

建設省天竜川上流工事事務所 下井田 実 有澤俊治  
 アジア航測(株) 梅村裕也 北原一平  
 中電技術コンサルタント(株) ○荒木義則 今井恵美 山野 亨  
 山口大学工学部 古川浩平

1. はじめに

与田切川は、長野県中南部の伊那谷に位置し、中央アルプス南駒ヶ岳(2,841m)に源を発する。流域面積は、42.7km<sup>2</sup>、流路延長は16km、平均河床勾配1/9.5の天竜川右支川である。地質は、主に領家花崗岩類から成り、一部に領家変成岩類が分布している。与田切川流域には、百間薙に代表される崩壊地が多いなど、山地の荒廃が著しく、大量の土砂流出を生んでいる。このため、近年、昭和58年9月、昭和60年7月、平成5年8月<sup>1)</sup>、平成6年8月<sup>1)</sup>の4回に渡って土石流が発生している。本報告は、ニューラルネットワークを用いて与田切川流域の地形・降雨特性を考慮した警戒避難基準雨量について検討した結果を述べたものである。

2. 土石流発生予測モデルの構築使用データ

土石流発生の素因となる地形データは、与田切川本川に流入する支川毎に流域を再分割(全14溪流)し、地形図(1/10,000)や航空写真判読により要因を抽出した。また、誘因となる降雨データは、最寄りの2つの降雨観測所(黒覆山:S56~H10, 田切:S51~H10)から、時間雨量20mm/hrまたは累加雨量80mmとなる降雨を対象とし、降雨要因を抽出した。図-1に黒覆山観測所における時間雨量と実効雨量(半減期48hr)の関係図を示す。また、降雨要因の1つである実効雨量については、あらかじめ半減期を考慮した検討を行っており、ここでは最も精度の高いものを示している。

<地形要因>: 水系模様, 流域平均勾配, 最急溪床勾配, 主溪流長, 流域面積, 溪流幅, 溪床堆積厚, 流域長, 流域幅, 流域形状比, 谷深比, 0次谷の数, 流域最大傾斜, 源頭部面積, 崩壊地面積, 崩壊面積比, 溪床危険度評価, 溪床堆積厚評価, 降雨集中度評価

<降雨要因>: 時間雨量, 実効雨量(半減期48hr), 降雨重心(雨の降り型を表す要因)<sup>2)</sup>

2.1. ニューラルネットワークのモデル化

ニューラルネットワークのモデル化<sup>2)</sup>では、図-2に示すように、入力層、中間層、出力層の3層からなる階層型ネットワークモデル(以下、NNモデルと呼ぶ)を用いる。一般に階層型ネットワークモデルは、パターン認識に優れているとされており、現象の複雑な土石流の発生予測において、地形要因や降雨要因を入力データとし、土石流の発生・非発生を出力する入出力関係を一つのパターンとして扱うのに適した問題と考えられる。

NNモデルを構成する1つのニューロンは、その出力値が【0】～【1】となるため、数値データについては、使用データの最大値が【1】になるように基準化して用いた。学習のアルゴリズムは、誤差逆伝播学習則を用いており、学習の収束条件は、最小二乗誤差  $E \leq 0.001$  または最大10,000～30,000回の反復学習を行った。また、ニューロンの入出力関数には、シグモイド関数を用いた。

学習データに用いた降雨要因の抽出時刻は、土石流発生降雨は発生推定時刻、非発生降雨は時間雨量ピーク時刻を用いており、その他の時刻は未学習データとなる。

2.2. 検討ケースの設定

NNモデルの検討では、表-1に示すように地形要因と降雨要因を組み合せ、降雨要因として時間雨量と実効雨量の2つの降雨要因を用いた場合、不正解データの再学習を行う場合、非発生データの選別を行う場合、降雨重心を加えた3つの降雨要因を用いた場合の4通りを設定した。

3. 検討結果と感度解析

NNモデルの検討結果は、表-2に示すように、ケース1以外は、全ての学習データに対して100%と高い正解率が得られた。ニューラルネットワークでは、入出力の関係がいわゆるブラックボックスとなるため、土石流警戒避難に用いるためには、学習データだけでなく未学習データに対

