

V-199 ニューラルネットワークを用いた舗装構造の逆解析に関する基礎的研究

東京電機大学 学生会員 小澤 良明
 東京電機大学 フェロー会員 松井 邦人
 東電設計(株) 正会員 松島 学

1. はじめに

FWD 試験では、しばしば舗装を多層弾性構造と仮定し、測定した表面たわみから舗装を構成する各層の弾性係数を推定している。しかしこれには、繰り返し計算が必要となり、瞬時に推定できない。

近年、構造背景・数学背景を考慮しない逆解析方法として、ニューラルネットワークが注目されている。そこで本研究は、舗装を3層モデルとして、その表面たわみと弾性係数の関係を学習させ、表面たわみが与えられると瞬時に層弾性係数を算出できるシステムを構築することを目的としている。

2. ニューラルネットワーク

階層型ニューラルネットワークの出力(伝搬)手順は、現在の層が持つ各ユニットの情報を、シナプス重み w と各ユニットが固有に持つ閾値 θ の影響(式(1))を考慮する。そしてシグモイド関数(式(2))により整理した各ユニットの情報を、次層の各ユニットに伝達させる。次に逆伝搬(学習)方法は、ユニット間のシナプス結合重み w を、自乗誤差(式(3))減少方向に BP 法〔最急降下法(式(4))〕に従い求めて行く。入力値(本研究では層厚と各位置のたわみ)がネットワークを通ることにより変換される出力弾性係数(ニューラルネットワークの推定弾性係数)と、教師値(解析に使用した弾性係数)との自乗誤差を、許容誤差以内になるよう重みを決定するために、伝搬と逆伝搬の操作を繰り返し行い、最適な入力値と出力値の繋がりを探索する。

$$u_k = \sum_{j=1}^n \omega_{kj} y_j - \theta_k \quad (1)$$

$$y_k = f(u_k) = \frac{1}{1 + \exp(-u_k)} \quad (2)$$

$$E = \frac{1}{2} (y_k - T)^2 \quad (3)$$

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ja,k}} = \frac{\partial E}{\partial y_k} \frac{\partial u_{ja}}{\partial \omega_{ja,k}} \frac{\partial y_k}{\partial u_{ja}} \quad (4)$$

3. 学習データの構築と学習モデル

使用した舗装構造モデルは図-1の通りである。弾性係数・層厚は図に記した範囲で一様乱数を用いて算出し、BISAR を使用して作用点より、0cm, 20cm, 45cm, 90cm, 150cm における表面たわみを 10000 セット算出し学習データとして用いた。

ニューラルネットワークの学習モデルを図-2に示す。学習データである表面たわみと層厚を入力層からネットワークに読み込ませ、層弾性係数は教師値として出力層にセットした。

4. 学習結果

図-3に、学習回数と自乗誤差の関係を示す。図より、学習を重ねる毎に自乗誤差が減少して行き、確実に学習していることが分かる。

次に、学習済みニューラルネットワークの近似能力を確認する。学習データの表面たわみと層厚を入力して、得られる出力弾性係数と教師値との関係を図-4に示す。グラフより、第2層目と第3層目の出力弾性係数は、教師値に良く近似している。しかし第1層目の出力弾性係数は、教師値に近似しているとは言えず、実体

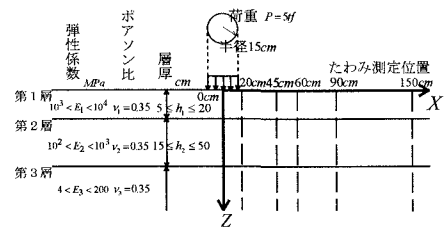


図-1 舗装構造図

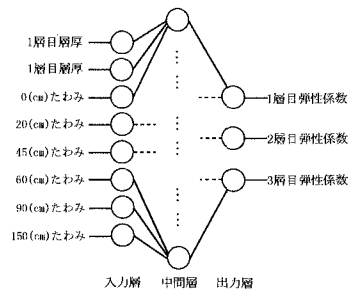


図-2 ニューラルネットワーク学習モデル

キーワード：ニューラルネットワーク, BISAR, FWD, 弾性係数

連絡先：〒350-0394 埼玉県比企郡鳩山町石坂 TEL 0492(96)5731 内線(2734)

