

IV-47

ニューラルネットワークによる震災後の道路網復旧期間の
予測可能性に関する一考察

日本大学大学院 学生員 ○渡辺 一志
日本大学工学部 正 員 堀井 雅史
日本大学工学部 正 員 赤津 武男

1. はじめに

阪神・淡路大震災はライフラインの根幹である道路網に甚大な被害をもたらした。道路網は震災直後において避難、救援物資輸送路の確保などから、中・長期的にはその地域の生活、被災した都市の復興、安定した物資の輸送のためにも早急に回復されなければならない。したがって、限られた財政と人員を有効に活用するために、震災で被災した区間が完全に復旧する期間がある程度予測できれば、震災後の復興計画の策定などに役立つと考えられる。著者らは地震による通行規制期間と様々な被災要因との関係の分析を行い¹⁾、通行規制期間の予測モデルを設定したが、精度的に若干の問題が残されており、今後課題を残した。そこで本研究は上記の指摘点をふまえて、震災後の道路網復旧期間の予測にニューラルネットワークの適用を試みて、その有効性を検討したものである。

2. ニューラルネットワーク

本研究では階層型ニューラルネットワーク²⁾を用いた。ニューラルネットワークは入力データとそれに対応する正しい出力データ（教師値）があらかじめ用意されている。これらのデータに対してネットワークを構成している中間層および出力層の出力関数にシグモイド関数を用い、入力層と中間層、中間層と出力層の間の結合荷重を計算し、出力層における誤差の2乗和の1/2を求める。この誤差、つまり出力値と教師値の誤差をできるだけ小さくするように、要素間の結合荷重を調整するのがニューラルネットワークの学習である。この学習には誤差逆伝播法（B P法）を用いるのが一般的だが、メモリと処理速度の関係からB P法によって十分な適応性を得るのは容易でない。そこで、本研究では拡張カルマンフィルタによる最適化アルゴリズムを適用したカルマン法³⁾を導入した。この方法の導入で、中間層が少なく、きわめて少ない学習回数でも、満足する結果が得られる。

3. 資料およびモデルの設定

データは宮城県沖地震（1978年）⁴⁾、日本海中部地震（1983年）⁵⁾、釧路沖地震（1993年）⁶⁾において、震災後に通行規制を行った国道、県・道道を対象に道路108件、橋梁34件を抽出した。道路のデータはHoldout method⁷⁾に従い80件を学習用、28件を評価用とした。ニューラルネットワークの場合、質的データは、それぞれ仮の数値を与えることによって入力できる。本研究では被害状況、通行規制内容、地質、震度、築年数（橋梁のみ）を入力層、復旧期間が1日未満を短期、1日以上を長期に分類し、出力層とした。データの inputs は、0, 1の組み合わせによって行った（表-1）。

表-1 入力データと出力データ

入 力 デ ー タ							出 力 デ ー タ						
被害状況	通行規制内容			地質	震度	築年数	復旧期間						
道路	橋梁	道路・橋梁	道路・橋梁	道路・橋梁	道路・橋梁	橋梁	道路・橋梁						
決壊	0 0 0	上部工被害	0 0 0	全面通行止	0 0 0	堆積岩	0 0	震度5未満	0 0	20年未満	0 0 0	短期(1日未満)	0
陥没	0 0 1	支承部被害	0 0 1	全面一片側	0 0 1	火成岩	0 1	震度5.5未満	0 1	30年未満	0 0 1	長期(1日以上)	1
亀裂	0 1 0	下部工被害	0 1 0	片側交互通行	0 1 0	礫・砂・泥	1 0	震度6未満	1 0	40年未満	0 1 0		
陥没・亀裂	1 0 0	裏込土崩壊	1 0 0	大型車規制	1 0 0	泥炭	1 1			50年未満	1 0 0		
隆起・沈下	1 0 1	橋面との段差	1 0 1	徐行	1 0 1					50年以上	1 0 1		
落石土砂崩落	1 1 0												
建物等倒壊	1 1 1												

学習回数は各150回ずつとした。モデル構造は道路が入力層10ユニット、中間層1層6ユニット、出力

層1ユニットで、橋梁は入力層13ユニット、中間層1層4ユニット、出力層1ユニットである。以上のモデルで計算を行った結果、相関係数は道路が0.8082、橋梁が0.9381となった。出力値の分布は道路、橋梁ともに0.0~0.1と0.9~1.0の範囲に分布しており、最初に与えた教師値の復旧期間を的確に表している。

