

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

前川亮太¹・姫野賢治²・八谷好高³

¹学生会員 中央大学 理工学部土木工学科 (〒112-8551東京都文京区春日1-13-27)

²フェロー会員 工博 中央大学教授 理工学部土木工学科 (〒112-8551東京都文京区春日1-13-27)

³正会員 工博 運輸省港湾技術研究所土質部滑走路研究室 (〒239-0826神奈川県横須賀市長瀬3-1-1)

現在用いられている舗装の路面評価基準は、利用者や管理者の主観的な評価を路面性状という客観的な物理量を用いて機械的に推測するという指標が数多い。本研究では、ニューラルネットワーク理論を用いて空港舗装技術者の主観的な評価を推測することにより新しい路面評価方法を構築した。この方法と重回帰分析を適用した路面評価方法との比較、検討を行った結果、本手法が精度面についても出力形式の合理性という面についても有効であるということがわかった。さらに路面性状値と維持補修の必要性の評価値との相関性が弱いほど、すなわち判断材料として主観が多く含まれるほど、本手法が主観評価値推測の正確性に優れるという見解が得られた。

Key Words : neural network, airport pavement surface evaluation, subjective evaluation

1. はじめに

舗装の路面評価を合理的に行うことが重要であるということは舗装使用時の安全上あるいは舗装維持修繕時の経済上の観点などから明白である。現在用いられている舗装路面評価基準は、PSIやMCIなどに代表されるように舗装利用者や管理者の主観的な評価を路面性状という客観的な物理量を用いて機械的に算出するという指標が数多い。これらはいわば「路面性状を手がかりとした、人間の主観の推測」であり、その推測手段として重回帰分析や判別分析などの統計学的手法が用いられている。

一方、今日のコンピューティングの学術界において、人間の脳構造をモデル化し人工知能を作り出すというニューラルネットワーク（以下“NN”という）理論の研究が盛んに行われ、成果をあげている。

本研究では両者を結びつけ、熟練舗装技術者の感性を持たせたNNアルゴリズムを構築した。そのアルゴリズムに「舗装技術者の主観の推測」をさせることで、より合理的な新しい路面評価方法の確立が期待される。

2. 研究目的

本研究のひとつめの目的は、「路面性状を手が

かりとした人間主観の推測」の推測手段として、従来の統計学的手法ではなくNN理論を適用することによってより正確に主観評価の再現を図ることである。

従来の評価基準では路面性状を得ることによって路面の評価を一義的に決定するという形態がとられているが、実際の主観評価では一地点について複数者の評価は「ばらつき」をもち「まちまち」であるのが一般的であり、一義的に評価を決定する方法は合理的とはいえない。一方NNは複数の評価者の情報をシステムに組み入れることが可能であり、システムの構築方法によっては「ばらつき」を合理的に表現することも可能である。従って本研究のふたつめの目的は、評価者の判断の「ばらつき」を合理的に表現し得る路面評価方法を構築することである。

3. ニューラルネットワークの理論

NNは「人間の脳による判断過程」の数学的な疑似モデルであるが、ここでそのアルゴリズムを説明する。

人間の脳はニューロンと呼ばれる神経細胞が多数寄り集まり、それらが相互に結合することにより形成されている。図-1はニューロンの概念図である。

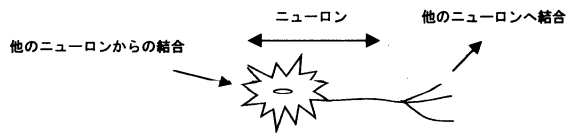
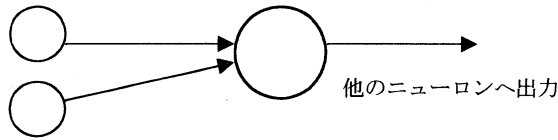


図-1 ニューロンの概念



他のニューロンからの入力

図-2 ニューロンのモデル化

ニューロン相互間の結合の強弱を調節することにより、脳機能としてひとつの判断がなされることが考えられている。そこで、ひとつのニューロンを図-2のようにモデル化する。

このモデルは「他のニューロンから情報が伝えられ、何らかの処理を行って他のニューロンへと情報を出力する」という形態をとっている。このモデルのニューロン相互間の結合強度を調節させることにより「脳構造の疑似」を行うことがNN理論の基本的構造である。

さらに個々のニューロンにおける結合強度の調節のメカニズムを説明したのが図-3の2層NNアルゴリズムである。一般に入力ニューロンの個数は任意数だが、ここでは簡単に入力ニューロンを2個として説明する。

