

論文 コンクリート表面の汚れ評価へのニューラルネットワークの適用

国枝 稔*1・栗原 哲彦*2・六郷 恵哲*3

要旨：本論文は、コンクリート表面の汚れ評価へのニューラルネットワークの適用性について検討したものである。橋脚の写真から得られる定量的なデータを入力することによって、5段階評価を行うニューラルネットワークシステムを構築した。さらに、従来からの評価手法に基づいた回帰モデルと比較検討し、①解析結果②解析の信頼性③解析時間という3つの観点からニューラルネットワークシステムの有用性を確認した。

キーワード：ニューラルネットワーク, 汚れ評価, コンクリート橋脚

1. まえがき

既存のコンクリート構造物のほとんどが安全性、耐久性などを重視して設計され、維持管理が行われてきた。しかし、近年、身の周りが豊かになっていくにつれて、個性的で美しいコンクリート構造物に対するニーズが高まってきている。しかし、一般的なコンクリート構造物においては、完成時には美しいが、時間が経過するにつれて汚れが目立つようになってきたり、色のはげ落ちたりして、その美しさが保持できないものが多い。コンクリート構造物の表面の汚れを適切に評価し、優先順位をつけて洗浄を行ったり、汚れ防止対策を講じたりする必要性が生じる。コンクリート構造物の汚れ評価を行う場合、立地条件などが各構造物ごとに異なるため、一定の基準を設けて評価することが困難である。また、コンクリート構造物の表面の汚れ評価は、人間の視覚に依存する場合が多く、そこには個人差や曖昧さが含まれることから、評価手法の標準化が望まれている。

一方、ニューラルネットワークは、評価に至る論理が複雑なため定式化が困難で、しかも非線形性の強いデータを多く含む問題に対して特に有用であるといわれている[1]。このような特徴を生かして、近年様々な分野に適用されており、コンクリートの分野においても様々なモデルに対して適用されている。関口ら[2]は、コンクリートの促進中性化試験及び練り混ぜ試験の結果に対して、ニューラルネットワークを用いたモデルを考え、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。安田ら[3]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評価に対して、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ている。また筆者ら[4]も、コンクリート橋脚の写真を対象とし、5段階の汚れ評価を行うニューラルネットワークシステムを構築した。このシステムは、汚れの形状を表すパラメータにフラクタル次元を用いている点に特徴があるが、汚れ部の面積比や汚れ部の形状を計測する際に、個人差や曖昧さが含まれる可能性があるという課題が残されていた。したがって、本研究ではこのような問題点を解決する入力項目について検討するとともに、汚れ評価を行うシ

*1 岐阜大学大学院工学研究科土木工学専攻 (正会員)

*2 岐阜大学助手 工学部土木工学科、工修 (正会員)

*3 岐阜大学教授 工学部土木工学科、工博 (正会員)

