

I AIを知る—AIとは何か, 何を変えるのか

3. AIがもたらす
CADシステムの変革

藤田 広志 岐阜大学工学部電気電子・情報工学科(大学院医学系研究科併任)

米Google傘下の英DeepMind社が開発した囲碁AI(人工知能)“AlphaGo”が、2017年5月に人間の最強棋士との3番勝負で3連勝を成し遂げ、AlphaGoは完全勝利を果たした。AIが全人類の知能を超えるシンギュラリティ(技術的特異点、2045年と予想される)が、チェス、将棋、囲碁のゲームの世界で次々と起きている。いまAIの第三次ブームが到来し、放射線医学領域におけるAIへの期待も大きい。しかしながら、放射線科医にとっては、「近い将来、医師の仕事がAIに取って代わられてしまうのでは」との不安の声も聞こえてくる。2016年末にシカゴで開催された、世界最大規模(約6万人)の北米放射線学会(RSNA 2016)でも、AIに関する大々的な各種イベントが実施されていた(詳細は参考文献1)を参照されたい)。このような中で、最もAIの影響を受けやすい医用画像を対象とする「コンピュータ支援診断(computer-aided diagnosis: CAD)」領域への普及・影響の現状はどうか、大いに気になるところである。そこで、「AIがもたらすCADシステムの変革」と題して概観してみよう。

これまでのCAD

CADの開発の歴史は古く²⁾、以下のように簡単にまとめることができる。AIの歴史も概観しながら見てみよう。

1. 黎明期
(1960年代～1970年代)

デジタルコンピュータの発明は、1940年代である。その後、およそ20年を経て、1960年のLusted論文のコンピュータによる画像解析の必要性や胸部X線写真における正常・異常画像の自動分類の提案を始まりとして³⁾、CADの始まりと言える研究が、1960年代にいろいろ出現している。なお、CADという用語を用い、CADとして書かれた最初の出版物は、1966年のLodwickによるものであったと思われる⁴⁾。この論文では、CADの具体的な開発アプローチを8つのステップで示している。ただし、この時代のCAD研究の多くは、画像の“支援診断”ではなく“自動診断”をめざしていた。

AIという言葉が誕生したのは、1956年に米国のダートマスで開催された会議(ダートマス会議)においてである。直後の1958年には、生物の脳の神経ネットワークをモデルとしたコンピュータ処理の仕組み(ニューラルネットワーク)の基礎となるパーセプトロン(人工ニューロンを2層につないだ構造)が登場している。もっとも、ニューラルネットワークに関する研究は、すでに1940年代か

ら始まっていたが、1960年代に、ゲームでの探索による課題解決によって、「第一次AIブーム」を迎える。しかし、「トイ・プロブレム(おもちゃの問題)」は解けても、現実に遭遇する複雑な問題は解けないことがわかり、1970年代には、AIは「冬の時代」を迎えた。

2. 成長期
(1980年代～1990年代)

一連の研究は、その後も疾患の対象領域が広がりつつ、工学系研究者らが中心となり、さらに続けられた⁵⁾。そして、支援診断を全面に打ち出して、CADという概念・発想でシステムを開発する研究は、1980年代前半にシカゴ大学のDoiらにより本格的に始まった⁶⁾。

AI領域では、この1980年代は、コンピュータに“知識”を入れて賢くしようという時代であり、エキスパートシステムとして開発され、「第二次AIブーム」が起きている。なかでも、1970年代初めにスタンフォード大学で開発された“マイシン(Mycin)”が有名であり、これは伝染性の血液疾患を診断し、抗生物質を推奨することができた。

1986年には、階層構造のニューラルネットワークの学習法としてバックプロパゲーション(誤差逆伝播法)が提案され、ニューラルネットワークは「学習するコンピュータ」として大きな話題を呼んだ。また、この頃に、Fukushimaらがネオコグニトロンという生物の視覚神経路を模倣したニューラルネットワークを発表しており、これは後述するデー