まず重み w_1 , w_2 と閾値 h に適当な初期値を与え、パラメータ ϵ も小さな正数として定める。さらに学習データとして入力値(x_1 , x_2)とそれに対応する出力値(z)を与える。ここで z は0もしくは1とする。ここで(x_1 , x_2)を入力することにより、できるだけ z に近い値が出力されるようにすることが目的である。2層NNアルゴリズムは、2つの入力ニューロンから x_1 , x_2 というデータを受け取って出力ニューロンへと送るわけであるが、各々 w_1 , w_2 という重みがあるので入力データ Y は

$$Y = w_1x_1 + w_2x_2 \quad (1)$$

となる。この入力データ Y が h を超えると出力データを“1”とし、 Y が h を超えなければ出力データを“0”とするよう定めると、2層NNアルゴリズムは入力値(x_1 , x_2)ひと組に対して“0”もしくは“1”を出力することになる。

出力した段階で、この出力値を学習データの z と

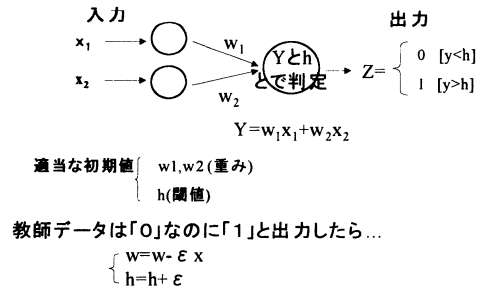


図-3 2層NNアルゴリズム

比べさせる。 z はいわばお手本であるから、出力値と z とが同じであれば良いのだが、必ずしもそうはならない。 z が0とあるところをシステムが1と出力した場合、

$$w_1 \leftarrow w_1 - \epsilon \cdot x_1 \quad (2)$$

$$w_2 \leftarrow w_2 - \epsilon \cdot x_2 \quad (3)$$

$$h \leftarrow h + \epsilon \quad (4)$$

以上のように重みと閾値とを修正すると入力値 Y が $\epsilon(x_1 \cdot x_1) + \epsilon(x_2 \cdot x_2)$ だけ小さくなる。これが「学習による、結合強度の調節」である。出力値と z とが一致していれば修正は行わない。 z が1であるのにシステムが0と出力した場合は(2), (3), (4)各式の正号と負号とを逆にした修正を行い、入力値を大きくする。

この学習を何度も繰り返すことにより、2層NNアルゴリズムは次第に z に近い値を出力するようになるのである。以上がNN理論の基礎概念である。

本研究ではNN理論の一種である「バックプロパゲーションモデル」と呼ばれるアルゴリズムを用いた。バックプロパゲーションモデルは2層NNアルゴリズムを多層化へと拡張した理論である。バックプロパゲーションモデルの導入により、2層NNアルゴリズムの学習識別能力の限界を超える複雑な識別が可能だと考えられている。図-4にバックプロパゲーションモデルの概念図を示す。

2層NNアルゴリズムと同じようにバックプロパゲーションも結合強度(重み)を調節することにより学習を行う。一般に階層数は任意であるが、ここでは階層数を3層として説明する。

第 k 層の i 番目のニューロンが受ける入力値 v_{ik} と出力値 u_{ik} は

$$v_{ik} = \sum_{j=1}^3 w_{ij}(k-1)u_{j(k-1)} + t_{ik}, \quad u_{ik} = f(v_{ik}) \quad (5)$$

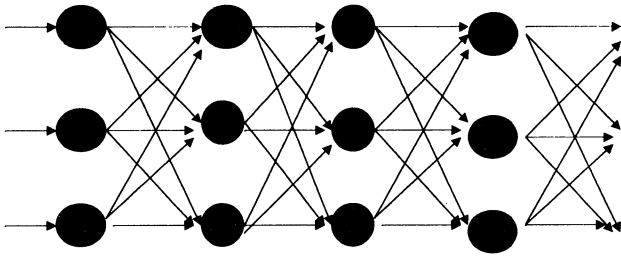


図-4 バックプロパゲーションモデル概念図

となる。ここで $w_{ij(k-1)}$ は第 $k-1$ 層第 j 番目ニューロンと、第 k 層第 i 番目ニューロン間の結合強度であり、 t_{ik} は第 k 層第 i ニューロンの閾値である。理由は後に説明するがバックプロパゲーションでは $f(v)$ は v で微分可能である必要があるので、微分可能かつ閾値関数に似た軌跡を示すシグモイド関数が用いられる。シグモイド関数 $f(v)$ を次に示す。

$$f(v) = 1/(1+\exp(-v)) \quad (6)$$

ここで第3層第 i 番目のニューロンの出力を y_i と表わす。 y_i は重み $w_{ij(k)}$ の関数である。また、お手本となる教師データの i 番目の出力を z_i とし、両者の「くい違い」を表わす関数として評価関数 E を用いる。

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^3 (y_i - z_i)^2 \quad (7)$$

そしてこの評価関数を最小とするように各結合強度(重み)を修正するのである。具体的には

$$w_{ijk} \leftarrow w_{ijk} - \varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ijk}} \quad (8)$$

という操作をすることになるが、 $\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ijk}}$ が簡単に求まらないため、各層各ニューロンについて、

$$p_{ik} = \frac{\partial E}{\partial v_{ik}} \quad (9)$$

なる関数を定義すると、

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ijk}} = p_{i(k+1)} \bullet u_{jk} \quad (10)$$

