

山地源流部における斜面崩壊確率推定へのニューラルネットワークの応用

An application of Neural Network for slope failure prediction in mountainous area

作田 健*, 香月 智**, 安田 勇次***, 尾崎 順****

Takeshi SAKUDA, Satoshi KATSUKI, Yuji YASUDA and Jyunichi OZAKI

* 防衛大学校 理工学研究科 学生（〒239-8686 神奈川県横須賀市走水 1-10-20）

** 工博 防衛大学校 システム工学群建設環境工学科 教授（〒239-8686 神奈川県横須賀市走水 1-10-20）

***（財）砂防地すべりセンター（〒102-0077 東京都千代田区九段南 4-8-21）

****（財）砂防地すべりセンター（〒102-0077 東京都千代田区九段南 4-8-21）

This paper presents an application of Neural Network System to predict slope failure probability occurred in mountainous area. The slope failure induced by a heavy rain fall in Shigenobu river's upper stream area is rearranged by using a similarity analysis method to the failure potential probability. And by using this potential data, the failure potential prediction method using Neural Network is proposed.

Key Words: the slope failure prediction, similarity analysis, the collapse potential

1. 緒言

近年、上流部から河口までの流砂系を管理する必要性が認識されている¹⁾。ただし、これは非常に複雑で多くの解決すべき問題が存在し、その一つとして、河川の源流部、すなわち最上流部における河川への流入土砂量を予測する手法の確立が望まれている。河川の源流部における土砂流入には、直接的に、または間接的に斜面崩壊が影響している。直接的に影響を及ぼす現象である土石流の発生や規模の予測のためにも、降雨による斜面崩壊の発生を予測することが重要である。このような観点から、現在まで多くの研究がなされている。まず、地質学や植生学の基礎的アプローチによる研究^{2~4)}がなされている。近年では、新しいデータ処理、例えばニューラルネットワークの活用研究^{5~11)}もなされている。新しいデータ処理を導入する動機の一つとして、近年発達してきたリモートセンシングや GIS、航空写真等によるデータのデジタル化に伴い一度に大量かつ広範囲のデータ取得技術が発達し、これらのデータを利用することが期待されているためと思われる。

著者らも、同様な観点から愛媛県重信川流域の斜面崩壊予測技術確立のためにいくつかの方策を検討しているが¹²⁾、ここでは類似性分析による分類とニューラルネットワークによる斜面崩壊確率推定法について報告する。

2. 対象流域および使用データ

2.1 対象流域の特性

対象とする重信川流域は、四国を代表する一級河川で、

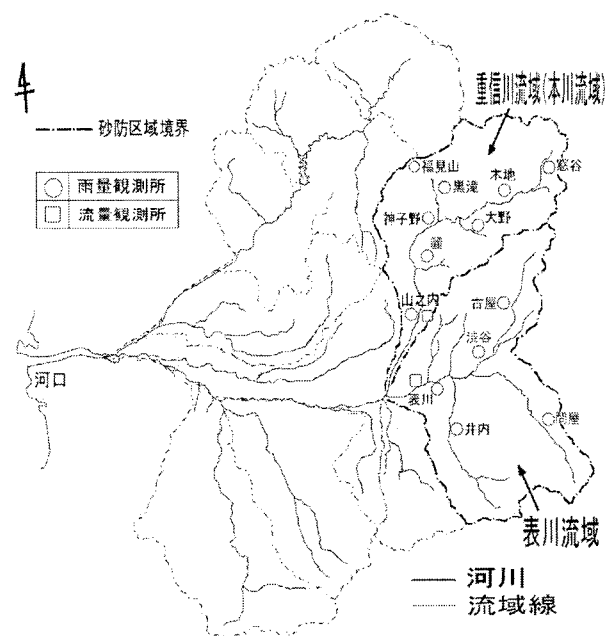


図-1 対象流域図

愛媛県のほぼ中央部にあり、中央構造線直上部付近北側、砂岩・泥岩からなる礫岩・凝灰岩を伴った和泉層群が分布している。流域は 74.4 km²であるが、この中で約 80%を山地が占め、遷急線の発達が明瞭であり、地すべり、大規模崩壊地形が見られるなど激しい侵食が生じている。このため、流域の多くに扇状地があり、地すべり、土砂崩れまたは土石流などの土砂災害が数多く発生している。図-1 は重信川の上流部から河口までの流域図であり、本研究では図-1 の砂防区域境界線で囲まれた地域を対象地域とする。