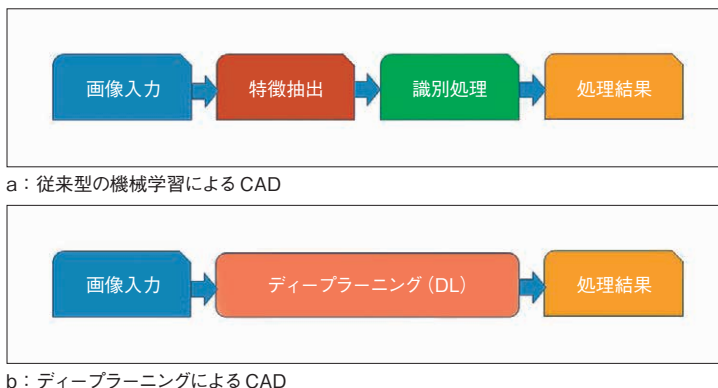


図1 従来型学習とディープラーニングによる学習の比較

ラーニングの元祖となる。そして、1990年頃から、多くのCADシステムに、この3層構造のニューラルネットワークが取り入れられ、性能向上の一役を担っている⁷⁾。

しかし、このような第二次AIブームは、知識を記述し管理することの難しさが次第に明らかになると、1995年頃から、また「冬の時代」を迎えてしまう。

3. 実用期 (1998年: CAD元年～2010年代前半)

1998年は「CAD元年」の年であると言われる。その理由は、米国のベンチャー企業R2 Technology社(現・ホロジック社)の開発した検診マンモグラフィ専用のCADシステム「ImageChecker System」が、米国のFDA(食品医薬品局)の認可をこの年に得ており、米国内で商品として販売することに成功したからである(世界初の商用CADシステムの実現)⁸⁾。また、米国では、マンモグラフィCADの利用に対して、2001年4月から保険の適用が可能になり、CADの普及に拍車がかかる大きな要因となった。その後、マンモグラフィ(乳がん検出)以外にも、乳房超音波画像(乳がん検出)、胸部X線写真やCT画像(肺がん検出)、大腸CT画像(大腸ポリープ検出)などのいくつかの画像診断領域のCADも、順次、商用化に成功し、現在に至っている。

これらのCADの利用方法の定義は、まず、①医師が画像をCADなしで最初に読影し、その後、②コンピュータの解析結果を「第二の意見」として利用するものであり、最終診断は必ず医師が行うことと厳格に決められており、これは

今も変わっていない。すなわち、コンピュータ側から見ると、診断対象画像の“second look”である。

これらはすべてCADの「第1世代機」と呼べるが、マンモグラフィCAD以外の商用機の普及は、思ったより進展していない。特に、本邦では、薬機法の承認を得たCADシステムは、マンモグラフィのみに留まっているという厳しい現実がある。

AIの観点からは、この時代にはニューラルネットワークの限界もわかってきており、次にはサポートベクターマシン(SVM)という新しい機械学習の方法なども出現して、CADの開発に利用されるようになっていく。

第三次AIブーム時代のCAD

現在は、コンピュータが自律的に学習できるようになったことにより、「第三次AIブーム」の時代へと突入している。停滞していたAI研究の分野にビッグデータの時代に広がった機械学習(コンピュータのプログラム自身が学習する仕組み)と、機械学習の一種であるディープラーニング(深層学習)の2つの大波が襲う。もちろん、このブームの背景には、計算機の能力向上も相まっている。2012年の世界的な画像認識のコンペティションImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge(ILSVRC)において、トロント大学のHintonらが開発したディープラーニングというニューラルネットワークの新しい機械学習の方法が、画期的な画像認識率の改善を示したことに端を発している。IBM社の「ワトソン(Watson)」が、クイズ番組で人間の

チャンピオンに勝利したり、将棋はもちろん、囲碁においてもAIが次々と勝利するなど、AIやディープラーニングに関する話題は尽きない。また、車の自動運転の開発も、実用化に向けて急速に進んでいる。

これまで、画像の中の認識対象の特徴量を、設計者(人間)が苦勞して考案・作成してシステムを開発してきたのに対して、ディープラーニングの利点は、自ら特徴量を作り出す(すなわち学習することができる点にある(図1))。ディープラーニングは、層が4層以上のニューラルネットワークの総称である。特に、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)と呼ばれるディープラーニングがよく使われており、上述の2012年のコンペティションでもこれが使われていた。ディープラーニングは、音声認識や自然言語処理、画像認識、さらにビッグデータ解析と、幅広く応用分野が広がりつつある。画像認識分野では、分類問題(対象物かそれ以外の領域かの検出、あるいは対象物かその背景かのセグメンテーション、対象物の分類ができる)や回帰問題(確率などの数値で出力できる)という研究課題に盛んに使われている。筆者の研究室では、例えば、図2に示すように、三次元体幹部CT画像から各種臓器・組織を同時に完全自動抽出(セグメンテーション)する研究に活用している⁹⁾。

