

特集 画像処理による溶接外観検査*

Welding Inspection with Image Processing

室崎 隆 Takashi MUROSAKI 高羽直樹 Naoki TAKAHA 竹田修二 Shuji TAKEDA

We studied a welding inspection for terminal welding of a Fuel Pump with image processing. Color Extraction Method with blob analysis had gray zones of 13%. The gray zones are vague areas, which are a mixture of good pieces and defective ones. The Mahalanobis distance method was not able to avoid the gray zones despite the adding of features with texture analysis. Finally, we applied the SVM (Support Vector Machine) method to detect the gray zones. First, we made a SVM tool for selecting the three features and were able to display the SVM border surface in 3D. However, under the SVM method the possibilities of misjudgment still exist for defective work that cannot be covered by supervised learning. Therefore, we applied SVM with the process capability index (CP). As a result, we could significantly decrease excessive judgments of defective goods.

Key words : SVM, Image Processing, Welding Inspection, CP

1. まえがき

本開発の目標は、フューエルポンプのターミナル溶接など自動車部品の溶接における外観検査の自動化である。今回、サポートベクターマシン (Support Vector Machine 以下SVMと略す) を活用した外観検査の開発に着手した。人に近い検査と不良品を流出させないマージンを保障させる方法を考案することにした。

対象のフューエルポンプのターミナルの役割はポンプの回転体であるアーマチャーを駆動させる為の電気の伝達端子部品である。Fig. 1にターミナル溶接部分を示す。ターミナル部分へ主電極を押し当て電流を流しプロジェクション (突起部) の発熱量を高めて接合させる抵抗溶接を行う。Fig. 2に、溶接後の良品及び不良品 (溶接荒れ不良) の写真を示す。

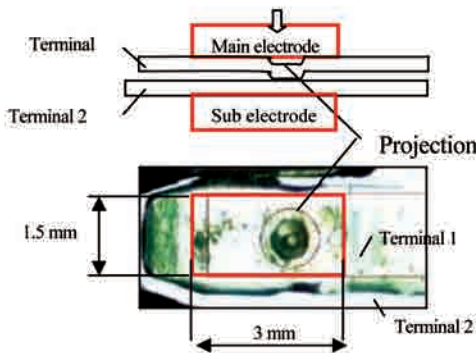


Fig. 1 Inspected Welding Part

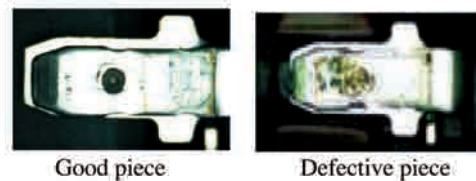


Fig. 2 Good piece & Defective Piece

2. 理論

2.1 色成分抽出法

溶接不良は、溶接表面の腐食劣化による表面剥離が発生することにより起こる。腐食劣化は、溶接電極への酸化物付着による溶接抵抗増大が原因で不良品は溶接部分が黄銅色になる現象が知られている。そこで、この黄銅色を検出することを行った。Fig. 3にその処理フローを示す。以下処理内容を示す。

- (1) 画像入力：カラー (RGB) 画像
- (2) 位置決定：上下の耳を検出し検査する領域を決定
- (3) プロジェクション部分の抽出
- (4) HSV色空間変換：RGB⇒HSV色空間変換で黄銅色を下記HSV設定で顕在化
色相 (H) : 20~70度
彩度 (S) : 12~100%
明度 (V) : 0~43%
- (5) プロブ解析：黄銅色部分の面積計算 (最大値を1で正規化)

* 公益社団法人 計測自動制御学会誌の許可を得て、「Visual Inspection with SVM」, 「Welding Inspection with Image Processing」より一部加筆して転載

(6) 判定：面積 > 0.7 のとき良品，面積 < 0.6 のとき不良品

HSV空間変換により黄銅色を抽出しその面積の大ききで判定を行った。その結果をFig. 4に示す。

この図からわかるように，良品か不良品か判断ができないあいまいな領域（以下グレーゾーンと称す）が13%ある。このグレーゾーンは不良品を良品として流出させないことを保障させるため全て不良品となる。そのためこの方法では，不良過剰判定率が大であるという問題が発生した。

