# 耐候性鋼材の画像解析によるさび外観評価に関する検討

長崎大学 工学部 学生会員 〇高倉弓彩子 長崎大学 大学院 学生会員 梅崎俊樹 長崎大学 大学院 正会員 森田千尋

### 1. はじめに

日本では、鋼橋の防食方法として耐候性鋼の採用が注目され、現在では全鋼橋のうち耐候性鋼橋の占める割合は20%を超えるようになった。耐候性鋼とは、溶接構造用圧延鋼材に Cu(銅)、Ni(ニッケル)、Cr(クロム)等を添加することによって、鋼材表面に緻密な保護性さびを生成させ、腐食速度を制御する構造用材料であり、LCCの低減を可能にする。しかし、その日常的点検法は、基準が曖昧であり点検者の主観が適切な評価判断を妨げるという問題を抱えている。

本研究では、粒子解析ソフト <sup>1)</sup>を用い耐候性鋼橋の さび生成状況を客観的に数値化し、統計的学習手法に よるさび外観評価を行うことを検討する。

# 2. 画像解析

# 2-1. セロファンテープ試験

セロファンテープ試験とは、点検方法のうち最も主流なもので、鋼材表面に生成された浮きさびをセロファンテープに付着させ回収し、そのさび量と平均粒径から保護性さびの生成を目視によって評価するものである。その評価には評点1から評点5までの5段階が設けられている。図1は評点別見本である。しかし、前述したような問題を抱えているため、本研究では、セロファンテープ試験資料を画像データとして取り込み、粒子解析ソフトを用いて粒径等を客観的に数値化することにする。











評点1 評点2 評点3 評点4 評点5 図1 評点別セロファンテープ試験見本

### 2-2. 粒子解析

粒子解析は、粒子解析ソフトを用い、写真 1 のようにセロファンテープ試験によって得た耐候性鋼橋のさび資料を画像データとして取り込み、二値化処理によりさび粒子の情報を数値化する。二値化とは画像を構成する画素の濃度を 2 つに振り分ける処理のことである。濃度値の境界値を閾値と言い、閾値の決定には判別分析法  $^{2}$  を用いる。判別法によって求められる閾値とは、全画素数を 2 クラスに分類した時、クラス間分散  $\sigma_{B}^{2}(T)$ とクラス内分散  $\sigma_{W}^{2}(T)$ の分離度  $\sigma_{W}^{2}(T)$ とクラス内分散  $\sigma_{W}^{2}(T)$ はそれぞれ(2)(3)式で表される。なお、 $\sigma_{W}^{2}(T)$ はそれぞれ(2)(3)式で表される。なお、 $\sigma_{W}^{2}(T)$ はそれぞれ(2)(3)式で表される。なお、 $\sigma_{W}^{2}(T)$ はそれぞれ(2)(3)式で表

均値である。

$$\eta(T) = \left[\frac{\sigma_B^2(T)}{\sigma_{av}^2(T)}\right]_{max} \qquad \cdots (1)$$

$$\sigma_{B}^{2}(T) = \frac{1}{N} \{ \sum_{i \in S_{1}} (\mu_{1} - \mu_{T})^{2} n_{i} + \sum_{i \in S_{2}} (\mu_{2} - \mu_{T})^{2} n_{i} \} \cdots (2)$$

$$\sigma_w^2(T) = \frac{1}{N} \{ \sum_{i \in S_1} (i - \mu_1)^2 n_i + \sum_{i \in S_2} (i - \mu_2)^2 n_i \} \cdot \cdot \cdot \cdot (3)$$

式(1)~(3)によって得られた閾値を利用し二値化処理を行うと、さび粒子には写真 2 のように番号が振られ、さび粒子毎に面積・最大粒径・最小粒径等の数値化された情報が得られる。その情報を基に、さび粒子の個数と分散、密度を算出する。表 1 に粒子解析から得られる項目の定義を示す3。

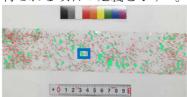




写真1 セロファンテープ試験

写真 2 粒子解析

表1 粒子解析で得られる解析項目 3)

最大径	さびの最大粒径の長さ。単位は mm。(図 2)				
最小径	最大径に対して垂直方向の最小粒径の長さ。単位				
	は mm。(図 3)				
平均値	一般的な平均値。 $\mathbf{X}^{'}$ とする。				
	さびの大きさのばらつきを表しており、ばらつき				
	が大きいほど分散の値は大きくなる。有効ケース				
分散	数を n, 各ケースの測定値をX <sub>i</sub> (i=1,2,…,n)とし				
	て,以下の式で定義する。単位は mm²。				
	$v = \frac{\sum_{i=1}^{n} (X_i - X')^2}{1}$				
	$v = \frac{1}{n}$				
密度	解析対象の粒子の面積の合計を計測範囲の面積				
省 及	で割ったもの。				
さび個数	解析対象の粒子の個数の合計を計測範囲の面積				
この個数	で割ったもの。				
	特に断りのない限り、単位は個/mm²。				





図2 最大径

図3 最小径

# 3. 統計的学習理論を用いた評点分類

本研究では、粒子解析によって得られた数値情報に傾向が見られることを利用し、カーネル法に基づくサポートベクトルマシーン(以下、SVM)による評点分類を試みた $^4$ 。

## 3-1. カーネル法に基づく SVM

SVM とは、訓練データから分類のための規則を獲得・抽出する分類器を構築するアルゴリズムである。しかし、訓練データは必ずしも線形分類できるとは限らない。そこでデータを高次元の特徴空間  $F \sim$ と射影する関数 $\Phi$ を与えると決定関数  $f(\mathbf{x})$ を非線形から線形に置き換えることが可能である。

