

# ニューラルネットワークを用いた土砂災害発生予測手法に関する一考察

東海旅客鉄道 正会員 舟橋 秀磨  
 東海旅客鉄道 時任 俊一  
 東海旅客鉄道 正会員 内藤 繁

## 1. はじめに

従来から在来線の山間線区で発生する土石流や斜面崩壊などの土砂災害を事前に予測することは非常に困難であるとされてきた。そのため、台風や集中豪雨時などの多雨時には運転規制や災害警備を実施して、災害から列車を守るこがなされている。そこで、在来線の山間線区を対象として、統計的手法を用いて土砂災害発生予測手法を構築し、土石流や斜面崩壊の発生を予測することを試みたので報告する。

過去に発生した災害箇所の地形・地質のデータおよび発生時の降雨量を収集し、災害発生要因別に分類・整理した後、ニューラルネットワーク手法を用いて、解析・分析し、発生予測に最適なニューラルネットワークモデル(以下、NNモデル)の検討を行うとともに、最近発生した災害に適用し、モデルの有効性について確認した。

## 2. 本手法と従来手法との比較

本手法で検討したNNモデルは、荒木らによるNN手法<sup>1)</sup>の最適案を基本ベースとしたが、他の地域の土石流予測を行う場合、そのままでは適用できないこと、土石流災害のみを予測の対象としていること、溪床堆積厚さが要因として考慮されていないという点を考慮して、線区

沿線の土石流及び斜面崩壊災害を対象としたNNモデルを検討した。荒木らの手法では溪流要因として溪床堆積厚さが挙げられているが、現地調査が必要となる理由から解析要因として除かれていた。本手法では対象溪流のうち、一部の溪流の溪床堆積土砂厚さと溪床幅を現地調査によって計測し、残りの溪流については回帰分析によって値を推定し、入力要因に加えた。また、土石流及び斜面崩壊の両方の災害を予測の対象とするため、急傾斜面積等の斜面要因を入力要因に加え、解析を行った。

## 3. 災害発生予測手法の検討手順

### (1) 斜面・溪流の単元区分

対象線区沿いに分布し、土砂災害が発生した場合に線路へ被害が及ぶと考えられる1次谷溪流を最小単位とする溪流単元(200溪流)と、地形形状が一般的な斜面を単位とす斜面単元(424斜面)の区分を行った。

### (2) 現地調査(溪床堆積土砂調査)

溪流単元の中から32溪流において、溪床堆積土砂厚さと溪床幅を現地調査によって観測・計測し把握した。現地調査を行わない溪流単元の溪床堆積土砂厚さと溪床幅については、現地調査結果の数値より最適な回帰式を求めて類推した。

表-1 地形・地質・植生・降雨要因の一覧表

		入力要因		単位		
地形 要因	流 形 要 因	A	水系模様			
		B	流域平均勾配	°		
		C	最急溪床勾配	°		
		D	溪流長	km		
		E	流域面積	km <sup>2</sup>		
		F	溪流幅	m		
		G	溪床堆積厚さ	m		
		H	流域長	km		
		I	流域幅	km		
		J	流域形状比			
		K	谷深比			
		L	0次谷の数	本		
		M	流域最大傾斜	°		
		N	源頭部面積	km		
		O	遷急線の総延長	km		
P	急傾斜面積	km <sup>2</sup>				
降雨 要因	流 域 評 価	Q	溪床危険度評価	ランク		
		R	溪床堆積厚評価	ランク		
		S	降雨集中度評価	ランク		
		地 質 要 因		地質区分		
				植生区分		
	短 期			時間雨量	mm/hr	
				12h 中断時間雨量	mm	
				実効雨量(半減期 1kr)		
				1 段目タンク貯留高	mm	
			長 期		12h 中断積算雨量	mm
					積算雨量	mm
					有効雨量	mm
					実効雨量(半減期 48hr)	
				実効雨量(半減期 72hr)		
				2 段目タンク貯留高	mm	
	3 段目タンク貯留高	mm				
	2+3 段目タンク貯留高	mm				
	15 時間内累加雨量	mm				
	29 時間内累加雨量	mm				
変 動		有効雨量強度	mm/hr			
		降雨重心(12h 中断)				
		降雨重心(24h 中断)				
		有効降雨重心				

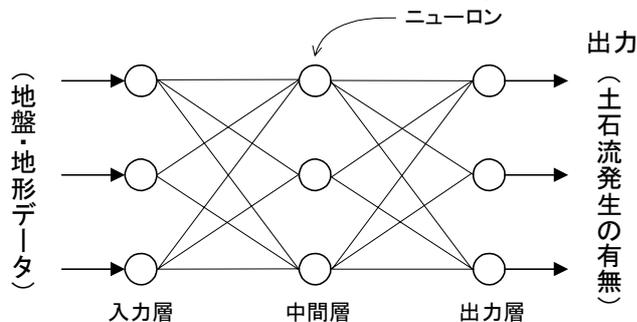


図-1 ニューラルネットワークモデルの略図

キーワード：災害発生予測、土石流、斜面崩壊、ニューラルネットワーク

連絡先：JR 東海 技術開発センター 名古屋市中川区長良町 1 - 1 TEL：052(363)7924 FAX:052(369)1501

(3) 地形要因等の計測・整理

斜面・溪流の単元区分ごとに、表-1の地形要因<sup>1)</sup>をDEMや1/25,000地形図等を用いて計測し、所定の演算などを行い整理した。また、斜面・溪流の単元区分ごとに、地質や植生の区分整理を行った。

