

Communication of the Imaging Group of the JSRT

画像通信

2025 年 4 月

Vol.48 No.1(通巻 94)

☆ 教育講演

「CT measure を使って DR 画像を評価してみよう！」

昭和大学病院 後藤 光範

☆ 第 96 回画像部会『DR システムにおける非線形画像処理の画質評価について考える』

1. 「DR における最新画像処理とデータ」 聖マリアンナ医科大学病院 田沼 隆夫
2. 「DR システムにおける画像評価の課題」 東海大学医学部付属八王子病院 由地 良太郎
3. 「Task transfer function (TTF) 評価における解析方法と課題」 鈴鹿医療科学大学 東出 了
4. 「胸部 X 線画像における非線形画像処理の評価」 東北大学病院 小野寺 崇

☆ 技術紹介

①「乳癌超音波画像 AI 診断支援ソフトウェア『スマートオピニオン METIS Eye』に込める期待」

株式会社 Smart Opinion 山並 憲司

②「MRI 用ベンダーニュートラル AI 画像再構成技術のご紹介」

AIRS Medical Japan 合同会社 井下 裕行

☆ 読者のページ

①「第 25 回 DR セミナーを受講して」

久留米大学病院 木村 光宏

②「第 25 回 DR セミナーを受講して」

鹿児島大学病院 池松 瑞乃

③「第 45 回医用画像処理プログラミングセミナーを受講して(オンライン参加)」

湘南鎌倉総合病院 中村 誠也

④「第 45 回医用画像処理プログラミングセミナー感想」

大分大学医学部附属病院 谷本 大河

⑤「第 45 回医用画像処理プログラミングセミナーを受講して」

鹿児島大学病院 元日田 調

⑥「第 45 回医用画像処理プログラミングセミナー ~「生成系 AI」で画像生成とプログラミングにチャレンジ! ~ を受講して」

岡山大学大学院 大畠 実悠

⑦「第 11 回 臨床画像評価セミナーを受講して」

京都大学医学部附属病院 杉浦 照予

⑧「第 11 回臨床画像評価セミナー ~マンモグラフィの画像評価の基礎~ を受講して」

北里大学病院 磯貝 珠美

☆ 専門部会講座(入門編):「マンモグラフィで用いる画質指標」

岐阜医療科学大学 篠原 範充

☆ 専門部会講座(入門編):「医用画像解析の未来を描くマルチモーダル時代の LLM 入門」

原田学園 平原 大助

☆ 大学/研究室/研究会紹介

①「藤田医科大学 医療科学部 國友研究室の紹介」

藤田医科大学 國友 博史

②「『オモロイ』でつなぐ医用画像情報研究の明日:医用画像情報学会 創立 60 周年 200 回記念大会を開催して」

大阪公立大学医学部附属病院 市田 隆雄・高尾 由範

☆ 国際会議案内・報告:「RSNA2024 参加報告」

広島国際大学 太田 雪乃

☆ 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

☆ 2024 年度事業報告・2025 年度事業計画

☆ 画像部会入会案内

公益社団法人 日本放射線技術学会
画像部会

第 97 回 画像部会予告

日 時：2025 年 10 月 17 日（金）～10 月 19 日（日）の第 53 回日本放射線技術学会秋季学術大会期間中
会 場：札幌コンベンションセンター（予定）
内 容：「放射線診療業務を支える AI 研究」（仮題）

DR（デジタルラジオグラフィ）セミナーの開催予定

第 26 回 DR セミナー：2025 年 8 月 9 日（土）、10 日（日） 会場：中央医療技術専門学校（予定）

ROC セミナーの開催予定

第 15 回 ROC セミナー：2025 年 9 月から 10 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 12 回 臨床画像評価セミナー：2025 年 未定 会場：未定

医用画像処理プログラミングセミナーの開催予定

第 46 回 医用プログラミングセミナー：2025 年 未定 会場：オンライン実施（予定）

画像部会委員 氏名・所属・電子メール

東出 了	（画像部会長）	
	鈴鹿医療科学大学保健衛生学部	raryo@suzuka-u.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
佐保 辰典	小倉記念病院	saho-t@kokurakinen.or.jp
篠原 範充	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
平原 大助	原田学園	rt.hirahara@harada-gakuen.ac.jp
山崎 明日美	神戸常盤大学	a-yamazaki@kobe-tokiwa.ac.jp
山崎 純	和歌山県立医科大学附属病院	jun.ymsk.77ppp@gmail.com
山本 めぐみ	広島国際大学保健医療学部	m-yamamo@hiroku-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>

CT measure を使って DR 画像を評価してみよう！

昭和大学病院放射線技術部 後藤 光範

画像部会誌の読者の方へ

「CTmeasure で DR 画像を評価？」と驚かれた方も多いかもしれません。確かに CTmeasure は CT 画像用の解析ソフトですが、少し手を加えるだけで DR 画像でも利用可能となり、様々な手法、複数の機能が使用できるようになります。CTmeasure は非常に多機能なソフトウェアであり、この機能を活用すれば、画像部会の皆様だったら様々な応用法活用し、画像解析のますますの発展に繋がるのではと考え、本稿を執筆させて頂くことにしました。是非ご一読頂き、今後の研究に役立てて頂ければと存じます。（少しきだけた書き出しありましたが、本文はしっかりと記載しておりますのでご容赦ください。）

1. はじめに

デジタルラジオグラフィー(Digital Radiography; DR)は、近年、画像検出器や画像処理技術の進歩により、画像品質の向上と被ばく低減に大きく進展している。特に、散乱線によるコントラスト低下を補正するバーチャルグリッドや、解像度や信号値の低下を伴わない雑音抑制技術は、被ばくの低減、診断能の向上に大きく寄与している。しかし、こうした画像処理は非線形な挙動を示し、システムの線形性を前提とした従来の物理特性評価(Modulation Transfer Function: MTF, Noise Power Spectrum: NPS, Detective Quantum Efficiency: DQE など)では、画像処理の効果や画像特性の変化を正確に捉えることが困難であることは周知のとおりである。

このような背景のもと、American Association of Physicists in Medicine (AAPM)では、Task Group 233 (TG233)を設立し、非線形画像処理を含む画像の客観的かつ定量的な評価手法の検討を行ってきた。TG233 では、物理特性評価だけでなく、診断者が実際に画像を読影し診断性能を評価する Observer Performance (ROC 解析や FROC 解析など)の活用も推奨されており、画像処理による診断性能への影響を包括的に評価する枠組みを報告している。その中でも、Task Transfer Function (TTF)は、非線形処理を含む画像に対しても、解像度評価が可能であり、近年注目されている。

一方、国内においては、CT 画像評価に用いられるソフトウェア「CTmeasure」が、日本 CT 技術学会より公開されている。CTmeasure は、本来 CT 画像に対する物理特性評価を目的として開発されたツールであるが、同ソフトに搭載された Circular Edge ツールを用いることで、DR 画像に対してもタスクベースの解像度評価を行うことが可能である。そこで、CTmeasure を用いた DR 画像のタスクベース解像度評価の

有用性と、非線形画像処理の影響を明らかにするために、本稿では一例として、散乱線補正処理(Virtual Grid)が DR 画像の(タスクベースでの)解像度特性に与える影響を検討したので紹介する。

具体的には、胸部ファントムを用いた撮影画像において、Virtual Grid 適用の有無および評価部位(肺野および縦隔)ごとに、CTmeasure を用いて TTF を算出し、その変化を定量的に評価した。

注1: Observer Performance について

Observer Performance は、医用画像における画像品質評価において、診断者(Observer)が実際に画像を読影して行う性能評価を指します。物理特性評価が MTF や NPS などの画像システムの性能指標を用いて客観的な評価を行うのに対し、Observer Performance 評価は人間の読影結果を通じて直接的に評価します。代表的な評価手法としては ROC 解析、FROC 解析 LROC 解析が挙げられます。AAPM TG233 では、物理評価だけでなく Observer Performance 評価の併用を推奨しており、物理評価結果が実際の診断性能にどのように結びつくかを検証することが重要とされています。

2. 材料および方法

2.1 使用機器および撮影条件

本研究では、富士フイルム社製デジタルラジオグラフィーシステム「CALNEO C」を用いた。撮影条件は、管電圧 85 kV、管電流 2.0 mAs、撮影距離(SSD) 120 cm とし、散乱線補正処理として同社製 Virtual Grid を適用した画像と、非適用画像を取得した。Virtual Grid のグリッド条件は、Stripes per centimeter 40、Grid Ratio 8:1(相当)、Focussing Distance 120 cm、Interspace Material はアルミニウム AL とした。

2.2 評価対象

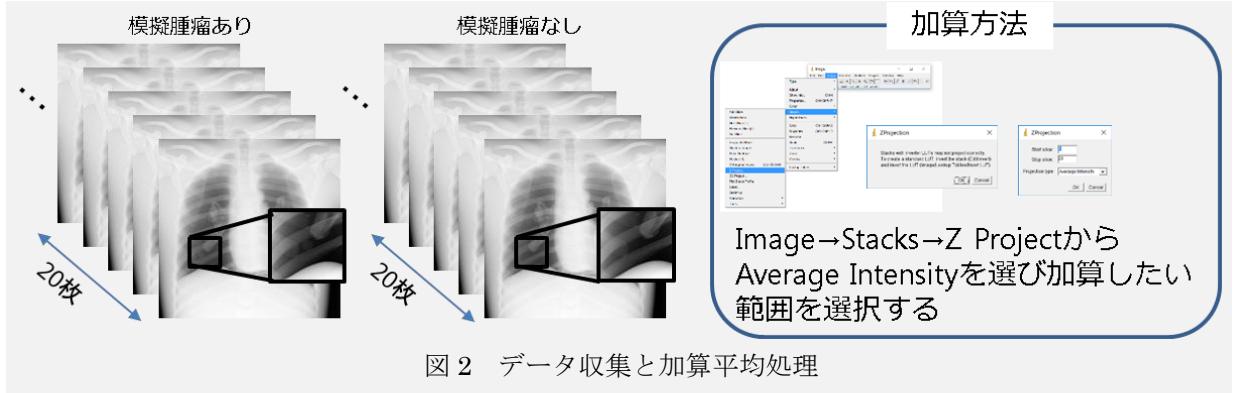
被写体には京都科学製胸部ファントムを用い、さらに模擬腫瘍としてアクリル円柱(直径 10 mm、厚さ 5 mm)を設置した画像を評価対象とした(図1)。



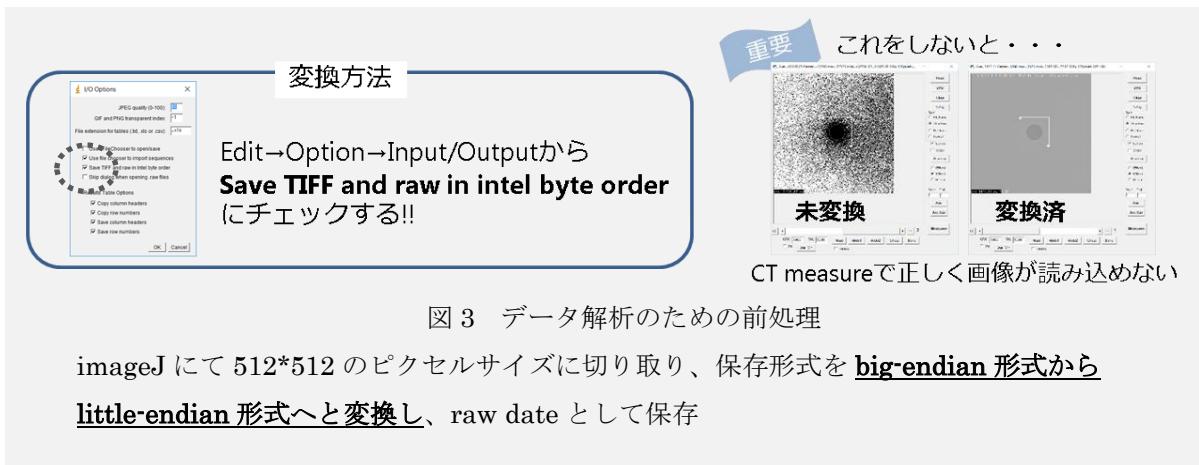
図 1 ファントム画像と
模擬腫瘍 (アクリル円柱)

2.3 画像取得および前処理

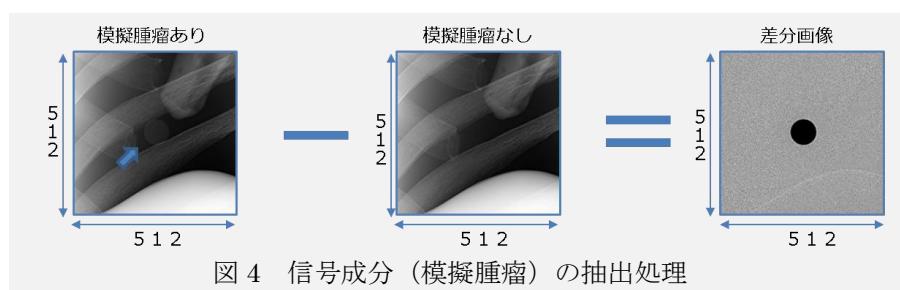
評価用画像として、模擬腫瘍あり画像および模擬腫瘍なし画像を各 20 枚撮影し、雑音低減のため ImageJ にて加算平均を行った(図2)。



取得した画像は、ImageJ を用いて 512×512 ピクセルに切り出し（CROP 機能使用），データ形式を big-endian から little-endian へ変換した後，raw 形式で保存した(図 3).



imageJ にて 512×512 のピクセルサイズに切り取り、保存形式を big-endian 形式から little-endian 形式へと変換し、raw date として保存



2.4 比較検討

Virtual Grid 適用の有無、評価部位(肺野・縦隔)ごとに TTF を算出し、各条件間での変化を比較した。

3. 結果

3.1 Virtual Grid 適用の有無による TTF の変化

肺野, 縦隔部双方において, Virtual Grid 処理による TTF に極端な変化はみられなかった(図 5). 一方で, 肺野と縦隔の比較では縦隔部の TTF が僅かに低い値となった.

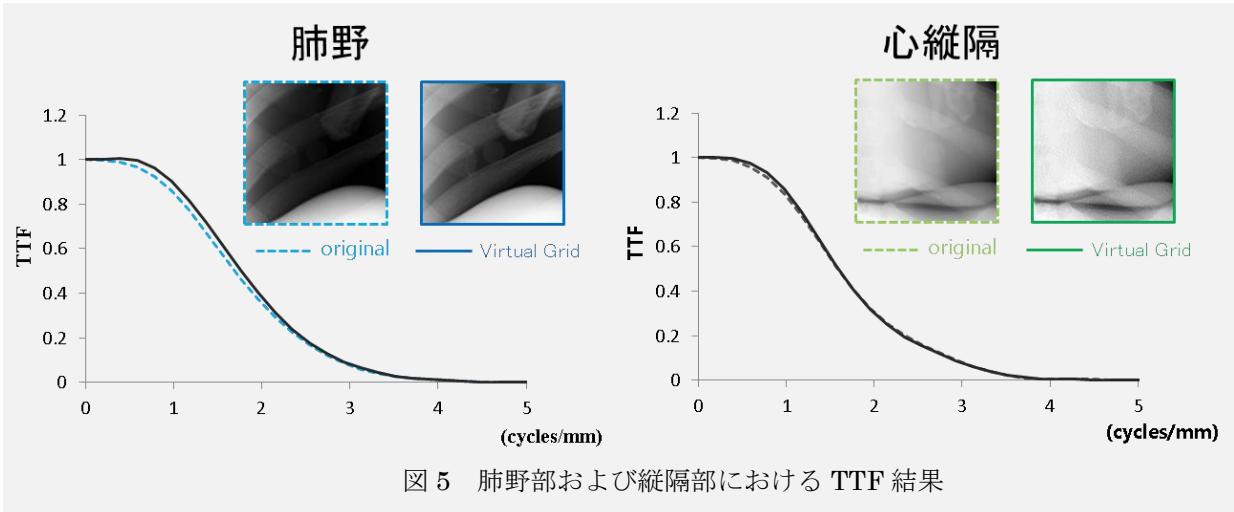


図 5 肺野部および縦隔部における TTF 結果

4. 考察

本稿では, CTmeasure を用いて DR 画像における散乱線補正処理(Virtual Grid)が, タスクベースによる解像度特性に与える影響を評価した. Virtual Grid は, 物理的グリッドを使用せずにソフトウェア処理により散乱線補正を行う技術であり, 被ばく線量の低減や臨床運用の使いやすさから広く普及しつつある. しかし, その処理内容は非線形であり, 従来の線形特性評価(MTF 等)では画像特性の変化を十分に捉えられないという課題があり, 画質の担保という点において様々な意見が上がっていた.

今回の計測条件下において, Virtual Grid を適用した画像でも解像度低下がないことが示された. 一方で, 肺野に比べ縦隔部で TTF が僅かに低下する傾向が確認された. この結果は, Virtual Grid の処理特性が画像内の被写体コントラストや周囲環境によって異なる影響を及ぼすことを示唆している. すなわち, 透過光子数が少なく, 被写体コントラストが低い縦隔では, 劣悪な条件下において更なる TTF の低下が起こる可能性が考えられる.

また, 今稿では記載を省略したが, 本検討に先立ち, 独自に開発した解析ソフトウェアと CTmeasure の結果を比較した. その結果, TTF の計測結果は概ね一致し, CTmeasure を用いた解析が DR 画像評価にも適用可能であることを確認している. ただし, CTmeasure は本来 CT 画像評価を目的として設計されており, DR 画像特有のダイナミックレンジや被写体構造による挙動の変化などに対し, 今後さらなる最適化が必要と考えられる.

以上の結果は、AAPM TG233 で提唱されている、非線形画像処理を含む画像のタスクベース評価を国内のツールを用いて実証できる手法を示すものである。したがって、散乱線補正処理以外の各種非線形画像処理（雑音低減処理、コントラスト最適化処理等）に対しても、本手法を応用可能であることが示唆された。

5. 最後に

と、研究発表風に記述してみました。

いかがでしょう？ DR 画像のタスクベース評価、やってみたい&自分もやれそうだ、と思って頂けましたでしょうか。（だとしたら嬉しい限りです）

本稿では、CTmeasure を用いた DR 画像のタスクベース解像度評価について紹介しました。本検討では模擬腫瘍 1 種類のみ、また TTF のみに着目した評価としましたが、今後は異なるコントラスト・サイズのタスクや雑音特性との組み合わせ、さらには Observer Performance 評価を含む包括的検討が求められます。DR 画像におけるタスクベース評価は、まだまだ発展の余地が多い分野です。ぜひ、「CT measure を使って DR 画像を評価してみよう！」チャレンジしてみてください。

本稿が、本稿が読者の皆様の研究の一助となれば幸いです。

DRにおける最新画像処理とデータ

聖マリアンナ医科大学病院 診療放射線技術部 田沼 隆夫

1. はじめに

近年、デジタル化技術の進展に伴い、Computed Radiography (CR) や Flat Panel Detector (FPD) を用いた Digital Radiography (DR) システムが、従来のアナログシステムに取って代わっている。DR システムは、画像データの画像処理、保管・管理、共通利用といった多岐にわたる側面において、数多くの利点をもたらす[1]。特に画像処理は、DR システムにおいて診断の質を左右する極めて重要な要素である。近年、画像処理技術は高度化の一途を辿っているものの、その内容を十分に理解し、適切に評価できている者は少ないかもしれない。画像処理を有効に活用し、診断に有用な情報を提供するためには、画像処理の原理を理解し、それを臨床現場で評価することが不可欠である。画質の物理指標の最も基本となるのは解像度とノイズであるため、本稿では、主に鮮鋭化処理とノイズ低減処理に焦点を当て、その基礎から応用、そして最新の動向までを解説する。また、画像処理後の評価とその課題についても言及する。

2. DR 画像処理の基礎

鮮鋭化とノイズ低減処理における DR 画像処理の基礎は空間フィルタ処理であり、中でもボケマスク処理が広く利用されている[2]。ボケマスク処理は、画像の鮮鋭度向上を目的として行われる。具体的には、平均値フィルタ、加重平均値フィルタ、ガウシアンフィルタなどの平滑化フィルタを用いて画像のボケ成分を抽出し、原画像から差し引くことでエッジ成分を得る。このエッジ成分を原画像に加算することで、エッジが強調された画像を生成する。ボケマスク処理は、DR 画像処理における様々な応用技術の基盤となっている。

2.1 ボケマスク処理 (unsharp masking)

ボケマスク処理は、フーリエ変換を用いた空間周波数フィルタと比較して簡便かつ高速な手法であり、医用画像の鮮鋭化処理において広く用いられている。ボケマスク処理の原理を図 1 に示す。① 原画像 $f(x, y)$ を平滑化し、低周波成分の画像 $f_{ave}(x, y)$ を得る。② 原画像 $f(x, y)$ から平滑化画像 $f_{ave}(x, y)$ を差し引くことで、高周波成分の画像を得る。③ 高周波成分の画像に強調係数 ω を乗じる。④ ③で得られた高周波成分の画像を原画像 $f(x, y)$ に加算することで、高周波成分であるエッジが強調された画像 $g(x, y)$ が得られる[2]。

$$\begin{array}{c}
 \text{ボケマスク処理} \\
 g(x, y)
 \end{array}
 =
 \begin{array}{c}
 \text{原画像} \\
 f(x, y)
 \end{array}
 +
 \omega \times
 \left\{
 \begin{array}{c}
 \text{原画像} \\
 f(x, y)
 \end{array}
 -
 \begin{array}{c}
 \text{平滑化画像} \\
 f_{ave}(x, y)
 \end{array}
 \right\}$$

図 1. ボケマスク処理の原理 [2]

2.2 マルチ周波数処理 (multi-resolution image processing)

マルチ周波数処理は、ボケマスク処理をさらに発展させた画像処理手法である。この処理では、複数の平滑化画像間の差分画像に対して非線形変換を適用し、それらの総和を用いて周波数強調とダイナミックレンジ (DR) 圧縮を行う [3]。

2.2.1 マルチ周波数処理：周波数強調処理

従来のボケマスク処理では、単一のボケマスクを用いるため、画像信号が不連続となり、高コントラスト物質周囲にアーチファクトが発生し、画像に不自然さを生じさせていた。これに対し、マルチ周波数処理における周波数強調処理は、複数の周波数領域を強調することで、より自然な画像を生成する。その原理を図 2 に示す。① 重み付け平均により複数のボケ画像作成する。② 隣接するボケ画像の差分からバンドパス信号を抽出する。③ 複数の周波数領域を強調し、加算画像を取得する。④ 原画像に加算する。この処理により、従来よりも低周波成分から高周波成分までバランスの取れた強調を可能にしている[3]。

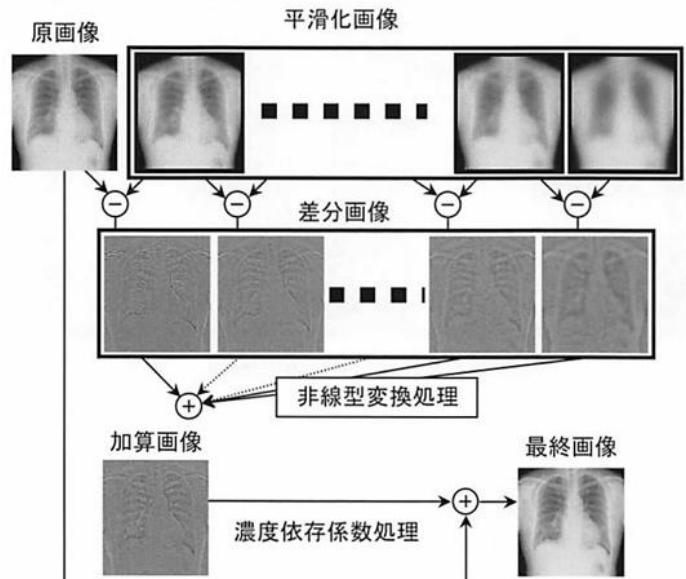


図 2. マルチ周波数処理の原理 [3]

2.2.2 マルチ周波数処理 : DR 圧縮処理

マルチ周波数処理における DR 圧縮処理では、図 3 に示すように、コントラストが高い場合に高周波レスポンスを維持し、エッジを残す平滑化画像を作成する。このエッジ保存平滑化により、皮膚境界や骨などのコントラストが高い部分のエッジを保持しつつ、骨梁などのコントラストが低いエッジを平滑化することが可能となる。従来の DR 圧縮では、低コントラスト信号とともに高コントラストなエッジ信号も平滑化されるため、エッジが保存されず、高濃度圧縮時にエッジ付近で圧縮が不十分な部分が生じることがあった。これに対し、マルチ周波数処理における DR 圧縮処理では、エッジ保存平滑化画像を利用するために、エッジ付近でも十分な DR 圧縮が可能となり、より自然な不可視領域の描出を可能にしている[3]。

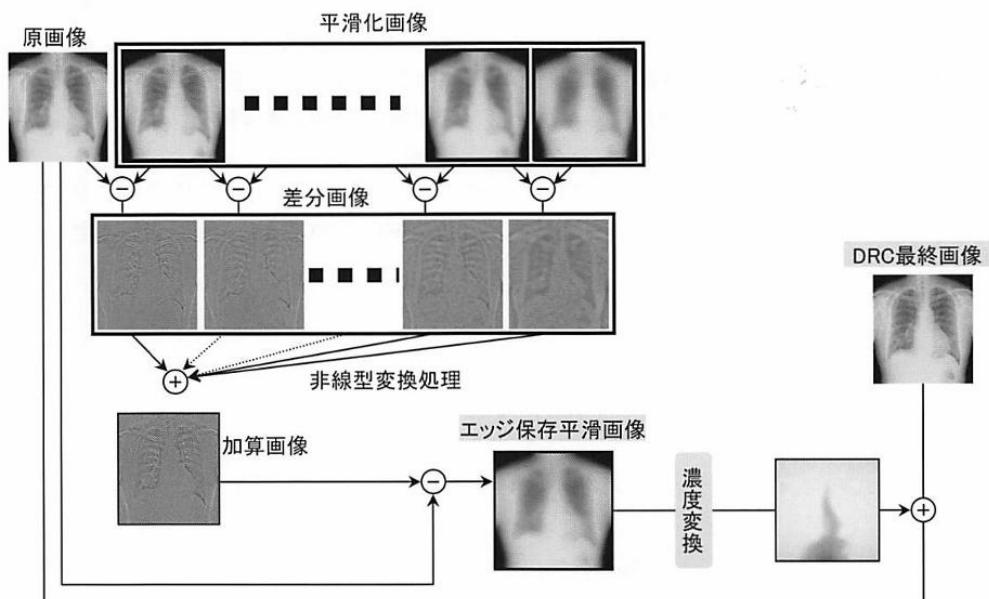


図 3. マルチ周波数処理を用いた DR 圧縮処理の原理 [3]

