

ディープラーニングによる化合物多結晶超伝導体の微細組織の相識別

Phase segmentation of polycrystalline, inter-metallic superconductors

by microstructural image analysis with deep learning

農工大¹, 東北大², [○](B)小川浩生¹, 徳田進之介¹, 岡田雄輝¹, 嶋田雄介², 山本明保¹

Tokyo Univ. of Agri. & Tech.¹, Tohoku Univ.², [○]Hiroki Ogawa¹, Shinnosuke Tokuta¹, Yuki Okada¹,

Yusuke Shimada², Akiyasu Yamamoto¹

E-mail: s175704u@st.go.tuat.ac.jp

[背景] 鉄系高温超伝導は 1111 系, 122 系, 11 系などの多様な系で発現し、最高で約 60 K の転移温度を示す[1]。Ba122 系は高い臨界磁場と、低い電磁的異方性[2]を持つため、強力磁石などへの応用が期待されており、電流輸送特性の向上が課題となっている。組織因子が及ぼす超伝導電流輸送の機序理解、プロセスへのインフォマティクス適用の上で、微細組織から超伝導相を識別する画像解析が不可欠となる。相識別は生体組織[3]や鉄鋼材料[4]などで報告されているが、Ba122 は金属間化合物からなる多結晶体であり、組織欠陥や不純物を含むほか、3 次元的な構造に由来した奥行方向の写り込みがあり、相識別を難しくしている。本研究では、(I)自動閾値設定法、(II),(III)ニューラルネットワークを用いた教師ありディープラーニングにより超伝導相の識別を試みた。

[方法] 観察試料には高エネルギー混合法により作製した Co ドープ Ba122 バルク体[5]を用いた。画像解析は試料の断面イオン研磨面の電子顕微鏡観察により得た二次電子像に対して行った。(I)は Python で大津法により行った。(II),(III)は U-Net[3]により行い、別視野像を入力画像とし、入力画像に対して手動で相の識別を行ったものを教師画像とした。Fig.1 のようにニューラルネットワークモデルを構築し、予測された超伝導相を出力した。学習には Dice 係数と二値交差エントロピーを組み合わせた損失関数を用いた。(III)ではベイズ最適化により、入力画像の大きさ、フィルタの枚数、層の深さなどの構造を最適化した。

[結果] Fig. 2(I), (II), (III)に、(I), (II), (III)の方法で画像解析することにより得た超伝導相の予測画像を、(IV)に入力二次電子像を示す。図中(a)に示す奥行方向の超伝導相の写りこみ部分と、(b)の超伝導相間のギャップ部分に着目すると、自動閾値設定法(I)では誤分類している一方、ディープラーニングによる(II),(III)では相識別に成功している。また、Fig. 2(II)の(c)に示す超伝導相部分を、ディープラーニング(II)は組織欠陥と誤相認識しているが、機械学習により入力画像の大きさ、フィルタの枚数、層の深さを最適化したディープラーニング(III)では相識別に成功している。

[参考文献]

[1] H. Hosono *et al.*, *Materials Today* **21**, 278 (2018). [2] A. Yamamoto *et al.*, *Appl. Phys. Lett.* **94**, 062511 (2009). [3] O. Ronneberger *et al.*, *Proc. MICCAI* (2015). [4] F. Ajioka *et al.*, *ISIJ International* **60**, 954 (2020); A. Azimi *et al.*, *Scientific Reports* **8**, 2128 (2018). [5] S. Tokuta *et al.*, *APL Mat.* **7**, 111107 (2019).

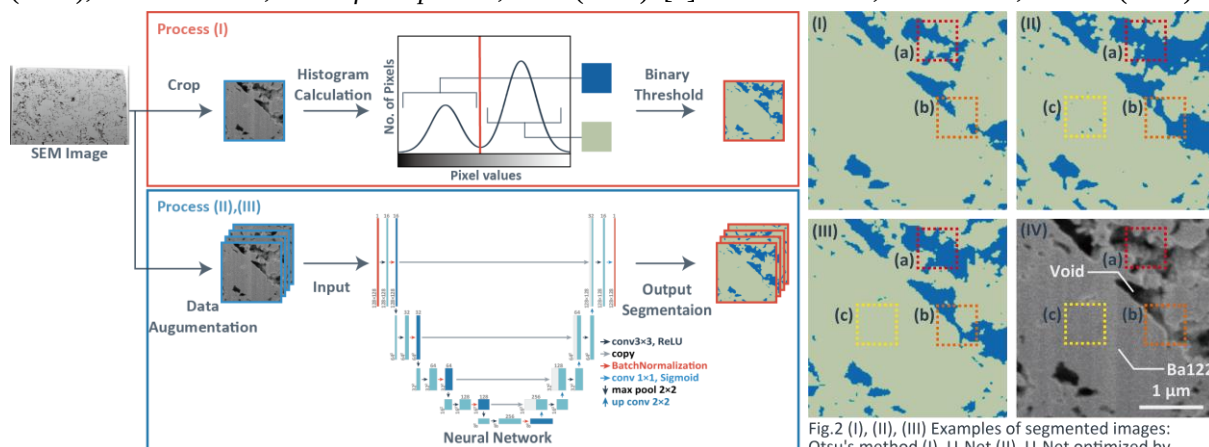


Fig.1 Flowchart of the segmentation methods

Fig.2 (I), (II), (III) Examples of segmented images: Otsu's method (I), U-Net (II), U-Net optimized by machine learning (III). (IV) SEI.