

## I-28 画像処理と NN を用いた耐候性鋼橋梁の腐食状況評価に関する検討

## Estimation for corrosion of weathering steel bridges using image processing and NN

北原武嗣<sup>1</sup>・田中賢太郎<sup>2</sup>

Kitahara Takeshi, and Tanaka Kentaro

**抄録:**近年, LCC 低減を背景として耐候性鋼橋梁の建設が増加しており, 全鋼橋の鋼重に対して 15%を越えるようになってきている。一方, 耐候性鋼橋梁はメンテナンスフリーではなく, 架設後の適切な維持管理が必要なることも周知の事実である。維持管理においては, 腐食状況を的確に評価することが重要であり, 一般的に目視による外観評価が行われている。しかしながら, 目視評価で客観的に評価することは, 経験豊富な技術者でなければ困難であり, 調査者や調査毎にばらつきの生じる恐れが残る。そこで本研究では, 客観的, 定量的にさび状態を評価することを目的として, 画像処理技術とニューラルネットワークを用いた手法の検討を行った。検討の結果, 詳細点検の必要性有無の判定が可能であることを示した。

**Abstract:** Recently, it is very important problem to reduce life cycle costs of bridges. Therefore, use of weathering steel for bridges has increased because of its expected cost-effectiveness. In Japan, the products of weathering steel are over 18% of new bridges in recent years. In the existing circumstances, the corrosion levels are estimated by visual external inspections. However, it is generally known that there are some errors among the estimated results by different surveyors. Therefore, in this study, we proposed a new estimating system using image processing and neural network technique in order to evaluate the accurate corrosion level. Consequently, it is clarified that the proposed method is able to obtain acceptable results in the sight of judging the necessity of detailed inspection.

**キーワード:** 耐候性鋼橋梁, 腐食状況, 画像処理, ニューラルネットワーク

**Keywords:** weathering steel bridge, corrosion, image processing, neural network

## 1. はじめに

建設コスト削減の流れの中, LCCの低減を目的として耐候性鋼を使用した鋼橋の建設が多くなってきている。鋼橋のLCCは初期建設費と維持管理費に大別でき, 維持管理費の多くは塗装等の防錆・防食の費用に当てられている。塗装費用は上部工建設費の 5~15%にもなるといわれている<sup>1,2)</sup>。

耐候性鋼は, 緻密な保護性さびの生成によりさびの進行を遅らせる鋼材である。耐候性鋼とは, 普通鋼にCu(銅), Cr(クロム), Ni(ニッケル)等の合成元素を溶接時に影響を及ぼさない程度含有したものであり, 長い年月と適度な乾湿状況において, 緻密で密着性のある錆を形成させることにより, 腐食速度を遅らせる働きをする。この効果により無塗装による使用が可能である<sup>3)</sup>。日本では 1960 年代後半から耐候性鋼材が橋梁に適用され始め, 最近では年間 10 万tを超え, 全鋼橋の鋼重に対して 18%を越えるようになってきている<sup>4)</sup>。

一方, 耐候性鋼橋梁はメンテナンスフリーというわけで

はなく, 架設後の適切な維持管理が必要であり, 維持管理においてさび状態の評価を的確に行うことが大変重要である<sup>5)</sup>。一般に, さび評価は簡便性から目視による外観評価が行われている<sup>3)</sup>。

ところが, 目視による外観評価では客観的に判断を下すことは, 経験豊富な技術者でなければ困難であり, 調査者や調査毎にばらつきの生じる恐れが残る。このため, 腐食状況を簡易で精度良く, 定量的に評価できる手法に関して検討が行われてきている。例えば, デジタルカメラによる撮影画像を適用し腐食鋼材の表面形状を測定する手法<sup>6)</sup>や, 耐候性鋼橋梁を対象にデジタルカメラ画像を用いてさび状態を定量化する試み<sup>7)</sup>等が報告されている。

