

「放射線診療・研究におけるAI」

近年、技術の進歩とともに、AI(人工知能)が多くの領域で注目されています。特に医療の分野でのAIの活用は、その可能性と効果を大いに発揮しています。本特集では、医療、特に放射線診断と放射線治療におけるAIの現状、課題、及び将来について詳しく探ります。

まず、AI研究の第一人者である松原仁先生に、AIの発展の歴史と医療・医学との関わりについて概説していただきました。この文章を基礎知識として、各論について書かれた文章を読んでいただければと思います。

放射線診断においては、AIは放射線画像の解析を高精度で行い、微細な変化や異常を検出する能力を持っています。これにより、診断の精度が向上し、初期の病変を見逃すリスクが低減することが期待されています。

一方、放射線治療の分野では、AIが患者の放射線照射計画を最適化する役割を果たしています。具体的には、患者の体の形状や腫瘍の位置に合わせて、最適な照射角度や線量を考えて提案することが可能となっています。これにより、健康な組織への被曝を最小限に抑えつつ、腫瘍を効果的に治療することが可能となります。

しかし、これらの分野でのAIの導入には課題も存在します。データの取り扱いやプライバシーの問題、治療や診断のガイドラインの整備など、技術的な側面だけでなく、倫理的な側面も含めた議論が必要です。

本特集を通して、放射線診断と放射線治療の専門家、さらには一般の方々にも、この分野におけるAIの現状と将来についての理解を深めていただきたいと思います。技術の進歩は止まらないものですが、その技術をどのように臨床現場に取り入れていくかは、私たち一人一人の意識と判断にかかっています。本特集をぜひお読みください。

大阪府済生会中津病院 放射線治療科 福田晴行

機械学習の一つであるディープ・ラーニングの登場によってAIの技術は劇的に進歩した。放射線診療・研究にかかわる画像認識と生成AIについて述べる。

●東京大学次世代知能科学研究センター教授 松原 仁

1. ディープ・ラーニング

ディープ・ラーニング(深層学習)は機械学習手法の一つである。人間の脳は多くの神経細胞とその間を結ぶ多くの線で構成されているので、人間のような知能をコンピュータに持たせることを目指すAI(人工知能)にとって、人間の脳を真似してコンピュータ内に多くの節点とその間を結ぶ線を実現することでシミュレートしようとするという発想はごく自然なものであった。1950年代にはパーセプトロンというその発想の最初のシステムが提案された。注目は集めたのだが、コンピュータの性能の限界のために入力層と出力層の2層だけのネットワークに留まり、能力は非常に限定されていた(専門的には線形分離可能な問題しか扱えなかった)。その後1980年代になってニューラル・ネットワー

クが提案された。ニューラル・ネットワークはパーセプトロンを入力層、中間層、出力層という3層に拡張したもので、学習には誤差逆伝播法(エラー・バック・プロパゲーション法)というアルゴリズムが用いられた。パーセプトロンより能力は高くなったものの、人間と比較するとまだ低いレベルに留まっていた。2000年代に入って中間層を2層以上(全体で4層以上)にしたディープ・ラーニング(深層学習)がその複雑なネットワークを制御するアルゴリズムとともに提案された。

2. ディープ・ラーニングと画像認識

ディープ・ラーニングはまず画像認識の性能の高さで注目された。畳み込みニューラル・ネットワーク(CNN=Convolutional Neural Network=)とい

う画像認識に特化したディープ・ラーニングの（人間の視覚を参考にした）アルゴリズムが開発され、人の顔の認識などの画像認識で人間を凌駕する性能を発揮した。これがディープ・ラーニングが注目されるきっかけとなった。

画像認識の技術は医療の検査においても優れた能力を示している。アメリカのベンチャー会社が肺のレントゲン写真とその正解信号（正常だったのか悪性腫瘍だったのか、悪性腫瘍であればステージのいくつだったのかなどの結果）のペアを数万枚以上ディープ・ラーニングで学習させた結果、肺の悪性腫瘍の判断が人間の検査技師よりもAIの方が上回ったことがニュースに大きく取り上げられた。その後大腸のAIによる内視鏡検査が実用化されるようになり、他の部位でもAIによる画像検査の研究開発が盛んに進められている。

検査の結果どうすべきかの判断は依然として人間の医者に委ねられているものの、画像検査だけに限って言えばAIは実用レベルにあると言える。

3. ディープ・ラーニングと生成AI

ディープ・ラーニングの技術が進歩して、認識するだけでなくAIが画像や文章を生成できるようになったのが生成AIである。2022年7月に文章（プロンプトと呼ばれる）を入力するとその文章に対応した画像が生成されるMidjourneyというプログラムが発表されて世界的に大きな話題になった。出力が画像なので画像生成AIと呼ばれる。その後Stable Diffusionというプログラムも発表されてこれらの2つが画像生成AIの代表格であるが、他の画像生成AIも続々と発表されている。画像生成AIの技術はDiffusion model（拡散モデル）と言われるディープ・ラーニングのアルゴリズムが中心になっている。

2022年11月に文章（これもプロンプトと呼ばれる）を入力するとその文章に対応した文章が生成されるchatGPTが発表された（無料で使えるようになっている）。それまでもチャットを書くAIは存在していたが、chatGPTは出力する文章の質と量でそれまでのものよりはるかに優れていた。瞬く間に世界中でchatGPTが使われるようになった。chatGPTのGPTはGenerative（生成）Pretrained（事前学習）Transformerの略で、Transformerが2017年に提案された自然言語処理用のディープ・ラーニングのアルゴリズムである。その後2023年になってchatGPTの改良版であるGPT-4が発表された（こちらは有料である）。

ChatGPTはインターネット上に在る新聞記事や個人のブログなどの公開されている文章を集めている。コンピュータが内容をチェックせずに集めまくっているため、内容も表現も玉石混合で間違っているものもたくさんある。そうして（もともと45TBだったのを圧縮して）TB570GBという膨大な情報を集めたそうである。

chatGPTはアメリカのOpenAIという会社が開発したものである（英語の文章が多いということである）。そのデータをTransformerで学習して超巨大なネットワークを組み上げた。そのパラメータ数は1750億個という数に上っている。

