

# セマンティックセグメンテーションを用いた定量的な予測に基づく工業製品の欠陥検出

F123629 八木 郁哉  
永田研究室

## 1. 目的

製品の検査工程においては未だ目視検査に頼るところが大きく、検査員の作業負荷や検出結果のバラツキなど生産性の低下を招くという問題がある。機械学習および深層学習は、データからパターンを学習し、人間の介入なしに意思決定を行う能力を有している。これにより、製造現場での欠陥検出プロセスが大幅に効率化され、リアルタイムでの品質管理が可能になってきている。研究室でもこれまでにCNNやYOLOを応用し、工業材料や工業製品に発生する欠陥を検出するためのアプリケーション開発と、不良品の発生頻度の低い工業材料における高精度な検出を実現するための画像拡張法の検討を行ってきた。本研究では画像内の全面素にラベルやカテゴリを関連付けできる深層学習手法であるセマンティックセグメンテーションを応用し、その代表的モデルである完全畳み込みみネットワークFCN(Fully Convolutional Network)の構造を持つU-Netにより、電極材料の製造工程で発生するひび状(細長形状のクラック)の欠陥と、大量生産されている樹脂成型品の製造工程で発生する微小な欠陥の検出を試みる。

## 2. 実験方法

本研究で用いた樹脂材料の画像は国内のメーカーより提供されたものである。製造ラインの中で作業によりマニュアル操作で撮影された画像であり、画像全体に対して欠陥部分が極めて小さく、欠陥の形状が複雑であるという特徴がある。このため新たな画像拡張法を提案することと、ネットワークアーキテクチャを再設計することでより効率的な学習と認識精度の向上を目指した。提供された画像のサイズは2590×1942ピクセルであり、訓練用データセットは良品画像187枚と不良品画像214枚の合計401枚、テストデータは良品画像47枚と不良品画像54枚の計101枚で構成される。実験では、3つのデータセットA, B, Cを作成し、比較する。データセットAはオリジナルサイズ(2590×1942ピクセル)の不良品画像214枚の中から、製品から飛び出した欠陥(hane)、製品の先端部にある欠陥(tip)、繊維が乱れたような欠陥(brush)を含む画像をそれぞれ15枚ずつ選定した計45枚に対してラベル付け作業を行い、その後、開発したCropping for Square機能を用いて画像サイズを768×768に圧縮したものである。これは長方形の画像の長辺のサイズを短辺に合わせて中央からトリミングする機能である。また、データセットBは、先ほどの45枚の中から768×768に圧縮したときに欠陥の特徴消失が観察された3枚を除いて42枚にしたものである。さらに、データセットCは、ラベリング前に42枚の画像を768×768に圧縮し、圧縮後にラベリングを行ったものである。なお、画像ダウンサイジング時の補間方法としてはBicubic補間を用いた。以上の前処理により、2590×1942 ⇒ 1942×1942 ⇒ 768×768のダウンサイジングによる不要部分の削除と同時に、画像内に占める製品部分の割合の高い画像が生成できるようになった。

データセットA, B, Cを用いて訓練したU-Netモデルをそれぞれ、U-NetA, U-NetB, U-NetCとした。開発したMATLABアプリを使ってhane, tip, brushの中の1つの欠陥を選択することで、訓練モデルの汎化性の評価ができる。各U-Netからの出力は、入力画像と同じ解像度を持つセグメンテーションマップであり、各ピクセルは背景部分、製品部分、hane部分、tip部分、brush部分といった分類結果に応じてそれぞれ1, 2, 3, 4, 5の値を持つ。そのため欠陥と推定されたピクセルの値を255にし、それ以外のピクセルを0とすることで容易に二値化画像を生成できる。なお、検出された欠陥領域のピクセルから二値化画像を構成した後は8連結法により欠陥領域の面積を求めることができるため、画像内のどこにどの程度の面積を持つ欠陥があるのか呈示することができる。

