

ものづくり現場における AI 技術の活用に関する研究開発（第1報）

—めっき処理部品の外観不良を検出する画像検査システムの開発—
内野義友輝*、渡辺博己*

Research and development of AI technology utilization in manufacturing (I)
- Development of an image inspection system for detecting defects in plated parts -
UCHINO Yoshiyuki* and WATANABE Hiroki*

本研究では、製造業における品質検査の自動化と効率化を目的として、AI 技術を活用した外観不良を検出する画像検査システムの開発に取り組んでいる。今年度は、めっき処理された部品の表面に発生するめっき不良を対象とし、画像検査システムに適したカメラや照明の条件を検討し、通常のエリアスキャンカメラとフラットドーム照明を組み合わせた画像取得手法を選定した。さらに、PatchCore を適用した異常検知技術により、めっき不良を検出できることを確認した。

1 はじめに

製造業において、製品の品質検査は人間の目視検査が主流である一方、労働力不足が業界全体で深刻な問題となっており、目視検査の維持が困難になりつつある。さらに、人間の作業にはヒューマンエラーが発生するリスクが伴い、これが品質管理の一貫性や精度に影響を及ぼす可能性がある。このような課題に対処するためには、自動化と効率化が必要であり、AI 技術の活用がその解決策として期待されている。

特に、めっき処理部品の外観検査では、微細な傷や欠陥を確実に検出することが求められるが、従来の検査工程では作業者の熟練度に大きく依存するため、検査結果にばらつきが生じやすい。

そこで、本研究では、AI 技術を活用して外観不良を検出する画像検査システムの開発に取り組んでいる。本稿では、めっき処理された部品の表面に発生するめっき不良を対象として、画像取得技術の検証結果および異常検知技術の適用結果について報告する。

2 画像取得技術の検証

図 1 に、通常のエリアスキャンカメラ（ELP 社製 USB8MP02G-SFV）とリング型 LED 照明を用いて撮影した、めっき不良がある部品の画像を示す（以下、通常カメラおよびリング照明）。めっき処理された部品の表面は平滑かつ光沢があるため、適切な照明条件を設定しない場合、図 1 のように鏡面反射によるグレアが発生する。そこで、グレアの抑制を目的として、カメラの種類による影響と照明の種類による影響の両方から検証した。

2.1 カメラの検証

通常カメラの代わりに偏光カメラ（LUCID Vision Labs 社製 VP-PHX050S-Q）を使用し、リング照明と組み合わせて撮影したが、グレアの発生を抑制できなかった。

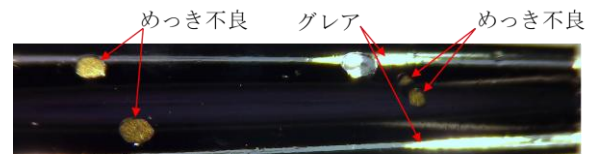


図 1 通常カメラ、リング照明を用いた撮影画像



(a) 偏光フィルタなし



(b) 偏光フィルタあり

図 2 偏光カメラ、リング照明を用いた撮影画像

た（図 2(a)）。これは、カメラの偏光特性のみでは強い鏡面反射を十分に除去できないためと考えられる。

次に、偏光フィルタを装着したリング照明を使用し、偏光カメラと組み合わせて撮影した（図 2(b)）。この結果、グレアの発生は抑制されたが、照明の映り込みが残り、さらに画像全体が暗くなる現象が確認された。これは、偏光フィルタによって反射光が低減されたものの、照明の光量が減少したためである。以上の結果から、偏光カメラや偏光フィルタの適用だけでは、不良部位を明確に撮影できないことが明らかとなった。

2.2 照明の検証

照明の違いによる影響を検証した。まず、ワーク全体に均一に照射できるドーム照明を使用し、通常カメラと組み合わせて撮影した（図 3(a)）。その結果、画像全体が明るくなり、照明の映り込みもなくなったが、カメラ穴の映り込みによる影が発生した。

