

特集 1

放射線科領域における AI 技術の活用と課題

高木 剛司

純真学園大学 保健医療学部 放射線技術科学科

Applications and Challenges of AI Technology in Radiological Practices

Takeshi TAKAKI

Department of Radiological Science, Faculty of Health Sciences, JUNSHIN GAKUEN University

【要旨】 AI は医療分野においても重要な役割を果たしており、放射線科医や診療放射線技師の働き方に変化をもたらしている。特に画像識別のブレークスルーとなった深層畳み込みニューラルネットワークの登場により、放射線診断や放射線治療への AI 活用が進展し、CT や MRI の画像解析や肺がん検出、治療計画の作成、画像品質の向上などに応用されている。一方で、データベースの精度や転移学習の問題など、医療画像特有の課題も存在する。適切な AI の活用とこれに伴う変化へ柔軟に対応できる診療放射線技師が求められる。

キーワード：人工知能、深層学習、医療画像、放射線

1. 序論

1956年、アメリカのダートマス会議で John McCarthy や Marvin Minsky らによって「人工知能 (Artificial Intelligence : AI)」という用語が初めて定義され、以来、3 度の AI ブームを起こしている。1950年代後半から1960年代にかけて、パズルやチェスなどの明確に定義された問題を解く AI の研究が盛んに行われた。これら初期の AI は特定の問題には高い性能を発揮したが、実世界の複雑な問題には対応できず第1次 AI ブームは下火になる。1980年代に入ると第1次 AI ブームの教訓を活かし、専門家の知識を大量にコンピュータへ蓄積するエキスパートシステムの研究が進んだ。1970年にスタンフォード大学で開発された MYCIN は、伝染性の血液疾患を診断し、適切な抗生物質を投薬決定するエキスパートシステムで、その診断精度は70% 程度であった。これは専門医の精度 (約80%) には及ばないものの、非専門医よりも高い精度であり高く評価された。その他にも腎臓病の診断支援システムである PIP や緑内障の診断支援システムである CASNET など、他のエキスパートシステムも開発されたが、網羅的な専門知識の管理が困難になり第2次 AI ブームも終息した。2000年代に入ると、インターネットの普及と Graphics Processing Unit などの演算リソースの性能向上により、大量の学習データの収集と処理が容易になった。2012年には ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) において、ディープラーニングモデルの AlexNet が圧勝し、深層学習を主軸とした第3次 AI ブームが始まった。

ソフトバンクワールド2023で孫正義会長兼社長は、AI 自らが人間より賢い知識を生み出し人間の英知のはるか先をゆく時代が到来することを予言し、「AI を活用しない」人間と「AI を活用する」人間は「金魚」と「人間」の関係性と同様になると語っている。これは2017年の北米放射線学会で Curtis Langlotz が述べた「AI を使用する放射線科医が AI を使用しない放射線科医に取って代わる」という見解とも一致している。つまり、技術を活用しないものは淘汰される時代が到来していることを意味する。

医療分野において患者データの約70% が画像データであり¹⁾、Computed Tomography (CT) や Magnetic Resonance Imaging (MRI) などの、医療画像の占める割合は高い。AI と放射線科領域の親和性は高く、医療に特化した AI (医療 AI) の発展は放射線医学・技術学領域に革命的な変化をもたらしている。そ

の核となる技術に機械学習の1つの手法である深層学習がある。機械学習では人間が特徴量を設計するために多大な時間と労力を要していたが、深層学習は人間を介さず画像に含まれる特徴量を自ら抽出できるようになった(図1)。特に放射線科領域において“深層畳み込みニューラルネットワーク(Deep Convolutional Neural Network: DCNN)”は画像データに対して高い識別性能を有するため注目されている。米国の放射線診断医の正診率は約97%であるが、AIによる診断支援システムにより正診率を僅か1%向上させるだけで、年間400万件の誤診を減少させる可能性がある²。また、低X線量で収集した画像はノイズを含んでおり診断に適していない場合もあるが、深層学習を用いた画像再構成技術の開発により、ノイズを低減した高品質な画像を提供することが可能になっている(図2)。これにより、被ばく線量の低減が可能となる。さらに近年では、深層学習を遺伝子解析と組み合わせることで、治療成績を予測する技術も開発されている。

