

表面疵検査装置における疵種・等級の自動判別技術

New Automatic Defect Classification Technique for Surface Inspection Systems

JFE 技研 ○平田丈英、浅野一哉
 JFE・千葉 戸村寧男
 宇都宮大 丹治雅之
 慶応大 足立修一

1. 緒言

近年、鉄鋼製品品質に対する需要家の要求はますます厳しくなっており、鉄鋼メーカーでは鋼板表面の品質管理、品質保証を行うため表面疵検査装置が相次いで導入されている。表面疵検査装置には光走査式、レーザ走査式、CCD式などがあるが、最近の主流はCCD式である。CCD式とはCCDカメラで鋼板表面を撮像し、得られた画像から画像処理により多数の疵特徴量を抽出し、これらにもとづいて疵種や疵の等級の判別を行う方式である。また、判別方法として判別ツリー方式 (if-then ルール) が用いられている。これは得られた疵特徴量を判別条件と照合し疵種や等級を分類していく方法である。

このような表面疵検査装置は酸洗ラインや焼鈍ラインなど様々なラインで導入が進められているが、ライン毎に管理対象となる疵の種類や等級が異なるため、ライン毎に異なる判別ロジックを作成する作業が発生する。また、判別ロジックの作成には多大な労力と時間を要し、さらに、操業条件の変更や新たに発生した疵種などに対する判別ロジックのメンテナンスにも多大な労力と時間を要しているのが現状である。このため、判別ロジックを自動作成することによる労力削減、さらには、短期間でロジックを完成させることによる品質管理体制への早期貢献が強く望まれている。

本論文では、最新のパターン認識の1つで現在最も有力視できる手法であるSupport Vector Machine (SVM) を判別ロジックの自動作成へ適用することについて検討した¹⁾²⁾。検討では、オフライン数値計算により、従来のパターン認識手法である線形識別法やLearning Vector Quantization (LVQ) との比較を示し、SVMが最も優れた判別技術であることを示す。さらにメンテナンス負荷軽減の観点からも実用性が高いという結果を示す。

2. 表面疵検査装置

表面疵検査装置として主流のCCD式をFig.1に示す。CCD式では、鋼板表面に発生した多種多様の疵をCCDカメラで検出し、撮像された画像を処理して、疵の寸法 (疵長、疵幅など)、疵の形状 (アスペクト比など)、画像濃度 (最大値など) といった数十～数百種の疵特徴量を抽出する。その後、これらの特徴量にもとづいてヘゲ、スケールなどの疵種や大・中・小といった等級を判別し、判別結果を出力する³⁾。

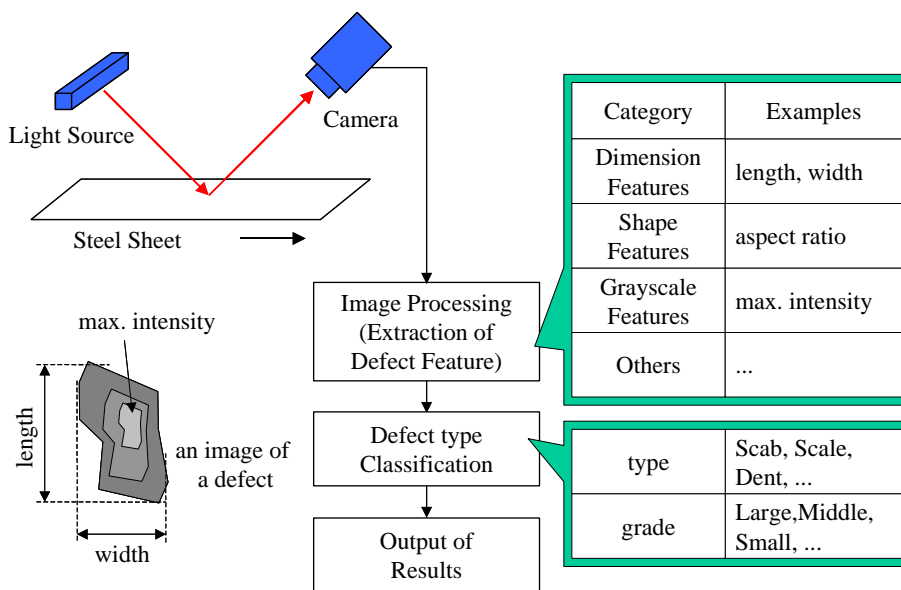


Fig. 1 A surface inspection system

3. 判別技術

3.1 従来技術

従来の判別手法として用いられている判別ツリー方式 (if-then ルール) の概念を Fig.2 に示す。本手法は、得られた疵特徴量を判別条件と照合し疵種および等級を分類していく方法であり、各判別条件には閾値法を用いる。判別ロジックの作成は対象とする全疵種、全等級に対して疵特徴量の傾向を個別に調査する必要があるが、数十種類の疵種、等級に対して数十~数百種の特徴量を対象とするため、調整が完了するまで多大な労力と時間を要する。

