

ニューラルネットワークによる斜面崩壊規模の予測システムの開発

鳥取大学工学部 正会員 白木 渡
 鳥取大学工学部 正会員 松保 重之
 鳥取大学大学院 学生員○宮下 英明

1. はじめに

斜面崩壊の予測問題においては、斜面崩壊がいつ（時期）、どこで（場所）、どれくらい（規模）で発生するかが重要である。本研究では、ある斜面が崩壊する可能性が高いとわかった時に、今住んでいる住居や、交通機関、構造物等まで崩土がやってくるのか、という規模の予測問題をニューラルネットワークを用いて考える。この問題は、危険範囲を決めるときや対策工を計画する上で必要である。これまでもニューラルネットワーク手法の誤差逆伝搬法¹⁾（Back Propagation 以下 BP 法と呼ぶ）を用いて比較的簡単な調査だけで崩土到達距離を求めるシステムを開発してきたが²⁾、その過程において斜面を分類する作業にある程度の専門的知識を必要とした。この斜面の分類する過程にコホーネンの自己組織化特徴マップ¹⁾（Self Organizing Feature Map、以下 SOM と呼ぶ）を用いることにより、専門的知識がなくても機械的操作で崩土到達距離を予測できるようにすること、そして BP 法に SOM を併用することにより、精度の向上を考える。

2. システムの構築

本研究は、崩壊現象が再現性のあるものとして、過去の崩壊事例から将来への予測に活用しようとするものである。また、その妥当性を過去の崩壊事例を用いて検証する。予測方法としては、表 1 のような項目を入力して、崩土到達距離(m)で出力させようとするものである。ここで、崩壊時の雨量のように崩壊後にわかるような項目を入力することは、入力するときに非常に難しい作業になるので入力から省いた。

斜面崩壊はそれぞれの斜面ごとにたくさんの要因が複雑に入りこんでいる。崩壊メカニズムは少しずつ解明はされつつあるが、現時点ではまだ十分には解明されておらず、予測を難しくしている。BP 法は理論的に未開発な分野でも、入力と出力のデータが十分にあれば問題を定式化するのに非常に有効とされる手段である。しかし BP 法の問題点としては、入力するデータの質でシステムの善し悪しが決まってしまう点である。そこで、BP 法を用いて規模を予測する前に、SOM を用いて予測の妨げとなるような悪いデータを取り除き、さらに似たデータと異なるデータを別々に分類して汎化能力を高めることを考える。SOM を用いると高い次元のデータを似たもの同士が近くに配置されるような 2 次元の格子にマッピングすることができ、何十次元にもなる高度な次元のデータを比較的簡単に分類できるようになる。本研究では、SOM を次のように利用した。

表 1 斜面データの項目

斜面の種類	人工または自然斜面
地形	斜面高
	斜面の下端の傾斜角
	斜面の平均傾斜角
	頭部までの角度
	横断方向
	縦断方向
	斜面の上端の状態
地質	斜面の下端の状態
	表層の地質
	表層厚
植生	基岩の地質
	地被物の種類
土地利用	地被物の密度の状態
	斜面の上端の利用状況
過去の崩壊	同一箇所
	崩壊付近
水の存否	地表水の有無
	湧水の有無

- (1) 斜面データを SOM を用いて 2 次元の格子（マップ）に配置する。
- (2) 予測したい斜面のデータを SOM とおなじ手法により (1) と同じマップに重ねて配置する。
- (3) マップ上では、近くにあるデータほど似ているデータということになる。そのことを利用して、検証するデータがプロットされた位置の（マップ上での）近くのデータを取りだして、それらの斜面群をひとつのグループと見なす。このシステムでは、検証データがプロットされた場所のデータと、その上、下、左、右に左上、右上、左下、右下を加えた合計 9 個のデータをグループとする。
- (4) (3) で述べた 9 個のデータを BP 法のネットワークに入力して学習させる。
- (5) 予測する斜面のデータを (4) のネットワークに入力し、崩土到達距離を出力させる。

実際に予測する際は、(2) から (5) の作業を行えばよい。マップは、豪雨により崩壊した全国 342 カ所の斜面データ³⁾を用いて作成した。競合層のサイズ 18×18、学習回数 10 万回、学習率 0.5、近傍領域 9 とした。

3. システムの検証結果

システムの妥当性を検証するために全国 34 カ所の崩壊データ³⁾を用いて調べてみる。2. で説明したシステムにより求めた値と、実際の値との差をとってグラフにしたものが図 1 である。横軸には斜面番号、縦軸には崩土到達距離(m)をとった。

誤差の大きさが一番大きかったものは斜面番号

97で35(m)、一番小さかったものは斜面番号90で1(m)

