

利根川の異常渇水管理のための簡易流量予測法

メタデータ	言語: Japanese 出版者: 独立行政法人農業工学研究所 公開日: 2024-02-14 キーワード (Ja): キーワード (En): 作成者: 増本, 隆夫, 袁, 新, 相澤, 顕之, 久保田, 富次郎, 松田, 周 メールアドレス: 所属:
URL	https://doi.org/10.24514/0002000044

利根川の異常渇水管理のための簡易流量予測法

増本隆夫*・袁 新**・相澤顕之***・久保田富次郎*・松田 周*

目次

I 緒言	125	5 日々更新される渇水流量予測	131
II 利根川流域の基準地点と必要情報	125	V 簡易予測法の応用に関する検討	131
1 基準地点の決定	125	1 平成13年疑似渇水への適用	132
2 渇水期間の抽出とデータ収集	127	2 上流側流量予測に伴う予測地点流量の改善	132
III 流況予測法	127	3 全ての分割代表点での予測	132
1 区間流入量の予測	127	4 流域全体の予測システムへの応用	133
2 ファジィ化ニューロ法による流況予測	128	VI 結言	133
IV 渇水時の流量予測への適用結果	129	参考文献	134
1 学習パラメータと流量の初期検討	129	Summary	135
2 入力項目の検討	129		
3 区間流入量を取り入れた予測	130		
4 7日先までの流量予測法の比較	130		

I 緒言

渇水時に利用可能な水資源量を把握し、その情報を最大限に利活用するためには、ダム放流量や取水量などの空間分布ならびに時間的推移の両面からの情報をもとにした流出状況の適切な把握や将来予測が必要である。しかし、流域の水利用構造は、多地点での取水や河川への大量還元など複雑になっているため、そのモデル化が困難な状況にある。ここで、ある地点の河川流量を知るために、上流の基準点流量をベースにして、それから支川流入量と河川からの取水量を加除して推定する方法を考える。その場合上記の支川に含まれない小河川や農業排水等の排水口からの流入、地下水流入、河川への還元等を一括して区間流入量として取り扱い、これを簡単に推定する方法があれば便利である。

さらに、流域内で得られる様々な情報（観測情報を含めて）の有効利用を考えると、従来から検討されている流出モデルを用いた予測に頼らなくとも、知識情報を獲得しその知識を有効に利用することが可能である。これまで、低平地における出水予測や用排水施設の最適管理に対する支援システムとして、知識情報の活用を行った例があるが（増本・豊田, 1994, 増本, 1994）、それらは

いずれも洪水管理に対する検討であった。

そこで、ここでは、時空間情報を入力として上記のように区間流入量を推定した上で、目標地点の流量をファジィ化ニューラルネットの知識情報を用いて簡易に推定する実用的方法を開発し、それを利根川流域の渇水予測に用いた結果について述べる。

なお、本研究の一部は、農林水産省関東農政局利根川水系土地改良調査管理事務所の支援を受けた。記して謝意を表する。

II 利根川流域の基準地点と必要情報

1 基準地点の決定

a 流域の概況

利根川流域は大きく上流、中流、下流の3つに分割できる（利根川水系土地改良調査管理事務所, 1994）。それらの特徴は、①上流：八斗島地点より上流の流域であり、山地を流域とする支川合流、ダム群、発電所群および農業用水の取水等で複雑な流況になっている。②中流：八斗島から栗橋の間であり、利根大堰地点で大量の取水がある。③下流：栗橋地点から下流の流域であり、多くの農業用水の取水が行われ、古くからの取水、分水慣行が残り、近年は流水の有効利用のための施設計画等、新規の水利事業が多く実施されている（Fig. 1 参照）。

