

人工知能の時代における多臓器読影支援

シーメンスヘルスケア株式会社 鈴木貴士

多くの有用な独立型人工知能（AI）アルゴリズムがすでに臨床で医用画像の読影に使用されているが、日常の放射線医学においてテクノロジーをより広範に実装するには、多臓器画像の読影とレポートを支援して増強し、既存のワークフローや IT アーキテクチャに容易に統合できる、汎用性のある AI プラットフォームが必要となる。自律性が向上したこのようなインテリジェント支援システムは、放射線医学全体の効率性と精度を高め、それによって増大する作業負荷を緩和し、診断エラーを減少させることが見込まれる。

胸部イメージングがその典型的な用途であり、これは多くの場合、複数の臓器や解剖学的構造の評価を含んでいる。この場合、統合型 AI プラットフォームを使用すれば、さまざまなバイオマーカーに基づいた測定を自動化し、疑わしい病変を強調して特徴づけ、構造化レポートを作成できる。これにより、病理所見の見落としの数も大幅に減少するはずである。同様に、全身スキャンの読影は、将来、マルチモーダルによる多臓器 AI 支援システムによって利益が得られる可能性がある。

はじめに

放射線医学における AI の包括的な使用に向けて

人工知能（AI）を活用した医用画像の読影は、臨床的現実になりつつある。この技術は、学会やメディア報道で最も先を見据えた論題のひとつであることは間違いないが、多くの特定の AI アルゴリズムの実用性と利点がすでに証明されている。

したがって問題は、AI が原理的に画像解析に有利かどうかではもはやない。ほとんどの専門家はすでに AI の使用を疑っていない。現在の課題はむしろ、インテリジェントソフトウェアを使用して日常的な状況で放射線科医の仕事を進展させることであり、それによって、分野全体の付加価値を著しく高めることである。実際、医用イメージングにおける AI は、医師の体験を向上させ、燃え尽きを防ぎ、それによって医療の「4 つの目標（Quadruple Aim）」の重要な 4 番目の要素を守ることが期待できる（Bodenheimer & Sinsky

2014）。一部の専門家は、放射線科医が AI で「増強」されると話している（Liew 2018）。

「主流市場には、生産性の向上が証明されている、エンドツーエンドの AI を活用したソリューションが必要となる。」

出典：Harris 2018

これには、さまざまな臓器やモダリティに対して簡単な方法でイメージングを支援するソフトウェアプラットフォームが必要となる。既存の AI アプリケーションは通常、個々のタスクに特化した独立型ソリューションであるが、このテクノロジーのより広範な実装は、既存のワークフローと IT アーキテクチャにシームレスに統合可能な、汎用性のある支援システムに基づいたものになる。「医用イメージングにおいて AI を検討する場合、深層学習アルゴリズム単独では完全なソリューションではなく、単なるコンポーネントでしかない。主流市場には、生産性の向上が証明されている、エンドツーエンドの AI を活用したソリューションが必要となる」と医療技術コンサルティング会社 Signify Research は最近の分析を力説している（Harris 2018）。

このような統合型 AI プラットフォームを使用して、たとえば胸部 CT で複数の解剖学的構造をより迅速かつ正確に評価したり、将来的に全身スキャンを評価したりするための戦略が現在生まれつつある。これによって、AI は放射線医学における横断的技術となると考えられ、読影を支援する側面で明らかに有用である。

