

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

小澤良明¹・松島学²・松井邦人³・井上武美⁴

¹学生会員 東京電機大学 理工学研究科建設工学専攻 (〒350-0394 埼玉県比企郡鳩山町大字石坂)

²正会員 東電設計(株) 技術開発本部 (〒110-0015 東京都台東区東上野3丁目3番3号)

³フェロー会員 Ph.D. 東京電機大学 建設環境工学科 (〒350-0394 埼玉県比企郡鳩山町大字石坂)

⁴正会員 日本舗道(株) 技術研究所 (〒104-0031 東京都品川区東品川3-32-34)

FWD試験で測定した表面たわみより舗装を構成する層弾性係数を推定し、構造評価を行うことが試みられている。一般に繰り返し計算が必要となるため、計測現場で瞬時に層弾性係数を推定することは不可能である。本研究は、ニューラルネットワークを用いることによりこの欠点を克服しようと試みている。

3層構造の舗装を対象として、層弾性係数と表面たわみの関係を学習させ、そのニューラルネットワークシステムを構築している。また、構築したニューラルネットワークシステムを精度を検証するための実測データに適用し、従来の逆解析法から得られた結果と比較し、そのシステムの妥当性を明らかにした。

Key Words : artificial neural network, FWD, backcalculation, elastic multi-layered analysis, pavement layer modulus

1. はじめに

非破壊試験で舗装の構造評価を行うことができる試験機としてFWDが近年普及してきている。FWD試験は舗装表面に衝撃荷重を作用させ、載荷点を含む数点で表面たわみを計測している。したがって、この表面たわみは時系列データである。逆解析で層弾性係数を推定する時、表面たわみのピーク値を静的なたわみとみなして、静的逆解析を行っている。静的逆解析は測定たわみと計算たわみの差の2乗和が最小となるような層弾性係数を見つける探索法である。この方法は繰り返し計算が必要となるため計測と同時に層弾性係数を算出することはできない。しかし計測現場でたとえ精度は十分でなくとも直ちに層弾性係数を推定できると調査を進めるうえで大いに便利である。

瞬時に表面たわみから層弾性係数を算出するにはニューラルネットワークシステム(以降NNシステム¹⁾と呼ぶ)が便利である。MeierとRix²⁾はNNシステムを開発しているが、その詳細は明らかでなく、また実務への適応性についてはほとんど検討されていないようである。本研究でも、FWD試験後表面たわみから層弾性係数を瞬時に

推定できるようなNNシステムを開発することを目的としている。システムを構築するにあたり学習データが必要となるが、ここではBISARを用いて層厚、層弾性係数を変えて算出した表面たわみを10000セットを用いている。実務問題へ適用することを考え、表面たわみには誤差を含まないデータと誤差を含むデータをそれぞれ別個に作成し、学習を行わせた。構築したシステムを実測データに適用し、層弾性係数を算出し、逆解析ソフト(BALM97)を用いて得られた層弾性係数と比較を行っている。

2. ニューラルネットワークの理論

(1) 伝搬方法

図-1は、本研究で使用した3層構造のNNシステムを示したものである。本研究で使用したNNは、閾値の代わりに**bias**³⁾と呼ばれる常に1の値を出力する特別なセル y_0^1, y_0^2 を設けて、閾値のNNシステムに及ぼす影響を無視するシステムを構築した。

$y_k^{(l)}$ ($k=1, \dots, N_l$) は、入力層(第1層)からNNシステムに与えられる k 番目の入力データを示している。入力データは、入力層と中間層にセットされているセル間の結合係数 $\omega_{jk}^{(2)}$ の影響を受け、中間層の結合先のセルへ伝搬される。式(1)に示すように、中間層の各セルは、伝搬

してきたデータを集める。

$$x_j^{(2)} = \sum_{k=0}^{N_1} \omega_{jk}^{(2)} y_k^{(1)} \quad (1)$$

中間層のセル毎に集められたデータは、式(2)に示すシグモイド関数と呼ばれる微分可能な非減少関数を使用して中間層のセル出力値 $y_j^{(2)}$ を算出する。

$$y_j^{(2)} = \frac{1}{1 + e^{-x_j^{(2)}/U_0}} \quad (2)$$

ここで U_0 は温度を示す。

中間層のセル出力値は、出力層のセルへ伝搬され、入力層と同様の操作を行うことにより、出力層から NN システム推定値を得ることができる。シグモイド関数を f で示し、3 層型 NN システムの入力層の入力値と、出力層の推定値との関係を式(3)に示す。

$$y_i^{(3)} = f\left(\sum_{j=0}^{N_2} \omega_{ij}^{(3)} f\left(\sum_{k=0}^{N_1} \omega_{jk}^{(2)} y_k^{(1)}\right)\right) \quad (3)$$

($i=1, \dots, N_3$)

