

事例ベースモデルと分布型流出モデルを併用した河川流量予測

小尻利治・原山和也*・田中賢治・浜口俊雄

* 株式会社 山武

要 旨

事例ベースモデルTCBMによる河川流量予測手法は、過去に観測された降雨量と河川流量データを事例ベースに蓄え、その中に将来の降雨量予報を入力することで河川流量を予測するものである。予測演算は事例ベースからのデータの抽出であるため、計算時間が短いという特徴がある。しかし経験のない降雨時の河川流量予測では信頼性が低い結果となることが課題であった。本報では、分布型流出モデルで推定した、新しい事例ベースを用いて、未経験の降雨にも対応できる事例ベースモデルHydro-TCBMの開発を行ったので、そのモデルの説明と計算例を示す。

キーワード：河川流量予測，事例ベースモデル，分布型流出モデル，Hydro-TCBM

1. はじめに

都市を中心とした集中豪雨により河川流量が急激に増大し、河川水位が危険水位を超えることがしばしばある。河川で溢水した場合、地下街が広がっている大都市などでは人命にかかわる大事故につながる恐れがある。河川氾濫を予測できれば、事前に対策を立てて災害を最小限にとどめることができる。一方、このような河川氾濫を予測する手法は多くの研究機関で開発されている。岡ら (2006) はブラックボックスモデルの1つである事例ベースモデリング手法を下水流入量予測 (岡, 2000) の応用で河川氾濫予測に取り入れ、浸水警告システムとしてリアルタイム予測を行っている。立川ら (2006) はリアルタイム水文・気象観測データを利用し、広域分布型実時間流出予測システムを開発している。東海林ら (2006) は流出モデルにカルマン・フィルター理論を組み合わせて、予測計算を行っている。筆者らも、事例ベースモデル (TCBM : Topological Case-Based Modeling) (原山, 2006) や分布型流出モデル (Hydro-BEAM : Hydrological River Basin Environment Assessment Model) (小尻, 1998) により、河川流量を推定する技術を開発してきた。

本研究では、数時間先の河川の流量および水位を

リアルタイムに予測する技術の開発を進めている。その場合、分布型流出モデルによる予測を精度良く行うためには、計算速度の問題から高価な計算機を用意する必要があり、全国に広がっている大小様々な河川管理に用いることは難しい。また、パラメータ設定が煩雑であるなど、運用を開始するまでに多くの時間を要する。一方、筆者らが開発を進めている事例ベースモデルTCBMによる河川流量予測モデルは、過去に観測されたデータを事例ベースに蓄え、その中に将来の降雨量予報を入力することで河川流量を予測する方法である。そのため、PC程度の計算機を用いればリアルタイム予測の演算速度にも十分対応できるモデルである。また、データ分析により入力変数を決定するため、計算準備も短期間で可能である。しかし、近年は事例ベースに存在しないような豪雨が都市を襲っている。その場合、過去の観測値を集めた事例ベースから推定値を抽出してくるTCBMによる予測では、未経験の降雨が入力されると出力である予測値の信頼性が低くなり、それが課題となっていた。その対策として、本報では事前に分布型流出モデルにより計算した豪雨時の推定値を事例ベースに蓄え、未経験の豪雨にも対応できる事例ベースモデルHydro-TCBMの開発を行ったので、そのモデルの説明と計算例を示す。

2. TCBMによる河川流量予測

TCBMを用いた浸水警告システム (岡, 2006) は, 過去に起きた河川流量変動を事例ベースに蓄え, 将来の予報と過去の現象の類似性を検証することでパターンを発見し, 数時間先の河川流量を予測するものである。そのため, 計算速度が速く, リアルタイムでの運用には適している反面, 過去の事例に存在しない降雨が入力された場合に予測の信頼性が劣るという課題がある。

2.1 TCBM (Topological Case-Based Modeling)

TCBMとは, 過去の蓄積されたデータを活用し, 将来の予報と過去の現象の類似性を検証することでパターンを発見し, 未来の予測を行うモデリング方式である。TCBMの基本構成を以下に示す (Fig. 1 参照)。

- ① 出力の解像度 (出力許容誤差: 要求するモデルの精度) を設定する。その精度を満たすための入力変数の種類や数をステップワイズ法とクラスター分析法を基本として決定する。
- ② モデリング: 位相論の連続写像の概念に基づき, 出力許容誤差に応じた入力空間の量子 (メッシュ) 化を行い, メッシュ空間における事例作成と, 類似度の定義を行う。量子化に使用した評価基準によりモデルの完成度を評価する。

- ③ 出力推定: 推定を行う入力状態と類似している入力事例を事例ベースから検索し, 類似入力事例とペアで記録されている出力事例を用いて, 局所的に出力値を計算する。検索に用いる近傍系により類似度が求まり出力の信頼性を表示する (近傍の拡大の度合いが大きいほど類似していない事例を推定に使用していることを示し, 出力推定値の信頼性が低いことを示す)。
- ④ 学習: 事例ベースの部分改定を行うことで新規事例 (入出力のペア) の学習を行う。

