

CNN に基づくマンモグラフィ画像からの乳がんの 診断法

董, 璘
九州大学芸術工学研究院

井上, 光平
九州大学大学院芸術工学研究院

原, 健二
九州大学大学院芸術工学研究院

小野, 直樹
九州大学大学院芸術工学研究院

<https://hdl.handle.net/2324/2999963>

出版情報：電子情報通信学会総合大会講演論文集．2020，pp.D-7-9-，2020-03-17．電子情報通信学会
バージョン：
権利関係：© 2020 IEICE



CNN に基づくマンモグラフィ画像からの乳がんの診断法

Diagnosis of breast cancer from mammography images based on CNN

董 璘
Lin Dong

井上光平
Kohei Inoue

原 健二
Kenji Hara

小野直樹
Naoki Ono

九州大学大学院芸術工学研究院
Faculty of Design, Kyushu University

1. まえがき

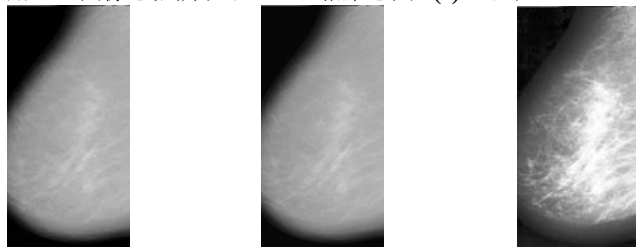
近年、乳癌はその高い病原性のために、女性の主要な死因の一つとなっており、腫瘍の早期診断が重要な課題になっている。医療画像診断は早期乳房腫瘍の一般的な診断方法である。本論文では、マンモグラフィ画像の乳腺疾患分類の精度を改善するために、改善された CNN 分類モデルの開発を目的とする[1]。

2. データベースの紹介

本研究で使用されたデータベースは、MIAS のミニマンモグラフィデータベースである。このデータベースには、 1024×1024 ピクセルのマンモグラフィ画像が 322 個あり、そのうち 208 個が正常な画像、114 個が異常な画像、63 個が良性、51 個が悪性である。このデータベース内の画像のほとんどは、採集のプロセス中に設備や外部環境などの要因によって乱されているため、多くのノイズが含まれている。より有用な特徴を自動的に学習するためには、データを前処理することが重要である。

3. 実験例

CNN モデルでは、元の画像を前処理して干渉情報を排除する必要がある。マンモグラフィ画像の前処理の例を図 1 に示す。ミニマンモグラフィデータベースの各画像の左側と右側には黒い部分があるため、これは画像の認識に影響を与えないため、 1024×512 ピクセルにトリミングする。トリミングした結果が図 1(a) である。画像の信号対雑音比を改善するために、トリミングされた画像のノイズが除去される。図 1(b) では、画像のノイズは主にスパイク状ノイズであるため、ノイズ除去にはメディアンフィルタのノイズ除去方法が使用される。次に、ヒストグラム平坦化を使用して画像を強調する。この結果を図 1(c) に示す。



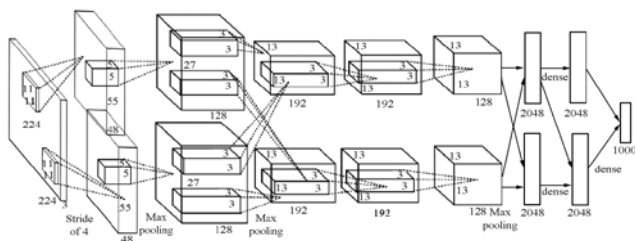
(a) トリミング (b) ノイズを除く (c) 画像強調

図(1): マンモグラフィ画像の前処理

より十分なデータを取得するには、データベースを拡張するためにデータ増強が使用される。本論文では、回転使

用してデータベースを拡張する。各画像は -90° 、 90° および 180° 回転され、データベースは元のデータベースの 3 倍に拡張される。画像の 70% はデータベースからランダムにトレーニングセットとして選択され、残りの 30% はテストセットとして使用される。

本研究で使用される AlexNet モデルには、5 つの畳み込み層と 3 つの完全に接続された層が含まれ、最大プーリング層は畳み込み層の一部の後に接続される。ReLU 関数はアクティベーション関数として使用され、dropout は過剰適合を避けるために完全に接続された層で使用される。ネットワークの構造を図 2 に示す[2]。



図(2): AlexNet モデル構造

トレーニングセットで 50 epoch を実行した後、テストセットでの分類精度は 82.67% に達した。既存の乳房腫瘍コンピュータ補助診断では、精度は 77.8% にとどまる[3]。その増分は 4.87% であった。

4. むすび

本論文では、マンモグラフィの疾患分類の精度を改善するために、CNN 分類モデルを提案する。本研究で CNN モデルは、トレーニングのために大量のラベル付きデータを必要とするが、実際には、ほとんどラベルのないデータである。今後は、より多くのデータ量に基づいて、半教師あり学習または教師なし学習を使用して、分類精度を改善するために改善された CNN モデルが提案される。

参考文献

- [1] Suzuki K. Survey of deep learning applications to medical image analysis[J]. Med Imaging Technol, 2017, 35(4): 212-226.
- [2] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]. Advances in neural information processing systems. 2012: 1097-1105.
- [3] Razzak M I, Naz S, Zaib A. Deep learning for medical image processing: Overview, challenges and the future[M]. Classification in BioApps. Springer, Cham, 2018: 323-350.