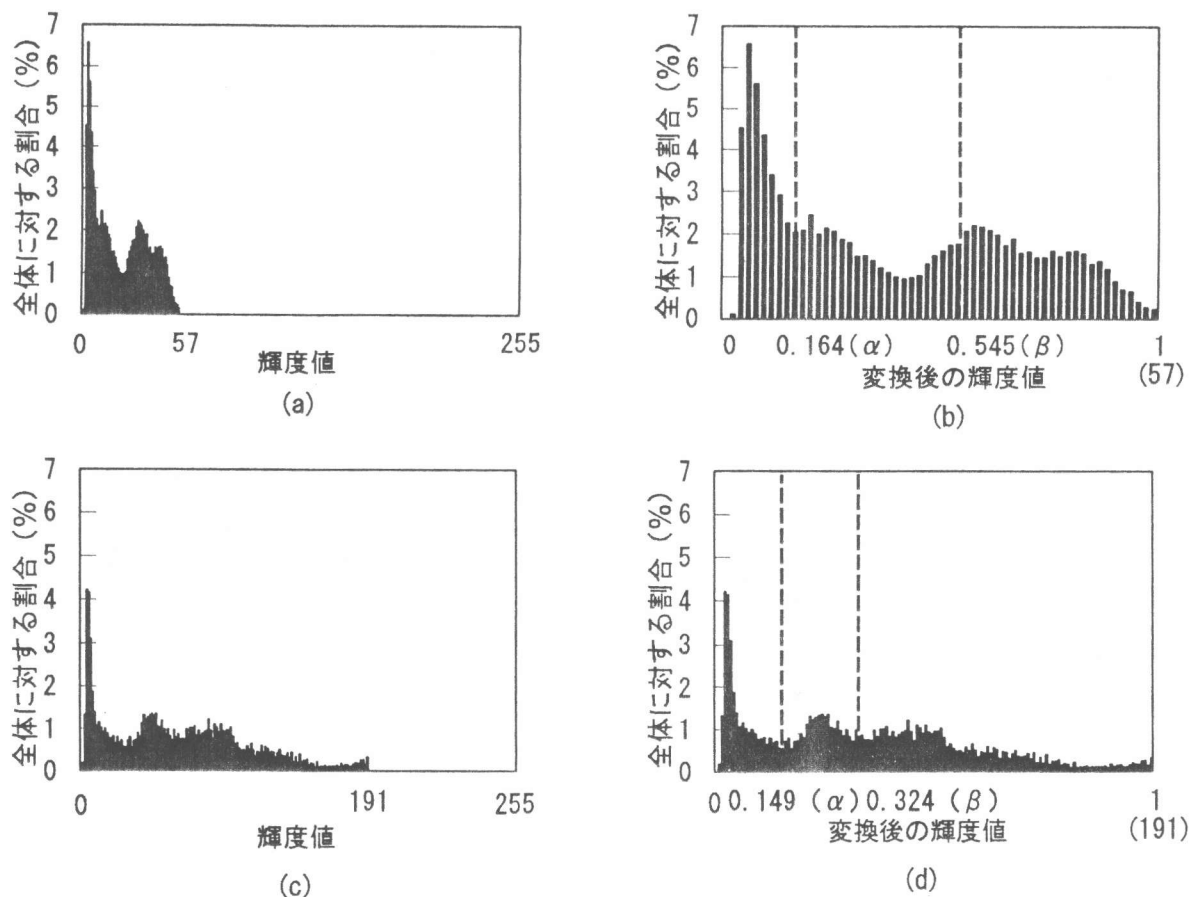


図-1 対象図形の輝度分布

システムを構築した。さらには、既往の統計解析[5]と比較検討しニューラルネットワークシステムの有用性や問題点についても検討した。

2. システムの構築

2.1 データの作成

本研究では、岐阜市内外の長良川にかかる道路橋（11 橋）の橋脚のうち 25 橋脚を対象とし、25 橋脚各 1 枚の写真を 25 人に見せ、レベル 1（あまり汚れていない）～レベル 3（少し汚れている）～レベル 5（かなり汚れている）の 5 段階評価を行なってもらった。アンケートによる汚れ評価の結果にはばらつきが生じたが、度数の一番大きいものを採用し、学習用データとして使用した。

実際にシステムに入力するデータは次のように作成した。まず画像解析ソフトを用いて、対象とする橋脚の写真を 256 階調グレーに変換する。本来ならば、カラーで扱うのが適当であると考えられるが、データの扱いが複雑になるという理由と、あくまでも対象はコンクリート表面であり、モノクロで扱うことによる弊害が比較的少なくて済むという理由から、本研究ではモノクロで扱うこととした。図-1 (a) のように、変換された画像の各輝度ごとのピクセル数（画素数）をカウントし、図-1 (b) のように、分布幅を 0～1 に正規化する。この際、図形全体のピクセル数に対して、各輝度ごとのピクセル数が 0.1% に満たないものは削除することとした。次に、濃い部分、薄い部分、どちらでもない部分、を想定して、図形全体の輝度分布をピクセル数で 3 等分する。このときの境界となる輝度値を算出し、正規化された値に変換する。その際、正規化された輝度値の小さい方を α 、大きい方を β とする。

