

# 画像診断における人工知能活用の現況と展望

Current utilization and future of deep learning in diagnostic radiology

中田典生

Norio NAKATA

## 医学における人工知能とは

人工知能学会によると、人工知能(以下、AI)の研究には二つの立場がある。一つは、人間の知能そのものを持つ機械を作ろうとする立場、もう一つは、人間が知能を使ってすることを機械にさせようとする立場である。そして、実際の研究のほとんどは後者の立場である。したがって人工知能の研究といっても、人間のような機械を作っているわけではない<sup>1)</sup>。医学における人工知能の研究も大部分は後者の立場で行われており、本稿も人間が知能を使ってすることを機械にさせようとする観点から議論を進めていくことにする。実はこの点が一般的に、最も人工知能の医学応用に対する誤解を受けやすい点であり注意を要する。

## 機械学習、ニューラルネットワーク、ディープラーニングの関係

2012年に、AI分野の画像認識に関する国際大会(ILS-VRC2012)で、Hinton GEらによって発表されていたディープラーニング(Deep Learning)が従来の手法と比較して高い認識率を示し圧勝して以来、ディープラーニングがにわかに人工知能研究者の間で注目されるようになった<sup>2)</sup>。これ以後、ディープラーニングの急速な進歩が医学をはじめ各分野で始まる。そこでディープラーニングの画像診断への応用のトピックを解説する前に、人工知能、機械学習、ニューラルネットワーク、ディープラーニングの関係について述べる。

人工知能の研究のうち近年注目されている手法に機械学

習(Machine Learning)がある。1959年、Samuel ALは、機械学習を「明示的にプログラムしなくても学習する能力をコンピュータに与える研究分野」だとした<sup>3)</sup>。具体的には、チェスというゲームをコンピュータに実行させるのに、人間が作成した機械学習のプログラムをいったん開始すれば、あとは勝手にコンピュータが上達するようにチェスの学習を行うのが機械学習である。また、機械学習の一手法にニューラルネットワークがある。ニューラルネットワークとは、ニューロンモデル(パーセプトロン)同士の結合で構成される。パーセプトロンとは、モデル化したニューロンを構成する樹状突起、シナプス、細胞体、軸索を計算機上のシミュレーションによって表現することを目指した数学モデルである(図1)。最初は入力層、隠れ層(中間層)、

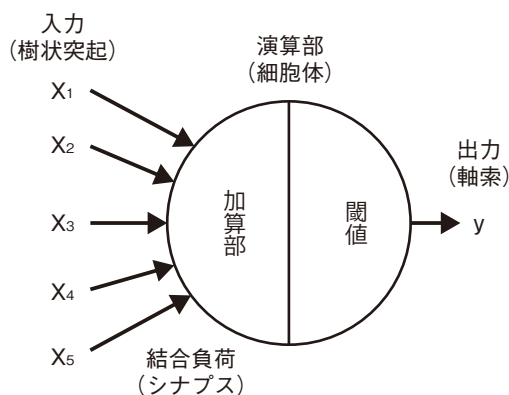


図1 パーセプトロンの模式図

ニューラルネットワークとは、ニューロンモデル(パーセプトロン)同士の結合で構成される。ニューロンモデルとは、モデル化したニューロンを構成する樹状突起、シナプス、細胞体、軸索を計算機上のシミュレーションによって表現することを目指した数学モデルである。