AI はすでに、現在の医用画像の読影で部分的に現実となっている

アプリケーションのさまざまな分野の事例研究から、明らかに AI に利点があることがわかっている。AI を活用した画像の読影は、すでに部分的に現実となっている。

よく知られた例として、手の X 線画像に基づく小児の骨年齢の評価が挙げられる。たとえば、デンマークの研究者らが画像解析ソフトウェアを開発してヨーロッパで承認されてから久しくなり、現在では約 100 施設でこの目的で日常的に使用されている (Thodberg et al. 2009, Thodberg 2017)。深層学習システムを使用した最近の研究によると、自動解析によって、実際に放射線科医が時間をかけて読影した診断とほとんど変わらない骨年齢結果を示した。(Hyunkwang et al. 2017)。手首の骨折を検出する別のアルゴリズムが実証されており、それによって救急部門に整形外科医の専門技術がもたらされている (Deep neural network improves fracture detection by clinicians. Robert Lindsey, Aaron Daluiski, Sumit Chopra, Alexander Lachapelle, Michael Mozer, Serge Sicular, Douglas Hanel, Michael Gardner, Anurag Gupta, Robert Hotchkiss, Hollis Potter, Proceedings of the National Academy of Sciences, Oct 2018, 201806905; DOI:10.1073/pnas.1806905115.)。

AI の支援による結核スクリーニングは、医療資源が限られていて放射線科医が少ない地域で特に著しい普及が見られる。多くの発展途上国では今日、胸部 X 線の機械解析を効果的に使用して、疾患の可能性が高く、精密検査を受ける必要がある人を特定している (Philipsen et al. 2015)。

結核の検出に関連する手法は、人工ニューラルネットワークで明確に分類できない胸部 X 線写真のみを放射線科医が調べるというものである (Lakhani&Sundaram 2017)。

同様に、他のイメージングモダリティの AI アプリケーションは、日常の条件下でその価値を証明している。米国の医療ネットワークにおける 3 ヶ月の臨床実装段階で見られたように、頭蓋内 CT では、インテリジェントアルゴリズムを用いて数秒で評価を行って未知の頭蓋内出血を検出し、放射線科医が迅速に読影できるようにスキャン画像に優先順位をつけることができるため、命を救えた症例もあった (Arbabshirani et al.2018)。肺癌や肝臓癌の解析などの他の多くの AI アプリケーションは実用的な開発段階にあり、現在ではアルゴリズムの臨床使用が米国食品医薬品局などの当局によって次々と承認されている。

より広範囲の AI 実装：日常的な統合型ソリューションの必要性

これらの例は放射線医学にとっての人工知能の計り知れない可能性を強調しているが、日常的なイメージングにおけるその広範な実装はまだ先送りとなっている。課題のひとつはアルゴリズム自体の性質にある。通常、アルゴリズムは特定の臓器のセグメンテーションなど、単一のタスクしか実行しない。「機械学習とニューラルネットワークの従来の見方は、特定のシステムは明確に定義された問題を 1 つしか解決できないということである」と Mayo Clinic の Bradley Erickson とその同僚は、深層学習の状況に関する記事に記述している (Erickson et al.2018)。しかし、彼らは次のように続けている。「検査で問題が 1 つしかないことはめったにない。」たとえば、胸部 CT 画像の読影には、いくつかの臓器に関して複数の問題が含まれることがある。これにより、放射線科医は AI の使用を特定の症例に限定するか、それとも開発者の異なるさまざまなアルゴリズムを既存の IT システムに統合するかというジレンマを抱える。後者では、結果的に実用性が損なわれ、互換性の問題が生じかねない。

「最終的に、臨床への導入の推進力は、PACSシステムの読影端末に統合されたAIアプリケーションの実装と利用可能性にあるのかもしれない。」

出典：Tang et al. 2018

したがって、AI の実装を促進し、その利点を十分に活用するために不可欠な前提条件は、使いやすい包括的なソリューションを臨床ルーチンに利用できることとなる。これは、通常 AI を歓迎しているが自分自身をテクノロジーの先駆者とは見なししていない多くの放射線科医について特に当てはまる。「初期段階では、多くの顧客が、個々の製品や技術ではなく、特定の業務や臨床の問題に対する総合的なソリューションを求める。これらのソリューションは、既存のインフラにシームレスに統合できる必要がある」という記述は、現在の市場評価について強調している (Harris 2018)。

特に、既存の医用画像管理システム (PACS) との互換性は、医療機関における AI の使用を成功さ

せるための鍵となる。「最終的に、臨床への導入の推進力は、PACS システムの読影端末に統合された AI アプリケーションの実装と利用可能性にあるのかもしれない」として、カナダ放射線学会の技術白書の正しさが認められている (Tang et al. 2018)。言い換えれば、AI はワークフローを一から作り直すのではなく、放射線科医が毎日行っていることを可能な限り多くのさまざまな方法で改善し、スピードアップすべきなのである。