さらに、全流域を水系ブロックに分割すると9つに分割できる。それらは、①岩本上流、②利根大堰上流、③渡良瀬川、④中川、⑤利根川下流、⑥鬼怒川、⑦小貝川、

*地域資源部水文水資源研究室

**地域資源部水文水資源研究室（非常勤研究職員）

***造構部広域防災研究室

平成14年12月12日受理

キーワード：渇水管理、流量予測、時空間情報、ファジィ化ニューラルネット、知識情報

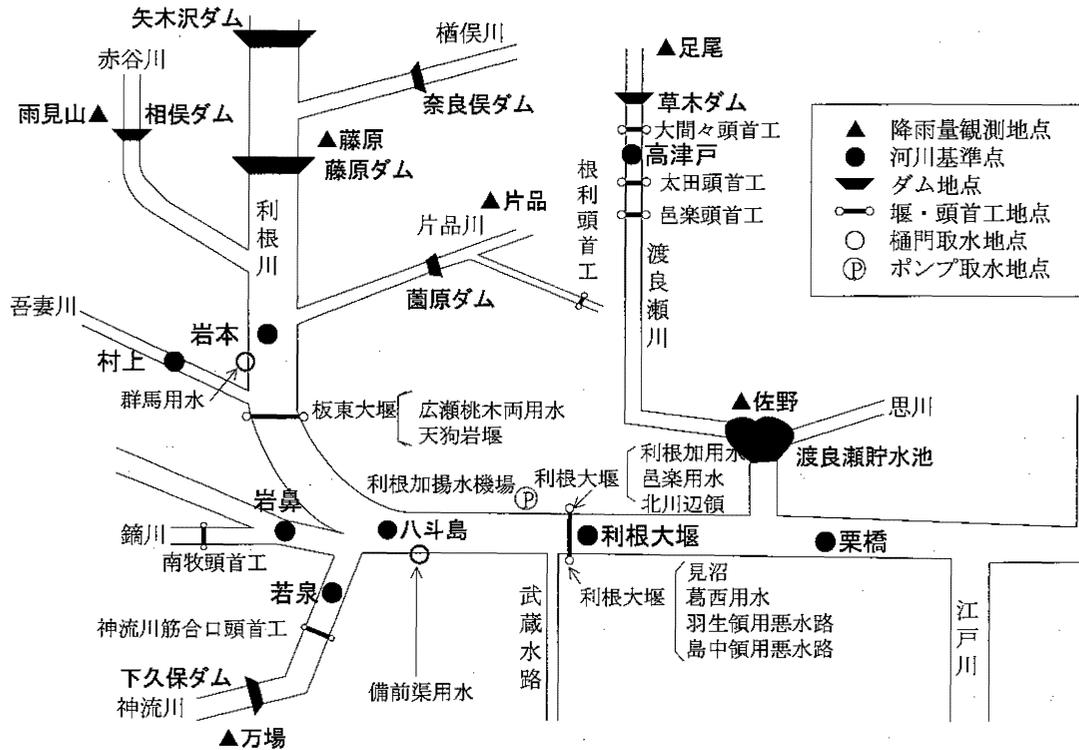


Fig. 1 利根川流域の基準地点と情報提供点

Important checking and observation points in the Tone River Basin

Table 1 利根川本川における既往渇水一覧

List of record droughts in the mainstream of the Tone River

年	取水制限期間	取水制限率 (%) (農水)
S47	6/5~7/15	—
S48	8/16~9/15	—
S53	8/10~8/28	10
	8/28~9/22	20
S54	8/22~10/5	10
	7/9~7/17	10
	7/21~7/25	10
	7/31~8/4	10
S55	8/11~8/18	10
	7/5~7/8	10
S57	7/20~7/26	10
	6/16~6/22	10
S62	6/22~7/2	20
	7/2~7/15	30
	7/25~7/30	30
	7/30~8/14	20
	8/19~8/25	10
H2	7/23~8/3	10
	8/3~9/5	20
H6	7/22~7/29	10
	7/29~8/16	20
	8/16~8/21	30
	8/30~9/8	20
H8	7/12~7/17	10
	8/16~8/20	10
	8/20~8/23	20
	8/23~8/28	30
	9/1~9/9	20
	9/11~9/14	20

Table 2 取水制限率の比較

Comparison of restriction rules during droughts

年	取水制限日数	最大取水制限率 (%)		
		上水	工水	農水
S47	40	15	15	—
S48	22	20	20	—
S53	58	20	20	10
S54	27	10	10	10
S55	4	10	10	10
S57	7	10	10	10
S62	71	30	30	30
H2	55	20	20	20
H6	60	30	30	30
H8	75	10	10	10

⑧思川, ⑨霞ヶ浦である(農業工学研究所水文水資源研究室, 1998)。ただし, 後述するように, 本研究ではこの水系ブロックは使わない。

b 渇水調整に必要なデータと施設位置

渇水調整あるいは渇水流量の予測に必要なデータは, 降水量と蒸発散量(計器蒸発量), さらに, 河川, ダム, 農業用取水施設, 農業用水施設などからの水文データである。その中で, 各種情報収集・提供のため重要となる地点を Fig. 1 のように決定した(栗橋地点から上流部のみを表示)。ただし, 流域内の観測流量の中には国土交通省, 水資源公団からの提供データも含まれている。

2 渇水期間の抽出とデータ収集

a 渇水期間の抽出

利根川水系における既往渇水は Table 1 のように纏められる。既往渇水の選定基準は、過去に取水制限をした年と期間すべてである。さらに、同表には本川の既往渇水に対する農業用の取水制限率（実施されたもの）を示す。ただし、利根川流域では、他用途の水利用に対する取水制限率は農業用と同率のことが多い（Table 2）。また、Table 3 に示す鬼怒川の既往渇水の例にみられるように、利根川の支川で取水制限が行われた期間は、本川とは必ずしも一致していない。ただし、鬼怒川におけるデータは本川の渇水期間（Table 1）に準じて収集した。

抽出された渇水年に対応して解析用に選定した期間は、① S47.6.1~7.31, ② S48.8.1~9.30, ③ S53.8.1~10.31, ④ S54.7.1~8.31, ⑤ S55.7.1~7.31, ⑥ S57.7.1~7.31, ⑦ S62.6.1~8.31, ⑧ H2.7.1~9.30, ⑨ H6.7.1~9.30, ⑩ H8.7.1~9.30, ⑪ H13.7.1~8.30 である。このうち、⑩は実際には取水制限は実施されなかったが、平成 13 年 8 月上旬までは、平成 6 年の期間⑨に近い状況を呈し渇水協議会の設置を検討していたことから、今回の検討用に選定した。

b 渇水データの収集

上記期間の各基準地点における水文諸量データを収集した。諸施設の建設時期、観測開始時期を考慮し、日降水量はダムと渡良瀬遊水地近傍の 8 地点と代表気象官署 3 地点、気温は前橋、熊谷、宇都宮、計器蒸発量は前橋、熊谷、宇都宮、東京、流量等はダム放流量（10 地点）、頭首工取水量（14 地点）、大堰/遊水地流入・放流量（3 地点）、地点流量（11 地点）、ポンプ揚水量（15 地点）の合計 53 地点となった。ただし、データ収集地点数は前述の基準地点を中心に、できるだけ少ない地点数で渇水予測に対して最大限の効果をj得ることを念頭に選定した。

III 流況予測法

1 区間流入量の予測

a 区間流入量の簡易予測法

以下に区間流入量の簡易推定方法を示す。区間流入量は、流域残留域（例えば、Fig. 2 の B 観測地点での支配面積から A 地点の支配面積を差し引いたもの）からの流入量、観測点のない河川からの流入量（例えば、Fig. 2 の D, E 地点間の矢印）、取水量からの還元量等を含める。

Fig. 2 の模式図に示すように、 $q_1 \sim q_3$: 区間流入量 (q_1 : A-B 間, q_2 : B-C 間, q_3 : D-E 間), A: ダム放流量, B, E: 地点流量, a: 河川流入量, b: 取水量, C: 堰（頭首工）流入量, D: 堰（頭首工）放流量とすると、 $q_1 \sim q_3$ は次の(1)式の単純な関係が成り立つ。

$$\begin{aligned} q_1 &= B - (A + a) \\ q_2 &= C - B \end{aligned} \quad (1)$$

Table 3 鬼怒川における既往渇水一覧

List of record droughts in the Kinu River (sub-stream of the Tone River)

