逐次学習分布型モデルによるリアルタイム流出予測

REAL-TIME PREDICTION OF RUNOFF USING A SEQUENTIAL-LEARNING DISTRIBUTED MODEL

一言正之*・小野寺 勝**・桜庭雅明*・杉山 実*・森田 格*

Masayuki HITOKOTO, Masaru ONODERA, Masaaki SAKURABA, Minoru SUGIYAMA and Itaru MORITA

We developed a real-time runoff prediction model based on a distributed model and sequential learning method. The distributed model can evaluate the river channel water level and surface groundwater level. This model can be used for real-time prediction of flood and land slide disaster, which are caused by soil and topographic conditions. The distributed model, based on an unstructured triangular mesh, is composed of rainfall infiltration, surface flow, subsurface flow, discharge flow and river flow models. To shorten the calculation time, we applied a parallel computation technique based on MPI (Message Passing Interface) . For the sequential learning model, we proposed a hybrid method composed of inverse analysis and a neural network. We applied this model to the Sumiyoshi basin, and the predicted data showed good agreement with observed data.

Keywords : distributed model, neural network, inverse analysis, sediment disaster, real-time prediction

1. はじめに

例年発生する土砂災害被害に対するソフト対策として、 我が国では警戒避難システムの整備が進められている。警 戒避難システムでは、対象とする流域における土砂災害危 険度を迅速かつ適切に評価する必要がある。現状では、土 砂災害警戒避難の評価方法として基準雨量等による概略的 な評価方法が用いられる¹⁾ことが多いが、評価精度や避 難単位の設定などに課題が残されている。一方、洪水の予 測評価方法としては貯留関数法とフィードバック手法によ る予測が一般的に用いられているが、こうしたモデルでは 流域の面的な物理特性の把握は難しい。本論文は、土砂災 害危険度の評価をリアルタイムかつ高精度に行うことを目 的としたシステム構築のうち、システム全体の精度と時間 に対して最も支配的である流出解析部分のモデル構築につ いて述べるものである。

土砂災害予測システムの全体構成は、図-1のように、 流出解析モデル、斜面安定解析モデル、土石流解析による 被害範囲予測モデル、情報表示・伝達システムの流れで 示されるが、システム全体の精度向上とリアルタイム化 は、流出解析モデルの精度向上と解析の高速化に依存して いる。そこで、開発した流出解析モデルでは、①流域内の 水位分布を適切に計算するために、分布型流出解析モデル

** 社会システム事業部 統合情報技術部

を適用して流域地下水位および河道の水位を面的に評価可 能とした、②リアルタイムに評価が可能となるように、流 出解析モデルに並列計算法を適用して計算の高速化を図っ た、③また各出水に対して計算精度を向上させるために、 逆解析によるパラメータの最適化を行い、その最適化した パラメータを教師データとして過去の出水履歴を学習する ようにニューラルネットワークによる逐次学習モデルを連 携させた。

開発したモデルについては、六甲砂防事務所管内の住吉 川流域を対象として再現解析に適用し、計算精度の検証お よび逐次学習の効果について考察を行った。



図-1 土砂災害予測システムの構成

なお、本稿で紹介するモデルは「H20 六甲山系警戒避 難システム導入調整業務」にて適用したものである。

^{*} 中央研究所総合技術開発部

2. モデルの概要

本検討で構築したモデルは、リアルタイムに予測計算を 行い、かつ過去に計算された結果を学習して逐次計算精度 を高めることを目的としている。ここで用いる計算モデル は、①流出解析、②逆解析によるパラメータの推定、③ ニューラルネットワークによるパラメータの逐次学習によ る再設定、で構成される。本モデルの計算フローを図-2 に示す。



3. 非構造格子を用いた分布型土砂災害予測モデル

構築した土砂災害予測モデルのうち、流出解析モデルに ついて説明する。なお本稿では省略するが、斜面安定解析 モデルや土砂氾濫解析モデルについては過去の災害事例を 元に精度検証計算を実施済みである²⁾³⁾⁴⁾。

