

I-156 ニューラルネットワークを用いたRC床版のひび割れ損傷度自動判定システム

京都大学工学部 正 員 古田 均 京都大学工学部 正 員 白石成人
近畿日本鉄道㈱ 正 員 大谷裕生

1. はじめに 橋梁構造物の維持管理を適切に行うには、まず橋梁の損傷状況を的確に把握しなければならない。現状では損傷状況は、舗装、高欄、地覆、伸縮継手、床版、排水装置、主桁等の点検結果より、専門家の工学的判断によって判定されている¹⁾。橋梁の損傷度判定において、床版は直接交通荷重を受ける箇所でもあり、その損傷度は橋梁そのものの損傷度を決定するためにも重要な要因の一つでもある。ところが、RC床版のひび割れの調査は、ひび割れに沿ってチョーク等によって線を引き、ひび割れの幅や長さを手作業で計測しなければならず、多くの時間と労力を必要とするのが現状である。

以上に鑑み、本研究では橋梁の損傷の中で、特にRC床版のひび割れによる損傷に着目し、その損傷度を自動的に評価するシステムを構築することを目的とする。本研究では、RC床版のひび割れの幅や長さを直接計測することはせず、ひび割れに関する図的情報をイメージスキャナによってコンピュータに入力し、ニューラルネットワークのパターン認識の機能を利用して、その損傷度を判定することを試みる。

2. ニューラルネットワークの原理²⁾³⁾ ニューラルネットワークは複数のユニットの結合体である。ユニットは図1のように複数の入力 I_k と1つの出力 Q 、各入力に対する重み W_k とユニットのしきい値 h によって構成される。ここで出力値 Q は $Q=f(\sum W_k \cdot I_k - h)$ で定義される。こ

こで一般に、関数 f としては $f(x)=1/(1+\exp(-x))$ (シグモイド関数)が用いられることが多い。このユニットが複数個結合することによりニューラルネットワークが形成され、ユニットの出力値は結合先のユニットの入力値となる構造を持っている。ニューラルネットワークには、相互結合型、階層型・フィードバック結合混在型、階層型・層内結合混在型など種々のものが考えられるが、本研究ではネットワークのモデルとして、比較的モデル化が簡単である階層型ネットワークを用いることにする。階層的ネットワークは、次のように定義される。つまり、

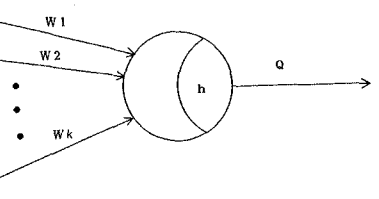


図1 ユニットの構造

n層の階層ネットワークとは、①ユニットが層状に配列され、その層数はn個である、②互いに隣接する層のユニット間は全て結合されている、③同一層内や層を飛び越えての結合は存在しない、という性質を満たすニューラルネットワークである。ニューラルネットワークの最大の特徴は、その学習機能にある。学習とは、いくつかの変換の例(学習データ)を与えることによって、それらの変換の例を真似るようにネットワークのしきい値と重みを決定することである。ここで、入力変数の数がn個、出力変数の数がm個のニューラルネットワークの学習データが、 $(X_{k1}, X_{k2}, X_{k3}, \dots, X_{kn}) \rightarrow (Y_{k1}, Y_{k2}, Y_{k3}, \dots, Y_{kn})$ (ただし、 $1 \leq k \leq p$)のp個与えられていたとし、例えば入力値に $(d_1, d_2, d_3, \dots, d_n)$ を与えたときのネットワークの出力値 q_i が $q_i = q_i(d_1, d_2, d_3, \dots, d_n)$ (ただし、 $1 \leq i \leq m$)で与えられるとする。学習とは、説明変数をネットワークの「重み」、「しきい値」とし次の目的関数 S を最小化することである。

$$S^2 = \sum \sum (y_{ij} - q_j(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}))^2 / mp \quad (\text{ただし } 1 \leq i \leq p, 1 \leq j \leq m, S \geq 0) \quad (1)$$

3. RC床版のひび割れ損傷度の自動評価システム 本研究では、ひび割れ損傷度自動判定システムを構築した。本システムは、イメージスキャナによって、パーソナルコンピュータ上にRC床版のひび割れ図を読み込み、ニューラルネットワークの画像認識機能を用いて損傷度を判定する。ここで床版のひび割れ図としては、カメラによって撮影された床版のひび割れの写真などを用いることができる。本システムは、学習データ作成システム、学習システム、損傷度判定システムによって構成されている。

学習データ作成システムは、RC床版のパネルのひび割れ図(写真)をイメージスキャナで入力し、さらにその損傷度(例えば建設省近畿地方建設局の基準では0~IVの5つのランクで表される)を与えることによって、RC床版のひび割れ損傷度判定のための学習データを作成するシステムである。学習データ作成システムのハードウェアは、パーソナルコンピュータ(日本電気、PC9801)とそれにRS232Cケーブルで接続されたイメージスキャナ(立石電気、HS10RⅡ)によって構成されている。またソフトウェアは、本研究で作成した画像入力・画像分析のシステム(マイクロソフト社のQuick-BASICによって作成した)で構成されている。ひび割れ図は画像入力システムにより、グラフィック・イメージ(最大640ドット×400ドットの長方形形状)として読み込まれ、各ドットは二値の情報(画像における黒点を1、白点を0と考える)で表現される。ところが、パーソナルコンピュータのレベルでは記憶容量等の制限により、640ドット×400ドットの画像情報を扱うことは困難であるので、画像を簡単なマトリックスによって表現する。つまり、パソコンに格納されている画像データを $N \times M$ にメッシュ分割し、各メッシュの面積に対する、そのメッシュに含まれるひび割れ部分の面積の比率を要素とするマトリックスによって、ひび割れの画像を