(3) 学習方法

NN の学習とは、NN システムにより出力して欲しいと願う教師値 T と、NN システムの推定値との「くい違い」を示す関数 $E(\omega)$ の最適問題と考えられる。

NN システムを伝搬することにより得る NN システムの推定値と、教師値との間に生じる誤差関数を式(4)に示す。

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_3} (y_i^{(3)} - T_i)^2 \quad (4)$$

誤差関数を暫時小さくするような結合係数 ω を求めるため、最急降下法を用いて各結合強度 ω の勾配ベクトル $\frac{\partial E(\omega)}{\partial \omega}$ を求める。しかし、直接勾配ベクトルを求められない。そこで、合成関数の編微分の公式を用いて勾配ベクトルを求める。

$$\frac{\partial E(\omega)}{\partial \omega_{ij}^{(3)}} = \frac{\partial E(\omega)}{\partial y_i^{(3)}} \frac{\partial y_i^{(3)}}{\partial x_i^{(3)}} \frac{\partial x_i^{(3)}}{\partial \omega_{ij}^{(3)}} \quad (5)$$

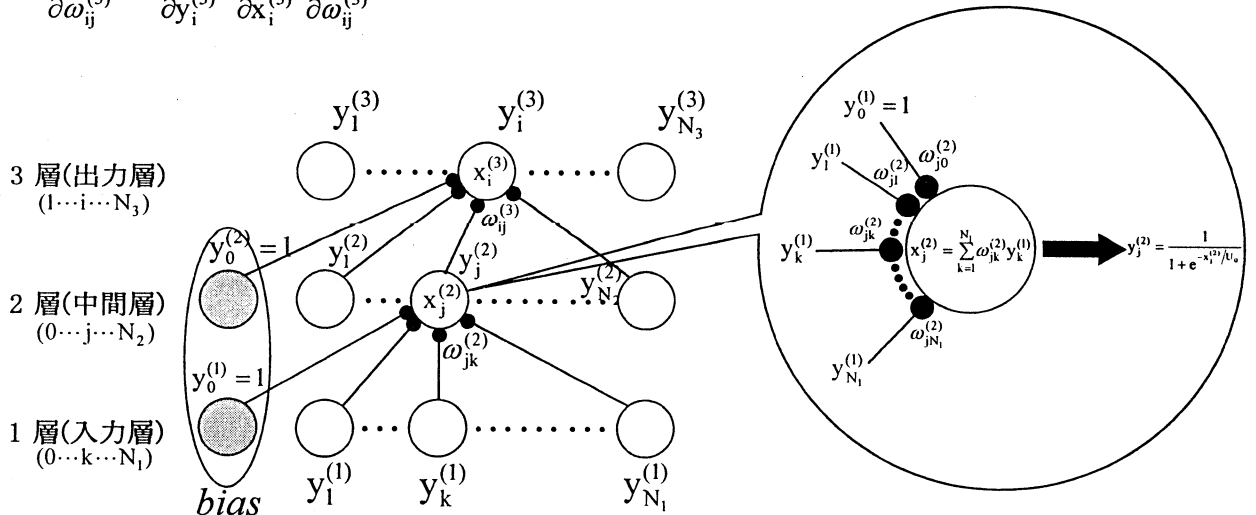


図-1 3 層型 NN の構造

式(5)に各偏微分の値を代入する

$$\frac{\partial E(\omega)}{\partial \omega_{ij}^{(3)}} = \frac{1}{U_0} (y_i^{(3)} - T_i) y_i^{(3)} (1 - y_i^{(3)}) y_j^{(2)} \quad (6)$$

よって、勾配ベクトルを求めることが可能になる。

$$\omega_{ij}^{(3)}(n+1) = \omega_{ij}^{(3)}(n) - \alpha \frac{\partial E(\omega)}{\partial \omega_{ij}^{(3)}} \quad (7)$$

式(6)で求めた各結合強度の勾配ベクトルを、パラメータ α (α は収束速度に影響し、 α が大きい時は収束が当然早い局所的極小値に陥り易い、そこで本研究では 0.05 とした)を考慮して結合強度 ω_{ij} を改良する。同様に、中間層、入力層の間の ω_{jk} にも適応させ、 ω_{jk} を改良する。

NN システムの学習は、出力層で生じる誤差関数を使用して、入力層に向けて結合強度 ω を修正していくことから、逆伝搬法(BP 法)と呼ばれる。

このように、伝搬と逆伝搬の操作を学習データのセット数、各組が許容範囲内に誤差関数が入るように繰り返し行い、最適なネットワークを構築する。

(4) 本問題への適用

NN システムは、既知となっている教師値となる入出力データがあれば、データ間のつながりをシステムに構築させることができる。また、一度構築したシステムからは、リアルタイムに解析できる利点を持っている。一般的に、NN システムに予測させる分野は、評価を数字にして表す事の出来ない感覚的な問題や、解析に時間がかかる問題などに適用されている。

