

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

安田 登*・白木 渡**・松島 学***・
堤 知明****

近年、日本各地でコンクリート構造物の早期劣化現象が指摘されはじめ、維持管理業務の重要性が再認識されるようになってきている。コンクリート構造物の健全度評価を行い、補修の要否を判断する場合、ひびわれ幅やひびわれパターンなどの劣化状況、構造物の重要度を踏まえた耐用期間ならびに補修の難易度を総合的に判断する必要がある。本研究は、曖昧性を含む多くの評価項目を処理する必要のあるコンクリート構造物の健全度の判断に対して、ニューラルネットワークを適用し、各要因の感度解析を行った。

Key Words : damage evaluation, chloride-induced corrosion, neural network, visual inspection, reinforced concrete structures

1. はじめに

コンクリート構造物は、一般に耐久性が優れているため、従来メンテナンスフリーと考えられ、維持・管理のための施策がほとんど配慮されていなかった。しかし、近年日本各地でコンクリート構造物の劣化、特に早期劣化現象が指摘されはじめ、実際にコンクリート構造物に生じている劣化現象を見ると事態はきわめて深刻な状況であることが認識されるようになり、維持管理業務の重要性が再認識されるようになってきている。

コンクリート構造物の一般的な維持管理の流れは、保守点検での調査結果に基づき劣化度を判定し、必要に応じて補修を行っている。補修を行うか否かは、劣化の状態（ひびわれ幅、ひびわれパターンなど）、構造物の重要度（経済性、社会性）や耐用期間あるいは補修の難易度を総合的に判断して決定される。維持管理の内、健全度の判定や補修の要否に関しては、技術者の個人差や曖昧さが含まれるために工学的アプローチが遅れている分野である。このような、客観的データ以外の判断プロセスが加わるために、標準化が遅れている問題の解決手段として、近年 AI の適用が試みられ、エキスパートシステムやファジィ理論の有効性も議論されてきた。また、ニューラルネットワークも、評価にいたる論理が複雑で、定式化困難であり、しかも非線形性の強いデータを含む問題に卓抜した適合性がある^{1),2)}といわれている。

魚本³⁾は、コンクリートの促進中性化試験や練混ぜ試験のデータ解析に、ニューラルネットワークを用いた

モデルを考えて、従来からの提案式の代用や影響因子の推定についての可能性を検証している。また、筆者ら^{4)~6)}もニューラルネットワークを用いてコンクリート構造物の劣化評価を行い、既往の統計解析⁷⁾による方法と比較して、有効な手法であることを確かめている。

本研究では、既存の火力発電所のコンクリート構造物の点検データの一部分が、既にデータベース化され、解析処理が容易に行える状態にあることより、これらのデータを利用して、塩害による劣化評価を行うニューラルネットワークシステムの構築を試みた。完成したシステムによる健全度評価の適合性を検証するとともに、健全度を決定する要因に関する感度解析を行った。これにより、劣化度の進展に伴い、健全度の判定に影響を及ぼす点検項目の変化に着目することにより、従来点検技術者によって判断されている思考過程を明らかにする。

2. コンクリート構造物の健全度評価規準

コンクリート構造物の維持管理を適切に行うためには、対象構造物の健全度を評価することが必要不可欠である。各研究機関においても劣化規準の研究は行われているが、その健全度評価規準は、統一されていないのが現状である。代表的なものとしては、(財)沿岸開発技術研究センターの「港湾コンクリート構造物の劣化防止・補修に関する技術調査報告書」⁸⁾、などがあり、コンクリートの剝離・剝落やひびわれの程度、鉄筋の錆汁の状態などを目視により、0~5までの6段階評価が行われている。他の学会・研究機関で行われた研究^{9)~14)}についてもほぼ同様な規準が設けられている。

東京電力(株)における火力発電所のコンクリート構造物の健全度評価規準¹⁵⁾においても、コンクリート構造物の健全度判定および措置程度の判定を定期点検、随時点検、精密点検の結果から行っている。定期点検は、年2回の頻度で目視により行われており、随時点検は、設

* 正会員 東京電力(株)技術研究所構造研究室主任研究員
(〒182 調布市西つつじヶ丘2-4-1)

** 正会員 工博 鳥取大学助教授 工学部土木工学科

*** 正会員 工博 東電設計(株)技術開発本部耐震技術部課長

**** 正会員 工修 東京電力(株)技術研究所構造研究室主任研究員

表一 健全度評価規準一覧

管理項目	健全度		
	II	III	IV
(1) ひびわれ幅(W)位置方向間隔貫通の有無等	鉄筋コンクリート ・構造上・機能上問題とならないひびわれパターンである。 ・構造上・機能上問題となるひびわれであって、ひびわれ幅が $w < [0.0035C(0.005C)]$ である。	・構造上・機能上問題となるひびわれであって、ひびわれ幅が $w \geq [0.0035C(0.005C)]$ または $w < [0.0035C(0.005C)]$ でも進行している。	・耐荷性を損う程著しく大きなひびわれ幅である。
	無筋コンクリート ・構造上・機能上問題とならないひびわれパターンである。	・構造上・機能上問題となるひびわれである。	・耐荷性を損う程著しく大きなひびわれ幅である。
(2) 浮き・はく離(欠損)の大きさ	・直径 [50cm] 未満かつ深さ [2.5cm] 未満の浮き・はく離(欠損)である。	・直径 [50cm] 以上または深さ [2.5cm] 以上の浮き・はく離(欠損)である。	・耐荷性を損う程著しい浮き・はく離(欠損)である。
(3) 骨材の露出状態	・粗骨材の表面が見える状態である。	・粗骨材が脱落しているか、脱落しそうな状態である。	・耐荷性を損う程著しい骨材の露出状態である。
(4) 錆汁	・散在した錆汁がある。	・広範囲に発生した錆汁である。	
(5) 鉄筋等の露出	・構造上必要でない鉄筋等が露出している。	・構造上必要な鉄筋等が露出している。	・耐荷性を損う程著しく広範囲に構造上問題となる鉄筋等が露出している。

