

## VI-141

ニューラルネットワークによる豪雨時のリアルタイムの  
がけ崩れ発生・非発生の判別手法に関する研究

第一復建(株) 正会員 ○小山 保郎

山口大学大学院 学生員 大場真由美

山口県砂防課

鉄賀 博己

八千代エンジニアリング(株)

正会員 菊池 秀明

山口大学工学部 正会員 倉本 和正

山口大学工学部

正会員 古川 浩平

**1.はじめに** 近年、梅雨時期や台風の季節になるとがけ崩れなどの土砂災害が発生し、尊い人命が失われ、貴重な資産や財産が破壊されている。がけ崩れの危険性のある急傾斜地崩壊危険箇所は、全国に数多く存在しており、年々増加の傾向を示している。しかし、対策工などのハード対策の整備は、経済性などから進んでいないため、警戒避難などのソフト対策を進める必要があるとされている。本研究では、山口県内の降雨データ及び斜面データを使用し、ニューラルネットワークを用いてがけ崩れの発生・非発生の判別システムの構築を行い、さらに降雨継続中のリアルタイムに適応し、判別システムの精度の向上について検討を行う。

**2.データの概要** 降雨データは、既往の研究<sup>1)</sup>を参考に、山口県内での気象庁観測所のアメダスデータ(対象期間:1976~1997年)を一連の降雨に区分し、降雨要因として降雨の特徴として時間雨量・累積雨量・降雨継続時間の3要因を用いる。また、斜面データは、山口県内の急傾斜地崩壊危険箇所実態調査(平成8年度調査)から気象庁観測所半径5km以内の斜面データ852個を使用し、斜面要因は調査項目ごとに、地形に関する調査項目(6要因)、地質・土質に関する調査項目(8要因)、環境要因に関する調査項目(9要因)、地震要因に関する調査項目(3要因)の計26要因を用いる。

**4.ニューラルネットワークモデルの概要** 本研究では図-1の様に、入力層、中間層、出力層の3層からなる階層型ネットワークモデルを用いる。また、学習アルゴリズムはバックプロパゲーション法を用い、学習の収束条件としては、最小二乗誤差 $\leq 0.0001$ または最大10,000回の反復学習とする。

**5.検討ケース** 本研究では、全体の2/3を学習データ、残りの1/3をテストデータとし、学習データにより構築された判別システムの精度の検討を行い、テストデータよりシステムの検討を行う。また、降雨データの抽出及び要因の抽出時刻方法についてケースをいくつか考え、検討を行った。

**6.最適なケースの選択** 本研究では、各ケースの中で平均的に発生・非発生の正判別率の良かった発生・非発生降雨データの抽出方法及び要因の抽出時刻を以下に示す。また、表-1にそのケースの判別システムの判別結果を示す。

## (1) 発生データ

降雨データ抽出方法:災害報告書によりがけ崩れ発生降雨の報告時刻が確定しているデータを全て使用する。

降雨要因抽出時刻:発生時刻の降雨要因を抽出。

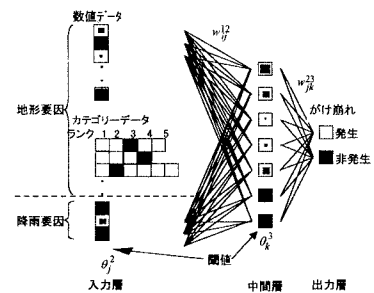


図-1 ニューラルネットワークモデル

表-1 最良な判別システムの結果

| 岩石区分  |        | 未固結<br>堆積物 | 固結<br>堆積物 | 火山性<br>岩石 | 深成<br>岩類 | 変成<br>岩類 |
|-------|--------|------------|-----------|-----------|----------|----------|
| 収束状況  | 学習回数   | 253        | 196       | 259       | 459      | 361      |
|       | 最小二乗誤差 | 0.0001     | 0.0001    | 0.0001    | 0.0001   | 0.0001   |
| 学習データ | 発生     | 24/24      | 15/15     | 29/29     | 20/20    | 7/7      |
|       |        | 100%       | 100%      | 100%      | 100%     | 100%     |
|       |        | 68/68      | 122/122   | 159/159   | 80/80    | 46/46    |
|       | 非発生    | 100%       | 100%      | 100%      | 100%     | 100%     |
|       |        | 92/92      | 137/137   | 188/188   | 100/100  | 53/53    |
|       |        | 100%       | 100%      | 100%      | 100%     | 100%     |
| 正判別率  | 学習データ  | 8/11       | 0/7       | 10/14     | 3/9      | 2/3      |
|       |        | 72.7%      | 0%        | 71.4%     | 33.3%    | 66.7%    |
|       |        | 30/34      | 56/61     | 75/79     | 39/40    | 21/23    |
|       | テストデータ | 88.2%      | 91.8%     | 94.9%     | 97.5%    | 91.3%    |
|       |        | 38/45      | 56/68     | 85/93     | 42/49    | 23/26    |
|       |        | 84.4%      | 82.4%     | 91.4%     | 85.7%    | 88.5%    |