年	取水制限期間	取水制限率 (%) (農水)
S62	6/22~7/2	20
	7/2~7/3	30
	7/10~7/15	30
	7/25~7/30	30
	7/30~8/14	20
	8/19~8/25	10
H2	8/3~9/5	20
H6	7/22~8/1	10
	8/1~8/10	20
H8	7/27~8/28	10

$$q_3 = E - D$$

E 基準点の到達量を予測することになるが、実測値に対する推定誤差の最小化が重要となる。A~B, B~C, D~E のそれぞれでグループ化し、 $C - b = D$ の関係を用いて重ね合わせると

$$E = A + a - b + q_1 + q_2 + q_3 \quad (2)$$

A~E ならびに a, b の実測値から、 $q_1 \sim q_3$ は推定できる。また、実測値が欠測の場合も、その支配面積からの流出量も区間流入量の一部として予測値の訂正ができる。

b 予測地点の選択と流域分割

流域を時空間情報利用の点から大きくグループ分割した上で、重要地点として流量情報が得られる 8 グループの決定と流量の簡易推定(下記グループ①~⑧)を行う。まず、過去の渇水データをもとに、推定値(下記の出し入れ計算)と実測値との比較を行った。ただし、以下の諸式の中で、それぞれ Q_{dis} : 放流量あるいは地点流量, Q_{out} : 取水量, Q_{in} : 流入量とする。各地点名は Fig. 1 を参照すること(省略地点有り)。

- ① $Q_{dis}(\text{岩本}) = Q_{dis}(\text{藤原}) + Q_{dis}(\text{相俣}) + Q_{dis}(\text{菌原})$
- ② $Q_{dis}(\text{若泉}) = Q_{dis}(\text{下久保}) - Q_{out}(\text{神流川頭首工})$
- ③ $Q_{dis}(\text{八斗島}) = Q_{dis}(\text{岩本}) - (Q_{out}(\text{群馬用水}) + Q_{out}(\text{広瀬桃木}) + Q_{out}(\text{天狗岩})) + Q_{dis}(\text{村上}) + Q_{dis}(\text{岩鼻}) +$

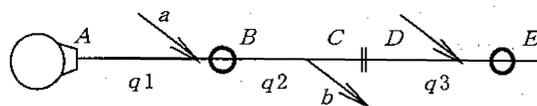


Fig. 2 簡易推定による観測地点位置と流域概念図
Observation points and schematic diagram of the integrated estimation

$$Qdis(若泉) - Qout(備前渠)$$

- ④ $Qin(利根大堰) = Qdis(八斗島) - Qout(利根加揚水)$
- ⑤ $Qdis(高津戸) = Qdis(草木) - Qout(大間々)$
- ⑥ $Qdis(栗橋) = Qdis(利根大堰) + Qdis(古河)$
- ⑦ $Qdis(佐貫) = Qdis(川治) + Qdis(五十里)$
- ⑧ $Qdis(布川) = Qdis(佐貫) - (Qout(佐貫) + Qout(岡本) + Qout(勝瓜) + Qdis(栗橋) - (Qout(川妻) + Qout(木津内) + Qout(二郷半領) + Qout(新田) + Qout(桐ヶ作) + Qout(猿島西部))$

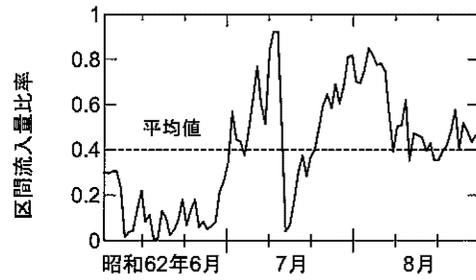
c 区間流入量の逐次推定

上述の区間流入量の出し入れ計算で、予測値が実測値に合わない理由を、推定式における残留域からの流入量が多い、取水量に過大な値を用いている、還元量の流入がある等の原因のためと考え、その差を区間流入量として推定する。そこで、

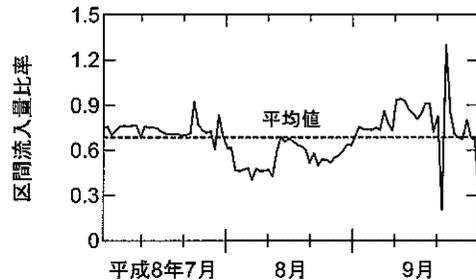
$$\Delta PQ = |Q(実測) - Q(予測)| / Q(実測) \quad (3)$$

を定義する。ここに、 ΔPQ : 区間流入量 (横流入量) 比率, $Q(実測)$: 実測日流量, $Q(予測)$: 推定日流量である。この比率を流量推定のグループごと (グループ①~⑧: 岩本地点 (支配面積: 1,670km²), 若泉地点, 八斗島地点 (5,150km²), 利根大堰 (6,000km²), 高津戸地点 (472km²), 栗橋地点 (8,588km²), 佐貫地点, 布川地点) に求める。

全ての観測点における濁水に対して日々の区間流入量比率を算定した実例の一部 (昭和 62 年の八斗島地点, 平成 8 年の佐貫地点 (鬼怒川上流) の日変化量と平均値) を Fig. 3 に例示する。



(a) 八斗島地点



(b) 佐貫地点

Fig. 3 区間流入比率の算定例

Estimated ratios for the runoff from residual areas

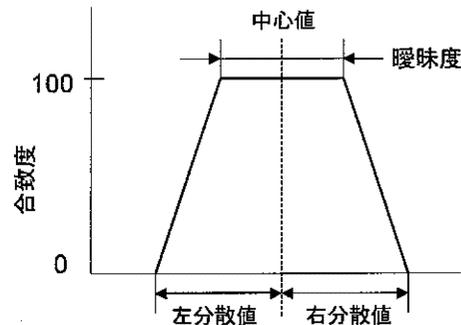
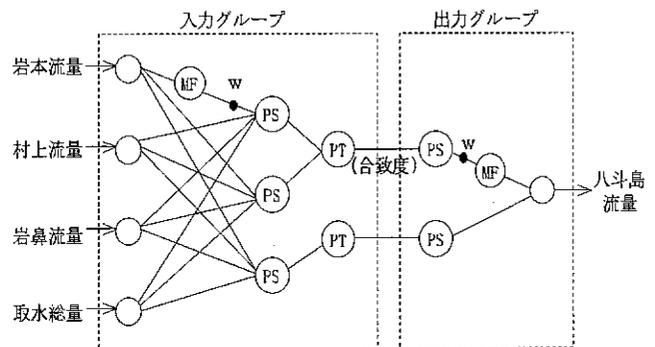