また、マルチ周波数処理を施した後の画像データは、図 2, 3 に示すように、非線形変換処理によってコントラストや周波数帯域、画像の濃度に応じて強調の程度が制御されている。そのため、同一画像内においても、高コントラスト領域と低コントラスト領域、あるいは高濃度領域と低濃度領域でも処理の効果が異なる。すなわち、マルチ周波数処理は非線形画像処理である。

2.3 ノイズ低減処理

一般的な平滑化処理はノイズを低減する一方で、信号のレスポンスも低下させ、診断情報の質を損なう可能性がある。ノイズ低減処理 (Flexible Noise Control(FNC): 富士フィルム) では、信号成分のレスポンスを可能な限り低下させることなく粒状感を改善するため、ノイズと信号を分離し、ノイズ成分を選択的に抑制する。その原理を図 4 に示す。① 複数の平滑化画像から差分画像を作成する。② 差分画像にノイズ成分抽出処理を施して、周波数帯域ごとのノイズ成分を抽出する。③ ノイズ成分を加算して原画像から差し引くことでノイズ低減処理画像を得る。ノイズ成分抽出処理では、各周波数帯域成分から線・

点構造を抽出し、元の信号から取り除くことでノイズ成分を抽出している[4]。また、周波数帯域ごと、画像濃度ごとにノイズ低減の程度を制御するパラメータ(FNB, FNT)を有しており、FNCも非線形画像処理であると言える。

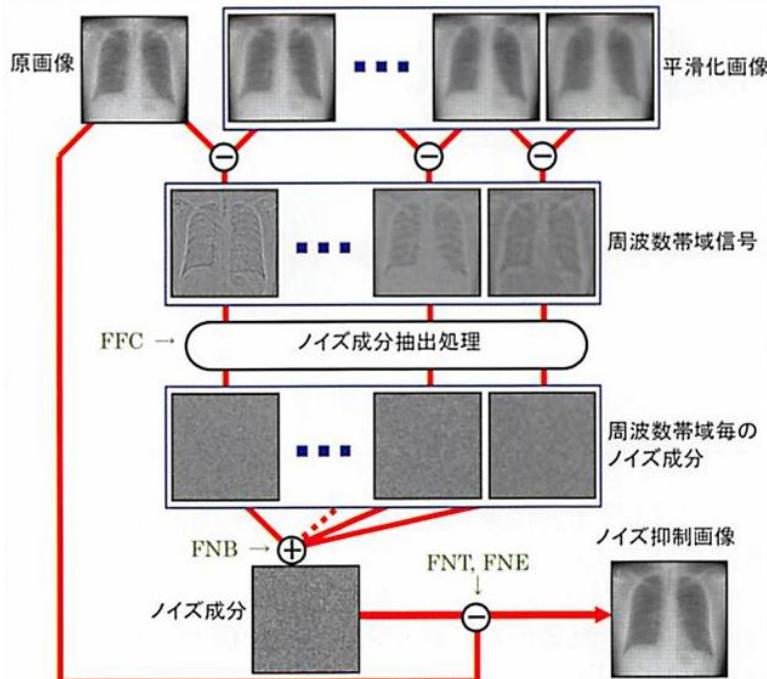


図4. ノイズ低減処理(FNC)の原理 [4]

3. 最新の画像処理

3.1 空間フィルタを用いた最新の画像処理の特徴

近年のDR画像処理技術は、REALISM（コニカミノルタ）やDynamic処理（富士フィルム）といった名称で、自然で効果的な画像処理を特徴とする。これらの技術は主に低周波成分の処理性能向上に起因し、コントラストを維持しつつ画像全体の描出を可能にしている。以下では、Dynamic処理について解説する。

3.1.1 Dynamic処理：濃度コントラストの安定化

Dynamic処理は、従来の画像処理におけるコントラスト低下の問題を解決するために開発された。図5に示すように、従来法では被写体の大きさによってコントラストが低下するという課題があったが、Dynamic処理では標準体型を想定したコントラストに固定し、体厚に関連する情報に基づいてダイナミックレンジ圧縮を制御することで、この問題を解決している[5]。

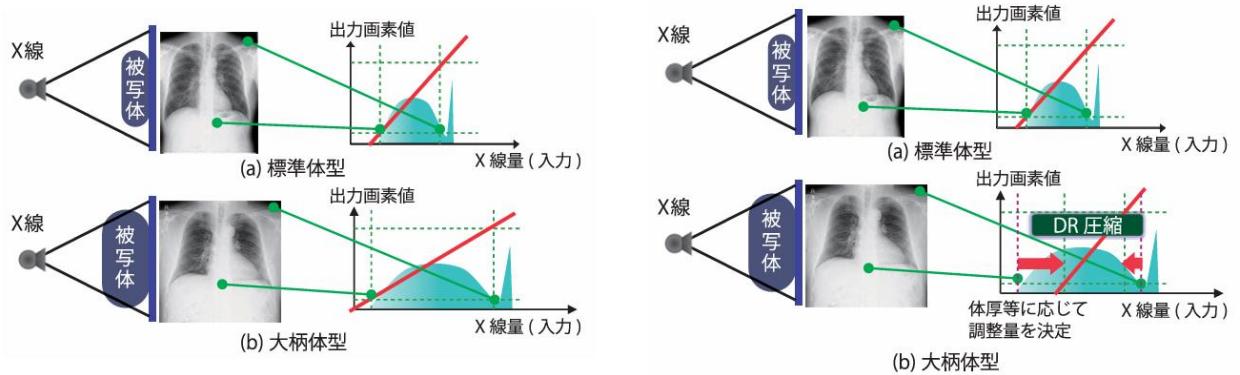


図 5. 濃度・コントラスト安定化処理における従来処理と Dynamic 処理の違い [5]

左: 従来処理, 右: Dynamic 処理

さらに, Dynamic 処理では, 疾患の病期を濃度変化として捉えられるように, 観察したい部分に応じて濃度を調整している. この目的を達成するため, 照射野外領域, 直接線領域, 骨部領域, 金属領域などの認識技術を, 機械学習の一手法である AdaBoost を用いて実現している[5].

3.1.2 Dynamic 処理 : 周波数強調処理

Dynamic 処理の周波数強調処理は, 従来のマルチ周波数処理の限界を克服し, X 線画像の視認性を大幅に向上させる技術である. 従来の処理では, 中高周波成分に限定された強調により, 臓器全体や大きな骨構造などの低周波構造の視認性が不十分だった. Dynamic 処理では, この課題を解決するために, 超低周波成分まで強調範囲を拡大した. これにより, 大きな被写体構造であっても, その全体像を自然かつ高コントラストな画像に捉えることが可能になり, 検出器に届いたわずかな情報を, 大幅に強調することができる[5].

Dynamic 処理の特徴は, 人体を透過した X 線情報から人体の体厚構造情報を高精度に解析する技術と, より低周波帯域成分から強調することで, 自然かつ高コントラストな画像を生成することである. すなわち, マルチ周波数処理と比較して, コントラストや輝度, 周波数に対して強調の程度をより細かく調整する処理であり, 非常に複雑な非線形処理であると言える.

3.2 ディープラーニングを用いた最新の画像処理の特徴

DR における最新の画像処理技術として, ディープラーニングを応用したノイズ低減処理(Intelligent Noise Reduction: INR (Canon 社))がある. 従来の空間フィルタを用いたルールベース方式では, ノイズ低減性能に限界があり, 粒状感を改善しようとすると被写体の信号が不明瞭になるなどの課題があった. INR は機械学習をベースとした方式を採用し, 大量のデータを用いてニューラルネットワークなどの数理モデルを学習することで, 高精度に信号とノイズを分離している. また, ノイズを高精度にシミュレーションする技術と臨床画像データベースを組み合わせることで, 様々な撮影部位・線量条件におけるノイズの特徴を学習している. 図 6 に示すように, 学習プロセスでは、臨床画像データベースからランダム

に選択した画像にノイズを付加し、ニューラルネットワークに入力してノイズ除去方法を学習している。この処理を繰り返すことで、数千万パターンにも及ぶデータによる学習を行い、様々なノイズの特徴を学習した深層畳み込みニューラルネットワークモデルを生成している[6]。

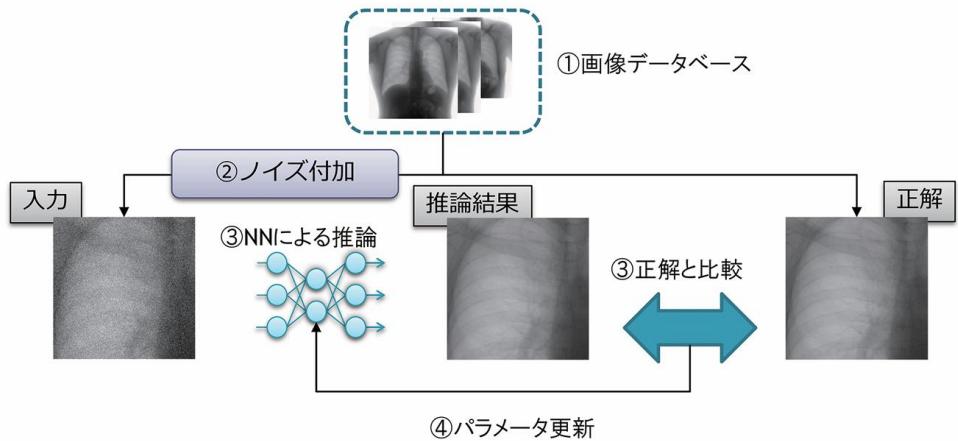


図 6. Intelligent NR における学習処理の概要 [6]

INR は、必要な画像信号を維持しながら不要なノイズを効率的に除去する技術とされている。図 7 に示すようにノイズ低減処理後の画像と元画像を差分し、除去されたノイズ成分を観察すると、ノイズ成分のみを選択的に除去している様子が確認できることから、被写体の信号成分にほとんど影響を与えないことが分かる。

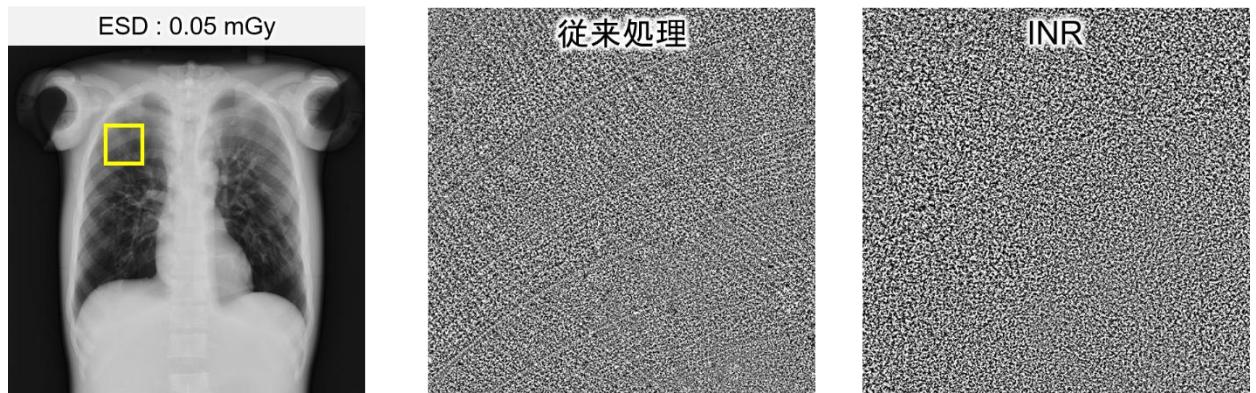


図 7. ノイズ低減処理後と元画像の差分画像

INR は、学習された深層畳み込みニューラルネットワークモデルであり、従来の空間フィルタを用いた画像処理とは異なる。しかしながら、図 7 の INR 画像を確認する限り、画像内で抽出されるノイズ量は均一ではないため、処理強度が空間的に変動するアダプティブな処理であると推察される。したがって、INR も疑いなく非線形画像処理であると言える。

4. 画像処理後の画像データと臨床画像評価の課題

DR 画像処理は高度化の一途をたどっているが、臨床現場での画像評価には依然として課題が残されている。上述したように、画像処理後の画像データは非線形であるため、線形システムの評価を前提とした Modulation Transfer Function (MTF) や Noise Power Spectrum (NPS) などの客観的な評価指標を適用できない場合が多く、現状では主観的な視覚評価に頼ることが多い。しかしながら、視覚評価は評価者の経験や知識に依存するため、客観性に欠けるという問題がある[7]。

DR 画像処理の高度化に伴い、客観的な画像評価指標の確立が喫緊の課題となっている。例えば、Task-based MTF は、この課題を解決する一つの手段となる可能性がある[8]。いずれにしても、画像を適切に評価するための第一歩として、画像処理の基礎を理解し、最新の技術動向を把握することは重要である。今後は、新たな評価指標を確立することで、より客観的かつ定量的な画像評価が可能になることを期待する。

参考文献

- [1] 石田隆行. よくわかる医用画像工学. 東京, オーム社, 2008.
- [2] 寺本篤司, 藤田広志. 医療画像情報工学 第2版. 東京, 医歯薬出版株式会社, 2023.
- [3] 岩崎信之. FCR 画像処理解説書. 東京, 富士フィルムメディカル株式会社, 2002.
- [4] 岩崎信之. FCR 画像処理解説書Ⅱ. 東京, 富士フィルムメディカル株式会社, 2007.
- [5] 高橋和幸. 人体の立体構造推定に基づく X 線画像の診断画質向上技術. FUJIFILM RESEARCH & DEVELOPMENT, 2017;62:28-34.
- [6] 林祐介. Intelligent NR の動作原理と一般撮影における適用例の紹介. 映像情報 Medical, 2022;54(8):1346-1354.
- [7] 白石順二. 標準 医用画像の視覚評価法. 東京, オーム社, 2020.
- [8] Richard S, et al. Towards task-based assessment of CT performance: system and object MTF across different reconstruction algorithms. Med Phys. 2012;39(7):4115-4122.

DR システムにおける画像評価の課題

東海大学医学部付属八王子病院 診療技術部放射線技術科 由地 良太郎

1. はじめに

デジタルシステムを用いた X 線撮影画像には、被写体を透過した放射線をそのまま画像化した投影像と、視認性を向上させるために画像処理を施した画像処理画像の 2 種類が存在する。DR システムにおいては、装置の性能を評価する物理評価には画像処理を施していない投影像が用いられ、診断に使用される画像を評価する視覚評価には画像処理画像が用いられている。従来、画像処理はあくまで視認性を向上させる手段であり、検出器の性能を左右するものではなかった。しかし近年、画像処理技術の進歩により、単なる視認性向上を超えて診断性能にも影響を与えるようになり、検出器の性能だけでは評価が不十分となっている。そのため、従来の物理評価だけでなく、画像処理を反映した新たな評価方法の必要性が高まっている。本編では、DR システムにおける画像評価の課題について述べる。

2. DR システムにおける物理評価に用いられる画像

近年、臨床ではデジタルシステムで X 線撮影が行われており、DR セミナーや論文により物理評価の方法や理論を学習しやすい環境であるため、多くの施設で装置更新や新しいシステム導入時に物理特性を算出している。物理評価項目の説明は割愛するが、鮮鋭性の指標として presampled modulation transfer function (MTF)、粒状性の指標として normalized noise power spectrum (NNPS)、装置の検出器の性能を信号雑音比 signal-to-noise ratio (SNR) の概念に基づく指標として検出量子効率 detective quantum efficiency (DQE)、出来上がった画像の実力を表す雑音等価量子数 noise equivalent quanta (NEQ) などが用いられている。これらの物理評価項目の算出方法は国際電気標準会議 International Electrotechnical Commission (IEC) から発表された IEC 62220-1^{1), 2)} にも記載されている。しかし、これらの項目は検出器や装置の性能を評価するために用いるため、測定における幾何学的配置は散乱体を置かず臨床とはかけ離れた配置であり、測定に用いる画像は raw data や original data と言われる画像処理の入っていない画像が用いられる(図 1)^{1), 2)}。また、DR システムでは X 線を検出してから表示されるまでに様々な過程があるが、上記の項目は検出器の評価であるため、AD 変換される前を想定し、算出されるものである(図 2)。このように物理評価で用いられる画像は測定環境や画像処理の有無など臨床画像とは異なる点があるため、あくまで検出器の性能評価として捉える必要がある。



図 1 DR システム評価における幾何学的配置

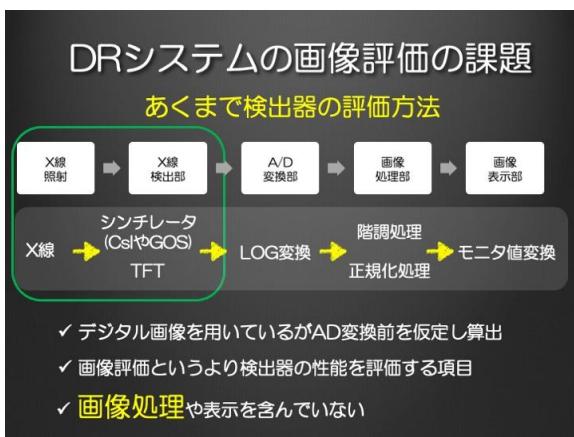


図 2 DR システムの画像形成過程

3. DR システムにおける画像評価の課題

一方で臨床現場においてX線画像を診断で用いる場合は定量的な方法ではなく、多くの場合主観的な視覚で評価し診断している。臨床現場において画像の検討を行う際には撮影線量の検討で行うことが多いが、この場合は人体で何度も撮影を行うわけにはいかず、画像処理のみの変更であったとしても臨床画像を用いるには倫理委員会の承認が必要でありハードルが高いため、人体ファントムやバーガーファントムなどの評価用ファントムを用いて視覚評価を行うことが多い。また、画像処理の入った画像では線形性が担保されていないため、MTFなどの評価方法が用いることができないため、CNR(contrast-to-noise ratio)や視覚評価などが画像評価として用いられている(図3)。臨床現場では物理評価と視覚評価が一致しない場合があるが、それは評価対象画像の違いから起きうることが考えられる。



図 3 DR システムの画像評価の乖離

例として、異なるサンプリング間隔での画像出力が可能な検出器であるコニカミノルタ社製のAeroDRfine 1417HD を用いて、エッジ画像を取得した。サンプリング間隔を 0.2mm と 0.1mm とした画像

から presampled MTF を算出した(図 4)。両者の presampled MTF の結果はほぼ同等であったが、約 1.5cycles/mm より高い空間周波数において 0.1mm 間隔の presampled MTF の結果が高い値を示し、0.2 mm 間隔の方がやや低い値となった。presampled MTF の結果は、約 1.5cycles/mm より高い空間周波数において 0.1mm 間隔の方が高い値を示したが、同様にサンプリング間隔の異なる指骨の臨床画像においては 0.1mm 間隔の画像の方が細かい部分の情報まで視認することが可能であり、サンプリング間隔が小さい方がより細部まで表現が可能となっていることがわかる(図 5, 6)。MTF がやや異なったのは presampled MTF にはアパーーチャ MTF が含まれているためであり、実際の画像における視覚評価とは乖離があることがわかった⁴⁾。そのため検出器の性能を評価する基本的な物理評価だけではなく、画像処理や臨床で用いる環境を想定した臨床画像を用いた客観的な評価方法も必要になってくると言える。

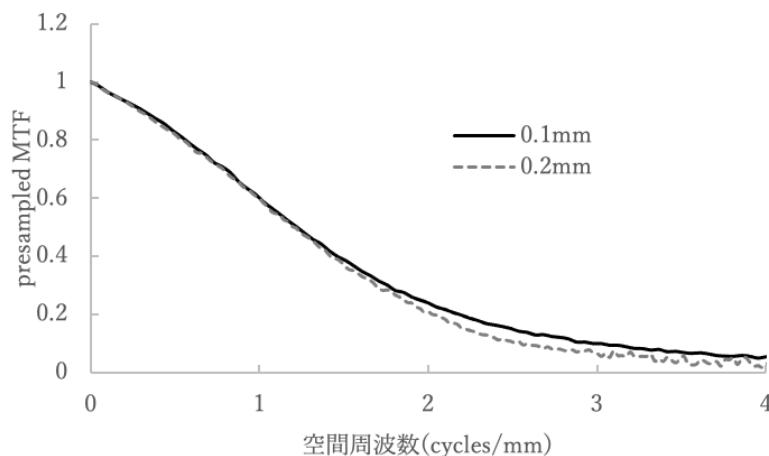


図 4 サンプリング間隔 0.1mm, 0.2mm の presampled MTF



図 5 サンプリング間隔 0.1mm の指骨画像



図 6 サンプリング間隔 0.2mm の指骨画像

4. さいごに

DR システムにおける画像評価は raw data を用いた検出器の評価が主流であったが、Look-up-table (LUT) 処理に始まり、マルチ周波数処理、散乱線補正処理、deeplearning を用いたノイズ低減処理など線形性を担保しない画像処理が用いられているため、視覚評価との乖離が起きている。しかし、一方で CT 画像では非線形処理が行われているにも関わらず Task Transfer Function (TTF) といったタスクベースによる MTF 評価方法が用いられている。擬似線形という定義のもと臨床に応じたタスクを評価するという名目で評価されているため、DR システムでも応用可能か検討が必要である。このような画像処理を含んだ評価方法が確立することで DR システムにおける画像評価は飛躍的に発展すると考える。

参考文献

- 1) IEC 62220-1. Medical electrical equipment—Characteristics of digital X-ray imaging devices Part 1: Determination of the detective quantum efficiency, ed. 1.0, 2003.
- 2) IEC 62220-1-1. Medical electrical equipment – Characteristics of digital X-ray imaging devices – Part 1-1: Determination of the detective quantum efficiency -32Detectors used in radiographic imaging, ed. 1.0, 2014.
- 3) 市川勝弘, 石田隆行. 標準ディジタル X 線画像計測. 東京 : オーム社, 2010.
- 4) 東出了. 物理評価のピットフォール – presampledMTF とサンプリング, 非線形への対応-. 画像通信 89 号 Vol.45(2) : 20–26 :2022

Task transfer function (TTF)評価における 解析方法と課題

鈴鹿医療科学大学

東出 了

1. ディジタルラジオグラフィシステムの解像特性評価

一般撮影領域のディジタルラジオグラフィシステムの解像特性評価は、検出器を対象とした解像特性について評価が実施されてきた。検出器の解像特性評価として用いられる modulation transfer function (MTF) は、線形もしくは線形性を確保できるデータに対して評価をすることが大前提である。近年、一般撮影領域の画像処理が非常に多様で複雑となり、画像処理の特性を把握することが非常に難しい。画像処理後の多くの画像は、非線形の状態となり線形に戻すことが困難なため、MTF を適用することができない。このため、多くの研究者やユーザから画像処理に対する解像特性を評価する方法が求められている。

一方で、CT 領域では非線形処理に対するタクスベースを用いた解像特性の評価が既に多く実施されている¹⁻³⁾。一般撮影領域ではアナログシステムからデジタルシステムへの移行など歴史的背景の違いもあり、デジタルシステムの非線形処理への評価に対してこれまで消極的な姿勢であった。このため、CT 領域で用いられているタクスベース評価を一般撮影領域に適用できるかについて多くの議論と検証を進めていくことは非常に重要となる。今回、非線形画像に対してタクスベースによる task transfer function (TTF) 評価の解析方法を示し、現時点での課題について考える。

2. TTF 評価における解析方法

2-1. 被写体とタスクデバイスを決定して画像取得

評価対象とする画像処理を解析するために被写体とタスクデバイスの決定が重要となる。今回は Fig. 1 のように腹部撮影を想定し、20 cm 厚の PMMA を使用した。円形タスクデバイスとして、股関節の高コントラスト部を想定した直径 30 mm で 2 mm 厚の Cu 板、腰椎の椎体や横突起の中コントラスト部を想定した直径 30 mm で 2 mm 厚の Al 板、腰椎の横突起の低コントラスト部を想定した直径 30 mm で 2 mm 厚の PMMA 板を用いた。撮影条件は 80kV、400mA、50 ms で 20 回撮影を行い、間接変換方式 FPD を用いて 20 画像を取得した。使用した FPD の出力画像はログデータであり、画像処理は LUT を直線階調としてグリッド縞目除去処理のみ ON として画像を出力した。

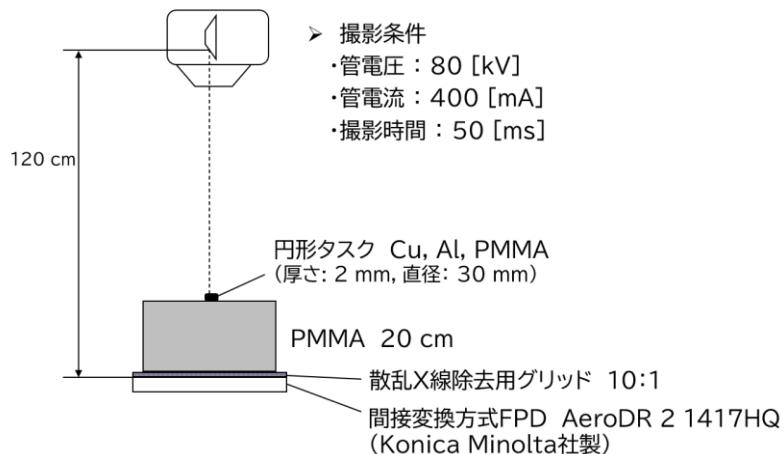


Fig. 1 腹部撮影を想定したタスクデバイスの撮影ジオメトリ

2-2. 円形タスク画像から TTF 解析の手順

出力された 20 画像に加算平均処理をした。加算平均されたタスク画像に対して日本 CT 技術学会の「CTmeasure」^{4, 5)}を用いて TTF 解析を実施した。TTF 解析の手順は以下となる。なお、非線形画像からの解析のため線形性は確保されていないが、小さなコントラストのタスク画像には疑似線形を満たすとみなして、合成エッジプロファイルを Edge spread function (ESF), ESF を微分したものを Line spread function (LSF)として表記する。円形タスクのエッジ部分を Circular edge 法で多数のエッジプロファイルを取得し、合成したプロファイルから ESF を決定する。ESF を微分して LSF を取得し、LSF の裾野部分をゼロイングした後にフーリエ変換によって TTF を算出する。

2-3. TTF 解析の結果

20 画像の加算平均処理後のタスク画像から解析した Cu, Al, PMMA の CNR は 184.6, 30.9, 8.76 であり、TTF 解析の結果は Fig. 2 となった。股関節の高コントラスト部、腰椎の椎体や横突起の中コントラスト部や低コントラスト部を想定したタスクを用いたが、コントラストが大きく異なっても TTF 解析は可能であった。