しかしながら, 耐候性鋼橋梁の腐食状況評価に関しては, まだ十分な精度を有した手法が確立されたとは言いがたい。そこで本研究では, デジタルカメラによる接写画像を使用し, 画像処理技術とニューラルネットワークを適用する手法を検討し, 耐候性鋼橋梁の腐食状況を客観的かつ定量的に評価することを試みた。

1: 正会員 博(工) 関東学院大学 教授 工学部社会環境システム学科

(〒236-8501 横浜市金沢区六浦東 1-50-1, Tel :045-786-7857, E-mail : kitahara@kanto-gakuin.ac.jp)

2: 正会員 博(工) 関東学院大学 助手 工学部社会環境システム学科

## 2. 現状のさび評価方法

耐候性鋼橋梁のさび評価にあたっては、日本鉄鋼連盟および日本橋梁建設協会による基準<sup>3)</sup>を適用し、目視による外観調査やセロテープ試験によって行われる。特に、目視による外観評価方法は簡便かつ実用的な手法であり、実橋梁の調査には適しているといえる。このため、現状では、目視点検が多く行われている。

目視点検においては、図-1 に示したように、さび粒子の形状・大きさや面積、さびの色調などを用いて、さびの状態をレベル 1～5 の 5 段階で評価する。レベルの数字が大きいかほどさびが安定した状態であることがわかる。また、レベル 3～5 と判定されれば対策は不必要であるが、レベル 1 もしくはレベル 2 と判定された場合、詳細点検などの対策を講じる必要がある。

一方、目視による外観調査には、ある程度の経験を積むことが必要であり、評価者間で結果に相違が出る可能性もある。すなわち、目視点検によるさび評価には、客観性の点で若干の問題が残されている。

## 3. 画像処理とニューラルネットワークの概要

### (1) 画像処理による検討<sup>9)</sup>

前述したように、さび粒子の大きさや面積、さびの色調などを用いて、さびレベルを評価する。そこで、目視による判定ではなく、接写によるデジタル画像を用いて、さび面積やさびの色調を評価することを試みた。

ここでは、デジタルの原画像から 2 値化処理した画像を用いてさび面積比を、輝度と RGB 値の最頻値で色調を評価するものとした。以下に、輝度と RGB 値の最頻値、および 2 値化画像によるさび面積比の考え方を概説する。

評点	さびの状態	桁下暴露試験片の写真
5	さびは明るい色で、均一性に欠ける。	
4	さび 1mm 程度で細かく均一である。	
3	さびは 1～5mm 程度で平均的である。	
2	さびは 5～25mm 程度でうろこ状である。	
1	さびは層状で剥離する。	

図-1 目視による外観評価

### a) 輝度

画像内にある画素値と頻度を求めることにより、図-2 に示すような輝度のヒストグラムを作成することができる。図中、横軸には輝度の値を、縦軸には輝度値ごとの頻度を

示している。本研究では、色調を示すパラメータの一つとして輝度の最頻値を用いた。なお、輝度とは一定の面積が反射する光の量である。

### b) RGB 値

RGB は加法混色の考えによる色の 3 原色であり、R(赤)、G(緑)、B(青)から構成される。輝度と同様に、R 値、G 値、B 値それぞれに対してヒストグラムを作出し、最頻値を算定した。RGB の最頻値も、輝度の最頻値と併せて色調を表すパラメータとして用いた。

なお、輝度、RGB 値ともに、ヒストグラムの最頻値のみでなく、ばらつきの度合いを示す分散などの指標も考えられる。予備的検討で、分散も考慮したが最頻値のみ考慮した場合とほぼ同様の結果を示したため、本論文ではパラメータとして最頻値のみ示すこととする。

### c) さび面積比

接写による原画像から 2 値化画像を作成し、2 値化画像の黒色部分をさび、白色部分をさびていない箇所と考え、さび部分を分離するものとした。これにより、画像全体に占めるさび面積比を算定した。

