

Forecasting of Amount of River Flow in Respectively Season
on Upper District of Dam for Hydropower Plant
by Using Data of Sea Surface Temperature Near Equator

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

Katsunori MIZUNO
水野 勝教^{*1}

Tomonari KAWAI
河合 智成^{*2}

Takuo KOYASU
子安 拓夫^{*3}

Katsuhiro ICHIYANAGI
一柳 勝宏^{*4}

Kazuto YUKITA
雪田 和人^{*5}

Yasuyuki GOTO
後藤 泰之^{*6}

Abstract

The hydropower energy as the natural energy is many quantities and high energy density. In order to convert the hydropower energy into electric energy effectively, it is necessary to forecast the river flow rate in the upper district of the hydropower plants. The authors are developing a practical forecasting method for river flow rate based on an artificial neural network. This paper describes the technique using neural network in order to forecast the amount of river flow rate in the rainy, thaw and snow periods before more than one month. A case study is carried out on upper district of dam for hydropower plant in Central Japan. It is confirmed that the forecasting method of the river flow rate is effective by using the information of the sea surface temperature near equator.

Keywords : Hydro power plant, El Nino, Sea surface temperature, River flow, Forecasting

キーワード：発電用ダム，エルニーニョ現象，海面温度，流量，予測

1. まえがき

再生可能エネルギー利用による発電のうち，水力発電はエネルギー密度が高く，量的豊富，ダムにより大容量のエネルギーを貯蔵できるなど，供給安定性，経済性等の点から優れている電源といえる。また，近年の太陽光発電の大

量導入に伴う急峻な出力変動に対して，水力発電は待機電源としても重要なものと言える。しかし，日本の包蔵水力は現在までに約 4 割が開発済みであり，大規模な水力発電所を新規に建設することは非常に困難と言える⁽¹⁾。そこで，流量など，諸量の変化を精度良く予測し，既存の水力発電設備を高効率かつ有効に利用することが重要になってくる。特に，水力発電の場合，発電のための燃料がダムに蓄えられる水量のもつ位置エネルギーであり，降雨による影響が大きく，降雨による河川流量の予測は計画的な運用において重要である。河川流量の短期予測に関して，従来，単位図法やタンクモデルなどの数式モデル・洪水流出モデルを用いることが多い⁽²⁾⁻⁽⁴⁾。しかし，これらのモデルは河川固有のパラメータ等を決定する必要がある。また，風雨雪などによる流域諸特性の経年劣化や河川の植生，形状変化があった場合，モデルを改めて構築しなければならない。

*1 愛知工業大学情報科学部准教授
(〒470-0392 豊田市八草町八千草 1247)
e-mail: mizuno@aitech.ac.jp

*2 愛知工業大学 工学研究科電気電子工学専攻学生

*3 愛知工業大学 工学研究科電気電子工学専攻学生

*4 愛知工業大学工学部教授

*5 愛知工業大学工学部教授

*6 愛知工業大学工学部教授

(原稿受付：2015 年 6 月 19 日，受理日：2015 年 10 月 23 日)

他方、数式モデルや洪水流出モデルを必要としない流量予測法として、ニューラルネットワーク(以下、NN と略す)を用いる予測手法が予測の簡素化と予測精度の向上結果など、多数報告されている^{(5)~(11)}。これは過去の蓄積された河川流量データを用いて、NN の逐次学習することにより、予測システムが容易に更新され、予測精度向上が図れると言える。

河川流量の長期予測に関して、これまでにエルニーニョ観測情報を用いた予測法を報告している⁽¹²⁾。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⁽⁵⁾。