* 情報技術部

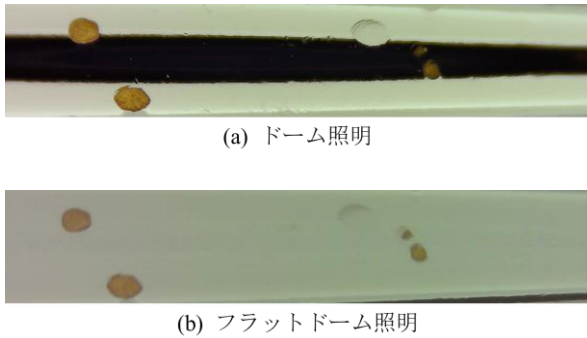


図3 照明の違いによる撮影画像
(カメラは通常カメラ)

そこで、ドーム照明の効果を維持しつつ、カメラ穴の映り込みを解消するため、フラットドーム照明を使用し、通常カメラと組み合わせて撮影した(図3(b))。フラットドーム照明は、ワークに近い位置に配置することで、ドーム照明と同様に拡散光をワーク全体に照射できるという特徴を持つ。その結果、ドーム照明では発生していた影がなくなり、不良部位を明確に撮影できることを確認した。

3 異常検知技術の適用と評価

3.1 異常検知アルゴリズムの選定

本研究では、画像検査システムにおける異常検知アルゴリズムとして PatchCore²⁾を採用した。PatchCore は、教師なし学習の異常検知手法であり、正常データのみを学習して異常を検出できる。そのため、異常データの収集が困難なケースでも適用可能である。さらに PatchCore は局所的な異常の検出能力が高く、微細な欠陥を高精度に検出できることが期待される。

3.2 データセットの概要

本研究では、異常検知モデルの学習には正常品の画像 50 枚を使用し、モデルの評価には正常品の画像 16 枚と異常品 16 枚の画像を用いた。モデルの学習後、正常データおよび異常データを用いて評価を実施した。

3.3 異常スコアの分布分析

異常スコアのヒストグラム(図4)を用いて、正常データ、異常データの分布を確認した。全体として、正常品の異常スコアは低く、異常品の異常スコアは高く分布していることが確認された。

3.4 異常検出精度の評価

異常検出の精度を確認するため、異常スコアの閾値を変えながら、それぞれの閾値に対する F1 スコアを算出した。F1 スコアは適合率と再現率のバランスを示す指標であり、高いほど誤検出と見逃しの両方が少ないことを意味する。F1 スコアが最大となる閾値は 0.48 で、その時の F1 スコアは 0.89 だった。この結果、高精度な異常検出が可能であることが確認された。