ここに 2 値化とは、画像内にある大量の色を黒白の 2 色に区分する画像処理手法である。2 値化を行うためにはしきい値を設定する必要がある。当然、しきい値が変われば 2 値化画像も異なる画像となる。図-3 に、あるさび画像に対して、しきい値を変化させたときの 2 値化画像を示す。(a)は原画像、(b)～(c)は、それぞれ、しきい値を 30 および 50 とした場合の画像を示している。

2 値化画像でさびを適切に分離するためには、最適なしきい値を設定することが必要である。本研究では、接写画像 100 枚を用いて予備的検討として、しきい値を 20～70 に変化させ、2 値化画像によるさび面積比とさびの目視点検の評価結果を検討した。検討結果を表-1 に示す。表-1 には、2 値化画像によるさび面積比とさびの目視点検結果を線形回帰したときの決定係数を示している。この表から、しきい値 30 で最も決定係数が大きくなったため、以降の検討では、しきい値を 30 とした。

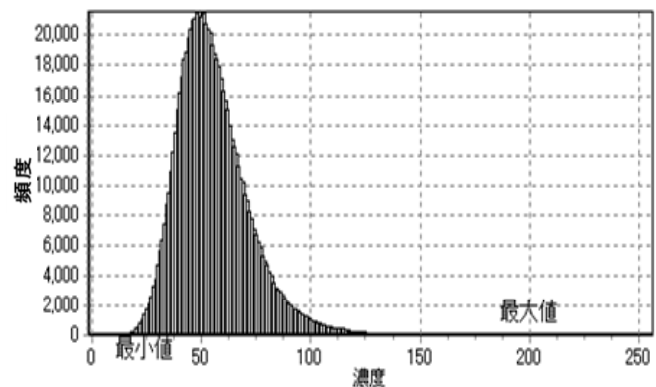
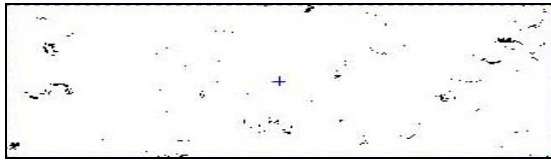


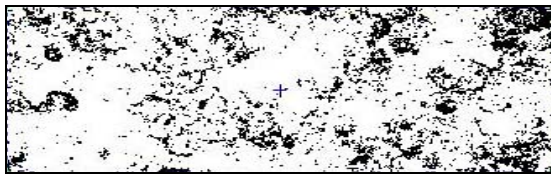
図-2 輝度のヒストグラム



(a) 原画像



(b) しきい値 30



(c) しきい値 50

図-3 2値化画像

表-1 しきい値毎の決定係数

しきい値	決定係数
20	0.0198
30	0.0272
40	0.0216
50	0.0164
60	0.0116
70	0.0087

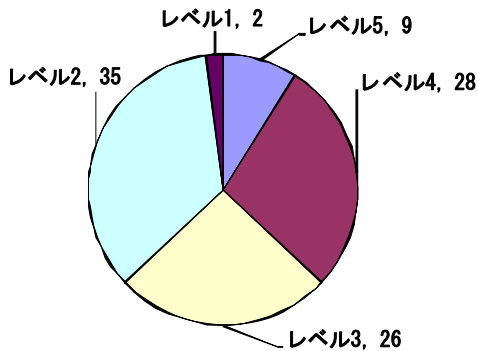


図-4 評価レベル毎の接写画像枚数

#### d) 使用した接写画像

本研究で使用した接写画像は、新潟県内の耐候性鋼橋梁を調査した際に撮影されたデジタル画像を100枚を使用した。接写画像の撮影に際しては、各画像の光度をできるだけ均一にし、かつ画像内に障害物を作らないため、耐候性鋼までの撮影距離を等距離(20cm)とし、等しい撮影範囲の画像となるように撮影した。使用したカメラは600万画素のデジタルカメラ(NIKON D70)で、レンズ倍率(接写レンズはMacromax LM-2)は0.25倍である。