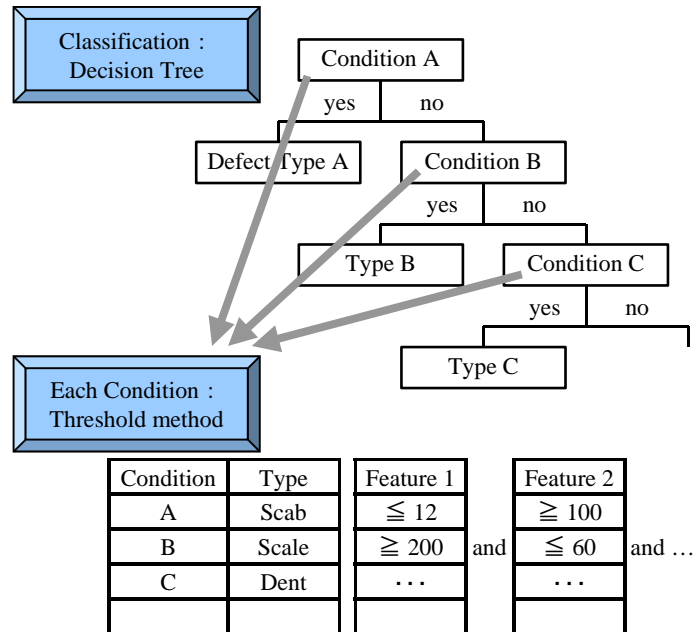


Fig. 2 Conventional classification method

3.2 サポートベクターマシン

SVMは統計的学習理論の枠組みの中で分類問題に対してVapnikにより提案された手法であり、現時点で最も有力視できる技術の1つである⁴⁾。本手法は、2つのクラスに属するデータが線形分離可能な場合に最適判別面を2次計画問題に帰着させて求める点と、線形分離不可の場合にソフトマージンと非線形写像の考え方にに基づき求める点に特徴がある。

入力データ $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$ と、それに対応する2値のクラスラベル $y \in \{-1, +1\}$ からなる学習データに対する線形判別関数は次式で与えられる。

$$f(x_i) = \text{sgn}[(\omega \cdot x_i) + b] \quad (i = 1, \dots, l) \tag{1}$$

ここで ω は、入力データ空間における分類超平面の法線ベクトルであり、 b はバイアス項である。また、2つのクラスに属するこれらデータが線形分離可能な場合には次の制約式を満たす必要がある。

$$y_i \cdot ((\omega \cdot x_i) + b) \geq 1 \tag{2}$$

このとき分類超平面に最も接近するデータ (これをサポートベクターと呼ぶ) と分類超平面までの距離 (マージン) は $1 / \|\omega\|$ となり、汎化能力が最も高い分類超平面を得るためには $1 / \|\omega\|$ を最大にすればよい。よって線形分離可能な場合には(2)式の制約条件のもとに $\|\omega\|^2$ を最小化する凸2次計画問題に帰着できる。しかし、一般に実データに対して完全な線形分離は困難な場合が多く、その場合は以下に述べるソフトマージンと非線形写像の2つの手法を用いて問題を解くことができる。

ソフトマージンは、若干の誤分類を許容する方法であり、その度合を表すスラック変数 ξ_i と、誤分類に対してペナルティを課す変数 C を導入し、次式に示す最適化問題として表現できる。

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \tag{3}$$

$$\text{subject to } y_i \cdot ((\omega \cdot x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \quad (i = 1, \dots, l)$$

さらに、(3)式はラグランジュ乗数 α_i を導入し、次式に示す双対問題に帰着できる。

$$\max \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j \tag{4}$$

$$\text{subject to } 0 \leq \alpha_i \leq C$$

$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0, \quad (i = 1, \dots, l)$$

一方、非線形写像による解法は非線形変換 $\phi(\mathbf{x}_i)$ を用いて高次元空間に写像し、高次元空間上で線形分離する方法である。ここで、

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi(\mathbf{x}_i) \cdot \phi(\mathbf{x}_j) \tag{5}$$

を満たすカーネル関数を導入することにより、非線形写像 $\phi(\mathbf{x}_i)$ の計算を $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ に置換え、複雑な計算を回避することができる。これをカーネルトリックという。を満たす一般的なカーネル関数として次式に示す

