

画像処理とパターン認識手法を利用した 耐候性鋼材のさび外観評価

後藤 悟史¹・麻生 稔彦²・宮本 文穂³

¹正会員 宇部興産機械(株) 橋梁・鉄構設計Gr. (〒755-8633 山口県宇部市大字小串字沖の山1980番地)
E-mail:30731u@ube-ind.co.jp

²正会員 山口大学大学院助教授 理工学研究科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)

³フェロー会員 山口大学大学院教授 理工学研究科 (〒755-8611 山口県宇部市常盤台2-16-1)

本論文では、デジタルカメラによるさび画像の画像処理とパターン認識手法を用いた耐候性鋼材のさび外観に対する評価方法を提案し、その有効性を検討する。まず、さび外観評点別のさび画像に対しウェーブレット変換による多重解像度解析を行い、さびの粗密さがさび画像の周波数エネルギー比の違いとして表現できることを示した。次に、さび画像の周波数エネルギー特性を学習パターンとする外観評点の識別モデルを、サポートベクトルマシンにより構築した。この識別モデルによりさび画像の自動識別を行った結果、全ての評点の画像について高い適合率が得られ、本論文により提案する方法が、耐候性鋼材のさび外観評価において現行の評価基準を補完し得ることが明らかとなった。

Key Words : *weathering steel, rust evaluation, image processing, pattern recognition, wavelet transform, support vector machine*

1. 緒言

旧建設省土木研究所より提唱されたミニマムメンテナンス橋構想¹⁾は、架け替えを前提とせず、将来にわたるライフサイクルコスト（以下、LCC）を最小限に抑える概念で、以後、材料を問わずその実現に向けて種々の研究が進められている。この構想に基づき、塗装の塗り替えを必要としない耐候性鋼材の鋼橋への適用実績は年々増加しており、2003年度における無塗装耐候性橋梁（以下、無塗装橋梁）の建設量は全鋼橋の18%を超え、増加傾向が続いている²⁾。耐候性鋼材は、大気中において乾湿を適切に繰り返すうちに、その表面に緻密で密着性に優れた保護性さびが形成され、腐食速度が著しく遅くなる特性をもつ。このため、適切な使用方法と維持管理を施せば、橋梁構造物を半永久的に無塗装で使用可能にするLCCに優れた鋼材である。しかし近年、無塗装橋梁の実態調査結果が全国的に整理されつつあり^{3) 4)}、その中には有害な腐食性さびの発生事例が少なからず報告されている。これらは、設計時の構造的配慮の不足に加え、無塗装で使用できるという長所がノーメンテナンスであるという誤解を生じさせ、定期的な点検や迅速な補修作業を怠ったことも一原因とされている。構造物としての耐久性を確保するために、無塗装橋梁にも適切な維持管理が必要である。

無塗装橋梁の維持管理を行う上では、さびの状態を正確に評価することが重要である。これまで、耐候性鋼材のさびの状態は、外観検査・さび厚測定・セロテープ試験などにより評価されている⁵⁾。しかし、さび厚測定やセロテープ試験はさび以外の堆積物が測定結果に大きな影響を与え、また対象とする部位に直接触れる必要がある。そのため、検査を効率的に進めるために、まず目視による外観検査を実施し、何らかの異常がみられた場合にのみ詳細な調査を行うケースが多い。また、外観検査やさび厚測定、セロテープ試験などの結果を総合的に評価する体系が確立されていないため、最終的に、基準写真を根拠とした外観だけの評価に頼らざるを得ない場合が多い。しかし、さびの外観・表面形態は多種多様であるため、基準写真との比較には限界がある。また、目視による検査は定量性・客観性に劣り、点検者による評価のばらつきが大きい。

このような背景のもと、さびの状態や機能を定量的に評価し、かつ現場への適用が可能な新しい技術が研究されている。紀平⁶⁾はさび層の塩化物イオンに対する抵抗力を計測し、環境遮断性に着目した評価手法を開発している。また、鹿島ら⁷⁾は鋼材の電位を計測し、電気化学的な特性からさび層の防食性能を評価する手法を提案している。これらは、さびの化学反応論から導かれた技術で信頼性が高いが、測定に一定の知識・経験と特殊な装

表-1 さび外観評点基準(案)

| 状態 | 評点 | 目視外観 | さび厚 |
|-----|----|--------------------------|------------------------------------|
| 正常 | 5 | 腐食が進まず、さびも薄い | 200 μ m程度未満 |
| | 4 | 平均外観粒径1mm程度以下で均一なさび | 400 μ m程度未満 |
| | 3 | 平均外観粒径1~5mm程度のさび | |
| 要観察 | 2 | 外観粒径5~25mm程度のうろこ状剥離があるさび | 400 μ m程度以上 800 μ m程度未満 |
| 異常 | 1 | 層状剥離が起きているさび | 800 μ m程度以上 |

置を要し、一般的な日常点検での使用には至っていない。

一方、橋梁構造物の維持管理を合理的かつ経済的に進めていくためには、近年著しく進歩している情報処理技術の活用が必要不可欠である。これまでに、構造物の維持管理業務に最適手法や画像処理、パターン認識手法を応用する研究が盛んに行われている。

例えば、Bridge Management Systemは、個々の構造物の劣化状況だけでなく、路線ネットワークの社会的影響度やトータルコストの最小化など、多岐にわたる情報に基づくメンテナンス計画を最適化するものであり、様々な手法が研究されている^{8,9)}。藤原ら¹⁰⁾は、画像処理技術を利用することにより、鋼橋の塗膜劣化度を定量的に評価する手法を開発している。また、コンクリート構造物のひび割れの自動抽出を目的として、画像処理と最適化技術を組み合わせた進化的画像処理を利用する研究も進められている¹¹⁾。これら情報処理技術は、熟練技術者の技術的・経験的判断をコンピュータ上で実現し、正確で効率の良い維持管理業務を補助するツールとして期待されている。