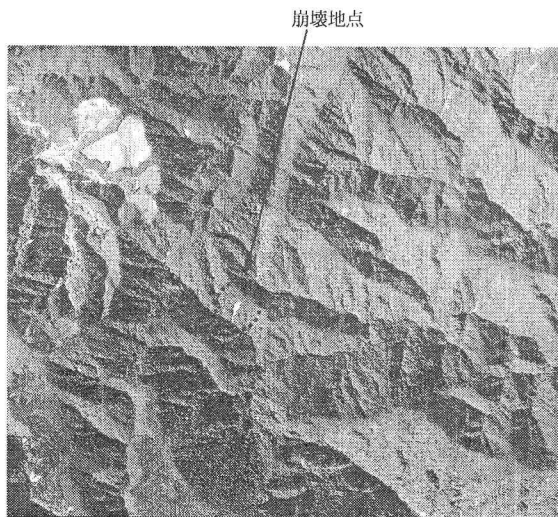


写真-1 崩壊地点の航空写真

表-2 正規化

No.	素因				誘因		崩壊
	x_1	x_2	...	x_n	...	x_m	
1	4	0	...	560	...	24	1
2	4	1	...	406	...	27	1
:							
i	x_{i1}	x_{i2}	...	x_{in}	...	x_{im}	y_i
:							
m	8	0	...	668	...	11	0



No.	素因				誘因		崩壊
	$\bar{x}_1$	$\bar{x}_2$	...	$\bar{x}_n$	...	$\bar{x}_m$	
1	0.5	0.0	...	0.368	...	0.189	1.0
2	0.5	1.0	...	0.245	...	0.216	1.0
:							
i	$\bar{x}_{i1}$	$\bar{x}_{i2}$	...	$\bar{x}_{in}$	...	$\bar{x}_{im}$	$\bar{y}_i$
:							
m	1.0	0.0	...	0.455	...	0.072	0.0

2.2 使用データ

本研究で使用するデータは、愛媛県重信川上流域の砂防区域内の崩壊記録を対象としている。ここでは、昭和23年、39年、50年、52年および平成11年の斜面崩壊状況が写真-1のように航空写真として記録されており、植生・地質等のデータとともに50m×50m単位、50,569グリッドでデジタルデータ化されている。このうち、平成11年の崩壊状況写真は、平成11年9月14～15日の豪雨直後にとられたものである。この時の降雨データを斜面崩壊の誘因として使用する。

使用データの一覧を表-1に示す。崩壊の誘因として時間最大雨量、ピークまでの積算雨量、ピークまでの3時間雨量、ピークまでの6時間雨量を用いる。また崩壊の素因として地質、植生、斜面勾配、標高、斜面方向に加え、リモートセンシングデータ、および過去の崩壊データ履歴を用いる。ちなみに、過去の崩壊データ履歴は崩壊の免疫性を反映できることを期待し用いるものである。

表-1 使用データ

項目	説明
素因	植生 グリッドの植生（農耕地、草地、針葉樹（人工）、針葉樹（自然）、広葉樹、その他）
	地質 グリッドの地質（沖積・洪積層、三波川帯、和泉層群、領家帯、その他）
	崩壊状況 S23, S39, S50, S52の、グリッドの崩壊状況
	標高 グリッドの標高
	勾配 グリッドの勾配
	方向 グリッドが向いている斜面方向（8方向と平坦の9種）
誘因	リモートセンシングデータ Landsat 5号のH14.8.29のTMデータ（取得周波数帯7バンド）グリッドが有する各バンドの輝度
	時間最大降雨量
	ピークまでの3時間雨量
	ピークまでの6時間雨量 積算雨量
推定	崩壊状況 H11年のグリッドの崩壊状況