その間にも、このような AI の包括的な実装に向けてさまざまな戦略が浮上している。一方、多くのソフトウェアプロバイダが、AI アプリケーションの調整や市場に向けたバンドル化を行うための協力関係に参加している。これらの「AI アプリストア」により、病院は、さまざまな放射線科の問題に関し、精選されたアルゴリズムライブラリにアクセスできる (Harris 2017, Signify Research 2018)。

それに対して、特に大企業は、イメージングの全領域を網羅し、多機能にわたる支援を提供する統合型 AI 支援システムを一から設計するのに適している。この戦略を、Siemens Healthineers も大規模な AI 研究と専門性を基に追求している (Ghesu et al. 2017, Liu et al. 2017, Yang D et al. 2017) (図 1)。

明らかになった AI 支援の利点：胸部イメージング — そしてその先へ

AI が支援する多機能画像解析の典型的な例は胸部イメージングであり、これは最も重要な放射線分野の業務のひとつである。たとえば、米国では毎年、メディケア受給者 1,000 人あたり約 900 件の胸部 X 線検査と 90 件の胸部 CT 検査が実施されている (Kamel et al. 2017)。特に低線量 CT による肺癌のスクリーニングによって、今後数年のうちに世界中の多くの国で高速かつ信頼性の高い画像読影の必要性がさらに高まる可能性がある。

一般に、専門家は、完全に独立した診断アルゴリズムは中長期的にしか放射線ルーチンに入ってこず、むしろ AI は近い将来、ワークフローをスピードアップし、画像読影を容易にするものになると考えている (Loria 2018)。実際、現在多くの支援機能がすでに AI システムに統合可能であり、たとえば、胸部 CT 画像上でバイオマーカーに基づいてさまざまな臓器測定を自動的に実行したり、

解剖学的構造や病理学的構造を強調したり、再現可能な構造化レポートを作成したりすることができる。このようにして、即座に対応可能な情報が得られる (図 2)。

現在の多くのソフトウェア開発は、たとえば、肺結節の検出および分類を容易にし、それによって潜在的にがんのスクリーニングや診断を向上させ、偽陽性所見を最小限に抑えることを目指している (Yang Y et al. 2018)。AI を活用した肺のセグメンテーションを使用して疑わしい病変を自動的に同定し (Humphries et al. 2018)、2D および 3D で大きさを測定できるだけで、膨大な時間が節約できる。

同様に有望なのは、COPD の気道閉塞と肺気腫の広がりや判定するアルゴリズム (Das et al. 2018) や、CT スキャンで肺線維症の重症度を定量化するアルゴリズム (Humphries et al. 2017) である。最後になるが決して軽んじられないのは、AI の支援によるシネマチックレンダリングなどの 3D ビジュアライゼーションにより、読影プロセスが簡易化され、より直感的になることである (Dappa et al. 2016)。

「放射線科医は、通常の胸部 CT 画像を読影しながら、心臓を見落とす傾向がある。」

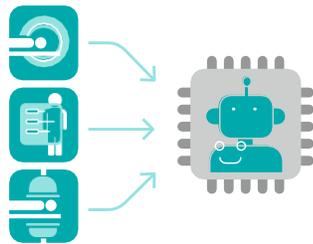
出典：Kanza et al. 2018

Siemens Healthineers は現在、支援による多臓器画像読影用にこれらのアルゴリズムの多くを統合するソフトウェアプラットフォームを開発中である。そのような多臓器にわたる AI システムについて想定される利点は、たとえば、心肺疾患が評価しやすく、偶発的所見の見落としが少ないことである。最新のスキヤナは、空間分解能と時間分解能が高いため、非心電図同期の非造影胸部 CT でも包括的な心胸部評価が可能である (Marano et al. 2015)。しかし、カナダの放射線科医 Rene Kanza とその同僚が言及しているように、「放射線科医は通常の胸部 CT 画像を読影しながら、心臓を見落とす傾向がある (Kanza et al. 2016)」。実際に、冠動脈石灰化や大動脈拡張など、非心臓 CT で検出可能な偶発的な心臓所見の最大 3 分の 2 は、放射線レポートで言及されていない (Secchi et al. 2017, Balakrishnan et al. 2017)。これは