本論文では、デジタルカメラによるさび画像の画像処理とパターン認識手法を用いた耐候性鋼材のさび外観に対する評価方法を提案し、その有効性を検討する。そのためにまず、さび外観評点別のさび画像に対しウェーブレット変換による画像処理を行い、外観評点とさび画像の周波数特性との相関を分析する。また、ウェーブレット展開係数に基づくエネルギー分布をさび画像の特徴ベクトルとし、これらを学習パターンとした外観評点の識別モデルをサポートベクトルマシンにより構築する。さらに、識別モデルによるさび画像の自動判定化を試み、新しい点検手法としての可能性について検討する。解析に用いるさび画像は実橋調査により取得し、学習パターンに与える外観評点は熟練技術者による判定結果を使用する。表-1に、本研究が対象としている耐候性鋼材のさび外観評点基準(案)¹²⁾を示す。

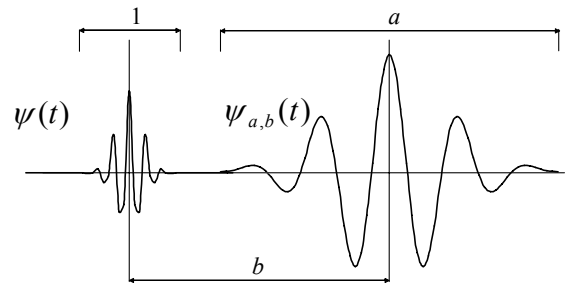


図-1 ウェーブレット $\psi(t)$ とウェーブレット関数 $\psi_{a,b}(t)$

2. 画像処理によるデジタル画像の特徴抽出

(1) デジタル画像の特徴量

インターネットの急速な拡大に伴い、WWW上にあるコンテンツや画像を検索する技術は著しく進展している。画像検索には、画像そのものの特徴量を基に検索する手法(Content-based)と、周辺にあるテキストを基にする手法(Annotation-based)があるが、前者の場合、対象画像から色(Color)、テクスチャ(Texture)、オブジェクトの形状(Shape)の3つに大別される特徴量が抽出され、検索に使用されている。これらは、対象画像の特性や状態に応じてさらに細かく分類され、さまざまな画像に対して特徴量を抽出する研究が活発に進められている^{13,14)}。

さび画像に対してこれらの手法を適用する場合、まず、形状を持つオブジェクトが存在しない。層状剥離した部分の形状を抽出し評価することは可能であるが、これは外観評点1のさび画像に特有であり、全てのさびを表現し得る特徴量ではない。また、さび画像のほとんどは薄暗い桁下環境でフラッシュを用いて撮影されるため、フラッシュの光量や方向、鋼材からの反射によりさびの色情報は大きな影響を受ける。さびの微妙な色合いはデジタルカメラの性能にも関係し、自然光の光量も無視できないため特徴量として不安定と考え、色情報は検討対象から外すこととした。したがって、本研究では、さび画像をさび粒子が規則的に並んだテクスチャとして捉え、画像処理によりさび粒子の大きさやその規則性に着目した特徴量の抽出について検討する。

(2) ウェーブレット変換による画像処理

ウェーブレット(wavelet)とは、図-1に示すような局在性のある平均値0の波として定義され、 $\psi(t)$ で表現される。 $\psi(t)$ をt軸上でシフトあるいは拡大縮小した基底 $\psi_{a,b}(t)$ と任意の信号 $f(t)$ との内積をウェーブレット変換といい、式(1)で定義される¹⁵⁾。

$$W(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

ここで、スケール a は拡大縮小を決定する正の実数であり、シフト b は時間（空間）方向への移動量を決定する実数である。また、 $\psi^*(t)$ は $\psi(t)$ の複素共役を示す。 $W(a,b)$ はウェーブレット展開係数であり、 $t=b$ において信号 $f(t)$ の中に $\psi_{a,b}(t)$ の成分がどれだけ含まれるかを表している。ウェーブレット変換は、基底が時間軸を移動し、かつ対象とする任意の信号に対して基底の時間幅を拡大縮小することができるため、局所的な周波数情報が得られ、効率的な時間一周波数解析を行うことができる長所を有している。このため、信号処理や画像処理の分野で盛んに応用されている手法である¹⁶⁾。

適当な直交基底関数をウェーブレットとし、式(1)の a 、 b を式(2)のとおり離散化する。

$$\begin{aligned} a &= 2^{-j} \quad (j=0, \pm 1, \pm 2, \dots) \\ b &= k \cdot 2^{-j} \quad (k=0, \pm 1, \pm 2, \dots) \end{aligned} \quad (2)$$

また、変数 t を整数値 n で置き換えると、 N 個のサンプリングデータからなる離散信号 $f[n]$ に対する離散ウェーブレット変換は次式(3)~(5)で示される。

$$W[j,k] = \sum_{n=0}^{N-1} f[n] \psi_{j,k}^*[n] \quad (3)$$

$$\psi_{j,k}[n] = \sqrt{2^j} \psi(2^j n - k) \quad (4)$$

$$N = 2^M \quad (M: \text{整数}) \quad (5)$$

離散ウェーブレット変換は多重解像度解析の一つであり、原信号を直交なスケール関数の一次結合で近似すると、解像度 m の近似関数とそれより1レベル粗い $m+1$ の近似関数との差分は、ウェーブレットの一次結合となる。つまり、ウェーブレット変換は原信号の解像度を落としながら低域側の信号を次々と2分割していき、各解像度毎に高域側の信号を出力するサブバンド分解と等価である¹⁷⁾。

画像のような2次元信号に対するウェーブレット変換の模式図を図-2に示す。まず、各行に対して水平方向の1次元変換を行い、低域成分Lと高域成分Hに分割する。次に、変換後の信号の各列に対して鉛直方向の変換を行い、最終的に、1回の変換で4つの周波数成分（LL, LH, HL, HH）が算出される。各周波数成分は、LLが原画像の基本的情報が含まれる低域成分であり、LHおよびHLはそれぞれ水平方向および鉛直方向のエッジが強調され、HHは対角方向のエッジが強調される特性を持つ。2回目以降の変換では、図-2のLL成分をさらに4つに分解する

