

リアルタイム土砂災害予測システム構築の試み（その2）

国土交通省六甲砂防事務所 後藤宏二、石尾浩市
日本工営株式会社 ○杉山実、小野寺勝、櫻庭雅明、森田格、一言正之

1. はじめに

近年、局所豪雨の発生頻度が高まり、土砂災害予測に対してもリアルタイム性が求められるようになってきた。そこで用いられる警戒避難基準雨量として従来、砂防部局では指針案(A,B)、提言案などの実効雨量に基づいた設定法が採用されてきた。また最近では連携案(国交省・気象庁)としてRBFN法でCL形状を学習させる手法も提唱されている⁽¹⁾。これらはいずれも「管轄エリア全体もしくは分割されたブロック全体」を対象として、「避難勧告等」のための基準判定を行うものであり、具体的に「どの斜面が危険で、どれ位の規模の土砂災害発生が想定されるのか」については、残念ながら情報を提供するものではない。

本検討では、これらの情報提供を目指し、降雨および土砂災害危険度の高密度・高精度な平面分布をリアルタイムに評価する特徴を有した「土砂災害予測システム」構築を、既に試みている⁽²⁾。今回は、前回までの課題(解析時間の高速化実現と、パラメータ自動学習機能の装備)について対応を図り、実現化し得た「リアルタイムシステム」の概要について報告する。

2. システム特徴

2.1 対象地区

対象エリアである六甲砂防事務所管内(図1)流域は、風化花崗岩が広く分布した山地から平均1/20程度の急勾配で市街地へ流下する地形的特徴のため、災害発生ポテンシャルは大きく、過去に大きな土砂災害が発生している。

2.2 システム構成

分布型物理モデルを用いたリアルタイム土砂災害警戒避難システムを構築した。システムは、解析サーバーと情報表示・配信サーバーから構成されている。前者はさらに流出解析、逐次学習解析、斜面危険度解析、土砂氾濫解析、の4つの計算モデルから成り立つ(図2)。逐次学習以外の各解析モデル概要については、既往発表の通り⁽²⁾である。

2.3 解析時間の高速化実現

分布型流出解析および学習計算のルーチン所要時間が、これまで本リアルタイムシステムの実現を妨げる主要因であった。そこで、大幅な計算高速化を図るべく、流域を複数のCPUに分割して計算を並列に行えるように、領域分割型の並列計算法を採用した。流域間の通信が必要な場合については、分散メモリ型に対応したMPI(Message Passing Interface)による並列化環境を構築した(表1)。

2.4 パラメータ逐次学習機能の装備

流出解析モデルの妥当性検討については、再現対象出水時の流出洪水波形および上流斜面の地下水位変化実績と、解析結果を対比することで実施している。

しかし、貯留関数法を用いた洪水波形予測手法等と同様に、様々な降雨パターンおよび土層の湿潤状態変化に対応する総合的なパラメータの一意的な設定は困難であることから、以下の考え方にに基づき、流出に関する逐次学習モデルを構築した(図3)。

①最適化計算: 土層の湿潤状態の変化に対応した適切な水文パラメータが得られるよう、実測される項目の値を教師データとした逆解析による最適化手法で、水文パラメータを算出する。

②ニューラルネットワーク構築: 逆解析で得られる水文パラメータは、対象降雨に対してのみ最適なパラメータであり普遍的な整合性が保障されるものではない。そこで、雨量や流量を入力層とし、水文パラメータを出力層としたニューラルネットワークを構築し、過去の出水履歴を学習しながら精度を向上させていく。