(1) 非構造格子の生成

流域および河道の形状を適切に表現するため、非構造の 計算格子を作成した。格子は1辺約20mの三角形格子で あり、格子生成にはデローニー分割法⁵⁾を用いた。流域 内の河道はブレークラインとして認識し、格子がまたがな いように河道の形状を再現した。なお、標高データには 2m間隔のレーザープロファイラデータを用いた。図-3 に検討の対象とした住吉川流域の非構造格子分割(節点数 26172、要素数51487)および河道網を示す。

(2) 流出解析の基礎方程式

本検討で用いた流出解析モデルは主に①斜面表面流、② 飽和側方流、③河道流、④地表浸透の4つから構成される。 モデルの概念図を図-4に示す。これらの計算における基 礎方程式および数値解析法を以下に示す。

1) 斜面流

斜面流における基礎方程式は以下の通りである。

$$q_{g_x} = -\frac{1}{n} h_s^{5/3} \frac{\partial H_s}{\partial x} \tag{1}$$

$$q_{g_y} = -\frac{1}{n} h_s^{5/3} \frac{\partial H_s}{\partial y}$$
(2)

$$r_e = \frac{\partial h_s}{\partial t} + \frac{\partial q_{g_x}}{\partial x} + \frac{\partial q_{g_y}}{\partial y} \tag{3}$$

ここで、 $q_{g_x}q_{g_y}$ は x,y 方向の流量フラックス (m²/s)、 h_s は表面水深 (m)、 H_s は表面水位 (m)、nはマニングの粗 度係数 (s/m^{1/3})、 r_e は有効降雨 (mm/h) である。式 (1) ~ (3) の離散化後の有限要素方程式は次式で示される。

$$F = M \frac{\partial u}{\partial t} + Su \tag{4}$$

ここで、*M*は質量行列、*S*は移流行列、*u*は未知量ベクトル、*F*は既知ベクトルとする。各係数行列は、要素内で 求めたマトリクスを全節点上で足し合わせることにより求 めることができる。時間方向の離散化にはセレクティブラ ンピング法を用いた。



図-3 使用した非構造解析メッシュ(住吉川流域)



図-4 流出解析モデルの概念図

2) 飽和側方流

飽和側方流における基礎方程式は以下の通りである。

$$q_{sx} = -h_g k_x \frac{\partial H_g}{\partial x} \tag{5}$$

$$q_{sy} = -h_g k_y \frac{\partial H_g}{\partial y} \tag{6}$$

$$f - k_{out} = \phi_e \frac{\partial h_g}{\partial t} + \frac{\partial q_{s_x}}{\partial x} + \frac{\partial q_{s_y}}{\partial y}$$
(7)

ここで、 h_g は地中内における水深 (m)、 ϕ_e は有効間隙 率、 H_g は地下水位、 $q_{s_x}q_{s_y}$ は x,y 方向のフラックス (m²/s)、 k_x,k_y は x,y 方向の透水係数 (cm/s)、f は地中への流入量 (cm/s)、 k_{out} は基岩への流出に関する透水係数である。式 (5) ~ (7) に対しても 1) と同様に有限要素法を適用した。 3) 河道流

河道流は、一次元の Dynamic Wave モデルを基礎方程 式とする。

$$q = \frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} \tag{8}$$

$$-gA\frac{n^{2}u|u|}{R^{4/3}} = \frac{\partial Q}{\partial t} + \frac{\partial uQ}{\partial x} + gA\frac{\partial h_{s}}{\partial x}$$
(9)