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^{\mathsf{T}} \Phi(\mathbf{x}) + \mathbf{b}$$

 $f(\mathbf{x})$ は $\Phi(\mathbf{x})$ に関して一次であるので $\Phi(\mathbf{x})$ による空間 F では  $f(\mathbf{x})$ =0 は線形な分類境界を形成している。ここで、 $\mathbf{w} = \sum_{\mathbf{i} \in [n]} \alpha_{\mathbf{i}} y_{\mathbf{i}} \Phi(\mathbf{x_i})$ の関係を用いて、複雑な特徴ベクトルの内積 $\Phi(\mathbf{x_i})^\mathsf{T}\Phi(\mathbf{x})$ をカーネル関数として定義する。

$$K(x_i, x) = \Phi(x_i)^T \Phi(x)$$

本研究ではガウシアンカーネル関数を用いる。

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

すると  $f(\mathbf{x})$ は,

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{i \in [n]} \alpha_i y_i \, \mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \mathbf{b}$$

と表すことができ、計算量を抑えることができる。

本研究では、評点判別に用いる 6 つの粒子解析項目を説明変数とし、評点を目的変数とする。訓練データの説明変数を学習させて、テストデータの説明変数から目的変数がどれに分類されるかを評価する。

#### 3-2. SVM による評点分類学習

本研究では事前に評価した評点 2~5 のセロファンテープ試験資料 127 枚を使用する。評点 1 のセロファンテープ試験資料は、実橋梁での採取が困難であり、入手しているデータは皆無のため、今回評点判別を行うのは評点 2~5 の 4 段階とした。なお、126 枚のうち、109 枚を訓練データ用、17 枚をテストデータ用とする。表 2 は訓練データの一部を示す。

表 2 訓練データの一部

max diameter	min diameter	average	dispersion	density	number	evaluation
3.2749	1.7639	0.3113	0.081494	0.067826496	0.400138648	4
6.7372	4.1749	0.3171	0.162354	0.163755231	0.734153846	4
9.4463	6.4118	0.3536	0.207372	0.201340231	0.712231405	4
3.4183	1.9819	0.3192	0.078072	0.119943434	0.73499044	4
4.2038	2.9068	0.2282	0.070938	0.091106379	0.791929204	4
2.5712	1.8298	0.2113	0.02655	0.047072537	0.693658537	5
1.9325	1.3526	0.1498	0.023308	0.01811229	0.404705882	5
3.1173	2.2526	0.248	0.045358	0.106094222	1.062592593	5
6.2484	3.6512	0.3201	0.126006	0.178349306	0.896389452	4
8.5108	5.9541	0.255	0.176819	0.173679758	0.845626911	3
17.131	10.2683	0.2879	0.399607	0.284946425	0.72957529	3
11.9731	8.7657	0.2508	0.197925	0.248348345	1.188042105	3

### 4. 結果

本研究では 17 枚のテストデータのうち, 評点 2~4 の資料を 5 枚ずつ, 評点 5 の資料 2 枚を用い, 説明変数がそれぞれ 6 項目, 5 項目, 4 項目の場合の 3 種類,計 22 パターンの分類を行った。6 項目と 5 項目の結果を以下表にまとめる。なお,表中の「一致データ数」とは,テストデータのうち SVM による分類が,事前に

評価した評点と一致したデータの数のことである。また、5項目による分類結果については、各項目に番号を振り、分類に用いた項目のみ示すことにする。振り分けは表3の通りである。その結果、表4に示すように6項目による分類では全て一致し、表5に示すように5項目による分類では密度を除外した項目での分類において100%の正答率を確認できた。

表3 説明変数の振り分け

212 1027192991 1447 7017				
番号	項目	番号	項目	
1	最大径最大值	4	分散	
2	最小径最大值	(5)	密度	
3	最小径平均值	6	さび個数	

表4 6項目による分類結果

X: 0 X A (= 0, 0 %) // // // (			
評点	テストデータ数	一致データ数	正答率(%)
2	5	5	100.0
3	5	5	100.0
4	5	5	100.0
5	2	2	100.0

表 5 項目による分類結果

用いた項目	テストデータ数	一致データ数	正答率(%)
12345	17	15	88.2
12346	17	17	100.0
12356	17	15	88.2
12456	17	16	94.1
13456	17	15	88.2
23456	17	16	94.1

4 項目による分類については当日発表するが、密度を除外した 4 項目で最も多く 100%の正答率を確認できた。

以上のことから、密度はさびの評点判別における影響因子になりえないことがわかったとともに、以前評点判別に影響していると推測された最小径最大値と分散については判別において重要であることを再確認することができた。

### 5. まとめ

SVM を用いてさび外観の定量的評価を行うことができることを確認できた。また、評点判別にさびの密度は相関性が低いと考えられることがわかった。今後は、さらにより多くのセロファンテープ試験資料を収集し、より高精度な評点分類を行えるようにしていきたい。

### 参考文献

- 1) 日鉄住金テクノロジー:粒子解析 Ver. 3.5, 2013
- 2) 谷口慶治:画像処理工学-基礎編一,共立出版,1996
- 3) 森田千尋他:画像解析による耐候性鋼材のさび外観評価に関する研究,構造工学論文集, Vol.61A, 2015
- 4) 竹内一郎, 烏山昌幸: サポートベクトルマシーン, 講談社, 2015