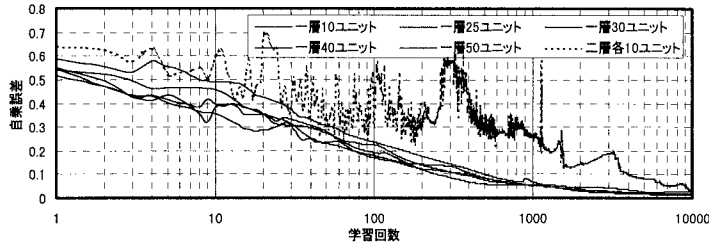


図-3 中間層・中間層ユニット別誤差減少図

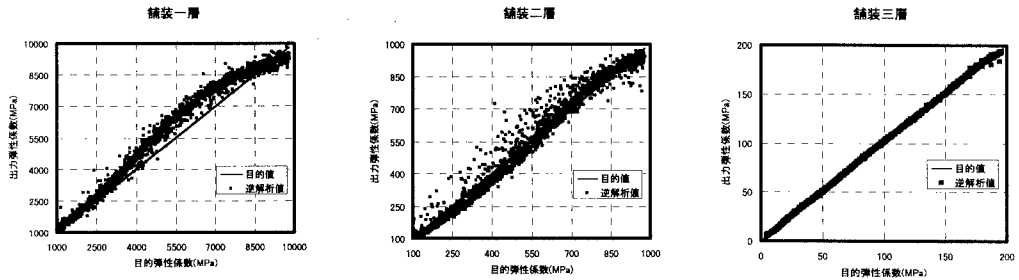


図-4 ネットワークによる各層ごとの弾性係数の推定

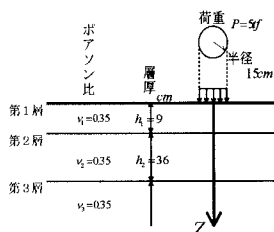


図-5 舗装走行試験場 609 工区

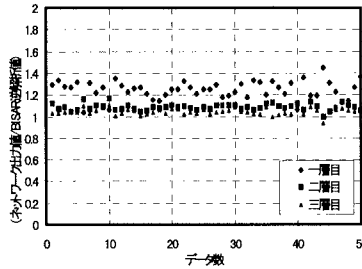


図-6 各層の出力弾性係数
と BISAR の逆解析値との比較

表-1 各層の平均比と標準偏差

	一層	二層	三層
平均比	1.2463	1.0869	1.0415
標準偏差	0.0671	0.0084	0.0026

を十分な精度で表しているとは言いがたい。

さらに 50 セットの実測データを用いて、実際の舗装に対するネットワークの適応力を調べる。実測データに舗装走行試験場 609 工区のデータを使用し、試験舗装の構造モデルを図-5 に記す。比較方法には、出力弾性係数と BISAR により逆解析させた弾性係数との比を用い、図-6 に結果を記す。また結果の平均比と標準偏差を表-1 に記した。グラフおよび表より、第 2 層目と第 3 層目の出力弾性係数は、BISAR の逆解析値とほぼ等しい値を出力している。しかし第 1 層目においては、出力弾性係数が BISAR の逆解析値より大きい弾性係数を算出しており、まだ完全な関係を築いていないと言える。

5. まとめ

- (1) ニューラルネットワークを用いた舗装構造の逆解析は、使用可能であると考えられる。
- (2) 第 2 層目と第 3 層目に対して、ニューラルネットワークの持つ近似能力は、工学的に判断すると十分である。
- (3) 第 1 層目に対しての出力弾性係数は、十分な精度を示しているとは言いがたく、今後の課題として残る。

参考文献

- 1) 矢川元基：ニューラルネットワーク，培風館，1992
- 2) 八名和夫・鈴木義武：ニューロ情報処理技術，海文堂，1992