

画像診断を革新するAI技術

医療現場における作業効率化や診断の質の向上、診療アウトカムの向上といった課題解決へ向け、AIの活用が活発化している。画像診断は、その中でも最もAIの実用化が早いと考えられている医療分野の一つである。現状まだ研究レベルの内容が多いが、米国では診断支援でFDA承認される機器も出始めており、実用化へ向けた動きも進んでいる。

日立はHybrid Learningというコンセプトの下、高精度かつ医学的妥当性の高い結果を導く独自の画像診断支援AI技術の研究開発を推進している。本稿ではその具体例として、医師の手技・経験に依存しない高精度な超音波検査を実現する循環器向け超音波自動計測技術と、高精度な病巣検出機能を実現するCT肺がんCAD技術を紹介する。

荻野 昌宏 | Ogino Masahiro

影山 昌広 | Kageyama Masahiro

朱 佩菲 | Zhu Peifei

1. はじめに

近年におけるAI（Artificial Intelligence：人工知能）技術の急速な発展により、医療分野においても、AIによる病気の早期発見や最適な治療の実現などに期待が集まっており、医療向けAIの研究開発が急激に活発化している。特に、レントゲンやエコー（超音波）、MRI（Magnetic Resonance Imaging）などの画像から診断を行う画像診断の分野は、AIの実用化が最も早いと考えられており、画像の自動撮影や医師の読影・診断支援による検査・診断ワークフローの効率化や診断の質の向上など、画像診断の大幅な革新が期待される。先行する米国では、AI技術を活用した画像診断支援（CAD：Computer-aided Diagnosis）ソフトや自動診断ソリューションが医療機器として認証され始めており^{1), 2)}、今後、医療現場への適

用が世界的に進んでいくものと考えられる。

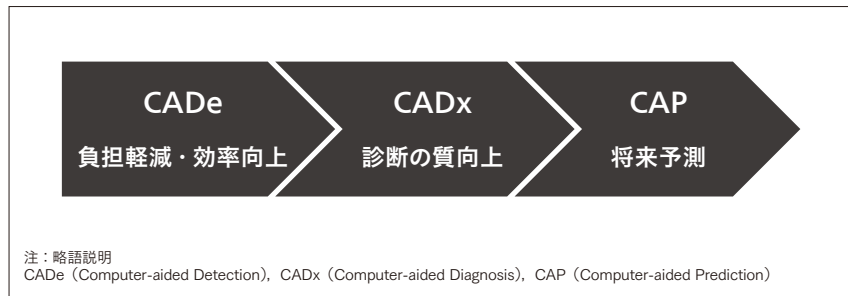
本稿では、画像診断を取り巻くAIの動向を述べるとともに、日立が取り組んでいるAIを応用した画像診断支援技術を紹介する。

2. 画像診断を取り巻くAIの動向

AIの第三次ブームの火付け役であるディープラーニング技術の第一人者、カナダ・トロント大学Hinton教授が、2016年の講演で、「5年以内にディープラーニングの方が画像診断医よりも優れるようになる」³⁾と発表し、近い将来、画像診断がAIに取って代わられるのではないかと世界中の画像診断医に大きな衝撃を与えた。その後、Google LLC傘下のDeepMind Technologies Limitedによる眼疾患診断支援、Enlitic, Inc.の肺がん診断支援、Arterys, Inc.の心疾患診断支援など、画像診断AIのス

図1 | 画像診断支援研究の方向性

病変候補領域の検出支援を目的としたCADe, 病変の良悪性分類など鑑別まで踏み込んだCADx, そして例えば判断の難しい画像から将来の予測をスコアや確率で予測するCAPがある。



スタートアップ企業が次々と登場し、米国では現在100社を超えている。例えばDeepMind社のシステムでは、失明につながる疾患の発見を医師に匹敵する94%の精度で実行できるとしている⁴⁾。