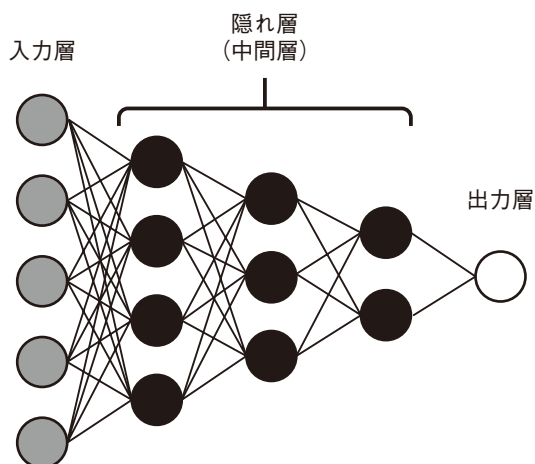


図2 多層パーセプトロンの模式図

パーセプトロン同士が多層構造を持って結合している。多層パーセプトロンはニューラルネットワークの一分類である。

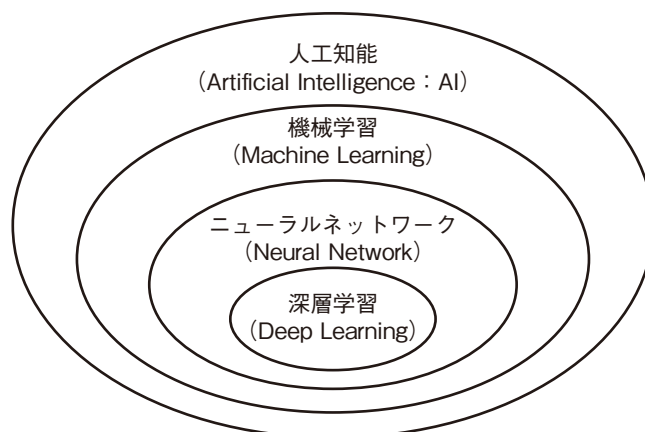


図3 人工知能、機械学習、ニューラルネットワーク、深層学習(ディープラーニング)の関係を示した図

出力層という1層のシンプルな構造から始まり、多層ニューラルネットワーク、すなわち隠れ層を多層にする構造の多層パーセプトロンが発案された(図2)。そして研究が進むにつれて、多層パーセプトロンに種々の工夫(改良)を加えて完成したのがディープラーニングと呼ばれているより複雑な手法へ発展していった(図3)。

**医学におけるディープラーニングの画像認識への応用**

ディープラーニングには多くの手法がある(表1)が、画像認識の分野では、ディープラーニングのうち畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network : CNN)という手法が最もよく使われている<sup>4,5)</sup>。ディープラーニング発表以前、AIのブームはこれまで2回あり、ディープラーニングは第三次AIブームを巻き起こした。ディープラーニングにより、コンピュータの画像認識および音声認識の精度は飛躍的に向上しつつある。画像に関しては、前述のILSVRCにて2015年にAIは人間の画像認識能を超えるに至った<sup>6)</sup>。画像認識、すなわちコンピュータビジョン(Computer Vision)がいち早く応用されている分野が自動運転であり、政府(国土交通省)は2020年までに自動運転を実用化するための工程表をまとめた<sup>7)</sup>。このように今回の第三次AIブームは、画像認識の技術から始まっており、医学においては放射線科領域の画像診断をはじめ病理診断、内視診断、視診が重要な皮膚科、眼科におけるAIが最初に実用化に向けて技術的に進歩することは容易に理解できる。これらの分野についてはすでに実用化に向けて

表1 ディープラーニングの種類

- Convolutional Neural Network [CNN] 畳み込みニューラルネットワーク
- Neural History Compressor
- Recursive Neural Network(Recurrent Neural Network) [RNN] 再帰型ニューラルネットワーク
- Long Short Term Memory [LSTM]
- Deep Belief Network
- Convolutional Deep Belief Network
- Large Memory Storage and Retrieval Neural Network
- Deep Boltzmann Machine
- Stacked(De-noising) Auto-encoder 積層自己符号化器
- Deep Stacking Network
- Tensor Deep Stacking Network
- Spike-and-slab RBMs
- Compound Hierarchical-deep Model
- Deep Coding Network
- Deep Q-network
- Networks with Separate Memory Structure
- LSTM-related Differentiable Memory Structure
- Semantic Hashing
- Neural Turing Machine
- Memory Network

ディープラーニングの研究が盛んになるにつれ派生したさまざまな手法が発表されてきた。

さまざまな研究開発が世界規模で行われている。

ディープラーニングを使うことによって、一般的画像は、その幾何学的特徴を数学的に自動的に抽出することにより、人間と同等に区別することが可能であることが証明された。CNNなどディープラーニングによる画像認識は、単純な画像認識に医学的知識を必要とせず医用画像の幾何