備異常の発見や地震、台風などの顕著な環境変化などの事象が生じた場合に行う点検である。また、精密点検はこれら2つの点検が行われた後に、その結果から、必要と判断された場合に行われる点検である。これらの点検結果からコンクリート構造物の健全度判定が行われている。

健全度評価規準の具体的な内容については、表一に示す「健全度評価規準一覧」を標準としている。健全度は劣化レベルI~IVの4段階に分けられ、ひびわれ幅や鉄筋の露出程度といった各管理項目毎の基準(値)をもとに劣化レベルを判定している。このうち、劣化レベルIは目視では変状が認められず、ほぼ健全な状態を保っていることより、データとしては特に記録されない。また、劣化レベルIVは、構造物の維持管理上極めて危険な状態であり、通常はその前の劣化レベルIIIの時点で何らかの措置がとられるため、これもデータとしては記録されていない。従って、実際のデータには劣化レベルIIおよびIIIの判定結果と、それを判定した具体的なひびわれ幅や錆汁の有無などの点検結果が記載されている。

この健全度と構造物の重要度により措置程度の判定を行い、方法・時期を検討した後、措置を実施している。これらの手順を繰り返すことで構造物の維持管理が行われている。

3. 使用したデータ

火力発電所のコンクリート構造物の点検結果は、過去の履歴を把握したり今後の予測を行うために、塩害、中性化、地震・波浪等による外力を考慮して、データベース化されている。本研究では、このデータベースに含まれるデータの中から鉄筋コンクリート構造物の塩害劣化に関するデータを抽出し、ニューラルネットワークシステムの入力データを作成した。また、現状の点検報告書には、点検技術者により劣化状況に関する何らかの記述が加えられている。この記述は習熟した熟練技術者が専

門的な判断を加えて説明したものであるため、劣化状況の詳細を知る上で、重要な部分である。従って、補修などの措置程度や方法・時期を検討する際には、これらの記述を参考にしている。

しかしながら、将来的には専門技術者の不足が予想されるため、点検方法も含めた改善が必要と考えられる。そこで、今回用いたデータは点検結果を客観的に表現している部分(例えば、「鉄筋の錆汁が認められるか否か」、「最大ひびわれ幅が何mm」などの表現)を用いることで、今後予想される専門技術者の不足にも対応可能となる。したがって、本研究で開発する健全度評価システムは今後の点検方法の改良を踏まえて、熟練技術者でなくても判断できるように、数値化の可能なデータを用いることとした。

4. ニューラルネットによる健全度評価システム

(1) ニューラルネットワークの概要

ニューラルネットワークの最大の特徴は、学習によって自らのパターン認識能力を高めることが出来ることである。従来のコンピュータでは、良くデバックされたプログラムが不可欠であるように、ニューラルネットワークでは、十分に吟味された適切な量の学習データが必要である。今回検討に用いた階層型ニューラルネットは、図一に示すようにニューロン(神経細胞)を数学的にモデル化したセルを多数結合させたものである。セルには、入力層と出力層があり、その間にはいくつかのニューロンが設けられており、それらをまとめて中間層と呼んでいる。各層のニューロンは、シナプス結合と呼ばれる結合で結ばれており、ニューロンの刺激を、入力層から出力層へ向かって一方通行に順次伝えるようになっていく。また刺激の強さは、ニューロンやシナプスを伝わる間に、しきい値や重み付けにより変化する。

各セルからの出力値は、前述のとおり入力値に与えら

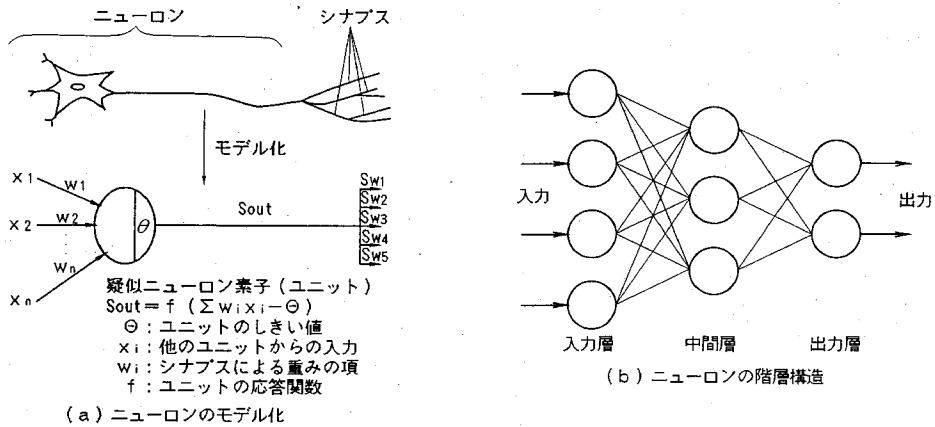


図-1 ニューロンとニューラルネットの階層構造

れる重みとしきい値により設定されるが、その応答特性を表す代表的モデルとして、今回の解析では式(1)で表されるようなシグモイド関数を用いている。

$$f(u_i) = \frac{1}{1 + \exp(-u_i/T)} \dots \dots \dots (1)$$

ただし、 $u_i = \sum_{j=1}^n w_j \cdot x_j - \theta$

- ここに、 $f(u_i)$: 出力される刺激の強さ
- x_i : 入力される刺激の値
- w_i : 重み付け係数
- θ : しきい値
- T : 温度

ここで、式(1)と同じ形式で、 T の部分温度とする式が熱力学でよく使われているため、便宜上温度と読んでいる。温度 T が大きくなるほど S 字型のカーブは滑らかになり、逆に小さくなるほどカーブは急勾配となる。ニューラルネットワークの学習速度や認識結果は、この温度 T の値により変化する。問題によっても変化の傾向は異なるが、一般に小さくすれば学習時間は短くなる反面、未学習パターンに対する認識精度が低下する傾向がある。