本技術は空調の自動制御や, 下水処理場における流入量予測など幅広い分野で利用されている。

2.2 河川流量予測のモデリング

TCBMを河川流量予測に適用した。一般に河川流量の増減に影響を与えている主な要因は雨である。その他に, 地球と太陽の関係から生じる潮位の変動, 土壌の湿り具合から生じる季節的な変動, 人間の生活パターンによって生じる時間的な変動などが考えられる。これらの要因をそれぞれ降雨量, 潮位, 気温, 日時で表すこととし, 事例ベースに蓄える。モデルの入力に予報値などの数値を入れ, 類似事例を検索し, 河川流量を予測する。ここでは, 河川流量を2つに分けて考える。1つを晴天時流量, もう1つを雨天時増水量とする。これは, 河川流量の増減が降水量と相関が強いため, 他の変数とは別に扱った方が解析を行いやすいためである。前者を予測する晴

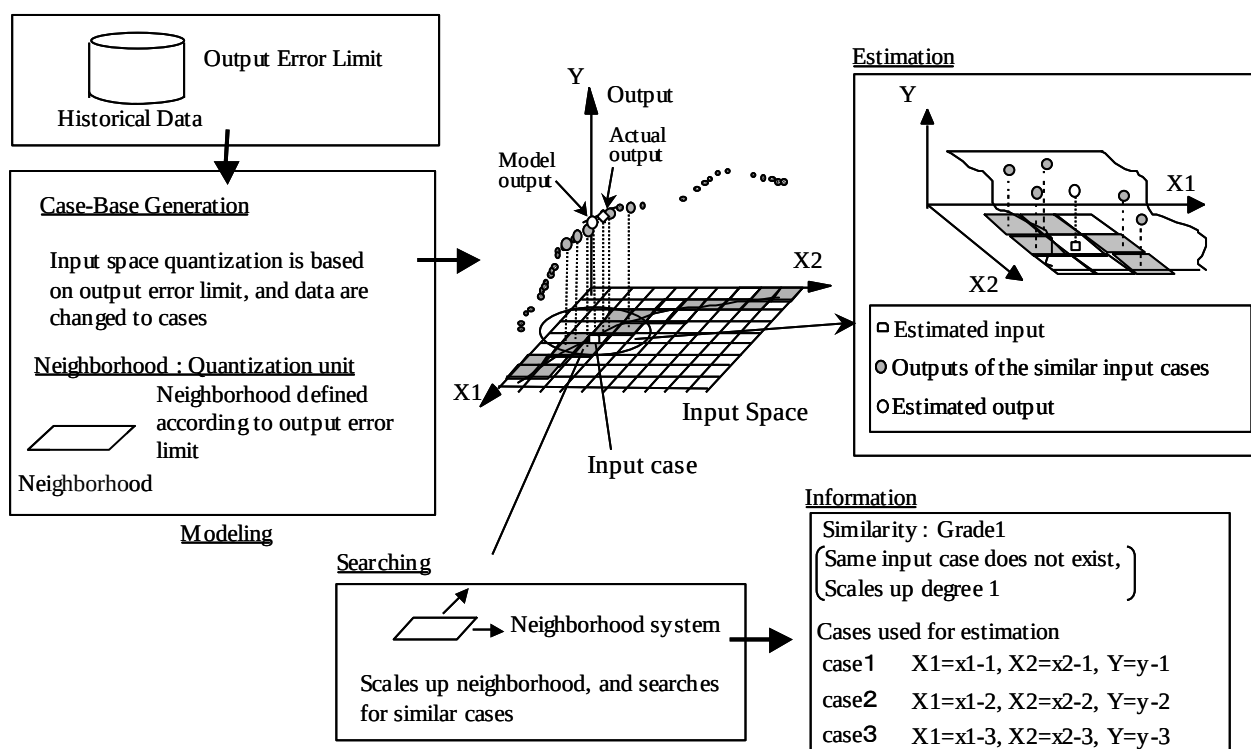


Fig. 1 Overview of TCBM

天時流量予測モデルでは、過去3年分^{注)}の河川流量、潮位、気温を事例ベースに蓄え、天文潮位の計算値や気温の予報値を用いて対象時刻の河川流量を予測する。また、後者を予測する雨天時増水量予測モデルでは、過去3年分^{注)}の河川流量およびそれと同じ期間の晴天時流量の推定量の差から雨天時増水量を求め、そのデータと降雨量を事例ベースに蓄えて、未来の降雨量予報値を利用して対象時刻の雨天時増水量を予測する。この場合、対象とする河川に対し

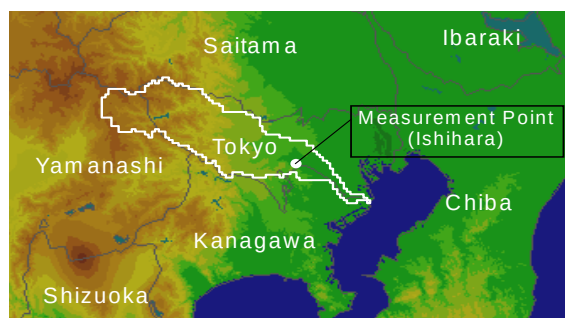


Fig. 2 Tama River basin

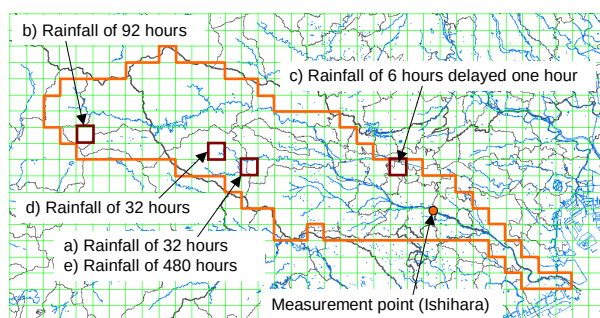


Fig. 3 Variables for river flow rate estimation

て、その周辺のどこに降った雨がいつ影響を与えているのかを検討し、レーダー雨量などの多くの降雨情報から最適な降雨の変数をステップワイズ法とクラスター分析法を基本に選定している。