以上のような方法で作成したデータのうち、アンケートの汚れレベルの結果がレベル4（汚れている）と判定された写真の輝度分布を図-1(a)、(b)に、レベル1（あまり汚れていない）と判定された写真の輝度分布を図-1(c)、(d)に示す。

2.2 ニューラルネットワークシステム

(1) 入力層と出力層

図-2に示すように、入力層のユニット数は2個とし、前述の α 、 β を入力した。出力層のユニット数は、汚れレベル1~5に対応させて5個とし、一番大きい値を出力するユニットに対応する汚れレベルを、このシステムが判定した汚れレベルとした。

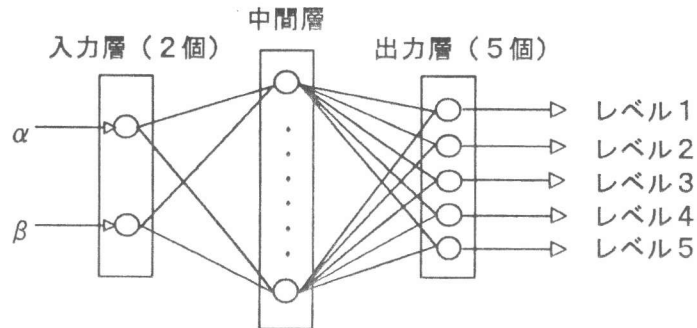


図-2 ニューラルネットワークシステム

(2) 中間層

一般に、ニューラルネットワークの中間層のユニットは必要最小限の数を用いることが、システムの収束性と計算量の削減の観点から重要であると言われている。しかしながら、最適解を得るための中間層のユニット数を決定するための手法は現在のところ十分には確立されていない。そこで、本研究では中間層のユニット数を適当に変化させ、誤差の収束状況と認識結果の観点から決定することとする。

まず、前述の作成データである25組のデータを用いて、最急降下法に基づくバックプロパゲーション法により学習させた。

この際、中間層のユニット数を5、10、15個の3ケースとした場合の学習誤差の収束状況を図-3に示す。これより、ユニット数5個に比べて10個あるいは15個の場合のほうが学習誤差が小さくなり、非常に良好な学習が行われているといえる。また、10,000回以上の学習を行うと、すべてのケースにおいて学習誤差がほぼ平衡状態となり、どのケースにおいても認識結果に大きな違いはなかった。よって、本研究では、今後の解析において中間層の層数を1層とし、ユニット数を10個とした。なお、学習回数は、過学習を防ぐためすべて10,000回とした。

