響により、流域内の降雨分布状況は時々刻々と変化する。そのため、地上雨量計のみの観測では流域における真の降雨量分布を把握することは不可能である。これは流域内の全降雨量の推定値に大きな誤差を生じさせる。この降雨量の推定誤差が流量予測の直接的な誤差に大きな影響を与えることになる。

発雷状況や雷雲の移動状況などの把握に利用される気象レーダが電力会社においても設置されており、その観測データが容易に利用できる。この気象レーダは雨量の観測も細かなメッシュ毎に行っている。レーダによる雨量観測では、広範囲に亘って降雨状況を面的に捉えることができる。これにより、レーダの雨量観測値から流域全体の降雨分布状況が把握できる可能性がある。他方、レーダでは降雨を面的に把握できるが、レーダ方程式におけるパラメータは降雨の種類によってバラツキがあり、地上雨量を正確に観測できない。そこで、地上雨量を精度良く推定するために、「レーダ雨量値が実際の地上雨量の相対的な値を反映している」という性質を利用して、レーダ雨量値を補正する手法が発表されている[24],[25]。これらは地上雨量計観測点におけるレーダ定数や補正係数を求めたり、観測点と観測点との間を内挿法により地上雨量の推定を行ったりするなど、計算過程では多くの未知パラメータの決定問題を含んでおり、複雑な計算となっている。

最近では、国土交通省、気象庁などが全国に設置している気象レーダ、アメダスを用いて日本全国を 1km<sup>2</sup>メッシュで 30 分毎に降雨量を解析した解析雨量データを用いて 6 時間先までの降水を 1 時間毎に予測する「解析雨量・降水短時間予報」を提供している[26]-[29]。同様に、「レーダー・降水ナウキャスト」では 5

分間隔で 60 分先までを予報を提供している<sup>[30]</sup>。平成 26 年 8 月から提供が開始された「高解像度降水ナウキャスト」では、解像度が 250m<sup>2</sup>メッシュとなり 30 分先までの予測を提供している<sup>[31]</sup>。これらの予報は、数時間の大雨の状況を把握しての避難行動や災害対策およびゲリラ豪雨対策には役立つものであるものの、各メッシュにおける累積地上降雨量を計測するものではないため、発電用ダムへの流入量予測への応用はさらなる検証が必要と考えられる。

また、気象庁は数値予報によって各地の週間天気予報を提供しており、天候、最低気温、最高気温、降水確率などを知ることができる。また、数値予報天気図として 24 時間予想図、48 時間予想図が 12 時間毎に提供され、気圧配置などを知ることができる<sup>[32]</sup>。しかしながら、水力発電の需給運用のためには降雨量の時間的な変動を予測する必要があるが、そのためのデータとして利用できるようなものは無いようである。したがって、ある程度の精度を有する降雨の時間変動予測手法が必要となる。



## 1.5 再生可能エネルギーにおける風力発電の現状と課題

風力発電は、再生可能エネルギーであり、枯渇の心配がない純国産のエネルギーとして、その普及が期待されている。水力発電と同じく CO<sub>2</sub> を排出しないため、ライフサイクル CO<sub>2</sub> 排出量も極めて小さなものとなっている。国内においては、2013 年度末で 1,934 基が稼働していて総設備容量は約 270 万 kW となっている<sup>[33]</sup>。風力発電のメリットは、以下のようなものが挙げられる。

- ・発電コストが低い
- ・変換効率が高い
- ・24 時間運転可能

発電コストは他の再生可能エネルギーによる発電方法の中ではコストが掛からないものとなっている。風力発電に適した地域で大規模に開発すれば、LNG 火力発電と同等のコストで発電可能である。風力発電では発電電力は風速の 3 乗に比例しており、風車の形状にもよるが最大約 30~40%の変換効率を持っていて、再生可能エネルギーの中では水力発電に次いで効率の良いものである。太陽光発電と違い、風が吹いていれば 24 時間昼夜を問わず発電可能である。近年においては、風車の大型化により風速が高くなる上空の風を活用できるようになったことと、可変速度制御方式の採用によって低い風速における発電効率が向上したことにより、発電量が向上している。以上のようなメリットがあるものの、普及のためには多くの課題がある。

風は常に変化し、風向きや風速が絶えず変動するため、安定した発電出力が得にくいことや、風のエネルギー密度が小さいことが挙げられる。国内では風力発電に適している地域は北海道(45%)と東北(21%)に集中している。一方で、こうした人口が少ない地域は送電線網が脆弱なため、高電圧送電網の整備が必要不可欠となっている。加えて、変動する出力を系統に連携させるためには、大型蓄電池システムの導入などで地域内の連携を安定させることも必要となる。高電圧送電網の整備費用も普及の妨げとなっている<sup>[34]</sup>。

近年、大規模な風力発電の導入時に電力システム内で安定して利用できるようにするために出力の平滑化について様々な検討がなされている。風力発電の

個々の発電電力は短時間に小刻みに出力変動する成分と緩やかに大きく出力変動する成分を合わせたものになっているが、ウィンドファーム内の合計出力で見ると小刻みな変動はお互いに打ち消しあう平滑化効果が期待できる。国内では東北電力による竜飛ウィンドパークにおける 10 機の発電電力による評価<sup>[35]</sup>、海外では NREL(National Renewable Energy Laboratory) による SW Minnesota wind power plant の 138 機による平滑化効果が報告されている<sup>[36]</sup>。これらの報告によると設置場所、季節によって異なるが、台数が多くなるほど平滑化効果が高くなることが確認されている。また、ウィンドファーム間においても評価が行われており<sup>[37]-[41]</sup>、これらの報告によると一定程度の平滑化効果があることが確認されている。

個々の発電機においても出力平滑化が取り組まれており、タービン翼のピッチ角制御による方法<sup>[42]-[44]</sup>や、インバータによる回転数制御による方法によって出力変動を平滑化する方法<sup>[45]</sup>が提案されている。

また、風力発電の出力変動を抑制するために、蓄電池や電気二重層キャパシタ(EDLC)といった電力貯蔵装置と組み合わせることが効果的であり、様々な方法が提案されている<sup>[46]-[50]</sup>。その中で東北電力のウィンドパワー西目風力発電所において実証実験が行われた報告では電力貯蔵装置を用いた出力変動飽和型の電力安定化装置によって「20 分間の最大出力変動幅が風力発電定格出力の 10%以下」という技術要件を 90%以上満たす結果を得ており、その出力変動抑制効果があることが確認されている<sup>[50]</sup>。

## 1.6 風向・風速変動予測の現状と課題

現在、風力発電出力の予測として、数時間から数日先までの長時間の予測には数値気象モデルを用い、直近から数時間先までの短時間の予測には統計モデルを用い、それぞれのモデルの長所・短所をお互いに補完するように組み合わせる手法が広く用いられている<sup>[51]</sup>。予測の適用対象は、個別ウィンドファームの予測を行うモデルと、系統エリア全体の風力発電の合計発電量の予測を行うモデルがある。

数値気象モデルは、対象とするエリアの大きさによって分類されており、以下のようになっている。

- (1) 全球モデル： 解像度 10～40km
- (2) メソモデル： 解像度 2～10km
- (3) 乱流モデルなど： 解像度 10～100m

国内では、気象庁の全球モデルとして GSM（解像度 20km）、メソモデルとして気象庁の MSM（解像度 5km）、伊藤忠テクノソリューションズの LOCALS<sup>[52]</sup>、岐阜大学の局所気象予測システム<sup>[53]</sup>、日本気象協会の SYNFOSS-3D<sup>[54]</sup>などが代表的なものである。これらの数値気象モデルでは、大気の移動である風速、大気中の熱循環や水分の相変化などの気象要素を予測しているが、解像度が低いため、風力発電で利用される地表面近くの風の予測精度を上げることは難しい。

そこで高解像度の風況を予測するために、風力発電設備のある地表付近の大気の移動のみに着目して解析する乱流モデルが開発されている。乱流モデルは工学モデルとも呼ばれ流体解析で用いられるモデルである。乱流モデルによる風速予測システムとして MASCOT<sup>[55]</sup>、LAWEPS<sup>[56]</sup>、RIAM-COMPACT<sup>[57]</sup>などがある。風速・風向の予測は全球モデル、メソモデル、乱流モデルを組み合わせることで精度が向上することが報告されている。

数値気象モデルによる予測はメッシュを細かくするほど精度が良くなるが、計算時間が膨大になる欠点がある。計算時間を削減するためにはニューラルネットワークや自己回帰など統計モデルによる予測が有効である。統計モデルによ

る予測は数値気象モデルを使わず、過去数分から数日の風況時系列データを用いて予測する方法と、数値気象モデルの誤差を統計モデルで補正する方法に分けられる。前者の方法としては、自己回帰型統計モデル<sup>[58]・[61]</sup>、ニューラルネットワーク<sup>[62]・[63]</sup>が利用され、後者の方法としては、回帰式<sup>[64]</sup>、ファジィ推論<sup>[65]・[66]</sup>が利用されることが多い。

いずれの予測方法も単独で利用するには十分な精度を出すところまで達していないため、複数の予測手法を組み合わせることで最終的な予測精度を高める工夫をしている。

## 1.7 本研究の目的と内容

### 1.7.1 本研究の目的

本論文では、自然エネルギーを有効活用するための予測システム構築を主題とし、自然エネルギーの内、水力エネルギーと風力エネルギーの予測システムの精度向上に寄与することを目的としている。水力エネルギーに於いては、発電用ダム上流域の降雨から精度良く河川流入量を予測することが重要であり、風力エネルギーでは、風速変動を精度良く予測することで、系統全体として安定した電力供給を行うことが可能になる。そこで、本論文では、水力エネルギーにおいては、レーダ雨量データとニューラルネットワークを活用することで、河川流入量を予測するシステムを提案した。具体的に、矢作川上流域を対象としてシステムを構築し、提案する手法の有効性を実証した。また、風力エネルギーでは、天気図、アメダスデータとニューラルネットワークを活用することで、風速変動を予測するシステムを提案した。具体的に、名古屋気象台の観測値を対象としてシステムを構築し、提案する手法の有効性を実証した。

### 1.7.2 本論文の内容

本論文は 7 章から成る。第 1 章は、緒論であり、再生可能エネルギー普及と電力系統における水力発電と風力発電の役割と近年における適用、研究状況をまとめている。第 2 章は本研究に使用したレーダデータ、雨量・流量データ、風速データ（アメダス）、天気図データの内容や特徴を記述している。合わせて、検討対象とした降雨の一覧を示している。

第 3 章では、本研究で用いているレーダ雨量データによって発電用ダム上流域の雨量分布状況を精度良く推定するシステムを提案している。電力会社が設置している気象用レーダから得られる雨量データから発電用ダムの流域全体の総降雨量を推定するために必要となるシステムを構築する手法を提案し検討している。気象用レーダから得られる 1 時間降雨量は、実際に地上雨量計で計測した降雨量と相関関係はあるものの、レーダ雨量がそのまま地上雨量を表しているとは言えない。そこで、ニューラルネットワークを用いることで、レーダ雨

量データから地上雨量を精度よく推定するシステムを構築した。さらに精度向上のため、ニューラルネットワークへの入力情報を増やしたシステムを合計 4 種類構築し、比較を行っている。その結果、流域内の全メッシュのデータを用いた場合の推定誤差が最小であることが分かった。

第 4 章では、発電用ダムへの河川流入量を予測するシステムの構築方法を提案している。まず、流入量予測システムとして発電用ダム上流域の総降雨量と降雨開始時点の基底流量を入力とするニューラルネットワークを構築した。ここで、地上雨量計から推定した流域全体の総降雨量を入力した場合、流入量の推定誤差が大きくなってしまふことが分かった。そこで、第 3 章で提案しているレーダ雨量データを入力とするニューラルネットワークにより、降雨の地上雨量分布を求め、そこで得られた総降雨量を流入量推定システムへの入力とする 2 段階方式の流入量予測システムを構築した。その結果、地上雨量計のデータを用いた場合より、予測誤差を小さくすることができた。さらに、レーダ雨量データ、地上雨量計データを入力とする川流入量予測システムを構築した。その結果、予測誤差をさらに小さくできることが分かった。

第 5 章では、積雪や融雪期を含む 1 ヶ月程度先の水力エネルギーの計画運用を目的として、季節別河川総流量を予測するシステムの構築方法を提案している。赤道付近の海面温度の内、エルニーニョ監視海域 (NINO.3)、西太平洋熱帯域 (NINO.WEST)、インド洋熱帯域 (IOBW) の 3 か所のデータと対象流域の降雨量、気象データを入力とするニューラルネットワークを構築した。河川流量は季節毎に大きく変化するため、梅雨、積雪、融雪などの影響を考慮し季節毎に最適となる入力情報を選定し季節別にシステムを構築した。その結果、海面温度データを用いない予測システムより、予測誤差の小さなシステムを構築することが出来た。

第 6 章では、風速変動を予測するために、過去の天気図データベースから類似した天気図を抽出し、その時の風速を基にニューラルネットワークにより、風速変動の予測を行うシステムを提案している。類似する天気図を抽出するために、天気図を  $16 \times 16$  のブロックに分割し、気圧と前線によってデータ化している。気圧は  $980\text{hPa} \sim 1036\text{hPa}$  を  $4\text{hPa}$  毎に分け 16 段階の値に変換し、ブロッ

クに与えている。前線は寒冷，温暖，停滞，閉塞の各前線の有無を値に変換し，ブロックに与えている。このようにしてデータベース化した天気図をパターンマッチングで類似した天気図を抽出している。抽出した天気図の日付の風速と対象の日付の風速を比較したところ，類似性が確認できた。さらに，現時点から50分前まで10分毎の風速値の6ユニットを入力とするニューラルネットワークを構築し，風速変動予測を行うシステムを構築した。その結果，構築したシステムで比較的良好な結果を得ることができた。

第7章は総括であり，各章の内容をまとめるとともに今後の課題について述べている。

## 参考文献

- [1] エネルギー基本計画, 第2回改訂, 2010年6月閣議決定  
[http://www.enecho.meti.go.jp/category/others/basic\\_plan/](http://www.enecho.meti.go.jp/category/others/basic_plan/)
- [2] エネルギー基本計画, 第3回改訂, 2014年4月閣議決定  
[http://www.enecho.meti.go.jp/category/others/basic\\_plan/](http://www.enecho.meti.go.jp/category/others/basic_plan/)
- [3] 資源エネルギー庁 ニュースリリース「再生可能エネルギー発電設備の導入状況を公表します(平成26年3月末時点)」, 2014年6月17日
- [4] 資源エネルギー庁 水力発電に関するデータベース Web ページ  
[http://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity\\_and\\_gas/electric/hydroelectric/database/energy\\_japan006/](http://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity_and_gas/electric/hydroelectric/database/energy_japan006/)
- [5] 電気学会電力系統の需給制御技術調査専門委員会:「電力系統の需給制御技術」, 電気学会技術報告 2部 第302号, 1989
- [6] 日本電力調査委員会:「日本電力調査書における電力需要想定および電力需給計画算定方式の解説」, 2007
- [7] 深尾毅, 豊田淳一:「電力系統へのコンピュータの応用」, 産業図書, 1972
- [8] 小水力利用推進協議会編:「小水力エネルギー読本」, オーム社, 2006
- [9] Sherman, L. K.: “Stream Flow from Rainfall by the Unit-Graph Method”, Eng. News Record, Vol.108, pp.501-505, 1932
- [10] 菅原正巳:「水文学講座7・流出解析法」, 共立出版, 1972
- [11] 室田明:「河川工学」, 技報堂出版, 1986
- [12] 藤田陸博:「斜面長の変動を考慮した貯留関数法に関する研究」, 土木学会論文報告集(314), p75-86, 1981



- [13] 山岸良雄, 金尾則一, 中田保彦, 秋山雅光:「水力発電出力並びに出水予測の現状と課題について」, 電気学会メタボリズム社会・環境システム研究会資料, MES-11-002, 2011
- [14] 豊田康嗣:「気象レーダーを用いた降雨予測手法」, 電力中央研究所研究報告, U00050, 2001
- [15] 井本文雄, 中村政俊:「雨量情報に基づく数時間先行のダム流入量のオンライン予測法」, 電気学会論文誌 B, Vol.113, No.3, pp.213-220, 1993
- [16] 飯坂達也, 松井哲郎, 植木芳照:「ニューロ・ファジーによるダム流入量予測システムの開発」, 電気学会論文誌 B, Vol.119, No.10, pp.1020-1025, 1999
- [17] 大藤建太, 山口順之, 星野和巳, 坂本雅昭:「カルマンフィルタタンクモデルによる自流式水力出水予測」, 電気学会論文誌 B, Vol.128, No.9, pp.1091-1098, 2008
- [18] 西川正人, 河村敏尋, 玉腰尚久, 小川真美, 市川哲也, 桃井幹夫:「オンラインによる出水予測システムの開発」, 電気学会電力技術/電力系統技術合同研究会資料, PE-98-20/PSE-98-10, 1998
- [19] 江川敏久, 鈴木一雄, 市川嘉則, 飯坂達也, 松井哲郎, 鹿川泰史:「ニューラルネットワークと回帰式を適用した接続水系ダム残流予測システムの開発」, 電気学会論文誌 B, Vol. 130, No. 7, pp.625-632, 2010
- [20] 一柳勝弘, 小林英夫, 松村年郎, 鬼頭幸生:「予測降雨パターンに基づいた発電用ダム流入量予測システム」, 電気学会論文誌 B, Vol.109, No.6, pp.243-250, 1989
- [21] 城石洋介:「北陸管内の出水予測に関する研究」, 北陸電力研究開発年報第44号, 2010
- [22] 澤敏之, 間山理:「PSO でパラメータ調整したタンクモデルを用いたダム流入量予測」, 平成 24 年電気学会 B 部門大会, No.207, 2012
- [23] 和歌森文男, 松本邦顕, 大成幹彦:「河川出水予測モデル (実システムのモ

- デリリングー事例研究<特集>」, 計測と制御 19, p729-732, 1980
- [24] 立平良三:「新しい天気予報」, 東京堂出版, 1994
- [25] 山田正, 日比野忠史, 中津川誠, 藤沢充哲, 森永博史:「レーダ雨量計情報の動画像解析による降雨予測手法の提案と流域平均降雨量の推定法に関する研究」, 土木学会論文集, No.558/II-38, 13-30, 1997
- [26] 竹村行雄:「レーダーとアメダスを用いた雨域の把握」, 天気 32(5), p.229-231, 1985
- [27] 牧原康隆:「レーダーとアメダスの詳細解析に基づく降水短時間予報実況解析アルゴリズムの改善」, 気象研究所技術報告 35, 63-111, 2000
- [28] 黒良龍太, 國次雅司, 辻村豊, 牧原康隆:「レーダー・アメダス解析雨量の概要」, 気象学会春季大会予稿集, C462, 2005
- [29] 國次雅司:「気象庁における降水量の解析と短時間予報」, 第6回水資源に関するシンポジウム論文集, p651-656, 2002
- [30] 杉浦伊織, 國次雅司, 辻村豊, 牧原康隆:「気象庁降水ナウキャストの概要」, 気象学会春季大会予稿集, C463, 2005
- [31] 気象庁 高解像度降水ナウキャスト <http://www.jma.go.jp/jp/highresorad/>  
[http://www.jma.go.jp/jma/kishou/nowcast/kurashi/highres\\_nowcast.html](http://www.jma.go.jp/jma/kishou/nowcast/kurashi/highres_nowcast.html)
- [32] 気象庁 数値予報天気図 <http://www.jma.go.jp/jp/metcht/suuchi.html>
- [33] 独立行政法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO):「日本における風力発電の状況」,  
<http://www.nedo.go.jp/library/fuuryoku/state/1-01.html>
- [34] 独立行政法人新エネルギー・産業技術総合開発機構 (NEDO) 編:「NEDO 再生可能エネルギー技術白書 第2版 ー再生可能エネルギー普及拡大へむけて克服すべき課題と処方箋ー」, 2014

- [35] 阿部公哉, 石岡修, 市川嘉則, 榎本重朗:「風力発電所の出力変動実績の分析と平滑化効果に関する一考察」, 電気学会論文誌 B, Vol.121, No.12, pp.1681-1689, 2001
- [36] Y. H. Wan: “Wind Power Plant Behaviors: Analysis of Long-term Wind Power data”, NREL/TP-500-36551, pp.18-22, 2004
- [37] 電力中央研究所:「風力発電電力系統安定化等調査」, 平成 13 年度エネルギー・産業技術総合開発機構報告書, 2002
- [38] 七原俊也:「風力発電電力系統影響対策技術の開発動向」, 電気学会論文誌 B, Vol.129, No.5, pp.568-571, 2009
- [39] 山岸良雄, 上田智之, 金尾則一, 駒見慎太郎:「複数サイト間での風力発電出力変動に関する一考察」, 電気学会論文誌 B, Vol.129, No.5, pp.661-667, 2009
- [40] 萩本和彦, 池上貴志, 井岡和人, 斎藤哲夫:「電力需給解析のための全国風力発電量データの収集と分析」, 平成 24 年電気学会全国大会, No.6-003, 2012
- [41] 加藤丈佳, 飯坂達也, 斎藤哲夫, 谷川亮一, 林宏典, 平口博丸, 福留潔, 山崎潤:「風力発電出力変動の平滑化効果に関する文献調査」, 電気学会新エネルギー・環境/メタボリズム社会・環境システム合同研究会資料, FTE-12-039/MES-12-010, 2012
- [42] C. Luo, H. Banakar, B. Shen, B. T. Ooi: “Strategies to Smooth Wind Power Fluctuations of Wind Turbine Generator”, IEEE Trans. Energy Convers. , Vol.22, No.2, pp.341-349, 2007
- [43] 松坂知行, 土屋敬一:「風力発電機の出力変動安定化制御に関する研究」, 電気学会論文誌 B, Vol.117, No.5, pp.625-633, 1997
- [44] 千住智信, 坂本良成, 浦崎直光, 比嘉広樹, 上里勝実, 舟橋俊久:「最小分散制御を用いた風力発電機のピッチ角制御による出色電力変動の抑圧」, 電気学会論文誌 B, Vol.124, No.12, pp.1455-1462, 2004

- [45] 佐藤大騎, 斉藤浩海:「可変速風力発電の運動エネルギーを利用したウィンドファーム出力変動の平滑制御」, 電気学会論文誌 B, Vol.129, No.5, pp.581-590, 2009
- [46] 金城達人, 千住智信, 上田勝実, 藤田秀紀:「EDLC 装置による風力発電機の出力行平滑化」, 電気学会論文誌 B, Vol.124, No.8, pp.1059-1065, 2004
- [47] 村上明子, 横山明彦, 多田泰之:「大容量風力発電が導入された電力系統における周波数制御のための蓄電池容量評価に関する基礎検討」, 電気学会論文誌 B, Vol.126, No.2, pp.236-242, 2006
- [48] 穴戸誠二, 高橋理音, 村田利昭, 田村淳二, 杉政昌俊, 小林昭義, 二見基生, 一瀬雅哉, 井出一正:「EDLC 蓄電装置を用いた水素製造装置併設型風力発電システムの安定化」, 電気学会論文誌 B, Vol.128, No.1, pp.17-24, 2008
- [49] 甲斐隆章, 田中昭雄:「風力用巻線型誘導発電システムのインバータを利用した新しい出力平滑化方式」, 電気学会論文誌 B, Vol.129, No.5, pp.637-644, 2009
- [50] 神取川亨:「風力発電出力変動抑制への応用」, 平成 21 年電気学会全国大会, 6-S7-4, 2009
- [51] 東京大学, 伊藤忠テクノソリューションズ, 電力中央研究所, 日本気象協会, イー・アンド・イーソリューションズ:「風力発電電力系統安定化等技術開発ー気象予測システムー気象予測に基づく風力発電予測システムの開発」, NEDO, 2008
- [52] 谷川亮一:「LOCAL™による風況シミュレーションモデルの開発と風況評価」, ながれ 22, 日本流体力学会, pp.405-415, 2003
- [53] 岐阜大学:「局地気象予報」  
<http://net.cive.gifu-u.ac.jp/>
- [54] 日本気象協会:「SYNFOS-3D」 <http://www.jwa.or.jp/technology-service.html>

- [55] 石原猛：「非線形風況予測モデル MASCOT の開発とその実用化」，ながれ 22, pp.387-396, 2003
- [56] 村上周三，持田灯，加藤信介，木村敦子：「風況予測システム LAWEPS の開発と検証」，ながれ 22, pp.375-386, 2003
- [57] 内田孝紀，大屋裕二：「風況シミュレーション RIAM-COMPACT の開発－風況精査とリアルタイムシミュレーション－」ながれ 22, pp.417-428, 2003
- [58] R. S. J. Tol: “Autoregressive conditional heteroscedasticity in daily wind speed measurements”, *Theor. Appl. Climatol.*, Vol.56, pp.113-112, 1997
- [59] E. Cripps, W. T. M. Dunsmuir: “Modeling of Variability of Sydney Harvor wind Measurement”, *J. Appl. Meteorol.*, Vol. 42, issue 8, pp.1131-1138, 2003
- [60] B. T. Ewing, J. B. Kruse, J. L. Schroeder: “Time series Analysis of Wind Speed with Time-Varying Tubulence”, *Environmetrics*, Vol.17, pp.119-127, 2006
- [61] J. W. Taylor, Patrick E. McSharry, Roberto Buizza: “Wind Power Density Forecasting Using Ensemble Predictions and Time Series Model”, *IEEE Trans. On Energy Conv.*, Vol.24, No.3, pp.775-782, 2009
- [62] 與那篤史，千住智信，浦崎直光，舟橋俊久：「リカレント型ニューラルネットワークを用いた風力発電機の 3 時間先出力予測」，電気学会論文誌 B, Vol.129, No.5, pp.591-597, 2009
- [63] 角田翔，呉国紅：「ニューラルネットワーク法による風力発電の短時間先発電量予測の精度向上に関する研究」，電気学会論文誌 B, Vol.129, No.9, pp.1091-1097, 2009
- [64] 門倉真二：「気象モデルと統計的手法を用いた風予測の精度改善手法」，電力中央研究所報告，V06025, 2007

- [65] 飯坂達也, 神取川享, 近藤英幸, 中西要祐, 福山良和, 森啓之: 「風力発電予測手法とその信頼区間の推定手法」, 電気学会論文誌 C, Vol.131, No.10, pp.1672-1678, 2011
- [66] 藤村直人, 安野卓, 薬師寺亮太, 滝川喜義, 川崎憲介: 「自己調整ファジィ推論と偏差持続モデルを用いた簡易風力発電出力予測システム」, 電気学会論文誌 B, Vol.129, No.5, pp.614-62, 1999

## 第2章 本論文で使用したデータ

### 2.1 まえがき

本論文で提案する地上雨量分布推定システム、河川流出率予測システムでは、気象観測レーダで得られた1時間雨量データをその入力情報として用いている。また、河川流出率予測では、ダム日誌から得られる過去の降雨や流量の実測データを用いている。

