

論文

[1142] 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

安田 登*¹, 白木 渡*², 松島 学*³, 堤 知明*⁴

1. はじめに

コンクリート構造物は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、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、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、保守点検における調査結果に基づき劣化度を判定し、必要に応じて補修などを行なっている。補修を行うか否かは、構造物の状態（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、社会性など）、耐用年数、補修の難易度を総合的に判断して決める。維持管理のうち、点検に関する研究・技術開発は多くみられ、近年は非破壊試験を含む各種検査方法が数多く開発されている。しかしながら、このうち劣化度の判定に関しては、調査が目視観察にならざるを得ないこともあり、技術者の判定には誤差・個人差や曖昧さが多分に含まれている。そこで本研究では、火力発電所のコンクリート構造物を対象にその点検のデータを用い、補修の判断要因である健全度の判定をニューラルネットワークを用いて行った。ニューラルネットワークは、あいまい性を持つデータも一般的な記号・数値データと同等に扱うことが可能で、しかも蓄積されたデータによりシステム自身が学習により進化するため、問題の定義等を与える必要がない、といった特徴があることより、健全度の判定といった複合的な問題を取り扱う場合のデータ解析に利用できると考える。

なお本研究では、既存の火力発電所の劣化データを基に別途構築されたコンクリート構造物設備診断データベースを利用しており、実際の設備点検業務の合理化に関してに有効と判断されれば、データベースのアプリケーションシステムとして現場ユーザー向けに整備することも検討している。

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研究は行われているが、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」[1]、建設省土木研究所の「コンクリート橋の塩害による損傷状況調査結果」[2]による規準がある。いずれの場合もコンクリートの剥離・剥落やひびわれの程度、鉄筋の錆汁の状態などにより、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においてもほぼ同様な規準が設けられている。

東京電力(株)の「保守管理規程」[3]でも、火力・原子力発電所のコンクリート構造物の健全度評

*1 東京電力(株)技術開発本部原子力研究所耐震研究室主任研究員 (正会員)

*2 鳥取大学工学部土木工学科助教授 工博 (正会員)

*3 東電設計(株)技術開発本部研究開発部課長 工修 (正会員)

*4 東京電力(株)技術開発本部技術研究所構造研究室主任研究員 工修 (正会員)

価規準があり、健全度ならびに措置程度の判定を定期点検、随時点検および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、設備異常の発見や地震、台風などの顕著な環境変化などの理由により不定期に行っている。また、精密点検はこれらの2種類の点検の後、必要に応じて行うことになっている。これらの点検の結果から、コンクリート構造物の健全度を判定する際には、表-1にその一例を示す「健全度判定規準」に基づいて行われている。さらに、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。

表-1 コンクリート構造物の健全度判定規準の一例

構成部材		コンクリート(表面の状態) (1)		
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	・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 $w \geq [0.0035C(0.005C)]$ 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。
	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	無筋	・直径 [50cm] 未満かつ深さ [2.5 cm] 未満のうき・はく離(欠損)である。	・直径 [50cm] 以上または深さ [2.5 cm] 以上のうき・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	コンクリート	・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、脱落ちそうな状態である。	・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。

3. 検討対象としたデータ

コンクリート構造物設備診断データベースのデータ項目は、塩害、中性化、地震・波浪等各種外の要因を考慮して設定されている。本研究では、このデータベースの中から部分的にRC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ついて何らかのコメントが記述しており、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、劣化状況を認識する上でたいへん重要な部分である。しかしながら、将来的にはこれらの専門技術者は不足することが予想されるため、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 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. ニューラルネットワーク[4],[5]による健全度評価システム

4. 1 システム概要

ニューラルネットは、図-1に示すようにニューロン(脳細胞)を数学的にモデル化したセルを多数結合したものである。本研究ではシステムの構築にあたり、ニューロシミュレータとして「RHINE EXシステム」[6]を使用した。今回用いた階層型ニューラルネットは、セルを入力層、中