学的な特徴のみで正常・異常の判定を行う。米国のサンフランシスコに拠点をおく Enlitic 社は、人工知能 (AI) のうちディープラーニングの技術を用いて画像診断 (X 線, CT スキャン, MRI など) の結果などから悪性腫瘍を検出するサービスを 2014 年から提供している<sup>8)</sup>。その一方で内科的診断など自然言語処理を多用しなければならない一般的な AI については、いまだ研究途上にあるとあってよい。したがって、医師に代わって内科的診断を進めていく AI の実用化には程遠い現状にある。

### 画像診断におけるディープラーニングの原理

現在、ディープラーニングのうち単純な画像認識については、前述した CNN という手法およびその応用技術が使われている。CNN は、大脳の第一次視覚野 (V1) の単純型細胞と複雑型細胞のしくみを機械的にシミュレーションしたモデル (ネオコグニトロン) が原型になっており、これが改良され発表されたディープラーニングの手法の一つである。ちなみに大脳の第一次視覚野のしくみの解明は Hubel と Wiesel の仕事であり<sup>9)</sup>、この仕事に対して 1981 年度のノーベル生理学・医学賞がこの 2 名の研究者に授与されている。さらに CNN の元になったネオコグニトロンという理論は、日本人、福島邦彦氏が 1980 年代に開発した<sup>10)</sup>。CNN は、現在画像診断に応用されるべく世界中の企業や研究機関で、実用化に向けて開発が行われている。

### 単なる画像認識から画像の読影を手助けする AI の開発へ

CNN により画像認識、すなわち画像に映し出されている物体を認識して抽出させることが可能になった。人工知能の研究は、さらに複数の物体を同一の画像から認識し、認識した結果を簡単な文章に表わすといった画像に対する注釈文章 (caption) の作成の研究へと発展している<sup>11)</sup>。現在では、インターネットなどで入手可能な一般的な画像について、その注釈付加 (captioning) が可能になりつつある。この注釈の文章作成には、主に自然言語処理に特化したディープラーニングの技術が使われており、今後の研究が順調に発展していけば、医用画像への注釈付加すなわち読影が可能になることが人工知能の研究者の間で予測されている。ただし、この注釈付加の研究はいまだ技術的に実用化レベルに達していないので、現時点 (2017 年 8 月) の AI 研究の技術水準では放射線科の画像診断の読影が AI に置き換わ

表 2 AI 推進派の放射線科医による未来予測の例

-5 年	: マンモグラフィと胸部単純 X 線写真
-10 年	: 頭部, 胸部, 骨盤部の CT 頭部, 膝や肩の MRI 肝臓, 甲状腺, 頸動脈の超音波
-15 ~ 20 年	: ほぼすべての画像診断が AI により読影できるようになるであろう

(Erickson BJ, et al. SIIM Webinar - Deep Learning. [http://siim.org/page/web16\\_deep\\_learning](http://siim.org/page/web16_deep_learning) より転載, 和訳)

表 3 AI 慎重派の放射線科医による未来予測の例

そう簡単に AI が画像診断医に置き換わらないであろう 3 つの理由

1. AI のアルゴリズムが Black Box であり、なぜ判定したか根拠を人間が説明することができない。放射線科医の読影方法と AI は異なる方法で判定しており、その根拠は人間には極めて理解困難である。
2. 各々のアルゴリズムが本当に人間より優れているのか？を判断するのに時間がかかるし、必ずしも詳細に証明することが難しい。
3. FDA (米国の厚生省にあたる役所) が AI を使った CAD を医療機器として認可するのに時間がかかる。

Auntminnie.com will AI soon put radiologists out of a job? (Siegel EL. <http://www.auntminnie.com/index.aspx?sec=ser&sub=def&pag=dis&ItemID=114604>) より一部抜粋, 和訳

ることはない。しかしディープラーニングの研究は近年急激に進歩を遂げており、今後の技術水準の向上を注意深く分析していく必要がある。

### AI の画像診断に対する未来予測

AI の画像診断への応用について、画像診断における医療情報学を専門とする米国の放射線科医の未来予測が発表されている。ここでは AI 推進派と AI 慎重派の双方の予測をあげる。AI 推進派の予測は、メイヨークリニックの研究部門の放射線科教授 Erickson BJ の発表がある (表 2)。また AI 慎重派の意見は、メリーランド大学の Siegel EL による提言がある (表 3)。自動運転の技術革新を参考にすると、AI の画像診断への応用でも、AI 技術の進歩が先行するが、法律、社会的慣習、倫理的問題などにより実診療レベルでさまざまな困難や障害が AI の実用化を阻むことが予想できる。また、仮に画像診断における AI が実用化され、検査