生成AIには、ときどき間違いを言う、情報漏洩の恐れがある、根拠がわからないことがある、著作権を脅かす恐れがあるなどの問題点があるものの、これらの問題点に対してはルール作りなどを含めて対策がなされつつある。

4. 生成AIと医療

ChatGPT（正確にはその拡張版であるGPT-4）の能力としては、米国と日本で医師国家試験の合格ラインに達している。生成AIは医師国家試験には合格するものの、空間認識能力が劣っているという指摘がなされている。これは生成AIの知識はインターネット上にある言葉に限定されていて、実際に見たり聞いたり触ったりして得た知識がないのが理由と思われる。医学の知識はあっても手術のサポートはこのままではむずかしいであろう。しかし医療の診療・研究にとって生成AIは非常に有効な道具になりえる。生成AIは医師国家試験に合格する知識を有しているため、医療に関する知識の確認に気軽に使える。生成AIと対話を重ねる（「壁打ちを繰り返す」という表現をすることも）ことによって、一人だけでも問題点を整理できるのは生成AIの大きな利点である。最終的判断は引き続き人間が担うとして、判断に必要な情報の収集と分析は生成AIによって大いに助けられることが期待できる。

5. おわりに

医療においても生成AIは今後大きな影響をもたらすと思われる。医療では世界中でたくさんの論文が出ているが、それを英語ですべて読みこなすのは無理である。生成AIで短い日本語に要約して斜め読みすることなどはすでに医療関係者が始めている。外国人の患者とのコミュニケーションにおいても翻訳が得意な生成AIは便利な道具となる。多くの医療関係者が苦手と感じているであろう大量の書類作成においても生成AIは大いに助けになると期待できる。患者が医療について知りたいと思ったときにとりあえず生成AIに聞いてみることにすれば医療関係者の負担軽減につながる可能性がある。

もはや生成AIがなかった時代に戻るという選択肢はないので、新しくできた生成AIという道具を、ルールを整備しながら共に生きる道を進むことになる。

基盤モデルにより到来するメディカル AI の新潮流

●国立がん研究センター研究所・医療 AI 研究開発分野・研究員 理化学研究所・革新知能統合研究センター・がん探索医療研究チーム・客員研究員 小林 和馬

●国立がん研究センター研究所・医療 AI 研究開発分野・分野長 理化学研究所・革新知能統合研究センター・がん探索医療研究チーム・チームリーダー 浜本 隆二

1. 第三次 AI ブームから第四次 AI ブームへ

人工知能 (AI: Artificial intelligence) 技術の登場によって、病院に蓄積される診療データを貴重なデータ資源として活用し、臨床意思決定支援や院内安全対策、診療スループットの向上といった、様々な臨床の課題解決を目指した研究開発競争が世界的に激化している。

その人工知能技術の代名詞となるのが、深層学習である。従来、浅いニューラルネットワークによって任意の写像を近似できる万能近似能力が知られていたが、深いニューラルネットワークを学習することは技術的に難しかった。しかしながら、様々な技術的ブレークスルーの後、2012年の画像認識に関する国際コンペティションにおいて、ジェフリー・ヒントン教授が率いるトロント大学のグループが提案した深層ニューラルネットワークが2位以下に大差をつけて優勝したことで、その高い性能が象徴的に示された^[1]。従来の機械学習と比較して、深層学習では人手による特徴量の設計を経ずに、タスクに応じて最適な特徴をデータから獲得できる点が画期的であった。すなわち、その汎用的な特徴抽出の能力によって、深層学習は今日に至る AI ブームを牽引してきたと言える。

人工知能の研究の歴史は、大きな期待の高まりや技術的進展が得られるブームの時代と、幻滅期としての冬の時代が交互に繰り返されてきた。しかしながら、深層学習の登場によって始まったいわゆる第三次 AI ブームは、ChatGPTによって印象付けられる基盤モデルの登場によって、冬の時代を迎えることなく第四次のブームに入ったと言われる。

基盤モデルとは、膨大でマルチモーダルなデータから学習される巨大なニューラルネットワークを指す。一般的に、膨大なデータに対して教示情報(アノテーション)を用意することはスケーラブルでない。そこで、基盤モデルの学習では、データにもともと内在している固有のパターンをアルゴリズム自らが発見できることを目指した自己教師あり学習というアプローチが採用されることが多い。驚くべきことに、膨大でマルチモーダルなデータによって学習された基盤モデルは、様々な個別のタスクに対して、ごく僅かな追加の工数(Few-shot learning)か、あるいは追加の工数を全く要することなく(Zero-shot learning)適応できるという高い汎用性を示す。こうした性質は、例えば、ChatGPT に対話的に要求することで、要約生成、翻訳、質問応

答などの、従来は個別のタスクとして取り組まれていた幅広い能力が実現されていることから体験できる。すなわち、従来の AI が特徴 (Feature) を創発したのに対して、基盤モデルは機能 (Functionality) を創発できる^[2]。汎用性の高い一つの基盤モデルを構築し、それを様々な個別の課題に適応させていくというアプローチは医療分野においても有望であり、研究開発のみならず、医療機器審査などにも変革を及ぼすと予想されている^[3]。

2. 医用画像解析における基盤モデル

基盤モデルによるパラダイム・シフトは、放射線腫瘍分野も密接に関連する医用画像解析においても到来しつつある。有名な事例として、Meta AI 社から公開された Segment Anything Model (SAM) が挙げられる。これは1000万枚以上の画像及びそれに付属したマスク情報からなる世界最大規模のデータセットによって学習された基盤モデルである。名前の通り、学習用データセットにはほとんど含まれていない新規のオブジェクトであっても、「なんでも」セグメンテーションできると謳われる高い汎用性が示されている。SAM はコンピュータ・ビジョンの研究開発コミュニティに大きなインパクトを与えるに留まらず、その医用画像応用についても様々な研究グループからの報告が相次いでいる。驚くべきことに、SAM のセグメンテーション性能は医用画像に対しても僅かな工数で転移可能であり、一つのモデルによって、画像モダリティ、疾患、臓器などのドメインを超えて、多様な医学的エンティティを高い精度でセグメンテーションできることが報告されている^[4]。