舗装表面のたわみ値から舗装の弾性係数を算出し構造評価をしようとする考え方は、繰り返し解法が必須でありリアルタイムに解析できない。本研究では、層厚、弾性係数を与え BISAR を用いて表面たわみを求め、それらを教師値として NN システムを構築した。

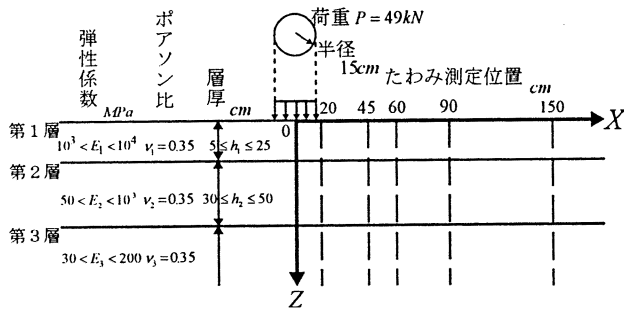


図-2 構築したシステムの適用範囲

3. 舗装構造へのニューラルネットワークの適用

(1) 入出力項目

使用した舗装構造モデルを図-2に示す。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, 60cm, 90cm, 150cmにおける表面たわみを12000セット算出し、10000セットを学習データ、2000セットを検証データとして用意した。

NNシステムの学習モデルを図-3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。

(2) 誤差を持つデータの構築

実舗装へNNシステムを適用する場合、FWDにより得られる表面たわみに含まれている誤差の影響を考慮するのが良いと思われる。我が国で稼動しているFWDは、ASTMの規格に準拠したもので、その精度は、基準値に対して±2%以下、または±0.002mmのどちらか大きいほうとしている。

NNシステムを構築するための表面たわみデータに、FWD試験で表面たわみを測定する時に発生する測定誤差の影響を加味するため、BISARにより算出された表面たわみに正規乱数として、表面たわみの0.5%と1.0%の誤差を含む表面たわみ δ の学習データを作成した。

$$\delta = \bar{\delta}(1.0 + e^*) \quad (8)$$

$$e^* = N(0.0, \sigma_e)$$

ただし $\bar{\delta}$ はBISARで求めた表面たわみで、 e^* は平均値0.0、標準偏差 σ_e (0.05あるいは0.1)持つ正規分布の誤差関数である

(3) システムの構築

図-3に示したように、本研究で使用したNNシステムは、中間層に1つ配置させた、3層構造のネットワークである。入出力データである、表面たわみ、層厚、層弾性係数とも、最小を0.0、最大を1.0となるように式(9)を用いて、スケールをあわせた。表面たわみの測定値に

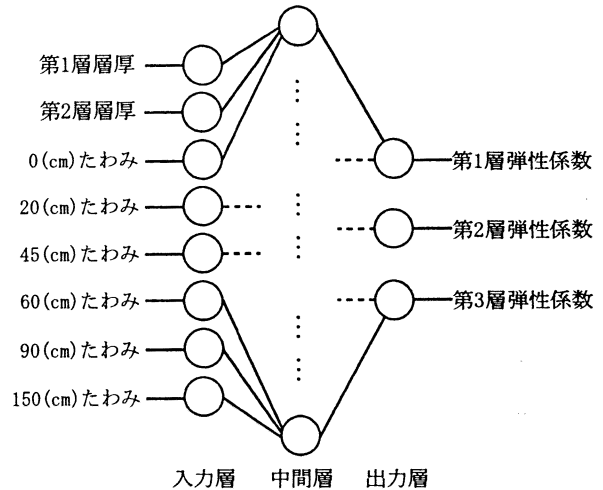


図-3 学習モデル

誤差が含まれていることを考慮して、誤差0%, 0.5%, 1.0%となるような3種類のデータを準備し、それぞれについてシステムを構築した。

$$\bar{P} = \frac{P - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}} \quad (9)$$

ただし、 P は入出力データ、 $\bar{P}$ はスケール、そして $P_{\max}$, $P_{\min}$ は入出力データの最大値、最小値を示している。

中間層の最適なセル数と、NNシステムの推定精度を左右するパラメータである温度を決定する一般的な手法はないと言われている。従って、中間層のセル数決定には、温度を一定にし、セル数が異なる幾つかのネットワークを構築させ、NNシステムに検証データを入力させ算出した推定弾性係数と教師値の誤差を最小にするセル数を中間層のセル数として採用した。温度の決定は、中間層のセル数を一定にして、温度が異なるネットワークを構築し、セル決定方法と同様に適切な温度を調べた。

