

## ニューラルネットワークを用いた山地斜面崩壊予測に関する研究

防衛大学校 正会員 ○香月 智 正会員 深和岳人 防衛施設庁 正会員 渡邊一浩

## 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<sup>1)</sup>．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ので，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<sup>2)</sup>を用いる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．出力層の教師信号としては，観測データを直接崩壊(=1)または非崩壊(=0)とデジタル化する場合と，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

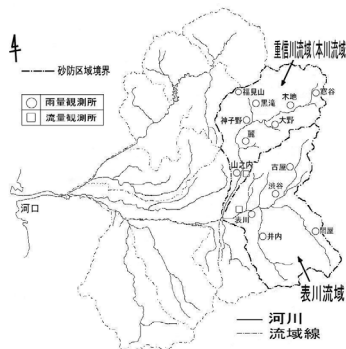


図-1 流域図

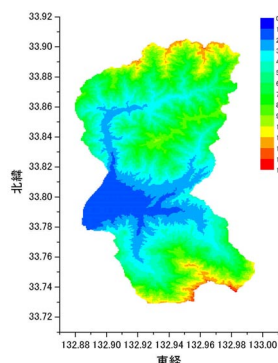


図-2 標高分布図

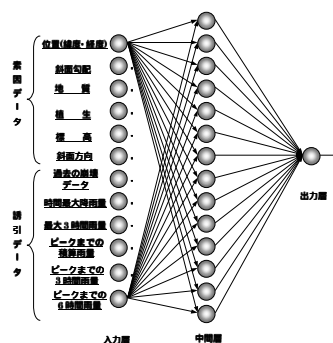


図-3 ニューラルネットワークシステム

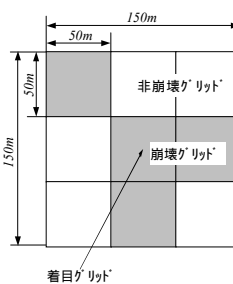
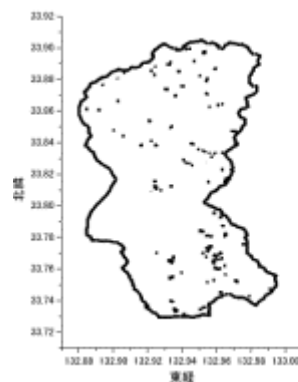
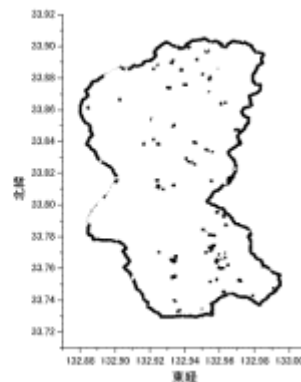


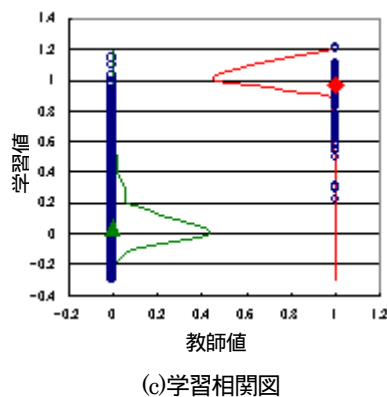
図-4 崩壊率の定義



(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

キーワード：ニューラルネットワーク，斜面崩壊予測，崩壊率

連絡先：〒239-8686 神奈川県横須賀市走水1-10-20 防衛大学校建設環境工学科 TEL(0468)41-3810 FAX(0468)44-5913

った結果を示す．図-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．図-7に崩壊率による(a)崩壊率マップ，(b)予測マップ，(c)学習相関図を示す．この場合も，概ね傾向を捉えているが，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ことがわかる．なお，決定係数は0.576であった．図-8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．続いて流域全体を図-9(a)に示す5つの小流域に分割し，丸印に囲われた表川流域のみを抽出して学習・予測を試みた．

図-9(b)の学習相関図から流域全体で学習するよりも相関性が高まり，決定係数が0.753となっている．このネットワークを用いて，図-9(c)に示す隠しデータに対する予測結果を図-9(d)に示す．東経132.960～132.964の領域の崩壊率分布に対する傾向を良く捉えている．

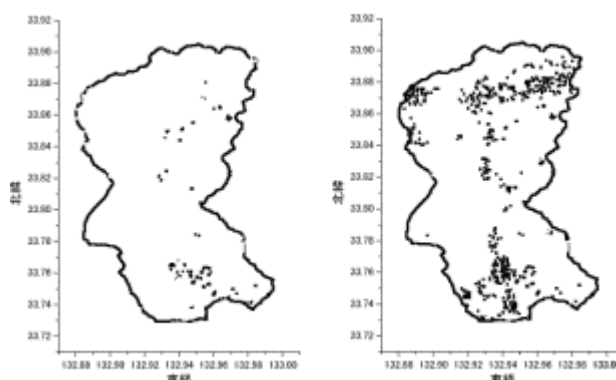
#### 4. 結 言

河川源流部の斜面崩壊予測を行うには，流域を小流域に限定することにより，学習推定が向上することが認められた．しかし，崩壊の素因，誘引データの種類の少ないため，流域内の多様な状況を完全に区別することが出来ない．ただし，別途検討した重回帰分析に比しては格段に良好な予測が可能である．よって，他のデータを補完することによりシステムの推定精度を向上させることが必要である．