ここで、Qは流量(m^3 /s)、Aは流水断面積(m^2)、uは 断面平均流速(m/s)、Rは径深(m)、gは重力加速度(m/ s^2)、tは時間(s)、qは横流入量(m^2 /s)である。式(8), (9)に対しては有限体積法を適用した。空間の離散化には スタッガード格子を用い、移流項には風上差分を、その他 の項には中心差分を用いた。また、時間方向は陽解法によ り離散化を行った。

4) 地表浸透

地表面から地中への浸透は Smith Parlange の式⁶⁾を用 いた。

$$f_c = k_s \left\{ 1 + \frac{\alpha}{\exp(\alpha I / B - 1)} \right\}$$
(10)

ここで、 f_c は浸透速度 (cm/s)、 k_s は飽和透水係数 (cm/s)、 α は土壤水分パラメータ、I は積算浸潤水量 (cm)、 θ_s は 飽和体積含有率、 θ_r は残留体積含水率、G は毛管吸引力 (cm) である。また、式中のB は以下で表される。

$$B = \left(\theta_s - \theta_r\right) \left(G + h_s\right) \tag{11}$$

5) 河道湧出

表層土中復帰流、および表面流の流入による河川への水 の供給は、以下の式で計算する。

$$Q_{riv} = q_{riv} \times Area \tag{12}$$

$$q_{riv} = \Delta h_s / \Delta t \tag{13}$$

ここで、 Q_{riv} は河川への流出量(m^3/s)、 q_{riv} :河川への フラックス(m/s)、 Δh_s は計算1ステップにおける表面水 位の上昇分(m)、*Area*は節点面積(m^2)である。節点面 積は**図**-5に示すように、節点の周りを囲む要素の中心を 結んだ多角形で定義する。



(3) 並列計算手法の適用

分布型流出解析の計算高速化を図るため、領域分割型の 並列計算を適用した。分割数は16とし、各領域を16個 のCPUに割り当てて計算を行った。各領域間のデータ通 信にはMPI (Message Passing Interface) ライブラリを 用いた。

4. 逐次学習アルゴリズム

本検討の分布型流出解析モデルにおいて、土壌の透水係 数と有効間隙率は流出特性に大きく影響するものである。 しかし、これらのパラメータは時間的・空間的な変動が大 きいため、学習によるパラメータの逐次補正が有効と考え られる。本検討では、逆解析とニューラルネットワークを 組み合わせてパラメータの更新を行う逐次学習アルゴリズ ムを構築した。

(1) パラメータの逆解析

既往の主な出水に対し、透水係数と有効間隙率の最適値 を逆解析によって同定した。パラメータの逆解析は6時間 毎に行い、出水ステージ毎にパラメータの最適値を求めた。

パラメータの逆解析は、目的関数を最小化する問題とし て解析的に行うことができる⁷⁾⁸⁾。ここでは目的関数を、 計算流量と観測流量の差の自乗和とした。逆解析アルゴ リズムとして Levenberg-Marquardt 法に基づくオープン ソースソフトである PEST (Parameter ESTimation)⁹⁾ を用いた。

(2) ニューラルネットワークによる逐次学習

上記の逆解析手法は、過去数時間分の出水観測結果に対 するパラメータの同定を行ったものであり、より長期にお ける降雨・出水の変動パターンを考慮したものではない。 長期過去履歴の学習方法として、ニューラルネットワーク を用いて降雨や流出パターンと最適な水文パラメータを関 連づける方法が有効と考えられる¹⁰⁾¹¹。

本検討では、逆解析で求めた水文パラメータと、その時 の観測雨量・流量等の関係を用いてニューラルネットワー クを構築した。ネットワークはフィードフォーワード型(中 間層が1つ)とし、ネットワークの最適化は誤差逆伝搬法 により行った。また、入力層については、観測所の時間雨 量や流量を基本として全44ケースについて検討を行った。 図-6にニューラルネットワークの構造を示す。