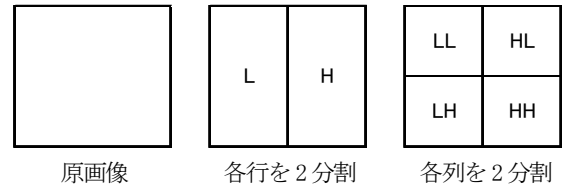


図-2 画像に対するウェーブレット変換

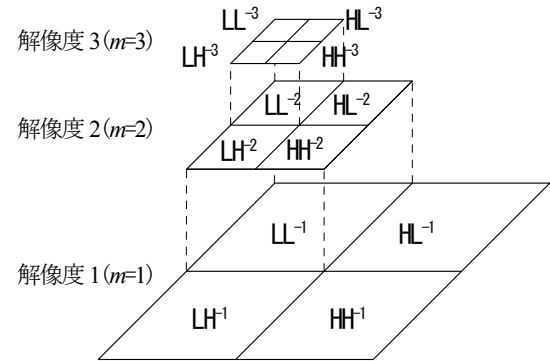


図-3 ウェーブレット変換を用いた多重解像度解析(最大解像度3)

ことを繰り返し、最大解像度を3とした場合、各解像度の周波数特性は図-3のように表現される。

ウェーブレット展開係数を $C(x,y)$ とすると、サイズが $M \times N$ ピクセルである画像の解像度 m におけるLH成分の周波数エネルギーは式(6)で、画像全体の周波数エネルギー E_m は式(7)で算出される。

$$E_{LH_m} = \sum_{M,N} |C_{LH_m}(x,y)|^2 \quad (6)$$

$$E_m = E_{LH_m} + E_{HL_m} + E_{HH_m} \quad (7)$$

このとき、最大解像度を k とすると、全解像度の周波数エネルギー和に対する E_m^n の比 E_m^n （ n は、*normal*を表す添え字を示す）は、式(8)で算出され、画像の周波数エネルギーの分布特性を評価することができる。

$$E_m^n = \frac{E_m}{\sum_{m=1}^k E_m} \quad (8)$$

また、 E_m^n の分布図の重心に相当するCAは式(9)から算出される。

$$CA = \frac{\sum_{m=1}^k (E_m \times m)}{\sum_{m=1}^k E_m} \quad (9)$$

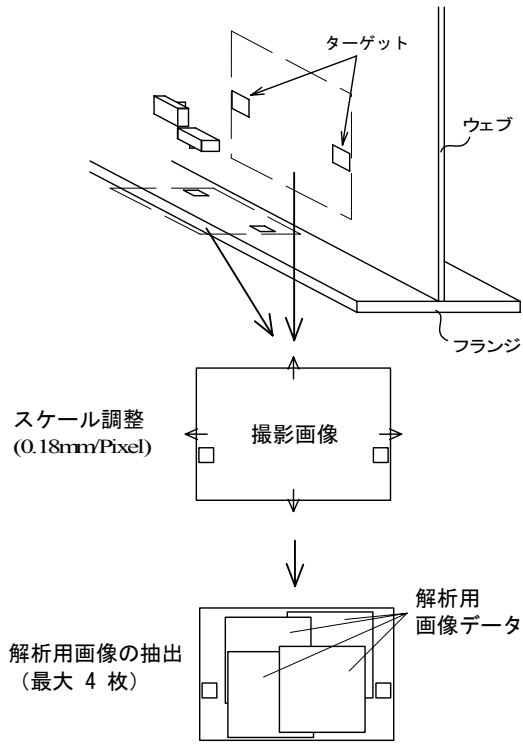


図-4 解析用画像データの作成要領

E_m^n や CA は解像度間のエネルギー比であり、複数の画像を評価する場合、画像の明るさや全体的な色合いの違いに影響を受けにくいパラメータである^{18),19),20)}。

目視外観基準にあるさびの平均外観粒径は、同一スケールのさび画像におけるさびの粗密さ、周波数エネルギーとして表現できる。また、評点1や2のさび外観はさび粒子とは別に層状やうろこ状の剥離形状を持ち、これらの画像は低周波領域のエネルギーが高くなると考えられる。このように、さび画像の周波数情報は外観評点と一定の相関を持つと考えられ、画像の全体的・局所的周波数情報を複数の解像度から抽出する多重解像度解析は、さび画像の分析に効果的であると期待できる。そこで本論文では、さび画像の多重解像度解析により E_m^n を算出し、外観評点別の周波数特性を明らかにする。次に、 E_m^n の分布から CA を算出し、 CA と外観評点との相関を検討する。

3. さび画像の画像処理と特徴抽出

(1) 解析用画像データの作成

解析に用いるさび画像は、経過年数6年の無塗装橋梁から採取した。この橋梁は橋長55.5m、幅員17.0mの2径間連続鋼床版8主桁橋である。主桁本数が8本と多く、また、桁端から6mのあたりまで河川の護岸が設置されており、桁下空間も90cm程度と低い。このため、桁端部の風通しが非常に悪く、複数箇所ですら評点1および2と判

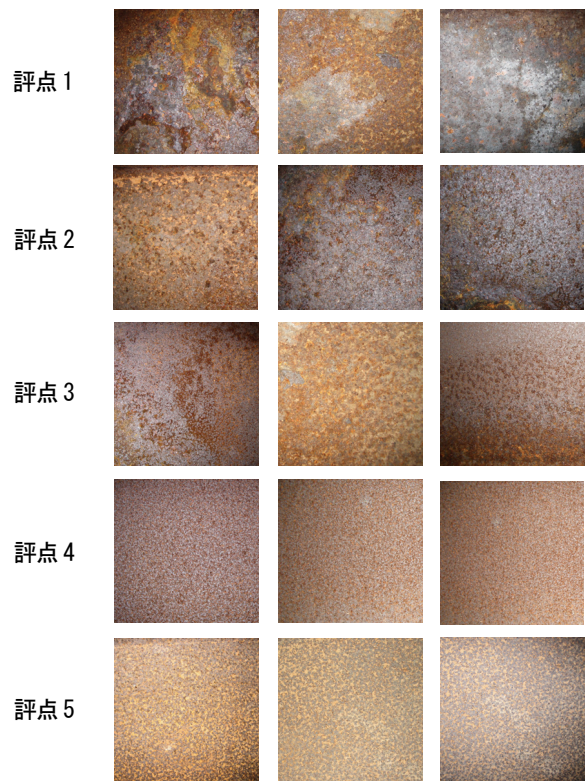


写真-1 解析用画像 (例)

表-2 解析用画像データ

| 外観評点 | データ数 |
|------|------|
| 1 | 87 |
| 2 | 138 |
| 3 | 130 |
| 4 | 114 |
| 5 | 89 |
| 計 | 558 |