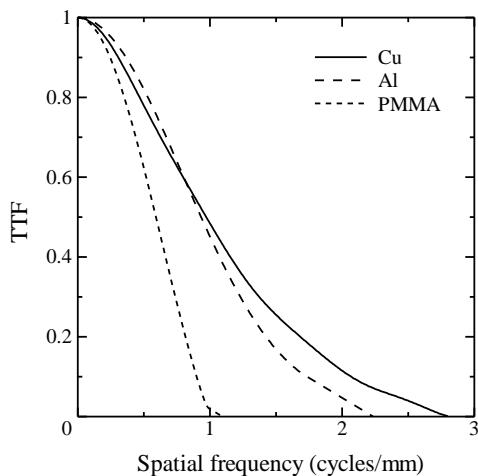


Fig. 2 Cu, Al, PMMA における TTF 解析の結果

3. TTF 評価における解析方法の課題

3-1. 画像の加算平均処理と CNR について

タスク画像は複数回の撮影をして、より多くの画像を取得するほど加算平均処理によって CNR が向上する。取得画像の数を変化させて Cu, Al, PMMA におけるタスク画像の CNR を算出した。加算平均処理を行う画像数を 1, 5, 10, 20, 30, 50 画像と変化させた際の各タスクの CNR の変化を Fig. 3 に示した。Al の 1 画像、PMMA はすべてにおいて CNR は 15 未満となった。Al の 1 画像と 50 画像の LSF の形状を比較すると、50 画像と比べて 1 画像の LSF はノイズの影響を受けて形状が崩れていた。CNR が低くなるほど、LSF へのノイズの影響は大きくなり、LSF の形状を保つことが難しく不安定になるといえる。LSF の不安定は TTF 解析の精度を低下させる可能性があるため、低いコントラストのタスクには CNR の確保が重要である。

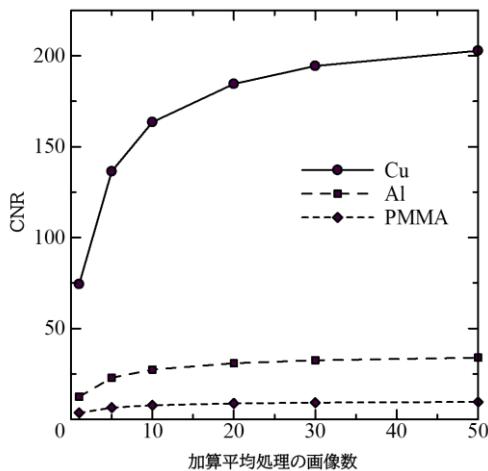


Fig. 3 加算平均処理の画像数と各タスクの CNR の変化

3-2. 画像の減算処理のデメリットについて

タスク画像に対する散乱線などのトレンド成分の影響を取り除くことは TTF 解析をする上で精度の向上に有効と考えられる。特に人体ファントムなど構造物のある被写体に円形タスクを配置して評価をする場合には、タスクのありなしの両者で撮影を行った上で「タスクあり画像」から「タスクなし画像」を減算する必要がある。

今回、Fig. 1 のジオメトリにて加算平均処理を行う画像数を 1, 5, 10, 20, 30, 50 画像と変化させた「タスクあり画像」と「タスクなし画像」を取得した。同画像数で加算平均処理をした「タスクあり画像」から「タスクなし画像」を減算し、減算画像はベースの信号値として平均信号値を確保した画像を作成した。減算処理後の画像から Al と PMMA の各タスクの CNR を算出した。また、減算処理を用いない「タスクあり画像」のみから CNR も算出した。減算処理の有無による加算平均処理の画像数と各タスクの CNR の変化を Fig. 4 に示した。非常にコントラストの低い PMMA では減算処理なしの方が 50 画像以外で CNR が高くなかった。コントラストの低い Al では減算処理なしの方が 1 画像、5 画像、10 画像で CNR が高く、20 画像でほぼ同じ CNR であった。これより、コントラストの低いタスクを用いた場合、加算平均処理の画像数が少ない状況では減算処理を実施することで CNR が低下するといえる。CNR の低下は LSF の形状を不安定にさせるため、TTF 解析の精度を低下させる可能性がある。画像の減算処理のデメリットを理解した上で減算処理を実施するかの検討を行うことが必要となる。不要な減算処理は避けるべきといえる。

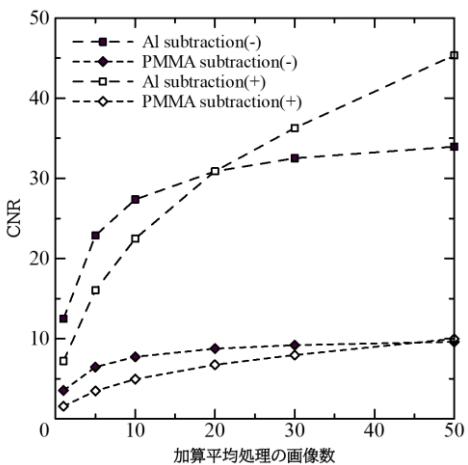


Fig. 4 減算処理の有無による加算平均処理の画像数と各タスクの CNR の変化

4.まとめ

TTF 評価における解析方法と課題について検討した。現時点では、タクスベース評価を一般撮影領域に適用するために多くの議論と検証を進めていくことが非常に重要な段階である。多くの課題を検討している段階のため、本原稿には一部の結果のみの提示としている。画像処理後の画質を評価することは重要であり、画像処理のパラメータの最適化を行うためにも非線形画像の解像特性を評価する TTF 解析の普及は不可欠である。今後も一般撮影領域での TTF 評価を確立するために多くの議論と検証を進めていきたい。

参考文献

- 1) Richard S, Husarik DB, Yadava G, Murphy SN, Samei E. Towards task-based assessment of CT performance: system and object MTF across different reconstruction algorithms. *Med Phys.* 2012;39(7):4115–22.
- 2) AAPM Task Group 233, “Performance evaluation of computed tomography systems,” American Association of Physicists in Medicine, 2019.
<https://www.aapm.org/pubs/reports/detail.asp?docid=186>.
- 3) Takata T, Ichikawa K, Mitsui W, Hayashi H, Minehiro K, Sakuta K, et al. Object shape dependency of in-plane resolution for iterative reconstruction of computed tomography. *Phys Med.* 2017;33:146–51.
- 4) Ichikawa K, CTmeasure, Japanese society of CT technology, Kasumi, Minami-ku, Hiroshima, JPN, <http://www.jsct-tech.org/>, 2012–2014.
- 5) Inoue T, Ichikawa K, Hara T, Ohashi K, Sato K, Kawashima H. Validating computer applications for calculating spatial resolution and noise property in CT using simulated images with known properties. *Radiol Phys Technol.* 2024;17(1):238–247.

DR システムにおける非線形画像処理の 画質評価について考える

「胸部 X 線画像における非線形画像処理の評価」

東北大学病院 診療技術部放射線部門

小野寺 崇

1. はじめに

胸部 X 線撮影は腫瘍などの病変検索に限らず、胸水の有無の確認やカテーテル先端位置確認など様々な目的にて施行されている。その目的を達成するために多くの画像処理が施され、診断しやすい高画質な画像が提供されている。

画質を評価するうえでの定量的な指標として、コントラスト・鮮鋭性・粒状性が代表的である。そのなかで鮮鋭性はどこまで小さい物体が認識できるか、どこまで細かい変化を捉えることができるかを示す指標であり、鮮鋭性の違いは細部におけるボケの程度となって現れる。さらにこの違いは空間周波数成分の違いと対応しており、鮮鋭性が低い画像には高空間周波数成分が少ない¹⁾。この鮮鋭性を示す特性が解像特性である。

DR システムでは一般的に presampled MTF を解像特性の指標としている。presampled MTF は X 線検出器と画像読み取り部における MTF を表しているが、DR システムは様々な構成要素から成り立つており、最終的な出力画像の鮮鋭性はオーバーオールにて判断しなくてはならない (Fig. 1)

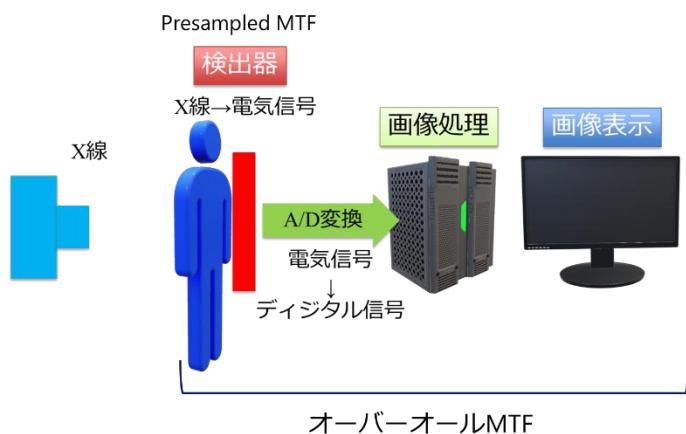


Fig.1 ディジタルシステムの構成

解像特性は基本的にはノイズの影響が少ない状態の特性を表す。例えばノイズによって信号が乱され解像可能な最高周波数が制限される、またコントラストが不十分なため識別に影響したときなどは解像特性の低下とはいえない。しかし、こういった状況は低コントラスト高ノイズである臨床下ではありうることであり、presampled MTFと視覚評価の結果が一致しないという問題が生じる。

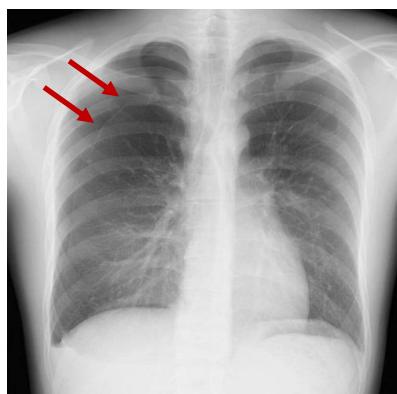
X線CTの領域においては本来、MTF評価の必須条件である線形性を満たさない条件下での解像特性評価が積極的に行われており、具体的には円形エッジ法²⁾が用いられている。詳細は良書に譲るが、解像特性を測定したい信号を円柱形状のデバイスで模擬し、加えてデバイスの径や信号強度を病変と合致させることで視覚評価との結果の剥離を少なくするものである。さらに実験時の撮影線量も臨床条件と合わせることで、極めて臨床画像に近い条件下での測定としている。

本稿ではこの円形エッジ法を一般撮影領域に応用し、様々な画像処理が加えられている胸部X線画像の鮮銳性を評価することを試みたので報告する。

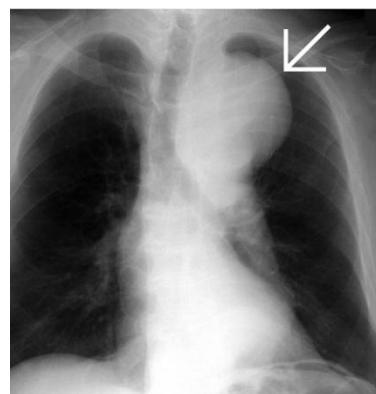
2. 胸部X線画像における鮮銳性の重要性

解像特性とは出力画像の鮮銳性を決定する因子であり、鮮銳性とは画像の微細部分の明瞭性を表す尺度である。胸部X線画像における病変検出、肺区分の推定などは鮮銳性が重要である(Fig. 2)。胸部X線撮影では一般的に高管電圧撮影が多用され、透過線量差の大きい組織を観察可能な露光量範囲に収めなくてはならず、このことからも鮮銳性は重要だと考えられる。

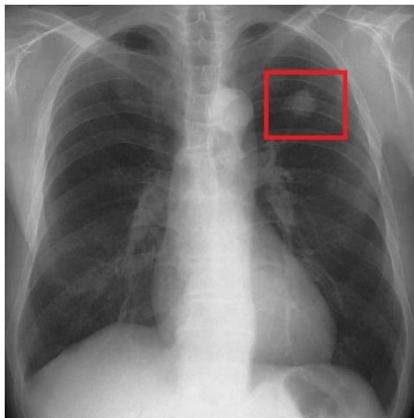
病変検出



気胸



構造の異常



深い陰影



シルエットサイン

肺野区分の推定

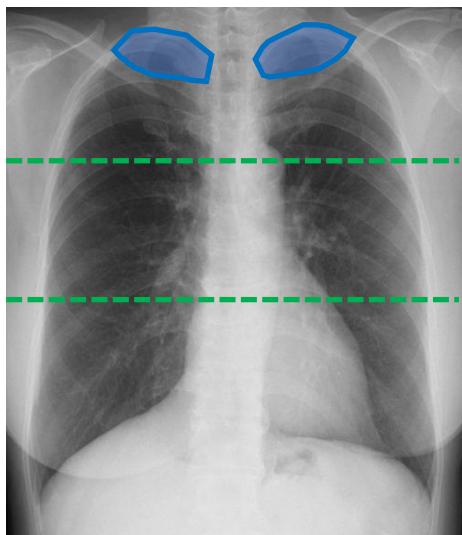


Fig.2 胸部 X 線画像における鮮鋭性が重要な所見

3. 臨床画像を評価するために

本研究の測定対象は臨床画像であり、検出器の評価ではない。前述した通り、臨床画像には多くの画像処理が施されているため線形理論は成立しない。加えて円形エッジ法を用いたファントム実験ではジオメトリに検査目的を反映させる必要があり、presampled MTF を測定するための手法とは大きく異なる。

また、円形エッジ法により取得した結果については観察者実験との対比が必要だと考える。現時点では画像診断を行っているのは主治医あるいは放射線科医であり、検査目的が達成可能な画質であるのか、あるいは画質向上が認められるのかを確認すべきである。

4. 実験方法

4-1 円形エッジ法の妥当性の検証

本研究ではDRシステムにおける非線形挙動画像の鮮鋭性評価に円形エッジ法を適用する。よって、入出力特性の結果より線形性が担保された original data³⁾を用いて従来法³⁾(IECエッジ法)と円形エッジ法それぞれで検出器の presampled MTF を求めた。本実験に用いた DR システムは CALNEO Flow (sampling pitch : 0.15 mm 富士フイルムメディカル株式会社：東京) であり、その入出力特性は露光量に対して線形挙動を示した。また、円形エッジ法による解析には日本 CT 技術学会が公開している画像計測プログラムである「CT measure」⁴⁾を用いた。presampled MTF の結果を Fig. 3 に示す。

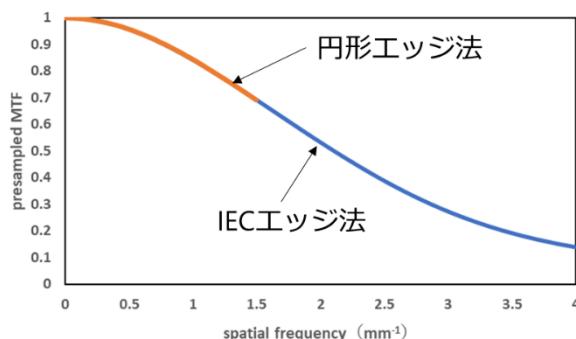


Fig.3 エッジ法と円形エッジ法により求めた presampled MTF

IEC エッジ法、円形エッジ法により求めた presampled MTF は一致し、円形エッジ法により求めた値には妥当性があると考えた。

4-2 実験ジオメトリと評価対象

胸部 X 線画像は肺野（空気）、縦郭（軟部組織）、鎖骨・肩甲骨・肋骨など様々な X 線吸収を呈する組織を描出するものである。従って単純なアクリルファントム等を用いて胸部 X 線撮影を模擬するのは困難である。

本研究では胸部ポータブル X 線撮影を想定して実験を行った。ファントムには軟部組織等価ファントム (CT 値 : 60 京都科学)、軟部組織等価円柱ファントム (CT 値 : 60 京都科学)、骨組織等価円柱ファントム (CT 値 : 800 京都科学) を用いた。また人体ファントムには PBU-60 (京都科学) を用いた。本研究の実験ジオメトリを Fig. 4 に示す。

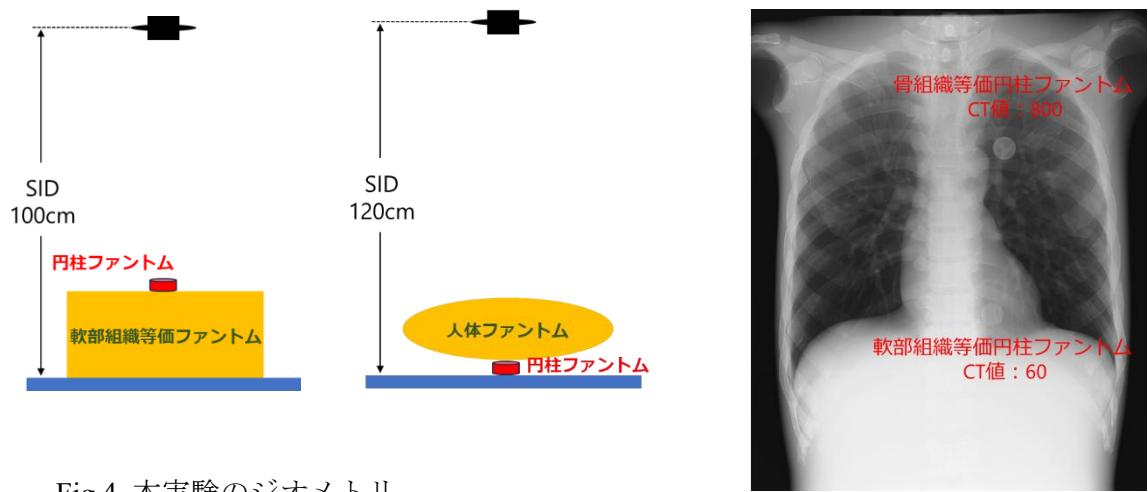


Fig.4 本実験のジオメトリ

人体ファントムを用いた実験においては縦郭部に重なる軟部影（腫瘍・下行大動脈・傍脊柱線）の描出、および肺野内の肋骨の描出を目的に、Fig. 4 に示す位置に円柱ファントムを配置した。軟部組織等価ファントムの厚みは成人男性を模擬した 8 cm、成人女性を模擬した 4 cm とした。撮影条件は管電圧 85 kV で固定し管電流時間積は当院での撮影条件を鑑み、8 cm ファントムを 2.8 mAs、4 cm ファントムを 2.0 mAs、人体ファントムを 2.5 mAs で撮影した。なお、それぞれの画像取得枚数は 50 枚であり、人体ファントムについては減算用に円柱ファントムなしの画像も取得した。評価対象とした画像処理は散乱線補正処理 (VG) と通常の胸部 X 線画像に用いられる処理（階調処理、周波数処理、ダイナミックレンジ圧縮処理）である。

4-3 画像解析

上記方法で取得した画像を Image J を用いて円柱ファントム領域を中心とする 512×512 ピクセルにトリミングした。次に胸部ファントム画像においては円柱ファントムありの画像から円柱ファントムなしの画像を減算し、円柱ファントムのみの画像を取得したうえで解析画像とした。CT measure に画像を入力し加算平均処理後、円形エッジ法を用いて円柱ファントム中心から放射状にプロファイルを取得し、円柱ファントムにおける edge spread function を取得した。edge spread function を微分し line spread function とし、これをフーリエ変換することでタスクベース MTF (MTF task) を算出した。

5. 結果

各条件における MTFtask の結果を Fig. 5 に示す。

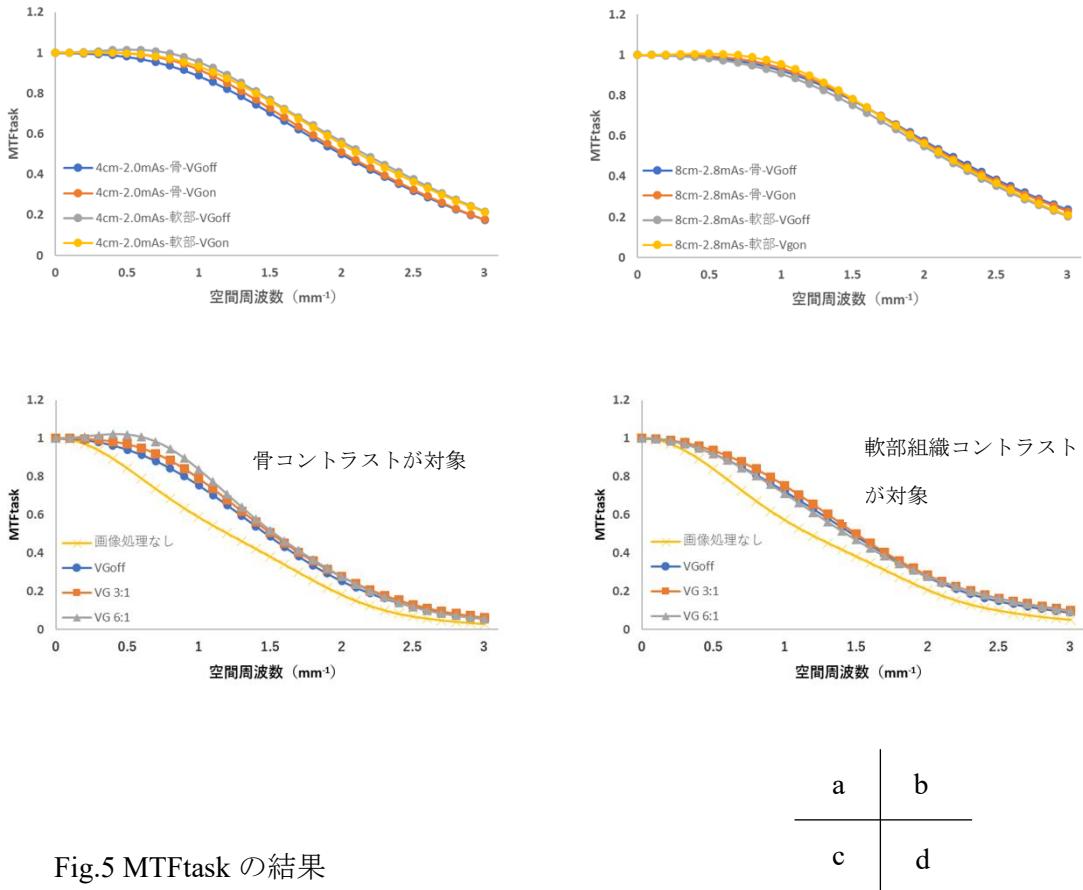
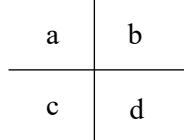


Fig.5 MTFtask の結果



軟部組織等価ファントム厚さ 4 cm のときの結果を Fig. 5-a に示す。VG 使用の有無にかかわらず、骨コントラストの解像特性は軟部組織コントラストと比較して全空間周波数帯域にわたり低下した。軟部組織等価ファントム厚さ 8 cm のときの結果を Fig. 5-b に示す。比較対象とした全条件において全空間周波数帯域にわたり MTFtask の値は一致した。人体ファントムを被写体とし、骨信号を評価対象としたときの結果を Fig. 5-c に示す。画像処理なし画像と比較し、通常の画像処理を加えた画像 (VGoff) は解像特性が大きく向上し、さらに VG 処理を加えることで解像特性は特に 1mm⁻¹以下の空間周波数帯域で向上した。また、グリッド比を高くするほど MTFtask の値は増加した。人体ファントムを被写体とし、軟部組織信号を評価対象としたときの結果を Fig. 5-d に示す。VG を含む画像処理を加えることで解像特性は全空間周波数帯域で向上したがグリッド比による差は確認できなかった。

6. 臨床画像と MTFtask の比較

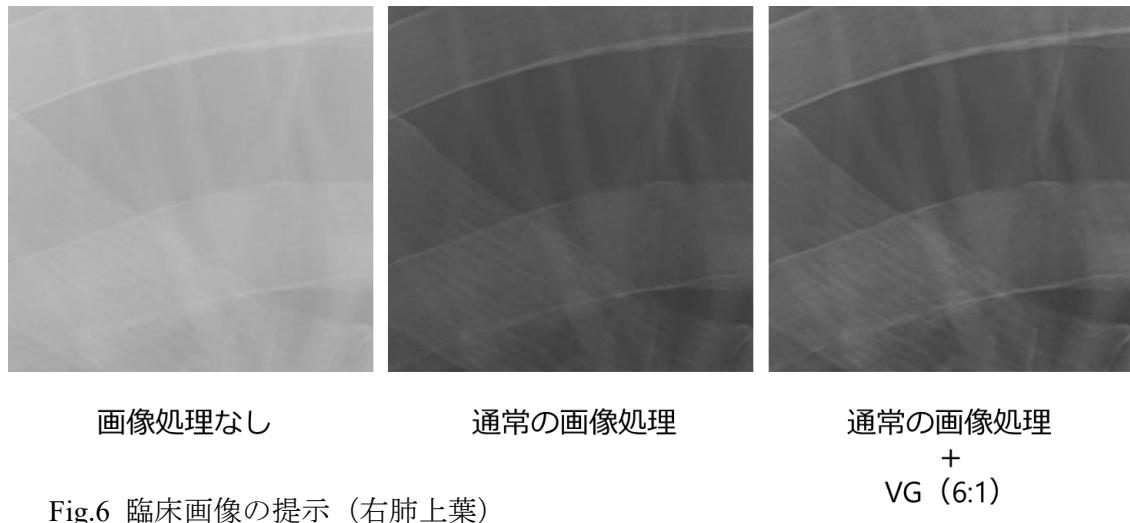


Fig.6 臨床画像の提示（右肺上葉）

比較対象としている画像処理を加えた胸部X線画像をFig.6に示す。通常の画像処理（階調処理・周波数処理・ダイナミックレンジ圧縮処理）に加えVG処理を施した画像は画像コントラストの向上と肺血管細部の認識向上が確認でき、Fig.5-c, dに示す結果と同様となった。

7. まとめ

本実験では非線形挙動を示す画像処理について、実際の臨床画像と同条件である低コントラスト・高ノイズ下における解像特性の評価を試みた。画像処理の種類や撮影線量によって異なる解像特性の結果となり、繊細な非線形処理の挙動を評価できたと考える。しかし、臨床下での有用性については物理評価の結果だけでは決定することができないため、観察者実験を用いて慎重に判断するべきである。

参考文献

- 1) 放射線技術学スキルアップシリーズ 標準ディジタルX線画像計測. 市川勝弘, 石田隆行 他. 株式会社オーム社. 2010.
- 2) Richard S, Husarik DB, Yadava G, et al. Towards task-based assessment of CT performance : system and object MTF across different reconstruction algorithms. *Medical Physics*. 2012, Vol.39, No.7, p.4115— 4122
- 3) IEC 62220-1. Medical electrical equipment -Characteristics of digital X-ray imaging devices part 1 : Determination of the detective quantum efficiency. International Electrotechnical Commission. 2015.
- 4) Ichikawa K, CTmeasure, Japanese society of CT technology, Kasumi, Minami-ku, Hiroshima, JPN, <http://www.jsct-tech.org/>, 2012-2014.

