

令和 5 年 6 月 9 日現在

機関番号：83906

研究種目：若手研究

研究期間：2020～2022

課題番号：20K15139

研究課題名（和文）深層学習による超解像SEM画像を用いたナノ構造高解像度三次元解析

研究課題名（英文）High-resolution 3D analysis of nanostructures using super-resolution SEM images by deep learning

研究代表者

吉田 竜視（Yoshida, Ryuji）

一般財団法人ファインセラミックスセンター・その他部局等・上級技師

研究者番号：50595725

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,100,000円

研究成果の概要（和文）：深層学習の一種であるSRGANを用いて走査型電子顕微鏡(SEM)画像の超解像を検討した。教師画像の枚数による出力結果のばらつき、epoch数による学習深度の違い、用いる教師画像の種類や低解像度画像の解像度の違いによって出力される超解像画像に明確な違いがあり、深層学習をSEM画像に適用する上でのメリット・デメリットの明確化ができた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

走査型電子顕微鏡(SEM)画像への深層学習を用いた超解像技術の適用事例の報告は少なく、本研究で得られた成果は今後のSEMおよび透過型電子顕微鏡(TEM)画像を含めた、顕微鏡画像全般に対する超解像技術の適用検討の一助となる。

研究成果の概要（英文）：Super-resolution of SEM images was investigated using SRGAN, a type of deep learning. There were differences in the results obtained depending on the number of teacher images, the number of epochs, and the type and resolution of the teacher images, and we were able to clarify the advantages and disadvantages of applying deep learning to SEM images.

研究分野：電子顕微鏡

キーワード：SEM 深層学習 SRGAN

1. 研究開始当初の背景

材料に関わる多くの工業製品は、単独の材料ではなく、複数の材料を組み合わせた“複合材料”として使用されている。例えばリチウムイオン電池においては、正極（電極）はリチウムイオン伝導に寄与する活物質（リチウム含有酸化物）だけではなく、電子伝導性を担保するための導電助剤（ナノカーボン粒子）やそれらを密に結着させるためのバインダー（樹脂）が含まれている。セラミックス分野においても、複数の材料を組み合わせて、内部の組成制御や空隙制御等が積極的に研究開発されている。高分子材料の分野においても、材料中に各種のフィラーを分散させることで特異な性質を有する製品が開発されている。これら複合材料においては、その構造体内部での各材料の三次元的な分布が材料特性を制御する上で極めて重要である。近年はナノサイズ原料の組み合わせから複合材料が構成されており、最も一般的な三次元構築手法である X 線 CT 法では分解能が不足し観察不能なケースが増えている。ナノメートルオーダーの三次元構築手法として透過型電子顕微鏡 (TEM) を用いた TEM トモグラフィー法があるが、精度は高いものの観察領域は数 100 nm^3 程度に限定され、マクロな材料特性と一致しない、観察視野によるばらつきが大きい等、実材料の特性評価の上で課題となる場合がある。対して、FIB-SEM 法は TEM トモグラフィー法と比べ大領域（数 $10 \mu\text{m}^3$ ）を、X 線 CT 法と比べ高分解能（一般的に数 10 nm 程度）で観察できる手法として、近年多くの報告がされている。FIB-SEM 法は、FIB による任意のスライス幅により加工した断面を SEM で逐次観察することで、等間隔の連続的な SEM 像を得て、それらを並べることで三次元構造を可視化する手法である。

現在一般的に普及している FIB-SEM 装置は、FIB カラムが SEM カラムに対して概ね 55° 程度傾斜して取り付けられており、試料の FIB 加工断面を斜めから SEM 観察している。このカラム配置のメリットは、数 10 mm 角の試料内の任意の位置において、断面加工観察が可能なことである。一方、大きなデメリットとして、FIB から放出される Ga イオンと、SEM カラムから放出される電子線の交点は、装置構造上の制約から $4\sim 5 \text{ mm}$ 程度のワーキングディスタンス (WD) に固定されることである。一般的に、SEM 観察においては WD が短いほど分解能は向上する。市販の超高分解能 SEM における最高分解能が得られる観察条件は WD が概ね $1\sim 3 \text{ mm}$ である。また、超高分解能 SEM ではより細い電子線が得られる Cold-FE 電子銃が搭載されているが、FIB-SEM では長時間の観察を伴うことから、電子線量の安定しているショットキー型の電子銃が搭載されている場合がほとんどである。従って、これまで提案者らが報告してきたような比較的 low 倍率での三次元構築ではあまり問題とならないが、高倍率での解析においては、一般的に普及している斜め配置 FIB-SEM では SEM カラムが本来有している分解能が得られない。装置的にこれを解決するため FIB カラムと SEM カラムが 90° 直交配置された専用機では WD が 3 mm 程度に設定されており高分解能観察が望める反面、試料のエッジ部分のみ加工観察が可能であり任意領域の加工が困難であること、また試料サイズにも制限 ($1\sim 2 \text{ mm}$ 角) があることから汎用性が低く、特定の研究機関以外では導入されておらず普及には至っていない。

