

画像診断ワークフローを改善する機械学習技術



㈱日立製作所 ヘルスケアビジネスユニット
診断システム事業部 宮崎 靖

【はじめに】

先進国を中心に、医療費の増大が社会問題となる中、医療サービスの質の向上とコスト抑制の両立をめざす取り組み(バリューベース・ヘルスケア)が進められている。急速に高齢化が進み医療費の一層の増加が見込まれる日本では、これからの社会システムを支えるためのICTを活用した次世代型保健医療システムが提言され、ICT活用の考え方を、患者・国民を中心に据えた「患者・国民にとっての価値主導」に再構築していく必要があるとしている¹⁾。ここで言う ICT活用の中心は人工知能(AI)とビッグデータである。様々な診療データの分析結果を現場へフィードバックし活用することで価値を高めることが求められている。機械学習は人工知能を実現するための手段の一つであるが、当社でも、近年話題になっている深層学習(Deep Learning)を含む機械学習や OT/IT などデジタルテクノロジーを活用したソリューション提供による価値向上を目指して取り組んでいる²⁾。図1 はその一例で、心疾患患者の再入院リスクの予測に機械学習を用いた事例である。リスクの高い患者に対して退院後にケアプログラムを提供することで、再入院率低下による医療費削減を狙った取り組みである³⁾。

一方、医療サービスの一つである画像診断における価値向上には、ハードウェアの高性能化によるもの以外に、ソフトウェアによる高画質化、診断の質向上・均質化、検査や読影スループット向上など様々な課題がある。機械学習技術はこれらの多くの課題に対する有望な解決手段として期待されている。

本稿では、画像診断のワークフロー改善を目的とした機械学習技術の研究例について紹介する。

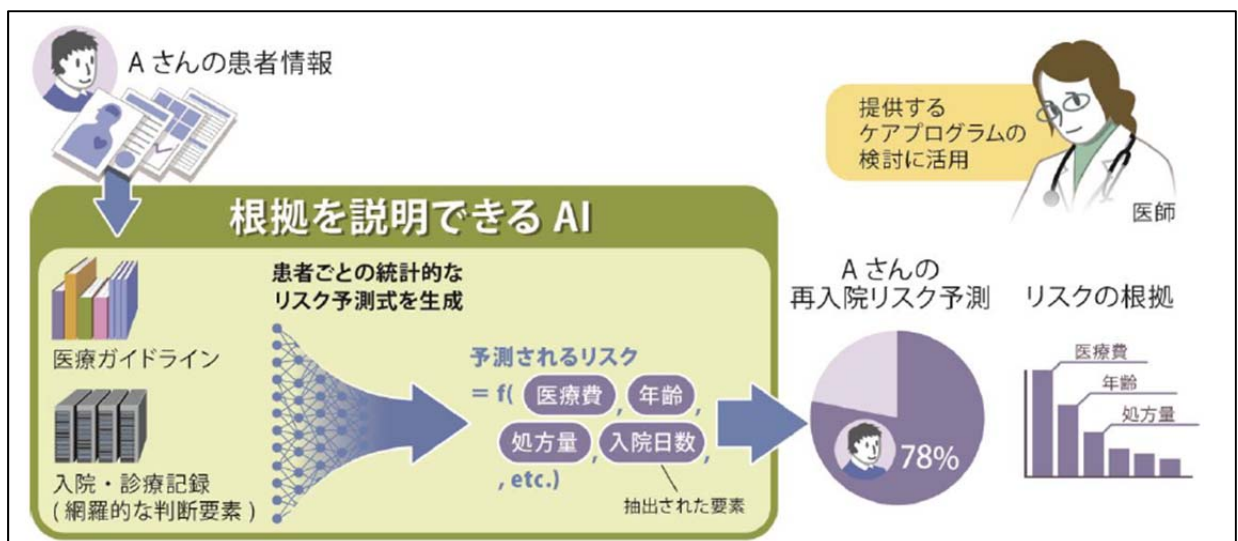


図1 心疾患患者の再入院リスク予測(AIを用いた取り組み事例)

【機械学習技術利活用における課題】

機械学習の中でも、深層学習技術は分類、検出、セグメンテーションなど、より難しい画像処理タスクへと応用が広がっており、コンピュータ診断支援(CAD)分野においても、病変の検出率が高く、かつ偽陽性率が低いという研究結果も報告されてきている⁴⁾⁵⁾。従来、病変検出等のロジックを記述(hand-crafted)したルールベースのタスクを、深層学習では学習により自ら獲得した多数のルールで実現する。ところが獲得したルールはネットワークで高度に組み合わせられて予測結果を出力するため、中身がブラックボックスで、結果が出るに至るロジックやどのような特徴を捉えて病変を検出したのかを説明するのが困難である。また、学習には膨大な量のデータが必要で、教師あり学習のためには質の高い教師ラベル(アノテーション)の整備も必要になる。