使用した接写画像の、目視点検による評価レベル毎の

枚数を図-4に示す。レベル1~5の枚数はそれぞれ、2枚、35枚、26枚、28枚、9枚の順となっており、レベル1とレベル5に判定された画像は少ない。

レベル1やレベル5と目視点検された画像は、以降の検討において、うまく判定することが困難であった。これは、上記のように、そもそも学習の元となるデータが少なかったことも一つの要因であると考えられる。

なお、目視点検は、長岡技術科学大学・建設構造研究室の耐候性鋼研究グループが行ったものであり、耐候性鋼橋梁の目視点検に関して、十分な経験を有した責任者のもと判断された結果である。このため、目視点検結果の評価者間によるばらつきは小さいものと判断している。

## (2) ニューラルネットワーク

本研究では、ニューラルネットワーク(以下、NNと略)として、図-5に示すような中間層を有するモデルとして用い、輝度とRGB値の最頻値、およびさび面積比を入力層のパラメータ、さび評価値を出力層とした。

学習に当たっては、通常のシグモイド関数を用いたバックプロパゲーション法(BP法)で行うものとした。学習データとしては、グループ分けした接写画像から抽出したデータを用いた。また、出力層のさび評価値は、計算値を四捨五入し整数値とした。

### a) 中間層の検討

最適な中間層の層数を検討するため、中間層を20層から70層まで、10層刻みで変化させさび評価の学習を行った。全100枚の接写画像を学習データとし正解率と学習誤差の変化を検討した。この結果を表-2に示す。表より、中間層を増やすに従い正解率は上昇するが、50層を越えると逆に正解率が減少に転じることがわかる。このため、50層が最適と判断した。

### b) 学習回数の検討

接写画像100枚の解析結果をすべてNNの学習データとして用い、学習回数の検討を行った。図-6に示すように学習回数が増えるとともに学習誤差は小さくなり、50000回の学習で誤差が0.001程度でほぼ収束したと判断し、以降の検討は学習回数を50000回で行うものとした。

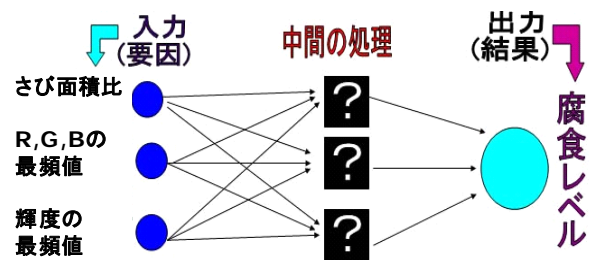


図-5 ニューラルネットワークの概要図

表-2 中間層数と学習誤差

中間層	正解率[%]	学習誤差(10000 回後)
20	80	0.01171
30	80	0.01175
40	81	0.00915
50	84	0.00746
60	80	0.01015
70	78	0.00960

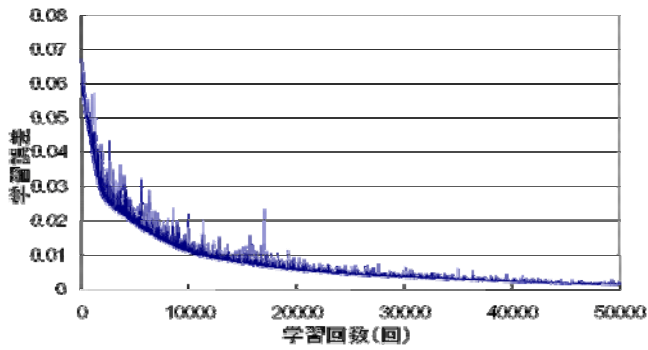


図-6 学習誤差

#### b) 学習回数の検討

接写画像 100 枚の解析結果をすべて NN の学習データとして用い、学習回数の検討を行った。図-6 に示すように学習回数が増えるとともに学習誤差は小さくなり、50000 回の学習で誤差が 0.001 程度でほぼ収束したと判断し、以降の検討は学習回数を 50000 回で行うものとした。