### 3. 結果と考察

提供されたテストデータを用いて各U-Netの欠陥検出性能を評価した。欠陥領域と認識された領域の面積(ピクセル数)に対して、閾値を70に設定して良品と不良品を分類したところ、U-NetAでは正解率90%, 適合率92%, 再現率88%, U-NetBでは正解率89%, 適合率89%, 再現率90%, U-NetCでは正解率89%, 適合率90%, 再現率90%という数値が得られた。しかしながら、それぞれのモデルで誤分類された画像を詳細に目視観察したところ、ミ斯拉ベリング、すなわち6枚の不良品画像と3枚の良品画像が相互に誤って提供されていたことが確認できた。このため、良品画像のフォルダからミ斯拉ベリングされた6枚を不良品フォルダへ、不良品フォルダから同様の3枚を良品フォルダにそれぞれ移動させ、テストデータを良品44枚と不良品57枚に修正した。ミ斯拉ベリングを修正したテストデータを用いて再度各U-Netの欠陥検出性能を評価したところ、U-NetCを用いたモデルでは正解率98%, 適合率100%, 再現率96%のように数値が改善され、欠陥検出の精度が最も高いことが確認できた。このように目標の解像度に圧縮した後にラベリングを行った教師データで訓練したU-NetCモデルを用いることで、より信頼度の高い「欠陥領域の面積にもとづくシステムティックな不良品検出」が可能となった。

このほか、U-Netのような深いネットワークアーキテクチャでは性能向上のために膨大なパラメータの最適化が求められ、計算負荷が高まるという課題があったが、本研究では畳み込み層にGrouped Convolutionを適用することで、パラメータ数の削減によるネットワークの軽量化を実現し、計算効率を向上させることができた。また、U-NetCで用いたような訓練データの作成方法を採用することで、訓練時間の短縮が可能となった。

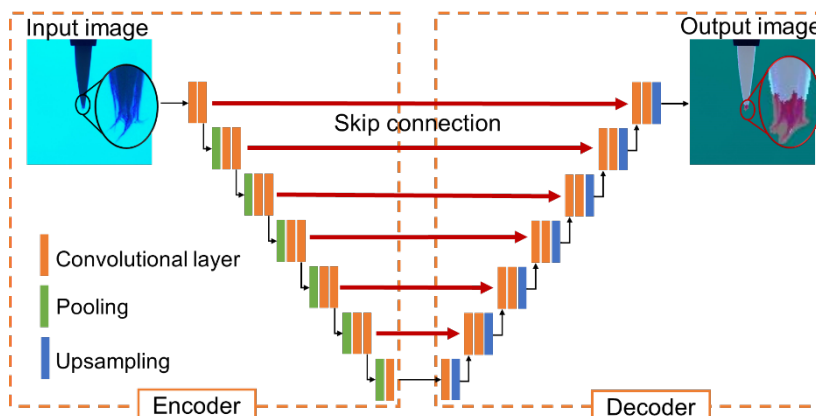


Fig. 1 The authors' originally constructed U-Net type model.

### 4. 学会発表

- 1) 八木, 永田ら, 工業材料の細長クラック検出のためのFCNモデルとYOLOモデルの適用実験, 第31回インテリジェントシステムシンポジウム (FAN2023) 講演論文集, Th-A3-1 (1-4), 2023.
- 2) 八木, 永田ら, セマンティックセグメンテーションを用いた定量的な予測に基づく工業製品の欠陥検出, 第29回画像センシングシンポジウム (SSII2023) 講演論文集, 2 pages, 2023.
- 3) F. Yagi, F. Nagata, et al., Application Experiments of FCN Model and YOLO Model for Crack-Type Defect Detection of Industrial Materials, *Procs. of 29th International Symposium on Artificial Life and Robotics (AROB 29th 2024)*, pp. 955-959, 2024.
- 4) 永田, 八木, 渡辺, 工業材料製造時に発生するクラック検出のためのFCNモデルとYOLOモデルの適用実験, 画像ラボ, Vol. 35, No. 5, pp. 1-7, 2024.
- 5) F. Yagi, F. Nagata, M.K. Habib, et al., AI-Powered Defect Detection Using Deep Learning Enhancing Industrial Automation with U-Net and YOLOv3, *AI-Driven Smart Industrial Technologies*, IGI Global, 2025.

### Abstract

In product inspection processes, there is still an unmet need to classify products based on quantitative evaluation metrics, such as crack length and area. To address this issue, this study applied a Fully Convolutional Network (FCN) model to detect defects in fiber materials with complex shapes and evaluated its effectiveness. To prevent the loss of fine defect features due to the downsizing of images, the input resolution of the FCN model was adjusted to a larger image size. Furthermore, although U-Net improved generalization performance, it required higher computational resources and longer training times compared to other conventional network models. To overcome this limitation, grouped convolution was introduced within the U-Net structure to enhance computational efficiency and reduce the training time. These approaches aim to develop a practical defect detection system that achieves high accuracy while minimizing time costs.