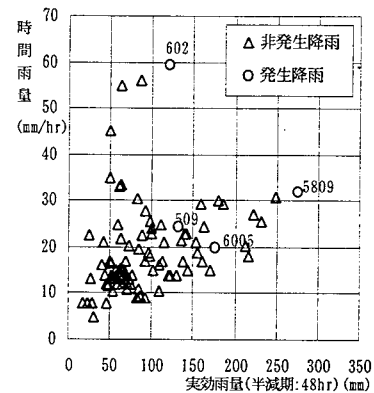


図-1 時間雨量と実効雨量の関係図(黒覆山)

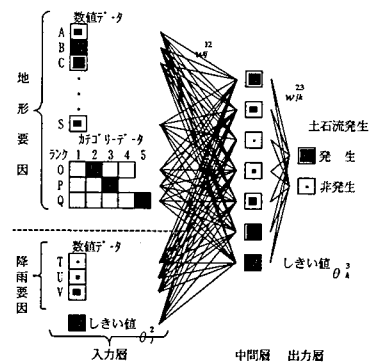


図-2 階層型ニューラルネットワークモデル(3層)

表-1 検討ケース

検討ケース	内 容	最大学習回数	
1	基本学習	全ての地形要因+降雨要因(時間雨量, 実効雨量T=48hr)	10,000
2	集中学習	不正解データの再学習(4倍)	30,000
3	非発生データ選別学習	発生データよりも大きい非発生データを削除, 不正解データの再学習(2倍)	30,000
4	降雨要因追加学習	降雨要因に降雨重心を追加, 非発生データの選別	10,000

表-2 NNモデルの検討結果

検討ケース		基本学習	集中学習	非発生データ 選別学習	降雨要因 追加学習
		1	2	3	4
学習 データ	発生 (%)	50%	100%	100%	100%
	非発生 (%)	100%	100%	100%	100%
未学習データを含む全非発生 (%)		100%	99.99%	99.97%	99.67%
		86,574/86,574	86,566/86,574	86,544/86,574	86,285/86,574
収束 状況	最大学習 回数	10,000	28,179	27,359	781
	最小二乗 誤差	0.0015	0.0001	0.0001	0.0001

しても予め地形や降雨に対する反応特性を検討しておく必要がある。そこで、与田切川流域において土石流の発生したオンボロ沢の地形データを用いて降雨データを変化させた感度解析を行った結果を図-3に示す。

図-3より、ケース2,3は土石流発生確信度の変化が急激であったり、局所的な曲面を示しているのに対して、ケース1,4は滑かで雨量との対応関係の良い曲面を示した。従って、正解率が高く、降雨に対する感度も滑らかなケース4が最も良い結果となった。

#### 4. 土石流警戒避難基準の検討

土石流警戒避難基準は、図-4に示すように発生確信度0.25以上を警戒ゾーン、0.50以上を避難ゾーンとして設定した。図-4は、ケース4のNNモデルを用いてオンボロ沢における昭和58年9月の土石流発生降雨に対する発生確信度の変化を示しており、土石流発生の6時間前に警戒ゾーンを越え、5時間前に避難ゾーンを越え危険ゾーンに入っている。

警戒避難基準に対する妥当性は、全14渓流について全ての一連降雨に対して検討を行った結果を図-5に示す。図-5より、分離性は全ての渓流で1.0に近い値を示している。警戒・避難警報の空振り頻度は、オンボロ沢で1.94, 1.88とやや高くなったものの、渓流番号(13~18)でどちらも0.3以下と低く、流域全体の平均で0.61, 0.68となり、それぞれの渓流に対する地形特性が反映されている。