図-6 ニューラルネットワークの構造

5. 実流域へのモデル適用

本検討で構築したモデルを以下の手順で検証した。

①最適化計算:2003年~2006年の計29出水に対して 逆解析による最適化計算を行い、最適パラメータを同定した。

②ニューラルネットワークの構築:上記①によって得ら れた水文パラメータと、時間雨量・観測流量などの関係か らニューラルネットワークを構築した。 ③予測再現計算:構築されたニューラルネットワークを 用いて、近年最大の出水である 2004 年 10 月の予測再現 計算を行い、精度を検証した。

(1) 最適化計算による水文パラメータの算出

ニューラルネットワーク構築の準備段階として、降雨・ 流量データが整備されている 2003 ~ 2006 年の住吉川の 29 出水を対象とし、逆解析による水文パラメータの算出 を実施した。逆解析を行った主な条件は表-1に示す通り であり、逆解析は6時間ごとに行われた。図-7に例示す るように、いずれの出水に関しても流出の立ち上がり、ピー ク流量、タイミングなど共に精度良く再現することができ た。また、流出ピーク時の地下水深分布を図-8に示す。 河道周辺などの谷部の地下水深が上昇する様子が表現され ている。

(2) ニューラルネットワークの構築

最適化された水文パラメータを用いて、ニューラルネットワークを構築した。ここでのニューラルネットワークで は入力層を雨量や流量等の観測量とし、出力層を透水係数・ 有効間隙率とした。計算条件を表-2に示す。ニューラル ネットワークの構築に当たっては、入力層の設定によって 得られる解が異なってくるため、本検討では、表-3に示 す組み合わせにより試行演算を行い、もっとも適切にパラ メータ推定が行われたケースを設定条件とした(表-4)。 このときの判定基準として、ネットワークによって得られ たパラメータと、逆解析によって得られたパラメータとの 相関が最も高いケースを採用するものとした。



図-7 最適化計算結果 2004 年 10 月 20 日出水

表-1 最適化計算の実施条件

対象期間	2003~2006年,計29出水
1回の最適化期間	6 時間
最適化の目的変数	流量
最適化の変動変数	透水係数(1.0×10 ^{·3} ~2.0
	cm/s),間隙率(0.1~0.5)



図-8 住吉川流域 流出ピーク時の地下水深分布

ネットワーク型	フィードフォワード型	
学習方法	誤差逆伝播法	
入力層	観測降雨, 観測流量	
	ニューロン数:4(最小)~25(最大)	
中間層	ニューロン数:8(最小)~36(最大)	
出力層	ニューロン数:1	
	それぞれでネットワークを構築	
教師データ	最適化手法で算出された	
	透水係数·間隙率	
データセット数	合計:10,368	
	2003年:3,996,2004年:3,348	
	2005年:648, 2006年:2,376	

表-2 ニューラルネットワークの計算条件

表-3 検討した入力層の組み合わせ

入力層	ニューロン数	備考
最小流量	1	過去 48 時間
平均流量	$3 \sim 8$	0~48 時間前
観測点毎 60 分雨量	$0\sim\!3$	0~48 時間前
流域平均積算雨量	$0 \sim 3$	過去 6,12,24 時間

	12
入力層	流量(0,0.5,1,3,6,12,24,48 時間前)
	最小流量(48時間前)
	流域平均積算雨量(過去 6,12,24 時間)
中間層	24 (入力層×2)

(3) 予測再現計算

構築したニューラルネットワークを用いて、2004年10 月20日出水の予測計算を実施した結果を図-9に示す。 また、PESTによる最適化計算時に用いられた平均的な 水文パラメータを用いた計算結果を図-10に示す。固定 パラメータを用いた図-10の計算では出水のピーク規模 や低減部分などを再現できていないのに対し、図-9の ニューラルネットワークを用いた計算ではピーク規模や波 形を概ね再現できている。

また、ニューラルネットワークを用いた解析は逆解析を 用いた解析に比べ大幅に計算時間が短く、リアルタイムで の流出予測が可能となっている。さらに今後学習履歴を蓄 積していくことで、予測精度をより高めていくことも可能 であると考えられる。





