

岩盤斜面崩壊に起因する崩土到達範囲へのニューラルネットワーク適用に関する研究

金本 岳人^{1*}・大西 有三¹・西山 哲¹・桑野 健²・川北 稔²・佐々木 靖人³

¹京都大学大学院 工学研究科都市環境工学専攻 (〒615-8540 京都市西京区京都大学桂)

²株式会社ドーコン 防災保全部 (〒004-8585 北海道札幌市厚別区厚別中央1条5丁目4-1)

³独立行政法人土木研究所 材料地盤研究グループ地質チーム(〒305-8516 茨城県つくば市南原1-6)

*E-mail: kanamoto@geotech.kuciv.kyoto-u.ac.jp

斜面災害は各所で発生しており、特に岩盤斜面崩壊は他の斜面災害と比較して発生頻度は少ないが、突発的で規模が大きい傾向がある。そのため、社会的・経済的損失だけでなく、人命損失を含む甚大な被害を及ぼすことになる。そこで、岩盤斜面崩壊に対して災害予防、防災対策の観点からハザードマップの作成が重要視されており、崩土到達範囲を予測することはハザードマップを作成する上で重要な要素と考えられる。よって、本研究では崩土到達範囲の予測にニューラルネットワークの適用を試みて予測システムの構築を目指した。本論では、予測値を実測値と比較し考察することで、そのシステムの妥当性を述べ、今後の可能性について言及した。

Key Words: rock slope failure, neural network system, hazard area, prediction

1. はじめに

岩盤斜面崩壊は、豊浜トンネル・白糸トンネルでの事故に代表されるように、深刻な自然の脅威であり甚大な被害を与えるものである^{1),2)}。急崖な地形からなる日本の国土の性質から道路が急崖岩盤斜面に接することが多いため、岩盤崩落は道路防災上の重要対策項目であり、定期的に防災点検が実施されている。特に、先ほど述べたような大規模岩盤崩壊事故が相次ぎ、社会生活の安全確保の施策として道路における岩盤斜面に対する災害対策および防災管理への取り組みが急がれている¹⁾。しかし、岩盤斜面は自然の造物であり不均質かつ不連続なものである。そのため崩壊メカニズムを把握した適切な予知と崩土の予測が困難であり、今後取り組むべき技術的課題が残されている。実際、岩盤崩壊が懸念される斜面が多く存在し、それらの箇所は急崖斜面となっており直接的な防災工事が困難である。加えて、近年、限られた財源や管理体制の下で効率的かつ効果的な管理が求められている¹⁾。つまり、斜面に対して直接的に何かを行う「ハード」対策ではなく、管理基準などの「ソフト」対策が重要になってきている。そのソフト対策を実施するために、岩盤崩壊が懸念されている斜面において適切な斜面危険度評価を行う必要がある。このような経緯から、

斜面災害の分野においても、危険箇所や危険の程度、想定影響範囲等を記載したハザードマップの研究が進められている。さらには、そのハザードマップを活用することによって斜面災害の被害想定やリスク評価、リスクマネジメントに関する研究が行われている^{1),2)}。

そこで、道路を維持管理する立場でのハザードマップを作成するため、その意図、意味を道路利用者にわかりやすく、明確に提示する必要がある。それに伴いアカウンタビリティを果たすためにも定量的な評価をする必要がある。そのためにハザードマップを作成することは大変意義のあることであると考えられる。したがって、ソフト面での対策の充実を図るため、ハザードマップとして岩盤崩壊に起因する崩土の到達予測範囲を図示したいと考えている。そこで、ニューラルネットワークを用いて崩土到達範囲を予測し、それに基づきハザードマップを作成し、避災・減災という視点で岩盤斜面管理を行いたいと考えている。さらに、未崩壊で崩壊が懸念される斜面に対して、予測に必要なデータ(崩壊箇所の高さや幅等)を測量等の汎用性のある機器を用いて簡便に、迅速に取得することを前提とした研究である。また、ニューラルネットワークによって得られた予測値から道路上への土量を算定し、その土量に基づき社会的損失を算出する。その結果に従って、ハザードマッ