### 4. 評価結果と考察

#### (1) 画像処理によるさび評価

画像処理により算定した輝度と RGB の最頻値、およびさび面積比を用いて、どの程度さび評価を行えるかを検討した。以下に検討結果を示す。

#### a) さび面積比による検討

図-7 に、さび面積比とさび評価の関係を示す。縦軸はさび評価値を、横軸にはさび面積比を示す。図中、●でプロットした値はさび評価の平均値を示しており、エラーバーでさび評価の範囲を示している。また、さび評価の平均値を線形回帰した直線も示している。

図-7 より、さび面積比が大きくなるにしたがい、さび評価値が小さい値、すなわちさび状態が悪くなっていることがわかる。これは、目視点検の基準からも妥当な結果である。また、線形回帰した際の決定係数も 0.814 とかなり大きな値を示している。しかしながら、エラーバーで示されるとおり、さび評価のばらつきは大きく、さび評価を定量的に行うことは困難だと判断できる。

#### b) 輝度、RGB による検討

RGB 値の最頻値とさび評価の関係を、図-8～図-10 に示す。軸や凡例等は図-7 のさび面積比の場合と同様である。これらの図から、R 値、G 値、B 値ともに、平均値が大きくなるにしたがい、さび評価もよくなる傾向がある。しかしながら、決定係数は 0.75 程度であり、さび面積比の場合よりも小さい。さらに、エラーバーから、さび評価のばらつきも大きくなっていることがわかる。