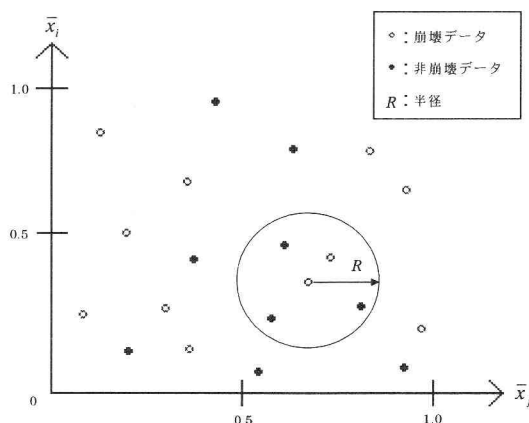


図-2 類似領域

3. データ類似性分析による斜面崩壊確率算定

3.1 データ類似性分析

表-1で示した素因・誘因データは、表-2に示すように、因子（ x_i ）は任意の数値範囲を有するデータ列となっている。例えば、標高が100からおよそ1300の範囲であるのに対して、積算雨量は40から約120の範囲にわたっている。よって、同じ尺度で計算するために、これらを各々の数値が0.0～1.0の範囲の数値を有するデータに変換したものを用いる。これらのデータは図-2のように、多次元の超空間に点化するが、それぞれのデータ間には遠近によって表される類似度がある^{(13), (14)}。ここで、次式により求められるデータ j と k の間のユークリッド距離により類似度を判定する。

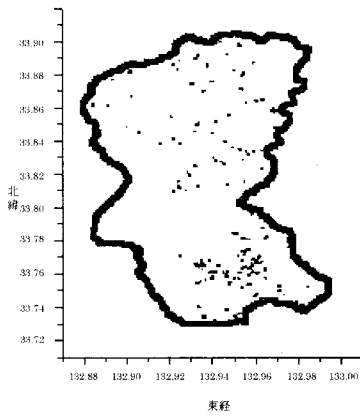


図-3 崩壊分布図（事実）

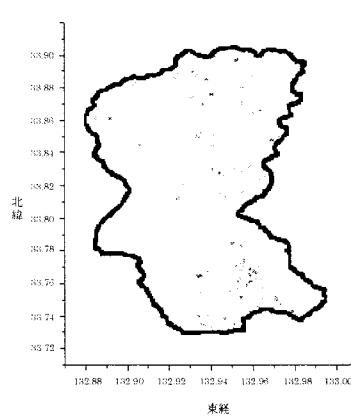


図-4 統計崩壊確立分布図（確率）

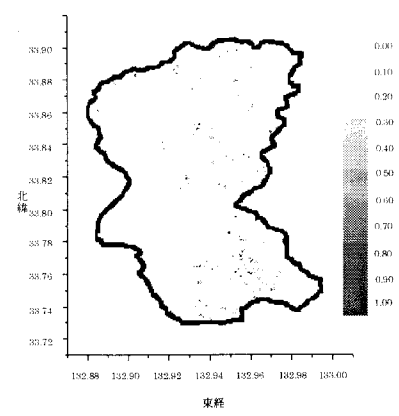


図-5 推定崩壊確立分布図（確率）

$$R_{jk} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (\bar{x}_{ij} - \bar{x}_{ik})^2} \quad (1)$$

ここで、 n ：次元数、 R ：類似度、 $R=0$ は完全一致を表す。

3.2 斜面崩壊確率の算定

ここでは、データ類似性分析を用い、斜面崩壊確率（崩壊ポテンシャル）を算定する。類似度を考える際に、適当な半径 R を設定し、データ j と、 R を超えない範囲のデータを類似度が高いとして抽出する。そこで、斜面崩壊確率を次の2式のように定める。

$$p_{sj} = \frac{n_{fs}}{n_s + 1} \quad (2)$$

$$p_{ej} = \frac{n_f}{n_s} \quad (3)$$

ここで、 p_{sj} ：統計崩壊確率、 p_{ej} ：推定崩壊確率、 n_s ：選択結果により得られる類似データの数、 n_f ：抽出された崩壊グリッド数、 n_{fs} ：データ j が崩壊している場合には n_f に1を加えたもの。

