

ニューラルネットワークを用いた促進中性化試験結果の分析

Analysis of Accelerated Carbonation Test Results, Using Neural Networks

関口 司*・魚本 健人*・高田 良章*

Tsukasa SEKIGUCHI, Taketo UOMOTO and Yoshiaki TAKADA

1. はじめに

コンクリートは長年の研究にもかかわらず、まだまだわからないことが多い。さまざまな実験や、また現場での施工における過去の膨大な知識、ノウハウより導き出された経験式も数多く存在する。この不確実性はコンクリートの持つ特性上、ある程度避けられないものであり、不確実性を含んだままでの処理が不可欠であると考えられる。近年このような、あいまいさを含むデータの取り扱いに対して、人間の脳の中で行われている並列型情報処理をまねた、ニューラルネットワークを用いた研究が盛んに行われている。そこで本報告では、コンクリートの促進中性化試験によって得られた結果に対して、ニューラルネットワークを適用し、経験式の代用や、影響因子の推定の手がかりを得ることの可能性について検証した。

2. コンクリートの中性化

(1) 中性化現象

通常、コンクリートは高いアルカリ性を示すもので、この中に埋め込まれた鉄筋は、表面に不動体皮膜を形成し発錆しにくい。しかし、長年の供用期間中に、大気中の炭酸ガスがコンクリート中へ拡散することにより、徐々にコンクリートは中性化されていく。つまり、セメントの水和により生成する水酸化カルシウムなどのアルカリ性を呈する化合物が、二酸化炭素に由来する炭酸イオンおよび炭酸水素イオン等と反応して、炭酸化合物およびその他の物質に分解されると、セメント硬化体のアルカリ性が低下するのである。この中性化が鉄筋位置まで達すると、不動体皮膜が存在しにくくなり、鉄筋は腐食しやすくなる。

(2) 中性化速度式

コンクリートの中性化現象が、大気中の炭酸ガスによるコンクリート表面から内部への拡散によって生ずると

*東京大学生産技術研究所 第5部

いう仮定により、次の式が得られる。

$$X = k\sqrt{t}$$

ここで x : 中性化深さ

t : 経過時間

k : 中性化速度係数

この式が表すように、中性化深さは経過時間の平方根に比例することから、通常 \sqrt{t} 則と呼ばれ、従来の提案式の中で最も一般的に用いられているものである。自然環境下における中性化速度については、すでに多くの研究がなされており、試験体の暴露試験の結果などから種々の中性化速度式が提案されている。

(3) 促進中性化試験

コンクリートの耐久性をあらかじめ評価しようとする場合、自然環境下では長い年月をかけて中性化が進行するため、炭酸ガス濃度や温度を高めた促進中性化試験が行われている。しかし、自然環境下における中性化の進行との対応が十分明らかになっていないため、同一試験内での相対的な比較にとどまっている。これは、炭酸ガス濃度、温度や湿度などの環境要因の中性化速度に及ぼす影響が、まだ十分明らかになっていないためである。現在提案されている中性化速度式はいずれも自然環境下を対象としているため、このような促進中性化試験の結果を説明するものにはなっていない。これらの環境要因をも含めた中性化速度式の導出が望まれるところである。

(4) 既往の研究

魚本らによる研究¹⁾では、中性化に影響を及ぼすと考えられる代表的な要因として、水セメント比、促進温度、炭酸ガス濃度をとりあげ、それらと中性化速度の関係を明らかにしようと試みている。まずはじめに、促進中性化試験結果においても \sqrt{t} 則がほぼ成立することを確認した後、中性化速度係数が、促進温度、水セメント比、炭酸ガス濃度の関数で表せるものと仮定して、実験結果および既往の論文からのデータから、次のような式を提案している¹⁾。

研究速報

$$X = (2.804 - 0.847 \log C) \times e^{(8.748 - \frac{2563}{T})} \times (2.39 W^2 + 44.6 W - 3980) \times 10^{-4} \times \sqrt{Ct}$$

ここで X : 中性化深さ (mm)
 C : 炭酸ガス濃度 (%)
 T : 絶対温度 (K)
 W : 水セメント比 (%)
 t : 経過時間 (週)

3. ネットワークの適用 (I)

