

「Deep Convolutional Neural Network を用いた MMG 乳腺濃度の分類モデルの作成と Data Augmentation による精度向上の試み」

埼玉県済生会川口総合病院
傳田 亜巳

1. はじめに

マンモグラフィガイドラインでは、脂肪組織が多いものから乳腺組織が多いものの順に、脂肪性・乳腺散在・不均一高濃度・極めて高濃度の4つに分類されている。乳腺濃度分類の判定は、乳房内のもとも乳腺が存在していたと予想される領域に乳腺が10%未満を脂肪性、10～50%未満を乳腺散在、50～80%未満を不均一高濃度、80%以上を極めて高濃度として分類されている(図1)。この乳腺濃度分類は乳がんカテゴリ分類にも影響を及ぼす重要な分類であるが、医師や技師の主観的評価により分類しているため、読影者間でも評価結果にバラツキが生じるという報告がある¹⁾。

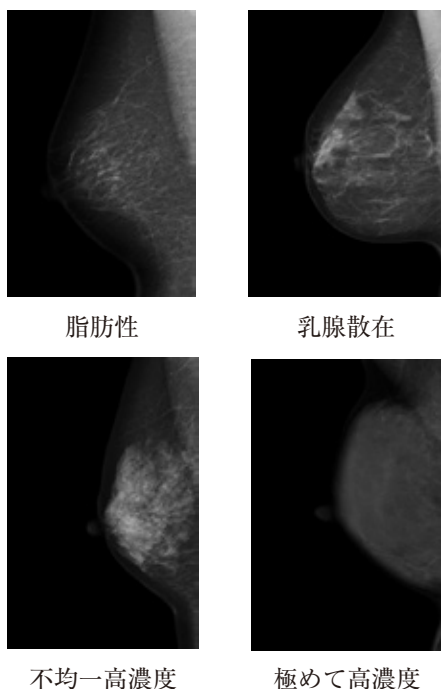


図1 乳腺濃度分類

また、近年 AI (Artificial Intelligence) を用いた画像解析が注目されており、MMG 乳腺濃度の

自動分類にも用いられている^{2,3,4,5,6)}。その中で、大島らの研究では画像を回転させることで学習データを拡張させる手法で研究報告されているが、オリジナル画像のみを用いた場合が最も良い結果となった。そこで本研究では、乳腺濃度を分類する AI モデルを Deep Convolutional Neural Network (DCNN) を用いて開発し、学習データの拡張方法として、極端に少ない脂肪性画像と極めて高濃度画像に対して階調変更によるデータ拡張を行い、オリジナル画像のみの場合と比較して分類精度が向上するか検討する。

2. 方法

研究方法の流れをフローチャートに示す(図2)。

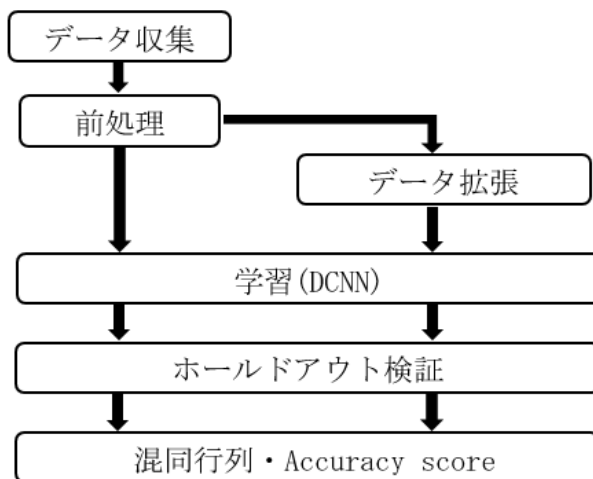


図2 研究方法の流れ

2-1 データ収集とデータ拡張

2020年8月から10月に当院で実施したMMG 検診者に対し、放射線科医4人により乳腺濃度分類されたMLO画像884枚(脂肪性29枚、乳腺散在345枚、不均一高濃度490枚、極めて高濃度

