

# 深層学習を用いた溶射皮膜の空孔率算出

## U-NET による溶射皮膜空孔部の領域分割

花房龍男、廣川勝久、中濱久雄

# Calculation of porosity in thermal spray coatings using deep learning

## Segmenting the pore area in thermal spray coatings by U-NET model

HANAFUSA Tatsuo, HIROKAWA Katsuhisa and NAKAHAMA Hisao

溶射皮膜内の空孔は皮膜硬さなどに影響する重要な因子であるが、空孔率の算出には測定者間のバラツキを小さくする必要があります。そこで、深層学習におけるセマンテックセグメンテーションモデルの一つである U-NET を用いて、空孔を検出する学習モデルを構築し、この学習モデルを用いて入力画像から空孔のみを抽出した画像を得ることで空孔率を算出することを試みた。

U-NET による学習モデルは、手動で閾値を調整する 2 値化手法の空孔率を基準として、 $\pm 0.5\%$ pt 以内に 93%の結果が入る結果を得た。また、金属組織写真に対してファインチューニングすることで溶射皮膜や金属焼結体の金属顕微鏡断面写真の空孔検知への展開が可能であることを確認した。

キーワード : U-Net、セマンテックセグメンテーション、溶射、空孔率、ファインチューニング

## 1. 緒 言

機械部材においては、必要な部位に必要なだけの特性を持たせることが必要である。表面処理は、複雑形状、難加工材への特性付与も可能で、めっきや溶射などが広く活用されている。この中で溶射法は、半熔融状態にした材料を被溶射物に吹付けて、皮膜を付与する技術であり、膜厚数  $\mu\text{m}$ ~数百  $\mu\text{m}$  の皮膜を付与することができること、部品を組み立てている現地での施工も可能であることなどから広く利用されている。

溶射法においては、その皮膜特性を保証するために溶射皮膜内の空孔率を測定する。空孔率は皮膜硬さ、耐食性、皮膜層内強度などに影響し、重要な因子である<sup>1)</sup>。この空孔率算出では一般的に、皮膜断面を顕微鏡等で観察した画像を用いて、画像中の空孔部分を 2 値化処理し、空孔部分の面積率を空孔率としている<sup>2)</sup>。しかし、この算出にあたっては、研磨傷や酸化物などを空孔と誤認識することによる判定誤差、明るさやコントラストなどといった画質の均質性の課題により、算出値のバラツキが生じる。

そこで、本研究では、空孔率測定でのバラツキを小さくするために空孔部位の検知を自動化することを目的として、深層学習によるセマンテックセグメンテーション(画像領域分割)による空孔抽出の前処理を行い、予め空孔のみを抽出し均質化した画像を得ることで、空孔率算出の高精度化、高速化且つ自動化を図る。

## 2. 深層学習による画像領域分割

### 2.1 畳み込みニューラルネットワークによる画像領域分割

画像領域分割は、入力画像と、特定の画像領域がどこになるのかを抽出したラベル画像とをセットで学習させることで、画像中の各画素が何であるかを識別するモデルとなる。このモデルには、畳み込みニューラルネットワークが用いられることが多く、エンコーダ領域で特定領域の特徴を抽出し、デコーダ領域で入力画像に対する特定領域の確率を算出するエンコーダ-デコーダ構造のモデルが設計されている。

現在、畳み込みニューラルネットワークによる画像領域分割は、医療における特定の疾病領域検出<sup>3)、4)</sup>、工業における欠陥や対象物体の検出<sup>5)</sup>などで利用されている。

### 2.2 U-Net モデルによる画像領域分割

U-NET モデルは深層学習による画像領域分割モデルの一つであり、画素毎の分類が可能で、高い解像度の情報を保持できる<sup>6)</sup>。これは、U-NET の構造が図 1 のようになっており、入力画像を低次元化して特徴を抽出するエンコーダと、抽出した特徴をもとの入力サイズに復元するデコーダの各層において、エンコーダの特徴マップとデコーダの特徴マップとを連結する<sup>3)</sup>ことで、物体の位置情報を広範な領域で精度良く連結できる特徴を持っているためである。