季節別河川総流入量予測システムでは、降雨量データ、流入量データは国土交通省水文水質データベースを利用し、海面温度データ、気象データ（アメダス）は気象庁の気象統計情報を用いている。

風速変動予測システムでは、天気図データ、アメダスによる風速データを用いている。本章では、本研究で利用したこれら各種データの主な特性などを述べておく。

### 2.2 気象レーダデータ

本研究では中部電力（株）が三国山頂上付近に設置している気象レーダの観測データを用いた。この気象レーダは、方位方向を約 $1.4^\circ$ 毎に、距離方向を1km毎に198kmまでを1セクタとしており、空中線を1回転させることにより全部で256セクタを観測している。しかし、実際に降雨を定量的に観測できるのは、半径120kmの円内であり、この範囲を定量雨量範囲という。また、半径120～198kmの範囲を定性雨量範囲いう。定量雨量範囲では、方位方向を2セクタ毎に、距離方向を3km毎に加算平均して雨量データを記録している。したがって、定量雨量範囲では方位方向128セクタ、距離方向40トラックのデータが12分毎に記録されている。1時間雨量データは12分毎に得られる雨量データを1時間平均したものを各時間のレーダ雨量値としている<sup>[1]</sup>。

表2.1に主な特徴を、図2.1にメッシュ構造、図2.2に観測範囲を示す。

表 2.1 三国山気象レーダの特徴

設置地点	北緯 35 度 15 分 00 秒 東経 137 度 11 分 31 秒 標高 738m
送信出力	250kW
送信周波数	5330MHz
定量観測範囲	半径 0 ～ 120km 方位 128 セクタ 距離 3km 毎 40 トラック
定性観測範囲	半径 120 ～ 198km 方位 256 セクタ 距離 3km 毎 26 トラック
観測間隔	12 分毎
観測データ	PPI データ CAPPI データ (低高度, 高高度) RHI データ



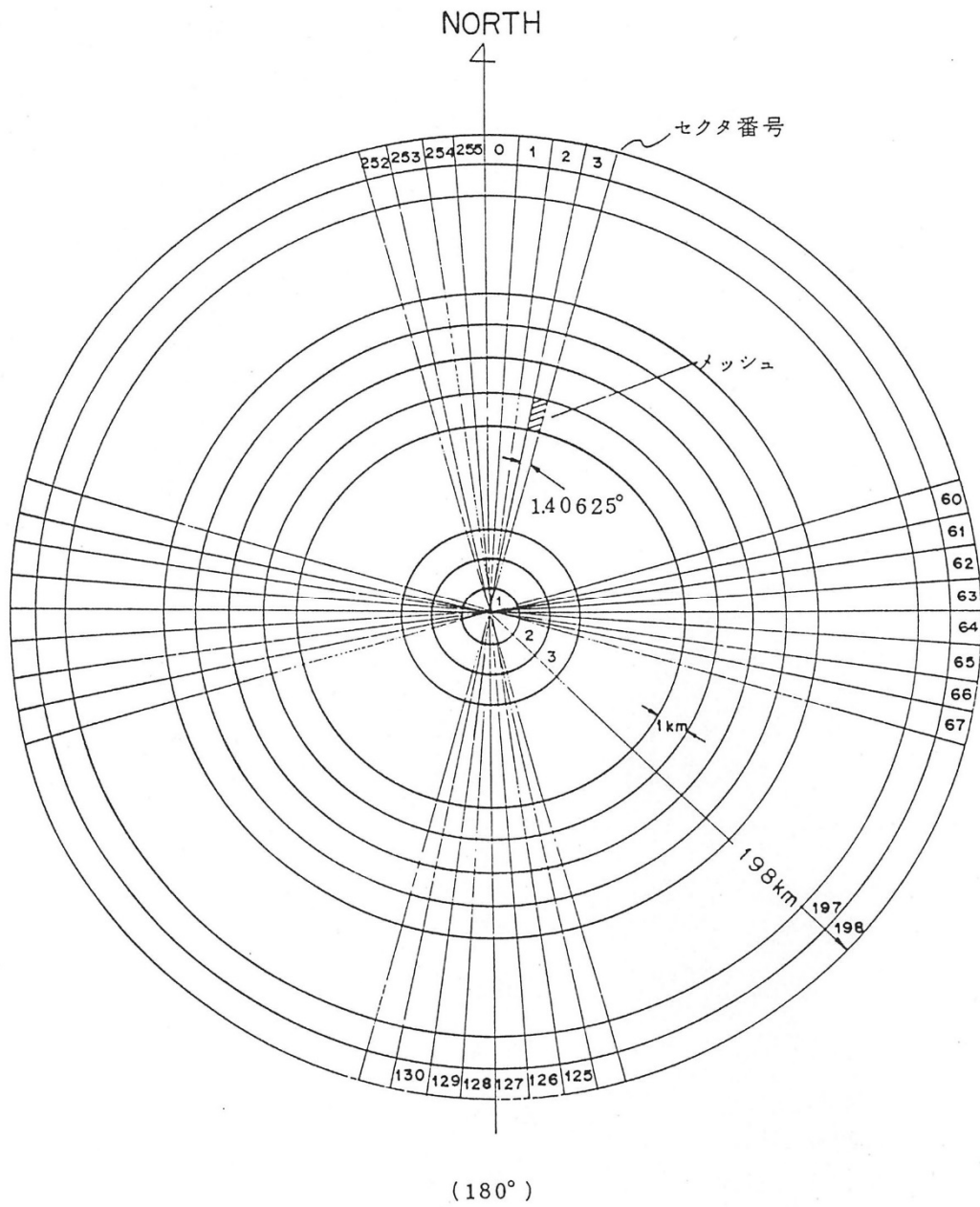


図 2.1 三国山気象レーダのメッシュ構造  
 (出典：東芝：三国山気象レーダ観測装置使用説明書)



図 2.2 三国山気象レーダの定量観測範囲  
 (出典：東芝：三国山気象レーダ観測装置使用説明書)

## 2.3 天気図データ

現在、気象庁は実況天気図、予想天気図、高層天気図、数値予報天気図などを Web ページで提供している。1 日 7 回 (3, 6, 9, 12, 15, 18, 21 時) の観測データを解析した結果にもとづく速報天気図、9 時と 21 時の観測から 24 時間後と 48 時間後の予想をした予想天気図などが良く利用されている<sup>[2]</sup>。

速報天気図の発表後に、船舶や極軌道気象衛星の観測データなどを含めて解析した結果を最終的な「気象庁天気図」として作成し翌月 25 日過ぎに Web ページに掲載している。過去の天気図は一般財団法人気象業務支援センターから、書籍、CD/DVD、電子データのダウンロードなどで入手できる<sup>[3]</sup>。

本研究では、この気象庁天気図が掲載されている気象年鑑の 1999 年～2001 年のデータを用いている (図 2.3)。

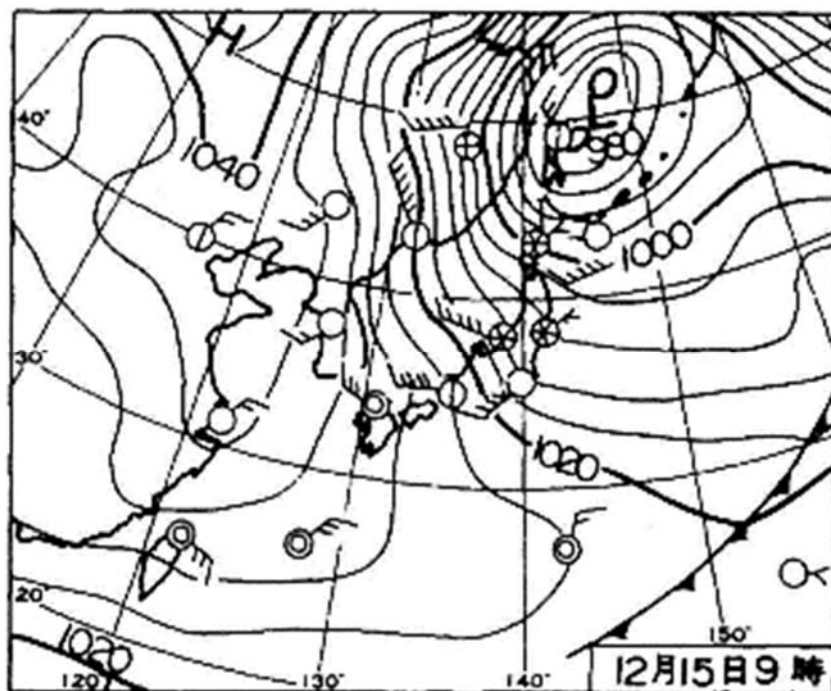


図 2.3 天気図 (2001年12月15日9時)  
(出典：気象年鑑 2002年版)

## 2.4 アメダス (AMeDAS) データ

アメダスは「Automated Meteorological Data Acquisition System」の略で「地域気象観測システム」のことである。気象庁は1974年11月1日から運用を開始し、降水量を観測する箇所は約1,300箇所あり、このうち降水量に加えて、風向・風速、気温、日照時間を観測している箇所は約840箇所ある<sup>[4]</sup>。降水量は平均17km間隔、その他の項目は平均20km間隔で観測している。運用当初は1時間毎に観測だったが、1993年2月には10分間隔の観測が開始されている。平成24年時点の観測点を図2.4に示す。

本研究では第5章で対象流域における平均気温、最高・最低気温、日照時間を使用し、第6章で名古屋地方気象台における風向・風速の10分間データを使用している<sup>[5]</sup>。

風向・風速データは、風の吹いてくる方向を16方位、風速を1m/s単位で記録している。過去のアメダスデータは天気図と同じく一般財団法人気象業務支援センターから、CD/DVD、電子データのダウンロードなどで入手できる。

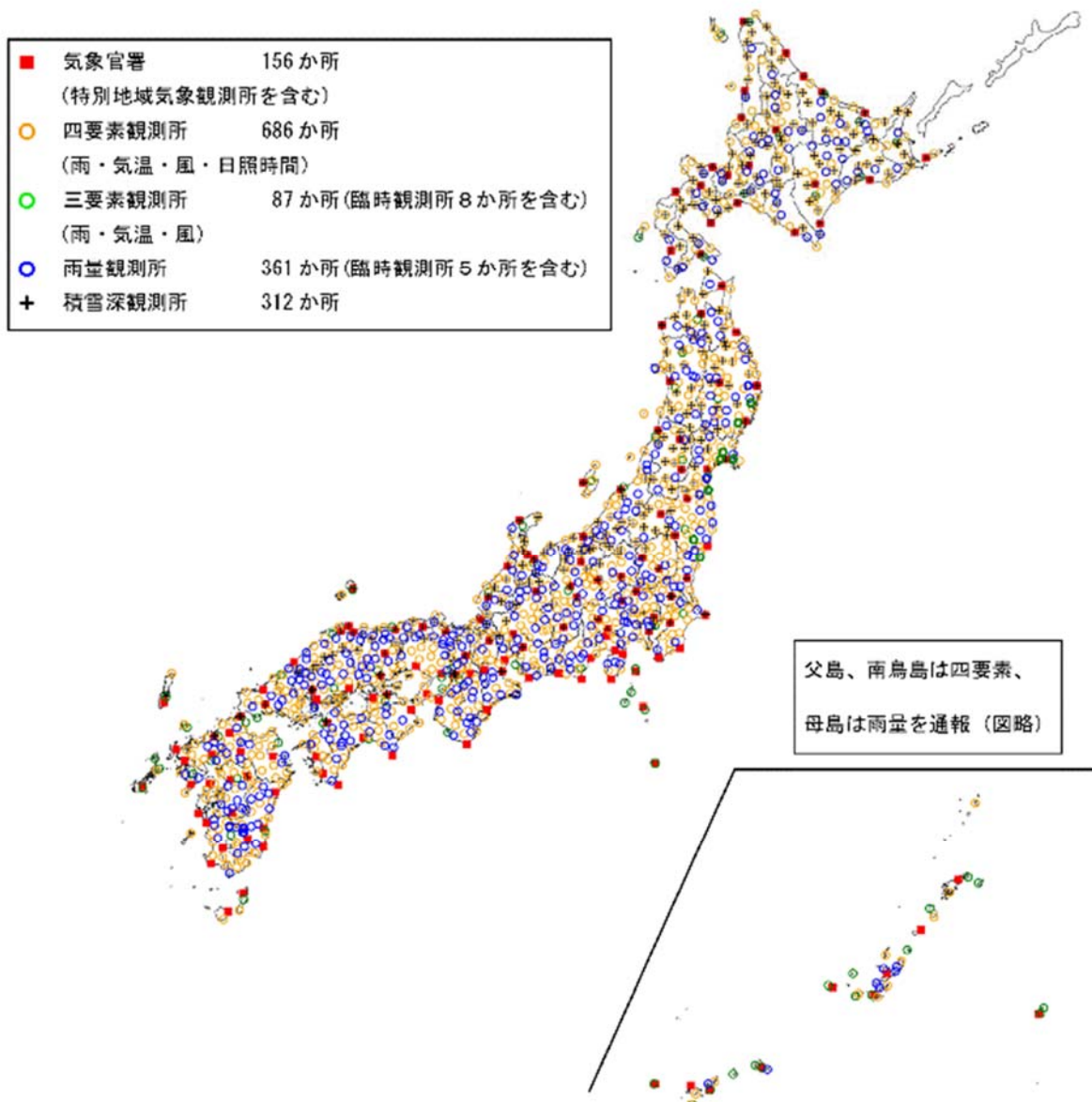


図 2.4 アメダス観測地点 平成 24 年 4 月 1 日時点  
(出典：気象庁 Web ページ)

## 2.5 海面温度データ

気象庁では、太平洋赤道付近のペルー沖（NINO.3）、西太平洋熱帯域のフィリピン海域（NINO.WEST）、インド洋熱帯域（IOBW）の3か所の海域で海面水温値を観測している（図2.5）。月平均の監視指数として、海面水温値、基準値、基準値との差が公開されている。これらの数値から、エルニーニョ・ラニーニャ現象の監視速報が毎月更新される<sup>6)</sup>。

本論文では、第5章で海面水温偏差値を使用している。

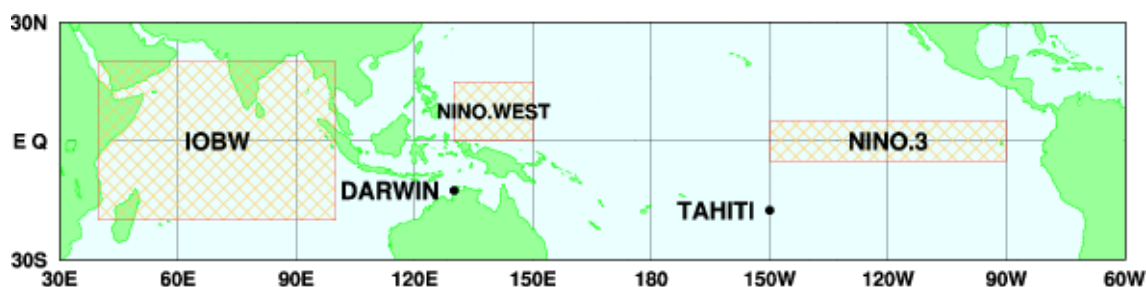


図 2.5 海面温度監視域  
(出典：気象庁 Web ページ)

## 2.6 対象流域，雨量，流量データ

### 2.6.1 対象流域

中部電力（株）が保有している水力発電用ダムの内、大井川水系畑薙第一ダムと矢作川水系矢作第一ダムを対象としてその上流域を対象としている。

大井川水系畑薙第一ダム上流域は静岡県北部に位置し、総面積 316km<sup>2</sup>、標高 3,000m 級の比較的高い山々に囲まれており、北に高く、南に低い谷となっている。もう一方の、矢作川水系矢作第一ダム上流域は愛知県北東部に位置し、総面積は 505km<sup>2</sup>あり、東に高く、西に低い谷を形成している。

### 2.6.2 雨量，流量データ

畑薙第一ダム，矢作第一ダムにおける過去の降雨量や流量の実測データはダム日誌から得られる。ダム日誌には雨量，ダム水位，水位差，ダム放流量，発電使用水量，ダム流入量などの情報が 1 時間毎に記載されている。

ダム日誌データのうち雨量については、地上雨量計の設置された各地点で観測された値である。畑薙第一ダムでは、畑薙第一ダム，赤石，二軒小屋の 3 箇

所，矢作第一ダムでは，黒田，上矢作，根羽，平谷の4箇所にそれぞれ地上雨量計が設置されている。また，ダム流入量は，水位－流量曲線から推定された値である。本論文では第3章，第4章でこれらの値を降雨量及び流量の実測データとして用いている。これらの降雨例を表2.2と表2.3に示す。

第5章では，降雨量データ，流入量データとして国土交通省の水文水質データベース<sup>[7]</sup>の観測値を用いているが，計測方法についてはダム日誌の場合と同じである。

表 2.2 本研究で用いた降雨例  
(畑薙第一ダム地点 降雨量は降雨開始から 50 時間分の累計)

降雨 No.	降雨日	地上雨量計による実測値[mm]
1	1991.04.06	111
2	1991.04.17	64
3	1991.06.02	79
4	1991.06.22	141
5	1991.06.23	136
6	1991.07.04	85
7	1991.07.16	83
8	1991.08.19	97
9	1991.08.29	329
10	1991.09.13	241
11	1991.09.18	463
12	1991.09.26	133
13	1991.10.05	81



表 2.3 本研究で用いた降雨例  
(矢作第一ダム地点)

降雨 No.	降雨日	基底流量[m <sup>3</sup> /s]
1	1991.06.22	20
2	1991.07.15	37
3	1991.07.27	23
4	1991.08.29	9
5	1991.09.13	17
6	1991.09.18	45
7	1992.05.13	14
8	1992.06.05	13
9	1992.06.30	18
10	1992.08.07	10
11	1992.09.25	12
12	1993.06.25	20
13	1993.07.30	29
14	1993.08.17	48
15	1993.09.03	21

## 2.7 あとがき

本論文で第3章，第4章において利用した気象レーダデータおよびダム日誌データは中部電力（株）から提供して頂いたものである。それぞれ，コンピュータで処理できるようデータ化して，流域で全体の降雨量推定，河川流出率推定を行っている。

第5章において利用した気象データ，海面温度データは気象庁統計情報データからダウンロードしたものを，降雨量データ，流入量データは国土交通省水文水質データベースからダウンロードしたものをを用いて各々用いて総流量の予測を行っている。

天気図データ，アメダスデータは書籍，CD媒体で入手したものをを用いたが，インターネットにより収集可能になっている。これらのデータを処理して，第6章で風速変動予測を行っている。

## 参考文献

- [1] 東京芝浦電気株式会社：「気象レーダシステムソフトウェア概要設計書」，  
1981
- [2] 気象庁 天気図 Web ページ  
<http://www.jma.go.jp/jp/g3/>
- [3] 気象庁監修，日本気象協会編：「気象年鑑」，1992～2002
- [4] 気象庁 アメダス Web ページ  
<http://www.jma.go.jp/jp/amedas/>
- [5] 気象庁：「アメダス 10 分値データ」，1991～2001
- [6] 気象庁 エルニーニョ/ラニーニャ現象 監視指数 Web ページ  
<http://www.data.jma.go.jp/gmd/cpd/data/elnino/index/dattab.html>
- [7] 国土交通省 水文水質データベース Web ページ  
<http://www1.river.go.jp/>

# 第3章 河川流量の予測精度向上のためのニューラルネットワークによる地上雨量分布推定

## 3.1 まえがき

再生可能エネルギーである水力発電を効率よく利用するためには、河川流入量を精度良く予測する必要がある。本章では、流量予測の精度向上を目的として、ニューラルネットワークの特徴を生かすことにより、簡単で、比較的精度良く地上雨量を推定するシステムの構築を試みた。具体的に、大井川上流域を対象としてレーダ雨量データを入力に用いるニューラルネットワークにより、地上雨量分布の推定システムを構成した。本推定システムは、ある地点でのレーダ雨量データと地上雨量との間の関係をニューラルネットワークにより構築させるというものである<sup>[1],[2]</sup>。

地上雨量の推定精度の向上を目的として、ダム上流域のレーダ雨量の内、どの範囲のレーダ雨量が推定結果に影響を及ぼすかを検証した。そのために入力層に用いるレーダ雨量の個数が異なる4種類の推定システムを構築した。具体的に、対象地点のみのレーダ雨量を入力とする推定システム、対照地点の周囲を含む9地点のレーダ雨量を入力とする推定システム、対象地点の西方を含む10地点のレーダ雨量を入力とする推定システム、対象地点の全ての地点のレーダ雨量を入力とする推定システムである。構築した4種類の推定システムの推定結果を比較検討したので以下に述べる。

## 3.2 レーダ雨量と地上雨量

今回対象とした大井川水系畑薙第一ダム上流域は静岡県北部に位置し、総面積316km<sup>2</sup>、標高3,000m級の比較的高い山々に囲まれており、北に高く、南に低い谷となっている。同流域では、図3.1の太線内に示すように、28個のレーダメッシュが対応している。この各レーダメッシュにおいて、12分毎に得られるレーダエコーから換算した雨量値を1時間平均した値を求め、時間毎のレー

ダ雨量値として使用した。地上雨量計は、畑薙第一ダム、赤石、および二軒小屋の3地点(それぞれA, BおよびCとする)に設置されている。流域内のレーダメッシュ No.10 が設置点 A, No.46 が設置点 B, No.45 が設置点 C にそれぞれ対応している。

各雨量計設置点におけるレーダ雨量と地上雨量との間の相関関係を 1991 年の降雨 13 例について調べた。ここで、一連の降雨は降雨開始から 50 時間分を対象としている。対象流域内の地点 A の畑薙第一ダムにおける降雨 13 例を一括して調べた結果を図 3.2(a) に示す。両者の間にはどの降雨にも共通する相関関係は認められない。

そこで、地点別、降雨別(降雨開始から 50 時間分)の毎時のレーダ雨量と地上雨量の相関関係を調べた。その一例として、1991 年 6 月 22 日の降雨の相関関係を図 3.2(b) に示す。同図によれば、レーダ雨量と地上雨量との間に比較的よい相関関係が認められる。他の地上雨量観測地点についても相関関係を調べた結果、地点毎、降雨毎に単独で見れば、比較的良好な相関関係が認められた。このような傾向は別に飛騨川で調べた結果と同じである<sup>2)</sup>。このことから、レーダ雨量の地域的分布は地上雨量の相対的な分布を表していると言えるが、レーダ雨量値がそのまま地上雨量を表しているとは言えない。

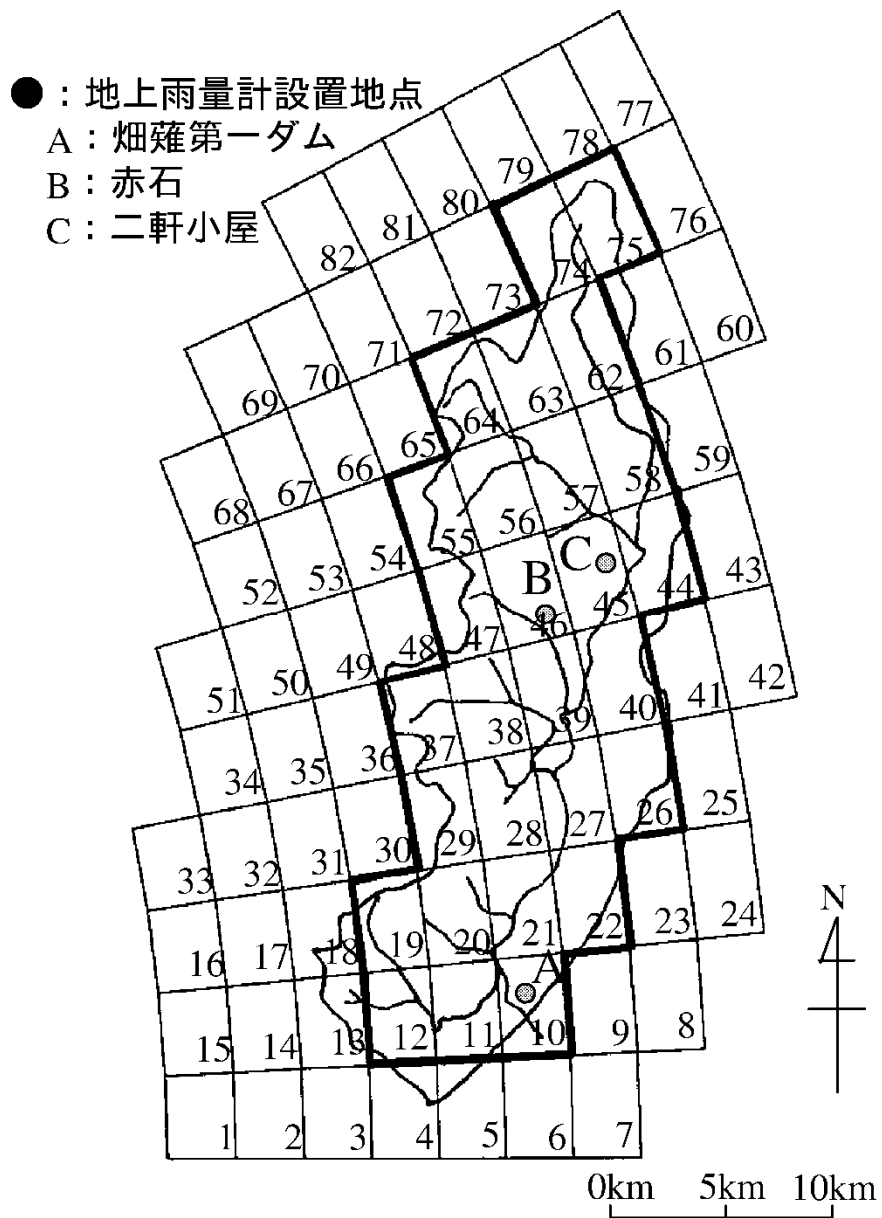
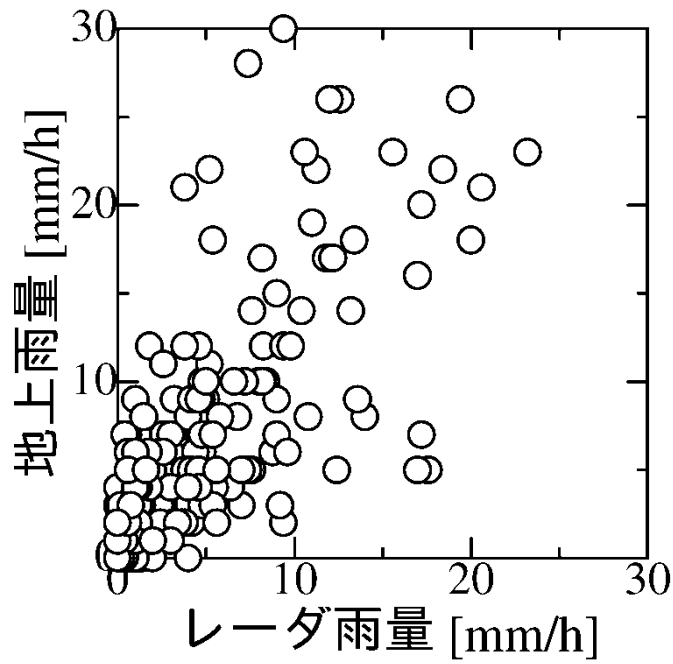
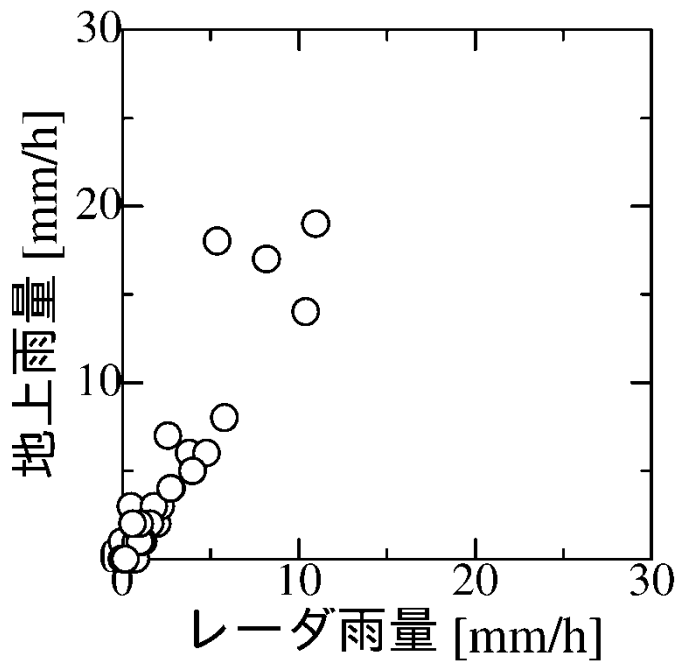