データ j に関して崩壊・非崩壊を表す崩壊情報（ y_j ：（=1，崩壊），（=0，非崩壊））と、 p_{sj} が一致するとは、自己とよく似た素因・誘因データの類似性と崩壊の発生・非発生がよく一致することを示す。

3.3 崩壊地点と確率分布

表-1のデータを使用し、素因データと誘因データを用い、斜面崩壊確率の算定を平成11年の崩壊データ（図-3）を基準として行う。

図-4に崩壊地点および非崩壊地点に対する統計崩壊確率の分布を、図-5に推定崩壊確率の分布を図示する。図-4,5を見てわかる通り、事実のデータ（図-3）と崩壊確率のデータは1対1のグリッド間で事実と推定が完全に一致しているわけではな

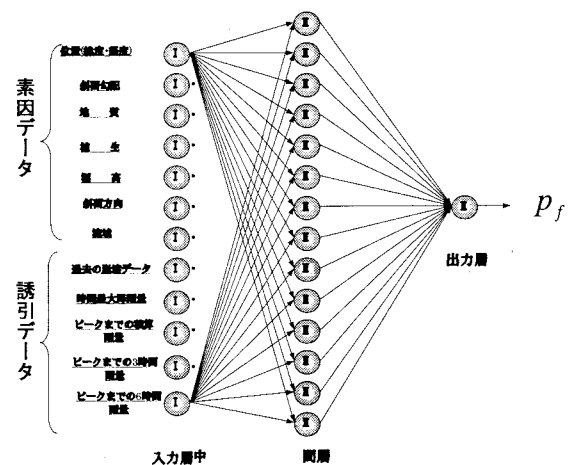


図-6 ニューラルネットワークシステム

い。しかし、推定された崩壊確率の高い地域が、事実の崩壊地点と概ね一致するように分布している。

4. ニューラルネットワークによる斜面崩壊推定

4.1 ニューラルネットワークシステム

前章において、データ類似性分析を用いることで、崩壊確率を算定する手法を提案した。しかし、このままでは、崩壊確率と降雨強度の関係を導きだすことができない。そこで、崩壊確率と降雨の関係を導きだすためニューラルネットワークシステムによるモデル構築を行う。ここで用いたニューラルネットワークシステムは、図-6に示す3層の階層型ネットワークである。

4.2 特定データ群における斜面崩壊確率の学習・予測

(a) 斜面崩壊確率を用いた同一群における学習・予測

n 次元データ空間上において、データ間のユークリッド距離が近いデータをグループ化するものを類似性グルーピングとよぶものとする。類似性グルーピングを用い、降雨による誘引データを除いた素因データのみでグループ分けを行った中で、母集団が大きい3グループの