③予測計算: 分布型流出計算モデルを用いて、流域内の水位および流量の予測計算を実施する。

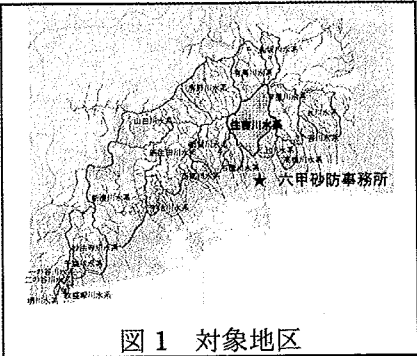


図1 対象地区

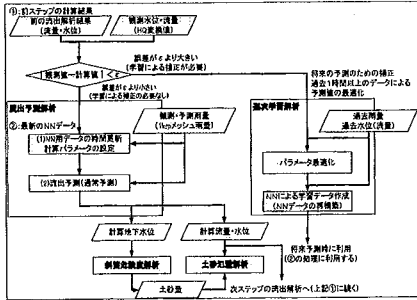


図2 解析モデル間の関係

表1 流出解析(学習解析)サーバー仕様

項目	仕様
OS	Fedora Linux
CPU	Max 16core
並列化手法	MPI

学習計算モデル

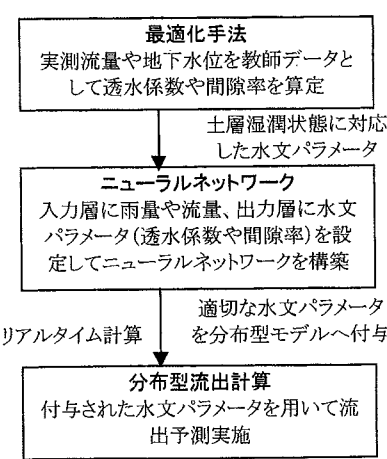


図3 逐次学習の流れ

3. 学習機能を付加した流出予測結果

構築したモデルによる検証事例を以下に示す。

①最適化計算：

2003年～2006年の主要出水降雨→逆解析による最適化計算（図4）→最適化された水文パラメータ（図5）

②ニューラルネットワーク：

①で得られた水文パラメータおよび時間雨量・観測流量→入力層・中間層・出力層の組み合わせ検討→ニューラルネットワークモデル

③予測再現計算：

②で得られたニューラルネットワーク→近年最大出水（2004年10月出水）再現計算→精度検証（図6）