表現する。本研究では大容量の学習データを高速に学習するために、学習システムを京都大学大型計算機センターのFACOM M-780/30上にFORTRANを用いて作成した。したがって学習は、学習データをパソコン用ファイル(MS-DOSファイル)から大型計算機上に転送することによって実行される。

損傷度の判定は、パソコンとイメージスキャナを連結したシステムによって行う。つまり、学習システムによって得られた「重み」と「しきい値」のデータを用いて、損傷度判定のためのニューラルネットワークを作成し、それに対してイメージスキャナからひび割れの画像データ(マトリックス)を入力することによって、その損傷度を判定する。

4. 適用例 ここでは、本研究で構築したRC床版のひび割れ損傷度判定システムの有用性を示すために、A橋のパネル1～パネル12のひび割れのデータを学習し、パネル1～パネル15の損傷度を計算した。

まず、読み込んだ画像の分割を 40×40 にし、損傷度としては建設省近畿地方建設局の基準である0～Ⅳによって与えるように設定する。学習データ作成システムを起動し、ひび割れ図を読み込むと、システム側

からそのひび割れのデータに対する損傷度を質問してくるのでそれに対して答える。この作業をパネル1～パネル12まで行う。このようにして学習データが作成されれば、そのファイルを大型計算機に転送し、学習システムを起動する。ただし、起動する前に、①ニューラルネットワークの層数=4、②第1層ユニット数=1600、③第2層ユニット数=30、④第3層ユニット数=30、⑤第4層ユニット数=5、⑥学習データ数=12などの設定を行う。ここで、②の値は画像を $40 \times 40 = 1600$ 分割したことによって自動的に決まった値である。また、⑤も損傷度評価が0～Ⅳの5段階で表されるので自動的に決まる。さて、学習が終了すると「重み」と「しきい値の」データのファイルをMS-DOS上に転送し、本研究でパソコン用に作成したニューラルネットワークに読み取ることによって、損傷度評価をパーソナルコンピュータ上で簡単に行うことが出来る。次にこの損傷度判定システムを用いて、パネル1～パネル15の損傷度評価を行った。損傷度判定システムを起動し、パネルのひび割れ図をイメージスキャナによって読み込むと、自動的にそのパネルに対する損傷度が判定される。パネル1～パネル15に対する実際の損傷度と、損傷度判定システムによって判定された結果を表1に示す(○印は各パネルにおける出力値のうち、最大値であることを表している)。これによると、パネル1からパネル12までは学習データとして用いたので、非常に精度よくその損傷度を判定することが出来る。例えばパネル3の場合、(0, I, II, III, IV) = (0.00, 0.047, 0.075, 0.961, 0.000)であり、各々の値は認識の程度を表しているの、損傷度はⅢであることがわかり、それは実際の損傷度と一致している。さらに、パネル13～パネル15は、学習データに含めなかったパネルであるが、それぞれ損傷度がⅢ、Ⅲ、Ⅱと同じ値を出力している。ただし、出力値はパネル13では0.413、パネル14では0.466、パネル15では0.322となっており、1.00に近い数値にはなっていない。その理由は学習データの不足によるものであると考えられる。

5. 結論 本研究では、RC床版ひび割れ損傷度自動判定システムを構築した。本システムは、パーソナルコンピュータとイメージスキャナを用いて損傷度を判定するので、非常に簡単にひび割れの損傷度を判定することができる。また、本システムはニューラルネットワークのパターン認識機能を利用しているため、コンクリートの目地や水道管、ガス管などの添加物のような、ひび割れ以外の画像がひび割れの図中に含まれていても、その損傷度の判定を行うことが可能である。今後は、さらにニューラルネットワークの学習における最適化の手法について検討する必要がある。また、本システムはひび割れを2次元的にしか評価していないので、今後は3次元的に評価する方法について検討する必要がある。参考文献1)阪神高速道路公団：道路構造物の点検標準(土木構造物編)(1985)2)合原一幸：ニューラルコンピュータ、東京電機大学出版局(1988)3)麻生英樹：ニューラルネットワーク情報処理、産業図書(1988)

表1 各パネルの実際の損傷度と
本システムによる損傷度

	実際の損傷度	ランク0	ランクI	ランクII	ランクIII	ランク
パネル1	II	0.000	0.249	○0.743	0.051	0.000
パネル2	III	0.000	0.073	0.218	○0.904	0.000
パネル3	III	0.000	0.047	0.075	○0.961	0.000
パネル4	III	0.000	0.072	0.062	○0.958	0.000
パネル5	II	0.000	0.073	○0.628	0.133	0.000
パネル6	III	0.000	0.287	0.330	○0.851	0.000
パネル7	III	0.000	0.077	0.316	○0.855	0.000
パネル8	III	0.000	0.050	0.080	○0.952	0.000
パネル9	II	0.000	0.095	○0.660	0.070	0.000
パネル10	I	0.000	○0.7802	0.021	0.137	0.000
パネル11	III	0.000	0.135	0.041	○0.854	0.000
パネル12	III	0.000	0.023	0.001	○0.987	0.000
パネル13	III	0.022	0.124	0.145	○0.413	0.012
パネル14	III	0.001	0.233	0.331	○0.466	0.133
パネル15	II	0.120	0.132	○0.322	0.233	0.111