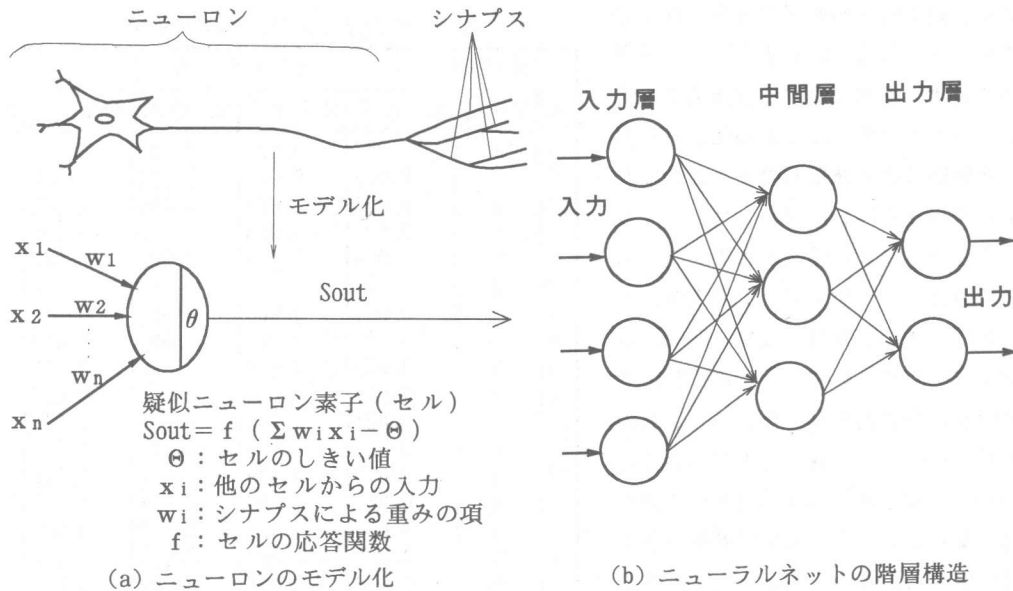


図-1 ニューロンとニューラルネットの階層構造

間層および出力層に分けて配置し、結合したものである。入力層は、健全度に影響を及ぼす項目をデータベースより選定し、表-2に示すとおり16個のセルとした。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、錆汁、鉄筋の露出等は、その有無を0, 1とした。ひびわれ深さおよびひびわれ本数については、劣化程度をランク分けしてどのランクに達しているかを0, 1に置き換えた。出力層は、健全度レベルⅠ、Ⅱ、Ⅲ、Ⅳに対応させて4個のセルとし、各セル毎に0~1の実数で表される確信度が出力される。

4. 2 システムの学習

入力層に特定の入力を与えたとき、望ましい出力を教師データとして出力層に与え、結合の重みを変化させることを学

習と呼ぶ。具体的な学習の手順は、システムから出力される健全度の判定結果と点検技術者が判定した結果の誤差が最小になるように、ある法則に従って結合の重みを少しずつ変化させる。この操作は出力層から入力層に向かって行うために、一般にバックプロパゲーションと呼ばれ、学

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(m ²)
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	部材軸に直行方向 無:0、有:1
10	モード	鉄筋に沿った方向 無:0、有:1
11		その他 無:0、有:1
12	ひびわれ	表面 無:0、有:1
13	深さ	中間 無:0、有:1
14		貫通 無:0、有:1
15	ひびわれ	1本 無:0、有:1
16	本数	複数 無:0、有:1

習の基本的な数学的処理である。誤差がある値以下になる（収束する）まで学習を繰り返す。塩害に関する検索条件でデータベースシステムより求めた、東京湾岸の3箇所の火力発電所の252件の点検データ中40件を使用し、ニューラルネットワークによる健全度評価システムの学習を行った。学習による認識結果を表-3に示すが、No.11, No.14, No.22, No.27およびNo.37については、うまく収束せず正解が出力されなかったものの、その他のデータは正しく評価できていることがわかる。健全度評価基準を基に人間が判断する際、もともと完全に判断できていない場合もあり、このことがシステムを収束させない誤認識の原因とも考えられる。