RBF (Radial Basis Function) があり、本報告でもRBF関数を用いている。

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sigma^2}\right) \tag{6}$$

以上のように最適化問題を解いて得られる判別関数は最終的には次式で表すことができる。

$$f(x_i) = \text{sgn}\left[\sum \alpha_i y_i K(x_i, x) + b\right] \tag{7}$$

4. オフライン数値計算

4.1 判別識別面の比較

代表的な疵種 A と疵種 B を対象に、閾値法 (従来法)、線形識別法、LVQ 及び SVM について判別境界面の比較を行った。結果を Fig. 3~Fig. 6 に示す。

疵種 A と疵種 B は特徴量 1 と特徴量 2 によってほぼ決定づけられるため、これらの疵種を対象とすることにより判別境界面を視覚的に確認することができる。従来法や線形識別法に比べて SVM により形成された判別境界面はほぼ妥当であり、2つの疵種の境界をよく表現できていることがわかる。一方、LVQ はパラメータの調整具合にも依存するが判別境界面は複雑であり、適切ではないことがわかる。

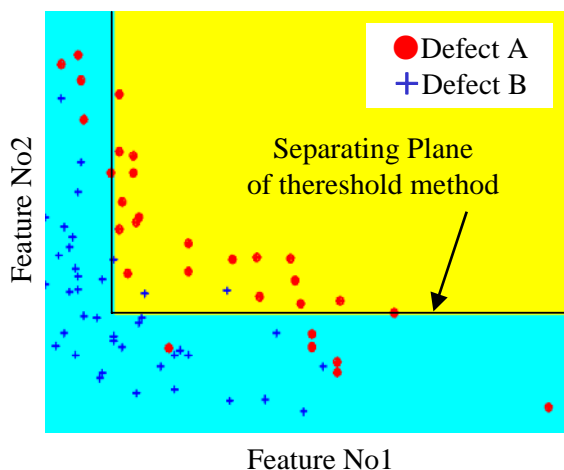


Fig. 3 Separating plane by threshold method

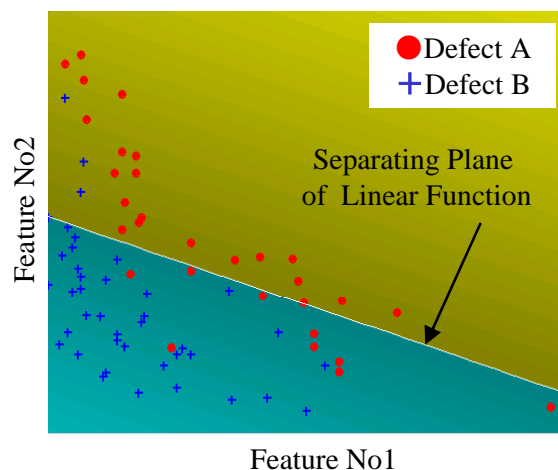


Fig. 4 Separating plane by Linear Function

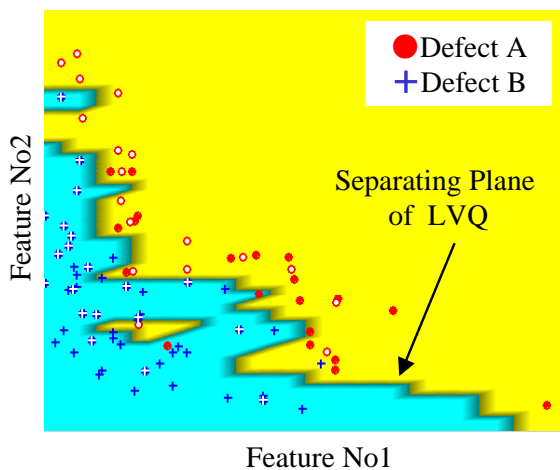


Fig. 5 Separating plane by LVQ

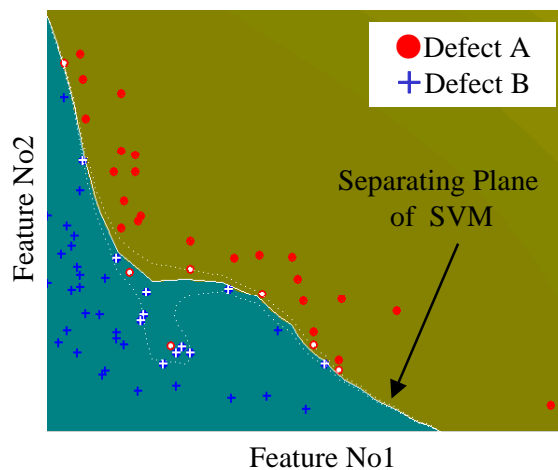


Fig. 6 Separating plane by SVM

4.2 数値比較

次に焼鈍ラインで発生した疵 5 種を対象に閾値法、SVM、LVQ、線形識別法の判別精度をオフラインで比較した。各手法の判別能力を見極めるため、5 種の疵の中にはあえて判別が難しいものも含めた。結果を Fig. 7 に示す。いずれも判別ツリーにおける判別条件式を各手法に置換えた比較である。また、いずれも疵種あたり 50 個の疵データを用いてロジックを作成し、別途用意した疵種あたり 20 個の疵データで評価した。