技術紹介

乳癌超音波画像AI診断支援ソフトウェア「スマートオピニオン METIS Eye」に込める期待

株式会社Smart Opinion 代表取締役社長 山並 憲司

1 はじめに

乳がんの罹患率は年々増加傾向にある一方で、乳がん検診の受診率は伸び悩んでいるのが現状である。乳がんは早期発見により生存率がほぼ100%に近づくことが知られているが、ステージ2以降で発見されるとその生存率は低下する。乳がんの進行速度はタイプによって異なるが、一般的には1年で2倍に成長するとされており、特に1cm以下の小さな病変は検診で発見されにくい傾向がある。そのため、ステージ1以下の早期発見を目指すには、年1回の検診が合理的であると考えられる。

超音波検査は放射線被曝のリスクがなく、年1回の実施に健康上の問題はない。東京都のデータによると、乳がん検診を受けた人の38%が超音波検査を利用しており、また自治体の40%が乳がん検診のメニューに超音波検査を導入している。このように、乳房超音波検査はマンモグラフィと併用され、乳がん検診の現場で広く活用されている。日本では、欧米諸国とは異なり、40代から乳がん罹患率が上昇し、65歳まで高い水準が続くのが特徴である。しかし、40代女性の約6割が高濃度乳腺（デンスプレスト）を有しているとの報告²⁾があり、デンスプレストの場合、マンモグラフィの検出精度が低下する課題が指摘されている。一方、乳房超音波検査はデンスプレストの影響を受けずに検査が可能である。ただし、検査精度にばらつきが生じやすいということが、対策型検診を行う上で課題の一つであった。

本稿では、2024年5月に医療機器製造販売承認を取得した乳がん超音波画像診断支援ソフトウェア「スマートオピニオン METIS Eye」を紹介し、これを活用したAIによる乳がん検診への期待について述べる。

2 METIS Eye開発のコンセプト

現在、乳がん検診のスクリーニングにおいて、乳腺専門医が関与しないケースが多いのが実情である。本プログラムは、汎用超音波画像診断装置で撮影・デジタル化された乳房超音波画像を人工知能で解析し、BI-RADSカテゴリーに基づいて病変候補部位とそのカテゴリーを判定・予測し、結果を出力するアプリケーションソフトウェアである。BI-RADSとは「Breast Imaging-Reporting and Data System」の略であり、マンモグラフィ、超音波、MRIを統一的に扱う乳がん画像診断の国際的な総合ガイドラインである。

本プログラムの目的は、医師が乳がん検診で要精密検査症例をスクリーニングする際の補助を行い、診断を支援することである。乳がん検診においては、見逃しを防ぐと同時に、偽陽性による過剰な精密検査を減らすことが重要であるため、本プログラムは感度と特異度の両方を高めることを目指したものである。

本プログラムを乳房超音波検査に導入することで、医師の読影能力の個人差に依存しない診断精度の標準化を実現するものである。地方には医師や技師が不足する地域が存在し、そうした地域でも同等の水準で検診を実施できる医療の均てん化を達成する上で有用となることを目指して設計されている。また、アジア諸国でも乳がん患者が増加している現状を踏まえ、このコンセプトに基づき、グローバルな乳がん検診の向上に貢献することを目標に開発されたものである。

3 METIS Eyeの概要

METIS Eyeは、Convolutional Neural Network (CNN) を活用したAIエンジンであり、5,000以上の病変候補部位を持つ乳房超音波画像を学習させ、多様なデータで評価を行っている。本開発は、慶應義塾大学を中心とした、北里大学北里研究所病院、国立がん研究センター東病院、国立がん研究センター中央病院、帝京大学医学部附属病院、杏林大学医学部付属病院、国立病院機構東京医療センター、埼玉医科大学国際医療センターとの共同研究による成果を元に開発してきたものである。

METIS Eyeは、超音波画像診断装置で取得された乳房の超音波画像を解析し、乳がんの病変候補領域を検出する。そして、検出した領域がBI-RADSカテゴリー判定4以上の要精密検査に該当する病変であるかを出力することで、過剰に良性病変を拾い上げることなく、生命予後に影響を及ぼす可能性のある乳がんを要精密検査として診断することを支援するものである。

METIS Eyeの学習対象疾患は、乳がん悪性上皮性腫瘍（癌種）のうち、非浸潤がんおよび浸潤がんを対象としている。悪性上皮性腫瘍のうちPaget病、悪性結合織性腫瘍、上皮性混合腫瘍、悪性非上皮性腫瘍は学習対象外としたが、本開発の学習対象疾患は、超音波検査で判別可能な乳房悪性腫瘍の症例頻度の約96%をカバーしている。

結果の出力としては、画像ごとに乳がんの病変候補領域を検出し、検出した領域がBI-RADSカテゴリー判定4以上（要精密検査）の病変であるか、あるいはBI-RADSカテゴリー判定3以下であるかを判定し、「精密検査の必要が疑われる所見」の「検出あり」「検出なし」といった表示を想定している。

日本において、乳房超音波検査で使用される汎用超音波画像診断装置としては、日立製作所（現富士フイルム）、東芝メディカル（現キヤノンメディカルシステムズ）、GEヘルスケア・ジャパンの3社が主流であるが、METIS Eyeは特定の汎用超音波画像診断装置に依存しない、いわゆる「ベンダーフリー」として承認を得ているものである。

4 BI-RADSカテゴリー判定予測機能

本プログラムの性能評価として、症例画像3,187枚で本プログラムの評価を行ったところ、BI-RADS4以上及び3以下の感度は90.0%、特異度は89.1%、正診率は89.6%であった。ROC曲線におけるAUCは0.94であった。

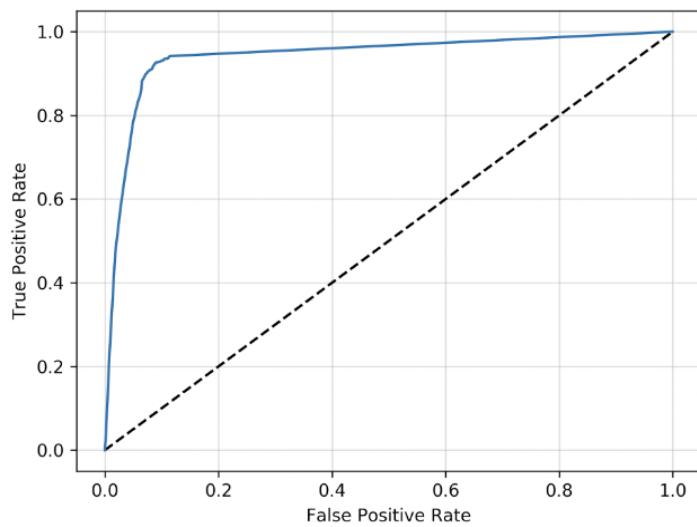


図1：本プログラムのROC曲線



図2：PACS上での表示例：BI-RADS4以上が疑われる病変候補がある症例（赤枠で表示）（株式会社スリーゼットのご協力）



図3: PACS上での表示例：BI-RADS3以下が疑われる病変候補がある症例（緑枠で表示）（株式会社スリーゼットのご協力）

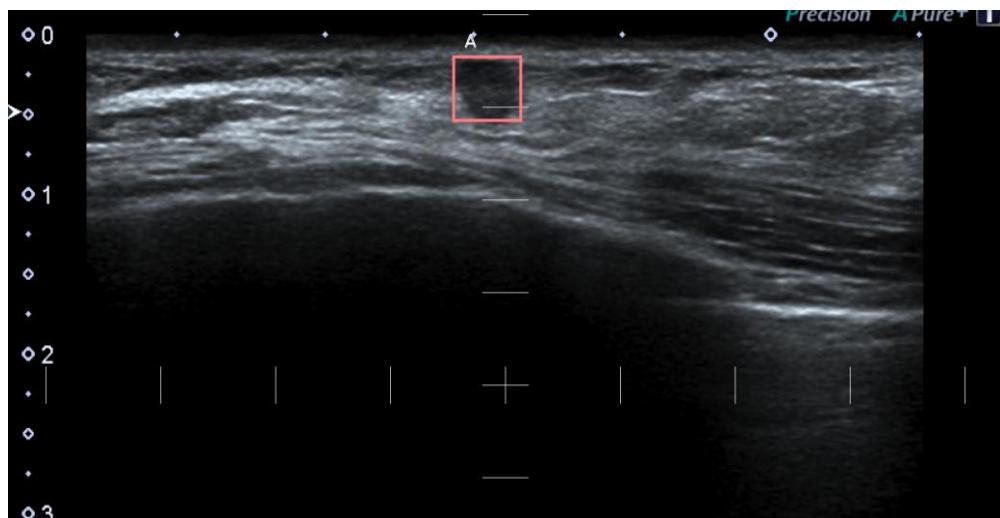


図4: 5mm以下の小さな腫瘍の症例：BI-RADS4以上が疑われる病変候補が検出

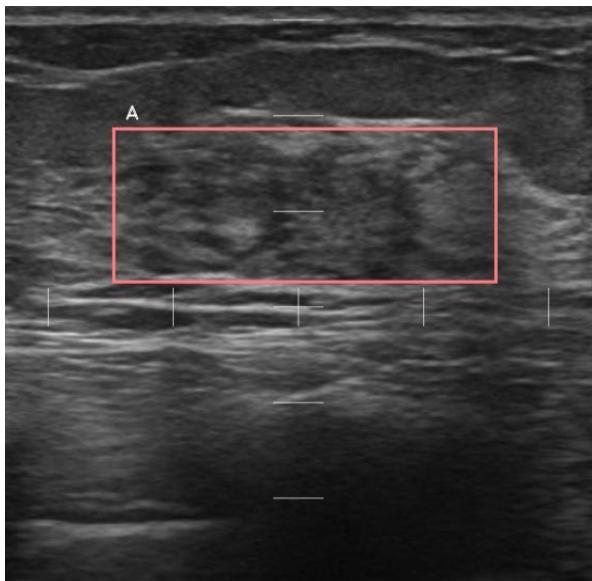


図5：小葉がんの症例：BI-RADS4以上が疑われる病変候補が検出

本プログラムの有用性を評価するため、24名の医師を対象に、医師が本プログラムを使用した場合と使用しない場合の読影精度を検証する臨床性能試験（導入評価試験）を実施した。その結果、AI診断確認前の正診率平均は69.5%であったが、AI診断確認後の正診率平均は73.1%に上昇した。また、本プログラムによる乳房超音波画像のBI-RADS判定結果を参照した場合（導入群）と参照しない場合（非導入群）について、BI-RADSカテゴリー4以上の画像と3以下の画像における正診率を比較したところ、有意水準5%において、導入群の正診率が非導入群に比べて有意に優れた精度を示した。

5 AI乳がん検診への期待

日本では2035年までに「健康先進国」を目指す目標を掲げ、予防医療に注力する動きが加速している。検診は女性自身の健康維持を目的とするものであり、一人ひとりが健康をどのように守るかという視点から、検診のあり方を設計し、それを制度としてどう支援するかを再考する時代に突入している。当社では、乳がんサバイバーがChief Communication Officerとして参画し、乳がんを経験した女性の視点から、どのような支援やサービスが必要かを再定義している。

日本における乳がんの全国検診受診率（過去2年間の検診受診）は、2007年の39.1%から2013年には44.9%へと上昇しているものの、米国、イギリス、ドイツが60%を超えるのに対し低く、OECD諸国の中で最低水準である。厚生労働省は、がん検診率を60%以上とする目標を掲げ、がん検診の推進に取り組んでいる。

この30年間、世界はITを活用し、医療に限らず生活や仕事環境を進化させてきた。AIの時代においては、これまで課題とされてきた点を技術で克服し、より確実かつ効率的なプロセスへと進化しつつある。乳がん検診においても、AI技術を活用しながら、新しい解決策を通じて社会課題を克服する時期に差し掛かっていると考える。

おわりに

METIS Eyeを用いたAI乳がん検診が、女性にとって受けやすい検査となることを目指すとともに、乳がん検診の受診率向上に貢献していく。日本発の技術として、アジア諸国をはじめとする世界中の女性の健康向上に寄与するべく、普及を進めていく。

【参考文献】

- 1) Tetsu Hayashida et al. : Establishment of a deep-learning system to diagnose BI-RADS4a or higher using breast ultrasound for clinical application, Cancer Sci 2022 Oct;113(10):3528-3534. doi: 10.1111/cas.15511. Epub 2022 Aug
- 2) 厚生労働省第21回がん検診のあり方に関する検討会：参考資料4 対策型乳がん検診における「高濃度乳房」問題の対応に関する報告書 添付資料（笠原参考人提出資料）

本記事の画像提供：株式会社スリーゼット（製品名：WATARU）

MRI 用ベンダーニュートラル AI 画像再構成技術のご紹介

AIRS Medical Japan 合同会社 井下 裕行

はじめに

近年、AI 画像再構成は画像診断の分野で注目され、高い臨床有用性が確立されつつある。一方、導入に際しては、再構成に高い計算処理能力が求められるため、機器更新やバージョンアップが必要であり、自施設へ単体で導入するには高いハードルがあるのが現状である。これらの課題を解決するため、AIRS Medical が開発した「SwiftMR」は 2021 年に FDA510(k)の認可を取得し、日本では 2023 年に PMDA 認証を取得している。これまで世界 25 か国、約 500 施設で使用されており、今後さらなる展開が期待される。本稿では、SwiftMR が実現する AI 画像再構成の新たなコンセプトを紹介する。

SwiftMR 概要

1. SwiftMR がもたらすノイズ低減と超解像技術の効果

SwiftMR は、MRI 画像専用のノイズ低減および超解像技術を有する AI 画像再構成ソフトウェアである。AI モデルは 300 万枚の画像データを基に、ノイズと組織信号のパターンを学習し、ノイズを除去しながら組織信号を高解像化する。その結果、従来の画像と比較して、高 SNR かつ高空間分解能の画像を提供し、撮像時間の短縮も容易にする(図 1)。

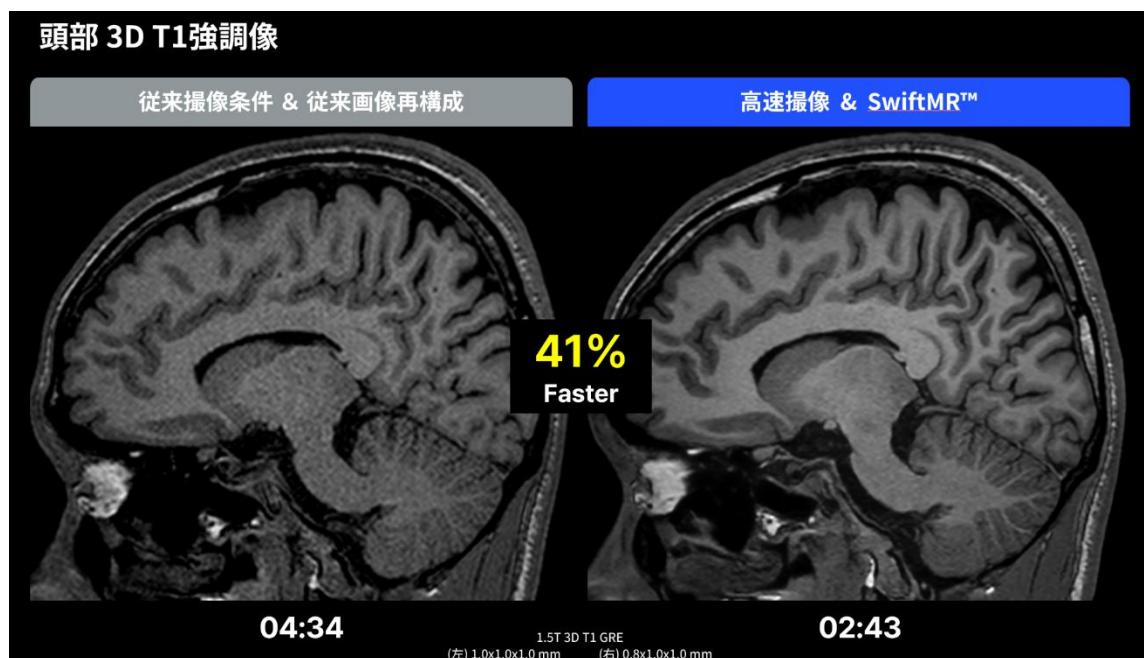


図 1. 頭部 T1 強調像(1.5T)における従来画像と高速化+SwiftMR 画像の比較

MRI 検査において TOF-MRA は、無被曝かつ造影剤不要で詳細な血管情報を得られるため有用とされるが、一般的に高磁場装置の方が優れた血管描出能を持つ。しかし、1.5T 装置でも SwiftMR を使用することで、ノイズ低減に加え、超解像技術によりスライスエンコード方向の解像度が向上し、良好な頭部血管の MIP 像を得ることが可能である(図 2)。

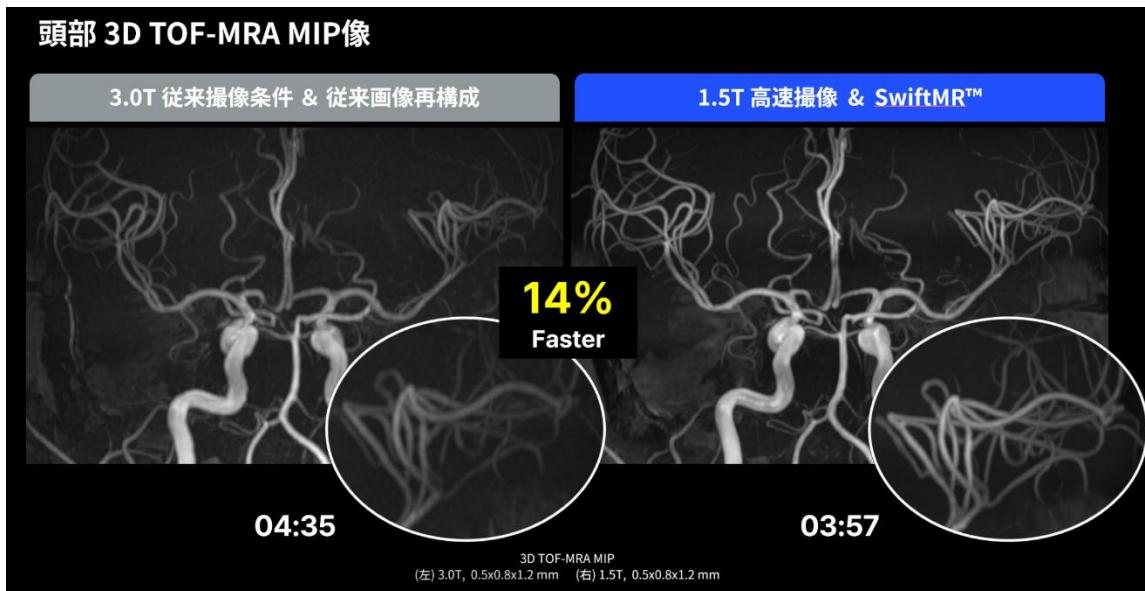


図 2. 頭部 TOF-MRA MIP 像における 3.0T 画像と 1.5T 画像(高速化+SwiftMR)の比較

2. SwiftMR の強み:多様な MRI 環境への適応力

SwiftMR は DICOM 画像に対して処理を行うアルゴリズムを採用し、臨床現場での適応力と汎用性を高めている。既存の MRI 装置や PACS と DICOM 接続し、クラウドサーバー上で AI 画像再構成処理を行う。以下に SwiftMR の主な利点を挙げる。

① 導入の容易性

クラウドサーバー上で高負荷の AI 画像再構成処理を行うため、施設内には小型の PC 端末を設置するだけで導入作業が完了する(約 30 分)。工事は不要で、MRI 検査を止める必要もない。導入前後で従来の検査ワークフローにほとんど変更が生じないため、導入後は従来通りの流れで日々の検査業務を行うことができる。

② 幅広いカバレッジ

すべての MRI パルスシーケンスに対応し、2D/3D 撮像や体動補正を含むあらゆる撮像シーケンスに適用可能である。撮像部位や患者の年齢・体格に制限がなく、多様な検査ニーズに応じて活用できる。

③ ベンダーニュートラル

あらゆるベンダーの MRI 装置に対応し、装置の型式やソフトウェアバージョンを問わない。10 年以上経過した旧式の装置や 1.5T 未満の低磁場装置でも、短時間で高画質の画像を取得可能である。

④ 堅牢なセキュリティ対策

クラウドへの画像アップロード時に患者情報を院内ネットワーク上で削除し、データ通信は HTTPS (TLS1.3) で暗号化される(図 3)。さらに、GDPR (General Data Protection Regulation:EU 一般データ保護規則) および HIPAA (Health Insurance Portability and Accountability Act:米国における医療保険の相互運用性と説明責任に関する法令) に準拠し、ISO27001 も取得している。

⑤ 柔軟なトライアル環境

SwiftMR は DICOM 画像に対する処理を行うソフトウェアであることから、一定期間の試用や自施設で撮像した匿名化 DICOM 画像を用いたサンプル処理が可能であり、施設の要望に応じた柔軟な「SwiftMR 体験」が可能である。

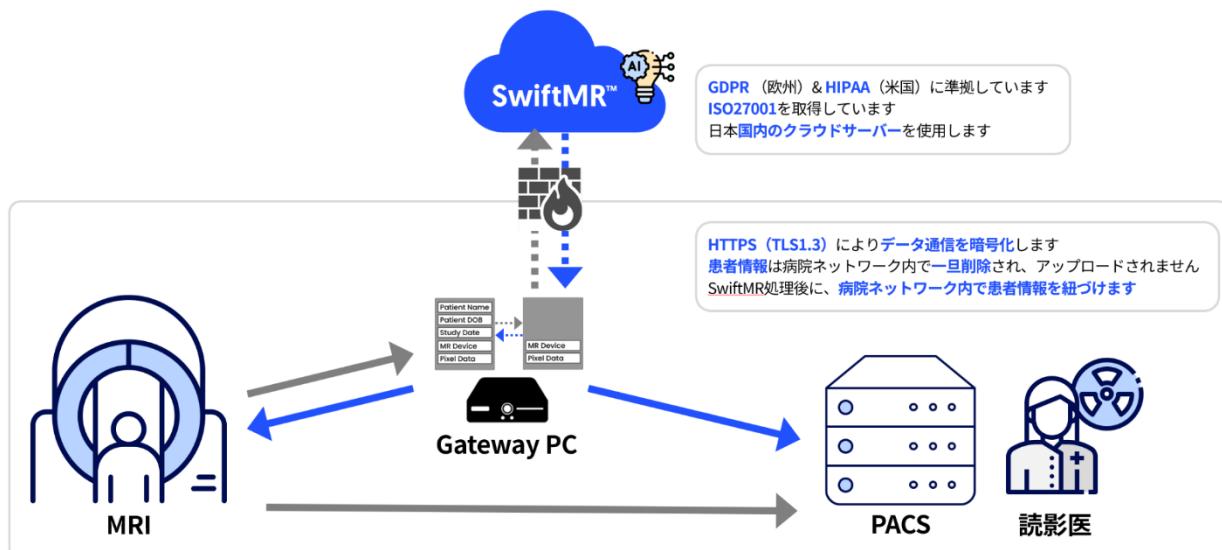


図 3. SwiftMR の導入イメージ

3. SwiftMR が医療現場にもたらす新たな価値

AI 画像再構成による高画質化がもたらす撮像時間の短縮、ワークフローの向上、患者負担の軽減、さらには読影時の診断能向上やストレス軽減は、SwiftMR を導入した全ての顧客にとって大きな恩恵である。加えて、高額な

機器更新やバージョンアップを伴うことなく、最新の AI 画像再構成技術を導入できるため、施設が抱える課題に 対して費用対効果の高いソリューションとなり得る。具体的な効果として、撮像時間短縮による予約枠の増加や、 検査件数増加による収益向上が期待される。また、既存装置の延命化により償却費の削減や、高額設備投資の 先送りも経営上の利点となる。さらに、画質向上により近隣医療機関からの紹介患者増加、スタッフの残業削減に よる人件費削減、労働環境の改善が見込まれる。

おわりに

新旧を問わず日本国内で稼働する数多くの MRI 装置に SwiftMR を導入することで、より多くの患者に高品質かつ快適な MRI 検査を提供することが可能となる。今後も SwiftMR のさらなる製品開発と普及に努めていく所存である。

販売名: SwiftMR スイフトエムアール

医療機器認証番号: 305AHBZI00041000

第 25 回 DR セミナーを受講して

久留米大学病院 放射線部 **木村 光宏**

この度、2024年8月24日（土）～25日（日）に久留米大学病院で開催された日本放射線技術学会（JSRT）画像部会主催「第25回 DR セミナー」に参加いたしました。物理特性に関する理論や測定方法についての理解を深めることを目的に、本セミナーを受講しました。

1日目には、物理特性の総論、入出力特性、MTF（エッジ法・矩形波チャート法）、NNPS、DQEに関する講義が行われました。物理特性の考え方や解析時の注意点、測定のコツについて丁寧な説明があり、これまで取り組んできた測定の理解が一層深まりました。その後はデータ取得の実習があり、実験レイアウトの作成から画像取得に至るまでの流れを把握することができました。アルミニウム板や鉛絞り、エッジデバイス、線量計など、実際の配置に関する工夫や注意点を直接学べたことは、大変貴重な経験だったと感じています。

1日目終了後には懇親会にも参加し、DR 分野で著名な先生方や、参加者の皆様との親睦を深めることができました。普段お会いできない先生方や参加者の皆様と直接お話しできたことで、日頃抱いていたDRに関する疑問点などについて意見交換ができ、大変有意義な時間となりました。

2日目には、入出力特性、MTF（エッジ法）、NNPS、DQEの算出に関する演習が行われました。事前に取得されたデータやImageJのマクロ、Excelを活用しながら、一つ一つの算出手順を確認することができ、実践的な理解がさらに深りました。また、演習中は講師の方々が進捗状況をこまめに確認していただいたおかげで、その都度質問しやすい環境が整えられており、参加者全員が理解を深めやすかったのではないかと感じます。

本セミナーでは、物理特性の理論や測定方法に関する知識を深めることができました。今後、自施設で測定を実施する際には、ここで得た知識や経験を大いに活かしていきたいと思います。

最後に、本セミナーを企画・開催してくださった日本放射線技術学会画像部会の皆様、そして講師の方々に深く感謝申し上げます。

第25回 DRセミナーを受講して

鹿児島大学病院 放射線部 池松 璃乃

2024年8月24日、25日に福岡県の久留米大学病院で開催された第25回DRセミナーに参加させていただきました。私は、マンモグラフィの画像評価に関する知識を深めたいと思い、今回のセミナーへの参加を決めました。

セミナーの1日目は、入出力特性についての講義と演習また解像特性、ノイズ特性についての講義がありました。テキストとしてオーム社出版の放射線技術学スキルUPシリーズ「標準 デジタルX線画像計測」が使用され、こちらに沿った講義が進められたため、非常にわかりやすく、画像評価について基本的なことから学ぶことができました。また、実際に久留米大学病院の撮影室をお借りし、データ収集に関する実演も行われました。参加者は2グループに分かれ、講師陣と久留米大学病院の診療放射線技師の方々を中心に2種類の装置を利用し、データ収集を行いました。講義だけでは伝えきれないデータ収集時に必要な注意点や工夫を学ぶことができ、画像評価を行う大変さと重要性を実感しました。今後の当院での測定にも大いに役立つと考えています。

