

九州大学工学部 学生会員 ○小柳和也 九州大学大学院 フェロー 善 功企
九州大学大学院 正会員 陳 光斉 九州大学大学院 正会員 笠間清伸

1. 背景および目的

2008年5月12日中国四川省において大地震(以降、四川省大地震とよぶ)が生じ、それにより誘発された土砂災害による被害も多大であった。比較的規模の大きいハード対策を全地域に行うのは、物理的にも、コストの面からも不可能であるため、事前の斜面危険度評価が必要となる。ここで著者のグループは、地理情報システム(GIS)と、パターン認識に優れたニューラルネットワーク(以降、NNとよぶ)により、四川省大地震を誘因とした土砂災害の発生を判断する危険度評価システムを構築した。本手法の利点は、広範囲での危険評価が可能であり、かつ土砂災害の各素因の影響度を定量化できることである。本文では、NNの学習方法に着目し、その適用性を検討した。

2. 解析データ

解析対象は、四川省大地震後の青川県とした。斜面勾配などの斜面の特性を反映するために、対象地域を正方形のメッシュ状に分割し、GISを用いて単位斜面メッシュを構築し、メッシュごとの危険度を評価した。解析に用いた斜面崩壊に関する入力定数は、DEM等より取得した斜面勾配、標高差、標高平均、岩質、集水性、断層からの距離である。全単位斜面メッシュの数は55900個であり、そのうち四川省大地震により崩壊した単位斜面メッシュ数は885個である。

3. 解析方法

3.1 ニューラルネットワーク

NNは人間の脳内の神経回路の仕組みを模した数学モデルであり、シナプスによって結合されたニューロンにより構成される。本文で用いたNNの基本的構造は、図-1で示す階層型ネットワークモデルであり、この構造は入力値と出力値の関係を一つのパターンとして認識するのに優れる。各ニューロンは一定の閾値と結合荷重を持ち、閾値を超えると出力値と結合荷重の積を出力するしくみになっている。また、入力値からNNが推定した出力値(以後、確信値とよぶ)と実際の出力値とを比較し、全体の閾値と結合荷重を調整していく、バックプロパゲーション法(以後、BP法と呼ぶ)という学習能力を持つ。これにより、モデルの最適化がされ、入力値から出力値を推定する予測モデルを構築することができる。

3.1 予測モデルの構築

入力層には、図-1のように入力定数分のニューロンを設定、中間層は20個、出力層には斜面の崩壊、非崩壊を出力する1個のニューロンを設定した。各ニューロンの出力は【0】～【1】までの値であるため、各データの入力値の最大値が【1】となるよう標準化し用いた。ニューロンの応答特性を示す入出力関数はシグモイド関数を用いた。学習方法はBP法とし、学習回数は、10,000回とした。

3.2 予測モデルの精度検証方法

本文では、NNの確信度が0.5以上となるものを斜面が崩壊したと仮定した。予測の精度は、的中率(崩壊と非崩壊の予測が合致した割合)、空振り率(非崩壊斜面を崩壊すると予測した割合)、漏れ率(崩壊斜面を非崩壊と予測した割合)に着目して検証した。

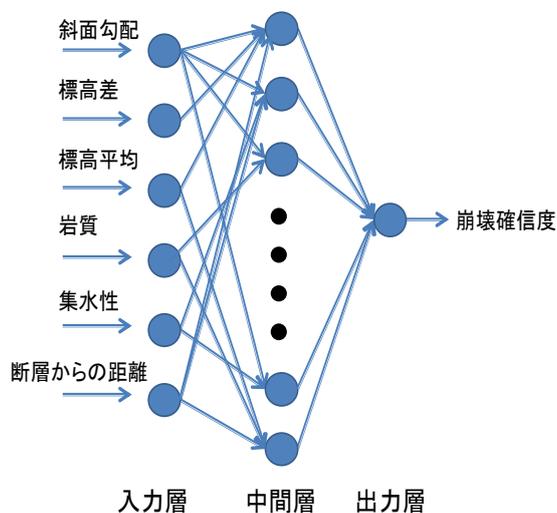


図-1 階層型ネットワークモデル

3.3 学習方法

本文では、以下4つの学習方法で予測モデルを作成した。

- (1) ランダムに全データから標本を抽出し、学習させる方法。全データから50%から100%まで10%間隔でランダム抽出し、検証した。
- (2) 崩壊データ数が非崩壊データ数に比べ少ないことから、その差を考慮した学習方法。崩壊データと非崩壊データの比を1:1, 1:3, 1:5, 1:10として学習させた。非崩壊データ数は、比率に合わせ全非崩壊データからランダム抽出し、検証した。またランダム抽出による結果のばらつきを考慮し、結果は複数回行ったものの平均値とした。
- (3) 崩壊データ数を複数回学習させる方法。学習方法(2)から得られた結果から、非崩壊データ数は885個と固定し、学習方法(2)と同様に885個はランダム抽出し、結果は複数回行ったものの平均値とした。

