

CS-107

鋼橋の腐食損傷評価への Neural Network の応用

関西大学総合情報学部 正 会 員 古 田 均
 関 西 大 学 大 学 院 学生会員 齊 藤 麻 紀 子
 関西大学総合情報学部 織 田 芳 孝

1. はじめに

近年，国内外において土木構造物の維持管理が問題となっている．建設された構造物は，適切な維持管理計画に基づき点検・補修を行わなければ，安全性を維持したまま供用することはできない．我が国では高度経済成長以降，道路交通量の飛躍的な増加に伴い，多くの鋼道路橋が建設，供用されている．鋼道路橋の維持管理の中で，塗膜の点検と補修は莫大な費用と人手を必要とする，大掛かりな作業の1つである．¹⁾ 鋼橋の塗膜は景観におけるデザイン性のみならず，橋の強度の維持に欠かせないものである．これまで鋼橋の腐食診断は，検査官や技術者といった数少ない専門家によって行われている．しかし，現状は専門家が不足しており，専門家の知識を持って作業を代行することのできる，意思決定支援システムの開発が望まれている．このシステムは経験の浅い検査官の腐食診断を助けるだけでなく，主観的になりがちな腐食評価を定量的に行なうことで，経験の豊富な検査官の診断の裏づけや補助の役割を担うことを目的としている．

本研究は，この腐食診断を行なう意思決定支援システムの開発を目指し，鋼橋塗膜面を撮影した画像から自動的に腐食箇所を抽出し，評価できる手法の提案を行なうものである．この手法は画像処理と Neural Network を適用しており，定量的な腐食評価を行ない，かつ専門家の知識を学習した柔軟な腐食評価を行なうことを試みている．

2. システムの概要

本研究で提案する腐食診断システムの概要は図-1のとおりである．本システムは学習過程と評価過程の2つの過程から構成される．

学習過程では腐食箇所を撮影した画像を読み込み，画像処理を施して学習データを生成する．また一方で画像から読み取れる腐食評価を教師データとし，これらを Neural Network²⁾ で学習する．

評価過程では学習過程同様，腐食箇所を撮影した画像を読み込み，画像処理を施し評価データを生成する．これを Neural Network に与え腐食評価を得る．またシステムの評価は Neural Network から算出した評価と専門家が下す評価とを比較して行なう．

3. 画像処理

腐食箇所では，さびで塗膜が変色したり，あるいは内部腐食で塗膜に凹凸ができる．このような状況でも，腐食箇所とそうでない箇所は，画像を目で見えて区別することが出来る．そこで本研究は，目で読み取っている腐食箇所の特徴を分析するため，画像を RGB 値（Red, Green, Blue）と HSV 値（H:色相, S:彩度, V:明度）をによって分析した．

HSV 値による分析では，腐食部分の H, S, V 値に対する各濃度範囲ごとのピクセル分布を調べた．³⁾ その結果，腐食箇所の色相は他の箇所と比べて赤色から茶色に偏る傾向があり，彩度はすべての範囲にわた

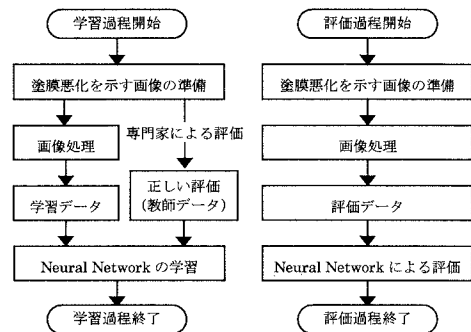


図-1. システムの概要

キーワード：腐食評価, Neural Network, 意思決定支援システム, 画像処理

連絡先：〒569-1095 大阪府高槻市霊仙寺町 2-1-1 TEL 0726-90-2438 FAX 0726-90-2438

っている。明度は画像ごとにレベルの範囲が異なることがわかった。これは同系色であっても、腐食箇所とそうでない箇所では光の反射量が異なるためだと思われる。

一方、RGB 値による分析では、RGB 各値がお互いに相関性が強く、カラーレベルの範囲やしきい値を決めることは出来なかった。そこで Hyden の定義に基づき色調への変換を行ない、腐食箇所の特徴抽出を試みた。