2.3 河川流量推定の実例

本節では、TCBMによる河川流量推定の実例として、多摩川の河川流量推定を示す。多摩川は、幹川流路延長が138km、流域面積が1,240km²で、山梨県から東京都と神奈川県の間を流れて東京湾に至る一級河川である。Fig. 2に多摩川流域の位置図を示す。本報では環境観測点の1つである石原（東京都調布市）の流量観測データを利用した。石原は標高26.3mに位置しているため、潮位変動の影響はないものとし、雨天時増水量予測モデルのみで河川流量推定を行った。対象期間は2001年4月～2005年3月とし、TCBMにおける推定モデルの作成を2001年4月～2004年3月、推定値の評価を2004年4月～2005年3月とした。降雨

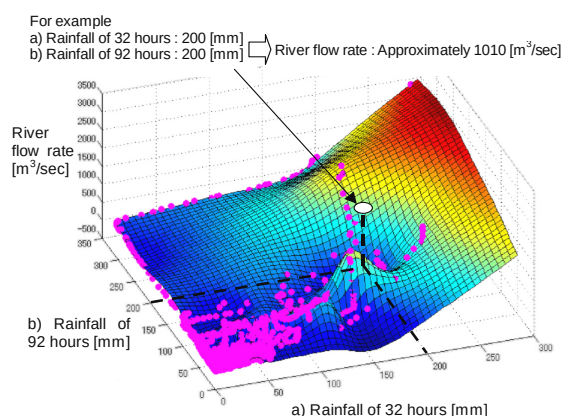


Fig. 4 River flow rate estimation model (facet in 3D)

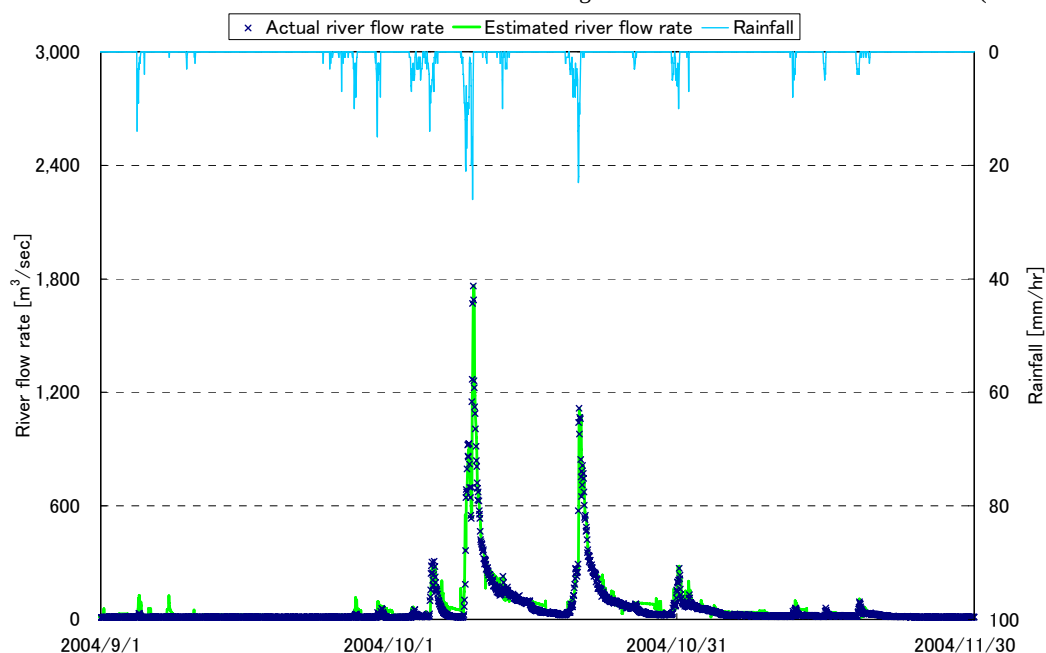


Fig. 5 River flow rate estimation by TCMB (Ishihara, Sep-2004~Nov-2004)

データは、レーダーアメダス解析雨量 (2.5kmメッシュ) を利用した。流域全体の163メッシュのデータを不等間隔に1時間から2,160時間の11種類の時間積算したデータを作成し、更に時間積算の小さな3つのデータに関しては3種類の遅れ時間のデータも作成し、全部で3,260個の降雨の時系列データを用意した。その中から、ステップワイズ法とクラスター分析法を利用して、Fig. 3に示す5つの変数を選び出した。Fig. 4に河川流量推定モデルの一部を可視化した図を示す。本事例では、5つの降雨変数から1つの河川流量を推定しているため、本来は6次元空間の曲面になるが、3次元空間しか表現できないため、ここには主要2変数 (①と② : Fig. 3参照) と河川流量の関係を示す曲面を示している。また、Fig. 5にこのモデルを用いて推定した2004年度の河川流量のうち、降雨の多かった2004年9月～11月の結果を示す。ここでは、解析手段として学習機能を利用した。3年分の観測値で推定モデルを作成しているが、これでは200年降雨などの豪雨に対応できていない可能性があるため、事例ベース内の事例を増やししながら推定することで、TCBM本来の推定精度を確認しようとしたためである。推定結果の誤差は二乗平均平方和誤差 ((1)式) が1.4[%]、最大誤差が618[m³/sec]となった。

$$\text{二乗平均平方和誤差(RMSE)} = \frac{1}{\text{Range}} \sqrt{\frac{\sum (\text{予報値} - \text{観測値})^2}{\text{データ数}}} \times 100 \quad \dots (1)$$

