

## (26) ニューラルネットワークによる 斜面崩壊予測に関する研究

ESTIMATION OF FAILURE OF SLOPE USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

白木 渡\* 松保 重之\*\*

By Wataru SHIRAKI and Shigeyuki MATSUO

An artificial neural network is used to estimate the scale of slope failure. In this study, the attention is focused on the failure length and failure height of slopes as the scale of slope failure. 71 input variables such as slope angle, slope height, depth of upper layer, maximum daily rainfall intensity, etc. are selected as the inputs to the artificial neural network, and 2 outputs such as failure length and failure height of slope are chosen as the desired scale of slope failure. The model of the failure scale estimation process is obtained using a neural network trained on a large number of sets of inputs and outputs as actual measurements of failure slopes. The network is trained successfully with a ten percentage system error. The usefulness of this developed network system is demonstrated by estimating the scale of another failure slopes.

Key Words: neural network, slope failure, failure length, failure height, estimation system

### 1. まえがき

我国は、地質が若くかつ激しい地質構造運動を受けており、脆弱な地質と急峻な地形から成り立っている。しかも、人口の割に国土が狭いうえに国土の3/4を山地が占めているため、危険な急傾斜地に近接して高度な土地利用がなされている。そのため一度斜面崩壊が発生すれば、甚大な被害を受ける危険性が極めて高い状況であり、從来からその現象の解明と対策に関して多くの努力が払われてきた。しかし、斜面を構成している地質・土質・地形などの素因が複雑で、誘因となる降雨・地震などが多様であるため、解明されなければならない問題が数多く残されているのが現状である。<sup>1)</sup>

本研究では、それら複雑な問題をニューラルネットの手法を導入することにより、降雨が原因と思われる斜面崩壊に対して、その崩壊規模の予測を行う。

### 2. ニューラルネットワークの基本概念

人間の脳はニューロンとシナプスという2つの基本素子からなる神経回路網で構成されている。これをモデル化したのがニューラルネットで、①膨大なデータ量を取り込んで瞬時に判断させることができ、②あいまい性を含んだデータの取扱いが可能であり、③自己組織化能力を有する、等の特徴を有する。

ニューラルネットは、ニューロンとシナプスにそれぞれ対応するユニットと結合で構成される。結合における信号は、実際のシナプスと同様に一方向にだけ伝わり、ある重みを付けられてその先のユニットに伝えられる。この重みによってユニット間の結合の強さが表される。重みの値は、興奮性の時には正、抑制性の時には負の値をとるように調整される。重み付けされた各入力値はその総和がとられ、応答閾数による変形を受けた後、出力される。応答閾数は、ニューロンに入力された多数の他からの入力信号の重み付き総和が、あるしきい値を超えた時にのみ1つの出力を出すという働きを模擬したもので、本研究ではシグモイド閾数を用いた。

ニューラルネットは、学習信号のフィードバックがあるもの（相互結合型その他）と無いもの（階層型）とに大きく分類することができるが、本研究では階層型のものを用いた。階層型のニューラルネットの学習法としては、誤差逆伝播法を用いた。誤差逆伝播法では、初期設定された重みに対して学習データを入力し、ニューラルネットの推定結果と評価基準との自乗誤差が最小となるように重みの値が調整される。この誤差の調整計算は、学習信号とは逆向きに重み付けされながら行われる。なお、本研究で構築するネットワークはC R C(株)のニューロコンピューティングソフト「R H I N E EX」<sup>2)</sup>を用いた。

\* 工博 烏取大学助教授 工学部土木工学科 (〒680 烏取市湖山町南4丁目101)

\*\* 工修 烏取大学助手 工学部土木工学科 (〒680 烏取市湖山町南4丁目101)

### 3. ニューラルネットワークによる斜面崩壊規模の予測

#### 3.1 斜面の崩壊規模を特徴づけるパラメータ

建設省では、数多くの災害を類型化することにより個々の斜面の特性を見い出して崩壊の機構を解明し、急傾斜地崩壊対策事業をより合理的に推進させるための資料として崖崩れ災害実態調査を実施している。この節では、それらの実態調査の中で昭和44年から46年までの間に起きた崖崩れの内、被害のあったものだけを選んでまとめられた「崖崩れ災害実態調査（中間集計）昭和47年6月」<sup>3)</sup>のデータを用いる。この調査の対象のうちデータの入手できた項目を示すと次のようになる。