誤差を示す指標として、式(10)に示す $Er(i)$ を用いた。

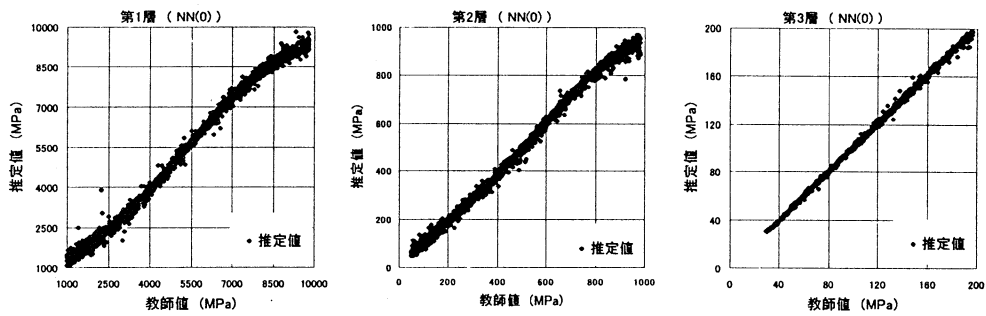
$$Er(i) = \frac{y_i - T_i}{T_i} \quad (10)$$

i は舗装の層を示し、 T_i は教師値、 y_i は推定弾性係数を示している。

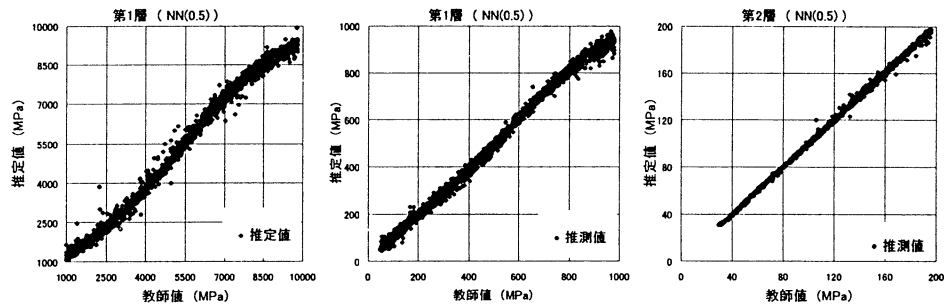
NNシステムが正しく推定すれば、 $Er(i)$ はゼロになる。しかし、現実的には推定値は教師値と必ずしも一致しない。推定値のばらつきを式(11)で評価する。

$$Er(i)_{STD} = \sqrt{\frac{\sum (Er(i))^2}{\text{データセット数}}} \quad (11)$$

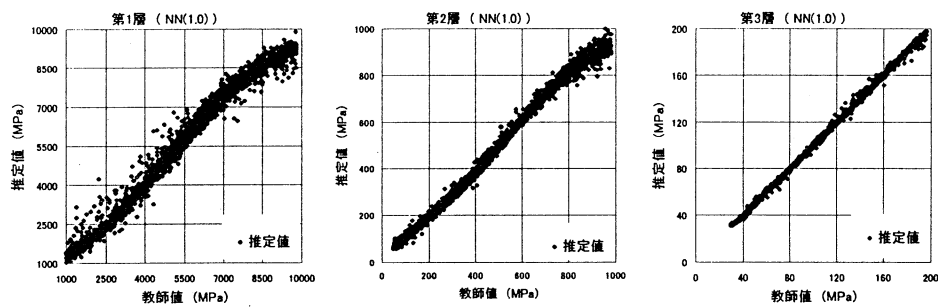
3(2)で作成した学習データを用い、温度を1に固定して中間層のセル数を変化させ学習を行い、構築したネットワークに検証データを使用し算出させ、式(10)で $Er(i)$ を求め、式(11)で推定値のばらつきを評価し適切な中間層のセル数を判断することにした。セル数を変化させた時の $Er(i)_{STD}$ を表-1に示す。この結果よりセル



