

特集／医用画像工学分野における ディープラーニング応用と研究開発

— 序 文 —

鈴木 賢治*¹

Deep Learning Applications, Research and Development in Medical Imaging: Introduction Kenji SUZUKI*¹

最近、ディープラーニング (deep learning: 深層学習) とよばれる機械学習が、革新的な技術として世界的な話題となり、学会、産業界、そして世間を騒がせている。ディープラーニングは、ヒトの視覚が行っているように、画像データを直接「見て」学習でき、これを中心とした人工知能 (AI: artificial intelligence) が第4次産業革命をもたらす、とさえいわれている。

ディープラーニングによるこの研究ブームは、第3次ニューラルネットワークブームであり、2012年末ごろのあるイベントをきっかけに始まった。2012年10月、コンピュータービジョンの著名なコンテスト ILSVRC において、ディープラーニングが約40%もの誤差率で他の手法を引き離し圧勝した。このため、マサチューセッツ工科大学の著名な科学技術誌 MIT Technology Review は、ディープラーニングを2013年の革新的技術トップ10に選んだ。それ以来、ディープラーニングは、コンピュータービジョン分野のみに留まらず、音声、画像、自動車、ロボットなど、さまざまな分野でブームを巻き起こしている。医用画像工学の分野でも、ディープラーニングを使った研究開発が急速に盛んになっている。

ディープラーニングには、産業界からも熱い視線が注がれている。Google は、2013年トロント大学のスタートアップ会社 DNNresearch を5億ドル (約550億円) で、2014年にはロンドン発のスタートアップ会社 Deep Mind を4億英ポンド (約650億円) で買収した。一方 Baidu

は、3億ドル (約330億円) を投資して、スタンフォード大学にディープラーニングを研究する AI 研究所を設立した。また、Facebook は、ディープラーニングに頻繁に使われる畳み込みニューラルネットワーク (CNN: convolutional neural network) の先駆者、ニューヨーク大学の LeCun 教授を迎え、シリコンバレーに人工知能研究所を設立した。このように、産業界は、ディープラーニングをそれぞれの分野において今後欠くことのできない重要な技術と位置づけ、巨額な投資を始めている。

さて、このように一大ブームを巻き起こしているディープラーニングは、従来の機械学習と何が違うのであろうか? ディープラーニングの出現以前には、機械学習で何らかの問題を解決しようとする場合、その分野の専門的知識と経験に基づき、その問題を解決するのに有効と思われる特徴量をデータから抽出した。これは「特徴抽出」とよばれる重要なステップで、機械学習による手法開発の肝であった。例えば、画像から対象物を認識する場合、対象物をまず分割 (セグメンテーション) し、分割した対象物から特徴量 (例えば、寸法、円形度、コントラストなど) を抽出した。「特徴抽出」の後は、抽出した特徴量から有効なものを選び出す「特徴選択」を行った。これら特徴抽出と特徴選択は、機械学習の性能を決める最も重要な要因であるため、この開発と最適化には膨大な労力と時間を費やした。一方、ディープラーニングでは、特徴抽出も特徴量選択も必要ない。ディープラーニングは、これらのステップをデータから自動的かつ合理的に学習する。ディープラーニングとそれ以前の機械学習の本質的な違いは、データや画像から「特徴抽出」も「特徴量選択」もせず、データや画像を直接「見て」学ぶ、すな

*¹イリノイ工科大学 [3440 South Dearborn Street, Chicago, IL 60616, USA]: Illinois Institute of Technology

Key words: Deep learning, Convolutional neural network, Massive-training artificial neural network, Image-based machine learning, Transfer learning

わち、画像中の画素に代表される生データ (raw data) を直接学習するところにある [1]。ディープラーニングの「ディープ」という単語から、多くの人々は、深い層をもつことがこの革命のもとと信じているが、革新の本質は、特徴量などで表現したものを学ぶ機械から、生データ (例えば画像) を直接学ぶ機械への変化である。層の「深さ」はなおも非常に大切な属性であるが、最も重要な本質的な違いではない。

深い層をもつ機械学習やニューラルネットは以前から存在し、医用画像工学を含むさまざまな分野で多数応用されている [1]。ディープラーニングの主要なモデルである CNN は、大阪大学の Fukushima らの提案した Neocognitron を簡略化したものである。日本人の先駆的な研究がこの革命の始まりであるといつてよい。また、筆者のグループは、画像を直接学習する機械学習の研究開発を 20 年以上にわたって続けている。これは、深層構造をもちうるニューラルネット (あるいは他の機械学習モデル) で構成され、視覚のモデルに近い構造と機能をもつ。ニューラルフィルター、ニューラルエッジ強調器、大規模学習ニューラルネット (massive-training artificial neural network; MTANN) などがそれである。医用画像処理・解析とコンピューター支援診断の分野で、これらの手法が、従来手法と比べて飛躍的に高い成績や性能で問題を解決したり、他の手法では不可能であった問題 (例えば、胸部 X 線像からの骨成分と軟組織成分の分離) を可能にしてきた。筆者のグループとその共同研究者や同分野の研究者は、最近他の分野でディープラーニングがもたらしている驚きを 20 年も前から経験し続けているし、ディープラーニングでまだ経験されていない驚きも経験している。筆者は、筆者のグループで長年の間に培った経験・ノウハウ・方法論を、是非、本稿を読んでくださっている研究者の方々と共有し、この研究分野の発展につなげたいと願っている。

人の視覚による物体認識には、対象物の「記述による」認識・理解と、記述なしで対象物を「直感的に認める」知覚・認知がある。これまで 30 年以上研究されてきた特徴量に基づく機械学習は前者 (“大人の AI”) を、ディープラーニングなどの画像を直接学習する機械学習は後者