が成立するので $p_{i(k+1)}$ が求まれば良いということになる。ここで

$$p_{ik} = \sum_{j=1}^3 p_{j(k+1)} f'_{jk}(v_{jk}) w_{ijk} \quad (11)$$

なる関係があるので、すなわちある層の p は、その次(出力側)の層における p が得られれば求まるということになる。第3層(出力層)における p は第 i 番目のニューロンについて

$$p_{i3} = f'_{i3}(v_{i3}) \times (y_i - z_i) \quad (12)$$

と求めることができるので、出力層から入力層の方向へと逆向きに計算を進めれば、各層各ニューロンについての p がもとまり、 $\varepsilon \frac{\partial E}{\partial w_{ijk}}$ が得られ、ゆえ

に結合強度を適切に変更することが可能となる。このように誤差信号が出力方向とは逆の方向に伝播することが「バックプロパゲーション」の語源となっている。

この学習アルゴリズムを数多く繰り返すことにより、ニューラルネットワークシステムが「教師データのような出力をするように重みを吟味」し、「教師データのような出力をはじき出すシステム」へと変化してゆくのである。

4. 測定データ

本研究で対象としている路面評価とは、舗装における路面性状値を手がかりとして人間の主観評価を推測するものであるため、ひとつの地点において路面性状値と主観評価値との双方が必要となる。

そこで、かつて筆者らが運輸省で測定した羽田空港の舗装 52 箇所についての路面性状値と、主観評価値として技術者の評価点数とをデータとして用いた。評価をした技術者とは、平均勤続年数 13 年という熟練した技術者 24 名であり、測定地点はアスファルト舗装(以下"As 舗装"という)が 30 箇所とコンクリート舗装(以下"Co 舗装"という)が 22 箇所とで計 52 箇所である。

As 舗装については、路面性状値として、ひびわれ(%), わだち掘れ(cm), 平坦性(mm)の 3 項目を用い、技術者による主観評価値として維持補修の必要性を 3 段階で視察評価したものをを用いた。ここでいう 3 段階とは、舗装の維持補修が「早急に必要」「近いうちの補修が好ましい」「必用なし」という 3 段階であり、本研究ではそれぞれ 1 点・2 点・3 点と表現した。また、舗装一箇所につき「滑走路として評価した」場合と「誘導路として評価した」場合と「エプロンとして評価した」場合の 3 項目についてそれぞれ 3 段階で視察評価を行った。

一方の Co 舗装については、路面性状値として、ひびわれ(度), 目地部破損(%), 平坦性(mm)の 3 項目を用いた。技術者の評価点数についての採点方法は As 舗装の場合と同様である。Co 舗装では「滑走路として」のみ評価した。

測定データの概念図を図-5に示す。

以上のデータを用い、

1. As舗装を滑走路として評価した場合
2. As舗装を誘導路として評価した場合
3. As舗装をエプロンとして評価した場合

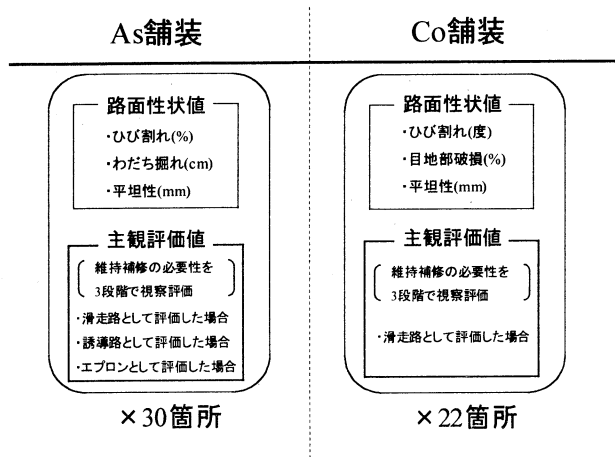


図-5 測定データの概念図

表-3 各地点における路面性状値と評価状況（Co 舗装を滑走路として評価した場合）の学習用データ

箇所	路面性状値			評価者数(人)		
	ひびわれ(度)	目地部破損(%)	平坦性(mm)	1点と評価した	2点と評価した	3点と評価した
C-1	0.0	0.0	3	0	0	24
C-2	0.0	0.0	4	0	0	24
C-3	0.1	0.2	5	0	3	21
C-4	3.0	3.3	9	1	11	12
C-5	6.5	3.3	10	7	15	2
C-6	3.8	1.4	9	4	16	4
C-7	19.2	2.0	11	20	3	1
C-8	5.3	4.4	8	3	17	4
C-9	12.2	0.1	11	11	13	0
C-10	4.0	3.9	17	16	6	2