Fig. 4 メンバースhip関数 (MF) の表現

Definition of "Membership Functions (MF)"



PT: パターンテーブル (流量出力) MF: メンバースhip関数
PS: パターンセット (流量波形分類) w: MFの重み

Fig. 5 ファジィ化ニューラルネットによる流量予測と入出力例 (例えば、八斗島流量予測)

Discharge prediction and inputs/outputs by fuzzy neural network ("Yattajima" checking point for instance)

a 知識表現

ファジィ化ニューロ技術における知識表現により、通常のニューラルネットと同様に複数の特徴量入力と複数の状況出力の関係を示す。この特色として、この関係記述にファジィシステムのメンバースhip関数 (以下 MF と表す) を用いている (Fig. 4 参照)。

ファジィ化ニューロ法では Fig. 5 に示したような流域内の各情報の領域をそれぞれの入力値に対して設定した MF により表現する。基本は一組の MF で定義される小領域 (PS: パターンセットと呼ぶ) で、特徴空間内の領域が複雑な場合には、一個の PS では表現できず、同一の意味付けがなされた複数の PS を集めた複合領域 (PT: パターンテーブルと呼ぶ) を定義する。そこで、ファジィ化ニューロ法において表現を精密化するには、小さなサイズの小領域を多数生成する。

b ネットワーク表現

ファジィ化ニューロ法では、入力情報 (観測データ) を表す観測地点セットと流況を表す PT の集合とをひとまとめにして、パターングループ (PG) を定義する。ここでのパターングループは予測するための流量である。以上により、学習と推論を行うネットワークを作成する。

c 学習方式と学習パラメータ

ここでの学習とは、MF, PS, PT (これらを総称してルールと呼ぶ) を生成することである。まず、各 MF に対する入力値データ (学習データ) が一定の数に達したら、台形状の MF の生成を行う。MF の重み w は、入力に対する MF の重要度を表している。Fig. 5 に示す入力グループと出力グループの学習は同時に行う。

学習パラメータには、MF を生成するための学習回数、MF の形状を制御するパラメータ (分散値, 分散比率, 曖昧度比率, 変更をかけるデータセット数), 重みの変更を規定するもの (初期値, 閾値上下限, 増減ステップ幅), 出力値を合成するためのパターン数等がある。

d 推論方式

推論は、合致度として入力データと状況との間の適合の度合いを示す指標 (中心値と分散) を定義して、実際の観測データ (流量, 取水量, 降水量など) を用いて得られた推論の採用可能性を判断する。

IV 渇水時の流量予測への適用結果

抽出された 11 個 (①~⑪) の渇水期間の内、過去最大であった昭和 62 年の渇水 (⑦) と最近の平成 13 年の渇水 (⑪) をファジィ化ニューロ法と区間流入量を利用する簡易予測法の検証に用いることとした。そこで、まず、残りの 9 個の渇水期間のデータ (渇水期間①~⑥および⑧~⑩) をここでの知識情報獲得のための学習データとして用いた。

1 学習パラメータと流量の初期検討

まず、栗橋と岩本地点の各グループ (Ⅲ 1 b のグループ⑥とグループ①) を代表例に、メンバーシップ関数決定のための学習パラメータ, 上流入力情報の種類, 入力情報の長さ等の初期検討を行った。ここでは、対象地点のそれぞれの上流側の情報から当日流量を予測した。そ

の結果、予測地点それぞれに対して学習パラメータを決めた方がいいこと、入力として雨量情報を入れると、予測流量に大きな変化が生じて予測結果が悪くなること (特に、岩本地点), 渇水期間 (①~⑥, ⑧~⑩) に対する入力は期間毎に入力して学習させようが全期間を連結して入力しようが結果は同じであること、欠測などにより学習データが少ないときに反復学習数を増やす意味で同じ年のデータを繰り返し利用すると、学習パラメータの値が決定しやすくなるために予測結果は改善されることなどが判明した。

次に、平成 13 年の渇水期間(⑪)の当日流量を予測し、昭和 62 年渇水の当日流量の予測結果とともに比較検討した。過去に経験の無い渇水に対して、当日流量の予測に関しては比較的良好な予測結果が得られた反面、両期間ともに、途中で流量が大きく回復した場合の予測精度は極端に悪くなった。なお、栗橋と岩本両地点に用いる学習パラメータは同一である。

2 入力項目の検討

ここでは、代表例として、八斗島 (グループ③, 地点は Fig. 1 参照) での数日先の流量予測結果を検討するために、学習パラメータの設定, 入出力関係の決定を行った。具体的には、Fig. 5 に示すように入力情報を上流側地点流量情報 (岩本, 村上, 岩鼻) と取水情報 (群馬用水, 広瀬桃木, 天狗岩, 備前渠) を基本として検討した。ただし、若泉地点は流量情報が欠測のため省略している。それぞれの結果の中で実測値と推定値の比較のために、次式の相対誤差 (%) を計算した。

$$J_{RE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|q_{ci} - q_{oi}|}{q_{oi}} \times 100 \quad (4)$$

ここに N : データ数, q_{ci} : 推定流量, q_{oi} : 実測流量である。

まず、八斗島地点での渇水流量予測を行うのに、学習パラメータ入力の影響がどの程度あるのかの検討を行った。上流ならびに八斗島観測点の当日までの流量を用いて八斗島の 1 日から 7 日先までの流量を予測したが、その際、八斗島地点の予測日毎に学習パラメータの値を変えた方が結果は良好であった。

a 予測地点の流量時系列

Table 4 は、1 日先の流量予測を行う際に予測地点の当

Table 4 予測点の時系列入力日数による予測誤差 (1 日先予測)
Predicted error due to time series inputs in day at the checking point
(1-day prediction)