なお、輝度の結果も、RGB 値による結果とほぼ同様となったので図は省略する。

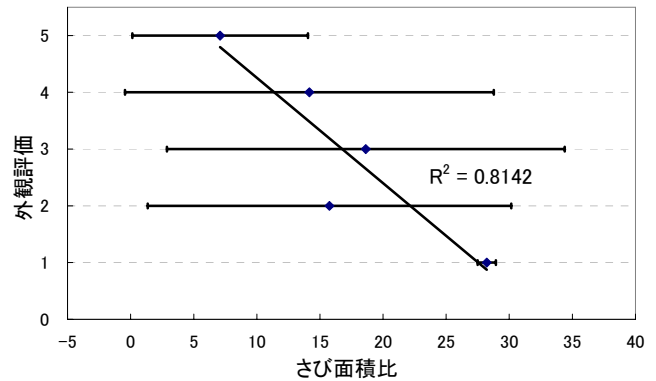


図-7 さび面積比とさび評価値の関係

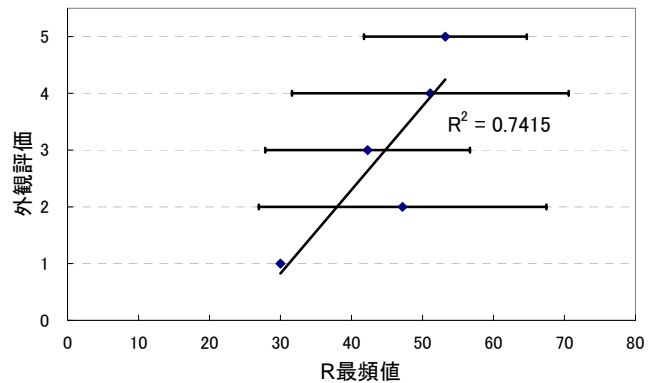


図-8 R 値平均値とさび評価値の関係

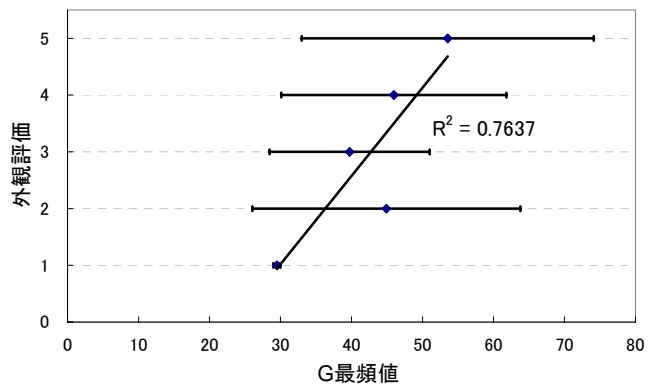


図-9 G 値平均値とさび評価値の関係

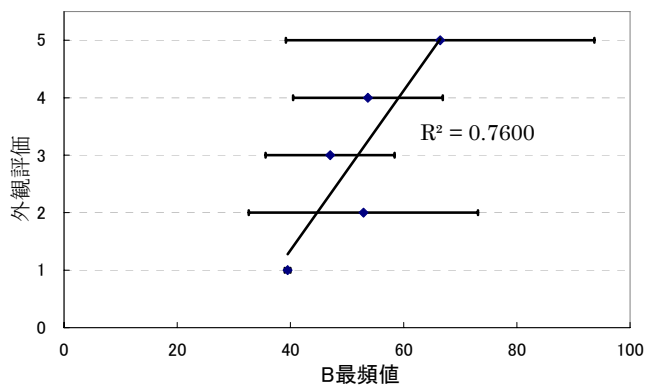


図-10 B 値平均値とさび評価値の関係

## (2) NN と画像処理を併用した手法による検討

4 (1) の結果から、画像処理から得られた輝度やRG B値の最頻値、およびさび面積比などの指標のみでは、さび状態を適切に評価することが困難であることがわかった。そこで、本研究では、画像処理とNNを併用した手法を用いて、さびの評価を行うことを試みた。

まず、100枚のデジタル画像から、NNの学習に用いるデータを50、80、95と変化させ、残りのデジタル画像を認識データとした場合、正解数がどのように変化するかを検討した。検討結果の例として、80個のデータを学習データとして用い、残り20個のデータを認識させた場合の認識結果を図-11～図-14に示す。図中、縦軸は検討手法による認識結果のさび評価値を、外観によるさび評価値で除した値を示しており、横軸はデータ番号を示す。縦軸の値が1のとき、認識結果が正解であることを示している。

全100個のデータからランダムに80個のデータを抽出し一つの学習データセットとした。ここでは、異なる4組の学習データセットを抽出し、それぞれを、ケースa～ケースdと呼ぶことにした。

図-11より、ケースaでは半数が正解しており、評価値も0.5～1.5に分布しており、ばらつきの小さいことがわかる。他方、図-12～図-14の場合、図-12と比較するとばらつきの度合いが大きいことがわかる。特に、図-14では、正解は13データと多いにもかかわらず、0.25～2.5まで広範囲にばらついていることがわかる。

これらの検討結果をまとめたものを表-3に示す。表中、正解率とは、検討手法による解析結果と目視による外観評価とが一致する割合を表している。また、各ケースの正解率を平均した値も示している。

表-3より、学習に用いるデータ数を多くすれば正解率も徐々に良くなっていくことがわかる。しかしながら95個の学習データを使用した場合でも、平均正解率が65%であり、定量的にさび評価を行えるまでには至っていないと判断せざるをえない。学習データを増やしていくことで、検討手法の精度を高めていく必要があると考えられる。

