

AI 技術を活用した検査工程の省力化・効率化（第10報）

－製品の入れ間違い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*、松原早苗*

A study on artificial intelligence for labor savings or efficiency improvements of inspection process (X)
- Development of an image inspection system to detect incorrect product insertion -
UCHINO Yoshiyuki*, WATANABE Hiroki* and MATSUBARA Sanae*

本研究では、製造業における AI 技術を活用した作業の自動化、製品品質の向上を目的として、製品の入れ間違いを検出する画像検査システムを開発した。プレス加工により同一の文字が印字されたアルミプレート 2 枚を重ねて透明な袋に入れ、袋表面に二次元コードを貼付したものを検査対象としており、二次元コードに含まれる文字情報と、2 枚のアルミプレートそれぞれに印字された文字を照合するシステムである。実験の結果、システムを使用することで、高精度に照合することが可能であることを確認できた。

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が、労働力不足が業界全体で深刻な問題となっており、手作業による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。

そこで、本研究では、製品の梱包工程において起こり得る、製品の入れ間違いを検出する画像検査システムを開発した。検査対象とする製品は、プレス加工により文字を印字して、表面を塗装したアルミプレートであり、梱包工程では、同一文字をプレスしたアルミプレート 2 枚を重ねて透明な袋に入れ、袋表面に印字内容を記録した二次元コードを貼付する。現状では、検査者は二次元コード横に記載された情報から二次元コード内の文字情報を取得し、袋に入ったままの状態、2 枚のアルミプレートにプレスされた文字と二次元コード内の文字を比較し、一致することを確認する。非常に手間がかかり、見落としなどヒューマンエラーも発生し得る作業である。そこで、袋に入ったままの状態の製品の検査が可能なシステムを、深層学習を利用することにより開発したので、その内容について報告する。

2 画像検査の概要

図 1 右側に検査対象を示す。検査対象であるアルミプレートは表面のみが塗装されており、数字や平仮名などの文字がプレス加工により印字されている。文字の数や配置位置はプレートの種類により数パターン存在するが、袋表面に印字された二次元コードを読み取ることで文字の種類に加え、文字数や配置位置に関する情報も取得可

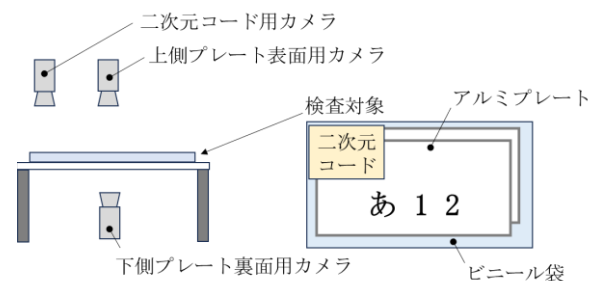


図1 検査環境



図2 カメラ画像とOCRに使用した画像の例

能である。

図1左側に検査環境を示す。天板が透明なアクリル板の机の上に検査対象を置き、検査対象の上部に2台、下部に1台設置したカメラからそれぞれ撮影し、二次元コード画像、上側アルミプレートの表面画像、下側アルミプレートの裏面画像を取得する。

3 文字認識精度の検証

3.1 OCRによる文字認識精度検証実験

アルミプレートに印字された文字を読み取る方法として、OCR(光学的文字認識)の利用を試みた¹⁾。OCRは画像内のテキストを自動的に検出し、コンピュータが読み取れるテキストデータに変換する技術である。カメラから取得した画像にエッジ検出処理を行い、1文字ごとに

* 情報技術部

画像を切り出し、それぞれ OCR を適用して文字認識を行った。

10 文字の数字や平仮名などが印字されたアルミプレート1枚を透明な袋に入れたものを対象として、OCRによる文字認識を行った。その結果、プレート表面は高精度にエッジを検出することができ、10 文字すべての文字認識が可能であった。しかし、プレート裏面は十分な精度でエッジを検出することができず、10 文字中5文字は文字認識ができなかった。OCR に使用した画像の例を図2に示す。この要因として、表面は塗装により、文字とプレートの輝度差が大きいため、一方で、裏面は塗装がなく、文字とプレートの輝度差が小さかったことが挙げられる。