図 3.1 大井川上流域の地上雨量計設置点とレーダメッシュ構成図



(a) 畑薙第一ダム地点 A の全降雨 13 例



(b) 畑薙第一ダム地点 A での 1991 年 6 月 22 日の降雨

図 3.2 レーダ雨量と地上雨量の相関図

## 3.3 地上雨量推定

### 3.3.1 推定システム

地上雨量推定の基本システムである推定システム 1 を図 3.3 に示す<sup>[1],[2]</sup>。このシステムは「レーダ雨量の地域的分布は地上雨量の相対的な分布を表している」と見なせる」という前述の検討結果に基づいて構築したものである。同図より推定システムは入力層、中間層、出力層からなる 3 層の単純階層型ニューラルネットワークで構成している。入力層は 4 ユニットで、レーダメッシュ  $i$  地点の座標値  $x_i, y_i$  および標高値  $z_i$ 、そのメッシュにおける 1 時間毎のレーダ雨量値  $R_i(t)$  としている。レーダメッシュの座標値  $x_i, y_i$  は、あらかじめ各メッシュの中心を求めておき、ダム地点を基準に表した平面座標である。標高値は、各メッシュ中心点における標高である。中間層は種々の推定結果から経験的に 1 層、3 ユニットとした。なお、ニューロンの入出力関数は全てシグモイド関数としている。

今回、地上雨量の推定精度の向上を図るために、推定の対象地点以外のメッシュにおけるレーダ雨量データを推定システムの入力データとして付加することを試みた。具体的には、図 3.3 に示すような 1 地点のレーダ雨量データを入力とした推定システムの他に、3 種類のニューラルネットワークを新たに構築した。これら 4 種類の推定システムを用いた推定結果を相互に比較する。各システムの構成を以下に示す。



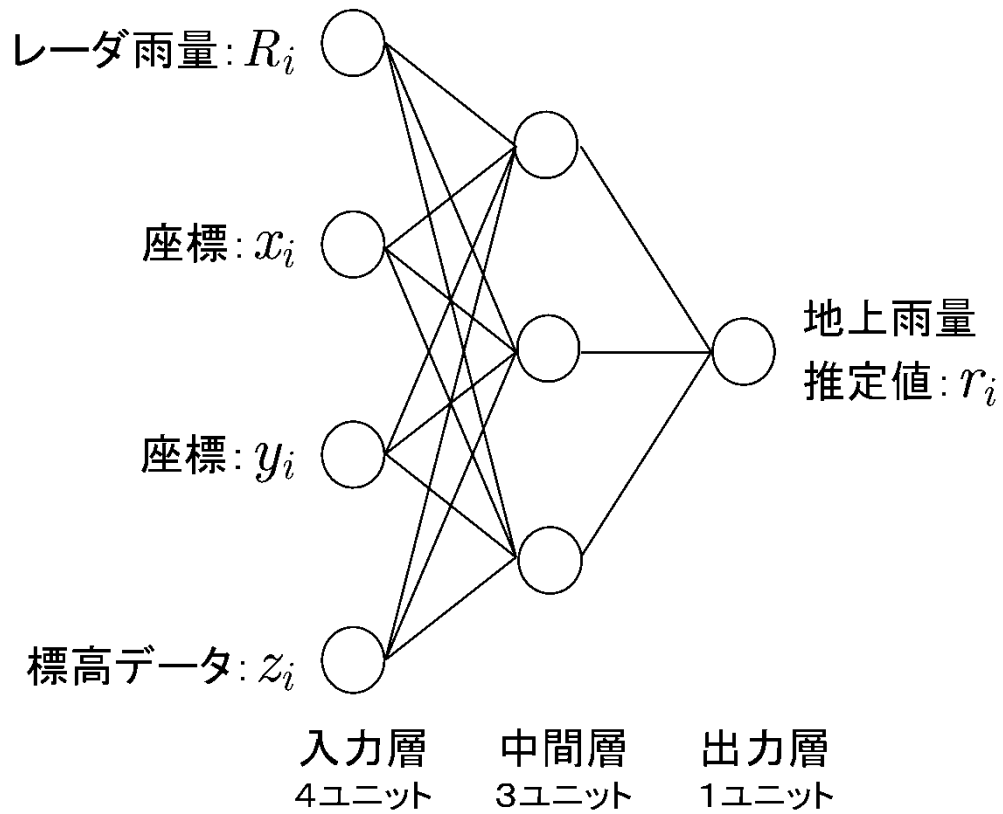


図 3.3 推定システム1 (対象地点におけるメッシュのみのレーダ観測値を入力とする推定システム)

- ・推定システム 1: 対象地点におけるメッシュのみのレーダ観測値を入力とするシステム（入力層 4 ユニット，中間層 3 ユニット，出力層 1 ユニット，図 3.3 参照）
- ・推定システム 9: 対象地点及び周囲の 9 メッシュにおけるレーダ観測値を入力とするシステム（入力層 12 ユニット，中間層 4 ユニット，出力層 1 ユニット，図 3.4 参照）
- ・推定システム 10: 対象地点及び西方の 10 メッシュにおけるレーダ観測値を入力とするシステム（入力層 13 ユニット，中間層 4 ユニット，出力層 1 ユニット，図 3.5 参照）
- ・推定システム all: 対象流域内における全 28 メッシュのレーダ観測値を入力とするシステム（入力層 31 ユニット，中間層 8 ユニット，出力層 1 ユニット，図 3.6 参照）

これらの図に示したニューラルネットワークの中間層ユニット数は，あらかじめ試行を行い誤差が小さく，かつ計算時間が少なくなるものをそれぞれ採用した。例えば，推定システム all では，中間層ユニット数を 8 個以上に増やしても，推定誤差が小さくならないため，冗長な計算時間を避けるために，ユニット数は 8 としている。他のシステムにおいても同様にして中間層ユニット数を決定している。

推定システム 9 では，対象地点の周囲 9 メッシュにおけるレーダ観測値を入力とする。具体的に，対象地点を畑薙第一ダム地点 A(図 3.1 のメッシュ No.10)とした場合，入力に用いるレーダメッシュは，No.5, 6, 7, 9, 10, 11, 20, 21, 22 となる。同様に，推定システム 10 では対象地点を畑薙第一ダム地点 A とした場合，レーダメッシュ No.10, 3, 4, 5, 11, 12, 13, 18, 19, 20 を入力に用いている。

なお，いずれの推定システムにおいてもニューラルネットワークによる出力値の算出は，入力層の出力を  $I_i$ ，中間層の出力を  $H_j$ ，出力層の出力を  $O_k$ ，入力層から中間層への結合係数を  $W_{ji}$ ，中間層から出力層への結合係数を  $V_{kj}$ ，中間層の閾値を  $\theta_j$ ，出力層の閾値を  $\gamma_k$  とした時，式(3.1)~(3.3)で行っている。結合係数  $W_{ji}$ ， $V_{kj}$  と閾値  $\theta_j$ ， $\gamma_k$  はバックプロパゲーション法による学習によって決定している。式(3.2)はシグモイド関数で  $a$  はゲインである。

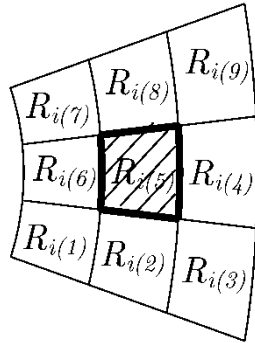
$$H_j = f\left(\sum_i W_{ji}I_i + \theta_j\right) \quad (3.1)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha x}} \quad (3.2)$$

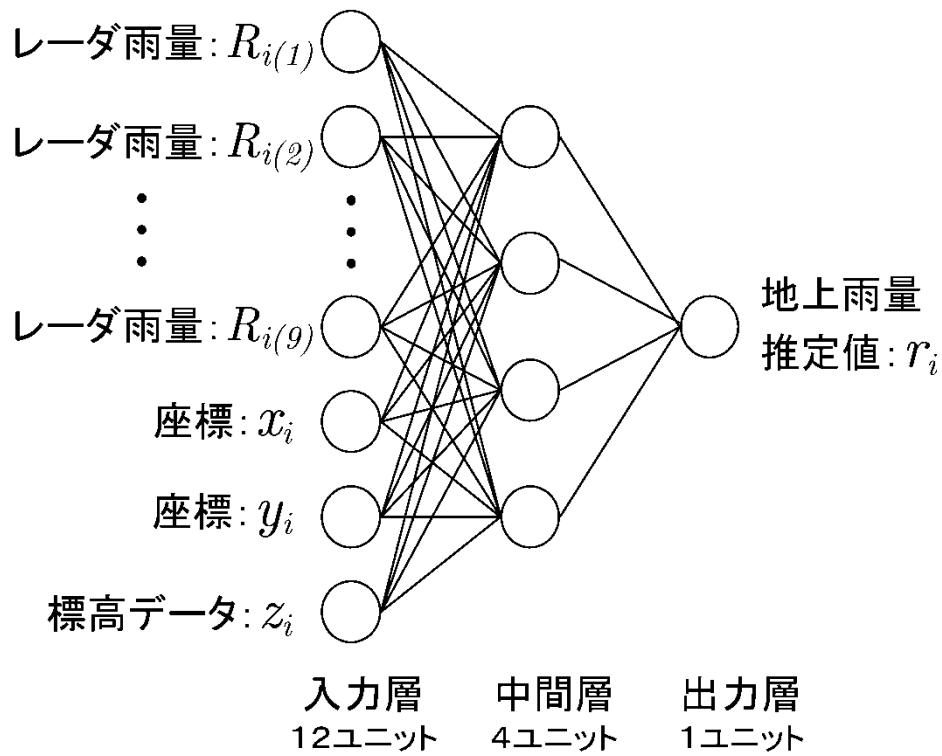
$$O_k = f\left(\sum_j V_{kj}H_j + \gamma_k\right) \quad (3.3)$$

構築した推定システムの各種パラメータは以下の値を用いている。

- ニューロンの入出力関数: シグモイド関数
- 結合係数用学習定数: 0.9
- シグモイド関数のしきい値用学習定数: 0.8
- シグモイド関数の傾き: 0.75
- 結合係数の初期値: 乱数 (0~1)
- しきい値の初期値: 乱数 (0~1)
- 収束条件: 誤差の絶対値総和が 0.001 以下

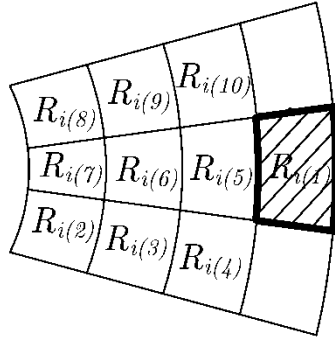


(a) 対象地点周囲のレーダメッシュ (対象地点  $R_i(5)$ )

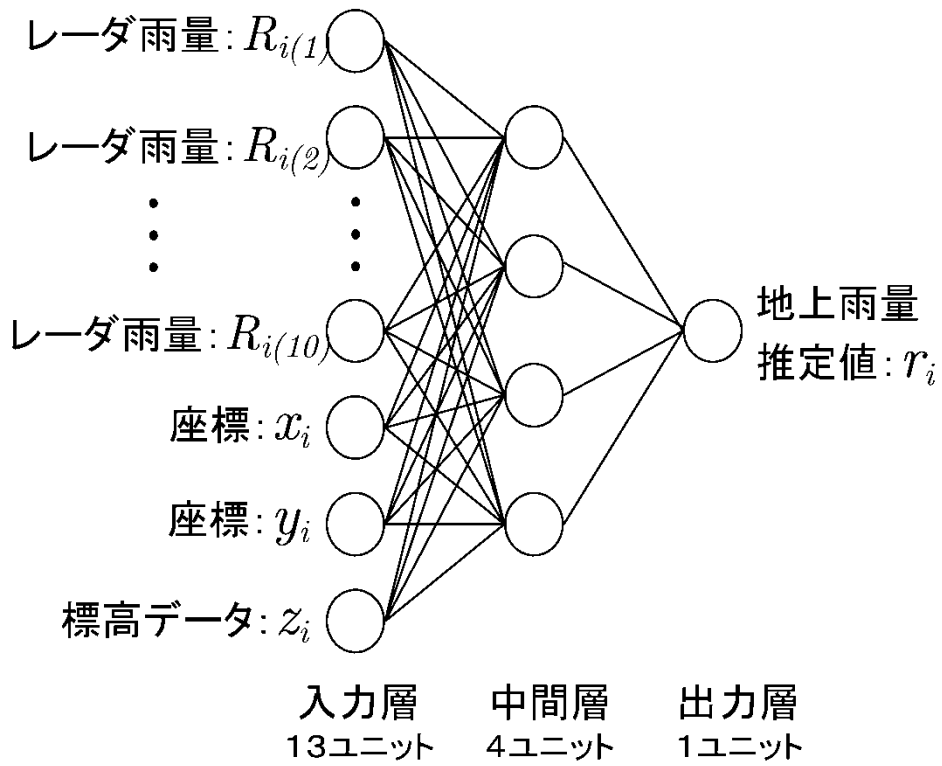


(b) 対象地点及び周囲の9メッシュにおけるレーダ観測値を入力とする推定システム

図 3.4 推定システム 9



(a) 対象地点西方のレーダメッシュ (対象地点  $R_{i(1)}$ )



(b) 対象地点及び西方の10メッシュにおけるレーダ観測値を入力とする推定システム

図 3.5 推定システム 10

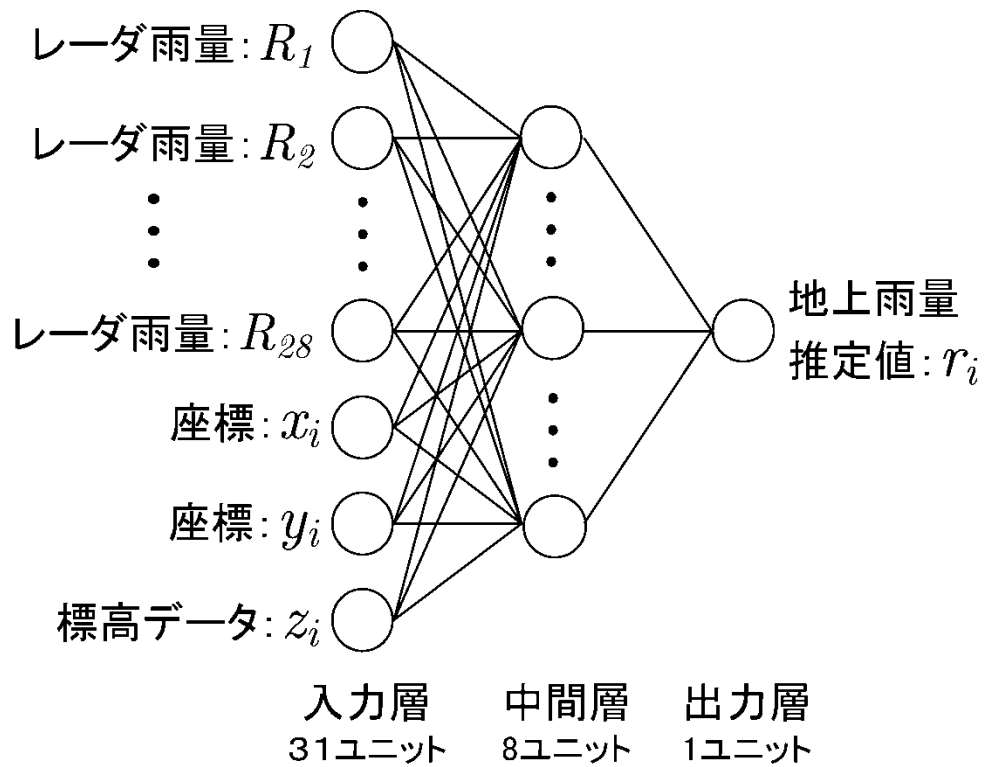


図 3.6 推定システム all (対象流域内における全メッシュのレーダ観測値を入力とするシステム)

### 3.3.2 推定結果

大井川上流域を対象として、図 3.3～図 3.6 に示す各ニューラルネットワークシステムを用いることにより、地上雨量の推定を試みる。地上雨量計の全観測点のうち、1 地点を除いて得られるデータを教師信号として、ニューラルネットワークの学習を行う。学習後のニューラルネットワークを用いて、同時刻における流域内の全地点の雨量推定を行う。学習に用いなかった残りの 1 地点の観測値は、推定精度の評価に用いる。これにより、地上雨量計の設置されていない地点での推定結果を評価することができる。なお、ここでの学習結果は他の時刻、他の降雨に使用せず、当該時刻での地上雨量推定にのみ使用することとする。

具体的に、畑薙第一ダムを地上雨量推定の対象地点としてとりあげ、学習および推定を 1 時間毎に実施した。その推定手順は次の通りである。

まず、各推定システムの入力ユニット数に応じたレーダデータと赤石地点 B、二軒小屋地点 C、2 地点の地上雨量観測値を教師信号としてニューラルネットワークの学習を行う。学習後のネットワークを用い、畑薙第一ダム地点 A のレーダ雨量データを入力信号として当該時刻の地上雨量推定を行う。

表 3.1 に示す 13 例の降雨について地上雨量推定を行った。推定結果の 1 例として、1991 年 7 月 4 日～5 日の降雨について、各システムの畑薙第一ダム地点における 1 時間毎の雨量推定結果を図 3.7～図 3.10 に示す。各図において、推定雨量を破線で、実測雨量を実線で示してある。また、括弧内には 50 時間分の累積雨量を総降雨量として示してある。

表 3.1 総降雨量から見た各種推定システムによる雨量推定結果の比較

(対象地点 A : 畑薙第一ダム)

降雨 No.	降雨日 年.月.日	実測値 [mm]	推定システム1		推定システム9		推定システム10		推定システムall	
			推定値 [mm]	誤差 [%]	推定値 [mm]	誤差 [%]	推定値 [mm]	誤差 [%]	推定値 [mm]	誤差 [%]
1	1991.04.06	111	90	-19*	90	-19*	85	-23*	89	-20*
2	1991.04.17	64	94	48	98	53	91	42	92	43
3	1991.06.02	79	78	-2*	125	58	83	6*	76	-4*
4	1991.06.22	141	102	-28*	118	16*	109	-23*	102	-27*
5	1991.06.23	136	131	-4*	172	27*	144	6*	127	-7*
6	1991.07.04	85	78	-8*	92	8*	75	-12*	76	-11*
7	1991.07.16	83	107	29*	120	45	105	27*	105	26*
8	1991.08.19	97	113	16*	83	-14*	109	12*	108	11*
9	1991.08.29	329	171	-48	122	-63	152	-54	165	-50
10	1991.09.13	241	147	-39	196	-19*	146	-39	150	-38
11	1991.09.18	463	249	-46	202	-56	264	-43	262	-43
12	1991.09.26	133	68	-49	62	-53	103	-22*	74	-45
13	1991.10.05	81	69	15*	103	28*	68	-16*	66	-19*
誤差の絶対値平均			27		35		25		26	
最大絶対値誤差			49		63		54		50	

(誤差の絶対値が30%以下のものに\*印を付して示してある)



### 3.4 推定結果の検討

4 種類の推定システムによる地上雨量分布の推定結果を定量的に比較するために、13 例の降雨について総降雨量からみて検討する。その結果を表 3.1 に示す。同表の降雨番号 6 は図 3.7～図 3.10 に示した例に対応している。

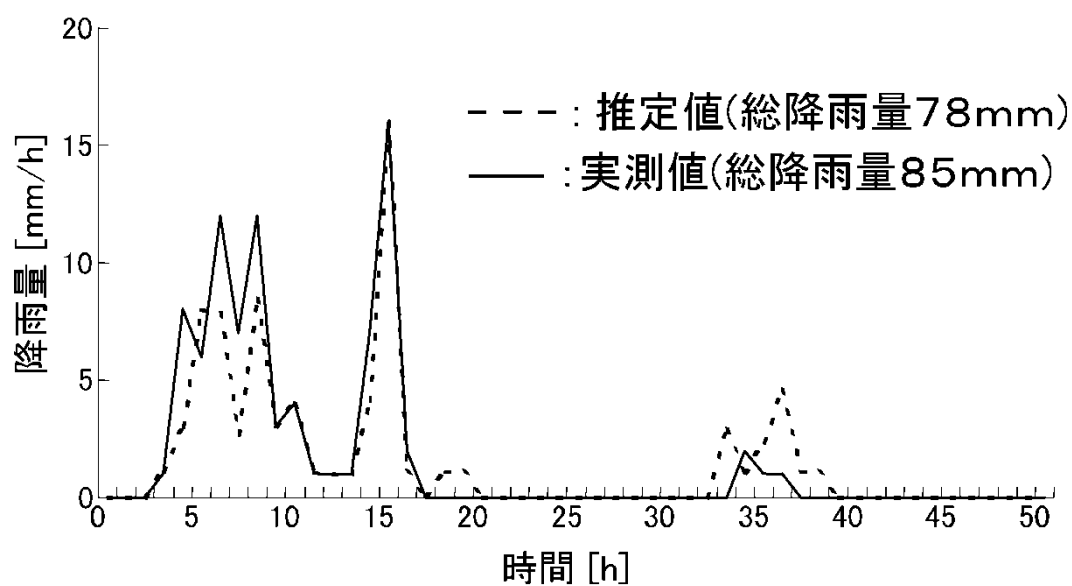


図 3.7 推定システム 1 による雨量推定結果  
(畑薙第一ダム地点における 1991 年 7 月 4 日の降雨)

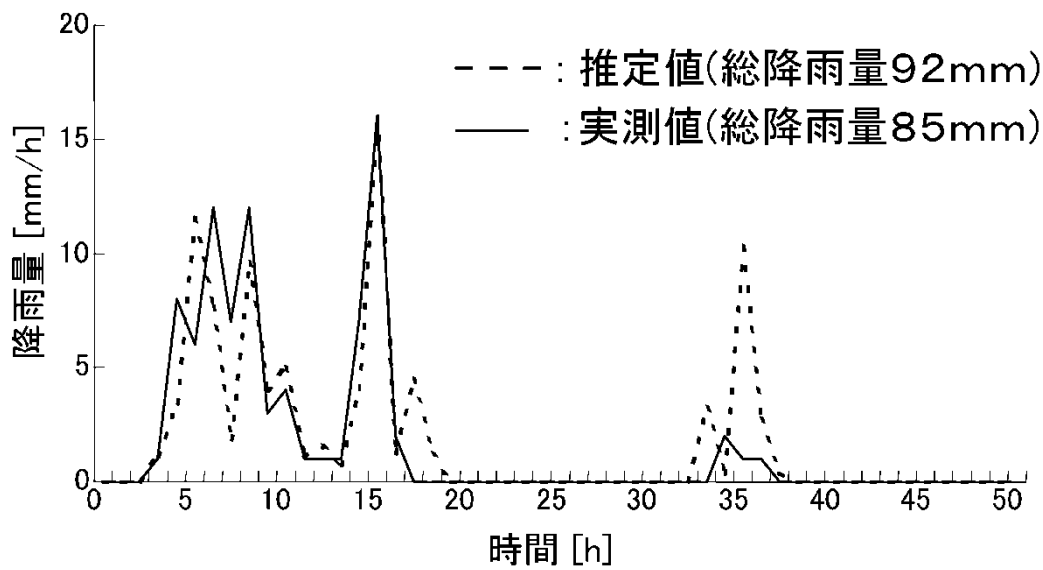


図 3.8 推定システム 9 による雨量推定結果  
(畑薙第一ダム地点における 1991 年 7 月 4 日の降雨)

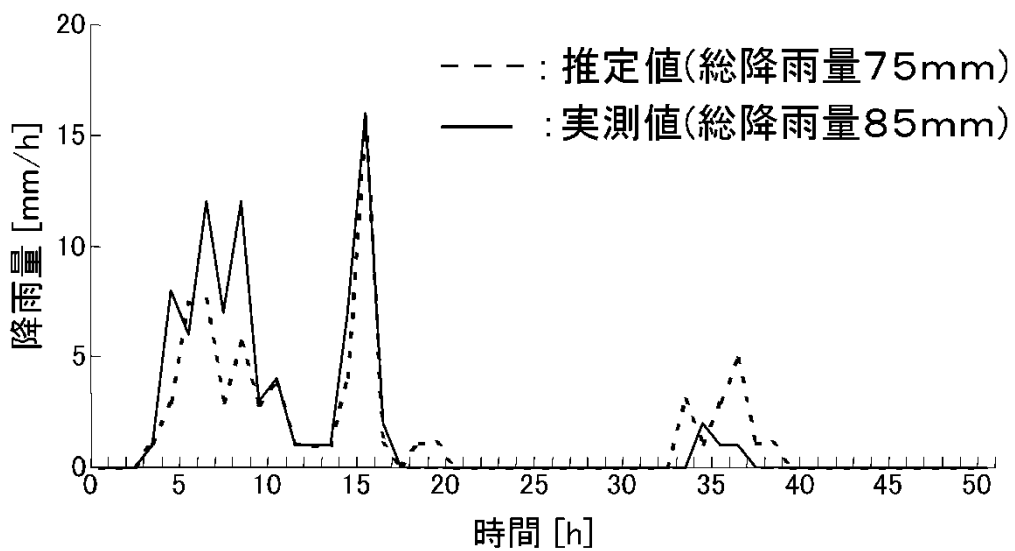


図 3.9 推定システム 10 による雨量推定結果  
(畑薙第一ダム地点における 1991 年 7 月 4 日の降雨)