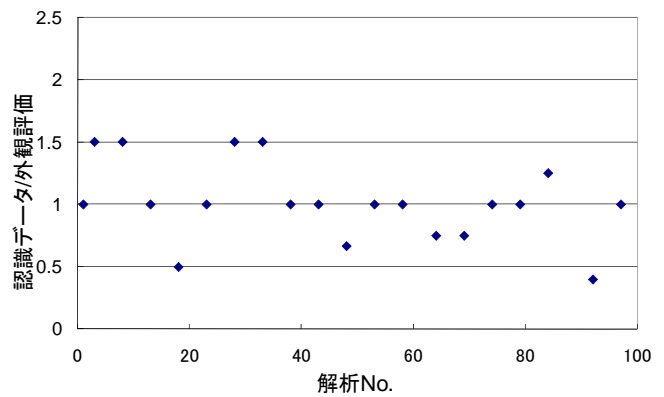


図-11 評価結果(ケース a)

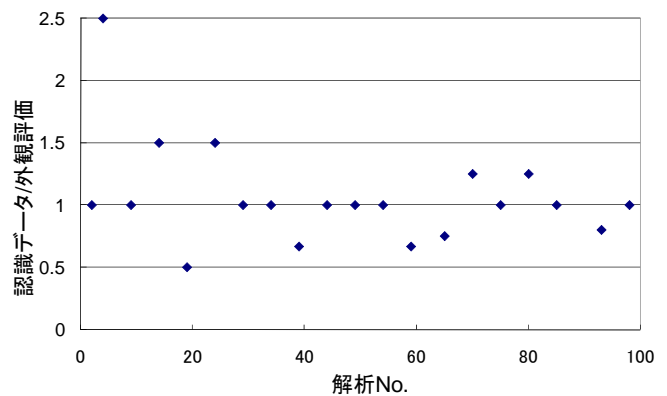


図-12 評価結果(ケース b)

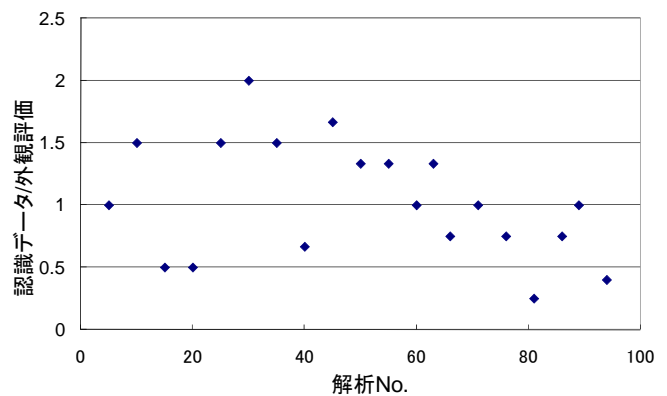


図-13 評価結果(ケース c)

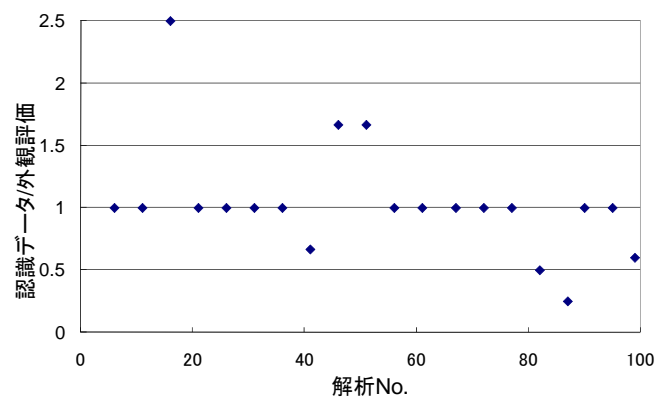


図-14 評価結果(ケース d)

表-3 ニューラルネット解析結果

データ数 (学習—認識)	ケース	正解率 (%)	平均 正解率 (%)
50-50	a	42	43.0
	b	44	
80-20	a	50	46.3
	b	50	
	c	20	
	d	65	
95-5	a	60	65.0
	b	60	
	c	80	
	d	60	

表-4 ニューラルネット解析結果

データ数 (学習—認識)	ケース	正解率 (%)	平均 正解率 (%)
50-50	a	76	73.0
	b	70	
80-20	a	70	72.5
	b	75	
	c	65	
	d	80	
95-5	a	60	80.0
	b	80	
	c	80	
	d	100	