20枚)を使用した。この4分類のうち、それぞれランダムに選択した各10枚をテストデータ (Test) とした (表1)。表1より、脂肪性画像と極めて高濃度画像における画像枚数が極端に少ないことが分かる。従って、脂肪性の学習データ (Train) を294枚、極めて高濃度の学習データを291枚に拡張した (表2)。データ拡張を行うことで、学習データの画像枚数を平均化できていることが分かる。

データ拡張は、脂肪性画像と極めて高濃度画像に対して、自作のプログラムを用いて、学習データからランダムに輝度階調を変更して行った (図3)。

表1, 2共に学習データの各分類からそれぞれ10%を評価データ (Validation) として使用した。Validationとは学習データを用いて分類器を学習した後で、その分類器のハイパーパラメータをチューニングするために使用するものである。

表1 データ拡張なしのデータセット

	脂肪性	乳腺散在	不均一高濃度	極めて高濃度	合計
Train	19 (2%)	335 (40%)	480 (57%)	10 (1%)	844
Test	10	10	10	10	40

表2 データ拡張ありのデータセット

	脂肪性	乳腺散在	不均一高濃度	極めて高濃度	合計
Train	19 (2%)	335 (40%)	480 (57%)	10 (1%)	844
Test	10	10	10	10	40

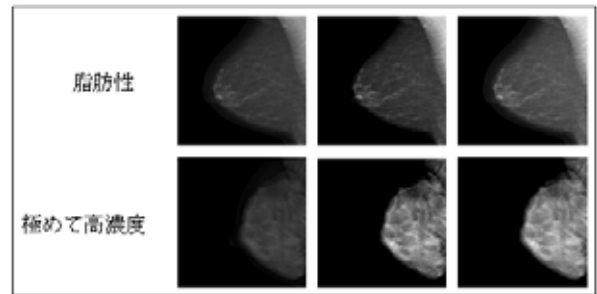


図3 データ拡張の1例

2-2 画像の前処理

MMG画像のDICOMデータを全て匿名化しpng変換を行った。またオリジナルマトリクスサイズ2082×2800ではデータ容量が大きいため、本研究では画像解析ソフトImage J Fijiを用いて256×256に画像再構成を行った。

2-3 AIモデルの作成

本研究で作成したDCNNモデルを図4に、表3に使用したパラメータを示す。特徴マップを抽出する畳み込み層を3層、データを圧縮するプーリング層1層を下図のように構築した。これらの多次元データを1次元にするためフラット化を行い、抽出した特徴量から識別処理を行う全結合層を構築した。また多クラス分類のため、出力層における活性化関数はSoftmax関数を用いて出力値の合計が1.0になるようにした。

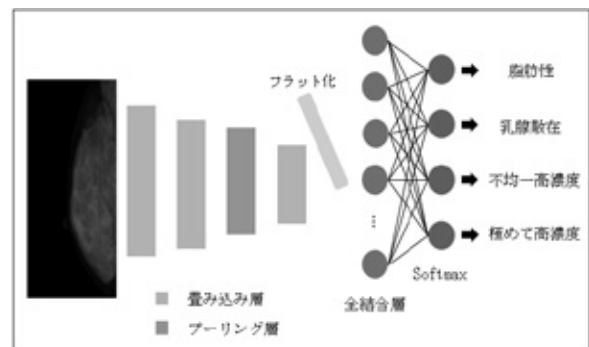


図4 自作のDCNNモデル

表3 使用パラメータ

学習回数	50
バッチサイズ	32
最適化アルゴリズム	Adam
活性化関数	ReLU

3. 結果

データ拡張なしの Model accuracy を図5(左)、データ拡張ありの Model accuracy を図5(右)に示し、縦軸が Accuracy (精度)、横軸が学習回数を示す。図5より、評価データでの分類精度がデータ拡張なしでは約80%、データ拡張ありで約90%となり、分類精度が向上した。

