ISSN 2189-3047

Communication of the Imaging Group of the JSRT

画像通信

2023 年 4 月

Vol.46 No.1(通巻 90)

☆ 教育講演
「放射線科医目線の乳房画像を用いた興味ある研究」 獨協医科大学埼玉医療センター 久保田 一徳

☆ 第 93 回画像部会 『乳房画像で一緒に画像研究を始めませんか』
1.「乳房画像で一緒に画像研究を始めませんか」 岐阜医療科学大学 保健科学部 篠原 範充
2.「観察者研究による合成 2D マンモグラムの有用性の検証～マンモグラムによる観察者実験の準備プロセスの実際～」 聖マリアンナ医科大学附属研究所ブレスト＆イメージング先端医療センター附属クリニック 後藤 由香
3.「物理評価によるマンモグラフィの解析」 国際医療福祉大学 保健医療学部 放射線・情報科学科 西川 祝子
4.「マンモグラフィ品質管理項目に基づく画像評価と線量の研究」 東北大学病院 診療技術部放射線部門 千葉 陽子
5.「乳腺密度計測へのディープラーニング技術の応用」 近畿大学病院中央放射線部 山室 美佳
6.「Radio(geno)mics による乳がん診断の可能性」 新潟医療福祉大学 医療技術学部 診療放射線学科 甲斐千遥

☆ 技術紹介
①「デジタル X 線透視撮影システム「CUREVISTA® Apex*1」の開発」 富士フイルムヘルスケア株式会社 放射線診断事業部 柴田 太
②「CXDI-Elite における Built-in AEC Assistance 技術について」 キヤノン株式会社 医療機器第一開発部 三浦 亮介・医療機器第二開発部 田中 光

☆ 読者のページ
①「第 23 回 DR セミナー(オンライン)～おうちで学ぶ 初心者のための物理評価～を受講して」 NTT 東日本札幌病院放射線科 阿部 真也
②「第 23 回 DR セミナー(オンライン)～おうちで学ぶ 初心者のための物理評価～を受講して」 医療法人 王子総合病院 医療技術部 放射線技術科 武石 英樹

☆ 専門部会講座(入門編):
「XR(VR,AR,MR)と 3D プリントへつなげる 3 次元画像処理- 次世代技術への知識応用と実践テクニック -」 久留米大学医学部 医学教育研究センター 片山 礼司

☆ 専門部会講座(専門編):「機械学習による医用画像からの臓器情報の特徴抽出と領域セグメンテーション」 藤田医科大学医療科学部研究推進ユニット知能情報工学分野 健山 智子

☆ 大学/研究室/研究会紹介
①「新潟医療福祉大学 医療技術学部 診療放射線学科笠井研究室の紹介」 新潟医療福祉大学医療技術学部診療放射線学科 笠井 聡
②「順天堂大学 保健医療学部 診療放射線学科の紹介」 順天堂大学 保健医療学部 診療放射線学科 堀 拳輔, 臼井 桂介, 坂本 肇

☆ 画像部会 HP「研究情報サイトの紹介」 岐阜大学 教育学部技術教育講座 福岡 大輔
☆ 2022 年度事業報告・2023 年度事業計画
☆ 画像部会入会案内

JAPANESE SOCIETY OF RADIOLOGICAL TECHNOLOGY

公益社団法人 日本放射線技術学会
画 像 部 会

第 94 回　画像部会予告

日　時：2023 年 10 月 27 日(金)～29 日（日）の第 51 回日本放射線技術学会秋季学術大会期間中 予定

会　場：名古屋国際会議場（名古屋市）

内　容：「画像評価から考える画質と線量（予定)」

ROC セミナーの開催予定

第 13 回 ROC セミナー　:2023 年 5 月から 6 月(予定)　　会場:オンライン実施

臨床画像評価セミナーの開催予定

第 10 回臨床画像評価セミナー　:2023 年 7 月 8 日(土), 9 日(日)(予定)

会場：国立がん研究センター中央病院（東京都築地）

医用画像処理プログラミングセミナーの開催予定

第 44 回医用プログラミングセミナー　:2023 年 9 月 2 日(土)　　会場:オンライン実施

DR（ディジタルラジオグラフィ）セミナーの開催予定

第 24 回 DR セミナー　:2023 年 11 月 18 日(土), 19 日(日)　　会場：仙台(予定)

画像部会委員 氏名・所属・電子メール

篠原　範充（画像部会長）		
	岐阜医療科学大学保健科学部放射線技術学科	shinohara@u-gifu-ms.ac.jp
小野寺　崇	東北大学病院診療技術部放射線部門	onodera@rad.hosp.tohoku.ac.jp
田中　利恵	金沢大学医薬保健研究域保健学系	rie44@mhs.mp.kanazawa-u.ac.jp
寺本　篤司	藤田医科大学医療科学部	teramoto@fujita-hu.ac.jp
中山　良平	立命館大学理工学部	ryohei@fc.ritsumei.ac.jp
東出　　了	鈴鹿医療科学大学保健衛生学部	raryo@suzuka-u.ac.jp
柳田　　智	つくば国際大学医療保健学部	s-yanagita@tius.ac.jp
山本 めぐみ	広島国際大学保健医療学部	m-yamamo@hirokoku-u.ac.jp
由地 良太郎	東海大学医学部付属八王子病院	ryotaro.yuji@gmail.com

画像部会についてご意見やご希望等がありましたらご連絡ください.
画像部会に関する情報は，以下の web ページをご利用ください.

日本放射線技術学会：　http://www.jsrt.or.jp
画　像　部　会　：　http://imgcom.jsrt.or.jp

第 93 回画像部会プログラム

日 時：2023 年　4 月 14 日（金）15:30～18:30

会 場：パシフィコ横浜　会議センター　F201+202 室

1. **教育講演**：

司会 岐阜医療科学大学　篠原　範充

「放射線科医目線の乳房画像を用いた興味ある研究」

獨協医科大学埼玉医療センター　久保田　一徳

2. **画像部会　『乳房画像で一緒に画像研究を始めませんか』**：

司会　東北大学病院　小野寺　　崇

東海大学医学部付属八王子病院　由地良太郎

1. 乳房画像を用いた画像研究　岐阜医療科学大学　篠原　範充
2. 性能評価の方法

聖マリアンナ医科大学附属研究所ブレスト＆イメージング先端医療センター附属クリニック

後藤　由香

3. 物理評価によるマンモグラフィの解析　国際医療福祉大学　西川　祝子
4. マンモグラフィ品質管理項目に基づく画像評価と線量の研究　東北大学病院　千葉　陽子
5. 乳腺密度計測へのディープラーニング技術の応用　近畿大学病院　山室　美佳
6. Radio（geno）mics による乳がん診断の可能性　新潟医療福祉大学　甲斐　千遥

各種セミナーのご案内

・専門部会講座（画像）入門編　4 月 14 日（金）8 ：00～ 8 ：45 （414+415 室）

「XR（VR,AR,MR）と 3D プリントへつなげる 3 次元画像処理

－次世代技術への知識応用と実践テクニック－」　久留米大学　片山　礼司

・専門部会講座（画像）専門編　4 月 17 日（日）8 ：00～ 8 ：45 （F203+204 室）

「機械学習による医用画像からの臓器情報の特徴抽出と領域セグメンテーション」

藤田医科大学　健山　智子

教育講演

放射線科医目線の乳房画像を用いた興味ある研究

獨協医科大学埼玉医療センター放射線科　久保田一徳

1. はじめに

乳房の画像診断はマンモグラフィ、超音波、造影MRIを中心に行われ、これらのモダリティにおいて近年は乳房トモシンセシス、全乳房スキャナ、高速MRI撮像などの高精度の画像診断が進んでいる。さらに造影マンモグラフィ、非造影MRI、乳房専用PET、超音波CT、マイクロ波イメージング、光超音波イメージングなど次世代の画像診断機器も開発や利用が進み、人工知能（AI：artificial imaging）の導入も進みつつある。乳房画像は空間分解能(spatial resolution)を重視したmorphology image（つまり形状を評価するもの）と、血流や代謝など機能情報(function)を画像化して病変が光って見えるcontrast imageの2つに分けることができ、それぞれのモダリティをどの様に使用するのか画像診断の特徴をよく理解して考えられるようにしたい。また、モダリティを考える前に、画像診断の背景・目的についても十分に知っておく必要がある。

ここでは、これらの乳房画像の研究について、放射線科医の目線から興味あるものを取り上げるとともに、どのような研究が求められるのかについて解説したい。

2. 画像診断のバックグラウンド

乳房画像診断を考える際には、その目的や背景について明確にした上で検討する必要がある。研究発表においても背景は必要があり、単に画像の良し悪しを評価するのでは意味がない。以下の４つの重要なテーマを参考にしていただきたい。

① 乳癌の罹患者数、死亡者数とも増え続けている

② 高濃度乳房では乳癌が見つけにくく、、それ自体が乳癌発生のリスクとなる

③ 過剰診断、つまり病気を見つけても死亡の原因にならないものがある

④ 乳癌の発症リスクに応じた検査の選択が必要である

近年の乳癌治療方法の変遷は目まぐるしく、画像診断や撮影を行う立場から治療方法もある程度は知っておくべきである。乳癌手術では近年までは温存か全切除かをどう選択するかが重要な選択となっていたが、最近ではがんの根治（病気を治すこと）と整容性（見た目や形・姿）の両立を目指すオンコプラスティックサージェリーの概念が浸透し、シリコンバッグなどのインプラントや自己組織による再建術が多く導入されている。病変の広がりが多少でも疑われる場合や、病変の広がりがなさそうであっても再発リスクを心配することで、乳房全切除を選択した上で乳房再建を選択するケースが増えているわけである。そうなると、画像診断の必要性や役割も問われることになる。画像でみるべきポイントも、

病変の大きさや何センチの範囲にあるかだけでなく、乳頭や乳輪が残せるのかや皮膚の切除が必要かというところに変わってくる。さらにこれからはラジオ波焼灼療法（RFA）や凍結療法などといった非手術・非切除の治療方法も導入が進みつつあり、術後の放射線治療についても加速乳房部分照射（APBI）を含め多様化が進むため、それらの治療の適応判断のための高精度な画像診断が求められる。

乳癌の薬物療法についても従来のホルモン療法、抗がん剤による化学療法に加え、HER2 陽性乳癌には抗 HER2 療法、ホルモン受容体陽性 HER2 陰性乳癌には CDK4/6 阻害薬、BRCA 遺伝子変異陽性かつ HER2 陰性乳癌には PARP 阻害剤といった分子標的治療薬の導入が進み、劇的に変化しつつある。薬が良くなったから乳癌を画像で見つけなくても良いといったようなことはなく、治療効果を判別して適切な治療をどう選択するかのための画像診断が重要となってくる。

こういった乳癌画像診断の背景については、ガイドライン[1]などをよく参照しておくことが大事である。また、最近 Radiology 誌に掲載された 2 つの editorial はとても参考になる。Linda Moy 先生からは乳房画像診断の進化と未来について、マンモグラフィ検診のこれまでの動向や、近年の医療の発達や AI とあわせて解説されている[2]。Christiane K Kuhl 先生は、乳癌画像検査の現状と今後について、リスク層別化した検診、造影 MRI を現在の検診の第一候補とすべきだが最終的には新しい MRI 技術に置き換わっていくことについて、治療方法や AI の導入も踏まえて提言している[3]。

3. マンモグラフィ

それでは、各モダリティにおける研究やこれからの動向について見てみたい。マンモグラフィは国内でもほとんどがデジタルマンモグラフィとなり、アナログマンモグラフィの施行件数は厚生労働省が公開している令和２年度のレセプト情報を見るとすでに全体の 0.6%以下となっている[4]。マンモグラフィは AI の導入が強く期待される分野であり、デジタルデータとして取り扱うことによりそれが加速してきた。欧米においては CAD（computer assisted diagnosis）の導入が以前から進んでいたが、近年は deep learning を主体とした機械学習ベースの AI による高い診断能が報告され、製品化された高性能の AI が読影に導入されつつある。日本人の乳房に対しての AI の報告は少なく、今後の検討に期待される。また、マンモグラフィで問題となっている高濃度乳房についても、AI を用いることによる客観的な判定に期待されている。こちらも日本人の乳房での報告に限りがある[5]。マンモグラフィの AI 開発においては開発だけでなく実証することもとても大切である。

近年は乳房トモシンセシスの導入も進みつつある。トモシンセシスとは断層を意味するトモグラフィ（tomography）と合成を意味するシンセシス（synthesis）を合わせた造語であり、X 線管球を移動させながら低線量で複数の画像を撮影し、薄い断層画像を再構成する。通常のマンモグラフィを２D、トモシンセシスを３D と呼ぶことがある。断層画像のため乳腺の重なりを減少させることで病変を検出する感度を向上させる（図 1）。また、乳腺の重なりを偽病変として検出することが減るために特異度も向上し、不要な要精密検査を減らすことに期待される。欧米では大規模な臨床試験においてすでに有用性が示されており、日本でもデータが示されつつある[5,6]。今後わが国での普及が進むためには、さらに多くのデータが示されることに期待する。また、多くの画像を読影することになることや、追加の撮像による被ばくを避けることも考える必要があり、AI の導入による効率化や３D データから合成２D 像を作ること

で撮像を減らして被ばくを避けることにも期待され、このような研究が推進されることに期待する。

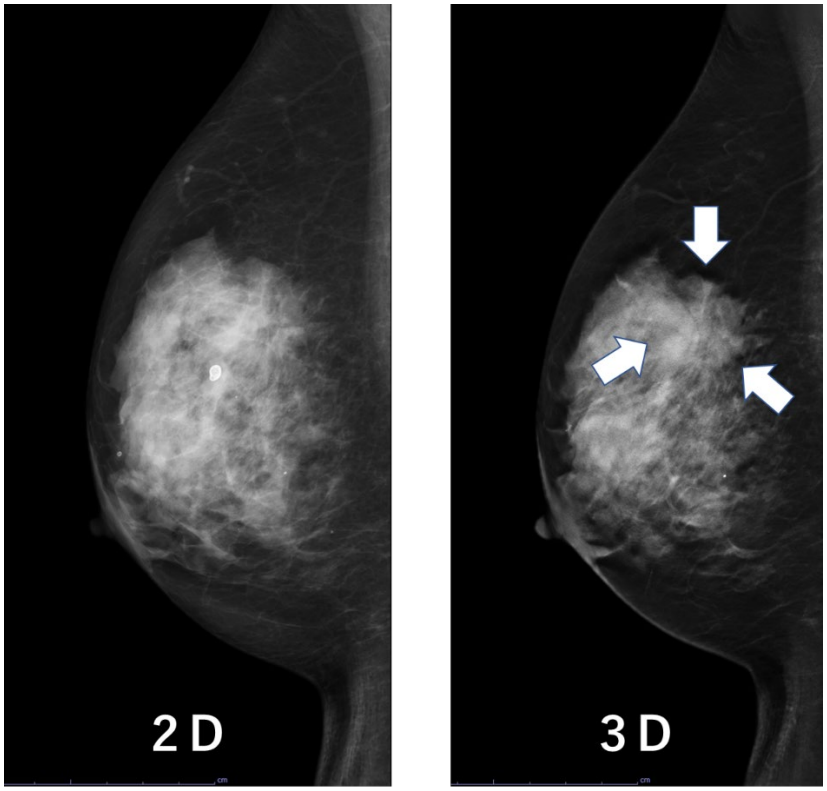


図 1　60 歳代女性、右乳癌、マンモグラフィ（右 MLO）

乳房の構成は不均一高濃度で、2D（通常のマンモグラフィ）では病変の指摘が難しい。3D（トモシンセシス）では不整形・境界不明瞭な腫瘤が同定される（矢印）。

4. 乳房超音波

乳房超音波は乳房の画像診断に多く用いられ、最近ではマンモグラフィとの併用による検診での使用も推奨されている。被ばくもなく、マンモグラフィで発見困難な高濃度乳房内の病変も検出でき、形状評価だけでなく血流（ドプラ法）や硬さ（エラストグラフィ）での評価による良悪性診断能も高い。わが国で 40 歳代の女性を対象に行われたランダム化比較試験（J-START）では、マンモグラフィと超音波を併用した群ではマンモグラフィ単独の検診群に対して、乳癌検出が増えるとともに中間期癌（検診と検診の間に発見される癌）の発生が半減することが示されている[7]。最終的なアウトカムとして死亡率減少の評価には至っていないが、この様な大規模の研究結果の有用性は非常に高く、今後の解析の追加にも期待される。検診あるいは診療において超音波をさらに用いていくためには運用上の技術的な問題点が解決されるとともに精度管理が十分になされる必要があり、それらについても検証していくことが求められる。

乳房超音波ではこれまで、再現性の問題と、術者依存といった 2 つの大きな問題が指摘されている[8]。これらを解決するためにはいくつかの方法が期待される。一つは全乳房スキャン装置の導入だが、どこ

の施設にも導入するというわけにはなかなか行かない。ハンドヘルドタイプの通常の超音波装置は既に広く普及しており、講習会を通して精度管理を行うことに期待できるとともに、このような精度管理の手法は海外からも評価を受けている[9]。また、技術導入によってスキャン範囲の漏れがないかの確認を行うことや、病変検出や診断の補助（CADe / CADx: Computer-Assisted Detection / Diagnosis）によって術者依存を減らすことにも期待される。近年 deep learning をもちいた画像分類を行う技術的なハードルはかなり低くなってきており、単施設でも多施設でも研究を試みることに期待する。我々のチームで行った研究では AI が専門医と同等以上の診断成績を上げており[10]、他にも国内での AI システムの作成により、生検の適応判断における高い判定性能が報告されている[11]。また最新の装置においてはプローブが高周波数帯を含む広い周波数帯域を持つことや、デジタルフルフォーカスにより表在から深部まで観察可能な画像が得られることを含め、基本的な画質が向上していること自体が再現性や術者依存を低減することに繋がることに気付かされる(図 2)。今後の技術的な画質向上にさらに期待される。

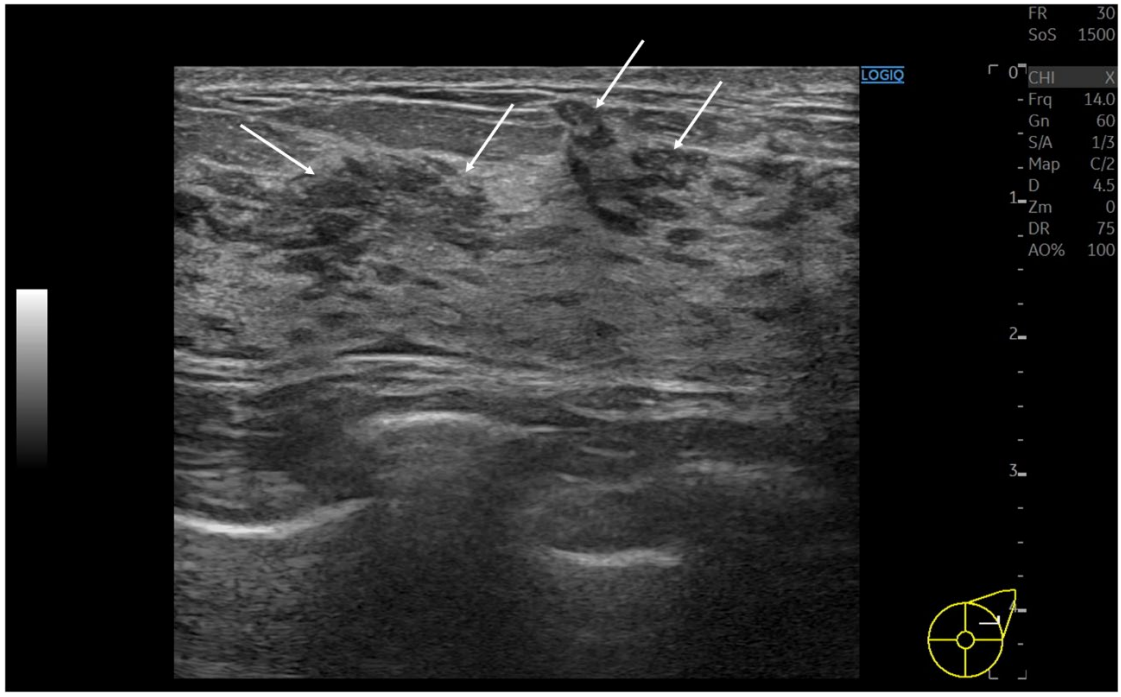


図 2　40 歳代女性、非浸潤性乳管癌　乳房超音波（B モード）

フルフォーカスで表在から深部まで鮮明に描出されており、正常乳腺組織と区別が難しい非腫瘤性病変（矢印）を同定することができた。

5. 造影乳房 MRI

造影乳房 MRI は乳癌の診断において最も診断能が高いモダリティである。国内では術前の広がり診断や副病変検出の目的で用いられることが多いが、海外ではスクリーニング目的での使用も多い。最近では国内でも遺伝性乳癌卵巣癌症候群（hereditary breast and ovarian cancer syndrome：HBOC syndrome）に対しての造影 MRI でのサーベイランスが推奨され、乳癌や卵巣癌を発症後の HBOC 患者に対しては保険

適用での検査が行われる[5]。

スクリーニング目的で乳房MRIを用いるには、撮影時間や読影時間のコストがかかりすぎるという問題があり、最近は省略型MRI（abbreviated MRI）の導入が提唱されている。造影前と造影早期の2つのシリーズのみの撮影を行い、MIP（maximum intensity projection）像だけで基本的に読影を行い、必要に応じて断面像も参照する[12]。これだけでも十分な診断能が得られることが多数の研究で報告されている。乳癌は早期に増強効果を呈することが多いため、病変の検出だけなら早期相だけの撮像でも良いと考えられる。一方で、後期相を撮影しないことで漸増型の増強効果を呈する良性病変もあわせて検出されてしまうため、特異度は下がる。最近ではT2強調画像を追加することで特異度低下を防ぐ試みもあり、高濃度乳房に対してのスクリーニング目的で乳房トモシンセシスとのランダム化比較試験において高い診断能を得られたことも報告されている[13]。実際に省略型MRIを導入しても、ポジショニングや準備の時間なども含めるとそれなりに時間はかかってしまうが、1時間当たり通常プロトコルでは2.3件のところを省略型MRIにしたら5.1件にできたといった検証の報告もある[14]。このような、実際の診断能や、実際の導入の結果といった研究もとても参考になり興味深い。省略型MRIはスクリーニング目的で用いるのであり、精密検査やHBOCなどのハイリスクの検査に用いるものではない。しかし、MRIのMIP像（とくに頭尾方向）の重要性が改めて示されたわけであり、通常の臨床においてもMIP像を呈示することが必須となっていることは理解いただきたい。

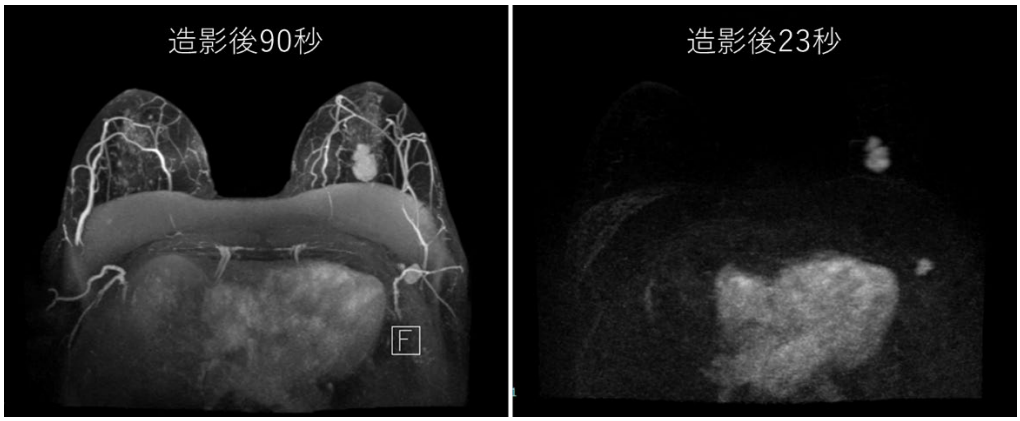


図3　70歳代女性、造影MRI MIP像（造影後90秒）およびultrafast dynamic（造影後23秒）

造影MIP像で左乳房に乳癌を疑う腫瘤があり、右乳房に異常がないとわかる。Ultrafast dynamic MRIでは背景乳腺や血管よりも早くに乳癌が増強効果を呈している。

最近では早期相の撮像を、造影剤投与から6秒以内のスキャンを繰り返すultrafast dynamic MRIが提唱されている[15]。View sharing法やcompressed sensing法、あるいは通常のスキャンでもSENSE factorを増やすことで、高分解能（スライス厚3mm以下、面内分解能1mm以下）の全乳房スキャンを行う。超早期相が観察できることで背景乳腺の増強効果（BPE：background parenchymal enhancement）によって病変の評価が紛らわしくなる前に病変だけを観察できる意義が高い（図3）。また、ultrafast dynamicだけではwashoutは見られないものの、早期の血流流入の状態を解析することで後期相を追加す

るのと同等以上の診断能が得られることが報告されている。多量の画像の扱い上でPACSの保存容量や配信の問題などもあるものの、高い診断能やわかりやすい画像が得られるため導入メリットは大きい。実際に国内でも多くの施設での導入が進んでいるので、とりまとめた報告も参考にしてぜひ導入に取り組んでいただきたい[16]。

乳房MRIの撮影については乳房MRI検査マニュアル[17]に沿って行い、読影についてはBI-RADS(Breast Imaging Reporting & Data System) [18]に従うことが推奨される。患者と医療従事者が安心して乳房MRIを利用できるようにするために、各施設における適切な撮影と読影をどの様に担保していくかも考えていく必要がある。

6. おわりに

診断装置が良くなっても、使う側が適切に使わなければ良質な画像にはならない。熟練すればわかる画像診断というものも一定の価値はあり得るが、術者依存をなくして標準化するためには一目見れば誰もが診断可能なわかりやすい画像を作り出すことや、シンプルな診断が行えることが大事である。撮影や画像診断の教育・研修も重要な課題であり、そのためにもAIを含めた技術を用いていくことに期待される。

日々の撮影の中で疑問を抱くことはしばしばあると思うが、これらを解消するための取り組みを研究として行い、発表をすることでそれを共有し広げていただきたい。日本からのエビデンスを増やし共有していくことで、医療における新たな技術が適切に用いられていくことを期待する。

参考文献

[1] 日本乳癌学会編：乳癌診療ガイドライン治療編 2022年版, 東京, 金原出版, 2022.

[2] Moy L. Change Is Good: The Evolution and Future of Breast Imaging. Radiology. 2023 Mar;306(3):e230018. doi: 10.1148/radiol.230018. Epub 2023 Feb 7.

[3] Kuhl CK. What the Future Holds for the Screening, Diagnosis, and Treatment of Breast Cancer. Radiology. 2023 Mar;306(3):e223338. doi: 10.1148/radiol.223338. Epub 2023 Feb 7.

[4] 厚生労働省:第7回NDBオープンデータ https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/0000177221_00011.html

[5] 日本乳癌学会編：乳癌診療ガイドライン疫学・診断編 2022年版, 東京, 金原出版, 2022.

[6] Ban K, Tsunoda H, Togashi S, et al. Breast cancer screening using digital breast tomosynthesis compared to digital mammography alone for Japanese women. Breast Cancer 28:459-464,2021.

[7] Ohuchi N, Suzuki A, Sobue T, et al. Sensitivity and specificity of mammography and adjunctive ultrasonography to screen for breast cancer in the Japan Strategic Anti-cancer Randomized Trial (J-START) : a randomised controlled trial. Lancet 387: 341-8,2016.

[8] Kubota, K. Breast ultrasound in the age of advanced technology and artificial intelligence. J Med Ultrasonics 48:113-114,2021.

[9] Tohno E, Takahashi H, Tamada T, et al. Educational program and testing using images for the

standardization of breast cancer screening by ultrasonography. Breast Cancer 19:138-46,2012.
[10] Fujioka T, Kubota K, Mori M,et al. Distinction between benign and malignant breast masses at breast ultrasound using deep learning method with convolutional neural network. Jpn J Radiol 37:466-472,2019.
[11] Hayashida T, Odani E, Kikuchi M, et al. Establishment of a deep-learning system to diagnose BI-RADS4a or higher using breast ultrasound for clinical application. Cancer Sci 113:3528-3534,2022.
[12] Kuhl CK, Schrading S, Strobel K, et al. Abbreviated breast magnetic resonance imaging (MRI): first postcontrast subtracted images and maximum-intensity projection-a novel approach to breast cancer screening with MRI. J Clin Oncol 32:2304-10,2014.
[13] Comstock CE, Gatsonis C, Newstead GM, et al. Comparison of Abbreviated Breast MRI vs Digital Breast Tomosynthesis for Breast Cancer Detection Among Women With Dense Breasts Undergoing Screening. JAMA 323:746-756,2020.
[14] Stelzer PD, Clauser P, Vatteroni G, et al. How much can abbreviated protocols for breast MRI increase patient throughput? a multi-centric evaluation. Eur J Radiol. 2022 Sep;154:110436. doi: 10.1016/j.ejrad.2022.110436. Epub 2022 Jul 15.
[15] Mann RM, Mus RD, van Zelst J,et al. A novel approach to contrast-enhanced breast magnetic resonance imaging for screening: high-resolution ultrafast dynamic imaging. Invest Radiol 49:579-85,2014.
[16] Kataoka M, Honda M, Ohashi A,et al. Ultrafast Dynamic Contrast-enhanced MRI of the Breast: How Is It Used? Magn Reson Med Sci 21:83-94,2021.
[17] 日本乳癌検診学会編：乳房MRI検査マニュアル, 東京, 金原出版, 2020.
[18] Morris EA, Comstock CE, Lee CH, et al. ACR BI-RADS® Magnetic Resonance Imaging. In: ACR BI-RADS® Atlas, Breast Imaging Reporting and Data System. Reston, VA, American College of Radiology; 2013.