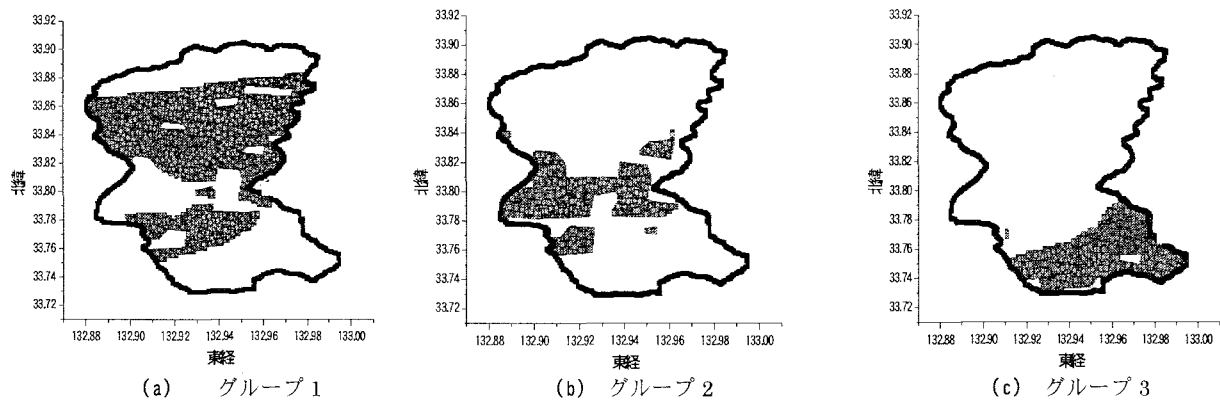


図-7 グループの代表例

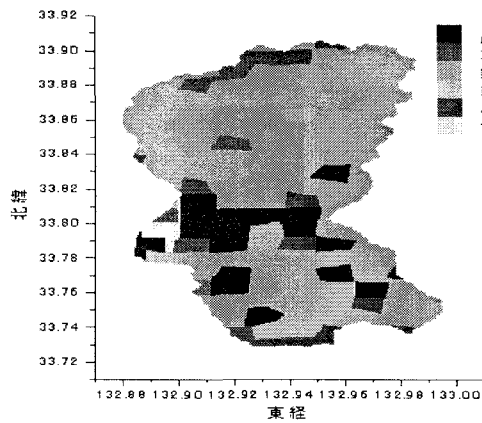


図-8 植生分布図

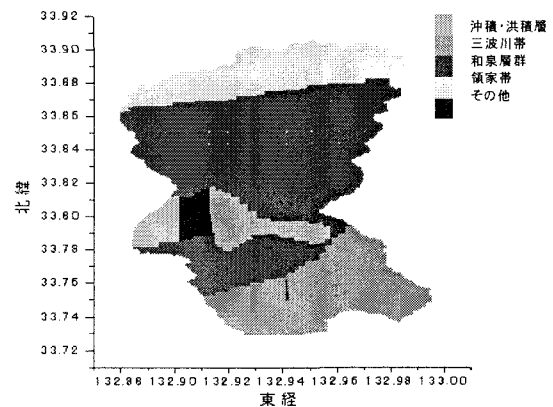


図-9 地質分布図

表-4 グループ 1 地域の崩壊・非崩壊

全グリッド数	崩壊グリッド数	非崩壊グリッド数
21227	159	21068
	0.75%	99.25%

表-5 グループ 1 地域の崩壊確率分布

全グリッド数	崩壊確率有	崩壊確率なし
21227	759	20468
	3.60%	96.40%

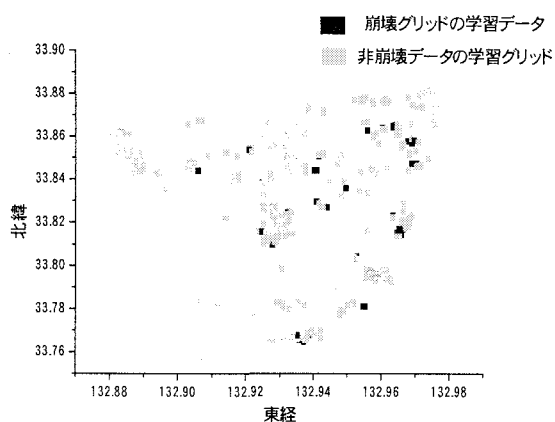


図-10 学習データ崩壊分布図

地域を図-7で示す。図-7の傾向をみると、植生（図-8）や地質（図-9）の境界線が強く影響していることがわかる。ここでは、母集団が最大数の重信川流域付近のグル

ープ 1 地域へのニューラルネットワークの適用結果について述べる。

グループ 1 に含まれる全グリッドは、表-4 に示すように 21,227 である。その中で崩壊グリッド数は 159 グリッドと全体の 0.75% でしかない。すなわち、大部分が非崩壊地域である。これを前述の類似性分析において閾値半径 $R = 0.1$ として統計崩壊確率データに改めると、表-5 に示すように崩壊確率を有するグリッドは、759 グリッドとなる。このうち、図-10 に示す 422 グリッド（崩壊グリッド数=36、非崩壊グリッド数=386）を学習データに用いて、ニューラルネットワークに知識獲得させ、検定のために残りの図-11 に示す 337 グリッド（崩壊グリッド数=123、非崩壊グリッド数=214）を隠しデータとして推定させてみた。

使用するニューラルネットワークは、最大誤差 1.0×10^{-2} 以下となるように、図-10 のデータに対する統計崩壊確率を学習させた。この際、学習回数を 10 万回以内で収束するには最小中間層ニューロン数は 20 個必要と