2. 研究の目的

本研究では、上記課題を克服するため、SEM 像に対して深層学習を用いた超解像技術を適用することで、装置由来の分解能制限を乗り越え、汎用機で専用機と同等以上の分解能で三次元構造を評価解析するための手法開発のための検討を行う。電子顕微鏡分野では近年、圧縮センシングやスパースモデリングを用いた辞書学習を適用した低情報量画像からの情報復元や、セグメンテーション（領域分け）への深層学習の適用が報告されているが、画像自体の超解像に

については報告例が少ない。特に SEM においては、装置メーカーごとに検出器等の配置も異なるため、同一試料かつ同一条件で観察した SEM 像でも装置メーカーごとに見え方が異なる場合があり、十分な検討が必要となる。

3. 研究の方法

超高分解能の走査型電子顕微鏡 (SEM) で撮影した多数の SEM 画像に対し、超解像アルゴリズムの一つである Super-Resolution using Generative Adversarial Network (SRGAN) 法を適用して SEM 像超解像し、その評価を行う。

4. 研究成果

Figure 1 に、SRGAN 法の概要を示す。

SRGAN 法では、Generator 部と Discriminator 部から構成されており、Generator 部では、低解像度 (LR) 画像から高解像度 (SR) 画像を生成する。

その際に損失関数が最小化するように学習を進める。一方 Discriminator 部では、元の高分解能 (HR) 画像と SR 画像を比較し、SR 画像の真偽を判定する。ここでは損失関数を最大化するように学習を進める。つまり、Generator では Discriminator が偽物と判別できない精緻な“嘘”画像を生成することを目的としており、

Discriminator はその嘘を見抜き続けること

で、結果として精巧な偽画像＝超解像画像が生成される。

実際の実験では、日立ハイテック製 SU8000 と SU5000 を用いて、教師画像となる SEM 画像をそれぞれ多数取得した。Fig.2 に、教師画像の枚数と、SRGAN の反復学習回数 (epoch) との関係性を示す。観察試料には Sn 標準試料を用いた。生データである HR 画像に対し、そこから LR 画像を作成し、その LR 画像を SRGAN を用いて超解像して出力された SR 画像が右に 12 個示す SEM 画像である。教師画像枚数が多いほど、少ない