著者略歴

1998年東京医科歯科大学医学部医学科卒業。2004年東京医科歯科大学大学院医歯学総合研究科学位取得卒業（医学博士）。2017年東京医科歯科大学准教授。2019年獨協医科大学病院放射線部教授。2021年獨協医科大学埼玉医療センター放射線科主任教授、現在に至る。

日本医学放射線学会放射線診断専門医、日本乳癌学会乳腺専門医、日本IVR学会IVR専門医、日本核医学会核医学専門医、日本超音波医学会超音波専門医、第１種放射線取扱主任者。

乳房画像で一緒に画像研究を始めませんか

岐阜医療科学大学　保健科学部　**篠原　範充**

これまで画像部会では，画像評価，深層学習など技術を中心に INTELLECTUAL DISCUSSION（シンポジウム）を行うことが多い．2015 年第 78 回画像部会（金沢）では，「ファントム？臨床画像？－研究に必要な試料の集め方，作り方教えます．－」，2018 年第 84 回画像部会（仙台）では「優れた胸部単純 X 線写真とはどういう画像か？」など被写体を中心に画像研究の有用性を紹介してきた．第 93 回画像部会では，乳房画像を用いた画像研究について紹介いただく．ここでは，5 名の先生方の講演に先立ち乳がんにおける現状と乳房画像研究の課題と可能性について概説する．

わが国において乳がんの罹患率は増加しており,1994 年には女性が罹患する最も多いがんとなった[1]．厚生労働省が 2022 年 9 月に公表した 2021 年の人口動態統計では，全体の 22.5%となる 97812 人（女性のみ 97142 人）が罹患している．多くの部位のがんは，加齢に伴い罹患しやすくなるが，乳がんは 30 歳代後半から増加し始め，40 歳台後半から 50 歳台前半でピークになる．さらに，閉経後の 60 歳台前半で再びピークを迎える傾向にある．乳がんの死亡率も増加傾向にあり，1990 年には 5845 人であったが，2009 年には 11918 人となっており，およそ 2 倍に増加している．2020 年には 14779 人（女性のみ 14650 人）が乳がんを原発として亡くなり，この傾向は引き続き増加傾向になると予想されている[2]．

欧米諸国では，マンモグラフィを中心とした画像診断により乳がんの発見を行い，死亡率の低下を実現している．マンモグラフィの重要な所見は，①直径 50μm ほどの淡く微小な微小石灰化，②乳腺に重なり描出されにくい腫瘤性病変，③正常組織の density と判別が難しい局所的非対称陰影，④連続性認識を行う構築の乱れなどがあり，これらを適切に診断できる画質が求められてきた．そのため，線質は，わずかな線減弱係数の差を描写する条件が選択され，受光系は，他のＸ線画像と比較して高感度，高鮮鋭度に記録できるシステムが用いられている．近年，アナログシステムや CR 方式は減少しており，FPD 方式が主流である.さらにデジタルブレストトモシンセシスを搭載した装置が急速に普及している．診断方式においてもソフトコピー診断が主流となり，乳腺診療の自動化，システム化が急速に進んだ．一方で．画像評価，画像処理技術など，画像研究を進めるにあたってユーザーの関与できる範囲が狭くなり，ハンドリングが難しいデメリットもある．

さらに乳がんは，比較的早期の段階から転移が起こり，全身病へと移行すると考えられている．そのため，乳がんの治療には外科療法，薬物療法，放射線療法を組み合わせた集学的治療が用いられる[3]．乳がんは，　病理組織像による細胞の形態情報をもとに，非浸潤がん，浸潤がん，パジェット病などに分類

され， 治療の効果や予後を予測して治療方針を決定されてきた．しかし，ゲノム医療の発達により，乳がん細胞の遺伝子発現プロファイルを網羅的に分析して乳がんを分類する内因性サブタイプ分類が，治療方針を決定する新しい指標として提唱され，現在，それを代替えする臨床サブタイプにより内分泌療法，化学療法，分子標的療法などの薬物療法が選択される．現在，臨床においても乳房画像による画像診断ではなく，治療まで見据えた画像診断への要望も高まっており，診療放射線技師においても組織診断などの確定的な診断を知ることも望まれている．

画像評価のようにファントムを用いる場合にはデータを得やすいが，乳房画像も他の臨床画像と同様に「人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針ガイダンス」を遵守する必要があり，良いアイデアがあったとしても容易にデータを得られない．しかし，胸部同様に対策型検診が充実しているため，倫理など手続きを行えばデータベースを構築できる可能性がある．また，診療放射線技師は，画像データに精通しているため，データベースの構築のみならずデータサイエンス，データマイニングへの関与を要求されることも少なくない．

このような背景の中で，マンモグラフィを担当する診療放射技師は，画像処理，線量管理，医療情報，防護など基礎分野の知識とポジショニング，読影，診断・治療などの臨床的知識が不可欠となり，まさに放射線技術学を集約した分野ともいえる．画像研究としても①MTF（modulation transfer function），NPS（noise power spectrum），NEQ（noise equivalent quanta），DQE（detective quantum efficiency）などの物理評価を用いて画質を評価すること，規格やガイドラインに規定された項目を用いて装置・検出器などの品質管理を行うこと，画質と被ばくのコントロール行うなどの臨床に直結した課題，②ROC などの視覚評価を用いてデジタルブレストトモシンセシス，合成２D マンモグラフィなどの新たな技術の臨床への適用を主導する課題，③AI（artificial intelligence），DL（Deep Leaning）などを用いて診断補助，検像，画像診断を支援するシステム構築を行う課題などが考えられる．

そこで，本シンポジウムでは，視覚評価，物理評価，品質管理，深層学習，Radiomics など乳房画像を用いた画像研究について紹介いただく．マンモグラフィをはじめとする乳腺画像は，臨床現場を中心に活躍され，画像研究は敷居が高いように感じる会員も多いかもしれない．しかし，本シンポジウムにより，特に女性診療放射線技師およびその協力者の皆様が，通常行っている臨床の疑問をどのような解決するのか？どのような評価法で実施したらよいのか？どのような技術・ツールが必要なのか？ など研究のヒントを得ていただき，多くの方が乳房画像研究に参入いただける一助となることを期待している．

参考文献

1) 大島明，黒石哲生，田島和雄編（2004）：がん統計白書－罹患／死亡／予後－2004，1-306，篠原出版，東京．
2) 国立研究開発法人国立がん研究センター（2022）：国立がん研究センターがん情報サービス https://ganjoho.jp/，2022 年 11 月 1 日アクセス．
3) 日本乳癌学会編（2022）：科学的根拠に基づく乳癌診療ガイドライン 1，治療編 第 5 版，金原出版，東京．

画像部会

観察者研究による合成 2D マンモグラムの有用性の検証

～マンモグラムによる観察者実験の準備プロセスの実際～

聖マリアンナ医科大学附属研究所ブレスト＆イメージング先端医療センター附属クリニック

後藤　由香

１はじめに

日本人女性が生涯において罹患する癌の第一位は乳癌であり，9 人に一人が罹患する時代である．死亡率も年々増加傾向[1)]であり，その対策としてマンモグラム（Mammogram: MG）を用いた乳がん検診が全国の自治体で行われている．また精密検査でもまず MG を行うことが医療費および迅速なマネジメントの決定という観点から最適な手段とされている．MG は他のシステムと比較し高解像度，高コントラストが特徴である．その理由は微小石灰化などの微細構造物の検出が診断に必要であること，また乳腺と腫瘤のわずかな X 線減弱係数差を描出し，さらに乳腺濃度と脂肪濃度をコントラスト差として描出する必要があるからである．そのため様々な特徴をもった専用装置が各メーカーから販売されている．また臨床画像評価の方法は日本精度管理中央機構（以下，精中機構）により提言されており，撮影条件や画像パラメータの検討などが盛んに行われている．以下に近年登場した MG の弱点を克服する新技術を紹介する．

１－１乳房トモシンセシス（Digital Breast Tomosynthesis: DBT）

MG は唯一，乳がん検診において死亡率減少効果が科学的に証明されているモダリティである[2)]が，乳腺濃度が高い高濃度乳房では乳腺組織と病変が重なることによる感度低下や，正常組織の重なりが病変に見えてしまうことによる特異度低下が問題となる．この欠点を解消すべく DBT が登場した．DBT は X 線管球が移動しながら複数回低線量曝射をすることで断層像を取得し，得られたデータを再構成して 3 次元画像（スライス画像）を得る技術である．管球角度，曝射回数，曝射方法，再構成方法が各メーカーで様々な仕様となっている．欧米では 10 年ほど前から DBT の有効性を検証する大規模研究によって，2D-MG 単独検診と比較して 2D+DBT の方が要精検率，癌検出率，浸潤癌検出率の観点から有効性が高いことが証明された[3)]．一方，本邦では DBT 単独使用による保険収載が得られておらず，また MG の偽陰性・偽陽性による診断精度低下の対策として超音波検査を用いることが多いため，現時点では広く普及しているとは言い難い．しかし任意型検診や精密検査の一部に用いるなど，その認知度は十分に高い．

１－２合成 2DMG（Synthesized two-dimensional Mammogram: SM）

DBT 診断能の有効性は証明されているが，2D-MG と合わせて DBT を撮影することによる被ばく線量増加が問題となっている．使用装置や被写体により差はあるが，おおよそ 2D-MG と同等線量が DBT で必要になり，2D-MG に DBT を上乗せすることで 2D-MG 単独の約 2 倍の被ばく線量[4,5)]になる．この課題に対し，DBT のスライスデータを再構成し，合成した一枚の 2D 画像を作成する SM が登場した．欧米ではすでに SM+DBT は 2D-MG+DBT と遜色ない診断能であると検証[6)]され，

2D-MG を省略した検診も行われている[7]．各メーカーとも画質は DBT 以上に特徴があるが，まだ本邦では画質評価も含めほぼ研究されていない分野である.我々はこの SM を用いた医師 6 名による Free-response Receiver Operating Characteristic（FROC）観察者実験を行い，日本人乳房においても SM は 2D-MG と同等以上の診断能を示すことを報告した[8]．そして読影の際に所見により注意するポイントがあることも提示した（図 1).

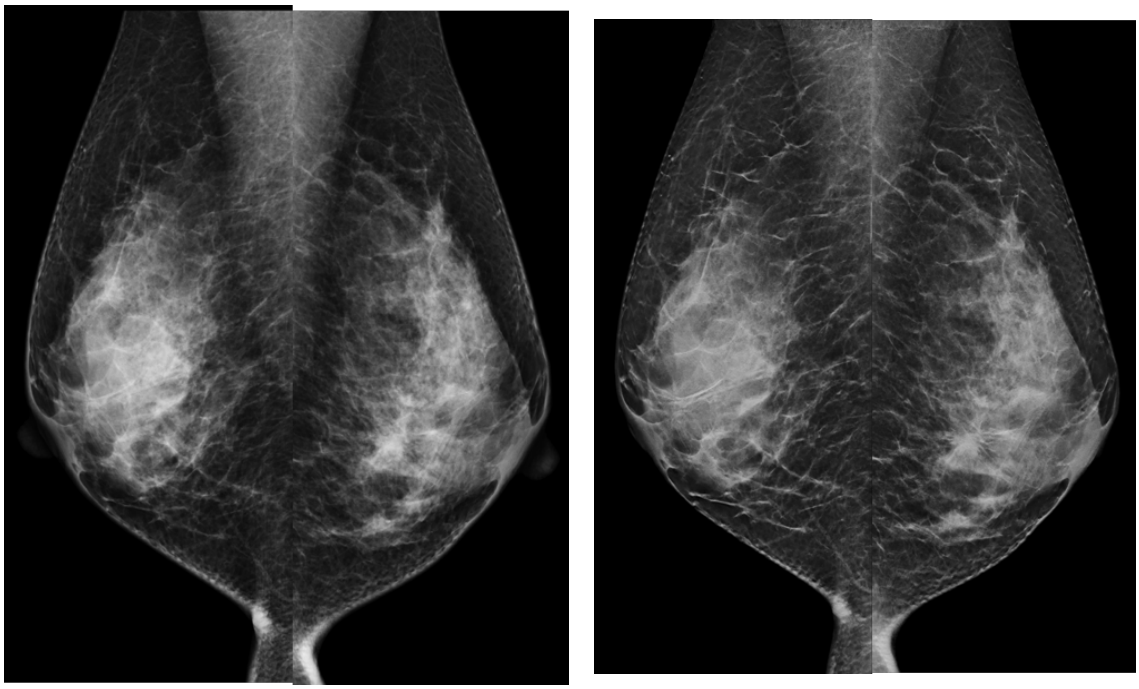


図 1 2D-MG（左）と SM（右）の臨床画像（MLO）の比較

SM では左 M 領域にスピキュラを伴う腫瘤が描出されているが，2D-MG では病変を指摘することは難しい．SM は DBT の特徴を有しており，スピキュラを明瞭に描出する．腫瘤は浸潤性乳管癌硬性型（腫瘍径：2.0cm×1.8cm×1.2cm，ER:70%，PgR:80%，HER2:1+，MIB-1:20%).

本稿ではその研究を行った経験から，MG による観察者実験（ROC・FROC）を行うにあたり，その準備プロセスにおける MG 特有のポイントや注意点を中心に紹介する.

２観察者実験の流れ

観察者実験における実験計画から評価の実施までの流れを図２に示す．このうち，本稿でお話しする準備プロセスの部分をどのようにするかにより結果が左右されると言っても過言ではない．観察者実験は実際の評価を行った後にやり直すことができないため，予備実験の結果によってはプロセスの途中に戻り，再度計画をやり直す必要があることは是非留意されたい．

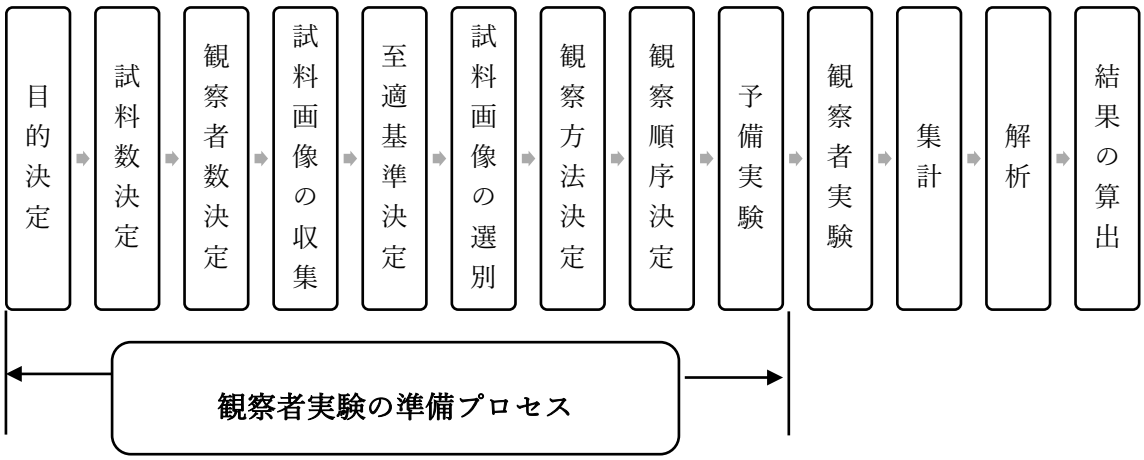
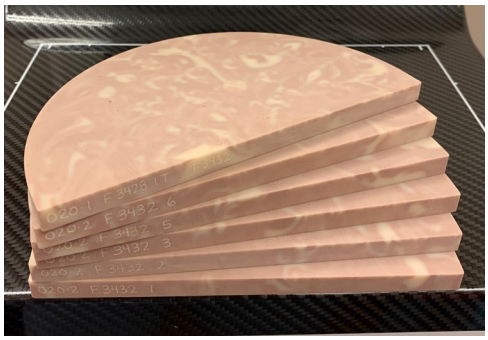
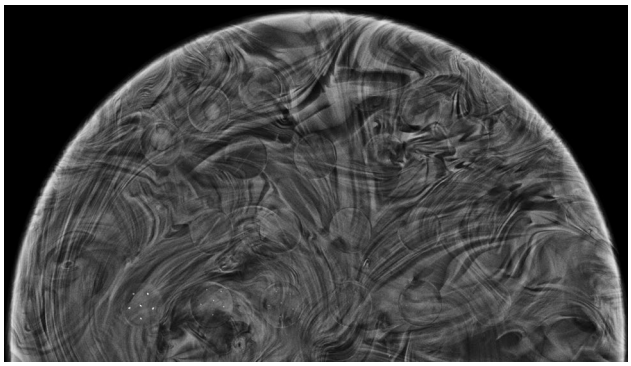


図２　観察者実験における全体の流れ

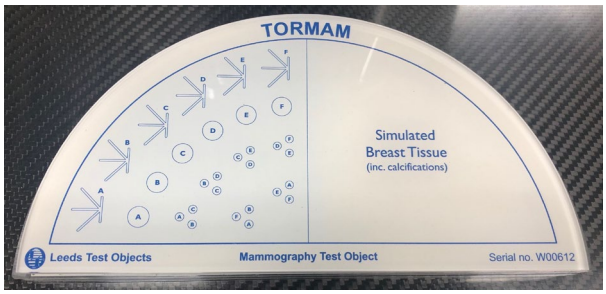
２－１研究目的の決定

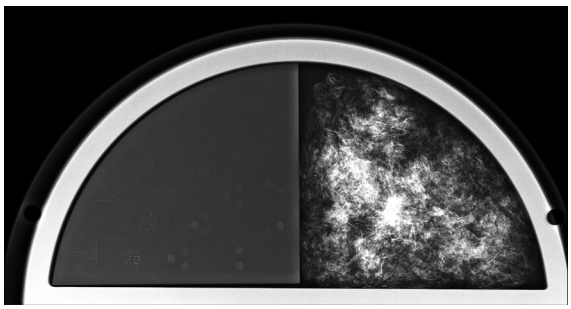
診断に用いられる医用画像の視覚評価では，その診断の正確さを医師の視覚により評価するが，視覚評価として観察者実験を行う目的を①異常所見の検出能の評価，②異常所見の良悪性を鑑別する識別能の評価，③異常所見の検出と良悪性の識別を合わせた総合的な評価，④対象物の見えやすさの比較，から決定する[9]．MG では乳がん検診を基準にするのであれば異常所見の検出能の評価であり，精密検査であれば良悪性の鑑別も合わせた評価となる．また対象物の見えやすさを比較する場合には，判断に迷う症例を多く含む必要があるが，臨床画像においてはそれらを収集することは容易ではなく，またその判断に迷うという基準が観察者によって変化する．そのため見えやすさを比較する場合，ファントムを使用して評価する方法がある．MG の視覚評価で使用されるファントムで最も有名なものは ACR (American College of Radiology: ACR) 推奨 156 ファントムだが，その他として詳細は割愛するが，BR3D phantom と TOR MAM Phantom をお勧めしたい（図 3).





(a)　　(b)





(c)　　(d)

図 3　BR3D Phantom と TOR MAM Phantom

(a)BR3D の外観，(b)BR3D の MG，(c)TOR MAM の外観，(d) TOR MAM の MG

BR3D Phantom は背景が不均質な組織の中に様々な大きさの試料（石灰化，繊維，腫瘤）が封入されている

TOR MAM Phantom は 6 つのずつの大きさの異なる試料が半分に配置され，もう半分は乳腺組織をリアルに再現した試料の中に様々な大きさの石灰化が封入されている

２−２観察者実験に使用する画像（症例）の収集と選別

MG による観察者実験の評価対象疾患は乳癌であるが，腫瘤や石灰化など，所見別に評価対象を設定する場合もある．収集条件として収集期間，年齢層，検査目的（検診目的なのか，精密検査目的なのか）などおおまかな基準を決定する．

観察者実験に使用する症例数は観察者の疲労を考慮して，統計的有意差の証明が可能な範囲内で少なく設定する．一回の実験は一時間以内が望ましいとされている．参考として MG の平均読影時間は，MG 単独で 33 秒，MG+DBT で 77 秒と報告がされている[10]．一回の実験で設定した症例の読影が終了しなければ複数回に分けて行う（分割読影）．ただしあまり分割回数を多くすると，観察者の状態にばらつきが生じるため，注意が必要である．

MG は二方向撮影(Cranio-Caudal: CC 方向と Mediolateral-Oblique: MLO 方向)が基本であり，さらに左右対称に撮影された症例を選定する．そのため乳癌外科的手術や組織生検の経験がある症例は，片側のみの撮影や乳房が変形しているため，除外する．またポジショニングの良し悪しがその診断に影響するため，ポジショニング不良症例（左右非対称，ねじれ，乳腺描出不良，撮影条件不良など）も予め除外する．論文にする場合，この選定基準は必須記述項目であるため，収集の際に整理して記載を残しておく．

MG の感度・特異度は乳房の中の乳腺割合を示す「乳房の構成」により大きく異なる．日本の MG における乳がん検診における乳房の構成別感度は，脂肪性が 90.7%，乳腺散在が 78.9%，不均一高濃度が 68.3%，極めて高濃度が 51.0%と報告されている [11]．つまり，選定した症例群の乳房の構成の内訳を記載することで，どのような難易度で観察者研究がされたかの指標になるため，MG における観察者実験ではその内訳を記載する方が良い．

２－３観察者の選別

観察者実験に参加する観察者には対象モダリティや疾患に対して十分な知識と熟練度が備わっていること，また統計的観点から複数の観察者が参加するため，読影能力にあまり差がない方が望ましい．MG では精中機構が認定する読影医で B 判定以上など，精中機構が定める認定と MG 読影の経験年数や年間のおおよその読影件数を考慮して選別するとよい．観察者の選別は結果を左右する因子であるため，頼みやすいという理由で選定せず，経験や熟練度，また研究に意欲的に協力してもらえるかを選定基準とする．

２－４至適基準（ゴールドスタンダード）の検証

収集した症例を①正常（異常なし）症例，②良性症例，③悪性症例に分類する．②良性症例と③悪性症例を陽性にするか，あるいは③悪性症例のみを陽性とするかは，その目的により異なる．この分類に不備がある場合や，分類基準が明確ではない場合，結果の信頼性は低いものになるため非常に重要である．乳腺診療においては③悪性症例と②良性症例の一部に対して組織学的診断が行われており，分類決定にはその結果を使用する．問題は①正常症例と②良性症例の中でも組織学的診断が行われていない症例を分類する場合である．一般的に収集した画像の検査日から一定期間（一年が多い）経過後に画像検査が再度行われ，その結果が異常なし，あるいは良性で著変なしと判定された場合に，分類結果を確定する．言い換えると収集した画像に対し経過観察の画像検査がされなかった場合には，分類ができないため除外対象とする場合があるということである．

２－５観察者実験に使用する画像の選出

実験者の望む結果になるよう意図的に画像選出をしてはならないため，対象画像から無作為に抽出するか，期間内に設定画像数に達するまで撮影された順に連続して抽出する方法がある．ただしこれらの方法だと判断に難しい（観察者によって判定に差が出る）画像が含まれる確率が低くなってしまう．そのため観察者実験や症例選定に参加しない研究協力者を別に選別し，読影難易度を決定（例えば 5 段階）し，難易度の割合を調整して画像選定をする方法もある．MG の場合，誰もがカテゴリー5 と判断する画像を除外すると定義しやすいが，「誰もが判断す

る」という曖昧な表現にバイアスが含まれていると判断されないようにしなければならない.

２-６観察方法の決定

2 つ以上のシステムに対して比較評価する場合，提示方法は一つずつ分けて提示する，あるいは複数システムを混ぜて提示するなど，その提示方法を決定する．また観察者は実験を通して判定に慣れてくる（学習効果）ため，提示する順序や，複数の観察者がいる場合には提示する組み合わせを観察者毎にバラバラにすることも考慮する.

観察環境については，MG 読影の場合，5 メガピクセル以上の解像度を持つモニタ２台で構成される専用ビューワを使用する.

評定方法には判断基準を複数カテゴリーに分類する評定確信度法と，評定値を 0 から 100 など連続した範囲に設定し評定スケールバーを使用する連続確信度法がある．MG 場合，診断時にカテゴリー分類をするため，そのカテゴリー分類の評価方法を観察者実験の評定方法にそのまま使用する場合も多い.カテゴリー分類の世界標準は ACR の BI-RADS®(Breast Imaging Reporting and Data System) [12]であるが，日本の臨床現場で使用されているのは日本のマンモグラフィガイドライン [13]のカテゴリー分類である（表).

表 日本のマンモグラフィカテゴリー分類と BI-RADS®のカテゴリー分類の比較

日本のカテゴリー分類		
カテゴリー	評価内容	推奨マネジメント
N-1	体動，撮影条件不良，ポジショニング不良	要再撮影
N-2	乳房や胸郭形状によりマンモグラフィが無効	触診
1	異常なし	異常なしまたは良性．精検機関は終診． 対策型乳がん検診の該当者は定期乳がん検診受診を勧奨する．
2	良性	
3	良性，しかし悪性否定できず	短期間（6カ月後）の経過観察(マンモグラフィ等の 画像監視の継続）を実施する．
3-1	ほぼ良性と考えられる病変	
3-2	良性の可能性が高いが，悪性も否定できない病変	
4	悪性の疑い	ほぼ悪性または悪性の可能性があるので組織(細胞)診断を 必ず実施する．
5	悪性	

BI-RADS®のカテゴリー分類			
カテゴリー	評価内容	推奨マネジメント	悪性の可能性
0	検査不十分，追加画像検査かつ/ あるいはマンモグラフィが必要	追加検査のための要精査かつ/あるいは 以前の検査との比較	該当せず
1	陰性	定期マンモグラフィ検診	基本的に0%
2	良性	定期マンモグラフィ検診	基本的に0%
3	おそらく良性	短機関（6ヶ月後）の経過観察 あるいはマンモグラフィでの監視の継続	0より大きいが，2%を超えない
4a	悪性の可能性は低	組織診断	2%より大きく10%以下
4b	悪性の可能性が中		10%より大きく50%以下
4c	悪性の可能性が高		50%より大きく95%未満
5	悪性が強く疑われる		95%以上
6	生検にて証明済みの既知の悪性	臨床的に適切であれば外科的切除	該当せず

BI-RADS に慣れていない日本の観察者に BI-RADS で判定してもらう場合，事前に目合わせを行うなど注意が必要と思われる．また日本のカテゴリー分類で行った研究を国外ジャーナルに投

稿する場合には，BI-RADS と対比した日本のカテゴリー分類があること[14] を説明する．

２－７評定結果の判定

ROC では通常，陽性（病気あり）あるいは陰性（病気なし）のみを回答するが，MG ではカテゴリー分類で回答する場合が多いため，観察者の陽性反応の定義をカテゴリー3 以上とするか，カテゴリー4 以上とするかは目的により決定する．検診のような異常所見の検出が目的の場合，検診の精度管理指標として算出されるのは PPV（Positive Predictive Value）1 の（乳癌数）/（検診カテゴリー3 以上の症例数）であるため，カテゴリー3 以上とする．一方，乳癌の診断能の検証が目的であれば，乳房画像診断制度の QI（ Quality Indicator）として世界的に認知されている[15]PPV3 は（乳癌数）/（診断カテゴリー4，5 の症例で組織生検または細胞診が施行された症例数）であるため，カテゴリー4 以上とするか，あるいは悪性の確率を少しでも疑うカテゴリー3 以上とするかを事前に検討しておく．

FROC では検出した陽性反応の位置が正しいかも判定するため，真陽性の信号位置を画像上でマークする．その場合，超音波や MRI など他のモダリティを参照し真陽性の位置を決定する．そして病変は一定以上の範囲で存在するため，病変の中心座標からどこまでの範囲にマークされていれば正しくマークされたと判定するかも決定する．その場合，微細石灰化が区域性に広がる所見や，浸潤性小葉癌のようにびまん性に区域性濃度上昇を呈するような所見の中心座標の定義が難しい．我々は所見の中で一番変化の強い箇所を中心座標と定義し，観察者には「一連の病変と考えた場合，一番所見として強いと判断する箇所にマークして欲しい」と伝えて実験を行ったが，実際にマークをつけた箇所を見ると我々の意図がうまく伝わっていなかったと思われるものもあった．その場合は最後の解析の時に微調整が必要である．そしてもう一つ，例えば CC では真陽性にマークがされているが，MLO では偽陽性にマークがされている場合や，MLO ではマークがされておらず偽陰性の場合にどのようにするかも事前決定する．

２－８予備実験

ここまでの準備が終了したら予備実験を行い，決定した様々な手順に問題がないかを確認する．そして予備実験の結果から，図 2 に示した準備プロセスを再考する必要があるかを検討する．プロセスを再考する必要がある場合，実験者が予想した結果へ導くような内容変更をしてはならない．あくまでもプロセスとして問題がないかの確認であり，結果が予想と異なったとしても，その理由を考察し，研究発表すべきである．

３観察者実験及び結果の算出

予備実験が終了したら，いよいよ本実験である．本実験では観察実験に参加する観察者への事前説明資料の作成や，トレーニング症例の提示などの準備をして臨む．

観察者実験終了後，統計解析ソフトを用いて統計処理を行う．視覚評価の統計解析ソフトは様々なものがある．ROC 観察者実験用に日本放射線技術学会学術の白石班が開発した専用ソフトウェア（ROC Viewer と ROC Analyzer）は操作もしやすく初学者でも使いやすい．

４おわりに

臨床画像を使用した観察者実験のハードルは高い．倫理委員会に書類を提出し，そして事前検討項目が多く，また症例選定に多くの時間を要する．さらに医師に読影を依頼するというプロセスは，読影・診断に関する知識が必要不可欠であるからだと思う．しかし，経験するとそのモダリティに対する知識は格段に向上するため，ぜひチャレンジしてほしい．

５謝辞

今回，原稿を執筆するにあたり，「放射線技術学会スキルアップシリーズ　標準　医用画像の視覚評価法」を大いに参考にしました．著書の熊本大学大学院　白石順二先生と金沢大学　田中利恵先生とは日本放射線技術学会の班研究（平成 29-30 年度：後藤班）をご一緒させていただき，視覚評価の楽しさを教えていただきました．また本稿を終えるにあたり，このような機会を与えていただいた画像部会長の岐阜医療科学大学　篠原範充先生をはじめ，画像部会委員の皆様に厚く御礼申し上げます．

６参考文献

1) 国立がん研究センターがん情報サービス「がん統計」（https://ganjoho.jp/reg_stat/index.html）；Access,23.Feb.2023

2) Smith RA, Duffy SW, Gabe R, et. al. The randomized trials of breast cancer screening：what have we learned? Radiology Clin North Am. 2004；42（5）：793-806,

3) Skaane, Per, et al. Comparison of digital mammography alone and digital mammography plus tomosynthesis in a population-based screening program. Radiology 267.1 (2013): 47-56.