3.2 深層学習による文字認識精度検証実験

OCR による文字認識が困難であったため、アルミプレートに印字された文字の読み取りに深層学習モデルの利用を試みた²⁾。文字の種類には数字や平仮名などがあるため、それぞれの種類ごとに学習を行い、モデルを構築した。また、アルミプレートの表面と裏面では塗装の有無が異なるため、表面用と裏面用のモデルをそれぞれ構築した。学習では、実際のプレートから収集した画像を使用することにより、各文字の特徴やパターンを学習した。使用した画像の例を図3に示す。

OCR による実験との比較のため、プレート裏面について、9 種類の数字から構成されるデータセットと、8 種類の平仮名から構成されるデータセットを生成し、それぞれ学習を行った。学習に使用する画像は、部屋の明るさ、カメラの明るさ、カメラの露出、プレートの置き方を変えながら撮影し、各文字について 108 枚の画像を収集した。学習モデルには ResNet18 を使用し、最適化手法としては Adam を採用した。学習率は 0.001、エポック数は 100 とした。その結果、OCR では認識できなかった文字も含め、プレート裏面の 10 文字すべての文字認識が可能であった。

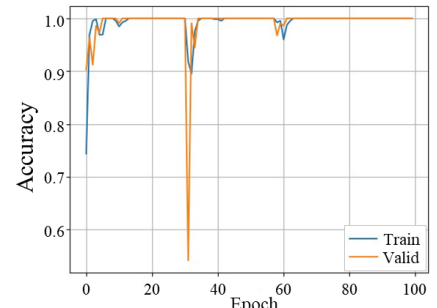
4 学習データ準備方法の比較実験

深層学習を用いた文字認識では大量の学習用データが必要とするが、データの収集には手間がかかる。そのため、元画像に幾何変形を加えてデータ量を増やす、データ拡張と呼ばれる手法が一般的に用いられる。ただし、幾何変形の方法や程度は、使用する画像に応じて適切に選択する必要がある。

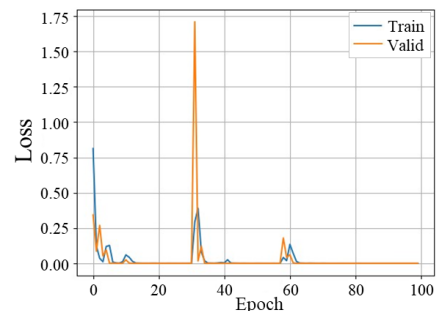
そこで、予備実験として、8 種類の平仮名について、3.2 のように撮影方法を変えてデータ数を増加させる方法と、データ拡張によりデータ数を増加させる方法を比較した。データ拡張は、各文字を 1 つのパターンで撮影し、その後に幾何変形などを加えて 108 枚の画像に増加させた。具体的には、平行移動、回転、明るさ、ぼかしの変化をランダムに加えた。また、変化の範囲は、撮影方法を変える方法の場合の最も大きい変化に合わせて決



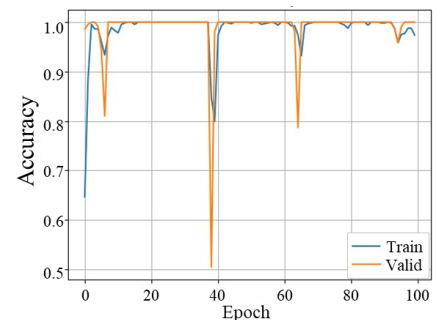
図3 学習に使用した画像の例



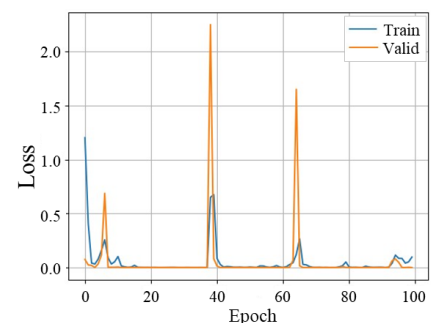
正答率(複数パターンで撮影)



損失(複数パターンで撮影)



正答率(1条件で撮影してデータ拡張)



損失(1条件で撮影してデータ拡張)

図4 学習データの違いによる学習曲線の比較

定した。

その結果、2つの方法の学習曲線は図4に示すように類似しており、また両方の方法で正答率は100%であった。なお、正答率の算出には、データ拡張により生成したテスト用データを使用し、正しく推論された割合を計測した。以上の結果から、データの収集の手間がかからない、データ拡張によりデータ数を増加させる方法を採用することとした。