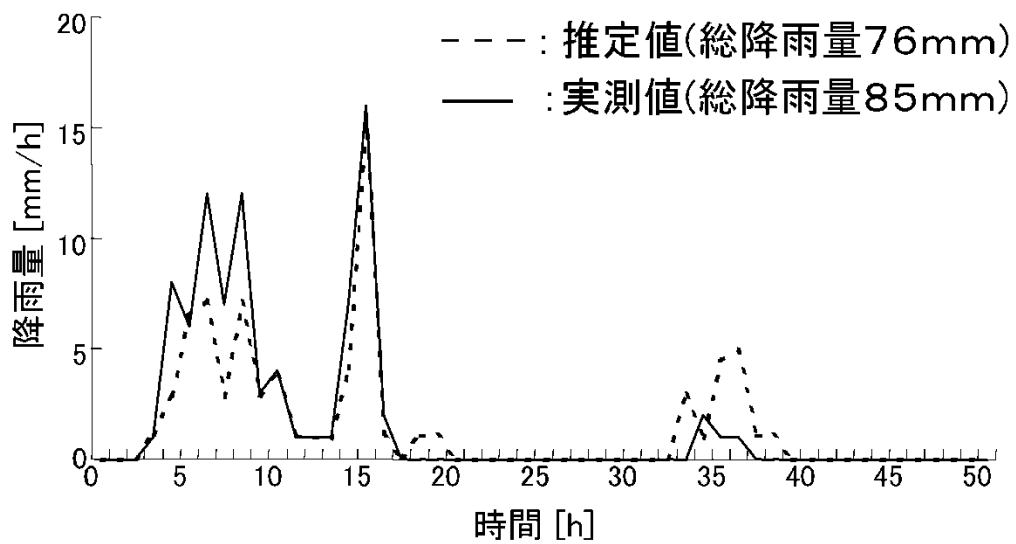


図 3.10 推定システム all による雨量推定結果  
 (畑薙第一ダム地点における 1991 年 7 月 4 日の降雨)

表 3.1 における誤差の絶対値について、その度数分布を調べた。その結果を図 3.11 に示す。同図に示すように 30%を境に、誤差の大きい降雨と、誤差の小さい降雨とに分かれていることがわかる。そこで、誤差の絶対値が 30%以下のもの(\*印付きの数値で示す)についてみれば、いずれの推定システムも 7~9 個で、ほぼ同程度の推定精度と言える。誤差の絶対値平均から見ても、推定システム 9 に若干大きめの誤差 35%が認められるものの、いずれの推定システムも同程度の推定精度と言える。

対象流域内の全雨量計設置点のうちの 1 地点を除いてニューラルネットワークの学習を行い、残りの 1 地点で推定結果を評価する方法(Leave One Out 法)を全ての地上雨量計設置地点(畑薙第一ダム、赤石及び二軒小屋)に適用した。その結果を推定誤差として表 3.2 にまとめた。同表において、推定システム 9 の畑薙第一ダム地点を除いて、平均値では推定誤差 24~28%で大きな差は見られない。

表 3.2 の最大誤差についてみれば、推定システム 1 がいずれの観測点においても最小となっている。各システムについて、最大誤差に対応する全ての降雨を詳細に調べた。その結果、最大誤差を与えるほとんどの降雨は 3 地点の地上雨量計観測値のうち 1 地点の降雨が他の 2 地点と比較して極端に違う、局地的な降雨、いわゆる「しゅう雨」に近い雨の場合であった。

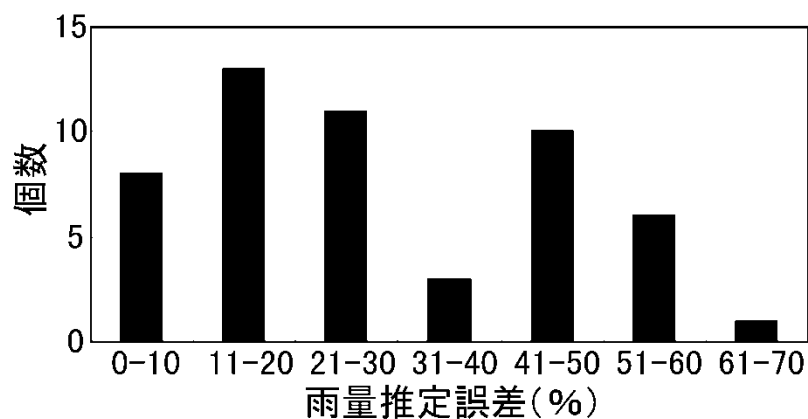


図 3.11 雨量推定誤差の度数分布

表 3.2 各推定システムによる雨量推定誤差の比較  
(対象地点 A,B および C: 対象流域の 3 地点)

推定システム	推定誤差の 絶対値平均 [%]			各システム 毎の誤差の 平均値 [%]
	畑薙第 一ダム	赤石	二軒 小屋	
推定システム 1	27(49)	25(64)	28(97)	27
推定システム 9	35(63)	24(64)	24(98)	28
推定システム 10	25(54)	24(64)	28(101)	26
推定システム all	26(50)	25(76)	25(98)	25

(括弧内は最大絶対値誤差)

各システム毎の誤差の平均値で比較すると、全メッシュのレーダデータを入力とした推定システム all が最小の推定誤差を示しているが、その値は他の推定システムより若干小さい程度である。表 3.2 より、本システムを使ってレーダ雨量から地上雨量を推定した場合、地上雨量計がない地点でも同程度の誤差で推定できると考えられる。

他方、流量予測に関して、流域全体の推定雨量を用いて、流出率推定を行った。その結果、流出率推定の精度向上が確認できた<sup>5)</sup>。このことから、レーダデータを活用することによる地上雨量推定法の有効性が確かめられた。

本システムでは、学習に用いる地点では、推定誤差はごく僅かなものになるが、評価に用いた地点は学習に用いておらず、推定値は平均 25~28%の誤差を持っていることになる。これは一般的に、降雨の原因（低気圧、台風、雷雨など）や周りの地形などによりレーダ観測値が実際の地上雨量と大きく変わることによる影響が大きいと考えられる。特に「しゅう雨」の場合、誤差がかなり大きくなると言われている<sup>6)</sup>。このような場合には、最大誤差が 50~100% にもなる場合があると言える。

次に、推定システムの学習に要する時間の比較を行った。その結果を表 3.3 に示す。同表は推定システム 1 の学習時間を 1.0 として、各システムの学習に要する時間を表してある。同表から、入力に用いるレーダデータ数の増加に伴って、計算時間が大幅に増加することがわかる。

表 3.3 各推定システムの学習に要する時間の比較

推定システム	学習に要する時間*(秒)	推定システム1との比
推定システム1	4.0	1.0
推定システム9	8.2	2.05
推定システム10	8.6	2.15
推定システムall	30.3	7.58

\*SPARCStation5(メモリ:32MB, クロック:85MHz)にて計算した場合

以上の結果から、入力情報として用いるレーダデータの個数は雨量の推定精度にそれ程大きく影響していないと言える。したがって、学習にかかる時間などを考慮すると、雨量推定に対応した地点のレーダデータ 1 個とその座標( $x, y, z$ )を入力とするニューラルネットワーク(推定システム 1)は 4 種類のうち最も単純で、学習に要する時間も最小であり、精度についても他の推定システムに劣らず良好な結果を与えていると言える。

気象庁などで用いられているレーダ・アメダス雨量合成手法<sup>[4]</sup>と提案手法とを比較した。具体的に、同じ条件で、提案システムを用いて推定した 1 時間雨量と地上雨量計で観測した雨量とを比較した。その結果を表 3.4 に示す。同表より、推定値と観測値が一致するのは、650 例中 434 個(67%)あり、1 ランクのずれを許容すれば、650 例中 615 個(95%)が一致している。これは、一般的に、用いられているレーダ・アメダス雨量合成手法における精度の検証結果「一致しているものが 73%、1 ランクのずれを許容した場合で 96%」<sup>[4]</sup>と比較して遜色のないものと言える。また、推定システム 1 の場合、推定雨量 1 時間分の学習時間が数秒で済み、レーダ・アメダス合成手法に比べて、複雑なパラメータ設定の必要もなく、推定システムは単純で、計算時間についても短時間で計算できる。



表 3.4 1 時間雨量の推定値と観測値との比較  
 (畑薙第一ダム地点 50 時間分 13 例の集計)

観 測 雨 量	合計	343	218	57	22	6	3	1	650
	40-60			1		2	2		5
	30-40				2	1			3
	20-30	1		3	6	2	1		13
	10-20	1	11	15	8				35
	5-10	9	33	19	4	1		1	67
	1-5	74	147	18	2				241
	0-1	258	27	1					286
	(mm)	0-1	1-5	5-10	10-20	20-30	30-40	40-60	合計
推 定 雨 量									

(表中の数字は回数を表す)

### 3.5 あとがき

気象レーダデータを活用することにより地上雨量分布の推定手法を提案し、その入力情報として用いるレーダデータの個数に関して検討した。具体的に、合計 4 種類の地上雨量推定システムを取り上げ、大井川上流域を対象として推定誤差を比較検討した。以下に、本章の成果を要約する。

- (1) レーダ雨量と地上雨量との間の相関性はすべての降雨について認められないが個々の降雨について、比較的良い相関関係が認められる。
- (2) ニューラルネットワークの入力データとして、レーダ雨量データを用いることにより、地上雨量計の設置されていない地点を含めて、地上雨量を推定できる可能性が確認できた。
- (3) 入力に用いるレーダデータ数に関して 4 種類の推定システムを取り上げ、比較したところ、流域内の全レーダメッシュデータを用いた場合の推定誤差が最小であった。
- (4) 1 地点のレーダ観測値を入力とする推定システム 1 は単純で、ネットワークの学習に要する計算時間も最小、推定精度は他の推定システムに比べ、同程度であった。
- (5) 本システムにより、発電用ダム全流域の総降雨量をレーダ雨量値から算出できる可能性が確認できた。

本章で提案した手法により得られる地上雨量推定値を流量予測の入力データとして用いることにより、予測精度の向上が図られ、水力エネルギー有効利用のための基本的指針を与えるものとする。

## 参考文献

- [1] 一柳勝宏, 児嶋伸幸, 後藤泰之, 横水康伸, 松村年郎: 「ニューラルネットワークによるレーダ雨量観測値からの地上雨量分布の推定」, 電気学会論文誌 B, Vol.114, No.11, pp.1175-1176, 1994
- [2] 児嶋伸幸, 一柳勝宏, 後藤泰之, 横水康伸, 松村年郎: 「ニューラルネットワークによるレーダデータからの地上雨量分布の推定」, 電気学会電力技術研究会資料, PE-94-36, pp.1-9, 1994
- [3] 林 伸久, 水野勝教, 雪田和人, 後藤泰之, 一柳勝宏, 横水康伸, 松村年郎: 「レーダデータを用いたニューラルネットワークによる流出率推定」, 電力技術／電力系統技術合同研究会資料, PE-98-21,/PSE-98-11 pp.23-27, 1998
- [4] 饒村 曜: 「東京都の雨量観測網から見たレーダー・アメダス雨量合成図」, 気象庁研究時報, Vol.37, No.1, pp.1-12 , 1985
- [5] 立平良三: 「新しい天気予報」, 東京堂出版, 1994

## 第4章 河川流量の予測精度向上のためのニューラルネットワークによる河川流出率推定

### 4.1 まえがき

水力エネルギー利用に関して、効率よく電気エネルギーに変換するためには、発電用ダム上流域において、降雨によるダム流入量増加の総量（流入量増加分の時間累積値）と時間変化パターンを精度良く予測する必要がある。流量予測に用いる入力データに関して、流出率（流域に降った雨のうち、河川に流出する割合）を用いて、降雨を有効雨量と損失雨量とに分離して取り扱う考え方が提案されている<sup>[1][2]</sup>。

流出率推定に関して、土地の湿潤状況を表す指標として基底流量（対象とする降雨直前の流量）をとると、統計的優位性が高く、平均降雨強度との相関性も高いことが確認され、報告されている<sup>[4]</sup>。また、基底流量、総降雨量、流出率に関する過去のデータを用いて統計的に処理し、3者の関係を一つの近似曲面で表すことによる流出率の推定法が既に報告されている<sup>[8]</sup>。このような従来の方法により流出率推定システムが構築できたとしても、他の流域に対して必ずしも適用できるとは限らない。対象河川が異なったり、経年変化による流域の形状変化や植生変化があった場合、パラメータ選定など、改めて構築しなおす必要があり、データ量も多く、取り扱いも煩雑である。また、新たにデータが追加され、推定システムとしてのパラメータを更新する際にも、統計的処理などの面倒な計算や手入力操作が必要となる。ニューラルネットワークを活用することで他の流域への適応や、流域の形状変化や植生の変化があった場合でも、ニューラルネットワークの学習をやり直すことで、これらの変更に対応できる可能性がある。

本章ではニューラルネットワークを用いることで河川流出率を精度よく推定するシステムを提案している。流出率推定システムの入力データとして一般に、地上雨量計の観測値に基づいてティーセン法によりダム上流域の全降雨を算定したものをを用いている<sup>[6]</sup>。この場合、地上雨量計は高々直径 20cm 程度の円内の

降雨量を測定しているにすぎず、この観測範囲はダム流域面積に比べ、点に等しい。他方、雨は広範囲にわたって降る。さらに地形などの影響により、流域内の降雨分布状況は時々刻々と変化する。そのため、地上雨量計のみ観測値から常に流域の平均降雨が得られるとは限らない。これは流域内の全降雨量算定に大きな誤差を生じさせると考えられる。そこで、第 3 章で提案しているレーダ雨量データを用いた地上雨量推定システムにより、ダム上流域の降雨分布を求め、その結果を流出率推定システムの入力とする 2 段式のニューラルネットワークによる推定システムを提案する。その結果、比較的容易に流出率推定ができ、推定精度の向上も図ることができたので、以下に述べる。

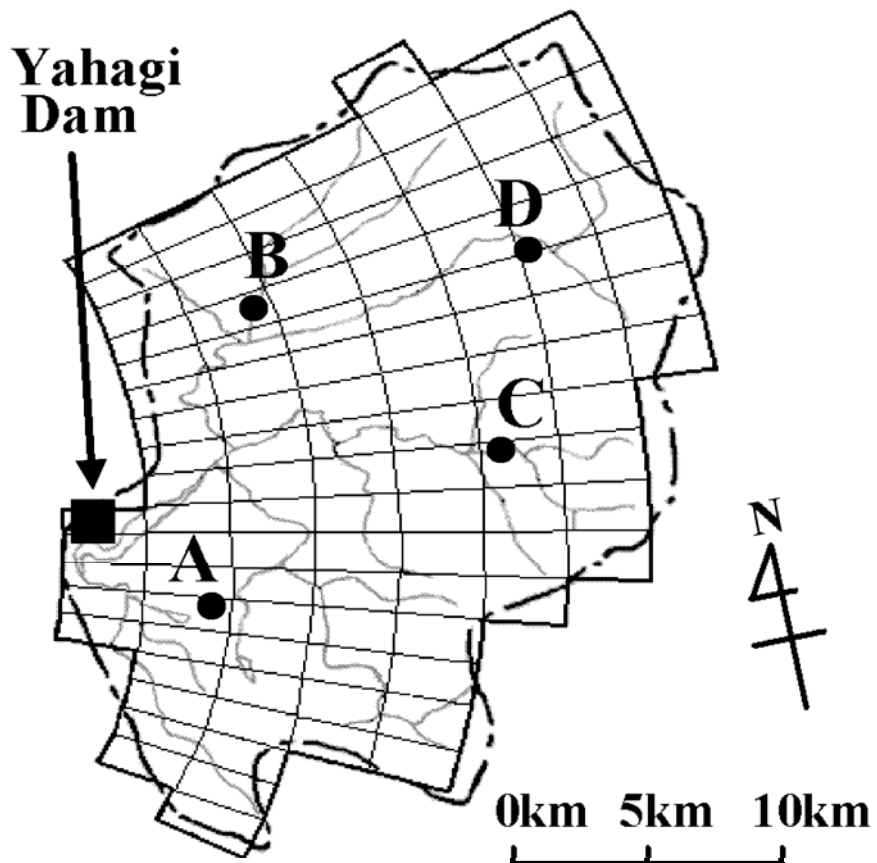
## 4.2 河川流出率

河川流域に雨が降った場合、その降雨がすべて河川に流出するわけではない。流出する成分の他に、地面や樹木の葉面からの蒸発・蒸散あるいは地中への浸透などにより失われる成分が存在する。河川流域に降った雨量のうち河川に流出する成分を有効雨量といい、流出しない成分を損失雨量という。総降雨量に対する有効雨量の割合を流出率という。季節による植生の状態、土壌・大気の状態等によって降雨の蒸発量や地下浸透量が変化するため、同一の河川において総降雨量が同じ場合でも、流出率は異なる。

給電運用業務において用いられる流量予測としては、タンクモデル法、単位図法、貯留関数法などが使用されている<sup>[1][3][10][11]</sup>。先にニューラルネットワークによる流量予測システムを構築し、河川流量予測の精度向上を図った<sup>[12]</sup>。しかし、ダム運用面からは流量変化の最大値とその発生時刻が重要となるが、これらを予測するという点では必ずしも満足な精度が得られていない。その原因の一つに、精度の良い流出率推定法が確立されていないことが考えられる。本章では、気象レータから得られるデータを活用することにより流出率推定システムを構築し、具体例により精度向上のための検討を加える。

### 4.3 対象流域

流出率推定の対象として，中部地区主要河川のうち矢作川をとりあげる。具体的には同水系上流に位置する矢作ダムおよびその上流域を対象としている。図 4.1 に同ダム上流域を示す。この矢作ダム上流域は愛知県北東部に位置し，東に高く，西に低い谷を形成しており，総面積は  $505 \text{ km}^2$  である。同流域内には，黒田，平谷，上矢作，根羽の 4 地点に地上雨量計が設置されている。また，岐阜・愛知県境に設置されている三国山気象レーダの観測メッシュ 105 個が対象流域に対応している。図 4.1 には地上雨量計設置地点およびレーダメッシュを併記してある。



**Area:505[km<sup>2</sup>]**

**● : Location of Rain Gauge**

**A: Kuroda B: Kamiyahagi C: Neba D: Hiraya**

**Number of Radar Meshes:105**

図 4.1 矢作ダム上流域のレーダメッシュと雨量観測点

## 4.4 地上雨量観測値を用いた流出率推定

### 4.4.1 河川流出率推定システム

ニューラルネットワークによる河川流出率推定システムを図 4.2 に示す<sup>5)</sup>。入力層には流域平均累積雨量と基底流量の 2 ユニットを用いている。中間層は 1 層、3 ユニットとしている。ここで、中間層のユニット数に関して、2~7 個に変えてネットワークの学習、推定を繰り返したところ、3 個以上に増加させても推定誤差はあまり改善されなかった。そこで、中間層のユニット数は 3 個とした。出力層には推定流出率として 1 ユニットを対応させている。また、ニューロンの入出力関数はすべてシグモイド関数を用いている。

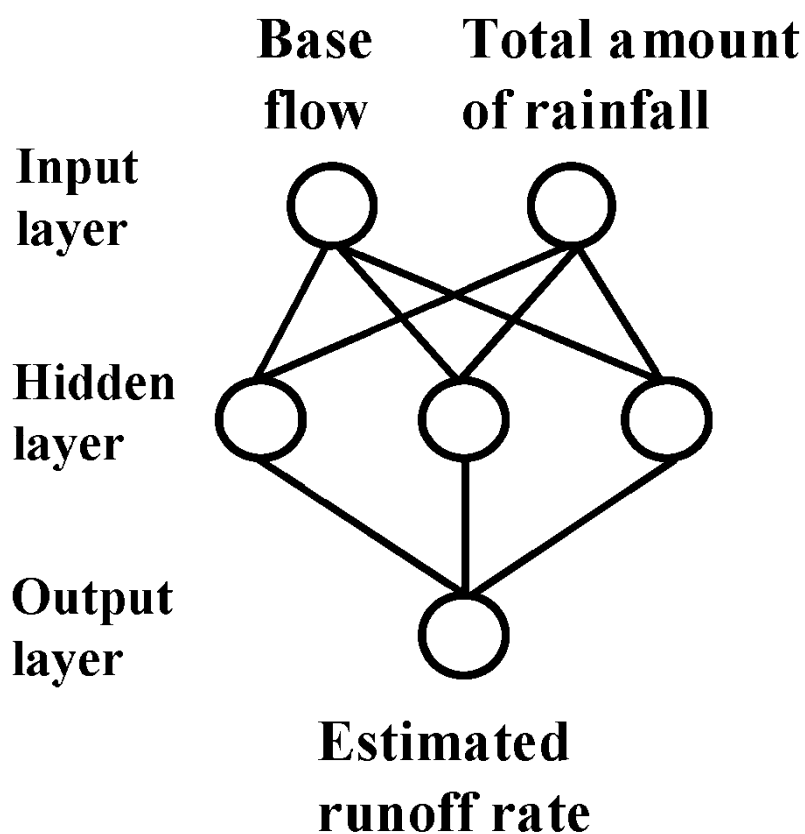


図 4.2 河川流出率推定システム



#### 4.4.2 流出率推定

矢作川水系矢作ダム上流域を対象として、流出率推定を試みた。具体的に 1991 年～1993 年の 15 例の降雨を取り上げる。この 15 例のうち 9 例について、ニューラルネットワークの学習を行い、学習に用いなかった残り 6 例の降雨について流出率の推定を行った。入力データには流域平均累積雨量および基底流量を用いている。流域平均累積雨量は地上雨量計の観測値をもとにティーセン法<sup>[13]</sup>により算出した流域平均雨量の降雨開始後 100 時間の累積値である。基底流量は降雨開始時の矢作ダム流入量である。また、この流域平均累積雨量とダム流入量実績値より流出率を算出し、それを教師データとして用いている。推定結果を表 4.1 に示す。同表において、上段の 9 例がネットワークの学習に用いた降雨の結果である。また、下段の 6 例は学習に用いなかった降雨の流出率推定結果を示す。

表 4.1 の上段より、学習時の推定誤差の平均は 24% である。これは、学習回数を 30,000 回以上に増加させても、これ以上に誤差は小さくならないことから、この時点で、ニューラルネットワークの学習を終了した。学習に用いたデータによる推定誤差は 9 例中、7 例までが誤差 30% 以内に収まっている。他の 2 例の誤差は 40%～55% と大きく、教師データにも大きなバラツキが含まれていることが考えられる。また、表 4.1 の下段より、推定誤差の平均は 38% である。

これらの推定誤差の原因の一つに、対象流域内の降雨分布が一様でないことが考えられる。推定誤差の大きい場合の例として 1993 年 9 月 3 日について降雨の時間変化を図 4.3 に示す。同図は、矢作ダム上流域における雨量計設置点 4 ケ所の各観測結果について、降り始めから 40 時間分の降雨量を 1 時間毎に示している。また、地名の後の ( ) 内はその地点での 100 時間分の累積雨量を示しており、4 地点とも大きく異なった値を示している。また、同じ時間帯においても場所により降雨量が異なっていることが分かる。

表 4.1 地上雨量計観測値を用いた流出率推定結果

	No	Date of rain start (y.m.d)	Total volume of rainfall [mm]	Base flow [m <sup>3</sup> /s]	Runoff ratio		Error (%)
					Observed value	Estimated value	
used for the training of system	1	1991.06.22	127	20	0.263	0.368	<b>40</b>
	2	1991.07.15	74	37	0.190	0.247	<b>30</b>
	3	1991.07.27	50	23	0.185	0.142	<b>-23</b>
	4	1991.08.29	119	9	0.323	0.337	<b>4</b>
	5	1991.09.13	216	17	0.336	0.407	<b>21</b>
	6	1991.09.18	175	45	0.416	0.449	<b>8</b>
	7	1992.05.13	101	14	0.374	0.306	<b>-18</b>
	8	1992.06.05	71	13	0.210	0.176	<b>-16</b>
	9	1992.06.30	45	18	0.085	0.130	<b>54</b>
<b>Average absolute error</b>							<b>24</b>
used for evaluation of system	10	1992.08.07	139	10	0.239	0.358	<b>50</b>
	11	1992.09.25	52	12	0.150	0.131	<b>-13</b>
	12	1993.06.25	68	20	0.252	0.180	<b>-29</b>
	13	1993.07.30	63	29	0.239	0.182	<b>-24</b>
	14	1993.08.17	69	48	0.347	0.250	<b>-28</b>
	15	1993.09.03	122	21	0.201	0.367	<b>83</b>
<b>Average absolute error</b>							<b>38</b>

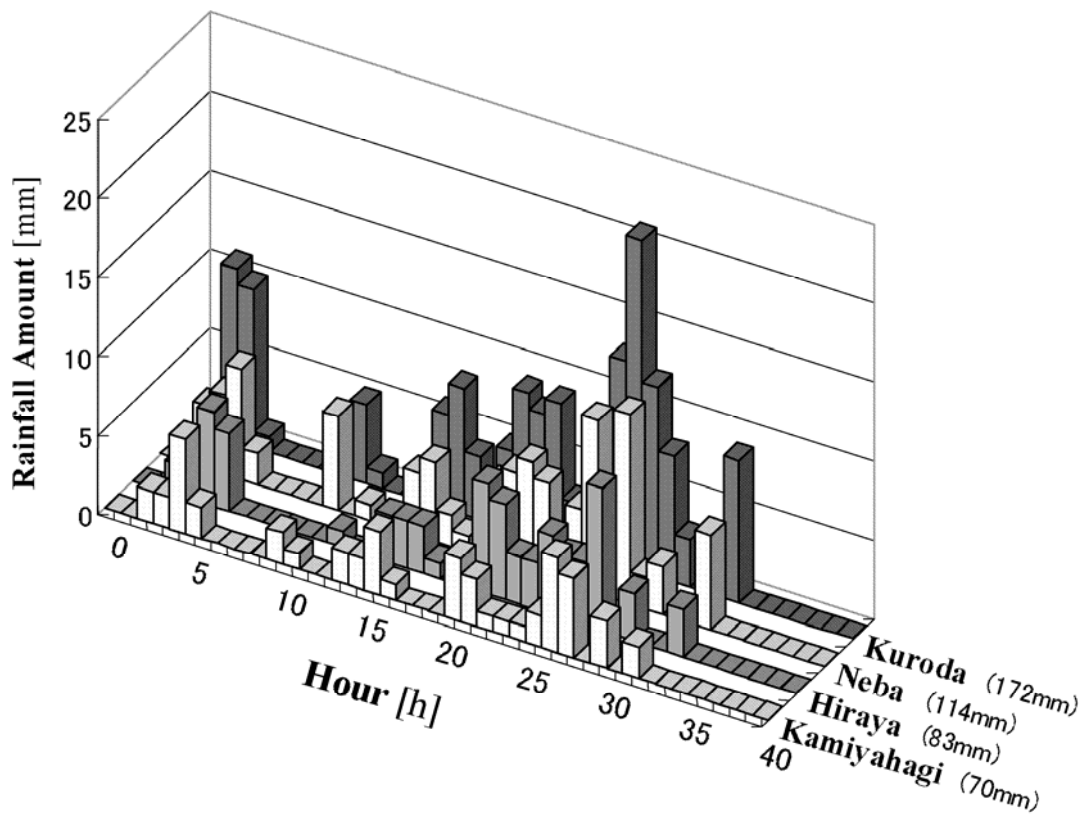


図 4.3 1993 年 9 月 3 日の降雨状況

## 4.5 レーダデータを用いた流出率推定

前述の結果からも分かるように対象流域などの山間部では降雨分布は一様でなく、流域内の全雨量を推定することは困難であるといえる。このような降雨量の推定誤差は流量予測のための直接的な誤差として現れることになる。第 3 章で、レーダ雨量データをニューラルネットワークの入力データとして用いることにより、簡単で、比較的精度良く地上雨量を推定するシステムの構築を試みた。具体的に、レーダ雨量データを入力に用いるニューラルネットワークにより、地上雨量分布の推定システムを構成し、大井川上流域を対象として検討している。その結果、ニューラルネットワークの入力データとして、レーダ雨量データを用いることにより、比較的容易に地上雨量分布を推定することができた。