4) Paulis LE, Lobbes MB, Lalji UC, et al. Radiation exposure of digital breast tomosynthesis using an antiscatter grid compared with full-field digital mammography. Invest Radiol. 2015；50（10）：679-85.

5) Choi Y, Woo OH, Shin HS, et al. Quantitative analysis of radiation dosage and image quality between digital breast tomosynthesis with two-dimensional synthetic mammography and full-field digital mammography. Clin Imaging. 2019；55：12-7.

6) Zuckerman, Samantha P., et al. Implementation of synthesized two-dimensional mammography in a population-based digital breast tomosynthesis screening program. Radiology 281.3 (2016): 730-736.

7) Aujero, Mireille P., et al. Clinical performance of synthesized two-dimensional mammography combined with tomosynthesis in a large screening population. Radiology 283.1 (2017): 70-76.

8) 古谷悠子，後藤由香，津川浩一郎，et al. 合成 2D マンモグラフィの診断能の検証―Full-Field Digital Mammography との比較―. 日本乳癌検診学会誌 31.2 (2022): 195-

202.
9) 白石順二. 放射線技術学スキルアップシリーズ 医用画像 医用画像の視覚評価法. 東京, オーム社, 2020.
10) Bernardi, D., et al. Application of breast tomosynthesis in screening: incremental effect on mammography acquisition and reading time. The British journal of radiology 85.1020 (2012): e1174-e1178.
11) Suzuki A, Kuriyama S, Kawai M, et al: Age—specific interval breast cancers in Japan: estimation of the proper sensitivity of screening using a population—based cancer registry. Cancer Sci, 99: 2264—2267, 2008
12) American College of Radiology: Breast Imaging Reporting and Data System - Mammography. fifth edition, 2013
13) 日本医学放射線学会, 日本放射線技術学会編. マンモグラフィガイドライン. 第4版, 東京, 医学書院, 2021.
14) 岡本聡子, 中島康雄, 印牧義英, 国内外の診療ガイドラインーBI-RADS の概要と日本語版について,INNERVISION 2016; 31(8)
15) 日本乳癌学会編. 検診カテゴリーと診断カテゴリーに基づく乳がん検診精検報告書作成マニュアル. 東京, 金原出版, 2019.

物理評価によるマンモグラフィの解析

国際医療福祉大学　保健医療学部　放射線・情報科学科　**西川　祝子**

１．はじめに

X 線検査を行う際に必ず着目しなければならない点は，X 線画像の画質と被検者の被ばく線量である．画質と被ばくがトレードオフの関係にあることは言うまでもないが，一方を切り捨てることはできず，両者のバランスが取れた撮影条件の設定が望まれる．画質としては，当然診断に適した高画質な画像が求められる．特にマンモグラフィでは，乳房内の腫瘤や微細石灰化を十分に描出させる必要がある．具体的には高いコントラスト，高い解像特性，良好なノイズ特性を示す画像を指す．具体的な“高画質な画像”という言葉は実は主観的で曖昧な表現で，人によって“高画質”を指すものさしは異なる．また，1 枚の画像を見たときに，その画像はどの程度の画質を示しているのか，というものさしを，物理評価を用いることで客観的で定量的に画質を評価することができる．画質評価は，その評価を基盤として結果を臨床に還元させることで良質な検査の提供につなげる意味をもつと考える．従って，X 線検査を行う上で物理評価は誰にでも必要なツールであるといえる．

多くの施設が computed radiography (CR)や flat panel detector (FPD)を用いており，マンモグラフィでもディジタル画像の利用が主流である．ディジタル画像は ImageJ [1)]などの画像解析ソフトウェアにより容易に解析が可能であるという利点があり，パソコンさえ揃えれば誰でも手軽に物理評価を行うことができる．物理評価の種類は，解像特性を表す modulation transfer function (MTF)，ノイズ特性を表す normalized noise power spectrum (NNPS)，画質の総合的な評価に用いられる detective quantum efficiency (DQE)が広く知られている．MTF や NNPS，DQE などの測定方法については，画像部会の DR セミナーをはじめ，日本放射線技術学会の地方支部単位で定期的にセミナーが開催されているため，ここでは割愛する．筆者もセミナーには何度か参加した経験があり，演習は主に一般撮影領域のデータを用いた物理評価が多かったが，マンモグラフィ領域についても丁寧な講義で触れられており有益な情報を得ることができる．興味があれば是非参加を薦めたい．本稿では，ディジタルマンモグラフィの画像を用いて物理評価を行う上で，一般撮影系とは異なる，マンモグラフィ特有の研究時に考慮すべき具体的なポイントと，マンモグラフィの物理評価として利用できる評価方法について紹介する．

２．ディジタルマンモグラフィの画像を用いた物理評価を行うにあたって

ひとまとめに画質といっても，X 線撮影によって画質に寄与する因子は非常に多く存在する．例えば，解析する画像そのものの特性，被写体となる乳房の組成や散乱線の影響，焦点サイズや散乱線除去用グリッドの構造といった装置の特性，さらに撮影条件が挙げられる．これらの条件はすべて画質に関係し，

マンモグラフィの画質は様々な因子が複雑に絡み合って形成されている．ここでは，使用する装置の特性把握や撮影対象となる被写体の条件など，物理評価を行う前に確認しておくべきことや考慮すべき点をいくつか述べる．

２-１．解析画像の性質

物理評価は視覚評価とは異なり，基本的には誰がいつ解析しても同一の結果になる．最も単純なものは画素値を測定することである．単に画像の画素値を測定するだけならば，一般的には撮影装置上のコンソールで，アプリケーション内に関心領域(region of interest: ROI)の設定などが機能として搭載されていることが多く，容易に測定が可能である．しかし，画像が持っている階調数や画像処理の有無により画素値は変化する．従って，物理評価を用いた研究を開始する前に，解析対象にする画像の特性把握と，階調処理や周波数処理などの画像処理をオフにできるか，すなわち RAW や for processing の形式で画像が取得できるかを確認しておく必要がある．ディジタルマンモグラフィは，微細石灰化の形態を描出させるために画素ピッチが 50～100μm 程度と小さい．さらに，階調数は一般的に 10～16 bit である場合が多く，乳腺組織と腫瘤，脂肪組織，筋肉，皮膚などがすべて描出可能な広いダイナミックレンジを有する．解析対象にする画像で，出力したときの階調数を調べておくとよい．これらの情報は物理評価の解析への利用や研究結果の考察を行う上で役立つため，必ず把握しておくべきである．また，マンモグラフィは画像のデータ量が大きいため，無計画でむやみに大量のファントム撮影を行うと画像保管サーバーや自前のハードディスク(HDD)容量を圧迫してしまう可能性がある．出力画像のデータ量も考慮した計画的な研究の遂行が望ましいと考える．

２-２．被写体の条件

システムのプリサンプルド MTF を測定する際は，スリットやエッジなどの定められたデバイスを撮影するため，被検者の条件は直接的に関与しない．一方，他の物理評価を行う際に実際の臨床現場を想定する場合，圧迫乳房厚や乳房の構成(breast density)は被検者個々で異なるため，この被写体条件を考慮して評価を行うことがある．図 1 に乳腺組織等価ファントム Models 014A (CIRS, アメリカ)を示す．乳腺組織等価ファントムは，マンモグラフィで利用するエネルギー領域の X 線を用いたとき，乳房組織に近い X 線減弱特性を示す均一材質で造られている．ただし，ファントムの購入にはある程度の費用が必要なため，市販のアクリル板(polymethyl methacrylate: PMMA)で代用することも考えられる．筆者は，PMMA の専門販売業者にオーダーメイドでサイズと厚さを指定しても 10,000 円程度あれば十分すぎる枚数の購入ができた経験がある．乳腺組織等

図 1　模擬乳房として用いられるファントム．左が PMMA，中央が 0%乳腺を模擬した乳腺組織等価ファントム，右が 100%乳腺を模擬した乳腺組織等価ファントムである．大きさは 125×100 mm，厚さは 5，10，20 mm で，乳腺組織等価ファントムは組み合わせることで様々な乳房の構成(%)が再現可能である．

価ファントムの厚さと同等の X 線減弱を示した PMMA 厚の関係を表 1 に示す．なお，これは筆者が所有する PMMA(比重 1.19)の結果であることや，撮影条件は乳房 X 線撮影装置の自動露出機構(auto exposure control: AEC)で得られた条件を基準に設定したため，ここでは参考値として提示する．これにより，特定の撮影線質下では乳房の構成および乳房厚を考慮した実験が PMMA 板を用いて行える．

表 1　各乳房の構成における乳房厚と同等の X 線減弱を示した PMMA 厚

乳房の構成(%)	乳房厚(mm)	等価PMMA厚(mm)
0	20	15
	40	30
	60	45
	80	61
50	20	19
	40	38
	60	57
	80	76
100	20	23
	40	46
	60	67
	80	86

画素値を測定する物理評価を行う際，測定位置をどこに設定するかも考える必要がある．例えば，平均乳腺線量(average glandular dose: AGD)での乳房支持台の左右中央で胸壁端から 60 mm の測定位置を参考に決定してもよい．一方で，マンモグラフィの臨床では，乳房を引き出し胸壁端をより多く描出させるポジショニングが重要である．胸壁端付近の画像欠損確認は品質管理項目にも定められており，X 線焦点が胸壁端側に位置するため，乳房支持台の左右中央で胸壁端を測定位置とすることも考えられる．研究目的によって決定すべきであるが，単に支持台上にファントムを配置しただけでは身体がないため散乱線の程度が変化し，特にファントムの胸壁端側の測定結果に影響を及ぼす．従って，図 2 では胸壁側に散乱体となる胸部ファントムを配置することで，臨床に近い状態を再現している．FPD を覆う大きさの 4 cm 厚の PMMA 板を配置し，胸部ファントムの有無を変更して同一撮影条件で撮影した画像から画素値への影響を確認した．胸部ファントムの有無による 2 枚の画像を差分し，左右中心の胸壁側-乳頭側方向のプロファイル曲線を計測したものを図 3 に示す．図 3 上段に示した画像では，胸壁側に向かって画素値のムラが発生している．右下に示した差分画像のプロファイル曲線では赤色で近似線を作成した．減算画像であるためトレンド成分は除去されていると考えられるため，理想的には画素値 0 で傾斜のない線ができあがるはずであるが，ノイ

図 2　胸部ファントムの配置の有無．左図は胸部ファントムなし，右図は胸部ファントムあり．画素値への影響を確認した．

ズ成分が含まれるもののわずかに傾斜した．この傾斜は，胸部ファントムを配置した場合に胸壁側への散乱線の程度が変化し画像内のムラが軽減された可能性が考えられる．少なくとも胸部ファントムの有無によって画素値に変動が発生することがいえる．厳密な画素値の測定を要する物理評価において臨床に近い状態を再現する場合には，このことを考慮した実験方法の検討が必要である．

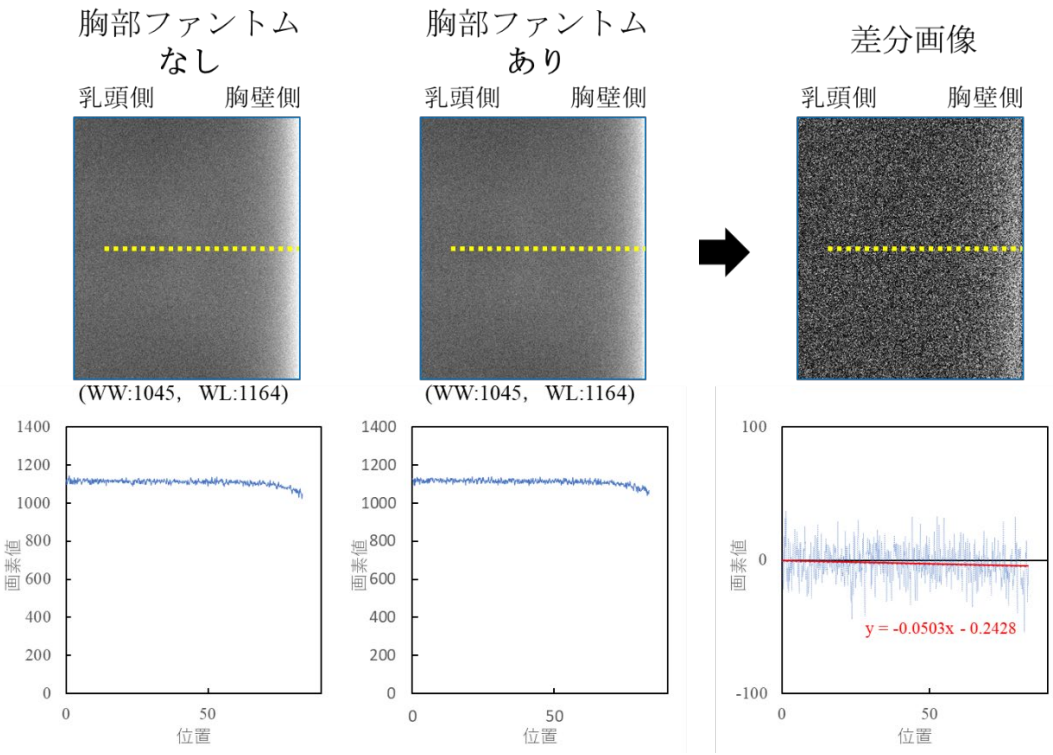


図 3　胸部ファントムの配置の有無による画像への影響．左から胸部ファントムなし，胸部ファントムあり，胸部ファントムの有無による差分像であり，上段はそれぞれの画像，下段は黄色の点線で示した方向に描いたプロファイル曲線である．赤色の近似線には傾斜があり，胸壁側に近いほど胸部ファントムの有無により画素値が変動しやすいことがわかる．

２-３．乳房 X 線撮影装置の特性および撮影条件

乳房 X 線撮影装置はいくつかの医療機器メーカから販売されており，ターゲットと付加フィルタ(以降，ターゲット材質/付加フィルタ材質として記載)の材質には多くの種類が存在する．例えば，Mo/Mo, Rh/Rh, W/Rh，Rh/Ag，W/Al など他にも様々である．従って，研究に使用する装置が 1 台である場合，ある特定の線質による結果であるということを前提に考察しなければならない．得られた研究結果はその装置固有の結果であるのか，他の装置でも同様の結果がいえるのかという点では，一般的解釈が可能であることが研究において重要なポイントである．その意味では，線質だけでなく，CR か FPD か，焦点サイズはいくつか，散乱線除去グリッドの条件は何かなど装置の仕様も確認しておく必要がある．

X 線管の構造からターゲットには角度が存在し，衝突する高速熱電子はターゲット表面だけでなくターゲット内部のある深さに到達して X 線を発生させるため，ターゲットの自己吸収により陰極側と陽極側

でX線強度分布が異なる[2]．これをヒール効果とよび，マンモグラフィではヒール効果を利用してX線強度が高い陰極を胸壁側に配置する．しかし，一様に露光した画像においては，ヒール効果によって非常に緩やかな低周波数成分として画像内にムラが発生する．これをトレンド成分とよぶ．トレンド成分はヒール効果の影響だけなく，FPDのリードアウトラインごとの読み取り感度ムラ，感度ムラなども含まれる[3]．画質評価を行う場合は，このトレンド成分を除去する補正が必要である．画質評価におけるトレンド補正はNNPSの測定時に用いられることが知られているが，例えばある信号部にある大きさのROIをとって画素値を計測する際にも影響を与える．図4は乳腺組織等価ファントム(50%乳腺，6 cm厚)を使ってアルミニウム(Al)板の有無でそれぞれ撮影した画像から，ファントム部とAl部の信号差を求めた図である．画像上の黄色い線の方向で，右側が胸壁側である．下段のプロファイル曲線をみると，乳頭側から胸壁側に向かって緩やかな傾斜が認められる．これがトレンド成分である．左のAl板ありのプロファイル曲線からAl部の画素値を測定しようとすると，Al部に設定するROI内にも傾斜があり，測定位置やROIの取り方によって結果が変わってしまう．もちろんAl板がない部分，すなわち乳腺組織等価ファントム上にも傾斜が存在するため，トレンド成分によって画素値の測定に影響を与えることがわかる．そこで，Al板がある画像(元画像)からAl板がない画像を減算することで，トレンド成分を相殺させて打ち消し合うことができる．トレンド除去を行った差分画像を得ることで，正確に信号差を求めることができる．

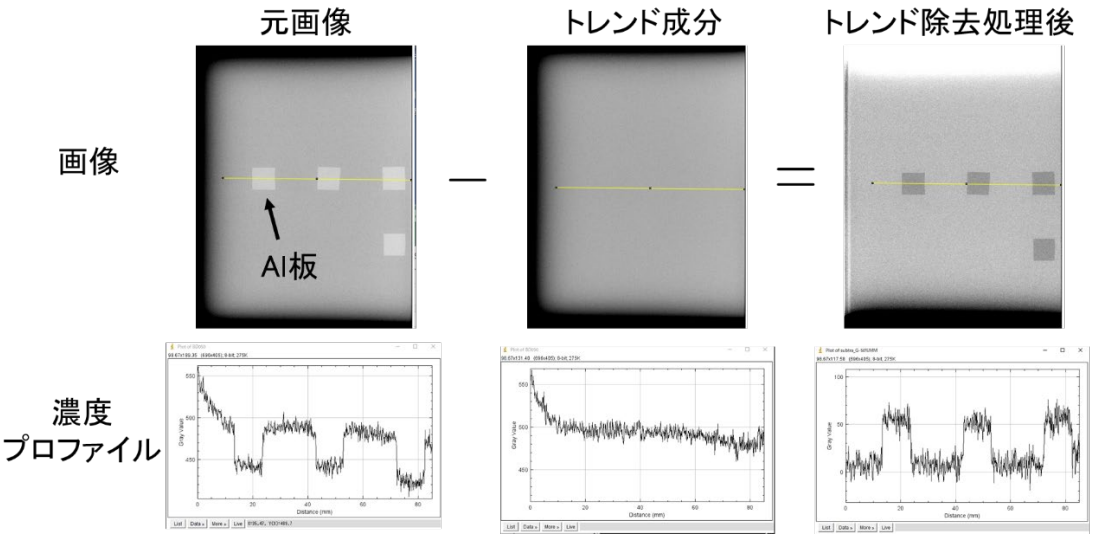


図4　乳腺組織等価ファントム(50%乳腺，6 cm厚)を撮影した画像と濃度プロファイル曲線．
右片下がりのトレンド成分は画像の減算により消失する．

３．入出力特性の測定

画素値を用いた物理評価を行う際には，システムの入出力特性を測定しておかなければならない．入出力特性は，デジタルシステムの線形性やダイナミックレンジを評価することができる．特に，システムの線形性が証明できれば，入射線量をいちいち測定しなくても画素値を用いて物理評価を行うことが可能となる．

乳房 X 線撮影装置は，撮影線量を管電流時間積(mAs 値)で設定する装置が大半を占めており，ユーザ側で管電流や撮影時間を決定することができない．まずは，装置に表示される mAs 値の信頼性を検証するために，表示される mAs 値と線量計で実測した線量が完全な比例関係であるかを確認しておくと良いと考える．線量計も各社様々存在するが，一例として図 5 に半導体線量計 RaySafe X2 (Unfors RaySafe，スウェーデン)を示す．マンモグラフィ専用の外付けセンサーは後方散乱の影響を受けない構造になっており，センサーを付け替えることで一般撮影や CT での線量測定も行える [4]．マンモグラフィで線量測定を行う場合は，ターゲット/フィルタと圧迫板の有無を選択してから照射すると，半価層を測定することもできる．参考ではあるが，高純度 Al 板を用いて実測により求めた半価層と，RaySafe X2 に表示された半価層の値の比較を図 6 に示す．半価層は AGD の測定で必要であるため，容易に測定できるメリットは大きい．

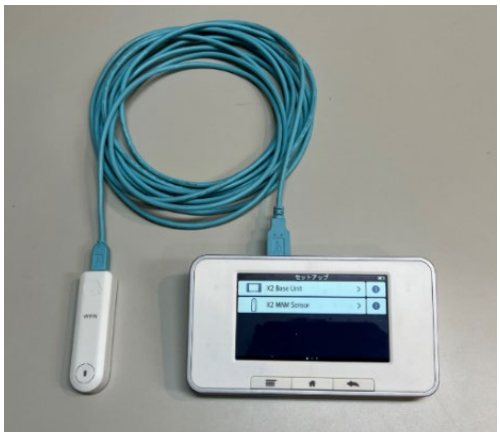


図 5　半導体線量計．RaySafe X2 では本体にマンモグラフィ用の外付けセンサーX2 MAM Sensor を接続し，線量，管電圧，半価層などが測定できる．

入出力特性は線量に対する画素値を求める．図 7 に乳房 X 線撮影装置 Senographe 2000D (GE ヘルスケア・ジャパン，日本)を用いて入出力特性を測定した結果を示す．線量に対する画素値の直線性が成り立っていることがわかる．このようにシステムの直線性を理解しておくことは，研究を始める前に重要なポイントのひとつである．

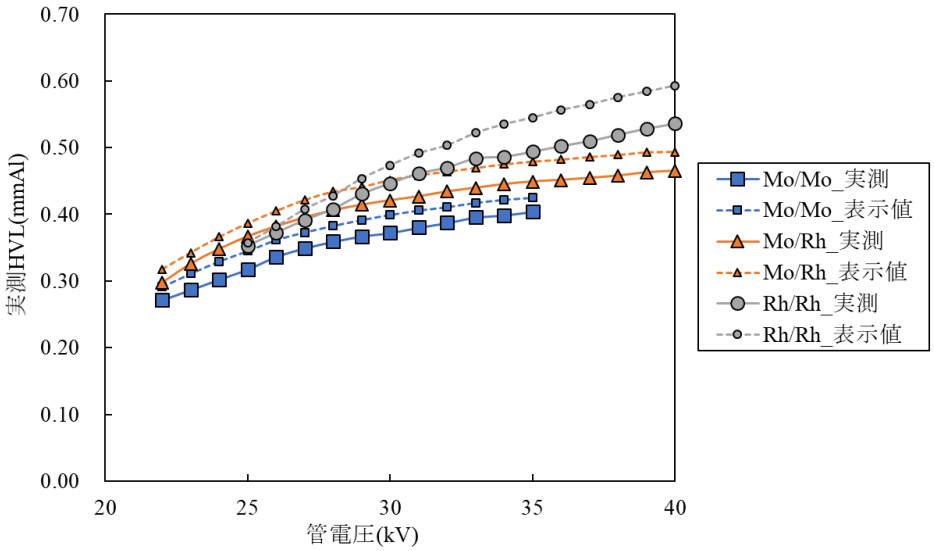


図 6　圧迫板を含めた場合における半価層の実測値と RaySafe X2 の半価層表示値の比較．凡例にある実測は，純度 99.9%の Al 板を用いて品質管理の手順に準拠して測定した半価層である．表示値は，RaySafe X2 を配置して露光したときに表示された半価層の値である．

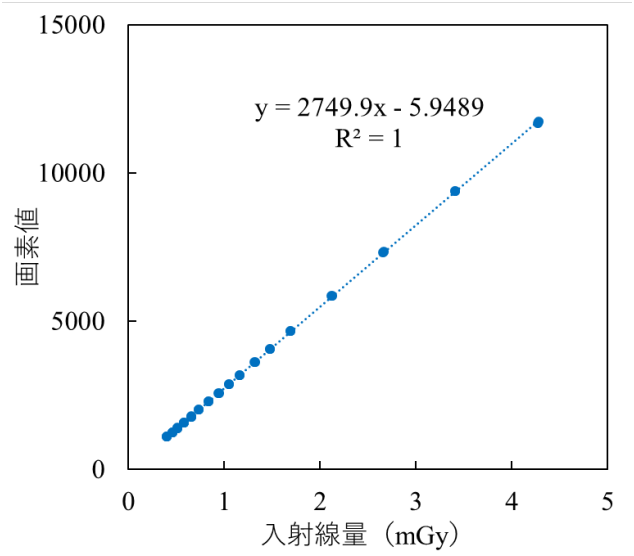


図 7　Senographe 2000D の入出力特性．CsI:Tl 蛍光体の間接変換型 FPD が搭載された装置である．線量に対する画素値に良好な直線性が確認できる．

４．マンモグラフィの物理評価の例

４-１．figure of merit (FOM)を用いた物理評価

マンモグラフィだけに限らず一般撮影や computed tomography (CT)領域の研究でも用いられている画質指標 figure of merit (FOM)について紹介する．

デジタルマンモグラフィ品質管理マニュアル[5)]ではコントラスト対雑音比(contrast-to-noise ratio: CNR)を(1)式で定義している．CNR は画質を示す評価指標としてマンモグラフィ以外のモダリティでも広く利用されている．このマニュアルにおいて CNR は，品質管理に用いること，すなわち装置の経時的な変化を確認する目的で用いられていることを理解しておく必要がある．一方，この指標を研究領域で用いる際には，コントラストという用語ではなく信号差(signal difference: SD)という用語で言い換えており，signal difference-to-noise ratio (SDNR)として(1)式と同様に表すことがある．

$$CNR(SDNR) = \frac{SD}{noise} = \frac{m_{BG} - m_{Al}}{\sqrt{\frac{\sigma_{BG}^2 + \sigma_{Al}^2}{2}}} \quad \cdot\cdot\cdot (1)$$

ここで，m_{Al}は Al 板上に設置した関心領域(region of interest: ROI)内で測定した平均画素値，m_{BG}は Al 板がない背景画像部分の平均画素値，σ_{Al}は Al 板上の ROI の標準偏差，σ_{BG}は背景画像部分の標準偏差である．SDNR は画質を定量値で求めることができるが，線量を増加させると SDNR の値は向上する．つまり，線量が異なる 2 つの画像間の比較ができない．2 つの画像間の比較を行う場合には，被検者への被ばくが同一である場合に限定される．しかし，2 つの画像が同一線量であるという条件を満たすことは，研究において様々な因子が限定的になってしまい，研究目的を達成することが極めて困難であることが多い．そこで，画質を表す SDNR に，被ばくを表す AGD を考慮したときの画質指標として figure of merit (FOM)を用いることで，画質と被ばくを総合的に評価することができる．ここで，AGD は均一に圧迫された乳房内に入射された X 線量により生じる乳腺組織の平均吸収線量[6)]である．Dance ら[7)]は，K を入射空気カーマ(mGy)，g を乳房厚と半価層(half value layer: HVL)に依存する係数(mGy/mGy)，s をターゲット

材質と付加フィルタの組み合わせで決定される係数，c を乳房厚，乳房の構成，HVL に依存する係数として，(2)式を提唱した．

$$AGD = K \cdot g \cdot s \cdot c \qquad \cdot\cdot\cdot (2)$$

FOM は単に画質指標という意味で用いられ，研究内容によって定義される内容が異なる．マンモグラフィ領域ではしばしば(3)式で定義されていることが多い [8]．

$$FOM = \frac{SDNR^2}{AGD} \qquad \cdot\cdot\cdot (3)$$

SDNR を 2 乗している理由は，線量に依存しない画質指標にするためである．例えば，散乱線を無視して単一エネルギーの X 線モデルとして考えた場合，AGD を 2 倍すると signal difference は 2 倍になり，noise は$\sqrt{2}$倍になる．これをFOM_2として(3)式を使って計算すると次式の通りである．

$$FOM_2 = \frac{\left(2SD/\sqrt{2}noise\right)^2}{2AGD} = \frac{SDNR^2}{AGD} \qquad \cdot\cdot\cdot (4)$$

(4)式では AGD を変化させたが，結局 FOM は一定の値をとっている．このように，線量に依存しない画質指標として成り立たせるために SDNR を 2 乗する．つまり，(3)式の FOM を用いることで，線量や線質が異なっていても 2 つの画像間の画質を比較することが可能になる．FOM は高値であるほどシステムの性能が良好であることを意味する．乳房 X 線撮影装置は製造メーカや機種によりターゲット/フィルタが異なるため，画質の比較が単純ではない．しかし，FOM を用いることでこの課題をクリアすることができる．

４-２．CDMAM ファントムを用いた定量的な画質評価

図 8 に示す CDMAM ファントム(Artinis Medical Systems，オランダ)は，type 3.4 と type 4.0 の 2 種類があり，いずれも異なる直径および厚さの金ディスクが 2 次元的に配置されたマンモグラフィ専用の contrast-detail (C-D)ダイアグラム用ファントムである [9]．デジタルマンモグラフィ品質管理マニュアルには低コントラスト検出能評価ファントムとして掲載されている．CDMAM ファントムは識別限界曲線(C-D 曲線)あるいは画質指数(image quality figure: IQF)を求めることで画質を評価する．観察者実験を行い主観的な評価に用いられることが知られているが，CDMAM ファントムの撮影画像をパソコン上で自動解析ソフトウェアに読み込ませることで，主観性を排除した解析を行うことが可能である [10]．自動解析ソフトウェアを入手するための方法として，1 つ目が CDMAM ファントムを購入するときにセットで付属されてくる CDMAM Analyser を用いる方法である．付属のソフトウェアには European Reference Organisation for Quality Assured Breast Screening and Diagnostic Services (EUREF)が開発した CDCOM [11]が利用されている．2

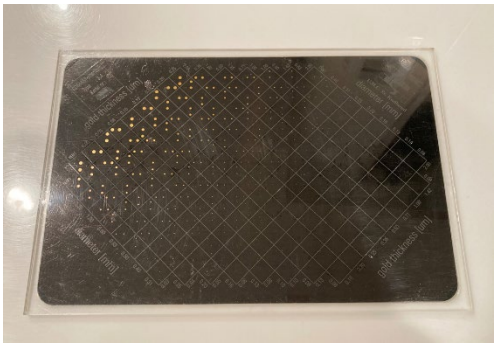


図 8　CDMAM ファントム type 3.4．マス目状に金ディスクが配列されている．撮影画像からそれぞれの金ディスクの直径に対する識別可能な最も薄い金ディスクの厚さを求めて解析する．

つ目が，National Coordinating Centre for the Physics of Mammography（NCCPM）のホームページ[12]からCDCOM が含まれた解析ソフトウェアをインターネット上で購入する方法である．3 つ目が，EUREF のホームページ[13]で紹介されている ImageJ のプラグイン MAMMO_QC の中に組み込まれているものを利用する方法がある．MAMMO_QC はディジタルマンモグラフィとブレストトモシンセシスにおける品質保証のプログラムであり，開発元は EUREF ではないものの，無償で利用できるため内容を検証したうえで用途に応じて使用することも可能である．CDMAM ファントムと自動解析ソフトウェアを用いることで，客観的な画像評価を行うことができる．

５．終わりに

本稿では，物理評価によるディジタルマンモグラフィの研究を行う上で，筆者が考慮すべきであると考えるポイントと，マンモグラフィの研究で利用できる物理評価法の一例を紹介した．臨床現場では，高画質の画像を取得することが診療放射線技師の最も重要な使命である．筆者は本稿の内容をまとめながら，診療放射線技師であるからこそ物理評価とそのツールを駆使して画質の向上を徹底的に追求するとともに，被検者の被ばくの低減化および適正化を図ることで，さらなる良質な検査の提供を行わなければならないと再認識した．本稿が少しでも臨床現場の役に立てば幸いである．

参考文献

1) National Institutes of Health. ImageJ. https://imagej.nih.gov/ij/index.html 閲覧日 2023 年 3 月 14 日

2) 青柳泰司，安部慎二. X 線管の X 線放射強度分布．改定新版放射線機器学(I)．コロナ社，東京, 2017: 35-37.