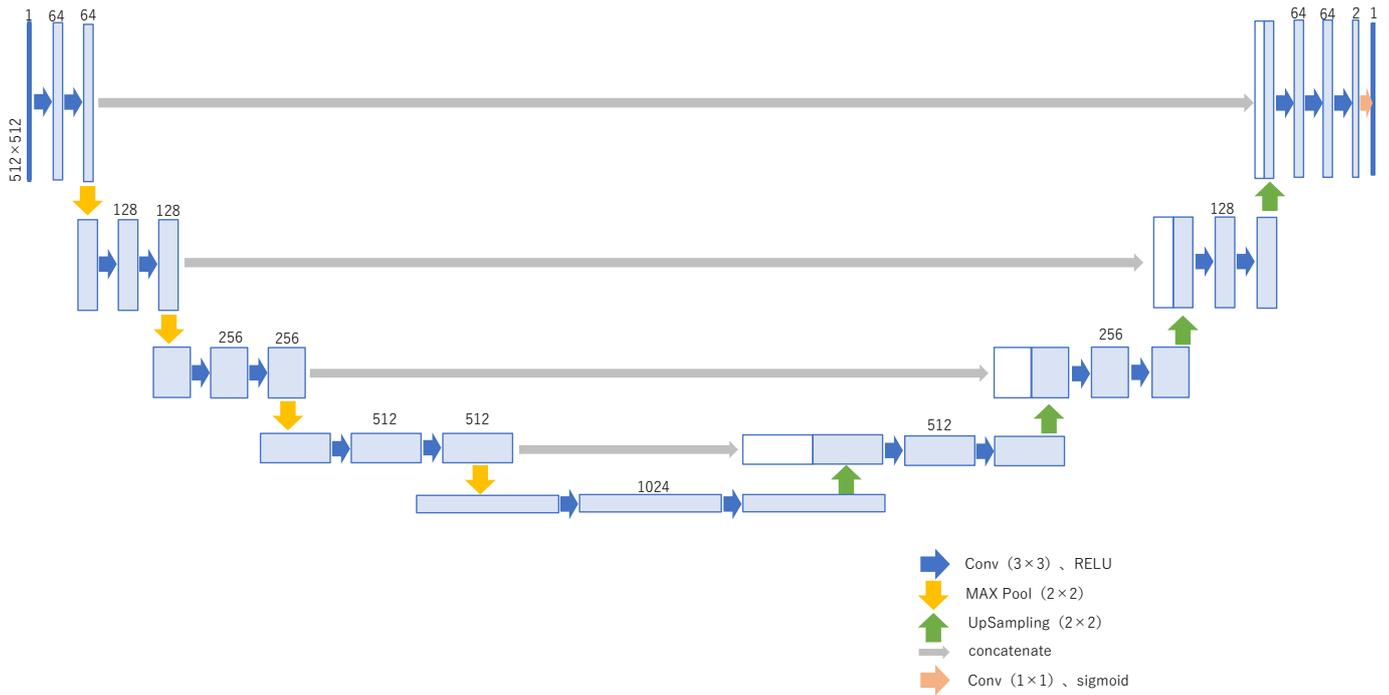


図1 U-NETモデルの構造

### 3. 実験方法

#### 3.1 学習教師データ

酸化物系セラミックス材料、超硬系材料及び金属系材料の溶射皮膜断面組織写真を教師データとした。溶射皮膜の断面組織試料は、断面試料を樹脂埋めして研磨したのち、平均粒径  $1\mu\text{m}$  のダイヤモンド砥粒を用いて仕上げ研磨したものを用いた。溶射皮膜断面組織写真は、断面組織試料を走査型電子顕微鏡（日本電子株式会社製電子顕微鏡 JSM-6010LA）の反射電子検出器により観察した画像を用いた。

原著論文<sup>3)</sup>では、U-NETの解像度は  $572 \times 572$  画素ではあるが、本研究で  $512 \times 512$  画素とし、グレー画像化してU-NETへの入力画像とした。データセットの一部を図2に示す。また、活性化関数には ReLU 関数を用い、学習時の学習評価は、交差エントロピーにより評価した。

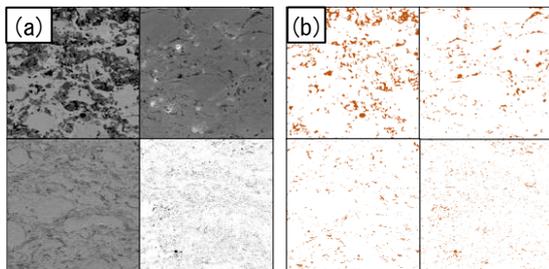


図2 教師画像の一例  
(a) 入力画像、(b) ラベル画像

#### 3.2 空孔率の算出方法及び評価方法

本研究による U-NET 学習モデルを利用した手法と従来から行われている 2 値化の閾値を調整して算出する手法とで空孔率を比較評価した。算出のフロー図は図3のとおりである。