このように医療AIは医療従事者だけでなく、患者を含む多くの人々に利益をもたらしている。本特集では、放射線医学・技術学領域でのAIの活用、およびその課題について紹介する。

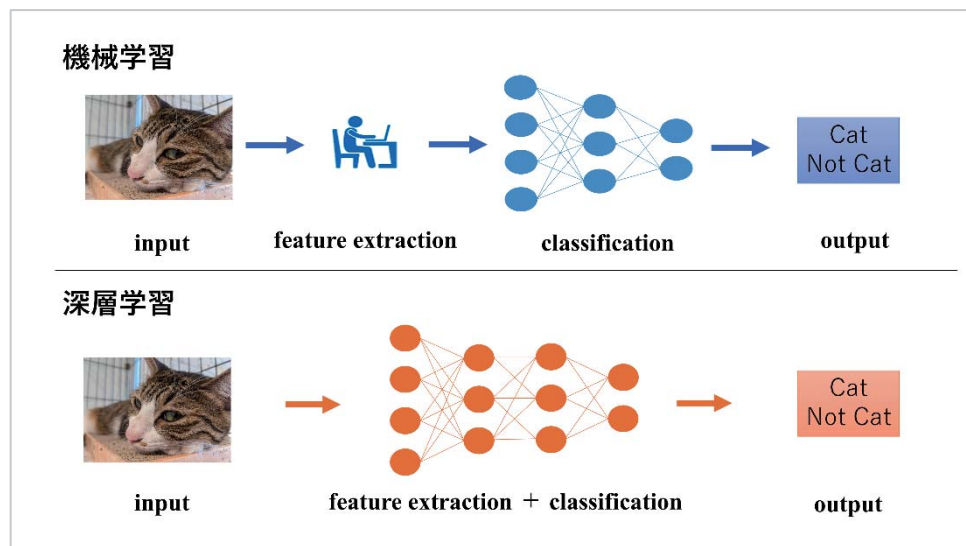


図1. 機械学習と深層学習の違い

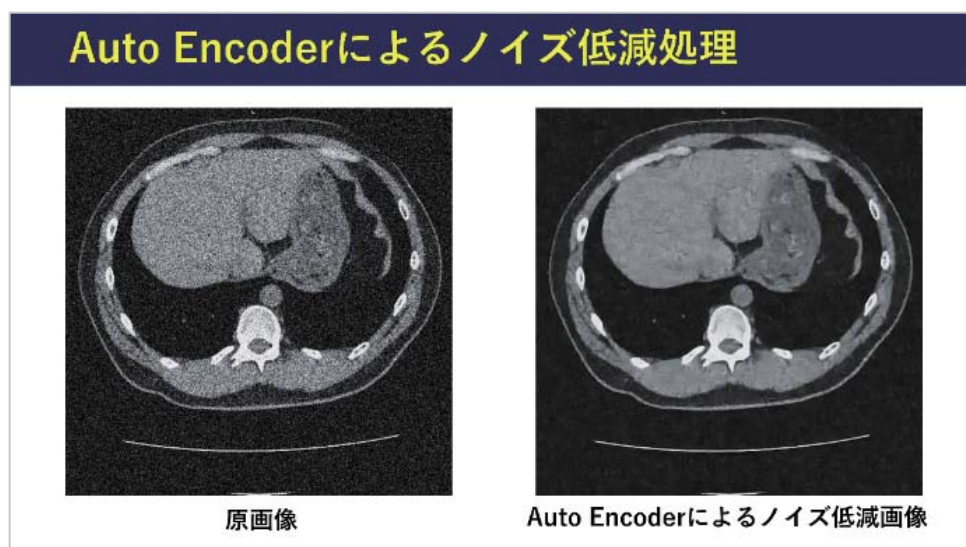


図2. AIによるノイズ低減処理（純真学園大学 保健医療学部 放射線技術科学科 村上誠一教授より提供）

2. 医療画像における深層学習とテクニック

深層学習は自然画像の分類問題において人間の誤識別率を下回るほどの高い性能を示しており、多くの領域で人間の能力を上回るとされている。特に一般的な自然画像の場合、数万から数十万という大量の学習データを容易に取得できるため、高精度な AI モデルの構築が可能となる。しかし医療画像では、画像と正解ラベル（画像が属するクラスを示すデータ）が一对一で対応しているデータを大量に収集することは現実的に困難である。このため、未知のデータに対して適切に対応できない過学習の問題が生じやすくなる。この問題に対処するため、医療画像を用いた深層学習では、転移学習やファインチューニングといった技術が広く用いられている（図3）。