学習方法は、バックプロパゲーションと呼ばれる手法で、入力層にあるパターンを入力し、ニューロンやシナプスを伝わる間にしきい値や重み付けによる変化を、出力層に出力されたシステムの信号と教師信号と呼ばれる好ましい値との誤差を修正するために、最急降下法による重み付けやしきい値の調整を、出力層から入力層へ逆に伝播させる方法である。通常、入出力が1組となった複数の学習データを、順番に入力してバックプロパゲーションを行う操作を1回の学習と呼び、連続して学習を続けることにより、重み付けやしきい値を徐々に変化させて教師信号との誤差を減じていく。

本研究ではシステムの構築にあたり、ニューラルネット

表-2 入力項目

	データ項目	データ内容	
1	ひびわれ幅	0.0~7.0(mm)	
2	錆汁	無:0、有:1	
3	鉄筋露出	無:0、有:1	
4	遊離石灰	無:0、有:1	
5	漏水	無:0、有:1	
6	ずれ	無:0、有:1	
7	剥離・剥落	0.0~5.0(m ²)	
8	浮き	0.0~2.25(m ²)	
9	ひびわれモード	部材軸に直行方向	無:0、有:1
		鉄筋に沿った方向	無:0、有:1
		その他	無:0、有:1
12	ひびわれ深さ	表面:0、中間:1、貫通:2	
13	ひびわれ	1本 :0、複数:1	

トシミュレータとしてノイマン型コンピュータでニューロコンピュータの動きを持たせた「RHINE EX」¹⁶⁾ システムを使用した。

(2) システムの構築

健全度に影響を及ぼすと考えられる要因をデータベースの項目より選定し、入力層のセルは、表-2に示すとおり13個とした。このうち、ひびわれ幅(最大ひびわれ幅)、剥離剥落(面積)および浮き(面積)は実数値として入力し、錆汁、鉄筋の露出等は、錆汁が認められるもの、鉄筋が露出しているものを[1]として入力し、錆汁が認められないもの、鉄筋の露出がないものを[0]として入力を行った。ひびわれ深さおよびひびわれ本数についてはデータ内容の貫通、中間といったデータ内容をそれぞれ一つの項目としてデータ化を行いその有無を[0, 1]に置き換えた。

健全度の判定結果である劣化レベルI, II, III, IVに

対応させて4個のセルを出力層とし、各セル毎に0.0~1.0の実数で表される確信度が出力される。システムの選定した回答は、出力層4個セルの確信度のうち、最も大きい値を持つセルに対応する劣化レベルとなる。この確信度が1.0に近いほどシステムにおける判定の信頼性が高いことを表している。

シグモイド関数における温度 T の値は、前述のとおり学習時間と認識精度のトレードオフの関係にあるため、 $T=0.5, 1.0, 3.0, 5.0$ の4種類に対して実際に学習を行った。 $T=3.0, 5.0$ は、学習を2万回あるいは3万回以上繰り返しても、正答率が上がらず、収束が困難なシステムであった。一方 $T=0.5, 1.0$ は、1万回の学習で全ての学習データに対して正解を与えた。従って、同様な正答率を与えた $T=0.5$ と 1.0 のうち、高い認識率が得られた、 $T=1.0$ の一定値を、本研究で用いた。

中間層のセル数と階層数も、本研究で扱っているバックプロパゲーションによる学習方法を用いるシステムでは、現在のところ最適な数を決定する確立された方法がないとされている^{17)~19)}。従って、今回は階層数を1~3層、セル数を5~30個の範囲で種々組み合わせで学習の収束状況を確認した。具体的には先ず中間層を2層とし、学習回数1万回の条件で、セル数と確信度の関係を試算した結果、セル数5個以下では収束せず、5個から15個まで増加すると確信度は徐々に上昇し、15個以上になると確信度はほぼ一定の値となった。次に、セル数は15個で固定し、階層数を変化させた結果、1層の場合の確信度は若干低いが、2層および3層はほぼ同程度の確信度が得られた。

以上の結果より、学習回数を一定(今回は1万回)とした場合、中間層のセル数が多くなると確信度が高くなり、システムの精度が向上する。一方、中間層のセル数を少なくすると、最終的な確信度すなわち、システムの精度向上は頭打ちとなる。このことは、より複雑な問題に対して、精度良い学習を行うためには、ある程度以上の中間層のセル数が必要であることを示唆している。なお、階層数と各層のセル数の組み合わせも何らかの関係が推測されるが、今回行った中では特に有為な関係は見い出せなかった。

中間層の最適な規模を決定する一般的な手法ではないが、今回、実際の学習を種々の中間層を持つシステムに対して行い、収束状況を試行錯誤的に把握することにより、学習回数1万回の条件下でのセル数と確信度の関係が得られた。以上の考察より、本研究では、中間層は2層でいずれもセル数15とし、学習回数は1万回とした。