セミナー2日目は、1日目学んだ内容を用いた演習が行われました。事前準備として使用するデータとImageJの仕様書が配られており、1日目の最初に確認と質問の時間も確保されていたため、ImageJの使用に不慣れな私でも問題なく演習を進めることができました。実際にExcelに沿ってデータの計算を進めることで最終的にNNPS、DQEを求めることができ、前日に講義で学習した内容の理解がより深まりました。

1日目のセミナー後には情報交換会にも参加させていただきました。他の病院の放射線技師の方々と様々なお話をすすことができ、多くの刺激を受けると同時に、とても充実した時間を過ごすことができました。

私は、放射線技師としての経験が浅く、画像評価の学習も今回が初めてでしたが、この2日間で多くの知識を得ることができました。今後、当院で画像評価が行われる際は今回の経験を活かし、積極的に業務に取り組みたいと考えています。

最後に、セミナーを企画、運営された日本放射線技術学会画像部会の皆様、ご指導してくださった講師陣の皆様、そして実演、会場の準備にご尽力いただいた久留米大学病院の診療放射線技師の皆様に、心より感謝申し上げます。

第 45 回医用画像処理プログラミングセミナーを受講して (オンライン参加)

湘南鎌倉総合病院 放射線科 中村 誠也

1.はじめに

私が本講座を受講した理由は、医用画像処理を必要とする研究をしたいと思っていたためです。Python や AI 等といった言葉は誰もが耳にするような此節ですが、それらを有効に活用できる人はまだ限られていると感じます。医用画像に関する研究をしたい、もしくは Python や AI に興味があるといった方は、本項を参考にしていただければ幸いです。

2.受講までの流れ

画像部会より開催の告知後、RacNe の学会・セミナー参加申請より申込みが可能となります。開催二週間に、事前準備のためのメールが届きました。当日はハンズオンで進行するため、基礎的な知識と演習環境が必要となります。メールに添付された動画で Python や深層学習に関する予習ができます。また、案内に従って、Slack のインストールと Google Colab のアクセス方法の確認を行います。Slack とは、最近 AI 機能も搭載されたビジネスチャットツールです。当日はこれを用いて情報共有したり講師の方々に質問したりすることになります。Google Colab とはブラウザ上において Python で記述をする開発環境で、Google Drive から簡便にアクセスが可能です。機械学習や深層学習に特化した開発環境なので医用画像処理に適しており、環境構築が不要なため初学者にとってハードルが低いところが利点です。

開催の数日前に、メールにてセミナーで使用するデータと WebEX 接続情報を受け取りました。データファイルを解凍して Google Drive にアップロードして、事前準備完了となります。

3.セミナーの内容

セミナーの時間は 10:00～15:00 で、途中 1 時間の休憩がありました。午前は座学で、午後から実際にプログラミングを行うという形式でした。

午前の座学では、Python の復習やニューラルネットワークの概要の説明がありました。経験者にとって委細承知かもしれませんのが初学者に優しい内容で分かりやすかったです。

午後からは Google Colab でプログラミングを行いました。全体を通しての流れとしては、まずはモジュール毎の処理の説明があり、その後コーディングしていきます。受講者の足並みを揃えつつ進行していました。途中で躊躇したり分からなくなったりした人には、講師の方々が個別に教えてくださいました。また、Slack で質問を投稿することもでき、オンラインのハンズオンセミナーながら実地と差異のないくらい手厚い対応だったと感じました。Google Colab のコーディングには AI アシスト機能が搭載されており、タイプミスやエラーの特定から修正方法まで提

示してくれるため、非常に楽にプログラミングを行うことができます。

最初に MNIST と呼ばれるデータベースを用いて、手書きの数字の画像からその数字が何かを認識する深層学習を行っていきます。医用画像とは関係なさそうですが、これは深層学習の基礎を理解する定番の教材とのことで、ニューラルネットワークの仕組みをコーディングの視点から学ぶことができました。

次に実際に CT の胸部画像をベースにフィルタ関数で画像処理を行いました。ヒストグラム平坦化処理、ガウシャンフィルタ処理、画像のリサイズといったものです。ImageJなどのソフトウェアと比べてると数値を変えて細かい設定変更が可能で、実際に自分で動かしてみてどのような画像処理が行われるかを体験することができます。

他には敵対生成ネットワークモデルである pix2pix や cycleGAN によってレントゲン、CT、MRI をもとに画像生成を行ったり、教師あり学習による画像分類プログラムを作成したりします。これらは実際にやってみる中で「AI を作っている」という感覚がして非常にワクワクしました。

最後に、ChatGPT を用いたプログラムの作成に関する解説がありました。先ほどの Google Colab の AI アシスト機能と組み合わせると様々なことができそうだと感じました。

4. 最後に

Python の基礎から実践的な生成 AI まで学ぶことができ、かなり濃密な時間でした。仕事や研究で利用する方や少しでも興味のある方には、ぜひとも参加してほしいと感じました。

山本めぐみ先生、篠原範充先生、佐保辰典先生、寺本篤司先生、中山良平先生、また学生の頃からお世話になっております平原大助先生、馬場祥吾先生、この度は貴重なお時間の中で熱心なご指導ご鞭撻いただき、誠にありがとうございました。

第45回医用画像処理プログラミングセミナー感想

大分大学医学部附属病院医療技術部放射線部門 谷本 大河

今回のセミナーでは、AI 技術を用いた画像生成について学ぶ機会を得ました。生成系 AI は多くの業界で注目を集めており、私自身もその可能性に大きな関心を持っていたため、参加を決めました。特に、医療分野での AI 活用は、今後の発展が期待される分野であり、これを実際の技術として体験できるこのセミナーは非常に魅力的でした。

セミナーではまず、Python の基本的な使い方や、深層学習の基礎について学びました。ここで使用されたのは PyTorch と Google Colaboratory で、これらを活用することで効率的に AI モデルを構築・トレーニングする方法を習得しました。特に Google Colaboratory は、ブラウザ上で手軽に GPU リソースを利用できる点が便利であり、初心者でも実際の AI 開発環境に簡単に触れることができる点が印象的でした。

生成系 AI の具体的な応用例として、医療画像の生成についての講義が行われました。具体的には、CT 画像を用いた低線量画像から高線量画像の作成がテーマとなり、医療現場で AI がどのように活用されているかを実感しました。この技術は、放射線の被曝量を軽減しつつも、高精度の画像を生成できるという点で、医療における AI の重要な応用例と言えます。このプロセスでは、深層生成モデルが用いられ、データの前処理やモデルの評価方法についても詳しく説明されました。

また、ChatGPT を用いたプログラムの作成方法についても学ぶ機会がありました。AI を利用した対話型プラットフォームである ChatGPT は、非常に直感的に操作できるだけでなく、実際のプログラム作成にも活用できることを知り、非常に驚きました。これを使うことで、AI モデルのコード生成やデバッグが効率的に行えるようになり、今後の開発業務において大いに役立つと感じました。

今回のセミナーを通じて、AI 技術の具体的な応用方法を理解することができました。これまでの漠然としたイメージが具体的な知識に変わり、自分のキャリアにどのように AI を取り入れていくかを真剣に考えるきっかけとなりました。特に、医療分野での AI の可能性について深く考える機会となり、自分が今後取り組むべき課題も明確になったと感じています。

このセミナーは、私にとって非常に有意義なものでした。AI 技術の進化は目覚ましく、その応用範囲も広がっています。今回得た知識やスキルを基に、今後も AI 技術の進化を注視し、自分自身のスキル向上に努めていきたいと感じています。また、AI を活用した新たなプロジェクトにも積極的に挑戦していきたいと思います。

第 45 回医用画像処理プログラミングセミナーを受講して

鹿児島大学病院医療技術部放射線部門 元日田 調

9月8日（日）に開催された医用画像処理プログラミングセミナーに参加させていただきました。セミナーは 10:00～15:00 の時間帯で、Google Colaboratory を使用し、Python を使った深層学習や生成系 AI の演習を行いました。主な内容は、GAN を用いた画像生成や、CT 画像と MRI 画像の相互変換学習でした。以前にも同様のセミナーに参加した経験がありますが、これまで研究への応用に苦労していたため、再度挑戦させていただきました。今回は事前に Python の基礎、深層学習、NumPy やクラスの基礎に関する動画が提供され、それを予習して臨んだことで、前回よりも理解が深まったと感じています。

Web 開催であったため、移動や宿泊の手配が不要であり、日常の中で気軽に参加できた点は非常に助かりました。Web 開催時、セミナー中の不明点の質問等心配はありましたが、疑問点が出た際には、Slack を通じてリアルタイムで質問でき、講師である広島国際大学の山本めぐみ先生や、他 4 名のスタッフがサポートしてくださいり、安心して学べる環境が整っていました。

セミナーの演習では、PC に事前配布画像をダウンロードし、Google Colaboratory を操作しながら実際に手を動かして学びました。演習方法を聞きながら PC を操作するため、PC 以外に講習聴取用に iPad を、Slack での質問用にスマホを準備しました。

Python の基礎では、画像サイズの変更、ガウシアンフィルタの適用、ヒストグラム平坦化といった基本的な画像処理の演習を行いました。深層学習のセッションでは、胸部レントゲン画像を使った分類作業を行い、画像の向き修正を実践しました。また、手書き数字認識モデル「MNIST」を使った学習に取り組み、ユニット数やエポック数を変えて精度（Accuracy）の変化を確認しました。また、Cycle GAN の演習では、CT 画像から MRI 画像への変換と、逆に MRI 画像から CT 画像への生成を体験しました。時間の制約があり、エポック数が少なかったため、鮮明な画像を生成することはできませんでしたが、エポック数を 100 程度に増やすと、より高精度な画像が生成されることが分かりました。この技術は、今後の研究にも応用していくたいと考えています。それらの生成画像は、コントラストが適切に調整されていないように見えましたが、ImageJ を使って確認すると信号値を持った画像が生成されていることがわか

り、非常に興味深い結果となりました。さらに、生成モデルを使った医用画像生成では、Pix2pixを使用し、低線量のCT画像から高線量の画像を生成しました。セミナーではPNG画像を使用しましたが、実際の臨床データであるDICOM画像を使用すると計算時間が長くなることが分かりました。この技術を使い、今後はDICOMデータを用いた画像生成を研究に展開していきたいと考えています。

セミナー後にも、深層学習の研究方法論や評価方法についての追加動画も提供され、さらなる学習の機会が得られました。今回使用した画像はCT、MRI、胸部レントゲンでしたが、これらの技術はマンモグラフィ画像にも応用できると考えており、今後の研究テーマとして取り組みたいと考えています。プログラミングのスキルはまだまだ十分ではなく、特にコードの記述や修正の際に躊躇ことが多いですが、これからも積極的にセミナーに参加し、基礎から着実に学びながら前進していきたいと考えています。

最後になりますが、講演・サポート頂きました先生方には、企画をはじめ理解しやすい資料や講義の準備、質問しやすい環境作りや配慮等、心より感謝申し上げます。充実したセミナーを受講できたこと嬉しく思っております。今後も、プログラミングセミナーが発展した開催されることを心待ちにしております。

第 45 回医用画像処理プログラミングセミナー ～「生成系 AI」で画像生成とプログラミングにチャレンジ！～ を受講して

岡山大学大学院保健学研究科博士前期課程 2 年 **大畠実悠**

この度、2024 年 9 月 8 日に開催された第 45 回医用画像処理プログラミングセミナー～「生成系 AI」で画像生成とプログラミングにチャレンジ！～に参加しました。本セミナーは、日曜日の 10:00～15:00（休憩 1 時間）、Webex と Slack を用いてオンラインで開催されました。内容は、Python の基礎、深層学習、画像生成 AI の手法に関する講義と演習が組み込まれており、非常に充実したプログラムでした。

このセミナーの開催については JSRT の HP で知りました。私は学部生の頃に深層学習や AI に興味を持ってプログラミングの勉強を始め、大学院に進学してからも学会やセミナーは積極的に参加するよう心がけています。生成系 AI に関するセミナーには参加する機会が無かったため、このセミナーを見つけたとき「私もぜひ参加してみたい」と強く思いました。それと同時に、学生の私では場違いなのではないか、知識が足りないのではないか、という不安もありましたが、充実したサポートのある本セミナーに参加することで杞憂に終わりました。

セミナーに先立って、Python、深層学習、Numpy、Class に関する基礎的な講義動画が配布されました。Python と深層学習に関する動画は 30 分程度、Numpy と Class に関する動画は 10 分程度と端的にまとめられていました。事前学習動画の視聴順も提示して頂いたためスムーズに予習が進みました。予習動画を通して Python や深層学習の知識を再確認できたと同時に、私は Class というオブジェクトについて知らなかつたため、10 分にまとめられた Class の解説動画を何回も見返すことで理解を深めることができたと思います。Google Colaboratory をインストールし、事前に配布された当日用のファイルを Google ドライブ上にアップロードすることで当日の準備も簡単にできました。

当日は、スライドを用いた基礎的な講義のあと Google Colaboratory を用いて演習を行いました。アップロードしたファイルの中に必要なコードや資料がまとめられていたため、自分自身で 1 からコードを書くのではなく、コードを実行していくことで 4 時間を通して様々な体験をすることができました。随所で進行をストップして作業をする時

間を作つて頂き、行き詰つたら個別に対応できるようにバックでサポートしてくださる先生方もおられ、誰ひとり取り残さないサポートが心強く、自分自身のペースで焦らず演習に取り組むことができました。また、Slack のチャットで気軽に質問ができるような環境が整つており、セミナーの中での質問を後日見返すこともできたので勉強にもなりました。セミナーの後 1か月程度、当日の録画動画と復習用動画が公開されました。録画動画を見ながらもう一度実行することで理解が深まり、当日聞き逃したところも確認できました。復習用の動画には評価方法もまとめられていて、予習から復習を通して非常に勉強になりました。

今回の演習の中で、MRI 画像から CT 画像、CT 画像から MRI 画像を生成する演習がありました。MRI 画像から CT 画像を生成できるようになれば被ばく線量が減らせるなど考えたことがありました、自分自身の力だけでは実現することができませんでした。今回のセミナーで CycleGAN を用いることで簡単に生成できることがわかり、生成系 AI の有用性を知ることができました。しかし、今回は事前にコードを入力頂いていたため簡単に画像処理や画像生成が可能でしたが、自分自身の研究に落とし込むにはコードが書けなければ実現できません。プログラミング言語を扱えると様々なことが自分自身のパソコンで実現できるのだなと改めて実感したため、自分自身で深層学習のモデル構築ができるようにプログラミングの勉強を続けていこうと思います。

最後になりますが、本セミナーの企画、運営をして頂いた日本放射線技術学会画像部会の皆さん、講師の方々に心より感謝申しあげます。

第 11 回 臨床画像評価セミナーを受講して

京都大学医学部附属病院 放射線部 杉浦 照予

2024 年 12 月 22 日に国立がんセンター中央病院で開催されました第 11 回臨床画像評価セミナーに参加させていただきました。本セミナーはマンモグラフィに特化した内容であったため、日頃から臨床でマンモグラフィの画像は目にしていますが、物理評価や視覚評価といった画質評価は実際に行った経験はなく、知識不足も実感していましたため、今回の臨床画像評価セミナーの受講を決めました。

当日は、マンモグラフィの代表的評価の解説、物理評価(NPS, MTF)の講義・演習、DR とマンモグラフィの解説、ROC 解析の講義・演習、視覚評価とマンモグラフィの解説という内容でした。教材として使用した標準デジタル X 線画像計測学に沿いながら、マンモグラフィ画像に特化した内容を各講義で解説されたので、教材内容とともに理解が深まりました。また、本セミナーを受講する前の事前学習の内容にあった入出力特性についても、講師の先生から説明いただいたので、内容をより理解することができました。講義と演習が交互に行われたので、講義内容の実践をその場で行い、知識の定着ができました。演習では、講師の先生方から進捗を確認しながら進めっていましたので、分からぬ点をすぐに聞くことができました。マンモグラフィではヒール効果の影響が大きいため、元画像からヒール効果分を減算するトレンド除去の処理が必要であるなど、ほかにも様々なマンモグラフィ画像ならではの解説が充実していました。さらに、マンモグラフィの画像処理は特定の症例に有益でも、ほかの症例にとって良好な可能性があり、常に X 線透過度との対比が必要であるということを解説され、改めて基礎の物理評価の重要性を感じました。ROC 解析では、教材の標準医用画像の視覚評価法に沿いながら、評価と解析の両方の立場から実験に参加する方式で講義と演習が行われました。評価する立場からは事前説明と事前練習について、解析する立場からは、試料準備や手計算での ROC 曲線作成について学びました。ROC 解析で何を評価したいか、マンモグラフィ画像での病変の有無なのか、悪性度なのかを明確にすることが必要であるということが印象的でした。

本セミナーに参加して、マンモグラフィの物理評価と視覚評価に対する理解を深めることができました。検診マンモグラフィ撮影認定診療放射線技師の認定講習会の内容に通ずる講義もあったため、知識の定着につながりました。マンモグラフィの物理評価を教材・ImageJ を用いて自施設でできるところから取り組んでみようと思いました。最後になりましたが、本セミナーを企画・開催いただいた日本放射線技術学会画像部会の皆様、講師ならびにスタッフの皆様に心より感謝申し上げます。

第 11 回臨床画像評価セミナー ～マンモグラフィの画像評価の基礎～を受講して

北里大学病院 放射線部 **磯貝 珠美**

この度、2024年12月22日に開催されたJSRT画像部会主催の「第11回臨床画像評価セミナー～マンモグラフィの画像評価の基礎～」に参加させて頂きました。当院の現状として、小乳房や薄い乳房厚の方を撮影した場合、非常にコントラストの低下した画像になってしまっています。少しでも診断能の高い画像を医師に提出したいが、撮影条件の問題なのか、画像処理の問題なのか、それをどう検討・評価したらいいのか模索していました。その時、マンモグラフィの画像評価セミナーがあると知り、足掛けになれば、と本セミナーの受講を決意致しました。

講習内容は事前学習として「物理特性」、「視覚評価」、当日の「マンモグラフィの代表的評価方法の解説」、「NPSの講義・演習」、「MTFの講義・演習」、「DRとマンモグラフィについての解説」、「ROC解析の講義・演習」、「マンモグラフィの視覚評価についての解説」と非常に充実したものでした。恥ずかしながら物理評価や画像評価は大学の講義で学んだ切りで、あらかじめ購入したオーム社出版の「標準デジタルX線画像計測」と「標準 医用画像の視覚評価法」を一読するだけでは当然不明点も多く、ImageJの事前準備に関してもこれでいいのだろうか？と不安になりながらマクロを拡張し当日参加しました。どの講義においてもどのような評価方法なのか、その評価方法から得られた結果がどのような意味合いを持つのか、どのような点に注意しなくてはいけないのか、など分かりやすく説明していただきました。参考書を読んだだけでは曖昧な理解で終わってしまった部分をより深く理解できたと思います。その後の演習で画像データ、Excelシート、ImageJを使用した実際のデータ解析や手計算によるROC曲線の作成を行いました。万が一作業に躊躇った時はすぐにスタッフの方がサポートしてくださいっており非常に恵まれた環境でした。講義でインプットしたことを直後に演習でアウトプット出来るセミナー構成は非常に実践的で、こんなに簡単に解析できるのかと驚き、これなら後日自施設でも作業できそうだと自信が持てました。本セミナーを通して、自施設の課題において一飛びに結果を得られる方法はなく、様々な評価法を基に一工程ずつクリアしていくべきなのだと実感しました。今回丁寧に教えていただいたことを糧に今後の研究に励みたいと思います。

今回はマンモグラフィの画像評価についてでしたが、ROCセミナーやDRセミナー、医用プログラミングなど様々なセミナーがあるとのこと。今後も積極的に参加していきたいと思います。最後になりましたが、本セミナーの企画・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。

マンモグラフィで用いる画質指標

岐阜医療科学大学 保健科学部 放射線技術学科 篠原 範充

はじめに

乳がんは女性の罹るがんの第1位である。マンモグラフィにおける重要な所見は、微小石灰化と腫瘤病変であり、微小石灰化は直径 $50 \mu\text{m}$ ほどの淡く微小な病変、腫瘤病変は、正常組織である乳腺に重なりマンモグラフィ上で描出されにくい。そのため、医師の読影で見落とされることがあり、高画質なマンモグラフィ画像の取得が望まれている。マンモグラフィの物理評価(客観的評価)は、MTF(modulation transfer function), NPS(noise power spectrum), DQE(detective quantum efficiency)などを用いて評価する。これらの評価は、DR系においても同様の方法が用いられているが、ポジショニングの難しさ、多様な病態、4種類の乳房構成、病変の特徴より、実効焦点、線質、解像特性、感度、ノイズ特性などを考慮する必要がある。

一方、マンモグラフィ撮影に従事する診療放射線技師は、NPO法人日本乳がん検診精度管理中央機構による認定資格取得を目指すことが多く、物理評価よりも品質管理／精度管理で用いられる画質指標への関心が高い。しかし、品質管理／精度管理で用いられる画質指標は、独自に設定されていることは少なく、物理評価により裏付けられている。そこで、本講座では、主にマンモグラフィの品質管理／精度管理で用いられる画質指標と物理評価、視覚評価の関係およびマンモグラフィの画質安定化のための画質評価の進め方について概説する。

1. マンモグラフィの画質評価

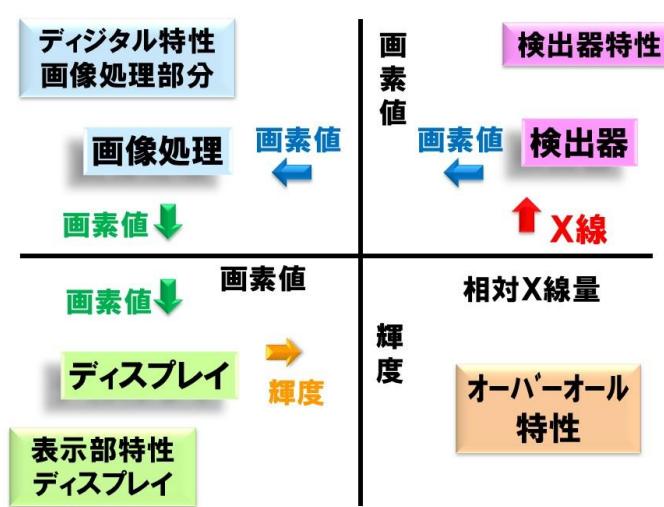


Fig. 1 マンモグラフィの画像形成

noise ratio), ダイナミックレンジなどの X 線画像の解析で major な手法を用いることができる¹⁾.

マンモグラフィの画像形成は、検出器、画像処理、ディスプレイ、PACS (picture archiving and communication system)などによる保存の機能を最適化して使用する必要性がある。また、これらの全てを加味した特性をオーバーオール特性と呼ぶ (Fig. 1)。画質評価によって知りたい特徴は、どの部分にあたるのかを明確にして解析する必要がある。例えば、X 線装置、検出器の性能を確認するためには、第一象限の検出器特性について解析する。ここでは、MTF, NPS, DQE, SNR (signal to noise ratio), SDNR (signal difference to noise ratio),

画像処理による効果を確認するためには、第二象限のデジタル特性に適用する必要があるが、画像処理の効果を確認することは出来ても臨床画像としての最適性を評価することは困難である。第三象限の表示部特性は IEC 62563-21²⁾などに基づいて評価することができる。

最後に、オーバーオール特性である臨床画像は、物理評価などで計測することは困難である。そのため、マンモグラフィにおける画質評価は、第一象限、第三象限を個別に評価するとともに、視覚評価でオーバーオール特性を保証することになる。

2. 品質管理／精度管理

品質管理／精度管理は、装置ごとに基準値や管理幅を設定するために画質評価、画像計測を行う。また、品質管理／精度管理は、臨床画像を想定したものではなく、装置や検出器の安定性を確認することが主な目的である。そのため、代表値の画質評価を行い、乳房量や乳房厚への対応は計算にて保証することになる。マンモグラフィでは、胸壁端 60 mm, PMMA 40 mm(等価圧迫乳房 50 % 乳房, 50 % 脂肪)の評価が最も多用される代表値となる^{3), 4)}。以下、画質評価を用いた項目について記載する。

2-1. 受像機応答(入出力特性)

入出力特性を含めた画質評価は、多くの場合、線形システムであることが前提となる。マンモグラフィは現在も CR (computed radiography) と FPD (flat panel detector) が用いられているため、入出力特性は、CR のログリニアシステムと FPD のリニアシステムが混在している。さらにマンモグラフィは、一般的の X 線画像と比しても高い濃度分解能が求められており、10 bit, から 16 bit の高い量子化レベルに設定されている。そのため、システムにより 1 digital 値における線量が異なることを認識しておく必要があり、濃度のような共通の値による基準値の設定が困難となる。その時に用いることができるが LPV (linearized pixel value: 線形化した画素値) であり、European guidelines for quality assurance in breast cancer screening and diagnosis⁵⁾をなど国外のマニュアルでは使用を推奨している。しかし、IEC 60601-2-45 Ed. 3.2:2022⁶⁾や国内のマニュアルにおいては、線形化していない単なる画素値測定により評価する。これは、不变性試験を念頭においていた場合に簡便さが重要であることや不变性であるため同じ配置で、同じ計測法で不变であることが確認できれば線形化の重要性が薄れるためであると考える。

入出力特性に関する項目としてダイナミックレンジとラグ効果がある。ダイナミックレンジは、最大厚 40 mm で厚みの異なる 13 段で作成されたダイナミックレンジ測定用ファントムを用いる。等価圧迫乳房 70 mm を想定した条件で撮影を行い、画素値が飽和する段数を目視と画素値計測にて把握する。同様にダイナミックレンジを把握でき、広く普及しているツールが JRS 推奨ファントム(ステップファントム、AGH-D210F 型)である。JRS 推奨ファントムは、密度の異なる 10 段から成り、ウレタン樹脂 ($\rho = 1.061 \text{ g/cm}^3$) をベースにして、リン酸カルシウム ($\rho = 0.0243 \text{ g/cm}^3$) $\times (N-1)$ (N は段数) を付加して各段の X 線吸収差を変化させている。

ラグ効果は、前の画像の露光が次の露光にどの程度影響されるかを把握するために計測され、画質評価において把握する必要がある。ラグ効果には 2 種類あり、加算的ラグは、現在の X 線パターンとかかわりの無い以前の X 線パターンが現在の画像へ加算される現象であり、一部領域の入出力特性がシフトして画素値が加算される現象である。一方、乗算的ラグは以前の X 線パターンに依存して現在の画像形成時の感度に与える現象であり、減感と増感がある。感度であるため、一部領域の入出力特性の傾きが変わる現象である。

2-2. 空間分解能(解像特性)

Droege は、CT 画像の解像特性を簡便に評価する方法として、周期的なバーパターン像からシステムコントラ

スト伝達関数(SCTF: System Contrast Transfer Function)を算出する手法を提唱した⁷⁾. マンモグラフにおいても空間分解能を表す指標としてSCTFが用いられている. この方法は、従来のMTFなどと比較して単純な画素値計測のみで算出できる. SCTFチャートは、2 cycles/mm, 4 cycles/mm のバーパターンを有するチャートを使用する. チャート像より3か所にROIを設定して画素値の計測を行う. チャート透過領域の平均画素値 m_t , 標準偏差 σ_t , バーパターン上の平均画素値 m_f , 標準偏差 σ_f , チャートの遮蔽部の平均画素値 m_a , 標準偏差 σ_a とし、式1よりSCTF: $M(f)$ を求める.

$$M(f) = \frac{\sqrt{\sigma_f^2 - \sigma^2}}{M_0} \quad M_0 = \frac{\sqrt{2}}{\pi} |m_a - m_t| \quad \sigma^2 = \frac{\sigma_a^2 + \sigma_t^2}{2} \quad (\text{式 } 1)$$

SCTFは、MTFと異なり、画像処理後の計測も可能であり、製品仕様への適合性の確認、不变性試験に用いることができる.

