

## ニューラルネットワークを利用した道路高架橋の地震被害の推定法

(独)防災科学技術研究所 正会員 ○小玉 乃理子, 下羅 弘樹, 末富 岩雄  
 阪神高速道路公団 正会員 長沼 敏彦, 伊藤 進一郎, 西岡 勉  
 日本技術開発株式会社 正会員 磯山 龍二

## 1. はじめに

ニューラルネットワークを利用した道路高架橋橋脚の地震被害の推定手法について検討する。兵庫県南部地震で被災した阪神高速道路3号神戸線の被害データに基づき、震度、地形分類および橋梁の構造特性から文献1)に準拠した被災度ランクで橋脚被害を推定する。被害推定結果は数量化I類によるものとの比較を行う。

## 2. 橋脚データ

橋脚の構造データおよび被災データは阪神高速の保全データおよび被災情報データに基づいているが、橋脚形式は表1のように再分類した。被災度はAs(落橋), A(大被害), B(中被害), C(小被害), D(被害無し)の5段階で評価されている。地形分類は1:10000地震防災

土地条件図<sup>2)</sup>の地形分類を表1のように再分類したものを使用した。ここで「川沿等地形」には内水面、天井川沿いの微高地、浅い谷、自然堤防、砂堆・砂州、後背湿地、旧池沼が含まれている。また、震度分布は山口・山崎<sup>3)</sup>による建物被害率から推定された分布を使用した。

入力データのうち橋脚高さ、支間長および震度は、数量化I類に対してはカテゴリーを、ニューラルネットワークに対しては連続値を入力した。

震度が小さい場合の被害推定も可能とするため、元の橋脚被害調査結果による885件のデータに加え、「震度4のとき無被害」というデータも併せて、計1770件のデータを使用した。全データの内の1170件(うち半数は震度4のデータ)から入力データと被災度の関係を求め、残り600件(同)の被害推定を行い、推定結果を被害データと比較する。

## 3. 解析方法

## 3.1 ニューラルネットワークを用いた方法

ニューラルネットワークによる解析では、逆誤差伝搬法に基づく5層(入力層+中間層3+出力層)の階層型ネットワーク<sup>4)</sup>を用いた。入力層は19個、中間層はそれぞれ50個、出力層は5個のニューロンから構成されるものとした。学習率は0.001、学習回数は28,000回とした。

## 3.2 数量化I類を用いた方法

数量化I類による解析では、外的基準Yは橋脚被災度(As, A, B, C, D)に対して(8, 4, 2, 1, 0)を与えた。被害予測結果は次式のYで与えられる。

$$Y = a_{mn} \delta_{mn} \quad (1)$$

表1 入力データ

項目	カテゴリー	データ数	ニューロン数
柱材	鋼	236	1
	RC	1534	
脚形式	T型単柱	1266	5
	2柱式単柱	44	
	その他単柱(L型, ラケットなど)	104	
	ラーメン	300	
	特殊ラーメン(T型2点支持など)	54	
柱断面形状	正方形・長方形	774	1
	円形・小判・楕円	996	
高さ	～10m	306	1
	10～15m	966	
	15～20m	392	
	20～30m	46	
	30m～	60	
基礎形式	直接	250	4
	RC杭	1328	
	PC杭	122	
	ケーソン	70	
支間長	～30m	822	1
	30～40m	484	
	40～50m	252	
	50～60m	104	
	60m～	116	
震度	震度4	885	1
	震度6弱	72	
	震度6強	553	
	震度7	260	
地形分類	沿岸埋立地	80	5
	海岸平野	954	
	川沿等地形	434	
	扇状地	280	
	段丘面	22	

キーワード 地震被害推定, 高架橋, ニューラルネットワーク

連絡先 〒210-0855 神奈川県川崎市川崎区南渡田町1-2 (独)防災科研 川崎ラボラトリー TEL044-329-1146

ここで  $a_{mn}$  はカテゴリー数量,  $\delta_{mn}$  はデータが項目  $m$  の分類  $n$  に該当する場合は1, しない場合は0となるダミー変数である。ただし  $m$  および  $n$  には総和をとるものとする。