4. 3システムの判定

学習が終了したシステムに対して、新たなデータを入力することにより健全度を判定させる。ただし、健全度の判定は、出力層の各4つのセルに表された確信度のうち、最も大きな値のセルに対応する健全度が、システムの回答である。前述の252件全てを健全度評価システムによって判定させ、その結果を表-4に示す。ただし、実際の点検記録には、健全度Iおよび健全度IVのデータは無い。健全度評価システムによる判定と実際の判定が一致したデータは、健全度IIでは220個のうち198個であり、90%の確率で正解している。健全度IIIでは32個のうち31個であり、97%の確率で正解していることがわかる。

5. 従来の統計的手法との比較

ニューラルネットで用いた252件のデータと全く同じデータを用いて、従来より行われている統計的手法によって解

表-3 健全度システムの認識結果

No.	評価値	システム出力値				正否
		健全度 I	健全度 II	健全度 III	健全度 IV	
1	III	0.024	0.001	○ 0.999	0.011	
2	II	0.026	○ 0.995	0.004	0.026	
3	III	0.025	0.006	○ 0.996	0.013	
4	II	0.016	○ 0.998	0	0.023	
5	II	0.026	○ 0.995	0.005	0.026	
6	II	0.014	○ 0.999	0	0.024	
7	III	0.021	0.003	○ 0.998	0.012	
8	II	0.025	○ 0.995	0.004	0.023	
9	II	0.022	○ 0.998	0	0.029	
10	II	0.013	○ 0.999	0	0.024	
11	II	0.021	0.003	○ 0.998	0.012	×
12	II	0.026	○ 0.996	0.004	0.026	
13	II	0.014	○ 0.999	0	0.025	
14	II	0.021	0.002	○ 0.998	0.012	×
15	II	0.024	○ 0.997	0.002	0.021	
16	II	0.025	○ 0.983	0.019	0.025	
17	II	0.024	○ 0.997	0.002	0.029	
18	II	0.019	○ 0.999	0	0.027	
19	II	0.016	○ 0.999	0	0.025	
20	II	0.036	○ 0.981	0.021	0.023	
21	II	0.036	○ 0.997	0.026	0.023	
22	III	0.026	○ 0.995	0.005	0.026	×
23	II	0.018	○ 0.998	0.001	0.024	
24	III	0.023	0.003	○ 0.997	0.012	
25	II	0.014	○ 0.999	0	0.023	
26	II	0.015	○ 0.999	0	0.023	
27	II	0.023	0.002	○ 0.999	0.012	
28	III	0.022	0.002	○ 0.998	0.012	×
29	II	0.025	○ 0.983	0.019	0.025	
30	II	0.022	○ 0.997	0.002	0.021	
31	II	0.024	○ 0.978	0.024	0.021	
32	II	0.019	○ 0.999	0	0.028	
33	II	0.021	○ 0.998	0	0.028	
34	III	0.021	0.003	○ 0.998	0.012	
35	II	0.024	○ 0.963	0.042	0.023	
36	III	0.021	0.003	○ 0.998	0.012	
37	II	0.022	0.002	○ 0.998	0.012	×
38	II	0.021	○ 0.998	0	0.028	
39	II	0.021	○ 0.998	0	0.028	
40	II	0.021	○ 0.998	0	0.028	

No. : 一箇所の点検データ

評価値 : 実際の点検データの健全度

システム出力値 : システムからの出力される確信度
最も高い値がシステムによって記述される健全度がシステム出力の健全度となる。実際の健全度がIIIの場合出力値はI→0、II→0、III→1、IV→0が望ましい。

正否 : 実際の健全度とシステム出力の健全度が違う場合に×を示す。

析を行った。健全度に対する各検査項目（アイテム）の解析結果を表-5に示した。さらに、ニューラルネットによる評価結果と比較するために、数量化理論第Ⅱ類 [7] によって得られる健全度と実際の健全度を表-6に示す。

