

II-113 ニューラルネットワークを用いたレーダ雨量の予測に関する研究

岐阜大学大学院 学生員 ○ 西村 聡
 岐阜大学工学部 正 員 小尻利治
 (株) 建設技術研究所 正 員 榎間繁樹

1 はじめに

近年、日本各地で集中豪雨・斜面崩壊の被害が多発している。これは、都市化の影響によるスプロール的な宅地開発が要因であるが、気候の変動によって集中豪雨の発生割合が増加しているということも挙げられる。そのため、豪雨・斜面崩壊の予知が重要な問題となってきた。本研究では、気象・水文観測網の発達に伴い、入手し易くなった気象・水文情報を利用しニューラルネットワークを用いたレーダ雨量による降雨予測と知識ベース型の斜面崩壊モデルを結合させて崩壊の予知システムを作成するものである。

2 降雨量の予測

レーダー雨量から得られる雨域の時系列変化より雨域の移動速度ベクトルをオブティカルフローによって推定し、ニューラルネットワークにより1時間後の雨量を予測する。雨域を一種の動パターンと見なして、次のようにオブティカルフローへ対応させる。ある時間 t で動いている対象物体の2次元パターンとしての見え方、すなわち、時間 t において位置 (x, y) の降雨強度を $f(x, y, t)$ とすると、オブティカルフローの式は以下ようになる。

$$\frac{\partial f}{\partial x} v_x + \frac{\partial f}{\partial y} v_y + \frac{\partial f}{\partial t} = 0 \quad (1)$$

ここで、 $\partial f / \partial x$ は降雨強度の x 方向の変化量、 $\partial f / \partial y$ は降雨強度の y 方向の変化量、 $\partial f / \partial t$ は降雨強度の時間変化量を表すので、観測データより既知である。したがって、未知数は雨域の速度成分 v_x, v_y の2つであるが、方程式は1つだけである。 v_x, v_y を確定するために、両速度のラプラシアン和が最小という条件を用いる。

$$\left\{ \frac{\partial^2 v_x}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v_x}{\partial y^2} \right\} + \left\{ \frac{\partial^2 v_y}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 v_y}{\partial y^2} \right\} \rightarrow \min \quad (2)$$

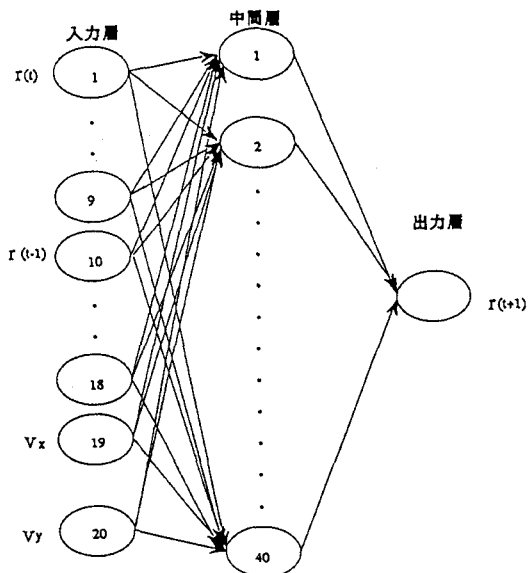


図1 降雨予測のニューラルネットワーク

このようにして得られた速度ベクトル等を利用し、各メッシュ毎にニューラルネットワークを構成して降雨量の予測を行う。ネットワークの構成は図1のように入力層、中間層、出力層から構成されているパーセプトロン型のニューラルネットワークである。入力には、2方向の移動速度ベクトル、当該メッシュと隣接する8個のメッシュの現在の降雨強度、当該メッシュと隣接する8個のメッシュの1時間前の降雨強度を用い、1時間後の降雨強度を出力する。ネットワークの学習は、過去の代表的な雨量データを選び出し、それによって行う。これらによりメッシュ毎に予測された雨量もとに、対象流域の平均流域雨量を得る。

3 斜面崩壊の予知・流出予測

斜面崩壊に対する斜面内土壌係数の不確実性を考慮するため、斜面内の飽和・不飽和流の流れを考慮した流出モデルを定式化し、シミュレーションにより各地形・地質条件下での斜面崩壊