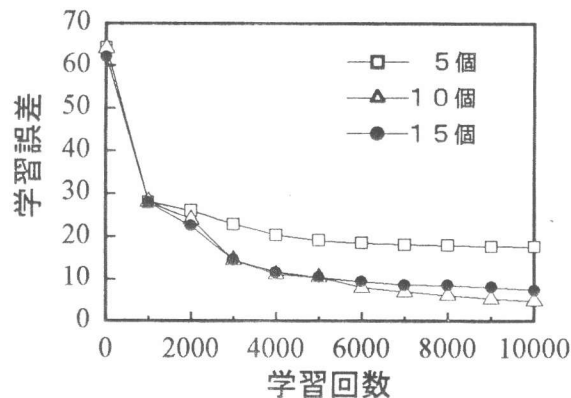


図-3 中間層のユニット数の違いによる学習誤差の収束状況

3. 学習と認識結果

ここでは、前述の25組のデータを学習させたニューラルネットワークシステムを用いて、判定された汚れレベルと入力項目との関係について検討した。

小さい方の輝度値 α を0.5、0.3、0.1の一定とし、大きい方の輝度値 β を変化させたときに、このシステムが判定した汚れレベルを図-4に示す。これより、 $\alpha=0.5$ 、0.3の場合(図-4(a)、(b))には、 β が大きくなるにつれて判定される汚れレベルが大きくなる傾向がある。また、 $\alpha=0.5$ の場合と $\alpha=0.3$ の場合を比較すると、例えば $\beta=0.6$ と同じであるにも関わらず、判定される汚れレベルは $\alpha=0.3$ の場合のほうが大きい結果となっている。すなわち、輝度差($\beta-\alpha$)により汚れレベルが判定されていることが分かる。一方、 $\alpha=0.1$ の場合(図-5(c))には、反対に β が大きくなるにつれて判定される汚れレベルが小さくなる傾向があり、前述の $\alpha=0.5$ 、0.3の場合と全く反対の結果となった。

以上より、ニューラルネットワークシステムを用いて汚れ評価を行う場合、対象図形全体が持ち合わせる輝度値に対して、相対的に大きな輝度値が多い場合(薄い部分が多い場合)($\alpha=0.5$ 、0.3)には、輝度差($\beta-\alpha$)が大きくなるにつれて判定される汚れレベルも大きくなるが、相対的に小さな輝度値が多い場合(濃い部分が多い場合)($\alpha=0.1$)、輝度差($\beta-\alpha$)が小さいほど判定される汚れレベルが大きくなることが分かった。

4. 回帰モデルの作成

本研究では、ニューラルネットワークで実現したシステムの比較のために、同じ入力値を持つ回帰モデルを作成した。今回の入力値である α 、 β を独立変数と仮定し、25組のデータを対象とした最小2乗法によって回帰モデルを作成した。その結果は、推定された汚れレベルを y とすると式(1)のとおりである。

$$y = 2.08 - 5.51\alpha + 5\beta \dots (1)$$

なお、このモデルによると判定される汚れレベルに実数が含まれるため、四捨五入によって整数に変換する作業が必要となる。実際に回帰モデルを作成するにあたっては、コンクリート表面