4. 解析結果

- 1) 学習方法(1)の結果を図-2に示す。全体の的中率は、ほぼ100%で空振り率も低いが、漏れ率は30%から60%とかなり大きかった。
- 2) 学習方法(2)の結果を図-3に示す。的中率は全体で約96%であり、各漏れ率、空振り率共に10%を下回った。これより、崩壊データの割合が大きいくほど、空振り率も下がることが確認された。
- 3) 崩壊データの学習回数と精度の関係の結果を表-1に示す。学習回数が増えるごとに、的中率と漏れ率は低下し、空振り率は上昇した。また、学習回数5回目以降から精度に、あまり変化が生じなくなった。

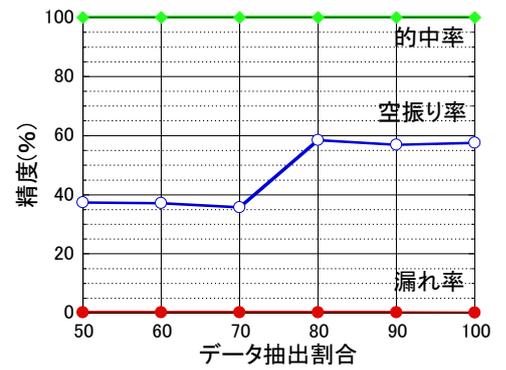


図-2 ランダム抽出の精度

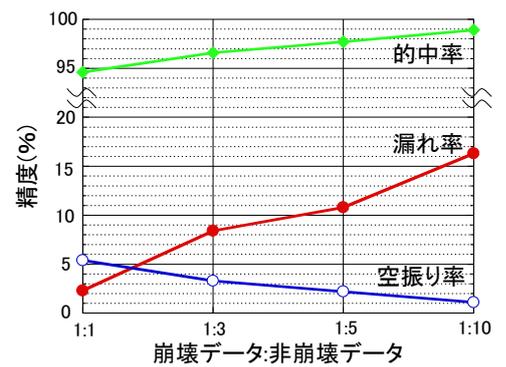


図-3 データ数差を考慮した場合の精度

表-1 崩壊データの学習回数を増やした場合の精度

	崩壊データの学習回数(回)									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
漏れ率(%)	2.3	1.3	0.5	0.6	0.4	0.4	0.3	0.3	0.4	0.3
空振り率(%)	5.4	6.4	7.1	7.0	7.5	7.1	7.6	7.1	7.2	7.0
的中率(%)	96.0	93.7	93.0	93.1	92.6	93.0	92.5	93.0	92.9	93.0

最後に一番精度の高かった学習方法の結果を用い、確信度により危険度を分け、図-4にGISを用いて構築したハザードマップを載せる。

5. まとめ

- 1) 全データを完全ランダムに抽出し、NNに学習させた場合、漏れ率が空振り率に比べ大きく出た。しかし、非崩壊データの割合を減らすことで、空振り率を低下させることができることが分かった。
- 2) 崩壊データの学習回数を増やすことで、的中率と空振り率の精度は下がるが、漏れ率は0.5%未満まで下げられた。これより安全側の危険評価をするさいには、NNの適用性があると分かった。またその学習回数は5回で充分と分かった。

<参考文献>

Yange Li, Guangqi Chen, Chuan Tang, Guoyun Zhou and Yanan Fan: Statistical comparison analysis for rainfall and earthquake-induced landslides in Qingchuan, China, 2011.

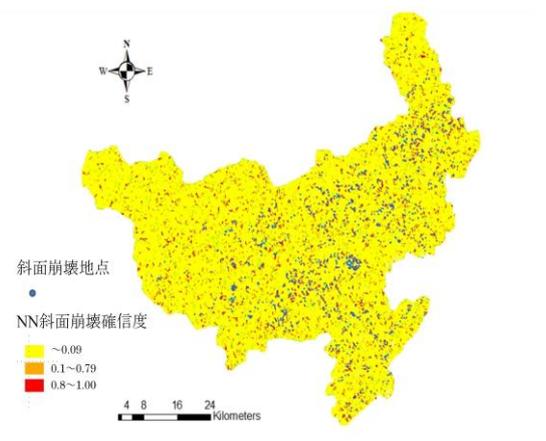


図-4 作成したハザードマップ