転移学習とは異なるタスクのために訓練されたモデルを新しい認識タスクに再利用する方法であり、このアプローチには①学習済みモデルに新しいタスクの層を追加・置き換える方法、②出力層に近い側のパラメータのみを訓練し、上流のパラメータを固定する方法、③学習済みモデルの全てのパラメータを再訓練する方法がある。特に後者の2つはファインチューニングと呼ばれ、時間はかかるものの、高い精度を達成することが可能である。代表的な学習済みネットワークに AlexNet や ResNet などがある。これらの学習済みネットワークの重みを医療画像で更新することにより、限られた学習データでも高い識別能力を持つモデルを構築することができる。

さらに学習データの不足を補うために画像のコントラストや輝度の調整、ノイズ付加などによって補強画像を生成する方法やスケーリング・平行移動・回転・反転などの幾何学的変換を加えるデータ拡張技術も使用されている。データ拡張は画像データの量を増やすだけでなく、画像のズレに対してもロバストにする効果もある³。また、医療画像ではラベルなしの画像がラベルありの画像よりもはるかに多いため、半教師あり学習も研究されている。半教師あり学習は、ラベル付き画像データを使用して初期の教師あり学習を行う。その後、教師あり学習で構築したモデルを用いてラベルなしデータで再学習を行う過程で疑似ラベルに信頼度を与え、高信頼度の疑似ラベルのみを取り込んで再学習する方法である。