されるすべての画像診断に今までより正確で詳細な読影結果が主治医に提供されることになる。今回の AI の技術革新は、現時点ではコンピュータの画像認識能向上にすぎず、一般的に想像される AI が主治医を助けるといった SF 的な世界ではない。自然言語処理といった次の AI 技術革新がおこななければ、現在より詳細かつ膨大な画像診断読影情報を主治医は処理しなければならない。主治医は膨大な情報を電子カルテ上で処理することに忙殺され、現在より診療環境が厳しいものとなる可能性もある。一方、画像診断を司る放射線科医は、AI とともに読影される画像診断検査を飛躍的に増加させなければ、AI に取り残され臨床的役割が現在より後退する可能性もあるし、反対に AI を利用することにより読影検査が増えれば、AI により増加した膨大な情報を人間として放射線科医がまとめて理解しやすいように主治医に伝えることにより、現在より放射線科医の臨床的役割の重要性が増す可能性もある。

### 医療機器としての AI 開発の難しさ

画像診断のディープラーニングに使用する一連の画像を含むデータは、画像およびその答えに相当する診断名や所見などがセットになった教師付き学習用データが基本である。このような個々の画像は、医学専門書に掲載されているような画像も含まれており、後ろ向き研究で使用されるような過去の画像であることから、稀な疾患を除いて一般的には個人を特定できるようなデータではない。しかし欧米の AI 研究において、画像以外の電子カルテの病歴や既往歴のデータ、詳細な臨床検査データなどの患者データを使用する場合、これらをさかのぼって個人を特定できるようなデータが多数含まれている場合がある。現在このようなデータを使用する AI 研究について、わが国を含めて諸外国でも個人情報の法的解釈が統一されておらず、今後の議論が待たれる状態である。したがって、画像診断結果などシンプルな教師付き学習用の画像データを使う AI 研究については、他の医学分野に先行して実用化に向けて研究開発が進んでいる。また前項の AI 慎重派が主張するように、厳密な AI の性能評価はかなり膨大な時間とコストを要する。

### 膨大な教師付き学習データの収集について

ディープラーニングを含む機械学習には、一般的には 1,000 枚以上の膨大な画像データが必要である、したがっ

て、大規模な画像データベース構築は重要である<sup>12)</sup>。一方で、ディープラーニングの近年の急速な進歩に伴い、特に多種類多岐にわたる個々のコンピュータ支援診断の項目について、世界規模で多彩な研究開発が進行中である。これらに対して共通のフォーマットや項目について万単位の膨大な画像データベースを構築する時間とコストをかけている間にも、先行 AI 研究開発者同士の競争が激化しており、日本を除く諸外国では、共通したデータベース構築とは別途に、個々のターゲットについてある程度画像が収集し終わった段階で迅速なコンピュータ支援診断装置開発が進んでいる。今回の第三次の AI ブームで最も重要な事項は、機械学習に必要な膨大な画像データベース構築よりも、とりあえず、ディープラーニングの驚異的な画像認識能力を結果として示して、医学をはじめとする各領域に社会的なインパクトを実際に与え、社会的システムに AI を組み込み普及されることが第一義的目標である。コンピュータとインターネット、クラウド技術の進歩に伴って、膨大なデータの収集や分析が以前に比して急速に進歩しており、大規模データベース構築は、AI アルゴリズム作成と並行して行われていくことが自然な流れであるといえる。

