

ニューラルネットワークを用いた土木構造物のひび割れ発生予測に関する研究

徳山工業高等専門学校 学生会員 ○稲津 貴和子  
 徳山工業高等専門学校 正会員 田村 隆弘  
 山口大学 正会員 中村 秀明

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、従来半永久的で、メンテナンスフリーの材料と考えられていた。しかし、高度経済成長期に大量に建設されたコンクリート構造物の早期劣化現象が指摘されはじめるようになり、品質確保や維持管理の面から施工段階でのコンクリート構造物に発生するひび割れ抑制の社会的関心が高まっている。

コンクリート構造物に発生するひび割れは、様々な要因が複雑に関連していることからその予測は非常に難しいとされているが、構造物の美観や耐久性を損なう恐れがあることから、施工前の段階で予測し、対策を検討することが重要となっている(図-1参照)。これまでのひび割れ予測はコンピュータを用いた解析が一般的であるが、解析モデルの構築、解析条件の設定など非常に手間のかかる作業であるため、今後、より簡単にひび割れを予測する技術の開発が求められている。

そこで本研究では、既存のコンクリート構造物の打設管理記録<sup>1)</sup>を用いて、予測が難しいとされている橋台たて壁に発生するひび割れの予測を行う「ニューラルネットワークシステム」の構築を試みた。そして、マスコンクリートのひび割れ制御指針で提案されている重回帰式による温度ひび割れ指数の簡易評価式<sup>2)</sup>との比較を行った。

2. ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークとは人間の脳神経回路網を数学的にモデル化し、人間の頭脳の動き、記憶や判断、認識等をコンピュータ上で行わせようとするものである。多数のセルを配置し、セル間のデジタル信号のやりとりを用いて処理を行う。今回は図-2に示すような3層からなる階層型ニューラルネットワークを用いる。入力された値は各セルを通る間に、セルごとに設定された結合係数が掛け合わされ、出力される値が決まる。また、この結合係数と閾値が変更されることを「学習」といい、今回は理想的な解が与えられている教師あり学習の手法として、バックプロパゲーションを用いる。

3. ニューラルネットワークを用いたひび割れ予測

(1) 評価に用いるデータの選定

山口県では施工段階はもとより、発注や設計段階においても事前にひび割れの抑制対策を検討することを目的とし、

キーワード ひび割れ、ニューラルネットワーク、打設管理記録、簡易評価式

連絡先 〒745-8585 山口県周南市学園台 徳山工業高等専門学校 TEL0834-29-6200

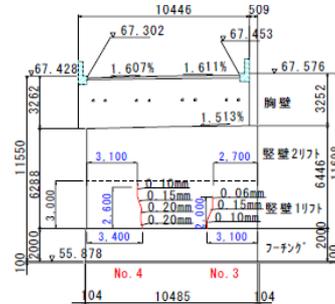


図-1 橋台たて壁に発生したひび割れの例

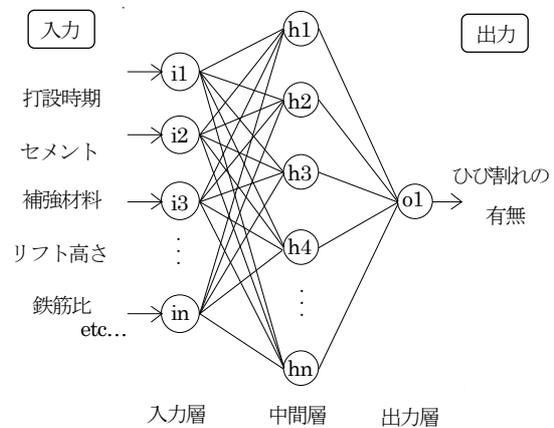


図-2 使用したネットワーク

表-1 入力項目

	データ項目	データ内容
1	打設時期	3, 4, 5月 : 0.5    6, 7, 8月 : 1 9, 10, 11月 : 0.5    12, 1, 2月 : 0
2	セメントの種類	高炉B種 : 1    普通 : 0.9 早強 : 0.8    低熱 : 0.1    中庸熱 : 0.2
3	膨張材	使用 : 0.5    不使用 : 1
4	AE減水剤	使用 : 0.2    不使用 : 1
5	補強材料	アラミド : 0.2    ガラス : 0.5 ファイバ : 0.8    不使用 : 1
6	リフト高さ (m)	~1.0 : 0    1.3 : 0.3    1.6 : 0.5 2.1 : 0.8    2.5 ~ : 1
7	部材の厚さ (m)	~1.0 : 0    1.3 : 0.5    1.4 ~ : 1
8	部材の幅 (m)	~4.0 : 0    5.2 : 0.3    7.1 ~ : 0.5 8.0 : 0.8    10.0 ~ : 1
9	鉄筋比 (%)	~0.1 : 1    0.2 : 0.5    0.3 ~ : 0
10	打設間隔 (日)	~7 : 0    10 : 0.5 15 : 0.9    20 ~ : 1
11	ひび割れの有無 出力1	無 : 0    有 : 1

