

不確実性を考慮したCNNのじん肺画像判定への応用

1240284 有馬 伊織

【 知能情報学研究室 】

1 はじめに

畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を用いた画像診断支援の研究が進められており, X線画像からのじん肺の診断支援の研究も行われている [1]. しかしながら, CNNの判定は完全なものではなく, またブラックボックス性の問題から結果に対する信頼性が確立されていない. そこで, 本研究では, ベイジアンニューラルネットワークを適用することにより, 不確実性を考慮した畳み込みニューラルネットワーク (CNN) によるじん肺画像の判定を行う.

本来のニューラルネットワークでは出力されるパラメータが収束すると, 入力に対して分類結果が出力されるだけであるが, ベイジアンネットワークでは, 出力が確率変数として出力され, 分類結果と確率値のペアが出力される. これを用いて, 結果と結果の不確実性を獲得するモデルを構築する. また, ベイジアンネットワークの複数のモデルを構築し, 不確実性を考慮したアンサンブル学習を行うことで, 精度の向上を目指す.

2 提案手法

本研究では, Resnet-18を基盤CNNとしベイジアンネットワークを構築する. 不確実性にはモデルの不確実性と認識結果の不確実性があり, 前者はモデルにドロップアウトを導入し, 推論時にもドロップアウトを適用することにより可能となる. 一方後者は, 予測値のエントロピー (2クラスの場合はソフトマックス値) で求められる. 本研究では前者は, 予測を100回繰り返した値の標準偏差が指標となる. これにより, じん肺の画像判定における信頼性を獲得する.

2.1 データセット

用いるデータセットとして, National Institute of Occupational Safety and Health (NIOSH) の胸部 X線画像データセット, 高知大学医学部 (KM) の胸部 X線画像データセット, National Institutes of Health Clinical Center (NIHCC) の胸部 X線画像の3つからなるデータセットを構築し, 画素値の標準化を行って用いる.

2.2 推定モデル

判定はじん肺か健康かの二値分類, 学習率として 10^{-3} , 繰り返し学習回数は15, バッチサイズは16, ドロップアウト率は0.5である.

2.3 実験方法

図1のようにカーネルサイズが3, 5, 7, 15の異なるモデルを作成し, それぞれの不確実性の計算を行い, 値の比較を行う. また, それぞれのモデルの出力されたソフトマックス値を足し合わせ, 値の大きい方を1とす

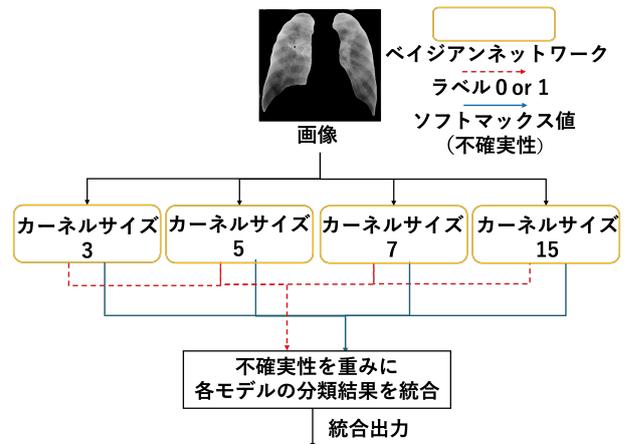


図 1: 提案手法モデル

るアンサンブル学習を行う.

3 結果・考察

カーネルサイズごとの不確実性の値となる標準偏差は0.05から0.06の間であり, 1に近づくほど不確実性が高く, 逆に0に近づくほど不確実性は低いと見ることができる. よって今回の結果ではすべてのモデルが信頼性のある判定を行っていると言える. また, カーネルサイズ3, 5, 7, 15のそれぞれの精度が80%, 80%, 82%, 80%となり, 不確実性を考慮したアンサンブル学習では精度が88%となったことから, 単体で判定を行った場合より精度が向上した. モデルの数を多くすることによってより精度の高いものを得ることができる可能性がある. また, 今回の判定は二値判定であったため不確実性が低く出力されたが, 本来じん肺画像は4クラスのラベルが付くモデルであるため, マルチクラス判定を行うことによって大きく変化するのではないかと考えられる.

4 おわりに

本研究では, 医療における画像判定の信頼性を不確実性という指標の元を実現することができた. 今回の推定モデルによる不確実性の数値は低く, 信頼性を確保しつつ, 複数モデルのアンサンブル学習によって精度を獲得することができた.

参考文献

- [1] 東, “胸部 X線画像からの機械学習を用いた塵肺検出に関する研究,” 高知工科大学修士論文, 2021.
- [2] J. E. Arco, et.al, “Uncertainty-driven ensembles of multi-scale deep architectures for image classification,” information fusion, 2023.