3) 市川勝弘，石田隆行. 4.2 ノイズ特性(NNPS)の解析．放射線技術学スキル UP シリーズ標準ディジタル X 線画像計測．オーム社，東京, 2010: 172-194.

4) RaySafe. 2020. Application note: kVp measurements on mammography machines with the RaySafe X2 system. https://www.raysafe.com/sites/default/files/2021-04/app_note_kv_measurements_on_mammography_machines.pdf 閲覧日 2022 年 10 月 1 日

5) 特定非営利活動法人日本乳がん検診精度管理中央機構. 2.1.10 AEC 作動時の CNR．デジタルマンモグラフィ品質管理マニュアル第 2 版．医学書院，東京, 2009: 42-44.

6) 石栗一男．V.線量評価(平均乳腺線量)．マンモグラフィ技術編改訂増補版．医療科学社，東京, 2009: 64-70.

7) Dance DR, Skinner CL, Young KC, et al. Additional factors for the estimation of mean glandular breast dose using the UK mammography dosimetry protocol. Phys Med Biol 2000;45(11):3225-3240.

8) Borg M, Badr I, Royle GJ. The use of a figure-of-merit (FOM) for optimisation in digital mammography: a literature review. Radiat Prot Dosim 2012;151(1):81-88.

9) 白石順二. 1.3.3 ファントムを用いた視覚評価法．放射線技術学スキル UP シリーズ標準医用画像の視覚評価法．オーム社，東京, 2020: 8-12.

10) 永見晶子, 石井里枝, 北川薫他. マンモグラフィ用 contrast-detail ファントムの新旧解析ソフトウェアによる画質指数(IQF_{inv})値の比較と変換式の導出. 日放技誌 2023;79(2):121-127.

11) Artinis Medical Systems. CDMAM 3.4 & Analyser. 2000.
https://www.phantoms.artinis.com/cdmam-34-analyser 閲覧日 2023 年 3 月 14 日

12) National Co-ordinating Centre for the Physics of Mammography. CDMAM Analysis. 2011.
https://medphys.royalsurrey.nhs.uk/nccpm/ 閲覧日 2023 年 3 月 14 日

13) European Reference Organisation for Quality Assured Breast Screening and Diagnostic Services. 2023.
https://euref.org/ 閲覧日 2023 年 3 月 14 日

マンモグラフィ品質管理項目に基づく画像評価と線量の研究

東北大学病院　診療技術部放射線部門　千葉　陽子

１．はじめに

マンモグラフィシステムのディジタル化にともない臨床現場では様々な問題点が存在している．ディジタルシステムのメリットは出力濃度・輝度の安定性であるが，線量や線質の違いにより診断に適した画質が十分に得られない場合がある．また，施設間，機種間での撮影技術や画質の違いにより，他の医療機関で病変が描出不能となる場合や不適切な撮影条件により診断が変わってしまうこともあり，これらは受診者にとって大きな不利益となりうる．そのため撮影技師は，品質管理の中で画質と線量のバランスを考慮した撮影条件を検討することは必須であると考えられる．さらに画質において優れたコントラスト，解像度，ノイズ特性を得るためには，線質および線量を被写体厚に応じて最適化することが重要である．

そこで，精度の高い画像を得るために撮影条件設定に焦点をあて，品質管理項目に基づいた方法で当院における至適撮影条件を導きだしたので、その研究について紹介したいと思う。

２．方法

マンモグラフィ品質管理項目である、コントラストノイズ比(CNR：Contrast to Noise Ratio)(以後CNR と示す)，平均乳腺線量(AGD : Average Glandular Dose) (以下 AGD と示す)，低コントラスト分解能評価を用い，ディジタルシステムにおける撮影条件の検討を行った．また，検討した撮影条件が臨床において適しているか，手術で摘出された乳がん部位(以後摘出標本と示す）を用いた標本画像で視覚評価を行い，検討を行った．

撮影条件を検討するにあたり，検討した被写体厚は PMMA(Poly Methyl Methacrylate)ファントム厚 30，40，50 mm である．

ディジタルマンモグラフィ X 線撮影装置は，直接変換方式 FPD マンモグラフィ装置である LORAD 社製　LORAD M‐Ⅳ　Selenia を使用した．X 線管ターゲットはモリブデン(以下 Mo と示す)，フィルタは Mo およびロジウム(以下 Rh と示す)を有している．

検討する撮影条件は，　PMMA ファントム 30 mm では，Mo ターゲット/Mo フィルタ(以後 Mo/Mo と示す)を使用し，管電圧 26 kV～30 kV まで 1 kV ずつ変化させた．PMMA ファントム厚 40，50 mm では，Mo/Mo と Mo ターゲットと Rh フィルタ(以後 Mo/ Rh と示す）を使用し，管電圧 26 kV～32 kV まで 1 kV ずつ変化させ検討を行った．撮影には自動露出機構(AEC：Automatic Exposure Control)(以下 AEC と示す）を使用して撮影を行った．

３．検討項目

①CNR の測定

PMMA ファントムの上にアルミニウム板を配置し、画像を取得した。その後、撮影画像のアルミニウム板の有無 2 箇所に ROI(Region of Interest)をおき、画素値の平均値と標準偏差を求め、CNR を算出した。測定配置図を図 1 に示す。また、CNR の算出の式を(1)に示す[1)]。

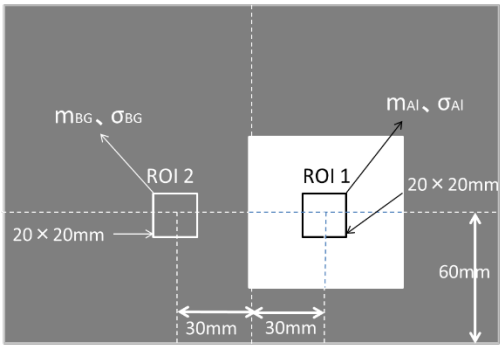


図 1　CNR 測定配置図

ここで、アルミニウム板が有る位置における画素値の平均値を m_{Al}、標準偏差を σ_{Al}
アルミニウム板が無い位置における画素値の平均値を m_{BG}、標準偏差を σ_{BG} と示す.

$$\mathrm{CNR} = \frac{m_{BG} - m_{Al}}{\sqrt{\frac{\sigma^2{}_{BG} + \sigma^2{}_{Al}}{2}}} \quad \cdot\cdot\cdot(1)$$

②AGD の測定

検討条件の AGD を本邦で規定されている Dance の式を用いて求めた。ここで、AGD の算出の式[1)] を(2)に示す。

・AGD[mGy]の算出

D = K×g×s×c　(Dance の式)・・・(2)

K ： 入射表面線量(空気カーマ) [mGy]

g ： PMMA で模した乳房の換算係数 [mGy/mGy]

s ： 臨床使用のための線質に関する係数

c ： PMMA で模した乳房の等価乳房厚に関する係数

③低コントラスト分解能の視覚評価

低コントラスト分解能を評価するため，Nuclear Associates 社製 Contrast-detail Mammography Phantom type 3.4（以下 CDMAM ファントムと示す）を用いた．方法は，CDMAM ファントムを撮影し，視覚評価をモニタにて行った．評価は 5M ピクセルモニタを用い，乳房撮影認定技師 7 名，観察時の部屋の照度は 20 lux 以下，観察時間は無制限とした．試料数は各撮影条件につき 3 枚撮影し，期間を

空け 2 度観察した．また，モニタの拡大機能の使用，ウィンドウ幅・ウィンドウレベルの設定は自由とした．

④摘出標本を用いた臨床画像での視覚評価

CNR，AGD，低コントラスト分解能から求めた最適な撮影条件が，臨床において適しているのか，手術で切除した摘出標本を用いて視覚評価を行った．AEC を用い管電圧とターゲット・フィルタ固定のセミオートで撮影した．標本は，検討を行っている厚さに満たない場合が多かったため，標本下に PMMA ファントムを補充し，試料の高さとした．

評価は乳房撮影認定技師 7 名，試料数は各厚さ 10 症例ずつ(計 30 症例)，5M ピクセルモニタを用いて行った．観察環境は③と同様である．評価項目は，コントラスト，鮮鋭度，粒状性である．また，評価方法として，シェッフェの一対比較法を用いて試料間の順位を決定した．画像の中から 2 枚を一対として並べ，一対毎に試料画像の優劣をつけた．優劣の尺度として－2 ～ 2 点を用いる 5 点法を用いた．その後，その区間の中に値が 95 %の確率で存在する，という信頼区間を求め，それぞれの撮影条件で撮影した試料間の順位を決定した[2)]．

4. 検討方法

撮影条件の決定方法を示す．

① CNR

EUREF(European Reference Organization)が制定している CNR の制限値を参考にし，撮影条件を絞り込んだ．

② AGD

EUREF が制定している AGD の制限値を参考にし，撮影条件を絞り込んだ．

③ 低コントラスト分解能の視覚評価

EUREF が制定している低コントラスト分解能の制限値を参考にし，撮影条件を絞り込んだ．ただし，EUREF が制定している制限値は PMMA 厚 50mm のものであるため，PMMA 厚 30 mm，40 mm においては，まず PMMA 厚 50 mm の制限値を下回ること．それに加え，制限値より下回るディスク径の画像が，明らかに視認できなければ，その撮影条件は適していないとみなした．

5. 結果

① CNR の測定

EUREF の制限値を参考にした結果を示す．計算から求めた各厚さにおける CNR の制限値は， PMMA 厚 30 mm は 9.11，PMMA 厚 40 mm は 8.70，PMMA 厚 50 mm は 8.28 であった．この値から検討した結果，PMMA 厚 30 mm において 30 kV Mo/Mo，28～30 kV の Mo/Rh，PMMA 厚 40 mm において 30～32 kV の Mo/Mo，28～32 kV の Mo/Rh， PMMA 厚 50 mm において 30～32 kV の Mo/Mo，29～32 kV の Mo/Rh が制限値を下回っており，撮影条件には不適切という結果になった．

② AGD の測定

EUREF の制限値を参考にした結果，許容レベルを上回るものはなく，AGD において全ての撮影条件が適切という結果になった.

③ 低コントラスト分解能の視覚評価

EUREF の制限値を参考にした結果，不適切と判断された条件はなかった.

また，PMMA 厚 30，40 mm において，CDMAM ファントムのディスク径 2，1，0.5，0.25，0.1 mm の制限値より下回るディスクの画像を比較した結果，PMMA 厚 30 mm では 28，29 kV Mo/Mo，26，27 kV Mo/Rh．PMMA40 mm では 29 kV Mo/Mo，27 kV Mo/Rh で明らかに視認できない画像があった.

それにより，PMMA 厚 30 mm においては 28，29 kV Mo/Mo，26，27 kV Mo/Rh．PMMA40 mm では 29 kV Mo/Mo，27 kV Mo/Rh は撮影条件に不適切という結果になった.

④ 摘出標本を用いた臨床画像での視覚評価

この結果より，PMMA 厚 30 mm では 26，27，28 kV Mo/Mo の順番で良いが間隔尺度値の差がないため，ほぼ同等な画質という結果がでた．また，PMMA 厚 40 mm では，26 kV，27，28 kV の Mo/Mo が良いが，こちらも間隔尺度値の差がないため，ほぼ同等な画質という結果がでた．PMMA 厚 50 mm は間隔尺度値の差は 1 程度であり，信頼区間より，順位が入れ替わる可能性があるため，画質としてはほぼ同等という結果であった.

⑤ 総合評価

全ての検討項目の結果より，推奨撮影条件を求めると，

PMMA 厚 30 mm　27 kV Mo/Mo

PMMA 厚 40 mm　28 kV Mo/Mo，26 kV Mo/Rh

PMMA 厚 50 mm　28 kV Mo/Rh

となった．この結果をもとに撮影を行い，撮影条件を検討する前後で比較を行ったところ，画質を劣化することなく被ばくを低減することができた.

6. さいごに

施設において画質と線量のバランスを考慮した撮影条件を検討することは必須であり，診断に適した画質を得るためには，線質および線量を被写体厚に応じて最適化することが重要である．しかし，このように最適な撮影条件を求めても，ディジタルシステムの場合，画像処理により乳腺組織の診断能が変わるという問題点もあるため，医師と連携を取り，適切な条件を検討する必要がある.

そのためにも，我々撮影技師は品質管理の重要性を理解し，責任をもって管理をしていく必要があると考える。

【参考文献】

1）NPO 法人 日本乳がん検診精度管理中央機構．デジタルマンモグラフィ品質管理マニュアル第 2 版．医学書院，2017.

2）佐藤　信．統計的官能検査法．日科技連　：292-296.

3）European guidelines for quality assurance in breast cancer screening and diagnosis Fourth Edition，2006.

乳腺密度計測へのディープラーニング技術の応用

近畿大学病院中央放射線部　山室　美佳

１．はじめに

Global Burden of Disease Cancer Collaboration[1] によると，乳癌は世界の女性のがん罹患率と死亡率で第 1 位にランクされている．マンモグラフィは乳癌死亡率を低下させることが証明されている唯一のモダリティとして広く使用されているが，一方で病変検出感度が乳腺密度の影響を受けやすく，高濃度乳房では病変が隠されてしまう可能性が高いことがわかっている．さらに高濃度乳房では乳癌発症リスクが増加することが指摘されている[2]．乳腺密度を客観的，かつ，高精度に数値化することができれば，乳癌発症リスクモデルや予防介入モデルの確立へつなげることができる．このような理由からマンモグラフィ検診では乳房構成を評価することが重要視されており，乳房構成に基づく個別化された検診プログラムは乳癌検診の有効性をより一層向上させることが期待される．

近年，コンピューターにより自動化された volumetric breast density measurement (VBDM)が導入されつつある[3]．VBDM の計測対象領域としては，現在乳腺組織が存在する領域（dense region : 病変検出感度と関連）と，さらに過去に乳腺組織が存在した領域も含めた領域 （diffuse region : 乳癌罹患リスクと関連）の 2 つの領域タイプについて計測することが望ましい．しかし，領域抽出は実施者の主観に顕著に依存し，抽出者間および抽出者内の変動が大きい．近年，信頼性の高い VBDM を実現するために，人工知能技術の一種であるディープラーニングを用いた乳腺領域の自動抽出が試みられている[4]．しかし，その精度は抽出領域の形状や大きさについて検証されているだけで，VBDM にとって必要不可欠な乳腺密度を評価尺度とした検証は行われていない．本講演では，U-net を用いてマンモグラムから dense region および diffuse region を自動抽出する手法およびその抽出精度を乳腺密度の観点から分析する手法について述べる．

２．方法

2.1　データ収集

本研究は近畿大学医学部倫理審査委員会の承認（R02-237）を得て，研究に参加したすべての被検者から書面によるインフォームドコンセントを取得して行った．本研究で用いた画像は，近畿大学病院で 2021 年

4 月から 10 月までに取得された計 703 枚の病変を含まない medio-lateral oblique（MLO）view マンモグラムで，年齢は 22 歳から 80 歳，圧迫乳房厚（CBT）16 mm から 82 mm である．圧迫圧が 90 N 未満およびポジショニング不良の画像は除外した．使用装置はキヤノン Pe-ru-ru で撮影には auto exposure control（AEC）を使用した．得られた画像のうち生データマンモグラムは乳腺密度計算用として，また画像処理後のマンモグラムは乳腺領域抽出用として外部メディアへ記録した．

2.2 Ground truth の作成

専門認定歴 20 年，10 年，1 年の 3 名の診療放射線技師が dense region および diffuse region の ground truth（GT）を独立して作成した．1 枚のマンモグラムにおいて，dense region と diffuse region の両方を認識できなくても，どちらかが認識できれば GT として採用した．3 名の診療放射線技師は，作業の前に 20 年以上の経験を持つ乳腺専門放射線科医から Breast Imaging Reporting and Data System: BI-RADS に基づき dense region および diffuse region について 6 か月間隔で 2 度のレクチャーを受け，その後 3 名の間でディスカッションを行い，全員が内容を理解していることを確認した．

2.3 U-net モデルの構築

収集した画像（画素サイズ 2016 × 2816，コントラスト解像度 13 ビット，最大画素値 7500）を画素サイズ 256 × 256，コントラスト解像度 8 ビット，最大画素値 256 にリサイズした．コンピュータプラットフォームとして MATLAB 2020a（MathWorks, Natick, USA）を，ネットワークの学習には adaptive moment estimation（Adam） optimizer を用いた．主な設定は以下のとおりである．活性化関数：ReLU，損失関数：交差エントロピー，ストライド：1，ディレーション：1，学習率：0.0001，エポック数：50，ミニバッチサイズ：8．これらの条件を dense region と diffuse region の抽出に適用した．

U-net モデルを構築する前に，収集した学習画像に偏りがないことを確かめるため，各 fold について学習画像 400 枚，検証画像 100 枚とした 5 分割交差検証を実施した．評価指標は Dice 係数 [5]で，各 fold 間の変動の許容基準を標準偏差（SD）＜ 0.05 とした．5 分割交差検証後，学習画像 500 枚を用いて乳腺領域抽出モデルを構築し，独立して収集したテスト画像 203 枚に対してモデルを適用した．

2.4 乳腺密度算出

乳腺密度を計算するために，画像処理後のテスト画像 203 枚に対して U-net が自動抽出した dense region と diffuse region および 3 名の認定診療放射線技師が作成した GT をフリー画像処理ソフトウェア ImageJ（National Institutes of Health，Maryland，USA）を用いて同じ座標軸にある生データマンモグラム上に転写

した．これは，乳腺密度の計算には画素値と X 線強度の線形関係が要求されるためである．生データマンモグラムにおける dense region，diffuse region および GT の乳腺密度を式（1）で計算した[6]．

$$T_{gla} = \frac{\ln\left(\frac{P_{gla}}{P_{adi}}\right)}{\mu_{adi} - \mu_{gla}} \qquad (1)$$

ここで，T_{gla} は乳腺組織の厚さ，P_{gla}および P_{adi}は各々乳腺領域および脂肪領域の画素値，μ_{gla}および μ_{adi} は各々乳腺組織および脂肪組織の実効線減弱係数である．μ_{gla}および μ_{adi} は CdTe 検出器を使って測定した X 線エネルギースペクトルから式（2）と式（3）を使って計算した．P_{gla}の値は生データマンモグラムにおける各乳腺領域内の平均画素値を用い，P_{adi}は文献[7]の手法を使って求めた．

$$\mu_{gla} = \frac{\int_0^{E_{max}} I(E)\mu_{gla}(E)dE}{\int_0^{E_{max}} I(E)dE} \qquad (2)$$

$$\mu_{adi} = \frac{\int_0^{E_{max}} I(E)\mu_{adi}(E)dE}{\int_0^{E_{max}} I(E)dE} \qquad (3)$$

ここで，$I(E)$ はエネルギーE での X 線光子数であり，脂肪組織と乳腺組織の線減弱係数は NIST-XCOM[8]を使って算出した．脂肪組織の厚さは式（4）により求めた．T_{bre}は撮影装置が表示する CBT である．

$$T_{adi} = T_{bre} - T_{gla} \qquad (4)$$

2.5　U-net モデルの評価

構築した U-net モデルの評価として，乳腺密度について U-net が抽出した領域と GT 間の相関係数および Dice 係数を求めるとともに，Bland-Altman（B-A）解析[9]を使って，U-net の臨床適用の可能性を評価した．B-A 解析では乳腺密度を指標として U-net が抽出した領域と GT の同等性または互換性を以下に示す 4 項目に基づきノンパラメトリックに評価した．（1）95%一致限界（LOA）が十分に狭い，（2）95% LOA の上限と下限がゼロをはさむ，（3）プロットに対する回帰直線が有意な傾きをもたない，（4）回帰直線の傾きの 95%信頼区間（CI）がゼロをはさむ．項目（1）を満たす基準として，U-net と GT の測定値の差が平均値の ±20%以内である頻度が 75%以上である場合を「十分に狭い」と定義した[10]．項目（3）については $p < 0.05$ であれば統計的有意性があるとした．上記 4 項目がすべて満たされている場合，U-net が抽出した領域と GT

は乳腺密度について同等であると判定し，4 項目すべてが満たされてはいないが少なくとも項目（1）が満たされている場合は互換性があると判定した．ここで，同等性とは U-net が抽出した領域と GT をそのまま置き換えることができることを意味し，互換性とは四則演算による補正を加えることで両者の入れ替えが可能であることを意味する．

３．結果

3.1　5 分割交差検証

5 分割交差検証における各 fold の平均 Dice 係数は，dense region が 0.857～0.893，diffuse region が 0.920～0.939 の範囲であった．SD はそれぞれ 0.013 および 0.007 といずれも許容基準とした 0.05 を下回っており，収集したマンモグラムに偏りは見られなかった．

3.2　Dice 係数を指標とした U-net モデルの評価

図 1 に U-net が抽出した領域と GT の Dice 係数のヒストグラムを示す．(a), (b)は各々dense region，diffuse region の結果である．Dice 係数が 0.90 以上となった割合は，dense region で全画像の 62.7%，diffuse region で 91.2%であり，良好な抽出結果であった．

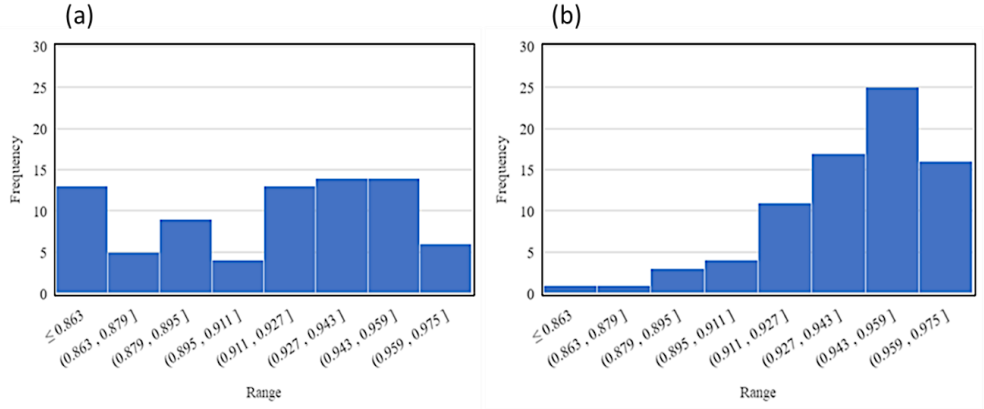


図 1　U-net が抽出した領域と GT の Dice 係数のヒストグラム．(a) dense region（平均 : 0.897, (b) diffuse region（平均 : 0.939）.