このような中、RSNA 2016では急激なAIブーム、ディープラーニングブームが見られ^{1), 10)}、CADシステムへの応用例が前年の約10倍増となった。多くの応用例は、CADの一部の機能に利用して(例えば、偽陽性候補の削除処理)検

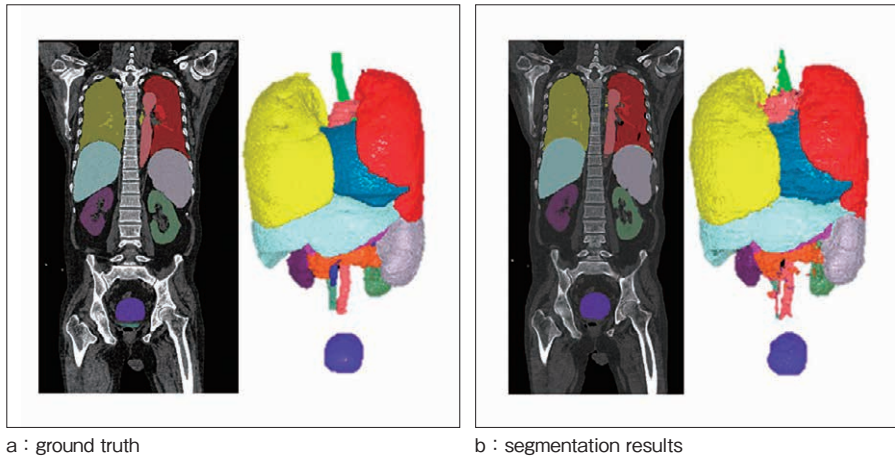


図2 ディープラーニングによる臓器自動抽出の例⁹⁾

ディープラーニングの入力には、各種臓器の輪郭を手動で抽出した画像（ラベル画像＝ground truth：a）が入り、その出力からは各種臓器が自動抽出された画像（segmentation results：b）が出る。ラベル付きCTスキャン240症例から、ディープラーニングの学習用に230症例を用いている。a、b各図の左は、CTのあるスライス面の表示、右はサーフェイスレンダリングによる3D表示。

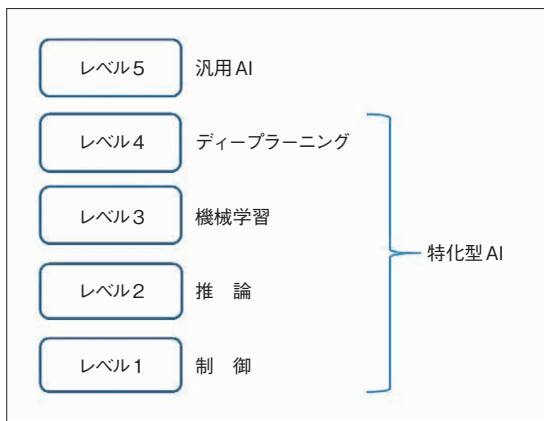


図3 5段階のAIレベル

「第2世代機」とも呼べる。よって、もし上記の“first look”のCADが出現すれば、これはスクリーニング現場で、真に期待されている読影を軽減できるものであり、このようなシステムは、CADの「第3世代機」と呼べそうである。

次世代型CADの開発に向けて

AIの段階には、レベル1から5までである^{11)、12)} (図3)。レベル1のAIは、AI搭載をうたった家電製品で（単純な制御プログラム）、レベル2は質問応答システム、お掃除ロボットや一般的な将棋ソフトウェアのレベルである（“知識”を使ったAIで、推論・探索が可能）。レベル3になると、検索エンジンやビッグデータ分析に活用されるもので、機械学習が行われるようになり、人間から特徴量を教えられて学習する。レベル4では、さらに高度な分析が可能になり、ディープラーニングが取り入れられ、人間が特徴量を教えなくても自力で獲得（学習）する。車の自動運転や、昨今の囲碁AIなどはこれに該当する。しかし、これらのレベルのAIは、特定の目的に限定されたもので、「特化型AI」と分類される。そして、レベル5になると、人間のように（あるいはそれ以上に）何でもできるAIで（例：鉄腕アトム！）、「汎用AI」（artificial general intelligence：AGI）と呼ばれるが、これはまだ実現されていない。レベル5のAIは「強いAI」とも呼ばれ、それ以外は「弱いAI」とも呼ばれることがある。