4.4 節の結果は、降雨分布が一様でないことが流出率推定誤差の一因として考えられることから、まず、対象流域の地上雨量分布を精度良く推定することにした。得られた雨量分布の推定結果を用いることにより、流出率の推定精度向上を図った。

### 4.5.1 対象流域内の雨量分布推定

第 3 章で提案した地上雨量分布の推定システムの入力に用いるレーダ観測値データのユニット数に関する検討結果によれば、図 4.4 に示すような単純なニューラルネットワークが学習に要する時間も最小で、精度についても比較的良好であることが分かった。

本章では、図 4.1 に示した流域を対象として、図 3.4 のネットワークシステムを用いることにより、降雨の地上雨量分布推定を試みた。雨量計設置のうち B～D の 3 地点での地上雨量値とレーダ観測値とを用いて推定システムの学習を行い、学習に用いなかった A 地点での地上雨量を推定した。一連の降雨の各時間毎に学習と推定を行い、100 時間分の雨量累積値として実測雨量と推定雨量の比較を表 4.2 に示す。同表から、15 例中 11 例が 30%以下の誤差で雨量推定されており、誤差の絶対値平均で 28%となっている。

気象など、多くの自然現象を扱う場合、観測値に大きなバラツキが含まれるこ

とが多い。学習に用いた教師データにもこのようなバラツキが含まれ、雨量推定に誤差を生じたものと思われる。一般に、気象庁などで用いられるレーダ・アメダス雨量合成手法と提案手法による地上雨量分布の推定法による結果を同じ基準で比較したところ、提案手法では遜色のない結果を確認している<sup>[7]</sup>。

以上のように、ニューラルネットワークの入力情報として、レーダ雨量値と地上雨量観測値を用いることにより、流域全体の雨量が推定できることがわかる。そこで、対象流域内の全観測計4地点（A～Dで示す）による観測データを教師信号として、雨量推定システムの学習を行った。学習後の雨量推定システムを用いて、流域内の全地点の雨量推定を行った。1時間毎に雨量分布推定システムの学習および推定を実施した。レーダメッシュ毎に推定した雨量値100時間分の累積値から流域全体の累積雨量の平均値を算出する。このようにして得られた流域平均累積雨量と基底流量とを用いることにより、流出率推定の精度向上を図る。

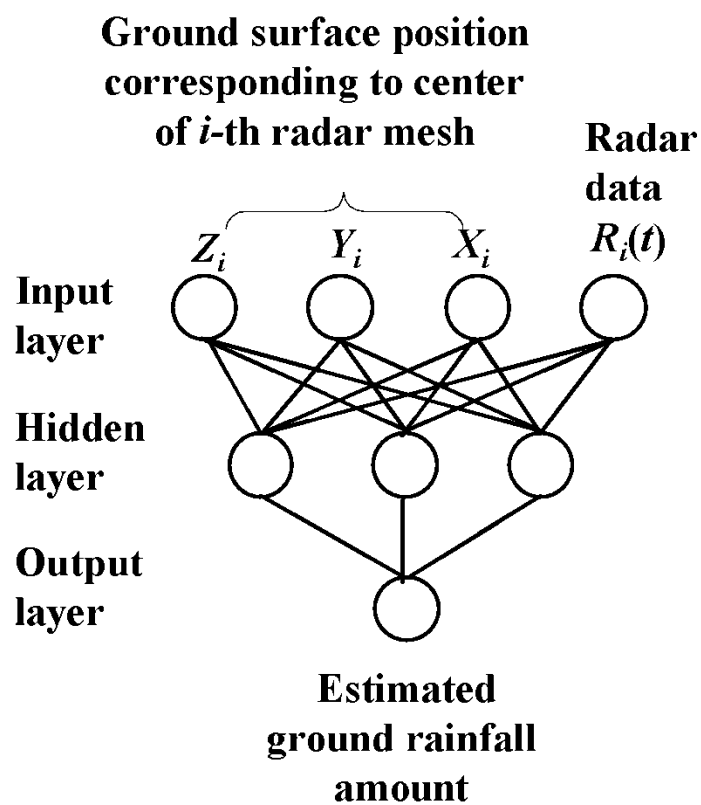


図 4.4 ニューラルネットワークによる地上雨量分布推定システム

表 4.2 地上雨量の推定結果（対象地点：図 4.1 の A 地点）

Date of rain start (y.m.d)	Total volume of rainfall		Error (%)
	Observed [mm]	Estimated [mm]	
1991.06.22	110	161	46
1991.07.15	84	59	-30
1991.07.27	59	63	6
1991.08.29	141	112	-20
1991.09.13	245	201	-18
1991.09.18	218	154	-29
1992.05.13	102	88	-13
1992.06.05	103	76	-26
1992.06.30	59	42	-29
1992.08.07	153	87	-43
1992.09.25	67	36	-46
1993.06.25	70	57	-19
1993.07.30	88	56	-36
1993.08.17	48	57	19
1993.09.03	172	122	-29
<b>Average absolute error</b>			<b>28</b>

#### 4.5.2 流出率推定のための 2 段式ネットワーク

流出率推定のための 2 段式ニューラルネットワークを図 4.5 に示す。あらかじめ地上雨量推定用のニューラルネットワークによって地上雨量分布を推定する。ニューラルネットワークの入力層は流域内レーダメッシュ中心点における  $x$  座標,  $y$  座標および標高  $z$  とそこでのレーダ雨量観測値の 4 ユニットである。

中間層は図 2 と同様に種々の試行結果から, 3 ユニットとした。出力層は地上雨量推定値の 1 ユニットである。ニューロンの入出力関数は, すべてシグモイド関数を用いている。流出率推定用のニューラルネットワークは図 4.2 と同じ構成である。すなわち入力層は流域平均累積雨量と基底流量の 2 ユニット, 中間層 3 ユニット, 出力層は推定流出率として 1 ユニットである。ニューロンの入出力関数にすべてシグモイド関数を用いているのも同様である。



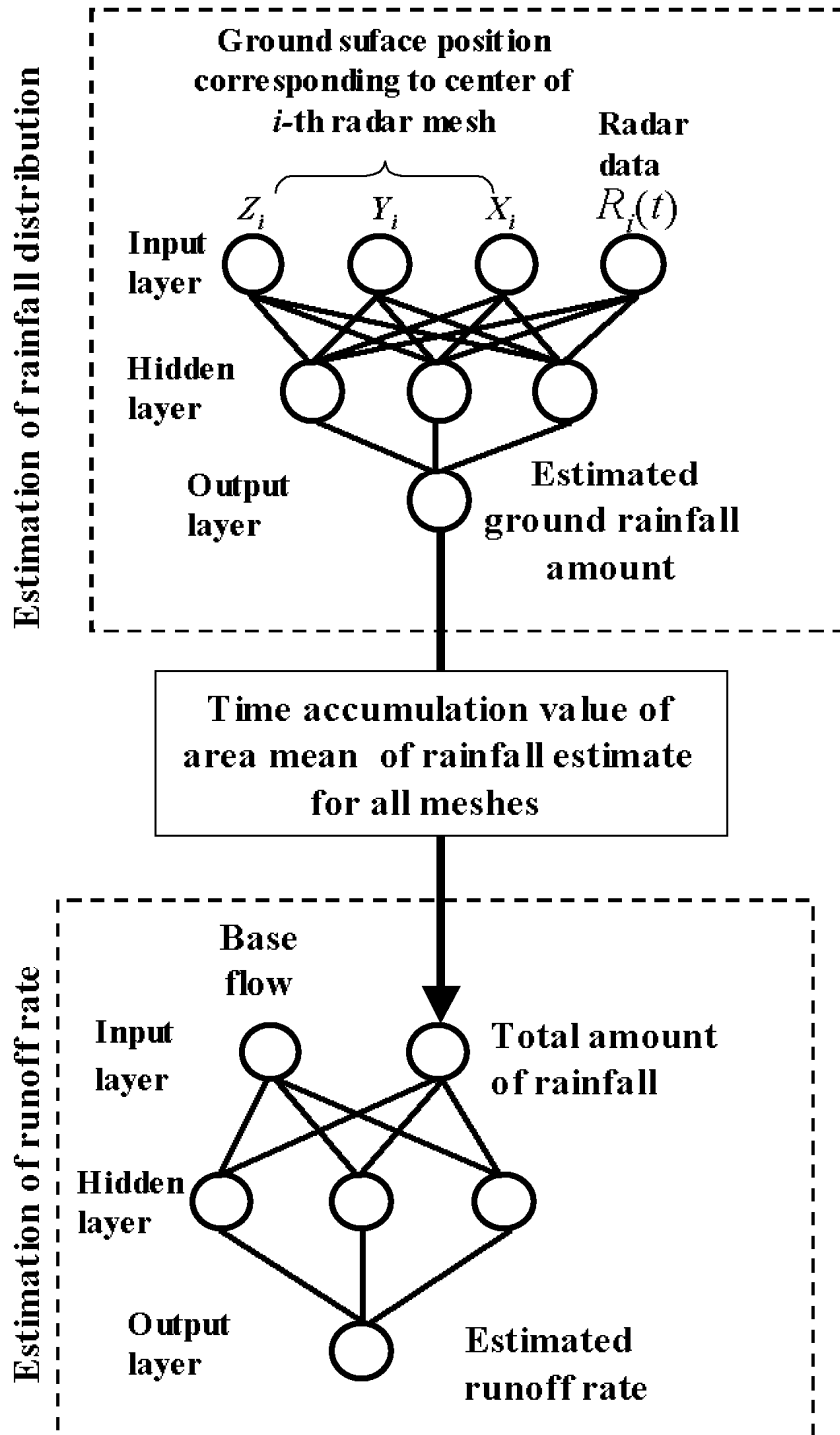


図 4.5 流出率推定のための 2 段式ニューラルネットワーク

### 4.5.3 流出率推定

一連の降雨のレーダ雨量を人力データ、地上雨量計観測値を教師データとして用いて、地上雨量分布推定システムにより地上雨量を推定する。地上雨量は1時間毎、レーダメッシュ毎に推定される。その100時間累積値のレーダメッシュ平均を算出し、これを流域平均累積雨量とする。この流域平均累積雨量と基底流量(降雨開始時の矢作ダム流入量)とを流出率推定用ニューラルネットワークの入力層に加える。学習のための教師データには流域平均累積雨量とダム流入量実績値より算出した流出率を用いる。

比較のため、地上雨量計観測値のみを用いて推定を行った場合と同じ降雨について学習および推定を行った。すなわち矢作川水系矢作ダム上流域における1991年～1993年の15例の降雨について、15例のうち9例をニューラルネットワークの学習に用い、残りの6例で推定を行った。推定結果を表4.3に示す。同表において、上段の9例がネットワークの学習に用いた降雨の結果であり、下段の6例は学習に用いなかった降雨における流出率推定結果である。なお、同表において、実測流出率(Observed value)を求める際、地上雨量やレーダ雨量を用いて流域内全降雨を前もって推定している。推定した雨量値と実測された河川流出量から流出率を求め、これを実測流出率としている。流域内の全降雨の算定には、表4.1では地上雨量観測値のみを用い、表4.3では地上雨量とレーダ雨量を用いていることから、得られる実測流出率は両表で若干異なっている。

表 4.3 レーダデータを用いた流出率推定結果

	No	Date of rain start (y.m.d)	Total volume of rainfall [mm]	Base flow [m <sup>3</sup> /s]	Runoff radio		Error (%)
					Observed value	Estimated value	
used for the training of system	1	1991.06.22	148	20	0.225	0.336	<b>49</b>
	2	1991.07.15	79	37	0.177	0.250	<b>41</b>
	3	1991.07.27	53	23	0.173	0.144	<b>-17</b>
	4	1991.08.29	133	9	0.291	0.284	<b>-2</b>
	5	1991.09.13	234	17	0.310	0.397	<b>28</b>
	6	1991.09.18	171	45	0.426	0.454	<b>6</b>
	7	1992.05.13	109	14	0.346	0.270	<b>-22</b>
	8	1992.06.05	71	13	0.210	0.184	<b>-12</b>
	9	1992.06.30	47	18	0.082	0.121	<b>49</b>
<b>Average absolute error</b>							<b>22</b>
used for evaluation of system	10	1992.08.07	151	10	0.220	0.305	<b>39</b>
	11	1992.09.25	58	12	0.135	0.146	<b>9</b>
	12	1993.06.25	70	20	0.246	0.191	<b>-22</b>
	13	1993.07.30	68	29	0.223	0.197	<b>-12</b>
	14	1993.08.17	80	48	0.298	0.273	<b>-8</b>
	15	1993.09.03	129	21	0.190	0.321	<b>69</b>
<b>Average absolute error</b>							<b>26</b>

ニューラルネットワークの学習に関して、30,000 回以上に学習回数を増加しても推定誤差は 22%以下に減少しなかった。従って、学習回数を増加しても推定誤差が減少しなくなった時点で学習を完了させている。流出率推定誤差が 22%以下に減少しない一因として、教師データとして用いた流出率実測値のバラツキが考えられる。一般に、流出率実測値のバラツキは比較的大きいことが認められる<sup>[4]</sup>。違う河川でのバラツキの程度を厳密に比較することはできないが、参考として、文献[1]に掲載の流出率実績値（有効雨量/総降雨量）とその近似曲線から、バラツキを推定誤差として算出してみた。その結果、誤差の絶対値平均で 25%程度となっており、この値は本提案法による学習時の誤差 22%に対応している。このように、一般的にも、自然現象を扱う場合、この程度のバラツキや誤差は止むを得ないものとする。

表 4.3 下段によれば 6 例中 4 例について、流出率推定誤差は 30%以内に収まっている。また、推定誤差の絶対値平均は 26%となっている。次に、学習を終えたニューラルネットワークを用いて、基底流量 0~50m<sup>3</sup>/s および流域平均累積雨量 0~250mm に対して、流出率を推定した。その結果を流出率推定曲面として図 4.6 に示す。

Runoff rate no use for the learning 6 examples

- : Observed runoff rate( over curved surface)
- : Observed runoff rate( under curved surface)

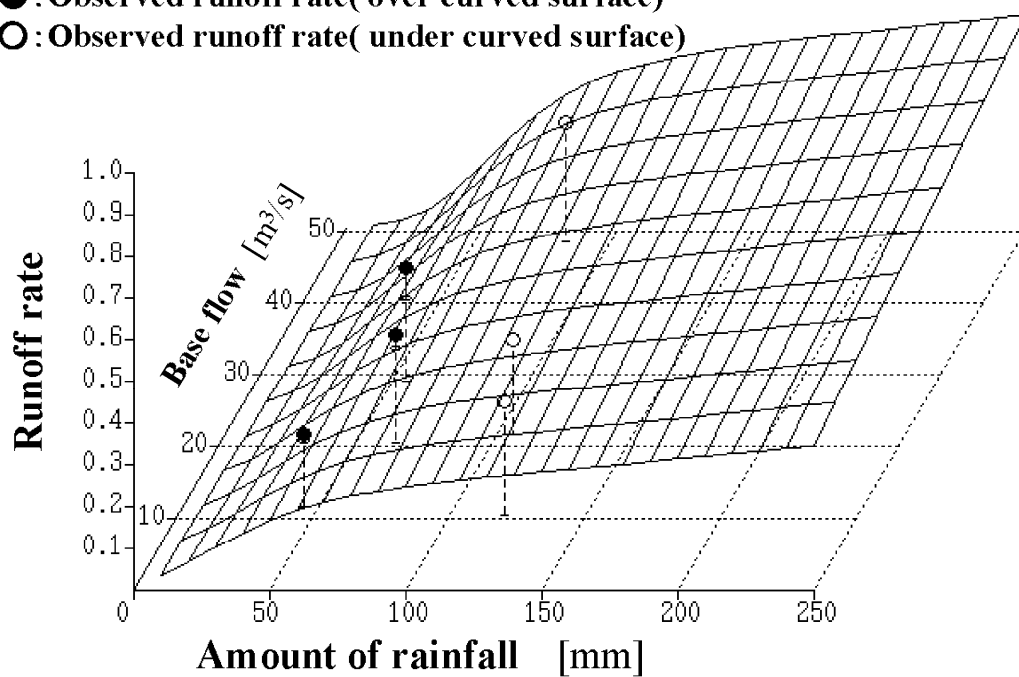


図 4.6 ニューラルネットワークにより推定された流出率推定曲面

同図には今回取り上げた 15 例のうち推定に用いた 6 例の実測流出率も併記しており、曲面より上にあるものを●印で、曲面より下にあるものを○印で示している。図 4.6 を用いることにより、累積雨量と基底流量から流出率の推定値が容易に得られることが分かる。

比較のために、レーダデータを用いず地上雨量観測値のみを用いた場合の流出率推定誤差（表 4.1 参照）と表 4.3 の推定誤差とを併記し、表 4.4 に示した。地上雨量のみを使用した場合と比較して、レーダ雨量を用いた場合の誤差は全体的に小さくなっており、絶対値平均をとると、38%を 26%まで誤差を軽減できている。

レーダ雨量を用いた場合、大きい誤差 2 例についてみれば、いずれも誤差は減少しているものの、依然として、30%以上の誤差を与えている。この場合の誤差原因として、降雨分布の不均一性以外にも流域内の植生状態、土壌の状況なども大きく影響していることも考えられる。

実際のダム運用における予測誤差と本章での推定誤差を同じ基準で比較することはできないが、神通川水系角川ダムを対象とした 1 時間先の流量予測結果として、誤差の平均が 9%程度であるという報告がある<sup>[14]</sup>。流量予測を行う際、降雨量に流出率を乗ずることにより有効雨量（降雨のうち、直接河川に流出する量）を算出し入力データとしており、流出率誤差はそのまま流量誤差となって現れる。従って、流量と流出率は異なる量ではあるが、両者は誤差で比較できる。1 時間先予測は 1 時間前までの実績雨量、実績流量が使用できるために、1 時間毎に誤差修正ができることになり、誤差は比較的小さくできる。他方、本章では 100 時間分の降雨の累積値を与え、流出率を推定しており、個々の降雨ごとにバラツキが出やすく、1 時間先流量予測誤差に比べて、流出率推定誤差は大きくなる。本章で評価用に用いた降雨全 6 例のうち 2 例に大きい誤差を有するが、この 2 例を除けば、誤差の絶対値平均で 13%程度となっており、前述の 1 時間先流量予測結果より若干、大きい程度の誤差となっている。このような結果から、提案手法は実際のダム運用における一般の流量予測手法と比較して、遜色のないものと考えられる。なお、誤差の大きい 2 例の雨量分布を調べた結果、不均一性が著しいことが分かった。レーダデータの活用により若干の精度向上がみられる

ものの、30%以上の推定誤差となった。さらに、ニューラルネットワークの学習法改善や汎化能力を向上することなどにより<sup>[15]</sup>、降雨分布および流出率の推定精度を改善することは可能と考える。

表 4.4 誤差の比較

Date of rain start (y.m.d)	Estimation error [%]	
	Used rain gage data	Used Radar data
1992.08.07	50	39
1992.09.25	-13	9
1993.06.23	-29	-22
1993.07.30	-24	-12
1993.08.17	-28	8
1993.09.03	83	69
<b>Absolute average error</b>	<b>38</b>	<b>26</b>

## 4.6 あとがき

地球環境に負荷をかけないものとして、自然エネルギーを利用した発電方式の普及が期待される。自然エネルギーのうち、水力発電は太陽エネルギーや風力エネルギーによる発電に比べて、大規模発電が可能であり古くから利用されている。しかし、現在の日本において、水力発電として利用可能な地点は殆ど開発されており、今後、新たな水力発電所の増設は困難とされている。そこで、本章では既設水力発電設備の効率的運用を図るために、発電用ダム流人量の総量予測に関して、流出率推定の精度向上について検討した。具体的に、中部日本に位置する矢作川上流域を対象としてレーダ雨量観測値を活用することにより、流出率の推定精度の向上を図ることができた。本章を要約すれば、以下の通りとなる。

- (1) 一連の降雨に対する累積雨量と基底流量から流出率を推定するシステムを構築した。
- (2) 地上雨量計から算出された流域平均雨量値を流出率推定の入力データとして用いると、推定誤差が大きい場合がある。このような誤差の原因として、流域内の降雨分布が一様でないことが考えられる。
- (3) 地上雨量計設置点での雨量観測値とレーダ雨量値との関係を雨量分布推定システムを用いて学習させ、学習後のシステムを用いて流域全体の雨量値が推定できる。
- (4) レーダデータを用いて得られた流域平均雨量を推定し、これを流出率推定の入力とする、2 段式ニューラルネットワークを構築した。
- (5) レーダデータを入力情報とする 2 段式ニューラルネットワークによる流出率推定では、全体的に推定精度の向上がみられた。

以上の結果から、地上雨量推定と流出率推定の 2 段式ニューラルネットワークを用いることにより、流出率推定の精度向上の可能性を確認できた。今後、レーダ雨量、座標および基底流量を入力し、直接、流出率を推定するニューラルネ



ネットワークを構築することにより、流出率推定システムの簡素化を図る。さらに、他の河川を対象として同様の検討を行うとともに、レーダ雨量から直接流出率を推定する手法についても検討を行う予定である。

## 参考文献

- [1] 岩佐義朗：最新土木工学シリーズ 17・最新河川工学，森北出版，1982
- [2] 日野幹雄，長谷部正彦：「流出成分への降雨分離則および部分流出域と流域貯留の関係について」，土木学会論文集，Vol.1985，No.357，pp.133-140，1985
- [3] 電力系統の需給制御技術調査専門委員会：「電力系統の需給制御技術」，電気学会技術報告（II部），No.302，1989
- [4] 日野幹雄，長谷部正彦：「流出率と湿潤指標としての洪水直前流量」，土木学会論文報告集，Vol.1982，No.328，pp.41-46，1982
- [5] 一柳勝宏，後藤泰之，松村年郎，鬼頭幸生：「ニューラルネットワークによる発電用ダム上流域の河川流出率推定」，電気学会論文誌 B，Vol.114，No.9，pp.945-946，1994
- [6] 土木学会編：第2編 水文編，昭和60年版 水理公式集，pp.141-142，土木学会，1985
- [7] 水野勝教，林 伸久，後藤泰之，雪田和人，一柳勝宏，横水康伸，松村年郎：「ニューラルネットワークを活用した地上雨量分布推定に用いる入力情報の検討」，電気学会論文誌 B，Vol.120，No.5，pp.665-671，2000
- [8] 一柳勝宏，小林英夫，竹内大二，松村年郎，鬼頭幸生：「基底流量を考慮した発電用ダム上流域における流出率の推定」，電気学会論文誌 B，Vol.105，No.8，pp.691-697，1985
- [9] 一柳勝宏，児嶋伸幸，後藤泰之，横水康伸，松村年郎：「ニューラルネットワークによるレーダ雨量観測値からの地上雨量分布の推定」，電気学会論文誌 B，Vol.114，No.1，pp.1175-1176，1994
- [10] 稲田 裕，細井正延，橋本 清：わかりやすい土木講座 16 河川，彰国社，1982

- [11] 菅原正巳：水文学講座 7・流出解析法，共立出版，1972
- [12] K.Ichiyanagi, Y.Goto, K.Mizuno, Y.Yokomizu, and T.Matsumura: "An Artificial Neural Network to Predict River Flow Rate into a Dam for a Hydro-Power Plant", 1995 IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN95) , Vol.5 of 6, pp.2679-2682, 1995
- [13] 高瀬信忠：河川水文学，森北出版，1978
- [14] 下村一誠：「ダム操作の信頼性向上」，土木学会誌，Vol.74, No.6, pp.10-11, 1989
- [15] 石川真澄：「忘却を用いたコネクショニストモデルの構造学習アルゴリズム」，人工知能学誌，Vol.5, No.5, pp.595-603, 1990

# 第5章 長期間の河川総流量予測精度向上のためのニューラルネットワークによる季節別予測

## 5.1 まえがき

前章までは、数時間先までという短期の流量予測の精度向上方法について検討を進めてきた。本章では、1ヶ月程度先の河川総流量の予測方法について述べる。

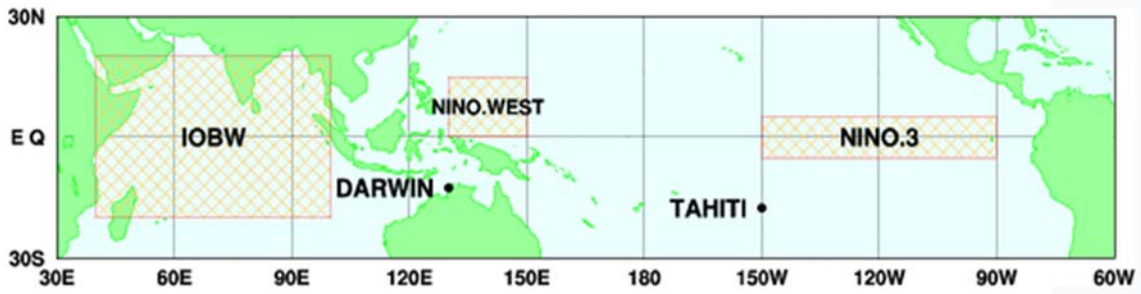
河川流量の長期予測に関して、これまでにニューラルネットワークを活用してエルニーニョ観測情報を用いた予測法を報告している<sup>[1]</sup>。しかし、河川流量は季節ごとに大きく変化するため、梅雨、融雪、積雪など河川流量への影響を考慮した流量予測法の検討が必要とされている。特に積雪寒冷地の河川において、冬季の積雪によって春先の融雪出水や土壌凍結が生じる。融雪出水は出水時期にまとまった雨が降った場合、通常よりも多く出水されるため、ダムの運用が難しい<sup>[2]</sup>。

