

ニューラルネットワークによる地すべり地域の
地下水位挙動予測に関する研究

山口大学大学院
ダイヤコンサルタント（株）
八千代エンジニアリング（株）
山口大学工学部

学生員 ○本庄勉
正会員 春口孝之
正会員 菊池英明
正会員 古川浩平

1. はじめに 土砂災害が発生するプロセスで、降雨の地下浸透や地下貯留の予測は困難を極めている。特に地すべり災害においては、地盤が持つ特有の性質に加え、地表水の浸透による地下水位の上昇が災害を引き起こす誘因となる。地下水位と降雨の相関関係をモデル化する方法としては、タンクモデルを改良した繰り返し計算によるパラメータ同定やニューラルネットワーク（以下NN）を用いる方法などが考えられる。非線形解析に優れるNNを用いれば、複雑なパラメータを意識することなく、降雨－地下水位という入出力関係のみを考慮すればよく、水位変動モデルの構築が簡略化できる。いずれの方法を用いてもこれまでに報告されている多くのモデルは、主としてシステムの構築やパラメータ同定に用いた降雨と地下水位に対してのみモデルの有効性が検討され、システムの構築等に用いられていない新しいデータに対する予測問題にまで踏み込んでその精度を検討している例はない。本研究では、図－1 に示す流れに従い、ある地すべり地域の地下水位観測データによりNNを用いた地下水位日変動解析システムを構築し、NNモデルが地下水位の予測問題に適用可能であるか検討する。

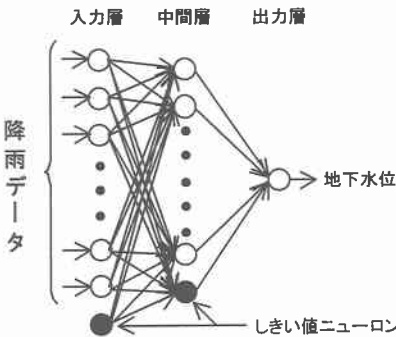


図－1 解析の流れ

2. 地下水位日変動予測モデル 解析に用いるNNモデルの構造は図－2 に示す3層階層型モデルとする。入力する降雨は日雨量とし、中間層に必要なニューロン数および入力降雨のデータ形式等は降雨の平滑化や地下水位変動に影響を及ぼす日数等を考慮し、最適と考えられるケースを Step2 において決定する。

3. 最適降雨観測所に関する検討 本研究で対象とする地すべり地域（以下モデル地域）の周辺には2ヶ所の気象庁管轄雨量観測所（A・Bとする）が存在し、いずれの観測所においても、1976年以前の日雨量データについては自記による記録が残っている。

ただし、観測所Bについては、過去に観測所の位置が幾度か変更されているほか欠測値も多く、データとしての信頼性に乏しい。本研究では地下水位観測地点近傍で観測されているデータ（Cとする）を含め、表－1 に示す4つのケースを設定する。解析においては従来の研究論文等⁹⁾と同様のモデル構造を用い、入力降雨要因は試行錯誤的に決定した。その結果、表－1 から明らかなように、教師データとシステムの出力値との相関係数が全てのケースについて0.9以上を得ることができ、どの降雨データを用いても水位変動を追従可能である。ボーリング地点からの直線距離を考慮すれば、観測点近傍であるCase3を用いることが降雨－水位系のような水収支を扱うモデルとしては好ましいが、本研究では、①過去のデータの蓄積 ②教師データの再現性 ③観測所位置の確実性 等を総合的に考慮し、Case1（観測所A）



図－2 階層型ニューラルネットワークモデル

表－1 使用する降雨観測所の検討結果

ケース	Case1	Case2	Case3	Case4
用いる降雨	観測所 A	観測所 B	観測所 C（現地観測）	(A+B) / 2
ボーリング地点からの直線距離	約18.4km	約15.6km	約100m	
相関係数	0.997	0.997	0.993	0.975

のデータを用いて予測モデルを構築する。

4. モデルの構築と予測問題に関する検討 予測モデルは入力形式の簡略化、入力日数および中間層のニューロン数とシステムの平滑問題等を考慮して、合計4ケースを想定し最適な予測モデルを決定する。構築する予測モデルは、地下水位の変動が比較的緩やかな地点（P1）および水位変動が激しい地点（P2）とした。その結果、図-3に示すように、中間層7ニューロンのモデルは、教師データに対しては非常に良好な結果が得られるが、予測問題に対しては水位変動に追従できないことが分かる。それに対し、中間層のニューロン数を10倍の70個用いたシステムは予測問題に対しても水位のピーク付近で実測の水位傾向を大まかに再現した（図-4）。従って、予測問題に用いるシステムは中間層70ニューロンとした。また、入力降雨形式は幾つかの検討結果より、21日幅雨量を用いることにした。