画像診断におけるAI活用の方向性を図1に示す。医療現場での受け入れやすさ、導入コストを踏まえると、まずは、医師・技師の作業負担軽減を目的とした画像診断装置の自動調整、自動計測での活用が進み、その次に、病変候補領域の検出支援を目的としたCADe (Computer-aided Detection)が普及していくと考えられる。さらに、病変の良悪性分類など鑑別まで踏み込んだCADx (Computer-aided Diagnosis)へと活用が進み、最終的には、判断の難しい画像から将来の予測をスコアや確率で予測するCAP (Computer-aided Prediction)が実現されると考えられる。画像診断装置別で考えると、現状は、胸部X線、乳房X線 (マンモグラフィ)での異常検出の研究が先行しているが、X線CT (Computed Tomography), MRIにおける肺や頭部の検査・診断支援、さらには超音波診断装置への適用も進みつつあり、すべての画像診断装置、画像診断領域への展開が今後加速していくと思われる。

以上のように、画像診断の多くの部分がAIにより代行されるようになっていくが、実際には、医師は画像だけではなく、問診や患者の病歴など多くの情報を複合的に判断して診断を行っている。したがって、画像診断の仕事が完全にAIに置き換わるのではなく、AIにより画像診断の一部を自動化することによって、画像診断医がより診断における複合的な判断に意識と能力を集中させることが可能となり、その結果、AIが医師自身の能力を向上させ、質の高い医療を提供する方向に進んでいくと考えられる。

3. 画像診断支援AI研究開発コンセプト

図2は、日立独自の画像診断AI技術コンセプトである、

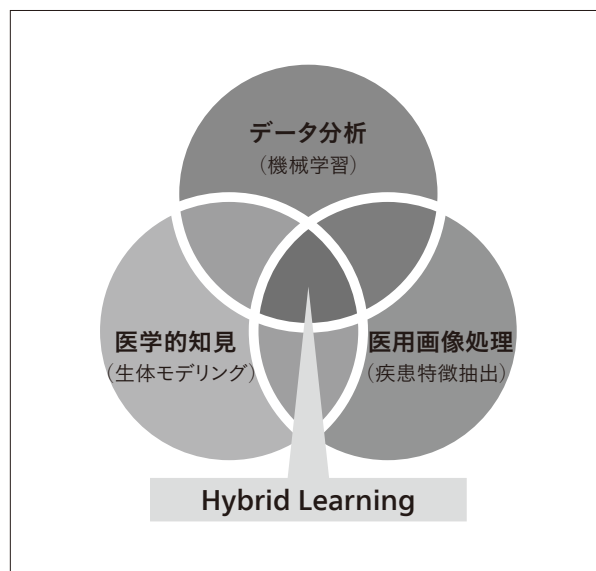
Hybrid Learningの基本思想を示している。長年の医用画像診断装置メーカーとして培った医学的知見と、多くの産業分野で蓄積してきた画像処理技術、そしてディープラーニングに代表される機械学習を融合させるOT (Operational Technology) × ITで、高精度かつ医学的妥当性の高い結果を導く独自のAI技術の開発がねらいである。

画像診断AIの臨床現場への適用においては、性能面のほかに大きく二つの課題がある。一つはAIの判断根拠の提示、もう一つは大量の学習データの確保である。Hybrid Learningでは、医学的知見、例えば腫瘍の特徴を捉えることができる画像フィルタをディープラーニングのネットワーク構成の初期値として実装することで、処理の透明性と少数データでの学習効率を向上させる効果が期待できる。すでに存在する多くの知見はモデル化して組み込みつつ、さらに機械学習によるデータドリブンの特徴を生かすことをめざした手法である。

以下、Hybrid Learningのコンセプトの下、開発中の自動計測技術とCADeの技術に関して紹介する。

図2 | Hybrid Learning

長年の医用画像診断装置メーカーとして培った医学的知見、多くの産業分野で蓄積してきた画像処理技術と、ディープラーニングに代表される機械学習とを融合させる。



4. 医師の手技に依存しない 超音波検査を実現する自動計測技術

4.1

背景と目的

超音波診断装置は、心臓疾患の検査において広く用いられている。しかし、複雑なプローブ操作技術を必要とするため、術者による計測値のばらつきや、計測時間の増大化が問題となっている。特に米国では心疾患患者が多く、毎年61万人が心臓病で死亡しており⁵⁾、男女問わず死因の1位である。現場作業負担の軽減による検査効率向上は早期診断へ向けた重要な課題である。米国では超音波検査技師の手技レベルが高く、手動計測+補助的な半自動のアシスト機能が主流であるが、抜本的な改善へ向けて、3D計測ガイドラインと自動計測技術の確立が重要なテーマの一つであると考えられる。