### 従来の競争的研究費公募と AI

画像診断における AI 研究開発にとって、最も時間と人的コストが必要なのはデータ収集および、個々の AI アルゴリズム作成に必要なデータの加工である。この研究資金を獲得する仕組みとして、欧米を中心に最近注目されているのが、多数の参加者を募って、ある一定の条件で提案された研究課題について作成された AI アルゴリズムを互いに競って、その勝者にインセンティブとして資金提供する方法である。これまでもロボット開発などで広く実績があり、マスコミでも複数の大学で競争している様子が広く報道されている競技形式の手法は AI 開発にも有用と思われており、企業、学会、行政機関などがこの産業振興の方法に注目し、実際に研究資金の配分がこの方法ですでに始まっている(図 4)。

### 政府の保健医療分野における AI 活用推進と画像診断の自動化レベルについて

日本政府(厚生労働省)は、保健医療分野における AI 活用推進懇談会を開催して報告書を平成 29 年 6 月に発表した<sup>13)</sup>。AI の実用化が比較的早いと考えられる領域の一つに



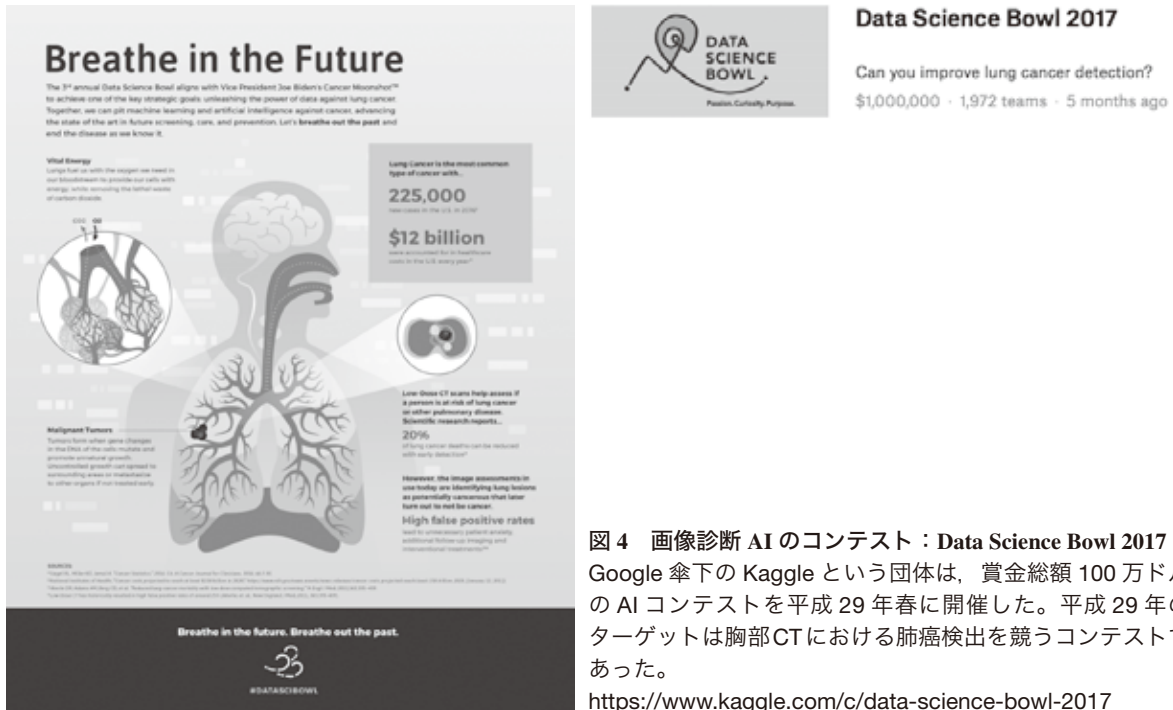


図4 画像診断 AI のコンテスト：Data Science Bowl 2017

Google 傘下の Kaggle という団体は、賞金総額 100 万ドルの AI コンテストを平成 29 年春に開催した。平成 29 年のターゲットは胸部 CT における肺癌検出を競うコンテストであった。