当社は、これらの問題を解決するため、ハイブリッドラーニングというコンセプトで開発を進めている。これは、医師の知見に基づき長年培ってきた病変の画像特徴抽出・認識・分類技術と、対象装置の物理モデルや生体伝搬モデル構築技術にデータドリブンの機械学習技術を適切に組み合わせるアプローチである。組み合わせ方も様々で、最も単純なものは処理ブロックごとに最適な技術手段を選択するものであるが、学習内部に取り組んだ密結合の構成なども試みている。物理モデルは、例えばX線や電磁波などの情報キャリアと人体の相互作用などの物理現象に基づいているものであるが、物理モデル内のパラメータの学習や、物理モデルを制約条件とした学習などが考えられる。既知のロジックを組み込むことで、収束性の高い学習により比較的少数のデータで高い性能が得られることと、内部動作の解釈性が上がることを期待している。解釈性に関しては、Explainable AI, Interpretable AIとして多くの議論、研究が行われている⁶⁾⁷⁾。画像診断システムにおいては、操作支援、病変の検出や良悪性分類など支援する意思決定のリスクレベルが高いほど解釈可能性(interpretability)の重要性が増し、利用者の専門性に応じた高度な説明内容が求められると考えられる。図1で示した心疾患患者の再入院リスク予測では、リスクの根拠を説明できる Explainable AI の一例であり、今後同様の考え方を画像診断支援領域にも展開し、より安心して使える技術に育てるべく開発を進めている。

【MRI 撮像支援】^{8) 9)}

X線CT装置は基本的に軸位断面(Ax)の画像を撮像する装置であり、矢状断面(SAG)・冠状断面(COR)や傾斜した断面を得るには軸位断面を積み上げた3次元のボリュームデータから再構築する(図2)。それに対しMRI装置は、傾斜断面も含め任意の断面を直接撮像することができるという特長があるが、実際の検査においては、断面設定のための手続きが必要になる。具体的には、断面設定用画像(スカウト画像)を撮像し、GUI(Graphical User Interface)を介してスカウト画像上に診断用画像の撮像面を指定する。撮像面は解剖学上のランドマークに基づいて設定するが、操作が煩雑であり、自動化によって操作性向上や断面位置の再現性向上が見込まれる。従来研究としては、3次元スカウト画像の撮像を前提としてテンプレートマッチング等の画像認識を用いた方式が用いられていたが、3次元撮像による撮像時間延長(約2~3倍)や撮像後の3次元処理の計算コスト増加などの課題があった。そこで、当社ではスループットを重視し、従来と同じ2次元のスカウト画像を用いる手法の開発に取り組んできた。本稿では一例として脊椎撮影への適用例について紹介する。

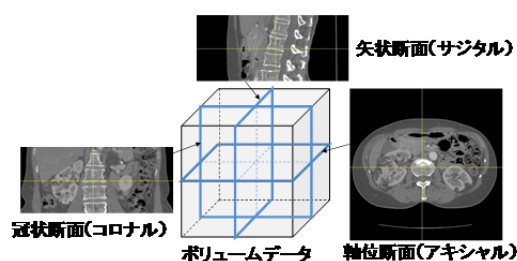


図2 ボリュームデータと直交3断面

断面設定用画像(スカウト画像)を撮像し、GUI(Graphical User Interface)を介してスカウト画像上に診断用画像の撮像面を指定する。撮像面は解剖学上のランドマークに基づいて設定するが、操作が煩雑であり、自動化によって操作性向上や断面位置の再現性向上が見込まれる。従来研究としては、3次元スカウト画像の撮像を前提としてテンプレートマッチング等の画像認識を用いた方式が用いられていたが、3次元撮像による撮像時間延長(約2~3倍)や撮像後の3次元処理の計算コスト増加などの課題があった。そこで、当社ではスループットを重視し、従来と同じ2次元のスカウト画像を用いる手法の開発に取り組んできた。本稿では一例として脊椎撮影への適用例について紹介する。

