

[AI 画像診断が医療現場を変える]

3 外科治療 AI



諸岡健一 | 岡山大学

外科治療における AI

大量のデータが収集できる環境と、その環境下で得られる大規模データベースを使った計算処理を実現できるハードウェアの開発により、深層学習を始めとする人工知能 (AI) 技術は、一般画像、音声、テキストなどさまざまな分野で目覚ましい成果を上げている。ここで、本稿で示す AI 技術とは、深層学習 (Deep Neural Network : DNN) を含む機械学習を指す。

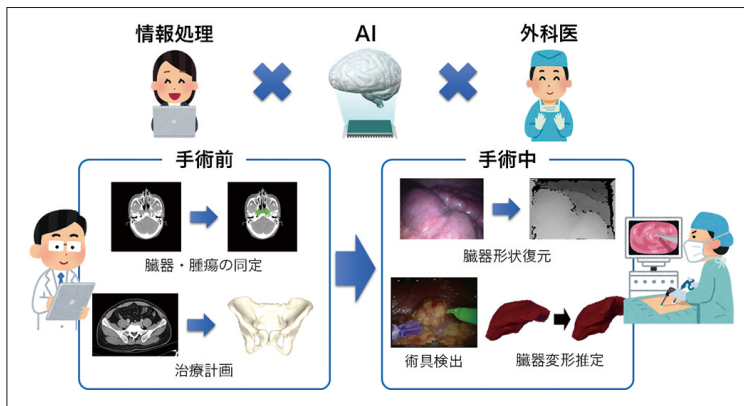
医療分野においては、CT (Computed Tomography) や MR (Magnetic Resonance) 画像などの医用画像は比較的収集がしやすいことから、医用画像を使った診断・治療では AI 技術を積極的に導入しており、その診断精度が医師と同程度のシステムも開発・市販化されている。一方、外科治療では、医用画像を使った診断・治療に比べ、やや遅れて AI

技術を用いた研究が始まったが、近年 AI 技術の外科治療応用の研究が盛んに行われつつある。

本稿では、主に内視鏡手術を中心として、外科治療における AI の応用技術を診断から治療までの流れに沿って解説する (図-1)。

医用画像からの人体臓器の抽出

外科治療では、まず、手術を行う前に患者の医用画像を取得し、その画像から患者体内の構造を把握する。また、症例によっては腫瘍を同定する場合もある。このとき、治療対象およびその周囲にある臓器や筋骨格、腫瘍、あるいは臓器と繋がっている血管などの 3 次元形状モデルを構築することで、体内の構造把握が容易になる。ここで、内臓、筋骨格、血管など、解剖構造の単位となる構成要素をすべて臓器と呼ぶ。



■ 図-1 外科治療における AI 応用

臓器の同定

体内の構造把握や腫瘍の同定では、画像中の対象臓器や腫瘍の領域または輪郭を抽出する必要がある。しかし、臓器によっては、周囲にある他組織との境界が画像では不明瞭なものがある。特に、筋肉は複数の筋肉が絡み合い、また各筋肉の境界が医用画像では曖昧である。さらに、撮影条件によって医用画像に雑音が含まれることがあ

特集
Special Feature

る。たとえば、MR は撮影条件を決定するパラメータの値次第で、画像の信号対雑音比 (S/N 比) が大きく変わる。

これに対し、雑音を含む医用画像でも対象臓器や腫瘍を安定して抽出する DNN が、U-Net を始めさまざま提案されている。その一例として、我々は CT 画像から上咽頭がんを抽出する DNN を構築している (図-2)¹⁾。画像中で上咽頭がんは、その周囲の組織と似たような輝度値であるため、CT 画像から直接上咽頭がんを検出するのは困難である

そこで、まず DNN により上咽頭がんが含まれない臓器領域を検出し、その領域を CT 画像から取り除く。そして、残った領域から別の DNN を用いて上咽頭がんを抽出する段階的戦略を用いることで、高精度で上咽頭がんを抽出できている。別の例としては、妊婦のお腹を撮影した超音波画像から、胎児とその周囲にある胎盤などの臓器の 3 次元形状モデルを同時に生成する手法²⁾が開発されている。