以上に危険度や崩土到達範囲だけでなく、社会的損失を表現することで対策のプライオリティーを決定するための意思決定のツールとして提案したい。つまり、リスクマネジメントとして、崩土到達範囲の予測及びハザードマップ作成を行う総合的なシステムの開発を目的としている。

そこで、本論ではニューラルネットワーク適用の妥当性を示すために、実際に崩壊した事例の崩土の到達距離と飛散幅の実測値とニューラルネットワークによる予測値を比較した。その比較において、ニューラルネットワークの入力としての説明変数(崩壊高さや崩壊規模等)の条件を変えることで、予測の精度を向上させ、ニューラルネットワークの適用性の妥当性を示した。

2. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークは人間が経験から学習するといった人間の脳における神経の結合をコンピューター上でモデル化し、再現するものである。本研究でのニューラルネットワークはパターンマッチングの代表的な手法であり、そのアルゴリズムとして教師あり学習の代表的な誤差逆伝播法(Back Propagation)を用いた。また、**図-1**のように、フィードフォワード構造(Feedforward Structure)の階層型で、入力層、中間層、出力層の3層構造を用いた。

学習過程に関しては、過去にすでに崩壊している事例の崩壊高さ、崩壊幅などのデータと崩土の到達距離と飛散幅の実測値との関係を教師データとして学習させ、これによりニューラルネット上のリンクの最適な重みを求める。その重みを利用して、到達距離と飛散幅を求め、崩土到達範囲を予測することになる。ここで、その最適な重みを求める手順を以下に示す。

まず、**図-2**に示すようにある一つのユニットに対して、ユニットごとの入力 x と結線重み w からそのユニットの出力 y を求める(式(1),式(2))³⁾。出力を求める際に、**図-3**に示すようなシグモイド関数を用いる。

$$y = 1 / (1 + e^{-\alpha(s-\theta)}) = \text{sigmoid}(s - \theta) \quad (1)$$

$$s = \sum_{n=1}^N w_n x_n \quad (2)$$

θ : 閾値

α : 任意の係数

つまり、このようなユニットが連なるニューラルネットワークの構造においては、この計算過程を入力層から出力層

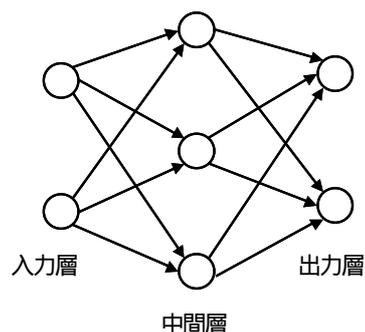


図-1ニューラルネットワークの構造

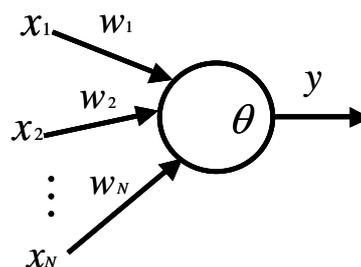


図-2ユニット内の構造

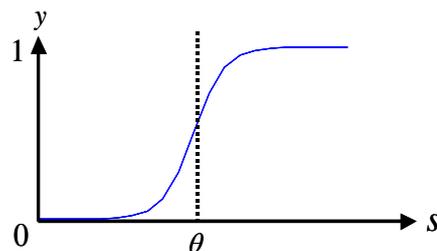


図-3シグモイド関数

まで繰り返す。ここで、出力層の出力 y を出力 b とする。

そして、その出力 b と望ましい出力 t の誤差 E を求める(式(3))³⁾。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^M |b_j - t_j|^2 \quad (3)$$

ここで、誤差逆伝播法を用いて、式(4)に従い誤差を最小にする重みを決定する。

$$w_{ij}^{(l+1)} = w_{ij}^{(l+1)} - \varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (4)$$