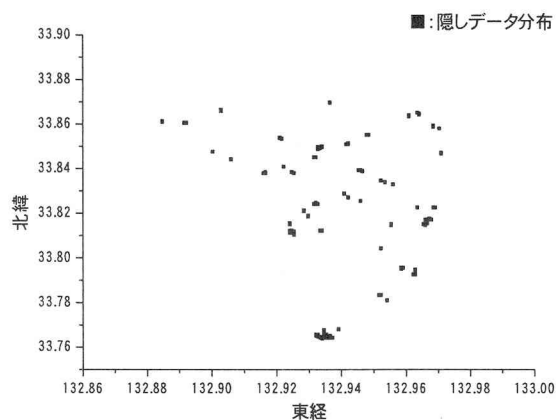


図-11 隠しデータ崩壊分布図

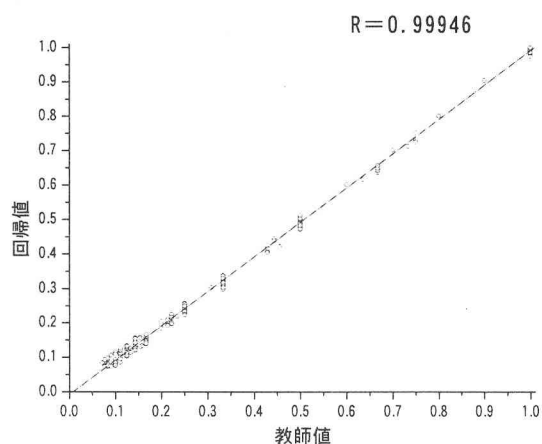


図-12 学習データの相関図

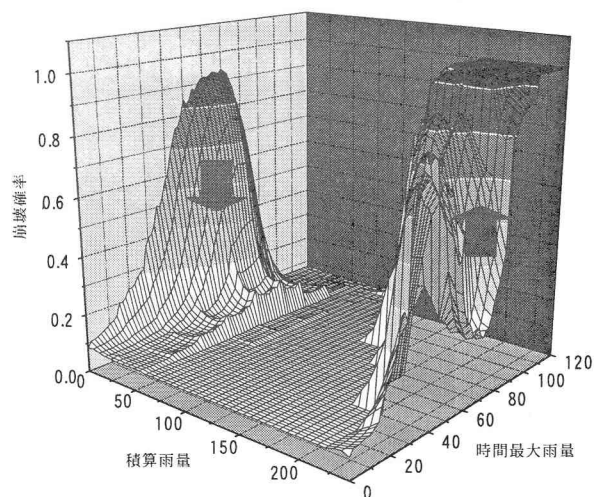


図-15 感度解析結果

なり、非線形性の強いデータであることがわかった。学習データに対する収束結果は図-12 に示すようにほぼ100%の相関となっており完全に知識修得をしている。

続いて、ニューラルネットワークによる推定結果をマッピングしたものを図-13 に示す。図-11 の隠しデータの崩壊事実と比較すると、傾向をよくとらえていることが

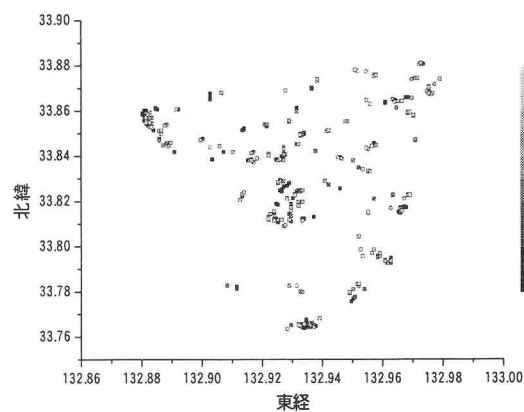


図-13 ニューラルネットワークによる推定

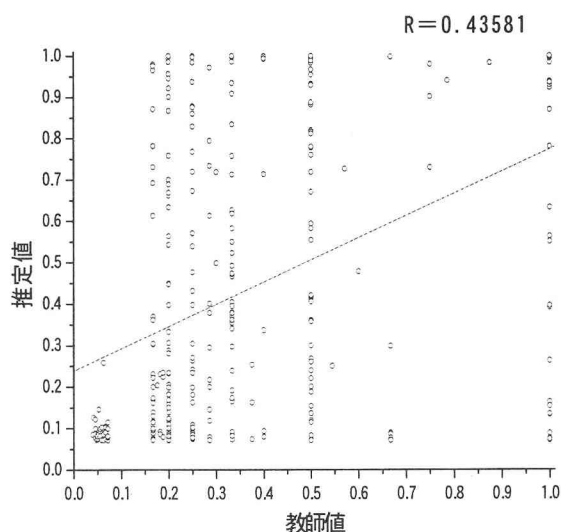


図-14 隠しデータと推定データの相関

表-6 ニューラルネットワークによる推定結果

推定（崩壊確率 50%以上を崩壊とする）			
事実		崩壊	非崩壊
	崩壊	63	60
	非崩壊	69	145

的中率 61.7%

スレットスコア 0.328

わかる。しかし、隠しデータと推定データの相関係数は、図-14 に示すように 43%と低い。そこで、ニューラルネットワークによる崩壊確率 50%以上を崩壊、その他を非崩壊として再配分し、表-6 のように事実と推定の 4 分割表で表すと、的中率が 61.7%，スレットスコアが 0.328 であった。