- U-NET 学習モデル利用手法：U-NET の学習モデルに画像を入力して空孔部分のみを抽出し、空孔抽出画像の空孔部の面積率を算出した。
- 従来手法：入力画像に対して空孔を判定できる 2 値化の閾値を設定し、2 値化処理後、2 値化領域の面積率を算出した。

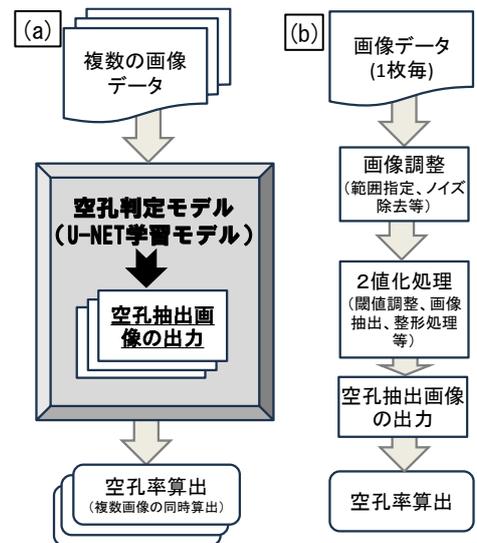


図3 空孔率算出のフロー図

- U-NET 学習モデル利用による空孔率算出
- 従来の 2 値化による空孔率算出

## 4. 実験結果

### 4.1 U-NET モデル学習結果

皮膜画像 89 枚とそれに対応するラベル画像を基に、回転、水平・垂直移動、左右反転及びサイズ変更のデータ拡張を行って 445 組のデータセットを教師データとした。この教師データについて、Google Colaboratory 環境で U-NET モデルを学習させ学習モデルを得た。検証データに対する正解率及び損失は val accuracy:0.9844 及び val loss:0.0391 であった。

U-NET の教師データセットに用いていない溶射皮膜断面の電子顕微鏡反射電子画像 30 枚に対して、U-NET 学習モデルを利用した手法と従来の 2 値化手法とで比較した結果を図 4 に示す。なお、図 4 中の濃色領域は差異  $\pm 0.5\text{pt}$  以内の領域を示し、 $\pm 0.5\text{pt}$  以内の差異を良い一致、 $\pm 0.5\text{pt}$  を超える差異を誤答としている。この結果から、 $\pm 0.5\text{pt}$  以内のものは 93% であり、良い一致を示した。

なお、10 枚当たりの計算時間は、画像のアップロードから空孔率算出まで、10 枚の画像処理で 1 分以内であった。

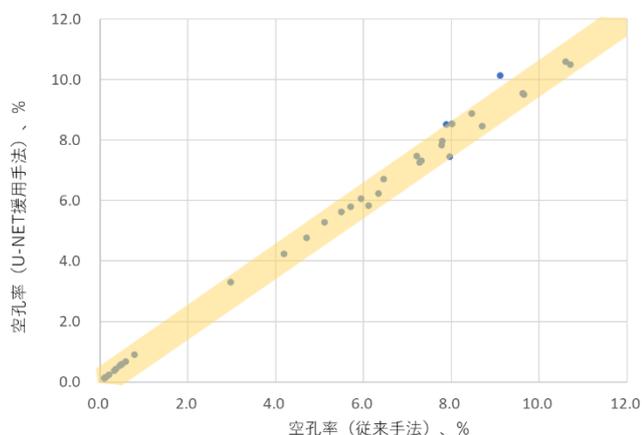


図 4 従来法による空孔率算出と U-NET 援用空孔率算出の比較結果

### 4.2 モデルのファインチューニングによる金属顕微鏡写真への応用

電子顕微鏡による溶射皮膜断面写真は、表面の凹凸及び組成によるコントラスト差が明瞭であり、空孔率測定に適している。一方で日々の溶射皮膜組織の確認においては、金属顕微鏡を用いることが多い。そこで、金属顕微鏡による溶射皮膜断面写真での空孔率算出を試みた。

金属顕微鏡写真では、溶射皮膜中のマトリックス、酸化物及び空孔がカラーで表現され、色合いが連続的に変化する。そのため、電子顕微鏡写真を用いた教師データによりモデル化を行った U-NET 学習モデルでは空孔率算定の正答率が低下する。そこで、前項 4.1 で構築した U-