このような過程を経て、最適な重みを決定し、入力値から出力値を求めた。

3. 崩土到達範囲予測への適用

(1) データ

解析をするにあたり、教師データとして用いる過去の岩

表-1 解析条件

ケース	解析条件
1	説明変数（崩壊高さ、崩壊規模、崩壊幅、傾斜角度、崩壊形態、地質、下方状況）
2	説明変数（崩壊高さ、崩壊規模、崩壊幅、傾斜角度、崩壊形態）
3	ケース2 + 崩壊形態による分類
4	ケース3 + 崩壊形態ごとの崩壊規模を考慮した目的変数の分類変更
5	説明変数（到達距離：崩壊高さ、崩壊規模 飛散幅：崩壊幅、傾斜角度、崩壊形態）
6	ケース5 + 崩壊形態による分類
7	ケース6 + 崩壊形態ごとの崩壊規模を考慮した目的変数の分類変更

盤崩壊事例を「北海道日本海沿岸における大規模岩盤崩落検討委員会報告書」⁴⁾に掲載されているデータを使用した。岩盤崩壊はその発生頻度が斜面崩壊や落石に比べて極めて少ないため、文献として残っている事例が少ない。実際、報告書内に掲載されているデータの種類として、崩壊箇所の地形・地質状況と崩壊の特徴がある。具体的には、崩壊高さ・崩壊規模・斜面傾斜・地質などである⁴⁾。これらの中で、データ収集がしっかりできておらず、不明なものも含まれているため、データ整理を行なった。その結果、教師データとして使用し、ニューラルネットに学習させるデータは94事例である。また、予測の精度を検証するデータとして学習に使用していないデータを用意した。

(2) 数量化理論を用いた研究

桑野ら¹⁾は、「北海道日本海沿岸における大規模岩盤崩落検討委員会報告書」⁴⁾のデータをもとに、崩土到達範囲予測を数量化理論²⁾で行っている。まず、崩土到達範囲予測のために、目的変数を見通し仰角と飛散角とし、また、数あるデータの中から解析を繰り返し、説明変数として「崩壊高さ」、「崩壊規模」、「崩壊形態」、「地質」、「崩壊幅」、「下方斜面の状況」、「斜面傾斜」の7つを選び出している。そして、数量化理論²⁾を適用して、カテゴリースコアとカテゴリーレンジからその寄与度・影響度を求めている。その結果に基づいて見通し仰角と飛散角から崩土到達範囲を求め、ハザードマップ作成に至っている。詳細は「GISを活用した岩盤崩壊ハザードマップ作成に向けての崩土到達範囲予測に関する研究」¹⁾に譲る。

(3) ニューラルネットワークの適用に関して

本研究で岩盤斜面崩壊と崩土到達範囲に対してニューラルネットワークを適用した理由として、対象としている岩盤斜面の状況と崩土到達範囲との関係が単なる線形のような関係ではなく、例えば非線形の関係のような複雑な関係性であることから、ニューラルネットワークの特性を最も活かせる現象と判断した。また、新たに岩盤崩壊が発生した場合にも、そのデータを新たな教師データとして取り込み、容易にシステムを更新できると考えたからである。最後に、ニューラルネットワークを利用することで、誰もが