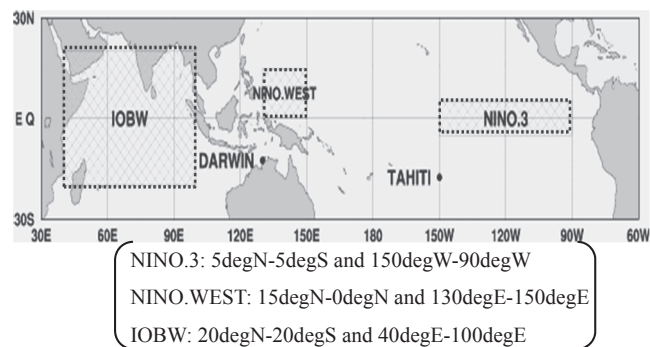
本論文では、積雪や融雪期を含む1ヶ月程度先の水力エネルギーの計画的運用を目的として、河川流量の総量予測手法について検討を行っている。具体的に、エルニーニョ監視海域(NINO.3)、西太平洋熱帯域(NINO.WEST)、インド洋熱帯域(IOBW)の各海域における海面温度情報を用いる手法を提案し、日本の中部地区を対象として提案法の有効性について検討したので、以下に述べる。

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1(a)に示す⁽¹³⁾。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1(b)に示す⁽¹³⁾。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°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⁽¹⁴⁾。

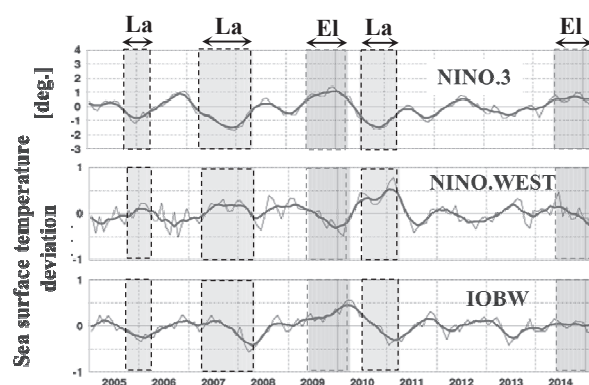
3. 流量予測の対象流域と使用データ

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2に同河川の上流域を示す。同領域は流域面積が505k m²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。



(a) Monitor sea area

(a)監視海域



(EI: El Niño period, La: La Niña period)

(b) Sea surface temperature in 2005 to 2014

(b)2005~2014 年における海面温度偏差

Fig.1 Monitor areas of sea surface and temperature deviation⁽¹³⁾

図1 海面温度の監視海域と海面温度偏差⁽¹³⁾

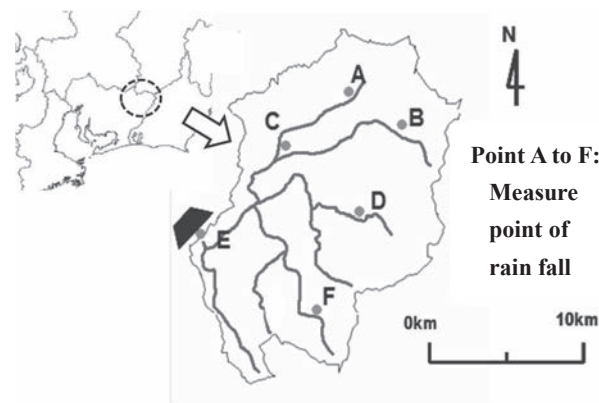


Fig.2 Upper district of Yahagi river

図2 矢作川上流域.

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⁽⁸⁾。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^{(3), (11)}。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⁽¹²⁾。なお、各季節に対応する総流量として、梅雨期を6~8月、融雪期を4~5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。

4. 海面温度観測情報と河川流量との相関性

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、赤道上的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、赤道上的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、

