

# サポートベクターマシンを用いた電極材料の欠陥検出における最適なパラメータの検討

永田研究室 F114037 樋口昂平

## 1. 目的

工業製品の検査工程、特に目視検査では作業者ごとに独自の判断基準を持つことや、体調や疲労原因で欠陥の検出精度に差異が生じる可能性がある、といったことが問題視されている。そのため、熟練した検査員と遜色ない検出精度を持つ自動検査装置の開発が様々な分野で求められている。本研究では、地元産業界からの依頼も基づき、電極材料表面の画像データに基づいて異常のある製品と正常な製品とを自動的に判別できるシステムの開発を目標とする。2 クラス分類に対して有効な分類器であるサポートベクターマシン (SVM) に着目し、最適なパラメータを探索することにより、検出精度の向上を図ったので報告する。

## 2. 研究内容

本研究で用いる SVM は、画像が持つ情報を特徴ベクトルに圧縮する特徴抽出器と、それを基に製品の異常を含む画像 (不良品画像) とそうでない画像 (良品画像) とを分離する境界を学習する SVM 本体で構成される。特徴抽出器には、Matlab 上でも公開されている 2012 年の ILSVRC で優勝した AlexNet と呼ばれる畳み込みニューラルネットワーク (CNN) の一部を使用する。この CNN は、ImageNet データセットと呼ばれる 120 万枚程度の画像で事前学習されている。また、特徴抽出器から得られた特徴ベクトルは SVM へ入力される前にカーネル関数を使用することでより高次元に写像される。これにより、線形分離することができなかった特徴ベクトルを直平面として分離する構造への変換が可能になる。実験では、カーネル関数にガウシアンカーネルを使用する。ガウシアンカーネル (パラメータ:  $\gamma$ ) はすべての特徴量の標準偏差から、近似した特徴量同士を分類しやすいように変換するための関数である。ガウシアンカーネルのパラメータ  $\gamma$  は分散  $\sigma^2$  の逆数であり、値を大きくするとそのグラフは急峻な形状となりサポートベクトルの数が増え、逆に小さくすると形状はなだらかになりサポートベクトルの数は減少する。さらに、SVM が学習する境界面の位置はパラメータ  $Nu$  を変更することにより調整できる。実験では、分離する境界を学習するための訓練データとして、1274 枚の良品画像を用いる。まず、1 回の学習ごとに  $Nu$  の値を 0.1~0.9 まで 0.1 ずつ変化させ、そのときの  $\gamma$  の値を数値計算により自動的に求めた。これにより得られた  $\gamma$  の値にはランダム性があったため、それぞれの  $Nu$  の値に対して 5 回学習を行い、その平均値を  $\gamma'$  とした。こうして得られた  $Nu$  と  $\gamma'$  の組み合わせを用いて再度 SVM の学習を行い、それに対して良品のみのテスト画像データセット 260 枚を分類させ、良品として認識されなかった画像の枚数が最も少なくなるパラメータ  $Nu$  と  $\gamma$  の組み合わせを探索した。

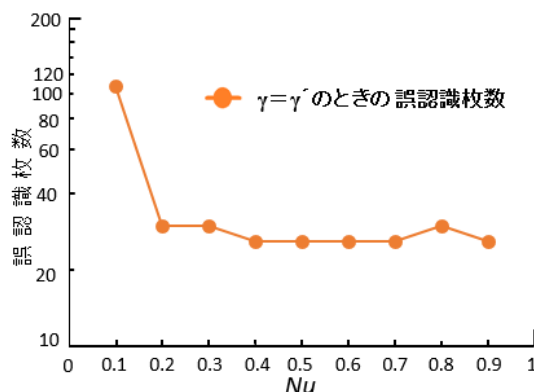


図 1  $\gamma=\gamma'$  のときの  $Nu$  と誤認識枚数の関係

## 3. 結果

今回の実験で得られた最適なパラメータの組み合わせは、 $Nu = 0.4$  のとき  $\gamma = 0.000564$ 、 $Nu = 0.7$  のとき  $\gamma = 0.000586$  であった。この 2 つの SVM に対して、別の良品画像 22 枚と不良品画像 69 枚からなるテスト画像データセットを分類させた結果、前者の組み合わせが最も誤認識枚数が少なかった。しかし、本来すべて不良品と判断されなければいけないデータのうち、約 1/3 程度の画像しか正しく分類することができなかった。これは、テスト画像データセットの中に良品との違いがわからないようなものが多数含まれていたため、最適なパラメータを使用しても正しく判断がされなかったと考えられる。そのため、今後は学習時のデータを増やすことで、検出性能を向上させていく予定である。