となった。また、全体的な傾向をみるために結果をヒストグラムにしたものが図 2 である。横軸は崩土到達距離(m)で階級幅を 2.5(m)とし、縦軸はその頻度をとった。また実際の値に対するヒストグラム(図 3 参照)と、SOM を用いずに BP 法のみで構築したシステムに対するヒストグラム(図 4 参照)を用いて比較する。図 4 より、BP 法のみで構築したシステムによる出力値はほとんど 1 に近い値を出力としている。逆に図 2 により、SOM と BP 法を用いたシステムでは若干過大評価される傾向にあるが、図 4 と比較すると BP 法のみで構築したシステムに比べて、かなり実際の値に近い傾向を示している。また図 1 より、実際の値より予測値が小さい場合、誤差は極端に小さい値を示すが、実際の値より予測値が大きい場合、若干過大評価してしまう傾向にある。実際に適用する場合は、評価がより安全側へ評価されているので、適用することは十分可能であるといえる。

最後に感度解析の手法⁴⁾を用いて各入力項目の影響を分析した。斜面規模と崩土到達距離をそれぞれ大小 2 つのグループに分け、それらの 4 つの組合せをそれぞれのグループに該当する斜面について感度解析を行い、各入力項が崩土到達距離に及ぼす影響を調べた。影響が最も大きかったものは表土厚である。斜面規模が小さいものについては、全体的に影響が小さかった。

4. おわりに

斜面崩壊の予測システムは地域ごとに作成しているものが多い。本研究のシステムでは、地域ごとのシステムを作らずに、SOM により近い種類の斜面データを自動的に選択するようにして精度の向上を試みた。予測する斜面のデータと選択した 9 個が同じグループの中に収まっている場合は、予測した値の誤差は極端に小さくなる。しかし選択した 9 個が、真のグループとずれている場合、見当違いの出力値を出すことが考えられる。今後どのようにしてそのグループを見つけるかが課題となる。

参考文献 1) 市川 紘: 階層型ニューラルネットワーク—非線形問題解析への応用—, 共立出版, 1993. 2) 白木 渡・松保 重之: ニューラルネットワークによる斜面崩壊予測システムの開発, JCROSSAR'95 論文集, Vol. 3, 1995. 3) 建設省河川局砂防部傾斜地保全課, 建設省土木研究所砂防部急傾斜地崩壊研究室: げけ崩れ災害実態について(昭和 50 年~52 年), 1978. 4) 武長 寛: 感度解析を用いたニューラルネットワークの入力層のその数学認識への応用, pp. 36~44, 電気学会論文集 D. 111 巻 1 号.

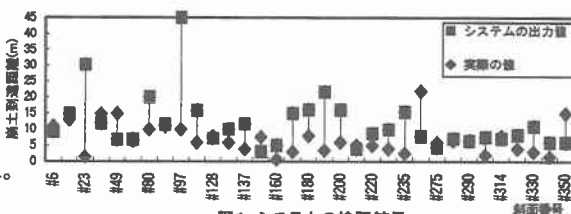


図1 システムの検証結果

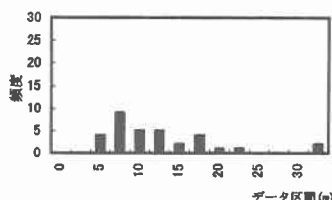


図2 システムの出力値に対するヒストグラム

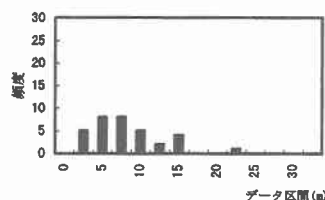


図3 実際の値に対するヒストグラム

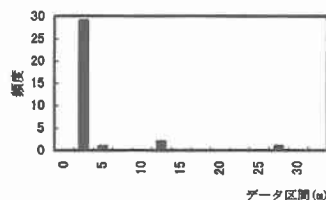


図4 BPのみの結果に対するヒストグラム

表2 感度解析結果

入力項目	斜面規模が大きい		斜面規模が小さい	
	崩土到達距離 が大きい	崩土到達距離 が小さい	崩土到達距離 が大きい	崩土到達距離 が小さい
斜面の種類				
斜面の型: 横断方向	●			
斜面の型: 縦断方向	●			●
斜面の上端の状態				
斜面の上端の利用状況				
斜面の下端の状態				
斜面の下端の傾斜角				
斜面の平均傾斜角				
頂部までの角度		●		
斜面高	●			
表層の地質		●		
表層厚	●	●		
基岩の地質				
地盤物の種類	●	●		
地盤物の密度の状態				
過去の崩壊: 同一箇所				
過去の崩壊: 付近				
地表水の有無				
雨水の有無				●