(1) 推定モデル

まず最初にニューラルネットワークを用いて、前述の研究での提案式と同様、温度、水セメント比、炭酸ガス濃度の3つの要因から、中性化速度係数の推定を行うことができるかを検証する。前述の提案式を決めるために用いたのと同じデータを使って、ネットワークに学習を行わせる。データは合計150個で、20種類以上の既往の論文から集められたものである¹⁾。なおこれらのデータは普通ポルトランドセメントを使用したものに限定しており、温度10°C~40°C、水セメント比30%~80%、炭酸ガス濃度0.07% (自然環境下) ~100%の範囲のものである。これらのデータより、入力として (温度、水セメント比、炭酸ガス濃度) の3つを与え、中性化速度係数を出力させる。ただし、養生条件、湿度など他の要因の影響や実験誤差のため、用いる学習データにはかなりのばらつきがある。このため、上記の3つの入力の数値がそれぞれ同じものについては、中性化速度係数を平均をして教示値とした。その処理をした結果、71個の学習データとなった。ネットワークは3層からなる階層型とし、入力層3個、中間層6個、出力層1個とした (図1)。各ユニットの入出力関数にはシグモイド関数を用い、学習アルゴリズムはバックプロパゲーション法とした。

(2) 結果と考察

学習が進み、収束がほぼ止まったところでネットワークの動作の様子を確認した。学習1回あたりの重みの修正量など、学習のさせ方を変えて行った学習結果の1例 (学習回数80000回) を示す (表1, 図2)。

また、学習により得られたネットワークで、処理をす

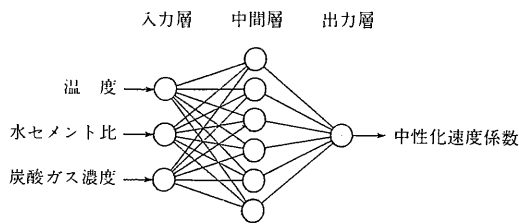


図1 ネットワークモデル (I)

表1 教示結果 (入力3, 出力1)

データ数	71
平均2乗誤差	0.7364
相関係数	0.9570

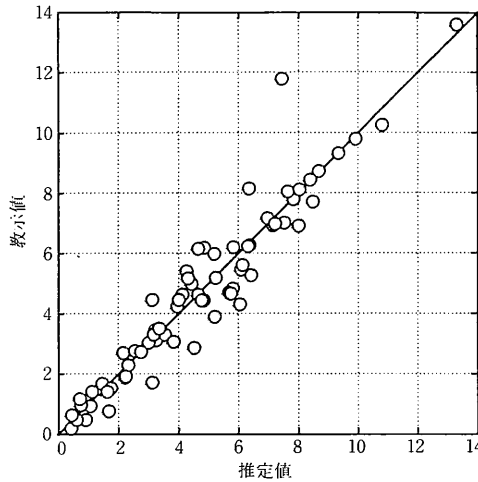


図2 推定結果 (I)

る前の150個のデータに対する推定を行い、先の提案式による推定の結果と比較する (表2, 図3)。この結果、ニューラルネットワークを用いても、既往の提案式と同程度の推定は可能であることがわかる。

次に、要因として選んだ3個の変数 (温度、水セメント比、炭酸ガス濃度) のうち、2変数を固定し1変数を少しずつ変化させて、ネットワークによる中性化速度係数の推定値の変化のしかたを調べる目的で、図4~図6を作成した。グラフ中の凡例は、 T : 温度 (°C)、 W : 水セメント比 (%), C : 炭酸ガス濃度 (%) を表し、たとえば $T40, W60$ とは、温度40°C、水セメント比60%の条件で、炭酸ガス濃度を少しずつ変化させた場合の結果である。比較のために、先の提案式でも同様の事を行う (図4~図6参照)。ネットワークによる出力は、理論的な考察から導かれた提案式と大きく異なることはなく、同じような傾向を示していることがわかる。

また、環境要因 (温度、炭酸ガス濃度) が一定の場合について、水セメント比の変化に伴う、中性化速度係数の教示値とネットワークの出力の様子を示す (図7)。一般に、コンクリートは水セメント比が小さいほど内部の組織が緻密になり、強度も増大する。中性化に対する抵抗性についても、水セメント比が小さくなるにしたがって、中性化速度係数も小さくなるといわれている。今回のネットワークの学習に用いたデータは、かならずしもそうっていないにもかかわらず、一般的に考えられて

表 2 推定結果の比較 (I)

	ネットワーク	提案式 ¹⁾
データ数	150	150
平均 2 乗誤差	1.3823	1.7244
相 関 係 数	0.8878	0.8572

いる事柄に即した結果が得られている。

4. ネットワークの適用 (II)