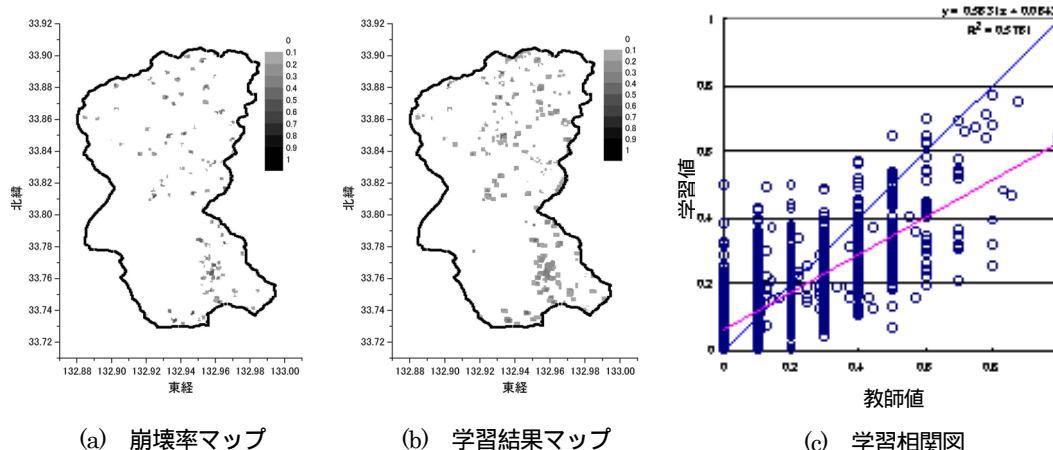
**謝辞：**本研究を行うにあたり，(財)砂防・地すべり技術センターよりデータ提供を頂いた．記して感謝の意を表す．

**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.

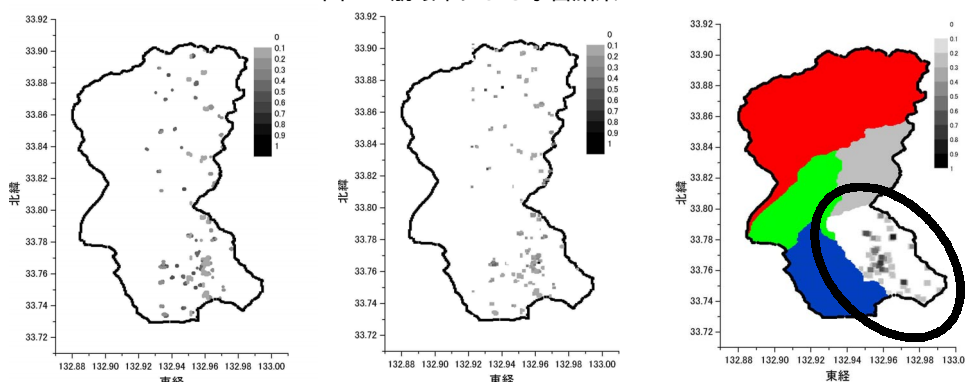
2) 市川紘：階層型ニューラルネットワーク非線形問題解析への応用，共立出版株式会社，1993.6.



(a) 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) 学習結果マップ (c) 学習相関図  
図-7 崩壊率による学習結果



(a) 隠しデータマップ (b) 予測マップ  
図-8 崩壊率による予測結果

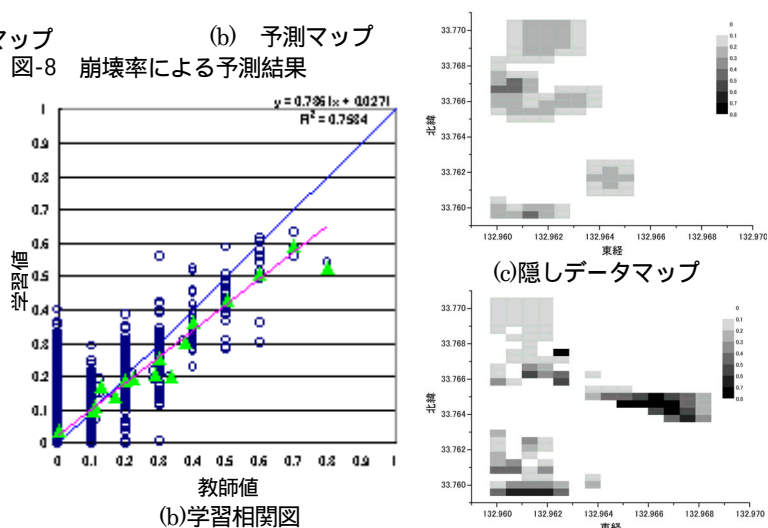


図-9 小流域における学習・予測結果