こうした基盤モデルのパラダイムにおいては、スケーラブルなデータ収集基盤、豊富な計算資源、自己教師あり学習のアルゴリズムの開発能力などが研究開発上の優位性になると考えられる。筆者らの最新の研究でも、医用画像における解剖学的構造を自己教師あり学習によりセグメンテーションすることを可能にする新規のアルゴリズムを提案し、メディカル AI 分野の国際学会である MICCAI 2023 にてオーラル演題として採択された^[5]。今後、大規模な医用画像データセットを用いて、本アルゴリズムを応用した基盤モデルの構築に取り組む予定である。

3. ますます加速する人工知能技術の研究開発を支えるための基盤整備

人工知能技術の進歩発展はますます加速してきている。そのような中であって、個別の研究課題のみならず、本邦におけるメディカルAIの研究開発基盤や、その土台となるべき診療データの二次利用に関する法的・倫理的・社会的課題に関する整理や提言に貢献することも、研究者としての重要な責務であると筆者らは認識している。実際に、病院を含む社会のインフラの多くは線形的な思考の上で設計されてきた一方で、人工知能を始めとする技術革新は日々加速し続けており、そのギャップを埋めるためのスケーラブルな施策が求められている。

こうした視点から、筆者らはメディカルAIの研究開発基盤としてのAI開発支援プラットフォームを富士フィルム株式会社と共同研究開発した(図1)。これは現在、SYNAPSE Creative Spaceとして製品化されている。また、厚生労働科学研究費補助金「保健医療分野におけるデジタルデータのAI研究開発等への利活用に係る倫理的・法的・社会的課題の抽出及び対応策の提言のための研究」において、医療における「デジタルデータのAI研究開発等への利活用に係るガイドライン」案の検討を行っている。本ガイドライン案では、診療で得られた患者の医療情報を、本人の同意

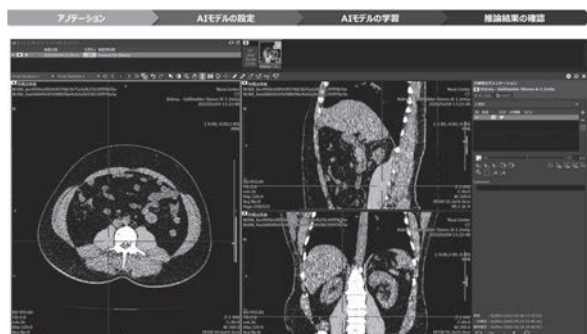
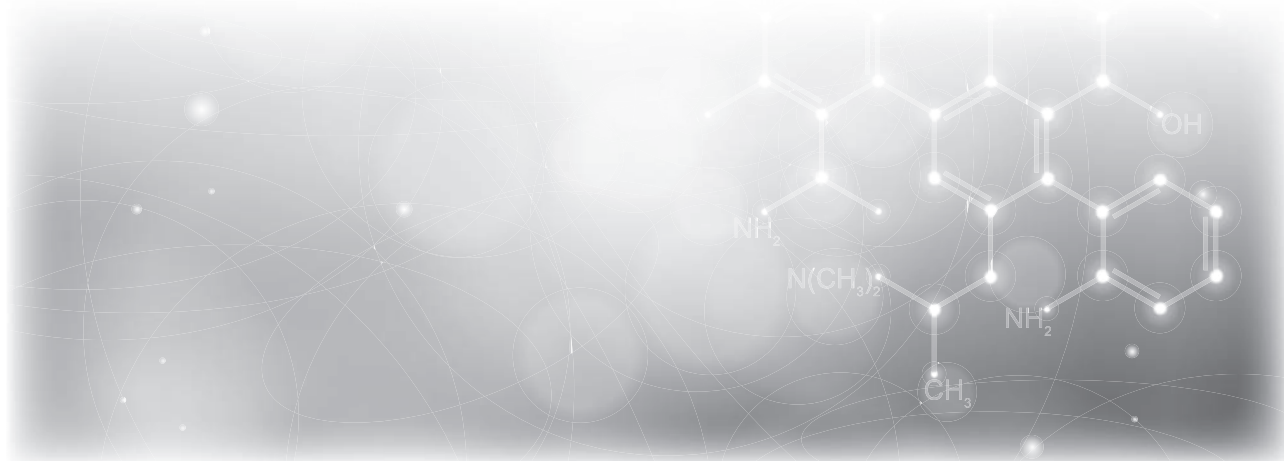


図1:富士フィルム株式会社と共同研究開発したAI開発支援プラットフォーム。メディカルAIの研究開発における様々な工程(アノテーション、AIモデルの設定・学習、推論結果の確認)を包括的にサポートし、プログラミングなどの工学的知識を必要とせずに、誰もが研究開発に取り組むことが出来る。

以外の法的根拠に基づいて、製品開発を含む目的で二次利用するための倫理的・法的・社会的な枠組みの整理と、その前提となるべき技術的な保護措置(具体的には、医療情報の特性を考慮した仮名加工情報の作成方法)の提言を目指している。2024年初旬に本ガイドライン案のパブリック・コメントを予定しており、是非とも放射線腫瘍分野の先生方からのご支援をお願いしたく、これを本稿の結びとさせて頂く。

参考文献

- [1] Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*.
- [2] Bommasani, R., Hudson, D. A., Adeli, E., et al. (2022). On the Opportunities and Risks of Foundation Models. *arXiv:2108.07258*.
- [3] Moor, M., Banerjee, O., Abad, Z. S. H., et al. (2023). Foundation models for generalist medical artificial intelligence. *Nature*, 616 (7956), 259–265.
- [4] Mazurowski, M. A., Dong, H., et al. (2023). Segment anything model for medical image analysis: An experimental study. *Medical Image Analysis*, 89, 102918.
- [5] Kobayashi, K., Gu, L., Hataya, R., et al. (2023). Towards AI-Driven Radiology Education: A Self-supervised Segmentation-Based Framework for High-Precision Medical Image Editing. *Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention – MICCAI 2023*.