4. 説明要因が通行規制期間に及ぼす影響

つぎに、ニューラルネットワークの各説明要因が通行規制期間にどの程度影響を及ぼすのかを考える。具体的には全ニューロンに0を入力した基準パターンの出力値を求め、基準パターンからある1カテゴリだけを順次変化させ同様に出力値を求める。以上の結果を整理すると表-2のようになる。ここで、表中のレンジは各説明要因ごとの出力値の取り得る範囲で、レンジが大きいほど入力層のカテゴリの相違が出力値に大きく反映されるといえる。道路、橋梁とも被害状況、通行規制内容のレンジが大きい。これは震災時の被害状況、通行規制内容によって通行規制期間がある程度決定されることを表している。それ以外では道路における地質のレンジが比較的大きく、被災区間の地質が影響を与えているといえよう。

表-2 各要因に対するレンジ

説明要因	カテゴリ数	最小値	最大値	レンジ	
道路	被害状況	7	0.0000	0.8539	0.8539
	通行規制内容	5	0.0022	0.7142	0.7120
	地質	4	0.0178	0.4723	0.4546
	震度	3	0.0077	0.0983	0.0906
橋梁	被害状況	5	0.0004	0.9974	0.9970
	通行規制内容	5	0.5318	1.0000	0.4682
	地質	4	0.9962	1.0000	0.0038
	震度	3	0.8369	0.9998	0.1629
	築年数	5	0.9962	1.0000	0.0038

5. 学習の精度と本モデルによる予測

ここではまず、3で述べた道路の評価用データ28件を用いて得られた予測モデルの学習精度の把握を試みた。その結果、正答率75.0%が得られた。つまり、震災後の復旧期間と要因との間にはある程度のパターンがあり、ニューラルネットワークによりシミュレーションできることを示している。

つぎに、学習済みニューラルネットワークを用いて、教師データを与えていないデータを入力した場合の予測可能性について検討した。データは三陸はるか沖地震(1994年)⁸⁾のものから道路8件、橋梁4件を抽出した。表-3、表-4に実際のデータとニューラルネットワークの出力結果を示す。これによると、学習に組み込まれていない地震の復旧期間もある程度予測可能である。したがって、ニューラルネットワークは震災後の道路網復旧期間の予測に有効に利用できることが理解できた。

表-3 他地震への適用(道路)

データ番号	復旧期間のランク	ニューラルネットワークの出力値
1	1	0.0000
2	1	0.8050
3	0	0.3048
4	0	0.0000
5	1	0.0039
6	1	0.8050
7	1	0.9996
8	0	0.0000

表-4 他地震への適用(橋梁)

データ番号	復旧期間のランク	ニューラルネットワークの出力値
1	1	0.4600
2	1	0.0000
3	1	0.9961
4	1	1.0000

6. まとめ

震災後の道路網復旧期間に影響を与えると思われる要素をこのモデルに入力した結果、かなり正確に復旧期間が予測可能でモデルの信頼性が得られた。さらにデータは少ないが、他の地震へ適用した結果、実用性が確認できた。今後はより汎用性の高いモデルの構築のために、さまざまな地震への適用を行う必要があると考えられる。

参考文献

- 1) 渡辺一志他：地震による被災特性を考慮した道路の通行規制期間に関する研究，第38回日本大学工学部学術研究報告会・講演要旨集，1995.12.
- 2) 例えば、市川紘：階層型ニューラルネットワーク，共立出版，1993.6.
- 3) 村瀬治比古他：パソコンによるカルマン・ニューロコンピューティング，森北出版，1994.2.
- 4) 土木学会東北支部：1978年宮城県沖地震調査報告書，1980.4.
- 5) 土木学会：1983年日本海中部地震震害調査報告書，1986.10.
- 6) 土木学会：1993年釧路沖地震震害調査報告書，1994.12.
- 7) 田中英夫他：ソフトデータ解析，朝倉書店，1995.9.
- 8) 三陸はるか沖地震震害調査委員会：1994年三陸はるか沖地震震害調査報告書，1995.7.