表-4 各地点における路面性状値と評価状況（Co 舗装を滑走路として評価した場合）の検証用データ

箇所	路面性状値			評価者数(人)		
	ひびわれ(度)	目地部破損(%)	平坦性(mm)	1点と評価した	2点と評価した	3点と評価した
C-11	10.0	2.7	10	11	12	1
C-12	0.6	1.3	6	0	10	14
C-13	0.0	0.0	3	0	0	24
C-14	0.0	0.4	1	0	0	24
C-15	1.8	0.0	7	3	11	10
C-16	5.6	0.6	10	4	13	7
C-17	6.5	1.8	10	11	11	2
C-18	7.7	0.4	14	15	7	2
C-19	3.3	0.0	10	0	12	12
C-20	4.5	0.6	11	4	16	4
C-21	0.4	1.1	10	7	14	3
C-22	1.5	0.7	8	0	13	11

4. Co舗装を滑走路として評価した場合の4つの場合について、NNを実行した。

また、NNの出力結果を検証するために、全測定データを学習用データと検証用データとに分けてNNを実行した。その分類は以下のとおりである。

- As舗装を滑走路として評価
… 学習用15箇所、検証用15箇所
- As舗装を誘導路として評価
… 学習用11箇所、検証用19箇所
- As舗装をエプロンとして評価
… 学習用11箇所、検証用19箇所
- Co舗装を滑走路として評価
… 学習用10箇所、検証用12箇所

各場合において学習用データ数が異なるのは、3

表-1 各地点における路面性状値と評価状況（As 舗装を誘導路として評価した場合）の学習用データ

箇所	路面性状値			評価者数(人)		
	ひびわれ(%)	わだち割れ(mm)	平坦性(mm)	1点と評価した	2点と評価した	3点と評価した
As-1	0.1	10	1.10	0	4	20
As-2	0.0	15	1.41	0	3	21
As-3	2.0	19	2.91	0	1	23
As-4	0.1	21	1.38	0	11	13
As-5	0.0	21	2.20	7	8	9
As-6	3.1	29	0.90	4	13	7
As-7	7.8	55	3.72	3	17	4
As-8	3.2	44	4.09	14	10	0
As-9	8.9	26	2.53	22	2	0
As-10	15.6	46	0.99	13	10	1
As-11	11.3	47	2.60	13	10	1

表-2 各地点における路面性状値と評価状況（As 舗装を誘導路として評価した場合）の検証用データ

箇所	路面性状値			評価者数(人)		
	ひびわれ(%)	わだち割れ(mm)	平坦性(mm)	1点と評価した	2点と評価した	3点と評価した
As-12	0.6	10	0.91	0	3	21
As-13	0.6	18	1.73	0	2	22
As-14	0.7	19	2.33	0	1	23
As-15	0.6	42	1.99	6	14	4
As-16	0.9	37	2.25	0	11	13
As-17	6.2	47	2.31	7	14	3
As-18	0.0	30	6.19	7	10	7
As-19	16.0	37	1.64	14	9	1
As-20	11.8	44	1.69	13	8	3
As-21	6.5	61	4.79	3	16	5
As-22	5.0	35	3.33	13	8	3
As-23	10.3	28	2.70	22	2	0
As-24	11.0	35	4.02	20	4	0
As-25	11.9	23	3.12	7	15	2
As-26	0.5	28	1.47	1	5	18
As-27	2.8	34	2.69	3	13	8
As-28	2.8	18	1.42	2	16	6
As-29	0.0	14	1.41	0	0	24
As-30	0.0	15	2.80	0	0	24

点と評価される舗装、2点と評価される舗装、1点と評価される舗装とを学習用データとしてバランス良く盛り込む必要があったためであり、そのバランスに要するデータ数が各場合で異なったことによる。

4つのケースのうち例としてAs舗装を誘導路として評価した場合についての学習用データを表-1に、検証用データを表-2に、またCo舗装を滑走路として評価した場合についての学習用データを表-3に、検証用データを表-4に示す。

以上のデータを用い、NNを実行させた。NN実行時の流れは以下のとおりである。

- 学習段階…「路面性状データとそれに対応する技術者回答の傾向を学習する」というプロセスをくり返す。
- 実行段階…学習し終えたプログラムに路面性状データのみを入力すると、技術者回答を推測し出力する。

NNアルゴリズムの実現により、路面性状を測定しさえすればその地点についての技術者の評価を知り得るという路面評価方法が確立されることとなる。

5. 実行結果

ここでNNを実行させ、技術者の評価回答を推定させた。しかし「お手本」となる技術者が24名い

表-5 評価点平均値の推測 (As舗装を誘導路として評価した場合)