人工知能の放射線診断分野における現状

●大阪公立大学大学院医学研究科 放射線診断学・IVR学 植田 大樹

はじめに

近年、人工知能（AI）は医療分野においてその存在感を増している。特に放射線診断分野においては、AIの応用が急速に進展しており、多くの臨床現場での利用が始まっている⁽¹⁾。放射線画像の解析は、その膨大なデータ量と高度な専門知識を要するため、AIの高い計算能力と学習能力が大いに役立っている。

放射線診断医は、日々多くの画像を診断する中で、微細な異常を見逃すリスクが常に存在する。しかし、AIの導入により、そのリスクを大幅に低減することが期待されている。特に、深層学習という技術を用いたAIは、人間の目では捉えにくい複雑な関係や微細な変化に対しても高い検出力を持つ。

本稿では、放射線診断分野におけるAIの現状について述べる。具体的には、胸部レントゲン写真からの肺癌検出とMRAからの脳動脈瘤の検出という二つの筆者らの応用事例を中心に、AIの実際の性能や臨床での利用の効果について考察する⁽²⁻⁴⁾。

胸部レントゲン写真からの肺癌検出

胸部レントゲンは基本的な診断ツールである一方で、三次元の胸部CTとは異なり二次元であり、胸部レントゲン写真の解釈は、微細な結節や異常を見逃さないようにするために専門知識と経験を要する。

近年、深層学習を基盤としたAI技術の進化により、胸部レントゲン写真からの結節検出の精度が大幅に向上している。特に、肺癌の早期発見において、

AIの支援が有効であることが示されている。肺癌は、早期に発見されると治療の成功率が高まるが、進行が進むと予後が悪化するため、早期発見が極めて重要である。

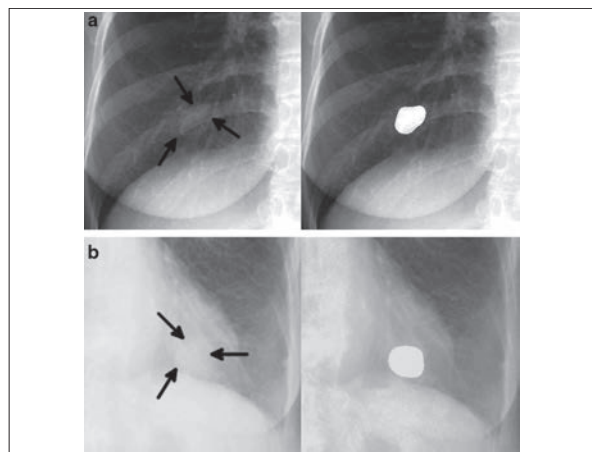
我々は、胸部レントゲン写真を用いて肺の結節を検出するための深層学習のAIを開発し、その性能を評価した⁽³⁾。訓練データセットには629枚のレントゲン写真が含まれ、その中には652の肺癌が存在した。このAIは、テストデータセットにおいて73%の感度で肺癌を検出することができ、偽陽性の個数は1枚の胸部レントゲン写真あたり平均0.13個であった。特に、肺の頂部や肺門、胸壁、心臓、横隔膜下などの盲点となる部位に存在する肺癌の検出においても、AIは結節を検出できた(図1)。

また、AIを使用して、一般内科医師と放射線科医が胸部レントゲン写真から肺癌の結節を検出する性能の向上を調査した⁽⁴⁾。結果として、AIの補助により、全医師の結節検出能力が向上し、特に一般内科医師にとっては効果が大きく、初回の評価で見逃していた部位を指摘することができた(図2)。これらの結果から、我々のAIは医療機器承認を取得し、臨床で用いられている。

MRAからの脳動脈瘤の検出

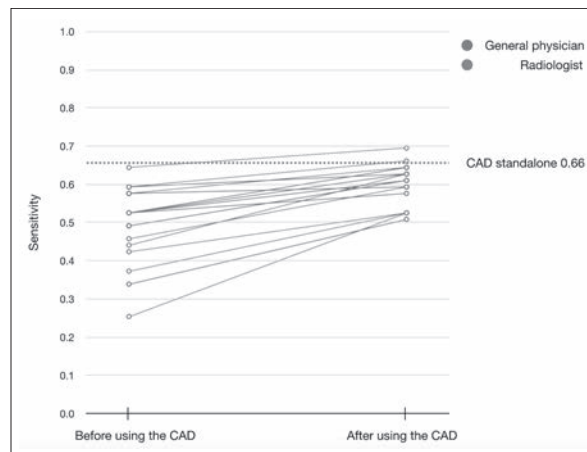
脳動脈瘤が破れると、くも膜下出血の原因となり、重篤な状態や死に至ることもある。そのため、脳動脈瘤の早期発見は重要である。MRA検査は、脳の血

図1: 胸部レントゲン写真でAIが検出した肺癌(3)



- (a): 右下肺野の肺癌。医師には肋骨や脈管、乳頭との区別が難しかった症例。
(b): 左下肺野の肺癌。医師には心陰影とのオーバーラップで難しかった症例。

図2: AIの使用前後での医師の肺癌検出感度の比較(4)



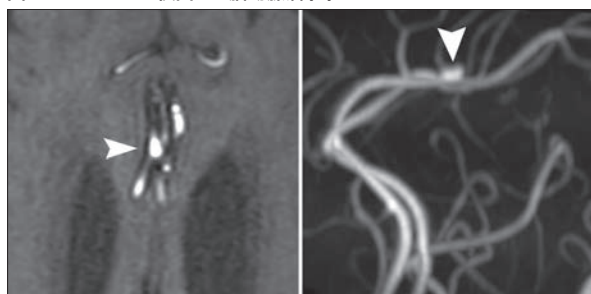
Before using CAD: AI使用前の感度。After using CAD: AI使用後の感度。
ピンクが放射線診断専門医、ブルーが一般内科医を示す。