(1) 推定モデル

次に、中性化速度係数に与える影響が大きいと思われる養生条件についても考慮することとし、入力に養生条件をさらに加える。ほかの 3 個の要因のように具体的な

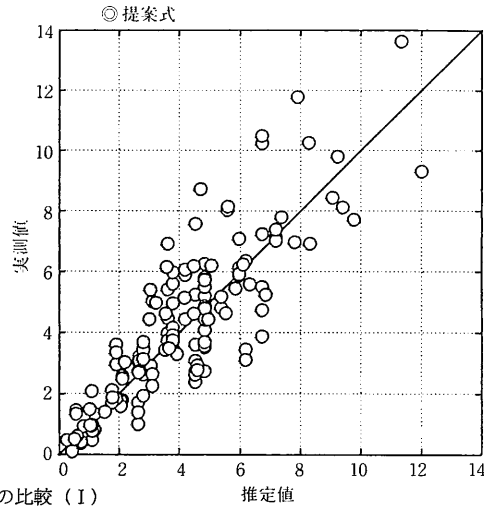
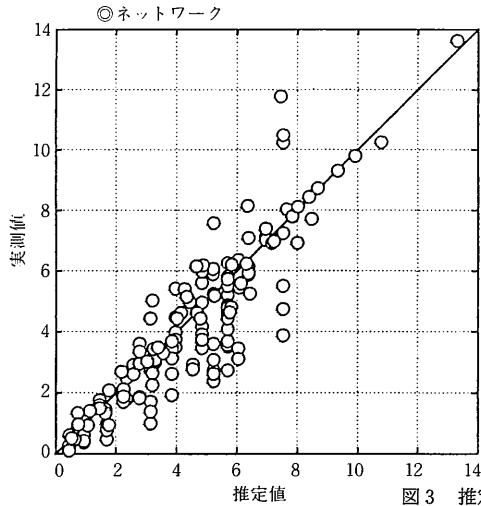


図 3 推定結果の比較 (I)

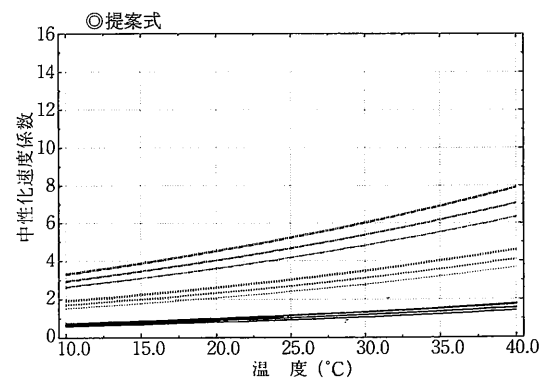
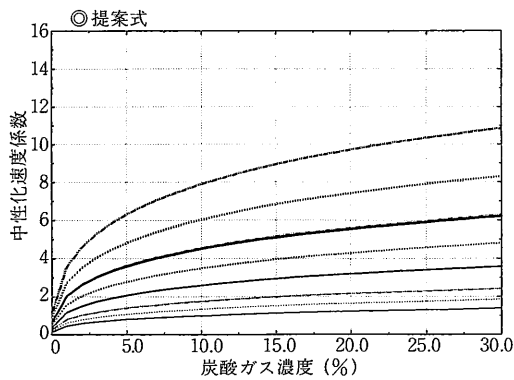
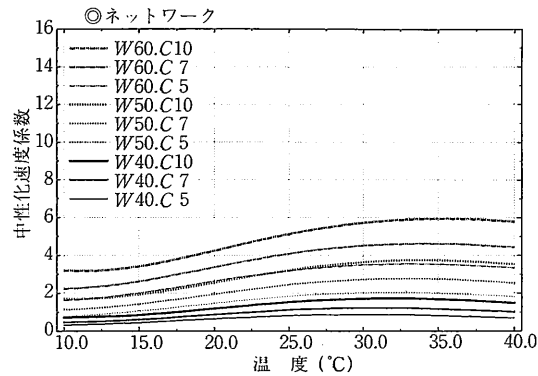
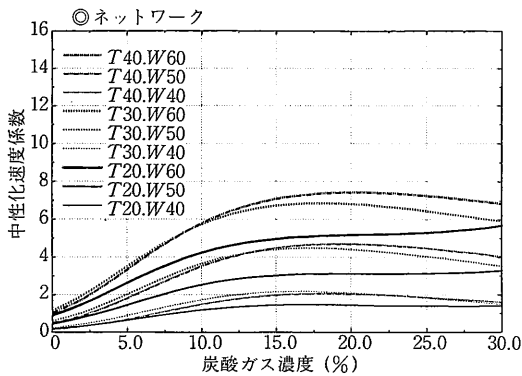