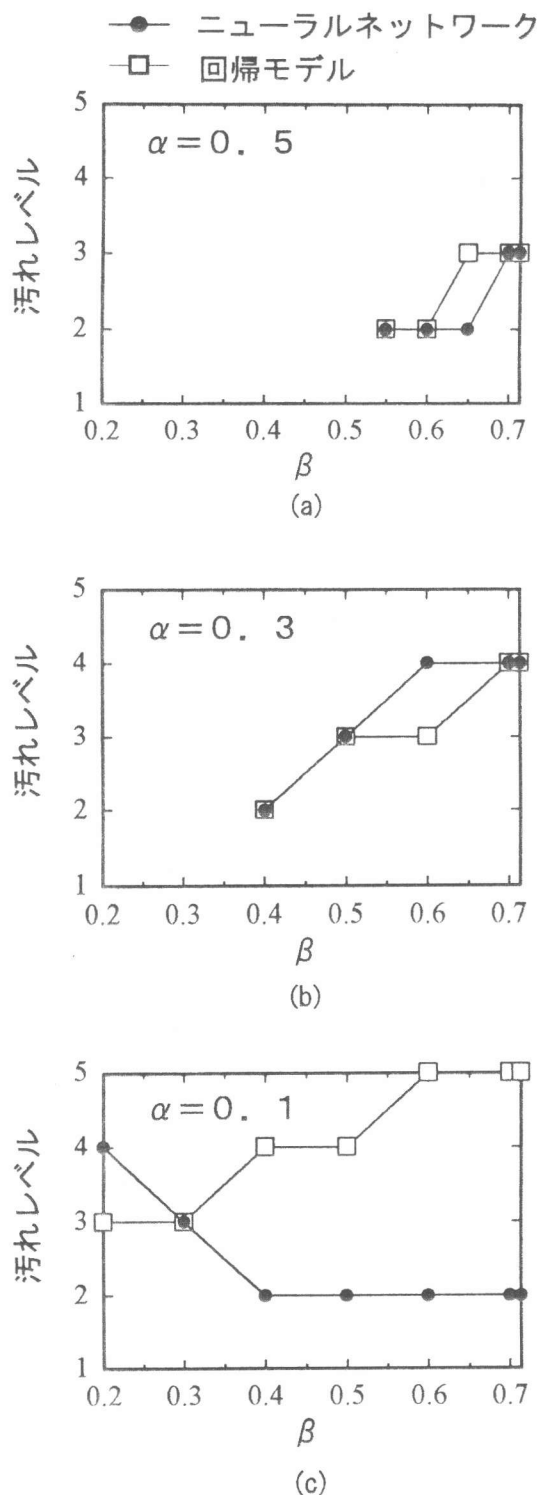


図-4 ニューラルネットワークシステムと回帰モデルによる判定結果

の汚れ評価を行うのに適した入力データやモデル式があると考えられるが、今回は簡単のため式(1)で表されるモデルを使用した。

ここでは、ニューラルネットワークの場合と同様に、上記の回帰モデルによって判定された汚れレベルと入力項目との関係について検討した。小さい方の輝度値 α を0.5、0.3、0.1の一定とし、大きい方の輝度値 β を変化させたときに、このシステムが判定した汚れレベルを図-4に示す。 $\alpha=0.5$ 、0.3、0.1(図-4(a)、(b)、(c))のいずれの場合にも、 β が大きくなるにつれて判定される汚れレベルは大きくなり、式(1)で表される回帰モデルの性格が出ているといえる。

5. ニューラルネットワークシステムと回帰モデルとの比較

本研究では、コンクリート橋脚の汚れ評価を行うニューラルネットワークシステムと回帰モデルをそれぞれ構築し、判定された汚れレベルと入力項目との関係について検討した。さらに、両者を①解析結果②解析の信頼性③解析時間という3つの観点から比較検討した。

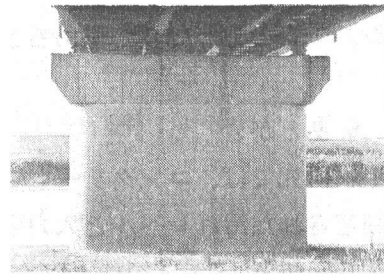
①解析結果

ここでは、ニューラルネットワークシステムの判定結果と回帰モデルの判定結果を比較してみる。 $\alpha=0.5$ 、0.3(図-4(a)、(b))の場合にはニューラルネットワークシステムの判定結果も回帰モデルの判定結果も β が大きくなるにつれて大きくなる。また $\alpha=0.3$ の場合の判定結果のほうが $\alpha=0.5$ の場合の判定結果に比べて判定される汚れレベルが大きくなっており、両手法による判定結果は、良く対応しているといえる。しかし、 $\alpha=0.1$ (図-4(c))の場合、ニューラルネットワークシステムの判定結果は、 β が大きくなるにつれて判定される汚れレベルは小さくなるが、回帰モデルの判定結果は β が大きくなるにつれて判定される汚れレベルは大きくなり、全く逆の判定結果となっている。

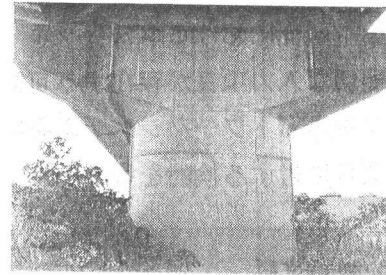
そこで、特に $\alpha=0.1$ に近い実際の写真を使用して両者の判定結果について比較を行った。写真-1の3種類の写真から得られた入力データと、それに基づく判定結果を表-1に示す。なお、この写真や入力データはニューラルネットワークシステムの学習時や、回帰モデルの作成時に使用したデータである。この結果からも分かるように、ニューラルネットワークシステムの判定結果の方が、アンケート結果に対して比較的柔軟に対応しており、本研究で用いた回帰モデルより優れている。

