

審査の結果の要旨

氏名 長野 祥大

本論文は 6 章からなる。第 1 章ではデータセットに含まれるデータ点同士の関係をインスタンス間構造と定義し、特定のインスタンス間構造を仮定したもとのニューラルネットワークを用いた表現学習の動機について述べられている。第 2 章では、本論文の基礎となるニューラルネットワークを用いた生成モデル学習、特に Variational Autoencoder (VAE) についてまとめている。第 3 章から第 5 章では具体的に様々なインスタンス間構造のもとの VAE の挙動の数値解析及びモデル拡張の提案について述べられており、それぞれクラスター構造、階層構造、局所構造について着目している。第 6 章ではこれらの研究が総括されている。

生物の神経回路を模した知的情報処理を目指して研究が始まった人工ニューラルネットワークであるが、現在では大規模な計算機と大量のデータセットを背景に、非線形関数の近似器として広く利用されている。特に、微分可能な計算グラフという共通基盤は、問題設定(目的関数)・モデル・最適化アルゴリズムを独立に分離可能にし、これまで様々な分野でドメインごとに培われてきた技術を相互に交換可能にした。第 3 章から第 5 章のテーマであるニューラルネットワークを用いた生成モデル学習では、このような背景から事実上任意のデータ構造のモデル化が可能である。一方で、実用上はデータセットの背後に何らかの構造を仮定することで探索すべき空間が制約され、学習器の性能が向上する。特に表現学習のような教師なし学習においては、得られる内部表現はデータセットの構造とモデルの構造の関わりに大きく依存する。データセットの構造を反映したモデル構造として、画像データの隣接ピクセル間の相関を利用する畳み込みや音声データの周波数の倍音特性を利用する Dilated Convolution などが挙げられる。対して、高次元な観測データの次元間の相関以外に、データセットに含まれるデータ点同士の関係を構造として考えることも可能である。本論文は、このような構造をインスタンス間構造と定義し、様々なインスタンス間構造に対して既存モデルの挙動の数値解析や、より適したモデル・アルゴリズムの提案を行うものである。

本論文の 3 章から 5 章では、具体的なインスタンス間構造としてクラスター構造、階層構造、局所構造を取り上げている。第 3 章では、クラスター構造に対する学習済み VAE を数値的に解析することで、その推論のダイナミクスがクラスター構造を反映することを明らかにした。これまでノイズを含む画像に対して VAE を繰り返し適用することで徐々にノイズが除去できることが経験的には知られていた。このような経験的事実に対して、繰り返し推論による活動パターンのクラスターへの中心が影響していることを明らかにした。上記の研究内容は既存の機械学習モデルが特定のデータセットの構造に対してどのように振る舞うかを明らかにしたという点で意義深く、その成果は *Scientific Reports* に採択された。

第 4 章では、階層的なデータセットに対して有用なモデルとして双曲空間を用いた生成モデルを提案している。これまで、双曲空間を用いることで階層的なデータセットを効率的に表現できることが知られていたが、双曲空間への埋め込みの殆どは決定論的なモデルに留まっていた。

この章では深層学習など勾配ベースの学習アルゴリズムにとって有用な性質を持つ双曲空間上の確率分布を構成することで、不確実性を含む双曲空間への埋め込みを可能にした。本章の成果は深層生成モデルの特定データ構造への拡張という点で特に意義深く、その成果は *International Conference on Machine Learning* に採択された。第 5 章ではより普遍的なデータ構造として、データ点同士が局所的に関係し合う局所構造に着目し有用なモデル提案を行っている。表現学習において近年着目されている **disentangled representation** というデータセットの背後にある少数の操作変数を抽出するために、操作変数ごとに典型的なスケールが存在するという仮定のもとメタ学習を行うことが有用であることを実験的に示した。**Disentangled representation** は表現学習にとって普遍的かつ重要な問である一方、その問題設定から困難性が指摘されており、本章の貢献は **disentangled representation** を達成するための帰納バイアスを明らかにするという点において意味を持つ。

以上のように第 3 章から第 5 章で述べられている個々の研究はそれ自身意義深いものであることに加え、これらは個別的研究に終始しない。本論文は、特にデータセットのインスタンス間構造に着目することで、データ構造とそれに適したモデル・アルゴリズムの関係について統一的に論じている。深層学習研究では次元間の構造に焦点を当てて探索すべきモデル空間を削減するアプローチが多々行われている。本論文では、相補的な構造としてインスタンス間構造もまた深層学習のモデル・アルゴリズム設計に有用であることを示した。また、深層学習はその手法の特性から機械学習の 3 つの大きな要素である目的関数・モデル・アルゴリズムを独立に操作し研究可能である。深層学習研究に対するデータ構造の有用性を示すと同時に、本論文はデータ構造と情報処理の仕組みの関係を議論する上で深層学習研究が適していることを指摘しており、この視点は今後の当該分野研究の発展に寄与すると考えられる。

なお、本論文第 3 章は唐木田亮氏及び岡田との共同研究、第 4 章は山口正一郎氏、藤田康博氏、小山雅典氏との共同研究、第 5 章は高木志郎氏、吉田雄紀氏及び岡田との共同研究であるが、いずれについても論文提出者が主体となって手法提案・数値実験・論文執筆を行ったもので、論文提出者の寄与が十分であると判断する。

よって本論文は博士（科学）の学位請求論文として合格と認められる。

以上 2479 字