比較の結果、SVM の判別精度は 87%であり 4 手法の中で最も高い精度を得ることができた。また、従来法の 68%と比べると格段に向上することを確認できた。

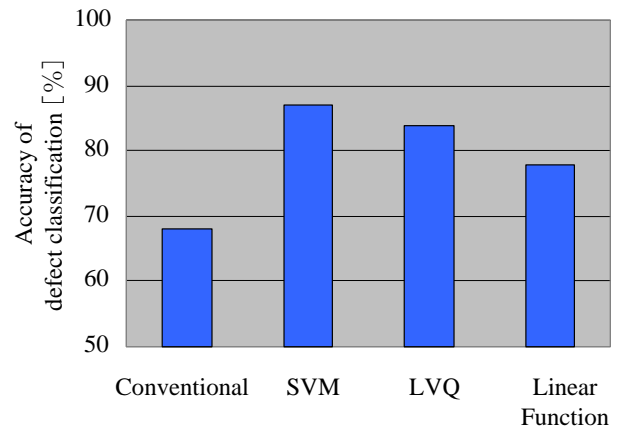


Fig. 7 Comparison of SVM and conventional techniques

4.3 SVM適用によるメンテナンス負荷軽減

以上の結果から判別境界面の妥当性、疵種判別精度の数値結果ともに SVM が最も優れるという結果を得た。ここではメンテナンス性の観点から、判別条件別に SVM のパラメータを調整する必要があるのか、疵種別に判別に有効な特徴量を指定する必要があるのか、判別順を指定する必要があるのかについて数値シミュレーションにより調べた。結果を Table. 1~Table. 3 に示す。

Table. 1 は有害疵 5 種を対象に、判別に用いる特徴量を全疵種共通とした場合と、疵種別に判別に有効な特徴量を指定した場合を比較した結果である。Table. 2 は有害疵 5 種に無害疵を加え、全疵種に同一の SVM パラメータを用いた場合と、疵種別にパラメータ調整した場合を比較した結果である。Table. 3 は有害疵 5 種の判別順を従来法と同じにした場合と、最適順にした場合を比較した結果である。

数値シミュレーションの結果、疵種別の特徴量選択については不要、パラメータ調整と判別順については疵種別の最適化により若干の精度向上が期待できるが、最適化せずとも極端に劣化することはなく、判別精度は十分高いといえる。

5. 結言

数値シミュレーションにより従来法（閾値法）、線形識別法、LVQ 及び SVM との比較を行い、SVM よりもっとも高い疵種一致率を得ることができ、SVM が最も優れた判別技術であるという結果を得た。さらに疵種別の特徴量指定やパラメータ調整、判別順の最適化をせずとも SVM の判別精度が極端に劣化することはなく、メンテナンス負荷軽減の観点からも実用性が高いという結果を得た。

参考文献

- 1) 丹治雅之, 足立修一, サポートベクターマシンによる鋼板表面の疵種判別, 第 45 回自動制御連合講演会 (2002)
- 2) 平田丈英, 他, 表面疵検査装置における疵種・等級の自動判別技術, CAMP-ISIJ, Vol.17, (2004)-969
- 3) 奥野眞, 他, 酸洗鋼板表面疵検査装置の開発, CAMP-ISIJ, Vol. 12(1999)-286
- 4) V.N.Vapnik, The Nature of Statistical Learning Theory (2nd edition), Springer-Verlag, New York(1999)
- 5) T.Kohonen. et. al, Statistical Pattern Recognition with Neural Networks : Benchmarking Studies, Proceeding of The Second Annual IEEE ICNN, Vol.1, 1988

Table.1 Dependency on features used for classification

	Accuracy
use same features for any defect type	87.0%
select effective features for each defect type	88.0%

Table.2 Dependency on SVM parameters

	Accuracy
same parameters for any defect type	86.9 %
optimized parameters for each defect type	90.6 %

Table.3 Dependency on classification order

	Accuracy
same order as the Conventional Logic	87.0 %
optimized order	94.0 %