2-3. AEC 作動確認

AEC作動確認のような装置に関する項目にもCNR(contrast to noise ratio)またはSDNRによる画質評価が用いられている. アルミの画素値 m_{Al} , アルミの標準偏差 σ_{Al}^2 , バックグラウンドの画素値 m_{BG} , バックグラウンドの標準偏差 σ_{BG}^2 としてマンモグラフィでは式2、デジタルプレストモシンセシスでは式3が用いられている.

$$\text{CNR} = \frac{m_{BG} - m_{Al}}{\sqrt{\frac{\sigma_{BG}^2 + \sigma_{Al}^2}{2}}} \quad (\text{式 } 2)$$

$$\text{SDNR} = \frac{m_{BG} - m_{Al}}{\sigma_{BG}^2} \quad (\text{式 } 3)$$

これは、マンモグラフィはCRが用いられているため、画素値測定をおこなうとアルミとバックグラウンドで入出力特性が異なる. そのため、分母のノイズには、アルミとバックグラウンドの標準偏差の二乗平均平方根を用いている. それに対して、デジタルプレストモシンセシスはFPDで撮影されるため、バックグラウンドの標準偏差のみをノイズとしている.

CNR・SDNRは、規格化処理などの画素値の安定機能によりノイズを評価する指標となっており、異なる周波数特性を持つ画像では、的確な画像評価ではないことが知られている. 視覚との相関が弱く、微妙な差異を評価することは適切でない. 前述したように1 digital 値あたりの線量が異なるため、異なる装置間でCNR・SDNRを比較してはいけない. もし、比較をしたいのであればLPVを用いることが必要である. いずれにしても、マンモグラフィの精度管理においてCNR・SDNRを測ることが目的ではなく、AEC作動確認のためにCNR・SDNR測定している.

2-4. 総合評価

総合評価としてDQEなど一般撮影領域でも広く知られている手法を用いることができる. その他、Borgらが提唱されている式4に示すFOM(Figure of Merit)が用いられている⁸⁾.

$$\text{FOM} = \frac{\text{SDNR}^2}{\text{AGD}} \quad (\text{式 } 4)$$

FOM(固有名称では無い)は、画質と線量を比較する指標であり、CNR・SDNR と同様に装置間を比較せず、撮影パラメータの最適化や乳房厚・乳房構成における考察などにおいて用いられている。

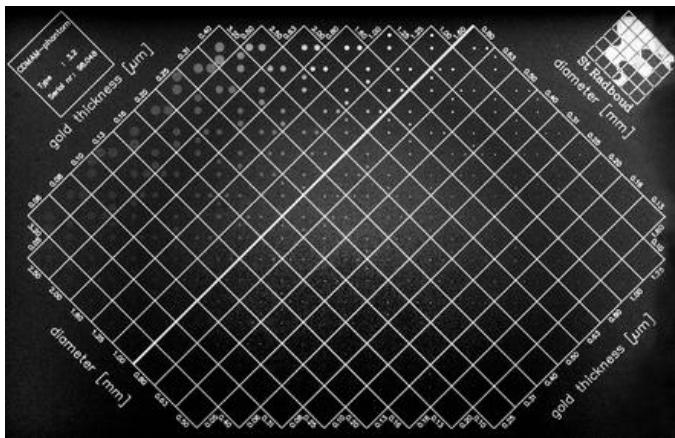


Fig. 2 CDMAM ファントム (Nuclear Associates 社製)

CDMAM (contrast-detail mammography : Nuclear Associates 社製) ファントム 3.4 は、デジタルマンモグラフィの視覚評価のために開発された。CDMAM ファントムは、バーガーファントムのように、碁盤目状のマス目に信号が添付されている。信号は、直径及び厚さが対数的に変化した金のディスクであり、四角に区切られた領域の中央と四隅のいずれかに各 1 個配置されている (Fig. 2)。信号の直径は、0.06 mm～2.00 mm の 16 ステップ、厚さは 0.03 μm～2.00 μm の 16 ステップである。

試料作成は、一般的に厚さ 2 mm のアクリル板を上下に配置し、その中間部に CDMAM ファントムを挟んで撮影する。CDMAM ファントムによる視覚評価により、システムや画像処理の比較さらに表示系の比較にも用いられている。また、C-D 曲線を比較するための方法として IQF (image quality figure) を用いた手法が提案されている⁹⁾。IQF_{inv} は信号の各コントラストにおける最小識閾径の積分値であり、式 5 で計算される。

$$IQF_{inv} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n C_i \cdot D_i \min} \quad (式 5)$$

ここで、C_i、D_i は、それぞれディスクの厚さ (μm) および直径 (mm)、n はステップ数である。IQF_{inv} は、画質の向上に伴い増加するため、その値を比較することでコントラスト検出能を比較することができる。EUREF では⁵⁾、低コントラスト分解能である CDMAM ファントムと高コントラスト分解能である CNR、平均乳腺線量を総合した評価方法が提案されている。

3. 視覚評価

臨床画像は、オーバーオール特性である。つまり PROCESS 画像を視覚評価することが多い。ACR 推奨ファントムは、臨床プロトコルで撮影を行わない施設が多く、また画像処理アルゴリズムも臨床画像と異なることから臨床画像評価には寄与しない。しかし、視覚評価を用いた検出器、装置の不变性試験としては重要な役割を担っている。その他にもステップファントム、アーチファクトの検出、胸壁欠損やデジタルブレストモシンセシスにおける上下欠損などマンモグラフィにおいて視覚評価は広く用いられている。

本学会の研究発表でも多く用いられているのが、ROC (receiver operating characteristic) 解析である。ROC 解析の詳細については、画像通信 47(1), 44(1)などで詳細に記載されているため参考いただきたい。そのため、ここではマンモグラフィにおける注意点について記載する。マンモグラフィのカテゴリ分類は、カテゴリ 1: 異常なし、カテゴリ 2: 良性、カテゴリ 3: 良性しかし悪性を否定できず、カテゴリ 4: 悪性の疑い、カテゴリ 5: 悪性 のように定義されている。カテゴリ 1 と 2 の間は検出であり、カテゴリ 2 から 5 は鑑別となる。つまり、カテゴリ分類は 2 つの評価を混在させているため、ROC 解析において検出と鑑別の 2 つを回答してもらうなどの工夫が必要である。また、局所

的非対称陰影は、カテゴリ 1 または 3 とされており、刺激における陽性、陰性のいずれかも正解になる可能性がある。そのため、ROC 解析の対象の病変なとしては不向きである。

ROC 解析は、病変の有無を判定しているにかかわらず、その位置を示さなくても良い。そのため、もしマンモグラフィ上の誤ってた場所を信号として検出した場合でも、そのマンモグラフィ上に病変が存在した場合には、その画像に対する回答は正解となる。また、症例またはマンモグラフィ上に病変は一つしか存在しないと仮定されていることが問題点として知られている。これらの問題点を補う方法として LROC (ROC-type curve for task of detection and localization)¹⁰⁾ と FROC (free-response receiver operating characteristic)¹¹⁾ が提案されている。

おわりに

本講座では、マンモグラフィで用いられる画質評価について紹介した。まず、何を目的として画質評価を行うのかを把握して、それに合わせた画質評価を用いる必要がある。多くの方が、臨床画像の安定化を最終目的としていると考えられる。品質管理／精度管理は、基準値、管理幅を設定するために画質評価を用いる。受入試験は、導入時の性能を知ることが目的であり、不变性試験は、その性能が不变なことを知る目的がある。検出器、装置の装置の評価には線形化が必要であり、これらの性能が画像処理および適切な線量へと導くことになる。そのため、臨床画像の安定化は、物理評価、視覚評価の順で行われることが多い。物理評価は、RAW・UNPROCESS 画像で装置、検出器の安定を図る、物理評価から線量をコントロールする または、最適な線量から画像をコントロールすることになる。視覚評価は、PROCESS 画像から診断能を比較したり、オーバーオール評価、画質の多角的な評価を行うことができる。つまり、品質管理／精度管理により最低限保証した装置を用いて、物理評価により RAW・UNPROCESS 画像を用いて装置や検出器のツールを評価する。それらの画質評価が最適化されたシステムで撮影された PROCESS 画像により臨床画像を評価することが、円滑なプロセスだと考える。

マンモグラフィを撮影する技師だけでなく男性技師、医師、メーカなど多くの方と協力して、患者様のために品質管理／精度管理、臨床画像の安定化に画質評価を活用していただきたい。

参考文献

- 1) 篠原範充. デジタルマンモグラフィの基本とシステムの構成、および種類. インナービジョン 2009;2009(8): 2-6..
- 2) IEC 62563-2:2021 Medical electrical equipment - Medical image display systems -Part 2: Acceptance and constancy tests for medical image displays.
- 3) (公社)日本医学放射線学会/ (公社)日本放射線技術学会:マンモグラフィガイドライン第 4 版. 医学書院, 2021
- 4) (公社)日本放射線技術学会撮影部会 乳房撮影ガイドライン普及班:叢書(39)乳房撮影精度管理マニュアル. 日本放射線技術学会, 2023.
- 5) European Reference Organisation for Quality Assured Breast Screening and Diagnostic Services :European guidelines for quality assurance in breast cancer screening and diagnosis 4th Edition. 2006, <https://euref.org/download/european-guidelines-for-quality-assurance-in-breast-cancer-screening-and-diagnosis-pdf-2/> (参照 2025 年 2 月 27 日)

- 6) IEC 60601-2-45 Ed. 3.2:2022 Medical electrical equipment - Part 2-45: Particular requirements for the basic safety and essential performance of mammographic X-ray equipment and mammographic stereotactic devices
- 7) Droege R.T., Rzeszotarski M.S.: An MTF method immune to aliasing. Med. Phys. Vol 12, 721-725, 1985.
- 8) Mark Borg, I. Badr and G. J. Royle: The use of a figure-of-merit (FOM) for optimisation in digital mammography: A literature review, Radiation Protection Dosimetry, 151(1), 1-8, 2012
- 9) Thijssen MAO, Bijkerk KR, van der Burght R. CDMAM Analyser Manual Version 1.1. Artinis Medical Systems, the Netherlands, 2006
- 10) Stuart J, Starr BS, Metz CE, et.al.: Visual Detection and Localization of Radiographic Images, Radiology, 116, 533-538, 1975.
- 11) Chakraborty DP, Winter LH.: Free-Response Methodology: Alternative Analysis and a New Observer-Performance Experiment. Radiology, 174, 873-881, 1990.

略歴

篠原 範充(シノハラ ノリミツ)

略歴:

平成 10 年 3 月 藤田保健衛生大学 診療放射線技術学科卒業.
 平成 17 年 3 月 岐阜大学大学院 工学研究科 博士後期課程修了.
 平成 17 年 4 月 岐阜大学産官学融合センター 講師
 平成 18 年 4 月 岐阜医療科学大学 保健科学部 放射線技術学科 講師
 平成 27 年 4 月 同 准教授
 令和 2 年 4 月 同 教授
 令和 6 年 4 月 同 広報部長, 高大連携センター長
 現在に至る.

博士(工学), 診療放射線技師.

画像処理, 画像認識, および医用画像の画像評価に関する研究に従事.

乳がんに関しては, 全国各地で開催されている医師, 放射線技師の講習会や講演会などで医療職の教育に従事. 主にデジタルマンモグラフィ, 精度管理が専門

NPO法人日本乳がん検診精度管理中央機構:理事, 教育・研修委員, 技術委員, 施設画像評価委員
 日本乳癌学会:労働問題小委員(2013 年まで), 総務委員(2024 年まで), 教育研修委員会 画像小委員会
 日本乳癌検診学会:研修委員, 超音波併用検診に関する WG
 日本放射線技術学会:画像部会委員, プログラム委員, 英語論文誌編集委員会, 標準・規格委員会 a03_乳房 X 線撮影装置班(SC-2205), 標準・規格委員会 a09_画像表示装置班(SC-3305), 画像部会長(2023 年まで), 学術委員(2023 年まで), AI 委員(2023 年まで), DBT 学術研究班・班長(2022 年まで)
 Radiological Physics and Technology Editor
 愛知県乳がん検診研究会 世話人

日本乳癌検診学会, 日本乳癌学会, 日本放射線技術学会, 日本医用画像工学会, 医用画像情報学会, 日本診療放射線技師会, 日本診療放射線学教育学会の会員

医用画像解析の未来を描くマルチモーダル時代の LLM 入門

学校法人原田学園 平原大助

はじめに

ここ数年、人工知能（AI）技術は目覚ましい進化を遂げ、医療分野に大きな変革をもたらしている。とりわけ大規模言語モデル（LLM）を中心とした生成AIの登場により、医用画像解析をはじめとする医療情報処理の手法は、根本的な変革期を迎えており、多くの研究・開発が進められています。

本稿においては、第81回日本放射線技術学会総会学術大会での講演内容に新たな知見を加え、より包括的な解説を試みるものである。なお、Transformerに関する詳細な技術解説については、本学会が会員向けに提供するe-Learning講座において詳述している。現地講演、本稿、そしてe-Learning講座という3つの媒体を相互に補完させることで、LLMの基礎から応用、さらには医用画像解析の将来展望まで、体系的な理解が得られるよう構成を工夫した。

ここで特に強調しておきたいのは、Google AI Studioなどの各種AIサービスを利用する際のセキュリティ対策である。無料サービスの利用は厳格に研究・教育目的に限定すべきであり、実患者の個人情報や機密データの取り扱いは厳禁である。臨床応用に際しては、有料APIもしくはローカルLLMの使用を原則とし、データの匿名化や暗号化など、万全のセキュリティ対策を講じる必要がある。

なお、本分野は日進月歩で発展を続けており、本稿の内容は執筆時点（2025年2月）のものであることを申し添える。

1. 深層学習の基礎と発展

AIの歴史と第4次AIブーム

人工知能の歴史は、統計学を基盤として着実な発展を遂げてきた。機械学習からニューラルネットワーク、そして深層学習へと進化する過程を経て、現在は第4次AIブームともいわれる生成AI時代を迎えており、この飛躍的な発展の背景には、ビッグデータの本格的な活用と、革新的なアーキテクチャであるTransformerの登場が大きく寄与している[1]。

深層学習の主要な手法

深層学習は、ニューラルネットワークの多層化によって、従来型のアプローチでは解決が困難とされ

てきた諸課題に新たな道筋を示した。代表的な手法として、汎用的な学習モデルである深層ニューラルネットワーク（DNN）、画像処理に優れた畳み込みニューラルネットワーク（CNN）、時系列データの解析に強みを持つ再帰型ニューラルネットワーク（RNN）が挙げられる。さらに、次元削減に特化したオートエンコーダー、画像生成を得意とする敵対的生成ネットワーク（GAN）、重要情報の選択的処理を可能にするアテンションメカニズムなど、目的に応じた様々な手法が確立されている。

これらの手法の特徴は、それぞれがデータの本質的な性質を「制約（帰納バイアス）」として巧みに取り入れている点にある。画像データにおける画素間の相関性、時系列データにおける過去情報の保持、注目すべき情報の選択的処理など、データの特性に即した制約を設けることで、効果的な学習を実現している。

2. 大規模言語モデルの仕組みと発展

近年のAIの目覚ましい発展

現代のAI技術は、かつてない進化を遂げている。特筆すべきは、ChatGPTに代表される大規模言語モデル（LLM）、Stable Diffusion 3.5などの画像生成AI、そしてOpenAI Soraによって実現された動画生成AIの目覚ましい発展である。これらの革新的なAIモデルの多くは、図1に示すTransformerと呼ばれる基本アーキテクチャを採用している。

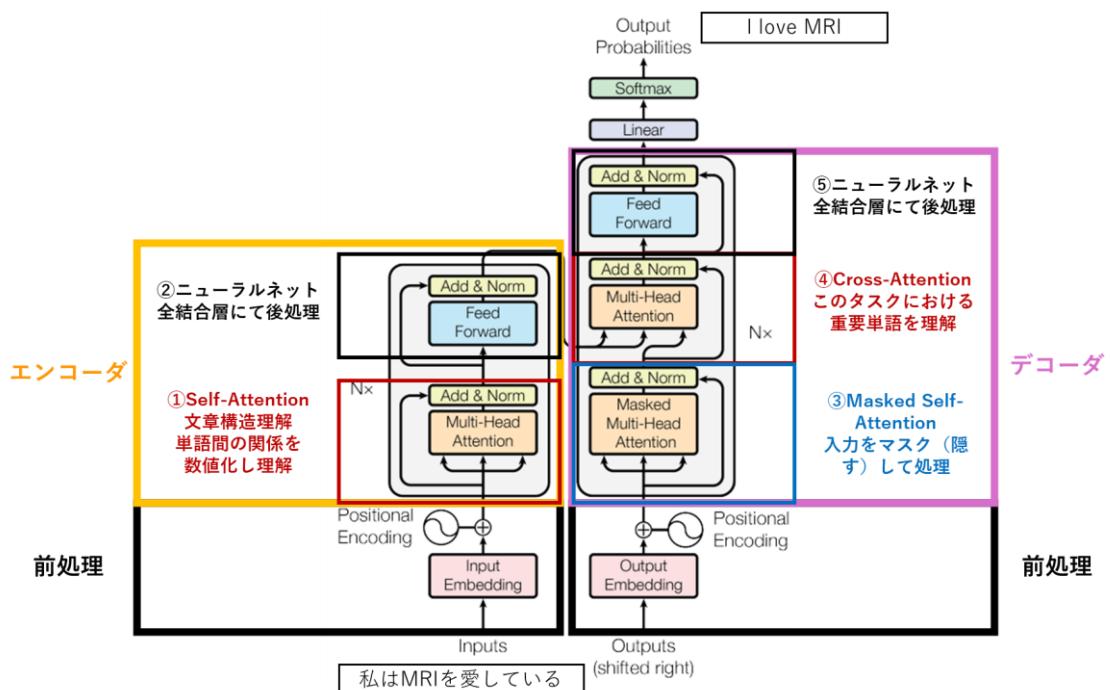


図1. Transformerの基本構造。Self-attention機構を中心としたエンコーダー・デコーダーの仕組みを示している。エンコーダーは入力データの特徴を抽出し、デコーダーがその特徴をもとに出力を生成

する (Ashish Vaswani et al., 2017 "Attention Is All You Need", NeurIPS2017 より引用、一部改変)。

Foundation Model (基盤モデル) の登場

大規模言語モデルの特筆すべき特徴は、図 2 が示すように、幅広い実用的課題において優れた性能を発揮する点にある。

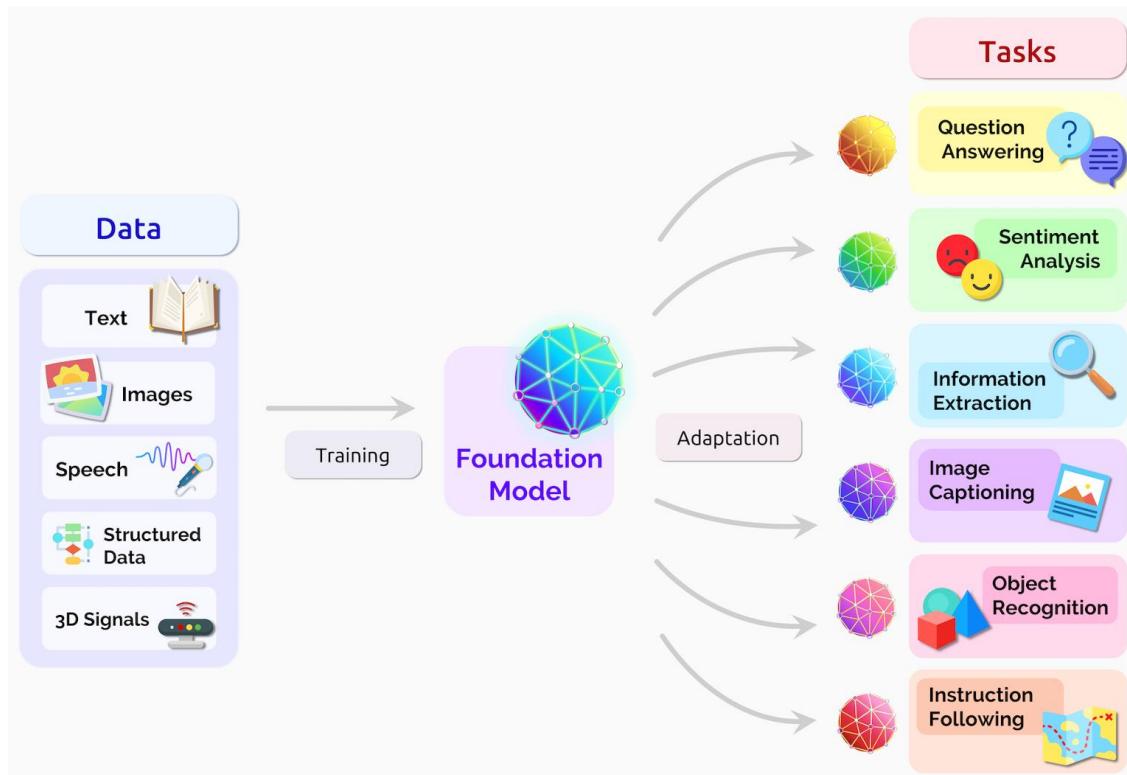


図 2. 基盤モデル (Foundation Model) の概念図。事前学習された大規模モデルが、様々な下流タスク（自然言語処理、画像認識など）に対して広範かつ柔軟に適用可能であることを示している (Bommasani et al., 2021 "On the Opportunities and Risks of Foundation Models" より引用)。

このような高い汎用性を持つモデルは「Foundation Model (基盤モデル)」と呼ばれ、新たな AI の基盤技術として注目を集めている[2]。例えば、GPT や BERT といった LLM は、追加の学習プロセスを経ることなく機械翻訳や文章要約を実現し、CLIP は画像の分類や検索を可能にした[3]。

2017 年に提案された Transformer は、当初は自然言語処理の分野で革新をもたらしたが、現在では画像認識、ロボット制御、動画生成など、多岐にわたる領域で応用されている。

Transformer の技術的進化

Transformer の技術発展は 2017 年に「Attention Is All You Need」論文で提案されたことに始まる [1]。この論文では機械翻訳タスクにおいて従来の RNN や CNN ベースのモデルを上回る性能を示した。その後、2020 年 5 月には OpenAI が GPT-3 を発表した[4]。このモデルは 1700 億パラメータという巨大な規模を持ち、事前学習の知識を活かして Fine-tuning なしでも様々なタスクをこなせる能力を示した。

同年 10 月には Google が ViT (Vision Transformer) を発表し[5]、Transformer アーキテクチャが自然言語処理だけでなく画像認識分野でも高い性能を発揮できることを実証した。2021 年には OpenAI が CLIP を発表し[3]、画像と言語の共通ベクトル表現を学習することで、テキストによる画像検索や画像分類などのタスクを可能にした。

2022 年 5 月には DeepMind が Gato を発表し[6]、画像、言語、ロボット行動を同時に扱う Generalist Agent としての可能性を示した。同年 12 月には Scalable Diffusion Models with Transformers (DiT) が発表され[7]、拡散モデルによる画像生成においても Transformer が高い性能を発揮することが示された。そして 2024 年には OpenAI が Sora を発表し、DiT をベースとした技術により高精細な動画生成を可能にした。

スケーリング則と創發現象

LLM の性能向上を支える重要な原理として「スケーリング則」がある。図 3 が示すように、計算資源とデータ量の増加が、モデルの性能向上に直結するという法則である。大手テクノロジー企業による積極的な投資により、LLM の性能は飛躍的な進化を遂げている[8]。

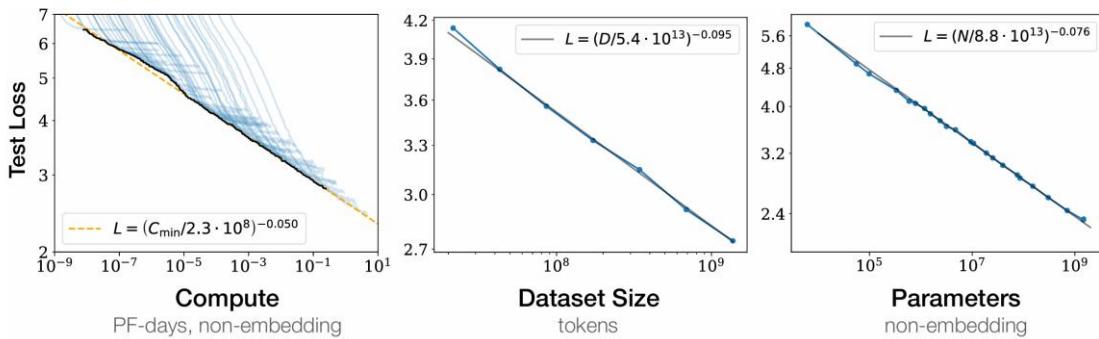


図 3. 言語モデルのスケーリング則。計算資源 (Compute)、データセットサイズ、モデルのパラメータ数が増加するにつれて、テストデータにおける損失 (Loss) が減少し、モデル性能が向上する傾向を示した図である (Kaplan et al., 2020 "Scaling Laws for Neural Language Models" より引用)。

さらに注目すべきは「創發現象」と呼ばれる特性である。図 4 に示すように、LLM は本来「次の単語の予測」という単純な機能を基本としているが、一定規模を超えると、予期せぬ高度な能力を獲得する。具体的には、算数の問題解決能力、発音記号の推定、文章の並べ替え、多言語での質疑応答、抽象