(3) 学習結果

本研究では、点検技術者の判断を吟味したデータを正解として取り扱い、その点検技術者の判断の変わりになるシステムを構築するため、鉄筋コンクリート構造物の

表-3 学習結果

番号	実際の健全度	ニューラルネットによる確信度			
		I	II	III	IV
L1	II	0.058	0.984	0.014	0.060
L2	II	0.018	0.999	0.001	0.018
L3	II	0.016	0.998	0.001	0.015
L4	II	0.067	0.996	0.029	0.070
L5	III	0.009	0.016	0.982	0.010
L6	III	0.018	0.003	0.996	0.018
L7	II	0.024	0.998	0.002	0.024
L8	II	0.011	0.999	0.000	0.011
L9	II	0.019	0.878	0.124	0.019
L10	II	0.018	0.999	0.001	0.018
L11	II	0.027	0.995	0.004	0.028
L12	II	0.014	0.999	0.000	0.014
L13	II	0.009	0.999	0.000	0.009
L14	II	0.008	0.999	0.000	0.008
L15	II	0.023	0.987	0.013	0.022
L16	III	0.019	0.002	0.996	0.019
L17	III	0.009	0.050	0.917	0.009
L18	III	0.013	0.006	0.993	0.013
L19	III	0.012	0.024	0.972	0.013
L20	III	0.012	0.006	0.992	0.013
L21	III	0.015	0.004	0.995	0.015
L22	II	0.084	0.928	0.061	0.087
L23	III	0.013	0.005	0.993	0.014
L24	III	0.017	0.003	0.996	0.018
L25	III	0.011	0.026	0.970	0.012
L26	II	0.017	0.999	0.000	0.017
L27	II	0.020	0.002	0.997	0.021
L28	II	0.024	0.987	0.013	0.024
L29	III	0.015	0.004	0.995	0.015
L30	III	0.019	0.002	0.996	0.019

塩害劣化に関するデータの中から、入力項目となる点検結果と出力項目となる健全度の評価結果の組み合わせについて、点検技術者が吟味したデータ30件を抽出した。実際の点検データの中には、劣化原因が塩害とは特定できないなど、信頼性に欠けるデータが含まれることより、内容の吟味無しでは、精度の高いシステムが構築されない。これら30件の吟味されたデータを用いて、バックプロパゲーションによるシステムの学習を行った。

なお、実際の点検結果には前述のとおり、劣化レベルIと劣化レベルIVのデータは存在しないため、今回用いたデータは、劣化レベルIIおよびIIIの2段階とした。劣化の進行過程で、劣化レベルIやIVが全く違うレベルにあるのと比べ、ほぼ同一線上にある劣化レベルIIとIIIの区分が、実際の健全度診断では最も難しく、しかも補修の要否と直接関係しているために、設備運用上最も重要である。従って、本研究ではこれら2段階の区分に特に着目して検討を行った。学習結果は、表-3に示すとおり、30件のデータ全てが正解値を与え、確信度の下限値は87.8%で学習を終了した。

(4) 認識結果

本システムを検証するため、学習データとは別に用意した33件のデータを用いて、学習が終了したニューラルネットワークシステムにより判定させた。その結果、表-4に示すとおり、33件中28件(85%)が点検技術者の判定した劣化レベルと一致した。また、その確信度の下限値は、71.9%であり、システムによる判定が良好であることが確認できる。

なお、本システムが誤った判定を下したデータについて再検討するため、点検結果を技術者に再度確認させた。

表-4 認識結果

番号	実際の健全度	ニューラルネットの精度				正誤
		I	II	III	IV	
D1	III	0.0140	0.9990	0.0010	0.0130	×
D2	III	0.0210	0.9960	0.0030	0.0210	×
D3	II	0.0070	0.9990	0.0000	0.0070	○
D4	II	0.0100	0.9990	0.0000	0.0100	○
D5	III	0.0190	0.0020	0.9960	0.0190	○
D6	III	0.0090	0.0800	0.9170	0.0090	○
D7	III	0.0090	0.0800	0.9170	0.0090	○
D8	III	0.0090	0.0800	0.9170	0.0090	○
D9	III	0.0140	0.9990	0.0000	0.0140	×
D10	II	0.0170	0.9990	0.0000	0.0170	○
D11	II	0.0170	0.9990	0.0000	0.0170	○
D12	III	0.0200	0.0020	0.9970	0.0210	○
D13	III	0.0180	0.0020	0.9960	0.0190	○
D14	III	0.0140	0.0040	0.9940	0.0150	○
D15	III	0.0100	0.0120	0.9860	0.0100	○
D16	III	0.0180	0.0030	0.9960	0.0180	○
D17	II	0.0100	0.9990	0.0000	0.0100	○
D18	II	0.0550	0.9840	0.0140	0.0570	○
D19	II	0.0170	0.9990	0.0000	0.0170	○
D20	II	0.0240	0.9940	0.0050	0.0230	○
D21	II	0.0170	0.9980	0.0010	0.0170	○
D22	II	0.0100	0.9990	0.0000	0.0100	○
D23	II	0.0140	0.9970	0.0030	0.0130	○
D24	II	0.0170	0.9990	0.0000	0.0170	○
D25	III	0.0090	0.0320	0.9650	0.0090	○
D26	III	0.0110	0.2790	0.7190	0.0110	○
D27	II	0.0170	0.9990	0.0000	0.0170	○
D28	II	0.0150	0.0040	0.9940	0.0150	×
D29	III	0.0200	0.0020	0.9970	0.0210	○
D30	III	0.0360	0.9930	0.0060	0.0370	×
D31	III	0.0180	0.0020	0.9960	0.0190	○
D32	II	0.0420	0.8780	0.1130	0.0430	○
D33	II	0.0100	0.9990	0.0000	0.0000	○