#### 4. 解析結果

検証用データのうち震度4のデータを除いた300件のデータについて橋脚被災度ランクの評価誤差の累積分布を図1に示す。

ニューラルネットワークでは, 全体の8割程度の橋脚で誤差1ランク以内で被害を推定することができた。特に, 被害の小さいランクC, Dの橋脚に対しては, 9割程度の橋脚で誤差1ランク以内の推定結果が得られた。しかし, 誤差分散が大きく, 無被害の橋脚を落橋と評価する場合があった。これは, ニューラルネットワークは非線形関数によるフィッティングを行うため, 未知のデータに対して誤差が大きくなる場合があるためと考えられる。

一方, 数量化I類では, 被害がやや大きいランクA, Bに対して精度良い推定が可能であった。それに対してランクD(無被害)の橋脚を無被害と判定することができなかった。これは数量化I類が, ある項目  $k$  に対してカテゴリー数量  $a_{ki}$  を  $n_{ki}a_{ki}=0$  ( $i=1\sim$ (項目  $k$  のカテゴリー数),  $i$  に関して総和をとる) となるよう定める方法であることに起因すると考えられる。すなわち, 「震度4では無被害」というデータを多数使用したことにより, 震度6弱以上に対するカテゴリー数量が相対的に大きくなり, 結果として被害がより大きく評価されたためと考えられる。

震度4の場合は, ニューラルネットワークでは300件すべてがランクD(無被害)と評価された。数量化I類では185件(62%)がランクD(無被害), 114件(38%)がランクC, 1件(0.3%)がランクBと評価された。

#### 5. 結論

ニューラルネットワークを利用した道路高架橋橋脚の地震被害の推定手法について検討した。兵庫県南部地震における阪神高速道路の被害データに基づき, 震度, 地形分類および橋梁の構造特性から橋脚被災度を推定し, 数量化I類による被害推定結果と比較した。

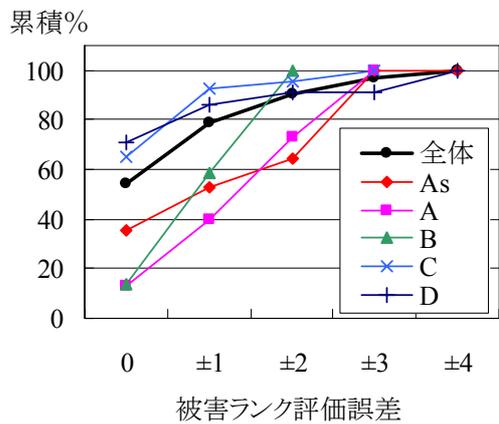
ニューラルネットワークによる被害推定法では, 8割程度の橋脚で推定誤差1ランク以内で被害を推定することができた。ただし, 誤差分散が大きく, 無被害の橋脚を落橋と評価する場合もあった。数量化I類による被害推定法では, 被害がやや大きいランクA, Bに対して精度良い推定が可能であった。一方, 震度が小さいなど, 確実に無被害と推定されるべき橋脚を被害ありと推定する傾向があった。いずれの推定手法も適用範囲に留意する必要がある。

#### 謝辞

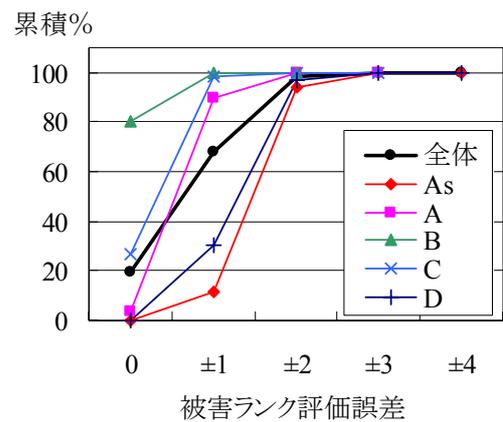
本研究は, 文部科学省が推進している大都市大震災軽減化特別プロジェクトの一環として行ったものである。

#### 参考文献

- 1) 道路震災対策便覧(震災復旧編), 日本道路協会, 2002年
- 2) 建設省国土地理院: 地震防災土地条件図について, 1995年
- 3) 山口直也, 山崎文雄: 1995年兵庫県南部地震の建物被害率による地震動分布の推定, 土木学会論文集, No. 612/I-46, 325-336, 1999年1月
- 4) 馬場則夫, 小島史男, 小澤誠一: ニューラルネットワークの基礎と応用, 共立出版, 1999年



(a) ニューラルネットワーク



(b) 数量化I類

図1 橋脚被災度ランク評価誤差の累積分布