

ニューラルネットワーク手法を用いた土砂災害発生予測

東海旅客鉄道株式会社（正） 梅田 博志（正） 長縄 卓夫（正） 舟橋 秀磨
 国際航業株式会社 原口 勝則 宮田 直樹 鈴木 知明

1. はじめに

山間線区において発生する土石流や斜面崩壊などの土砂災害は、一度発生すると鉄道輸送に大きなダメージを与えてしまう。そのような土砂災害から列車を守るために、防護設備の整備や土砂災害発生検知線の設置、列車の運転規制等、ハード・ソフト両面から対策が講じられているが、「災害の発生予測」に関しては、その要因が多岐にわたるため容易ではない。そこで、災害の発生予測を行う上での一助となるよう、コンピュータを使用して、在来線の山間線区を対象とした「土砂災害の発生予測手法」に関する検討を行ったので、その概要を報告する。

2. ニューラルネットワーク手法を用いた土砂災害発生予測

土砂災害の発生予測手法を検討するにあたり、鉄道の長い歴史の中で先人達の被災経験は「災害資料」として保存されている。その災害資料を有効に活用できる統計的予測手法であること、「どのような雨の降り方」（降雨要因）で災害が発生しやすいかに加え、「どのような地形」（地形要因）で発生しやすいかも併せて検討できる予測手法であること、出来る限り簡便に利用できる予測手法であること、が望ましいと考え、ニューラルネットワーク手法を用いて検討を行うこととした。¹⁾

ニューラルネットワーク手法とは、人工知能の一種と言われ、人間の脳の優れた情報処理能力をコンピュータを利用して人工的に実現するための技術である。特徴としては、学習能力を持ちパターン認識に優れていることが挙げられ、これまで音声認識や文字認識などの技術に利用されてきた。今回は、この手法を活用し、過去の土砂災害発生・非発生時のデータを用いて、図1のような土砂災害発生の有無を予測するモデルの構築を試みた。

3. 予測モデルの構築と精度検証

予測モデルを構築するにあたり、どのような地形でどのような降雨の時に災害が発生したのか、または発生しなかったのかを認識させるための学習データ（地形・降雨要因）が必要となる。予測の対象とする線区において、表1のように過去の災害発生・非発生時のデータを取り揃えたとともに、図2のように線路に影響を及ぼす恐れのある斜面・溪流单元を抽出した。その单元毎に災害の発生に関与すると考えられる「流域面積」「斜面勾配」等の地形要因を抽出・データ整理した。降雨要因につい

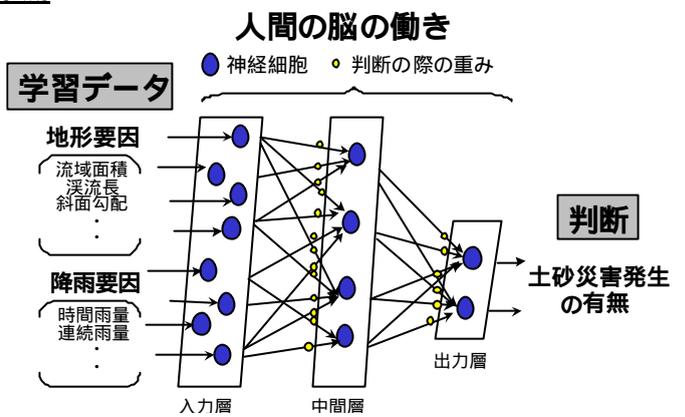


図1 土砂災害を予測するニューラルネットワークモデル

表1 予測モデル構築に用いた災害データ

	データ数	概要
発生データ	57	災害発生位置および発生時刻の特定できる土石流、斜面崩壊の発生数
非発生データ	32,138	連続雨量 80mm 以上 時雨量 20mm 以上 にて発生しなかった数

昭和 20 年 ~ 平成 11 年

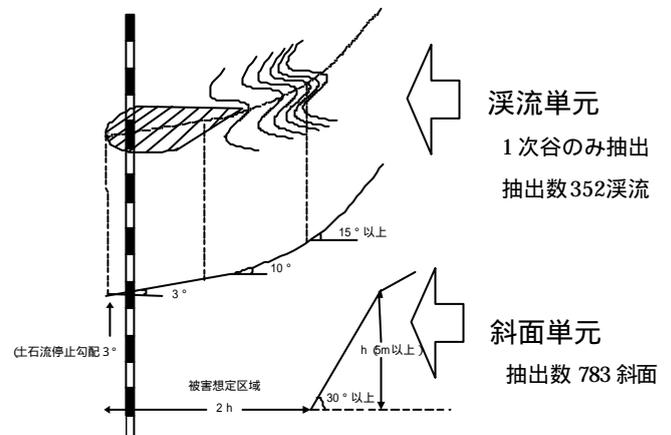


図2 予測の対象とする斜面・溪流の抽出

Keyword 土石流, 斜面崩壊, 災害発生予測, ニューラルネットワーク

連絡先: 〒454-0815 名古屋市 中川区 長良町 1-1 tel: 052-363-7924 fax: 052-369-1501

ては短期・長期・変動の3つの指標を考え、「時雨量」「連続雨量」「タカワル²⁾貯留高」等の要因を設定・算出した。また、災害の発生しなかった事例に対し、発生した事例は極めて少ないが、災害の発生を的確に予測できるよう、災害発生時のデータを繰り返し学習させる方法を採用した。