箇所	路面性状値			評価者数(人)		
	ひびわれ(%)	わだちぬれ(mm)	平坦性(mm)	正解	NN	重回帰分析
As-12	0.6	10	0.91	2.87	2.98	2.65
As-13	0.6	18	1.73	2.92	2.72	2.51
As-14	0.7	19	2.33	2.96	2.70	2.41
As-15	0.6	42	1.99	1.92	1.78	2.41
As-16	0.9	37	2.25	2.54	1.82	2.36
As-17	6.2	47	2.31	1.83	2.22	1.91
As-18	0.0	30	6.19	2.00	2.98	1.88
As-19	16.0	37	1.64	1.46	1.18	1.25
As-20	11.8	44	1.69	1.58	1.42	1.56
As-21	6.5	61	4.79	2.08	1.68	1.49
As-22	5.0	35	3.33	1.58	1.64	1.89
As-23	10.3	28	2.70	1.12	1.08	1.57
As-24	11.0	35	4.02	1.17	1.12	1.31
As-25	11.9	23	3.12	1.79	1.20	1.40
As-26	0.5	28	1.47	2.71	2.28	2.53
As-27	2.8	34	2.69	2.21	1.68	2.15
As-28	2.8	18	1.42	2.17	2.44	2.38
As-29	0.0	14	1.41	3.00	2.88	2.62
As-30	0.0	15	2.80	3.00	2.98	2.41
平均誤差					0.302	0.293

ることにより、その24名分の回答をどう代表させてNNに出力させれば良いのかという出力形式を選択する必要がある。本研究では以下の出力形式を採用した。

- (1)技術者評価 (24名分) の評価平均値を推測
- (2)3点, 2点, 1点の各段階評価者数の全体に対する割合を推測

出力形式として(1)を採用したのはNNの妥当性を確認するためである。この出力形式の場合は3つの路面性状値から1つの評価平均値を推測するため、重回帰分析でも推定が可能である。このことから、NNと重回帰分析とで同一のデータを用いて結果を出力し、互いの出力結果を検証することによりNNの路面評価に対する妥当性の把握を試みた。

しかし、ひとつの舗装地点における評価は各者の主観の相違により判断にばらつきが見られるわけであるから、技術者回答の平均値をもって一義的に路面評価としてしまうのは合理的とはいえない。

そこで、さらに合理的な評価形式として(2)の出力形式を試みた。換言すれば、各地点において「1点と答えた技術者が何人いて、2点は何人で3点は何人なのか?」という、評価点の分布を推定したということである。この出力方法を用いることにより路面評価システムの利用者は、舗装の路面状況について「どれくらい良くて、どれくらい悪いのか」という損傷の程度を的確に把握することができるのである。

予備検討において学習状況が良好であったことから、NNの構造として、(1)については階層数を3層、各層のセル数は路面性状値に対応して入力層で3つ、中間層で3つ、評価平均値に対応して出力層で1つとした。(2)については階層数を4層、各層のセル数は路面性状値に対応して入力層で3つ、2つの中間層で各層4つずつ、出力層のセル数は1点、2点、3点の各段階評価者数の割合に対応して3つとした。NNにお

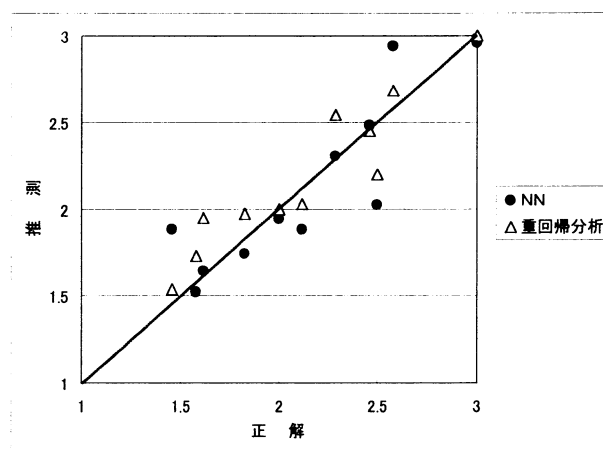


図-5 評価点平均値の推測結果の散布図(As舗装を誘導路として評価した場合)

表-6 評価平均値の平均誤差と相関係数との関係

	NN	重回帰分析	相関係数
As舗装を滑走路として評価	0.340	0.251	0.581
As舗装をエプロンとして評価	0.227	0.278	0.549
As舗装を誘導路として評価	0.302	0.293	0.566
Co舗装を滑走路として評価	0.152	0.122	0.733

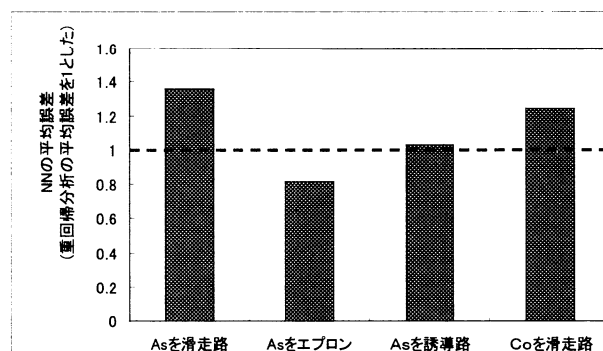


図-6 重回帰分析による平均誤差に対するNNによる平均誤差の割合(評価点平均値の推測において)

ける学習用データの学習回数は、(1)の場合、(2)の場合ともに学習回数を15000回で統一した。

(1)評価平均値の推測結果

先に述べたとおり、As舗装を滑走路としてみた場合、エプロンとしてみた場合、誘導路としてみた場合、Co舗装を滑走路としてみた場合の4つの場合について評価平均値の推測を行った。