管の構造を非侵襲的に視覚化するための重要な診断ツールであり、脳動脈瘤の検出に一般的に使用されている。しかし、MRA画像は枚数も多く解釈は繊細であり、脳動脈瘤を見逃すリスクが存在する。この問題を解決するため、深層学習を基盤としたAI技術は有効である。

我々は、MRA画像から脳動脈瘤を検出するための深層学習のAIを開発し、その性能を評価した⁽²⁾。訓練データセットには、683件のMRA検査から得られた748個の動脈瘤が含まれていた。このAIは、テストデータセットで91-93%の感度で動脈瘤を検出することができた(図3)。さらに、AIを用いることで、放射線医師単独による報告と比較して、4.8-13%の動脈瘤検出率が向上した。

これらの結果から、MRA画像からの脳動脈瘤の検出において、深層学習のAIは有用であることが示され、医療機器承認を取得し、臨床で用いられている。AIの支援により、放射線診断医の診断精度が向上し、患者の治療結果や予後の改善に寄与することが期待される。

図3: MRAでAIが検出した脳動脈瘤(2)



前大脳動脈の遠位部の動脈瘤で、医師には検出が難しかった症例。

AIの放射線診断分野における将来の展望

放射線診断分野におけるAIの進化は、これまでの数年間で目覚ましいものがある。その結果、診断の精度向上、効率化のエビデンスも蓄積されつつある。しかし、この技術の可能性はまだ十分には探求されていない。以下に、放射線診断分野におけるAIの将来の展望について述べる。

1. 単独でのAI使用：AIの進化により、放射線画像の解析が高速化され、より正確になることが期待される。特に、放射線科医師の補助なしに、AI単独での診断が可能となる場面が出現するだろう。
2. 自動化されるフォローアップ：AIは、患者の放射線画像の変化を追跡し、異常が検出された場合に自動的にアラートを出すシステムの構築が期待される。これにより、早期の異常検出や継続的な患者のモニタリングが自動で行えるようになる。
3. 教育とトレーニング：AIは、放射線科医師の教育ツールとしての役割も果たす可能性がある。特に、難解なケースや稀な症例について、AIを用いたシ

ミュレーションを通じて学ぶことができる。これにより、教育の質が向上し、新しい技術や知識の習得が容易になる。

4. 倫理問題への配慮：AIの進化とともに、診断の誤りやデータのプライバシーに関する倫理的な問題も浮上してくる。これらの問題に対処するためのガイドラインや規制の整備が必要となる。AIの透明性や説明可能性を高める研究も、この分野の重要な課題として位置づけられる⁽⁵⁾。

まとめ

放射線診断分野におけるAIの進化は、診断の精度や効率の向上、教育の質の拡充、そして倫理的な課題への新たな取り組みをもたらしている。特に、AIの単独使用や自動フォローアップ、教育ツールとしての利用は、放射線診断の現場での実用性を大きく高める要因となるだろう。一方で、技術の進化に伴う倫理的な問題への適切な対応は、今後の課題として残されている。このような背景のもと、放射線診断分野におけるAIのさらなる発展とその適切な利用方法の模索が、今後の医療全体の質向上に向けた重要なステップとなることは間違いない。

文献

1. Ueda D, Shimazaki A, Miki Y. Technical and clinical overview of deep learning in radiology. Jpn J Radiol. 2019;37(1):15-33.
2. Ueda D, Yamamoto A, Nishimori M, et al. Deep Learning for MR Angiography: Automated Detection of Cerebral Aneurysms. Radiology. 2019;290(1):187-194.
3. Shimazaki A, Ueda D, Choppin A, et al. Deep learning-based algorithm for lung cancer detection on chest radiographs using the segmentation method. Sci Rep. 2022;12(1):727.
4. Ueda D, Yamamoto A, Shimazaki A, et al. Artificial intelligence-supported lung cancer detection by multi-institutional readers with multi-vendor chest radiographs: a retrospective clinical validation study. BMC Cancer. 2021;21(1):1120.
5. Ueda D, Kakinuma T, Fujita S, et al. Fairness of artificial intelligence in healthcare: review and recommendations. Jpn J Radiol. 2023; doi: 10.1007/s11604-023-01474-3.

放射線治療 AI の現状と課題

●東北大学病院放射線治療科 角谷 倫之

はじめに

放射線治療の多くのプロセスは医用画像を用いるため、人工知能 (Artificial Intelligence, AI) との相性が良く、現在、様々な放射線治療プロセスでAIの活用が積極的に研究され、一部機能については既に臨床利用されている。主な用途として、1.自動輪郭抽出、2.医用画像のAI応用再構成、3.異なるモダリティ画像への画像変換 (MR画像→CT画像など) 4.自動計画、5.品質保証 (QA)、6.治療方針決定のサポート (予後予測や副作用予測、RadiomicsやDosiomicsと呼ばれる手法) などがある。本執筆では、この中で既に積極的に臨床利用されている2つの使用方法 (“自動輪郭抽出”、“自動計画”) について現状と課題を報告する。

自動輪郭抽出

従来は計画者が手動で輪郭抽出していたが、近年では輪郭のばらつきの低減や時間短縮が可能ということで自動輪郭抽出が使用されはじめている。2022年に実施された放射線治療業務に関する調査結果からもIMRT症例のコンツリーングには平均で84分かかると報告され、自動輪郭抽出によってこの業務時間を少しでも削減するような取り組みが様々な施設で行われ始めている^[1]。これまでの自動輪郭抽出は主にしきい値による手法、非剛体レジストレーション (DIR) を用いたアトラスベースによる手法、統計学的モデルによる手法が広く利用されてきた^[2]。しかし、どの症例でも精度よく自動輪郭抽出ができるわけではなく、特にコントラストが低い場合や変形が著しい場合などでは適切な自動輪郭抽出ができない可能性がある^[3]。そこでさらなる高精度な自動輪郭抽出として深層学習 (deep learning, DL) による手法が注目されている^[4]。この腫瘍やリスク臓器の自動輪郭抽出は放射線治療に特化した活用例ではなく、放射線診断分野など他の分野においても積極的に開発や研究が行われている。医用画像 (CTやMRIなど) と輪郭のペアデータを学習させ、医用画像を入力するとその医用画像に合った輪郭が生成される^[5, 6]。