医用画像処理への応用

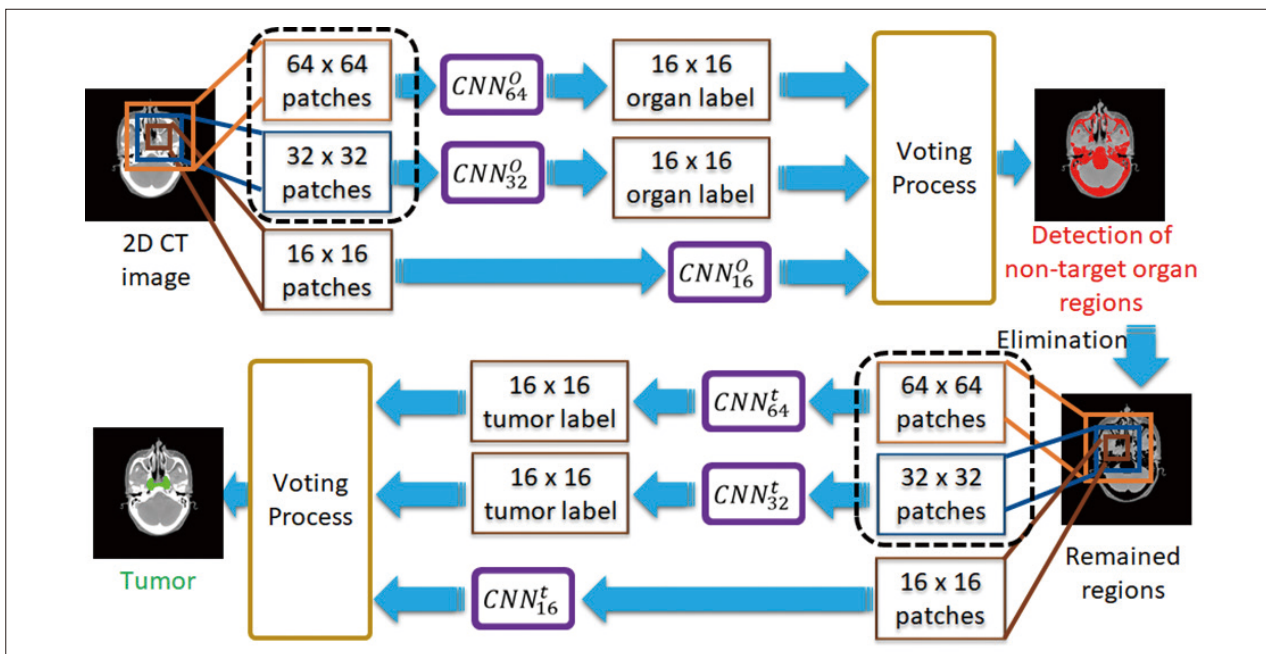
また、AI の応用例としては、医用画像から雑音

を除去 (Denoising) することや、CT 画像から MR 画像へあるいは MR 画像から CT 画像へ、などのように、ある画像を別の異なるモダリティで撮影された画像へ変換することが挙げられる。前者の技術では、CT や MR と比べ、超音波はポータブル性が高く外科手術だけでなく診断にも用いられる。一方、超音波で撮影された超音波画像は雑音を多く含みやすく、これに対し Denoising を行うことで、診断精度の向上が期待できる。

後者の画像変換では、モダリティが異なれば、その画像から得られる情報も異なる。しかし、たとえば CT 画像は撮影時の被爆が問題となる。これに対し、MR 画像から CT 画像を DNN により推定することで、被爆を避けつつ治療・診断に有効な画像情報を得ることができる。