概念 フレームワーク

マルチモーダルによる多臓器イメージングを支援する統合型 AI プラットフォームに向けて

1 マルチモーダルによる インプット



検査用に各モダリティによって生成されたデータがすべて、統合型 AI アシスタントに自動送信される。

2 インテリジェントな処



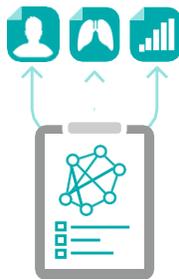
実行されるアルゴリズムがデータコンテンツに応じてグローバルライブラリから自動選択される。

3 結果の自動生成



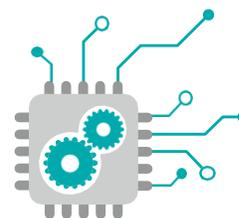
AI を活用した画像解析（測定など）が実行され、構造化レポートが生成される。

4 マルチチャネルの アウトプット



結果が適切な対象システム（PACS、RIS、EMR など）に送信される。

5 継続的な改善



提携システムのウェブベースのインフラとプラグインにより、ユーザーのフィードバックとアルゴリズム機能の継続的な改善が可能となる。

図 1：システムは継続的な学習アルゴリズムの集積から成り、既存の画像処理 IT 環境に統合され、クラウドベースでの使用またはローカルへのインストールが可能である。

（PACS：医用画像管理システム、RIS：放射線情報システム、EMR：電子カルテ）

典型的な利点

胸部 CT の読影と
レポートにおける
包括的な AI 支援を通じて



読影およびレポートの
ワークフローを
スピードアップ



患者ケアの効果と
効率を高める¹

→ ガイドラインおよびバイオマーカーに基づいた、大動脈、肺結節、心臓、冠動脈枝、脊椎などの複数の構造の自動測定

→ 過去の研究の自動検討および肺結節や大動脈瘤などの進行の定量化

→ 結果を自動転送して構造化レポートに組み入れ、PACS、RIS、EMR などの適切な IT システムにエクスポート

→ シネマチックレンダリングによって肺葉および検出された結節、気道、心臓の構造、脊椎を強調表示

→ 骨密度、脊椎骨折、肺気腫、冠動脈プラーク、心拡大、大動脈瘤の特徴づけと分類

→ 読影とレポートのガイダンスとしての Lung RADS、カルシウムスコア、または骨密度スコアなどの基準値とリスクスコアの統合

図 2 : 胸部 CT の読影とレポートにおける包括的な AI 支援による典型的な利点

¹ medcitynews.com/2018/04/how-radiologists-will-use-ai/

おそらく、自動化された画像解析と AI の支援によるレポートによって大幅に回避できる。

同じことは胸骨腫瘍や転移についても言える。これらは、胸部 CT では決してまれではなく、予期しない所見ではないが、診断の網をすり抜ける傾向があり、重大な臨床的結果をもたらす可能性がある (Jokerst et al. 2016)。

特に転移の検出については、胸部などの個別の身体領域の画像だけでなく、将来的に AI 支援プラットフォームを利用して全身スキャン画像も評価で

きるようにすることが望ましい。たとえば、乳癌や前立腺癌の進行期には、転移は通常、骨格、あるいは肺、肝臓、または脳で発生する。このような腫瘍病変の信頼性の高い検出と定量化は治療と予後にとって極めて重要であるが、大きな労働力を要し、エラーを起こしやすい。この点で、さらに開発された統合型 AI システムは、今後数年間で全身評価を大幅に改善する可能性がある。

