

045 ニューラルネットワークを用いた山地流域における斜面崩壊予測に関する研究

防衛大学校建設環境工学科 ○香月 智, 深和岳人

1. 緒言

近年, 上流域から河口に至る水系一貫の流砂管理が重要となってきた。この際, 最上流部における流入土砂量がきわめて重要であるが, 降雨に伴う山腹崩壊の予測手法は未だ検討段階にある。本研究は, 山地源流部における斜面崩壊の予測法を確立するために, 航空写真から得られるモニタリングデータおよび付随する降雨データ等を用いた, ニューラルネットワークによる崩壊予測法について検討したものである。

2. 予測システム

1) 観測データ

本研究の対象とする愛媛県重信川流域(図-1)では, 昭和23年, 39年, 50年, 52年および平成11年の崩壊状況が航空写真として記録されており, 図-2に示す標高等のデータとともに50m間隔, 50,570グリッドでデジタル化されている。このうち, 平成11年の航空写真は, 平成11年9月14~15日の豪雨直後に撮られたものである。この降雨データと崩壊の関連性について検討する。入力データは, 崩壊の素因として地質, 植生, 傾斜角, 標高, 斜面方向を用い, また崩壊の誘因データとして時間最大降雨量, 最大3時間雨量, ピークまでの積算雨量, ピークまでの3時間雨量, ピークまでの6時間雨量を用いた。さらに, 崩壊位置情報を取り入れるために, 緯度・経度データも用いた。過去の崩壊データに関しても過去の崩壊による免疫性を考慮するために用いるものとした。

2) ニューラルネットワークシステム

本研究では, 学習則にバックプロパゲーション法を用いた3層型の階層型ネットワークを用いた予測システムを構成した。すなわち, 図-3のような入力層14個, 中間層14個, 出力層1個のニューラルネットワークシステムである。出力層の教師信号は, ①観測データを直接, 崩壊(=1)または非崩壊(=0)にデジタル化する場合と, ②図-4に示すように着目グリッドにおける周辺グリッドを含めた平均崩壊率として処理する場合の2ケースについて検討した。

3. 解析結果と考察

図-5に観測で得られた崩壊(=1)・非崩壊(=0)を直接教師信号として用いた場合の, ニューラルネットワークによる学習状況を示す。図-5(a)の崩壊地点を示すマップ(教師信号)による崩壊箇所は散在しており, 非崩壊箇所が大半を占めていることがわかる。ちなみに, グリッド数で, 全域の0.8%しか崩壊箇所となっていない。図-5(b)は教師データの学習結果をマッピングしたものである。ただし, 崩壊データが少ないため, 学習が非崩壊に偏ることを回避するために, 崩壊データを重点的に7倍に増やし, 非崩壊地のデータは逆に, 10%に減少させた。図-5(c)は, 学習値と教師データの相関図を示している。教師信号0に対して, 学習結果は-0.3から1.2まで広く分布しているが, その発生頻度は図中の頻度曲線が示すように0に集中している。一方の教師データ1.0(崩壊)の場合も同様に, 1.0に集中している。図-6にこのネットワークを用いて隠しデータ予測を行った結果を示す。図