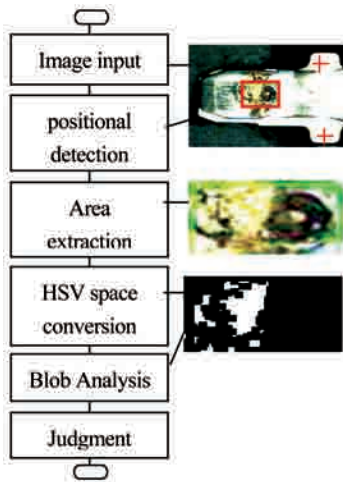


Fig. 3 Flow Chart

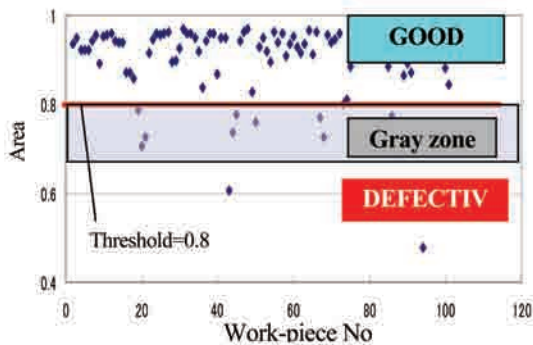


Fig. 4 Test Result of Conventional Method

2.2 マハラノビス距離法

色成分抽出法での特徴量は，溶接部分の黄銅色の面積値だけであった。そこで，特徴量を増やすことにより検出精度の向上ができるかの検討を行った。人に近い検査を行うため，テクスチャ解析¹⁾による特徴量抽出を採用した。テクスチャとは，規則的な濃淡変化が表す模様のことをいう。テクスチャ解析は，テクスチャの数量化を式(1)から式(4)により行う。

$$\text{Energy} = \sum_i \sum_j P(i, j)^2 \quad (1)$$

$$\text{Contrast} = \sum_i \sum_j P(j, j) * (i - j)^2 \quad (2)$$

$$\text{Entropy} = - \sum_i \sum_j P(i, j) * \log(P(i, j)) \quad (3)$$

$$\text{Homogeneity} = \sum_i \sum_j P(i, j) / (1 + |i - j|) \quad (4)$$

ここで，

Energy：エネルギー

Contrast：コントラスト

Entropy：エントロピー

Homogeneity：均一度，P(i, j)：i行, j列の画素の輝度

Fig. 5にテクスチャ解析の結果を示す。左のグラフは，エネルギーとエントロピーの良品（青），不良品（赤）を示し，右のグラフは，エネルギーと均一度の良品，不良品をプロットしている。どちらも良品と不良品がオーバーラップしているためそれぞれの二次元の関係だけでは検出精度の向上は期待できない。