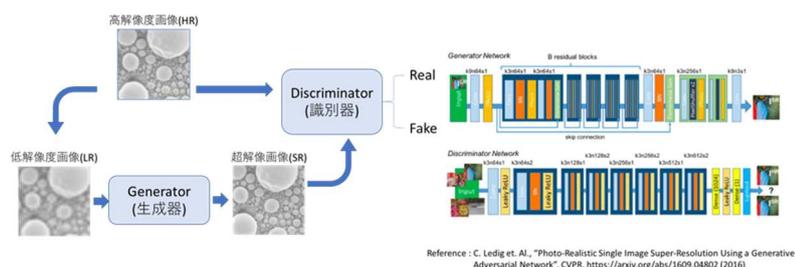


Fig.1. SRGAN 法の概要。

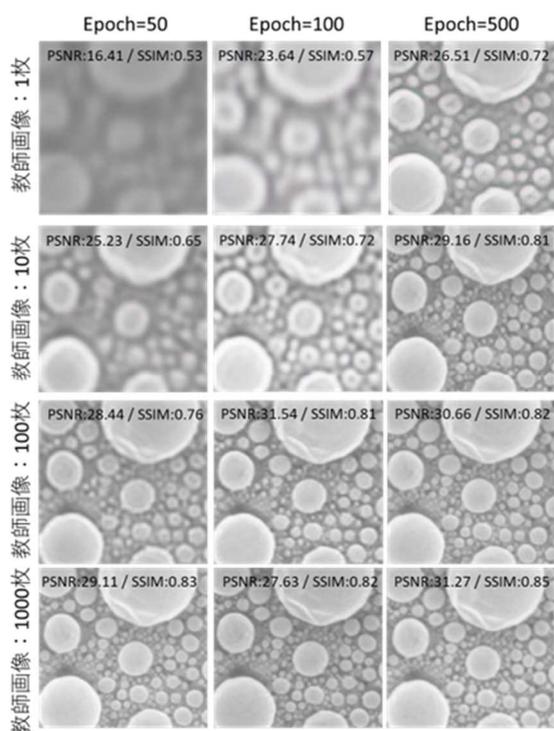


Fig.2. 教師画像の枚数と学習 Epoch 数の関係。

epoch 数で良好な PSNR および SSIM の超解像結果が得られていることが分かる。一方、教師画像 1 枚でも 500 epoch の学習を行うと、それらしい画像が出力される。これは深層学習としては過学習となっている状態であるが、画像のみからの判別は困難であり、結果の解釈には注意が必要である。この結果から、教師画像 1,000 枚まで検証を行ったが、実際には 100 枚程度あれば十分な出力結果が得られることが分かる。

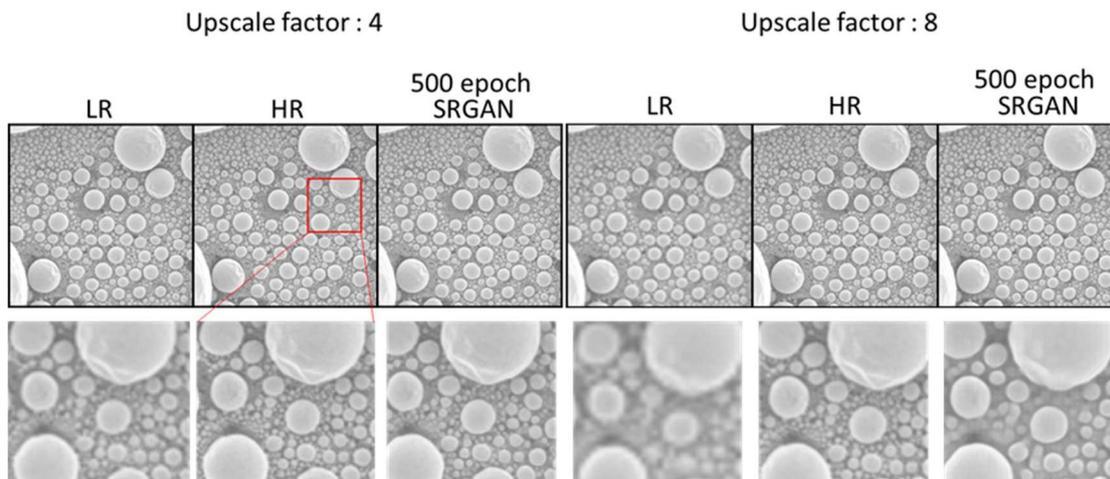


Fig.3. LR 画像解像度と SR 出力結果の比較。

Fig.3.には、LR 画像の解像度の SRGAN で出力される SR 画像の比較検討の結果を示す。ここで、Upscale factor とは、元の HR 画像を、 $1/\text{upscale factor}$ して LR 画像を生成している。つまり、左側は HR 画像を $1/4$ にした LR 画像、右側は同 $1/8$ にした LR 画像からの超解像結果である。SR 出力結果をみると、大きな粒子については、どちらも良い再現性を示しているが、細かい粒子については、特に $1/8$ の画像では、LR 画像で細かい粒子の情報が消えてしまっていることから、超解像してもその構造は再現されることが分かる。この結果から、どのような画像でも超解像できるわけではなく、あくまで LR 画像に含まれる情報から超解像されることが分かる。逆にいえば、ある程度のサイズのものであれば、LR 画像から十分な再現を得ることができるともいえる。

次に、教師画像の影響について評価した。Fig.4 にその結果を示す。ここでは試料として、市販のリチウムイオン電池正極材を用いて、Ar イオンミリングで断面加工した試料