続いて構築されたニューラルネットワークモデルが有する降雨に対する感度解析を行った。3h・6h 時間雨量は積算雨量に含まれるため、平均値に固定し、積算雨量と時間最大雨量による崩壊確率の変化を図-15 に示す。

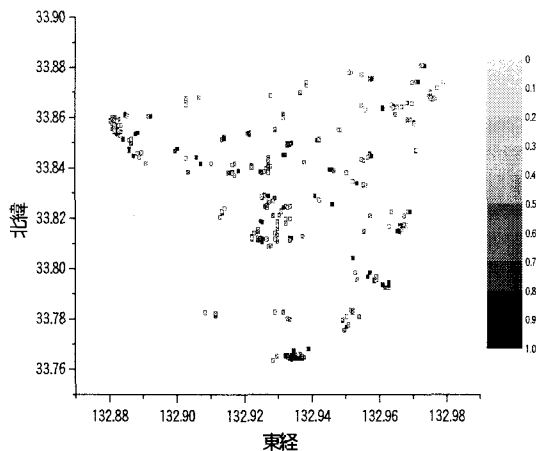


図-16 追加学習後のマッピング図

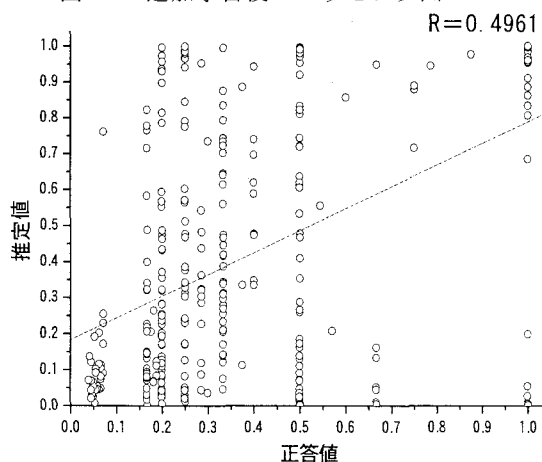


図-17 追加学習後の相関図

図-15 に示すように降雨がない状態で崩壊確率が上がったり、降雨が大きくなると逆に崩壊確率が下がるという不自然な感度を有するのは、学習データに雨量データが不足している反面、一部の存在するデータにニューラルネットワークが過度に学習しているためと考えられる。そこで、主観的判断で不自然と思われる部分に、図-15の矢印の方向に感度修正するような追加学習データを与え学習させた。その結果、ニューラルネットワーク内の感度は、図-18 のように修正され、ここで得られた推定値は、図-16 のようになる。また、図-17 に相関図を示す。これより、図-14 においては相関係数が43%であったものが、49%まで向上していることがわかる。また、崩壊確率50%を閾値とした分類を行うと、表-7 のようになり的中率が71.8%、スレットスコアが0.444といずれも向上している。