正解率=0.85

その結果、柱や梁などのように大きな荷重を分担する部材は、スラブや床等の版に比べて、劣化レベルの判定が厳しくなる傾向が認められた。また、同じ部材でも、片持ち梁の付け根等のように大きな応力が作用していると考えられる部位に対しても、劣化の程度が進行していない早い段階で劣化レベルを厳しく判定していることが認められた。本研究で構築したニューラルネットワークシステムでは、前述の入出力データ以外の、構造物の部材種別や部位に関するデータについて学習を行っていない。しかしながら、点検技術者が劣化レベルの判定を行う場合には、その劣化・変状が構造物の耐荷力に及ぼす影響を考慮していると考えられる。つまり、劣化が生じている場所が構造物のどの部材のどの部位であるかによって、劣化レベルの判定を意図的に補正していることが推測できる。

一方、表-1に示した健全度評価基準や保守点検マニュアルでは、点検者の個人差によるばらつきを少なくするために、出来る限り客観的な評価が、しかも簡便に可能となるように、定量的な基準値や具体的な記述となるよう努力がはらわれている。しかしながら、熟練した技術者になるほど、劣化状況と耐荷力との関係のような、基準に記述されていない総合的判断を行っていることを示唆している。

5. 感度解析

(1) 感度解析の手法

ニューラルネットワークでの入力パラメータ X と出

力パラメータ Y の関係は、式 (2) のように表せる。

$$Y=f(X) \dots\dots\dots (2)$$

ここで、

$$X=\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_l\}$$

$$Y=\{y_1, y_2, \dots, y_k, \dots, y_n\}$$

また、 l, n はそれぞれ入力層、出力層のニューロン数である。

この時、入力パラメータ x_i の値の変化が出力パラメータ y_k に及ぼす感度は、図-1に示すような中間層1層の階層構造で表される場合は、式 (3) のように表せる。

$$\frac{\partial y_k}{\partial x_i} = \sum_{j=1}^m \frac{\partial y_k}{\partial b_j} \cdot \frac{\partial b_j}{\partial x_i} \dots\dots\dots (3)$$

ここで、 m は中間層

$$B=\{b_1, b_2, \dots, b_j, \dots, b_m\}$$

のニューロン数である。

この感度の具体的な計算方法としては、前述の図-1(a)に示すニューロンへのシナプスからの刺激の出力形式をもとに、中間層ならびに出力層の応答値 b_j, y_k はそれぞれ、入力層と中間層の値に重みとしきい値より式 (4) および (5) のように表すことできる。

$$b_j=f\left(\sum_{i=1}^l w_{ji} \cdot x_i - \theta_j\right) \dots\dots\dots (4)$$

$$y_k=f\left(\sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot b_j - \theta_k\right) \dots\dots\dots (5)$$

従って、入力層から中間層までの感度は、式 (4) を式 (1) のシグモイド関数に代入して、式 (6) で表される。

$$\frac{\partial b_j}{\partial x_i} = \frac{1}{T} w_{ji} \cdot \exp\left\{-\left(\sum_{i=1}^l w_{ji} \cdot x_i - \theta_j\right)/T\right\} \cdot \ln\left[1 + \exp\left(-\left(\sum_{i=1}^l w_{ji} \cdot x_i - \theta_j\right)/T\right)\right] \dots\dots\dots (6)$$

同様に、中間層から出力層までの感度は、式 (5) を式 (1) のシグモイド関数に代入して、式 (7) で表される。

$$\frac{\partial y_k}{\partial b_j} = \frac{1}{T} w_{kj} \cdot \exp\left\{-\left(\sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot b_j - \theta_k\right)/T\right\} \cdot \ln\left[1 + \exp\left(-\left(\sum_{j=1}^m w_{kj} \cdot b_j - \theta_k\right)/T\right)\right] \dots\dots\dots (7)$$

従って、式 (3) の右辺は式 (6), (7) で表される。

(2) 健全度に影響する因子の感度解析

前述の5.(1)で示した感度解析の理論式は、一般的な基本式であり、実際に具体的な感度解析の計算は、多次元空間の1断面に対して行われる。そこで、学習が終了したニューラルネットワークを用いて、以下の手順で各入力項目の感度解析²⁰⁾を行った。

はじめに学習に用いた30件のデータを、劣化レベルIIと判定されたもの、つまり4つの出力セルのうち劣化レベルIIのセルの確信度の数値が最も大きい(1.0に近

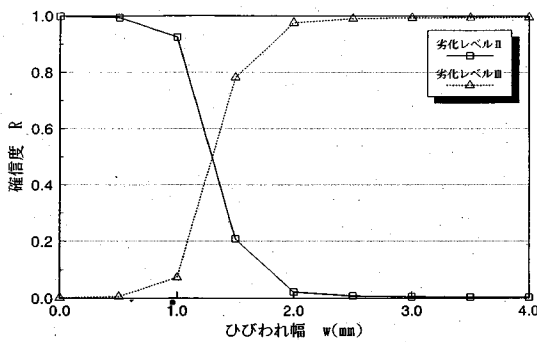


図-2 (a) ひびわれ幅が健全度に及ぼす影響 (劣化レベルII)