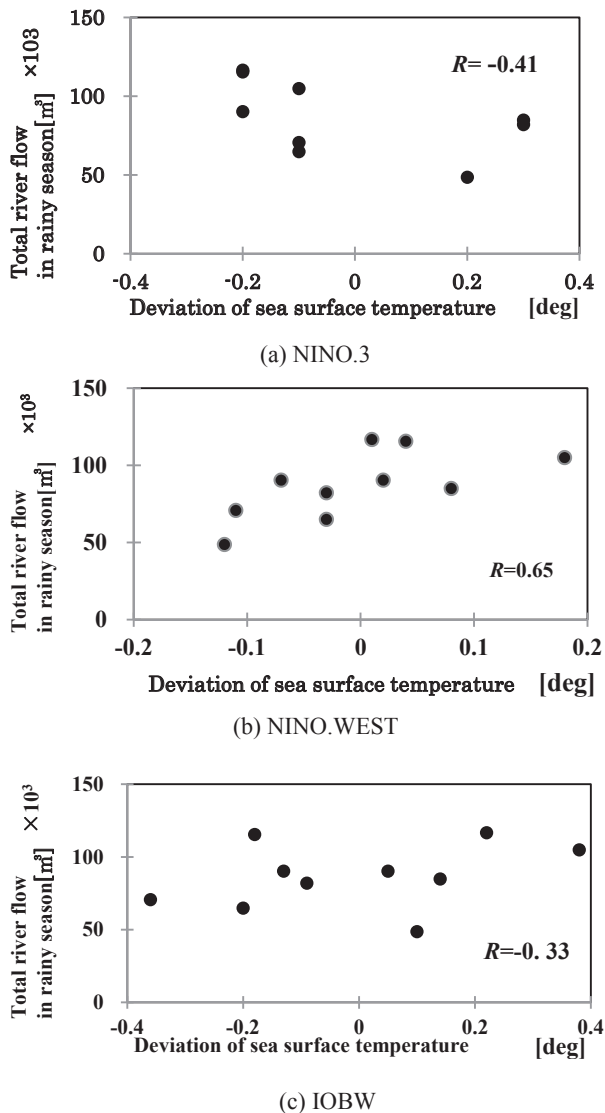


Fig.3 Correlation of sea surface temperature in May and amount of river flow in rainy season

図3 5月期海面温度偏差と梅雨期流量の相関

ラニーニャ期は西海域で高く、東海域で低い(図1のNINO.3およびNINO.WESTを参照)⁽¹⁴⁾。したがって、対象流域の総流量の変化傾向は赤道上的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。