3.3　乳腺密度を指標とした U-net モデルの評価

図 2 にテスト画像に対する U-net が抽出した領域と GT 間の乳腺密度の相関図を示す. Dense region, diffuse region とも対角線付近にプロットが集中しており顕著な外れ値は見られなかった．図 3 に乳腺密度に対する B-A プロットを示す．(a), (b)は各々dense region，diffuse region の結果である．図 3 において U-net と GT の乳腺密度計測値の差が平均値の±20%以内に入る頻度は，dense region で 98%，diffuse region で 75.4%であ

り，95% LOA の幅はどちらも十分に狭く，かつ，ゼロをはさんでいた．また，プロットに対する回帰直線の傾きは dense region が 0.0124，diffuse region が-0.0022 であり，どちらも統計的に有意な傾きがあるとは言えず，かつ，傾きの 95% CI はゼロをはさんでいた（dense region：-0.0023～0.0272，diffuse region：-0.0255～0.0211）．これらの結果から，U-net が抽出した領域と GT の間には乳腺密度について同等性が肯定された．

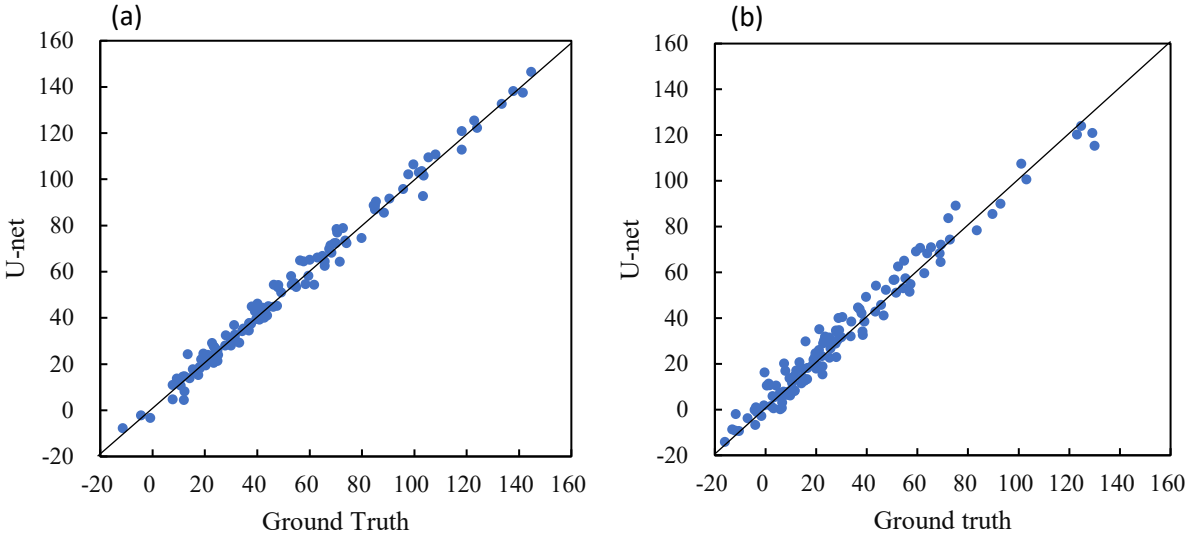


図 2　Dense region (a)と diffuse region (b)における乳腺密度の U-net が抽出した領域と GT 間の相関図．相関係数は dense region: 0.994, diffuse region: 0.986．

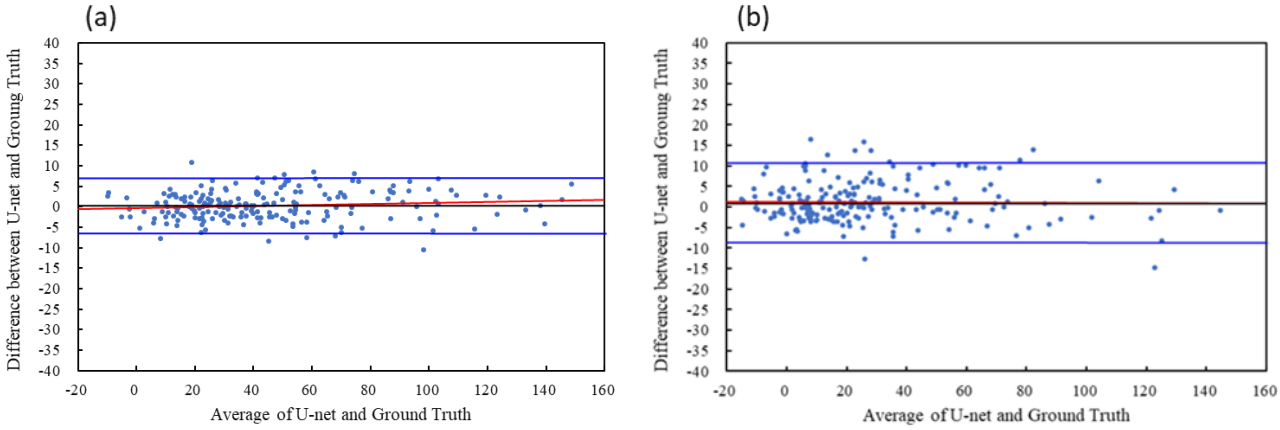


図 3　Dense region (a)と diffuse region (b)における乳腺密度の B-A プロット．黒線は U-net が抽出した領域と GT の差の平均，青線は 95% LOA，赤線はプロットに対する回帰直線．(a), (b)とも系統誤差は見られない．

図 4 に U-net が抽出した領域と GT 間の比較例を示す．(a)は Dice 係数は低いが乳腺密度の一致度が良

かった例，(b)は逆に Dice 係数は高いが乳腺密度の一致度が悪かった例である．

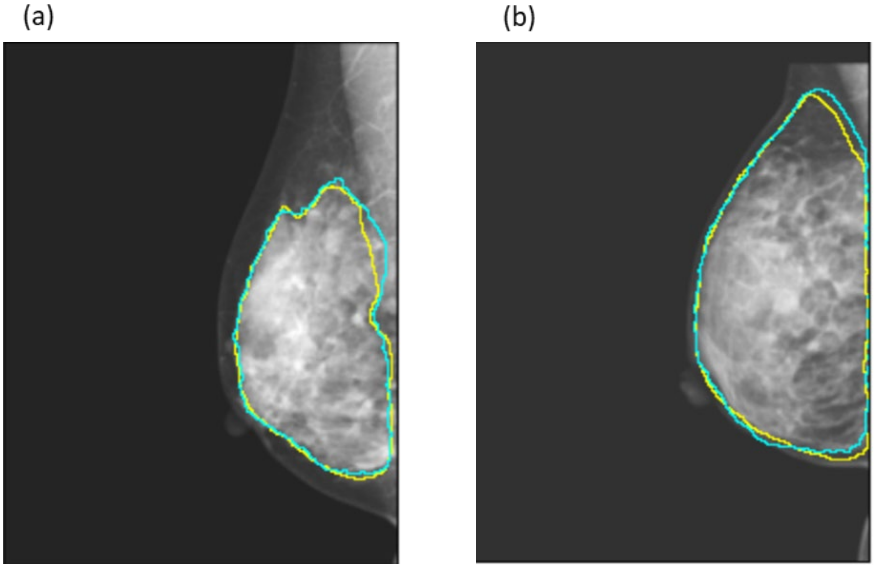


図 4　U-net が抽出した領域と GT 間の比較例．(a)：Dice 係数 0.893，乳腺密度 U-net 95.8%, GT 95.7%，(b)：Dice 係数 0.975，乳腺密度 U-net 85.4%, GT 89.6%．青線は U-net が抽出した乳腺領域，黄色は GT を表している．

４．考察

近年，さまざまな研究でディープラーニング技術が利用され，臨床マンモグラフィや乳房 MRI における領域抽出に優れた精度と再現性を提供しているが，これまでの研究は面積ベースによる 2 次元での領域抽出や Dice 係数を用いた精度評価に焦点を当てていた．本研究では，乳腺密度の観点から U-net による乳腺領域自動抽出の臨床適用の可能性を考察する．

図 1 に示すように，U-net が抽出した領域と GT 間の平均 Dice 係数は dense region よりも diffuse region の方が高かった．これは diffuse region の単純な形状によって説明することができる．しかし，図 2 に示すように U-net が抽出した領域と GT 間の乳腺密度の相関係数は diffuse region よりも dense region の方が高かった．この理由は，diffuse region は dense region と比べて皮膚面に近い領域を多く含んでおり，そのような領域には非圧迫領域，すなわち適切な乳腺密度が得られていない領域が存在するためであると考える．非圧迫領域は乳腺密度の過小評価および平均乳腺線量の過大評価につながり，乳腺密度計測の信頼性に影響を及ぼす．このような現象は，2 次元マンモグラムでは非圧迫領域を視覚的に観察できないため Dice 係数では評価することができない．

次に，B-A 解析の結果に基づき，U-net を従来の目視による乳腺領域抽出に代えて臨床適用できる可能性

について述べる．図 1 からわかるように Dice 係数は diffuse region よりも dense region の方が低かったが，このような Dice 係数の差は乳腺密度の計算に実質的な影響を与えていない．なぜなら，図 3 に示すように乳腺密度に対する U-net が抽出した領域と GT 間の B-A 解析結果は dense region および diffuse region とも同等性を肯定するための 4 項目すべてを満たしているからである．

乳腺領域抽出における U-net の精度評価は Dice 係数または乳腺密度のどちらかだけを用いた乳腺領域抽出精度の評価では不十分であると考える．たとえば図 4(a) では，U-net によって自動抽出された乳腺領域の Dice 係数は 0.893 であり平均（0.897）をわずかに下回ったが，同じ領域における乳腺密度は U-net: 95.8%, GT: 95.7%と非常によく一致していた．その理由は，反対方向へのミスアライメントが効果を相殺するためである．すなわち，乳腺領域全体を見た場合，ある部分では U-net の方が画素値の高い領域を含み，別の部分では逆に画素値の低い領域を含んでいることが原因である．このような現象は，Dice 係数で評価することの重要性を示している．一方，図 4(b)に示すように乳腺領域の形状は U-net が抽出した領域と GT 間でよく一致しているが（Dice 係数: 0.975），乳腺密度はあまり一致しているとは言えないケース（U-net: 85.4%, GT: 89.6%）も散見された．その理由は非圧迫領域の影響によるものであると考える．このような現象は，乳腺密度による評価の重要性を示している．これらの結果から，U-net の精度評価には Dice 係数および乳ある腺密度の両方を用いることが重要であると考える．

本研究のリミテーションについて述べる．第一に，本研究ではマンモグラフィで皮膚面近傍に生じる非圧迫領域への対応を考慮していない．この非圧迫領域では実際の乳房厚が表示値に達しておらず，得られる画素値は空気の影響を受けている． そのため，乳腺領域に非圧迫領域が含まれる場合は乳腺密度が過小評価されることに注意が必要である．第二に，多くの研究者がディープラーニング技術の実践にはできるだけ多くの GT が必要であると指摘している．Yi ら は，ディープラーニングを用いた乳腺密度分類は乳房の左右識別よりもはるかに大きなデータセットが必要であると述べている [11]．乳腺組織の分布パターンは個人毎に異なるため，今後はより多くのパターンを含む大規模なデータセットを使用した抽出モデルの構築が望まれる．

５．結論

本研究では，画像セグメンテーションのための deep convolutional neural network（DCNN）として最もシンプルな構造で汎用性の高い U-net を用いて，U-net が抽出した乳腺領域がエキスパートにより作成された乳腺領域と同等性があることを確かめた．一方で新しい人工知能技術が日進月歩で開発されており，最新の DCNN 技術を組み込むことによって VBDM の精度がさらに向上することが期待される．

参考文献

1) Global Burden of Disease Cancer Collaboration et al: Global, regional, and national cancer incidence, mortality, years of life lost, years lived with disability, and disability-adjusted life-years for 29 cancer groups, 1990 to 2017: a systematic analysis for the global burden of disease study, JAMA Oncol. 5 1749−1768(2019)

2) S. Y. H.Chiu, S. Duffy, A. M. F. Yen, L. Tabár, R. A. Smith, H. Chen: Effect of baseline breast density on breast cancer incidence, stage, mortality, and screening parameters: 25-year follow-up of a Swedish mammographic screening, Cancer Epidemiol. Biomarkers Prev. 19 1219−1228(2010)

3) R. Highnam, S. M. Brady, M. J. Yaffe, N. Karssemeijer, J. Harvey: Robust breast composition measurement - VolparaTM Digital Mammography. IWDM 2010 (Lecture Notes in Computer Science, vol 6136) eds Martí J, Oliver A, Freixenet J and Martí R (Berlin, Heidelberg: Springer) pp 342–349(2010)

4) A. Hamidinekoo, E. Denton, A. Rampun, K. Honnor, R. Zwiggelaar: Deep learning in mammography and breast histology, an overview and future trends. Med. Image Anal. 47 45–67(2018)

5) L. R. Dice: Measures of the amount of ecologic association between species, Ecology 26 297–302(1945)

6) S. van Engeland, P. R. Snoeren, H. Huisman, C. Boetes, N. Karssemeijer: Volumetric breast density estimation from full-field digital mammograms. IEEE Trans. Med. Imaging 25 273–282(2006)

7) M. Yamamuro, Y. Asai, K. Yamada, Y. Ozaki, M. Matsumoto, T. Murakami: Prediction of glandularity and breast radiation dose from mammography results in Japanese women. Med. Biol. Eng. Comput. 57 289–298(2019)

8) M. J. Berger, J. Hubbell, S. M. Seltzer, J. Chang, J. S. Coursey, R. Sukumar, D. S. Zucker, K. Olsen: XCOM: Photon Cross Sections Database, NIST Standard Reference Database 8, (XGAM), 2010, NIST, PML, Radiation Physics Division. Updated November 2010. https://dx.doi.org/10.18434/T48G6X

9) D. G. Altman and J. M. Bland: Measurement in medicine: the analysis of method comparison studies, Statistician 32 307–317(1983)

10) L. A. Critchley and J. A. Critchley: A meta-analysis of studies using bias and precision statistics to compare cardiac output measurement techniques, J. Clin. Monit. Comput. 15 85−91(1999)

11) P. H. Yi, A. Lin, J. Wei, A. C. Yu, H. I. Sair, F. K. Hui, G. D. Hager, and S. C. Harvey: Deep-learning-based semantic labeling for 2D mammography and comparison of complexity for machine learning tasks. J. Digit. Imaging 32 565–570(2019)

Radio(geno)mics による乳がん診断の可能性

新潟医療福祉大学　医療技術学部　診療放射線学科　甲斐　千遥

1. Radio(geno)mics 研究の概要

乳腺疾患を対象とする画像研究においてはマンモグラフィ、超音波、MRI、病理検査など幅広いモダリティの画像が利用されている。近年では遺伝子解析が低価格で行えるようになった背景から[1]、医用画像に加え、遺伝子情報など医用画像以外の情報の利用を視野に入れた新しい研究が盛んに行われている。この研究のことをRadiomics、Radiogenomics と呼び、概要を Fig.1 に示す。Radiomics は、医用画像を解析する技術や解析結果、または医用画像から遺伝子などの生体情報を推定する技術や解析結果を指す。Radiogenomics は、医用画像と遺伝子との関係を探索する技術や解析結果を指す[2]。医用画像から得られる表現型と遺伝子などの生体情報を組み合わせることで、病気の予防研究から診断、治療に至るまでのフェーズにおける、画像検査と遺伝子検査の役割を互いに尊重する新たな診断法の確立が期待される。今回は、Radiomics と Radiogenomics を併せて Radio(geno)mics と表し、乳腺疾患における Radio(geno)mics 研究の動向と Radio(geno)mics 研究の始め方、そして最後に本研究室にて取り組んでいる Radio(geno)mics 研究について記載する。

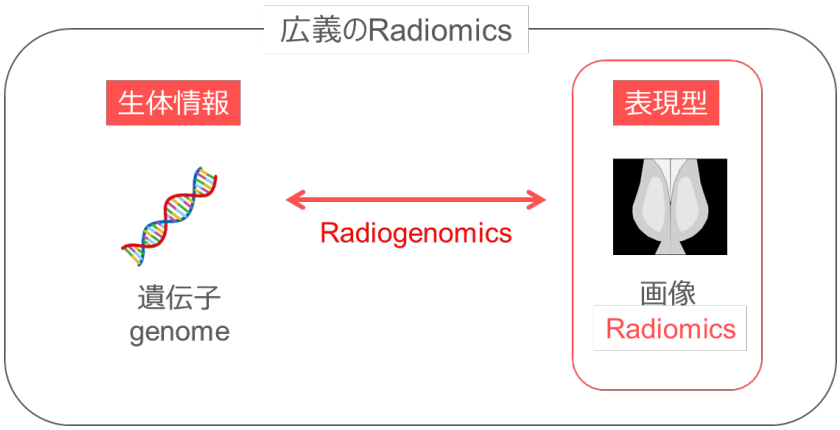


Fig.1 Radio(geno)mics 研究の概要図

2. Radio(geno)mics 研究の動向

PubMed による検索では、2015 年～現在(2022 年 12 月 31 日)に至るまで、キーワードに radiomics breast cancer を用いた場合、718 件がヒットした。研究の対象別に、検出(detect)、識別(classification)、予測(predict)、治療(treat)のキーワードを加えると、detect：121 件、classification：191 件、predict：473 件、treat：248 件がヒットした(Fig.2(a))。また、モダリティ別に、mammogram、ultrasound、MRI、pathology を加えてみると、mammogram：136 件、ultrasound：516 件、MRI：390 件、pathology：275 件がヒットした(Fig.3(a))。グラフを見てみると、2015 年ごろから

徐々に論文数が増加し、近年では延びが顕著である。一方、キーワードに radiogenomics breast cancer を用いた場合は、110 件がヒットした。Radiomics と同様に、研究の対象別（detect、classification、predict、treat）とモダリティ別（mammogram、ultrasound、MRI、pathology）のキーワードを加えてみると Fig.2(b)、Fig.3(b)の結果となった。Radiomics のような顕著な延びは見られないものの、着実に論文数が増加傾向にある。両者共に、Review 論文なども多く発表されており、Radio(geno)mics 研究の発展が伺える。2022 年 12 月にシカゴで開催された RSNA でも Radio(geno)mics 研究に関してのセッションがあり、依然として Radio(geno)mics に関する注目度は高いといえる。

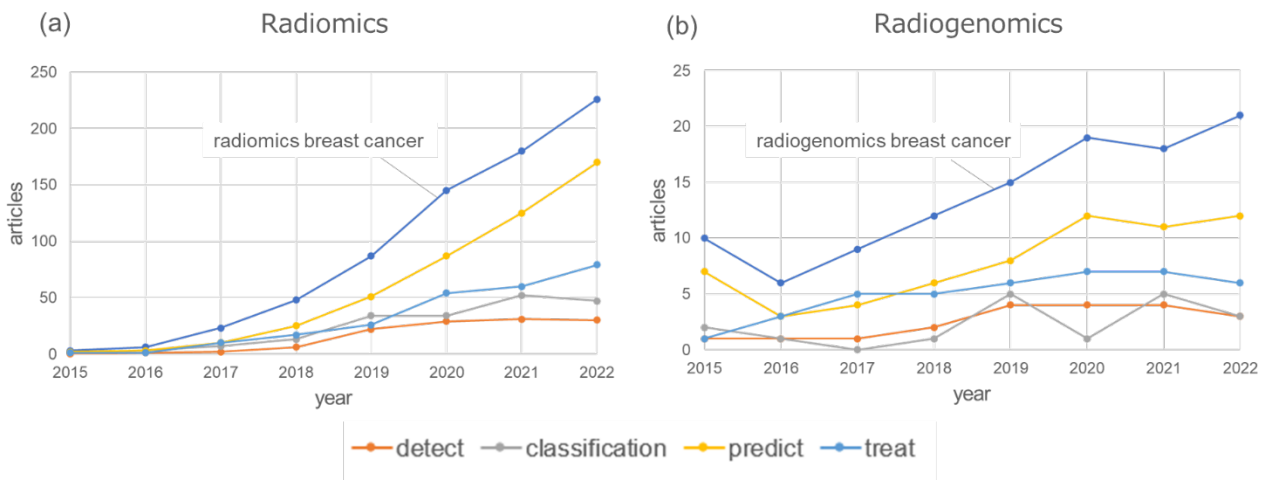


Fig.2 文献調査における研究対象別の推移

キーワード radio(geno)mics breast cancer に detect/classification/predict/treat を追加し、

（a）Radiomics、（b）Radiogenomics それぞれに対して文献調査を実施した。

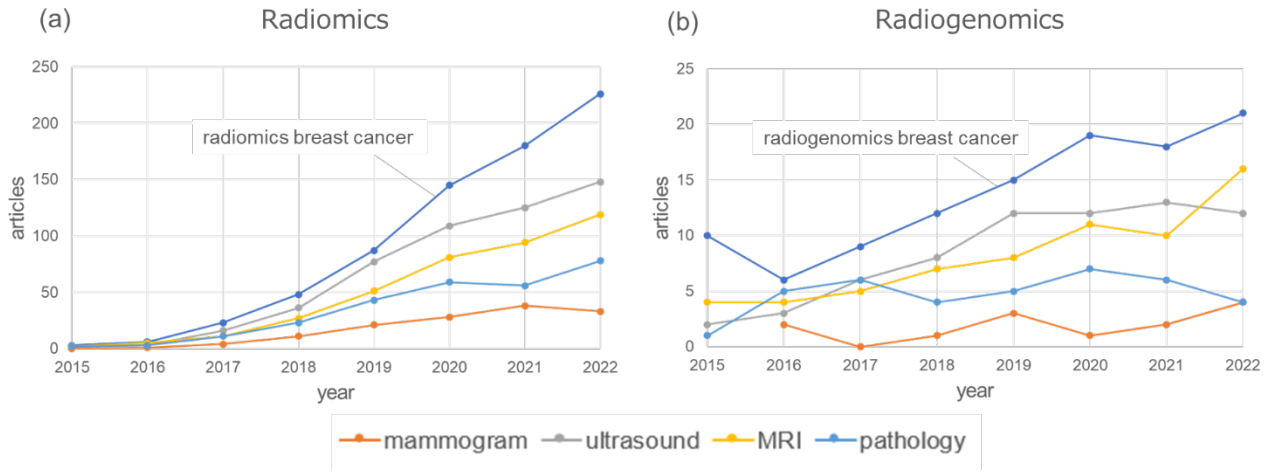


Fig.3 文献調査におけるモダリティ別の推移

キーワード radio(geno)mics breast cancer に mammogram/ultrasound/MRI/pathology を追加し、

（a）Radiomics、（b）Radiogenomics それぞれに対して文献調査を実施した。

論文数の推移から分かるように、研究の対象では予測や治療に関する研究、モダリティでは超音波と MRI が多い。これは、要精査時もしくは乳がん発見後の検査時の画像である超音波画像や MRI 画像を中心に、生検の代替として画像から非侵襲的にがんの遺伝学的要素や治療効果の予測を対象としている研究が多いことを示している。ここで、Fig.4 に Radio(geno)mics 研究の主な対象を示す。乳腺の Radio(geno)mics 研究で代表される領域としては、2019 年以降では、超音波画像、MRI 画像を用いた研究共に、ネオアジュバント化学療法の応答予測を行う研究が最も多い[3-5]。続いて、超音波を用いた Radio(geno)mics 研究では、乳がんの腋窩リンパ節・腋窩センチネルリンパ節転移の予測の研究[3]が、MRI 画像を用いた Radio(geno)mics 研究では、乳がんのサブタイプ分類を行う研究[6,7]が多い。

Fig.4 Radio(geno)mics 研究の主な対象

精度向上を目指した従来の Radio(geno)mics 研究から発展させた研究も増加している。例えば従来は、がんの遺伝学的要素や治療効果の予測において、画像から得られる腫瘤内部の画像特徴量（RF：Radiomic Features）を用いることが主流であったが、近年では、RF に臨床情報[8]や腫瘤周囲の画像特徴量[9,10]を組み合わせることで精度が向上したという報告がある(Fig.5)。また、SRGAN を用いた造影 MR の高解像度の画像から Radio(geno)mics 解析を行うことで、精度が改善したという報告[11]もある。

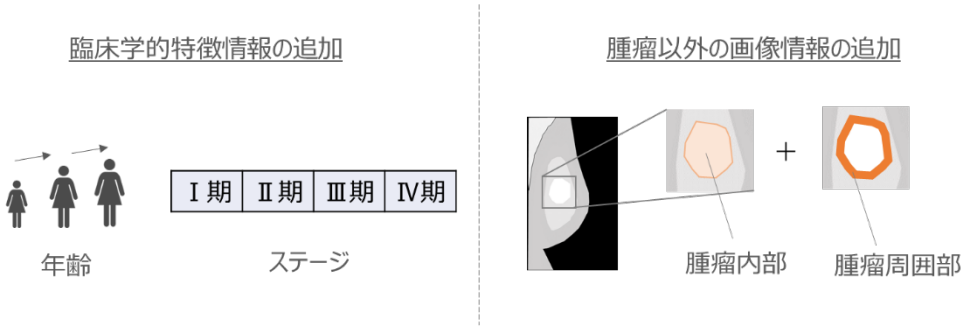


Fig.5 Radio(geno)mics 研究の精度向上手法の例

その他の Radio(geno)mics 研究の発展形として、同じ課題に対して、RF を用いた結果と Deep Learning(DL)の最終コンボリューション層の特徴量を用いた結果の比較[12]や RF を用いた結果と DL(end-to-end)を用いた結果の比較[13]を行った報告がある。また、Genomics 解析と Radiomics 解析、Radiogenomics 解析の精度比較[14]を行った報告もある。しかし、研究チームによって結果にばらつきが大きく、今後注視していく必要があると思われる。

3. Radio(geno)mics 研究の始め方

Radio(geno)mics 研究をスタートさせる上で重要なのは、研究ツールとデータセットである。まず、RF の計測に用いる研究ツールには、特徴量解析ソフトウェアとして一般的に公開されている MaZda[15-17]や、Cancer Imaging Phenomics Toolkit (CaPTk)[18]などがある。また、python などの pyradiomics や、DL の最終コンボリューション層の情報を画像特徴量とすることでも Radio(geno)mics 研究を行うことが可能である。

そして、Radio(geno)mics 研究は、医用画像と遺伝子との関係を探索する研究分野であるため，対象患者の医用画像と遺伝子型のデータセットが必要である。ここでは、The Cancer Genome Atlas Program (TCGA)[19]や The Cancer Image Archive (TCIA)[20]などの公開データベースを活用できる。これらは癌患者の画像情報や遺伝子などの生体情報、臨床情報が揃っているため、データをダウンロードしデータセットを構築すれば、比較的簡単に Radio(geno)mics 研究を行うことが可能である。一方で、今後の Radio(geno)mics 研究に期待するポイントの一つが臨床医との連携である。公開データベースは有用であり、Radio(geno)mics 研究を後押ししてくれるものであるが、Radio(geno)mics 研究は画像情報のみならず、遺伝子を含む様々なレベルでの生体情報を扱っていく必要性があるため、専門家である臨床医と連携し、データセットの構築から共に研究を進めていくことが今後重要になってくると思われる。

4. 本研究室で取り組んでいる研究内容

本研究室では、臨床医や工業大学、企業と共に共同研究を行っている。多方面の専門家とディスカッションを実施し研究を進めることができる環境が整っており、Radio(geno)mics の新たな価値を創造したいと考えている。本研究室の強みは、共同研究を行っているクリニックに保存されている 20 万症例を超えるマンモグラムと臨床データへアクセスが可能な点と、その中でクリニックの年間受診者の 9 割が繰り返し受診者であるため、定期的にマンモグラムを撮影し、乳がんを発症した方のデータが収集可能な点である。その中で、乳がん発症のリスク推定に関する研究や、マンモグラフィ検査の時点で乳がんのサブタイプ分類を行う研究といった、予防や早期発見など診療フェーズの前半部分をターゲットとする Radio(geno)mics 研究に取り組んでいる。また、大規模なデータベースを活用し、AI 研究のブラックボックスを補うための可視化研究に Radio(geno)mics 研究を利用できる可能性を探求している。

5. まとめ

本記事の概要にも記載したが、新たな技術が日々創出される医療の中で、Radio(geno)mics 研究が病気の予防研究から診断、治療に至るまでのフェーズにおける、画像検査と遺伝子検査の役割を互いに尊重する新たな診断法となることを期待する。

参考文献

[1] Hayden EC. Technology: the $1,000 genome. Nature. 2014;507(7492):294-5.

[2] Lambin P, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, Carvalho S, van Stiphout RG, Granton P, Zegers CM, Gillies R, Boellard R, Dekker A, Aerts HJ. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. Eur J Cancer. 2012;48(4):441-6.

[3] J Gu, J Tian, Ultrasound radiomics in personalized breast management: Current status and future prospects, Front Oncol. 2022;17;12:963612.
[4] Lo Gullo R, S Eskreis-Winkler, EA Morris, K Pinker, Machine learning with multiparametric magnetic resonance imaging of the breast for early prediction of response to neoadjuvant chemotherapy, Breast. 2020;49 pp 115-122.
[5] XX Yin, S Hadjiloucas, Y Zhang, Z Tian, MRI radiogenomics for intelligent diagnosis of breast tumors and accurate prediction of neoadjuvant chemotherapy responses-a review, Comput Methods Programs Biomed. 2022; 214:106510.
[6] Ab Mumin N, Ramli Hamid MT, JHD Wong, K Rahmat, KH Ng, Magnetic Resonance Imaging Phenotypes of Breast Cancer Molecular Subtypes: A Systematic Review, Acad Radiol. 2022;29 Suppl 1:S89-S106.
[7] W Ming, Y Zhu, Y Bai, W Gu, F Li, Z Hu, T Xia, Z Dai, X Yu, H Li, Y Gu, S Yuan, R Zhang, H Li, W Zhu, J Ding, X Sun, Y Liu, H Liu, X Liu, Radiogenomics analysis reveals the associations of dynamic contrast-enhanced-MRI features with gene expression characteristics, PAM50 subtypes, and prognosis of breast cancer, Front Oncol. 2022;28;12:943326.
[8] Q Xiong, X Zhou, Z Liu, C Lei, C Yang, M Yang, L Zhang, T Zhu, X Zhuang, C Liang, Z Liu, J Tian, K Wang, Multiparametric MRI-based radiomics analysis for prediction of breast cancers insensitive to neoadjuvant chemotherapy, Clin Transl Oncol. 2020;22(1) pp 50-59.
[9] C Li, N Lu, Z He, Y Tan, Y Liu, Y Chen, Z Wu, J Liu, W Ren, L Mao, Y Yu, C Xie, H Yao, A Noninvasive Tool Based on Magnetic Resonance Imaging Radiomics for the Preoperative Prediction of Pathological Complete Response to Neoadjuvant Chemotherapy in Breast Cancer, Ann Surg Oncol. 2022;30.
[10] Cheng Y, Xu S, Wang H, Wang X, Niu S, Luo Y, Zhao N. Intra- and peri-tumoral radiomics for predicting the sentinel lymph node metastasis in breast cancer based on preoperative mammography and MRI. Front Oncol. 2022; Dec 12;12:1047572.
[11] M Fan, Z Liu, M Xu, S Wang, T Zeng, X Gao, L Li, Generative adversarial network-based super-resolution of diffusion-weighted imaging: Application to tumour radiomics in breast cancer, NMR Biomed.2020;33(8):e4345.
[12] Wang D, Hu Y, Zhan C, Zhang Q, Wu Y, Ai T. A nomogram based on radiomics signature and deep-learning signature for preoperative prediction of axillary lymph node metastasis in breast cancer. Front Oncol. 2022; Oct 20;12:940655.
[13] Chen X, Zhang Y, Zhou J, Wang X, Liu X, Nie K, Lin X, He W, Su MY, Cao G, Wang M. Diagnosis of architectural distortion on digital breast tomosynthesis using radiomics and deep learning. Front Oncol. 2022; Dec 13;12:991892.
[14] Chen H, Lan X, Yu T, Li L, Tang S, Liu S, Jiang F, Wang L, Huang Y, Cao Y, Wang W, Wang X, Zhang J. Development and validation of a radiogenomics model to predict axillary lymph node metastasis in breast cancer integrating MRI with transcriptome data: A multicohort study. Front Oncol. 2022; Dec 29;12:1076267.
[15] http://eletel.eu/mazda
[16] Szczypiński PM, Strzelecki M, Materka A, et al. MaZda--a software package for image texture analysis. Comput Methods Programs Biomed. 2009;94(1):66-76.

