

ニューラルネットワークを用いた土石流危険渓流の崩壊規模の評価に関する研究

山口大学工学部

学生員○大木戸孝也

中電技術コンサルタント(株)

正会員 荒木 義則

八千代エンジニアリング(株)

正会員 永田 謙二

山口大学工学部

正会員 古川 浩平

1. はじめに

我が国は国土の約7割が山地であるために傾斜面が多く、平野部が少ない。そのため河川は諸外国と比較して急勾配を成している。また、地質的には火山噴出物堆積地や風化花崗岩のような軟弱な地盤であり、極めてもろい状況を呈している。さらに気象的には梅雨前線の停滞や台風の襲来などにより豪雨の発生する回数が多くなっている。これらのことから、我が国では多種多様な形で土砂の移動現象が発生する。そこで、本研究では土石流危険渓流において、豪雨により発生した土砂災害から渓流の崩壊規模の予測を行った。また、予測手法には自然現象のほとんどが非線形であることから、非線形な連続関数の近似に適したニューラルネットワークを用い、ネットワークシステムを構築した。

2. 対象災害

本研究で対象とした災害は以下の3ヶ所である。① 時間雨量187mmという観測史上最大の豪雨に見舞われた長崎県長崎市東部(昭和57年災害)。② 平成2～4年にわたって建設省によって行われた土石流危険渓流調査によると、日本全国で最も土石流危険渓流が多いとされる地点である広島県北西部(昭和47年、63年及び平成5年災害)。③ 過去2回に渡り大規模な土石流災害を経験した地点である香川県小豆島(昭和49年及び51年災害)。

3. ネットワークモデルの構築

使用したネットワークモデルは図-1に示すように、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である。このモデルはパターン認識に優れるものであるため、入力層に inputsするデータはカテゴリー区分を行ったものとした。また、このシステムに用いた要因は地形要因と降雨要因であり、地形要因は4～5のカテゴリーに分類し、降雨要因は観測値をできるだけ反映するように10前後のカテゴリーに分類した。ここで、地形要因は水系模様、流域平均勾配、主流流長、0次水系の数、流域面積、流域最大傾斜、最急渓床勾配、降雨集中度評価、渓床堆積厚さ、渓床危険度の10項目、降雨要因は最大時間雨量、累積雨量、勾配比、実行雨量、降雨パターンの5項目である。

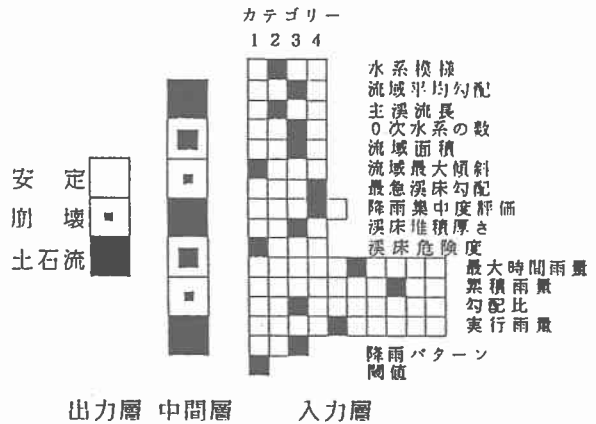


図-1 3層ニューラルネットワークモデル

図-1の入力層において、黒く塗りつぶされた部分がそれぞれの要因の入力されたデータを表している。例えば、水系模様ならばカテゴリー：2、流域平均勾配ならばカテゴリー：3となる。

このように1つのパターンとして認識されたデータは中間層を経て出力層により出力される。この時、各崩壊規模に対応するニューロンのうち最も出力値の大きいものを、入力したデータに対するニューラルネットワークの判断とした。

4. ニューラルネットワークの適用

先述したように、階層型ネットワークモデルはパターン認識に優れるものであるため、入力データは基本的にカテゴリー区分を行ったが、その一方で、各地点で計測・観測された数値をそのまま入力することも行い、両方の正解率の比較検討を行った。仮に、数値をそのまま入力した場合に高正解率が得られれば、汎用性や作業の単純化の面からも有効と考えられるからである。

図-2は長崎市東部を例にとり、両者の正解率を棒グラフで表したものである。ここで、教師データとはニューラルネットワークに学習させたデータであり、テストデータとは未学習データである。また、方法1、2はカテゴリー区分を行ったデータを学習回数を500回として学習させた場合の正解率であり、方法3は各地点で計測・観測された数値をそのまま入力し、学習回数10,000回で学習させた場合の正解率である。なお、方法1は1つのカテゴリーの範囲がほぼ同じになるように区分したものであるのに対して、方法2は1つのカテゴリーに含まれる溪流数がほぼ同じになるように区分したものである。

方法1、2は方法3に比べて正解率が高く、各地点で計測・観測された数値をそのまま用いるよりも、何らかのカテゴリーに区分した方が、正解率、計算時間の短縮という2つの面から有効であるといえる。

次に、図-3は各地点で構築したシステムを他災害に適用したものであり、テストデータに対する正解率を棒グラフで表している。

図-3(a)の長崎市東部をテストデータとして、各地点で構築したシステムに判断させた場合の正解率を見てみると次のようなことがわかる。

判断させたシステムが長崎市東部のデータを教師データとして学習させたものである場合、つまり、教師データとテストデータが同一の地点である場合、その正解率は高いものの、他地点のデータを教師データとして学習させて構築したシステムに判断させた場合は低い正解率しか示さない。これは(b)～(d)の他のモデルでも概して言えることである。また、全ての地点のデータを教師データとして学習させた場合、その正解率は当地のみを学習させたものとはほとんど変わらないか、それよりも増加するという傾向も全体的にみることができる。これより多くの異なるポテンシャルをもつデータを学習させることにより、その正解率は向上するといえる。

5. 結論

- 1) 入力するデータは計測・観測された数値をそのまま用いるよりも、カテゴリー区分を行った方が有効である。
- 2) 土石流発生予測モデルの構築にあたり、多くの異なるポテンシャルを持つデータを学習させることによりその正解率は向上する。

参考文献

- 1) 土木工学会編：土木基礎工学ライブラリー27，土砂災害の予知と対策，土木工学会，pp.249～252，1985。
- 2) 麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理，産業図書，pp.10～54，1988。

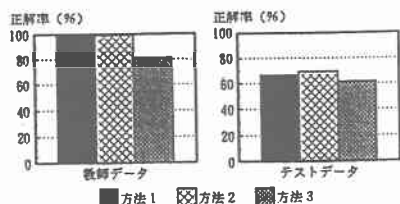


図-2 入力データの取り扱いと正解率

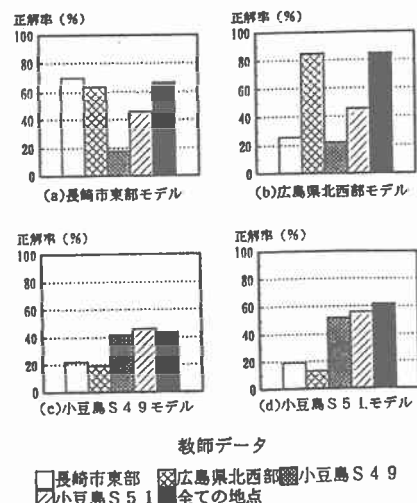


図-3 テストデータによる他災害への適用