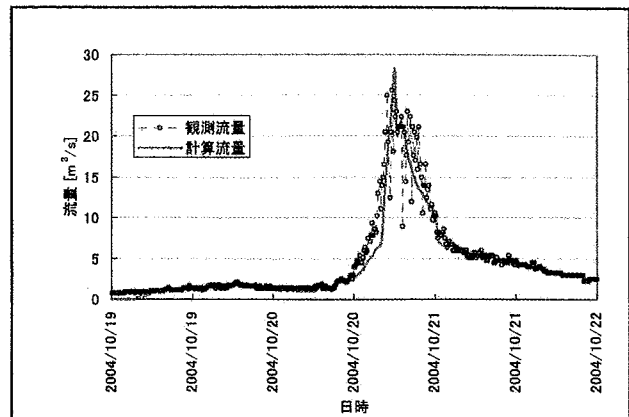


図4 最適化計算結果を用いた流出解析結果

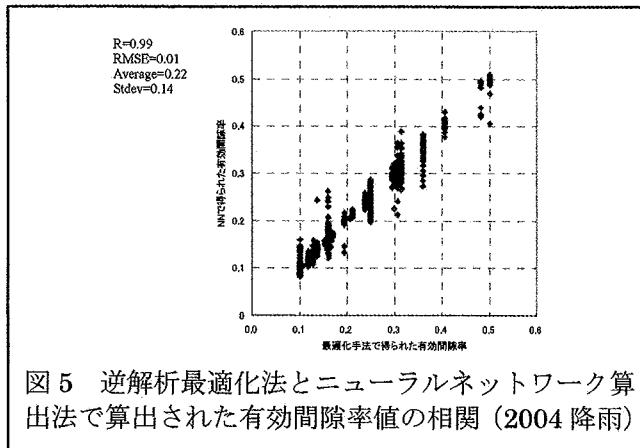


図5 逆解析最適化法とニューラルネットワーク算出法で算出された有効間隔率値の相関（2004 降雨）

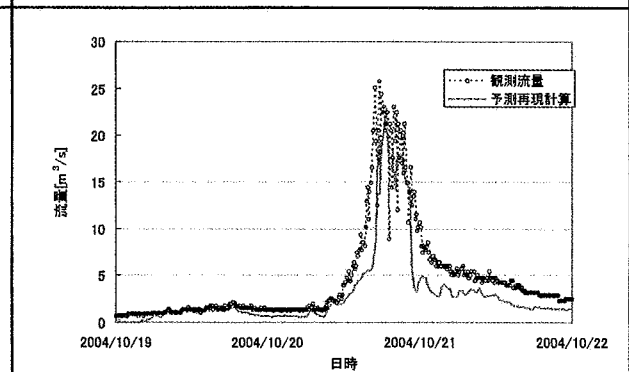


図6 ニューラルモデルによる流出解析結果

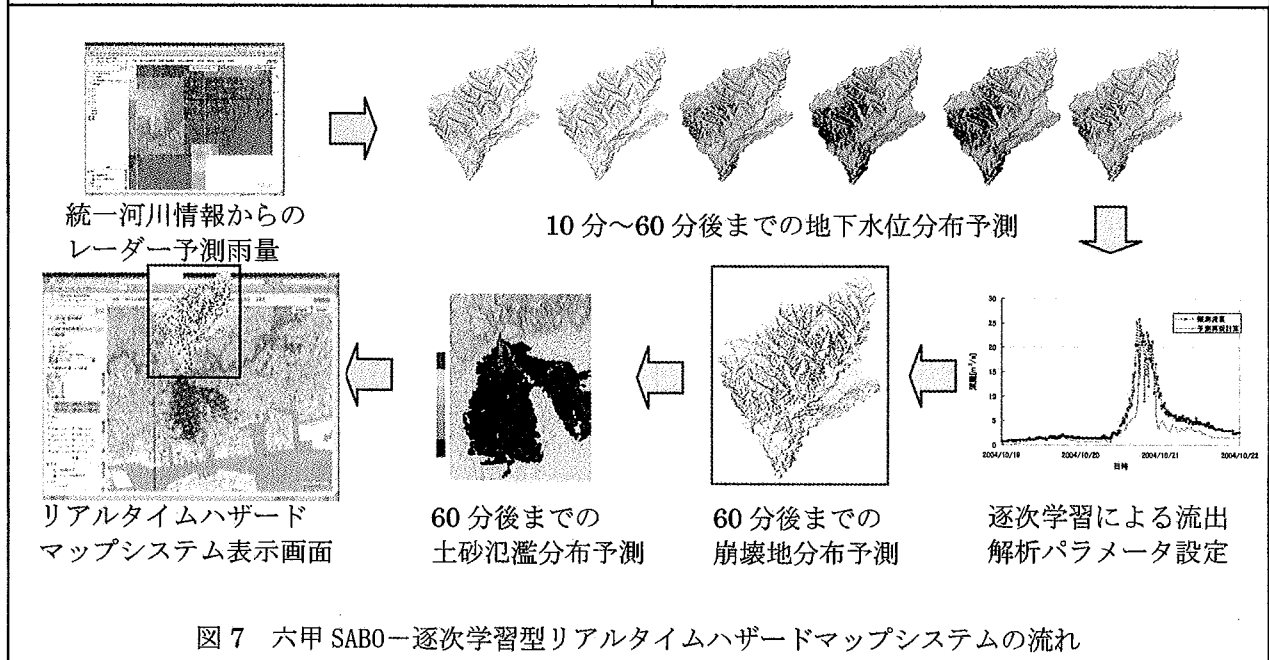


図7 六甲 SABO-逐次学習型リアルタイムハザードマップシステムの流れ

4. 終わりに

本検討により、予測降雨に対応してリアルタイムに土砂災害発生の分布を予測するだけでなく、逐次学習モデルの附加によって出水現象への追従性を確認することが出来るシステム（図7）を構築した。次世代型の土砂災害警戒避難システムとして幅広く活用されるよう、引き続きモデルの発展とさらなる精度向上に努めたい。

<参考文献>

- 1) 豪雨時における斜面崩壊のメカニズムおよび危険度予測: 社) 地盤工学会
- 2) 杉山ら: リアルタイム土砂災害予測システム構築の試み: H19砂防学会研究発表会概要集, p12, 2007