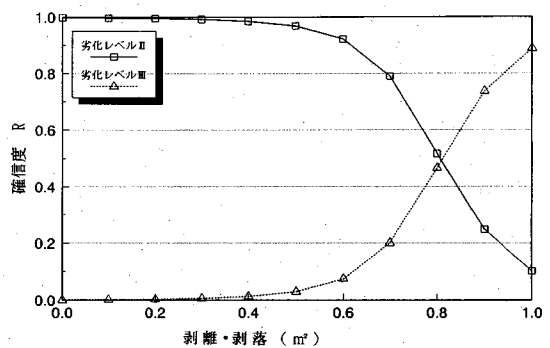


図-3 (a) 剥離・剥落が健全度に及ぼす影響 (劣化レベルII)

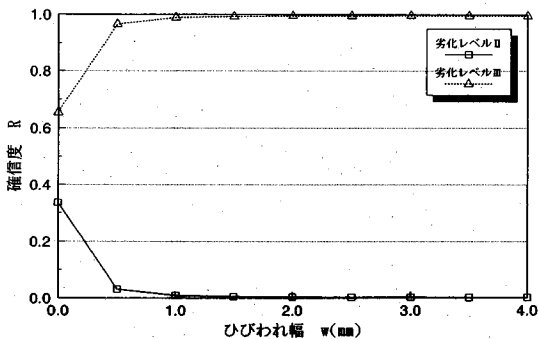


図-2 (b) ひびわれ幅が健全度に及ぼす影響 (劣化レベルIII)

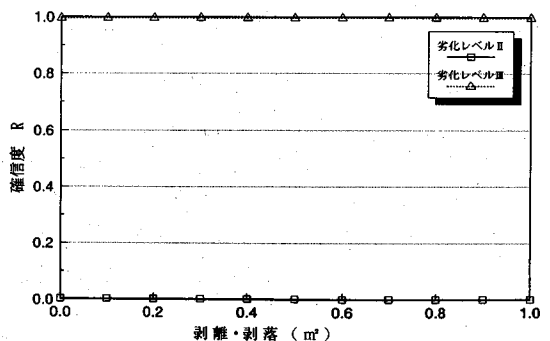


図-3 (b) 剥離・剥落が健全度に及ぼす影響 (劣化レベルIII)

い) 16件と、劣化レベルIIIと判定された14件の2つのグループに分ける。次に着目する項目以外の入力値は、平均値に固定し、着目する1つの項目について、その最小値から最大値まで離散的に値を変化させて、その時の確信度をプロットする。つまり、ある出力判定が得られるパターンのうち、平均的なパターン近くのトレンドに着目して感度を求める、平均値回りの感度解析である。

具体的に示したのが、図-2 (a) であり、劣化レベルIIと判定されたグループについて、ひびわれ幅が健全度に及ぼす影響を計算した結果である。ひびわれ幅の増加に伴い、劣化レベルIIの確信度が徐々に低くなる。ひびわれ幅が1.0 mmのときはほぼ1.0に近く、急激に減少してひびわれ幅が2.0 mmの時にほぼ0.0となる。

同図では、劣化レベルIIのデータのみを用いているにも係わらず、劣化レベルIIIの確信度の変化も併記してある。ここでは、感度を調べる対象は第1候補(劣化レベルII)、逆の現象を示すグループは第2候補(劣化レベルIII)と定義する。つまり、本来対象とする第1候補の感度特性の傾向を、逆の現象を示す第2候補と同時に見ることにより、対象とするものの感度の変化状況がより明確に判断できる。劣化レベルIIの感度特性が入力値(ひびわれ幅)の増加とともに下降し、劣化レベルIIIの感度特性と交差する場合は、入力要素は出力要素に対して負の影響が大であること、言い替えれば入出力は反比例の

関係であることを意味している。

図-2 (b) には、劣化レベルIIIと判定されたグループについて、ひびわれ幅が健全度に及ぼす影響を計算した結果である。ひびわれ幅の増加に伴い、劣化レベルIIIの確信度が徐々に高くなる。ひびわれ幅が0.0 mmのときは0.6で徐々に増大してひびわれ幅が1.0 mmの時にほぼ1.0となる。また、図-2 (a) では示された第1候補と第2候補の感度特性の交差が見られず、この図のみでは劣化レベルIIIの感度特性の判定が困難である。しかしながら、図-2 (a) とは、逆のパターンを示していることより、劣化レベルIIから劣化レベルIIIへの移行過程にひびわれ幅の増加が密接に係わっていることが読み取れる。

図-3 には、剥離・剥落が健全度に及ぼす影響を、図-2と同様の方法で計算した結果を示す。図-3 (a) では、剥離・剥落の面積が増加すると劣化レベルIIの確信度が低下する傾向がよく分かり、剥離・剥落は劣化レベルIIに対して負の影響が大であることを意味していることが読み取れる。一方、図-3 (b) ではほとんど勾配がなく、剥離・剥落は劣化レベルIIIに対して影響が小さいことを意味している。

(3) 感度の相対比較

5.(2)に見られるように、ひびわれ幅や剥離・剥落の値が変化すると劣化レベルの確信度がそれに応じて変

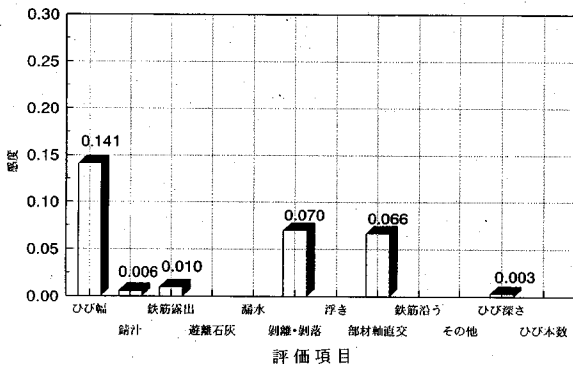


図-4 (a) 健全度に影響する因子の感度 (劣化レベルII)