出、あるいは分類の性能を改善しているものが多い。ある特定の領域（例えば、胸椎・腰椎、乳房）を領域分割（セグメンテーション）するツールとして利用するものもある。なお、医用画像は、一般画像のように大量のデータを収集することは不可能であるため、一般画像でディープラーニングを学習したものを目的の医用画像に適用する転移学習（transfer learning）と呼ばれる手法を検討したものも見られた。また、画像をディープラーニングで取り扱うのみならず、自動で読影レポートも作成する機能をも有するシステムもあった。

なかには、「完全ディープラーニング型」と呼べる、ディープラーニングへの画像入力とその病変の有無のみの情報付与でシステムを構築しようとするタイプのCADもいくつか見られた。韓国のLunit社や米国のEnlitic社が、そのような例の展示発表を行っており、1万例を超す医療画像データを使っている。特に、後者の企業では、そのめざすところは、最初にコンピュータが病変の検出処

理を行い（“first look”）、医師が読影すべき異常がありそうな画像をふるいわけし、これにより医師の負担を減らそうというものであるという。このCAD読影方法は、現状の「すべての画像を医師は診（見）なければならない」という原則を外れることになる。はたして、それが可能なだけの性能を出すことができるかどうか、今後の展開が楽しみである。

なお、RSNA 2016の直前に、QView Medical社が開発した全乳房超音波画像（3D automated breast ultrasound：ABUS）のためのCADシステム「QVCAD」が、FDAの承認（premarket approval：PMA）を得ている。特徴は、“second look”ではなく“concurrent（同時）look”で、“同時読影型のCAD”として、初めてFDAの認可を得ている点である。ここでもディープラーニング技術が使われている。今後、同様に多量の画像の読影が迫られる乳房トモシンセシス画像を対象としたCADのFDA承認に対しても、大きな影響を与えるであろう。同時CADは、CADの

これまでの商用化されているCADは、すべてレベル3であり、いま開発が進められているCADはレベル4である。

さて、このように新しいAI技術(特に、ディープラーニング)がCADに取り入れられてきており、second look から concurrent look, そして、first look CADの方向に向かっており、ゆくゆくは自己学習型CADも開発されると考えられるが、いくつかの解決すべき問題がある。

CADを開発するには、前述のように(図1)、従来型の機械学習では、医師の読影過程をコンピュータのアルゴリズムに書き込んで実行するには、「入力画像>特徴抽出>識別処理>識別結果」のプロセス(手順)に従っている。すなわち、マニュアルによって特徴量を設計するため、相当な時間を要した。また、アルゴリズムが複雑にもなった。一方、機械学習の代表格としてのディープラーニングでは、入力画像とその正解(病変の有無あるいは位置、良悪性の判定結果、検出対象の輪郭図など)をペアで用意すれば、それだけでよい。

有名な「Googleのネコ」の実験では、ネコ概念をディープラーニングで抽出・表示化して話題になったが、YouTubeから取り出した1000万枚の画像と、1万6000個ものコンピュータプロセッサをつないだ大規模なディープラーニングを構築している。ここに2点の重要なポイントがある。すなわち、計算機のパワーと学習に使うデータ量である。計算機の問題は、GPU(graphics processing unit)と呼ばれる専用のプロセッサで、並列演算を高速で行える。また、量子コンピュータの開発などで、今後もどんどん速くなるので、解決されるであろう。しかし、data-hungryとしばしば呼ばれるディープラーニングを学習するための大量の画像データを収集することは、医学領域では必ずしもそれほど簡単な話ではない*1。個人情報保護の観点からの問題があり、そもそも病変の画像データは「スモールデータ」である。よって、この問題解決には、国家レベルのプロ

ジェクトでデータ収集を行うなどの枠組みが必要である。また、技術的には、正解ラベルがない医療データに対しても精度を上げるための方法や、少数データを使って精度を上げる「半教師あり学習」による方法なども提案されている¹⁶⁾。

また、従来の米国FDAや本邦の薬機法のCAD承認では、コンピュータアルゴリズムのパラメータを勝手に変更することは許されず、修正申請する必要がある。すなわち、コンピュータが自己学習して、臨床現場でどんどん賢くなるようなCADの枠組みは許されない、ということになる。AI、特にディープラーニングでは、どのような処理がディープラーニング内で行われているのかは完全にブラックボックスであり、なぜそのような判断が下されたのか、正確にはわからない。よって、この対応も重要な検討課題であり、「説明責任を伴うAI」の研究が進められている。