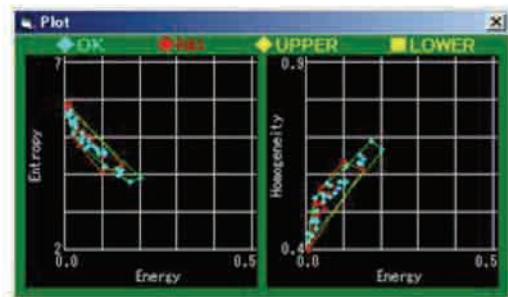


Fig. 5 Test Result of Texture Analysis

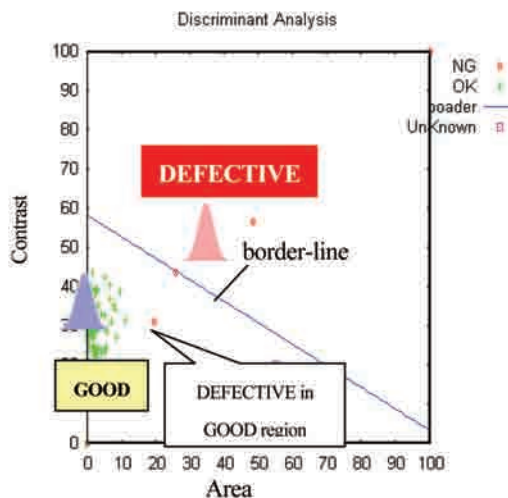


Fig. 6 Result of the Mahalanobis Distance Method

プロットした良品，不良品データから境界線を求める方法に，マハラノビス距離²⁾がある．これは，良品及び不良品の各分布の中心から等しい距離（ユークリッド距離）に対して，各分布の分散値を加味した二つのデータ群の中心点の距離を最大化したものでFig. 6にその結果を示す．横軸に溶接部分の黄銅色の面積，縦軸にテクスチャ解析で求めたコントラストとして良品（青），不良品（赤）をプロットしている．マハラノビス距離法の長所は良品，不良品データから判別境界線を計算できることであるが，良品分布と不良品分布がオーバーラップしている場合，判別境界線から下は良品領域，境界線より上は不良品領域内とするため良品領域の不良品を良品として誤判定するため溶接外観検査への適用は慎重にすべきである．

2.3 SVM法

次に，境界付近の良品及び不良品から判別境界を決定するSVMを検討した．SVM³⁾は，1995年に，AT&TのV.Vapnikによって統計的学習理論の枠組みで提案された学習機械のことである．

公開されているSVMライブラリLIBSVM⁴⁾及びSVM手順⁵⁾を参考にFig. 7に示すSVM調整ツールを製作しモデルの選定，SVMパラメータの最適化，特徴量の絞込みを以下行った．

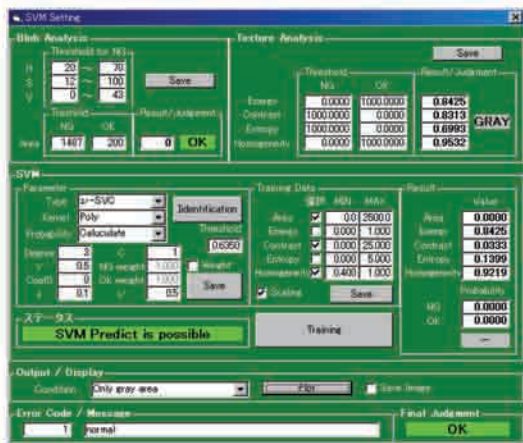


Fig. 7 SVM Tool



Fig. 7 Training Data

Table 1 Result of Kernel Type

Sample No	by person	Conventional Method	v-SVC Linear	v-SVC Poly	v-SVC RBF	v-SVC Sigmoid
1	NG	NG	NG	OK	NG	OK
2	OK	NG	OK	OK	NG	OK
3	OK	NG	NG	OK	NG	OK
4	OK	NG	NG	OK	NG	OK
5	NG	NG	NG	NG	NG	OK
6	OK	NG	OK	OK	NG	OK
7	OK	NG	OK	OK	NG	OK
8	OK	NG	NG	OK	NG	OK
28	NG	NG	NG	NG	NG	OK
29	OK	NG	OK	OK	NG	OK
30	NG	NG	NG	NG	NG	OK
31	NG	NG	NG	NG	NG	OK
32	OK	NG	OK	OK	NG	OK
Result	-	NG	NG	Good	NG	NG

(1) 学習データ

SVM学習データは，2.1色成分抽出法の(3)で記述したプロジェクション部分抽出の画像(1.2mm四角サイズ)を使用する．その際，サイクルタイム3秒内で6箇所ターミナルを検査するため処理時間短縮が必要となり学習データを上半分とした．Fig. 7にその学習データを示し，20枚のOK画像と30枚のNG画像とした．

(2) モデルの選定

SVMカーネルは，Fig. 7の画面左中のカーネル選択リストから公開されているカーネルLinear, Poly, RBF, Sigmoidの任意の1つを選択しテストを実施した．Table 1のテスト結果により人の検査結果に一番近い結果が得られたPolyカーネルを選定した．

(3) SVMパラメータの最適化

クロスバリデーションの手法によりSVMパラメータγ, Cを決定した．クロスバリデーションとは，学習データをランダムにシャッフルし，3つのブロック分割する．分割した2つでトレーニングし，残りのブロックのデータで検査したときの認識率が一番高い組み合わせを決定する方法である．