表-1 判定結果の比較

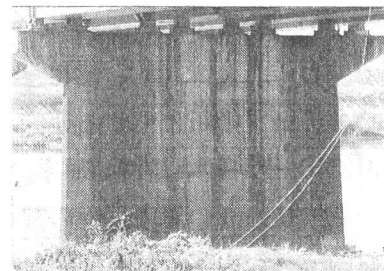
写真 No.	入力値		アンケートの結果	ニューラルネットの判定結果	回帰モデルの判定結果
	α	β			
No. 1	0.138	0.448	2	2	4
No. 2	0.153	0.376	3	3	3
No. 3	0.111	0.278	5	5	3



No. 1



No. 2



No. 3

写真-1 使用した橋脚の写真

②解析の信頼性

両者ともに過去の事例（アンケート結果）に依存するという性質を持っているため、今回のような少ないアンケート結果に基づく解析結果には不安が伴うと考えられる。ニューラルネットワークシステムは、ブラックボックス的なところがあり、この点が信頼性の低下を招く恐れがある。しかし、学習させるデータを作成し、学習させた後は簡単に解を得ることができる。その際、より効率的に学習を行うための多少のテクニックが必要となるが、それ以外に人間の知識や経験が必要となることはない。一方、回帰モデルを作成する場合、どのような関数が適当であるかを作成者自身が試行錯誤で行わなければならない。本研究の場合でも、もっと適切なモデルが作成できるかもしれないという可能性が存在している。この点で、ニューラルネットワークシステムの方が優れている。

③解析時間

ニューラルネットワークシステムについては、汎用のプログラムなどを用いることによって比較的簡単に解析できるため、解析の手間のほとんどがデータの作成に費やされるが、システムの精度を上げる目的でデータの数を増加しても比較的簡単に処理することができる。一方、回帰モデルについては、計算量がデータの数に依存してしまう。よって、今回のような少ないデータを対象とした場合にはさほど時間はかからなかったが、モデル式が複雑になったり、データの数が膨大になった場合には、それに比例した時間と労力がかかる。よって、ニューラルネットワークシステムの方が効率的であると考えられる。

6. あとがき

本研究では、コンクリート橋脚の汚れ評価を行うニューラルネットワークシステムを構築し、判定された汚れレベルと入力項目との関係について検討した。また、本研究の範囲では、汚れの評価手法として、ニューラルネットワークシステムの方が、①解析結果②解析の信頼性③解析時間の点で優れていた。

本研究におけるニューラルネットワークシステムや回帰モデルを構築するにあたって、さらに適切な入力項目が存在する可能性が常に存在した。以上の点より、今後、汚れ評価を行うニューラルネットワークシステムを実用化するための課題は、より多くのデータの収集とともに、入力項目に対する検討を行うことであることが分かった。

参考文献

- [1] 中野 馨, 飯沼 一元, ニューロンネットグループ, 桐谷 滋: ニューロコンピュータ, 技術評論社, 1993. 11.
- [2] 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コンクリート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.
- [3] 安田 登, 白木 渡, 松島 学, 堤 知明: 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, 土木学会論文集, No. 496/V-24, pp. 41-49, 1994. 8.
- [4] 国枝 稔, 山本 昌弘, 栗原 哲彦, 六郷 恵哲: コンクリート表面の汚れ評価へのニューラルネットワークの適用, 第 50 回土木学会年次講演概要集, V, pp. 438-439, 1995. 9.
- [5] 中村 正一, 中村 好之, 石山 孝一, 武藤 政資: 実践多変量解析法, 現代数学社, 1983. 10.