そこで日立は、検査ワークフローの効率化へ向け、心臓検査の基本項目である標準断面抽出と心臓のポンプ機能計測の自動化技術を検討している。

心臓検査においては、統一的な考察ができるように6つの標準断面がガイドライン⁶⁾で定義されており、この断面を適切に描出することが必須項目となっている。この6断面を術者が手動でプローブを当てながら1断面ずつ

つ検出しているのが現状であり、非常に時間がかかっている。また、前記抽出した標準断面において、拡張末期像および収縮末期像を選択、左心室の内壁輪郭を抽出し、おのおのの時相で得られた輪郭情報から面積値や容積値を算出することで心臓のポンプ機能を評価する。本評価を行う場合に必要である輪郭線の抽出においては、従来検査者が手動で内壁の輪郭を指定するのが一般的であり、非常に煩雑であるうえに、検査者の熟練度によっては診断結果に差異が生じてしまう。

近年、心臓3D画像を高速に取得可能な2Dアレイプローブが普及しつつあり、日立も2018年に製品化した(図3参照)。一方、これにより、プローブ操作の煩雑さは改善が見込まれるが、取得した3D画像からの標準断面抽出効率化、さらにはポンプ機能評価における輪郭抽出の課題は残る。そこで、上述のガイドライン(解剖学的知識)と機械学習を融合した標準断面自動抽出・計測技術(Guideline-based Machine Learning for Automatic Echocardiography)を開発している。以下、その概要を説明する。