さらに、従来の評価基準の代表として重回帰分析による推測を併せて行い、NNによる推測との比較を試みた。当然、NNによる推測と重回帰分析による推測とで学習データ、検証データともに同一のデータを用いている。

これら4つの場合のうちAs舗装を誘導路として評価した場合についての結果を表-5に示した。

表-5における重回帰分析とは、ひびわれ、わだち掘れ、平坦性の3値を説明変数とし、評価点数の平均値を目的変数として、学習用データの11箇所の値を用いることにより回帰係数、定数項を決定したものである。平均誤差とは、各箇所における誤差の絶対値を全箇所について平均した値である。表-5に記載されている数値を図化したのが図-5である。

この結果によるとNNによる推測と重回帰分析による推測とで平均誤差に違いが少なく、期待されたほどには正確性の差が出なかった。このことは「As舗装を誘導路として評価した場合」に限られた結果ではなく、他の3つの場合についても同様の結果が得られた。全4つの場合における平均誤差を表-6に示す。また、表-6の数値について、重回帰分析による平均誤差を1としたときのNNによる平均誤差を表したのが図-6である。

このように、NNの方が優れているケースが1つ、重回帰分析が優れているケースが3つとなっておりNNの方が高い正確性を有するということの有意性は確かとはいえない。

しかしNNは重回帰分析などの従来の評価手法と比べて、路面性状と評価点数との関係が線形性の弱い場合であっても積極的に学習を進めることができるという利点があると理論上考えられる。このことはNNアルゴリズムが多層構造であるということと、その多層間の結合形式としてシグモイド関数という非線形関数を用いていることに起因する。つまり技術者の判断意識のなかで、路面性状値の「大きさ」だけでは求まらない「なにか」が含まれる程、従来の手法では対応しきれず相対的にNNの方が推測能力を発揮するだろうと考えられるということである。

このことを考慮すると路面性状と評価点数との間の線形性が強い場合は、NNの推定精度と重回帰分析の推定精度とで差が出ないということも確かに考えられる。換言すれば、路面性状値と評価点数との間の相関性が強いいわば「予測しやすい」場合は、NNでなくとも重回帰分析でも的確に予測できるということである。そこで各4つのケースにおいて、全測定箇所における数値を用い、3種類の路面性状値各々と実際の評価平均値とに関する相関係数を求め、この値とNNの推測、重回帰分析による推測との関連性を検討した。表-6における相関係数値とは、3種類各々の路面性状値についての評価平均値に関する相関係数を相加平均した値である。

この結果から4つの場合のうち、NNによる推測が重回帰分析による推測と比べて比較的大きく劣っていた2つの場合、すなわちAs舗装を滑走路として評価した場合とCo舗装を滑走路として評価した場合は

表-7 平均誤差と相関係数との関係（技術者全体に対する、2点と答えた技術者数の割合を推測）

	NN	重回帰分析	相関係数
As舗装を滑走路として評価	0.248	0.315	0.173
As舗装をエプロンとして評価	0.141	0.208	0.512
As舗装を誘導路として評価	0.173	0.371	0.363
Co舗装を滑走路として評価	0.093	0.510	0.365

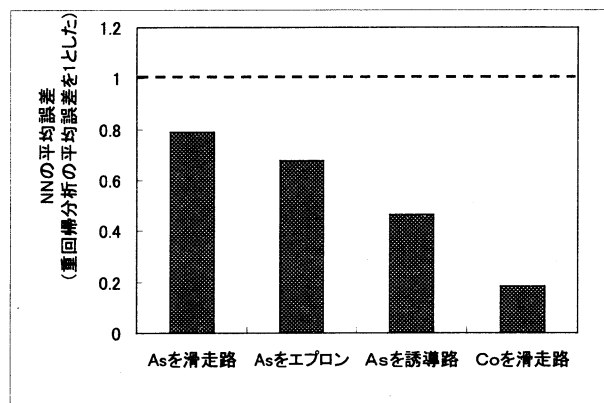


図-7 重回帰分析による平均誤差に対するNNによる平均誤差の割合(技術者全体に対する、2点と答えた技術者数の割合の推測において)

路面性状値と評価値に関してもともと相関性が高く、NNの方が優れた推定をはじき出したケース、すなわちAs舗装をエプロンとして評価した場合は両者の相関性が低かったことが確認できる。

さらに「路面性状値と評価結果との相関性が低く判断過程において技術者の主観が多分に含まれる場合は、重回帰分析よりもNNの方が正確性に優れる」という仮定の真偽を確認するために、「各舗装毎に2点と評価した技術者が全員に対して何割いるのか」という推測をNNと重回帰分析について試みた。なぜ「2点」であるかと言えば、一般に路面性状値が0に近ければ、物理的に舗装が傷んでいないということであるから「3点」と答える技術者が増える傾向となり、路面性状値と「3点」と答えた技術者の割合との間にはそれ相当の相関関係があると考えられ、逆に路面性状値が大きくなれば「1点」と答える技術者が増すであろう。しかし舗装を「2点」すなわち「ふつう」と評価する範囲については技術者各人の主観の相違によりまちまちであろうから、路面性状値と評価者数の間で線形的な相関性が低くなり、的確な推測を行うためには主観の把握が要求される。これらの理由により各舗装について「2点」と答えた技術者の割合の推定を試みたのである。この結果を表-7に示す。