キーワード がけ、発生予測、リアルタイム、ニューラルネットワーク

連絡先 〒755-8611 山口県宇部市常盤台 2-16-1 TEL0836-22-9721, FAX0836-35-9429

## (2) 非発生データ

降雨データ抽出方法：各気象庁観測所の対象期間内における非発生降雨の中から、一連の降雨中の1時間最大時間雨量値が最も大きな降雨を1つ非発生降雨として選定。

降雨要因抽出時刻：最大1時間雨量時刻を発生時刻として抽出。

なお、この最良なケースを用いて判別システムの実用性について検討を行うこととする。

**7. リアルタイム予測結果と評価** 最良なケースを用いた学習・テストデータにおける各斜面の降雨継続時間毎のリアルタイム予測を行い、システムの実用性について検討を行った。（発生：確信度が【0.5】以上）

まず、非発生斜面においては火山性岩石で非発生と100%判断できた割合が約40%と低いが、他の岩石区分においては約75%以上の割合で非発生と判断している。

図-2に発生斜面のリアルタイム予測における発生確信度の一例を示す。図-2の様に、降雨継続時間中の発生確信度の変化が見られない発生斜面が大半を占めた。

この原因として明らかに非発生である無降雨時（時間雨量-0mm/hr、累積雨量-0mm）の情報が学習されていないためと思われる。よって学習データに非発生の降雨要因として無降雨を示す要因を追加し、判別システムの再構築を行った。

その結果、各岩石区分において収束条件を満足し学習が終了し、全学習データに対して100%の正判別率を与えられ、高い精度で学習が行われた。また、テストデータにおいては、全岩石区分において非発生では、85%以上の高い正判別率が得られ、再構築された判別システムの精度の向上が見られた。次にリアルタイム予測結果では、非発生斜面において、再構築前のシステムと比べ、降雨継続中に非発生と判断した割合が多い。特に火山性岩石では降雨継続中に非発生と判断した斜面数が約2倍になっており、非発生斜面では判別システムの精度の向上が見られた。

テストデータにおける発生斜面におけるリアルタイム予測の発生確信度変化の一例を図-3に示す。

図-3より、再構築した判別システムは、雨の降り始めから発生時刻までのリアルタイム予測は発生確信度の変化が非発生から発生へと良好な判断傾向を示しており、無降雨を非発生データとして加えることにより、判別システムの向上が見られたが、発生時刻以降で累積雨量及び継続時間が大きくなると発生確信度がほとんど【1】を示し、ほとんど変化が見られないことが分かる。

この原因としては、降雨の降り終わりにおいて、非発生であるという情報が学習されていないためと思われる。そこで学習データとしてさらに非発生の降雨要因として降雨終了時の累積雨量が最大値を示す時刻の降雨要因を追加し、判別システムの再構築を行った。その結果、非発生では正判別率に若干の向上が見られたが、発生データに対する正判別率の平均が約35%と悪く、判別システムの精度は低いものとなった。

**9. 終わりに** 本研究で構築した判別システムにおいては、無降雨データを最適な判別システムを構築した際に、非発生データとして学習データに加えることにより、がけ崩れ発生降雨に対して、降雨の降り始めから発生時刻付近までは発生・非発生の判断がある程度の精度で可能であることが分かった。しかし、発生時刻以降の判別は、発生確信度が下降しないため、実際の警戒避難を考えた場合、発生時刻の特定は可能であるが、解除時期が不確定となる。また今後の課題としては、発生確信度が下がり、実災の防災に適応可能なモデルを構築するため、判別精度自体の精度の向上を計る必要がある。

**参考文献** 1) 荒木義則「土石流危険渓流における豪雨時の土砂災害発生予測に関する研究」1998.2

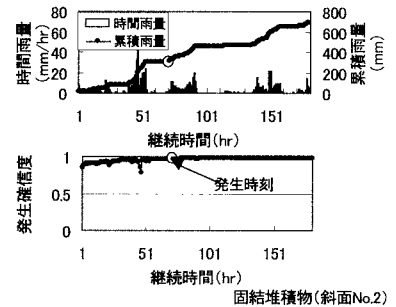


図-2 リアルタイム予測の発生確信度変化一例

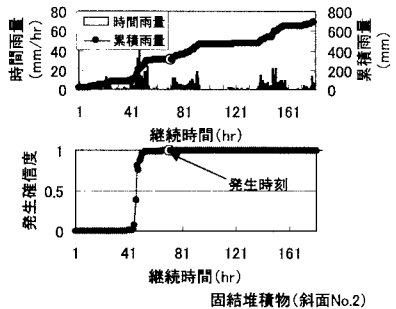


図-3 リアルタイム予測の発生確信度変化一例