#### 5. おわりに

本報告では、高標高地域である与田切川においてニューラルネットワークを用いた土石流警戒避難基準雨量の設定を検討した。以下に結論を示す。

##### (1)ニューラルネットワークを用いた土石流発生

予測モデルは、渓流の地形特性と降雨特性を考慮することができるため、発生100%、非発生99.67%と精度の高い結果が得られた。

##### (2)NNモデルの検討では、学習データに対する正解率の高さだけでなく、あらかじめ降雨に対する感度解析を検討することで、より実用的なモデルが構築できる。

#### <参考文献>

- 植村昌一, 恩田裕一, 竹田泰雄: 与田切川における土石流と降雨特性, 新砂防 Vol.47 No.6(197), 1995.3.
- 荒木義則, 古川浩平, 松井範明, 大木戸孝也, 石川芳治, 水山高久: ニューラルネットワークを用いた土石流危険渓流における土砂崩壊のリアルタイム発生予測に関する研究, 土木学会論文集 No581/VI-37, pp.107-121, 1997.12.

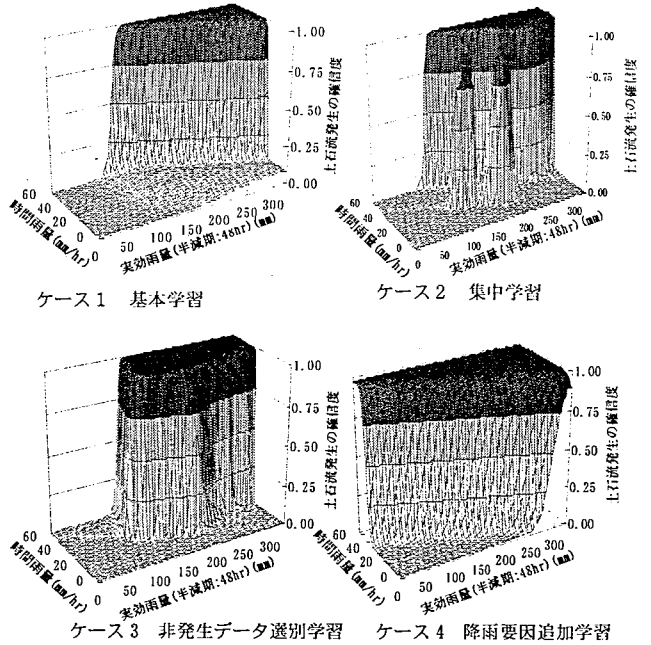


図-3 検討ケース毎の感度解析結果 (オンボロ沢)

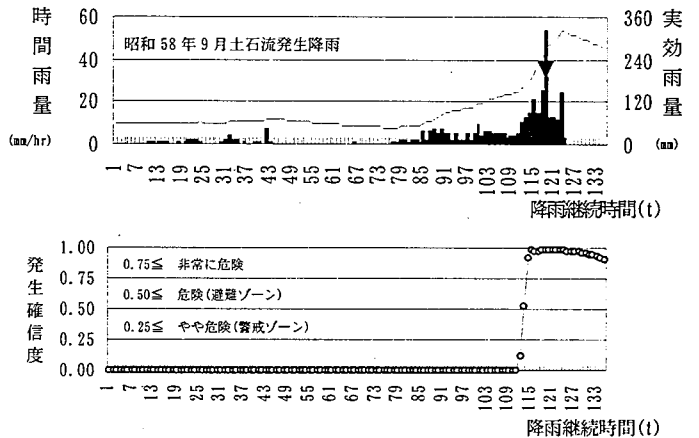


図-4 土石流警戒避難基準の設定例 (オンボロ沢)

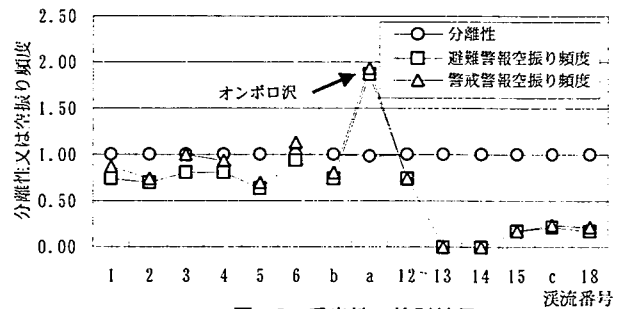


図-5 妥当性の検討結果