データ拡張なしの Model loss を図6(左)、データ拡張ありの Model loss を図6(右)に示し、縦軸が Loss (モデル誤差)、横軸が学習回数を示す。図6より、データ拡張なしでは学習回数を重ねてもモデル誤差にバラツキが生じたが、データ拡張ありではそのバラツキを抑え、モデル誤差を軽減することができた。

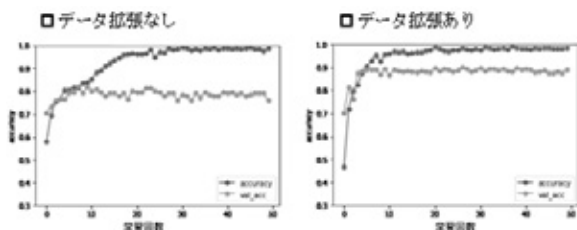


図5 Model accuracy

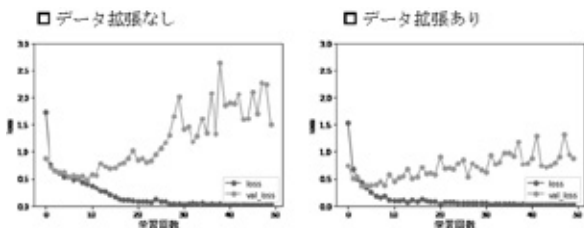


図6 Model loss

学習させた AI モデルにテストデータを用いて分類した結果を表4, 5に示す。脂肪性と乳腺散在を分類する精度と、不均一高濃度と極めて高濃度を分類する精度をそれぞれ比較すると、どちらもデータ拡張ありの場合で正解率が70%まで向

上した。Accuracy score もデータ拡張なしでは0.375であったが、データ拡張ありで0.7まで向上することができた。

表4 データ拡張なしの混同行列

		出力			
		脂肪性	乳腺散在	不均一高濃度	極めて高濃度
入力	脂肪性	1	8	1	0
	乳腺散在	0	5	5	0
	不均一高濃度	0	1	9	0
	極めて高濃度	0	0	10	0

表5 データ拡張ありの混同行列

		出力			
		脂肪性	乳腺散在	不均一高濃度	極めて高濃度
入力	脂肪性	7	2	0	0
	乳腺散在	0	5	5	0
	不均一高濃度	0	1	9	0
	極めて高濃度	0	0	3	7

4. 考察

学習データを拡張することで、過学習を軽減でき、脂肪性と極めて高濃度の正解率は向上することができた。また、Accuracy score も約1.8倍向上した。これは、テストデータで使用したオリジナル画像において、同じカテゴリでも構成画素(輝度)が異なることがある。これをデータ拡張により階調を変えることで学習データを補足でき、正解率が向上したと考える。

また、データ拡張を行っても Accuracy score が0.7であったのは、表4, 5の混同行列より、脂肪性と極めて高濃度の精度は向上したが、乳腺散在と不均一高濃度の精度に変化がなかったことが原因と考える。この乳腺散在と不均一高濃度の分類に関しては、目視による主観的評価においても識別に悩むケースが多い。そのため、学習時の特徴抽出においてもその主観的評価を反映していることが考えられる。また前処理でオリジナルマトリクスサイズ(2082 × 2800)から256 × 256のマトリクスサイズに約10%ダウンスケールしたことで相違する特徴点が少なくなったことも原因と考えられる。

巻頭言
公
示
会
告
お知らせ
誌上講座
特集
第34回SART学術大会
優秀演題賞
第34回SART学術大会
総会資料
動本
会
きの
強名
支
情
部
報
勉
掲各
示支
板部
コ求
ナ
人
議
事
録
動会
員
向の
役員
名簿
申F
込A
書X
ジ年
コ間
スルケ