(ここで、Range = 評価期間の流量観測の最大値 (=1,762[m³/sec]) とした。)

2.4 大雨を除いた事例ベースによる河川流量推定

上記のように、本モデルは3年分の観測データでモデルを作成した。その結果、近年増加傾向にある豪雨が予報された場合の河川流量予測には対応できない可能性が高い。本節では、大雨のデータがない場合に、どれだけ推定誤差が発生するか検証するために、前節で作った推定モデルから大雨のデータを除いた事例ベースで新たに推定モデルを作成し、同じ期間の河川流量推定を行った。具体的には、Fig. 6の丸印の4降雨を除いた。Fig. 7にそのモデルを用いて計算した推定結果のうち、Fig. 4と同じ期間を示す。Fig. 4に比べて、河川流量が大きくなっている期間で観測値からの誤差が大きくなっている。評価期間全体の二乗平均平方和誤差は3.1[%]、最大誤差は1,049[m³/sec]になり、前節の結果と比べると誤差が倍程度になったことになる。以上の結果より、事例ベースモデルTCBMは的確に事例ベースを作れるかどうか河川流量推定結果の信頼性に影響を与えることがわかった。

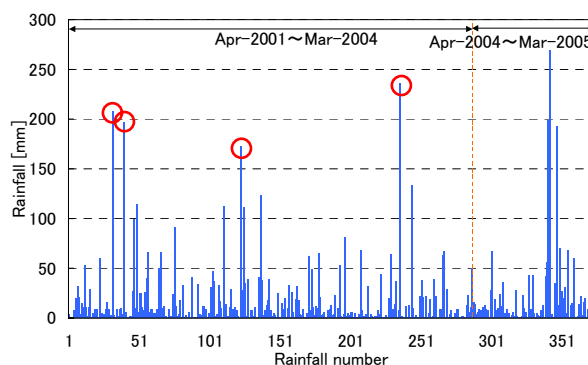


Fig. 6 Rainfall per rain

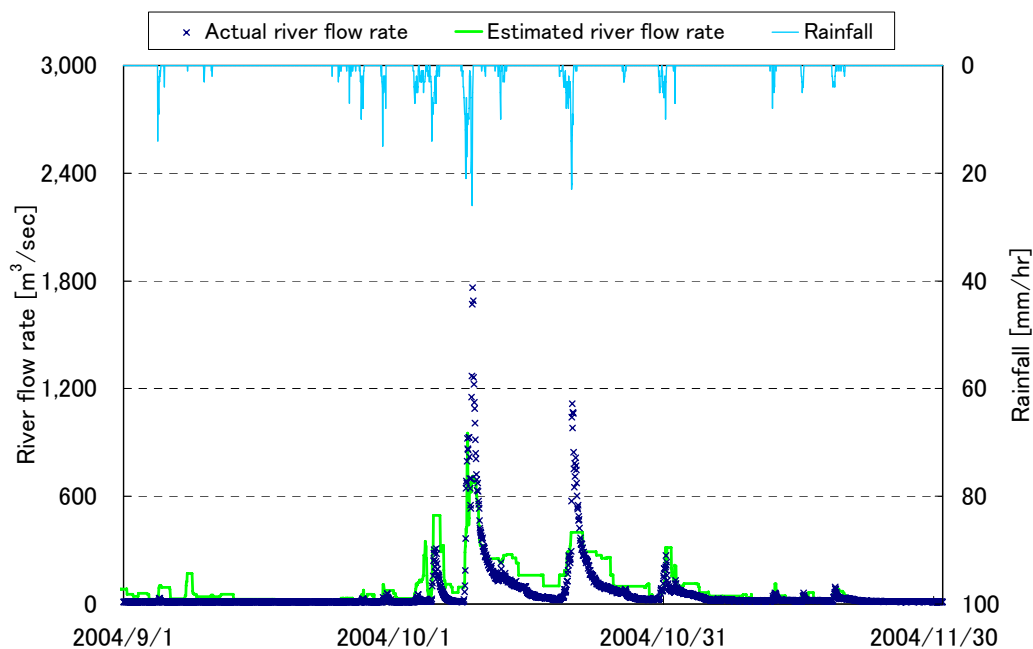


Fig. 7 River flow rate estimation by TCBM without heavy rainfall (Ishihara, Sep-2004~Nov-2004)

3. Hydro-BEAMによる河川流量推定

前章で示したように、事例ベースモデルTCBMは、収集した事例の数が十分な場合には、河川流量の推定に高い信頼性を持っている。しかし、事例ベースを作る数年間のデータでは、200年降雨などの豪雨が含まれていない可能性が高く、十分な事例ベースを作ることは難しい。そこで、分布型流出モデルによるシミュレーションによって、事前に豪雨時の河川流量を推定し、その値を事例ベースに加えることで新たなデータを追加することを検討した。本章では、分布型流出モデルの1つであるHydro-BEAMを利用した。Fig. 8にHydro-BEAMの概念図を示す。ここでは、前章で対象とした多摩川を対象として、Hydro-BEAMによる河川流量の再現および、そのモデルを使ったシミュレーションの結果を示す。

