

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、また、トンネル等のコンクリート剥落事故が相次いだことから、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、材料・施工、環境、構造などの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。

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にも関わらず、精度良くないされているとは言いがたいのが現状である。また、他に重回帰式による簡易評価式¹⁾などが提案されているが、未だ有効な手法は定まっておらず、今後より精度良く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²⁾を利用して、コンクリート構造物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。

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、セルの間デジタル信号のやりとりを用いて処理を行う。今回は図-1に示すような入力層、中間層、出力層の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、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、これらのデータのうち、約400個(BOXカルバート54, 擁壁71, 橋脚134, 橋台173)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

構造物の種類により得られた条件が異なるため、学習させるデータは構造物別に作成した。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。これらのデータのうち、打設温度、部材の厚さ、L/H(誘発目地間隔と高さの比)、l/H(幅と高さの比)は、ひび割れに影響を与えているといわれている。しかし、ひび割れに影響する条件は一つではないため、影響を与える、与えないに関わらず、出来るだけ多くの条件を用いることにする。今回は入力データを0.1刻みの場合と0.2刻みの場合の2種類を作成した。

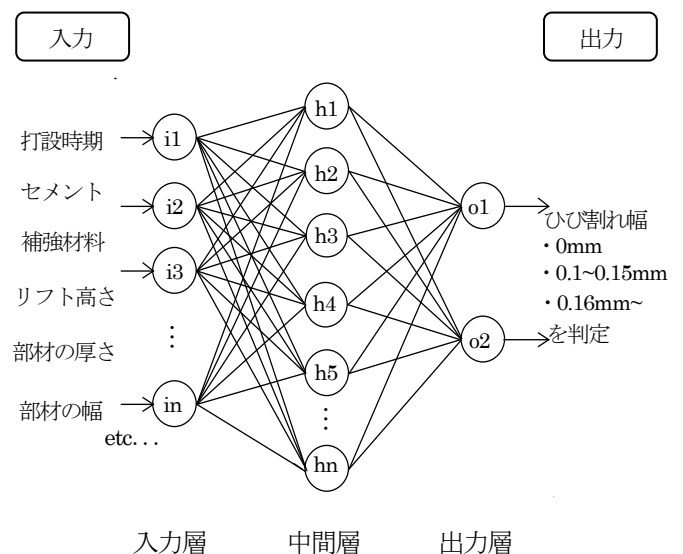


図-1 使用したネットワーク

(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。そのため今回は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-2 は入力データの作成形式の違いによる正答率の割合を示している。BOX カルバートについては、どちらの正答率も同じという結果になったが、他の構造物については0.2刻みで作成した場合のほうが0.1刻みで作成した場合に比べ正答率が高くなっている。この結果より、入力データは細かく分類するよりも大まかに分類したほうがより精度が良くなることが分かる。橋台以外の構造物については、正答率が7割を超えており、十分な精度が期待できる。

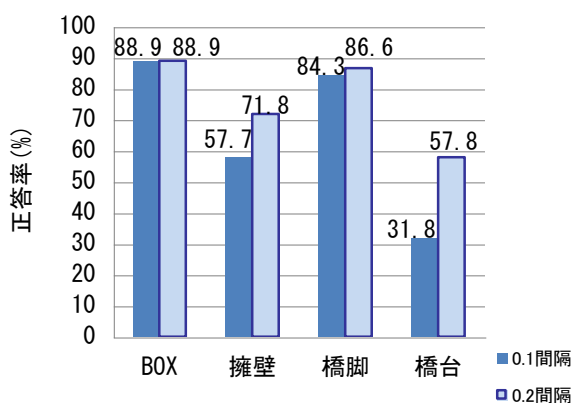


図-2 データの作成形式の違いによる比較

(5) 橋台たて壁について

(4)学習結果より、橋台については6割以上の正答率を得ることが出来なかった。そのため、橋台の特になて壁について、データの作成の段階から再度、分析を行う。

a) 入力データの作成

入力するデータは大まかに分類したほうが良いという結果だったため、ひび割れが入りにくい場合を0、入りやすい場合を1とし、ひび割れの入りやすさの割合により、表-2に示すようなデータを作成した。ここではひび割れ幅まで予測するのではなく、ひび割れが入るか、入らないかを予測させるようにする。また、打設間隔はひび割れに影響を与える大きな要因であると考えられるため、打設間隔のデータを含んでいない場合と含んだ場合を比較する。

b) 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。これより、打設間隔を条件に含んだ場合のほうが正答率が

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 6, 7, 8月 : 0.3 9, 10, 11月 : 0.6 12, 1, 2月 : 0.9
2	構造の種類	RC : 0 SRC : 0.3 PC : 0.6 無筋 : 0.9
3	セメントの種類	高炉B種 : 0 普通 : 0.2 早強 : 0.4 低熱 : 0.6 中庸熱 : 0.8
4	膨張材	使用 : 0 不使用 : 1
5	補強材料	補強鉄筋A : 0 補強鉄筋B : 0.2 A+B : 0.4 アラミド : 0.5 ガラス : 0.6 ファイバ : 0.8 不使用 : 1
6	部位	それぞれを0.2刻みの数値に変換
7	リフト高さ	各構造物の最小値以下 : 0
8	部材の厚さ	最大値以上 : 1
9	部材の幅	・0.1刻みで作成の場合
10	誘発目地間隔※1	最小値と最大値の間は9分割し
11	試験強度	0.1～0.9に変換
12	打設温度	・0.2刻みで作成の場合
13	L/H ※1	最小値と最大値の間は4分割し
14	1/H	0.2～0.8に変換
15	最大ひび割れ幅	
	出力1	0mm : 0 0.1～0.15mm : 1 0.16mm～ : 1
	出力2	0mm : 0 0.1～0.15mm : 0 0.16mm～ : 1

※1 BOX カルバートと擁壁のみに適用

表-2 入力項目(橋台たて壁)

	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

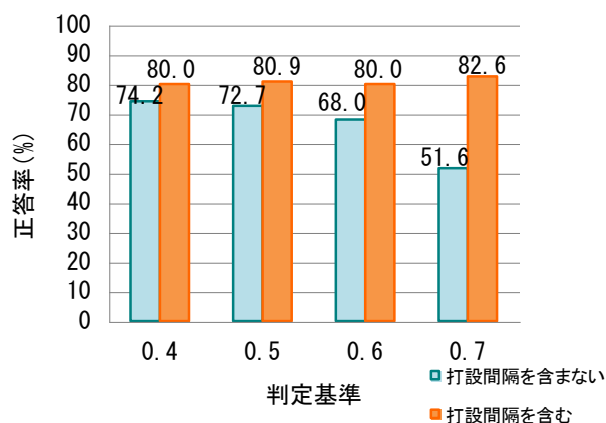


図-3 判定基準と正答率の関係

高くなることから分かる。よって、打設間隔はひび割れに大きな影響を与える要因であるといえる。また、判定基準は0.5を基準としているが、打設間隔を含まない場合では0.4、含む場合では0.7を基準にしたほう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。

4. 結論

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コンクリート構造物に発生するひび割れの予測システムの構築を試みた。データの作成形式、データ数など最も適した条件の組み合わせを見つけることは難しいが、最終的には各構造物ともに7割以上の正答率が得られたため、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。今後、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。

参考文献

- 1) 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.
- 2) 財団法人 山口建設技術センター：<http://www.yama-ctc.or.jp/data/index.html>
- 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>