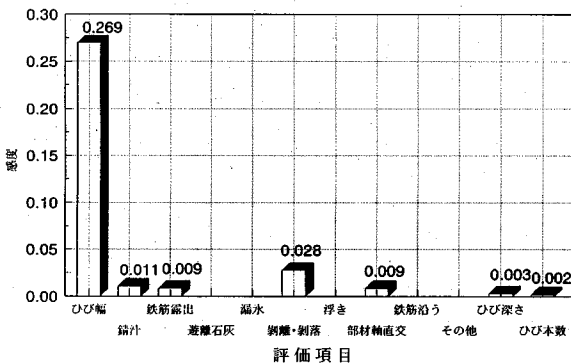


図-4 (b) 健全度に影響する因子の感度 (劣化レベルIII)

化していることが読み取れる。つまり、各入力項目が出力に及ぼす影響を、図の勾配により把握することが出来る。しかしながら、劣化要因に対する確信度の変化は、単純な線形関係ではなく、横軸の入力項目も単位のある量となっているため、この勾配を相対比較の出来る定量的な感度の数値として表す必要がある。

本研究では、入力項目の値に対する確信度の変化量を、その標準偏差で除して無次元化したものを感度と定義した。なお、確信度の変化量は、入力項目の平均値から最大値までの平均勾配とした。ただし、最大値付近は漸近線のようにほとんど変化がなく、最大値が簡単に決められないため、最大値の定義を便宜的に、入力値の変化をきざみ幅 0.1σ に対する確信度の変化率が 1.0% 以下となる点とする。この方法に従って、各入力項目の劣化レベルIIおよび劣化レベルIIIに対する感度を計算した結果を、図-4に示す。

同図より、劣化レベルIIに影響する入力項目は、ひびわれ幅、剝離・剝落および部材直交方向のひびわれの順番で感度が高く、劣化レベルIIIに影響する入力項目は、ひびわれ幅の感度が卓越している。この理由として、塩害の初期に認められる現象のうち、剝離・剝落や錆汁などは、劣化の進行による変化が顕著に現れないが、ひびわれ幅は、鉄筋の腐食量と明確な線形関係^{(21), (22)}にあるこ

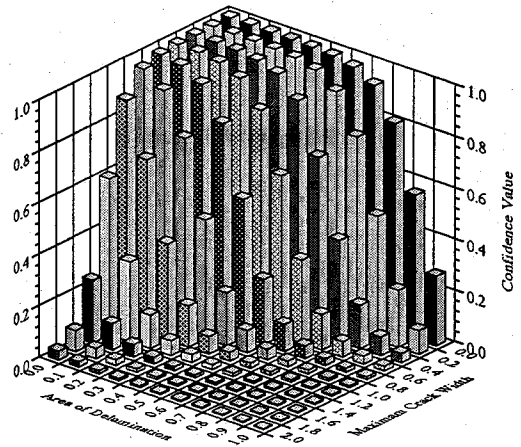


図-5 (a) ひびわれ及び剝離・剝落が健全度に及ぼす影響 (劣化レベルII)

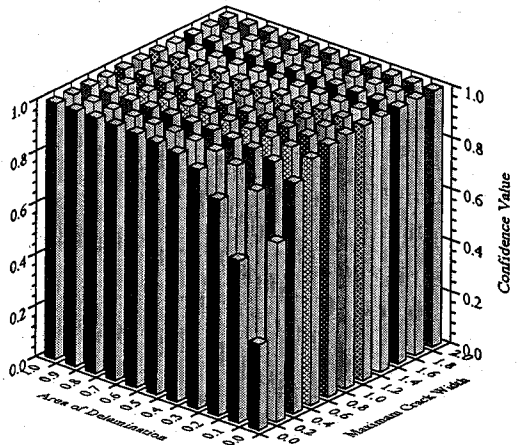


図-5 (b) ひびわれ及び剝離・剝落が健全度に及ぼす影響 (劣化レベルIII)

とが示されている。つまり、劣化がある程度進展した後の判定要因として、ひびわれ幅のような現象を優先させることを検査技術者が行っていることを裏付けている。

(4) 複合感度

単一の項目の感度は、図-2および図-3に示すように平面上の1次元曲線の勾配により表現されるが、複数の項目の感度はこれを拡張して考えられる。ここでは、単一の項目の感度が大きいもの2つを選定して、3次元空間の曲面を作成する。また、平面上の感度曲線では、対象とする項目以外は全て平均値をとるが、3次元空間内の曲面では、平均値以外の点での感度の変化を見ることが出来る。感度が高い順に、ひびわれ幅と剝離・剝落の劣化レベルIIおよび劣化レベルIIIに対する複合感度を、離散的な棒状グラフで図-5に示す。

図-5 (a) に示す劣化レベルIIの複合要因図では、ひびわれ幅と剝離・剝落の面積が、劣化レベルIIに及ぼす複合的影響度合いを表したものである。ひびわれ幅が

小さく、且つ剝離・剝落の面積も小さな領域の確信度が高い。ところが、ひびわれ幅と、剝離・剝落のどちらか一方あるいは両者が大きくなると劣化レベルⅡとなる確信度は低くなる。つまり、健全性が確保されている領域は、劣化レベルⅡの確信度が高く、劣化の程度が顕著になるとレベルⅡの確信度は低下する傾向となっている。