[17] Strzelecki M, Szczypinski P, Materka A, et al. A software tool for automatic classification and segmentation of 2D/3D medical images. Nuclear Inst. and Methods in Physics Research. 2013;702:137-140.
[18] https://www.med.upenn.edu/cbica/captk/
[19] https://www.cancer.gov/about-nci/organization/ccg/research/structural-genomics/tcga
[20] https://www.cancerimagingarchive.net/

技術紹介

デジタルX線透視撮影システム「CUREVISTA® Apex*1」の開発

富士フイルムヘルスケア株式会社 放射線診断事業部 **柴田　太**

【はじめに】

近年、内視鏡検査・治療は日本で普及し、国際的にも拡がりをみせている[1) 2)]。中でも胆膵疾患の内視鏡関連手技は著しい進歩を遂げており、ERCP（内視鏡的逆行性胆道膵管造影）を基本とした診断治療に加え、超音波内視鏡を用いたInterventional EUS[1) 2)]と総称される手技も日進月歩で発展している。最先端の内視鏡検査・治療の更なる進化と普及のために、当社はデジタル X 線透視撮影システム CUREVISTA Apex*1（キュアビスタ エイペックス）を開発した。本稿では、本商品が提供する新たな価値を紹介する。

図 1 CUREVISTA Apex 外観

*1 CUREVISTA Apex

販売名： デジタル X 線透視撮影システム CUREVISTA Open / CUREVISTA Apex

医療機器認証番号： 第 302ABBZX00032000

製造販売業者： 富士フイルムヘルスケア株式会社

CUREVISTA Apex は 3WAY ARM を搭載したモデルの呼称です。

【提供価値】

1. たて・よこ・ななめ、診たいアングルに

-3WAY ARM（スリーウェイアーム）｜ 3 方向アーム（たて・よこ・ななめ）

前述の Interventional EUS の安全性という観点では、「医師へのアシスト」に焦点を当てる。CUREVISTA Apex の開発において、当社は「天板を完全に固定すること」を優先事項に掲げた。その理由は、「手技への影響を無くすには検査・治療中に被検者を動かしてしまうリスクをなくすことが必須である」と考えたからである。

2007 年、当社は「2WAY ARM（ツーウェイアーム）」と名付けられた X 線管アーム(X 線管と FPD から成る映像系機構)が、「たて」と「よこ」に移動する設計方法を採用した初代 CUREVISTA[3)]*2を発表した。今日でも、視野を移動する際にはアームを縦方向に、天板を横方向に動かすのが一般的である。後者の「横方向」への視野移動を ERCP や Interventional EUS の手技中に行うと、カテーテルなどの処置具が体内に挿入された状態の被検者を動かしてしまうことを意味する。そのため、Interventional EUS の安全性という観点で、2WAY ARM はたくさんのユーザから長年高い評価をいただいていた[4)]。

2020 年に発売された CUREVISTA Open はこの 2WAY ARM を引き継いだ。そして 2022 年に誕生した CUREVISTA Apex では、さらに進化させたX線管アームを商品化することに成功した。その

アームこそが「たて」、「よこ」、そして「ななめ(左右軸方向の斜入)」へとテーブル上を自由自在に動く「3WAY ARM」である。これは、臓器と椎体や臓器とスコープとの重なりを避けたり、分岐する消化管の前後関係が分かりづらかったりするときに、被検者を動かすことなく視野の角度を変える新しい設計である。

当社が提案する、幅広くて一切スライドしない天板、周辺に医療従事者が立ちやすいデザイン、そして3方向アームの3WAY ARMは低侵襲な内視鏡検査・治療のさらなる発展に貢献すると確信している。

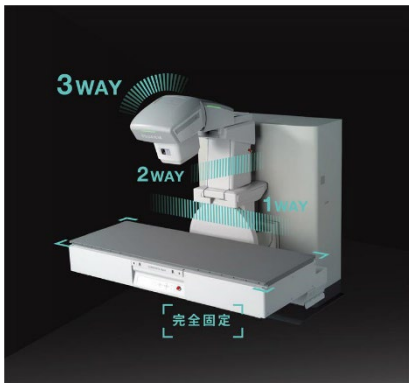


図 2　3WAY ARM

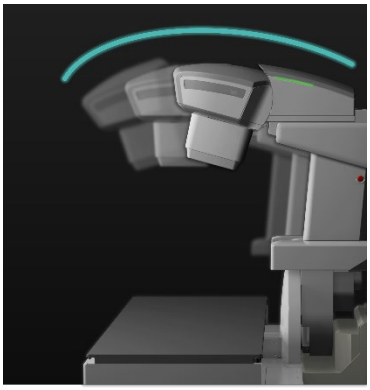


図 3　新たに加わった「ななめ(左右軸方向の斜入)」

*[2] 初代 CUREVISTA

販売名: 汎用X線透視診断装置 CUREVISTA　医療機器認証番号: 第219ABBZX00109000

2. 低被ばく。なのに高画質。

ERCPやInterventional EUSはX線透視下で行われる。そのため被検者のみならず医療従事者の「被ばく」という観点での安全性向上も長年の課題であった。これを受けて、J-RIME(医療被ばく研究情報ネットワーク)は、2015年にJAPAN DRLs(日本の診断参考レベル)を発表した。2020年にはX線CT装置と血管撮影装置の線量管理が法令化された。その流れを受けて、X線透視診断領域での診断参考レベルも改訂され、被ばくや線量管理に対する意識がより一層高まっている。そこで、当社では大局的な被ばくの低減・適正化を図る被ばく低減プログラム「IntelliDOSE」を構築した。「線量を下げると画質が落ちる」という当たり前の原理原則を、「画質の低下を最小限に抑えつつ線量を下げる」に変えるための17の技術*[3]で構成されている。今回、新たに加わった2つの技術とそれぞれの価値について紹介する。

*[3] 17の技術:IntelliCUT(波尾カットパルス透視)、IntelliPULSE(パルスX線透視)、IntelliFRAME(フレーム補間処理)※、IntelliFILTER(線質改善付加フィルター)、IntelliROI(ROIサイズ自動可変型ABS)、IntelliAEC(フォトタイマーレスAEC)、IntelliCOLLIMATION(バーチャルコリメーション)、IntelliSHUTTER(4辺独立コリメータ)※、IntelliGRID(デジタル仮想グリッド)※、IntelliRESOLUTION(低線量高解像度化処理)※、

IntelliREC.（透視録画）、IntelliSHOT（透視スクリーンショット）、IntelliCOVER（散乱 X 線防護テーブルボトムカバー）、IntelliMONITOR（被ばく線量モニタリング）、IntelliALARM（被ばく線量アラーム）、IntelliMAP（線量マップ）※、IntelliEXPORT（検査履歴一覧 CSV 出力）※

※はオプション

(1) 目に見えない散乱 X 線を可視化する

-IntelliMAP（インテリマップ）｜ 線量マップ *4

近年、散乱 X 線による医療従事者の「職業被ばく」が増加傾向にある。当社は、被検者だけでなく検査や治療に立ち会うすべての医療従事者の被ばく量を減らすきっかけを作りたいと考えた。そこで不可視光線であるゆえに、直観的に理解しづらい散乱 X 線を可視化する線量マップ「IntelliMAP」（図 4）を完成させた。IntelliMAP は、実際の X 線照射線量情報をもとに透視撮影台装置の周辺に散乱する X 線分布をシミュレーションする。このシミュレーション結果を透視撮影台のモデル上にカラーでマッピングすることで、散乱 X 線の状況がリアルタイムでグラフィカルに理解しやすくなる。医療従事者は散乱 X 線量分布の状況をこのマップで参照することで、被ばく低減策および作業計画を再考するきっかけになると考える。

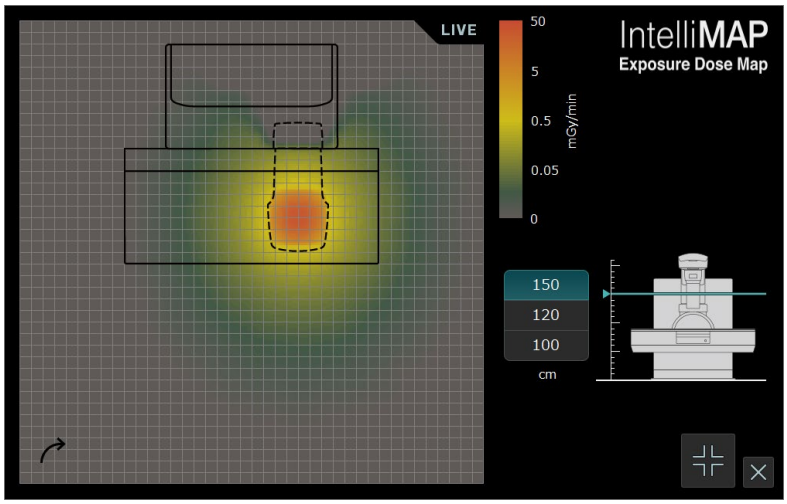


図 4　IntelliMAP(リアルタイム表示モード)

IntelliMAP では、床からマッピングする高さを切り替えることができる（図 5）。例えば、医療従事者の身長に合わせて目の水晶体の高さ、あるいは腹部に近い高さを選べる。ユーザがマッピングする高さを切り替えられることで、「職業被ばくへの意識付け」につながることを期待している。

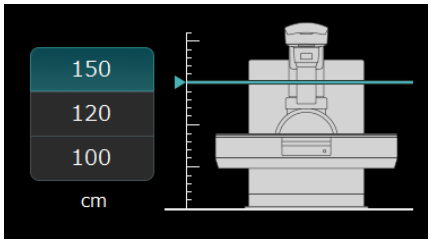


図 5　マッピングする高さの切替

また、透視撮影台周辺の散乱 X 線量を 1 検査の累積空気カーマとして表示する「累積表示モード」（図 6）とリアルタイムの空気カーマ率を表示する「リアルタイム表示モード」の 2 つの表示モードを用意し、施設や医療従事者の目的やシーンに合わせて使い分けできるように表示方法について検討を重ねた。

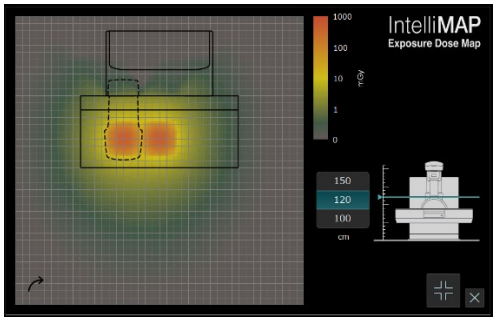


図 6　累積表示モード

＊4 IntelliMAP はオプション

(2)グリッドレスでも高コントラスト

−IntelliGRID（インテリグリッド）｜ 散乱線補正・コントラスト改善処理

小児を対象とした透視撮影検査では、医療被ばく低減のために X 線グリッドを外して撮影（グリッドレス）を行う。この際、X 線グリッドを外すことによって散乱 X 線が増大するため画像のコントラストが低下する。そこで、当社は散乱線補正処理を適用することで、散乱線補正処理を適用しない場合（図 7）に比べコントラストが改善し、X 線グリッド適用時の画質に近づく IntelliGRID を開発した（図 8）。IntelliGRID は透視撮影し得られた入力画像と X 線照射条件（管電圧、管電流、撮影タイマー）をもとに体厚分布推定画像を作成し、さらに体厚分布推定画像から散乱 X 線強度分布画像を作成、これを入力画像から減算することにより画像コントラストを改善させる。

図 7　グリッド無し

図 8　IntelliGRID（グリッド無し）

(3)低線量のビニング処理を高解像度にする

-IntelliRESOLUTION(インテリレゾリューション) | 低線量高解像度化処理

X 線透視下で長時間の検査や治療を行うケースが増える中、低線量モードの重要性がますます高まっている。しかし、低線量モードは線量を低減できる一方で、画質とトレードオフの関係にあることは既知の事実である。これが低線量モードの積極的な活用が滞った理由の一つと考えられる。そこで、当社は低線量モード(LD Shot)で撮影した画像(2×2pixel ビニング)(図 9)に対し、「超解像技術」を応用した画像処理を用いて画像拡大補間し解像度を改善する IntelliRESOLUTION(低線量高解像度化処理)を開発した(図 10)。IntelliRESOLUTION は画像内の成分を推定して分離し、それぞれに異なる処理を行って解像度の低下を改善させる。つまり、これを低線量で撮影した 2×2pixel ビニングの画像に適用することで、画質を劣化させることなく被ばく低減を期待できる。

図 9 LD Shot(低線量モード)

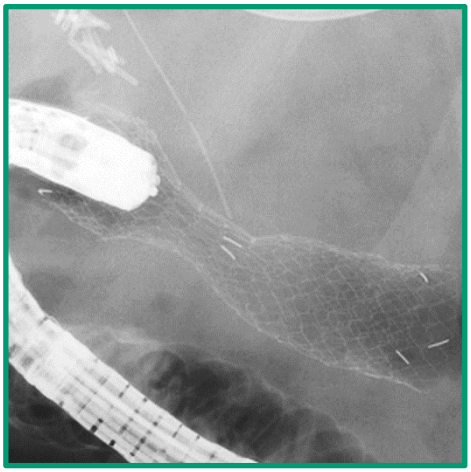


図 10 IntelliRESOLUTION(LD Shot + 超解像技術)

【おわりに】

CUREVISTA Apex が実現した独自の付加価値を紹介した。それは物質的な機能向上ではなく、顧客中心の視点から創り上げた「独自の価値化」への挑戦だった。本プロジェクトに携わったすべてのメンバが「顧客価値」にこだわり、「リスク低減。低被ばく。シームレス。」をキーワードにそれぞれの想いを込めた。今後も新たな「声」をお客さまからいただき、開発に臨んでいきたい。

【参考文献】

1) 糸井隆夫:高品質な内視鏡手技のためのインフラ構築の実際, 新医療 2020 年 9 月号:74-77,2020

2) 冨嶋享,ほか:EUS 関連デバイスの最新知識, 胆と膵 Vol.43 No4:343～347,2022

3) 原昭夫,ほか:IVR 対応オフセットオープン方式多目的イメージングシステム“CUREVISTA”の開発, MEDIX46:58-61,2007

4) 中井陽介,ほか:多様で低侵襲な胆膵内視鏡診断・治療に対応した透視をめざして, MEDIX70:15-19,2019

CUREVISTA Apex 公式ウェブサイト:

https://www.fujifilm.com/jp/ja/healthcare/x-ray/fluoroscope/curevista-apex

公式ウェブサイト
でビデオを観る。

技術紹介

CXDI-Eliteにおける

Built-in AEC Assistance技術について

キヤノン株式会社　医療機器第一開発部　**三浦　亮介**

医療機器第二開発部　**田中　光**

１．はじめに

キヤノンは、DR(Digital Radiography)方式のワイヤレスX線デジタル撮影装置の新製品として、“デジタルラジオグラフィ CXDI-Elite”を2023年2月より発売した。CXDI-Eliteは半切、フル、大四つの3サイズを展開している。1台で一般撮影や回診撮影などの幅広い撮影手法や撮影部位に対応しているほか、可搬性に優れた外装デザインでさまざまな撮影シーンでの作業負荷軽減に貢献する。また、キヤノンの新技術「Built-in AEC Assistance」を採用する。「Built-in AEC Assistance」は、X線イメージセンサーと同一面上に形成された、画像検出用の画素と同一構造の検知用素子を用いて、画像生成と同時に、照射されたX線に相当する画素値をリアルタイムに検知することができる技術である。今回、「デジタルラジオグラフィ CXDI-EliteのBuilt-in AEC Assistance」の技術を紹介する。

2. CXDI-Eliteの特長：一般撮影から回診撮影まで幅広い撮影手法に対応

DR方式のX線撮影手法として、X線室で胸部や腹部、骨や関節などを静止画として撮影する「一般撮影」や、病室で胸部や腹部を静止画として撮影する「回診撮影」などがある。本製品は1台で「一般撮影」から「回診撮影」まで幅広い撮影手法に対応する。本体質量は約2.3kg(CXDI-720C Wireless)で、持ちやすさを追求した外装デザインを採用しているため、撮影時の位置決めや片手での持ち運びを容易に行うことができる。撮影した画像は、専用コントロールソフトウエアにより素早く表示、確認が可能で、多様な撮影ワークフローに対応する。

＜主な製品仕様＞

販売名	デジタルラジオグラフィ CXDI-Elite
撮影部	CXDI-820C Wireless CXDI-720C Wireless CXDI-420C Wireless CXDI-420C Fixed
撮影方式	間接変換方式　シンチレーター＋アモルファスシリコン（a-Si）
シンチレーター （蛍光体）	CsI（ヨウ化セシウム）
画素サイズ	125μm
有効撮影範囲	CXDI-820C Wireless(大四つ)：約 274×350mm CXDI-720C Wireless(半切)：約 350×426mm CXDI-420C Wireless(フル)：約 426×426mm CXDI-420C Fixed(フル)：約 426×426mm
外形寸法 幅×高さ×奥行き	CXDI-820C Wireless (大四つ)：約 307.5×384×15.7mm CXDI-720C Wireless (半切)：約 384×460×15.7mm CXDI-420C Wireless (フル)：約 460×460×15.7mm CXDI-420C Fixed (フル)：約 460×460×15.3mm
質量	CXDI-820C Wireless (大四つ)：約 1.8kg（バッテリー含む） CXDI-720C Wireless (半切)：約 2.3kg（バッテリー含む） CXDI-420C Wireless (フル)：約 2.7kg（バッテリー含む） CXDI-420C Fixed (フル)：約 6.1kg（ケーブル除く）
I/F	有線：1000BASE-T 無線：IEEE802.11 a/b/g/n/ac（2.4GHz／5GHz）
医療機器認証番号	304ABBZX00003000

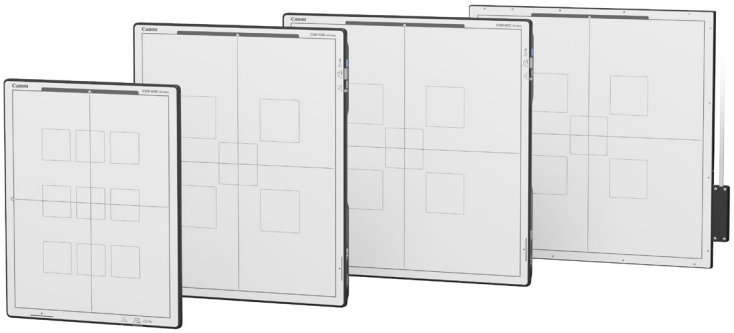


図１：3 サイズ展開の CXDI-Elite（筐体イメージ）

3. 新技術：「Built-in AEC Assistance」により多様な医療現場での撮影をサポート

X 線を用いて撮影を行う医療現場においては、「人体への X 線の照射は社会的・経済的要因を考慮しながら、できるだけ少なくするよう努力すべき」という放射線防護の基本的な考え方である「ALARA(※2)の原則」に基づき、さまざまな取り組みが行われている。例えば、X 線撮影システムでの撮影に際しては、一般的に X 線発生装置から被写体に対して過度に X 線が照射されないよう管理するため、照射された X 線に相当する電流を検知する外付けデバイスが使用されている。しかし、DR 方式の X 線撮影装置と無線通信で撮影を行う場合等、外付けデバイスが使用できないケースがある。

この度、キヤノンは、長年にわたり培ってきた X 線センサー技術とイメージング技術を生かし、従来、外付けデバイスが担っていた機能を撮影装置に内蔵させることができる新技術「Built-in AEC Assistance」を開発した。CXDI-Elite は、画像を生成すると同時に、照射された X 線に相当する画素値をリアルタイムに検知する新技術「Built-in AEC Assistance」を採用している。これにより、無線通信で撮影を行う回診撮影のような、外付けデバイスが使用できないシーンを含む多様な医療現場で撮影をサポートする。

※2　As Low As Reasonably Achievable の略。1977 年に国際放射線防護委員会により勧告された考え方。

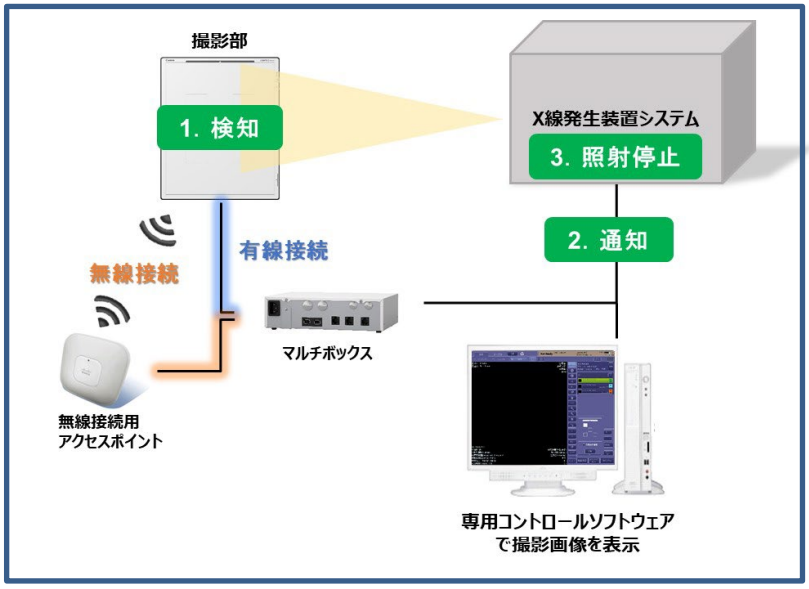


図 2：CXDI-Elite を使った X 線照射停止までの流れ（イメージ）

4. CXDI-Elite における Built-in AEC Assistance 技術について

新技術では、X 線イメージセンサー内の電気信号の高速読み出しや各種アルゴリズムによる画素値補正を可能にすることで、X 線イメージセンサーと同一面上に形成された、画像検出用の画素と同一構造の検知用素子を用いて、画像を生成すると同時に、照射された X 線に相当する画素値をリアルタイムに検知する。

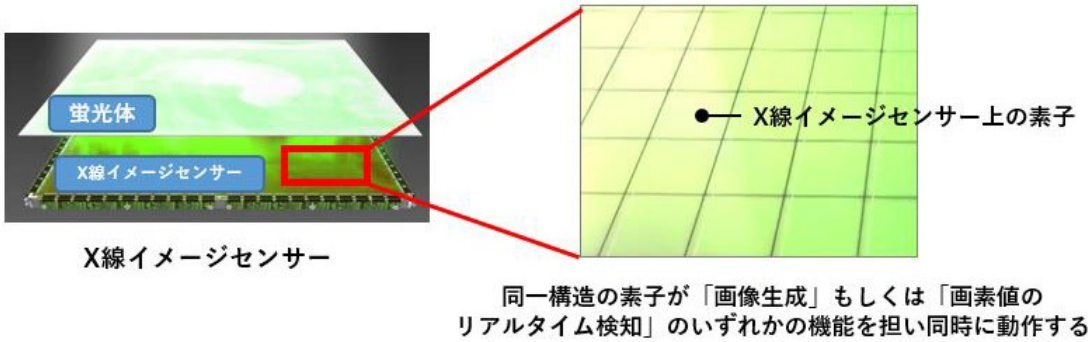


図 3：X 線イメージセンサー内の素子構造（イメージ）

リアルタイム検知された画素値情報は、逐次累積され、さらに、基準値をあらかじめ設定しておくことで、画素値の累積情報が基準値に到達した時点で X 線発生装置へ通知することができるため、専用の外付けデバイスを使用することなく、X 線発生装置側で X 線照射の自動停止が可能になる。

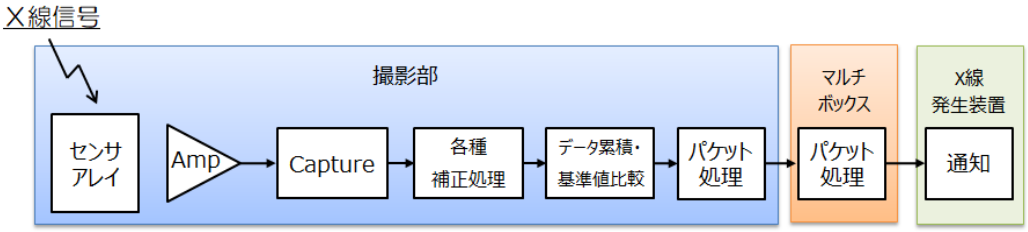


図 4：Built-in AEC Assistance データフロー

X 線に相当する画素値を検知する領域である、採光野の配置については、撮影部の各サイズに応じた撮影部位を考慮した配置となっている。CXDI-720C Wireless(半切)、CXDI-420C Wireless(フルサイズ)は、胸部、腹部撮影などの被写体を考慮した配置であり、CXDI-820C Wireless(大四つ)は四肢などの被写体を考慮した配置となっている。各サイズにおける撮影部位を考慮した採光野の配置により、幅広い撮影シーンに対応する。

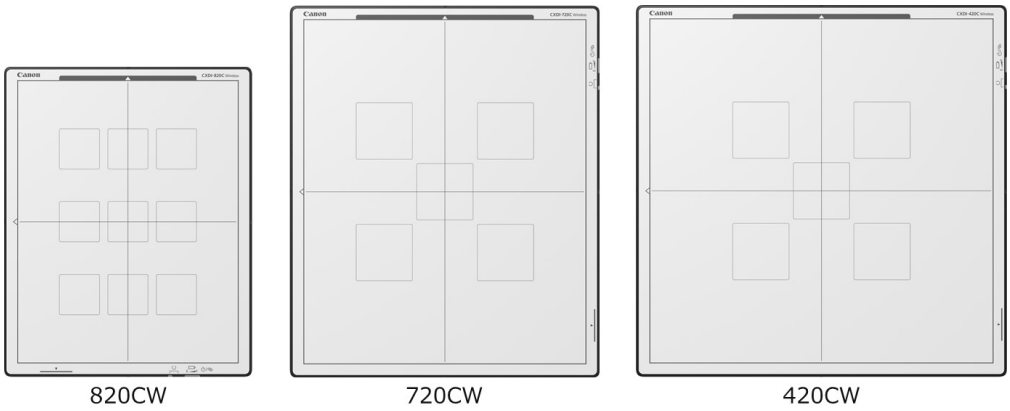


図 5：CXDI-Elite の採光野配置

また、採光野の選択では、撮影部の向きに応じて採光野を切り替える機能を有する。図 6 は、撮影部の向きに応じて、自動で採光野を選択する機能を動作させたときの撮影部向きと採光野の選択を示したものである。図 6 の左、GUI 画面で上二つの採光野を選択し、自動回転連動をＯＮにした場合、採光野は常に GUI 上の表示と同じになるように自動的に選択される。この機能によって、撮影部の向きを意識することなく撮影準備に集中することが可能となる。一方、自動回転連動を OFF にすることも可能で、手技に応じて切替えることができる。

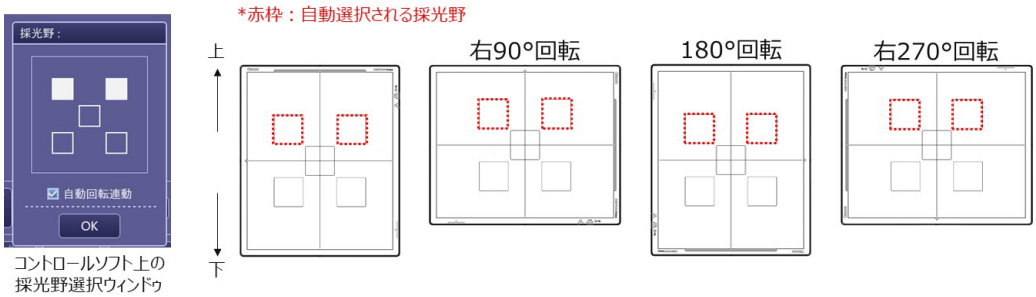


図 6：撮影部の向きに応じた採光野の自動選択機能

5. コントロールソフトウエアについて

Built-in AEC Assistance の導入を容易にするため、従来の外付けデバイスを使用したシステムと同等のパラメータを設定可能としている。パラメータの設定方法は従来システム同様に X 線発生装置の操作卓で行う構成と、コントロールソフトウエアの GUI 上で操作する構成を選択可能である。本稿ではコントロールソフトウエアの GUI 上で操作する構成で説明する。

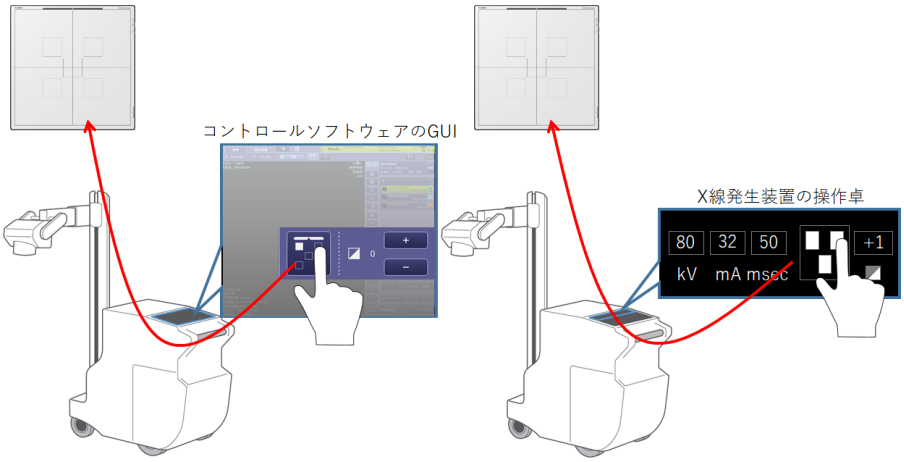


図 7：パラメータの操作方法例

設定パラメータ① 採光野

Built-in AEC Assistance により画素値の検知を実施する採光野を設定できる。撮影部の外装に示された撮影部向き指標を GUI 上のアイコンに示すことで直感的に分かりやすい GUI デザインを実現している。予め定められたパターンから選択する方法と、各採光野の有効・無効を設定する方法の 2 種類を用意している。(自動回転連動機能も採光野を選択する際に設定可)

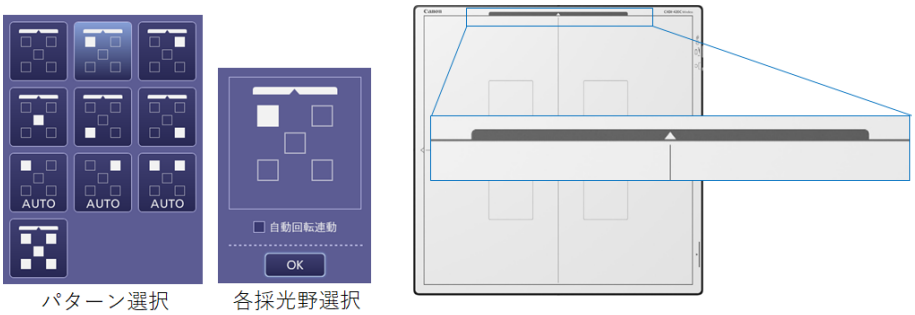


図 8：GUI による採光野設定（縦向き）

また、撮影部を横向きに使用するユースケースに対応するため、事前設定により撮影プロトコル毎の撮影部向き指標を 90 度、180 度、270 度に変更することが可能である。