5. まとめ

DCNNを用いた自作の乳腺濃度分類AIモデルを作成することができた。データ不足に対しては、階調変更によるデータ拡張を行うことで、AIモデルの分類精度を向上することができた。今後は、よりデータ枚数を増やして検討することや、データ拡張の方法を変えて検討する必要がある。

6. 参考文献

- 1) 乳房構成の判定法方 (NPO 法人日本乳がん検診精度管理中央機構, <https://www.qabcs.or.jp/news/20200206.html>)
- 2) 大島あみ, 神谷直希, 篠原範充: AlexNetを用いたマンモグラフィ画像における乳腺密度の自動分類, 医用画像情報学会雑誌, Vol.36 No.2 (2019)
- 3) 井上謙一: 畳み込みニューラルネットワークを用いたマンモグラフィの自動読影システムの構築, 医療情報学会・人工知能学会 AIM 合同研究会資料 SIG-AIMED-006-08
- 4) 加納拓弥, 周向荣, 子安裕美, 横山龍二郎, 原武史, 松尾政之, 藤田広志: Deep CNNに基づくCT画像からの乳腺濃度の自動分類法, 一般社団法人 電子情報通信学会 (2016)
- 5) Constance D. Lehman, MD, PhD · Adam Yala, MEng · Brian Dontchos, MD · Manisha Bahl, MD, MPH · Kyle Swanson, BS · Regina Barzilay, PhD: Mammographic Breast Density Assessment Using Deep Learning: Clinical Implementation: radiology.rsna.org · Radiology: Volume 290: Number 1- January 2019
- 6) Takuji Tsuchida, Toru Negishi, Yuka Takahashi & Ryuko Nishimura: Dense-Breast classification using image similarity: Published online: 06 May 2020

SART 学術大会 受賞にあたり

埼玉医科大学国際医療センター
石川 真衣

このたびは、優秀演題賞に選出いただき、大変光栄に存じます。治療計画 CT 撮影時の位置決め画像を利用した膀胱尿量推定の試みについて、発表させていただきました。

今回の発表から、CT 位置決め画像から膀胱尿量を推定することは、横断像撮影に進む前に追加蓄尿を指示することが可能であり、あきらかな蓄尿不足への対策としては十分であると考えられました。今回の計算モデルでは、膀胱を球体とみなして体積計算を行いました。膀胱を回転楕円体とみなして体積計算を行うと異なる値が得られるため、膀胱の形状に依存した使い分けが必要であると考えられます。今後、現場での運用に向けて検討を行いたいと考えております。

今回、初めてオンラインでの発表を行い、緊張でうまくいかないこともありましたが、貴重な経験をさせていただいたと感じております。今回の発表の機会を与え、ご指導いただきました上司の皆さま、ならびに SART 学術大会運営役員の皆さまに感謝申し上げます。

SART 学術大会 受賞にあたり

上尾中央総合病院
齊藤 里奈

このたび、優秀演題賞を賜り、大変光栄なものと存じます。学術大会関係者の皆さま、より良い成果が生まれるよう指導してくださった上位技師の先輩方に、心より感謝申し上げます。

このたびは、当院のマンモグラフィ装置に搭載されているコントラスト最適化処理である Premium View（以下 PV 処理）について検討を行いました。PV 処理により乳腺と脂肪層間のコントラストが向上し、モニタ観察の観察効率が改善されます。これまで、PV 処理の高濃度乳腺に対する有用性は示されていましたが、乳房厚の違いによる画像の変化に関しては検討されていませんでした。そこで、高濃度乳腺において乳房厚の違いが PV 処理に与える影響について検討を行い、乳房厚の違いによる PV 処理への影響はないことが明らかになりました。今後、症例のある乳房画像についても検討していこうと思います。

この受賞を励みに、これからも研究活動にいそしんでまいります。このたびは本当にありがとうございました。