

画像処理とサポートベクトルマシンを利用した耐候性鋼材のさび外観評価

宇部興産機械(株) 正会員 ○後藤 悟史
 山口大学大学院 正会員 河村 圭
 山口大学大学院 正会員 麻生 稔彦
 山口大学大学院 フェロー会員 宮本 文穂

1. はじめに

耐候性鋼材のさびの状態は、検査の簡便さやさび以外の堆積物の影響、さまざまな測定結果を総合的に評価する体系が確立されていないなどの理由により、外観評価に重点を置いて評価されることが多い。しかし、目視による検査は客観性に劣り、点検者による評価のばらつきが大きいという問題があった。筆者らは、これまでウェーブレット変換とサポートベクトルマシン(以下、SVM)を利用し、さび外観の評点別特徴量の抽出と自動識別を試み、一定の成果を得ている。

本稿では、他の画像処理手法としてフーリエ変換と同時生起行列を利用した統計量に着目し、これらを用いて SVM によるさび画像の自動識別を行う。識別による適合率から、同一条件の SVM を利用した各画像処理手法の識別性能について比較する。なお、検討に用いたさび画像データはこれまで使用しているものと同じである(全558枚)。

2. 画像処理による特徴量の算出

(1) 同時生起行列 (GLCM) を用いた統計量

全濃度値数が n の画像において、濃淡 i の点から角度 θ の方向に距離 r だけ離れた点の濃淡が j である確率 $P_{\delta}(i, j)$, $\delta = (r, \theta)$ を要素とする同時生起行列を求め、この行列から以下の4種類の特徴量を計算する。

角二次モーメント(Angular Second Moment)

$$ASM = \sum \sum \{P_{\delta}(i, j)\}^2 \quad (1)$$

コントラスト(Contrast)

$$CON = \sum \sum (i - j)^2 P_{\delta}(i, j) \quad (2)$$

相関(Correlation)

$$COR = \frac{\sum \sum i \cdot j P_{\delta}(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3)$$

ここで、

$$\mu_x = \sum i \cdot P_x(i) \quad \mu_y = \sum j \cdot P_y(j)$$

$$\sigma_x^2 = \sum (i - \mu_x)^2 P_x(i) \quad \sigma_y^2 = \sum (j - \mu_y)^2 P_y(j)$$

$$P_x(i) = \sum P_{\delta}(i, j) \quad P_y(j) = \sum P_{\delta}(i, j)$$

エントロピー(Entropy)

$$ENT = - \sum \sum P_{\delta}(i, j) \log \{P_{\delta}(i, j)\} \quad (4)$$

各特徴量は、さび画像に対して $\theta = 0^\circ$, 45° , 90° および 135° の4方向の同時生起行列から計算し、この平均値を利用した。一方、2点間距離の影響を評価するため、距離 r は3段階(10, 20, 50pixel)に分けて算出した。また、テクスチャ特徴は画像撮影時の明るさの影響を強く受けるため、前処理としてさび画像のヒストグラム均等化を行った。

(2) フーリエ変換

フーリエ特徴の一つである r 特徴を算出し、評点別特徴量とする。 r 特徴は、さび画像の周波数スペクトルを極座標形式 $F(r, \theta)$ でおき、式(5)のように表される。