定された。一方、支間中央部や外面は良好なさび状態となっており、評点1~5が混在している橋梁である。

デジタルカメラの有効画素数は300万画素 (2048 × 1536) とし、撮影面にはスケールターゲットを磁石で貼り付け、これをフレーム端に合わせることで画角を一定とした。また、各撮影面について熟練技術者2名による目視点検とさび厚測定を行い、評価基準(案)に基づく外観評価を行った。撮影した画像は同一スケール (約 0.18mm/Pixel) となるよう調整し、1枚の撮影画像から 1024 × 1024 (= 2¹⁰ × 2¹⁰) ピクセルの解析用画像を複数枚 (最大4枚) 抽出した。また、画像は全て式(10)により 256階調のグレースケールに変換した。

$$Y = 0.299R + 0.587G + 0.114B \quad (10)$$

ここで、 R, G, B はそれぞれ赤、緑、青の濃度値を示す。図-4に画像の作成要領を、写真-1に解析用画像の例を示す。また、表-2に解析用画像のデータ数を外観評点別に示す。

表-3 解析用画像の多重解像度解析

| 解像度 | 画像サイズ | | 1pixelに含まれる 原画像の情報量 (mm/辺) |
|-------|------------------------|------------------------|----------------------------------|
| | 低周波成分 | 高周波成分 | |
| 原画像 | $2^{10} \times 2^{10}$ | | 0.18 |
| 解像度1 | $2^9 \times 2^9$ | $2^{10} \times 2^{10}$ | |
| 解像度2 | $2^8 \times 2^8$ | $2^9 \times 2^9$ | 0.36 |
| ⋮ | ⋮ | ⋮ | ⋮ |
| 解像度8 | $2^2 \times 2^2$ | $2^3 \times 2^3$ | 23.04 |
| 解像度9 | 2×2 | $2^2 \times 2^2$ | 46.08 |
| 解像度10 | 1 | 2×2 | 92.16 |

(2) さび画像の多重解像度解析

表-3に、多重解像度解析により変化する画像サイズと1pixelあたりの原画像の情報量を示す。解析により画像の低周波成分が順次分解され、最大解像度10で直流成分(平均値)が得られる。しかし、解像度が上がるにしたがい原画像の超低周波成分を扱うことになり、解像度9で計算される画像の1pixelには、原画像の1辺約46mm角分の情報量が含まれる。そのため、さび粒子の大きさを考慮し、解像度9および10の画像からは有用な情報は得られないと考え、最大解像度を5~8に変化させた4ケースにより解析を行った。また、解析はCoiflet基底を用いたウェーブレット変換により行った。

最大解像度を5および8とした場合のエネルギー比 E_m^n の分布図を図-5に示す。この図で、 E_m^n は外観評点別のさび画像における平均値で示している。最大解像度5の分布図から、評点4の画像は解像度2でエネルギー比が最も高く、高周波成分が卓越していることがわかる。逆に、評点1は評点4の分布とほぼ対称で低周波成分が卓越しており、さびの粗密さが周波数エネルギー比の違いとして表れている。しかし、評点2、3および5の画像については解像度によらずほぼ同じ分布を示しており、エネルギー比のみから外観評点を識別することは困難であることが明らかとなった。

最大解像度8の分布図では、全ての評点の画像について、解像度7および8のエネルギーが高くなる傾向が見られる。これは、原画像に換算して1辺10~20mm角程度の情報の周波数成分であり、比較的さび粒径の小さい評点4の画像でこのように高くなることは考えにくい。そのため、評点4の画像については特徴量として無視できる範囲と考えられるが、評点1や2のような低周波成分が卓越する画像にとっては、評価に有用な解像度である可能性もある。特に、評点1の解像度6以降におけるエネルギー比の上昇は著しい。

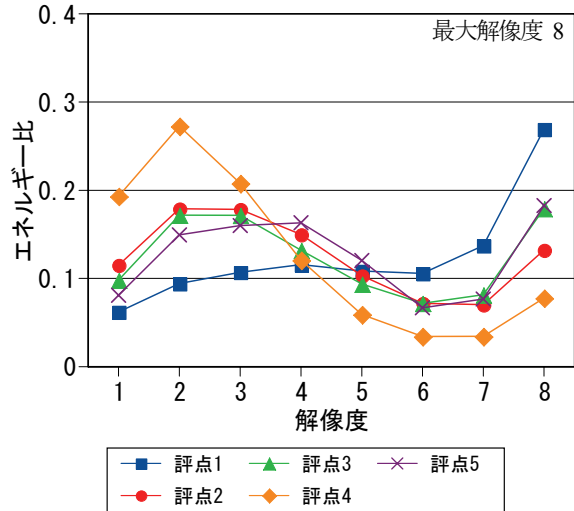
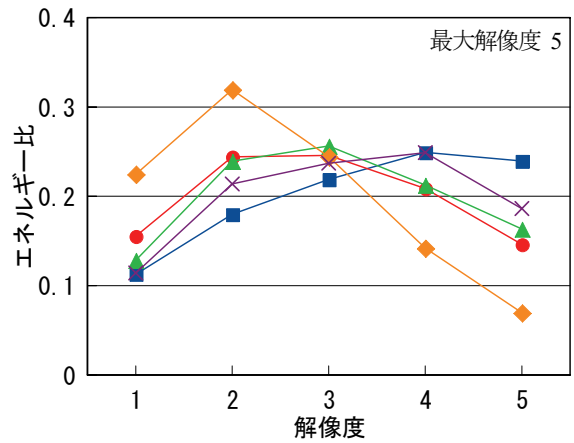


図-5 エネルギー比 E_m^n の分布

表-4 最大解像度別の CA (平均値 \bar{x} と標準偏差 S)

| 外観 評点 | 解像度 | | | | | | | |
|----------|-----------|-----|-----------|-----|-----------|-----|-----------|-----|
| | 5 | | 6 | | 7 | | 8 | |
| | \bar{x} | S | \bar{x} | S | \bar{x} | S | \bar{x} | S |
| 1 | 3.3 | 0.5 | 3.8 | 0.6 | 4.4 | 0.6 | 5.3 | 0.7 |
| 2 | 2.9 | 0.4 | 3.2 | 0.4 | 3.5 | 0.5 | 4.1 | 0.5 |
| 3 | 3.0 | 0.5 | 3.3 | 0.6 | 3.7 | 0.8 | 4.4 | 1.1 |
| 4 | 2.5 | 0.2 | 2.6 | 0.2 | 2.8 | 0.2 | 3.2 | 0.4 |
| 5 | 3.2 | 0.4 | 3.4 | 0.5 | 3.8 | 0.6 | 4.5 | 0.7 |