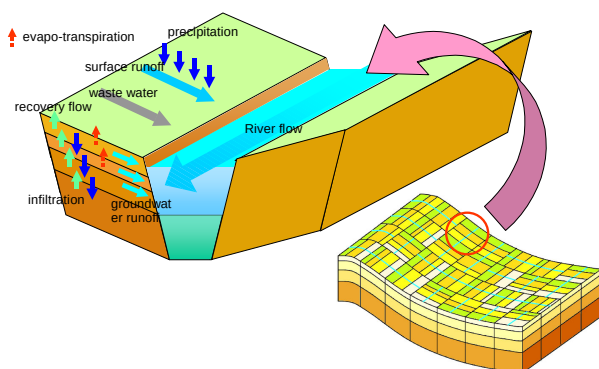


Fig.8 Overview of Hydro-BEAM

3.1 Hydro-BEAMを用いた河川流量の再現

Fig.9に対象とした多摩川流域の落水線図、Table 1に地理的条件を示す。気象条件はアメダス観測値を利用。本報で用いた観測所は、世田谷、府中、八王子、青梅、小沢、小河内、相模原、相模湖の8地点である。代表として、府中の降雨量の時系列データをFig. 10に示す。これらのデータをティーセン法により1kmメッシュごとのデータに変換した。計算期間は2001年1月1日～2003年12月31日であるが、計算開始直後は初期値の影響があると判断して、評価期間を2001年4月1日～2003年12月31日の2年9ヶ月とした。Fig. 11に計算結果を示す。前章で示したTCBMによる計算に比べて、計算に入るまでの準備と計算そのものに時間がかかるものの、河川流量観測値と比較した誤差は、二乗平均平方和誤差が2.1%と小さなものになった。しかし、評価期間の最大誤差は2,052[m³/sec]と大きくなった。

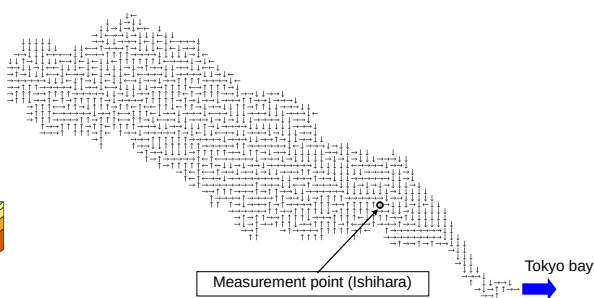


Fig.9 Flow direction

Table-1 Geographic condition

	Permeability coefficient [m/s]	Horizontal runoff coefficient [1/d]	Vertical runoff coefficient [1/d]	Porosity [%]	Layer thickness [m]
A layer	1.2×10^{-3}	-	-	20	2.0
B layer	-	1.0×10^{-2}	0.1	10	7.0
C layer	-	1.0×10^{-2}	0.1	10	10.0
D layer	-	1.0×10^{-2}	-	10	20.0

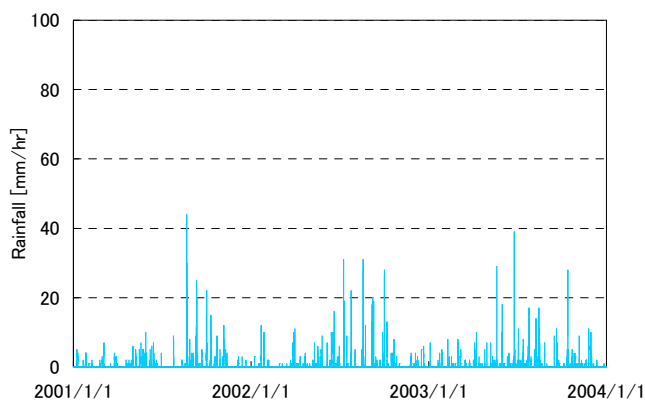


Fig. 10 Rainfall

Table 2 Calculation condition on simulations

case	Explanation	Maximum rainfall per hour [mm]	Rainfall for 3 years [mm]
case0	repetition	44	5,008
case1	1.5 times rainfall	66	7,512
case2	2.0 times rainfall	88	10,016

3.2 Hydro-BEAMを用いた河川流量推定のシミュレーション

前節で作成したモデル及び設定したパラメータを利用して、降雨量が増加した場合のシミュレーションを行った。本計算で対象とする降雨は、計算期間の降雨量を全て1.5倍にしたケースと、2.0倍にしたケースである。これは、ほぼ200年降雨を対象としたものであり、そのときの降雨は(2)式のフェア式(土木研究所, 2003)により、対象をアメダス府中、リターンペリオドを200年として71.0[mm/hr]を算出した。Table 2にシミュレーションケースの計算条件を示す。

$$r_t^T = bT^m / (t+a)^n \quad \dots (2)$$

r_t^T : T年t継続時間確率降雨強度[mm/hr]