<https://www.kaggle.com/c/data-science-bowl-2017>

画像診断支援も入っており、実用化に向けてデータベース構築をはじめとする研究開発の推進を提案している(図5)。

NHTSA(米国国家道路交通安全局)は、自動運転車における自動化レベルを明確にするため、自動化のレベルを5段階に分類した<sup>14)</sup>。画像診断における AI でも、開発・評価プロセスで同様の基準があると、評価の目安になるので有用と考えられる。そこで筆者は、これに倣って AI を活用した画像診断における自動化レベルを図6のように定義してみた。このうちレベル0については、診断支援自体に AI は使用されていないとしても、診断に使用する画像処理自体に AI を使用する手法が提案されている。またレベル4については、レベル3とは別途独立して研究開発が進められている。この提案はレベル0のコンセプトを除いて、前述の保健医療分野における AI 活用推進懇談会報告書にも採用されている。

### 企業による AI の画像診断領域への応用

前述のように、米国のサンフランシスコに拠点を置く Enlitic 社は、2014 年からディープラーニングの技術を用いて画像診断(X線, CT スキャン, MRI など)の結果などから悪性腫瘍を検出するサービスを提供している。現在、各企業が開発を進めている AI の画像診断領域への応用は、

単にディープラーニングを画像認識に応用することにとどまらず、さまざまな既存の AI 技術と組み合わせたシステムを構築して画像診断への応用が試みられている。例えば、IBM Watson は自社の人工知能を Cognitive Computing と呼んでいる。IBM Watson の AI は、第二次 AI ブームの際に注目されたエキスパートシステムが元になって開発が始まった<sup>6)</sup>。このエキスパートシステムの最大の長所は、人間が決定した規則・規定をコンピュータに教え込んで作られている点にあり、エキスパートシステムが判定した結果の妥当性や判定の理由づけは、人間へ再帰的に説明させることが比較的容易である。これが、ディープラーニングと異なる点である。一方その欠点は、開発に膨大な時間、人材、コストが必要な点である。エキスパートシステムの代表例としては、1982 年から 1994 年にかけて 13 年間に約 570 億円の国費を投じて推進された第五世代コンピュータ・プロジェクトがある<sup>15)</sup>。このプロジェクトは、将来のコンピュータの重要な応用を人工知能の分野と考え、それに適したハードウェアとソフトウェアを開発するものだった。そして、その公式な最終報告書には、「当初の期待に十分応え、日本のナショナルプロジェクトのモデルを示し得たと考えられる」と記されている<sup>16)</sup>。しかし、プロジェクトの成果がその後の日本のコンピュータ産業に大きく貢献することはなく失敗に終わり、その後第二次 AI ブームは終