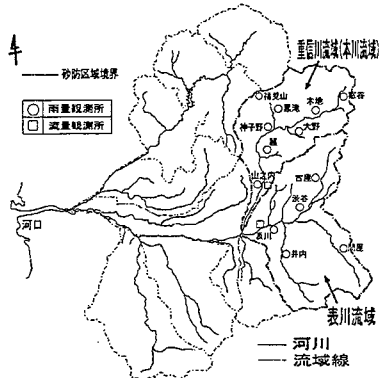


図-1 流域図

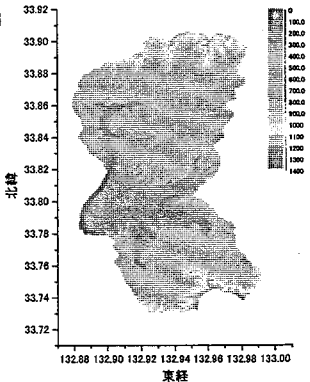


図-2 標高分布図

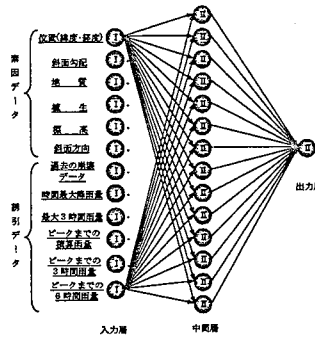


図-3 ニューラルネットワークシステム

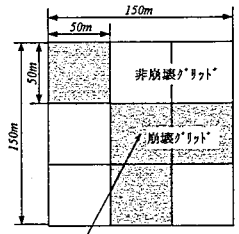
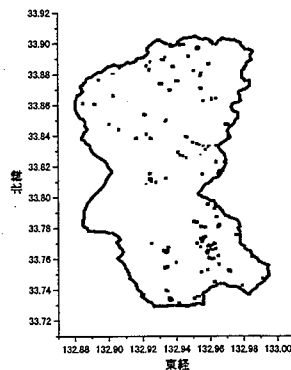
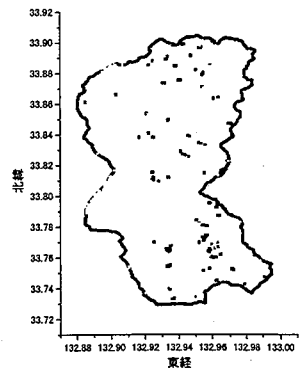