入力流量日数	n=1	n=2	n=3	n=5	n=7
1 日先予測値の相対誤差	18.8	19.7	21.9	22.5	26.3

日観測流量も含めた過去何日間の流量データを流量情報とするかの検討結果である。過去の流量波形の情報を長く利用するより、当日の観測流量のみから予測した方が予測精度は良い。

b 空間情報

同様に1日先の流量予測に対して、上流の流量・取水量情報を入力しない場合、上流の流量・取水量情報を入力として与える場合、降雨量の情報（雨見山、藤原、片品、万場、前橋の5雨量計の平均）を同じく与える場合等を検討した（Table 5）。予測地点の流量を使えば、上流流量・取水量情報は必ずしも必要でないことが分かる。また、降雨量情報（当日の降水量）は、前述した初期分析の結果（岩本での分析）と同様流量への応答が早かったり、遅れすぎたりするため、必ずしも有用に働くとは限らないという結果になった。

3 区間流入量を取り入れた予測

前述したように、流域からの循環・還元量や区間に分けたときの残留域からの流出量を考慮するために、各区間の流入量を考える。すなわち、ファジィ化ニューラルネットによるシステムの入力側に区間流入比率を利用する。

まず、(3)式で定義される区間流入量比率（どの程度が循環されるのか）について、渇水期間中固定させる方法と、日毎に変化させる方法とを比較検討した。その結果、日毎に変化させる方法が適当であることが分かった。すなわち、当初は、比率が一定であれば変動の少ない取水還元率として説明できると考えたが、ある区間での還元量は必ずしも期間を通じた取水量に対する一定量として算出できない。反対に、この区間流入量は残留域からの流出量の推定誤差や地点流量の観測誤差等を含んだものとして説明できる。

これらの結果のうち、区間流入量比率の有無による予測結果の精度を相対誤差で評価したものが Table 6 である。区間流入量比率を用いた方が予測結果は良い。このことは、上流側の入力当日から予測日前日まで同じ値をとり、上流入力に新たな情報が加わったと考えられる。

区間流入量比率を導入して、7日先までの予測を行った結果を全期間について Fig. 6 に示す。最大の渇水であった昭和62年渇水に対する予測結果のうち、1日先、3日先、7日先のをそれぞれ選んで、実測値と比較している。1日先の予測は当日流量に引きずられる傾向はあるが十分な精度で予測可能である一方で、予測日が先になると、Table 6 の結果同様、同図からも予測精度が悪くなっている。

4 7日先までの流量予測法の比較

上記項目までの検討から、上流側の流量・取水量情報と区間流入比率を取り入れた予測を行う。また、各地点

Table 5 入力情報の比較

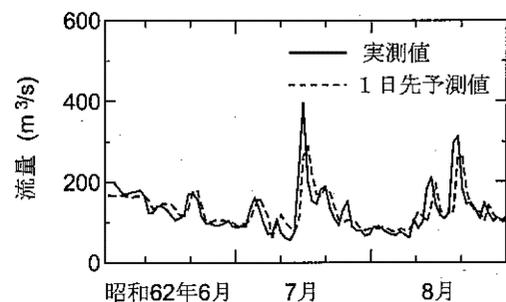
Comparison of upstream information inputs

ケース	入力項目	相対誤差
A	予測地点流量+上流情報	19.4
B	予測地点流量+上流情報+降雨	22.2
C	予測地点流量+降雨	16.2
D	予測地点流量	18.8

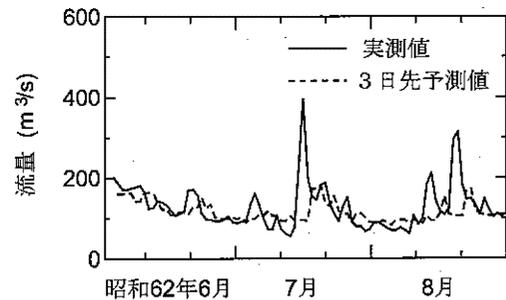
Table 6 流量予測結果の推定誤差 (%)

Estimated error of predicted discharge results

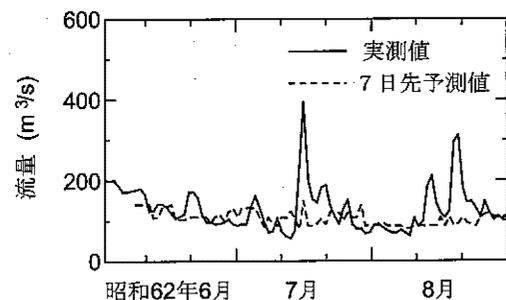
予測日	区間流入比率なし	区間流入比率利用
1日先	19.4	18.0
2日先	25.5	20.4
3日先	27.3	22.6
4日先	29.1	23.7
5日先	24.7	23.8
6日先	26.9	25.0
7日先	29.9	26.5



(a) 1日後予測



(b) 3日後予測



(c) 7日後予測

Fig. 6 既往最大渇水の1~7日先の流量予測結果
Results of 1 to 7-day discharge prediction
of the biggest drought

とも過去の流量トレンド（何日間かのデータ）よりも当日の観測値情報を最大限利用する。そこで、次に、7日先までの流量を予測するため、Fig. 7に示す各種の方法（一括予測、蛙跳び予測、日々予測（I）および（II））を検討する。各方法の特徴は以下のようである。

一括予測：当日の各種情報から7日先までの予測地点流量トレンドを同時に一括で予測する。

蛙跳び予測：当日の各種情報から1~7日先の各日の予測地点流量を1日ずつ予測する。一括予測によるものとは学習した知識やルールが違っている。

日々予測（I）（II）：予測した予測地点流量を次の日の予測に利用するもので、（I）は当日と1~k-1日までの予測流量のトレンドを入れ込む一方で、（II）は予測日（k日先）の前日の予測情報のみを用いて推定する。