図 4 炭酸ガス濃度に対する推定値の変化

図 5 温度に対する推定値の変化

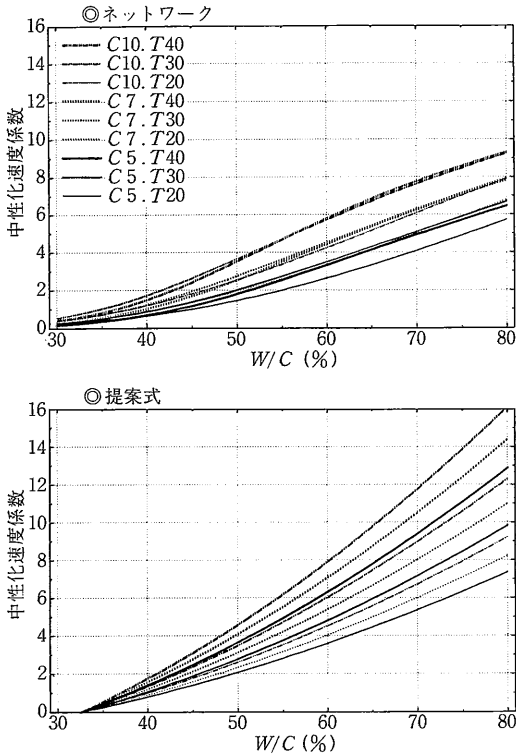


図 6 水セメント比に対する推定値の変化

数値では表せないため、養生条件を表すためのユニットを 3 個用意し、それぞれに (水中養生) (湿潤養生) (散水養生) という項目を対応させ、Yes である場合には 1、そうでない場合には 0 を与えることにする。気中養生の場合は 3 つの項目すべて No であるとする事で、養生条件を 4 種類に分類する。なお、前述の 3 で用いたデータは、水中養生が圧倒的に多いので、その他の養生条件のものを中心に 46 個のデータを新たに加えた。学習に用いるデータは、3 と同様、6 個の入力値がすべて同じになるものは、その中性化速度係数を平均する。その結果、合計 96 個のデータを学習に用いることになった。用いるネットワークは入力層を 6 個、中間層を 8 個に変更した以外は 3 と同様である (図 8)。

(2) 結果と考察

学習が進み、収束がほぼ止まったところでネットワークの学習をやめた。学習 1 回あたりの重みの修正量など、学習のさせ方を変えて行った数例の結果の 1 例 (学習回数 150000 回) について、その教示値と推定値の関係を示す (表 3, 図 9)。これらの結果から入力 3 個の場合より、教示値と推定値の相関係数は向上していることは明らかである。

次に、今回の入力層 6 個のネットワークおよび入力層

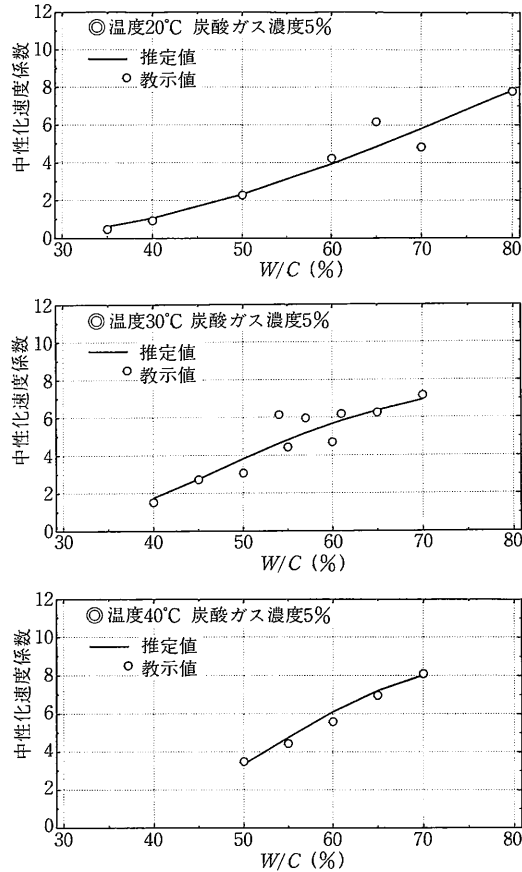


図 7 教示値とネットワークの出力

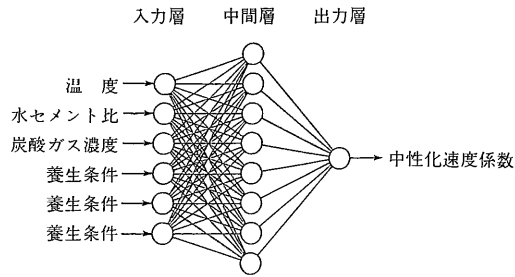


図 8 ネットワークモデル (II)