◎

1998年の商用化以来、すでに20年近くの月日が流れているが、CAD分野では休眠中のような状態が続いてきていた。昨今のAIブーム、とりわけディープラーニング技術は、CADのさらなる飛躍の救世主に成りうるであろうとの期待が大きい。ただし、大量のデータの獲得が肝になる! Google社の囲碁ソフトのように、人では考えつかない「人智を超えた」特徴も、ディープラーニングが自動的に獲得する可能性も否定できない。CAD領域でシンギュラリティが起きれば、もはやCADではなく、「画像の自動診断システム」、あるいは画像も包括した「自動医療診断システム」が出来上がるのも、そう遠い先の夢物語ではないであろう。

*1 そのような中でも、最近、一般画像に比べると大規模とはまだ呼べないが、10万枚を超える規模の医用画像データを利用した、ディープラーニングによる成果を出している研究事例が出てきている(眼底画像¹³⁾、胸部X線画像¹⁴⁾、皮膚がん検査画像¹⁵⁾において)。
*2 AIやディープラーニング関連の文献は、たくさん出版されている。本稿では参考文献11)、12)、17)などを参考にした。また、各種学会の論文誌でも、参考文献18)など、AI特集号が企画されている。

●参考文献

- 1) 藤田広志: エキスパートによるRSNA 2016 ベストリポート. 9. 人工知能(AI)の最新動向, *INNERVISION*, **32**・2, 34 ~ 36, 2017.
- 2) 藤田広志: コンピュータ支援診断(CAD)の技術史. 電気学会誌, **133**・8, 556 ~ 559, 2013.
- 3) Lusted, L.B.: Logical analysis in Roentgen diagnosis, *Radiology*, **74**・2, 178 ~ 193, 1960.
- 4) Lodwick, G.S.: Computer-aided diagnosis in radiology. A research plan. *Invest. Radiol.*, **1**・1, 72 ~ 80, 1966.
- 5) 医用X線像のコンピュータ診断. 鳥脇純一郎, 館野之男, 飯沼 武編, 東京, シュプリンガー・フェアラーク東京, 1994.
- 6) Doi, K.: Computer-aided diagnosis in medical imaging; Historical review, current status and future potential. *Comput. Med. Imaging Graph.*, **31**, 198 ~ 211, 2007.
- 7) 岡部哲夫, 藤田広志: 新・医用放射線科学講座 医用画像工学. 東京, 医歯薬出版株式会社, 2010.
- 8) 長谷川 玲: 世界で初めて商品化されたマンモグラフィ用CAD — ImageChecker. 日本放射線技術学会雑誌, **56**・3, 355 ~ 358, 2000.
- 9) Zhou, X., Ito, T., Takayama, R., et al.: First trial and evaluation of anatomical structure segmentations in 3D CT images based only on deep learning. 医用画像情報学会雑誌, **33**・3, 69 ~ 74, 2016.
- 10) 藤田広志, 木戸尚治, 原 武史: エキスパートによるRSNA 2016 ベストリポート. 10. CADシステムの最新動向. *INNERVISION*, **32**・2, 36 ~ 39, 2017.
- 11) 坂本真樹: 坂本真樹先生が教える人工知能がほぼわかる本. 東京, オーム社, 2017.
- 12) 松尾 豊: 人工知能は人間を超えるかディープラーニングの先にあるもの. 東京, KADOKAWA, 2015.
- 13) Gulshan, V., Peng, L., Coram, M., et al.: Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs. *JAMA*, **316**・22, 2402 ~ 2410, 2016.
- 14) Wang, X., Peng, Y., Lu, L., et al.: ChestX-ray8; Hospital-scale chest X-ray database and benchmarks on weakly-supervised classification and localization of common thorax diseases, 2017. <https://arxiv.org/abs/1705.02315v2>
- 15) Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R.A., et al.: Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. *Nature*, **542**, 115 ~ 118, 2017.
- 16) 岡野原大輔, 大田信行: AIは医療分野にどのような変化をもたらすか. 国際医薬品情報, 8 ~ 15, 2017.
- 17) 山下隆義: イラストで学ぶディープラーニング. 東京, 講談社, 2016.
- 18) 特集号「人工知能医療応用」. 医用画像情報学会雑誌, 2017年6月.

第36回日本医用画像工学会大会

第36回日本医用画像工学会大会(藤田広志大会長(岐阜大学)が、2017年7月27日(木)~29日(土)、じゅうろくプラザ(岐阜県岐阜市)で開催されます。ディープラーニングなど、人工知能(AI)をテーマにしたプログラムも多数予定されています。詳細は大会ホームページをご覧ください。

<http://jamit2017.jamit.jp/>