5 画像検査システム

本システムでは、二次元コードに含まれる文字情報と、2枚のアルミプレートそれぞれに印字された文字を照合し、入れ間違いを検出する。

5.1 画像切り出しエリアの設定

システムにおける文字認識精度を高めるためには、正確に文字を切り出す必要がある。そこで、二次元コードから文字の数や配置位置の情報を取得し、対応する画像の切り出しエリアを自動的に選択することで、正確に文字を切り出すことにした。図5に設定した切り出しエリアの例を示す。なお、切り出しエリアの位置や大きさは、事前にプレートの種類により決定した。また、検査対象は、アクリル板の決められた位置に設置することを条件とした。

5.2 深層学習による画像認識処理の開発

画像検査システムでは、20種類の数字などから構成されるデータセットと42種類の平仮名から構成されるデータセットを表面と裏面のそれぞれについて生成し、それぞれのデータセットについてモデルを学習した。なお、各データセットは、4で述べたデータ拡張により各文字108枚のデータから構成されている。

5.3 システムの動作検証実験

プレス加工により文字が印字されたアルミプレート2枚を重ねて透明な袋に入れ、袋表面に二次元コードを貼付したものを検査対象として検証を行った。150組のサンプルについて検証を行った結果、実験当初は、プレート裏面の平仮名の判定を誤る場合があり、検査で正しく認識されたのは約74%であった。この問題の原因として、学習用に使用されたデータセットは1枚の元画像にランダムな幾何変形等を加えて108枚の画像に増加させて生成したものであり、実際の検査対象の画像に近い状態の画像が不足していたことが考えられる。この問題を解決するため、図6のように、判定を誤った文字データをデータセットに加えて学習し、もう一度判定する実験を繰り返し行った。その結果、200組のサンプルに対し、プレート裏面の平仮名の正答率は約99%に向上し、数字なども含め、プレート表面と裏面の両方で高い精度で文字を読み取ることが可能になった。

6 まとめ

本研究では、プレス加工により文字が印字されたアル

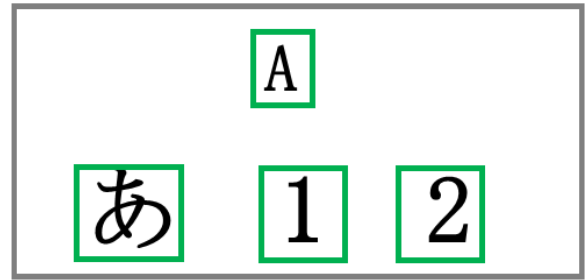


図5 画像切り出しエリアの設定

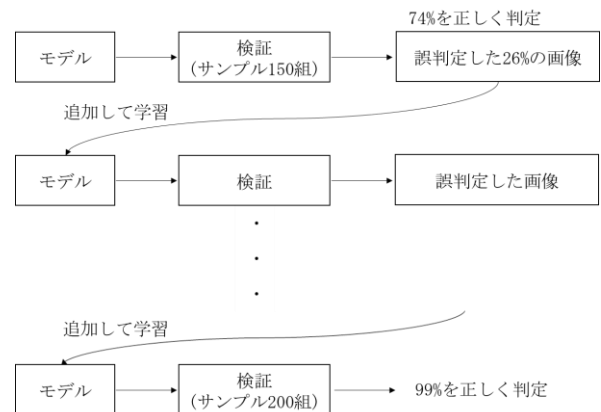


図6 誤判定した文字の画像を使った繰り返し学習

ミプレート2枚を重ねて透明な袋に入れ、袋表面に二次元コードを貼付したものを検査対象として、製品の梱包工程において起こり得る製品の入れ間違いを検出する画像検査システムを開発した。これにより、アルミプレートに印字された文字を高精度で読み取り、二次元コードと照合することが可能になった。

今後は学習データの数や学習条件の最適化などを検証し、システムの性能向上を目指す。

【参考文献】

- 1) Tesseract, "Tesseract OCR", GitHub, 2024, <https://github.com/tesseract-ocr/tesseract>, (参照 2023/06/09)
- 2) 我妻幸長, PyTorchで作る! 深層学習モデル・AIアプリ開発入門, 翔泳社, 2022