5. 結言

本研究では、平成11年9月の愛媛県重信川流域の豪雨を対象とし、斜面崩壊の発生を確率として評価し、実際の崩壊地点と確率分布地点を検証した。また、斜面崩壊を推定する方法として、ニューラルネットワークを用い、素因データと誘引となる降雨データを加えて、斜面崩壊確率を推定することを提案した。

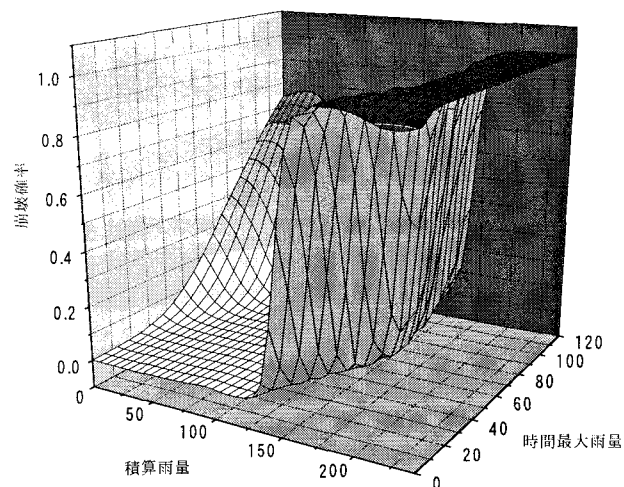


図-18 追加学習後の感度解析結果

表-7 追加学習による推定結果

推定(崩壊確率50%以上を崩壊とする)			
事 実		崩壊	非崩壊
	崩壊	76	47
	非崩壊	48	166

的中率 71.8%
スレットスコア 0.444

参考文献

- 1) 村松和樹, 石橋晃陸: 流砂系における流域土砂管理, 山海堂, 2001.10.
- 2) 沖村孝: 山腹表層崩壊発生位置の予知に関する一研究, 土木学会論文報告集 第331号, pp.113-120, 1983.
- 3) 武居有恒: 砂防学, 山海堂, 1990.3.
- 4) 塚本良則, 小橋澄治: 新砂防工学, 朝倉書店, 1991.9.
- 5) 久保田哲也, 池谷浩: 土石流発生基準雨量に対する Neural Network の応用について, 砂防学会誌(新砂防), Vol.47, No.6, pp.8-14, 1995.
- 6) 森山聡之, 平野宗夫, 上松泰介, 川原恵一郎, 白川朋道: ニューラルネットワークを用いた土石流発生予測について, 水工学論文集, 第36巻, pp.705-708, 1992.
- 7) 川原恵一郎, 平野宗夫, 森山聡之: ニューラルネットワークによる土石流流出量の予測, 水工学論文集, 第39巻, pp.43-48, 1995.
- 8) 川原恵一郎, 平野宗夫, 森山聡之: ニューラルネットワークによる土石流発生限界降雨の評価, 水工学論文集, 第40巻, pp.145-150, 1996.
- 9) 菊地英明, 古川浩平, 大前伸司, 奥園誠之, 神谷誠: ニューラルネットワークを用いた降雨継続中の変成岩地山の切り土法面におけるリアルタイムの崩壊・非崩壊の予測システムに関する研究, 土木学会論文集, No.574, Vol.36, pp.57-72, 1997.
- 10) 大塚悟: 斜面内土要素の間隙水圧の繰り返し最下に伴う強度劣化過程の実験的解明と地すべり安定解析に用いる強度定数に関する検討, SABO Vol.68, pp.34-44, 2001.
- 11) 平野宗夫: 土石流の発生予測と流量解析, 土砂移動減少に関するシンポジウム集, 京都大学防災研究所, pp.23-38, 1992.
- 12) 作田 健, 香月 智, 深和 岳人, 安田 勇次, 尾崎 順一: データ類似性分析による斜面崩壊推定に関する一考察, 砂防学会研究発表会概要集, pp.48-49, 2003.
- 13) T.コホネン: 自己組織化マップ, シェアリング・フエアテック東京株式会社, 1996.6.
- 14) Pieter Adriaans, Dolf Zantinge データマイニング, 共立出版, 1998.6.