(4) 特徴量の絞込み

Fig. 7の画面左上はプロブ解析の条件設定と結果を，画面右上はテクスチャ解析の条件設定と結果を示す．画面右中は特徴量の選択(チェック)と計測結果を示す．Table 2に，特徴量を任意の3つを選んで学習させた結果を示す．面積，エネルギー，コントラスト，エントロピー，均一度の5つの特徴量から面積，コントラスト，均一度の3つの特徴量に絞込みすることによりFig. 8に示す可視化ができた．赤が不良品，青が良品，黒の境界面が判別曲線である．

Table 2 Result of Training

Feature1	Feature2	Feature3	Scaling	Hit Ratio
Area	Energy	Contrast	Done	0.956
Area	Energy	Contrast	Done	0.964
Area	Energy	Entropy	No	0.944
Area	Energy	Entropy	Done	0.968
Area	Energy	Homogeneity	No	0.940
Area	Energy	Homogeneity	Done	0.938
Area	Contrast	Entropy	No	0.966
Area	Contrast	Entropy	Done	0.950
Area	Contrast	Homogeneity	No	0.966
Area	Contrast	Homogeneity	Done	0.970
Area	Entropy	Homogeneity	No	0.954
Area	Entropy	Homogeneity	Done	0.966

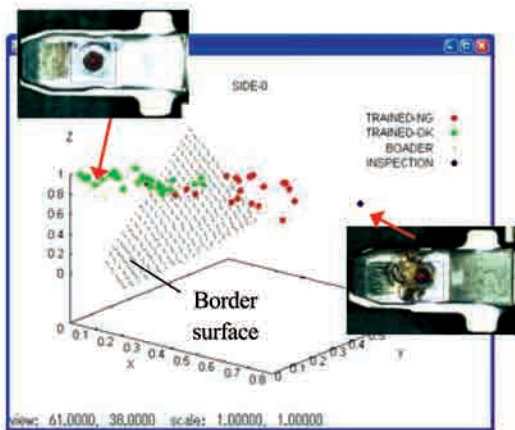


Fig. 8 3D Display

3. 実験

3.1. 検査装置

生産ラインへ展開した溶接外観検査装置の構成を Fig. 9 に示す。検査ユニットは、パソコン、USBカメラとUSB IOから成る。検査プログラムは、SVM ライブラリLIBSVM、画像処理ライブラリOpenCV⁶⁾を採用し、検査部分はVC++言語で、表示などのユーザーインターフェースはVB言語で開発した。

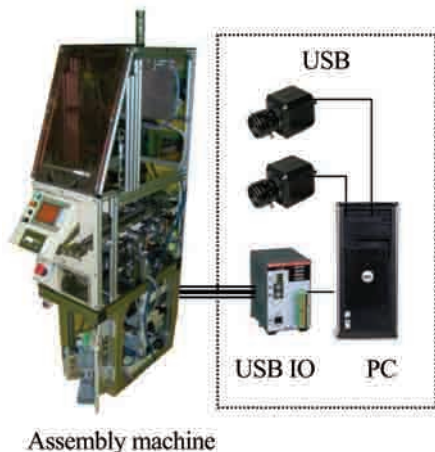


Fig. 9 Apparatus

Table 3 Result of the Methods

Method	Detection rate
Conventional	87%
SVM	100%

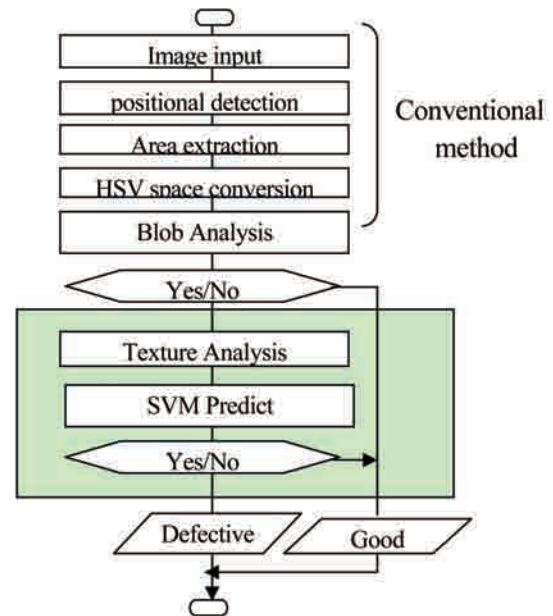


Fig. 10 Flow Chart in Line

3.2. 処理フロー

Fig. 10に、処理フローを示す。従来の処理フロー Fig. 3に、テクスチャ解析とSVM推定の処理を追加した。Blob解析結果でNGになった場合は、テクスチャ解析を実施し新たに特徴量を算出しSVM推定を行う。これにより、NG判定の精度の向上を図った。