治療方針や手術工程の決定

画像から推定した患者体内構造情報や、構築した臓器モデルを用いて治療方針や手術工程を決定する。ここでは、大腿骨と骨盤を連結している関節である



■ 図-2 CT 画像からの上咽頭がん検出¹⁾。上段：上咽頭がんが含まれない領域の抽出と削除。下段：残った CT 画像からの上咽頭がん同定

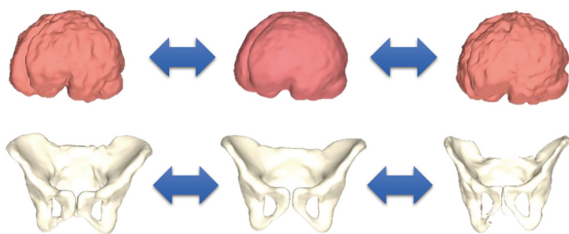
股関節を対象として、治療方針や手術計画における AI 技術の応用を述べる。

股関節は、大腿骨の骨頭（球形状）と、骨盤の臼蓋（受け皿）が組み合わさった場所である。股関節の病気の1つに、骨頭が変形する、骨頭の一部が欠けるなどにより、骨頭が滑らかに動かず歩いたり股関節を動かすと痛みを生じる症状がある。

この治療法として、損傷している骨頭を、金属でできた半球形状のカップなどからなる人工的な股関節に置き換える人工股関節置換術（Total Hip Arthroplasty : THA）がある。THA では、骨頭の代わりとなるカップが、臼蓋の形状で滑らかに動くようにカップの形状を決めるなど、人工股関節の部品で患者の状態に適した形状を決定しなければならない。

この形状の推定法として、統計的形狀モデル（Statistical Shape Model : SSM）を用いる方法がある。SSM は、同一クラス内の物体の平均形状とその多様性を定式化したモデルである。そして、SSM に含まれるパラメータ値を変えることで、クラス内の物体形状を復元できる（図-3）。

SSM の利点として、臓器の一部の形状情報から、その形状に合う SSM のパラメータを推定することで、その臓器の全体形状を復元できる。この利点を利用して、臼蓋の形状に適したカップの形状を SSM により決める。また、術後の人工股関節の状態を推定する DNN も開発されている³⁾。そこで、この DNN と組み合わせ、術後の患者の状態も考慮した THA 計画も今後期待できる。



■ 図-3 SSM による臓器形状復元. 上段：脳. 下段：骨盤. 脳のように複雑な形状や、骨盤のような穴のある形状も SSM で復元できる

SSM を用いた形状推定は、骨格だけでなく歯科領域にも応用されている。その一例として、欠損がある治療対象の歯の形状を、隣接する歯の SSM から予測している。また、外科治療とは異なるが、我々の研究グループでは、骨盤と、それを構成する仙骨と左右の寛骨の4種類の SSM を用いて、欠損を含む古人骨の骨盤形状を復元する技術を開発している⁴⁾。このような臓器の欠損部を SSM で補完する技術は、歯科や整形外科だけでなく形成外科などへの応用も可能である。

手術・治療中における AI 支援

術前に立てた治療計画に基づいて手術を行うが、手術中にはさまざまなことが起こり得る。たとえば、腹部臓器を対象とする腹腔鏡手術では、手術で用いる道具（術具）を動かす空間を作るために、腹部に二酸化炭素を入れて膨らませる。これにより体内の気圧が変わり、対象臓器である肝臓や胃などの消化器は形や位置が変わる。さらに、手術中は手術道具によって臓器を扱うことで臓器は変形する。このように、患者体内の構造や臓器の形状は、手術前に撮影したときと手術中では異なる。一方、先に述べたように、術前に取得した医用画像を元に手術計画をたてるため、手術計画を踏まえつつ、内視鏡や顕微鏡などから得られる画像から患者体内の状況を判断して手術を行わなければならない。このとき、AI 技術を導入することで、手術中の画像から術者にとって有効な情報を抽出・提供できる。

術中の人体 3 次元構造の推定

AI 技術の導入例としては、入力画像から患者体内の 3 次元構造や、体内での内視鏡の現在位置を推定することが挙げられ、これにより周囲の臓器を傷つけることなく確実に治療対象部位にアクセスできる。3 次元構造推定としては、内視鏡画像に対象臓器が部分的に写っているとき、術前に作成したそ