4.2

方法

図4に自動断面抽出技術の概要を示す。心臓の特定部位とガイドラインに定義された断面の位置関係を用いる

図3| 超音波心臓検査

従来(2D)の計測値のばらつきや、計測時間の増大を3D化とAIによる自動化で改善した。

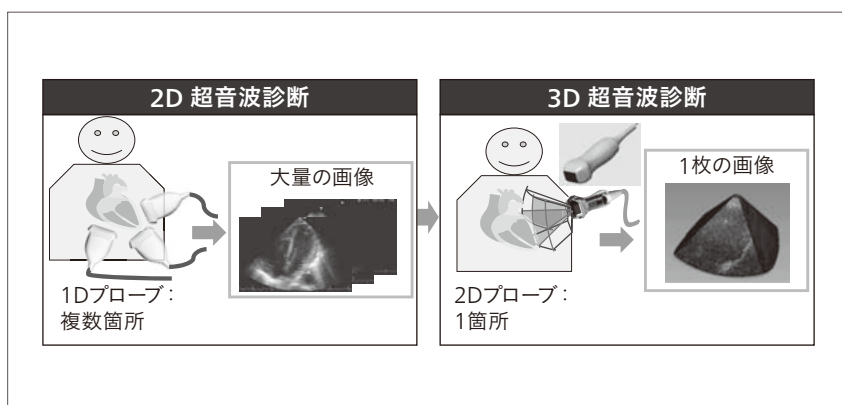


図4| 標準断面自動抽出アルゴリズム

心臓の特定部位とガイドラインに定義された断面の位置関係を用いることで、高速かつ正確に断面を抽出する。

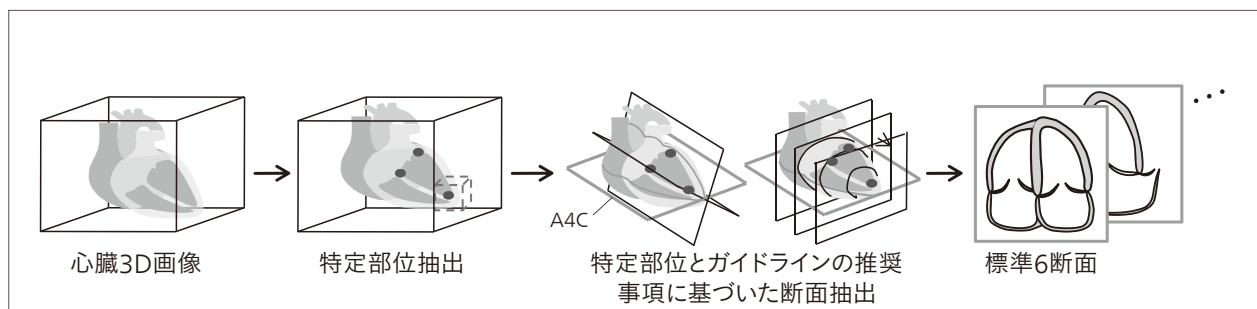
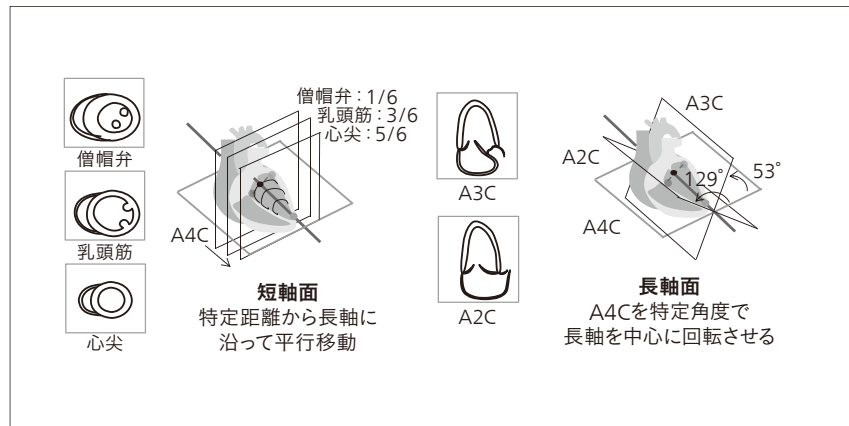


図5 | 標準6断面抽出

断面A4Cを基準として、ガイドライン記載の解剖学的特徴を活用することで他の5断面を高速に抽出する。



ことで、高速かつ正確に断面を抽出する。まず、心臓3D画像から切り出した局所領域を、Random Forestベースの識別器に入力し、心尖（せん）や弁輪などの特定部位に最も類似した領域を抽出する。そして、抽出した特定部位から、ガイドラインの推奨事項を満足する位置関係を用いて基準断面A4Cを抽出する。断面A4Cは、僧帽弁の直径が最大となるように、心尖や弁輪を通る断面を抽出する。このように、断面抽出の際にガイドライン内容を機械学習による識別処理に組み込んでいることがポイントであり、本アプリケーションの出力結果信頼性にも寄与している。さらに、抽出された断面A4Cを基準として、ガイドライン記載の解剖学的特徴を活用することで他の5断面を高速に抽出することを可能とした(図5参照)⁷⁾。

次に、図6に自動輪郭抽出技術の概要を示す。心臓の解剖学的構造に関する知識に基づいて、特徴点と心壁平均

均形状のフィッティングにより初期輪郭を抽出するステップと、形状拘束輪郭モデルを適用することでさらに細かく輪郭を補正するステップの2段階輪郭抽出法を考案した。形状拘束輪郭モデルを用いた従来の輪郭抽出法の多くは、初期輪郭を対象物の輪郭線の近傍に配置して、そこからの収束を図っている^{8),9)}。そのため収束性が悪く、最適な初期輪郭を配置することが重要である。そこで、心尖1点と弁輪2点の解剖学的特徴点を検出し、検出された特徴点と心壁平均形状をフィッティングすることにより初期輪郭を設定する方法を検討した。さらに、形状拘束輪郭モデルを用いて初期輪郭を濃度勾配の強い場所に変形させることにより正確な輪郭抽出を可能とした¹⁰⁾。