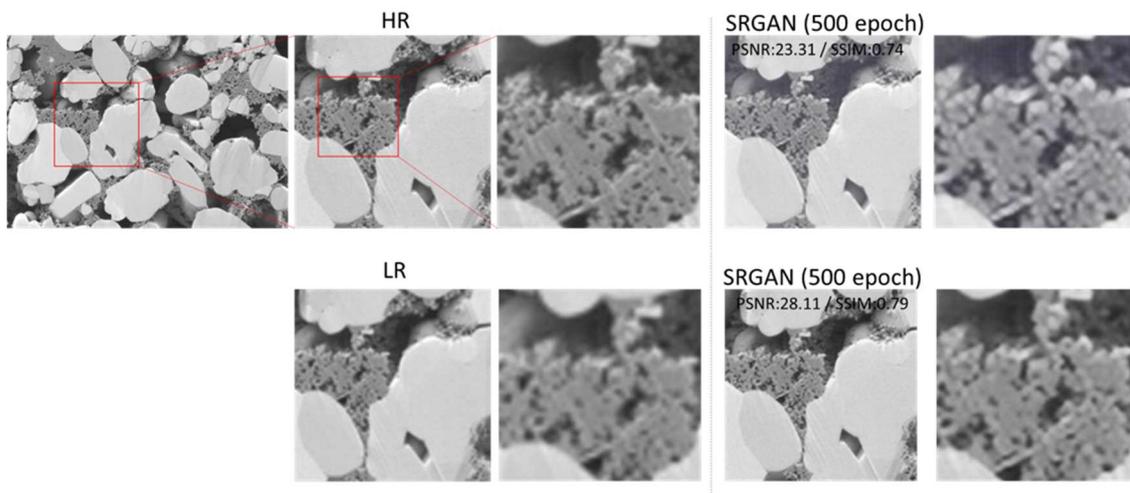


Fig.4. 教師画像の種類と、得られる SR 画像の比較。

を用いた。Fig.4 の上段右の結果は、Fig.2 および Fig.3 で用いた Sn 標準試料の画像で学習を行った結果を本試料に適用した結果であり、同下段右は同じリチウムイオン電池正極材の画像を用いて学習を行った結果を適用した結果である。Sn 標準試料で学習した結果をリチウムイオン電池正極材の断面 SEM 像に適用した場合、本来はない粒子形状のコントラストが確認できる。これは教師画像の影響が顕著に出た例である。一方、同一の試料で学習した場合は、このような粒子形状のコントラストは観察されない。このことから、深層学習においては、異なる構造をもつ試料については、それぞれ専用の教師データを取得するのが望ましいことが分かる。

これまでの検討結果をまとめると、FIB-SEM での高解像度 3 次元化においては FIB-SEM で得られるデータを LR 画像とし、別途高分解能 SEM を用いて同一試料を (Ar 断面ミリング等で断面構造を露出させ) 撮影した高解像度データを HR 教師画像として 100 枚程度取得し、そこから学習した結果を用いて SR 画像を得る必要があることが分かる。また、SR 画像自体が、本アルゴリズムはあくまで“画像生成”のタスクであり、“画像復元”ではない点に注意を要する。出力された結果の妥当性については評価 (答え合わせ) する必要があり、現時点で未知の試料に適用することは、困難と思われる。今回の研究を通じて、SRGAN 法のメリット、デメリットを把握することができた。今後の研究に生かしてまいりたい。

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計0件

〔学会発表〕 計2件（うち招待講演 1件 / うち国際学会 0件）

| |
|------------------------------------|
| 1. 発表者名 吉田竜視 |
| 2. 発表標題 セラミックス材料のFIB-SEM三次元解析 |
| 3. 学会等名 日本顕微鏡学会第63回シンポジウム（招待講演） |
| 4. 発表年 2020年 |

| |
|------------------------------------|
| 1. 発表者名 吉田竜視、加藤丈晴 |
| 2. 発表標題 深層学習SRGANを用いたSEM像超解像の検討 |
| 3. 学会等名 日本顕微鏡学会第78回学術講演会 |
| 4. 発表年 2022年 |

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

| 氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号) | 所属研究機関・部局・職 (機関番号) | 備考 |
|---------------------------|-----------------------|----|
|---------------------------|-----------------------|----|

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8. 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

| 共同研究相手国 | 相手方研究機関 |
|---------|---------|
|---------|---------|