

● 乳癌検診のデジタル社会 における高濃度乳房問題に 対する展望 ～AIを活用した 乳房構成の定量化と展望～

CLINICAL REPORT

湘南記念病院 乳がんセンター放射線科 | 川崎あいか

これからのデジタル社会において、我が国の乳房構成の評価は、従来の定性評価の基盤とMGの特徴量を抽出できるAIのメリットを併せ持つ定量評価法にシフトすることが予想される。定量評価は乳房構成の連続表示を可能にし、受診者の「高濃度乳房」に対する正しい理解への促進に貢献できる可能性がある。しかしどれだけ性能の良いAIのモデルを構築しても、ポジショニングの悪い画像では正しい評価はできない。私たち放射線技師はその重要性を理解し、常に自身のポジショニングの精度向上に努める必要がある。

In the digital society, the evaluation of breast composition in Japan is expected to shift to a quantitative evaluation method that combines the advantages of conventional qualitative evaluation and AI, which can extract MG features. Quantitative evaluation enables continuous sequence of breast composition and may contribute to the promotion of correct understanding of "dense breast". However, a correct evaluation cannot be made with images that are poorly positioned. We should keep striving to improve the positioning technique.

● はじめに

対策型マンモグラフィ(MG)検診における高濃度乳房問題の論点の一つに、受診者への乳房構成通知に関する課題がある。具体的には、受診者への情報提供のあり方や通知に伴う体制および整備の問題、そして目視による乳房構成判定の、観察者内および観察者間、あるいは機種間で生じるバラツキの問題である。後者について、日本乳がん検診精度管理中央機構および令和元年度厚生労働行政推進調査事業費補助金・がん対策推進総合研究

事業「乳がん検診の適切な情報提供に関する研究」班は2020年、主観によるバラツキの低減を目的に、乳房構成を判定するための具体的な方法(図1)¹⁾を提示し、翌年には乳房構成判定アトラスを公開した²⁾。一方、乳房構成の定量化に関する研究開発も行われている。ソフトウェアの代表例としては、Volpara³⁾やQuantra⁴⁾等が知られている。これらの多くはRAWデータを用いて乳房内の乳腺密度を算出する技術であり、客観性に優れ、高濃度乳房がもたらすリスクの一つである将来の乳癌の発症リスクと関連がある。しかし、もう一つのリスクである乳癌検出感度低下のリスクとの関連性は明らかでな

く、また日本人の乳房構成分類と必ずしも合致しない。医療画像と相性の良い人工知能(AI)のディープラーニング技術を用いた先行研究は、Liら⁵⁾の畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いた乳腺組織抽出によるスコア化であり、以降多くの研究が行われている。現在医中誌によって「乳房構成」あるいは「乳腺濃度」と「ディープラーニング」のキーワードで検索可能な国内の原著論文数は5本である。本稿では当院で構築した、U-Net⁶⁾というアルゴリズムを用いた乳房構成の定量化⁷⁾について一部紹介し、今後の展望を記す。

「乳腺濃度」や「乳房濃度」は適切な表現？

「人間がMG上において目視で高濃度と捉える乳腺の割合」を表現する用語に明確な定義はない。「乳腺濃度」あるいは

「乳房濃度」などと表現されることもあるが、日本医学放射線学会・日本放射線技術学会編集のマンモグラフィガイドラインでは従来、それらの用語について誤解を生む表現であり適切でなく、「乳房構成」が正しい用語と定義されている⁸⁾。X線の透過率による乳腺の濃度と「MGにおいて、乳腺の重なり方によって見た目

の濃度が異なって見えている」ことは同義ではないためと思われる(図2)。当院では熟考の末、乳房構成を判定するための指標としてMG高濃度率(Mammographic Dense Rate、MDR)と表現することにした。

U-Netによる自動領域抽出モデルの作成と学習精度

本法によるMG高濃度率(MDR)の算出は、目視における乳房構成の具体的な判定方法に基づいて行われる。すなわち、乳腺領域のpixelの総数を分母とし、その領域において、画素値が大胸筋の平均画素値(以下大胸筋画素値と表記)以上となるpixel数を分子として割合を算出する。

このときに重要となるのが、計測対象となる乳腺領域および大胸筋の範囲の設定であり、この領域を一定の規則で抽出できるように、ここにAIのsemantic segmentation技法の一つであるU-Netを活用した。具体的には、まずU-Netの学習用にMGのMLO画像500枚を用意し、MG高濃度率の算出に使用する乳腺領域および大胸筋、自動抽出の精度を上げる目的で加えた乳腺上方の脂肪領域の計3領域に対して、人間が手動でマスクング画像を作成した。次にMGを入力画像、手動マスクング画像を正解画像とし、500例をtraining用データとvalidation用データ、test用データに80:10:10の比率でランダムに分け、U-Netに3領域を同時に学習させ、自動抽出モデルを作成した。学習の精度は、Segmentationの類似度を示す指標の一つであるDICE係数⁹⁾で知ることができる。DICE係数は0から1の値をとり、1に近づくほど一致度が高く学習効果が高いことを意味する。今回作成したモデルのDICE係数は0.969であり(図3)、AIによる自動領域抽出の精度は高く、安定したMG高濃度率の算出が可能となった。また、学習用とは異なるMG 1,000枚に対して本法を用いてMG高濃度率を算出し、目視判定との関係性を調べた結果、目視判定が高濃度に移行するほどMG高濃度率が高くなった。U-Netによる自動領域抽出例を図4に、MG高濃度率の算出例を図5に示す。このように、我が国の乳房構成の判定をベースに



図1 乳房構成の具体的な判定方法
日本乳がん検診精度管理中央機構 乳房構成の判定方法¹⁾より抜粋

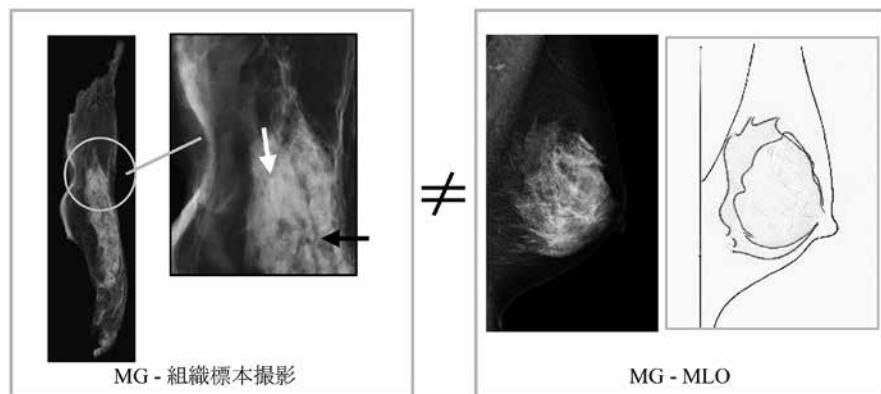


図2 乳腺の濃度とMGにおける見た目の濃度
a 組織標本撮影
白矢印：X線の透過率による乳腺の濃度、濃度勾配はほぼ一定。
小葉-乳管を取り巻く周囲間質¹²⁾と基質や線維が多い浮腫状間質¹²⁾を反映
黒矢印：乳腺内の脂肪の濃度、乳腺よりも低濃度。
脂肪置換した浮腫状間質や腺葉境界面に入り込んだ脂肪細胞を反映
b MG画像
赤：内側の乳腺、緑：外側の乳腺(※実際は複数の腺葉が存在)
MGでは複数の腺葉や介在する脂肪の重なり方によって見た目の濃度が異なって見えている。

→巻頭カラー参照