T: リターンペリオド[年] (=200[年])

t: 降雨継続時間[hr] (=1[hr])

a,b,m,n: フェア式パラメータ

Fig. 12, Fig. 13にシミュレーション結果を示す。降雨量の増加とともに、河川流量が増加することがわかる。時系列のグラフでは、増加する傾向が同じことが分かるが、1回の降雨量が多い9月10日の降雨時には、case1の方がcase2よりも大量の河川流量になっている時刻がある。次章においては、以上の結果を用いて新しい事例ベースを作成する。

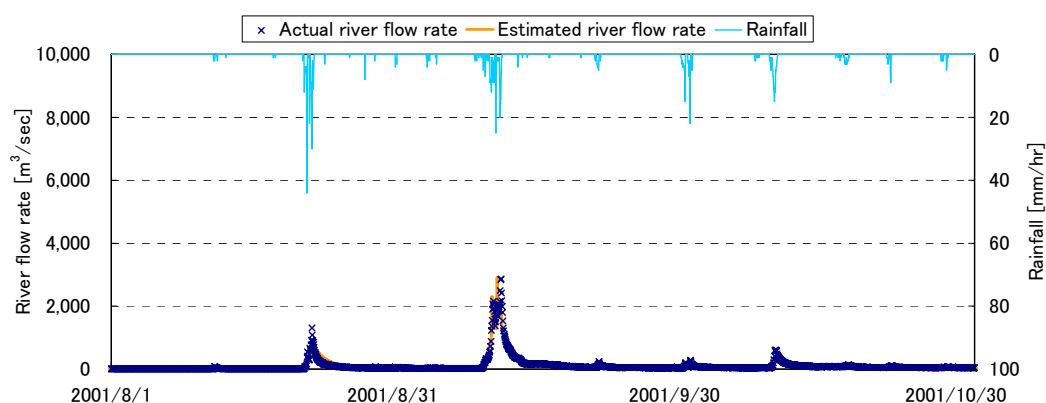


Fig. 11 River flow rate estimation by Hydro-BEAM (case0) (Ishihara, Aug-2001~Oct-2001)

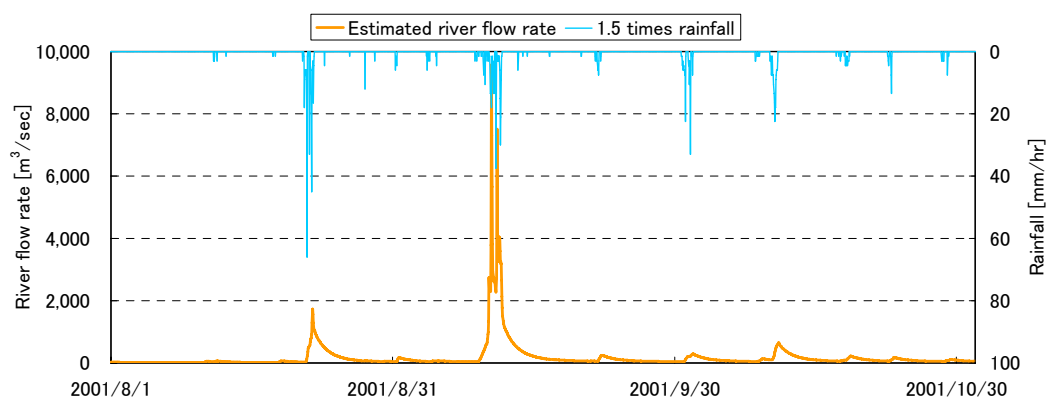


Fig. 12 River flow rate estimation by Hydro-BEAM (case1) (Ishihara, Aug-2001~Oct-2001)

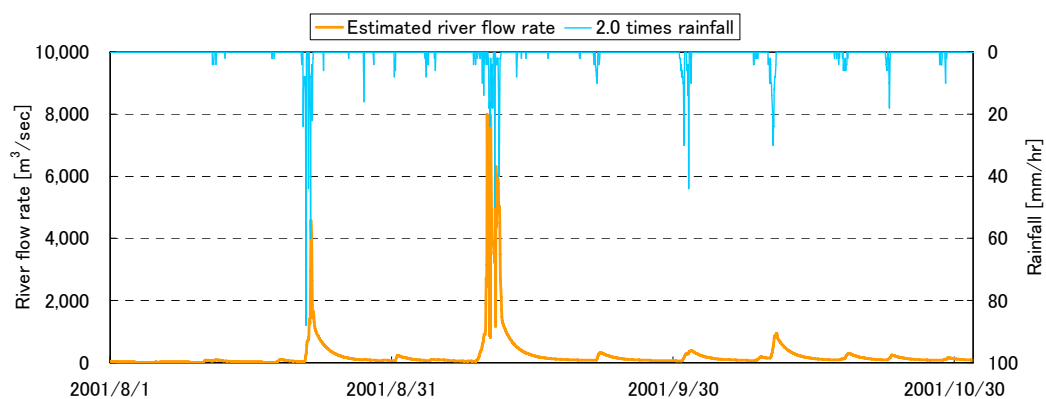


Fig. 13 River flow rate estimation by Hydro-BEAM (case2) (Ishihara, Aug-2001~Oct-2001)

4. 新しい河川流量予測モデルHydro-TCBMの構成

Fig. 14にHydro-TCBMの構成図を示す。本章では、観測値を蓄積した事例ベースⅠとシミュレーション結果を蓄積した事例ベースⅡを用いた事例ベースモデルHydro-TCBMを説明する。Fig. 14の下半分が従来のTCBM, 上半分が従来のHydro-BEAMの構成になっ