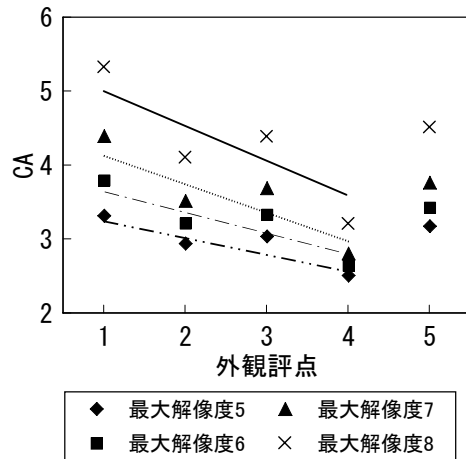


図-6 最大解像度別の CA (平均値 \bar{x})

外観評点および最大解像度別の E_m^n の分布重心 CA の平均値および標準偏差を表-4に示す。また、表-4の平均値 \bar{x} をグラフ化し、評点1~4 において線形近似したものを図-6に示す。これらの結果より、全ての解像度において、評点が1 から4 へ向かうほど CA が小さくなる傾向にある。これは、評点が良くなるほどさび粒径が細密になり、画像の高周波成分のエネルギーが高くなる様子を定量的に示している。最大解像度を7や8に上げると近似直線の勾配が急になっているが、これには、図-5で示した解像度7および8の高いエネルギーの影響も含まれており、最大解像度を上げることで、さび外観の違いが顕著に表現されると断定することはできない。また、全てのケースにおいて評点2と評点3の CA 値が逆転しており、標準偏差も0.5~1.0 程度と大きい。評点2は「要観察」の状態であり、外観評価以降の維持管理計画が評点3の状態とは大きく異なるため、両者の識別には十分な精度が必要である。よって、実用にあたっての維持管理計画の重要性からも、 CA を線形近似した評価式のみによりさび画像を評価・判定することは困難であると思われる。

評点5 は腐食が進んでいないいわゆる「若いさび」の状態であり、薄いさび厚と明るい色調が特徴で、評点基準(案)にもさび粒径の規定はない。そのため、さびの粗密さに着目した周波数エネルギーや CA では特徴量として不適當であり、結果的に評点5 の CA 値が他の傾向と異なると考えられる。また、若いさびは特に色むらが激しく、さび汁が滞留してまだら模様になることが多い。本解析では、さび画像の色情報を無視し全てグレースケールに置き換えて解析しているため、さび汁による色むらがその画像のテクスチャとみなされ、この粗密さが CA に反映された可能性も考えられる。 E_m^n や CA は画像の全体的な明るさや色あいには影響を受けないが、色むらは画像固有のテクスチャでありこれを無視することはできない。

以上のとおり、 E_m^n や CA によってさびの粗密さを周波数エネルギー比の違いとして表現し得ることが明らかとなった。しかし、線形近似では精度上の問題があり、これらの情報から外観評点を判定し、現行の評点基準に代わる新たな尺度とするには不十分である。よって、特徴量とその評価方法について見直し、評価精度の向上を行う必要がある。

4. パターン認識手法を用いたさび画像の自動識別

(1) 新しい特徴量の導入

エネルギー比 E_m^n や CA は、各解像度における画像全体のエネルギーに着目した特徴量である。そのため、これ

らは同じ大きさのパターンが画像全体に均一に分布している場合に有効であり、評点3~5のさび画像に適した特徴量である。しかし、評点1および2の層状剥離さびやうろこ状さびのような非定常な画像に対しては、局所的な分布特性を表現する指標が必要である。よって、各解像度について新たな特徴ベクトルとして E_m^l (l はlocalを表す添え字を示す) を導入する。

$$E_m^l = \frac{E_{HH_m}}{E_{LH_m} + E_{HL_m}} \quad (11)$$

E_m^l は、水平および垂直方向の周波数エネルギー和に対する斜め方向のエネルギーの比であり、さび画像のテクスチャとしての不均一性に着目した特徴量である。

式(8)および式(11)からさび画像の特徴ベクトル E を次式で定義する。

$$E = (E_1^n, E_2^n, \dots, E_k^n, E_1^l, E_2^l, \dots, E_k^l) \quad (12)$$

また、これら複数の特徴量と外観評点との相関を厳密に評価するため、非線形性を考慮したパターン認識の概念を取り入れる。まず、特徴ベクトル E を学習パターンとした外観評点の識別モデルをサポートベクトルマシンにより構築する。次に、識別モデルによりさび画像の自動識別を行い、識別結果から特徴ベクトルと外観評点の相関を評価する。良好な識別結果は画像処理を利用した新しい点検手法に直結するものであり、特徴量の評価と識別モデル性能を同時に検討することができる。

(2) サポートベクトルマシン

サポートベクトルマシン (Support Vector Machine, 以下 SVM) とは、2 クラスの分類問題を解くために作られた学習機械である。特徴空間上における2 クラスのパターン分布には、超平面によってこれを分けることができる線形分離可能な場合と、分けることができない非線形な場合とが存在する。SVMはこの両方に適用可能で、マージン最大化と呼ばれる手法に基づいた汎化能力の高さを持ち、近年注目を浴びている学習機械である^{21), 22)}。

一般的な線形識別器における次元数 d の学習パターン $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_d)^t$ の識別関数は、式(13)のように表される。

$$f(x) = \sum_{i=1}^d w_i x_i + b \quad (13)$$

ここで、 w_i は識別器の重みを表し、 b はバイアス項と呼ばれるパラメータである。この識別器の $f(x) = 0$ を満たす点の集合 (識別面) は、 $d-1$ 次元の超平面と