さらに、モデルの性能を包括的に評価するために図5

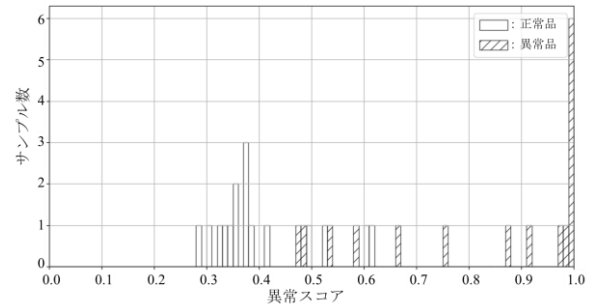


図4 異常スコアのヒストグラム

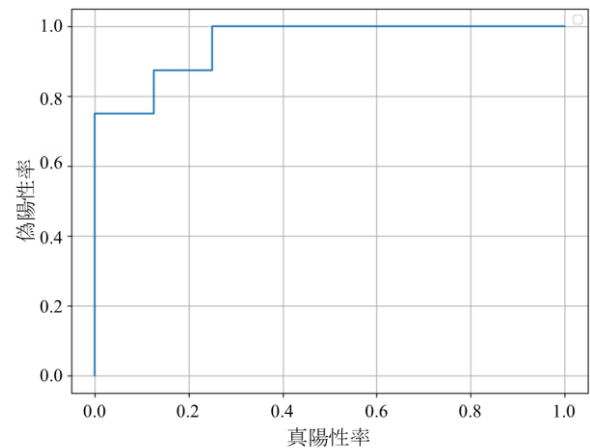


図5 ROC 曲線

のように ROC 曲線を描画し、AUC を算出した。AUC は異なる閾値設定における真陽性率と偽陽性率の関係を示しており、異なる閾値を設定した場合のモデル精度を評価することができる。結果として、AUC は 0.95 となり、閾値に依存せず、モデルは異常と正常を高い精度で識別できることが確認された。

3.5 異常部位の可視化

異常スコアの分布をより詳細に分析するため、ヒートマップを用いて異常部位の可視化を行った。ヒートマップは、画像内の各領域に対する異常度を色で可視化したものであり、赤色が濃いほど異常スコアが高く、異常の可能性が高いことを示す。図6に入力画像(上)とその異常度を可視化したヒートマップ画像(下)の例を示す。図6(a)は不良部位が大きい異常品に対するヒートマップであり、異常部位が明確に赤く強調されている。この異常品の異常スコアは最大値である 1.0 となり、確実に異常と判定された。一方で、図6(b)は不良部位が小さい異常品に対するヒートマップであり、不良部位の異常度が低く表示されている。この場合、異常スコアは 0.49 と低く、閾値に近い値となった。

4 まとめ

本研究では、めっき処理された部品の表面に発生するめっき不良を対象とし、外観不良を検出する画像検査システムのための、カメラや照明の条件を検討した。その

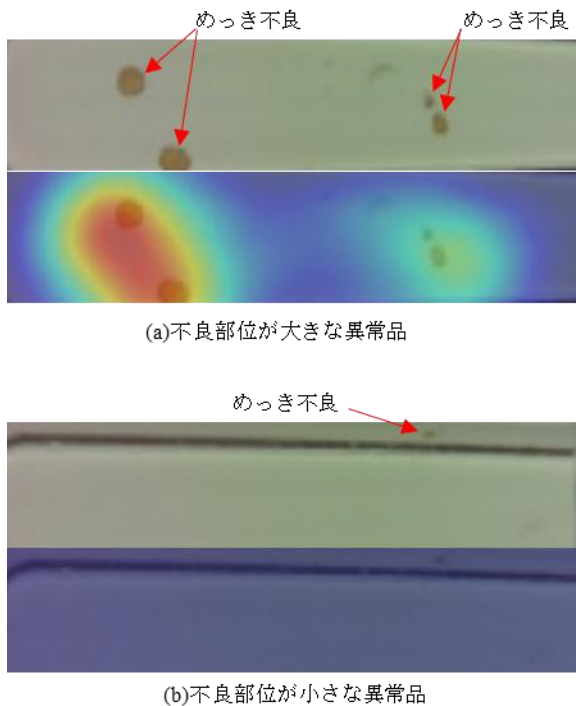


図6 入力画像（上）とヒートマップ（下）の例

結果、通常カメラとフラットドーム照明を組み合わせた画像取得手法を選定した。これにより、めっき不良部位を明確に撮影することが可能になった。さらに、異常検知アルゴリズムとして **PatchCore** を適用し、めっき不良の検出が可能であることを確認した。

今後は学習データの量などを検証し、モデルの精度向上を目指す。また、今年度はめっき不良のみを対象としたが、今後は微細な傷の検出にも対応できるよう、システムの改良を進める。

【謝 辞】

本研究を遂行するにあたり、検査対象部品をご提供いただきました株式会社水生活製作所の皆様に深く感謝の意を表します。

【参考文献】

- 1) 増村, マシンビジョンライティングー画像処理照明技術－基礎編, 産業開発機構株式会社, pp126-128, 2018
- 2) K. Roth, et al., arXiv: 2106.08265, 2021