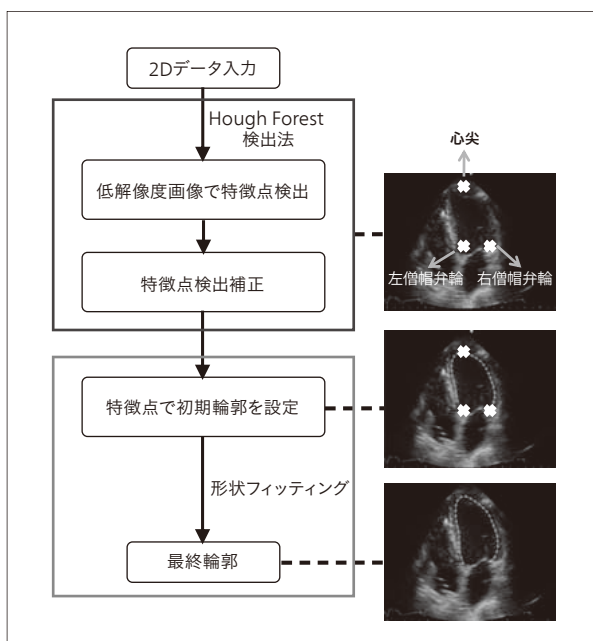
4.3

結果

本手法により、操作性向上を実現し術者の手数を大幅に減らせる見込みである。臨床データを用いた社内における一次評価においては、標準断面抽出精度80%以上、輪郭抽出精度90%以上、処理時間は両機能ともに1秒以下 [GPU (Graphics Processing Unit) 未使用] の性能を達成している。今後、実用化へ向けて臨床評価を進めていく。また、今後のグローバル展開としてクラウドレポートングなどを推進し、AIを使った自動計測も拡販していく予定である。

図6 | 心壁輪郭抽出アルゴリズム

心臓の解剖学的構造に関する知識に基づいて、特徴点と心壁平均形状のフィッティングにより初期輪郭を抽出する。



5. 高精度な病変検出機能を実現するCT肺がんCAD技術

5.1

背景と目的

肺がんは世界的にみて死亡率第一位のがんであり、早期発見と早期診断が重要な課題である。2011年、米国で行われたNLST (National Lung Screening Trial) が、胸

部低線量CT検診（以下、「肺がんCT検診」と記す。）が重喫煙者の肺がん死亡率低減に有効と示した¹¹⁾。日本では、対策型検診が胸部単純X線により実施され、任意型検診は胸部単純X線検査に加えて肺がんCT検診が実施されている。CT画像による検査では、医師が1受診者当たり100枚を超える画像を読影する必要があり、医師にとって心理的にも身体的にも負担が大きい。さらに、読影の質を担保するため、2人の医師による二重読影をすると、医師の負担に加え読影のコストも増加する。

がん罹（り）患者および死亡数で世界の3割を占める中国では、男性では肺がんが最も多く、喫煙率の高さ、PM2.5など大気汚染がその原因とされる¹²⁾。早期発見へ向けた対策が求められており、AIによる肺画像解析ソフトの市場としては世界最大規模になるとの予測もある¹³⁾。

日立では1990年代後半から、肺がん診断支援システム(CADe)の研究を進めてきた¹⁴⁾。今回、この長年培ってきた経験・知識とディープラーニングを融合して学習した「モデル化カーネル畳み込みニューラルネットワーク」(MK-CNN: Modeled Kernel Convolutional Neural Network)と呼ぶ技術を開発し、医師の知見に基づいたルールベース検出技術を融合した「ハイブリッドCADシステム」を構築して、病変検出の精度向上を図っている(図7参照)。

ディープラーニングは、高性能を得やすい反面、学習結果がブラックボックスになってしまうため、性能調整の難しさや推論過程の説明が課題となっている。特に、学習開始前に設計者が決めておくハイパーパラメータ(ネットワークの層数、各層のノード数、ノード中の畳み込みカーネルの初期値など)と性能との関係が体系化さ

れておらず、高精度の病変検出を実現するためには、ハイパーパラメータ調整の多大な試行錯誤が必要であった。

そこで日立では、「モデル化カーネル法」と呼ぶ新しいハイパーパラメータ設計法を開発し、試行錯誤の回数を大幅に抑えながら、効果的かつ効率的なネットワーク学習を実現した¹⁵⁾。この設計法では、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を構成する各層に求める機能をあらかじめモデル化し、各モデルの周波数特性から畳み込みカーネルを設計して、学習開始時の初期値とする。このとき、一般的な画像フィルタ[LPF(Low Pass Filter), HPF(High Pass Filter)]をルールベースで組み合わせ、CNNの全ノードの畳み込みカーネルの重み係数を学習前に仮設定しておく。このCNNのことをモデル化カーネル畳み込みニューラルネットワーク(MK-CNN)と呼び、以下、その概要を説明する(図8参照)。

5.2

方法

肺がんCT検診で取得した画像(三次元ボリュームデータ)には、病変の陰影だけでなく、病変と類似した形状の血管断面などの陰影も映る。したがって、病変の検出精度を向上するには、両者の形状を高精度で区別可能な特徴の学習が不可欠である。そこで、MK-CNNの第1層では、検出対象である病変を検出する機能と、誤検出の原因となりやすい血管を検出する機能を、それぞれモデル化する(図8参照)。まず、検出対象である病変の形状を単純化し、立方体を45°単位で面取りした26面体とみなしておく。この26面体の上側の境界では、xy方向は平面であるため画像の輝度値の変化は小さく、z方向は輝度