的概念の理解など、モデルの規模拡大に伴って突如として現れる能力である[9]。

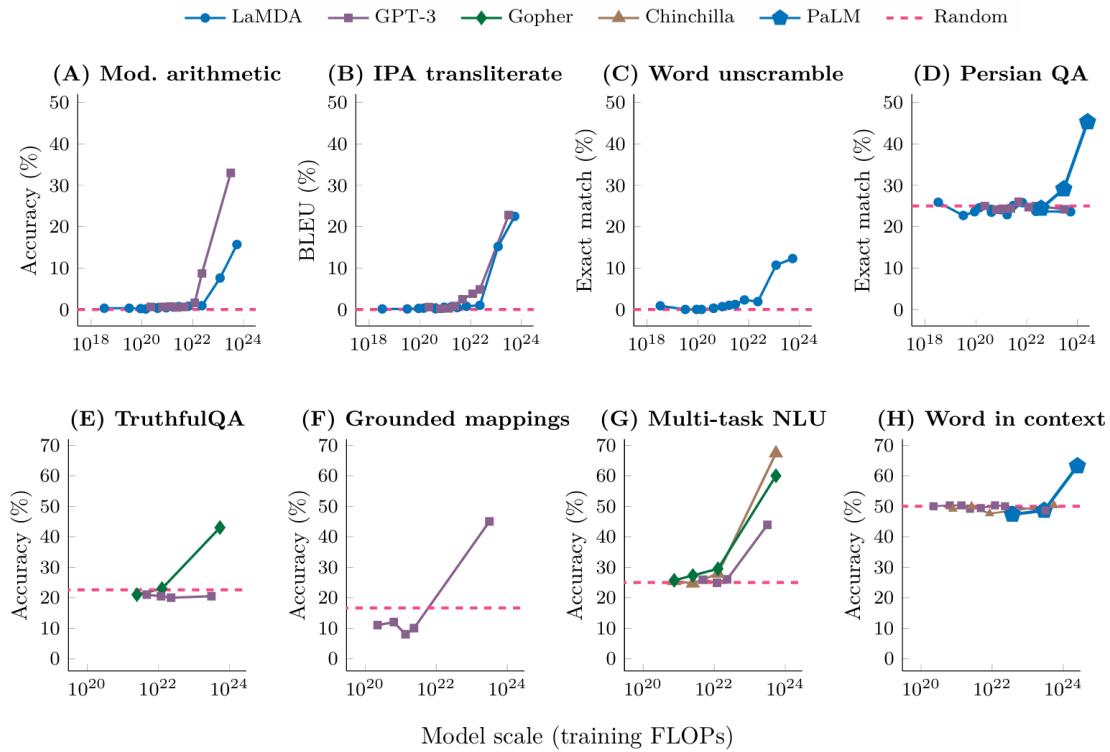


図4. 大規模言語モデル（LLM）の創発現象。モデルの規模（訓練FLOP数）が一定の閾値を超えると、単語予測以外の多様なタスク（算術、文脈理解、多言語対応など）において急激に性能が向上する現象を示している（Wei et al., 2022 “Emergent Abilities of Large Language Models”より引用）。

この創発現象により、LLMは学習データを超えた応用力を獲得する一方で、人間の誤った推論や知識の誇示に似た振る舞いを示すこともある。そのため、LLMを効果的に活用するには、その特性を理解した適切な指示、すなわち「プロンプト・リテラシー」が不可欠となっている。

データ品質重視の時代：データ・アウェアとデータ中心AI

大規模言語モデル（LLM）の急速な発展に伴い、学習に必要な高品質データの不足、いわゆる「データ枯渇問題」が深刻化している[10]。Villalobos らの研究によれば、現在の開発トレンドが継続した場合、2026年から2032年の間に、AIモデルの学習に必要なデータ量が、利用可能な公開テキストデータの総量に匹敵する規模に達すると予測されている[10]。この課題に対応するため、AI開発のアプローチにも新たな潮流が生まれている。

「データ・アウェア（Data-aware）」とは、AIがデータの特性や品質を認識し、それに応じて適切な処理を行う能力を指す。医用画像分野では、モダリティの違いや撮影条件の変化といった特性を理解し、最適な処理を実現することが可能となる[11]。

一方、「データ中心AI（Data-centric AI）」は、従来のモデルアーキテクチャ改良を重視する「モ

ル中心 (Model-centric)」アプローチとは異なり、データの品質向上に主眼を置く。具体的には、データの一貫性、ラベル付けの正確性、データセットの質的向上に焦点を当てている[12]。

Microsoft Research の「Textbooks Are All You Need II: phi-1.5」研究は、質の高い教科書データによる学習の有効性を実証した[13]。特にプログラミングコード生成においては、演習問題を含む教材データの活用により、従来の 1/10 のモデルサイズ、1/100 のデータ量でも、大規模モデルを凌駕する性能を達成できる可能性が示された。

2025 年 1 月に発表された DeepSeek R1 は、約 9 億円（600 万ドル）という比較的少額の投資で ChatGPT 級の性能を実現し、「より大きなモデル」ではなく「より賢い学習方法」の重要性を証明した。この成果は、半導体業界にも大きな影響を与え、2025 年 1 月 27 日には NVIDIA 社の時価総額が一日で約 80 兆円（6,000 億ドル）近く下落するという事態を引き起こした。

このように、現代の AI 開発は、単なる「データの量」から「データの質」を重視する新たな段階に移行している。データ・アウェアなシステムの構築と、データ中心 AI アプローチの実践が、今後の技術発展の鍵を握っている。この潮流において、医用画像に関する専門的知見を有する診療放射線技師の役割は、これまで以上に重要性を増すものと考えられる。

3. マルチモーダル LLM の基礎

マルチモーダル LLM とは

マルチモーダル LLM（大規模言語モデル）は、テキスト、画像、音声など、複数のモダリティ（情報形態）を統合的に処理できる先進的な AI システムである。従来のテキストベースの LLM と異なり、異種データを同時に理解・処理する能力を持つ。医療分野では、放射線画像と診断レポートの統合的な解析など、実践的な応用が進められている[14]。

マルチモーダル LLM の構造

マルチモーダル LLM の基本構造は、各モダリティ専用のエンコーダーと、それらの出力を統合する共通表現空間、そして最終的な出力を生成するデコーダーから構成される。例えば、画像とテキストを扱うマルチモーダル LLM では、画像エンコーダー（Vision Transformer 等）でビジュアル情報を処理し、テキストエンコーダー（Transformer 等）で言語情報を処理した後、それらを共通の表現空間で統合する[3]。

この統合された表現は、異なるモダリティ間の関係性を捉えることができ、例えば医用画像の特定の領域と診断レポートの特定の記述の関連性を理解できるようになる。これにより、画像のみ、またはテキストのみでは困難だった複雑なタスクの実行が可能となる[15]。

マルチモーダル LLM の学習方法

マルチモーダル LLM の学習には、主に以下の方法が用いられる。事前学習 (Pre-training) では、図 5 に示すように大量の画像-テキストペアデータを用いて、異なるモダリティ間の関係性を学習する。例えば、CLIP のような手法では、画像とそれに対応するキャプションの組み合わせから、画像とテキストの共通表現を学習する [3]。

1. Contrastive pre-training

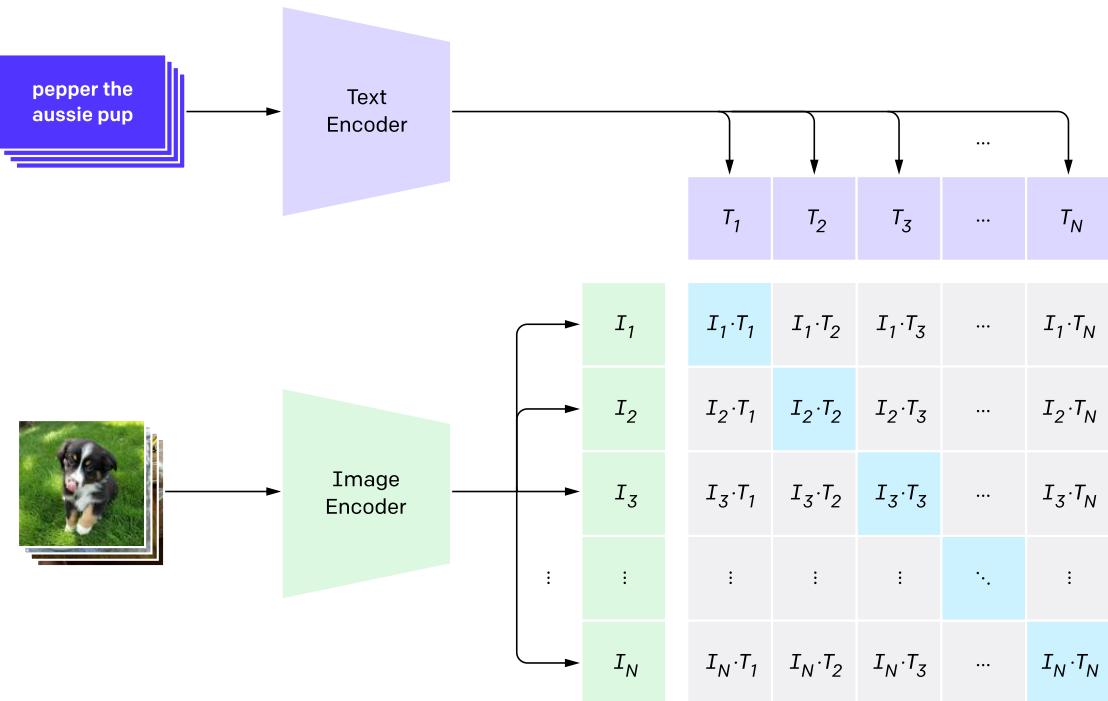


図 5. CLIP モデルの事前学習プロセス。 大量の画像とテキストのペアを用いて、画像データとテキストデータを共通の表現空間へマッピングすることで、画像分類や画像検索などのタスクを効率的に実行可能にする仕組みを示している（出典：OpenAI 公式ブログより引用）。

アライメント学習 (Alignment Learning) では、既存のビジョンモデルと LLM を接続し、両者の表現空間を調整 (アライメント) することで統合する。この方法では、プロジェクション層と呼ばれる追加の層を用いて、異なるモデルの出力を互換性のある形式に変換する。

教師あり微調整 (Supervised Fine-tuning) では、特定のタスク（例：医用画像診断支援）に適したデータセットを用いて、事前学習済みのマルチモーダル LLM を微調整する。この過程では、人間の専門家による注釈付きデータが重要な役割を果たす [13]。これらの学習方法により、マルチモーダル LLM は異なる種類の情報を統合的に理解し、複雑なタスクを実行できるようになる。特に医療分野では、画像データとテキストデータの両方を活用することで、より正確な診断支援や治療計画の立案が期待されている [2]。

4. プロンプト・リテラシー

プロンプトの本質と重要性

プロンプトは、ユーザーが AI システムに対して入力する指示や質問を指し、テキスト、画像、音声などの出力生成の基盤となる重要な要素である。生成されるコンテンツの品質は、このプロンプトの質に大きく依存するため、明確で具体的な指示の作成が不可欠となる。「生成 AI って何?」といったシンプルなプロンプトでも基本的な回答は得られるものの、AI が意図や文脈を十分に理解できないため、得られる回答の品質は限定的なものとなりやすい。これに対し、適切な文脈や具体的な指示を含むプロンプトを作成することで、より質の高い回答を引き出すことが可能となる。

プロンプトの基本要素

プロンプトの要素は「命令」「文脈」「入力データ」「出力タイプ/形式」の 4 つあり、これらを含めた具体的な指示を出すことで AI の回答の品質を高めることができる。

命令は AI に実行してほしい特定のタスクまたは命令であり、例えば「患者さんに分かりやすく説明する文章を生成して」などがある。文脈は AI のより良い応答に導くための外部情報や追加の文脈であり、例えば「対象者は前提知識のない患者さん」などがある。入力データは回答を求める入力データまたは質問であり、例えば「レントゲン撮影に使われる放射線、核医学で使われる放射線、放射線治療で使われる放射線について項目ごとに中学生にも理解できるように詳説」などがある。出力タイプ/形式は出力（回答）のタイプや形式であり、例えば「300 文字以内で回答してください」「文調はですます調で記載してください」などがある。

5. マルチモーダル LLM による医用画像解析

本章では、マルチモーダル LLM による医用画像解析の最新研究について詳述する。なお、紙面の制約により図表の掲載は割愛させていただくため、詳細な図表や実験結果に関心のある読者は、引用文献を直接ご参照いただきたい。

医用画像基盤モデルの発展

医用画像解析分野における基盤モデルの開発は、近年著しい進展を遂げている。特筆すべき成果として、1500 万以上の科学的画像-テキストペアを用いて事前学習された BiomedCLIP が挙げられる。このモデルは放射線画像、病理画像、顕微鏡画像など、幅広い医用画像に対応可能な汎用性を有しており、生物医学画像の理解と解析において優れた性能を示している[14]。また、乳房 X 線撮影に特化した Mammo-CLIP の開発により、マンモグラフィー画像の解析精度が向上し、限られたデータセットでも高い性能を発揮することが実証されている[15]。

脳画像解析の分野では、脳 MRI データに特化した革新的な基盤モデルが提案されている。このモデル

は脳の解剖学的構造や機能的特性に関する専門知識を組み込んだ事前学習方法を採用しており、脳腫瘍の検出から神経変性疾患の診断まで、幅広い臨床応用が期待されている[16]。さらに、前立腺がん検出を目的とした ProstNFound モデルは、超音波領域の専門知識と臨床コンテキストを効果的に統合し、従来手法を上回る検出精度を実現している[17]。

3D 医用画像解析の進展

3 次元医用画像分析の分野では、TriMedLM フレームワークが画期的な進展をもたらしている。このフレームワークは、MedTriVision データセットを活用し、画像-テキスト検索から解剖学的セグメンテーションまで、多岐にわたる機能を実現している[18]。これに続く M3D モデルの研究では、120K の画像-テキストペアと 662K の指示-応答ペアを含む大規模データセット M3D-Data が構築され、3D 医用画像解析の新たな地平を切り開いている[19]。

さらに、Med-2E3 モデルは 2D と 3D の特徴を効果的に統合し、放射線科医の診断プロセスを模倣した革新的なアプローチを実現している。特に Text-Guided Inter-Slice (TG-IS) スコアリングモジュールの導入により、2D 平面情報の効率的な統合が可能となっている[20]。

医用画像領域分割技術の革新

医用画像セグメンテーション分野では、Segment Anything Model (SAM) の医療応用が急速に進展している。Zhang らの包括的なレビューによれば、SAM は医用画像の特性に適応することで、様々なモダリティにおいて高いセグメンテーション性能を示している[21]。3D TransUNet は、Transformer ベースのアーキテクチャにより長距離依存関係のモデル化を実現し[22]、AutoProSAM は 3D 多臓器セグメンテーションのための自動プロンプト生成を可能にしている[23]。

さらに、M4oE モデルは専門家の混合アプローチを採用し、異なるモダリティに対して動的に適応可能なセグメンテーションシステムを実現している[24]。GPT-4V の医用画像分析能力に関する体系的な評価研究では、マルチモーダル LLM が従来の専用モデルに匹敵する性能を示すことが確認されている[25]。

画像診断支援の高度化

最新の研究動向として、91 万枚以上の医用画像と臨床情報を統合したデータセットを用いた学習により、診断支援システムの精度が飛躍的に向上している[26]。また、画像処理プログラムの作成においても、LLM の支援により、ノイズ除去アルゴリズムや ROC 曲線描画プログラムの実装が効率化されており、研究者や技術者の創造的な問題解決を支援している。

6. マルチモーダル LLM による業務効率化例

LLM は検査結果の自動入力と整理、報告書等の草案作成と校正、メールの下書き作成、多言語対応(同時通訳)、音声入力による文書作成など、様々な医療業務の効率化にも活用されている。これらの

活用により、医療従事者の業務負担が軽減され、患者ケアに集中できる時間が増加することが期待されている。

特に臨床文書の要約や整理においては、LLMが高い性能を示すことが報告されている[27]。例えば、長文の診療記録から重要な情報を抽出し、簡潔な要約を生成することで、医療従事者の情報収集の効率化が可能になる。

7. 結論：医用画像解析の未来と展望

マルチモーダル LLM の登場は医用画像解析に革新をもたらしている。画像とテキストの統合的処理により、対話的画像解析、複数モダリティの統合、経時的変化の自動検出、個別化医療支援などが実現しつつある[18, 20, 25]。これらの技術は診断精度向上と業務効率化に大きく貢献する可能性を秘めている。

しかし、医療現場への実装には重要な課題が存在する。データプライバシーとセキュリティの確保、AI の判断根拠の説明可能性、規制対応と臨床検証、そして医療従事者の教育が不可欠である。特に医用画像データの機密性に対応した匿名化・暗号化の徹底は最優先事項となる。

AI と医療従事者は競合ではなく補完関係にある。AI がパターン認識や定型業務を担当することで、医療従事者はより高度な判断や患者コミュニケーションに集中できるようになる。臨床的文脈理解や倫理的判断においては、人間の役割が引き続き不可欠である。

データ中心 AI 時代において、診療放射線技師の役割はさらに重要になる。高品質な医用画像データの生成、AI システムの性能評価、適切な撮影条件設定とメタデータ整備など、AI モデル学習に最適なデータを提供するための専門知識が求められる。

技術面では、高品質データを用いることで単純なスケーリング則に依存せず、少ないデータ量と小さなモデルでも高い精度を実現できることが示されている[13]。また、専門領域特化[16]、リアルタイム解析[19]の方向で進化が続いている。「より大きなモデル」ではなく「より賢い学習方法」が重視される傾向が顕著である。同時に、AI の医療応用には倫理的配慮も不可欠である。学習データの多様性確保による公平性担保、AI 判断に基づく医療行為の責任所在の明確化、患者の自律性と最終決定権の尊重が重要となる。

最終的に重要なのは技術そのものではなく、患者ケア向上のための活用法である。技術的性能とともに、プライバシー保護、データセキュリティ、倫理的配慮を徹底することが、安全で効果的な患者中心医療の実現につながる。マルチモーダル LLM を含む生成 AI 技術は医療の未来を形作る重要な要素であるが、それをどのように活用して患者ケアを向上させるかという視点が常に中心にあるべきである。

参考文献

1. Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention Is All You Need. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017;30.
2. Bommasani R, Hudson DA, Adeli E, et al. On the Opportunities and Risks of Foundation Models. Stanford University. 2021.
3. Radford A, Kim JW, Hallacy C, et al. Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision. *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning*. 2021;139:8748–8763.
4. Brown TB, Mann B, Ryder N, et al. Language Models are Few-Shot Learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2020;33:1877–1901.
5. Dosovitskiy A, Beyer L, Kolesnikov A, et al. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. *International Conference on Learning Representations*. 2021.
6. Reed S, Zolna K, Parisotto E, et al. A Generalist Agent. *arXiv preprint arXiv:2205.06175*. 2022.
7. Peebles W, Xie S. Scalable Diffusion Models with Transformers. *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2023; pp. 4195–4205.
8. Kaplan J, McCandlish S, Henighan T, et al. Scaling Laws for Neural Language Models. *arXiv preprint arXiv:2001.08361*. 2020.
9. Wei J, Tay Y, Bommasani R, et al. Emergent Abilities of Large Language Models. *Transactions on Machine Learning Research*. 2022.
10. Villalobos P, Ho A, Sevilla J, Besiroglu T, Heim L, Hobhahn M. Will we run out of data? II: Limits of LLM scaling based on human-generated data. *arXiv preprint arXiv:2405.19271*. 2024.
11. Sambasivan N, Kapania S, Highfill H, et al. "Everyone wants to do the model work, not the data work": Data Cascades in High-Stakes AI. *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 2021:1–15.
12. Ng A. A Data-centric Approach to AI. *Communications of the ACM*. 2022;65(12):86–94.
13. Gunasekar S, Zhang Y, Aneja J, et al. Textbooks Are All You Need II: phi-1.5 technical report. *arXiv preprint arXiv:2309.05463*. 2023.

14. Zhang S, Ding X, Zhao S, et al. BiomedCLIP: a multimodal biomedical foundation model pretrained from fifteen million scientific image-text pairs. arXiv preprint arXiv:2303.00915. 2023.
15. Ghosh S, Ding X, Zhao S, et al. Mammo-clip: A vision language foundation model to enhance data efficiency and robustness in mammography. In: International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland. 2024:632–642.
16. Karimi D. An Approach to Building Foundation Models for Brain Image Analysis. In: International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland. 2024:421–431.
17. Wilson PFR, Ding X, Zhao S, et al. ProstNFound: Integrating Foundation Models with Ultrasound Domain Knowledge and Clinical Context for Robust Prostate Cancer Detection. In: International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland. 2024:499–509.
18. Chen L, Han X, Lin S, Mai H, Ran H. TriMedLM: Advancing Three-Dimensional Medical Image Analysis with Multi-Modal LLM. 2024 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), Lisbon, Portugal. 2024:4505–4512.
19. Bai F, Du Y, Huang T, Meng MQ-H, Zhao B. M3D: Advancing 3D Medical Image Analysis with Multi-Modal Large Language Models. arXiv preprint arXiv:2404.00578. 2024.
20. Shi Y, Zhu X, Hu Y, Guo C, Li M, Wu J. Med-2E3: A 2D-Enhanced 3D Medical Multimodal Large Language Model. arXiv preprint arXiv:2411.12783. 2024.
21. Zhang Y, Shen Z, Jiao R. Segment anything model for medical image segmentation: Current applications and future directions. Computers in Biology and Medicine. 2024:108238.
22. Chen J, Mei J, Li X, Lu Y, et al. 3D TransUNet: Advancing Medical Image Segmentation through Vision Transformers. arXiv preprint arXiv:2310.07781. 2023.
23. Li C, Khanduri P, Qiang Y, Sultan RI, et al. AutoProSAM: Automated Prompting SAM for 3D Multi-Organ Segmentation. arXiv preprint arXiv:2308.14936. 2023.
24. Jiang Y, Shen Y. M4oE: A foundation model for medical multimodal image segmentation with mixture of experts. In: International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer Nature Switzerland. 2024:621–631.

25. Singhal K, Azizi S, Tu T, et al. Towards a Generalist Biomedical AI. *Nature Medicine*. 2023;29:2192–2208.
26. Wang X, Zhang Y, Chen L, et al. MedVisionLM: Integrating Medical Vision and Language for Enhanced Healthcare. *Journal of Biomedical Informatics*. 2024;150:104614.
27. Poon H, Quirk C, DeZiel C, et al. LLMs for Clinical Text Summarization: Evaluation Framework and Case Study. *Proceedings of the Conference on Health, Inference, and Learning*. 2023:234–245.

藤田医科大学 医療科学部 國友研究室の紹介

藤田医科大学 医療科学部 國友 博史

藤田医科大学医療科学部の紹介

藤田医科大学は、名古屋市の南に隣接する豊明市にあり、学校法人藤田学園として1964年に設立され、1968年に名古屋保健衛生大学として開学しました。診療放射線学科は全国で初の4年生大学として1987年に設置され、その後、2008年に現在の医療科学部 放射線学科として改編されました。医療系大学として建学の理念のもと、医療技術の進歩に対応した先進医療科学を共創できる「良き医療人」を養成する教育・研究を推進し、診療放射線技師の養成に取り組んでいます。

放射線学科は2020年に1学年90名の定員となり、現在369名の学生が在籍しています。学生は入学してすぐの6月頃から隣接する大学病院にて早期臨床体験を行い、自分の将来像とこれから学ぶことへの目標を明確にしてもらい大学での4年間を過ごします。一方、大学教員はユニット制をとっており、放射線学科という教員の組織はなく、医療科学部である放射線学科、臨床検査学科の教員が、研究推進ユニット、教育企画ユニット、臨床教育連携ユニットの3つのユニットに分かれて活動しています。私は「臨床教育連携ユニット」に所属し、藤田医科大学病院の放射線部と連携しながら、技師の皆さんと共に教育や研究の支援を行っています。

教員としての在籍期間はまだ3年目と短いですが、その間にも大学が積極的にさまざまな取り組みを進めていることを実感しています。その具体例として、本学が文部科学省より「橋渡し研究支援機関」に認定されたことが挙げられます。これは全国で12番目（私立大学では2番目、医療系大学としては初）の認定を受けたものであり、今後も他大学や地元企業と連携しながら、臨床研究の推進を通じて医療の発展を目指していきます。



写真1 藤田医科大学全景、後方は大学病院



写真2 放射線学科がある7号館

國友研究室の紹介

研究室としての活動は 2023 年に初めて 4 年生を 4 名担当し、試行錯誤しながら進めていきました。学生は就活や国試の勉強など非常に忙しくしており、卒業研究については、それらの進捗を確認しながら進めるように心がけていました。ゼミは研究の進捗に合わせて開催し、個別の進捗確認と指導を基本としました。今年度は 5 名が在籍し、共同で研究室を使用している浅田先生の学生との歓迎会や親睦会などを開き、忙しい中でも楽しいひと時を過ごせるようにしました。臨床連携をしていることもあり、当研究室は「臨床現場の課題や疑問を解決すること」と「FPD を用いた放射線機器の画質と被ばくの最適化」をテーマに進めています。臨床での日々の業務で感じた疑問などを技師さんに共有してもらい、その中から卒業研究のテーマを決定することもあります。具体例として、一般撮影室に導入された異なる方式の長尺撮影装置（slot 方式と one shot 方式）の画質特性や被ばく線量、幾何学的特性を評価し、患者の状態に応じた最適な使用方法や撮影条件の提案を行いました。また、散乱線補正処理の画質特性を評価し、低線量領域における画像処理の不確実性を明らかにしました。これらの臨床での課題に関する卒業研究で得られた成果は、放射線部に報告する機会を設け、学生教育だけでなく臨床へフィードバックすることも重視しています。さらに、今年度は 2 名の学生が卒業研究の成果を中部放射線医療技術学術大会（16thCCRT）に発表しました。発表に臨んだ学生は緊張していましたが、他の学生や実験を支援してくれた技師の皆さんのおかげで無事に発表を終え、貴重な経験を積ませることができました。また、昨年度末には新たに動態撮影装置が導入され、その研究を開始しました。この研究は放射線部の技師の皆さんとの共同研究として進めており、基本的な画質特性の評価、ファントムを用いた動態が能の解析精度の検証や解析アルゴリズムの検証を進めています。

最後に、当研究室では臨床に近いテーマの研究を行っているため、学部生の多くが病院への就職希望しており、「臨床現場で役立つ研究をしたい」との想いを持って研究室に来てくれます。その志は大変素晴らしいのですが、当研究室では大学院生の受け入れも可能です。他大学の学生や社会人の方で当研究室に興味をお持ちの方は、ぜひご連絡ください。



写真 3 2024 年 卒業研究発表後の記念撮影



写真 4 16th CCRT (岐阜県) で発表を終えた放射線部の技師さんと研究室のメンバーと記念撮影

『オモロイ』でつなぐ医用画像情報研究の明日： 医用画像情報学会 創立 60 周年 200 回記念大会を開催して

大会長 **市田 隆雄**
実行委員長 **高尾 由範**
大阪公立大学医学部附属病院 中央放射線部

1. はじめに

医用画像情報学会(MII: Medical Imaging and Information Sciences)は、放射線イメージ・インフォメーション研究会(1964 年に発足)を前身とした「世界に認められる生体の画像情報に関する権威ある学会」を目指す学術団体であり、小規模ながら今日まで活動をアクティブに継続してきた。その MII 学会にとって 2024 年度は、創立 60 周年と大会開催 200 回という 2 つの節目を同時に迎える記念すべき年であり、私たち 2 人は光栄にもそのタイミングで大会を開催する機会を与えられた。様々に思いを巡らせ大阪のシンボルである大阪城を目前に望む KKR ホテル大阪を舞台として選んだ。