表-7における相関係数の算出方法は表-6における相関係数の算出方法と同じである。

4つのケース全てにおいてNNによる推測が重回帰分析による推定を大きく上回り、同時に路面性状値

表-8 各箇所、各点数における評価者数分布の推測 (As 舗装を誘導路として評価した場合)

箇所	路面性状値			1点と答えた割合(%)			2点と答えた割合(%)			3点と答えた割合(%)		
	ひびわれ(%)	わだち掘れ(mm)	平坦性(mm)	正解	NN	重回帰分析	正解	NN	重回帰分析	正解	NN	重回帰分析
As-12	0.6	10	0.91	0	2	16	12	12	17	88	86	67
As-13	0.6	18	1.73	0	34	18	8	31	25	92	35	57
As-14	0.7	19	2.33	0	12	25	4	12	21	96	76	54
As-15	0.6	42	1.99	25	4	0	58	44	74	17	52	26
As-16	0.9	37	2.25	0	13	7	46	59	61	54	28	32
As-17	6.2	47	2.31	29	33	26	58	57	64	13	10	10
As-18	0.0	30	6.19	29	2	57	42	10	4	29	88	39
As-19	16.0	37	1.64	58	85	80	38	12	15	4	3	5
As-20	11.8	44	1.69	54	36	51	33	54	45	13	10	4
As-21	6.5	61	4.79	13	34	44	67	56	66	20	10	0
As-22	5.0	35	3.33	54	79	44	33	18	30	13	3	26
As-23	10.3	28	2.7	92	86	71	8	11	3	0	3	26
As-24	11.0	35	4.02	83	86	84	17	11	1	0	3	15
As-25	11.9	23	3.12	29	82	90	63	11	0	8	7	10
As-26	0.5	28	1.47	4	5	5	21	47	51	75	48	44
As-27	2.8	34	2.69	13	40	26	54	51	42	33	9	32
As-28	2.8	18	1.42	8	73	26	67	22	21	25	5	53
As-29	0.0	14	1.41	0	1	15	0	14	22	100	85	63
As-30	0.0	15	2.8	0	2	31	0	10	9	100	88	60

と「2点と評価した技術者の割合」との間の相関係数は低かった。この結果から「路面性状値と評価結果との相関性が低く判断過程において技術者の主観が多分に含まれる場合は、重回帰分析よりもNNの方が推測の正確性に優れる」と言える。路面評価そのものが、主観を機械的に再現することを要求されるものであるから、路面評価としてNNを用いることはNNの適性を活かした有効な手段であると言える。

(2) 評価者数分布の推測結果

次に(1)と同様に4つの場合について、「技術者全体のうち、3点、2点、1点と答えた技術者は各々何割ずつ存在するだろうか」という各段階の評価者数の分布を推測した。それらのうち、(1)と同様にAs舗装を誘導路として評価した場合についての結果を表-8に示す。

表-8について重回帰分析による推測は、「1点と答えた割合」、「2点と答えた割合」、「3点と答えた割合」を(1)の場合と同様にして個別に求め、その3値の和で各々の数値を除することにより算出した。

NNによる推測と重回帰分析による推測とで正確性の比較を行なうために、両者について平均誤差を求めた。平均誤差の算出方法は、各地点、各点数における誤差の絶対値の総和を[地点数×3]で除するものとした。NNによる推測の平均誤差が18(%)、重回帰分析による推測の平均誤差が19(%)であり、(1)の場合とは異なり、NNの方が高い正確性を示した。この結果はAs舗装を誘導路として評価した場合に限られたものではなく、他の3つのケースについてもNNによる推定の正確性が重回帰分析によるそれを上回るあるいは同程度という結果が確認できた。こ

表-9 平均誤差と相関係数の関係 (各箇所・各点数における評価者数分布の推測)

	NN	重回帰分析	相関係数
As舗装を滑走路として評価	17	16	0.430
As舗装をエプロンとして評価	16	22	0.479
As舗装を誘導路として評価	18	19	0.473
Co舗装を滑走路として評価	11	16	0.571

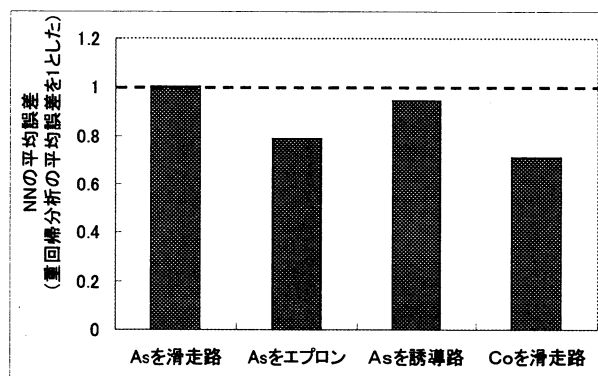


図-8 重回帰分析による平均誤差に対するNNによる平均誤差の割合(評価者数の分布の推測において)