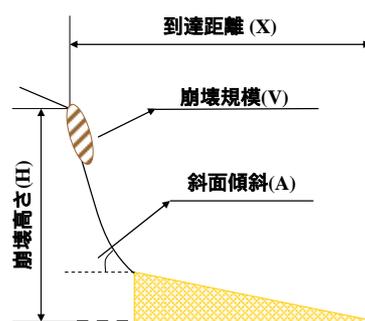


図-4 岩盤斜面の断面図

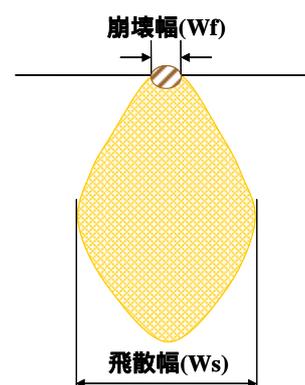


図-5 岩盤斜面の正面図

利用可能な汎用性のあるシステムの構築が可能であることもその理由の一つである。

(4) 解析条件と結果

a) 目的変数

はじめに、目的変数を決定した。目的変数とは、ニューラルネットワークにおける出力である。本研究では、図-4、図-5の岩盤斜面の断面図、正面図に示されているように、目的変数を到達距離と飛散幅とした。崩土到達範囲は到達距離と飛散幅を辺とした矩形で表現される。

b) 解析条件

解析条件として7ケースの検証を行った。それぞれのケース番号と条件を表-1に示す。これら解析条件(検証ケース)について結果とともに順を追って説明していく。

まず、桑野¹⁾が行った解析条件である説明変数7つを用いて解析をした(ケース1)。これらの目的変数、説明変数

表-2 説明変数のランク分類

	ランク							
	1	2	3	4	5	6	7	8
崩壊高さ(m)	<25	<50	<75	<100	<125	<150	<200	200
崩壊幅(m)	<10	<20	<30	<50	<100	100		
崩壊規模(m ³)	<300	<1000	<3000	<10000	<100000	100000		
斜面傾斜(°)	<60	<70	<80	80				
崩壊形態	崩落型	滑動型	転倒型					
地質	塊状火砕岩	層状火砕岩	溶岩	貫入岩	深成岩	堆積岩	変成岩	
下方状況	露岩	崖錐堆積体	水面	構造物				

表-3 評価と評価点

	評価	評価点
	最も大きな値が0.8-1.0かつ実測ランクと一致	5
	最も大きな値が0.5-0.8かつ実測ランクと一致	3
	0.5以上の値が2つ以上あり、大きい方の値が実測ランクと一致	1
-	その他	0

表-4 到達距離の解析結果

	No.	ケース1	ケース2	ケース3	ケース4	ケース5	ケース6	ケース7
転倒型	1	-						
	2							
	3							
滑動型	4			-	-		-	-
	5			-	-		-	-
	6	-	-			-		
	7			-	-			
	8					-		
	9					-		
	10	-						3
崩落型	11							
	12							
	13	-	-					
	14	-	-					
	15	-	-					
	16	-	-					
	17	-	-					
	18	-	-					
結果	19	-	-					
	20	-	-					
	21	-	-					
	22	-	-					
	23	-	-					
	24	-	-					
	8	11	15	15	9	10	14	
	3	0	0	0	1	2	1	
	0	0	1	1	0	0	3	
	-	13	0	8	8	14	12	
総合点	49	55	76	76	48	56	76	
最高点	120	120	120	120	120	120	120	

表-5 飛散幅の解析結果

	No.	ケース1	ケース2	ケース3	ケース4	ケース5	ケース6	ケース7
転倒型	1							
	3							
	4							
滑動型	5			-			-	-
	6	-	-					
	8							
	9							
	10							
	11							
	12							
崩落型	13							
	21	-						
	22	-						
	23	-						
結果	24	-						
		7	10	11	14	9	9	10
		2	0	0	1	0	0	0
		1	0	1	0	3	2	5
		-	5	5	3	0	3	4
総合点	42	50	56	73	48	47	55	
最高点	75	75	75	75	75	75	75	

をニューラルネットワークに適用するため、桑野¹⁾と同様に表-2のようにランクに分類しさらにそれをランクごとに2進法に変換した。ここで、解析結果の評価方法について言及する。本論では、ニューラルネットワークによる予測