特集 Special Feature

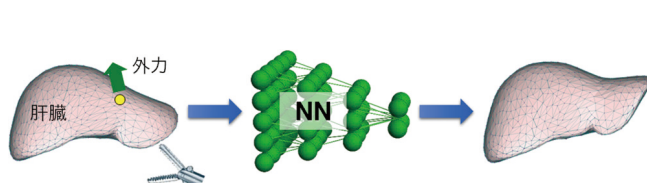
の臓器の形状モデルを、画像内の臓器の輪郭に合うように位置合わせする技術がある。位置合せ後のモデルから、別の臓器で隠されている部分の形状が分かるだけでなく、臓器の内部にある腫瘍や、臓器の背後にある血管のように、内視鏡画像だけでは得られない情報を形状モデルを使って提供可能である。これにより、医師の視野を仮想的に広げることができ、手術の安全性や正確性を高めることに貢献できる。

一方、肝臓や胃のように、臓器の中には変形する軟性臓器があり、これらの臓器は術前に作成した形状モデルと、術中の形状が異なることがある。そのため、術前に作成した軟性臓器の形状モデルを直接使えない。これに対し、我々は、臓器の一部の形状情報、あるいは術具により加わる外力から、臓器全体の形状を推定するDNN(図-4)を構築している(たとえば、参考文献5)。

また、先端に2台のカメラを内蔵した立体内視鏡を使用できる場合、各カメラから得られる画像組である立体内視鏡画像から、内視鏡画像に写っている臓器の形状を復元することができる。これは、ステレオビジョンで一般シーンを撮影したステレオ画像から3次元情報を復元する問題と同じであり、これを解決するDNNが開発されている。これを利用することで、立体内視鏡画像から臓器形状を推定できる可能性がある。

ここで、臓器表面は、テクスチャや色が一樣であるため、画像間の対応関係を求めることが一般シーンと比べ難しい。そのため、この問題を考慮したDNNを構築する必要がある。

腫瘍の検出



■ 図-4 臓器の一部の形状情報あるいは臓器に術具により加わる外力から、臓器全体の形状を推定するDNN⁵⁾

内視鏡を用いる手術の中には、内視鏡で対象臓器を観察しながら腫瘍を特定・切除するものがある。一般に、腫瘍は、周囲にある正常な粘膜と比べ色や形状などで異なる特徴を持つ(図-5)。たとえば膀胱の場合、正常粘膜は比較的平坦な形状である(図-5(a))のに対し、腫瘍の形状は凹凸が大きい(図-5(b))。このような特徴に基づいて腫瘍を見つけるが、腫瘍の中には、正常粘膜と似たような特徴を持つものもあり(図-5(c))、この場合画像を一見するだけでは識別が難しい。

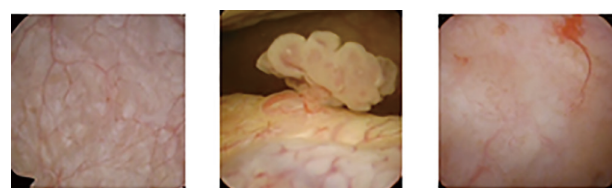
これに対し、腫瘍を含む内視鏡画像と、画像内の腫瘍領域を示すラベルを大量に準備し、それを用いて内視鏡画像から腫瘍領域を抽出するCNNを構築する。実際、大腸のポリープを診断するEndoBRAIN-EYEや、胃や食道におけるがんを検出するシステムが開発され、臨床応用されている。

近年では、4K内視鏡のように内視鏡の高解像度化が進んでおり、得られる画像は非常に多くの画素からなる。このような超画素内視鏡画像を効率的に扱えるDNN技術が、治療診断の効率化のために今後不可欠である。

手術運営や手術手技の向上支援

AI技術は、術者に有益な情報を提供するためだけでなく、医療従事者の技術向上や円滑な手術運営にも活用できる。前者の例としては、内視鏡手術では、術者は2次元の内視鏡画像を見ながら、非常に狭い空間で術具を3次元的に扱うため、高度な手術手技を習得する必要がある。

ここで、内視鏡画像から術具領域を検出し、その



■ 図-5 膀胱における(a)正常粘膜、(b)隆起した腫瘍、(c)正常粘膜と色が近い平坦な腫瘍の各例

特集 Special Feature

種類を識別する DNN (たとえば, 参考文献 6)) が開発されている. これを利用することで, 術具の動きを計測することができる. この動きデータの応用として, 熟練外科医の術具の動きデータを手本とし, 若手外科医が手術手技を訓練することが挙げられ, 医学教育に有効なデータとなり得る. また, 手術手技の熟練度を評価し, 改善点などを AI 技術が提示する応用も考えられる.