NET 学習モデルの重みを解凍し、再学習させるファインチューニングを行った。溶射皮膜断面の金属顕微鏡画像 89 枚とそれに対応するラベル画像を基に、データ拡張を行って 178 組のデータセットを教師データとした。

ファインチューニングを行って再学習したモデルを用いて空孔検知を行った。入力画像と空孔検知画像を図 5 に示す。入力画像の従来手法による空孔率は 5.9% であり、ファインチューニングした U-NET 再学習モデルでの空孔率は 5.4% であり、良い一致を示している。なお、ファインチューニングしなかった場合の同一画像での空孔率は 13.2% であった。酸化物などを空孔と検知したため、誤差が大きいものとなった。

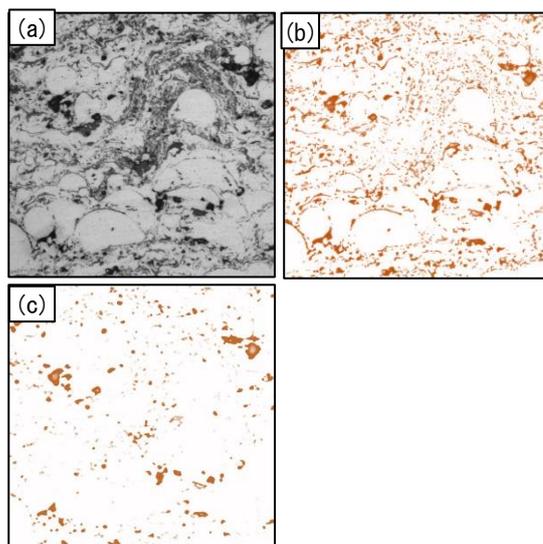


図 5 溶射皮膜の金属顕微鏡画像による空孔検知

- (a) 入力画像
- (b) ファインチューニング前の空孔検知画像
- (c) ファインチューニング後の空孔検知画像

### 4.3 焼結体組織写真への応用

溶射皮膜以外の画像処理として、金属焼結体の組織画像から、密度を算出することを試みた。前項 4.2 で溶射皮膜断面の金属組織画像を教師データとしてファインチューニングした U-NET 再学習モデルを用いた。結果を図 6 に示す。入力画像に対して、良い一致で空孔を検知した。この時の空孔率は 7.8% であった。

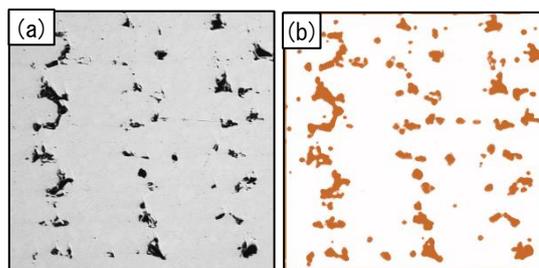


図 6 金属焼結体の空孔検知

- (a) 入力画像、(b) 空孔検知画像

## 5. 結 言

溶射皮膜の空孔率算出において、深層学習によるセマンテックセグメンテーションである U-NET 学習モデルを構築し、以下の結果を得た。

- 1) U-NET 学習モデルを利用した手法と従来の 2 値化の手法との空孔率を比較して、 $\pm 0.5\%$ pt 以内に 93%の結果が入った。
- 2) 金属組織画像に対してファインチューニングすることで溶射皮膜や金属焼結体の金属顕微鏡断面写真の空孔検知が可能となった。

## 文 献

- 1) 日本溶射協会編：溶射技術ハンドブック、新技術開発センター，1998，p. 419.
- 2) 山崎泰広，西利大，太田明：溶射，**53**(4)，136-141 (2016).
- 3) Olaf Ronneberger, Philipp Fischer, and Thomas Brox: U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation, arXiv:1505.04597, (2015).
- 4) 近藤堅司ほか 7 名：2018 年度人工知能学会全国大会 (第 32 回) 論文集，鹿児島市，2018，p. 1-4.
- 5) 青島亘佐，山本拓海，中野聡，中村秀明：AI・データサイエンス論文集，**1**(1)，481-490 (2020).
- 6) 廣川勝久，花房龍男，中濱久雄：広島県立総合技術研究所東部工業技術センター研究報告，深層学習による画像の領域分割 (第 1 報)，**36** (2023).