3 個のネットワークと、先の提案式による推定の結果を比較するために、最初に用いた 150 個のデータのうち、養生条件がわかっている 141 個のデータに関して推定を行い、結果を比較した (表 4, 図 10)。この結果、養生条件を新たに加えた入力層 6 個のネットワークでは、入力層 3 個のネットワークや既往の提案式より、良い推定が可能になっていることがわかる。

研究速報

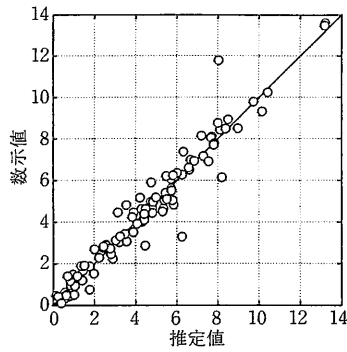


図9 推定結果 (II)

表3 教示結果 (入力6, 出力1)

データ数	96
平均2乗誤差	0.5274
相関係数	0.9705

表4 推定結果の比較 (II)

	ネットワーク		提案式 ¹⁾
	入力6	入力3	
データ数	141	141	141
平均2乗誤差	0.9124	1.3616	1.5912
相関係数	0.9285	0.8914	0.8218

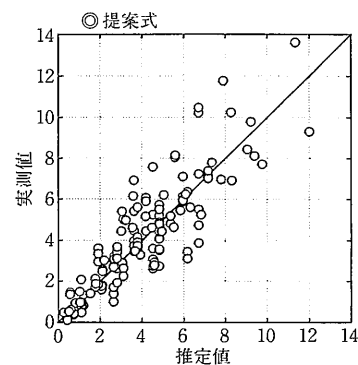
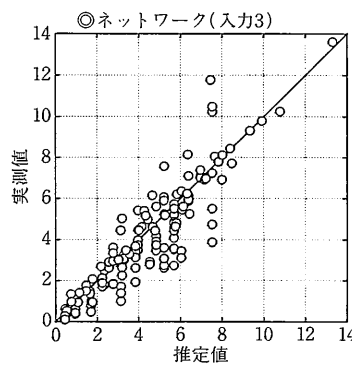
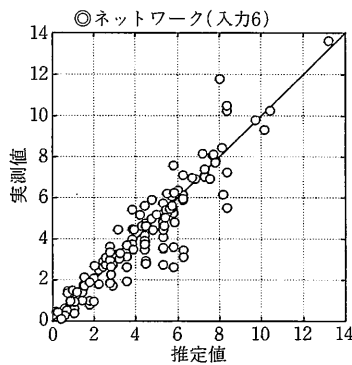


図10 推定結果の比較 (II)

5. ま と め

ニューラルネットワークの促進中性化試験結果への適用においては、多数の研究者が得た実験値に基づいているため、学習させたデータの信頼性にやや欠ける面はあるが、得られた結果を既存の提案式と比較したところ、同程度の推定が可能であることがわかった。さらに、中性化速度係数に影響を与えていると考えられる養生条件を入力に加えることで、より良い精度で推定ができることが明らかになった。

ネットワークの学習アルゴリズムは、教示値とそれ自身の推定値間の2乗誤差を小さくする向きに、ユニットの結合の重みを変えていく。このため、学習に用いるデータの精度が重要であり、ネットワークによる推定結果を左右すると思われる。今後、さまざまな条件下での試験結果が増え、学習させるデータの信頼性も向上し、その他の影響因子を入力に含めるなどしてネットワークに学習させれば、さらに良い推定が可能になると思われる。

また、学習後のネットワークの結合から、入力した影響因子と中性化速度係数の関係を調べるために、今回は1変数のみを少しずつ変化させた場合の推定値を出力させるという方法で比較を行ったが、今後は、学習結果からなんらかの方法で、因子間の関係を式などの具体的な形で表示させることが可能になると、より利用しやすい手法になろう。(1991年12月24日受理)

参 考 文 献

- 1) 魚本健人・高田良章：コンクリートの中性化速度に及ぼす要因，土木学会論文集投稿中
- 2) 麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理，産業図書，1988
- 3) 中野 馨ほか：ニューロコンピュータ，技術評論社，1989
- 4) 生研セミナーテキスト，ニューラル・ネットワークの制御への応用，1991.7
- 5) 岸谷孝一，西澤紀昭ほか：コンクリート構造物の耐久性シリーズ“中性化”，技報堂出版，1989