これらのテクニックを駆使することで、AI によって病変の識別やポジショニングの判別などが可能になり、医師や診療放射線技師の業務効率や医療の質が向上する。

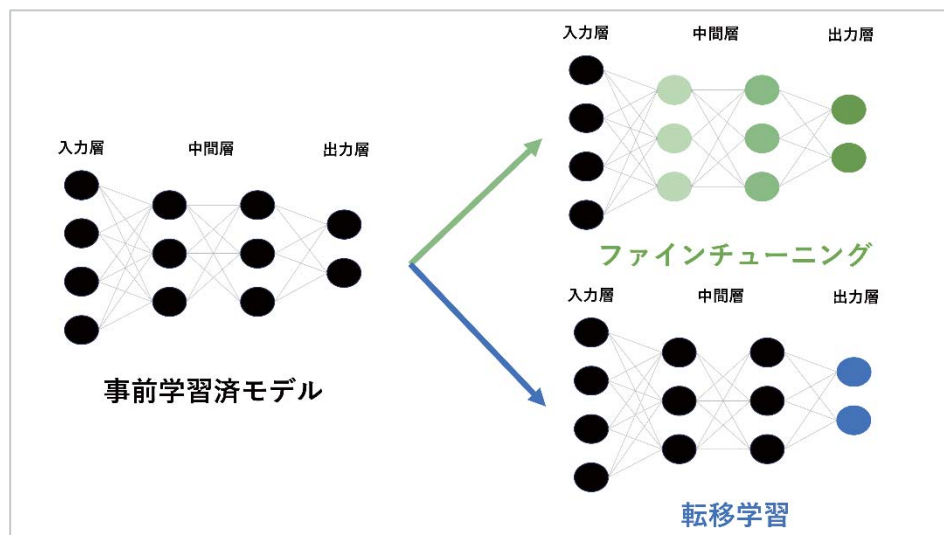


図3. ファインチューニングと転移学習の違い

2.1. 読影医をサポートする AI

近年、CT や MRI などの放射線機器の高性能化に伴い、画像情報の量が著しく増加している。これにより放射線科医が読影する画像の枚数は年々増加し^{4,5}、負担軽減のための AI が望まれている。DCNN は放射線科領域における画像認識において強力な手法として注目されており、病変の良悪性の分類や病変の検出などに応用されている。胸部を対象とする検査は幅広く施行されているため、取得できる画像

枚数が多く、肺がんを検出する AI の研究・開発は盛んである。CT 画像から肺がんを検出する AI の検出感度は 61.61%～98.10% とされ、高い性能を示している（図 4）⁶。MRI 分野では、Magnetic Resonance Angiography を用いて 2 mm 以上の動脈瘤の病変候補を検出・表示し、読影を支援する AI が販売されており、AI を併用した脳動脈瘤の検出率は約 10% 向上する⁷。これにより見落とされる動脈瘤の数を低減することが可能になる（図 5）。また、胸部単純 X 線画像においても、AI によって肺結節や肺炎の異常陰影を高精度に自動検出することが可能になっている（図 6）⁸。AI による画像解析は放射線画像診断において極めて重要な役割を果たしており、診断精度と効率性を大幅に向上させ、医療の質を高めている。