一般的な脊椎検査では診断用撮像面としてSAG画像に加え、AX画像を撮像する。図3に脊椎撮像用に開発した自動設定処理の流れを示した。第1ステップでは、従来と同様に3断面のスカウト画像を撮像する。続いてAX画像・COR画像から正中面を自動推定し、診断用のSAG画像の推奨断面を設定する。さらに、ここで正中面画像をスカウトのSAG画像から補間により再構成する。最終ステップでは、正中面画像から椎間板を自動抽出し、診断用のAX画像を撮像する推奨断面を設定する。

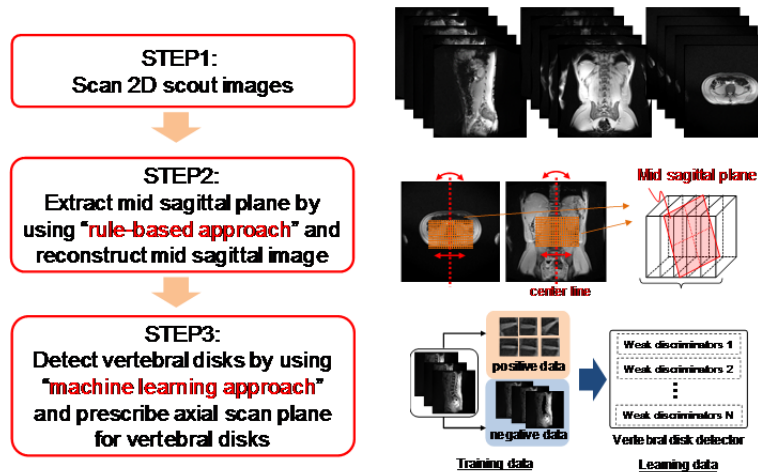


図3 撮影断面自動設定処理の流れ(脊椎)

第2ステップの正中面の抽出処理はルールベース処理を用いた。解剖学的な対称性を利用することで、AX、COR断面共に頸椎から腰椎まで安定した抽出が可能となっている。第3のステップのAX断面の設定では、機械学習アルゴリズムとして計算コストが低く汎用性が高い Adaptive Boosting¹⁰⁾を用いて椎間板を自動抽出した。標準ボランティアによる評価では、頸椎、胸椎、腰椎共に91~96%の成功率が得られた。また、汎用PCでも数秒で処理可能な演算量であり、臨床機に搭載することで数十秒かかっているマニュアル操作時間が短縮されワークフロー改善が期待できる。

【胎児体重の自動計測】

産婦人科において重要な検査の一つとして胎児の発育状態の診断がある。一般的に診断には超音波診断装置が用いられ、画像上で各部位長を計測して評価を行っている。しかし、その計測方法自体の難しさや動く胎児を対象としていることから、検査時間の長大化や計測値のばらつきなどの課題があり、ワークフロー改善と計測値の安定化(再現性向上)を目的とした自動化の技術開発を行った。

計測対象部位には、図4に示した児頭大横径(BPD)、腹部周囲長(AC)、大腿骨長(FL)がある。計測値、あるいは計測値から推定された推定児体重(EFW: Estimated Fetal Weight)を標準値と

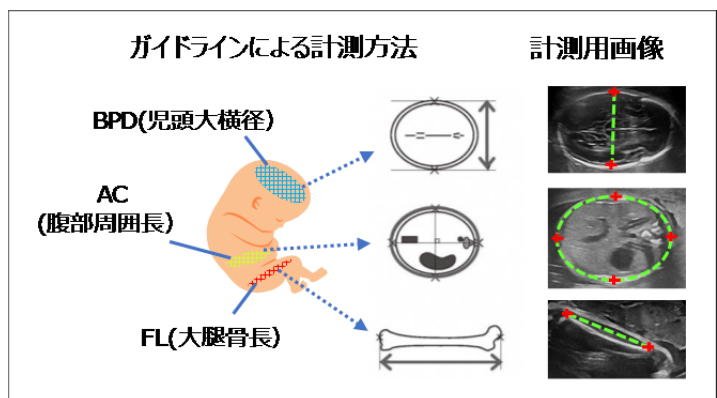


図4 胎児発育状態の診断パラメータ

比較することにより診断が行われるため、ガイドラインで示されている基準断面で計測する必要がある。中でも腹部周囲長の計測には、腹部大動脈、脊椎、肝内臍静脈、胃胞などの臓器をランドマークとした腹部断面を描出する必要がある。また、腹部境界は骨領域にくらべコントラストが低く、超音波ビームの送信方向と平行になる境界からは反射波が発生せず明瞭には描出されないなどの技術課題がある。