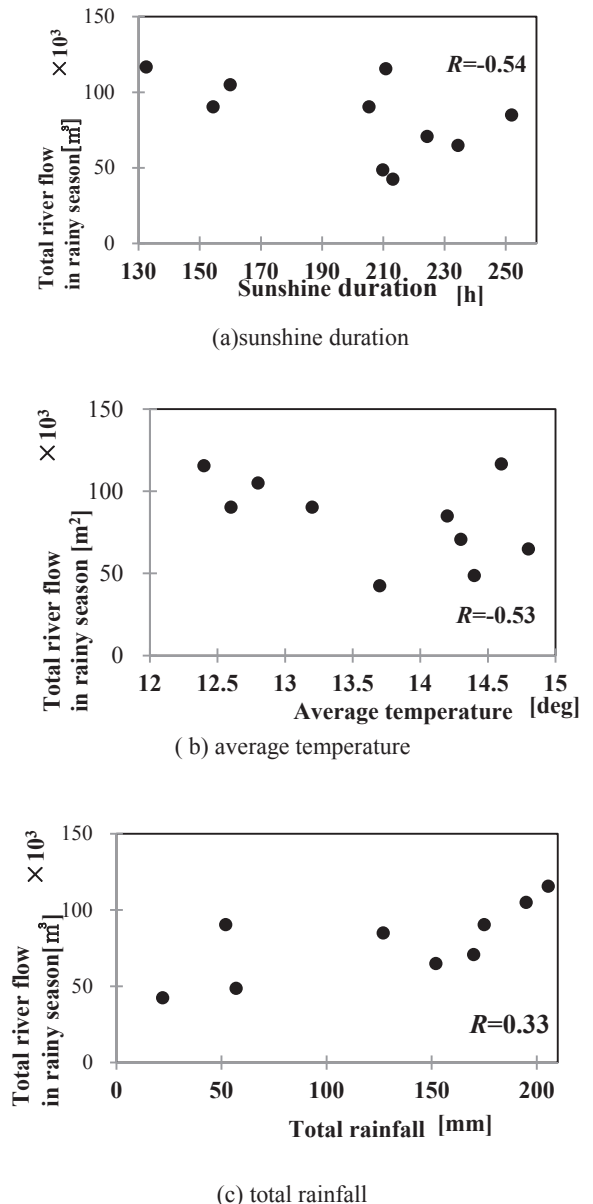


Fig.4 Correlation of weather information in April in upper district of Yahagi River and amount of river flow in rainy season

図4 矢作川上流域の4月期気象情報と梅雨期流量の相関

Table 1 Correlation between total river flow in the rainy season and weather informations in upper district of Yahagi River

表 1 矢作川上流域の気象情報と梅雨期流量との相関

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

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 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

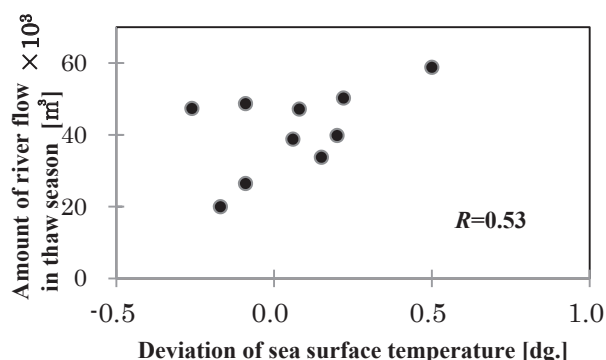


Fig. 5 Correlation of sea surface temperature in February on NINO.WEST and amount of river flow in thaw season

図 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

Table 2 Correlation between total river flow in the thaw season and weather informations in upper district of Yahagi River

表 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

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 (4～5 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える。

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 2 にまとめた。海面水温偏差は海域 NINO.WEST における前年 12～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。

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 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

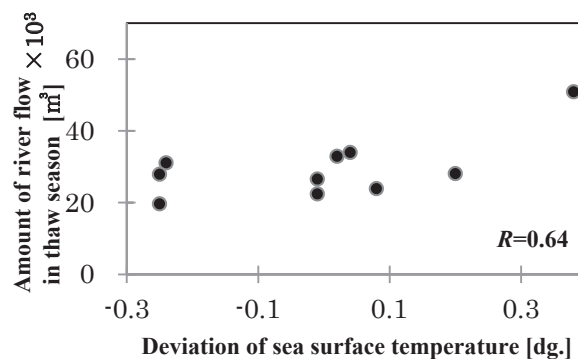


Fig. 6 Correlation of sea surface temperature in January on IOBW and amount of river flow in snow season

図 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

Table 3 Correlation between total river flow in the snow season and weather informations in upper district of Yahagi River

表 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

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 3 に示す。同表の海面水温についてみると、積雪期(2~3 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 ヶ月前の赤道上海面水温に影響される結果は、一般的にも、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 か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⁽¹⁴⁾と言われていることと類似の結果と言える。海面水温の他に表 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。

4.4 海面水温と降雨量との相関性

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⁽¹³⁾。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までには数時間程度で終えることから、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。

5. 各季節における総流量予測

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 7 に示す⁽⁸⁾。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 NN 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。

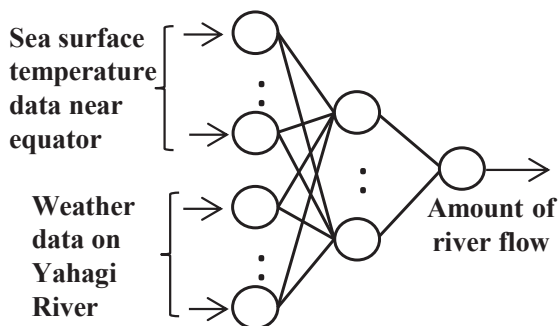


Fig 7 Forecasting system of amount of river flow by neural network

図 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

ここで、NN 法の学習に使用したデータは 1993 年から 2007 年(15 年間)のデータを用い、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_r 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、 $N_r - 1$ 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⁽¹⁶⁾。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。

