

早稲田大学大学院情報生産システム研究科

博士論文審査結果報告書

論 文 題 目

**Study on Few-Shot Image Classification Based on Class
Distribution Estimation Using Maximum A Posteriori**

申 請 者

Jiaying WU

情報生産システム工学専攻
ニューロコンピューティング研究

2022 年 9 月

深層学習は、データから直接特徴表現を学習する強力な能力により、多くの課題解決にブレークスルーを起こしている。画像分類は、大規模な人手によるラベル付け学習データを用いることで高精度に実現できるが、学習データが少ない場合には困難と言われている。一方、人間であれば、過去少数回しか見たことのない物体に対して、目の前に同じような物体が現れたとき、それを思い出して認識することが可能である。このような人間の能力を深層学習で模倣するために、基本クラスと呼ぶ豊富なラベル付きサンプルから学習し、少ないラベル付け例で新規クラスに汎化するモデルを獲得する **Few-Shot** 画像分類が考案されている。しかし、新規クラスとして与えられるサンプルの希少性（数個）により、従来の深層学習では過学習が生じる。最近、この問題に対処するため、特に単一サンプルが与えられた新規クラスの分布をモデル化する手法が注目されている。これらの手法では、まず、新規クラスの分布を基本クラスのデータセットから得られた分布をもとに、新規クラスのサポート画像による変形を加えて獲得する。そして、その分布から十分な学習データをサンプリングすることで、効果の高い分類器を学習することができる。しかし、従来では、条件付きオートエンコーダー（Schwartz et al., 2018）や **Generative Adversarial Networks**（GAN）（Li et al., 2020）のようなブラックボックス生成モデルを用いて分布学習や変形およびデータサンプリングを実現しているが、精度よく新規クラスの分布を推定できる学習法がまだ確立されていないという課題を残している。

そこで本研究では、新規クラスの分布を推定するために、シンプルかつ効果的なベイズ推定法を提案している。まず、**Box-Cox** 変換を用いて、特徴表現空間における基本クラスおよび新規クラスのデータを正規分布に従うように変換する。次に、このような正規分布に従う基本クラスおよび新規クラスからなる多峰性分布モデルにおいて、十分なデータのある基本クラスは最尤推定で、データの少ない新規クラスは最大事後推定（**Maximum A Posteriori** : **MAP**）で基本クラスおよび新規クラスの分布モデルのパラメータを推定することが可能であることに注目する。そして、推定された新規クラスの分布から十分な学習データをサンプリングすることで、精度よく画像分類を実現している。一方、**MAP** 法を用いた点推定法では、ベイズの定理を応用して基本クラスの事前知識を効果的に取り込み、新規クラスの分布推定を実現しているが、提案モデルでは、特徴抽出器として深層バックボーンネットワークが基本クラスの画像データのみで事前学習されているため、未知の新規クラスの画像特徴と基本クラスの画像特徴の間に偏りが生じる。本研究では、分布推定のための **MAP** 法を偏りのない理想的な状況下だけでなく、偏りのある状況下でもその偏りを対処した **Few-Shot** 画像分類を行っている。

以下に、本論文の構成と各章の概略について述べ、評価を与える。

第 1 章では、**Few-Shot** 画像分類およびその関連研究を紹介し、本研究の動機・目的を明らかにしている。

第 2 章では、MAP 法による新規クラスの分布推定に基づく Few-Shot 画像分類について述べている。Few-Shot 画像分類における過学習問題は、与えられた少数のサンプルで新規クラスに対する分布推定を行い、推定されたクラス分布から十分な学習データをサンプリングすることでうまく解決することが可能である。本論文では、まず、Box-Cox 変換で特徴表現空間における基本クラスおよび新規クラスのデータを正規分布に従うように変換を行っている。次に、確率的枠組みにおける MAP 法による点推定法を利用し、精度の高い新規クラスの分布推定モデルを提案している。提案モデルは、事前学習された特徴抽出器と分布推定器の 2 つの部分から構成されている。特徴抽出器は、基本クラスの画像データで事前学習した深層バックボーンネットワークであり、全画像の特徴を抽出するために利用される。分布推定器は MAP 法によるものであり、新規クラスに対して、MAP 法による推定平均は、特徴表現空間における新規クラスのサポート画像のサンプル平均と、基本クラスからの k 個の最近傍 (k -Nearest Neighbor: k NN) の事前平均の組み合わせである。最後に、推定された各新規クラスの正規分布を用いて、高精度な分類器を実現するために十分な学習データをサンプリングしている。性能評価の数値例では、miniImageNet (Ravi et al., 2017)、tieredImageNet (Ren et al., 2018)、CUB-200-2011 (Welinder et al., 2010)、CIFAR-FS (Krizhevsky et al., 2009) という 4 つの Few-Shot ベンチマークデータセットを用いた実験の結果、1 ショットおよび 5 ショットのタスクにおいて、各データセットの従来法の最良結果よりも 1.77% ~ 6.78% 向上し、最先端手法を大きく上回ることが示されている。例えば、tieredImageNet の 1 ショットタスクでは、従来最先端法 DeepEMD (CVPR'20) の正確率が 71.16% であるのに対して、提案法は 76.03% である。これらのことから、提案法の有効性が明らかとなっている。