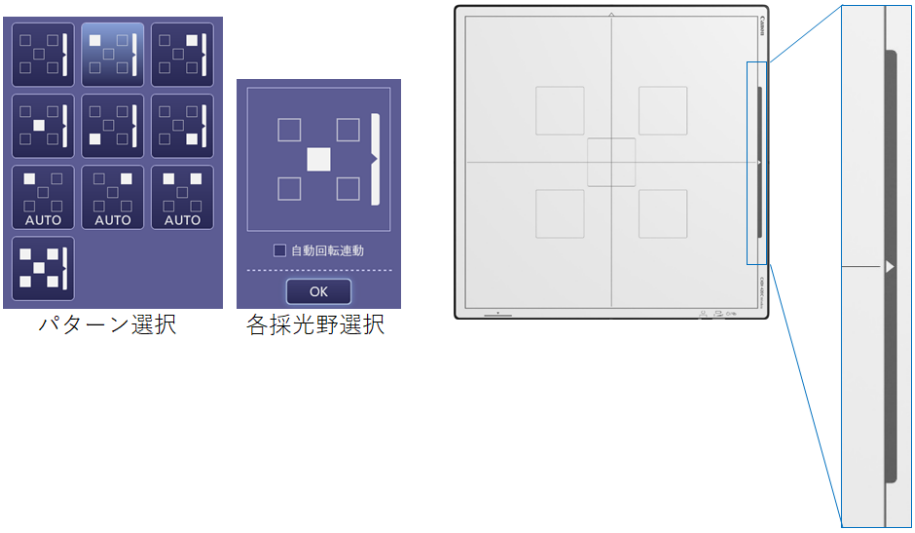


図 9：GUI による採光野設定（横向き）

設定パラメータ② 基準画素値

Built-in AEC Assistance により画素値を検知し、X 線発生装置に通知する基準画素値を設定できる。具体的には撮影プロトコル毎に感度・濃度というパラメータが設定可能であり、感度により撮影部位などに応じた基準画素値を設定し、濃度で微調整する。

図 10：撮影プロトコル毎の設定項目

6. おわりに

キヤノンはこの技術をCXDI-Eliteに搭載することにより、病院内における回診撮影や四肢撮影などの無線通信撮影を含む、幅広い撮影シーンに対応できるようになった。今後、この技術について医療現場からのフィードバックを得て、ニーズに対応したより使いやすい技術となるように製品開発を進めていく。

「第 23 回　DR セミナー（オンライン）～おうちで学ぶ初心者のための物理評価～を受講して」

NTT 東日本札幌病院放射線科　**阿部　真也**

この度，2022 年 10 月 23 日に開催された JSRT 画像部会主催の「第 23 回 DR セミナー（オンライン）おうちで学ぶ初心者のための物理評価」に参加させて頂きました．本セミナーで使用したオーム社の「標準ディジタル X 線画像計測」の参考書は，以前から当院で物理評価する際にも使用していました．しかし，参考書だけでは疑問点も多く何となく流していた部分もあり，今回本セミナーの受講を決意致しました．

未だ流行中の COVID-19 の影響によりオンライン開催となりましたが，自宅での受講は周囲の雑音などを気にせず非常にリラックスした状態で臨むことができました．「Slack」にて事前準備や入出力特性の講義・演習動画でわかりやすく説明していただいたので，当日の演習もスムーズに入れました．また本セミナーは，「Webex Meetings での受講」と「imageJ や Excel の操作」の両方が行えるように２画面での受講が推奨されていたので，ノート PC とテレビを繋いで行いました．確かにやってみると 1 画面での受講は操作が難しいと予想できたので，是非とも今後受ける方は２画面での受講をお勧めします．

当日の講義内容は「NPS 講義・演習」，「MTF 講義・演習」，「北海道支部ディジタル画像専門委員会の活動紹介」，「lapup 講義」という流れでした．NPS と MTF の講義に関してはそれぞれがどのような物理評価でどのような意味合いがあるのかをスライドでわかりやすく説明して頂き，その後の演習で事前に印刷した資料とともに画像データ，Excel シート，ImageJ を使用して実際にデータ解析を行いました．このような講義でのインプットを直後の演習でアウトプットできるのは非常に理解の深まるサイクルだと実感しました．また、演習の過程でわからないことや質問があれば Slack に書き込んだり，個別サポート対応などで解決してくれたりなどと全員が最後までやり遂げられる配慮にとても助けられました．当日 Mac を使用していたのは私だけでしたが，問題なく進めているかの確認もその都度して頂き，親切丁寧な演習に感謝致します．

今回のオンライン開催はチャット形式のため質問がしやすかったり，各自 PC を用いるためスライドが見やすかったりと受講者側のメリットは多くあると感じた一方で，オンライン開催のための設備や事前準備，チャット上の質問の意図を汲み取って返答する講師の先生方の負担も大きいと感じました．しかし間違いなく私たち受講者は本セミナーのおかげで物理評価に対しての理解が深まり，今後自施設で行う際に役立つ情報ばかりで，参加価値の高いセミナーだったと思います．

最後に，オンラインセミナーの企画・運営をしていただいた日本放射線技術学会画像部会をはじめ，講師の先生方に心より感謝申し上げます．

第 23 回　DR セミナー（オンライン）
～おうちで学ぶ初心者のための物理評価～を受講して

医療法人　王子総合病院　医療技術部　放射線技術科　**武石　英樹**

今回、第 23 回 DR セミナー（オンライン）～おうちで学ぶ初心者のための物理評価～を受講させていただきました。私自身、ご縁があり放射線技術学会北海道支部のディジタル画像専門委員を務めさせていただいています。専門委員のセミナーとして、北海道支部の秋季大会（2022 年 11 月 13 日開催）にて一般撮影の物理評価をテーマにしたセミナーを開催し、そこで座長を務めました。すでに大会は終了していますが、DR セミナー受講時は大会前だったため、勉強のため DR セミナーを受講しようと思いました。

実は、第 21 回 DR セミナーにも参加したことがありまして、DR セミナー自体は 2 回目です。前回は基本的には講義を受けて、実際の解析等はありませんでしたが、今回は事前に「slack」をインストールして、そこから必要な情報（事前学習や、マクロのインストール、資料の配布等）を共有する形で行っていきました。事前の連絡でも PC は 2 台体制 or 2 画面推奨ということで、講義や説明をしっかり聞きながら落ち着いて解析を行えたと思います。作業時間も余裕をもって設定していただけたので、ImegeJ の操作など不慣れな私でも遅れずについていくことができました。

前回 DR セミナーを受けた後から、「標準ディジタル X 線画像計測～オーム社」の教科書を読んで、同じディジタル画像専門委員の方の力を借りつつ、自施設で実際に測定したことがありましたが、実際にデータを取るところは座学や教科書だけでは習得が難しく、これで良いのか？と不安になりながらやっていました。今回のセミナーでは実際に測定しているところを動画で流していただいたので大変勉強になりました。垂直方向で行う場合の鉛絞りの置き方（小さい鉛を並べる）や X 線が垂直に入射されているかを鏡で確認するなど、こうすれば良いのか！というポイントが多々あり衝撃を受けました。入出力特性から MTF、NNPS まで測定となると、多くの時間がかかるというのは十分承知ですが、コロナが終息した暁には「DR セミナー実測編」というものがあったら、ぜひまた参加させていただきたいなと思う所存です。

DR セミナーが終わってからも「slack」を通して講師の先生方に簡単に質問ができて、他の参加者の質問事項なども共有できる方法だったので、色んな視点を感じることができて大変勉強になりました。

一点失敗したなと思う所は、ポケット Wi-Fi の充電不足で最後の講義を少しだけ聞き逃してしまったことです。長時間のセミナーを受講する場合は、必ず充電の確認、もしくは有線で受講することを強くお勧め致します。

最後になりますが、講師の先生方にはわかりやすい資料と、当日のスムーズな進行、質問をしやすい雰囲気づくりをして下って本当にありがとうございました。ぜひ、DR セミナー未受講で物理評価に興味がある方は一度参加してみてほしいと思います。

XR（VR,AR,MR）と 3D プリントへつなげる 3 次元画像処理
－ 次世代技術への知識応用と実践テクニック －

久留米大学医学部 医学教育研究センター　片山 礼司

1. はじめに

2 次元のモニタ画面上で観察している 3 次元医用画像は，仮想現実（virtual reality：VR）・拡張現実（augmented reality：AR）・複合現実（mixed reality：MR）技術によって，仮想空間や現実空間上の立体オブジェクトとして観察可能になりました．また，3 次元（3D）プリント技術によって，触知可能な立体モデルになり，医療や医学教育の領域で活用されています．VR・AR・MR を総称するエクステンデッドリアリティ（extended reality：XR）技術や 3D プリント技術を活用して医用画像を立体化するには，3 次元画像の表面全体を細かな多角形（polygon：ポリゴン）で覆う処理が必要です．ポリゴンによって覆われた 3 次元データをメッシュ（mesh）またはポリゴンメッシュと呼び，3 次元医用画像に基づくメッシュデータ作成は，CT や MR などの 2 次元医用画像データをもとにした 3 次元画像処理の延長過程でデータ処理します．このメッシュデータ作成の知識と技術で既存の機材を活用すれば，XR 技術や 3D プリント技術を実用化できます．

本稿では，3 次元医用画像からのメッシュデータ作成や処理に必要な知識や技術について記述します．

2. XR 技術が創出する環境

XR 環境は，現実環境から仮想環境へと連続する 4 つの環境（現実-仮想連続体：reality-virtuality continuum[1)]）の中で，仮想物体または仮想環境の存在する 3 つの環境として説明されます．図 1 はその概念を示すもので，以下に各環境を説明します．

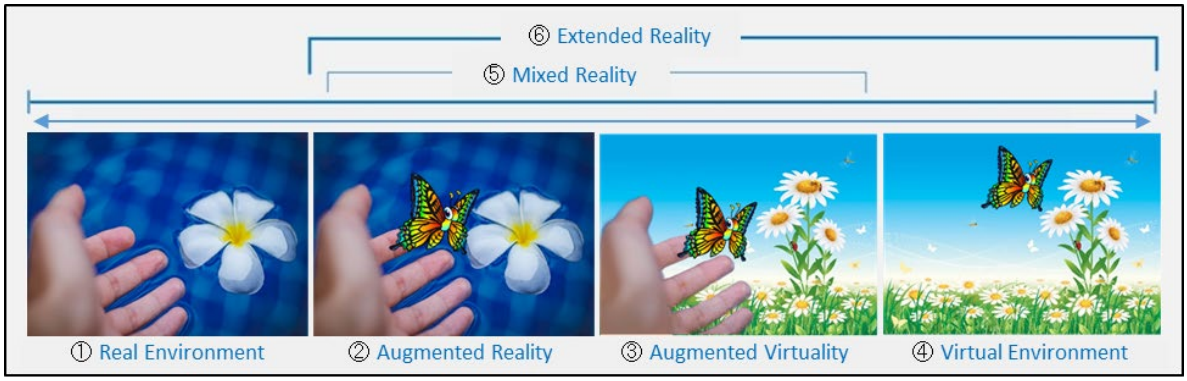


図 1　現実−仮想連続体（reality−virtuality continuum）の概念

①real environment（現実環境）：仮想物体や仮想環境の全く存在しない現実環境

②augmented reality：AR（オーグメンテッドリアリティ：拡張現実）：現実環境の中に仮想物体や部分的な仮想環境が存在する環境（メインは現実環境）

③augmented virtuality：AV（オーグメンテッドバーチャリティ：拡張仮想）：仮想環境の中に現実の身体や物体がリアルタイムに投射され存在する環境（メインは仮想環境）

④virtual environment（virtual reality）：VR（バーチャルリアリティ：仮想現実）：現実の物体や環境が全く存在しない仮想環境

⑤mixed reality：MR（ミックスドリアリティ：複合現実）：AR と AV による，現実（環境）と仮想環境が複合した環境現実環境の現実の要素と仮想技術によるデジタル要素のリアルタイムな相互作用が可能な環境

⑥extended reality：XR（エクステンデッドリアリティ）：VR・AR・MR の総称

3. 医学・医療分野で実用化されている XR 技術の例

1）放射線技術分野：単純 X 線撮影や X 線 CT 検査のトレーニングシステム：（VR 環境）

2）臨床技能分野：注射や心肺蘇生のトレーニングシステム：（VR 環境）

3）看護教育分野：文字対話型の患者応答・対応や臨床推論の学習システム：（VR 環境）

4）基礎医学教育分野：解剖の学習システム：（VR，AR，MR 環境）

5）医師臨床技能分野：内視鏡検査，内視鏡手術，ロボット支援下手術トレーニング：（MR 環境）

4. XR アプリケーションの開発環境

XR アプリケーションは，個人開発の環境が整っています．2D・3D ゲーム開発用ソフトウェアの「Unity：ユニティ」や「Unreal Engine：アンリアルエンジン」が無料で利用でき，アプリケーション開発に必要な情報は，書籍や Web で入手できます．ソフトウェア開発には高度なプログラミングスキルが必須と思われがちですが，XR 環境で 3 次元オブジェクトを観察できるアプリケーションを，パーツを組み合わせる感覚で自身でのプログラミング無しで構築することもできます．3 次元医用画像を空間上の立体オブジェクトとして観察するためのテンプレート（フレームワーク）を最初に作成すれば，その後は，立体オブジェクトの追加や入れ替えで観察対象を自由に変更できます．この立体オブジェクトは，3 次元医用画像をメッシュデータ処理したもので，多様な医用画像の立体観察に 3 次元画像処理の知識と技術が活かせます．

5. XR 技術と 3D プリントに必要な 3 次元医用画像処理

5.1 3 次元医用画像構築とセグメンテーション処理

XR 技術や 3D プリントに利用するメッシュデータは，2 次元医用画像から 3 次元医用画像を構築する過程で，骨格・臓器・血管などを解剖構造単位でセグメンテーション処理した後にメッシュデータ化します（図 2）．XR アプリケーションでは，セグメンテーション毎のメッシュデータを XR 環境として再現するシーン内へ配置することにより，解剖構造単位でのカラー設定やインタラクションが可能になります．また，各解剖構造のメッシュデータは，3 次元の座標情報を保持しているため，アプリケーションのシーン内に配置することで，元データの 3 次元医用画像と同じ広範囲の解剖構造が再現できます．

3D プリント用のメッシュデータ作成では，XR 環境用とは異なり，3D プリンタのビルドサイズを考慮したセグメンテーションが必要になります．ビルドサイズは，使用する 3D プリンタ固有の造形の最大サイズとして，x×y×z：10×10×10 cm などの表記で確認できますが，機械的動作の最大値を意味するため，セグメンテーションのサイズ

は，ビルドサイズよりも小さくなるように設定します．範囲を限定しないメッシュデータをファイル出力後にソフトウェアで分離編集する手法もありますが，後処理による編集には高度なメッシュ処理機能を必要とする場合が多く，フリーのソフトウェアでは対応できない例があります．

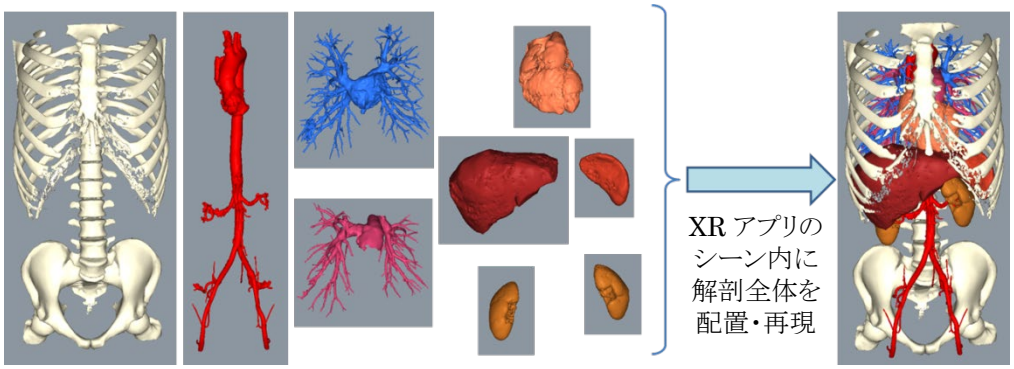


図 2　解剖構造単位でのセグメンテーション処理の例

5.2　3 次元医用画像処理ソフトウェア

各解剖構造のセグメンテーションは，病院の医用画像専用ワークステーションに機能搭載されている比較的簡単な処理ですが，専用ワークステーションにアクセスできない環境では，個人で利用できるソフトウェアでの処理が必要になります．個人用に提供されている無料の画像処理ソフトウェアは複数ありますが，例として，iOS 用では，「OsiriX DICOM Viewer：Lite」（フリーデモソフトウェア）の多くの活用例が報告されています．Windows OS 用の例としては，「3D Slicer」があり，充実したセグメンテーション処理機能に特徴があります．無料のオープンソースソフトウェアであり，画像処理や画像解析の拡張機能が豊富なため，このソフトウェアを活用した研究が多数あります．XR 技術と 3D プリント用のデータ構築に関しては，全身 CT 画像データのセグメンテーションを AI で全自動化した拡張機能「TotalSegmentator[2)]」が 2022 年にリリースされ，セグメンテーション処理を飛躍的に改善しています（図 3）．

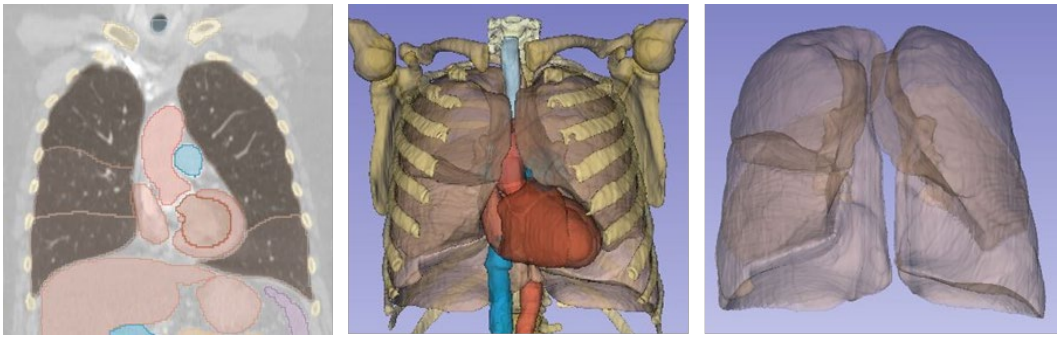


図 3　3D Slicer の拡張機能「TotalSegmentator」による胸部 CT 画像の全自動セグメンテーション結果

6．3 次元医用画像からのメッシュデータ作成と後処理

6.1　ボクセルデータからのメッシュデータ作成と注意点

CT や MR 画像などから構築した 3 次元医用画像のボクセルデータに基づくメッシュデータ作成は，一般的にマーチングキューブ法 [3)]で処理されています．この手法には実用上の課題点があり，例として，広範囲の解剖構造のメッシュデータ作成では，コンピュータへの負荷が増大してデータ処理がフリーズしてしまう場合があります．

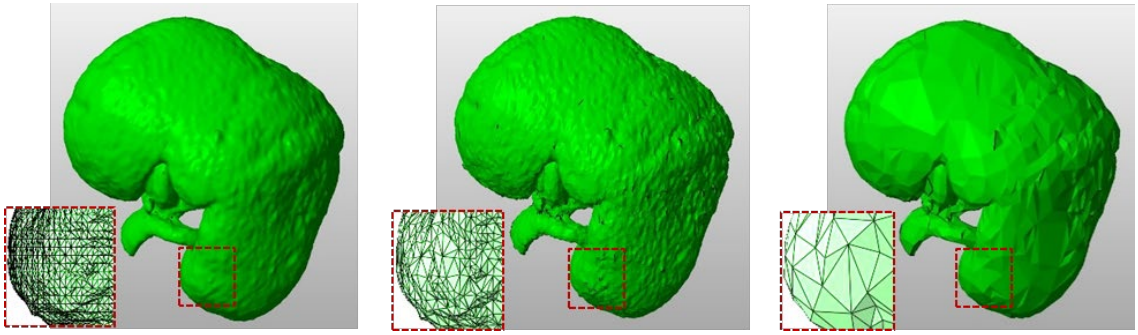
一方，解剖構造の範囲を限定した場合でも，血管などの細かく複雑な構造物が多い場合には，同様のフリーズやメッシュデータにエラーを生じることがあります．そのため，必要最低限の範囲と解剖構造に限定したセグメンテーション処理を行った上でメッシュデータ作成へ移行するのがエラー回避に有効です．

メッシュデータのエラーの一つである法線ベクトルエラーは，ポリゴンの表裏が反転している状態で，複雑な解剖構造のメッシュデータ内に生じることがあります．その影響は，XR 環境では，カラー情報を反映できず，同部が欠損した画像になります．3D プリント用データでは，積層データ形成処理時のエラー出現や 3D プリンタがプリント中に動作停止してしまう場合などがあります．メッシュデータのエラーは 3D プリント失敗の原因となるため，ソフトウェアによるエラーチェックと修正が必須になります．

医用画像専用ワークステーションでは， XR 技術や 3D プリンタ用のデータファイル出力時にメッシュデータ作成（処理）が実行されます．XR 用のメッシュデータは OBJ（Wavefront Object）ファイルフォーマット（拡張子：.obj），3D プリンタ用データは STL（stereolithography / standard triangulated language）ファイルフォーマット（拡張子：.stl）でファイル出力されますが，このファイル出力機能の有無は，ワークステーションの種類やバージョンなどで異なります．一方で，前述の「OsiriX DICOM Viewer」や「3D Slicer」は，OBJ，STL どちらのファイルフォーマット出力にも対応しています．

6.2 メッシュデータの削減

ソフトウェアで作成されるメッシュデータは，3 次元医用画像に表現されている形態や構造をできるだけ忠実に再現するために，細かな三角形ポリゴンで構成されています．高密度のメッシュデータは，座標情報となるポリゴンの頂点データが非常に多くなり，ファイルサイズも大きくなります．この影響は，XR 環境では，画像表示（レンダリング）に現れ，解剖オブジェクトの観察時にちらつきが生じたり，空間上のオブジェクトの動きに遅延が生じたりする場合があります．3D プリントでは，積層データ形成が多くの頂点データに基づく計算処理になるため，長時間を要したり，処理がフリーズしたりすることがあります．このような現象を回避するためには，メッシュデータを構成するポリゴン数を少なくする後処理が必要です．手法としては，頂点データの削除，頂点データ間で形成する稜線の削除，ポリゴンの削除などによって処理しますが，ポリゴン数の減少に伴い，オブジェクトを覆う一つ一つのポリゴンサイズが大きくなるため，メッシュデータの過度な削減では，解剖オブジェクト表面の細かな形態表現が損なわれてしまいます（図 4）．また，解剖オブジェクトのサイズ変化が生じる場合や細かな構造物を表現できない現象が生じます．メッシュデータの削減では，元データと処理後のデータとの形態・サイズ比較や，消失部位が無いかなどの注意深い確認が求められます．



オリジナル（30 万個：16MB）　50%削減（15 万個：8MB）　90%削減（3 万個：1.6MB）

図 4 メッシュデータ削減率（ポリゴン数：ファイルサイズ）と表面形態変化の関係

6.3 メッシュデータのスムージング処理

3 次元医用画像が，CT や MR 画像の収集条件の影響により，十分に細かいボクセルデータとして構築できない場合には，そのメッシュデータで再現される解剖構造の表面にメッシュを削減した時のような粗さが出現します．表面構造の形成が不十分な場合には，メッシュデータのスムージング処理によって視覚的な改善が可能です．

スムージング処理にはいくつかの手法があり，ポリゴンの頂点間距離を平均化する手法では，血管のような細い構造物に顕著な狭小化を生じる部位があります（図 5）．有料のメッシュデータ編集用のソフトウェアでは，一部の領域のみを細かいポリゴンへ置換するスムージング処理で，形態変化を抑制する機能を持つものもありますが，一般的なフリーのソフトウェアによるスムージング処理では，メッシュデータの削減の場合と同様に形態変化に注意が必要です．

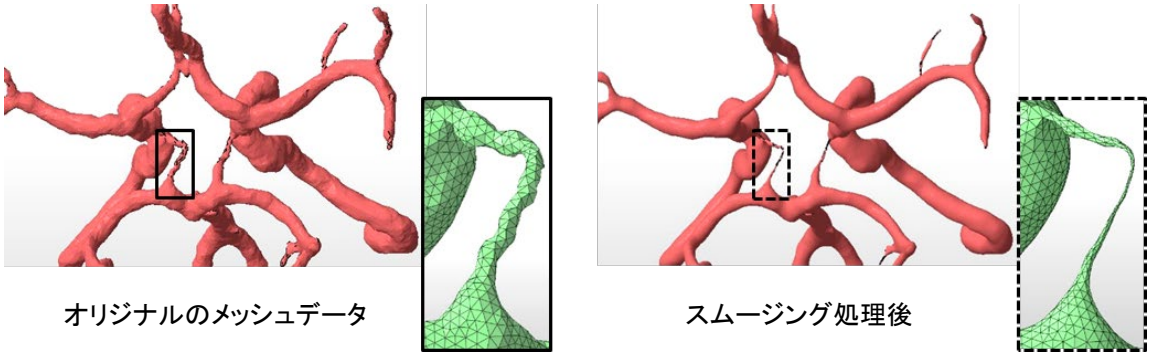


図 5 メッシュデータのスムージング処理による血管狭小化の例

7. おわりに

XR 技術や 3D プリント技術は，医学・医療分野における応用範囲が今後も広がると予想されます．特に，XR 技術は臨床に活用できる要素が多く，更なる技術応用と普及が期待される分野です．一方，XR 技術の臨床利用については，十分な安全性と精度を担保できているのかという点に検証の余地があります．また，XR 技術が持つ技術的な課題について継続的に議論する必要もあります．そのために，医学・医療分野でこの技術に関する学術的な議論を行える環境を構築することが望まれます．本講座が，XR 技術や 3D プリント技術の共有に繋がり，有意義な議論のきっかけになれば幸いに思います．

参考文献：

1） Milgram P. A TAXONOMY OF MIXED REALITY VISUAL DISPLAYS. IEICE Transactions on Information Systems, E77-D：1-15. 1994.

2） Wasserthal J, Meyer M, Breit HC, et al. TotalSegmentator: robust segmentation of 104 anatomical structures in CT images. Electrical Engineering and Systems Science, arXiv:2208.05868v1 [eess.IV]. 2022.

3）Lorensen WE and Cline HE. MARCHING CUBES: A HIGH RESOLUTION 3D SURFACE CONSTRUCTION ALGORITHM. ACM SIGGRAPH Computer Graphics, 21(4)：163-169. 1987.

機械学習による医用画像からの 臓器情報の特徴抽出と臓器セグメンテーション

藤田医科大学医療科学部研究推進ユニット知能情報工学分野 健山　智子

1．はじめに

CT 画像や臨床現場で取得される医用画像には，患者の体内情報だけでなく，疾患，そして病変の時系列情報などが含まれている．その情報量は非常に膨大であるため，効率的な読影のためにも，如何に重要な情報を理解できるようにするかについての議論は，これまで多くの研究者たちが継続的に行なってきている．

特にこの数十年では，計算機科学の進化とともに，医用画像から機械学習を用いた特徴解析，疾患分類，臓器分割，異常検知などが盛んとなり，特に 2010 年代以降に人間の神経回路機構のアイデアを導入した深層学習の登場でさらに飛躍的な解析が可能になった．本議論では，医用画像における臓器情報解析と臓器情報分割（以降，臓器セグメンテーション）をメインテーマとして，どのような画像解析が行われているのか，について，情報科学を専門としない技師，そして，深層学習をこれから学ぶ初学者にも理解しやすいように，議論を行う．この議論は，以下の流れで行う．

① 画像解析手法による医用画像からの特徴情報とは？
② 機械学習を用いた画像解析手法と医用画像への応用
③ 深層学習による医用画像からの臓器セグメンテーション
④ オープンソースライブラリを活用した臓器セグメンテーションの実践

なお，この議論で用いたデータは，発表の利益相反を考慮し，オープンデータ Medical Segmentation Decathlon challenge（King’s College London）[1] にて公開されている医用画像データとその画像データから抽出されたラベルを用いて今回の解析を行なった．謝意を示す．

[1] Antonelli, M., Reinke, A., Bakas, S. et al. The Medical Segmentation Decathlon. Nat Commun 13, 4128 (2022).