(“幼児の AI”) を担い、両者が一体となってヒトの視覚が人工的に実現できると筆者は考えている。後者の研究は、今始まったばかりであり、視覚分野の AI 研究の今後 30 年のフロンティアとなると考えられる。

このような医用画像工学におけるディープラーニングの歴史と研究状況を踏まえ、本特集では、医用画像工学分野においてディープラーニングを自身の研究グループで実際に使い、応用し、研究開発を行っている国内の第一線の研究者に、その特徴、性能、長所、魅力と可能性だけでなく、短所、困難や課題についても、自身の経験やデータに基づき紹介・解説いただいた。

まず、電気通信大学の庄野逸先生に、ディープラーニングの基礎とその関連技術を解説いただいた。本解説では、ディープラーニングの中でも最主流の手法である CNN の基礎を述べていただいた。コンピュータービジョンなどの他の分野と違い、医用画像工学分野では、学習のための症例 (ラベル付きのサンプル) を多数確保することは非常に難しい。この解決策として、庄野らのグループは、転移学習とよばれる手法を使い、CT におけるびまん性肺疾患の識別にディープラーニングを応用し、成果をあげている。

次に、岐阜大学の周向荣先生と藤田広志先生に、CT 画像からの解剖学的構造の自動抽出にディープラーニングを応用した研究を解説いただいた。対象物の分割 (セグメンテーション) は、各画素の属する物体ラベルを推定する問題と捉えられるが、CNN は識別や検出に特化した構造をもつため、これに適用できない。このため、周らのグループは、通常 CNN を De-convolution 層を用いて拡張することにより、画素ごとのラベル付けを可能にした fully convolutional network (FCN) を用いて、この問題に取り組んだ。医用画像工学分野特有の学習症例数の確保の難しさに対しては、転移学習を用いた。臓器抽出において、FCN は、従来手法より約 9% 高い性能が得られている。

3 本目の解説は、山口大学の平野靖先生と木戸尚治先生に、胸部・腹部のコンピューター支援診断におけるディープラーニングについて述べていただいた。平野らのグループは、CT コ

ロノグラフィーにおける大腸ポリープの偽陽性陰影削減、胸部CTにおける肺結節の良悪性の鑑別、CTにおけるびまん性肺疾患の鑑別診断に、ディープラーニングを応用している。これらの課題に、深層学習のモデルとして、大規模学習ニューラルネット (massive-training artificial neural network; MTANN) を応用した結果、従来手法と比べ高い性能が得られることがわかった。MTANN と CNN を肺結節の良悪性の鑑別に応用した結果、どちらのモデルもきわめて高い性能が得られることがわかった。

4 本目の解説は、近畿大学の根本充貴先生に、頭部のコンピューター支援診断におけるディープラーニングについて述べていただいた。根本らのグループは、頭部の magnetic resonance angiography (MRA) における脳動脈瘤の検出に CNN を応用し、成果をあげている。CNN への入力次元を抑えるため、MRA の三次元情報を 3 方向へ最大値投影することにより圧縮し、CNN に入力する方法を用いている。また、CNN のハイパーパラメーターを AdaBoost により自動的に最適化する方法についても触れている。

最後に、九州大学の諸岡健一先生に、三次元臓器変形の実時間推定にディープラーニングを利用した研究を紹介いただいた。三次元臓器をモデル化する方法に有限要素法があるが、計算量が膨大であり、演算に大変長い時間がかかるという問題があった。諸岡らのグループは、有

限要素法による三次元臓器のモデル化を比較的深い層をもつニューラルネット置き換える方法を開発した。有限要素法への入力生データをニューラルネットに入力するこのアプローチは、生データの特徴抽出なしで直接学習するという意味において、ディープラーニングと同種である。この手法によれば、有限要素法と同等な正確度を保ちながら、演算時間を大幅に短縮できる可能性がある。

このように本特集では、国内の主要な研究者が自身のグループで行った、ディープラーニングの医用画像工学応用とそれに関連する手法の開発を紹介いただいた。その中で、ディープラーニングの特徴と性能、われわれの分野特有の課題、そして展望についても触れていただいた。本特集が、これからディープラーニングを応用しようとする大学あるいは企業の技術者や研究者に役に立つ情報や知識や指針を提供し、この分野の発展の一助になれば幸いである。さらには、ディープラーニングを応用したシステムを将来使う医師に、これらが診断や治療やそのワークフローにどのように役立ち、将来の医療をどのように改善・進歩させていく可能性を持つのかを判断する一助となれば幸いである。

文 献

- [1] Suzuki K: Survey of deep learning applications to medical image analysis. Med Imag Tech **35**: 212-226, 2017



鈴木賢治 (すずき けんじ)

1991 年名城大電気電子卒。1993 年同大大学院修士課程了。同年 (株) 日立メディコ技術研究所入社。1997 年愛知県立大情報科学部助手。2001 年米国・シカゴ大放射線医科学科カートロスマン放射線像研究所客員研究員。2004 年同研究助教授。2006 年同大放射線医科学科及び医用物理学研究科助教授。2014 年イリノイ工科大電気・コンピュータ工学研究科および医用画像研究所准教授。現在に至る。博士 (工学) (名大)。機械・深層学習、コンピュータ支援診断、医用画像処理・認識の研究に従事。IEEE (Senior Member)、信学会等会員。2003、2006、2009 年 RSNA Certificate of Merit 賞、2010 年 IEEE Outstanding Member 賞、2011 年 Kurt Rossmann Award for Excellence in Teaching 賞、2014 年電子情報通信学会論文賞、2016 年 Springer-Nature EANM Most Cited Journal Paper 賞等受賞。

* * *