私たちは大会を開催するにあたり 2 つのことを表現したいと考えた。ひとつ目は、学会の歴史、つまり医用画像情報の進歩を感じていただくということ、ふたつ目は、医用画像の研究・活用に関わる多くの皆さまの集う機会にすることである。この動機は、大会開催にあたり学会のあゆみを振り返る中で、長きに亘る活動継続の背景には多くの方々が、医用画像情報をテーマとする研究に「面白味」を心肝に感じ続けてきたという事実を認めたことによる。そこで、大阪らしい『オモロイ時間』を皆さんと創りあげることを学会執行部にお約束し、実行委員会を発足、大会開催に向けて取り組んだ。

本稿では、令和 6 年 10 月 5 日(土)の大会の様子を振り返りつつ、大会開催における私たちの思考や取り組みについてご紹介する。どうか肩の力を抜いて本稿を楽しんでいただきたい。

2. 医用画像の起源と画像情報への期待

唐突に歴史を振り返ることをお許しいただきたい。抄録集の大会長挨拶にも引用したように、医用画像の起源は言うまでもなくレントゲン博士(Wilhelm Conrad Rontgen, 1845–1923) によるエックス線の発見(1895 年)である。ドラマチックな言い回しをするならば、「それまで開く兆しもなく固く閉ざされていた医用画像情報研究の扉が開いた瞬間」である。このニュースは世界を駆け巡り、可視光線を通さない紙や木を透過する一方で、人の骨や鉛に対して不透過である特徴も知られるようになる。勿論、エックス線が医学に積極的に用いられるのに長い時間は不要であり、早期から X 線写真は骨折や弾丸など体内異物の診断に利用されている。実際に医用 X 線装置の本邦への導入が 1897 年であることを知れば、どれほど医療が画像情報を待ち望んでいたかを感じとることができるはずである。そして、その発見後の 130 年という時間の中で進化を繰り返し、医用画像情報の世界は見違えるほどの多様化し、同時に多くの情報を備えるようになっている¹⁾。

エックス線の発見に始まった医用画像に関する研究は、高精度な画像を取得することに注力する時代、

それを正確に解析することに注力する時代、臨床でのさらなる活用に注力する時代などを経て、現在は、そこに人工知能(AI: Artificial Intelligence)という医用画像を修飾する術を加えるに至ったとの所感である。今も、昔も、これからも、画像情報は医用で活かされ続け、常に大きな期待がされるであろう。そして、そのような期待に応えるのが医用画像の研究であると考えている。

3. 大会プログラムについて

前項を背景としつつ、60周年、200回を迎えるにあたってのプログラムを検討し、特別講演、特別企画シンポジウム、一般演題といったプログラムに加え、共催セミナーとして、2つのランチョンセミナー、技術紹介セミナーを企画した。また、実行委員会企画として関西画像研究会と関西地区CR研究会に特別合同企画を開催いただき、様々な角度から、また様々な方々に医用画像に関する研究の「面白味」を感じていただきたいと考えた。各講演・発表の詳細は、大会抄録集²⁾、学会雑誌^{3,4)}にてご確認を頂きたい(図1)。



図1 大会抄録集の表紙と裏表紙

抄録集は記念誌として整備し、表紙、裏表紙には画像生成AIで作成した大阪城をあしらった。時期による変化を楽しんでいただくために、表紙は2023年11月、裏表紙は2024年9月に作成した。

3.1. 特別講演

清田純先生(理化学研究所)に「生成AI時代の医用画像」とのタイトルでご講演をいただいた。ChatGPTの登場以来、AI技術は大規模言語モデルを中心とした生成AIによる第4世代に突入している。大規模言語モデル登場以降の世界および日本での第4世代AIの開発状況を概観し、今後の医用画像の領域と第4世代AIの関係についての話題提供をいただいた。

3.2. 特別企画シンポジウム

「医用画像情報研究の 10 年後を見る・語る：70 周年に向けて」とのテーマでシンポジウムを開催した。診断・治療・イメージングの観点でシンポジストを選出し、またディスカッションでは特別講演をご担当いただいた清田先生を加え、現在、そして将来について語り合った。情報化社会の進歩は極めて速く、イヌの 1 年がヒトの 7 年に相当することになぞられ、ドッグイヤー (Dog Year) と呼ばれる現行である。そのような変化の中での我々の進むべきひとつの方向性を示すことができたと考えている。

3.3. 一般演題発表

38 演題の応募をいただき、口述発表 4 セッション (16 演題)、ポスター発表 22 演題 (2 セッション) を企画した。MII 学会の一般演題発表の特徴は他学術団体に比して長めの発表時間であり、より詳細な議論がされることである。今回は、口述発表：15 分 (発表：10 分、質疑：5 分)、ポスター発表：セッションあたり 1 時間 + ティザーセッションとした。ティザーセッションは開会式に引き続き実施することにより、開会式の熱気がインフルエンスしたとの印象である。ポスター発表の場合、参加者が能動的にポスター会場に足を運ばなければ発表内容の詳細を知ることができない。そのため大会の冒頭でティザーセッションを実施することで、参加者のポスター発表に対する興味を刺激することを狙った。その意図は成功して一般演題は口述・ポスターの発表形式に関わらず熱気に包まれ、場外 (セッション外) を含めて多くの意見が交換されている様子を目にすることができた。私たちの印象深い思い出のひとつになっている。

3.4. ランチョンセミナー

2 つの会場でランチョンセミナーを開催した。これまでの MII 学会では無縁であったと思われる放射線治療、CT 用造影剤のインジェクションシステムを話題にすることとした。放射線治療では医用画像を用いることで高精度治療の精度が検証されており、インジェクションシステムは正確な注入で適切な造影効果を導き、それを医用画像に反映させることが重要である。一見では異分野と考えられがちであろうが、臨床では医用画像の研究の種の宝庫であることに気付いていただく狙いがあった。

ひとつ目は「OXRAY による医用画像情報を駆使した革新的放射線治療への展望、(株) 日立ハイテク」であり、最新の O リング型画像誘導放射線治療システムについて京都大学の中村光宏先生にご講演いただいた。放射線治療の担当者以外に向けてお話しすることはほとんどないということであったが、非常にわかりやすくイメージガイドセラピーにおける課題をご教示いただいた。

ふたつ目は「マルチペーシェント用 CT インジェクションシステム Centargo の使用経験と造影 CT 検査の今後の展望、バイエル薬品(株)」であり、こちらは CT 用の造影剤注入器の話題提供であった。長きに亘りシリンジ製剤を使用してきた本邦の体制が少しずつ変化しようとしている様子を神戸大学医学部附属病院の香川清澄先生にご講演いただき、使用感、導入の利点など多くの情報を共有いただいた。

放射線治療での医用画像の必要性に加え、放射線治療の精度管理がどれほどの繊細さで成されているかがご理解いただけたことと思う。また、CT においても適切な造影効果を導くことの重要性が肌に伝わったことと思う。AI を用いての発展性、物理特性を指標にして放射線治療の精度保障に利用することや、CT 画像の高分解能を立証する物理特性の位置付けに、研究視点を見出せる可能性を垣間見たのでないだろうか。

3.5. 技術紹介セミナー

最先端の技術提供をしている企業の一押し技術を集約して紹介する場として技術紹介セミナーを企画した。様々な画像技術がテンポよく紹介される様子は非常に心地よく、改めて医療における画像情報の扱いを感じる時間となった。

- ① 広範囲/ 高速/ 高分解能を実現する新生 ADCT Aquilion ONE / INSIGHT Edition:キヤノンメディカルシステムズ(株)
- ② 富士フイルムの医療 AI 技術「REiLI」最前線医用画像における病変検出機能のご紹介:富士フイルムメディカル(株)
- ③ ディープラーニング技術を用いた胸部領域読影支援 AI プログラムの実用例:バイエル薬品(株)
- ④ 島津製作所が挑む! PET 装置のイメージングトランスフォーメーション:(株)島津製作所
- ⑤ FFR-CT が拓く新たな心臓検査-数値流体力学による虚血診断-:ハートフロー・ジャパン(同)
- ⑥ AI と自動化技術で進化した新世代デュアルソース CT SOMATOM Pro.Pulse の実力:シーメンスヘルスケア(株)
- ⑦ Deep learning がもたらす MRI 画像の革新! Redefining MRI with Deep Resolve:シーメンスヘルスケア(株)

3.6. 実行委員会企画

関西を代表する 2 つの研究会(関西地区 CR 研究会, 関西画像研究会)のコラボレーション企画として「医用画像情報のトレンドを読み解く:押さえておきたい基本の画像処理と動態撮影の解析」のテーマでシンポジウムを実施した。参加者には、基本のモダリティである一般撮影に関する技術の進歩と臨床における画像研究の素晴らしさを肌に感じていただけたはずである。

4. さまざまなコラボレーションが育む可能性

今回の大会は、日本放射線技術学会近畿支部、関西の 6 府県の診療放射線技師会(兵庫県放射線技師会、大阪府診療放射線技師会、京都府診療放射線技師会、滋賀県診療放射線技師会、奈良県診療放射線技師会、和歌山県診療放射線技師会)、さらに実行委員会企画を担っていただいた関西画像研究会と関西地区 CR 研究会の後援、そして 34 社の企業のご支援により開催することができた。

会場に集った方々の視座は、画像情報を取り扱うという意味では同じ方向を向いているが、それぞれの立場での画像情報との付き合い方は大いに異なる。従前から MII に関係が深い皆さま、放射線技術学会・診療放射線技師会・近畿地域に根付く研究会の皆さまの関係は、近くで遠い、そんなイメージであろうか…。そういった人々が、今回大会の開催を切っ掛けに一堂に会し、意見交換できる機会は大切であり、学際的な学びに近い効能があったと感じている。実際、会場には多種多様の「わ(輪、和)」があり、実行委員会には『オモロイ』を持ち帰ったとのいくつもの声が届いている。多くの皆さまの心を育む時間となつていれば幸甚との想いである(図 2,3)。

5. 終わりに

この度、MII 学会の活動として「創立 60 周年 200 回記念大会」の様子を紹介させていただいた。引き続き

MII学会、日本放射線技術学会画像部会の各々が「オモロイ」を探求しつつ、何かの機会ではコラボレーションすることを願いたい。



図2 祝賀会の参加者の皆さまと共に
前日に開催した祝賀会での1枚



図3 大会の様子
会場は多くの「オモロイ」で溢れた

【参考文献】

- 1) 放射線研究の幕開け～レントゲンによるX線の発見～. 首相官邸ホームページ (https://www.kantei.go.jp/saigai/senmonka_g51.html)
- 2) 医用画像情報学会 令和6年度創立60周年200回記念大会抄録集 (<https://www.mii-sciences.jp/editor/upload/admina51df0c3efee039d38623cac6b08d216/files/proceeding.pdf>)
- 3) 医用画像情報学会雑誌. 特集号 第1部 創立60周年への想い, 41卷4号, 2024
- 4) 医用画像情報学会雑誌. 特集号 第2部 第2部 大会ダイジェスト, 42卷, 1号, 2025

RSNA2024 参加報告

広島国際大学 保健医療学部 診療放射線学科 太田雪乃

5年かかったシカゴ

2024年12月1日～5日に開催された RSNA2024 に参加しましたので、ご報告申し上げます。RSNA には大学院生の頃から何度も演題を提出して不採択を受けており、今回初めて採択通知を受け取ったときは信じられず、何度もメールを見直しました。とても嬉しかったです。RSNA はもちろん、海外での発表は初めての経験で、わからないことが多い、また英語の不安もありました。今回の RSNA の演題登録締切日が May 1 だったのですが、これを Mar 1 と読み間違え、共同演者の先生方には大変なご迷惑をお掛け致しました。これはもはや英語力以前の問題かと思いますが、とにもかくにも、英語が苦手でも、研究スキルが未熟でも、挑戦し続けることが大事だなと思いました。

シカゴは日中でも氷点下を下回ることがあり、夜間も大変冷え込みました。ミシガン湖からの冷たい風が高い建物を吹き抜けてくるため、体感温度は実際の気温よりも寒く感じ、また大変乾燥します。身体が気温と時差に慣れるのに 2 日ほど必要でした。観光施設やホテルが集中しているダウンタウン内はバスや地下鉄が充実しています。徒歩でも小一時間ほどあれば大体のところに行くことができます。RSNA の会場があるマコーミックプレイスはダウンタウンから南に約 6 キロほどです。ありがたいことに、主要な各ホテルから無料シャトルバスが約 15 分毎に運行していました。

広がる視野と学び

会場に到着すると、会場規模の広さと人の多さに圧倒されました。色々な国の、これだけ多くの人たちが医用画像に関わっているのかと感銘を受けました。至る所に休憩スペースがあり、活発な議論が交わされていました。私が発表した Scientific digital poster の会場はラーニングセンターでした。センターにあるたくさんのモニタはもちろん発表にも使用しますが、それ以外の時間は演題登録された発表スライドを自由に閲覧することができます。座長は設定されておらず、時間になつたら自分の事前登録しておいたスライドを表示して勝手に始めるというスタイルでした。

私の発表は「Development of Deep Learning Model for Detecting Low Bone Mineral Density in the Femoral Neck and Lumbar Vertebrae using Chest Radiographs」というタイトルで、胸部 X 線画像から早期の骨量低下を検出するものです。すでに多くの報告があるトピックですが、提案したモデルは、腰椎と大腿骨骨頭頸部の骨量低下を別々に検出するものです。これらの結果と特性を比較検証しました。初日の午前だったので聴衆は少なく、前後の発表者と意見交換しながら落ち着いて行うことができました。質問者との距離が近いので、研究内容だけではなく、研究の背景、研究環境、発表者のキャリアについての質問も多くありました。心配していた英語ですが、思っていたよりも聞き取ることができ、拙いながらも意見を伝えることができました。週 1 でお世話になっているオンライン英会話レッスンのおか

げです。ただ、後になってから、あれも言いたかった、ああ言えばよかった、など反省がたくさんあり、より的確に自分の考えを伝えられるよう、事前に想定される質問への回答や、伝えたいポイントを整理しておく必要があると感じました。

聴講した発表では、研究のテーマ設定、手法と解析法、考察のレベルの高さはもちろん、洗練されたスライド、思わず聞き入ってしまうプレゼン力、白熱したディスカッション、どれも驚くことばかりで、自分の常識がアップデートするような感覚でした。特に興味深かったのが、研究背景の違いです。もちろん各国共通することの方が多いですが、研究の切り口が経済面であったり、モダリティ数の限界であったり、受診から治療までのプロセスであったりと、それぞれの国が抱えている医療上の課題を反映していることがありました。これは国際学会ならではの気づきであり、今後の研究活動において国際的な視点を意識したテーマ設定や考察を行う重要性を再確認しました。

鏡の豆と未知への探求

クラウドゲート (Cloud Gate) はダウンタウンのミレニアムパークにある、全体が鏡で覆われた豆型の不思議なオブジェです。まず、クラウドゲートを初めて目にしたとき、視線は自然とその上部に引き寄せられました。そこには、どこまでも広がる空が映し出されていたからです。鏡の曲面に映る空は、ただの反射ではなく、まるで現実と別の次元を繋ぐ空のゲートのように見え、その幻想的な風景は、周囲の高層ビル群が立ち並ぶ街中において際立った存在感を放っていました。しかし、このオブジェが生み出す美しさは空だけに留まりません。クラウドゲートの下に足を踏み入れると、自分自身や周囲の人々が普段は見えない角度や視点で複雑に歪んで映り、「見る」ということについて考えさせられました。そこには、視覚が捉えるものだけではなく、見えないもの、見えにくいものへの意識が潜んでいるように感じます。この感覚は、肉眼では見えない身体の情報を X 線や CT, MRI といった技術を用いて「見る」ことができる医用画像を扱う仕事とどこか通じるものがあるのではないでしょうか。見えないものへの探求心や好奇心をくすぐる鏡の豆は、医療や科学の分野にも共通する「未知を可視化する力」を象徴しているのかもしれません。

最後になりますが、ご助力を賜りました共同演者のみなさま、お心遣いを頂きました職場のみなさま、英語のご指導を賜りました中村直紀先生、RSNA についてたくさんの情報を頂きました先生方・先輩方に感謝申し上げます。



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。

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

The Japanese Society of Radiological Technology's Scientific Divisions
Image Sciences Division

画像部会

研究情報サイト

■ 医用画像データベースの紹介

■ Chest

日本放射線技術学会 標準ディジタル画像データベース[肺部腫瘍診断]

■ SCR database: Segmentation in Chest Radiographs

■ Breast

■ Digital Database for Screening Mammography

■ ROC USERS GROUP

研究情報サイト

重要なお知らせ

図1 画像部会 HP の「研究情報サイト」

研究情報サイト

■ 医用画像データベースの紹介

■ Chest

日本放射線技術学会 標準ディジタル画像データベース[肺部腫瘍診断]

■ SCR database: Segmentation in Chest Radiographs

■ Breast

Digital Database for Screening Mammography

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 に関する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 NCBI 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。

2024 年度 画像部会事業報告

1) 第 95 回画像部会の開催(第 80 回総会学術大会時)

開催日:2024 年 4 月 12 日(金)17 時 00 分~19 時 00 分 会 場:パシフィコ横浜(横浜市)F201+202 室

(1) 教育講演 司会 鈴鹿医療科学大学 東出 了
「Radiomics のためのエンジニアリング～モデルの評価にまつわる話題～」

東北大学病院 高屋 英知

(2) 第 95 回画像部会

「ピクセルから予後へ:臨床診断における Radiomics の革命」

司会 小倉記念病院 佐保 辰典・原田学園 平原 大助

① 臨床現場から見る個別化医療を見据えた医用画像の底力:Radiomics !

山口大学大学院 椎木 健裕

② がんの特徴を穴から見通す -トポロジー穴解析-

九州大学大学院 有村 秀孝

③ 放射線診断医からみた Radiomics 研究

聖マリアンナ医科大学 原口 貴史

④ 放射線治療医からみた Radiomics の有用性と今後の展望

広島大学 今野 伸樹

2) JSRT撮影部会, 画像部会, JART 骨関節撮影分科会合同企画の開催(第 52 回秋季学術大会時)

開催日:2024 年 10 月 31 日(木)16 時 10 分~18 時 00 分 会 場:沖縄コンベンションセンター(那覇市)第 1 会場(劇場)

「X 線撮影の標準化を考える」

司会 りんくう総合医療センター 中前 光弘・滋慶医療科学大学大学院 安藤 英次

① 股関節 X 線撮影の現状について

昭和大学病院 菊原 喜高

② 肩関節 X 線撮影の現状について

下田メディカルセンター 鈴木 義曜

③ 撮影システムについて

北里大学病院 関 将志

④ デジタルラジオグラフィシステムにおける画質と撮影線量の理解 鈴鹿医療科学大学 東出 了

3) JART 消化管画像分科会, JSRT 画像部会合同企画の開催(第 52 回秋季学術大会時)

開催日:2024 年 11 月 1 日(金)15 時 10 分～17 時 00 分 会 場:沖縄コンベンションセンター(那覇市) 第 2 会場(B1)

「透視検査における画質とノイズ低減技術の変遷～画像ノイズの理解と抑制～」

司会 鈴鹿医療科学大学 東出 了・東葛病院 安藤 健一

① ノイズに関わる因子と低コントラスト検出能への影響 大阪大学大学院 山崎 明日美

② 消化管 X 線検査における重要な低コントラスト所見 東葛病院 安藤 健一

③ ノイズを低減する画像処理技術と画質評価 東北大学病院 小野寺 崇

④ 時間軸を対象としたノイズ低減技術と画質評価 東海大学医学部付属八王子病院 青木 聰

⑤ 透視検査における AI 技術を用いたノイズコントロール 小倉記念病院 佐保 辰典

4) ROC セミナーの開催

第 14 回 ROC セミナー (教育委員会共催)

開催日:2024 年 5 月 8, 15, 22, 29 日, 6 月 5(水)の5日間

会 場:Cisco Webex によるオンライン (50 分単位で 5 回開催) 受講生人数:60 名

5) DR(デジタルラジオグラフィ)セミナーの開催

第 25 回 DR セミナー (教育委員会, 九州支部共催)

開催日:2024 年 8 月 24 日(土) 9:00 ~ 18:00, 25 日(日) 9:00 ~ 13:00

会 場:久留米大学病院 (福岡県久留米市) 受講生人数:27 名

6) 医用画像処理プログラミングセミナーの開催

45 回医用画像処理プログラミングセミナー (教育委員会共催)

2024 年 9 月 8 日(日) 10:00 ~ 15:00

会 場:Cisco Webex によるオンライン・小倉記念病院(本部) 受講生人数:50 名

7) 臨床画像評価セミナーの開催

第 11 回臨床画像評価セミナー(教育委員会, 東京支部共催)

日時:2024 年 12 月 22 日(日)

会場:国立がん研究センター中央病院(東京都築地)

受講生人数:27 名

8) 部会誌(画像通信)の発行

Vol.47 No.1(通巻 92 号)(2024 年 4 月), Vol.48 No.2(通巻 93 号)(2024 年 10 月)

9) 部会委員会の開催

第 1 回委員会 2024 年 4 月 12 日 横浜

第 2 回委員会 2024 年 6 月 10 日 WEB

第 3 回委員会 2024 年 10 月 1 日 WEB

第 4 回委員会 2025 年 1 月 10 日 WEB

2025 年度 画像部会事業計画

1) 第 96 回画像部会の開催(第 81 回総会学術大会時)

開催日:2025 年 4 月 11 日(金) 会場:パシフィコ横浜(F201+202 室)

(1) 教育講演

司会 鈴鹿医療科学大学 東出 了

「DR システムの非線形画像処理を評価するためのキーポイント」 昭和大学病院 後藤 光範

(2) 画像部会

「DR システムにおける非線形画像処理の画質評価について考える」

司会:岐阜医療科学大学 篠原 範充, 小倉記念病院 佐保 辰典

① 「DR における最新画像処理とデータ」

聖マリアンナ医科大学病院 田沼 隆夫

② 「DR システムにおける非線形画像処理評価の問題点」

東海大学医学部付属八王子病院 由地 良太郎

③ 「Task transfer function (TTF) 評価における解析方法と課題」 鈴鹿医療科学大学 東出 了

④ 「胸部 X 線画像における非線形画像処理の評価」

東北大学病院 小野寺 崇

2) 第 97 回画像部会の開催(第 53 回秋季学術大会時)

開催日:2025 年 10 月 17 日(金)～10 月 19 日(日) 会場:札幌コンベンションセンター(札幌市)

(1) 教育講演

司会 鈴鹿医療科学大学 東出 了

「放射線技師の業務を支援する AI 研究(仮)」

名城大学 寺本 篤司

(2) 画像部会

「放射線診療業務を支える AI 研究(仮)」

司会 神戸常盤大学 山崎 明日美, 小倉記念病院 佐保 辰典

① 「X 線撮影部位推定と最適撮影条件の検討(仮)」

日本文理大学 衛藤 路弘

② 「胸部 X 線撮影の再撮影の自動判定の研究(仮)」

信州大学医学部付属病院 松原 尚輝

③ 「頭頸部造影 CT 撮影のための画像生成 AI 研究(仮)」

市立四日市病院 倉谷 洋佑

④ 「放射線治療 × AI の研究(仮)」

九州大学医学部附属病院 廣瀬 貴章

3) ROC セミナーの開催(教育委員会共催)

第 15 回 ROC セミナー(オンライン)

開催日時:2025 年 9 月 9, 23, 30 日, 10 月 7, 14 日の5 日間で開催

会 場:オンライン実施(50 分単位で 5 回の開催を予定)

4) DR(デジタルラジオグラフィ)セミナーの開催(教育委員会, 関東支部共催)

第 26 回 DR セミナー

開催日時: 2025 年 8 月 9 日(土), 10 日(日)

会 場:中央医療技術専門学校(東京都葛飾区)

5) 医用画像処理プログラミングセミナーの開催(教育委員会共催)

第 46 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:2025 年未定

会 場:オンライン実施 セミナー本部:小倉記念病院

6) 臨床画像評価セミナーの開催(教育委員会, 中部支部共催)

第 12 回臨床画像評価セミナー

開催日時:2025 年 12 月 21 日(日)

会 場:名古屋市立大学病院

7) 部会誌(画像通信)の発行

Vol.48 No.1(通巻 94 号)(2025 年 4 月), Vol.49 No.2(通巻 95 号)(2025 年 10 月)

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

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んに入会し、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、会員の皆さんのが画像研究の新しい風を感じたり、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

2022年より専門部会の入会については、正会員・シニア会員は1つ目の年会費は無料ですが、2つ目以降は各1,000円が別途必要です。学生会員は会費免除で全ての部会に自動的に登録されます。

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。

編集後記

編集担当として、今回が最後の編集後記となりました。そこで、「画像通信」の歴史を少し詳しく見てみました。

「画像通信」の歴史は昭和 53 年（1978 年）に始まりました。私の生まれる前のことですが、調べてみると、成田空港の開港や日中平和友好条約の締結、米中国交正常化合意といった歴史的出来事が重なり、世界が大きく変動した年だったようです。

「画像通信」の歴史は、画像分科会会长・内田勝先生によって幕を開け、X 線写真の MTF、粒状性、ROC 曲線、X 線フィルムの特性といった基礎研究から、デジタル特性曲線の測定（1988 年、通巻 20 号）、CRT の特性や客観評価、DQE、NEQ へと、時代の最先端を捉えながら発展を遂げました。1989 年（通巻 23 号）ではコンピュータ支援診断が取り上げられ、1994 年（通巻 33 号）以降はアナログからデジタルへの転換、CAD、そして 2018 年（通巻 80 号）からは深層学習へと、テーマは常に最先端を追求しています。

それぞれの時代を映し出す「画像通信」の歴史は、放射線科学が時代の変化に柔軟に対応し、常に最前線を走り続けてきたことの確かな足跡です。

過去から学び、現在を生き、未来を創造する。放射線科学に携わる一人ひとりが、先人たちが築き上げてきた知識と技術を深く理解し、倫理観を養い、そして何よりも、患者さんのために貢献したいという熱意を持つ、そういう想いが「画像通信」に込められているのではないかでしょうか。

微力ながら、この歴史ある「画像通信」の編集に携わって大変貴重な経験となりました。これまでお世話になった皆様、そして読者の皆様に心より感謝申し上げます。

今後も「画像通信」が、放射線科学の発展と共に、新たな歴史を刻み続けることを願います。

（YM 記）

画像通信 Vol.48 No.1(通巻'94)

発行日 2025 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鎌屋町 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 東出 了