5.2 梅雨期における総流量予測

梅雨期(6~8 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 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 1 の太枠線で示す。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 8 に示す。流量予測

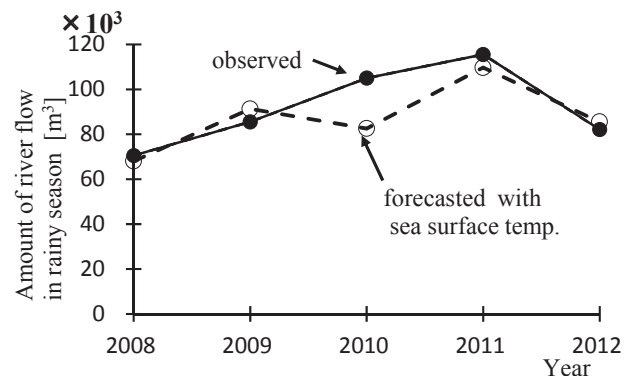


Fig. 8 Forecasted result of river flow rate in rainy season

図 8 梅雨期における総流量予測結果

Table 4 Forecast error of river flow rate in rainy season

表 4 梅雨期における総流量予測誤差

Year	Observed Rivverflow[m ³]	Forecasted Rliverflow[m ³]	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 value of absolute error[%]			8.1

値(破線)はその実績値(実線)に比較的近い値を示している。予測結果を誤差と比較し、表4にまとめた。誤差の絶対値平均は8.1%で得られた。

5.3 融雪期における総流量予測

融雪期を4～5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9に示し、予測誤差として表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。

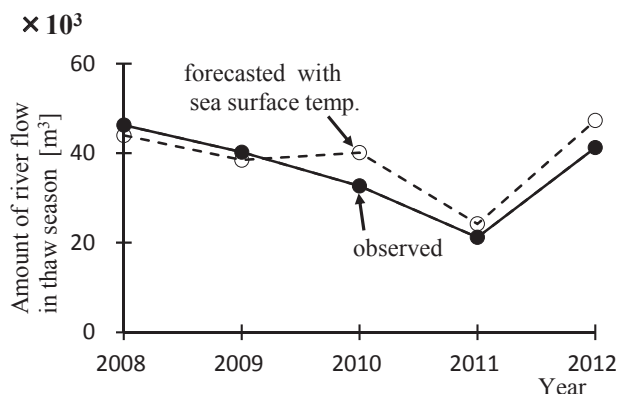


Fig.9 Forecasted result of river flow rate in thaw season

図9 融雪期における総流量予測結果

Table 5 Forecast error of river flow rate in thaw season

表5 融雪期における総流量予測誤差

Year	Observed River Flow[m³]	Forecasted River Flow[m³]	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

しかし、図8および図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言える。これは図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り、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。

5.4 積雪期における総流量予測

積雪期を2～3月とし、同時期の総流量を予測するため

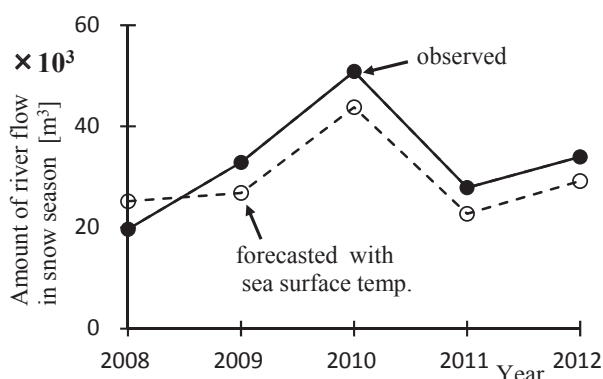


Fig. 10 Forecasted result of river flow rate in snow season

図10 積雪期における総流量予測結果

Table 6 Forecast error of river flow rate in snow season

表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

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3の太枠線数値に対応する海面温度(IOBWにける前年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10に示し、予測誤差として表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%であると言える。