本章では、積雪や融雪期を含む1ヶ月程度先の水力エネルギーの計画的運用を目的として、河川流量の総量予測手法について検討を行っている。具体的に、エルニーニョ監視海域 (NINO.3)、西太平洋熱帯域 (NINO.WEST)、インド洋熱帯域 (IOBW) の各海域における海面温度情報を用いる手法を提案し、日本の中部地区を対象として提案法の有効性について検討したので、以下に述べる。

## 5.2 エルニーニョ・ラニーニャ現象

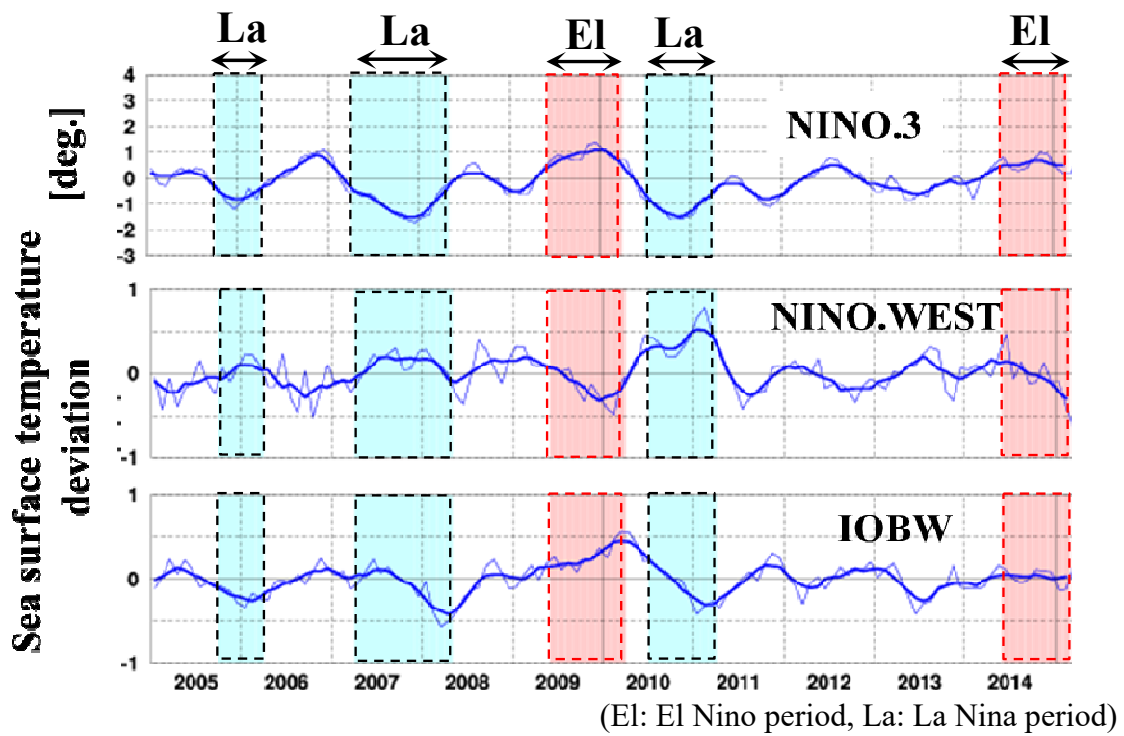
気象庁観測による海面温度の監視区域を図 5.1(a)に示す<sup>[3]</sup>。同図に示すように、NINO.3(太平洋上赤道付近のペルー沖)、NINO.WEST(西太平洋熱帯域のフィリピン海域)、IOBW(インド洋熱帯域)の3か所の海域で水温が観測されている。これらの監視データは、前年までの過去30年間の各月の平均値を基準値とし、この基準値からの海面温度偏差として公開されている。各海域における過去10年間の観測データを図 5.1(b)に示す<sup>[3]</sup>。エルニーニョ監視海域の海面温度の基準値との差の5か月移動平均値が6か月以上続けて $+0.5^{\circ}\text{C}$ 以上となった場合を

「エルニーニョ現象」、 $-0.5^{\circ}\text{C}$ 以下となった場合を「ラニーニャ現象」として定義されている。この現象は、大気の変動と密接に関連しており、世界各地に異常天候を引き起こすとされる<sup>[4]</sup>。



NINO.3: 5degN-5degS and 150degW-90degW  
 NINO.WEST: 15degN-0degN and 130degE-150degE  
 IOBW: 20degN-20degS and 40degE-100degE

(a)監視海域



(b)2005~2014年における海面温度偏差

図 5.1 海面温度の監視海域と海面温度偏差<sup>[3]</sup>

### 5.3 流量予測の対象流域と使用データ

発電用ダム総流入量の予測検討対象として、中部地区主要河川のひとつである矢作川を取り上げる。図 5.2 に同河川の上流域を示す。同領域は流域面積が 505k m<sup>2</sup>あり、全体的に東に高く、西に低い谷を形成している。また、同流域内には 6 か所の地上雨量計が設置されており、同図の A～F で示す。これらの雨量計の観測値から流域内の平均雨量値を算出し、これを予測システムの入力データとして用いる。各雨量計は 1 時間毎の降雨量を観測している。

一般に雨は広い地域にわたって降っており、その降り方は不均一である [5]。したがって、各雨量計の観測値から対象とする流域全体の平均雨量値を求めるために、ティーセン法を用いた [6,7]。本検討では、2003 年～2012 年の 10 年間に観測された降雨・流量データを使用した [1]。なお、各季節に対応する総流量として、梅雨期を 6 月～8 月、融雪期を 4 月～5 月、積雪期を 2 月～3 月とし、各時期における累積流量として用いた。

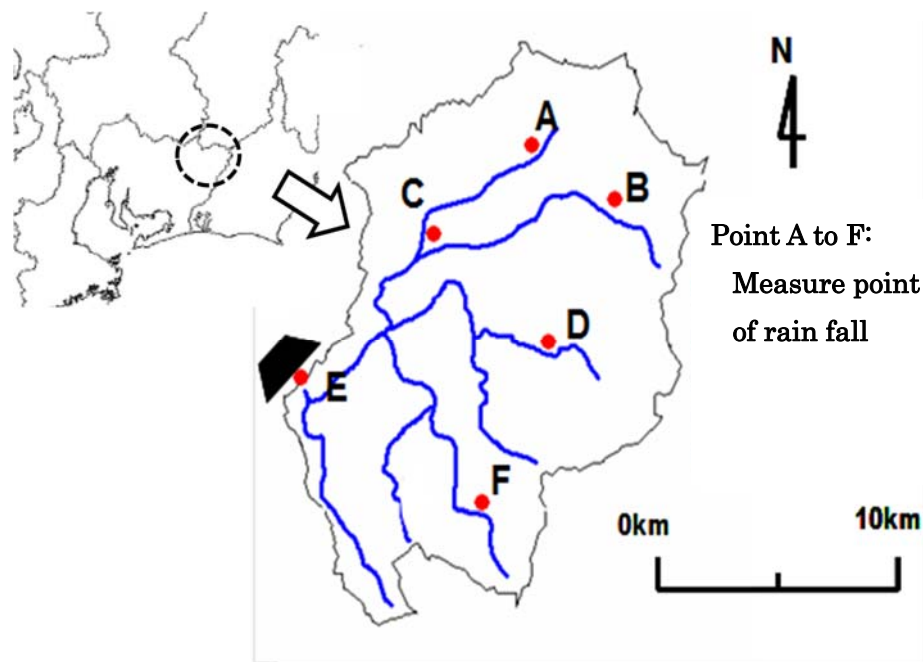


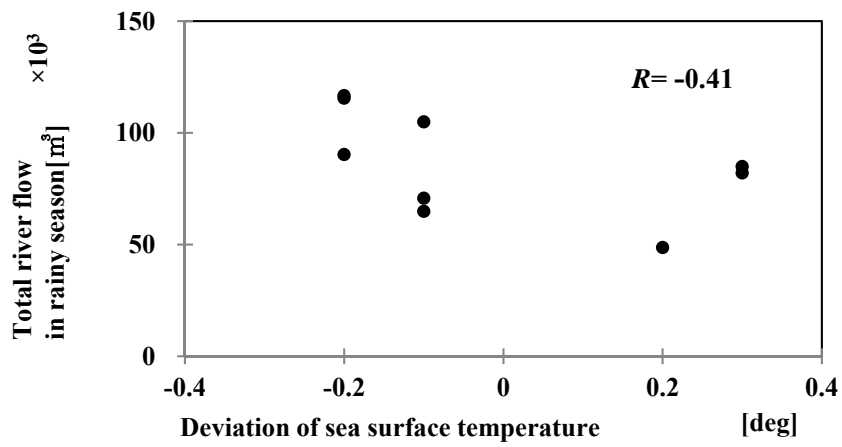
図 5.2 矢作川上流域.

## 5.4 海面温度観測情報と河川流量の相関性

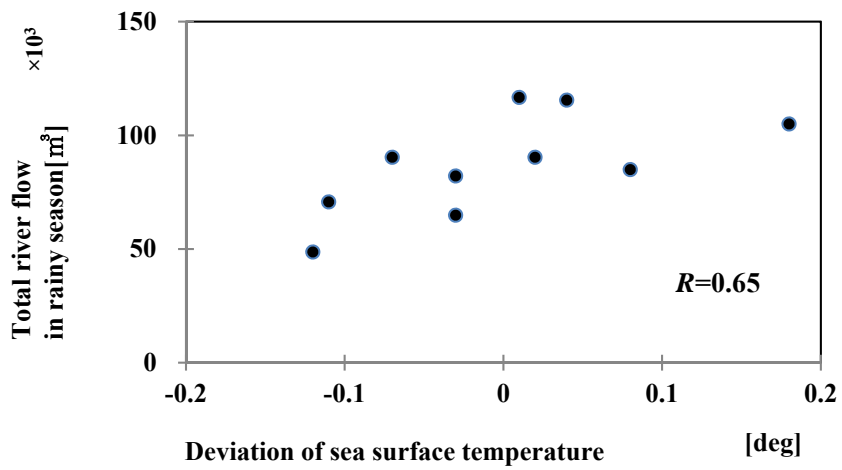
### 5.4.1 梅雨期との相関性

1月から5月までに観測される各種気象情報、赤道上海面温度偏差と予測対象地点の梅雨期流量との相関性を調べた。各種気象情報、赤道上海面温度のデータ抽出期間として2003年から2012年の10年間を対象とした。図5.3に5月における各海域の海面温度偏差と梅雨期流量の相関を示す。同図から、海面温度偏差が高いとき総流量はNINO.3では少なく、NINO.WESTでは逆に多くなる傾向にある。IOBWでは顕著な傾向は少ない。このように、梅雨期(6~8月)におけるNINO.3(太平洋東海域)とNINO.WEST(太平洋西海域)とで、海面温度に対して、総流量の変化が全く逆の傾向がみられる。これは、太平洋赤道付近に吹く東風(貿易風)に関係しており、エルニーニョ期の赤道上海面水温は東海域で高く、西海域で低い。逆に、ラニーニャ期は西海域で高く、東海域で低い(図5.1のNINO.3およびNINO.WESTを参照)<sup>[4]</sup>。したがって、対象流域の総流量の変化傾向は赤道上の両海域における各海面水温変化に対して逆傾向となるものと考えられる。図5.4は4月の予測対象地点における日照時間、平均気温、総降雨量と梅雨期流量との相関を示す。梅雨期流量について、日照時間と平均気温では共に高いほど少ない傾向にあり、総降雨量では多くなる。他の海域温度や対象流域の気象情報と相関関係を調べ、その結果を表5.1に示す。同表より、4月の気象情報の諸量と梅雨期の総流量との間にある程度の相関性が認められる。また、他の月の相関係数と比較により、5月の海面温度偏差に相関性が確認できる。表中の太枠線は、後述する梅雨期に用いる流量予測システムの入力情報に対応する相関係数値を示している。

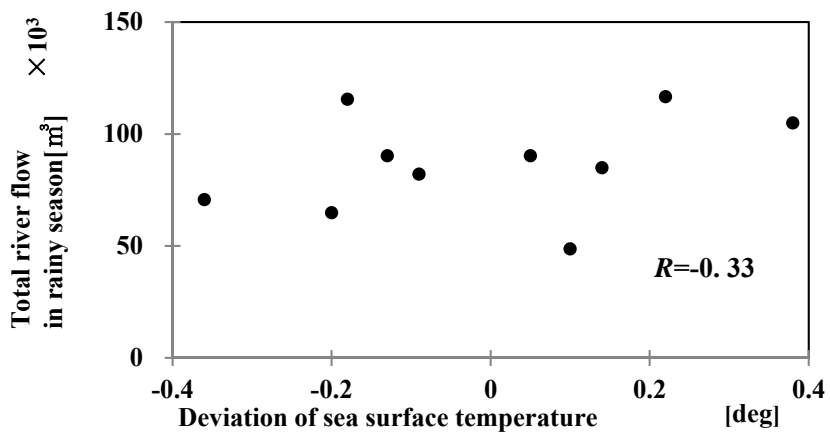




(a) NINO.3

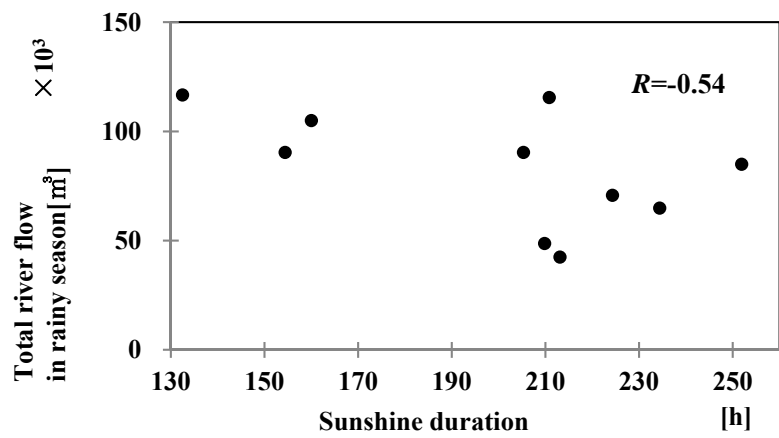


(b) NINO.WEST

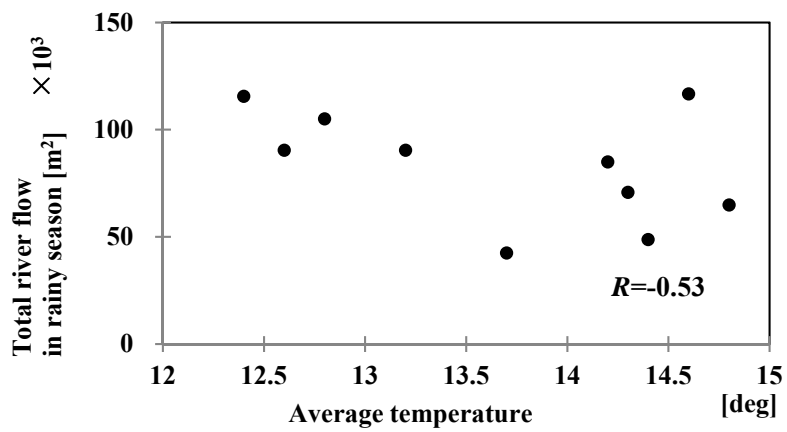


(c) IOBW

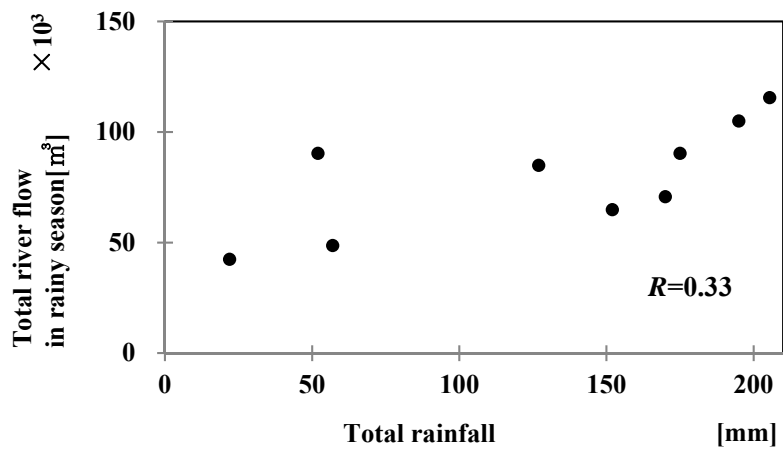
図 5.3 5 月期海面温度偏差と梅雨期流量の相関



(a) 日照時間



(b) 平均気温



(c) 総降雨量

図 5.4 矢作川上流域の 4 月期気象情報と梅雨期流量の相関

表 5.1 矢作川上流域の気象情報と梅雨期流量との相関

<b>Kind of observed data</b>		<b>Mar.</b>	<b>Apr.</b>	<b>May</b>
<b>Sea surface temp.</b>	<b>NINO.3</b>	<b>-0.17</b>	<b>-0.20</b>	<b>-0.41</b>
	<b>NINO.WEST</b>	<b>0.04</b>	<b>0.57</b>	<b>0.65</b>
	<b>IOBW</b>	<b>-0.25</b>	<b>-0.25</b>	<b>-0.33</b>
<b>Rate of sunshine</b>		<b>0.23</b>	<b>-0.54</b>	<b>-0.14</b>
<b>Average temp.</b>		<b>-0.27</b>	<b>-0.53</b>	<b>-0.12</b>
<b>Total rainfall</b>		<b>0.17</b>	<b>0.33</b>	<b>0.16</b>

#### 5.4.2 融雪期との相関性

前年12月から翌年2月の間に観測される情報として、各種気象情報、赤道上の海面温度偏差を取り上げ、予測対象地点の融雪期の総流量との相関性を調べた。それらの結果のうち、図5.5は2月の予測時点におけるNINO.WESTと融雪期の総流量の相関関係を示しており、海面温度偏差が高いほど、融雪期の総流量は多い傾向にある。しかし、他の海域(NINO.3およびIOBW)についても海面水温と総流量の相関性を調べた結果、両者の間に明確な関係は認められなかった。このことは、融雪期(4月～5月)の流量は気温に影響されその流出量に変化し易いことから、日本に近いNINO.WEST(太平洋西海域)の海面水温が対象河川流域の気温に大きく関係し、さらに流量にも大きく関係することによるものと考えられる。

他の海域における海面温度偏差やダム上流域の気象情報と融雪期総流量との相関性を調べ、その結果を表5.2にまとめた。海面水温偏差は海域NINO.WESTにおける前年12月～翌年2月の監視情報が融雪期総流量とある程度の相関性を有し、また、対象流域内の気象情報にも流量とある程度の相関性が確認できる。同表の太枠線は、後述する融雪期に用いる流量予測システムの入力情報に対応する相関係数値を示している。

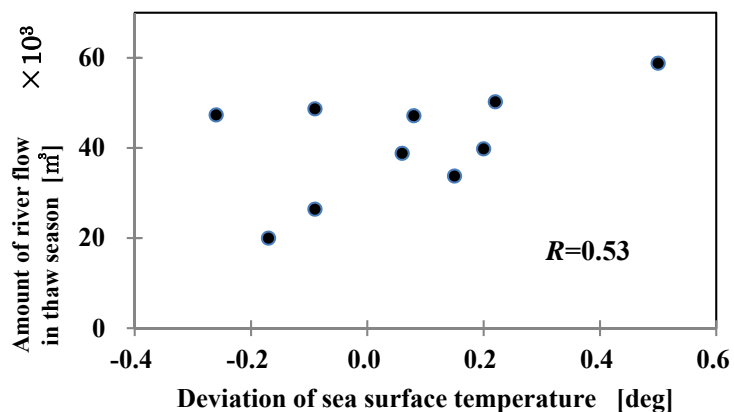


図 5.5 2 月期 NINO.WEST 海域の海面温度偏差と融雪期総流量との相関

表 5.2 矢作川上流域の気象情報と融雪期総流量との相関

Kind of observed data		Dec.	Jan.	Feb.
Sea surface temp.	NINO.3	-0.16	-0.10	-0.05
	NINO.WEST	0.48	0.47	0.53
	IOBW	-0.02	-0.06	-0.04
Rate of sunshine		0.04	0.38	-0.14
Average temp.		-0.36	-0.75	0.23
Maximum temp.		-0.36	-0.71	0.29
Minimum temp.		-0.30	-0.76	0.25
Total rainfall		-0.59	-0.03	0.49

### 5.4.3 積雪期との相関性

前年 11 月から翌年 1 月に観測される情報として、各種気象情報、赤道上の海面温度偏差を取り上げ、予測対象地点の積雪期の総流量との相関性を調べた。それらの結果のうち、図 5.6 は 1 月の海面温度偏差 (IOBW) と積雪期の総流量との相関関係を示しており、海面温度偏差が高いほど、総流量が多い傾向にある。前年 11 月と 12 月、翌年 1 月における赤道付近の海面温度偏差や対象流域内の気象情報との相関性を調べ、その結果を表 5.3 に示す。同表の海面水温についてみると、積雪期 (2 月～3 月) の流量は、IOBW (インド洋熱帯海域) や NINO.WEST (太平洋西海域) の前年 11～翌年 1 月の観測値に相関係数 0.4～0.6 を示しており、比較的高い相関性が確認される。このように、積雪期の流量が 2～3 ヶ月前の赤道上の海面水温に影響される結果は、インド洋熱帯域の海面水温がエルニーニョ/ラニーニャ現象は発生から 2～3 ヶ月程度遅れて影響し、これにより日本での気温も平年より高く(低く)なる<sup>[4]</sup>とされていることと類似の結果と言える。海面水温の他に表 5.3 から、日照時間、累積雨量、積雪期総流量との間にも、ある程度の相関性が確認できる。同表の太枠線は、後述する積雪期に用いる流量予測システムの入力情報に対応する相関係数値を示している。

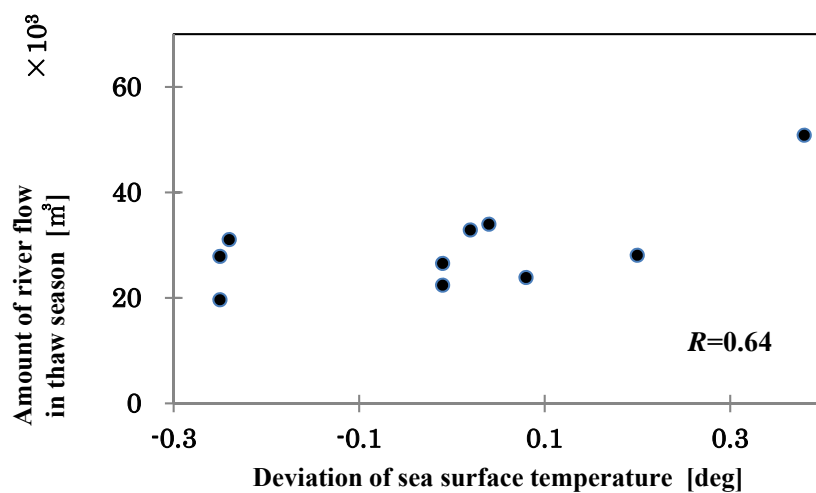


図 5.6 1 月期 IOBW 海域の海面温度偏差と積雪期総流量との相関

表 5.3 矢作川上流域の気象情報と積雪期総流量との相関

Kind of observed data		Nov.	Dec.	Jan.
Sea surface temp.	NINO.3	0.30	0.34	0.39
	NINO.WEST	-0.45	-0.44	-0.45
	IOBW	0.49	0.56	0.64
Rate of sunshine		0.22	0.50	-0.35
Average temp.		-0.07	-0.11	-0.05
Maximum temp.		0.00	-0.01	-0.10
Minimum temp.		-0.09	-0.18	-0.09
Total rainfall		0.39	-0.24	-0.07

#### 5.4.4 海面水温と降雨量との相関関係

流量に直接的に影響する気象要素として降雨量が挙げられる。数ヶ月先雨量の予測を目的として海面水温と中部日本における降雨量との相関性について、先に検討した<sup>[3]</sup>。その結果、海面水温が降雨に及ぼす影響は 2~3 ヶ月ほどの時間遅れがあることが確認できた。降雨の大半が流量として河川に流出するのに要する時間がわずかに数時間程度であることから 2~3 ヶ月という期間で見た場合、その影響は少ないと考えられる。以上のことより、海面水温と降雨量との関係は、前述の海面水温と流量との関係に類似していると言える。

### 5.5 各季節における総流量予測

#### 5.5.1 総流量の予測システム

本論文で用いた総流量予測システムを図 5.7 に示す<sup>[5]</sup>。同図より、予測システムは入力層、中間層、出力層からなる 3 層の単純階層型ニューラルネットワークにより構成している。予測システムの入力層には、予測時点で入手可能なデータを用いることとし、総流量と比較的相関性が高いとされる赤道上海面温度偏差と対象ダム上流域の気象情報を用いている。

ここで、ニューラルネットワークの学習用に 1993 年から 2007 年(15 年間)のデータを使用し、予測結果の検証のために 2008 年~2012 年(5 年間)のデータを使用した。中間層のユニット数の選定には、あらかじめ学習データ  $N_{tr}$  個のうちの 1 個を検証用データとして用いる、いわゆる Leave-one-out 法を用いて決定した。具体的には、ニューラルネットワークの過学習を避けるために、中間層を少ないユニット数から順次多くしながら、 $N_{tr}-1$  個のデータによる学習と検証データの予測を繰り返し行った結果、少ない予測誤差を与える中間層のユニット数として、4 ユニットが選定された<sup>[8]</sup>。本研究の対象流域の梅雨期、融雪期、積雪期において用いる総流量予測システムはいずれも中間層 4 ユニットとした。