具体的な使用法は、医用画像をそのシステムに入力するだけで指定した臓器輪郭が自動的に生成される。胸部領域において商用システムであるDLCExpert (Mirada社) を評価した報告では、従来のアトラスベースの自動輪郭抽出よりDLによる自動輪郭抽出は、肺、脊髄、食道で高い抽出精度を示した^[7]。図1にその

一例を示す。アトラスベースによる輪郭 (青線) に比べDLによる輪郭 (黄線) が、手動輪郭 (赤線) に近いことが分かる。

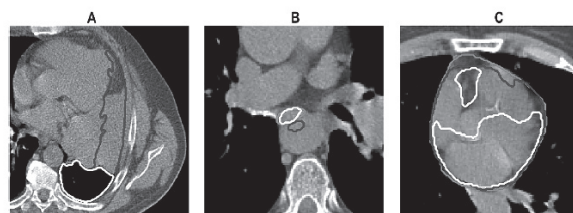


図1 DLによる自動輪郭抽出の一例。赤線:手動輪郭、青線:アトラスベース自動輪郭抽出、黄線:DLベース自動輪郭抽出^[7]

当院では、2023年4月からSyngo-via RT image suite (シーメンス社) による自動輪郭抽出をルーチンで取り入れて、正確な時間短縮効果は計測していないがコンツール時間は間違いなく短縮され有効性を感じている (自動輪郭抽出は1分ほどで可能)。国内の商用システムとしては、SYNAPSE Radiotherapy (富士フイルム) など利用可能である。DLによる自動輪郭抽出が出始めた当初はまだそれなりに人間が修正する必要がある輪郭が生成されるケースが多かったが、最近のシステムではその点がだいぶ改善され、かなり高い精度で自動輪郭抽出されるという印象がある。当院で実施したSyngo-viaを対象にした骨盤領域の精度評価 (5名) では、医師が作成した輪郭とAIが作成した輪郭の一致度 (ダイス係数) は前立腺で0.85、膀胱で0.92、直腸で0.91と高い自動輪郭抽出精度であった。課題として、AIモデルを構築した症例にはないようなものが画像内に含まれる症例では適切に動作しないケースがある。例えば前立腺部位におけるSpaceOARが入っている症例においては少し自動輪郭抽出の精度が低下するということがわかってきている。また、これまでの製品化されたソフトウェアではOARの自動輪郭抽出に留まり、GTVのような腫瘍自体を自動輪郭抽出するというのはまだ製品化されておらずこの点が課題であろう。

線量分布作成

治療計画の作成時間の増加および品質のばらつきの問題を克服するため、AI技術が注目されている。機械学習 (machine learning, ML) を使った自動治療計画作成手法として、Varian社のRapidPlanがある。このシステムでは学習された治療計画データを基にMLによって患者個々に適した治療計画を作成で

きる。ToIらは、60症例のVMAT頭頸部プランに対して臨床プランとRapidPlanのプランを比較し、学習に用いた症例と類似した標的とリスク臓器の位置関係の症例であれば臨床プランと同等の治療計画を自動的に作成できることを示した^[8]。前立腺癌を対象とした、プリンセスマーガレット病院からのMLによる治療計画による前向き試験を含む報告では、89%のMLによる計画が臨床的に許容でき、60.1%の計画時間の短縮ができたと報告されている^[9]。また、近年ではDLを使った自動治療計画の技術開発も積極的に行われている^[10-12]。Nguyenらは、U-netベースのネットワーク構造を用いたDLモデルに標的やリスク臓器の輪郭を入力することで線量分布図を出力する手法を考案した^[12]。前立腺癌に対して評価を行い、DLを使うことで臨床プランの線量分布と同等の線量分布の推定ができる可能性を示した。Kajikawaらは、前立腺癌に対してDLモデルとRapidPlanで治療計画を作成し、どちらの手法も臨床プランと同等の線量分布を作成できることを示した^[13]。ここで注意すべき点は、RapidPlanは、deliverable plan（照射可能な計画）であるが、DLで予測された線量分布は実際に照射可能な線量分布かはわからない点である。そこで近年では、DLを使って照射可能な計画を作成する研究も行われ始めている^[14-16]。Fanらは、DLで予測した線量分布とボクセルベースの平均二乗誤差（mean square error, MSE）を最適化用目的関数として使用することで照射可能なプランを生成した^[15]。また、Sunらは、MSEによる目的関数に加えて従来のDVHベースの目的関数を加えたハイブリッド法によって商用のTPSから照射可能なプランを作成したところ、いくつかのリスク臓器では臨床プランと有意な差が見られたが、概ね臨床プランと近い線量分布生成が達成できることを示した^[16]。また、別のアプローチとして、DLで予測した線量分布から生成した最適化用ストラクチャをTPSに入力して、DLで予測した線量分布を再現させる手法も提案されている^[17, 18]。AIVOTプロトタイプ（AiRato社）を用いた評価では、AI計画と臨床計画に対する放射線腫瘍医によるブラインド計画スコアでは、 4.54 ± 0.50 と 5.0 ± 0.0 とどちらも臨床許容できる3点を超えていた。

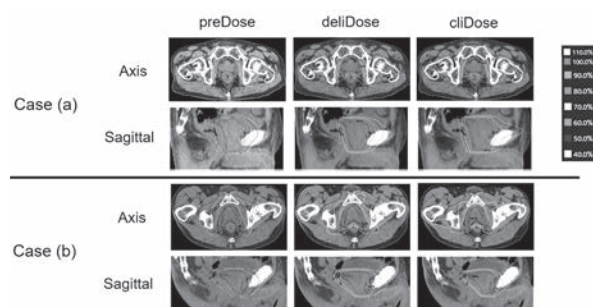


図2 AIで予測した線量分布 (preDose)、TPSで再現した線量分布 (deliDose)、臨床線量分布 (cliDose) の例^[18]