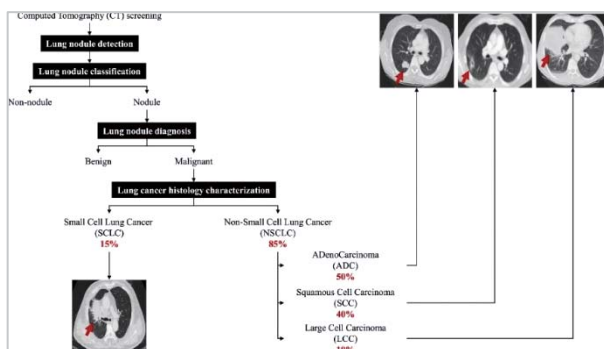


図4. AI による CT 画像からの肺がん検出（文献 6 より引用）



図5. AI による脳動脈瘤検出（文献 7 より引用）

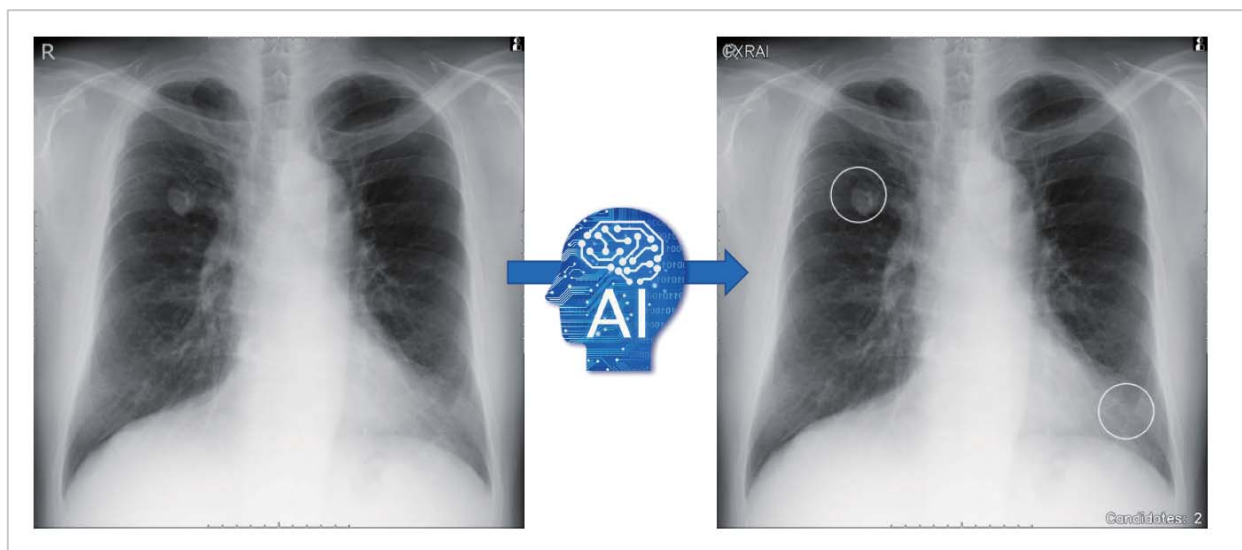


図6. 胸部単純 X 線画像から病変候補を検出し支援する AI（コニカミノルタジャパン株式会社より提供）

2.2. 治療医をサポートする AI

放射線治療は、高エネルギーの放射線を用いて腫瘍細胞にダメージを与える治療法である。治療範囲を設定する治療計画の作成は、患者の体型や腫瘍の位置、周囲の正常組織への配慮など多くの要因を考慮する必要がある。これまでは複雑で時間を要する手作業であった。しかし最近では AI 技術が活用され、U-Net や Transformer を組み合わせた TransUnet を用いたセグメンテーションにより放射線治療計画における輪郭抽出の自動化を実現している（図 7）⁹。また、強度変調放射線治療（Intensity Modulated Radiation Therapy：IMRT）は、周囲の正常組織への照射を低減しながら腫瘍に集中的に照射を行うことができる治療方法の一つであるが、IMRT は複雑な線量分布を持つため、放射線治療装置が正しく作動するかを事前に検証する必要がある。従来、この検証作業に多大な時間を要していたが、AI の導入に

より輪郭情報を持たせた画像を入力し、実際に治療を行った線量分布を出力させることで達成可能な線量分布の予測が行えるようになった¹⁰。これにより放射線治療医や医学物理士、放射線治療専門技師における業務負荷の軽減が可能になっている。AI は診断領域だけでなく、放射線治療の領域においても新たな可能性を提供している。AI のサポートによって患者一人ひとりへ最適な治療計画の提供が可能になり、治療品質の向上と効率化を実現している。