ており、図全体としてそれら2つのモデルを融合した新しい河川流量予測モデルHydro-TCBMの構成としている。事例ベースⅡは、推定した値でできているため、観測値の数が多い少雨時には、できれば事例ベースⅠを利用することが望ましい。そこで、ここでは5つの入力変数のうち、主変数である①32時間降雨量と積算時間が最長の⑤480時間降雨量を使って、

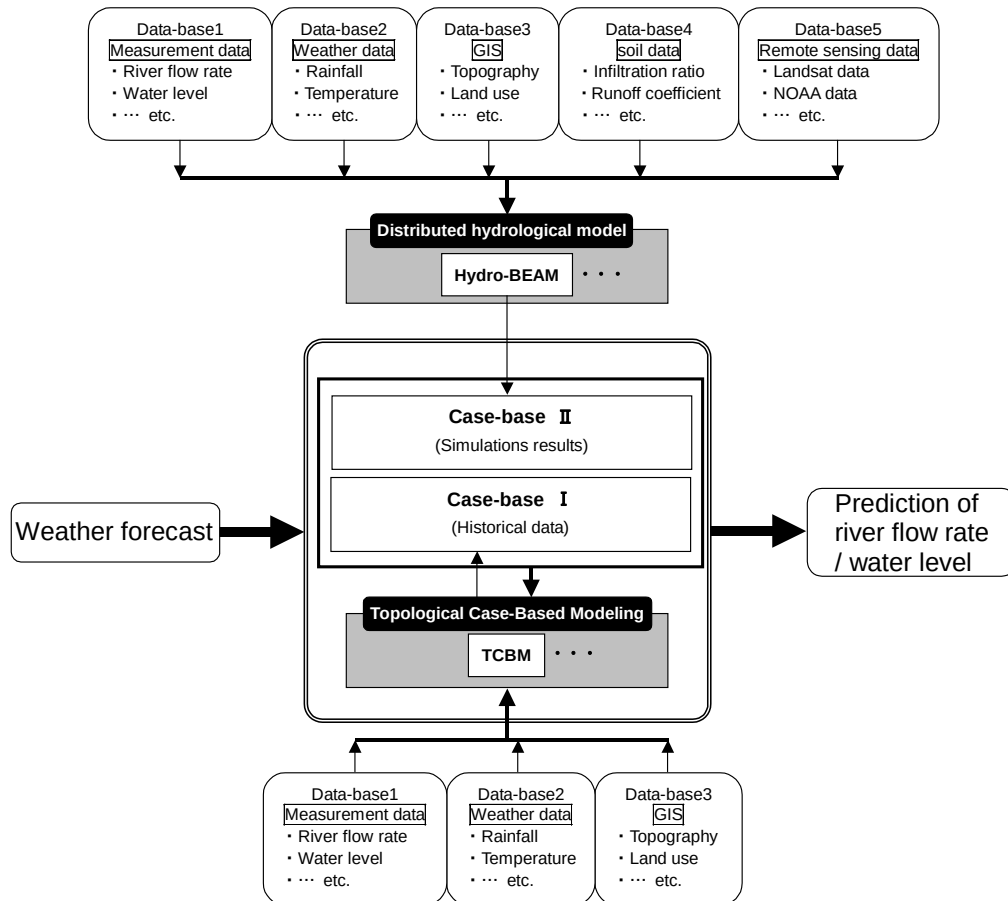


Fig. 14 Overview of new runoff prediction model : Hydro-TCBM

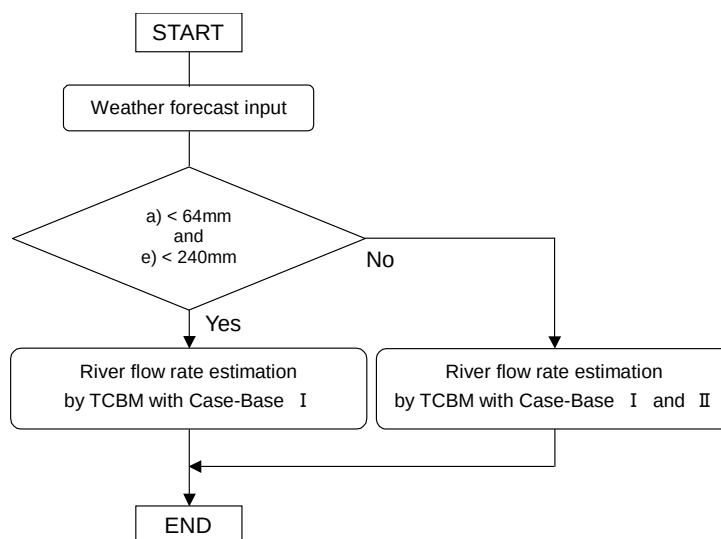


Fig. 15 Flowchart of Hydro-TCBM

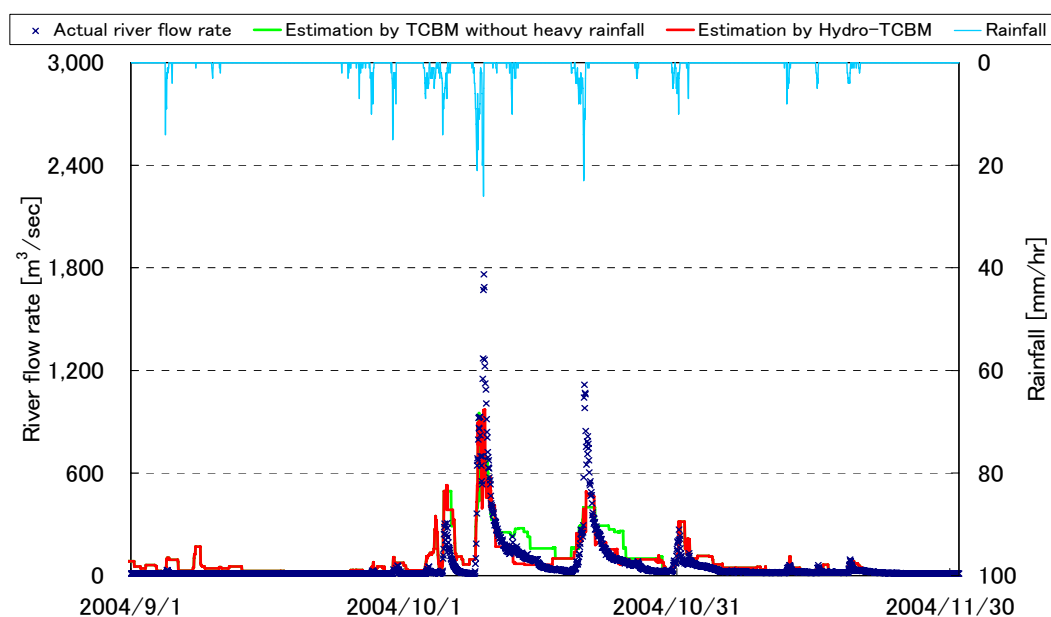


Fig. 16 Estimation by Hydro-TCBM

Table 3 River flow rate estimation error

	Root mean square error [%]	Maximum error [m³/sec]
TCBM without heavy rainfall	3.1	1,049
Hydro-TCBM	2.8	866

どの事例ベースを利用するか判定した。Fig. 15に河川流量推定の場合のフローチャートを示す。このようにして求めた河川流量推定結果をFig. 16に示す。参考としてFig. 7に示した大雨を除いた推定モデルによる河川流量推定結果も合わせて載せている。これらの比較では、事例ベースⅡの効果が示されることとなる。Table 3にそれぞれの推定結果の誤差をまとめる。二乗平均平方和誤差も最大誤差も小さくなり、事例ベースⅡの効果が出たものになった。

5. まとめ

事例ベースモデルTCBMによるリアルタイムに河川流量を予測可能な手法の開発を進めている。従来より課題であった、未経験の降雨に対する予測の信頼性を向上するために、過去の観測値だけではなく、分布型流出モデルHydro-BEAMによるシミュレーション結果で新しい事例ベースを作り、事例を充実させた新しいモデルを利用して河川流量を予測する手法Hydro-TCBMを開発した。Hydro-TCBMを用いて多摩川を対象とした計算を行い、従来のTCBMによる河川流量推定より誤差が小さくなったことを示した。

注 釈

本報ではデータ期間の目安として3年分としているが、様々な降雨量の変動を事例ベースに蓄えることで、本解析手法の精度は向上する。

参考文献

- 岡 利明・小尻利治・須田日出男(2006)：TCBM/事例ベースモデリング手法による河川流量予測，土木学会第61回年次学術講演会講演梗概集，pp.39-40.
- 岡 利明・筒井宏明・近田智洋・山縣謙一(2002)：事例を用いた下水流入量予測とその運用効果，土木学会第10回地球環境シンポジウム，pp.143-148.