(a) NN(0)システム



(b) NN(0.5)システム



(c) NN(1.0)システム

図-4 NN システム推定値と教師値

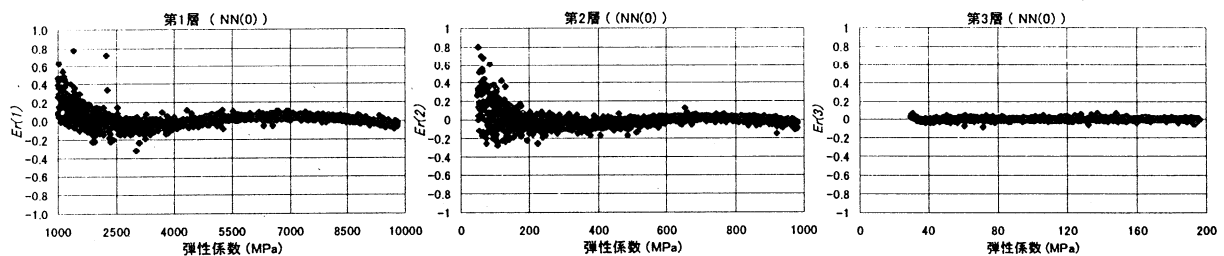


図-5 $Er(i)$

数 50 を採用した. 次に, 中間層のセル数 27 個を固定し温度を変化させ, 式(10)で $Er(i)$ を求め, ばらつきを式(11)で評価した. 温度を異ならせた時の $Er(i)_{STD}$ を表-2 に示す. 図-2 に示した 1 層の弾性係数想定範囲は, 2, 3 層の想定範囲と比較して広く, 2, 3 層と同じ $Er(i)$ 値であっても数値的な誤差は大きい, そこで本研究では, 1 層のばらつきを小さく押さえている温度 1 を採用した. 1 万回学習させ 3 個のシステムを構築した. それらをそれぞれ, NN(0), NN(0.5), NN(1.0) と称することにする.

表-1 中間層のセル数が異なる NN ごとの $Er(i)_{STD}$

	10	27	40	50	100
1 層	0.106	0.074	0.076	0.075	0.081
2 層	0.126	0.085	0.089	0.078	0.079
3 層	0.025	0.018	0.021	0.012	0.012

表-2 温度が異なる NN ごとの $Er(i)_{STD}$

	10	27	40	50	100
1 層	0.079	0.074	0.082	0.075	0.086
2 層	0.089	0.085	0.080	0.076	0.078
3 層	0.016	0.018	0.019	0.016	0.016

表-3 NNシステムごとの $Er(i)_{STD}$

	NN(0)	NN(0.5)	NN(1.0)
$Er(1)$	0.087	0.129	0.224
$Er(2)$	0.091	0.105	0.120
$Er(3)$	0.022	0.020	0.027

4. 学習結果

本論文では、図-2 に記した層厚と層弾性係数の範囲に適用できる NN システムを構築することを目指している。学習効果を検証するため、学習データを作成したのと同じ図-2 のモデルを用いてあらかじめ準備した2000セットの検証データを入力し、算出した推定弾性係数と教師値の関係を図-4 に示す。たわみ誤差が大きいほど推定値のばらつきが大きくなり、また上位の層ほどこの傾向が顕著となることを示している。

また、誤差ゼロの場合について、対象とした層弾性係数の範囲で教師値の値が変わると、NN システム推定値と教師値の一致度がどのように変動するかを調べるため、式(4)により $Er(i)$ を計算し、教師値との関係を図-5 に示した。上位の2つの層については、教師値の値が比較的小さいところで十分に良い一致度が得られていない。この傾向は、誤差が有る場合も同様である。比較のため、誤差0%, 0.5%, 1.0%のとき、式(11)の算出値 $Er(i)_{STD}$ を

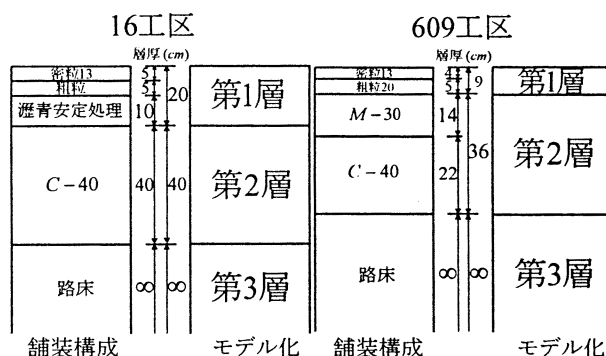


図-6 実舗装構造とモデル化舗装構造

表-3 に記した。誤差が大きくなるほど学習結果のばらつきが大きくなっている。

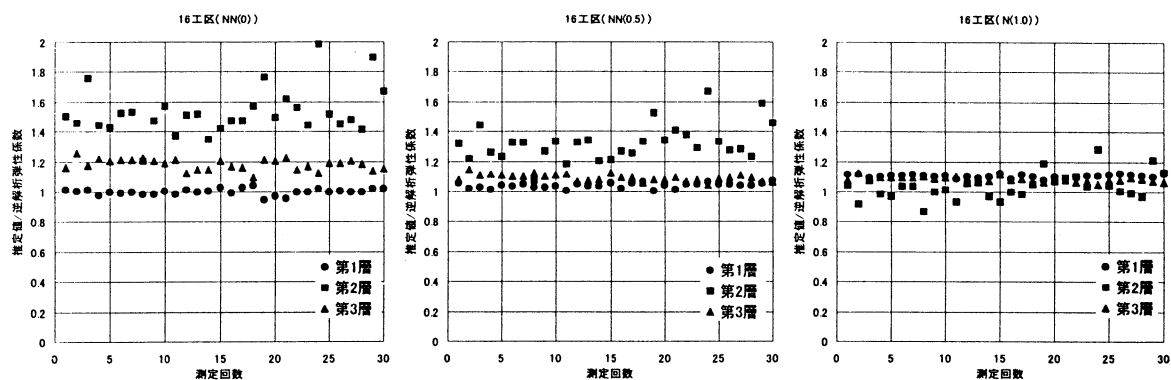
5. NN システムの検証

上で構築した NN システムを次節の実舗装への適応性を検証するため、層厚を図-6 に示した2種類の舗装モデルの層厚に固定し、弾性係数を図-2 に記した範囲でランダムに変動させ構造モデルをそれぞれ100セット作成しBISARを用いて表面たわみを計算した。