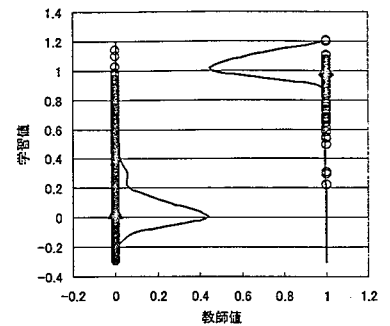
図-4 崩壊率の定義



(a)崩壊マップ



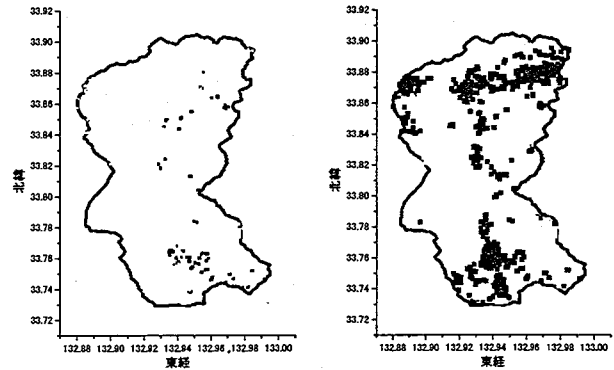
(b)学習結果マップ



(c)学習相関図

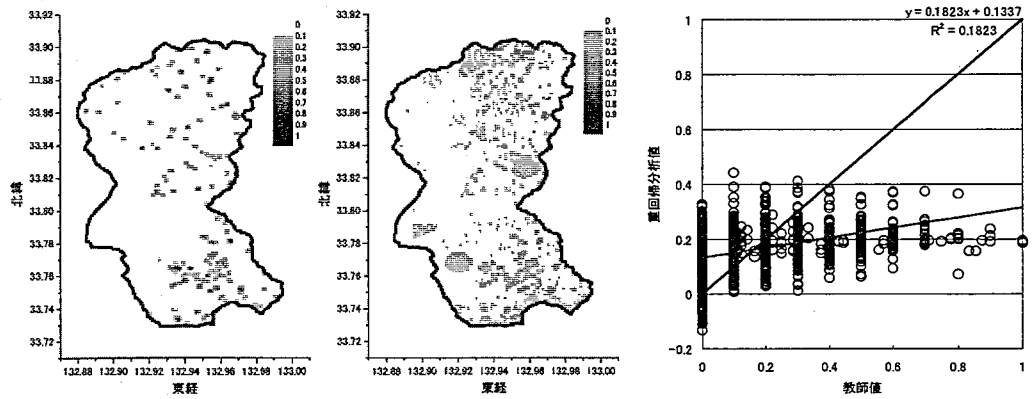
図-5 崩壊・非崩壊による学習結果

-6(a)の隠しデータ部分に対し、図-6(b)は良好な予測結果を与えていないことを示している。すなわち、崩壊または非崩壊の2値論での崩壊予測が困難である。次に、図-4に示した崩壊率を用いた学習・予測を行った。最初に重回帰分析を行った。図-7に(a)崩壊率マップ、(b)回帰値マップ、(c)回帰分析相関図を示す。この場合における崩壊率の事実に対する回帰値は、ほとんどの箇所が崩壊してしまうかのような結果を示している。回帰分析相関図において決定係数が0.182を示していることから明らかに、過去におこった事象さえも再現できていないことがわかる。このことは、崩壊現象を線形関数では表すことが困難であることを示している。図-8にニューラルネットワークを用いた崩壊率による(a)崩壊率マップ、(b)予測マップ、(c)学習相関図を示す。この場合、回帰直線が100%相関線である $y=x$ よりも下方にあり、崩壊率を若干過小評価しているものの概ね傾向を捉えているがわかる。なお、決定係数は0.576であった。



(a)隠しデータマップ (b)予測マップ

図-6 崩壊・非崩壊による予測結果



(a) 崩壊率マップ (b) 回帰値マップ (c) 回帰分析相関図

図-7 重回帰分析による過去の崩壊推定

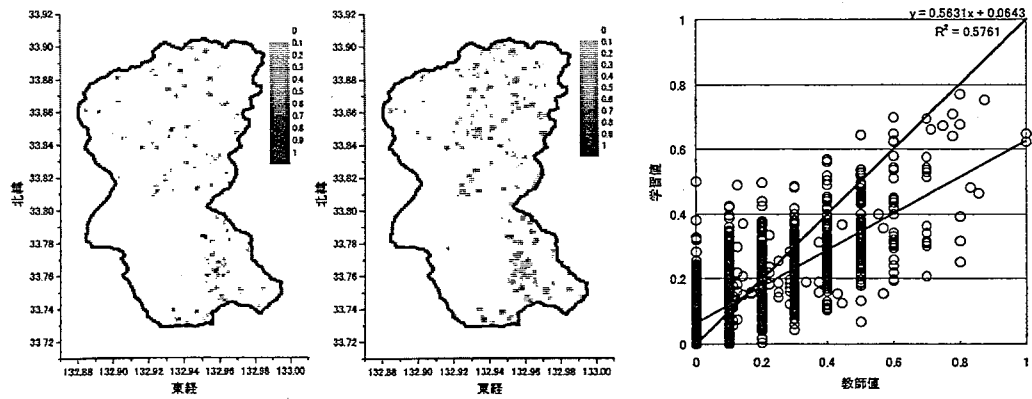
図-9にこのネットワークを用いた隠しデータ予測結果を示す。図-6よりも傾向的に良好な予測結果を示している。

4. 結 言

本研究は50mグリッド内における斜面の崩壊・非崩壊予測を、ニューラルネットワークを用いて行ったものである。斜面崩壊現象が強い非線形性を有しているため、従来からの重回帰分析に比較して、ニューラルネットワークによる斜面崩壊現象の再現性が、非常に良好であることが認められた。また、崩壊・非崩壊の2値を用いるよりも、学習値を崩壊率という離散値で与えるほうがより良好な学習・推定が出来ることが認められた。ただし、素因、誘因のデータを補完し、システムの推定精度を向上させることが必要である。

謝辞：本研究を行うにあたり、(財)砂防・地すべり技術センターよりデータ提供を頂いた。記して感謝の意を表す。

参考文献：1)松村和樹，石橋晃睦：流砂系における流域土砂管理，山海堂，2001.10。2)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，共立出版株式会社，1993.6。



(a) 崩壊率マップ (b) 学習結果マップ (c) 学習相関図

図-8 ニューラルネットワークを用いた崩壊率による学習結果

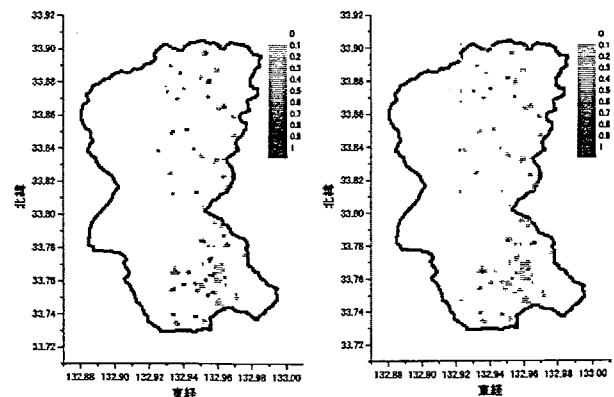


図-9 (a) 隠しデータマップ (b) 予測マップ