- 1) 崩壊型
- 2) 地質の状態：基岩
- 3) 地被物の状態：種類・密度
- 4) 崩壊の規模：斜面の角度・崩壊の高さ・崩壊の幅・崩壊の厚さ・崩壊の土量・崩土の到達距離
- 5) 過去の崩壊の有無：回数
- 6) 崩壊の状態（崩土の状態）
- 7) 雨量：崖崩れ発生時連続雨量  
崖崩れ発生時24時間量  
既往最大日雨量  
既往最大時間雨量

調査箇所数は40都道府県201箇所である。

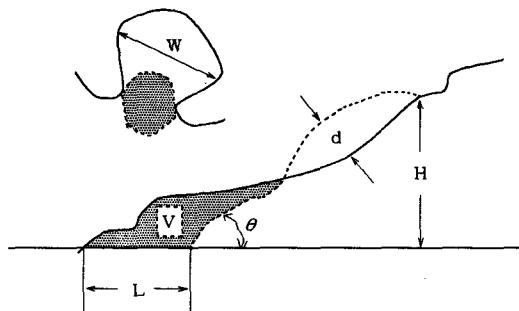


図-1 崩壊模式図

上述の1)-7)の調査対象項目のうち本研究では4)の崩壊規模についての予測を行う。図-1に斜面の崩壊模式図を示す。この図において、Hは崩壊の高さ、θは斜面の角度、Wは崩壊の幅、dは崩壊の厚さ、Vは崩壊の土量、Lは崩土の到達距離を示す。斜面の崩壊規模は、これら6つの量を用いて表される。ここでは、未崩壊斜面が崩壊した場合どのような崩壊規模で崩壊するかを、崩壊の高さ、崩土の到達距離について予測を行う。

#### 3.2 崩壊規模予測システムの構築と問題点

前節3.1で述べた項目を用いて、本節では崩壊規模の予測を行うシステムをニューラルネットワークを用いて構築する。システム構築に当たっては、崩壊規模の中でも災害に最も影響すると思われる崩土の到達距離（L）に重点を置き、まずこれを予測するシステムを構築する。ついで崩壊高さについても予想するシステムを構築する。

まず、システムを構築するに当たりそのシステム構築を円滑に行うために発生頻度の低いデータは入力データから取り除いた。具体的に示せば、既往最大時間雨量については70mm未満のものとし既往最大日雨量、連続雨量、24時間雨量は250mm未満とした。これらは、その相対累積頻度の80ないし90%程度に相当する。同様に崩壊規模に対しても、崩壊の高さ、幅については40m未満、崩壊の厚さは3.5m未満、崩壊の土量は1000m<sup>3</sup>未満、崩土の到達距離は30m未満と限定する。つまりこのシステムを作るに当たり上記のデータの範囲内での予測に限定する。

次に、本研究で採用した評価項目を挙げると以下のようである。

1 ) 斜面の角度		1 4 )	針葉樹
2 ) 地質の状態：基岩	酸性噴出岩類	1 5 )	竹
3 )	中塩基性噴出岩類	1 6 )	畑
4 )	深性岩類	1 7 )	針広混交
5 )	火山碎屑物	1 8 )	その他
6 )	火成堆積岩類	1 9 ) 地被物の状態：密度	疎
7 )	変成岩類	2 0 )	中
8 )	シラス	2 1 )	密
9 )	ローム	2 2 ) 過去の崩壊の有無	
1 0 )	その他	2 3 ) 既往最大時間雨量	
1 1 ) 地被物の状態：種類	裸地	2 4 ) 既往最大日雨量	
1 2 )	草地	2 5 ) 24時間雨量	
1 3 )	広葉樹	2 6 ) 連続雨量	

さて、崩土の到達距離  $L$  (m) を求めるシステムの構築については、上述の1)~26)までの項目を入力データとして、その斜面が崩壊するときの崩土の到達距離を予測し、その値を出力する。中間層は2層で、各層とも細胞数は30個とした。学習データは39個、全てのデータの推定結果と理想値との誤差が最大で10%となった時点での学習を終了させた。