図7|ハイブリッドCADシステム

ルールベースのアルゴリズムとディープラーニングを融合したハイブリッドCADシステムにより、医師の知見を含んだ学習結果に基づく病変検出を実現した。

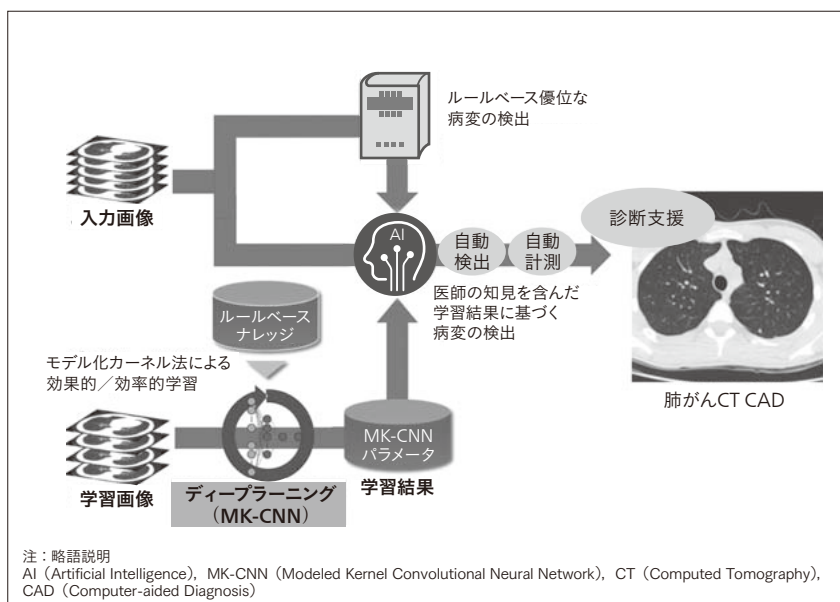
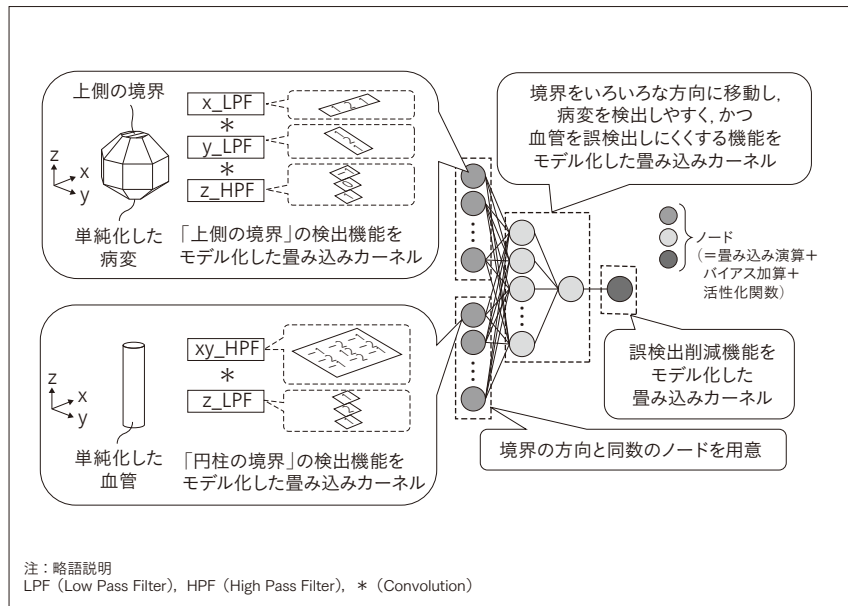


