

氏 名	加 藤 聡 太
国 籍 ・ 本 籍	愛知県
学 位 の 種 別	博士（工学）
学 位 の 番 号	甲372
学位授与の日付	令和6年3月18日
学位授与の要件	名城大学学位規程第3条第3項該当
学 位 論 文 題 目	深層学習を用いた偏りのあるデータに対して 頑健な学習手法に関する研究
論文審査委員	主 査 堀 田 一 弘
	副 査 山 田 啓 一
	副 査 寺 本 篤 司

論文内容の要旨

本研究では実世界の偏りのあるデータに対して有効な学習方法の研究に取り組む。

画像認識分野では、深層学習を用いた手法が高い認識精度を達成することが広く知られており、深層学習モデルのための大規模な画像データセットの構築が重要な課題である。

しかし実世界の環境で無作為に収集されたデータセットには、多くの場合「偏り」が発生する。例えば、画像をあるカテゴリに分類するクラス分類問題においては、あるクラスに属する画像がデータセット内で多くを占め、残りのクラスの画像がほとんど存在しないといった、クラス間のデータ数の割合が不均衡なデータセットになる場合がある。

またクラス分類よりも高度な認識課題であるセマンティックセグメンテーションでは、画像内の検出したい領域が複数ある場合、各領域の大きさに「偏り」が発生しているデータセットがほとんどである。この場合、検出したい領域と背景領域の面積比が極端に大きく、大きな領域の学習に深層学習モデルが支配される。

さらに、同じカテゴリに含まれる画像データであっても、撮影時期や撮影機材、また画像の形状などが大きく異なる場合には、同じカテゴリ内でサンプル間の「偏り」が発生することが考えられる。

この場合各カテゴリ内には多様な画像が含まれることになり、深層学習モデルの学習が難しくなるといった問題が発生する。

特に CT 画像や MRI 画像などの医用分野の画像や、産業分野の異常品検知のための工業製品の画像など、異分野の画像データに対しこの「偏り」は発生しやすく、このようなデータを用いた場合の学習方法の検討は、深層学習の実世界応用において解決すべき重要な研究課題である。

そこで本研究ではまず、クラス間のサンプル数で発生する不均衡に対して有効な、クラス分類のための損失関数を 2 つの戦略から研究する。

従来の深層学習モデルを用いた画像分類の学習では、交差エントロピーに基づいた損失関数を使用されているが、この損失関数はデータ数の不均衡を無視し、各クラスで不均一な勾配を生成する問題点が存在する。この場合モデルの出力確率は勾配が大きい多数クラスに偏っており、少数クラスの精度低下の原因であると考えられる。

そこで、不正解クラスの交差エントロピーを選択的に直接最大化する新たな損失関数を提案する。各クラスのラベル情報から、不正解クラスかつ出力確率を最小化するクラスを学習時に適応的に決定することによって、不正解クラスの交差エントロピーの最大化と、正解クラスの交差エントロピーの最小化を両立することができる。

2 つ目の戦略として、クラス不均衡学習において有効であると知られている、クラスマージンを用いた損失関数に焦点を当てる。提案手法では、従来考慮されていなかった、クラスマージンとサポートベクターマージン等で用いられてきたラージマージンとの関係性を解析する。さらにこの結果を用いて、正解クラスの出力と最大の不正解クラス出力間のラージマージンを考慮したクラス不均衡学習のための損失関数を提案する。クラス別のラージマージンを用いて少数クラスを多数クラスよりも強く正規化することで、クラス間で均一な勾配を用いた学習が可能である。

次に領域間で不均衡が発生するセマンティックセグメンテーションに対して有効な学習方法を検討する。まずセマンティックセグメンテーションで最も用いられている損失関数である Dice loss の式を再考し、Dice loss は特徴量の内積に基づく単純なコサイン類似度を用いた損失関数に書き換えることができることを解析した。この結果から、コサイン類似度を t-vMF 類似度に置き換えた t-vMF Dice loss を新たに提案する。t-vMF 類似度を用いることにより、Dice loss よりもコンパクトな類似度で損失関数で定式化することができる。さらに検証用データセットでの Dice 係数指標を利用し、類似度関数の形状をクラスごとに変化させる Adaptive t-vMF Dice loss を提案する。これにより、領域が大きく識別が簡単なクラスにはより幅が狭い類似度を適用し、領域が小さく識別が難しいクラスにはより幅が広い類似度を適用することができる。Adaptive t-vMF Dice loss により、クラスごとに最適な類似度を使用した適応的な学習が可能である。

また、血管など非常に細い領域を予測する管状構造セグメンテーションに焦点を当て、幾何学変換によって生成された擬似ラベルを用いた学習手法を提案する。この疑似ラベルは検出領域が元の正解領域よりも太いため、拡張疑似ラベルにより管状構造画像における領域間の不均衡問題による悪影響を軽減することができる。さらにこの疑似ラベルをより効果的に使用するため、新しいアテンション構造を提案する。これにより、管状構造セグメンテーションの Easy-to-Hard Learning が実現可能である。

最後に、同カテゴリ内で発生するサンプル間の不均衡に焦点をあて、分類学習、対照学習、セマンティックセグメンテーションの 3 種類の学習に基づく新しい分類手法を提案する。対照学習

により、同じカテゴリ内の画像特徴の距離を縮め、学習データ内に様々な画像データが含まれていても、分類に適した特徴空間を作成することができる。さらに画素単位で注目領域を学習するアテンション構造により、同一カテゴリで共通に存在する、画像内の重要な領域を強調して学習に使用することが可能である。さらにアテンションマップにより、予測根拠に関連する重要領域を可視化することが可能である。

本論文は、画像認識において発生する様々な偏りに対して、頑健かつ新しい学習手法を提案したものであり、本論文によって、深層学習の実世界応用がより加速することを期待する。