図—5 (b) に示す劣化レベルⅢの複合要因図では、図—5 (a) の劣化レベルⅡの場合と異なり、ひびわれ幅や剝離・剝落の大きい劣化の程度が顕著な領域では劣化レベルⅢとなる確信度が高く、健全性が確保されている領域ではレベルⅢの確信度は低下する傾向となっている。また、剝離・剝落が劣化レベルⅡの判定に有効な領域は、少なくともひびわれ幅が比較的小さなケースに限られていることが読み取れる。

6 ま と め

コンクリート構造物の健全度評価システムを構築するにあたり、まず火力発電所のコンクリート構造物設備診断データベースを利用し、構築に必要なデータの検索収集を行った。これらのデータを用いてニューラルネットワークを利用した健全度評価システムの構築を行った。その結果、以下のような知見を得ることが出来た。

(1) ニューラルネットワークシステムは、コンクリート構造物の健全度評価に対して、高い精度（正解率85%）で、点検技術者と同じ判定を下すことの出来る極めて有効なシステムである。

(2) さらに、このシステムを用いた感度解析により、劣化レベルに影響を与える要因の分類を行った。その結果、劣化レベルⅡではひびわれ幅、剝離・剝落および部材直行方向のひびわれの順番で感度が高く、劣化レベルⅢではひびわれ幅の感度が卓越し、点検技術者の判断基準が明らかとなった。

なお、コンクリート構造物の設備診断データベースの整備がまだ不十分なために、少ない数のデータによる特性の片寄りがあると考えられ、データベースの整備が進み十分な量のデータによるシステム構築が望まれ、今後再構築する予定である。

謝 辞

本研究を遂行するにあたり、東京電力（株）建設部土木調査課課長白井伸一氏には論文作成に際して議論に加わっていただきました。また、東電設計（株）研究開発部河村知之氏および福田靖大氏には、データ整理などの煩雑な労苦も惜しまずに協力して頂きました。ここに深く感謝の意を表す次第である。

参 考 文 献

1) 合原一幸：ニューラルネットワークの学習およびファ

ジィと境界、東京電機大学出版局、1988。

- 2) 高木英行：ニューラルネットワークの学習およびファジィと境界、日本ファジィ学会ファジィ推論とエキスパートシステムに関するワークショップ資料、1989。
- 3) 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。
- 4) 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。
- 5) N. Yasuda, T. Tsutsumi, T. Kawamura, S. Matsuo and W. Shiraki : Assessment of Deteriorating Reinforced Concrete Structures Using Artificial Neural Networks, Proc of ISUMA'93, pp. 581~586, 1993. 4。
- 6) 白木 渡・松保重之・安田 登・河村知之・川野賢司：ニューラルネットワークによる塩害を受けるRC構造物の健全度評価、土木学会第48回年次学術講演会概要集、第I巻、pp. 1234~1235, 1993. 9。
- 7) 林知己夫・駒沢 勉：数量化理論とデータ処理、朝倉書店、pp. 1048, 1982. 6. 2。
- 8) 港湾コンクリート構造物の劣化防止・補修に関する技術調査報告書、(財)沿岸開発技術研究センター、1987. 9。
- 9) 塩害を受けた土木構造物の補修指針(案)、建設省総プロ、1988. 11。
- 10) 塩害建築物の調査・診断・補修指針(案)、建設省総プロ、1988. 11。
- 11) 鉄筋コンクリート造建築物の耐久性向上技術、国土開発技術研究センター、1986. 6。
- 12) 建造物保守管理の標準・同解説—コンクリート構造、鉄道総合技術研究所、1987. 9。
- 13) 道路構造物の点検標準(土木構造物編)、阪神高速道路公団、1985. 9。
- 14) コンクリートのひびわれ調査、補修・補強指針、日本コンクリート工学協会、1987. 2。
- 15) 保守管理規定-火力・原子力発電所土木関係設備一、東京電力株式会社、pp. 1~26, 1988. 3. 1。
- 16) ニューロコンピューティングソフトRHINE EX PC-9801 シリーズ-ユーザーズマニュアル、CRC センチュリリサーチセンタ株式会社。
- 17) 那野比古：ニューロコンピュータ革命、講談社、1989. 1。
- 18) 平野広美：Cでつくるニューラルネットワーク、パーソナルメディア、1991. 3。
- 19) R. ビール、T. ジャクソン、ニューラルコンピューティング入門、海文堂出版(株)、1993. 2。
- 20) 武長 寛他：感度解析を用いたニューラルネットの入力層の最適化とその数字認識への適用、電気学会論文集D、111巻1号、pp. 36~39, 1990. 7. 2。
- 21) 石川和人・丸山久一・酒谷弘行：鉄筋の腐食による付着劣化がはりの供試体の耐荷性状に及ぼす影響、土木学会第48回年次学術講演会概要集、第V巻、pp. 242~243, 1993. 9。
- 22) 酒谷弘行・丸山久一・清水敏二：重ね継手部の腐食によるはりの耐荷性状への影響、土木学会第48回年次学術講演会概要集、第V巻、pp. 244~245, 1993. 9。

(1993. 9. 17 受付)

EVALUATION OF DETERIORATING CONCRETE STRUCTURES USING NEURAL NETWORK

Noboru YASUDA, Wataru SHIRAKI, Manabu MATSUSHIMA and Tomoaki TSUTSUMI

Concrete structures have been long expected as permanent structures, and then they have been constructed without priory considering their maintenance. Recent year, however, they are suffered from severe damage. An artificial neural network is applied to assess deteriorating reinforced concrete structures using periodical inspection data for thermal power plants along the coast of Tokyo Bay. Using a completed training neural networks, a sensitivity analysis to determine the influence of a change in each variable such as maximum crack width, are of peeling-off of concrete surface, exposure of reinforcement, etc., on the damage level.