崩壊高さに関するシステムの構築においても、出力が崩壊高さとなるだけで、システム構築の概要は崩土の到達距離の場合と同じとした。

表-1 崩土到達距離推定結果

番号	理想値 $L$	推定結果
1	3.5 m	7.5 m
2	6 m	1.8 m
3	7 m	2.9 m
4	4.8 m	4.4 m
5	1.8 m	7.8 m
6	1.2 m	20.4 m
7	7.4 m	4.5 m
8	1.6 m	4.8 m
9	4 m	3.0 m
10	1.2 m	5.3 m
11	6 m	11.4 m
12	1.3 m	20.4 m

表-2 崩土高の推定結果

番号	理想値 $H$	推定結果
1	8 m	11.8 m
2	7 m	7.5 m
3	11 m	13.6 m
4	6.5 m	7.6 m
5	24.6 m	6.2 m
6	10 m	23.1 m
7	19.3 m	15.1 m
8	7.8 m	21.6 m
9	10 m	18.2 m
10	20 m	13.6 m
11	17.8 m	9.9 m
12	33 m	14.3 m

このシステムを用いて12箇所の斜面崩壊実例を判定させた。その結果の内、崩土の到達距離については表-1に、崩壊高さについては表-2に示す。これらの表における番号1~12は、次に示す地名1~12に対応する。

1. 須賀 2. 檜尾 3. 小島 4. 水上 5. 其尾 6. 大篠 7. 薬王寺 8. 磯岡 9. 妙見町 10. 長谷  
11. 上井之首 12. 三納代

まず、表-1に示す崩土の到達距離について、その結果を見てみる。このシステムでは誤差が10%があるのでそれに相当する崩土の到達距離の誤差は3mになる。ほぼその範囲にあるのは4.水上 7.薬王寺 8.磯岡 9.妙見町の4つ、大きくずれたのは5.其尾 6.大篠 10.長谷 11.上井之首 12.三納代の5つである。

次に表-2に示す崩壊高さについてその結果を見てみる。このシステムで10%に相当する崩壊高さの誤差は4mになり、ほぼその範囲内にあるのは1.須賀 2.檜尾 3.小島 4.水上 7.薬王寺の5つである。大きくずれたのは、5.其尾 6.大篠 8.磯岡 9.妙見町 11.上井之首 12.三納代の6つとなった。

以上の結果より、崩土の到達距離について見てみると、その崩土の到達距離の理想値が大きな値を示している

ものに対して推定結果との間に誤差があるようと思われる。これは学習データ内に大きな崩土の到達距離を持つデータが不足しているためではないかと見られる。崩壊高さに関しても同様に理想値が大きなもの程推定結果とずれが生じている。これも大きな崩壊高さを含むデータが不足しているためではないかと思われる。また、10.長谷のデータに関しては、その連続雨量が学習データの連続雨量の範囲内にはない少ない雨量であり、11.上井之首に関しては、地被物の状態における種類が学習データ内に1例もないということから、ニューラルネットワークの性質上、この2つには推定結果にかなりの誤差が含まれている可能性が強い。次の節では以上のこと踏まえて入力データ数、入力項目数を増加してやることにより、崩壊規模を求めるシステムの再度構築を試みる。

### 3.3 崩壊規模に関するパラメータの追加

この節では、3.1、3.2節で用いた「崖崩れ災害実態調査（中間集計）昭和47年6月」<sup>3)</sup>のデータと同じく建設省により行われた「崖崩れ実態調査について（昭和50年～52年）（資料編）昭和53年3月」の資料<sup>4)</sup>のデータを用いて、3.2節に引き続き斜面崩壊規模の予測を行う。この調査対象のデータの内システムに関する項目を以下に示す。

- 1 ) 斜面の種類
- 2 ) 斜面の向き
- 3 ) 斜面の型：横断方向・縦断方向
- 4 ) 斜面上端：状態・利用状況
- 5 ) 斜面下端：状態・利用状況
- 6 ) 斜面の角度：平均傾斜角・崩壊頭部との傾斜
- 7 ) 斜面の高さ
- 8 ) 地質の状態：表層・基岩
- 9 ) 地被物の状態：種類・密度
- 1 0 ) 崩壊の規模：崩壊の高さ・崩壊の幅・崩壊の厚さ・崩壊斜面長・崩壊の土量・崩土の到達距離
- 1 1 ) 崩壊頭部の位置
- 1 2 ) 過去の崩壊の有無
- 1 3 ) 水の存否：地表水・湧水
- 1 4 ) 雨量：崖崩れ発生時までの連続雨量
  - 崖崩れ発生時の日雨量
  - 崖崩れ発生時までの24時間雨量
  - 崖崩れ発生時の雨量
  - 崖崩れ発生時までの最大時間雨量