(4) 降雨要因の整理

表-1の降雨要因<sup>1)</sup>について、過去の災害時及び多雨時の災害非発生降雨を対象に演算し、整理した。

(5) NNモデルによる検討

NNモデルは誤差逆伝播法によるものとした。検討ケースごとに、正解率や収束状況の演算を行い、各ケースを比較して、最終的に52ケースの中から最適なモデルを抽出した。

表-2 最適モデルの検討結果

検討ケース	CASE18	CASE52
発生データ数	37	3,680 (37*80+9*80)
非発生データ数	14,258	
学習比( / )	0.26%	25.81%
正解数/学習数( + / + )	14,281/14,295	17,938/17,938
<b>全体正解率( *100 )</b>	<b>99.9021%</b>	<b>100%</b>
発生データ正解数	23	3680
非発生データ正解数	14,258	14,258
<b>発生正解率( / *100 )</b>	<b>62.2%</b>	<b>100%</b>
<b>非発生正解率( / *100 )</b>	<b>100%</b>	<b>100%</b>
学習回数	20,000	20,000
学習終了時の二乗誤差	0.0010	0.000004

4. NNモデルによる災害発生予測手法の検討

最適なNNモデルの構築にあたり、溪床堆積厚を実測・類推したモデルと、荒木らのモデルに入力要因を与えて解析した結果、溪床堆積厚を考慮したモデルの方が、正解率が高かったため、溪床堆積厚を考慮したモデルを基本モデルとした。基本モデルに対し、降雨要因の組み合わせを12パターン検討した結果、降雨要因を短期指標:1段目タカ貯留高、長期指標:2+3段目タカ貯留高としたモデルが最良であった。そのモデルに対して、斜面(遷急線の総延長・急斜面面積)・地質・植生の要因の組み合わせを5パターン検討した結果、急斜面面積を考慮したCASE18が最良であった。CASE18の要因の組み合わせは表-1の網掛け部分である。精度を向上させるため、CASE18に対して、発生データを集中学習(37×20,40,60,80,100倍)させて検討した結果、100倍させたモデル(学習比:約25%)が最良であった。また、最適な中間層ニューロン個数を検討した結果、18個であった。それらの結果を踏まえて、さらに精度を向上させるため、37の発生データをまず倍学習させた後、続けて精度の良い発生データ(大規模災害9データ)を倍学習させたモデル(学習比は全て約25%)を5パターン検討した結果、表-2に示すCASE52が最も精度が高く、学習データに関しては100%の正解率を得るNNモデルとすることができた。

5. 予測手法の精度検証

昨年10月に溪床堆積厚の現地調査を実施した32溪流のうち、2溪流は堆積状況から9月の東海豪雨で土石流が発生したものと推定できた。そこで、NNモデルの汎化能力を検証するため、当時の雨量を用いて解析した結果、発生2溪流の予測正解率100%(図-2)、非発生溪流の正解率80%、全データの正解率は81%という精度であった。

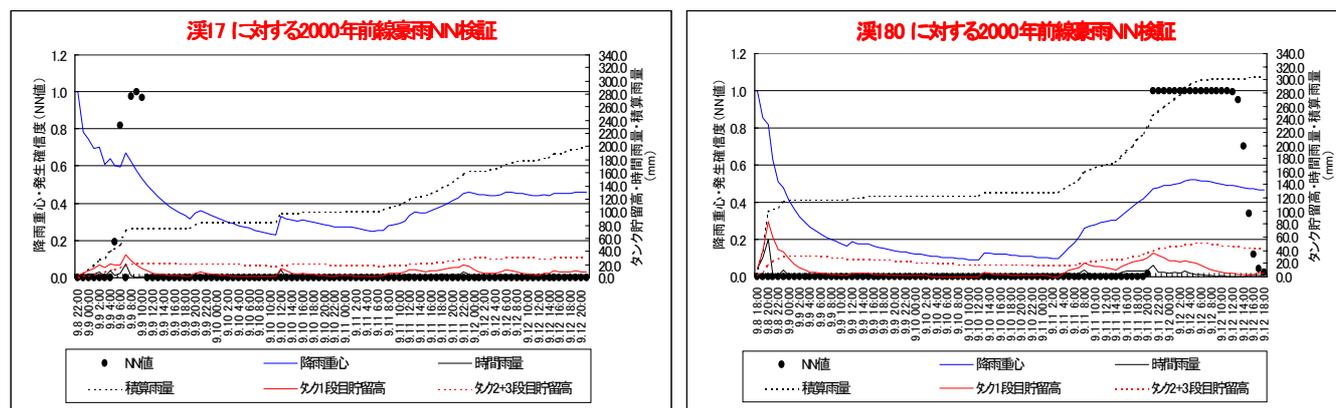


図-2 平成12年9月東海豪雨による土石流発生溪流における発生確信度の変化

6. まとめ

今後は、本予測手法について他線区での適用を検討するとともに、さらに精度を高め、重点警備箇所への抽出等に用いることで、更なる安全・安定輸送の確保に努めていきたいと考えている。

【参考文献】1) 荒木他：ニューラルネットワークを用いた土石流危険溪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、No.581 / -37、1997.12