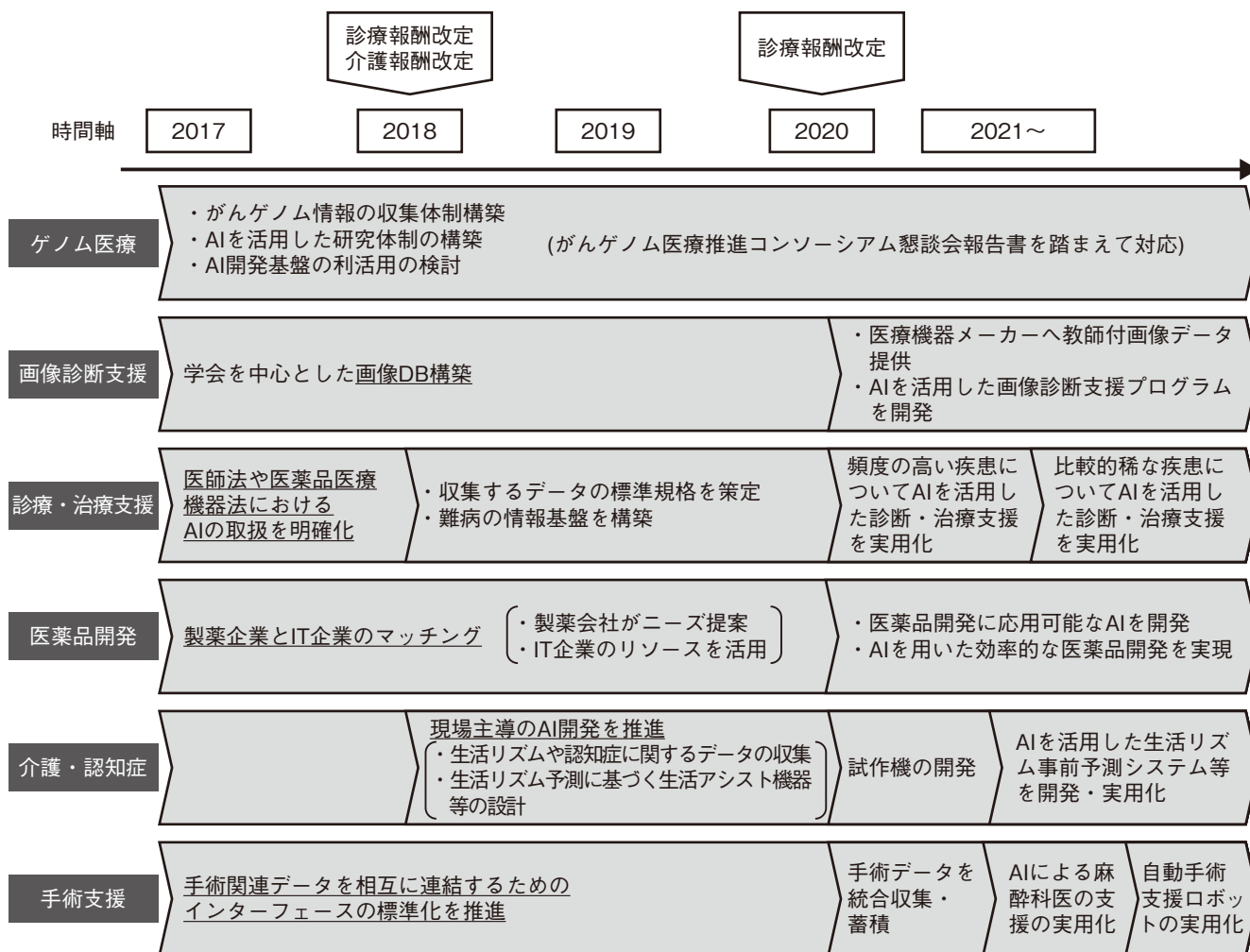


図5 AIの活用に向けた工程表(参考)

(厚生労働省の保健医療分野におけるAI活用推進懇談会報告書(<http://www.mhlw.go.jp/stf/shingi2/0000169233.html>) 概要より引用、抜粋)

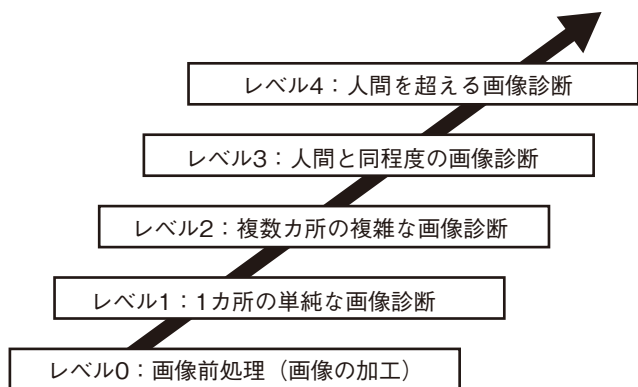


図6 画像診断の自動化のレベル(私案)

焉していった。こうした第二次AIブームが終わり冬の時代になってもIBMはこのエキスパートシステムの研究開発を続けた。IBM WatsonのAIは、“偉大なる人海戦術”と称されている。これは、開発に長い歴史と膨大なコストをかけて開発されてきたからである。現在開発が進められている画像診断に応用されているIBM WatsonのAIは、ディープラーニングの技術も取り入れられており、画像認識をしつつ、背景にある電子カルテのテキストデータやPubMedなどのネット上の文献データも参照するという優れたシステムである。また、囲碁の世界チャンピオンに勝利したAIを開発したGoogleの子会社DeepMindは、強化学習というAIアルゴリズムとディープラーニングを融合させたAIの開発を進めており、放射線治療計画や眼科診断、その他画像診断などの医療分野でのAI開発を英国

NHS (National Health Service) と協力して進めている<sup>17)</sup>。General Electric (GE) は、米国の病院と提携して自社で画像診断 AI の開発を進めている<sup>18)</sup>。さらに米国、韓国、オランダ、日本などの IT ベンチャー企業が画像診断 AI の開発を進めているようである<sup>19~22)</sup>。