学習システムの活用

人工知能は学習技術である。一方で、AI は全般的に大きな開発の可能性を秘めている。人工ニュー

ラルネットワークの新しいアーキテクチャは、近年において画像解析の著しい進歩を可能にできたが、おそらく今後もそうなるだろう。片や、大量のデータを処理することで学習し、内部パラメータを調整して最適化するのは、インテリジェントアルゴリズムそのものの性質である。この最適化プロセスは、特に AI アプリケーションが各種スキャナやイメージングプロトコルを用いて使用される場合や異なる患者集団で使用される場合に重要となる。

したがって、AI システムがテクノロジーを最大限に活用するには、適切に計画された定期的な更新が必要なことは明らかである。たとえば、米国の FDA は現在、人工知能のこのような動的な特性を考慮に入れつつ臨床的利益に基づいて漸進的な技術開発を安全に実施できるように、規制の枠組みを作成中である (Petro & Lyapustina 2018, Miliard 2018)。

AI の支援による画像読影の場合、これは、今日実行可能なソリューションがすでに描かれ、将来的な拡張と改善の準備が整っていることを意味する。クラウドベースのインフラとユーザーのフィードバックにより、アルゴリズムを迅速に適応させ、新しいアプリケーションを AI システムに統合することが可能となる。したがって、多臓器画像読影支援を行うことが、AI を活用した包括的な全身イメージングに続く道の重要な節目となる。

* 本内容は Siemens Healthineers ホームページにあるホワイトペーパーを翻訳したものです。英文の原稿は下記のホームページにあります。

<https://www.siemens-healthineers.com/digital-health-solutions/value-themes/artificial-intelligence-in-healthcare>

文献

- 1) Arbabshirani MR, Fornwalt BK, Mongelluzzo GJ et al. (2018) Advanced machine learning in action: identification of intracranial hemorrhage on computed tomography scans of the head with clinical workflow integration. npj Digital Medicine 1, article no. 9
- 2) Balakrishnan R, Nguyen B, Raad R et al. (2017) Coronary artery calcification is common on nongated chest computed tomography imaging. Clin Cardiol 40:498-502
- 3) Bodenheimer T, Sinsky C (2014) From Triple to Quadruple Aim: Care of the Patient Requires Care of the Provider. Ann Fam Med 12:573-576
- 4) Dappa E, Higashigaito K, Fornaro J et al. (2016) Cinematic rendering – an alternative to volume rendering for 3D computed tomography imaging. Insights Imaging 7:849-56
- 5) Das N, Topalovic M, Janssens W (2018) Artificial intelligence in diagnosis of obstructive lung disease: current status and future potential. Curr Opin Pulm Med 24:117-123
- 6) Erickson BJ, Korfiatis P, Kline TL et al. (2018) Deep Learning in Radiology: Does One Size Fit All? J Am Coll Radiol 15:521-526
- 7) Ghesu FC, Georgescu B, Zheng Y et al. (2017) Multi-Scale Deep Reinforcement Learning for Real-Time 3D-Landmark Detection in CT Scans. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell. doi: 10.1109/TPAMI.2017.2782687 [Epub ahead of print]
- 8) Harris S (December 16, 2017) “AI at RSNA – What a Difference a Year Makes”. <https://www.signifyresearch.net/medical-imaging/ai-rsna-difference-year-makes/> (accessed June 12, 2018)
- 9) Harris S (February 8, 2018) “Will AI in Medical Imaging ‘Cross the Chasm?’” <https://www.signifyresearch.net/medical-imaging/will-ai-in-medical-imaging-cross-the-chasm/> (accessed June 12, 2018)
- 10) Humphries SM, Yagihashi K, Huckleberry J et al. (2017) Idiopathic Pulmonary Fibrosis: Data-driven Textural Analysis of Extent of Fibrosis at Baseline and 15-Month Follow-up. Radiology 285:270-278
- 11) Humphries SM, Lynch DA, Charbonnier J et al. (2018) Initial validation of an artificial intelligence radiology assistant for chest CT analysis. Abstract submitted to the 2018 RSNA Annual Meeting (unpublished).
- 12) Hyunkwang L, Shahein T, Jenny L et al. (2017) Fully Automated Deep Learning System for Bone Age Assessment. J Digit Imaging 2017 30: 427-441
- 13) Jokerst C, McFarland W, Swanson J, Mohammed TL (2016) Thoracic Bone Tumors