れらの結果を表-9に示す。

表-9において相関係数とは各路面性状値と各点数とに関する相関係数、すなわち相関係数を $3 \times 3 = 9$ 値算出し、それらの平均値を用いている。また、(1)の場合と同様に、重回帰分析による平均誤差に対するNNによる平均誤差の割合を図-8に示す。

(1)の場合と比べNNによる推定精度が重回帰分析より相対的に優れるという結果は、(1)の評価平均値の推測と比べて(2)の評価者数分布の推測の方が技術者の主観に左右される要素をより多く含んでいるからと考えられる。評価平均値についていえば、路面性状値が0に近ければ3点に近づくだろうし路面

性状値が大きい値となれば1点に近づくだらう。たとえ複数の技術者の意見がまちまちになろうとも、それらを丸め込んだうえで全体の傾向だけを推定できれば良いということになる。一方の評価者数分布の推定では「2点」という主観に大きく左右される範囲を”言い当て”なければならない。すなわち評価平均値の推定では重回帰分析でも対応できたが、評価者数分布の推定では重回帰分析の限界を超えてしまい、**NN**でしか再現し得ない状況にあるということである。

このように各技術者評価のばらつきを含み、その地点の維持補修の必要性を評価者数分布という非常に把握しやすい形で表現しなおかつ高い推定精度を達成し得るということから、**NN**による舗装評価への適性が確認できる。

6. まとめ

本研究により得られた見解は概ね以下の二点である。

1. **NN**を用いることにより、主観推測の正確性という面についても出力形式の合理性という面についても有効な舗装評価システムが確立できるということ。
2. 路面性状値と維持補修の必要性の評価値との相関性が弱いほど、すなわち判断材料として主観が多く含まれるほど、**NN**による評価方法が従来の評価方法と比べてより正確であるということ。

客観的物理量を用いて主観評価をいかに機械的に再現できるかという評価基準に課された”用件”に対し、**NN**のアルゴリズム自体が非線型モデルにも適応しうることから、評価技術者の判断の過程で路面性状値とは線形関係とならない主観が含まれたとしても**NN**は高い汎用性を持つことが確認できたことにより、空港舗装の評価基準として**NN**を用いることが一手段として有効であると言える。加えて、ある地点の維持補修の必要性について「補修の必要性どの程度で、どの程度の異論があるのか」を分布

という非常に把握しやすい形で表現することができるということが、**NN**による路面評価への適性であるといえる。

これらのことから路面評価は**NN**を利用することでより優れたものになり得ると言える。

参考文献

- 1) Himeno,K., Kamijima,T. and Hachiya,Y. :A New Method for Evaluating Pavement Surface Using Fuzzy Sets Theory,J.Materials,Conc.Struct.,Pavemments.,JSCE,No.538/V-31,207-213,1996
- 2) 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. 8.
- 3) 中野馨, 知能システム研究会: Cでつくる統脳の情報システム, 啓学出版, 1992. 11
- 4) 土木学会: 舗装工学, 1995
- 5) 姫野賢治, 栗谷川裕造, 川村彰, 遠藤桂: ファジィ集合理論を用いた舗装路面の新しい評価方法に関する研究, 土木研究所資料日加科学技術協議第5回寒冷地舗装会議発表論文集pp193-210, 1993
- 6) 大矢孝, 魚本健人, 堤知明:ニューラルネットワークを用いたコンクリート製造管理システムに関する研究, 土木学会論文集, No.514/V-27, 9-18, 1995. 5
- 7) 田中豊, 垂水共之, 脇本和昌: パソコン統計解析ハンドブックⅡ多変量解析編, 共立出版, 1984
- 8) 安田登, 白木渡, 松島学, 堤知明:ニューラルネットワークによるコンクリート構造物の劣化評価, コンクリート工学年次論文報告集, 第15巻1号, pp. 847-852, 1993. 6.
- 9) 松島学, 関博, 松井邦人: ファジィ理論に基づいた海岸施設の劣化診断, 土木学会論文集, No. 432, V-15, pp. 254-261, 1991. 8.
- 10) 関口司, 魚本健人, 高田良章, 渡部正:ニューラルネットワークを用いた実験のデータ解析に関する研究, 土木学会論文集, No. 460/V-18, pp. 65~74, 1993. 2.

A NEW EVALUATION OF AIRPORT PAVEMENT SURFACE USING NEURAL NETWORK THEORY

Ryota MAEKAWA, Kenji HIMENO and Yoshitaka HACHIYA

A new pavement surface evaluation method was developed using neural network theory. Comparing with the method using multiple regression analysis, it was found that the method using neural network is effective in accuracy and output forms, and more accurate comparing with method using the multiple regression analysis, when it is made more subjectively.