### おわりに

現在の AI 研究の最前線では、画像認識以外、特に自然言語処理におけるディープラーニングの研究が進められている。今回の第三の AI ブームが今後継続し、画像診断以外の多様な医学分野で広く使用されるかどうかは、自然言語処理の研究進展について注意深く見守る必要がある。一方で、画像診断についてはディープラーニングを活用した診断支援システム開発は着実に進んでいる。画像診断における AI 研究の第一人者、ハーバード大学 MGH 放射線科の Dreyer KJ 先生は、AI を使いながら仕事をする放射線科医の未来像を学会などで提案している。5~10 年後には、AI を使いながら診療する環境が画像診断においては実現する可能性が高いと考えられる。

利益相反自己申告：申告すべきものなし

### 文 献

1. 人工知能学会 (The Japanese Society for Artificial Intelligence). <https://www.ai-gakkai.or.jp/>
2. ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition 2012 (ILSVRC2012). <http://image-net.org/challenges/LSVRC/2012/results.html>
3. Samuel AL. Some studies in machine learning using the game of checkers. *IBM Journal of Research and Development* 2000 ; 44 : 206-226.
4. Krizhevsky A, Sutskevers I, Hinton GE. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*. 2012 : 1097-1105.
5. Lecun Y, et al. LeNet-5, convolutional neural networks. <http://yann.lecun.com/exdb/lenet>, 2015
6. 松尾 豊. 人工知能の未来-ディープラーニングの先にあるもの-. 総務省資料. [http://www.soumu.go.jp/main\\_content/000400435.pdf](http://www.soumu.go.jp/main_content/000400435.pdf)
7. 自動車：自動走行ビジネス検討会-国土交通省. [http://www.mlit.go.jp/jidosha/jidosha\\_tk7\\_000015.html](http://www.mlit.go.jp/jidosha/jidosha_tk7_000015.html)
8. Enlitic. <https://www.enlitic.com/>
9. Hubel DH, Wiesel TN. Receptive fields, binocular interaction and functional architecture in the cat's visual cortex. *J Physiol* 1962 ; 160 : 106-154.
10. Fukushima K. Neocognitron: A hierarchical neural network capable of visual pattern recognition. *Neural Networks* 1988 ; 1 : 119-130.
11. Andrej K, Li FF. Deep visual-semantic alignments for generating image descriptions. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2015 : 3128-3137.
12. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature* 2015 ; 521 : 436-444.
13. 厚生労働省. 保健医療分野における AI 活用推進懇談会. <http://www.mhlw.go.jp/stf/shingi/other-kousei.html?tid=408914>
14. National Highway Traffic Safety Administration, Preliminary Statement of Policy, Concerning Automated Vehicles. [file:///C:/Users/imedix/Downloads/Automated\\_Vehicles\\_Policy.pdf](file:///C:/Users/imedix/Downloads/Automated_Vehicles_Policy.pdf)
15. 古川康一, ほか. 第五世代コンピュータのプロジェクト運営と人工知能の未来 (特集 第五世代コンピュータと人工知能の未来). *人工知能* 2014 ; 29 : 159-165.
16. 第五世代コンピュータ・プロジェクト最終評価報告書, 電子計算機基礎技術開発推進委員会 学術的・技術的評価ワーキング・グループ. <https://www.jipdec.or.jp/archives/publications/J0005062>
17. DeepMind Health, DeepMind. <https://deepmind.com/applied/deepmind-health/>
18. UCSF, GE Healthcare Launch Deep Learning Partnership to Advance Care Globally. UC San Francisco. <https://www.ucsf.edu/news/2016/11/404956/ucsf-ge-healthcare-launch-deep-learning-partnership-advance-care-globally>
19. 106 Artificial Intelligence Startups In Healthcare – CB Insights. <https://www.cbinsights.com/research/artificial-intelligence-startups-healthcare/>
20. Machine learning in Amsterdam, artificial intelligence business – Scyfer. <http://scyfer.nl/>
21. LPixel Inc. (エルピクセル株式会社). <https://lpxel.net/>
22. PKSHA Technology Inc. <http://pkshatech.com>