図5に示すように腹部周囲長計測の自動化処理は、腹部領域の構成要素を認識して領域を検出するステップと、腹部領域境界を認識して楕円描画する2つのステップからなる。腹部領域の検出ステップにおいては前例と同様に Adaptive Boosting法を利用し、腹部構成要素ごとに弱識別器を生成し重み付け加算する構成とした。超音波診断装置のリアルタイム性を損なわないように、検出パッチサイズを最適化することで、高精度な検出と短い処理時間の両立を実現している。腹部領域を抽出後は、腹部輪郭のエッジ情報を抽出する。次のステップにて、前記抽出されたエッジ情報から、ランダムにサンプリングした6画素から楕円を求める処理を繰り返し、統計的にもっともらしい楕円を選択する(RANSAC法¹²⁾、図5右下)。この選択においては、楕円の長軸、短軸、傾きをパラメータとし、医師ヒアリングに基づく形状モデルを生成、これを成立条件とした。臨床データを用いた社内評価にて、計測成功率 91.6%を達成している。

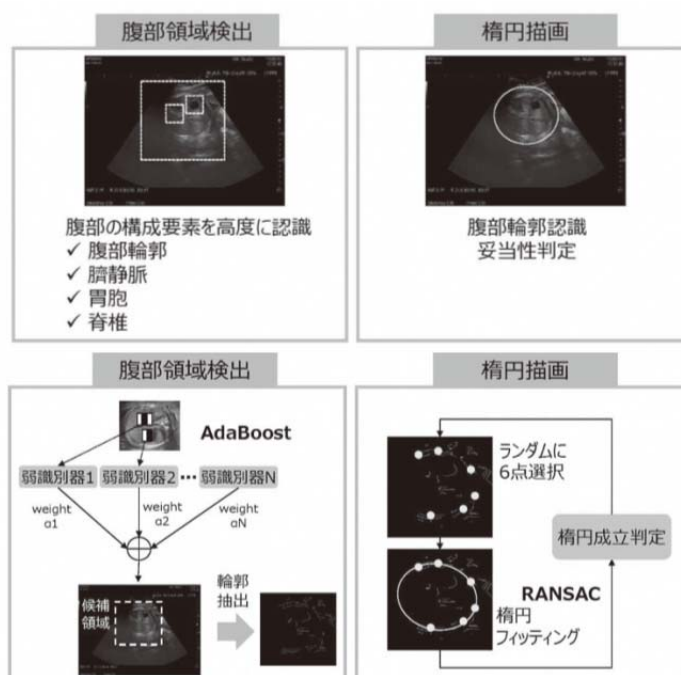


図5 腹部周囲長計測の自動化

【肺がん CAD】

肺がんは世界的にみて死亡率第1位のがんであり、死亡率減少のためには早期発見・治療が重要である。日本において対策型検診は胸部単純 X 線により実施されるが、任意型検診では肺がん CT 検診が実施されている。茨城県日立地区では肺がん CT 検診を継続的に実施しており、日立市住民を対象とした時系列の研究において有意な死亡率低減効果が認められている¹³⁾。しかし、CT 検査では医師が受診者 1 人当たり 100 枚を超える画像を読影する必要があり、過去画像との比較読影や二人

の医師による二重読影など読影医や施設への負担が大きい。

当社では、1990年代後半からコンピュータにより病変候補を検出し医師に提示することで、読影の効率化や見落とし防止等を目的とする読影支援システムの研究を進めてきた¹⁴⁾。検出アルゴリズムはルールベースで、共同研究先の読影専門医をはじめとした医師の読影着目点に基づいたルールを記述していたが、様々な症例に対して安定した性能を得るのには限界があり、商用化はされなかった。

図6は、ハイブリッドラーニングに基づいた肺がんCADの概念図である。ルールベースで蓄積した知見を活用し、深層学習技術と融合したもので、検出部では3D-CNN(Convolutional Neural Network)を使用し、後段の分類器は2D-CNNとSVM(Support Vector Machine)を組合わせている。双方のCNNの構築にはルールベースの特徴量を分析して選択的に取り込み、検出精度と学習効率の向上を図っている。

医師が読影を始める前にあらかじめ病変検出の処理を実施しておき、読影時に病変候補として提示することで病変の見落とし低減による読影精度向上や読影効率向上の効果が期待できる。現在、読影精度や読影効率に関する有効性を定量的に評価するため臨床評価を進めている。