3.3. 結果

2.2 マハラノビス距離法でテストしたサンプルでSVM推定による良否判定のテストを実施した。Table 3にその結果を示す。従来の色成分抽出法の判定率87%に対してSVM法は100%を得た。SVM法により従来の課題であったNG過剰判定率大を解消できた。Fig. 11にSVM判別境界線のプロットを示す。マハラノビス距離法 (Fig. 6) と対比するために二次元とした。実機では、Fig. 8で示す3次元SVM判別境界を採用した。

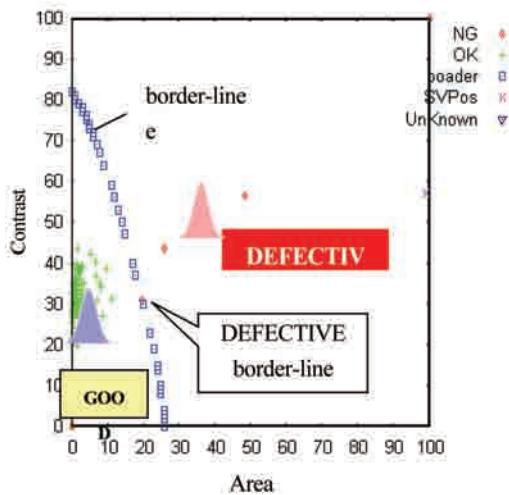


Fig. 11 Plot of SVM

4. 考察

SVM法は、良品、不良品の境界近傍のデータ点の距離を最大にする手法であるため、予め用意した良品ワーク（画像）と不良品ワーク（画像）により判定精度が左右される。そこで、検査対象物の不良品が誤って良品と判定される可能性を回避できるSVM判定境界線（面）を作成する方法を考察した。

Fig. 12に学習により求めたOK、NG判別領域と未学習の不良ワークを示す。この未学習の不良ワークは、良品境界線上にあるため良品として誤検出する可能性があるため、不良を良品として流出しないため、不良品の判別境界を広げる必要がある。

統計処理において、 3σ は特性値の分布は正規分布と仮定しその分布の99.7%の範囲を示す。すなわち1000個のデータに対して3個の不良を保障する範囲である。さらに工程能力指数 C_p ⁷⁾とは、に平均値の規格を 3σ に取り入れた指標である。平均値下側規格の場合、 C_p は式4から定義される。

$$C_p = (\mu - LSL) / 3\sigma \quad (4)$$

ここで、 σ ：分散、 μ ：平均値、
LSL：工程の下限規格

そこで、 C_p を考慮したSVM判別境界を算出する方法を考察した。まず、SVM学習は、良品、不良品を含む1000個のデータで実施し、生成したSVM判別境界を 3σ の距離であると仮定した。次に判別マージンを上げるために、その境界線を不良分布の中心から $4/3$ 倍の距離にシフトさせ新しい判別境界とした。これによ

り未学習の不良データをNGと正常判定することができた (Fig. 13)。

さらに、Fig. 11のSVMプロット図において、 C_p を考慮したSVMの結果をFig. 14示す。学習で算出された判別境界を不良分布の中心から 4σ の距離の判別境界により、学習で網羅できていない不良ワークに対しても判定マージンを決定することができた。