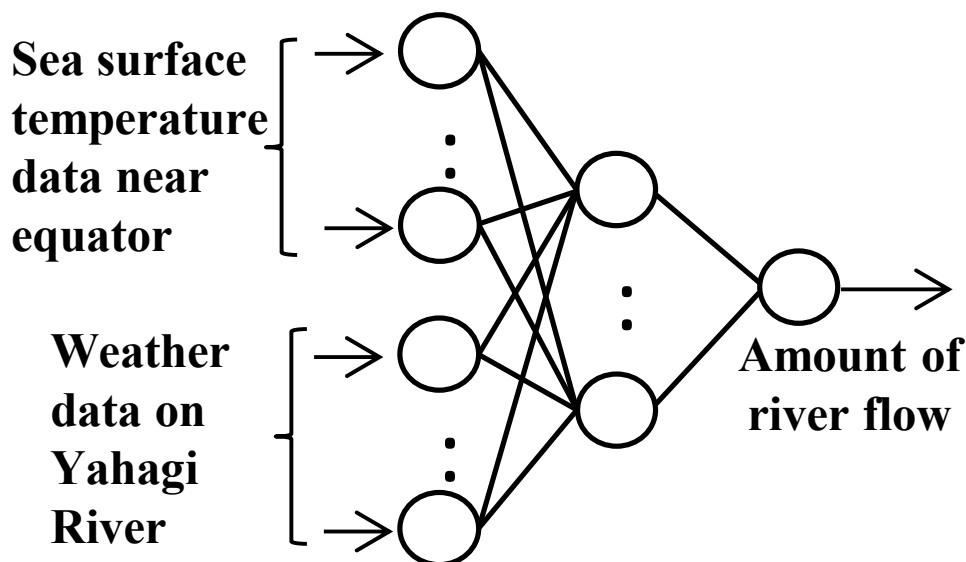


図 5.7 ニューラルネットワークによる河川流量予測システム

### 5.5.2 梅雨期における総流量予測

梅雨期(6月～8月)における総流量を予測するために、NN法の入力情報として、先の表 5.1 で示す相関性の結果から、予測に用いる入力諸量を選択した。選択基準として、相関係数 0.3～0.4 程度以上を与える入力情報と過去データを用いた予測の試行結果から、より少ない誤差を与える入力情報を決定した。最終的に決定した入力情報に対応する相関係数を表 5.1 の太線枠で示す。選択決定した予測の入力情報として、5月の赤道上海面温度偏差と4月の気象情報の諸量を用いることとした。したがって、5月期の3海域(NINO.3, NINO.WEST および IOBW) で観測された海面温度偏差および4月期の矢作川上流の気象情報を用いて梅雨期の総流量予測を行った。その結果を図 5.8 に示す。流量予測値(破線)はその実績値(実線)に比較的近い値を示している。予測結果を誤差で比較し、表 5.4 にまとめた。誤差の絶対値平均は 8.1%となった。

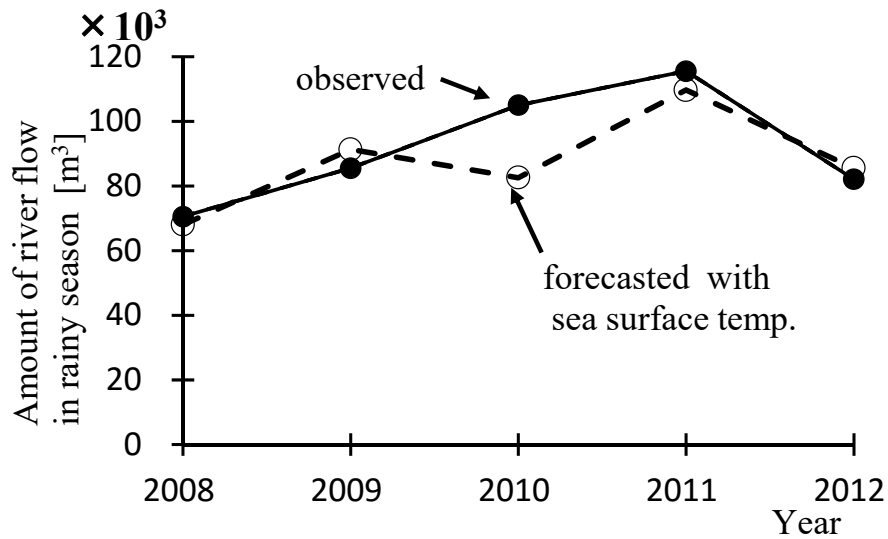


図 5.8 梅雨期における総流量予測結果

表 5.4 梅雨期における総流量予測誤差

Year	Observed Rivverflow[m³]	Forecasted RIVERflow[m³]	Error[%]
2008	70,500	68,010	-3.5
2009	85,500	91,245	6.7
2010	105,000	82,530	-21.4
2011	115,500	109,680	-5.0
2012	82,500	85,455	3.6
Average absolute error[%]			8.1

### 5.5.3 融雪期における総流量予測

融雪期を4月～5月とし、この時期の総流量を予測するために、前節の梅雨期と同様の方法により予測に用いる入力情報を選択決定し、対応する相関係数の値を表5.2の太枠線で示す。選択決定された入力情報として、前年12月～翌年2月のNINO.WEST海域における海面温度偏差と各種気象情報（1月の日照時間、平均気温、最高・最低気温、前年12月の累積雨量、最高・最低気温）を用いて総流量予測を行った。その結果を図5.9に示し、予測誤差として表5.5にまとめた。同図および同表によれば、融雪期の流量予測値はその実績値に比較的近い値を示し、予測誤差の絶対値平均は12.2%であった。

しかし、図5.8および図5.9における2010年の予測結果が他の年と比較して誤差が大きいと云える。これは図5.1(b)に見られるように、この時期におけるペルー沖海面温度偏差から判断すれば、エルニーニョ期（2009年）からラニーニャ期（2010年前半）にかけて大きく変化している時期である。このような時期には他の年に比べ、異常気象が発生し易く、一般にも予測が困難とされる。したがって、2010年はエルニーニョからラニーニャへの切り替わり時期に当たり、流量予測が外れ、大きな誤差を示したとも考えられる。

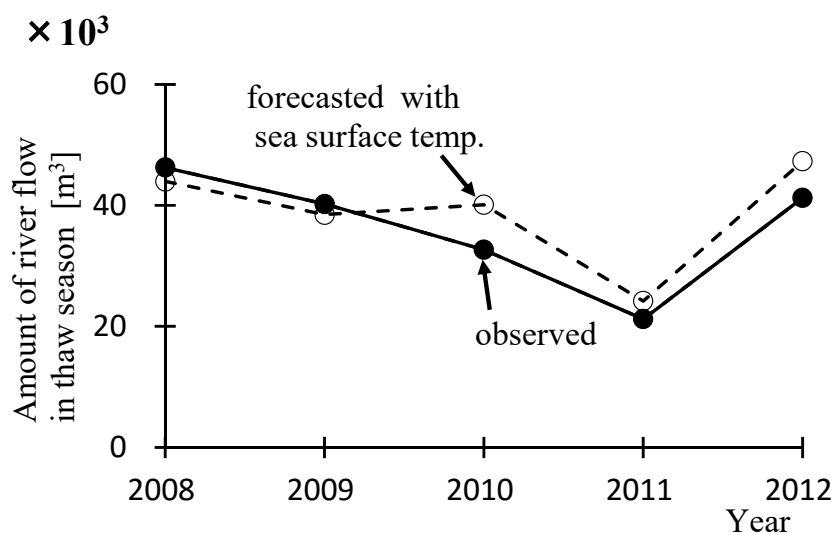


図 5.9 融雪期における総流量予測結果

表 5.5 融雪期における総流量予測誤差

Year	Observed River Flow[m <sup>3</sup> ]	Forecasted River Flow[m <sup>3</sup> ]	Error[%]
2008	46,258	43,954	5.0
2009	40,228	38,470	4.4
2010	32,680	40,114	-22.7
2011	21,208	24,202	-14.1
2012	41,230	47,302	-14.7
Average absolute error[%]			12.2

#### 5.5.4 積雪期における総流量予測

積雪期を2月～3月とし、同時期の総流量を予測するために、前節までと同様の方法により予測に用いる入力情報を選択決定した。予測の入力情報として、表 5.3 の太枠線数値に対応する海面温度（IOBWにおける前年11月～翌年1月）および気象情報（12月と1月日照時間、11月累積雨量）などの諸量を用いた。その予測結果を図 5.10 に示し、予測誤差として表 5.6 にまとめた。同図および同表から、積雪期の流量予測値はその実績値に比較的近い値を示しており、予測誤差の絶対値平均は 18.6%である。

しかし、同図の予測結果について、図 5.8 の梅雨期や図 5.9 の融雪期に比べて誤差が大きいと言える。これは、積雪期の対象ダム上流域に降った雨や雪は他の時期に比べて、より複雑な機構を経て河川に流出することが関係していると考えられる。

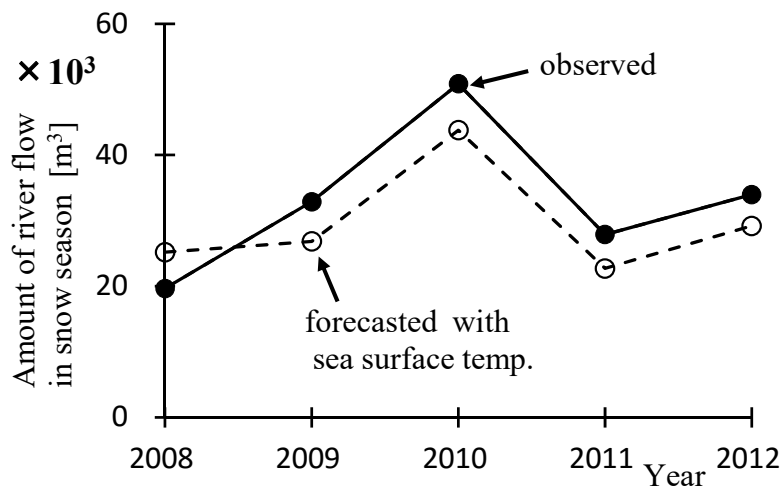


図 5.10 積雪期における総流量予測結果

表 5.6 積雪期における総流量予測誤差

Year	Observed River Flow[m³]	Forecasted River Flow[m³]	Error[%]
2008	19,644	25,184	28.2
2009	32,879	26,826	18.4
2010	50,847	43,787	13.9
2011	27,875	22,700	18.6
2012	33,954	29,202	14.0
Average absolute error[%]			18.6

### 5.5.5 海面温度偏差データ利用による改善効果

海面温度偏差データを用いた場合の総流量予測精度の改善効果を調べるために、海面温度偏差データを用いない場合の予測システムの学習および検証を行った。使用した気象データは梅雨期，融雪期および積雪期について，それぞれ表 5.1，表 5.2 および表 5.3 で太枠線に対応する情報のうち，気象情報（日照時間，平均気温，最高・最低気温，降雨量）のみを用いた。その結果の総流量予測誤差を表 5.7 に示す。同表には，前節までに述べた海面温度偏差を用いる場合の予測誤差も併記した。同表から，海面温度偏差を用いることにより，総流量予測は梅雨期で 20.2→8.1%，融雪期で 42.3→12.2%，積雪期で 58.7→18.6%の誤差改善が確認できる。

表 5.7 海面温度情報を用いた場合の予測精度改善

Year	Rainy season		Thaw season		Snow season	
	With sea surface temp. [%]	Without sea surface temp. [%]	With sea surface temp. [%]	Without sea surface temp. [%]	With sea surface temp. [%]	Without sea surface temp. [%]
2008	-3.5	25.8	-5.0	-67.9	28.2	-6.0
2009	6.7	-11.4	-4.4	5.3	-18.4	-28.1
2010	-21.4	-17.5	22.7	13.1	-13.9	-53.7
2011	-5.0	-14.0	14.1	104.3	-18.6	128.9
2012	3.6	32.4	14.7	21.0	-14.0	76.9
Average absolute error[%]	8.1	20.2	12.2	42.3	18.6	58.7

## 5.6 まとめ

本章では、赤道付近の海面温度データを用いて梅雨期、融雪期および積雪期に対応した流量予測システムを構築し、手法の有効性について検討を行った。提案手法の特徴は以下の通りである。

- (1) 赤道付近の海面温度情報は大気の変動と密接に関連していることに着目し、梅雨期、融雪期、積雪期について総流量と相関を調べた。その結果、海面温度や対象ダム上流域の気象情報は総流量との間に比較的高い相関性がみられた。
- (2) 流量予測を行う時期に対して、用いる最適な入力情報は大幅に変わることから、予測時期に対応した入力情報を取捨選択する必要がある。
- (3) 海面温度情報を用いることによる効果を検討するために、海面温度情報を用いない場合の総流量予測誤差を調べた。その結果、総流量予測精度は絶対値誤差平均で見ると梅雨期で 20.2→8.1%，融雪期で 42.3→12.2%，積雪期で 58.7→18.6%にまで改善できた。

提案手法は気象庁発表の海面温度、対象流域の気象と流量のデータを用いるのみで、ニューラルネットワークによる予測システムが容易に構築できることから、中小水力発電用ダムへの適用が可能と言える。

## 参考文献

- [1] 山田富士宏, 山本信幸, 杉本重幸, 一柳勝宏, 日比野泰之, 中野寛之, 水野勝教, 雪田和人, 後藤泰之:「エルニーニョ観測情報を用いた梅雨期雨量の予測」, 電気学会論文誌 B, Vol.130, No.3, pp.383-384, 2010
  
- [2] 小原一哉, 堺茂樹:「降雪・積雪・融雪過程のモデル化と河川融雪流出予測への応用に関する研究」, 土木学会論文集 B, Vol.64, No.1, pp.49-61, 2008
  
- [3] 気象庁ホームページ:  
[http://www.data.jma.go.jp/gmd/cpd/elnino/kanshi\\_joho/kanshi\\_joho2.html](http://www.data.jma.go.jp/gmd/cpd/elnino/kanshi_joho/kanshi_joho2.html)
  
- [4] 気象庁:「異常気象レポート (2005)」
  
- [5] 一柳勝宏, 水野勝教, 中島幸一, 山田浩, 雪田和人, 後藤泰之, 松村年郎, 川島靖弘:「レーダデータ活用による発電用ダム上流域における河川流出率推定」, 電気学会論文誌 B, Vol.124, No.2, pp.229-236, 2004
  
- [6] 岩佐義朗:「河川工学」, 森北出版, 1979
  
- [7] 水野勝教, 林 伸久, 後藤泰之, 雪田和人, 一柳勝宏, 横水康伸, 松村年郎:「ニューラルネットワークを活用した地上雨量分布推定に用いる入力情報の検討」, 電気学会論文誌 B, Vol.120, No.5, pp.665-671, 2000
  
- [8] 楊 子江:「直交化最小二乗法による階層型ニューラルネットワークの中間層ニューロン数の削減法」, 計測自動制御学会論文集, Vol.33, No.3, pp.216-223, 1997



# 第6章 アメダスデータと天気図パターンマッチングを用いた風力変動予測

## 6.1 まえがき

前章まで水力発電の有効利用について検討してきた。再生可能エネルギーの中で、水力発電が最も効率がよい発電方法であるものの、国内において新たに開発可能な箇所はごく僅かであるため、他の再生可能エネルギーと組み合わせていくことが必要となる。風力発電は太陽光発電に比べて、システムあたりの発電容量が大きい特徴を有している。国内では、2014年度までに約293万kWが導入済みとなっている。

風力発電は変動が大きく持続性に欠けるといった難点があり、系統連系により、電源として直接利用することが困難となる<sup>[1]</sup>。風力発電は実用化が容易なことから、これまでも、種々の研究が盛んに行われてきた<sup>[2]</sup>。そこで、風力発電量を精度良く予測し、系統運用に反映させることにより、風力エネルギーの高効率利用が期待できる。本章ではニューラルネットワークを用いて予測を行い、学習データの選択としてパターンマッチングを用いた<sup>[3]</sup>。広域の気象データとして、天気図とアメダス10分値データを用いて風速の時間変動予測を行い、予測結果の検討を行った。

## 6.2 予測システムに用いる教師データと類似天気日の抽出

### 6.2.1 予測に用いる教師データ

ニューラルネットワークを用いて予測や推定などを行う場合、教師データを用いたシステムの学習が必要である。ニューラルネットワークの学習用データは予測に用いるデータに類似したものを使用することにより予測精度向上が期待できる。ここでは、ニューラルネットワークに用いる学習用データとして、予測対象日と類似した天気図を抽出し、使用することを試みた。以下に、天気図データの作成と類似天気日の抽出のためのパターンマッチング法を示す。

## 6.2.2 天気図データベースの作成

気圧配置や前線の有無は天候に大きな影響を与える。使用する天気図データベースは、1999年～2001年に発行された気象年鑑に掲載されている天気図日記の9時の天気図を用いて作成した<sup>14)</sup>。

天気図データベースには、各日の天気図を256（16×16）ブロックに区切り、2項目（気圧、前線）をデータ化し登録した。各ブロックに、表6.1に示される気圧の値を980hPaから1036hPaまで4hPa毎に分けられた値を与える。これをデータ化する対象日の行列データ（16×16）として登録する。前線については、寒冷前線、温暖前線、停滞前線、閉塞前線、前線がない場合の5種類を数値変換し、種類と有無をデータ化し登録した。

表 6.1 気圧変換表

Atmospheric pressure [hPa]	Converted values	Atmospheric pressure [hPa]	Converted values
$980 < P_i$	0	$1,008 < P_i < 1,012$	8
$980 < P_i < 984$	1	$1,012 < P_i < 1,016$	9
$984 < P_i < 988$	2	$1,016 < P_i < 1,020$	10
$988 < P_i < 992$	3	$1,020 < P_i < 1,024$	11
$992 < P_i < 996$	4	$1,024 < P_i < 1,028$	12
$996 < P_i < 1,000$	5	$1,028 < P_i < 1,032$	13
$1,000 < P_i < 1,004$	6	$1,032 < P_i < 1,036$	14
$1,004 < P_i < 1,008$	7	$P_i > 1,036$	15

表 6.2 前線変換表

Kind of front	Converted value
None	0
Cold front	1
Warm front	2
Stationary front	3
Occluded front	4

### 6.2.3 パターンマッチング手法

予測対象日の気圧  $P_{0i}$ , 前線  $Z_{0i}$  と過去の比較すべき天気日の気圧  $P_i$ , 前線  $Z_i$  から, 天気図の類似度を表す評価指標  $J_t$  を算出する。

$$J_t = \sum_{i=1}^{256} \{|P_{0i} - P_i| + |Z_{0i} - Z_i|\} \quad (6.1)$$

式(6.1)で示す評価指数  $J_t$  が最も 0 に近い天気図がデータベースから類似天気図として抽出される。

図 6.1 は予測日として用いた天気図である。同天気図について, 表 6.1 および表 6.2 を用いて得られた行列を図 6.2 に示す。このような行列データについて, 過去の天気図データを用いて, 式(6.1)により, 評価指標  $J_t$  を算出する。この  $J_t$  の値が 0 に近ければ近いほど対象日の天気図と類似していることになる。

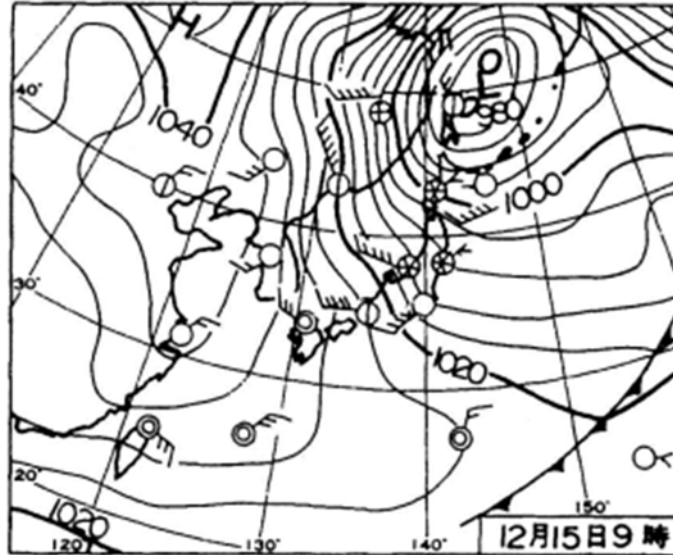


図 6.1 天気図 (2001 年 12 月 15 日)  
 (出典：気象年鑑 2002 年版)

0	0	1	2	2	2	2	1	1	1	0	0	1	1	1	1
0	0	0	1	2	2	1	2	2	4	4	2	1	2	1	2
0	0	0	0	1	1	0	1	3	5	7	6	3	0	2	3
0	0	0	0	0	1	0	1	3	5	7	6	5	2	1	3
0	0	0	0	0	1	0	0	2	4	6	6	6	4	1	2
0	0	0	0	1	1	1	0	1	2	4	5	6	4	2	0
0	0	0	0	1	1	2	1	0	0	2	3	5	4	2	0
1	1	1	1	1	1	1	2	0	0	2	1	3	3	2	0
1	1	1	1	1	1	1	2	0	0	0	1	2	2	0	1
1	0	1	1	1	1	1	2	0	0	1	1	1	0	0	0
1	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1
0	0	1	1	1	1	2	1	1	1	0	0	0	0	0	1
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1
0	1	1	1	0	0	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1
1	1	2	2	1	1	1	2	2	2	1	1	1	1	1	1

図 6.2 天気図行列データ (2001 年 12 月 15 日)

#### 6.2.4 パターンマッチング結果

天気図データベースを用いてパターンマッチングを行った。図 6.1 で示した 2001 年 12 月 15 日を予測対象日として類似天気図を抽出した。評価指標  $J_t$  が最小として抽出された天気図 (1999 年 12 月 11 日) である。図 6.1 と図 6.3 は全体的な気圧配置が類似しており、オホーツク海沖に位置する気圧の中心やそれを取り巻く等圧線など、良く似ている。

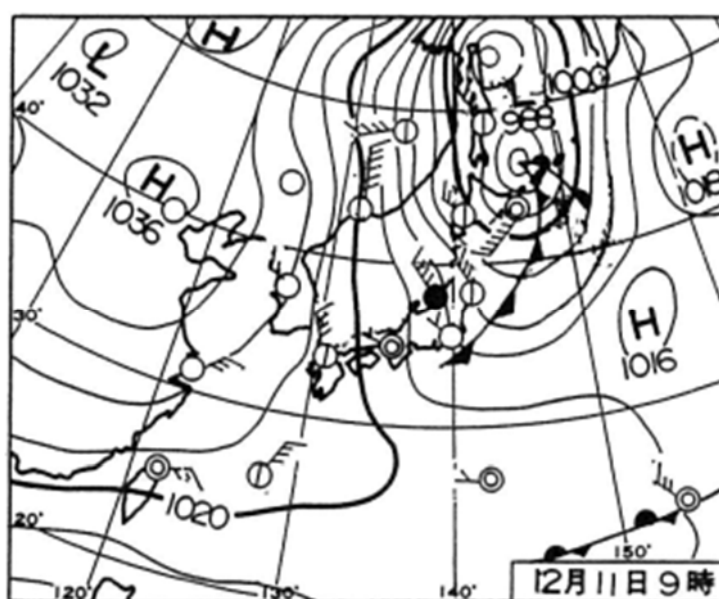


図 6.3 図 6.1 に類似した天気図 (1999 年 12 月 11 日)  
(出典：気象年鑑 2000 年版)

先の予測対象日として取り上げた 2001 年 12 月 15 日および類似天気日として抽出された 1999 年 12 月 11 日について、両日の風速変動を調べた。その結果を図 6.4 に示す。なお、図中の風速値は 10 分間隔で得られたものである。同図から、両日の風速値は若干異なるものの変化パターンの類似性が確認できる。また、両日の風速値の相関を時間毎に調べた。その結果を図 6.5 に示す。相関図からも、両風速値変動の類似性が確認できる。同様の比較を別の予測対象日について調べた結果を図 6.6 および図 6.7 に示す。これらの図からも、予測対象日と類似天気日における風速変動の類似性が確認できる。

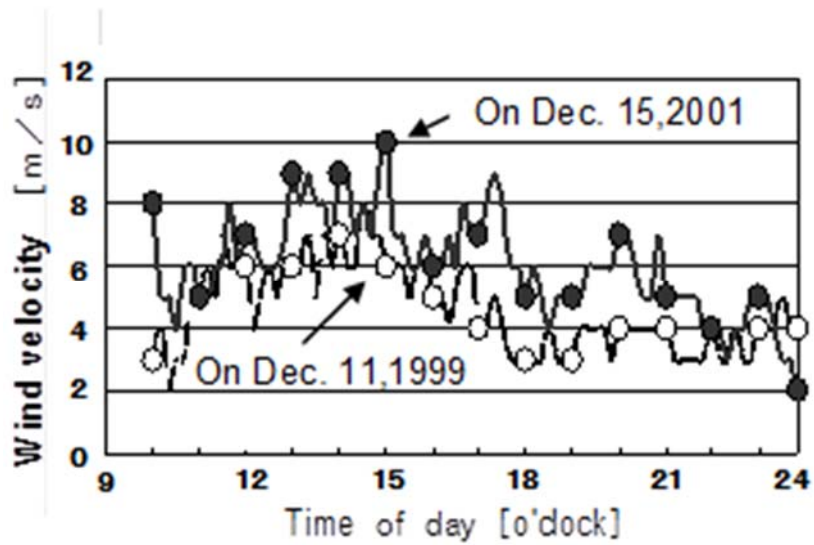


図 6.4 類似天気日の風速変動の比較  
(2001年12月15日と1999年12月11日)

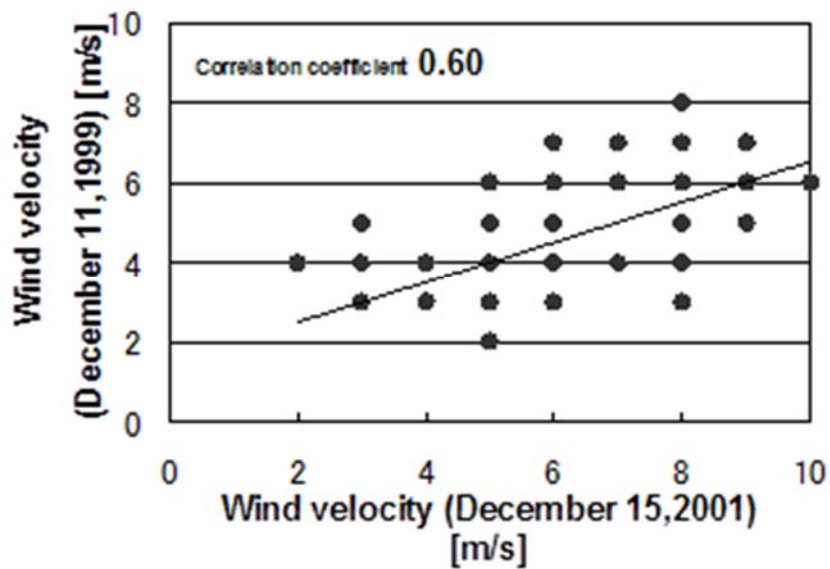


図 6.5 風速の相関図  
(2001年12月15日と1999年12月11日)



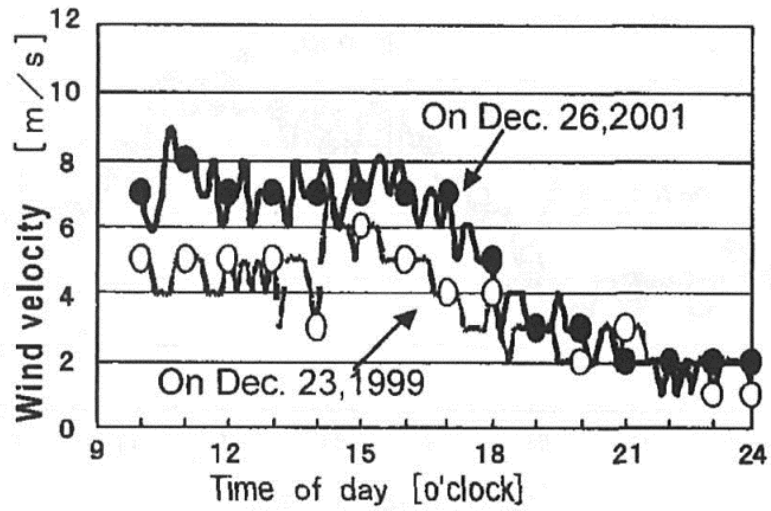


図 6.7 類似天気図の風速変動の比較  
(2001年12月26日と1999年12月23日)