図8 | モデル化カーネル
畳み込みニューラルネットワーク

畳み込みニューラルネットワークの各層に求める機能をあらかじめモデル化し、各モデルの周波数特性から畳み込みカーネルを設計して、学習開始時の初期値とする。



値が急峻（しゅん）に変化する。したがって、xy方向の各LPFとz方向のHPFを組み合わせて三次元フィルタを設計し、その畳み込みカーネル（重み係数）をノードに仮設定する。同様に、誤検出の原因となりやすい血管の形状を単純化し、z方向の円柱とみなしておく。この円柱の境界では、xy方向は輝度値が急峻に変化し、z方向は輝度値の変化は小さい。したがって、xy方向の二次元HPFとz方向のLPFを組み合わせた三次元フィルタを設計し、その畳み込みカーネルをノードに仮設定する。これらのノードだけでは「26面体の上側の境界」と「z方向の円柱の境界」しか検出できないが、それぞれの畳み込みカーネルを三次元空間で幾何学的に回転すれば、任意方向の境界を検出できるようになる。そこで、境界の方向と同数（26個）のノードを用意しておき、「上側の境界」を検出する畳み込みカーネルを、45°刻みで26とおりに三次元回転して各ノードに仮設定し、26面体の病変の検出機能を実現する。また、血管（円柱）の境界についても同様に回転する。なお、図8に示した各フィルタ（LPF, HPF）の特性と境界の方向数（ノード数）は、MK-CNN全体の性能を見ながら調整する必要があるが、物理的な意味が明確なため容易に調整可能である。

第2層と第3層では、「境界をいろいろな方向に移動し、病変を検出しやすく、かつ血管を誤検出しにくくする機能」を三次元フィルタでモデル化して畳み込みカーネルを求め、各ノードに仮設定する。このとき、第1層と第2層の間のネットワークを増やすことによって、前述のような単純化した形状だけでなく、多様な形状を持った病変や血管などを検出できるようになる。第4層では、誤検出削減機能を三次元フィルタでモデル化し、畳み込み

カーネルを仮設定する。

以上の手順で仮設定した全ノードのパラメータ（畳み込みカーネルと、「0」で初期化したバイアス）を、学習によって最適化する。すなわち、入力画像（三次元ボリュームデータ）と、それと同じ画像サイズで、病変領域を「白」、正常領域を「黒」とした教師画像（三次元マスクデータ）の組を多数用意しておき、MK-CNNの出力画像が教師画像とできるだけ一致するように、順伝播（ば）と逆伝播を反復しながら全ノードの畳み込みカーネルを更新していく。この更新を所定回数行って、最終的なMK-CNNパラメータを得る。

このように設計・学習したMK-CNNを用いることにより、病変と血管断面を精度よく区別できるようになる（図9参照）。

5.3

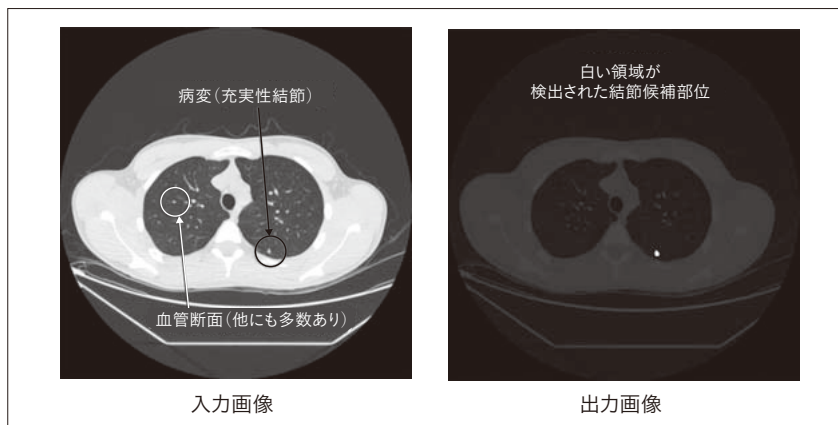
結果

米国国立がん研究所 (NCI: National Cancer Institute) がインターネットサイト上で無償提供している胸部CT画像データベース (LIDC-IDRIデータ)¹⁶⁾の中から、816症例の画像（三次元ボリュームデータ）を学習し、それとは別の202症例の画像を評価データとして、MK-CNN単体で肺がん病変を検出する実験を行った結果、充実性結節病変の検出率93.4%を達成した。

今後、学習の高効率性、少数データ学習を可能とするHybrid Learningの特徴を生かし、多くの疾患や希少疾患への対応を含めたグローバル展開を加速できる技術として確立させていく。