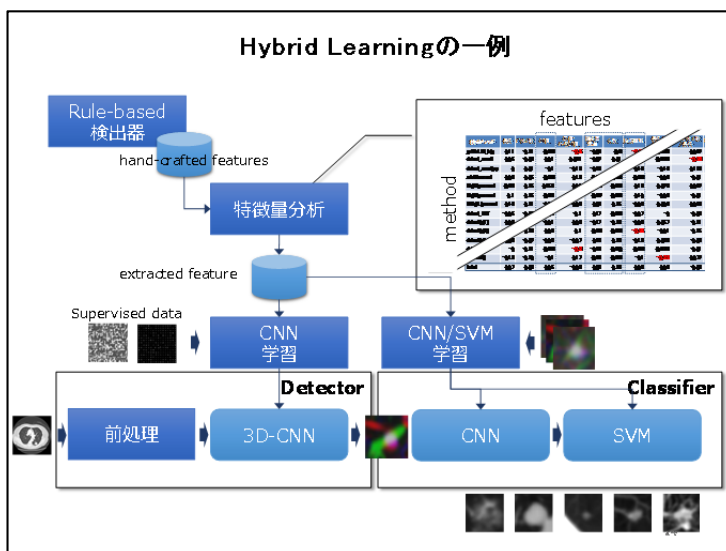


図6 ハイブリッドラーニングを用いた肺がんCAD

【おわりに】

既存技術と機械学習技術を適切に組み合わせることで、画像診断のワークフローを改善する技術開発に関して紹介した。開発に当たっては、適切な技術手段を選択して目的とするパフォーマンスが得られるアルゴリズムの開発が重要になるが、最終的に医療機器に実装するに当たっては、装置のハードウェア性能に応じた処理時間の短縮やメモリ使用量の削減が必要となる場合も多い。ネットワーク規模を縮小した上で同等の性能を得るためのアイデアや、それぞれの課題に即した、より学習感度を高くする前処理が必要になるなど、実用化に向けた検討が今後も欠かせないと考えている。

本稿で紹介した自動化や読影支援技術によってワークフローが改善され、医療従事者が人工知能で対応できない患者・受診者のケア等により多くの時間を割くことができるようになることが期待される。

【参考文献】

- 1) 保健医療分野におけるICT活用推進懇談会 提言書、2016.10.19
- 2) <https://www.mhlw.go.jp/stf/shingi2/0000140201.html>
- 3) 荻野昌宏、伴秀行、情報処理技術を活用した医療サービスの最適化に向けた取り組み、映像情報メディカル、2017年8月
- 4) <http://www.hitachi.co.jp/New/cnews/month/2017/12/1212.html>
- 5) G. Litjens、et al、Jun/2017、A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis、arXiv: 1702.05747 (2017/6)

- 6) Dou, Q., Chen, H., Jin, Y., Lin, H., Qin, J., Heng, P.A.: Automated pulmonary nodule detection via 3d convnets with online sample filtering and hybrid-loss residual learning. MICCAI. pp. 630-638 (2017), <https://arxiv.org/pdf/1708.03867.pdf> Robert E. Schapire , The Boosting Approach to Machine Learning An Overview, Nonlinear Estimation and Classification, Springer, 2003.
- 7) David Gunning: Explainable Artificial Intelligence(XAI), DARPA <https://www.darpa.mil/program/explainable-artificial-intelligence>
- 8) R. Guidotti, et al.: A Survey Of Methods For Explaining Black Box Models, arXiv:1802.01933 (2018/6)、
- 9) Yokosawa S, et al.: Automated Scan Plane Planning for Brain MRI using 2D Scout Images, Proceedings of ISMRM 2010; p 3136.
- 10) Yokosawa S. et al. : Combining rule-based and machine learning approaches for automated scan plane planning of spine MRI, JSRT 2018, CyPos 10347.
- 11) R.E. Schapire: The Boosting Approach to Machine Learning: An Overview. MSRI Workshop on Nonlinear Estimation and Classification, 2002
- 12) T.F.Cootes, C.J. Taylor, D.H.Cooper, and J. Graham, Dep. of Med. Biophysics, Univ. of Manchester: Active Shape Models-Their Training and Application, COMPUTER VISION AND IMAGE UNDERSTANDING Vol. 61, No. 1, pp. 38-59, Jan/1995
- 13) Martin A. Fischler and Robert C. Bolles SRI International: Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. Communications of the ACM 24(6), 1981
- 14) T. Nawa, et al.: A decrease in lung cancer mortality following the introduction of low-dose chest CT screening in Hitachi, Japan, Lung Cancer, 78(3), pp.225-228(2012.10)
- 15) S. Kusano, et al.: Efficacy of computer-aided diagnosis in lung cancer screening with low-dose spiral computed tomography: receiver operating characteristic analysis of radiologists' performance, Jpn J Radiol, 28(9), pp.649-655(2010.11)