また、DLを使った全く別のアプローチとして、DLで線量分布を予測するのではなく深層強化学習を使って仮想的な計画者を作り、その仮想計画者が人間の計画者のように最適化パラメータを試行錯誤しながら調整する作業を行う手法も研究されている。Shenらは、この手法（virtual treatment planner network; VTPN）を使うことで、初期値のTPSパラメータでは、 4.97 ± 2.02 であったプランスコアが、 8.44 ± 0.48 まで向上することを64人のテスト症例で示した^[19]。

最後にAI治療計画の臨床導入を考えていくにあたり興味深い研究がある。プリンセスマーガレット病院からのMLによる治療計画による前向き試験の報告では、後ろ向きシミュレーションphase (50症例) と、前向き臨床展開phase (50症例) でAI治療計画を評価した。両者のphaseでは、MLの性能については優位な差はないが、前向きphaseでは後ろ向きphaseに比べて担当する医師がAI計画を選択する割合は大幅に減少した（約20%）。この結果から、研究フェーズ間で医師の意思決定の違いが確認された。医療よりもAI導入が進んでいる様々な産業分野（製造業やコールセンターなど）があるが、これらの既にAI導入が先に進む分野では、働き手は従来とは異なる考え方にどんどん移行しながら業務を行っていく必要が出てきている。放射線治療現場もまさにその過度期にさしかっているのではないだろうか。「AIと人間の協働」というキーワードがさらに医療現場で重要となってくるだろう。

- [1] Tohyama N, Okamoto H, Shimomura K, et al. A national survey on the medical physics workload of external beam radiotherapy in Japan†. J Radiat Res. 2023.
- [2] 日本放射線腫瘍学会編．放射線治療における非剛体画像レジストレーション利用のためのガイドライン (DIRガイドライン) 2018.
- [3] Kadoya N, Miyasaka Y, Nakajima Y, et al. Evaluation of deformable image registration between external beam radiotherapy and HDR brachytherapy for cervical cancer with a 3D-printed deformable pelvis phantom. Med Phys. 2017.
- [4] Cardenas CE, Yang J, Anderson BM, et al. Advances in Auto-Segmentation. Semin Radiat Oncol. 2019;29:185-97.
- [5] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. MICCAI2015.
- [6] Meyer P, Noblet V, Mazzara C, et al.

- Survey on deep learning for radiotherapy. *Comput Biol Med.* 2018;98:126-46.
- [7] Lustberg T, van Soest J, Gooding M, et al. Clinical evaluation of atlas and deep learning based automatic contouring for lung cancer. *Radiother Oncol.* 2018;126:312-7.
- [8] Tol JP, Delaney AR, Dahele M, et al. Evaluation of a knowledge-based planning solution for head and neck cancer. *Int J Radiat Oncol Biol Phys.* 2015;91:612-20.
- [9] McIntosh C, Conroy L, Tjong MC, et al. Clinical integration of machine learning for curative-intent radiation treatment of patients with prostate cancer. *Nat Med.* 2021;27:999-1005.
- [10] Nguyen D, Jia X, Sher D, et al. 3D radiotherapy dose prediction on head and neck cancer patients with a hierarchically densely connected U-net deep learning architecture. *Phys Med Biol.* 2019;64:065020.
- [11] Guerreiro F, Seravalli E, Janssens GO, et al. Deep learning prediction of proton and photon dose distributions for paediatric abdominal tumours. *Radiother Oncol.* 2021;156:36-42.
- [12] Nguyen D, Long T, Jia X, et al. A feasibility study for predicting optimal radiation therapy dose distributions of prostate cancer patients from patient anatomy using deep learning. *Sci Rep.* 2019;9:1076.
- [13] Kajikawa T, Kadoya N, Ito K, et al. A convolutional neural network approach for IMRT dose distribution prediction in prostate cancer patients. *J Radiat Res.* 2019;60:685-93.
- [14] Xia X, Wang J, Li Y, et al. An Artificial Intelligence-Based Full-Process Solution for Radiotherapy: A Proof of Concept Study on Rectal Cancer. *Front Oncol.* 2020;10:616721.
- [15] Fan J, Wang J, Chen Z, et al. Automatic treatment planning based on three-dimensional dose distribution predicted from deep learning technique. *Med Phys.* 2019;46:370-81.
- [16] Sun Z, Xia X, Fan J, et al. A hybrid optimization strategy for deliverable intensity-modulated radiotherapy plan generation using deep learning-based dose prediction. *Med Phys.* 2022;49:1344-56.
- [17] Miki K, Kusters M, Nakashima T, et al. Evaluation of optimization workflow using custom-made planning through predicted dose distribution for head and neck tumor treatment. *Phys Med.* 2020;80:167-74.
- [18] Kadoya N, Kimura Y, Tozuka R, et al. Evaluation of deep learning-based deliverable VMAT plan generated by prototype software for automated planning for prostate cancer patients. *J Radiat Res.* 2023.
- [19] Shen C, Nguyen D, Chen L, et al. Operating a treatment planning system using a deep-reinforcement learning-based virtual treatment planner for prostate cancer intensity-modulated radiation therapy treatment planning. *Med Phys.* 2020;47:2329-36.