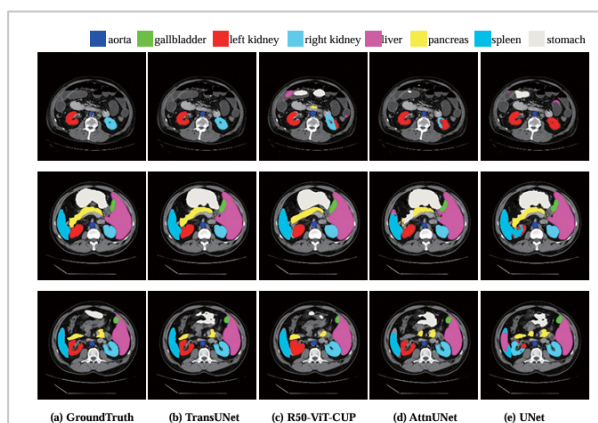


図7. CT 画像を入力し深層学習により出力されたセグメンテーションの結果（文献 9 より引用）

2.3. 診療放射線技師をサポートする AI

現代の医療において画像診断は不可欠な要素であり、それに伴い放射線画像検査の依頼件数は増加している。国内の施設における X 線撮影検査の約 5% で写損が発生しており、その原因はポジショニングの不良や撮影条件のミス、撮影部位の誤りなどである¹¹。写損は再撮影を意味し、これにより患者の被ばく線量が増加するため、不要な再撮影は低減しなければならない。しかし、診療放射線技師の経験年数によって再撮影の判断基準が異なるため、本来必要のない検査であっても再撮影が行われることもある¹²。また診療放射線技師が提出するインシデントレポートにおいて、検査部位や撮影方法の間違いが約 10% を占めており¹³、診療放射線技師をサポートする AI も必要とされている。撮影された画像から再撮影の必要性を判定支援する AI は、診療放射線技師の経験年数に依存しない客観的な判断を可能にしている（図 8）¹⁴。さらに、外部カメラを用いて X 線検査時の患者の立ち位置を検出し、医師が依頼したオーダーと撮影部位やポジショニングが一致しているかを AI で判定するシステムもある¹¹。これにより、ポジショニングミスや撮影法の誤りによるインシデントの低減が可能になる。

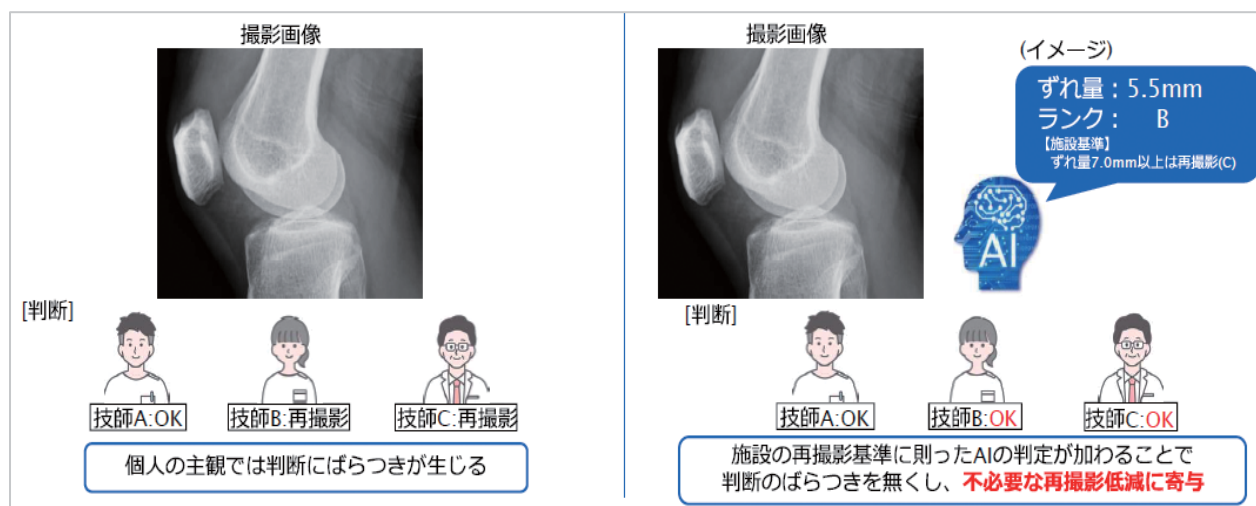


図8. 撮影された画像から再撮影の必要性を判定支援する AI（コニカミノルタジャパン株式会社より提供）

3. 医療画像における深層学習の課題

3.1. データベースの精度

深層学習において、学習に使用するデータベースの精度は極めて重要である。不正確にラベル付けされた画像を除外することで、Area Under the Curve 値が大幅に向上するという研究結果がある¹⁵。これは、不正確なラベル付きデータベースでの学習が精度の低下に直接つながることを示している。さらなる高性能な AI を構築するためには、正確にラベル付けされたデータベースが必要不可欠である。したがって、正しいラベル付けを行うことができる医師の専門知識と技量、および、最適な学習データを取得する診療放射線技師の高度な撮影技術がさらに必要となる。また、半教師あり学習においても重要な希少例が存在する場合やクラス境界が不明瞭な場合には、半教師あり学習が機能しないこともある¹⁶。したがって、使用するデータベースと構築したいタスクを十分に理解した上で学習条件を決定する必要がある。