の知識ベースを作成する。そして、斜面崩壊の予知にあたっては、気象、水文、土質など多数の情報が、知識ベースとニューラルネットワークを結合させ推論を行う。知識ベースの斜面崩壊モデルには無限長斜面法を用い、安全率 F を式(3)により与える。

$$F = \frac{c / \cos \beta + \sigma' \cos \alpha \tan \phi}{\sigma_0 \sin \beta} \quad (3)$$

c は土の粘着力、 β は斜面の傾き、 ϕ は土の内部摩擦角、 σ' 、 σ_0 はスライス土塊全体に作用する有効応力、垂直応力である。

斜面崩壊の予知・流出予測では図2のような各ユニット間が相互結合されているボルツマン・マシン型のニューラルネットワーク¹⁾を用いる。予測雨量、累加雨量、斜面勾配、前時間の斜面の危険度を入力とし流出量、崩壊の危険度を出力としている。また、予測した雨量等の入力パターンに対し斜面崩壊の知識ベースにより出力を設定し、ネットワークの学習を行う。

4 適用と考察

本システムをYダム流域を設定し適用をはかることにする。レーダー雨量図は、Gレーダー雨量計によるYダム付近のものを用いた。また、流出に関するデータも同時刻のYダム流域のものを用いた。斜面の土壌係数、勾配等については、適当な値をこちらから与えた。降雨予測予測を行った結果メッシュ1個1個をとってみると予測雨量と実際の降雨量が一致しているとはいえないが、雨域の分布でみると、強いところと弱いところの分布が同じところに現れていることがわかった。流出予測、崩壊の予知の適用結果は図3、4に示すように、実測値や教師データとよく対応していると思われる。

5 おわりに

本研究では、階層型と相互結合型の2種類のニューラルネットワークを用いたが、それぞれに特徴がありその特徴をもとに他の研究、たとえば、リモートセンシングなどへの応用が期待できる。

参考文献

- 1) 麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理，産業図書株式会社，1991，pp. 20-37,54-68.

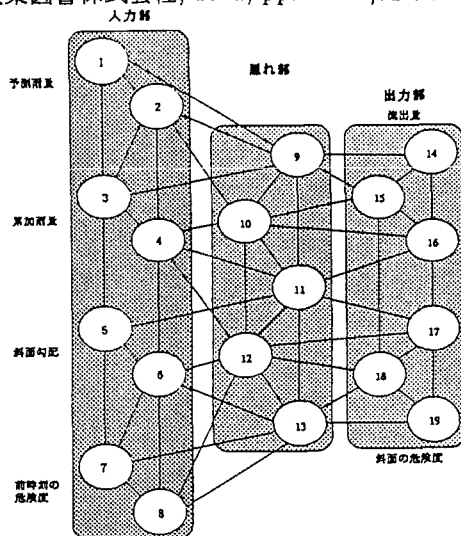


図2 崩壊・流出のニューラルネットワーク

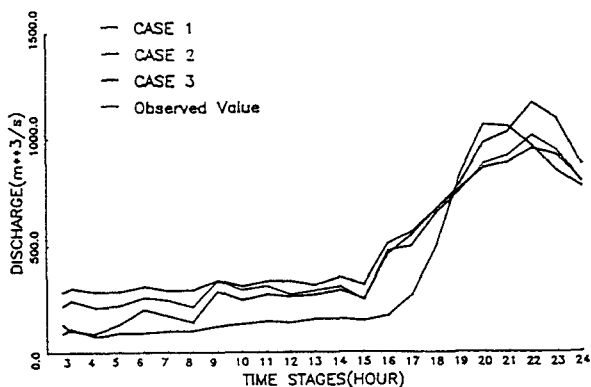


図3 流出量の適用結果

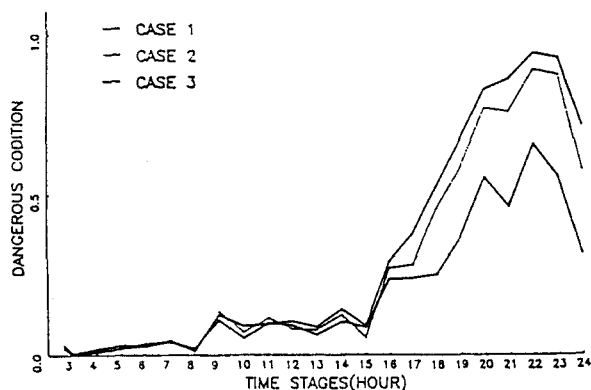


図4 崩壊の危険度の適用結果