実構造物による試験施工を行い、ひび割れ発生状況や温度などの施工状況、発生したひび割れ幅について整理したデータが蓄積されている。

本研究ではこれらのうち、橋台たて壁のデータ約 120 個のデータを用いて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。

(2) システムの構築

入力層に入力するデータは0~1の範囲の数値に変換する必要があるため、表-1に示すようにデータを作成した。

(3) 学習結果の判定

ニューラルネットワークでは近似値をとるため、0、1と割り切った数字を表示することはできない。そこで今回は0.5未満を0、0.5以上を1と判定する。

解析の精度については、一度学習させたデータを推論させるという手法で確認した。

(4) 学習結果

図-3は学習結果の判定基準と正答率の関係を示している。判定基準は0.5を基準としているが、0.7を基準にした場合が最も正答率が高くなる結果となった。正答率は8割を超えており、十分な精度が期待できる。

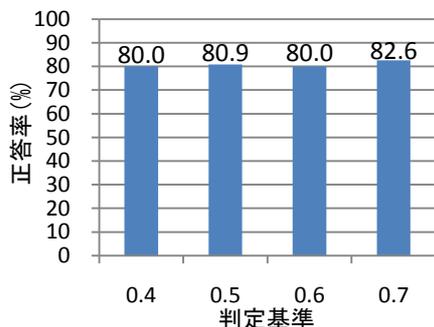


図-3 判定基準と正答率の関係

3. 簡易評価式によるひび割れ指数の推定

層状構造物の簡易評価式<sup>2)</sup>として(1)式が提案されている。

$$I_{cr} = -0.0342T_a + 0.0103D - 0.0930Q_{\infty} + 0.149\alpha^{\beta} - 0.312\log_{10}(H_R) + 0.142f_t - 0.236\log_{10}(L/H) - 0.0767\log_{10}(E_c/E_r) + 5.68 \quad (1)$$

この式にニューラルネットワークシステムに用いたものと同様の打設管理記録のデータを代入し、ひび割れ指数を算定した。しかし、得られた数値は一般的なひび割れ指数の値に比べて小さくなった。そこで、この式では、終局断熱温度上昇量が大きく影響を与えていると考えられることから、終局断熱温度上昇量に掛る係数を0.0930から0.0730に変更し、算定を行った。その結果、ひび割れ指数は0.688~

1.578までの範囲となった。ひび割れ指数は0.6以下の場合、ひび割れ発生確率は100%とされているが、今回はひび割れが全く入っていないものに対して0.6以下の答えを出すことは出来なかった。また、図-4は簡易評価式により算定したひび割れ指数と実際の構造物で発生した最大ひび割れ幅の関係を示している。※1の範囲では、ひび割れ指数が大きくなるにつれて最大ひび割れ幅が大きくなる傾向がみられる。しかし、※2の範囲ではひび割れ指数が小さいにも関わらずひび割れは全く入っておらず、※3の範囲では、ひび割れ指数が大きいにも関わらず、最大ひび割れ幅が大きくなっている。

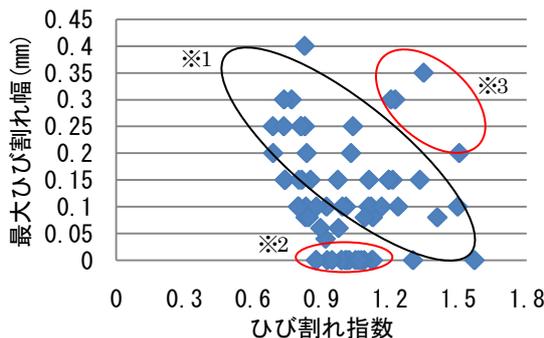


図-4 ひび割れ指数と最大ひび割れ幅の関係

4. まとめ

本研究では、山口県がデータベース化している「コンクリート構造物の打設管理記録」を用いて、ニューラルネットワークを利用した橋台たて壁に発生するひび割れの予測システムの構築を試み、かつ、現在提案されている簡易評価式との比較を行った。簡易評価式では、ある一定の傾向をつかむことは出来るものの、正確なひび割れの有無を予測することは難しいといえる。それに対し、ニューラルネットワークを用いた場合には、8割を超える高い正答率が得られた。このことから、ニューラルネットワークはコンクリート構造物に発生するひび割れをある程度予測するのに有効なシステムであるといえる。さらに、最適な学習データの条件や選定方法の発見により、予測精度の向上が期待できる。今回はひび割れの発生確率についてのみの予測を行ったが、今後はひび割れ幅の予測についても検討していく予定である。

参考文献

- 1) 財団法人 山口建設技術センター : <http://www.yama-ctc.or.jp/data/index.html>
- 2) 日本コンクリート工学協会 : マスコンクリートのひび割れ制御指針, pp.126-136, 2008.
- 3) ニューラルネットワークとは : <http://mikilab.doshisha.ac.jp/dia/research/report/2005/0909/006/report20050909006.html>