

## 深層学習によるファイバ分光器の高精度化 Fiber Spectrometer by Deep Learning

○井出和輝<sup>1</sup>, 松野裕<sup>2</sup>, 行方直人<sup>3</sup> 井上修一郎<sup>3</sup>

\*Kazuki Ide<sup>1</sup>, Yutaka Matsuno<sup>2</sup>, Naoto Namekata<sup>3</sup>, Shuichiro Inoue<sup>3</sup>

Abstract: Recently, DL(Deep Learning) techniques have been widely advanced. Specially, many image recognition problems which were known to be difficult previously, such as automatically classifying cancers have been solved using DL. In this paper, we apply DL image classification techniques to fiber spectrometer. Specifically, we improve the accuracy of fiber spectrometer reported in [1] using DL. We classify speckle patterns produced by interference between the guided modes of the fiber. By this classification, cost-effective spectrometer could be developed, compared with existing expensive spectrometers. Also, unlike in [1], in which speckle patterns classification is done using sophisticated and specialized optimization, our method is simple and general which could be applied to other optical measurement experiments, using DL techniques.

### 1. 概要

近年発展してきた深層学習は、様々な分野での応用研究が盛んに行われている。特に画像認識の分野においては、人間でも判断するのが難しい細かな画像の特徴を捉えて分類する問題に対しても一定の成果を挙げてきている。

本研究では、深層学習の画像分類の技術を光学系の測器に適用する。具体的には、従来研究<sup>[1]</sup>で行われている光ファイバを使用した分光機能を深層学習を用いてより精度の高いものにすることが目的である。光を光ファイバに入力したときに得られるスペckル画像を深層学習モデルで学習し、波長ごとに分類することで入力光の波長を推測する。従来研究<sup>[1]</sup>では高度かつ特化された最適化が行われていたのに対し、深層学習を用いることによりシンプルかつ他の光学測定にも応用できる最適化手法を得られる可能性がある。

### 2. 光ファイバの分光器への応用

従来研究<sup>[1]</sup>では、ステップインデックス・マルチモードファイバに光を入力し出力されるスペckル画像を取得している。波長を変化させて複数の画像を取得し、光ファイバの透過率を計算で導き出す。求められた透過率とスペckル画像を元に入力の波長を求めることができる。

この際、実験時のノイズも混入するが、これを高度な最適化処理によって除去している。結果的に1450[nm]~1550[nm]の間で0.2[nm]間隔の精度で実現している。

光ファイバを用いた手法の利点としては、小型で軽量

で低コストな点が挙げられる。

### 3. 深層学習による手法について

本研究では、高度な最適化処理が必要である光ファイバによる分光機能を深層学習により実現するために光ファイバへの単波長入力光を予測するタスクに取り組む。

今回はテスト段階として、通常のCNN(Convolution Neural Network)を利用する。CNNの利点としては、Convolution層により、隣同士の画素との関係を失わず特徴を捉えることができること、Pooling層によって特徴ごとの位置ずれに強いという点などが挙げられる。一方でその利点が欠点としても挙げられる。Pooling層によって特徴同士の空間的関係性が失われているとも言えるからである。

今回分類問題として挑戦するのは光のスペckル画像であり、似たような模様を分類するタスクである。それぞれの画像には同じような特徴が多く見られる。そのため特徴量を抽出するだけでなくその位置関係も同時に学習させる必要が出てくる可能性がある。このことからベクトルで学習することができるCapsNet<sup>[2]</sup>も実験的に使用する。

### 4. スペckル識別実験

今回はテスト段階として図1のような実験系を構築した。今回は長さ5[m]の光ファイバを使用した。

実際に取得したデータの一部を図2に示す。今回はテスト段階なので、それぞれのステップ数で11クラス各クラス100個のデータを所得した。つまり、今回の実験では、0.1[nm]ステップで1501.0~1502.0[nm]の波長変

化, 0.01[nm]ステップで 1501.00~1501.10[nm], の波長変化 0.001[nm]ステップで 1501.000[nm]~1501.010[nm]の波長変化でデータを取得した。また, クラス分けの精度を上昇させるために, 前処理として画像を 2 値化したものも学習させる。0.001[nm]ステップではむしろスペckル画像の細かな違いが 2 値化によって見えなくなってしまうが, 0.1[nm], 0.01[nm]ステップであればむしろスペckル画像の違いがよりわかりやすくなり, 分類問題としての難易度が下がると予測される。実際に図 2 の画像データを 2 値化したものを図 3 に示す。