Table 7に各方法による予測結果と実測値との相対誤差を比較した。日々予測の結果を取り入れて、しかも日々の予測結果（トレンド）を最大限に利用した方が予測精度は向上した。

ここでは、システムの入力として上流の情報だけでなく、予測地点の流量情報の入力方法の検討を行っている。すなわち、一括・蛙跳び予測と日々予測の違いで予測地点（ここでは八斗島地点）の予測流量をシステムの入力情報として取り入れるかどうか、また日々予測（I）（II）で予測地点のn日先予測を行うのに（n=1~7）、n-1日までの予測値をどのように使うかの検討を行った。その結果、前者では、予測地点の予測流量も入力情報として取り入れた方が結果の向上が認められること、また、後者では1~n-1日の予測流量を情報として取り入れた方がn日先の予測結果の改善に繋がった。

なお、学習パラメータについては、当初IV 2の段階で決定した値に固定して、Fig. 7の全予測法に適用しようとしたが、個々の知識に対して学習パラメータも変化させると予測の精度が向上した。

5 日々更新される渇水流量予測

実際に日々の予測をどのように行っていくかを考える。上記2~4と同様に八斗島地点(グループ③)において、昭和62年以外の9期間(①~⑥, ⑧~⑩)の渇水データを学習させ、昭和62年の渇水流量を予測した。毎日行った7日先までの予測結果は前出のFig. 6に示す通りであるが、Fig. 8(a)は7日毎にスタートした予測結果を選択的に表示したもので、同図(b)は特に6月22日から30日までを選択して毎日の予測結果を示している。実際に現場で行う7日先までの予測結果は、同図のように連日最新情報（当日の情報）を入れて更新できる。

Table 7 予測法の違いによる結果比較 (%)

Comparison of the results according to prediction methods

予測日	一括予測	蛙跳び予測	日々予測 (I)	日々予測 (II)
1日先	23.5	18.0	18.0	18.0
2日先	25.1	26.1	20.4	27.4
3日先	24.8	28.3	22.6	37.8
4日先	25.2	30.8	23.7	50.7
5日先	25.9	46.8	23.8	67.0
6日先	27.5	43.0	25.0	84.8
7日先	27.2	49.6	26.5	92.3

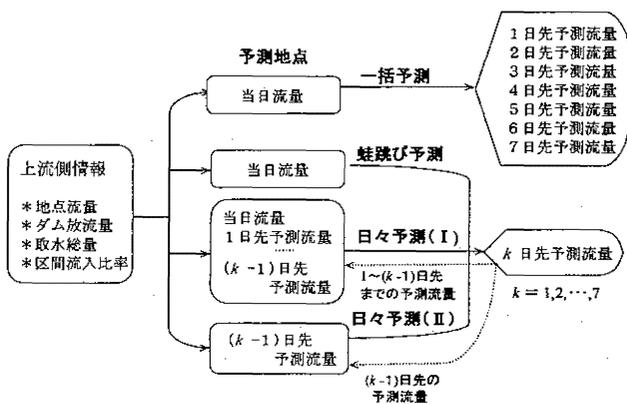
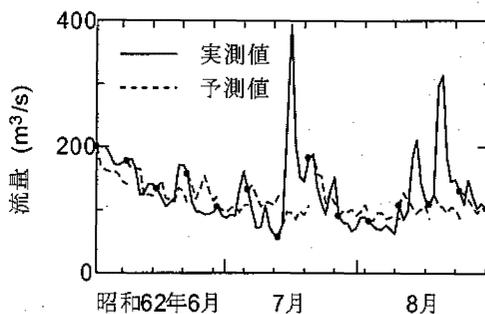
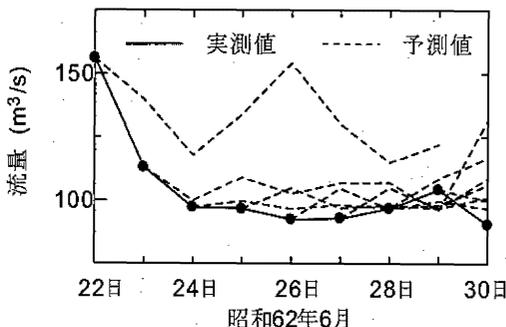


Fig. 7 7日先までの予測法の比較

Comparison of prediction methods till 7 days



(a) 7日おきの予測



(b) 毎日の7日先までの予測

Fig. 8 7日先までの予測方式

Prediction methods till 7 days ahead

V 簡易予測法の応用に関する検討

1 平成13年度疑似渇水への適用

前章で採用した日々予測(I)を,平成13年の渇水流量予測に適用した。採用した学習パラメータは前章で最終的に採用されたものとし,当研究実施に発生したりアルタイム予測の実例として,平成13年の渇水流量(Ⅱ 2の渇水データ⑩)の予測を行った。なお,前出したように平成13年の渇水は8月上旬までは平成6年(渇水データ⑨)に相当する規模の渇水が予想されていたが,8月中旬に十分な雨量があり,大渇水を回避できた。その際,これまで利用していた学習結果(昭和62年の渇水データ⑦を代入しないもの)をそのまま採用した結果と新たに昭和62年を追加で学習した結果を比較した。Fig. 9は,後者の知識情報を用いて,未知と仮定する八斗島地点における平成13年の渇水を予測した結果を示している。実際に観測された値と1日,3日および7日先における予測流量の比較であるが,平成62年同様の良好な予測結果が得られる。ただし,過去最大の渇水の62年の時と同じく,増大した流量に対する精度は必ずしも良くない。

7~8月の期間の予測値(1~7日先の予測)と実測値の相対誤差は,昭和62年渇水を学習に入れる,入れないにかかわらず,0.13~0.25範囲内であったが,3日先以上の予測については62年渇水を追加学習した方が相対誤差の改善に役だつ結果が得られた。