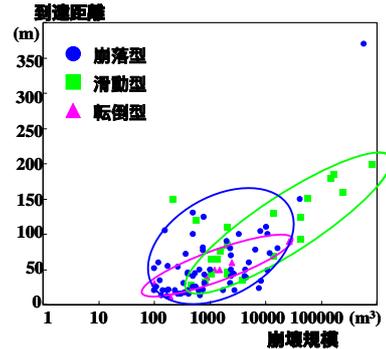


図-6 崩壊規模と到達距離の関係

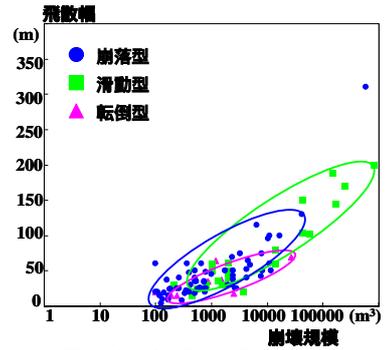


図-7 崩壊規模と飛散幅の関係

ランクと実測ランクとを単純に比較し、表-3のように評価点を決定した。そして、解析条件(検証ケース)ごとに総合を算出し、それを元に比較検討を行った。この場合、単純に総合点が増加することは精度が向上したと判断した。表-4は到達距離の解析結果を、表-5は飛散幅の解析結果を示している。ケース1の場合、到達距離と飛散幅ともに予測ランクと実測ランクがあまり一致せず、総合点も低いため解析条件を変えて解析する必要があると考えた。

そこで、説明変数に対して感度解析を行い、どちらの目的変数に対しても感度が低い「地質」、「斜面の下方状況」を説明変数から除いた。また、桑野¹⁾の研究においても、「地質」、「下方斜面の状況」は、カテゴリースコアとカテゴリーレンジから「地質」、「下方斜面の状況」の影響度や寄与度は比較的小さいものとしていた。従って、説明変数「崩壊高さ」、「崩壊規模」、「崩壊幅」、「斜面傾斜」、「崩壊形態」に対して目的変数「到達距離」、「飛

散幅」の条件で解析した(ケース 2).表-4表-5 に示されているケース 2 の結果より到達距離と飛散幅ともにケース 1 に比べて総合点の増加がみられたため、精度が向上したといえる。

ここで、崩壊形態に注目した。そもそも崩壊形態(滑動型、崩落型、転倒型、座屈型)ごとにメカニズムや斜面状況が異なっているものである^{4),5)}。そこで、これまでは崩壊形態による分類をせずに教師データとして利用したデータを、解析前に崩壊形態ごとに分類し教師データとして利用し解析した。一般的には、崩壊形態の分類としては、滑動型、崩落型、転倒型、座屈型に分けられるが、本事例内に座屈型が確認できなかったため、滑動型、崩落型、転倒型の3分類で議論した。つまり、データを崩壊形態で3つに分類し、崩壊形態ごとに説明変数「崩壊高さ」、「崩壊規模」、「崩壊幅」、「斜面傾斜」に対して目的変数「到達距離」、「飛散幅」の条件で解析した(ケース 3)。その結果、前述の2 ケースより精度が向上した。さらに、崩壊形態ごとに崩壊規模の大きさが異なる傾向がみられた(図-6, 図-7)。滑動型は比較的大規模であり、転倒型は比較的小規模な傾向にある。そこで、これまではランク分類の閾値を各崩壊形態で同じにしてきたが、目的変数のランク分類の閾値を崩壊形態ごとに変更し、解析した(ケース 4)。その結果を表-4表-5 のケース 4 に示す。到達距離の場合はあまり変化しないが、飛散幅では精度の向上を示している。