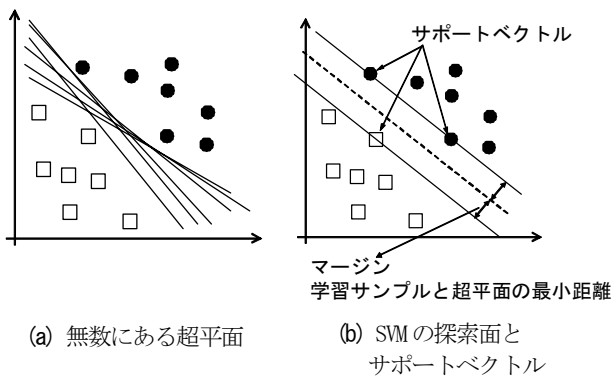


図-7 SVMの識別面

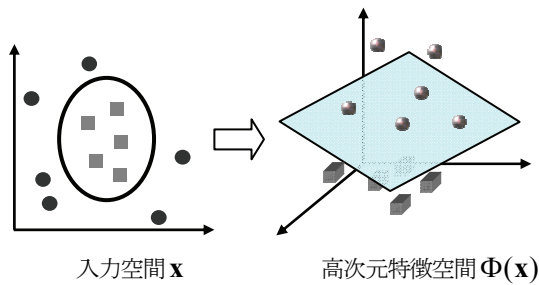


図-8 特徴空間の高次元空間への写像

なる。ここで、図-7(a)のように異なるクラスの学習パターンが $d-1$ 次元の超平面（この場合は直線）によって分離できるとすると、学習パターンを完全に識別する超平面は無数に存在する。識別の最終目標は、無数にある未知のテストパターンを正確に識別することであり、SVMでは2つのクラスの中央部を通る（マージンを最大にする）超平面が最も識別に優れているものとして、これを探索する（図-7(b)）。

線形分離不可能な特徴空間の場合、式(13)のような線形識別器では十分な識別性能を得ることができない。そこで、非線形関数 $\Phi(\mathbf{x})$ を用いて特徴ベクトル $\mathbf{x} \in R^d$ をより高次元の空間 R^q に写像する。これにより、写像先の q 次元ユークリッド空間で線形識別を行えば、実質的に元の空間で非線形識別を行うことができる（図-8）。

スカラーを出力する任意の d' 個の非線形関数 $\phi_i(\mathbf{x})$ ($i=1, \dots, d'$) を用い、関数 $\Phi(\mathbf{x})$ を式(14)のように定義する。

$$\Phi(\mathbf{x}) = (\phi_1(\mathbf{x}), \dots, \phi_{d'}(\mathbf{x}))^t \quad (14)$$

$\Phi(\mathbf{x})$ を新たなパターンとみなせば、線形SVMと同様に最適な識別関数が定式化されるが、 $\Phi(\mathbf{x})$ を含む非線形関数は高次元のベクトル演算を含み、膨大な計算量を必要とする。そのため、元の空間で定義されるカーネル関数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ を式(15)のとおり導入する。

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \equiv \Phi(\mathbf{x})^t \Phi(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{d'} \phi_i(\mathbf{x}) \phi_i(\mathbf{y}) \quad (15)$$

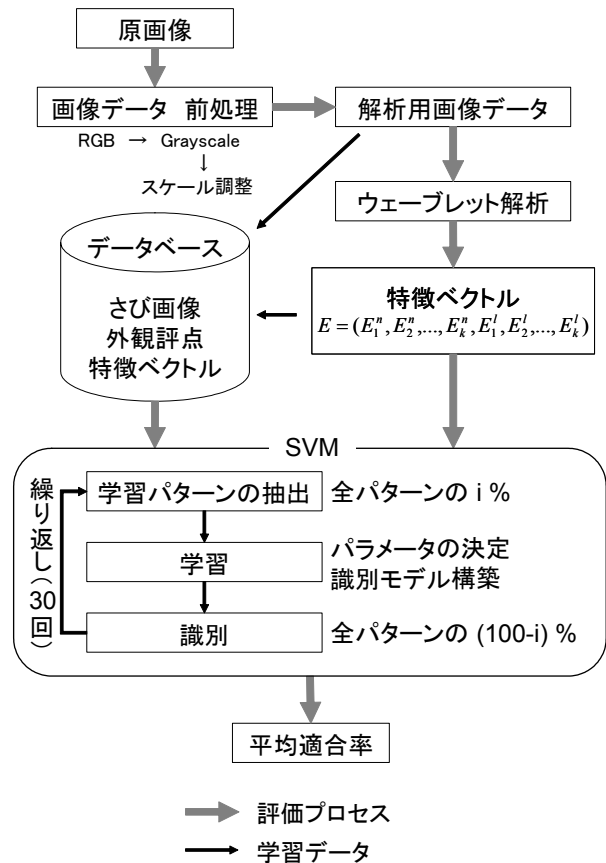


図-9 画像処理によるさび外観評価システムフロー

カーネル関数は、元の空間における学習パターン \mathbf{x} および \mathbf{y} の位置関係を写像先で内積として反映し、識別に重要な役割を持っている。式(15)を満たす Φ が存在するための $K(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ の例としては、多項式型カーネルやガウシアン型カーネルがある。

(3) SVM を用いたさび画像の識別

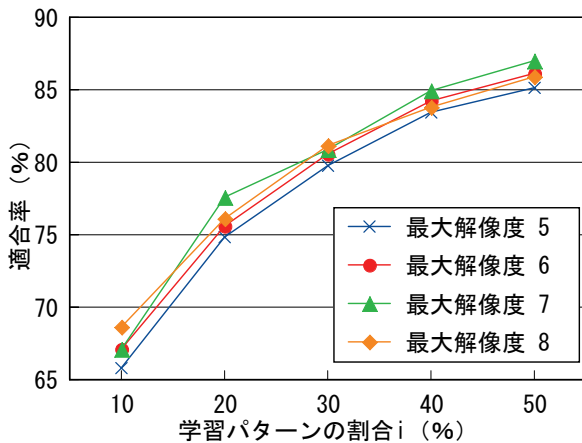
さび画像から得られる特徴ベクトル E を学習パターンとし、外観評点の識別モデルをSVMにより構築する。また、識別モデルによるさび画像の自動識別を行い、外観評価をコンピューター上で実現することを試みる。