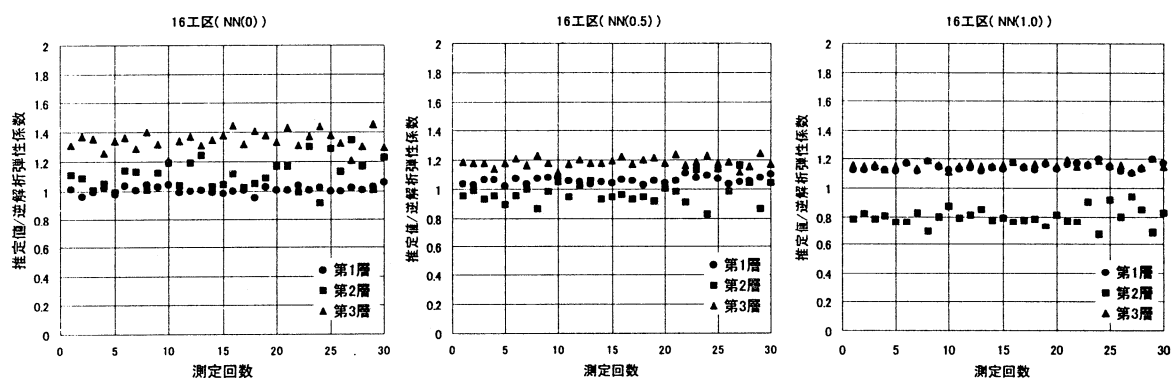
この表面たわみに加え、さらに誤差0.5%, 1.0%を付けた表面たわみを用意した。これら3種類の表面たわみは、有効数字を3桁とする3種類、各100セットで、舗装モデルの検証データとして作成した。弾性係数推定システ

表-4 各推定システムの推定値と真値の $Er(i)_{STD}$

第1層						
	16 工区			609 工区		
	誤差無し	誤差0.5%	誤差1.0%	誤差無し	誤差0.5%	誤差1.0%
BALM'97	0.014	0.053	0.105	0.019	0.092	0.185
NN(0)	0.052	0.065	0.099	0.051	0.110	0.194
NN(0.5)	0.055	0.070	0.101	0.054	0.106	0.183
NN(1.0)	0.058	0.073	0.102	0.093	0.119	0.180
第2層						
	16 工区			609 工区		
	誤差無し	誤差0.5%	誤差1.0%	誤差無し	誤差0.5%	誤差1.0%
BALM'97	0.018	0.095	0.103	0.008	0.028	0.056
NN(0)	0.055	0.071	0.119	0.044	0.055	0.076
NN(0.5)	0.055	0.029	0.113	0.042	0.052	0.070
NN(1.0)	0.047	0.070	0.103	0.047	0.051	0.063
第3層						
	16 工区			609 工区		
	誤差無し	誤差0.5%	誤差1.0%	誤差無し	誤差0.5%	誤差1.0%
BALM'97	0.007	0.009	0.015	0.004	0.006	0.010
NN(0)	0.009	0.013	0.020	0.010	0.012	0.018
NN(0.5)	0.013	0.011	0.017	0.011	0.012	0.016
NN(1.0)	0.010	0.014	0.018	0.018	0.018	0.019