新潟医療福祉大学 医療技術学部 診療放射線学科
笠井研究室の紹介

新潟医療福祉大学医療技術学部診療放射線学科 **笠井　聡**

新潟医療福祉大学医療技術学部診療放射線学科の紹介

新潟医療福祉大学は優れた QOL サポーターを育成する大学として、2001 年に開学しました。超高齢化社会の到来に伴う、メディカルスタッフの不足に対応すべく、対象者の QOL を向上できる支援を自ら考え、実践することのできる人材の育成に力を入れています。2022 年 5 月現在で 5,000 名弱の学生が本学で学んでおり、さらに、2023 年度からは、鍼灸健康学科を設置し、看護・医療・リハビリ・栄養・スポーツ・福祉・医療 IT をカバーする 6 学部 14 学科に発展することになっており、医療に関する総合大学としてチーム医療・ケアを学べることが特徴の一つとなっています。

図 1　新潟医療福祉大学正門付近　左の建物は本年度から設置された鍼灸保健学科の建物

診療放射線学科は、2018 年 4 月に開設され、昨年度(2020 年度)に初めて卒業生を輩出した比較的若い学科です。診療放射線学科には、400 名弱の学生が在籍し、2022 年度は、教授 3 名、准教授 4 名、講師 4 名、助教 4 名の計 15 名の教員が学生の教育・研究の指導に当たっています。本診療放射線学科の特徴は、何といっても最新鋭の充実した実習設備です。全国でも導入例の少ない 3 テスラの高磁場 MRI 装置をはじめ、64 列 CT 装置、超音波装置、マンモグラフィ装置、FPD、透視撮影装置など充実した医療機器を導入し、また、25 台の医用画像表示モニタを備え、撮影技術から医療の基礎知識まで学生一人一人が充実した実習環境で学ぶことが可能です。

大学院は、最初の学科卒業生を輩出した 2022 年度より放射線情報分野として修士課程が開設されました。既に開設されていた博士課程と合わせ、2022 年度は博士課程 2 名、修士課程 4 名が在籍しております。2023 年度は、修士課程に入学してくる学生が倍に増え、博士課程も 3 名を予定しており、ますます

研究活動が加速していくことを期待しています。

図２　メディカルイメージングセンター
最新の充実した医療機器に加え、広いスペースで実習やレポート作成ができる環境です。

図３　３テスラの MRI 装置
実習や研究専用の装置であるため、学生はいつでも使用することができる恵まれた環境にあります。

笠井研究室の紹介

本研究室は、筆者が 2021 年 4 月に着任した際に開設された歴史が浅い研究室ですが、2023 年 4 月からは、助教 2 名、博士課程 3 名、修士課程 4 名、4 年生 15 名に新 3 年生（おそらく 10 数名）が在籍することとなっています。主な研究テーマは医用データを用いた人工知能（AI）の開発および評価になります。その中でも、医用画像を用いたコンピュータ支援診断システムの開発は、筆者の前職（医療画像メーカー）から続けているメインテーマであり、特に、病気の早期診断に焦点を当てたプライマリケア領域で使用される画像を用いた研究に力を入れています。特に、胸部単純 X 線画像やマンモグラムを用いた研究は、企業や病院・検診施設・クリニックなどと共同研究を行い、研究のための研究にとどまらず、社会実装まで視野に入れた研究を進めることをモットーとしています。また、最近では、大学に設置されている 3 テスラの MRI 装置を用いた脳機能の解析や脳腫瘍に関する Radiomics 研究もテーマに加え、未病・健康状態から診断・治療領域までの病期フェイズに対し、幅広いテーマに挑んでいます。さらに、研究室のスコープは画像にとどまらず、産科領域で使用される胎児心拍陣痛図(CardioTocoGram：CTG)から得られる時系列データを用いた解析も行っています。近年の AI の研究では、音声データ解析、自然言語解析などを対象として進められた技術が画像解析でも使用されるように、対象データが異なっていても共通の技術として扱うことができることが特徴の一つであり、幅広いスコープで研究を進めることがよりよい研究につながると考えています。今後はさらに、本学の特性を生かしてチーム医療を加速すべく、AI を通してメディカルスタッフ間の連携をサポートするような研究テーマにも挑戦していきたいと考えています。

さいごに

当研究室では、医用データ解析に関する研究テーマにおいて、臨床施設や企業との連携により、社会実装まで視野に入れた研究を特徴としています。また、すでに、産科領域との連携テーマが動いているように他の専門職とのチーム医療を推進すべく、AI の研究を進めています。このようなことに興味を持たれる方がいらっしゃいましたら、社会人大学院生として受け入れ可能ですので、遠慮なく、学会等でお会いした際にでも、もしくは、直接ご連絡くださいますようお願いします。研究室スタッフ一同、心よりお待ちしております。

図４　2022 年 3 月現在の研究室メンバー

順天堂大学 保健医療学部 診療放射線学科の紹介

順天堂大学 保健医療学部 診療放射線学科　堀 拳輔，臼井 桂介，坂本 肇

1. はじめに

順天堂の「順天」は，中国の古典「易経」にある「順天応人（天の意思に順い，人々の期待に応える）」と孟子の言葉の「順天者存　逆天者亡（自然の摂理に順うものは存続して栄え，天の理法に逆らうものは亡びる）」に由来します．本学では，学是である「仁」（人在りて我在り，他を思いやり，慈しむ心．これ即ち「仁」）と理念である「不断前進」（現状に満足せず，常に高い目標を目指して努力し続ける姿勢）に則り，「教育」「研究」「診療・実践」を柱にした人材の育成・輩出に取り組んでいます．

2. 本学科の紹介

本学科は本郷・お茶の水キャンパスに 2019 年 4 月に新設され，1 学年あたり約 120 名が在籍しています．高度な専門知識と技術を持って，多岐にわたるフィールドで活躍できる診療放射線技師を養成することを目標としており，国際的な教育も取り入れています．確かな技術力と高い実践力を身に付けられるように順天堂医院をはじめとする医学部附属病院の放射線科と緊密に連携し，これまでにない環境のなかで経験を積めるよう取り組んでいます．

講義および学内実習は御茶の水センタービル（図1A）と診療放射線学科実習棟（図1B）で行われています．両建物は JR 御茶ノ水駅，東京メトロ御茶ノ水駅および新御茶ノ水駅から徒歩 7～9 分の場所に位置し，アクセスが良いのが特徴です．御茶の水センタービルは 9 階建てで大講義室（図2A）が 5 室と小講義室（図2B）が 8 室あります．大講義室には，コンピュータと AV システムが常設されており，大型スクリーン 2 台と天吊りの液晶モニタ 6 台が設置されています．常設のコンピュータの画面は液晶タブレットであり，スライド上に自由に描画できます．ゼミナールを実施するための小講義室は 8 室あり，各部屋に液晶モニタと AV システムが設置されています．また，

A　B

図1　御茶の水センタービル（A）と診療放射線学科実習棟（B）

A

B　C

図2　御茶の水センタービルの大講義室（A），小講義室（B）および Learning Commons（C）

学生が自習するスペースとして全 137 席ある Learning Commons（図2C）が設けられています．診療放射線学科実習棟は 11 階建てで各フロアがそれぞれ実習室になるような構造になっています（図3A）．4 階～6 階には臨床で用いられる大型医療装置（X 線撮影装置，乳房撮影装置，X 線透視装置，CT 装置，MRI 装置，超音波装置）が設備されています（図3C～G）．7 階は画像情報室で約 70 台のコンピュータが学内実習用に備わっており，深層学習の研究に利用できるハイスペックなコンピュータも用意されています（図3B）．8 階～9 階には講義室が設けられており，それぞれコンピュータと AV システムが常設されており，大型スクリーンが設置されています．

3. 本学科の取り組み

近年，コンピュータが高性能化したことに伴い，放射線医学分野における画像処理や画像再構成の技術は飛躍的な進歩を遂げており，注目を集めています．診療放射線技師を志す学生は，目覚ましい進歩を遂げている技術が臨床現場に導入されれば，これに順応する必要があります．また，診療放射線技師の仕事は「画像」を扱う仕事が主です．本学科では，積極的に「画像」にまつわる講義や学内実習を取り入れており，最新

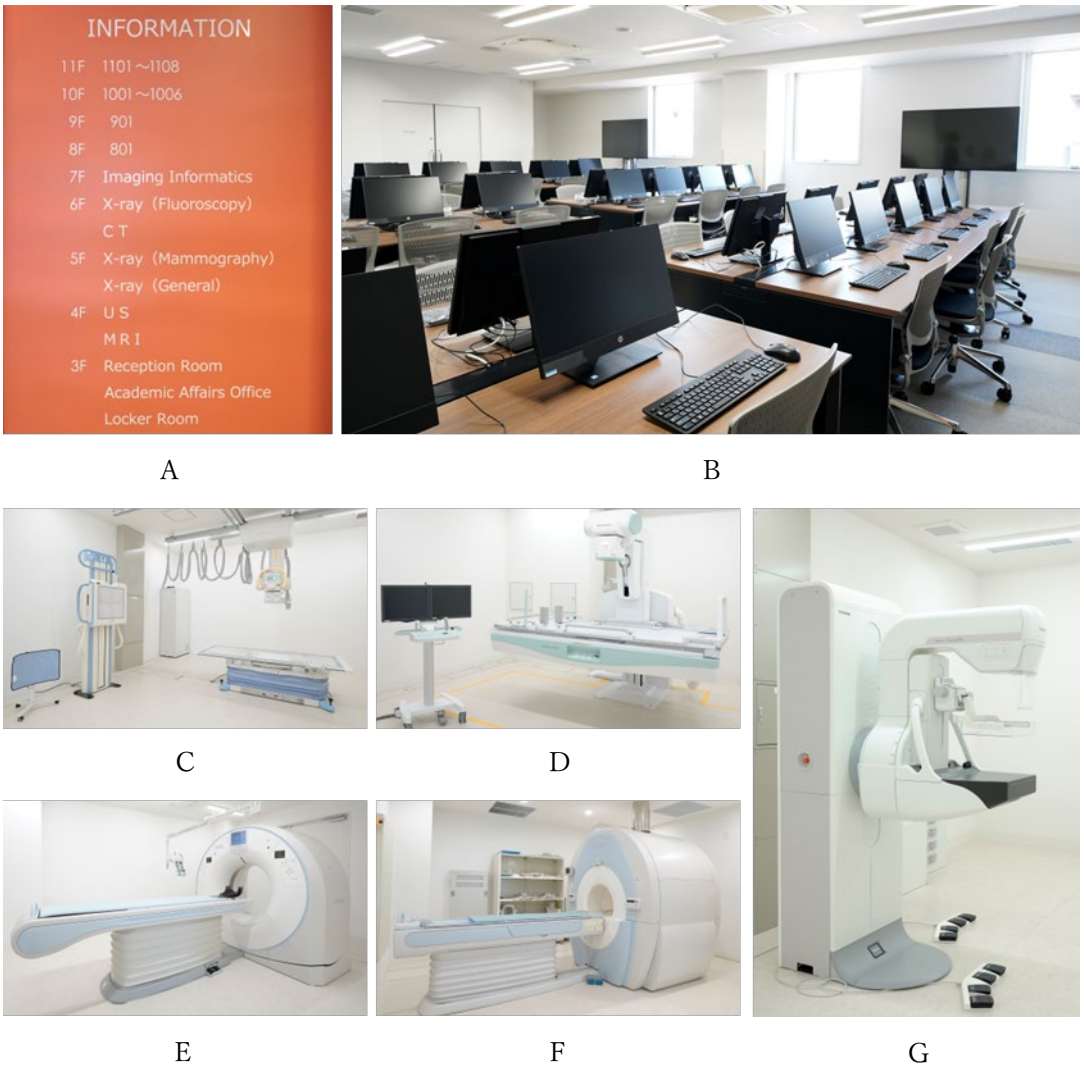


図3 診療放射線学科実習棟のフロア案内（A），画像情報室（B），X 線撮影装置（C），X 線透視装置（D），CT 装置（E），MRI 装置（F），乳房撮影装置（G）

技術である深層学習に関する学内実習も数多く実施されています．例えば，筆者が担当している「放射線治療技術学実習：深層学習を用いた腫瘍領域の抽出－Excel 演習－」では，Microsoft Excel を用いて深層学習を用いた腫瘍の領域で行われる画像処理を学生自身が実装しています．畳み込み積分，活性化関数および Pooling などの深層学習における基本計算の過程を視覚的にも定量的にも観察することができます．また，最適化されたハイパーパラメータや処理対象の画像を変更できるため，様々な教育が可能です．深層学習に関する講義は，2023 年度開設予定の大学院保健医療学研究科修士課程において，AI 企業を交えた多数の教育プログラムを開始する予定です．

4. 研究室の紹介

本学では，3 年時にゼミの配属を決定し卒業研究がスタートします．堀研究室は，2 期生（現 3 年生）のみが在籍しているため，卒業研究の準備を進めています．およそ 3 時間/週の頻度で Python のセミナーを行い，プログラミングの能力と論理的思考を養っています．簡単な画像処理はできるようになるため，大学院進学者はもちろんのこと，将来研究に興味をもったときに使える知識になれば本望と考えています．臼井研究室（https://fhs8219060.wixsite.com/usuilab）では，「Joint Imaging & Therapy」を研究テーマに医用画像工学による放射線治療技術の発展を目指して研究を進めています．2022 年度は 7 名の卒研生が在籍し，深層学習による画質改善，ポリマーゲル線量計による放射線治療計画検証および新しい放射線治療計画法の検討を行い，2 名が第 50 回秋季学術大会での発表を経験することが出来ました．来年より 4 名が修士課程に進学する予定であり，さらにアクティビティを高めて良い成果を残せるように活動したいと考えています．坂本研究室では，医療放射線の安全管理を目指し，放射線安全管理・放射線計測の臨床への応用や活用をテーマに 2022 年度は 10 名の卒研生の研究指導を行いました．放射線画像の基礎となる X 線量と画像の関係についても，今後の研究課題にしたいと考えています．

5. まとめ

2019 年に新設された順天堂大学保健医療学部診療放射線学科は，今年初めての卒業生を送り出すことができました．この 1 期生が日本放射線技術学会で大いに活躍し，日本の診療放射線学の発展に貢献できることを期待しております．本学では，臨床現場や企業に貢献する人材を育成していくため，実践力を養うことのできる魅力的な教育プログラムを立ち上げてゆく所存です。今後もご支援のほどをよろしくお願い申し上げます．

画像部会「研究情報サイト」のご案内

岐阜大学教育学部技術教育講座　福岡　大輔

1. はじめに

画像部会の部会ホームページでは，これまでに本誌「画像通信」において紹介されたトピックスや，各種医用画像データベースに関する情報，プログラミングに関する情報などを集約し情報提供を行う「研究情報サイト（http://imgcom.jsrt.or.jp/research/）」を2017年11月に開設いたしました（図1）．

研究情報サイトは，画像研究に携わる研究者や，研究を始めてみようと考える初学者の，情報提供や情報交換の場となることをめざしています．

図1 画像部会 HP の「研究情報サイト」

2. 研究情報サイトの概要

研究情報サイトでは，図2のように画像研究に役立つ情報として，本稿の執筆時点では，以下の3つのテーマについて情報提供を行っています．

(1) 医用画像データベースに関する情報

近年話題の深層学習をはじめとする画像研究においては，多くの画像から共通する特徴を抽出することによって成り立っており，画像データベースの必要性が高まっている．しかしながら，CAD(Computer-aided Diagnosis)システムの開発や性能評価の研究においては，研究に用いる医用画像データの収集や，付随する所見データの入手は，倫理上や個人情報の観点からも近年では難しくなっている．そこで，研究情報サイトでは，国内外の大学や政府機関，各種学会など公的な機関が公開するデータベースを紹介している．

例えば，胸部X線画像においては，日本放射線技術学会標準ディジタル画像データベースをはじめ，NIH

図2「研究情報サイト」の掲載情報

Clinical Center の Ronald M. Summers 氏らの ChestX-ray8 データベースなどを紹介している．ChestX-ray8 データベースにおいては，症例数が患者数 30,000 で画像数も 100,000 画像と非常に豊富であるため，深層学習を用いた画像研究に有用なデータベースとなっている．また，画像通信 40(1)「Radiomics に関係した文献とデータベース等の紹介」において紹介された Radiomics 研究用のデータベースとして，The Cancer Imaging Archive(TCIA)の医用画像と遺伝子の情報セット(The Cancer Genome Atlas (TCGA))を研究情報サイト上で紹介している．

(2) プログラミングに関する情報

画像処理プログラミングに関する情報として，画像通信 35(2)に紹介された GUI (Graphical User Interface) による画像処理ソフトウェア開発の基本となる「C#プログラミングによる画像表示ソフトの作成(超初心者編)」のソースコード一式や，画像通信 35(2)において紹介されている OpenCV(Open source Computer Vision library)，画像通信 32(1)「CAD のための統計解析の資料」に紹介されている統計解析ソフト R (The R Project for Statistical Computing) を掲載している．また，医用画像を取り扱う上で必要となる DICOM フォーマットに関する情報として，ソフトウェア開発に有益な DCMTK(Dicom ToolKit)に関する情報と，日本画像医療システム工業会 (JIRA) が公開している DICOM 規格書 (日本語版) へのリンクを紹介している．

(3) 論文作成（文献検索など）に関する情報

画像通信 31(2)「論文作成に役立つサイトやソフト，書籍の紹介」において紹介された米国立医学図書館内の NCBJ がインターネット上で提供している生命科学分野の文献検索システム PubMed や，Google Scholar について掲載している．

3. 今後の活用と情報提供のお願い

「研究情報サイト」は，本誌「画像通信」の誌面に掲載される記事を，インターネット上のディジタルコンテンツとして補足する機能を担い，誌面上では提供できないソフトウェアの配布や，ソースコードなどの提供など，画像研究に役立つ情報を幅広く配信してゆきたいと考えています．また，医用画像データベースに関する情報など，医用画像に関する研究者の情報共有・提供の場として今後活用してゆきたいと考えています．

現在，サイト上に掲載されている掲載内容のほかにも有益な情報がありましたら，「研究情報サイト」のページ下部にあるコメント欄に情報をお寄せください．

2022 年度　画像部会事業報告

1） 第 91 回画像部会の開催(第 78 回総会学術大会時)

開催日:2022 年 4 月 15 日(金)15 時 45 分～18 時 40 分　会 場:パシフィコ横浜（横浜市）F201+202 室

(1) 教育講演　　司会　藤田医科大学　寺本　篤司

「ディープラーニングの今とこれから」

東京大学医学部附属病院　花岡　昇平

(2) 第 91 回画像部会

「実践ディープラーニング研究」

司会　岐阜医療科学大学　篠原　範充・広島国際大学　山本　めぐみ

①　ディープラーニング手法の選択方法　　山口大学医学部附属病院　平野　靖

②　性能評価の方法　　立命館大学　中山　良平

③　データベース構築および利用方法　　大分大学　畑中　裕司

④　失敗例から学ぶディープラーニング研究の進め方　　藤田医科大学　寺本　篤司

2） 第 92 回画像部会の開催(第 50 回秋季学術大会)

開催日:2022 年 10 月 7 日(土)14 時 40 分～17 時 40 分　会 場:国際ファッションセンター（東京都）第 5 会場

(1) 教育講演　　司会　鈴鹿医療科学大学　東出　了

「物理評価のメリットと必要性」

純真学園大学　村上　誠一

(2) 第 92 回画像部会

「実践!！ DR システムにおける物理評価－画像取得から解釈までー」

司会　岐阜医療科学大学　篠原　範充・つくば国際大学　柳田　智

①　「IEC 62220-1-1 によるデータの取得方法と工夫」　　東北大学病院　小野寺　崇

②　「DR システムの出力データ形式と取り出し方」　　日本医療科学大学　今花　仁人

③　「物理評価のピットホール　その 1(サンプリングと Presampled MTF, 非線形データへの対応)」

鈴鹿医療科学大学　東出　了

④　「物理評価のピットホール　その 2(DQE と線量, 物理評価と臨床画像)

東海大学医学部付属八王子病院　由地良太郎

3) 医用画像処理プログラミングセミナーの開催

43 回医用画像プログラミングセミナー (教育委員会, 画像部会共催)

2022 年 7 月 17 日(日) 10:00 ～ 15:00

会　場:Cisco Webex によるオンライン・藤田医科大学大学(本部)　受講生人数:12 名

4) DR(ディジタルラジオグラフィ)セミナーの開催

第 23 回 DR セミナー (教育委員会, 北海道支部, 画像部会共催)

開催日:2022 年 10 月 23 日(日) 9:00 ～ 15:40

会　場:Cisco Webex によるオンライン　受講生人数:23 名

5) ROC セミナーの開催

第 14 回 ROC セミナー　準備のため休止中

6) 臨床画像評価セミナーの開催

第 9 回臨床画像評価セミナー(教育委員会, 東京支部, 画像部会共催)

日時:2022 年 7 月 23 日(土), 24 日(日)

会場:国立がん研究センター中央病院(東京都築地)　参加者:6 名

7) 部会誌(画像通信)の発行

Vol.45 No.1(通巻 88 号)(2022 年 4 月), Vol.45 No.2(通巻 89 号)(2022 年 10 月)

8) 部会委員会の開催

第 1 回委員会 4 月 15 日	横浜
第 2 回委員会 5 月 27 日	WEB
第 3 回委員会 9 月 28 日	WEB
第 4 回委員会 10 月 7 日	WEB
第 5 回委員会 12 月 25 日	名古屋および WEB (ハイブリッド)

2023 年度　画像部会事業計画

1）第 93 回画像部会の開催（第 79 回総会学術大会時）

開催日：2023 年 4 月 14 日（金）　会場：パシフィコ横浜（F201+202 室）

(1)　教育講演

司会　岐阜医療科学大学　篠原　範充

「放射線科医目線の乳房画像を用いた興味ある研究」

獨協医科大学埼玉医療センター　久保田　一徳

(2)　画像部会

「乳房画像で一緒に画像研究を始めませんか」

司会：東北大学病院　小野寺　崇，東海大学医学部付属八王子病院　由地　良太郎

①　「乳房画像を用いた画像研究」　岐阜医療科学大学　篠原　範充

②　「観察者研究による合成 2D マンモグラムの有用性の検証」

聖マリアンナ医科大学附属研究所ブレスト＆イメージング先端医療センター附属クリニック　後藤由香

③　「物理評価によるマンモグラフィの解析」　国際医療福祉大学　西川　祝子

④　「マンモグラフィ品質管理項目に基づく画像評価と線量の研究」　東北大学病院　千葉　陽子

⑤　「乳腺密度計測へのディープラーニング技術の応用」　近畿大学病院　山室　美佳

⑥　「Radio（geno）mics による乳がん診断の可能性」　新潟医療福祉大学　甲斐　千遥

2）第 94 回画像部会の開催（第 51 回秋季学術大会時）

開催日：2023 年 10 月 27 日（金）～ 29 日（日）（予定）　会場：名古屋国際会議場（名古屋市）

「画像評価から考える画質と線量（予定）」

(1)　教育講演 未定

(2)　画像部会 未定

3） 医用画像プログラミングセミナーの開催（教育委員会）

第 45 回医用画像処理プログラミングセミナー（オンライン）

開催日時：2023 年 9 月 2 日(土)

会　場：オンライン実施　セミナー本部：広島国際大学

4） DR（ディジタルラジオグラフィ）セミナーの開催（教育委員会，北海道支部共催）

第 23 回 DR セミナー（教育委員会，東北支部共催）

開催日時： 2023 年 11 月 18 日（土），19 日（日）

会　場：仙台市内を予定

5） 臨床画像評価セミナーの開催（教育委員会，東京支部共催）

第 10 回臨床画像評価セミナー（東京都　築地）

開催日時：2023 年 7 月 8 日（土），9 日（日）

会　場：国立がん研究センター中央病院（東京都築地）

6） ROC セミナーの開催（教育委員会共催）

第 13 回 ROC セミナー（オンライン）

開催日時：2023 年 5 月から 6 月に開催

会　場：オンライン実施（50 分単位で 5 回の開催を予定）

7） 部会誌（画像通信）の発行

Vol.46 No.1（通巻 90 号）（2023 年 4 月），Vol.46　No.2（通巻 91 号）（2023 年 10 月）

8） 部会委員会の開催　　年 5 回（横浜，WEB，WEB，名古屋，WEB の開催予定）

画像部会入会のご案内

医療には，X 線画像，CT，MRI，US，核医学画像，そして放射線治療用画像など，様々な画像が利用されています．画像部会は，これら全ての画像を対象とし，そのイメージング技術，画像評価，画像処理・解析，コンピュータ支援診断（CAD）に関する新しい知識や技術の習得を目的とした活動を行っています．よって，診断，治療，核医学などの専門領域を問わず，多くの学会員の皆さまに入会し，参加して頂くことができます．

春と秋に開催される学術大会においては，話題性が高く学術的価値の高い教育講演とシンポジウムを開催しています．このシンポジウムでは，企画されたテーマの第一線の研究者らに問題提起や話題提供をして頂いた上で，会員の皆さんを交えた討論を行い，新しい知識や技術の有用性や問題点を共有しています．その他，地方部会の協力を得ながら，医用画像処理プログラミングセミナー，DR セミナー，ROC セミナーおよび臨床画像評価セミナーを年に 5 回程度開催して，必要な基本知識と技術の普及を図っています．こういった活動を通して，会員の皆さんが画像研究の新しい風を肌で感じたり，学術レベルの向上や技術の臨床への還元をして頂けるようになります．また，活動案内や情報は，学術大会前にお届けしている画像部会雑誌「画像通信」（学術雑誌 ISSN コード付）に掲載しています．学術雑誌である「画像通信」には，教育講演やシンポジウムの内容，注目されている技術の紹介，専門家による文献紹介，日本各地の研究室や研究会の紹介，国際会議出席者の体験記など，参考になる記事が多数掲載されており，画像に興味を持つ会員にとって非常に魅力的な専門雑誌となっています．画像部会に入会することにより，毎年 2 回開催されている学術大会の前に画像通信の閲覧が可能になり，事前に画像部会の講演内容を学んだり，活動計画に関する最新情報を得たりすることができるようになります．また，セミナー参加費にも割引特典があります．

画像部会は医療で広く利用されている画像に関する理解を深め，医療の進歩に寄与したいと考えている方に入会して頂き、共に学んでいきたいと思っています．また，すでに会員の方も，是非画像にこだわりを持つ周辺の方々に声をかけて入会を促して頂けるようお願いします．

［入会資格］ 日本放射線技術学会の会員 であること．

［入会方法］ Web 上（https://www.jsrt.or.jp/data/procedure/bunka-01/）から，お申し込み下さい．

［年会費と会員特典について］

1．専門部会の会員登録システムと年会費の変更について

現在，登録されている各専門部会について，それぞれ年会費 2,000 円ですが，2015 年度より，複数の専門部会に登録される場合，1 つの専門部会分だけ年会費 2,000 円とし，それ以外は 1,000 円としま

す．例えば，画像部会，撮影部会，計測部会の 3 つに登録する場合，これまでは 2,000 円×3＝6,000 円でしたが，2015 度より 2,000 円＋1,000 円×2＝4,000 円となります．なお，複数登録された専門部会に順位はなく，同等の特典を得ることができます．また，シニア会員および学生会員については現行と同じで，1 つの専門部会につき年会費 1,000 円となります．

2．専門部会誌の電子化について

現在，専門部会員の皆様に冊子体で届けている専門部会誌を，2015 年 3 月発刊分より全面的に電子化します．電子化により印刷製本費や郵送費が軽減できますので，専門部会活動の充実に充てたいと考えています．なお，電子版の閲覧方法については，追ってお知らせします．

3．専門部会員の特典について

（1）セミナーおよび講習会への参加費の割引

2015 年度より，登録されている専門部会が開催するセミナーや講習会の参加費を割引します．割引額および対象となるセミナーや講習会は各専門部会で決定されますが，基本的には会員（該当する専門部会員でない正会員）参加費から 2,000 円程度の割引となります．ただし，他団体との共催分については割引は適用されません．

（2）専門部会誌の優先閲覧

専門部会員の方は，春（4 月）と秋（10 月）に専門部会誌が出版されると同時に，登録されている専門部会の部会誌（電子版）が閲覧できます．なお，出版後 3 ヶ月を経過した後には，すべての正会員・学生会員について，すべての専門部会誌（電子版）が閲覧できます．

編集後記

近年，医用画像の分野においても人工知能（Artificial Intelligence）の一種である深層学習（Deep learning）が連日誌上を賑わしています．以前は人工知能と聞くとコンピュータ支援診断（Computer-aided Diagnosis）を思い浮かべることが多かったのではないでしょうか．CAD は医師の診断を支援するものであり，診療放射線技師の本来の撮影業務とは異なるため，そこで使われる人工知能は異分野の技術との印象があったかもしれません．しかし現在では，深層学習が CT 再構成や画像解析システムに導入されるなど，放射線技師の業務において触れる機会が増えてきつつあります．そういった背景から，深層学習に対して興味を持たれている方も多くいらっしゃると思います．でも「深層学習」と言葉だけを聞くと何となく難しそうで億劫になってしまいますよね．何か新しいことを学び出そうとする一歩を一人で踏み出すのはなかなか難しいです．また，急速に進む技術を独学で理解しようとするのも困難です．それを仲間と共に一緒に進めていきましょうと，お手伝いをしているのが画像部会になります．

画像部会では，最新技術，重要技術に対する理解の一助になるべく，深層学習に関するセミナー，画質評価に関するセミナーを開催しています．また，総会学術大会や秋季学術大会では，重要トピックを扱ったシンポジウムも開催しています．深層学習の登場で，これから様々な技術の進化速度が格段に向上します．より効果的，効率的に学ぼうとする姿勢が重要になってきます．少しでも気になるキーワードがありましたら，お気軽にセミナーやシンポジウムにご参加いただければ幸いです．新しいことを学ぼうとされる皆様にお会いできることを楽しみにしています．

（RN 記）

画像通信　Vol.46 No.1(通巻'90)
発行日　2023 年 4 月 1 日
発行所　公益社団法人 日本放射線技術学会
〒600-8107 京都市下京区五条通新町東入東錺屋町 167
TEL075-354-8989 FAX075-352-2556　e-mail: office@jsrt.or.jp
発行者　公益社団法人 日本放射線技術学会 画像部会 部会長 篠原 範充

画像通信

通巻九〇号

VOL. 46 No1 SPRING 2023