図-9に、本研究で検討するさび外観評価システムのフローとSVMによる学習方法を示す。

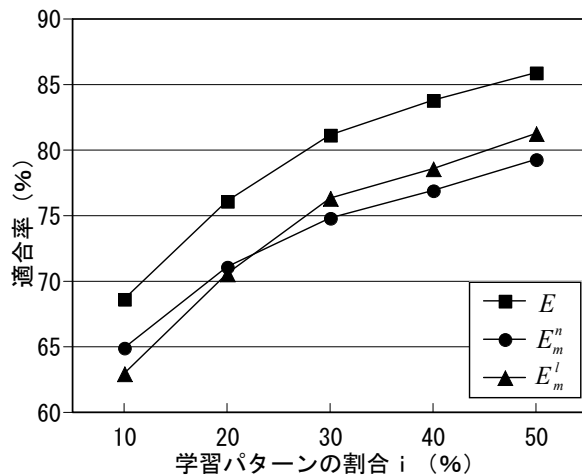
使用するさび画像とウェーブレット変換処理は3で行ったものと同様とする。また、非線形SVMに用いるカーネル関数は、少ないパラメータで簡易に高次元への写像を可能にする式(16)に示すRBF関数を使用する。

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp(-\gamma \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2) \quad (16)$$

ここで、 $\gamma (> 0)$ はカーネルパラメータである。 γ のほか、非線形SVMの識別関数に含まれるパラメータは交差確認法 (Cross-validation method) を用いて²³⁾、最良の



(a)最大解像度と適合率



(b)特徴ベクトルと適合率

図-10 適合率の比較

ものを決定する。また、SVMは2クラスの分類問題を解く学習機械であるため、全5クラスの外觀評点に対して、対象とする評点の画像とそれ以外を1種類ずつ総当たりで分類する(2クラス分類の繰り返し)問題として考える。

全画像データ558枚とそれらの外觀評点を全パターンとし、これらの一部を学習パターンとして識別モデルを構築する。得られた識別モデルを用いて残りのパターンを識別し、下式に示す適合率により識別能力を評価する。

$$\text{適合率} = \frac{\text{技術者による評点と合致した識別数}}{\text{全識別回数}} \quad (17)$$

学習パターンは、パターン数の制約による識別モデルの頑健性(robustness)を検証するため、全画像データに対する学習パターンの比率 i を10%~50%へ変化させ適合率を比較する。また、学習の偏りを防ぐため、各条件での識別はランダムに選択した学習パターンによる識別モデル30組について行い、それらの適合率を平均して評価することとした。

表-5 SVMによる識別結果(30回繰り返し結果)

| 外觀 評点 | SVMによる識別結果 | | | | | 識別回数 合計 |
|----------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|----------------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | |
| 1 | 1,213 (94) | 14 (1) | 63 (5) | | | 1,290 (100) |
| 2 | 44 (2) | 1,774 (86) | 191 (9) | 16 (1) | 45 (2) | 2,070 (100) |
| 3 | 84 (4) | 312 (16) | 1,395 (72) | 152 (8) | 7 | 1,950 (100) |
| 4 | | 10 (1) | 97 (6) | 1,575 (92) | 28 (1) | 1,710 (100) |
| 5 | 4 | 70 (5) | 4 | 24 (2) | 1,218 (93) | 1,320 (100) |

(4) 識別結果

図-10(a)は、特徴ベクトル E を用いて、学習パターンの割合 i と最大解像度を変化させた場合の適合率の変化を示す。また図-10(b)は、最大解像度を8とし、特徴ベクトルと学習パターンの割合 i を変化させた場合の適合率の変化を示す。これらより、学習パターンの割合が増えると適合率が向上することは明らかである。全体のパターン数が一定であるため、学習パターンが増えると識別する絶対数は減るが、学習により一定の成果が得られていることがわかる。また図-10(b)から、特徴ベクトルとして E_m^n および E_m^l を単独で用いるより、これらを合わせた E を用いた方が適合率は良い。新たに設定した特徴量は識別に有効なパラメータであることがわかる。

特徴ベクトルの次元数 d と学習パターン数 n が適合率に与える影響は大きく、一般に、2クラスの分類問題で統計的に信頼できる結果を得るには、下式の条件を満たす必要がある²⁴⁾。

$$n > 2(d + 1) \quad (18)$$

最大解像度が8の場合、特徴ベクトル E の次元数は16であるから、最低 $2 \times (16 + 1) = 34$ の学習パターンが必要である。ここで、最もデータ数が少ない評点1の画像データ数は87であるため、本検討では、学習パターンの割合が40%以上であれば ($87 \times 0.4 = 34.8$)、識別結果の信頼性は十分にあると考えられる。よって、図-10で85%程度の高い適合率が得られたことは、学習機械として優良なものであることを示しており、コンピュータによるさびの外觀評価が可能であることが明らかとなった。

図-10(a)において、最大解像度の違いによる適合率の良否はほとんど見られない。最大解像度を低くすれば特徴ベクトルの次元数を削減でき、同じ学習パターン数であれば識別の信頼性の向上につながる。また、ウェーブレット変換やSVMの学習にかかる計算時間も短縮することができる。前章で、低周波数域での周波数エネルギーに対する誤差が大きいことが懸念されたが、これらをふまえ、最大解像度は5~6程度が最も合理的であると考

えられる。

表-5に、最大解像度を6、特徴ベクトル E による学習 ($i = 50\%$) と識別を30回行い、得られた識別結果の合計を正しい外観評点と比較して示す。最も適合率の高いさび画像は評点1で94%、最も低い画像でも評点3の72%であり、非常に良好な結果が得られている。また、評点5の画像については、周波数エネルギーやCAでは他評点画像と区別できなかったが、SVMを用いた識別により高い適合率を得ることができた。これらは、多重解像度解析により得られたさび画像の全体的・局所的な周波数情報が、非線形性を考慮することで効果的に組み合わせられ、高精度な識別器が構築された結果であると考えられる。図-10の結果とあわせ、画像処理とSVMにより、さび外観の自動識別は十分に可能であることを示すことができた。

一方、評点2および3の画像の識別結果から、これらを誤識別する割合が比較的高いことがわかる。両者はCAが逆転する結果も得られているが、適合率をさらに向上させる方法として、さび厚の測定結果を併用することも検討する必要がある。