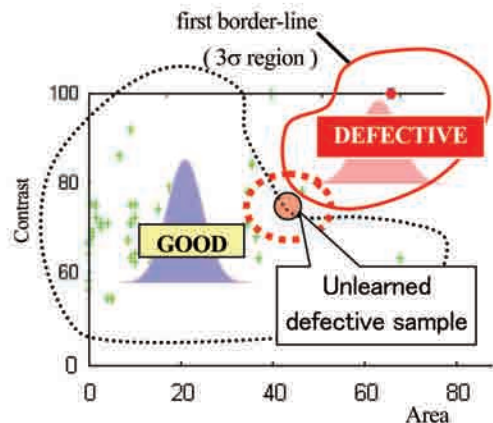


Fig. 12 SVM Border-line of 3σ

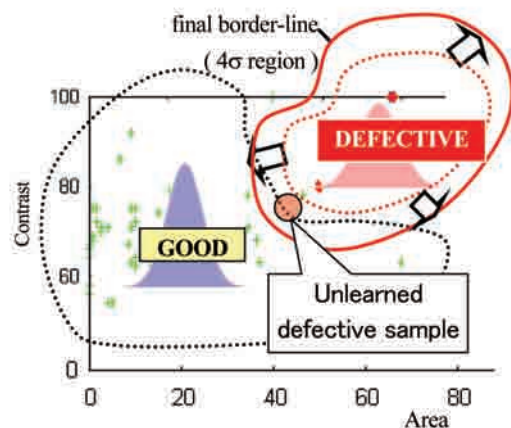


Fig. 13 SVM Border-line of 4σ

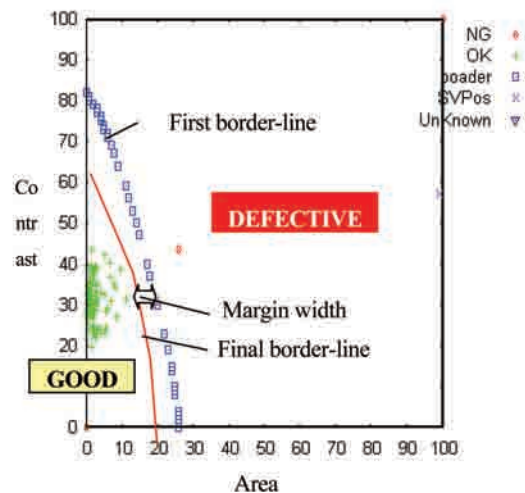


Fig. 14 Result of SVM with C_p

5. むすび

フューエルポンプのターミナル溶接検査において画像処理による溶接外観検査の自動化の研究を行った。

色成分抽出法では、判別グレーゾーンが13%発生した。次に、テクスチャ解析により特徴量を増やしてマハラノビス距離法を試行したがグレーゾーンを回避できなかった。そこで、トベクターマシンを活用しSVMツールにより多次元の特徴量を3つの特徴量に絞り込み判別境界を可視化した。さらに、工程能力指数C_pを考慮したSVM判別境界を算出する方法を考案した。SVM学習で算出された不良品の判別境界を不良分布の中心から3 σ の距離であると仮定し新しい4 σ 判別境界を算出した。これにより良品・不良品のグレーゾーンの認識精度が向上しNG過剰判定の低減ができた。

その結果、自動車部品「フューエルポンプ」及び「インバータ」の溶接外観検査において、検査業務の省人化（ Δ 50%）を実現した。本技術により、省人のみならず不良を流さないものづくりに貢献して行きたい。

<参考文献>

- 1) Mihran Tuceryan & Anil K. Jain, "Texture Analysis"
<http://www.cs.iupui.edu/~tuceryan/research/ComputerVision/texture-review.pdf>
- 2) Mahalanobis distance
http://en.wikipedia.org/wiki/Mahalanobis_distance
- 3) サポートベクターマシン
<http://arx.ee.utsunomiya-u.ac.jp/research/svm>
- 4) LIBSVM—A Library for Support Vector Machines
Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin
<http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/index.html>
- 5) Chih-Wei Hsu, Chih-Chung Chang, and Chih-Jen Lin
"A Practical Guide to Support Vector Classification"
www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/papers/guide/guide.pdf
- 6) OpenCV
sourceforge.net/projects/opencvlibrary/
- 7) Process capability index
http://en.wikipedia.org/wiki/Process_capability_index

<著 者>



室崎 隆
(むろさき たかし)
工機部
生産設備の画像計測技術開発に
従事



高羽 直樹
(たかは なおき)
工機部
生産設備の開発に従事



竹田 修二
(たけだ しゅうじ)
パワートレイン工機部
生産設備の開発に従事