6. おわりに

本検討は、土砂災害危険度をリアルタイムかつ高精度に 予測するシステムを開発することを目的とし、システム主 要部である流出解析モデルの構築を行ったものである。流 域内の水位分布を適切に計算するために分布型流出解析モ デルを適用し、計算の高速化のために並列計算を適用した。 過去の出水について精度の高い再現計算を行うため、各出 水に対して逆解析を用いた最適化計算を行いパラメータを 同定した。過去の出水履歴を学習して予測計算に反映させ るため、得られたパラメータに対してニューラルネット ワークを構築した。構築したネットワークを用いて、住吉 川における 2004 年 10 月 20 日の出水に対して予測再現計 算を行い、計算精度および学習効果の検証を行った。学習 を組み込んだ予測計算では、出水のピーク規模や波形をよ り精度よく再現できることが確認された。

今後の課題として、流域全体における面的な地下水位計 算精度を向上させるために、地下水位や土壌水分などの観 測結果を用いてより詳細な検証計算を行う必要がある。ま た、実際に予測雨量を用いてシステムとして稼動した場合 の精度検証を行う必要があると考えられる。

なお、本モデルは六甲砂防管内の他流域についても同様 の検討を行っており、レーダ予測雨量を用いたリアルタイ ム予測システムとして構築済みである。構築したシステム の画面表示例を図-11に示す。図のように、システムの 表示画面ではメッシュごとに危険度および災害到達範囲が 示され、きめ細かな予測を行うことが可能である。



図-11 情報表示画面のサンプル

謝辞:本検討は近畿地方整備局六甲砂防事務所よりデータ の提供他、多大なるご協力をいただきました。謹んでここ に感謝の意を申し上げます。

参考文献

- 国土交通省河川局砂防部:土砂災害警戒避難ガイドライン、 2007.
- 2) 後藤宏二、石尾浩市、杉山実、小野寺勝、石井秀樹、遠藤和 志、桜庭雅明、森田格:リアルタイム土砂災害予測システム 構築の試み、第57回砂防学会研究発表会概要集、pp12-13、 2007.
- 3) 後藤宏二、石尾浩市、杉山実、小野寺勝、桜庭雅明、森田格、 一言正之:リアルタイム土砂災害予測システム構築の試み (その2)、第57回砂防学会研究発表会概要集、pp238-239, 2008.
- 4) 後藤宏二、星野久史、杉山実、小野寺勝、桜庭雅明、森田格、一言正之、千葉明子:リアルタイム土砂災害予測システム構築の試み(その3)、第58回砂防学会研究発表会概要集、 pp160-161,2009.
- 5) 例えば、谷口健男:FEMのための要素自動分割、森北出版、 1992.
- Smith R. E., Parlange J. Y. : A Parameter-Efficient Hydrologic Infiltration Model, Water Resources Research Vol.14 No.3 pp533-538, 1978.
- 7) 小林健一郎、市川温、立川康人:最適化アルゴリズムによる 分布型降雨流出モデルパラメータの自動推定、計算工学講演 会論文集 Vol.12 pp489-492, 2007.
- 小林健一郎、寶馨、立川康人:最適化手法による分布型降 雨流出モデルのパラメータ推定、水工学論文集、Vol.51, pp.409-414, 2007.
- 9) http://www.sspa.com/pest/
- 10) 稲吉明男、長江幸平、田宮睦雄、眞間修一、竹村仁志:ニュー ラルネットワークモデルによる二級河川での洪水予測の基礎 的検討、河川技術論文集、Vol.9, pp.179-184, 2003.
- 11) 槻山敏昭ほか:ニューラルネットワークによる阿武隈川洪 水予測の基礎的検討、河川技術論文集、Vol.9, pp.173-178, 2003.