一般的に、腐食画像の明るさは撮影時の天候、時間などにより異なる。そこで明るさを均一にするため、カラーバランスと明るさをピクセルごとに均等に再分布するオートバランスと、明るさの値を均等に再分布するイコライズの、2種類の画像補正を行ないシステムへの適用も試みた。

4. 腐食診断システムへの Neural Network の適用

HSV 処理、RGB 処理を行った画像それぞれに対して、システムへの適用を行なった。本研究で採用した Neural Network は、パターン認識に特に優れている Back Propagation 学習を行なう階層型である。数値計算には 50 枚の学習用画像と 10 枚の検証用画像を準備した。

HSV 処理では、補正なし・オートバランス・イコライズの 3 種類の画像について解析を行った結果、補正なしとオートバランスにおいて、評価の正答率が 60%であった。⁴⁾ また、オートバランスでは腐食率の平均誤差が 0.6%であった。オートバランスの結果を表 - 1 に示す。

RGB 処理では、各ピクセルごとの色調値を学習データ、各ピクセルごとに腐食しているか否かの 2 値を教師データとし、学習を行なった。その結果は表 - 2 に示すように、70%の正答率を得た。また、このときの平均誤差は 3.7%であった。

5. 考察

以上の結果から次のことが言える。まず HSV 処理において、Neural Network で明度の範囲を学習するだけでは的確に腐食箇所を抽出することができないことがわかった。これは学習データと教師データの間の相関性やパターン性が不十分であったためだと考えられる。しかし、画像に補正を施したとき、腐食率の平均誤差 0.6%という高い精度を得ることができたことから、適切な画像補正は、システムの精度を上げるうえで有効であることがわかった。一方 RGB 処理では、70%とほぼ満足する正答率を得たものの、平均誤差 3.7%は決して良い結果とはいえない。これは、微妙な色の変化をシステムが認識できなかったためだと思われる。本来ならば RGB 各値をシステムに取り込むべきであるが、計算時間が膨大になり実用的でないという理由で、今回色調への変換を試みた。しかし、その結果、微妙なカラー情報が反映されなくなり、腐食率の誤差を大きくする原因となったものと思われる。今後、RGB 各値の情報をなるべく損なうことなく、情報量を減らす工夫を取り入れる必要がある。

参考文献

- 1) 片脇清士：橋と塗膜，山海堂，1996
- 2) M. A. Arbib 著，金子隆芳訳：ニューラルネットと脳理論，サイエンス社，1992.
- 3) H. Furuta, T. Deguchi, M. Kushida : Neural Network Analysis of Damage Due to Corrosion, Proceeding of ISUMA-NAFIIPS, 1995
- 4) 阪神高速道路公団：道路構造物の点検標準（土木構造物），阪神道路公団，1992

表 - 1 HSV 処理を施した場合の結果

No	腐食率(評価)	計算結果
1	67.5 (D)	64.8 (D)
2	32.8 (D)	60.7 (D)
3	3.7 (B)	42.2 (C)
4	2.7 (B)	15.4 (C)
5	37.3 (C)	38.2 (C)
6	19.7 (C)	16.4 (C)
7	2.7 (B)	1.8 (B)
8	2.8 (B)	2.3 (B)
9	10.9 (C)	2.1 (B)
10	27.6 (C)	0.4 (A)

表 - 2 RGB 処理を施した場合の結果

No	腐食率(評価)	計算結果
1	35.4 (C)	13.4 (C)
2	34.3 (C)	38.9 (C)
3	5.6 (B)	23.7 (C)
4	4.3 (B)	1.9 (B)
5	20.2 (C)	21.8 (C)
6	12.4 (C)	39.8 (C)
7	0.06 (A)	0.2 (A)
8	2.3 (B)	25.3 (C)
9	16.4 (C)	0.1 (A)
10	19.6 (C)	20.9 (C)