- 小尻利治・東海明宏・木内陽一(1998)：シミュレーションモデルでの流域環境評価手順の開発，京都大学防災研究所年報，第41号B-2，pp.119-134.
- 立川康人・佐山敬洋・可児良昭・宝 馨・松浦秀起・山崎友也(2006)：広域分布型洪水流出モデルを用いた実時間流出予測システムの開発と淀川流域への適用，京都大学防災研究所年報，第49号B，pp.13-26.
- 東海林勉・宮武真由子・星 清(2006)：複合流域モデルによる中小河川の計画・逐次洪水予測法，土木学会 第61回年次学術講演会講演梗概集，pp.81-82.
- 土木研究所資料第3900号(2003)：「全国アメダス観測地点における確率降雨算定に関する研究報告書」
- 原山和也・小尻利治・須田日出男(2006)：リアルタイム河川流量予測システムの開発とその予測精度，水文・水資源学会研究発表会要旨集，pp.98-99

Runoff Data Estimation based on Topological Case-based Modeling with Distributed Hydrological Model

Toshiharu KOJIRI, Kazuya HARAYAMA*, Kenji TANAKA and Toshio HAMAGUCHI

* Yamatake Corporation

Synopsis

The authors reported the development of a method using Topological Case-Based Modeling (TCBM) to predict runoff from cases of changes in runoff from past data. This method searches the case base for past events that are most similar to the present event, therefore the calculation time is short. However, it is difficult to predict runoff for first-time rainfall with this model. Hydro-BEAM is one of the distributed hydrological models that can reliably estimate runoff for various types of rainfall. To utilize these advantages, a new estimation method combining these models was developed.

Keywords: Runoff data estimation, Topological Case-Based Modeling, distributed hydrological model, Hydro-TCBM