予測に用いるデータの組合せや学習方法を変えて予測モデルの出力結果の正解率（予測正解数 / 予測数）の比較を行った結果、表2のような合計20項目を入力要因とする予測モデルにおいて高い正解率を導き出すことがわかった。最終的なモデルの正解率は、学習したデータに関しては98%以上、学習させていない平成12年以降のデータを検証すると約80%程度であった。なお、過去の災害資料より災害発生時刻の特定ができない事例が多く、発生時刻が特定できない事例は、一連の降雨の中で災害発生時刻を仮定し、発生予測時刻に関する検証も行いながら予測モデルを構築した。

また、表2の要因を用いた予測モデルにおいて、図3のように、どの要因が災害発生に大きく寄与しているか検討したところ、降雨の長期指標として設定した「タンクモデルによるタンク貯留高」が災害発生予測に最も影響を及ぼす要因であった。

なお、予測モデル構築のためには、検討要因が多く相当の時間を要すが、例えば、構築したモデルを用いて3時間先の災害の発生予測を行いたい場合、降り始めからの時間雨量と3時間先までの予測時間雨量だけを入力すればよく、一連の降雨においてどの時刻が危険なのか(図4)、また、沿線においてどこの地点が危険なのか(図5)を出力するまでの計算時間は、一般のパソコンで数分程度の時間で済む。

以上より、ニューラルネットワーク手法を用いることにより、ある程度の精度で沿線の土砂災害発生予測を行なうことが出来ることが判かった。今後は、今回構築した土砂災害発生予測モデルを災害警備等の実用レベルで活用できるよう精度検証を続けるとともに、現場で有効に利用できるように「ハザードマップ」等の作成を行っていく。

(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、No.581 / -37、1997.12

2)土木学会：水理公式集[平成11年版] . P.41

表2 予測モデル構築に用いた20要因

		入力要因(単位)	採用理由(計測方法)
地形要因	渓流	水系模様	流水の流下形態(最短渓流長/)
		流域平均勾配(°)	土石の流下しやすさ(1次谷の比高/)
		最急渓床勾配(°)	渓床移動(図面計測)
		渓流長(km)	流水の流下距離(図面計測)
		流域面積(km ²)	集水の大小(図面計測)
		渓床堆積厚さ(m)	発生・発達規模(現地調査)
		流域長(km)	流域の形状(図面計測)
		流域形状比	流域幅と流域長の関係(流域幅/流域長)
		谷深比	谷の発達程度(渓流長/流域長)
		0次谷の数(本)	崩壊源の数(図面読み取り)
地形要因	斜面	流域最大傾斜(°)	崩壊しやすさ(図面計測)
		源頭部面積(km)	崩壊発生源の集水(図面計測)
		急傾斜面積(km ²)	崩壊部の大小(DEM活用)
その他	その他	渓床危険度評価(7カ)	渓床勾配と流域面積の関係(47カに区分)
		降雨集中度評価(7カ)	流域形状と谷の発達状況(5カに区分)
		地質区分	地域特性(地質図より7区分)
		植生区分	地域特性(植生図より3区分)
降雨要因	降雨変動	短期	タンクモデルによる1段目タカ貯留高(mm)
		長期	タンクモデルによる2+3段目タカ貯留高(mm)
		変動	降雨重心[24hr 中断]
			降雨 [短時間] の影響 (タカ貯留による解析)
			降雨 [長時間] の影響 (タカ貯留による解析)
			降雨 [降り方] の影響 (一連の降雨におけるある時刻での降雨の重み)

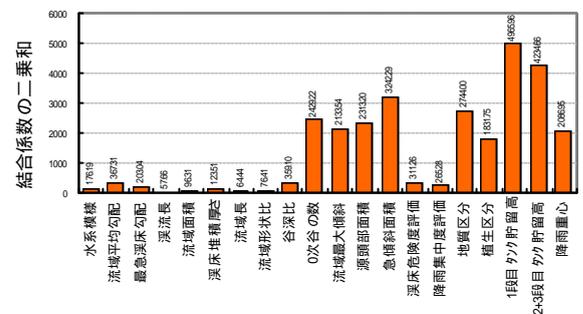


図3 予測モデルにおける各要因の寄与率

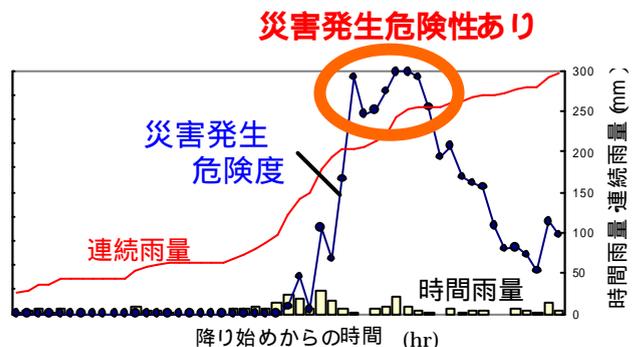


図4 災害危険度の出力例(時間的推移)

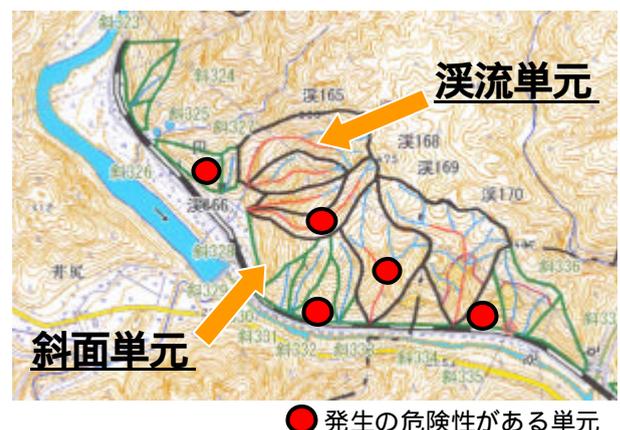


図5 災害危険度の出力例(発生箇所)