2 上流側流量予測に伴う予測地点流量の改善

これまでの検討では,上流側の情報は当日の情報のみ(システムとしては当日の流量が7日間続くと入力されている)であったが,上流側の予想流量として,ダムであればダム放流計画量(取水制限後の放流量を含む),流量基準地点では上流予測流量,取水量では取水制限後の予定計画取水量を利用できる。そこで,ここでは,上流側の情報が何らかの方法で予測でき,その結果は大変良いと仮定した上で, n 日先の予測に対して $1 \sim n-1$ 日の実測情報を予測流量として利用し(上流側の完全予測),八斗島地点流量を予測した。この場合,学習パラメータはこれまでと同じものを用いた。結果はFig. 10のように,当初予測のとおり7日先であっても大変良い予測流量が得られている。すなわち,上流側の流量やあるいは水管理状況の予測が適切に行われれば,対象とする地点流量の予測値は格段に改善される。

3 全ての分割代表点での予測

八斗島流量の予測の際に決定された条件(日々予測(I))をそのまま利用して,他の地点の流量予測を行った。地点としては,グループ①岩本(本川),②若泉(神流川),④利根大堰(本川),⑤高津戸(渡良瀬川),⑥栗橋(本川),⑧布川(本川)の各点であり,データの質の問題から鬼怒川の佐貫地点(グループ⑦)は除外

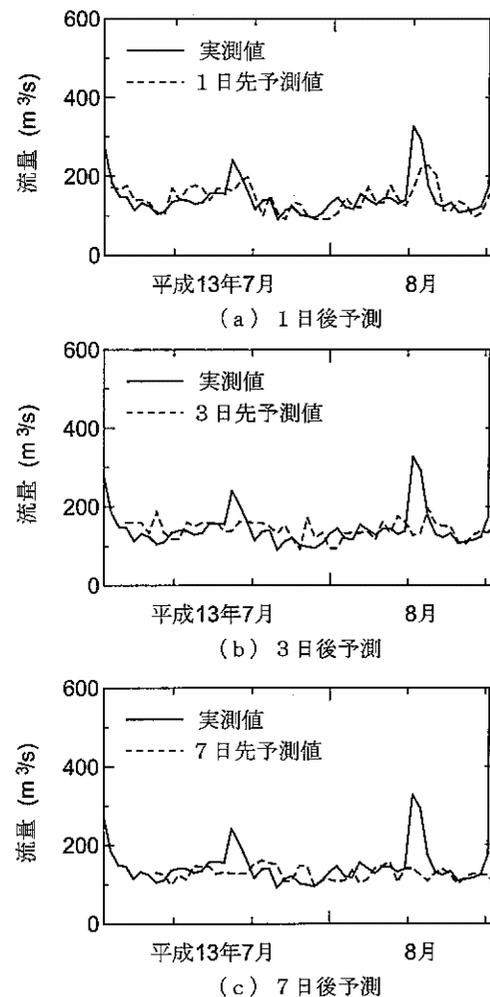


Fig. 9 平成13年渇水への適用
An application for the 2001 drought

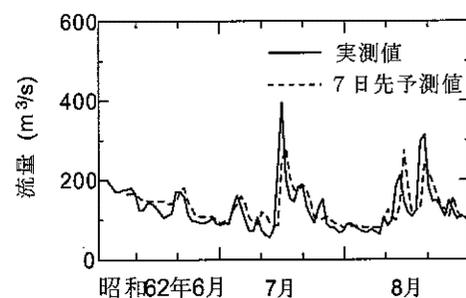


Fig. 10 上流側の完全予測を仮定した例
An example for assuming perfectly predicted up-streams

した。学習データについては,基本的に渇水期間①~⑩の10渇水を学習したが,若泉地点は⑥~⑩,高津戸地点は③~⑩(取水量データは⑥~)のものになっている。全地点について,平成13年度7~8月の1~7日先の流量予測を行った。相対誤差(0~1の表示)が,岩本地点で0.22~0.37,若泉地点0.23~0.35,利根大堰地点0.15

～0.22, 高津戸地点 0.11～0.16, 栗橋地点 0.15～0.31, 布川地点 0.3～0.57, との結果になった。いずれの場合も流量が増大する期間に予測精度が悪い。

学習パラメータは、八斗島地点用に得られたものである。地点毎の学習パラメータを再度決めていけば、それぞれの地点での流量予測精度の向上が期待できる。

4 流域全体の予測システムへの応用

流域をグループに分けて、そのグループの中で得られる時空間情報を使えば、代表地点での流量予測が可能であることが明らかになった。ここでは、上流側にある流量観測点の流量は同様に III 1 の関係式とファジィ化ニューロ法を用いて簡易に推定可能であることから、その予測値を上流側入力値として入れ込んでいくことが可能となる。最終的には、最上流まで遡ってダム放流量や各地点の取水量等を用いて流域全体の予測システムが表せる。

ここに、利根大堰流量を八斗島地点グループ（グループ③）、若泉地点グループ（グループ②）、さらに岩本地点グループ（グループ①）を結びつけて、4つのグループを同時に利用する場合の検討を行った。この時の予測システムの構成例を Fig. 11 に示している。ここでは上流のダム放流量と取水量を入力として、各地点の流量を1～7日先まで予測する。ただし、八斗島地点の予測には岩本と若泉両地点のみの予測結果を用いて、村上、岩鼻両地点の情報は全期間にわたって用いない。Fig. 12 は利根大堰における5日先の予測と実測の値を比較したもので、岩本地点上流のダム放流量や取水量は前述の項目2のように予測が完全にできたと仮定して、実測値を入力している。他の諸量は予測された値を下流側に入れ込んでいる。

本論の検討では、上流側の各種情報に関しては、予測を始める現時点までの情報のみを用いて、重要地点の流量予測を行ってきた。すなわち、将来の流量予測を行う場合、上流側情報をどうやって入手するかについては考えていない。そこで、将来の発展の可能性として、i) 当日の流量を使い続けることが可能（現在のシステム）、ii) 何らかの予測値を入れることが可能（上記2で検討）、iii) あらかじめ決められた計画値を入れることが可能である。この段階で、将来の渇水に対して操作された放流量や取水制限を行った取水量を上流入量として使用し、その影響度や予測流量の変化量を求められる。