ここで、精度を向上させるために目的変数と説明変数との相関性に注目した。その結果の一部を図-8, 図-9 に示す。R は重相関係数である。R²の値が大きいくほど相関性があると考えられ、その値を基に相関性の強い変数を取り上げた。到達距離に関しては、崩壊高さや崩壊規模に強い相関性がみられた。また、飛散幅に関しては、崩壊幅や崩壊規模に強い相関性がみられた。加えて、説明変数「崩壊高さ」、「崩壊規模」、「崩壊幅」、「斜面傾斜」、「崩壊形態」に対して感度解析を行った。ここでも相関性と同様に、到達距離には崩壊高さや崩壊規模の相関性が高く、また、飛散幅には崩壊幅や崩壊規模の相関性が高かった。一方、高い相関性が見られず、感度が低いと考えられる説明変数はそのネットワークの構築過程で悪影響を与えている可能性がある。そこで、悪影響を与えていると考えられる説明変数を除去し、目的変数に影響を強く与えている説明変数だけで解析した。つまり、目的変数「到達距離」に対して説明変数「崩壊高さ」、「崩壊規模」、目的変数「飛散幅」に対して説明変数「崩壊規模」、「崩壊幅」ということである(ケース 5)。さらに、ケース 5 の条件に、先ほどと同様に崩壊形態に注目した解析条件を加えた。つまり、ケース 6 は解析前に崩壊形態ごとにデータを分類し、ケース 7 は崩壊形態ごとの崩壊規模の大きさを考慮した分類閾値の変更を行った。これらの結果を表-4表-5 のケース 5,6,7 に示す。

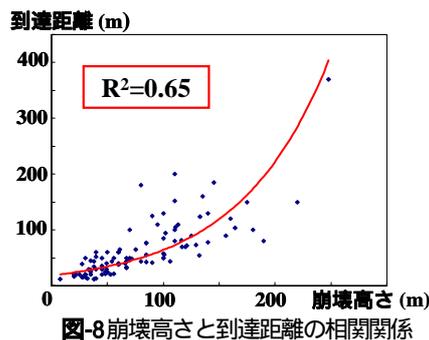


図-8 崩壊高さや到達距離の相関関係

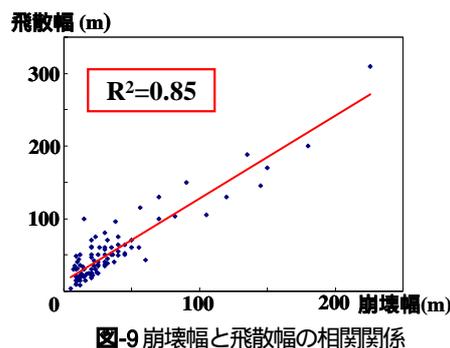


図-9 崩壊幅や飛散幅の相関関係

4. 考察

(1) 崩壊形態

本論では、崩壊形態に着目することで崩土到達範囲の予測精度の向上が図れた。特に、崩壊形態のデータをニューラルネットワークの入力データとして用いるのではなく、解析前にデータを崩壊形態に基づき分類し入力データとして利用することで精度の向上がみられたため、有効な手法であるといえる。さらに、崩壊形態ごとに崩壊規模を考慮したランク閾値に変更することによって、精度の向上が図れる可能性を示せた。その一例として、滑動型事例 No.4, No.5 は崩壊形態で分類する前は予測がうまくいっていたのに対して、分類後は予測できていない結果となっている。そこで、崩壊形態ごとに崩壊規模を考慮したランク閾値に変更することによって、その問題は解決されている。つまり、崩壊形態ごとに崩壊規模を考慮したランク閾値に変更することは有効な手法であるといえる。

また、到達距離、飛散幅ともに転倒型、滑動型はデータ数は少ないが、崩落型に比べて予測しやすい崩壊形態といえる。

(2) 飛散幅

飛散幅に関しては、「崩壊幅」との相関性が強いが、単に飛散幅と崩壊幅の一対一の対応ではなく、崩壊規模も変数として加えることが必要である。説明変数を「崩壊高さ」、「崩壊規模」、「崩壊幅」、「斜面傾斜」にするこ

とによって、十分に信頼性のある予測ができる。また、何かの不備で上記の4変数のデータがすべてなくとも、「崩壊幅」「崩壊規模」のデータがあれば、精度の低下は若干あるものの予測ができると考えている。