調査箇所数は44都道府県801箇所である。

### 3.4 崩壊規模予測システムの再構築

ここでは、崩壊規模の内、崩土の到達距離に重点を置いてシステムの構築を行う。3.2節で示した同様の理由により今回も学習データの範囲を限定した。まず斜面の高さを60m未満のもののみを採用し、表層厚は3.5m未満、崩壊高さを40m未満、崩土の到達距離を25m未満、連続雨量、日雨量を350mm未満、24時間雨量を210mm未満、発生時の雨量を60mm未満、崖崩れ発生時までの最大時間雨量を80mm未満とした。以下、今回採用した評価項目を以下に挙げておく。

1 ) 斜面の種類：自然	1 3 )	山腹の小さな尾根部
2 ) 人工	1 4 )	大きな谷部
3 ) その他	1 5 )	山腹の小さな谷部
4 ) 斜面の向き：N	1 6 )	平衡な山腹
5 ) N E	1 7 )	その他
6 ) E	1 8 )	縦断方向 上昇型
7 ) S E	1 9 )	下降型
8 ) S	2 0 )	直線型
9 ) S W	2 1 )	複合型（S型）
1 0 ) W	2 2 )	複合型（逆S型）
1 1 ) N W	2 3 )	その他
1 2 ) 斜面の型：横断方向 大きな尾根部	2 4 ) 斜面の上端：状態 尾根	

2 5 )	台地	4 9 )	水成堆積岩類
2 6 )	凹地	5 0 )	變成岩類
2 7 )	その他	5 1 )	シラス
2 8 )	利用状況 水路、沢	5 2 )	ローム
2 9 )	道路	5 3 )	その他
3 0 )	池、沼	5 4 ) 地被物の状態：種類	裸地
3 1 )	家	5 5 )	草地
3 2 )	田畠	5 6 )	竹
3 3 )	山林	5 7 )	針葉樹
3 4 )	その他	5 8 )	広葉樹
3 5 ) 斜面下端：状態	平地	5 9 )	針広混交
3 6 )	上昇直線型	6 0 )	その他
3 7 )	下降直線型	6 1 )	密度
3 8 )	上昇凸型	6 2 )	疎
3 9 )	上昇曲線型	6 3 )	中
4 0 )	上昇S曲線型	6 4 ) 過去の崩壊の有無	密
4 1 )	階段型	6 5 ) 水の存否：地表水	
4 2 )	傾斜角	6 6 )	湧水
4 3 )	斜面の角度：平均傾斜角	6 7 ) 雨量：発生時までの連続雨量	
4 4 )	斜面の高さ	6 8 )	発生時の日雨量
4 5 ) 地質：表層厚		6 9 )	発生時までの24時間雨量
4 6 )	基岩 噴出岩類	7 0 )	発生時の雨量
4 7 )	深性岩類	7 1 )	発生時までの最大時間雨量
4 8 )	火山碎屑物		

以上示した71の入力項目を用いて、崩土の到達距離を求めるシステムを構築する。システム構築に際しては、中間層は2層でそれぞれ入力層と同数の71個の細胞数とした。また、学習データ数は272個で、理想値と出力値との誤差が最大で10%以下になるまで学習させた。

表-3 崩土到達距離Lの推定結果

地名	理想値 L (m)	推定値 (m)
1 大成久遠	1.4	4.9
2 川浜	1.5	4.5
3 吉沢	18.4	18.9
4 東町一丁目	6	6.1
5 真浦	2.3	11.1
6 尾右	1.5	8.2
7 小稻	4	2.7
8 広芝	4	3.9
9 谷	8.5	7.2
10 田ノ上	6.7	6.0
11 船坂	5	3.6
12 伏越上	4	3.1
13 大平	1	4.5
14 若宮	2.2	15.6
15 須賀浦	2	8.7
16 長坂	3	3.6
17 本郷	6	13.1
18 平石	4.9	3.3
19 加納	5.5	3.9