- Every Radiologist Should Know. *Curr Probl Diagn Radiol* 45:71-9
- 14) Kamel SI, Levin DC, Parker L, Rao VM (2017) Utilization Trends in Noncardiac Thoracic Imaging, 2002-2014. *J Am Coll Radiol* 14:337-342
 - 15) Kang G, Liu K, Hou B, Zhang N (2017) 3D multi-view convolutional neural networks for lung nodule classification. *PLoS One* 12:e0188290
 - 16) Kanza RE, Allard C, Berube M (2016) Cardiac findings on non-gated chest computed tomography: A clinical and pictorial review. *Eur J Radiol* 85:435-51
 - 17) Lakhani P, Sundaram B (2017) Deep Learning at Chest Radiography: Automated Classification of Pulmonary Tuberculosis by Using Convolutional Neural Networks. *Radiology* 284:574-582
 - 18) Liew C (2018) The future of radiology augmented with Artificial Intelligence: A strategy for success. *Eur J Radiol* 102:152-156
 - 19) Liu S, Xu D, Zhou SK et al. (2017) 3D Anisotropic Hybrid Network: Transferring Convolutional Features from 2D Images to 3D Anisotropic Volumes. <https://arxiv.org/abs/1711.08580> (accessed June 12, 2018)
 - 20) Loria K (2018) "Putting the AI in Radiology". *Radiology Today* Vol. 19 No. 1 P. 10. <http://www.radiologytoday.net/archive/rt0118p10.shtml> (accessed June 12, 2018)
 - 21) Marano R, Pirro F, Silvestri V et al. (2015) Comprehensive CT cardiothoracic imaging: a new challenge for chest imaging. *Chest* 147:538-551
 - 22) Miliard M (April 30, 2018) "FDA chief sees big things for AI in healthcare". <http://www.healthcareitnews.com/news/fda-chief-sees-big-things-ai-healthcare> (accessed June 12, 2018)
 - 23) Petro LG, Lyapustina S (April 24, 2018) "US FDA Approaches to Artificial Intelligence". <https://www.lexology.com/library/detail.aspx?g=4d832c9d-87be-4307-a1f8-db20124399c8> (accessed June 12, 2018)
 - 24) Philipsen RH, Sánchez CI, Maduskar P et al. (2015) Automated chest-radiography as a triage for Xpert testing in resource-constrained settings: a prospective study of diagnostic accuracy and costs. *Sci Rep* 5:12215
 - 25) Secchi F, Di Leo G, Zanardo M et al. (2017) Detection of incidental cardiac findings in noncardiac chest computed tomography. *Medicine (Baltimore)* 96:e7531
 - 26) Signify Research (March 12, 2018) Signify Research Show Report from ECR 2018. <https://www.signifyresearch.net/healthcare-it/ecr-2018-post-show-report/> (accessed June 12, 2018)
 - 27) Tang A, Tam R, Cadrin-Chênevert A et al. (2018) Canadian Association of Radiologists White Paper on Artificial Intelligence in Radiology. *Can Assoc Radiol J* 69:120-135
 - 28) Thodberg HH, Kreiborg S, Juul A, Pedersen KD (2009) The BoneXpert method for automated determination of skeletal maturity. *IEEE Trans Med Imaging* 28:52-66
 - 29) Thodberg HH (2017) "October 2017: BoneXpert licensed to 100 hospitals" (press release). <https://www.bonexpert.com/news/latest-news/74-october-2017-bonexpert-licensed-to-100-hospitals> (accessed June 12, 2018)
 - 30) Yang D, Xu D, Zhou SK et al. (2017) Automatic Liver Segmentation using an Adversarial Image-to-Image Network. <https://arxiv.org/abs/1707.08037> (accessed June 12, 2018)
 - 31) Yang Y, Feng X, Chi W et al. (2018) Deep learning aided decision support for pulmonary nodules diagnosing: a review. *J Thorac Dis* 10(Suppl 7): S867-S875