(3) 到達距離

説明変数を「崩壊高さ」、「崩壊規模」、「崩壊幅」、「斜面傾斜」あるいは「崩壊高さ」、「崩壊規模」にすることにより、ある程度信頼性のある結果が得られている。しかし、飛散幅ほど密接な関係の変数がなく、複雑な条件が絡み合っていることがわかり、飛散幅に比べて予測が困難であるといえる。特に、崩落型の精度があまりよくないため、信頼性のある結果が得られる解析条件での解析が望まれる。

(4) システムの構築に向けて

a) 写真測量によるデータの入手

本研究では、写真測量によってニューラルネットワークの解析に必要な説明変数の取得を目指している。これまでの結果から、「崩壊高さ」、「崩壊規模」、「崩壊幅」、「傾斜角度」、「崩壊形態」という5つの説明変数が必要である。岩盤斜面を対象としているため、ターゲットの設置が困難であることが考えられるため、ノンターゲットによる岩盤斜面の特徴点を利用して計測することになる。また、ニューラルネットワークの入力値としてある程度の幅を持たせてランク分けをしているため、精密写真測量のような精度は要求されていない。

b) リスクマネジメントに向けて

本論の結果から、崩土到達範囲は信頼性のある予測ができることがわかった。そこで、予測された崩土到達範囲から道路上への土量を算定し、その土量に基づき社会的損失を算出する。その結果に従って、ハザードマップ上に危険度や崩土到達範囲だけでなく、その社会的損失を表現する

ことで対策のプライオリティ等を決定するための意思決定のツールとして提案することができる。

5. まとめ

解析するにあたり「崩壊形態」による分類が重要であることが判明した。「崩壊形態」のデータをニューラルネットワークの入力データと使用するのではなく、解析前に分類するためのデータとして使用することが有効である。また、目的変数である到達距離と飛散幅に対して、異なる説明変数の条件で解析する必要がある。到達距離には、説明変数「崩壊高さ」、「崩壊規模」、「崩壊幅」、「斜面傾斜」あるいは「崩壊高さ」、「崩壊規模」が、飛散幅には、説明変数「崩壊高さ」、「崩壊規模」、「崩壊幅」、「斜面傾斜」が信頼性のある結果を得ることができる説明変数の条件である。以上のような条件下では、崩土到達範囲の予測にニューラルネットワークを適用する妥当性を示せた。特に、岩盤斜面の崩壊形態が転倒型、滑動型の斜面に対しては非常に有効な手法であると言える。

参考文献

- 1) 桑野健:岩盤斜面崩壊ハザードマップの作成とその斜面危険度評価への適用に関する研究, pp.1-29, 2005.
- 2) 大津宏康大西有三,西山哲,竹山雄一郎:岩盤崩落による社会経済的損失を考慮したリスク評価に関する研究,土木学会論文集Ⅲ, No.708,59,187-198, 2002
- 3) 熊沢逸夫:学習とニューラルネットワーク, 森北出版, 1998.
- 4) 北海道日本海沿岸における大規模岩盤崩落委員会:委員会報告書, 2000.
- 5) 土木学会:岩盤崩壊の考え方-現状と将来展望-, 土木学会, 2004.

STUDY ON THE PREDICTION OF THE HAZARD AREA DUE TO ROCK SLOPE FAILURE BY USING NEURAL NETWORK SYSTEM

Taketo KANAMOTO, Yuzo OHNISHI, Satoshi NISHIYAMA,
Takeshi KUWANO, Minoru KAWAKITA and Yasuhito SASAKI

Rock slope failure is one of the serious slope disasters. The failure affects enormously not only social loss and economical loss but also loss of human life. Therefore, it is essential to make the hazard map in order to inform people of the hazard area due to rock slope failure. The prediction of the hazard area is one of the essential factors. Here, as an attempt to the prediction, we applied neural network system. We used data on the basis of the examples of the slopes that had already failed in the past. We recognize that neural network system was efficient as a result of comparing with the measured value to the predicted value. We concluded that we evaluate the prediction of the hazard area by using neural network system.