つぎに、検討手法により、詳細点検の有無をスクリーニングすることが可能かどうかを検討した。すなわち、さび評価がレベル3以上であれば当面の追加対応は不必要、逆にレベル2以下であれば詳細点検等の追加対応が必要な結果であるから、3以上と2以下のカテゴリー区分が可能であれば、詳細点検のスクリーニング評価として使用できると考えられる。そこで、さび評価のレベルがレベル3以上とレベル2以下の2つのカテゴリー区分としたときの正解率を検討した。検討結果を表-4に示す。表-4の正解率は、検討手法による評価結果と目視による外観評価のカテゴリー分けが一致している割合を示している。

表-4の結果は表-3より格段に正解率は良くなっており、学習データの数に関わらず約70~80%程度の正解率となっている。特に、学習データを95個とすれば平均正解率は80%となり、この程度の正解率があれば、詳細点検の必要性有無を判断するためのスクリーニングに十分適用できると考えられる。

NNを利用した評価手法を検討する際には、より多くのデータを使用することが重要である。また、データ数だけでなく、入力データに用いるデータの質自体も大きな問題である。今回使用した目視点検結果は、一定の水準を確保しておりばらつきも小さいものと判断してはいるが、目視点検結果自体の精度向上も必要である。さらには今回使用したデータでは、レベル1やレベル5と判定されるデータ数

が不足していたことも事実である。これらの課題に対して着実に検討を加えていくことで、提案手法の推定精度を高めていくことが必要であると考えている。

## 5. 結論

本研究で得られた結論を、以下に簡単にまとめる。

- (1) 画像処理として、輝度とRBGの最頻値、2値化画像を用いたよるさび面積比の検討を行い、目視による外観評価とある程度の相関性を有することを確認した。
- (2) 画像処理とニューラルネットワークを併用したさび評価手法を検討した。さび評価において、レベル1~5として判定すると正解率は50%程度であり、精度良く推定するには至っていない。
- (3) 詳細点検の必要性有無を判断するためのスクリーニングへの適用性を検討した結果、80%程度の正解率となり、詳細点検のスクリーニングに用いることが可能であると判断できる。

**謝辞：**本研究を実施するに際し、(財)国土技術研究センターの研究開発助成を受けた。また、接写画像は長岡技術科学大学 岩崎英治准教授から提供頂き、目視点検に関して多大なるご助言を受けた。ここに記して謝意を表する。

## 参考文献

- (1) (社)日本橋梁建設協会技術委員会、維持補修委員会：防錆・防食特集—防錆・防食技術への取り組み—その1、虹橋、62号、pp.21-55、2000。
- (2) (社)日本橋梁建設協会製作委員会：防錆・防食特集—防錆・防食技術への取り組み—その2、虹橋、63号、pp.20-69、2000。
- (3) (社)日本鉄鋼連盟、(社)日本橋梁建設協会：耐候性鋼の橋梁への適用〔解説書〕、2002。
- (4) (社)日本橋梁建設協会無塗装橋梁部会：無塗装耐候性橋梁実績資料集、第10版、2005。
- (5) 三木千壽・市川篤司：現在の橋梁工学—塗装しない鋼と橋の技術最前線—数理工学社、2004。
- (6) 舘石和雄、柴田憲吾、判治剛：デジタルステレオグラフィによる腐食鋼材表面形状の簡易計測手法、鋼構造論文集、Vol.12、No.46、pp.27-34、2005。
- (7) 森田千尋、眞鍋裕之、松田浩、中川智、白濱敏行：耐候性鋼橋梁のさび状態の定量化に関する研究、鋼構造年次論文報告集、Vol.14、pp.207-212、2006。
- (8) デジタル画像処理編集委員会：デジタル画像処理、財団法人画像情報教育振興協会、2006。