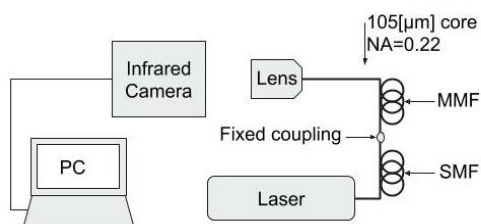


Fig. 1. A schematic diagram of the fiber spectrometer setup. Emission from the laser is coupled via a single-mode polarization-maintaining fiber(SMF) to the multimode fiber (MMF), with a standard FC/PC mating sleeve. A 20x objective lens image the speckle pattern generated at the end facet of the fiber to the infrared camera.

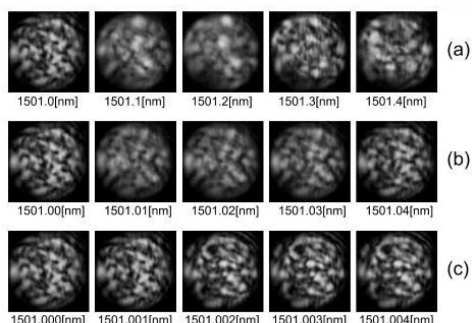


Fig. 2. Speckle data training samples(GrayScale). (a)0.1[nm]step. (b)0.01[nm]step. (c)0.001[nm]step. The resolution of (a) (b) (c) is 80x80.

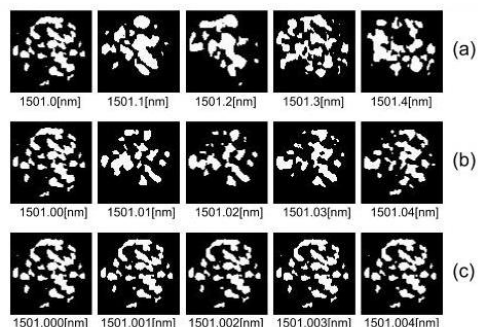


Fig. 3. Speckle data training samples(Binary). (a)0.1[nm]step. (b)0.01[nm]step. (c)0.001[nm]step. The resolution of (a) (b) (c) is 80x80.

### 5. 初期実験の結果

現段階では, 十分な結果はでておらず, 表 1 の実験結果を見るとどれも同じような値に収束していることがわかる。

Table 1. Accuracy when CNN and CapsNet are applied to both Binary data and Grayscale data of 0.1step, 0.01step, and 0.001step data respectively

|                          | 0.1[nm] | 0.01[nm] | 0.001[nm] |
|--------------------------|---------|----------|-----------|
| CNN (Grayscale data)     | 0.0909  | 0.0909   | 0.0909    |
| CNN (Binary data)        | 0.0909  | 0.0909   | 0.0909    |
| CapsNet (Grayscale data) | 0.0909  | 0.0909   | 0.0909    |
| CapsNet (Binary data)    | 0.0909  | 0.0909   | 0.0909    |

### 6. 考察と今後の予定

現段階では, 各スペckルの 1 クラスあたりの画像データ数は 100 である。一般的に深層学習を用いてクラス分けをする場合, 1 クラスあたりのデータ数 100 という数字は少ない。現段階で十分な結果が出ていないのは, ネットワークモデルの最適化が不十分であるという可能性もあるが, どれも同じような値に収束していることから, 主にデータ数の少なさに原因があると思われる。現在大量にスペckル画像を取得するための自動撮影システムを構築中である。今後は, 大量に取得したスペckル画像を用いてネットワークの学習を行うことで一定の精度が出ると考えられる。

また, 画像のデータ数を増やしても 0.001[nm]などの小さい波長の変化によるスペckル画像を分類するのは困難になると予想される。解決策としては, 光ファイバの長さを現在の 5[m]から更に長いものに変更する手法があげられる。光ファイバを長くすることで, 中を通る光の反射回数が増えるため, よりスペckル画像の違いがわかりやすくなるためである。

### 7. 参考文献

[1] Brandon Redding, Sebastien M. Popoff, and Hui Cao Author Information, “All-fiber spectrometer based on speckle pattern reconstruction”, Optics Express, Vol.21, Issue 5, pp6584-6600, (2013).  
 [2] Sara Sabour, Nicholas Frosst, Geoffrey E Hinton, “Dynamic Routing Between Capsules”, arXiv:1710.09829v2 [cs.CV] 7 Nov 2017.