さらに、上流観測点流量や雨量を入力とする場合に、前述のとおり予測流量への反応が早すぎたり、遅くなったりとする傾向も見られたが、これらの改善策として各地点の値からの流出遅れ時間の検討をすれば改善がみられるかもしれない。

当初、物理モデルを使わない実用的な推定法の開発を主要な目標点として、ここでの解析法を開発してきたが、

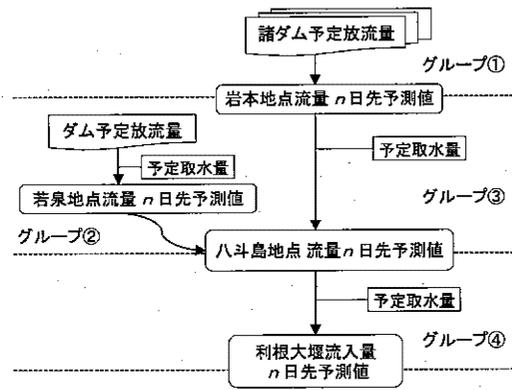


Fig. 11 4グループを纏めた予測システムの構成例 (n=1,2,...,7)

Outline of a prediction system with 4 groups united

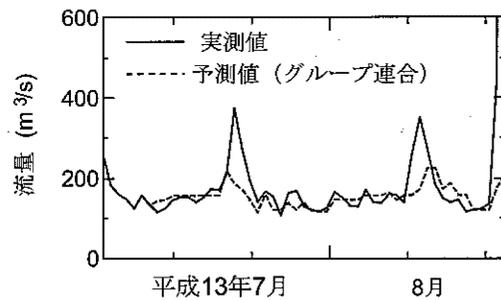


Fig. 12 4グループを纏めた予測（利根大堰5日先予測）

Results of prediction with 4 groups united

最上流点での将来の予測量などの入力にあたってはモデル推定流量を使うなど、ファジィ化ニューロ法とモデルによる予測との組合せが必要なのかもしれない。また、それにより本論で検討した1～7日先の渇水流量予測を1カ月程度先まで実現できる可能性がある。

VI 結言

水資源の時空間情報を用いて流域管理を合理的に行うため、異常渇水を対象に、ファジィ化ニューラルネットを用いた区間流入量や基準地点流量を推定する方法を開発し、利根川流域の昭和47年～平成13年までの既往最大の11渇水に適用した結果を報告した。得られた主要な結果を要約すると以下ようになる。

1) ファジィ化ニューロ法を利用して、流出モデルを通さなくとも、複数のダム放流量、地点流量、頭首工取水量などの時空間情報と過去の渇水経験から得られた知識情報を使って渇水予測ができ、しかもこの方法は未経験の最大渇水規模の予測にも適用できることが明らかになった。

2) 流域をグループに分割し、1つの同グループ内の

対象とする区間での区間流入量(横流入量)を逐次算定することで、上流域からの還元量や残留域区間からの流出量を技術者の熟練を必要とせず簡易に推定でき、それをファジィ化ニューロ法の入力として利用することで推定精度の向上が期待できることが明らかになった。またその算定量は観測誤差や推定誤差を含んだ量として非常に重要な情報量である。

3) ここで示した知識獲得型の濁水流量予測法は、過去の濁水情報を利用して、しかも時空間情報をリアルタイムに入出力できることから、濁水流量の予測支援に使える実用的な方法であることが大きな特徴となっている。

参考文献

- 1) アドイン研究所(2000): β -RNA 概説書ならびに Dandras(Win32)概説書
- 2) 甘利俊一・向殿政男共編(1994): ニューロとファジィ, 培風館, 275p.
- 3) 林 勲・古橋 武共編(1995): ファジィ・ニューラルネットワーク, 朝倉書店, 208p.
- 4) 古橋 武(2001): ファジィ/ニューロ/進化的計算によるデータ解析について, 実践水文システム研究会 2000 年度報告書, 第4号, 実践水文システム研究会, 77-86
- 5) 増本隆夫(1994): 用排水の最適管理への知識情報の活用, 研究ジャーナル, 17(10), 18-22
- 6) 増本隆夫・豊田 勝(1994): 知識情報を用いた出水水位予測支援システム, 応用水文, No.6, 1-6
- 7) 増本隆夫・久保田富次郎・松田 周・袁 新(2002): 時空間情報を用いた異常濁水時の流況予測支援, 第6回水資源に関するシンポジウム論文集, 325-330
- 8) 日本ファジィ学会編(1995): ファジィ・ニューラルシステム, 日本工業新聞社, 176p
- 9) 西田俊夫・武田英二(1978): ファジィ集合とその応用, 数学ライブラリー48, 森北出版, 164p.
- 10) 農業土木学会(1987): 利根川水系農業水利誌, 農水省関東農政局利根川水系農業水利調査事務所・編集, 989p.
- 11) 農業工学研究所水文水資源研究室(1998): 平成9年度依頼研究「利根川水系における濁水流況予測」報告書, 農水省関東農政局利根川水系農業水利調査事務所
- 12) 菅野道夫(1988): ファジィ制御, 日刊工業新聞社, 183p.
- 13) 利根川水系土地改良調査管理事務所(1994): 平成5年度利根川水系流水構造運用モデル検討業務報告書, 1-1~5-26

An Integrated Method for Discharge Forecast to Manage Severe Droughts in the Tone River

MASUMOTO Takao, YUAN Xin, AIZAWA Akiyuki, KUBOTA Tomijiro and MATSUDA Shuh

Summary

It is essential to grasp runoff situations properly and to predict discharges by using available information of water resources in the entire watershed under critical conditions such as severe droughts. In the watersheds with multiple dams and diversion facilities, however, discharge forecast methods during droughts are yet to be developed, as well as specifications of those data yet to be standardized. In this paper, as the basis of rational watershed management to use time and space information on dam releases and head work intakes, a method using knowledge acquisition system with the fuzzy neural network was developed for predicting runoffs from residual areas and those on reference points. Then, this method was applied to eleven record droughts experienced during the last 30 years in the Tone River Basin.

Key Words: drought, prediction, time and space information, fuzzy neural network, knowledge acquisition