しかし、同図の予測結果について、図8の梅雨期や図9の融雪期に比べて誤差が大きいと言える。このことは、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。

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1、表2および表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。その結果の予測誤差を表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、梅雨期20.2→8.1%、融雪期42.3→12.2%、積雪期58.7→18.6%の誤差改善が確認できる。

Table 7 Comparison forecast error with and without sea surface temperature

表 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 of absolute error	8.1	20.2	12.2	42.3	18.6	58.7

6. まとめ

本報告では、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。本論文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予測誤差を調べた。その結果、対象流域の流量予測精度は絶対値誤差の平均で梅雨期 20.2→8.1%、融雪期 42.3→12.2%、積雪期 58.7→18.6%にまで改善できる。
- ④ 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、NN 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。

今後、提案手法の汎用性を確認するために、中小河川を含む他の河川での同様の検証を行うと共に、さらにデータ数を増やして予測精度の改善を図り、短期から長期にわたる流量予測手法について検討予定である。

謝辞：終わりに、解析に用いた降雨・流量データは国交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。

文 献

- (1) (財) 新エネルギー財団 新エネルギー産業会議 「水力発電の開発・利用促進に関する提言」 2013 年 3 月
- (2) (財) 北海道河川防災研究センター 「複合流域系洪水予測システム理論」 2009 年 5 月
- (3) 岩佐義朗, 「河川工学」, 森北出版(1979)
- (4) 日野幹雄, 長谷川正彦, 「水門流出解析」 森北出版(1990)
- (5) 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」 電学論 B, 電力・エネルギー部門誌, 1020-1025, 1999-10-01
- (6) 村松 翼, 一柳 勝宏, 中野 寛之, 水野 勝教, 雪田 和人, 後藤 泰之, 山田 富士宏, 山本 信幸, 杉本 重幸 「発電用ダム上流域における河川流量の増加から通減までの一貫予測法の提案」 電気学会研究会資料. PSE, 電力系統技術研究会 2010(125), 65-70, 2010-09-28
- (7) 小原一哉, 堺茂樹 「降雪・積雪・融雪家庭のモデル化と河川融雪流出予測への応用に関する研究」 土木学会論文誌 B, Vol.64, No.1, 49-61, (2008)
- (8) 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」, 電学論 B, Vol.124, No.2 pp.229-236 (2004)
- (9) 山田富士宏, 山本信幸, 杉本重幸, 日比野泰之, 中野寛之, 水野勝教, 雪田和人, 後藤泰之, 一柳勝宏 「降雨後における発電用ダム流入量の通減時定数予測法の提案」 電学論 B, Vol.129, No.1, pp.111-117(2009.1)
- (10) 瀬野 英二, 泉田 正則, 村上 研二, 松本 晋 「広域雨量データを用いたニューラルネットワークによるダム流入量予測」 電学論 B Vol. 124 (2004) No. 4 P 561-568
- (11) 水野勝教, 林 伸久, 後藤泰之, 雪田和人, 一柳勝宏, 横永康伸, 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, 120 巻, 5 号, pp665-671, (2000)
- (12) 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」 電学論 B, Vol.130, No.3 pp.383-384 (2010.3)
- (13) 気象庁ホームページ: http://www.data.jma.go.jp/gmd/cpd/elnino/kanshi_joho/kanshi_joho2.html#region
- (14) 気象庁: 「異常気象レポート (2005)」
- (15) 国土交通省: 「水文水質データベース」, <http://www.river.go.jp/>
- (16) 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, p216-223, (1997)