3.2. 転移学習の課題¹⁷

一般画像の分野では、最新のネットワークを用いた転移学習が従来の手法よりも優れた結果を示すことが多い。しかし、医療画像の分野では異なる傾向が見られることもある。DCNN を用いた指骨 computed radiography 画像から骨粗しょう症を識別する研究において、AlexNet と ResNet の 2 つのモデルを用いた転移学習が行われ、AlexNet の方が優れた性能を示した。深層学習では入力された画像から初期の層でエッジ、色、勾配、基本的なテクスチャなどの情報を抽出する。その後プーリング層で縮小されるため、ネットワークが深くなるにつれて、より複雑なパターン特徴が得られる。ILSVRC のような一般画像のコンペティションでは、クラス間で形状の異なる画像が多くあるため、形状などの大局的な情報が重要であり、ResNet は高い有効性を示す。しかし、医療画像ではクラス間の形状の差異が少なく、濃度やテクスチャなどの局所的な特徴が識別に重要となる。そのため医療画像のように特定部位の画像データベースから識別器を構築する場合は、深い層のネットワークを必要としない場合もあり、最新のネットワークが常に最適とは限らない。

3.3. データ拡張の課題

転移学習を用いてデータ不足を補う試みはなされているが、精度の高い AI を構築するためには、大量のラベル付けされた医療画像の収集が不可欠であり、これは依然として大きな課題である。また、医療画像のデータベースには各クラス間の不均衡を生じることが一般的である。大島らが使用したデータセットの乳腺濃度の分布は脂肪性が6.9%、乳腺散在が58.2%、不均一高濃度が33.5%、高濃度が1.4%とクラス間の不均衡が明らかであり、データ拡張を用いて学習データの枚数を増やし各クラスの割合を均一にしている¹⁸。医療画像におけるデータ拡張では、臨床的にあり得ない画像の変化を避ける必要がある。胸部 X 線画像を上下反転させるなどの方法は、実際の臨床では得られない画像である。そのため性能向上に寄与せず、場合によっては悪影響を及ぼす可能性がある。またバリデーションやテストには元の画像が使用されるため、原画像の少ない症例に対してデータ拡張の実施は、性能が頭打ちになるか低下することが多い。

4. 結語

AI の導入は、産業革命によって労働市場へ起こった大規模な変化に匹敵するほど、医療従事者の働き方改革の推進に貢献している。AI の活用は放射線科医や診療放射線技師の業務効率を向上させるだけでなく、診断精度の向上や治療計画の最適化、放射線量の低減など多岐にわたる効果をもたらし、かつて不可能と思われた放射線医学・技術学分野の課題を解決している。医療分野では AI との共存を目指しているが、今後、過度に AI へ依存し判断を全て AI に委ねる医療従事者が現れるリスクも考慮す

る必要がある。このような状況を避けるためにも、「AI は入力されたデータに基づいて何らかの出力を行うものであり、その出力が常に正確であるとは限らない」ということを理解し、適切に活用することが求められる。AI の適切な活用とこれに伴う変化へ柔軟に対応できる診療放射線技師が求められており、技術的な教育だけでなく、高い倫理感を持つ人材の養成に向けた教育が今後さらに必要となる。