第 3 章では、セマンティック特徴による事前分布の選択を改善した MAP 法について述べている。MAP 法を用いた点推定法では、基本クラスから k NN を選択することが事前分布として重要であるが、事前学習された特徴抽出器は、未知の新規クラスからのサポート画像に対する特徴抽出において偏りがあり、特にクラス中心から遠い場合、正確な事前分布 k NN を選択することが困難となる。本論文では、特徴抽出器によらない各クラスのセマンティック特徴表現を活用した指標で、クラス中心からのサポート画像の距離を判断し、MAP 法における事前分布の選択の精度を向上させている。具体的には、視覚的特徴量とセマンティック特徴量からそれぞれ選択された k NN の差分に基づいて、サポート画像がクラス中心から近いか遠いかによって指標値を与える。サポート画像がクラス中心から遠い場合、セマンティック特徴で事前分布の k NN を求め、それ以外の場合は、視覚的特徴とセマンティック特徴の両方を連結して事前分布の k NN を選択して、事前分布の選択を改善して、高性能の MAP 法を実現し高精度の分類器を実現している。性能評価の数値例では、前述の 4 つの Few-Shot ベンチマークデータセットを用いた実験の結果、1 ショットおよび 5 ショットのタスクにおいて、各データセットの従来法の最良結果よりも 2.08% ~

12.68%向上し、最先端手法を大きく上回ることが示されている。例えば、tieredImageNet の 1 ショットタスクでは、従来最先端法 DMF (CVPR'21) の正確率が 71.89%であるのに対して、提案法は 79.58%である。これらのことから、提案法の有効性が明らかとなっている。

第 4 章では、MAP 法による新規クラスの分布推定を用いた識別性の高い特徴空間へ変換できるトリプレットネットの構築およびそれに基づいた Few-Shot 画像分類について述べている。精度の高い分類には明確なクラスとクラス間の境界が重要であるが、事前に学習した特徴抽出器で抽出された新規クラスの特徴表現は偏りによって発散し、他のクラスのサンプルと重なり、分類が困難になる場合がある。本論文では、この問題を解決するために、同じクラスに属する特徴量の分散を小さくし、異なるクラス間の特徴量距離を大きくするように対照学習を適用してトリプレットネットを学習させ、識別性の高い特徴表現空間を構築している。具体的には、まず、基本クラスのデータに対して対照学習によりトリプレットネットの事前学習を行う。次に、MAP 法で推定した新規クラスの分布でサンプリングして得た学習データを用いて、新規クラスからの特徴表現にうまく汎化できるようにトリプレットネットを再学習させている。最後に、画像分類を再構築された特徴表現空間で行っている。性能評価の数値例では、前述の 4 つの Few-Shot ベンチマークデータセットを用いた実験の結果、1 ショットタスクと 5 ショットタスクの両方で、各データセットの従来法の最良結果よりも 1.09%~13.09%向上し、最先端手法を大幅に上回ることが示されている。例えば、CUB の 1 ショットタスクでは、従来最先端法 ProtoNet (NeurIPS'17) の正確率が 71.88%であるのに対して、提案法は 81.27%である。これらのことから、提案法の有効性が明らかとなっている。

第 5 章では、結論として、本研究の成果について総括し、今後の研究課題を論じている。

以上を要約すると、本論文では、MAP 法を用いた点推定法を適用し、基本クラスからの事前知識を取り込み、新規クラスの分布を推定するシンプルかつ効果的ベイズ推定法の提案を行っている。さらに、新規クラスの画像特徴と基本クラスの画像特徴の間にある偏りも対処し、高性能な Few-Shot 画像分類法を提案している。また、提案法を 4 つのベンチマークデータセットに適用しその有効性を明らかにしている。これらの成果は深層学習、ニューロコンピューティング分野の発展に寄与するところ大である。よって、本論文は、博士(工学)の学位論文として価値あるものと認める。

2022 年 8 月 5 日

審査員

主査	早稲田大学	教授	博士(情報工学)(九州工業大学)	古月 敬之
副査	早稲田大学	教授	工学博士(早稲田大学)	吉江 修
	早稲田大学	教授	博士(工学)(早稲田大学)	藤村 茂