5. 結言

本論文では、デジタルカメラにより撮影したさび画像について、ウェーブレット変換による多重解像度解析を行った。解析により得られた周波数エネルギー比と外観評点を比較し、評点の違いによるさびの粗密さが、さび画像の周波数エネルギー比に影響を与えることを示した。また、周波数エネルギー比の分布重心を求め、評点が良い画像ほど高周波成分のエネルギーが高くなる様子を定量的に示した。さらに、さび画像のテクスチャとしての不均一性に着目した新しい特徴量を提案し、画像の特徴ベクトルを学習パターンとした外観評点の識別モデルをSVMにより構築した。そして、識別モデルによるさび画像の自動識別を行い、各評点とも高い適合率を得ることができた。

本論文により、耐候性鋼材のさび外観評価において、画像処理とパターン認識手法を適用した方法が、現行の評価基準を補完し得る可能性を十分持つことが明らかとなった。今後、特徴ベクトルやSVMパラメータの改良を行うとともに、さまざまな地域の橋梁からさび画像データを採取し、信頼性の高い識別器を構築する必要がある。また、さびの状態を評価する他の測定機器との比較を行い、評価精度の向上を行う予定である。

参考文献

- 1) 西川和廣, 村越 潤, 山本悟司, 上仙 靖, 福地友博, 中嶋浩之: ミニマムメンテナンス橋に関する検討, 土木研究所資料, No.3506, 1997.
- 2) (社)日本橋梁建設協会: 無塗装耐候性橋梁実績資料集, 第10版, CD-ROM, 2005.
- 3) 麻生稔彦, 井上岳大, 小長谷克明: 山口県における耐候性鋼材を使用した橋梁の腐食調査, 鋼構造年次論文報告集, Vol.11, pp.489-494, 2003.
- 4) 岩崎英治, 長井正嗣, 加賀谷悦子, 成田英樹, 高橋拓也: 新潟県内の耐候性鋼橋の腐食状況と腐食環境, 構造工学論文集, Vol.51-A, pp.1119-1128, 2005.
- 5) (社)日本橋梁建設協会: 無塗装橋梁の手引き, 1998.
- 6) 紀平寛: 耐候性鋼上の安定さび形成状況評価と診断, 材料と環境, Vol.48, pp.697-700, 1999.
- 7) 鹿島和幸, 岸川浩史, 幸 英昭, 原 修一, 神谷光昭: 耐候性鋼さび層の安定化評価法とその実構造物への適用, 材料と環境'99, A-107, pp.25-28, 1999.
- 8) 宮本文穂, 河村 圭, 中村秀明: Bridge Management System (BMS)を利用した既設橋梁の最適維持管理計画の策定, 土木学会論文集, No.588/VI-38, pp.191-208, 1998.
- 9) 古田 均, 亀田学広, 伊藤弘之, 高橋祐治: 遺伝的アルゴリズムを用いたコンクリート橋梁群の最適維持管理計画の策定, 応用力学論文集, Vol.5, pp.919-926, 2002.
- 10) 藤原 博, 三宅 将, 赤井隆晃, 河野幸弘, 出川定男: 画像処理による鋼橋塗膜の劣化度判定法に関する研究, 土木学会論文集, No.598/I-44, pp.85-96, 1998.
- 11) 高室祐也, 安東克真, 河村 圭, 宮本文穂: コンクリート表面におけるひび割れ認識への画像処理技術の適用, 土木情報利用技術論文集, Vol.12, pp.187-198, 2003.
- 12) 建設省土木研究所, (社)鋼材倶楽部, (社)日本橋梁建設協会: 耐候性鋼材の橋梁への適用に関する共同研究報告書 (XVII), 整理番号第85号, 1993.
- 13) 串間和彦, 串間浩樹, 紺谷精一, 木本晴夫, 山室雅司: オブジェクトに基づく高速画像検索システム ExSight, 情報処理学会論文誌, Vol.40, No.2, 1999.
- 14) 小早川倫広, 星 守, 大森 匡: ウェーブレット分解係数の階層的相関関係を用いたテクスチャ類似画像検索, 情報処理学会論文誌, Vol.42, No. SIG 1 (TOD 8), 2001.
- 15) 新井康平: ウェーブレット解析の基礎理論, 森北出版, 2000.
- 16) 中野宏毅, 山本鎮男, 吉田靖夫: ウェーブレットによる信号処理と画像処理, 共立出版, 1999.
- 17) 酒井幸市: デジタル画像処理の基礎と応用, CQ 出版社, 2003.
- 18) Shin, S. and Hryciw, R.D.: Wavelet analysis of soil mass images for particle size determination, *ASCE Journal of computing in civil engineering*, Vol.18, No.1, 2004.
- 19) Chandan, C., Sivakumar, K., Masad, E. and Fletcher, T.: Application of imaging techniques to geometry analysis of aggregate particles, *ASCE Journal of computing in civil engineering*, Vol.18, No.1, 2004.
- 20) Bharati, M.H., Liu, J.J. and Macgregor, J.F.: Image texture analysis: methods and comparisons, *Chemometrics and intelligent laboratory systems*, Vol.72, pp.57-71, 2004.
- 21) 前田英作: 痛快! サポートベクトルマシン, 情報処理, 42巻7号, pp.676-683, 2001.
- 22) 津田宏治: サポートベクターマシンとは何か, 電子情報通信学会誌, Vol.83, pp.460-466, 2000.
- 23) Chang, C.C. and Lin, C.J.: a library for support vector machines,

Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>, 2001.

(2006.4.18受付)

- 24) 石井健一郎, 上田修功, 前田英作, 村瀬 洋: わかりやす
いパターン認識, pp.64-68, オーム社, 1998.

A RUST EVALUATION METHOD FOR WEATHERING STEELS BASED ON IMAGE PROCESSING AND PATTERN RECOGNITION

Satoshi GOTO, Toshihiko ASO and Ayaho MIYAMOTO

Weathering steel has been used increasingly for structural components of steel bridges. However, in some cases very severe surface corrosion damage has been observed, leading to degradation of the structure. It is thus important to evaluate the rusting process for maintenance purposes of weathering steels. The surface appearance of steel is an important factor in the evaluation. In this paper a rust evaluation method, basing on image processing and pattern recognition, is presented. A representative set of 558 images is characterized by multi-resolution analysis with two-dimensional wavelet decomposition. The Support Vector Machine is used to classify a set of texture features for various corrosion levels.