図9 | 肺がんCADの入出力画像例

病変と血管断面は陰影の形状が類似しているため、病変の検出精度を向上するには、両者の形状を高精度で区別可能な特徴の学習が不可欠である。



6. おわりに

本稿では、Hybrid Learningのコンセプトに基づき開発したAIによる超音波自動計測技術とCT肺がんCAD技術を紹介した。

日立が長年培ってきた知識・知見とデータドリブンの手法を融合することにより、高精度化、高信頼性に加え、学習の効率化を実現している。画像診断分野におけるソリューション事業拡大への貢献を進めるとともに、米国や中国などの海外研究開発拠点との連携の下、本技術の適用範囲をグローバルに拡大させながら臨床現場での価値を高め、より深化させていきたいと考える。

参考文献など

- 1) U.S. Food & Drug Administration: Indications for Use (2017.5), https://www.accessdata.fda.gov/cdrh_docs/pdf17/K170195.pdf
- 2) FDA News Release: FDA permits marketing of artificial intelligence-based device to detect certain diabetes-related eye problems (2018.4), <https://www.fda.gov/newsevents/newsroom/pressannouncements/ucm604357.htm>
- 3) Creative Destruction Lab, Geoff Hinton: On Radiology (2016.11), <https://www.youtube.com/watch?v=2HMPRXstSvQ>
- 4) J. De Fauw et al.: Clinically applicable deep learning for diagnosis and referral in retinal disease, Nature Medicine, VOL24, 1342-1350 (2018.9)
- 5) Centers for Disease Control and Prevention: Heart Disease Facts (2017.11), <https://www.cdc.gov/heartdisease/facts.htm>
- 6) R. M. Lang et al.: Recommendations for Cardiac Chamber Quantification by Echocardiography in Adults: An Update from the American Society of Echocardiography and the European Association of Cardiovascular Imaging, Journal of the American Society of Echocardiography, 28 (1), 1-39 (2015.1)
- 7) P. Zhu et al.: Guideline-based learning for standard plane extraction in 3-D echocardiography, Journal of Medical Imaging, 5 (4), 044503 (2018.11)
- 8) J. A. Noble et al.: Ultrasound image segmentation: a survey, IEEE Transactions on medical imaging, 25 (8), 987-1010 (2006.8)

- 9) T. F. Cootes et al.: Active shape models-their training and application, Computer vision and image understanding, 61 (1), 38-59 (1995.1)
- 10) P. Zhu et al.: A Robust and Efficient Segmentation Method Applied for Cardiac Left Ventricle with Abnormal Shapes, World Academy of Science, Engineering and Technology, Vol. 10, No. 1, 47-51 (2016.11)
- 11) National Lung Screening Trial Research Team: Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening, N. Eng. J. Med., 365, 395-409 (2011.8)
- 12) ニッセイ基礎研究所：中国における三大死因とは？—4人に1人が「がん」で死亡：基礎研レター (2018.6), https://www.huffingtonpost.jp/nissei-kisokenkyujyo/china-20180615_a_23458764/
- 13) S. Harris: Machine Learning in Medical Imaging - World Market, Signify Research (2018.7)
- 14) 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), 649-655 (2010.11)
- 15) 影山昌広, 外：新しい畳み込みニューラルネットワーク設計法を用いた肺がんCT検診向け結節検出CADシステム, 第75回日本放射線技術学会総会学術大会 (2019.4)
- 16) S. G. Armato III et al.: LIDC-IDRI, The Cancer Imaging Archive, <https://wiki.cancerimagingarchive.net/display/Public/LIDC-IDRI>

執筆者紹介



荻野 昌宏

日立製作所 研究開発グループ ヘルスケアイノベーションセンター
メディカルシステム研究部 所属
現在、画像信号処理、機械学習を用いた画像診断ソリューションの開発に従事
日本医用画像工学会会員、
Society for Imaging Informatics in Medicine会員



影山 昌広

日立製作所 研究開発グループ ヘルスケアイノベーションセンター
メディカルシステム研究部 所属
現在、画像信号処理、機械学習を用いた画像診断ソリューションの開発に従事
博士(工学)
映像情報メディア学会会員



朱 佩菲

日立製作所 研究開発グループ ヘルスケアイノベーションセンター
メディカルシステム研究部 所属
現在、画像信号処理、機械学習を用いた画像診断ソリューションの開発に従事
IEEE Computer Society会員