このシステムに実際の崩壊例19個分のデータを判定してやった結果を表-3に地名と共に示す。この崩壊例19箇所は全国にわたって任意に選んだものである。今回のシステムでは学習時の誤差を10%以内にしてあるので崩土の到達距離は誤差2.5m以内となる。これを踏まえて表-3を見ると、その誤差内におさまるのは番号で述べると3, 4, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 16, 18, 19番の計11個になり、また、誤差10~20%内にあるのは1, 2, 13番の3つ、誤差20~30%内にあるのが6, 14, 15, 17番の4つであり、残る一つは5番で誤差が最も大きな約48%となった。このように今回は前回の崩土の到達距離を求めるシステムよりもかなり理想値に近いものが増えていることが分かった。

誤差が大きくなったものについて、その原因を考えてみると最も誤差が大きかった5番の真浦では日雨量、24時間雨量が272個の学習データの日雨量、24時間雨量に比べてかなり小さいが崩土の到達距離は23mと小さくはなくこのような例が特異なもので、うまく対応できなかったのではないかと思われる。また、ある程度誤差が大きくなつたものについてその傾向を調べてみると斜面の型の横断方向で大きな尾根部のものが多いこと、斜面上端の状態でも尾根のものが多く、基岩では火山採屑物が多い。また、崩壊土量も多く崩壊高が高い場合が多いようである。しかし、これらの要素を含む物でも誤差の小さいものもあり、一概には断定できずあまり明瞭な関係があるとは言えない。おそらく言えることは特異なデータを持つものについては、誤差が大きくなる可能性が高いと言ふことである。

ところで崩土の到達距離は崩壊高さに影響すると言われており、崩土の到達距離はその崩壊高さの2倍以内におさまるもののが全体の約98%にのぼる。このことを考え3.3節において再構築したシステムに崩壊高さと斜面下端から崩壊頭部までの角度を入力項目に付け加えて同じようにシステムを構築し判定した結果、3.3節で再構築したシステムとほぼ同じようになり、崩土の到達距離はその崩壊高さの2倍以内におさまるもののがほとんどであることが確かめられた。3.3節で再構築したシステムと今回の崩壊高、頭部までの角度を追加したシステムとの結果にほとんど差がなかった理由として、3.3節で構築したシステムでは崩壊高と崩壊頭部までの角度に、斜面の高さと平均傾斜角が主にそれぞれ対応していたのではないかと思われる。

これまでの結果より、斜面崩壊における崩土の到達距離に対してその値をニューラルネットワークシステムを用いることによりある程度予測することができるのではないかということが分かった。今後、より多くのデータならびにより多くの学習項目を付け加えれば、より良いシステムの構築が可能になる。

#### 4. あとがき

本研究では、急傾斜地斜面に対しその斜面崩壊規模の予測をニューラルネットワーク・システムを用いて行った。

建設省による崖崩れ災害実態調査データを学習データとして用いてシステムを構築した。その結果、学習データ並びに評価項目の不足のため、構築したシステムによる予測はうまくいかなかった。とりわけ崩壊規模の大きなものについて理想値と予測値の誤差が大きく、全体的に見ても許容誤差内にあるものの数が半数にも満たなかった。このため崩土到達距離について学習データならびに評価項目を増やし再びシステムを構築し直した結果、許容誤差内におさまるもののが増えた。これより、学習データと評価項目を増やして行けばより良いシステムに改良されていくことが分かった。

しかし、本研究では、その対象とする斜面崩壊を降雨が原因と思われるものに限定し、発生頻度の低い諸情報を含んだ斜面崩壊に対しては取り扱っていない。そのため特異な斜面形式および降雨パターンを有するもの、また崩壊規模が大きくなることが予想される斜面に対しては、誤差が大きくなる。また、崩壊規模には崩壊土量、幅、厚さなどがあり今後はこれらのこととも考慮した、より現実的な斜面崩壊規模の予測システムの構築が望まれる。

#### 参考文献

- 1) 建設省土木研究所急傾斜地崩壊研究室：急傾斜地崩壊の実態とその対策（その2），土木研究所資料，第1383号，1987.
- 2) C R C センチュリーリサーチセンター（株）：ニューロコンピューティングソフト R H I N E X E X , P C - 9 8 0 0 シリーズ，1991.
- 3) 建設省河川局砂防部地すべり対策室・土木研究所急傾斜地崩壊研究室：崖崩れ災害実態調査（中間集計），土木研究所資料，第722号，1972.
- 4) 建設省河川局砂防部傾斜地保全課・土木研究所砂防部急傾斜地崩壊研究室：がけ崩れ災害の実態，土木研究所資料，第2583号，1988.