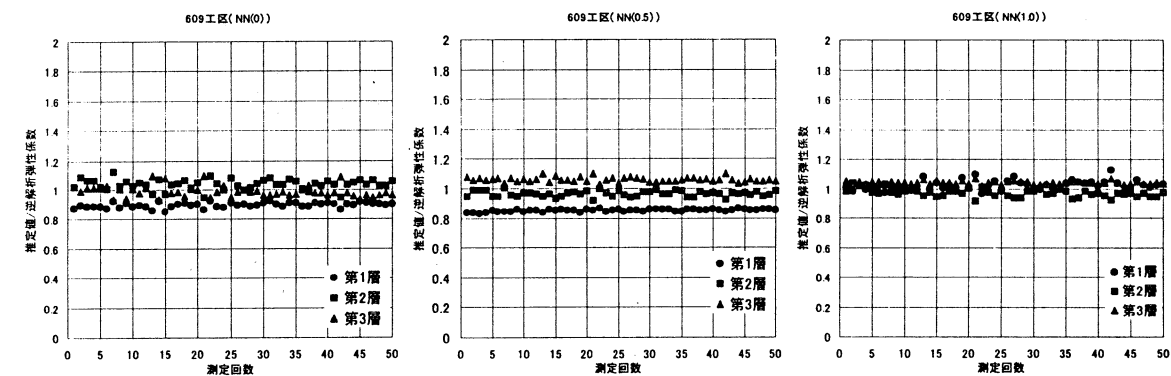


(a) A 機関

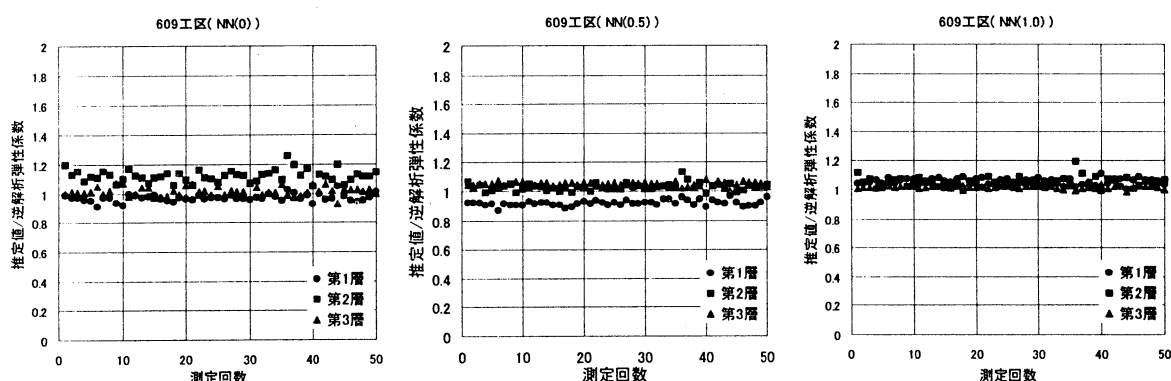


(b) B 機関

図-7 NN システム推定値と BALM'97 の比 (16 工区)



(a) A 機関



(b) B 機関

図-8 NN システム推定値と BALM'97 の比 (609 工区)

ムを用いて、この検証データで各層の弾性係数を推定した。式(10)で $Er(i)$ 、そして式(11)で $Er(i)_{STD}$ を計算し、その結果を表-4に整理した。同表は、検証データの誤差が大きくなるほど推定システムの算出値と真値の差が大きくなることを示している。しかし、NNシステムを構築した誤差と同じ誤差を混入したデータをNNシステムに推定させた時が、比較的ばらつきが小さいようである。例として、誤差1.0%のとき、それぞれの層でNN(1.0)の推定値のばらつきが小さくなる傾向が見られるように、検証データと同じ測定誤差を考慮し構築したNNシステムを用いて推定した弾性係数のばらつきは、小さくなる傾向があると考えられる。

6. 実舗装への本システムの適用

(1) 実舗装の概要

本研究で用いた表面たわみデータは、建設省土木研究所の舗装走行試験場及び試験走路で得られた、第1回FWD共通試験⁴⁾609工区におけるA機関とB機関の測定結果である。また、16工区の表面たわみデータは、第2回FWD共通試験⁴⁾のA、B両機関の測定結果である。図-6には、16工区、609工区の実際の舗装構造と、それを3層構造にモデル化した図を示してある。

(2) 16工区への適用

A、B両機関のFWDで測定した表面たわみデータ各50セットから、BALM97、NN(0)、NN(0.5)、NN(1.0)のシステムを

用いて層弾性係数を推定した。NNシステムの推定値とBALM97で逆解析して求めた弾性係数の比を図-7に図示した。また、推定した弾性係数の変動係数と図-7に示した比の平均値を平均比として表-5に記した。平均比はBALM97の結果との一致度を示しているだけであり、必ずしも真値との一致度を意味しているわけではない。図-7と表-5から判断するとA、B機関のデータともNN(1.0)の適応性が比較的良好と言える。

(3) 609工区への適用

前節と同様に4種類のシステムを用いて層弾性係数を推定した。NNシステムの推定値とBALM97で逆解析して求めた弾性係数の比を図-8に図示した。また、推定した弾性係数の変動係数と図-8に示した比の平均値を平均比として表-6に記した。16工区の場合と同様NN(1.0)で算出した弾性係数の変動係数が小さくなっている。図-4では測定誤差が大きいほど推定値と教師値の差のばらつきが大きくなっており、NN(1.0)よりNN(0)システムの精度がよいと言う判断になる。しかしながら、常に誤差が含まれる実測データから層弾性係数を推定するとき、測定誤差を考慮して構築したNNシステムの方が良いようである。