手術運営における AI 導入例として, 東京女子医科大学では, 脳腫瘍を摘出する脳外科手術において, 顕微鏡画像から手術工程を同定するシステムを構築している. これにより, 執刀している外科医は手術の進み具合を確認でき, また周囲にいる医師や看護師は手術の流れを把握でき次の工程を予測し準備をすることで, 円滑な手術運営が可能となる. また, この手術工程の同定による手術の効率化は, 医療従事者にとってメリットがあるだけでなく, 患者の肉体的負担や合併症などのリスク低減など患者にとっても有益である. さらに, 手術工程の同定とともに, 手術中に得られる情報を記録・解析することで, 手術運営の改善に利用できる

今後の AI と外科手術

本稿では, 外科手術における AI 技術の現状について述べた. 手術前では CT や PET-CT など, また手術中においては内視鏡画像や X 線, MR 画像など, 術前・術中でさまざまなモダリティの画像を取ることができる. これらの術前・術中の画像情報から, AI を活用することで, 腫瘍や術具, 術中の臓器の動きや変形など, 人体解剖や手術に関する

データを収集できる環境になっているといえる.

今後, さらにデータを収集・解析することで, 特に人体解剖に関する知識の体系化や, 新しい医学的知見が生み出される可能性がある. このように AI 技術により得られる情報は, 外科手術の安全性や正確性をさらに高めるだけでなく, 医学分野の発展に大きく貢献できる. さらに患者の状態に最適な治療を施す「Precision Medicine」の実現も期待される.

参考文献

- 1) Daoud, B., Morooka, K., Kurazume, R., Leila, F., Mnejja, W. and Daoud, J. : 3D Segmentation of Nasopharyngeal Carcinoma from CT Images Using Cascade Deep Learning, *Comput Med Imaging Graph*, Vol.77, 101644 (Oct. 2019).
- 2) Yang, X., Yu, L., Li, S., Wang, X., Wang, N., Qin, J., Ni, D. and Heng, P.-A. : Towards Automatic Semantic Segmentation in Volumetric Ultrasound, *MICCAI 2017*, pp.711-719 (2017).
- 3) Borjali, A., Chen, A. F., Muratoglu, O. K., Morid, M. A. and Varadarajane, K. M. : Detecting Total Hip Replacement Prosthesis Design on Plain Radiographs Using Deep Convolutional Neural Network, *Journal of Orthopaedic Research*, Vol.38, Issue7, pp.1465-1471 (2020).
- 4) Morooka, K., Matsubara, R., Miyauchi, S., Fukuda, T., Sugii, T. and Kurazume, R. : Ancient Pelvis Reconstruction from Collapsed Component Bones Using Statistical Shape Models, *Machine Vision and Applications*, Vol.30, pp.59-69 (2019).
- 5) Morooka, K., Nakasuka, Y., Kurazume, R., Chen, X., Hasegawa, T. and Hashizume, M. : Navigation System with Real-time Finite Element Analysis for Minimally Invasive Surgery, *35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology*, pp.2996-2999 (2013).
- 6) Wesierski, D. and Jezierska, A. : Instrument Detection and Pose Estimation with Rigid Part Mixtures Model in Video-Assisted Surgeries, *Medical Image Analysis*, Vol.46, pp.244-265 (May 2018).

(2020年12月4日受付)

■ 諸岡健一 morooka@okayama-u.ac.jp

2000年九州大学大学院博士後期課程修了. 博士(工学). その後, 九州システム情報技術研究所, 東京工業大学, 九州大学を経て, 2020年岡山大学教授, 現在に至る. 医用画像情報処理とそれを用いた医療支援システムの研究に従事.