生成 AI の概説と、新着論文 AI 要約配信

●大阪公立大学放射線腫瘍学 堤 真一

この記事では、前半で生成 AI の概略と注意点について解説し、後半で生成 AI の利用例として、筆者が作成した新着論文 AI 要約配信システムについて報告します。

生成 AI の発展と概要

人工知能の研究は1950年代から始まり、現在は第3次 AI ブームの真最中です。2020年頃から、指示に対して文章・画像・音楽などを生成する「生成 AI」(generative artificial intelligence) が急激に発展し、現在注目されています。

2022年11月30日にリリースされた OpenAI 社の ChatGPT (GPT-3.5) によって、高度な生成 AI を容易に利用できるようになりました。その後、2023年3月14日に、より高性能な GPT-4 がリリースされました。GPT-4 は医学分野でも高性能で、USMLE や日本の医師国家試験において GPT-4 の正答率は合格水準を超えています。2023年11月6日には、さらに進化した GPT-4 turbo が発表されました。

放射線腫瘍学分野の能力については、筆者が独自に2022年度の放射線科専門医試験を利用して検証しました。GPT-4 の正答率は、放射線科専門医試験で55%、放射線治療専門医試験で48.5%でした。筆者の予想では生成 AI の能力は今後も向上し、遅くとも数年以内に放射線治療専門医試験の合格水準を超えると考えています。

現在、医療現場での生成 AI の活用として、説明文書・サマリー・紹介状の作成補助、論文執筆補助、研究データの整理、論文要約、英語翻訳など、様々な利用方法が提案され、徐々に導入され始めています。

生成 AI の弱点・注意点

・ハルシネーション (幻覚)

現状の生成 AI では、正当化できないでたらめな文章や、存在しない言葉が生成される現象がありハルシネーションと呼ばれます。読者に知識がない分野では、正しいと誤解してしまう事があるので、注意が必要です。

・苦手なタスク

現状の生成 AI は、算術計算、最新情報や固有名詞の知識など苦手なタスクも多数あります。生成 AI の進化によって改善はされてきていますが、苦手なタスクを理解して、得意なタスクを中心に活用する事が望ましいと考えます。

・著作権・公平性・バイアス

生成 AI の学習データ、入力データ、出力データ、生成 AI への指示内容などについて、それぞれ著作権上の問題がないか確認する事は重要です。専門家の解説がいくつもありますので、概要を把握しておく事が重要です。(#1、#2)

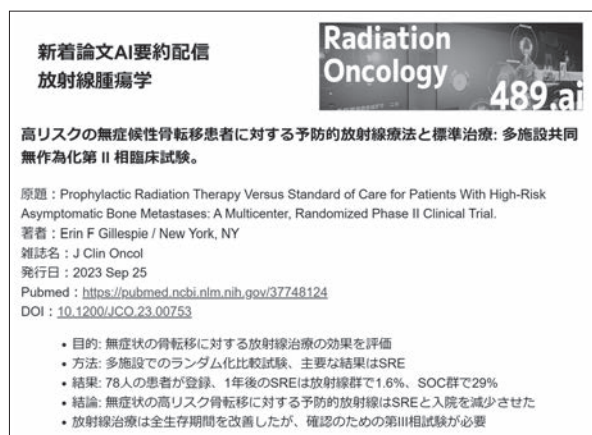
また、医療での AI 利用ではバイアスや差別の懸念、公正性に関しても配慮が必要です。(#3)

新着論文 AI 要約配信について

放射線腫瘍医の学習方法として、最新論文のチェックは良い方法の1つです。ただ、日々の忙しい臨床業務の合間に、膨大な新着論文をチェックするのは困難です。この問題を解決するために生成 AI を利用して新着論文を要約・日本語翻訳し、紹介するシステムを作成しました。

・システム概要

まず対象とする論文の選定を行いました。複数の



図表1: 配信メールの例



図表2: 案内・登録サイト

放射線腫瘍医に手伝っていただき、日々チェックすべきインパクトが大きい放射線腫瘍学に関連する論文の選定手法を決定し、自動的に抽出できるようにしました。

次に抽出した新着論文の詳細データを取得しました。この詳細データを ChatGPT (当初は GPT-4 API、現在は GPT-4 Turbo API) で処理し、タイトルと内容を5行程度に要約し日本語で出力しています。この出力結果に、著者情報や雑誌情報などを付記し、毎朝定刻に希望者にメール配信するシステムを作成し、2023年6月中旬より運用開始しました。(＃4)

・配信内容

毎日10本前後、毎月300本程度の最新論文を紹介しています。システムは安定して稼働しており、ハルシネーションの防止や、著作権への配慮などを行いつつ、翻訳・要約精度などの改善を継続して行っています。

数百人の医師が配信登録していただき、登録者の8割以上の方が日々メール開封していただいているようです。現在は、新たな分野として画像診断、IVRや医学物理学領域の論文要約配信や、AI音声を利用した音声配信 (podcast) も開始しました。

このシステムを利用することで、毎朝数分新着論文を広くチェックできるようになり、最新情報の入手がとても容易になりました。

また、放射線治療に特化した生成AIチャットボットも作成し公開しています。(＃4)

まとめ・展望

生成AI技術は、医療でも徐々に利用され始めています。今後さらなる技術の進化によって、生成AIの利用範囲は急激に拡大していくと予想しています。今回作成した新着論文AI要約システムは、多忙な医師が最新の知識を効率的に学習するのに、生成AIが有用である事を示せたと考えます。

今後、インターネット利用と同様に、生成AIの利用

も医療専門職にとって必要なスキルになると予想しています。将来的には、生成AIを利用する医療専門職と利用しない医療専門職の間に大きなスキルの差が生じる可能性があります。現在、様々な生成AIサービスが日々リリースされ、使い勝手の良いサービスも徐々に増えてきました。まだ利用されていない方々も、怖がることなく生成AIサービスを一度利用されてみてはいかがでしょうか。

(注釈) この原稿の作成・編集・校正において、生成AI (ChatGPT Plus) による支援を利用しています。2023年11月末に最終版を作成しましたので、読まれる時には一部内容が古くなっている可能性があることに留意ください。

(参考)

(＃1) Midjourney、Stable Diffusion、mimicなどの画像自動生成AIと著作権 | STORIA法律事務所 <https://storialaw.jp/blog/8820>

(＃2) 資料室 - 一般社団法人日本ディープラーニング協会
<https://www.jdla.org/document/>

(＃3) Ueda, D., Kakinuma, T., Fujita, S. et al. Fairness of artificial intelligence in healthcare: review and recommendations. Jpn J Radiol (2023). <https://doi.org/10.1007/s11604-023-01474-3>

(＃4) 下記に詳細情報へのリンクを掲載しています。
<https://ttm.jp/>