$$d(r) = \int_0^{2\pi} |F(r, \theta)|^2 d\theta \quad (5)$$

ここで、 $n = 1 \sim 5$ (整数) とし、 $r = 100n$ の周波数成分の全体に対する比 R_r を式(6)のとおり算出する。

$$R_r = \frac{d(r)}{\sum_{r=100}^{500} d(r)} \quad (6)$$

フーリエ特徴は、ウェーブレット変換による解析時と同様、さび画像をグレースケールに置き換えて算出した。

(3) ウェーブレット変換による特徴量

本検討では、最大解像度6のものを使用する。

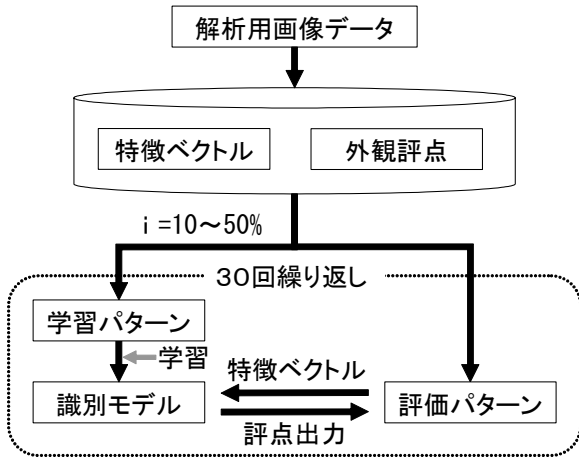


図-1 SVMによるさび画像の識別フロー

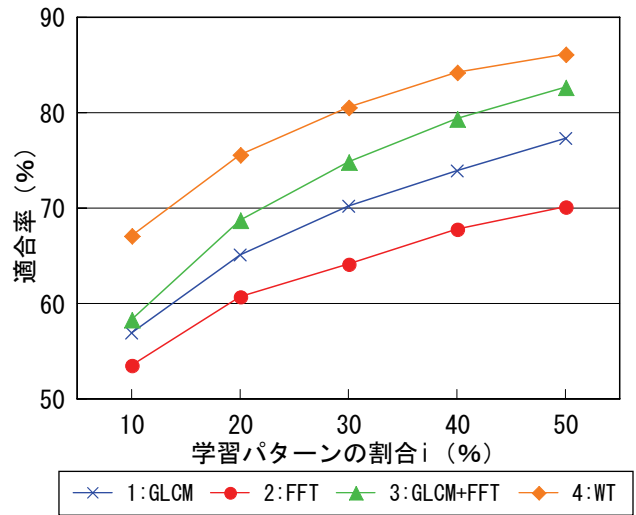


図-2 case別平均適合率

表-1 画像処理手法と特徴量

case	画像処理手法	パラメータ	次元数
1	同時生起行列 GLCM	ASM, CON, COR, ENT ($r = 10, 20, 50$)	12
2	フーリエ変換 FFT	R_r ($r = 100 \sim 500$)	5
3	case1 + case2		17
4	ウェーブレット変換 WT	$E^n + E^l$ (最大解像度6)	12

表-2 case4における識別結果 (30回繰り返し結果)

外観 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)

3. SVMによるさび画像の自動識別

図-1に学習および識別とその評価フローを示す。学習パターン数は、全画像データに対する比率 i (10~50%) によって変化させ、学習の効果を確認する。また、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。また、SVMに使用する画像処理手法別の特徴量を、次元数と合わせて表-1に示す。

図-2に、全ての外観評点の識別に対する平均適合率をケース別に示す。これより、case4が他と比較して高い適合率を得ていることがわかる。一方、case3は学習パターン数が多ければcase4に近い適合率が得られているが、特徴量の次元数に相応するものではないと考える。同時生起行列によって与えられる画像の局所的性質とフーリエ特徴による全体の周波数情報が、非線形SVMにより効果的に組み合わせられればと期待したが、本検討では精度の高い識別モデルを構築することはできなかった。

表-2に、case4における学習 ($i=50\%$) 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。他の手法と比べ、ウェーブレット変換による特徴量は少ない次元数で高精度な識別を可能としており、優良な特徴量であることが確認された。

4. まとめ

フーリエ特徴と同時生起行列を利用した統計量を学習パターンとする識別モデルをSVMにより構築し、その識別性能を評価した。その結果、低次元で優れた識別性能を発揮するウェーブレット変換による特徴量の優位性を確認した。

画像処理手法は、その組み合わせを考慮すれば無数にあり、本稿ではその一部を比較したものである。今後も、さまざまな処理との比較を重ね、識別器の信頼性を向上させる必要がある。

1) 後藤悟史, 麻生稔彦, 宮本文穂: 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, 土木学会論文集 F, Vol.62, No.4, pp.674-683, 2006.