6. 結論

本研究では、NNシステムを適用してFWD試験で測定さ

表-5 16工区の試験データを使用した、NNシステム推定値と逆解析弾性係数の変動係数(%)と平均比

		変動係数(%)				平均比		
		BALM97	NN(0)	NN(0.5)	NN(1.0)	NN(0)	NN(0.5)	NN(1.0)
A 機関	1 層	5.95	6.63	8.12	11.49	1.00	1.04	1.11
	2 層	13.59	35.09	24.76	6.86	1.53	1.32	1.04
	3 層	2.08	15.96	8.85	8.01	1.18	1.09	1.08
B 機関	1 層	6.09	6.57	9.01	14.26	1.01	1.06	1.15
	2 層	12.41	12.75	7.52	27.95	1.11	0.98	0.80
	3 層	1.76	26.38	15.97	13.98	1.35	1.18	1.16

表-6 609工区の試験データを使用した、NNシステム推定値と逆解析弾性係数の変動係数(%)と平均比

		変動係数(%)				平均比		
		BALM97	NN(0)	NN(0.5)	NN(1.0)	NN(0)	NN(0.5)	NN(1.0)
A 機関	1 層	4.36	5.53	4.44	5.16	0.90	0.85	1.03
	2 層	4.52	3.85	3.30	2.29	1.04	0.97	0.97
	3 層	1.30	3.85	1.74	1.43	0.99	1.06	1.04
B 機関	1 層	3.92	5.81	5.56	3.16	0.97	0.92	1.06
	2 層	4.58	2.62	2.41	1.52	1.12	1.03	1.05
	3 層	1.24	2.72	1.16	0.97	1.02	1.05	1.02

れた表面たわみから、3層モデルで表した舗装の各層の弾性係数を推定することを目的としている。実用的なNNシステムを構築するため、BISARを用いてたわみ誤差の程度を換えた3種類のたわみデータを準備し、ニューラルネットワークで学習させシステム構築を試みた。その結果以下のようなことが明らかになった。

- (1)図-2の適用範囲の舗装に適用できるNNシステムの構築を行った。その結果、現在利用されている逆解析ソフトウェアで必要な繰り返し計算を行うことなく、瞬時に層弾性係数が推定できるシステムを構築できる可能性があることを明らかにした。
- (2)NNシステム構築するとき、解析たわみを学習データとするより、それに誤差を加えたデータを学習データとして用いる方が、実測データへの適応性がよい。
- (3)路盤の弾性係数が100MPa以下では推定精度が少し悪

くなっている。このことは図-5の学習結果でもその範囲の弾性係数の学習が十分に行われないとからも予測されることである。また、16工区の路盤弾性係数においてNNシステム推定値と逆解析弾性係数の一致度が悪くなっている原因でもある。

たわみデータから層弾性係数を推定するNNシステムを構築するとき、表面たわみのデータ、舗装の層厚、等のデータだけでなく、その舗装の層弾性係数を例えばコアを採取して測定するのが望ましい。このようなデータベースに基づきNNシステムを構築すると、より信頼できるシステム構築が実現できるであろう。

参考文献

- 1) 前川亮太, 姫野賢治, 八谷好高 : ニューラルネットワーク理論を用いた空港舗装の新しい路面評価方法に関する研究, 舗装工学論文集 第3巻 pp15-22, 1998.
- 2) Meier, R. W. and Rix, G. J. : Backcalculation of Flexible Pavement Moduli From Dynamic Deflection Basins Using Artificial Neural Networks, Transportation Research Record 1473, pp72-81
- 3) 矢川元基 : ニューラルネットワーク, 培風館, 1992.
- 4) FWD研究会 : FWDに関する研究, 1993.
- 5) 鈴木義武, 八名和夫 : ニューロ情報処理技術, 海文堂, 1992.
- 6) 安田登, 白木渡, 松島学, 堤知明 : ニューラルネットワークに基づいたコンクリート構造物点検技術者の思考過程の評価, 土木学会論文集, No. 496/V-24 pp. 41-49 1994. (1999. 8. 23 受付)

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK TO BACKCALCULATION OF PAVEMENT STRUCTURE

Yoshiaki OZAWA, Manabu MATSUSHIMA, Kunihiro MATSUI, Takemi INOUE

Structural evaluation of pavement has been conducted from a set of surface deflections measured by a falling weight deflectometer(FWD). However, because a backcalculation requires repetitive computation, layer moduli can not be estimated instantaneously after FWD tests. This study aims to overcome this shortcoming.

Selecting three layer pavement as an example structure, artificial neural network is trained to acquire knowledge on relationship among layer modulus, layer thickness and surface deflections. The system constructed in this manner is verified by applying the system to FWD test data and by comparing the system generated layer moduli with those obtained from backcalculation.