

標準化された切り土のり面データベースと容易に得られる 降雨要因による降雨継続中の崩壊予測システムの構築

中電技術コンサルタント(株)正会員○日高康之 日本道路公団中国支社 正会員 神谷 誠
宇部市 正会員 上田靖之 山口大学工学部 正会員 菊池英明
山口大学工学部 正会員 古川浩平

1. はじめに

本研究では、日本道路公団中国支社で管理され容易に得られるのり面データベースとアメダスから得られる降雨データをもとにして、パターン認識能力に優れたニューラルネットワーク¹⁾により、切土のり面の崩壊・未崩壊判別システムを構築することを試みた。システム構築に際しては、まず、対象のり面の中から岩種別に堆積岩・火成岩についてのシステムを構築し、全岩種でのシステムと比較を行い岩種特性について評価を行った。また、構築した堆積岩の判別システムを降雨継続中のリアルタイムの崩壊予測に適用し、そのシステムの信頼性と有用性について検討し、ニューラルネットワークの崩壊予測システムへの適用可能性について検討を行った。

2. 崩壊・未崩壊判別システムの構築について

本研究で使用したネットワークモデルは、図-1に示す入力層、中間層、出力層の3層からなる階層型ネットワークである。入出力関数としてシグモイド関数を用い、学習方法としてバックプロパゲーションを適用した。

また、崩壊・未崩壊判別システムを構築する際にニューラルネットワークで学習させるデータは、既往の研究結果²⁾より各のり面の斜面要因（素因）と降雨要因（誘因）を組み合わせて作成した。斜面要因は、のり面データベースの評価要因全てを使用し、降雨要因は、一時間雨量、累積雨量、降雨継続時間を探用了。降雨要因の採用時刻は降雨継続中の危険と考えられる時刻とし、崩壊降雨に対しては崩壊時刻、未崩壊降雨に対しては降雨継続中に一時間雨量、累積雨量が最大となる時刻を探用了。

未崩壊データは堆積岩における判別システムの構築結果から、崩壊を引き起こしたのり面の周辺でその降雨により未崩壊であったのり面に対する降雨を未崩壊降雨とした。また、ネットワークシステムでの教師・テストデータの選別は、数量化III類による崩壊・未崩壊の分類結果に基づいて行った。そして、学習結果において崩壊の判別精度が未崩壊に比べて悪い場合には、崩壊データのみを2倍学習させ判別精度の向上をはかった。

こうして構築した判別システムによる堆積岩、火成岩、全岩種における学習結果及び判別結果を表-1に示す。表-1より全てのケースにおいて十分に学習が行われ、全ての教師データについて正解を与えていることが分かる。未学習データに対するテスト結果を見ると、岩種別の堆積岩では約70%、火成岩では80%の正解率で全岩種の場合より明らかに判別率が高く、岩種別

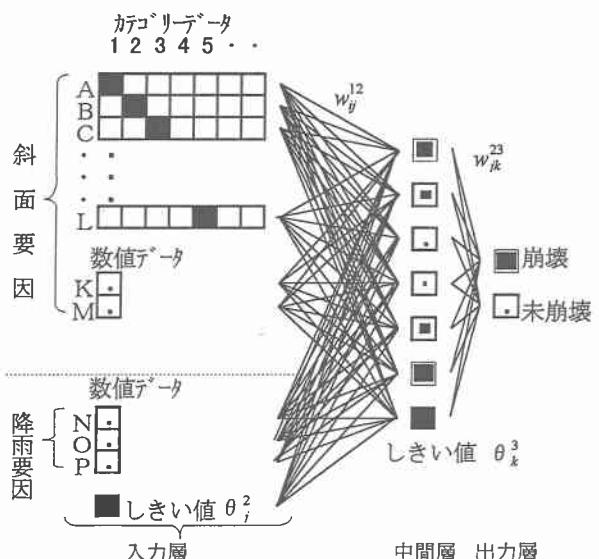


図-1 3層ニューラルネットワークモデル

表-1 岩種別システムと全岩種システムの判別率

| システム | | 堆積岩 | | 火成岩 | | 全岩種 | |
|------|--------|----------|-----|----------|-----|----------|-----|
| 学習 | 回数 | 160 | | 330 | | 6061 | |
| 結果 | 誤差 | 0.000997 | | 0.000999 | | 0.000215 | |
| 判別 | データ種別 | 教師 | テスト | 教師 | テスト | 教師 | テスト |
| 結果 | 崩壊(%) | 100 | 70 | 100 | 80 | 100 | 57 |
| | 未崩壊(%) | 100 | 73 | 100 | 86 | 100 | 69 |
| | 全体(%) | 100 | 72 | 100 | 84 | 100 | 66 |