5. 災害発生時における予測 モデル地域では昭和39年の豪雨時に大規模な地すべりが発生し、それ以降住民が他の地域に移住した経緯がある。本研究では構築した予測モデルを用いて地すべり発生時における地下水位の変動傾向を予測する。さらに、昭和39年以前において最大の日雨量を観測した昭和18年9月20日前後についても水位の変動傾向を予測し、構築したモデルの有用性を検討する。図-5にP1およびP2両地点における災害発生時と最大日雨量記録時の予測結果を示す。災害発生時においてP2地点では水位が0m付近まで上昇し、非常に危険な状態であったことが再現されている。災害以前の最大日雨量記録時には災害時ほど水位上昇が見られない。

6. まとめ 本研究では、教師データに対しての精度が比較的良好な場合でも、予測問題に対しては水位の追従が困難であることを示した上で、NNを用いた最適な予測システムを提案した。そして、過去に発生した地すべり災害時における予測と災害発生以前における最大日雨量記録時の予測が可能であることを示した。これにより地すべり対策工に用いられる集水井の効果判定や、地すべり発生時期の予測などに応用でき、防災上非常に有益なシステムであると考えられる。今後さらに高精度なシステムの構築が求められる。

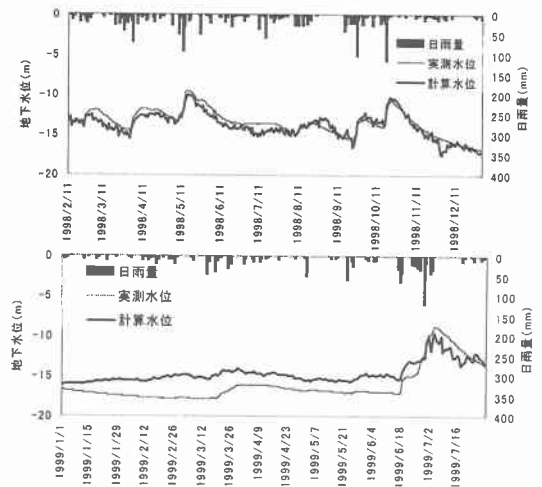


図-3 中間層ニューロン数7個のシステムにおける教師データに対する出力（上）と予測問題に対する出力（下）

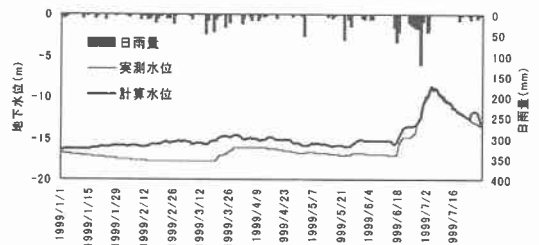


図-4 中間層ニューロン数70個のシステムにおける予測問題に対する出力結果

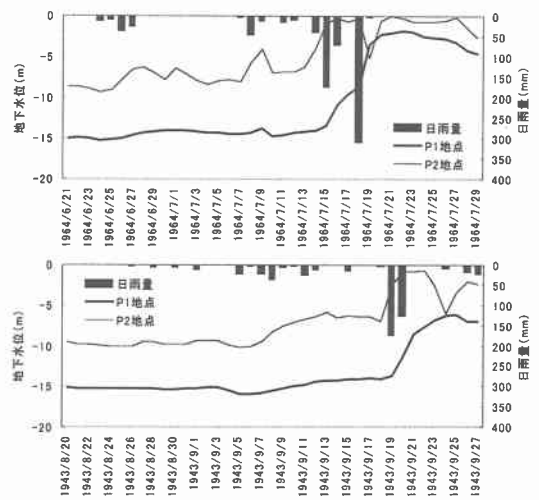


図-5 災害発生時（上）と災害発生以前における最大日雨量記録時（下）の地下水位変動予測図

参考文献：1)例えば、菊池英明他：ニューラルネットワークによる切土の面の豪雨時のリアルタイム崩壊予測と予測に用いる降雨要因に関する一考察，土木学会論文集 No.616/VI-42, pp.63-76, 1999