【参考文献】

- 1) 島原佑基, 植田大樹. 医療 AI トップランナーズ対談 (第 2 回) 放射線科医と AI 研究 (1) 開発にあたる若き研究者. 映像情報 medical. 52 (11), 4-9, 2020.
- 2) 木田智士. 医用画像分野における AI の活用. 医用画像情報学会雑誌. 35 (2), 25-29, 2018.
- 3) P. Chlap, H. Min, N. Vandenberg, J. Dowling, L. Holloway, A. Haworth. A review of medical image data augmentation techniques for deep learning applications. Journal of Medical Imaging Radiation Oncology. 65 (5), 545-563, 2021.
- 4) Ö. Kasalak, H. Alnahwi, R. Toxopeus, J. P. Pennings, D. Yakar, T. C. Kwee. Work overload and diagnostic errors in radiology. European Journal of Radiology. 167, 111032, 2023.
- 5) R. Bruls, R. Kwee. Workload for radiologists during on-call hours: dramatic increase in the past 15 years. Insights into imaging. 11, 1-7, 2020.
- 6) S. Tomassini, N. Falcionelli, P. Sernani, L. Burattini, A. F. Dragoni. Lung nodule diagnosis and cancer histology classification from computed tomography data by convolutional neural networks: A survey. Computers in Biology Medicine. 146, 105691, 2022.
- 7) D. Ueda, A. Yamamoto, M. Nishimori, T. Shimono, S. Doishita, A. Shimazaki, Y. Katayama, S. Fukumoto, A. Choppin, Y. Shimahara. Deep learning for MR angiography: automated detection of cerebral aneurysms. Radiology. 290 (1), 187-194, 2019.
- 8) N. Toda, M. Hashimoto, Y. Iwabuchi, M. Nagasaka, R. Takeshita, M. Yamada, Y. Yamada, M. Jinzaki. Validation of deep learning-based computer-aided detection software use for interpretation of pulmonary abnormalities on chest radiographs and examination of factors that influence readers' performance and final diagnosis. Japanese Journal of Radiology. 41 (1), 38-44, 2023.
- 9) J. Chen, Y. Lu, Q. Yu, X. Luo, E. Adeli, Y. Wang, L. Lu, A. L. Yuille, Y. Zhou. Transunet: Transformers make strong encoders for medical image segmentation. arXiv preprint arXiv. 04306, 2021.
- 10) D. Nguyen, X. Jia, D. Sher, M.-H. Lin, Z. Iqbal, H. Liu, S. Jiang. 3D radiotherapy dose prediction on head and neck cancer patients with a hierarchically densely connected U-net deep learning architecture. Physics in medicine Biology. 64 (6), 065020, 2019.
- 11) 山下真未. 富士フィルムが進める X 線ワークフロー AI. 映像情報 medical. 52 (9), 31-33, 2020.
- 12) A. B. Rosenkrantz, J. E. Jacobs, N. Jain, G. Brusca-Augello, M. Mechlin, M. Parente, M. P. Recht. Technologist-directed repeat musculoskeletal and chest radiographs: how often do they impact diagnosis?. American Journal of Roentgenology 209 (6), 1297-1301, 2017.
- 13) 岩本大成, 福島康宏, 松下矩正, 岡崎樹里, 上田克彦. 診療放射線技師経験年数に着目した単純 X 線撮影における インシデント分析. 日本放射線技術学会雑誌. 75 (11), 1331-1336, 2019.
- 14) 伊藤良平, 山村拓也, 清水亜麻衣, 高木達也. 再撮影判定支援機能「Positioning i」の開発. Konica Minolta technology report 19, 68-71, 2022.
- 15) A. A. Mohamed, W. A. Berg, H. Peng, Y. Luo, R. C. Jankowitz, S. Wu. A deep learning method for classifying mammographic breast density categories. Medical physics. 45 (1), 314-321, 2018.
- 16) 備瀬竜馬. 教師なし・半教師あり・弱教師あり学習の最先端とバイオ医療画像応用. Medical Imaging Technology. 39 (4), 135-141, 2021.
- 17) 畠野和裕, 村上誠一, 植村知規, 陸慧敏, 金亨燮, 青木隆敏. 畳み込みニューラルネットワークを用いた指骨 CR 画像からの骨粗しょう症の識別. 医用画像情報学会雑誌. 36 (2), 72-76, 2019.
- 18) 大島あみ, 神谷直希, 篠原範充. AlexNet を用いたマンモグラフィ画像における乳腺濃度の自動分類. 医用画像情報学会雑誌. 36 (2), 59-63, 2019.