でシステムを構築するが有効であることがわかる。

3. 判別システムのリアルタイム予測への適用について

構築した判別システムのリアルタイム判別への適用可能性について検討を行うため、堆積岩のシステムを用い評価を行った。堆積岩の全のり面に対するリアルタイム判別結果を表-2に示す。ここで、未崩壊認識率とは一連の未崩壊降雨中の正解率を示しており、降雨継続中終始未崩壊と判別すれば認識率は100%となる。表-2に示すように未学習の崩壊したのり面については崩壊時刻において70%ののり面で「崩壊」と判別し、未崩壊であったのり面については一時間雨量が最大となる時刻において約80%ののり面を「未崩壊」と判別している。また、未崩壊斜面の降雨継続時間内の未崩壊認識率をみると、認識率が25%以下ののり面もみられるが、60%以上ののり面で降雨継続中常に未崩壊と判別している。崩壊斜面のリアルタイム判別結果を図-2に示し、未崩壊斜面の判別結果を図-3に示す。図-2に示すように、崩壊斜面では時間雨量の大きさにより崩壊確信度が変化し、途中誤判別することもなく崩壊時刻で確信度が1付近まで上昇している。そして、未崩壊斜面に対しては、図-3に示すように崩壊確信度は若干反応は示しているが0.5を越えることがなく「未崩壊」と終始判別していることが分かる。

4. 結論

1) 本研究のようにシステムを構築すれば、容易に得られる斜面要因とアメダスの降雨データから入手できる降雨の規模や降り方をニューラルネットワークで学習させることにより、のり面が崩壊するか未崩壊であるかを正しく判別させるのに優れたシステムを構築することができる。

2) 判別システムを構築する際には、岩種別の判別システムが有効である。

3) 本研究で構築した崩壊・未崩壊の判別システムでは、リアルタイムの判別においてシステムで学習させていない未経験の降雨やのり面に対しても、高い確率で雨の降り始めから終わりまで崩壊・未崩壊の判別が可能である。

【参考文献】

- 1) 矢川元基：ニューラルネットワークー計算力学・応用力学への応用ー，培風館，1992
- 2) 西邦正,古川浩平,中川浩二：「豪雨時における切土のり面の崩壊誘因評価と崩壊・未崩壊判別について」，土木学会論文集，第457号/III-21, pp. 151-154, 1992. 12.

表-2 リアルタイム判別の結果（岩種：堆積岩）

| 項目 | データ区分 | |
|------------------|-------------|------------|
| | 教師 | テスト |
| のり面数(個) | 49 | 23 |
| 崩壊判別率(%) | 100 | 70 |
| 崩壊一時間前予測できた確率(%) | 57 | 40 |
| 崩壊三時間前予測できた確率(%) | 5 | 30 |
| 未崩壊判別率(%) | 100 | 77 |
| 未崩壊 | 100% (=未崩壊) | 28/28 8/13 |
| 崩壊 | 100~75% | 0/28 2/13 |
| 認識 | 75~50% | 0/28 0/13 |
| 確率 | 50~25% | 0/28 1/13 |
| 未崩壊 | 25~0% | 0/28 2/13 |

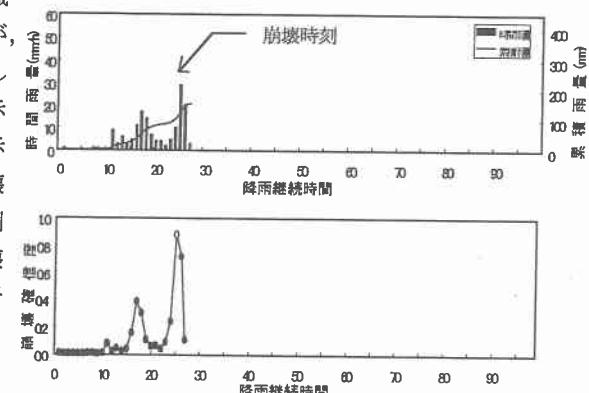


図-2 崩壊斜面(No. 1)のリアルタイム判別結果図

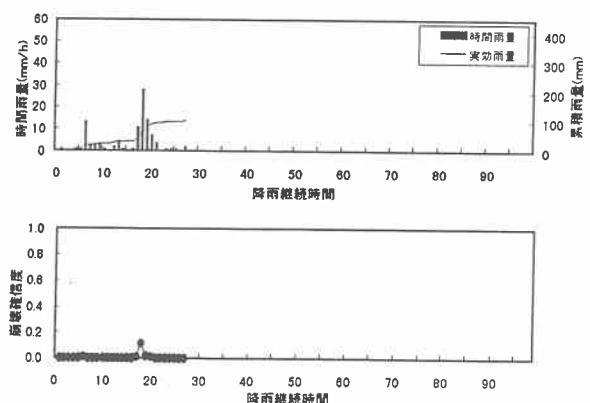


図-3 未崩壊斜面(No. 12)のリアルタイム判別結果図