表-5に示した結果のうち、スコアが正（+）の方向に大きいカテゴリーは、1. ひびわれ幅（1.01以上）、2. 錆汁（有）、5. 剥離・剥落（0.21以上）、8. ひびわれ本数（複数）であり、これらのカテゴリーは健全度をⅢと判別することに影響していると判断できる。逆にスコアが負（-）の方向に大きいカテゴリーは、3. 鉄筋露出（有）、4. 遊離石灰（有）、5. 浮き（0.21～0.5）、7. ひび深さ（中間、貫通）、8. ひびわれ本数（1本）であり、これらのカテゴリーは健全度をⅡと判別することに影響していると判断できる。数量化理論で求められた健全度判定システムの正解率は表-6に示す通り、健全度Ⅱでは、220個のうち188個であり、86%の確率で正解し、健全度Ⅲでは32個のうち26個であり、81%の確率で正解している。また、表-4と表-6の比較から、ニューラルネットワークを用いた健全度評価システムの方が統計的手法より、点検技術者の評価に近い判断を下すことが可能であることもわかる。この理由としては、次のようなことが考えられる。数量化理論は線形問題の最適化を行う手法であるのに対して、ニューラルネットワークはパターン認識による最適化手法である。本論文で取り扱った対象は各劣化因子が複雑に絡み合った非線形性の強い問題であり、パターン認識に適した内容であることから、上記のように正解率が高くなったものと推測される。

表-4 ニューラルネットによる認識結果

		実際の判定	
		Ⅱ	Ⅲ
健全度評価システムによる判定	Ⅱ	198	1
	Ⅲ	22	31

正解率 健全度Ⅱ：90%
健全度Ⅲ：97%

表-6 数量化理論Ⅱ類による認識結果

		実際の判定	
		Ⅱ	Ⅲ
理論による判定	Ⅱ	188	6
	Ⅲ	32	26

正解率 健全度Ⅱ：86%
健全度Ⅲ：81%

表-5 数量化理論Ⅱ類による解析結果

アイテム	カテゴリー	カテゴリースコア	t値	偏相関係数
1. ひびわれ幅 (単位：mm)	1:0.0～0.5	-0.28	1.74	0.30
	2:0.51～1.0	0.13		
	3:1.01以上	1.48		
2. 錆汁	1:無	-0.56	1.02	0.32
	2:有	0.46		
3. 鉄筋露出	1:無	0.22	0.65	0.19
	2:有	-0.42		
4. 遊離石灰	1:無	0.11	1.13	0.21
	2:有	-1.03		
5. 剥離剥落 (単位：m ²)	1:0.0～0.2	-0.16	2.14	0.34
	2:0.21～0.5	0.92		
	3:0.51以上	1.98		
6. 浮き (単位：m ²)	1:0.0～0.2	0.06	1.44	0.07
	2:0.21～0.5	-1.43		
	3:0.51以上			
7. ひびわれ 深さ	1:表面	0.25	1.67	0.27
	2:中間	-1.42		
	3:貫通	-0.60		
8. ひびわれ 本数	1:1本	-0.40	0.53	0.12
	2:複数	0.13		

6. まとめ

コンクリート構造物の維持管理業務のうち、標準化の最も遅れた分野の一つと言える、健全度判定に関して、脳の働きを模擬して開発されたニューラルネットワークと言う新しい手法を利用して、システムの構築を試みた。その結果、点検技術者の実際の判定と本システムによる判定が9割近い精度で一致し、この種の判定には、従来の統計的手法と比較しても、ニューラルネットワークは有効な手法であることが示された。ただし、ニューラルネットワークによる判定手法は、パターン認識によるものであるため、判定をおこなう論理過程が明らかになっていない。将来、より合理的な健全度判定を行うために調査項目の見直しを考えると、判定内容を分析することが必要となってくる。従って、今後は、ニューラルネットワークの判断内容を解読して、判別分析や感度解析への応用も検討している。

(謝辞)

本研究を遂行するにあたり、東京電力(株)建設部土木調査課副長白井伸一氏には、この論文を作成するにあたり常に適切な議論をいただきました。また、東電設計(株)研究開発部河村知之氏、福田靖大氏には、データの整理などの煩雑の業務も苦勞を惜しまず協力をして頂きました。ここに深く感謝の意を表す次第である。

(参考文献)

- [1] 橋梁設計におけるエキスパートシステムの応用に関する研究業務(その3)報告書, 阪神高速道路公団(社), 1990.
- [2] 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.
- [3] 保守管理規程-火力・原子力発電所土木関係設備-, 東京電力株式会社, pp. 1~26, 1988. 3. 1.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] 林知巳夫, 駒沢勉:数量化理論とデータ処理, 朝倉書店, pp. 10~48, 1982, 6, 2.