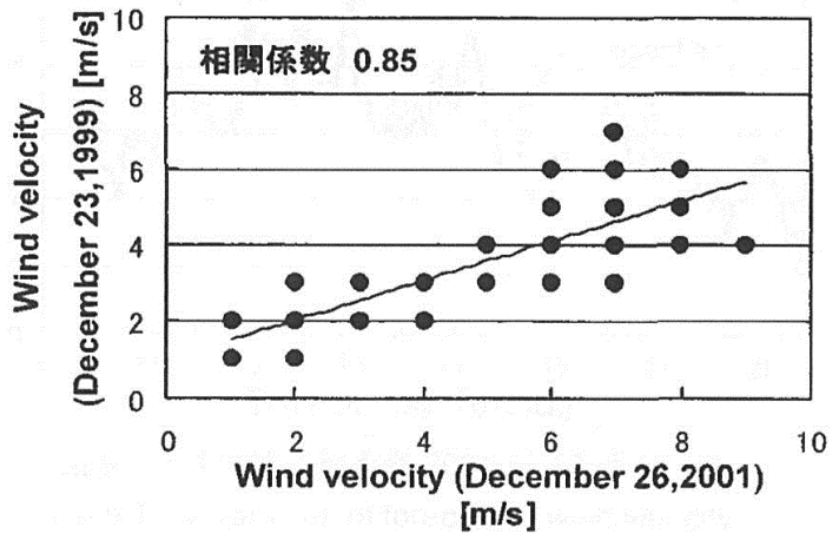


図 6.8 風速の相関図  
(2001年12月26日と1999年12月23日)

### 6.3 予測システムの構成

風速変動予測のために図 6.8 に示すニューラルネットワークを用いた。入力層として、対象地点で観測された現時点( $t=0$ ), 10 分前( $t=-\Delta t$ ), 20 分前( $t=-2\Delta t$ ) $\dots$ , 50 分前( $t=-5\Delta t$ )における風速値の 6 ユニットを用いた。出力層は、1 時間後( $t=6\Delta t$ )の風速値として対応させた 1 ユニットを用いた。ここで、 $\Delta t$  は風速データのサンプリングであり、ここでは 10 分である。中間層は 1 層で、中間層は 5 ユニットとした。中間層のユニット数は予測時間と計算時間との両面から試行錯誤により決定した。

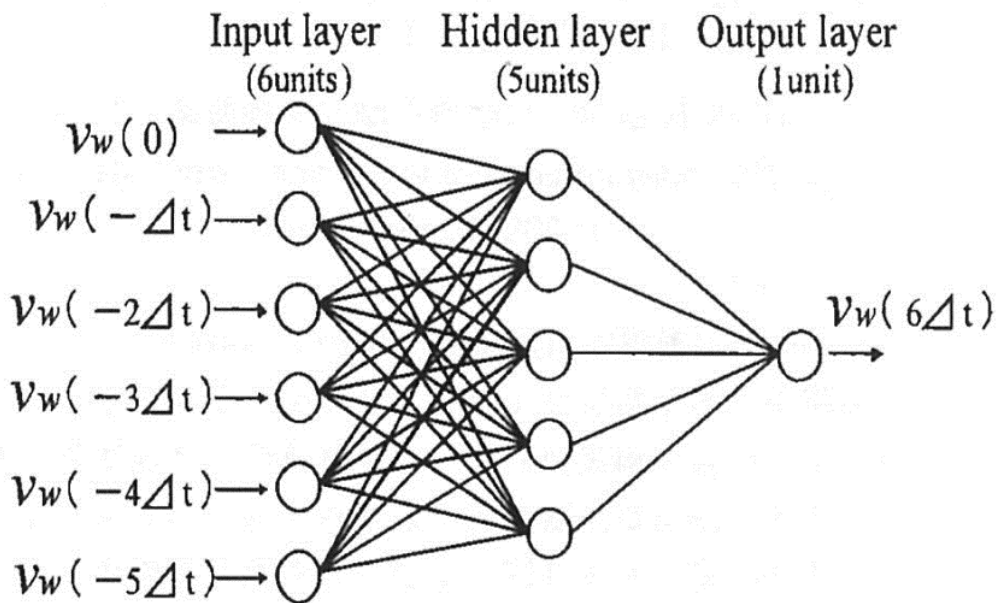


図 6.8 風速変動予測システム

## 6.4 風速変動予測結果

### 6.4.1 学習および予測に用いたデータ

学習に用いるデータは 2001 年 12 月で、風力エネルギーとして有効な平均風速 4m/s 以上の日を予測に用いる。名古屋気象台(海拔 51m,地上高 18m)を予測対象地点として取り上げた。前章により抽出した類似天気日の風況データを用いて 10 分間隔でニューラルネットワークの学習を繰り返した。学習後の予測システムを用いて 10 分間隔で逐次 1 時間先の風速変動予測を行った。

表 6.3 にニューラルネットワークの学習に用いたデータおよび予測に用いたデータを示す。また対象地点において 10 分毎( $\Delta t=10$  分)に風速の観測データは得られている<sup>[5]</sup>。

表 6.3 学習及び予測に用いたデータ

Order of similarity	Date	Note
—	12/15/2001	used to forecast
1	12/11/1999	used to training
2	12/13/2000	used to training
3	12/21/2001	used to training

### 6.4.2 予測結果

得られた風速変動の予測結果を図 6.9～図 6.12 に示す。これらの図において、予測値を○印、実績値を●印で各々示す。

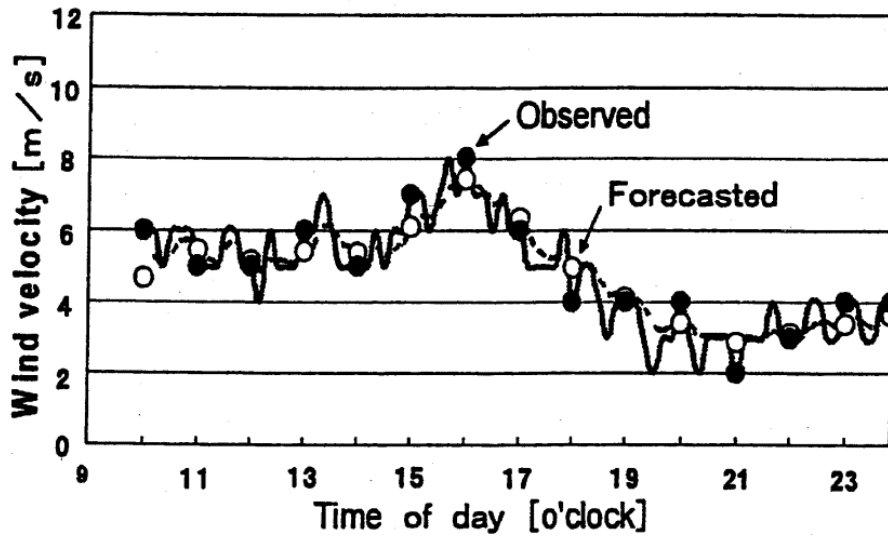


図 6.9 風速変動予測結果  
(2001年12月10日)

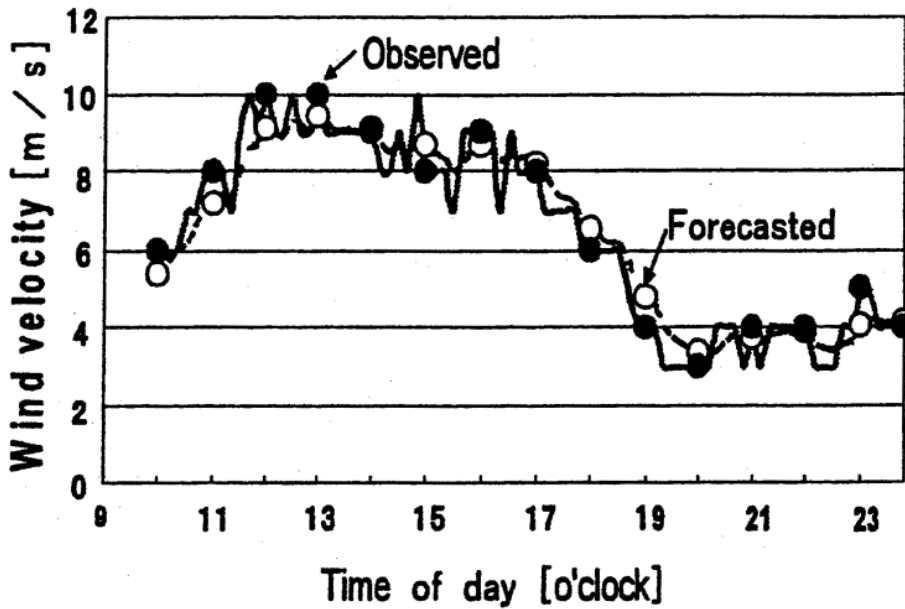


図 6.10 風速変動予測結果  
(2001年12月11日)

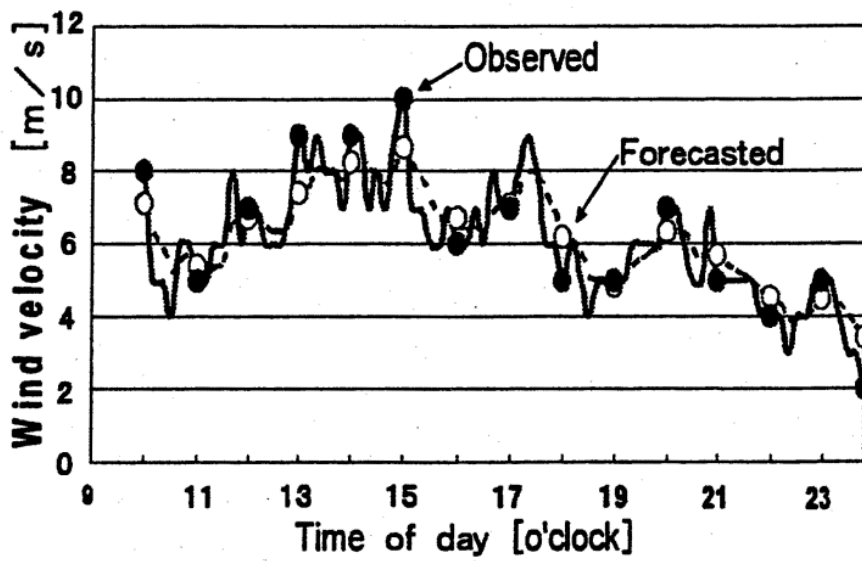


図 6.11 風速変動予測結果  
(2001年12月15日)

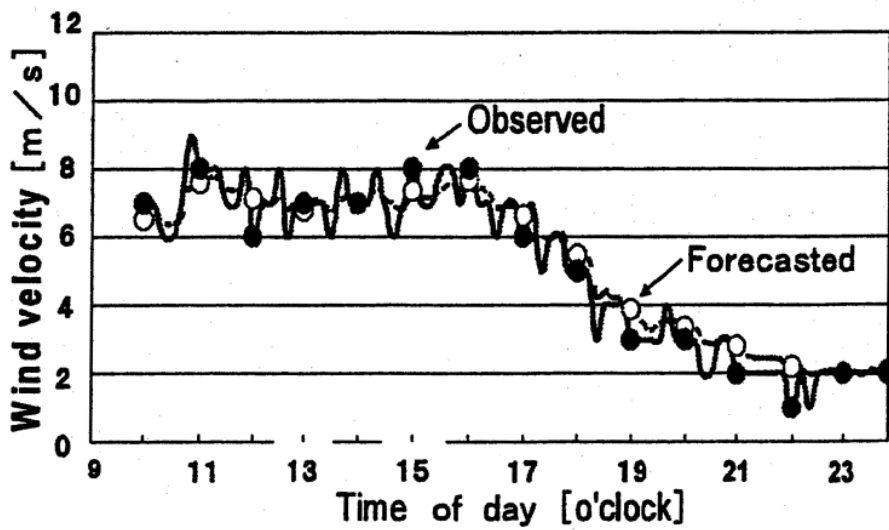


図 6.12 風速変動予測結果  
(2001年12月26日)

これらの図から、いずれも予測値は実績値に比較的近い値であると言える。図 6.9 および図 6.12 では全体的に風速変動は一様であり、予測結果はいずれも実績に近い。また図 6.10 および図 6.11 についてみれば、風速変動は比較的大きいけれども、予測値は実績値に近く、同じような変化パターンを示している。

これらの予測結果を定量的に比較するために、式(6.2)でまず予測の瞬時値を求め表 6.4 に示す。同表には、平均風速の実績値と予測値も併記した。

$$\text{誤差率} = \frac{\sum_{i=1}^n |v_{fi} - v_{oi}|}{\sum_{i=1}^n v_{oi}} \times 100 \quad [\%] \quad (6.2)$$

ここで  $v_{fi}$  は風速の予測値、 $v_{oi}$  は風速の実績値である。

表 6.4 風速変動予測誤差

Date [month.day.year]	Average wind velocity			Instantaneous value error*1 [%]
	Observed [m/s]	Forecasted [m/s]	Error [%]	
12.10.2001	4.9	4.8	-2.0	10.2
12.11.2001	6.5	6.4	-1.5	8.8
12.14.2001	5.9	5.8	-1.7	9.6
12.15.2001	6.2	6.1	-1.6	11.1
12.26.2001	5.3	5.2	-1.9	8.1
12.30.2001	7.4	7.3	-1.4	9.8
Average	6.0	5.9	1.7*2	9.6

\*1: By using Eq. (6.2)

\*2: Average absolute error

表 6.4 によれば、平均風速 4m/s 以上として予測対象を選んでいるが、例として取り上げた 12 月の風速の平均値はいずれも 6m/s 前後であり、予測値と実績値は殆ど同じ値となっている。予測誤差では最大で 11.1%、平均 9.6% となっており、比較的良い結果である。

### 6.4.3 風力エネルギーからみた予測誤差

予測結果を風力エネルギーから比較検討する。風力エネルギー $P$  [W]は風速 $v$  [m/s], 空気密度 $\rho$  [kg/m<sup>3</sup>], 受風面積 $A$  [m<sup>2</sup>]としたとき, 次式で与えられる。

$$P = \frac{1}{2} \times \rho \times A \times v^3 \quad (6.3)$$

空気密度は基準状態として1.293[kg/m<sup>3</sup>]とした。受風面積は単位面積当りとするため1[m<sup>2</sup>]とした。前節から得られた風速の予測結果を用いて式(6.3)により得られた風力エネルギーを予測値として算出した。

$$Errp = \frac{\sum_{i=1}^n |P_{fi} - P_{oi}|}{\sum_{i=1}^n P_{oi}} \times 100 \quad [\%] \quad (6.4)$$

ここで $P_{fi}$ および $P_{oi}$ は風速の予測値および実績値である。

式(6.4)で風力エネルギーの予測誤差を求めて表6.5に示す。同表には, 風力エネルギー平均値[W/m<sup>2</sup>]の実績値と予測値および予測誤差[%]を各々示した。なおここで予測誤差の算出は式(6.2)と同様に瞬時値誤差として求めている。

表 6.5 風力エネルギーの予測誤差

Date [month.day.year]	Average wind power			Instantaneous value error *1 [%]
	Observed [W/m <sup>2</sup> ]	Forecasted [W/m <sup>2</sup> ]	Errorp [%]	
12.10.2001	87.6	91.2	4.1	22.9
12.11.2001	233.9	239.0	2.2	17.8
12.14.2001	169.2	171.4	1.3	19.9
12.15.2001	170.0	173.3	1.9	27
12.26.2001	137.3	136.9	-0.3	18.9
12.30.2001	285.9	291.7	2.0	19.9
<b>Average</b>	<b>180.7</b>	<b>183.9</b>	<b>2.0*2</b>	<b>21.1</b>

\*1: By using Eq. (6.4)

\*2: Average absolute error



## 6.5 あとがき

地球温暖化抑制のための風力エネルギー有効利用を目的として、ニューラルネットワークによる風速変動予測システムを構築した。ニューラルネットワークでは教師データによる学習を必要としており、教師データの選択の良否が予測精度に大きく影響する。

本章では、教師データの選定に関して、予測対象日に類似した天気日の抽出を行い、予測精度の向上を図った。本章の主な内容は以下の通りである。

- (1) 類似天気日を抽出するために、天気図データベースを作成し、予測対象日を入力することにより、類似天気日が容易に抽出されることを可能にした。
- (2) 類似天気日について、風速値については若干異なるが、風速変動のパターンは比較的類似していることが確認できた。
- (3) ニューラルネットワークの入力情報として 10 分値風速データを用いる風速変動予測システムを構築した。60 分先までの変動を 10 分間隔で予測した結果、風速の瞬時値誤差は平均 9.6%、最大 11.1%となった。
- (4) 風力エネルギーからみた場合、瞬時値誤差は平均 21%、最大 27%という予測結果であった。

本章で提案した手法により、日照時間や太陽エネルギーの予測が可能となる。今後は、日照時間データを用いて太陽エネルギー予測を行うと共に、風力・太陽エネルギーの併用予測システムについても検討する。

## 参考文献

- [1] 甲斐隆章：「風力発電の系統連系について」電気学会誌, Vol.124, pp27-31, No.1, 2004
- [2] 松宮 輝：「風力発電普及のための研究開発と規格」電気学会誌, Vol.124, pp17- 21, No.1, 2004
- [3] 後藤泰之, 一柳勝宏, 安井啓介, 水野勝教, 松村年郎, 鬼頭幸生：「天気図データベースを活用したパターンマッチング方式による太陽エネルギーの総量予測」電気学会論文誌 B, Vol.114, No.10, pp1073-1074, 1994
- [4] 気象庁監修, 日本気象協会編：「気象年鑑」（1999～2001）
- [5] 気象庁：「アメダス 10 分値データ」（1999～2001）

## 第7章 総括

### 7.1 まえがき

本論文では、自然エネルギーを有効活用するための予測システム構築を主題とし、自然エネルギーの内、水力エネルギーと風力エネルギーの予測システムの精度向上に寄与することを目的としている。水力エネルギーに於いては、発電用ダム上流域の降雨から精度良く河川流入量を予測することが重要であり、風力エネルギーでは、風速変動を精度良く予測することで、系統全体として安定した電力供給を行うことが可能になる。そこで、水力エネルギーにおいては、レーダ雨量データとニューラルネットワークを活用することで、地上雨量分布を推定するシステム、河川流出率を推定するシステムを提案した。さらに、赤道付近の海面温度データを用いた季節別河川総流量を予測するシステムを提案した。また、風力エネルギーでは、天気図、アメダスデータとニューラルネットワークを活用することで、風速変動を予測するシステムを提案した。本論文で得られた成果を要約し、次節以降にまとめる。

### 7.2 レーダ雨量データを用いた地上雨量分布推定とその入力情報

#### の検討

河川流量予測の入力データに用いる降雨に関して、レーダ雨量データから地上雨量分布の推定手法を提案している。ニューラルネットワークの入力データとしてレーダ雨量データを用いることにより、地上雨量計の設置されていない地点を含めて、流域全体の地上雨量分布を推定するシステムを構築した。

具体的に、入力に用いるレーダ雨量データ数を変えた4種類の推定システムを構築し比較している。その結果、1地点のレーダ観測値を入力とする推定システムは構造が単純で、ネットワークの学習に要する計算時間も最小となり、推定精度は他の推定システムに比べ同程度であることが分かった。

これらの検証結果からレーダ雨量データを入力とする推定システムにより発

電用ダム上流域の総降雨量を算出できる可能性が確認できた。

### 7.3 レーダ雨量データを用いた発電用ダム上流域における河川流出率推定

河川流量の総量予測に関して、流出率の推定精度向上について検討した。総降雨量のうち河川に流出する有効雨量の割合である流出率を精度良く推定することにより、流量の総量予測精度向上を図った。

発電用ダム上流域における流域平均累積雨量を算出する方法として、従来から用いられている地上雨量計の計測値から算出するティーセン法によるものと、第3章で提案したニューラルネットワークを活用したレーダ雨量データによる地上雨量推定システムにより算出したものを、各々流出率推定システムへの入力として用いて推定結果を比較検討した。

その結果、従来の地上雨量計から算出された流域平均累積雨量値を使用した流出率推定システムと比較して、レーダ雨量データから算出した値を使用した推定システムでは、全体的に推定精度の向上が見られ有効性が確認できた。

### 7.4 赤道付近の海面温度データを用いた発電用ダム上流域における季節別河川総流量予測

積雪や融雪期を含む1ヶ月程度先の水力エネルギーの計画運用を目的として、河川流量の季節別の総量予測手法を提案した。赤道付近の海面温度情報が大気の変動と密接に関連していることに着目し、エルニーニョ監視海域(NINO.3)、西太平洋熱帯域(NINO.WEST)、インド洋熱帯域(IOBW)の各海域における海面温度偏差情報と総流量との相関性を梅雨期(6月～8月)、融雪期(4月～6月)、積雪期(2月～3月)について調べた。さらに、発電用ダム上流域における各種気象情報と総流量との相関性についても調べた。

その結果、季節によって相関性の高い情報が異なる事から、対象とする季節によって最適な入力情報を使い分ける総流量予測システムをニューラルネットワ

ークにより構築した。

検証の為、海面温度情報を用いた予測システムと、用いない場合の予測システムの結果を比較したところ、本提案手法によって予測精度の向上がみられ有効性が確認できた。

## 7.5 アメダスデータと天気図パターンマッチングを用いた風力変動予測

ニューラルネットワークによる風速変動予測システムを構築した。風力発電は水力発電と比較すると変動が大きく、持続性に欠ける。風力発電量を精度良く予測し、予測結果を運用計画に反映させることにより、風力エネルギーの高効率利用が期待できる。

具体的に、ニューラルネットワークの教師データの選定に関して、予測対象日に類似した天気日の抽出を行い、類似度の高い教師データで学習を行うことで予測精度の向上を図った。類似天気日を抽出するために、16×16のブロックに区切り、気圧の値と前線の有無等を数値化してデータとした天気図データベースを作成した。このデータベースからパターンマッチングで抽出した類似天気日では風速値は若干異なるものの、風速の変化パターンは比較的類似していることを確認できた。

ニューラルネットワークを活用して10分値風速データを用いた風速予測システムを構築した。その結果、10分間隔で60分先までを予測した場合、風速の瞬時値誤差は平均9.6%、最大11.1%であり、風速エネルギーからみた予測結果では、瞬時値誤差は平均21%、最大27%であった。本提案手法が有効であることを示している。

## 7.5 今後の課題

今後の課題として、以下のような点が挙げられる。

本論文では、水力エネルギーと風力エネルギーの有効活用のために、ニューラルネットワークを用いた予測システムを提案した。今回提案している予測システムで使用したニューラルネットワークは中間層が1段のものであるが、近年、画像認識やビッグデータ解析では機械学習、深層学習などの新しい手法が提案されてきている。これらの新しい手法を取り入れることで、より精度の高い予測システムの構築が期待できる。

地上雨量分布の推定では、レーダ雨量観測技術の高度化によって都市部を中心にこれまでより細かなメッシュの観測データが得られるようになってきている。発電用ダム上流域においてもこのようなデータが利用できるようになることで、より精度の高い推定が可能になることが期待できる。

流出率推定では、地上雨量分布推定と組み合わせ、直接流入量を予測するシステムを検討していく。また、他の河川への適用、中小水力発電用ダムへの適用を検討していく。

類似天気図の抽出では、事前のデータベース構築を行わずに類似画像の認識と同様に機械学習によって抽出が可能になることが期待できる。

エネルギー供給全体をとらえた場合、太陽エネルギーなど他の再生可能エネルギーを含めた有効活用、マイクログリッドシステムへの応用など、統合的なシステムの開発が必要であると考ええる。

## 謝 辞

本研究の遂行ならびに本論文の作成にあたり，終始懇切なる御指導と御鞭撻を賜りました愛知工業大学工学部電気学科教授 一柳勝宏先生に甚大なる感謝の意を表します。また，本論文の作成にあたり，有益なる御助言と御指導を賜りました愛知工業大学工学部電気学科教授 後藤泰之先生，同教授 雪田和人先生，同教授 村瀬 洋先生，応用化学科教授 平野正典先生，情報科学部情報科学科教授 伊藤 雅先生に深く感謝の意を表します。

日頃から，熱心な御意見と御指導を賜りました愛知工業大学情報科学部情報科学科教授 末永康仁先生ならびに情報科学科の諸先生に感謝いたします。

本研究期間中，有益なご検討と多大な援助をいただきました愛知工業大学工学部電力システム研究室の当時の大学院生 林 伸久君，中島幸一君，高塚信行君，谷口謙悟君，河合智成君に深くお礼申し上げます。また，様々な形で協力して頂いた電力システム研究室卒研究生の皆さんに感謝します。

終わりに，本論文で使用した気象レーダデータおよびダム日誌データは中部電力(株)から提供して頂いた。また，降雨データ，流量データは国土交通省の水文水質データベースを利用し，海面温度データ，気象データは気象庁の気象統計情報データを利用したことを記して，謝意を表す。

## 本研究に関する業績

題 目	掲 載 誌	著 者	関連する章
ニューラルネットワークを活用した地上雨量分布推定に用いる入力情報の検討	電気学会論文誌 B Vol.120-B, No.5, pp.665 – 671 (2000.5)	水野勝教 林 伸久 後藤泰之 雪田和人 一柳勝宏 横水康伸 松村年郎	3 章
レーダーデータ活用による発電用ダム上流域における河川流出率推定	電気学会論文誌 B Vol.124-B, No.2 pp.229 – 236 (2004.2)	一柳勝宏 水野勝教 中島幸一 山田 浩 雪田和人 後藤泰之 松村年郎 川島靖弘	4 章
Prediction of Total Amount of River Flow Rate on Upper District of Dam for Hydro Power Plant by Using Radar Echo Data	WSEAS TRANSACTIONS on POWER SYSTEMS, Issue 2, Volume 1, pp.590 – 595 (2006.2)	K. Mizuno K. Ichianagi N. Takatsuka Y. Goto K. Yukita T. Matsumura Y. Kawashima	4 章
赤道付近の海面温度データを用いた発電用ダム上流域における季節別河川総流量予測	太陽エネルギー学会 論文誌, Vol.41, No.6, pp.49 – 55 (2015.12)	水野勝教 河合智成 子安拓夫 一柳勝宏 雪田和人 後藤泰之	5 章
Forecasting of Wind Power Variation by Using AMeDAS Data and Pattern Matching of Weather Map	WSEAS TRANSACTIONS on POWER SYSTEMS, Issue 12, Volume 1,	K. Ichianagi K. Taniguchi K. Yukita Y. Goto	6 章



	pp.2023 – 2028 (2006.12)	K. Mizuno Y. Hoshino N. Yamamoto S. Sugimoto	
--	-----------------------------	---	--