

## チューブおよびカテーテルの位置確認を支援する AI 技術

株式会社 島津製作所 医用機器事業部 技術部  
江崎 達朗



### 【はじめに】

チューブおよびカテーテルに関連した医療インシデントは一定の頻度で発生しており、患者の予後に大きな影響を与えることも少なくない。これらのデバイスに対して、一般的に回診用X線撮影装置によって撮影されたX線画像による位置確認が行われている。一方で、X線画像の読影ミスによりデバイスの位置異常を見落とす事例が報告されており、X線画像に対してデバイスの位置確認をサポートするソリューションが期待されている。当社は胸部X線画像（胸部正面のみ）中のチューブおよびカテーテルの可能性のある領域を着色・強調表示することで、医療従事者のデバイス位置確認を支援するAIソリューション Smart Tube™を開発した（図1）。本稿ではその技術を紹介する。



図1 チューブ・カテーテル強調画像処理 Smart Tube の画面

### 【背景】

医薬品医療機器総合機構（PMDA）が半期ごとに公表している「医療機器安全使用対策検討会結果報告」によると、令和5年7月から令和6年6月までの1年間で239件のドレーン・チューブに関連した医療事故が報告されており、過去の事例報告においても毎年同程度の件数の医療事故が発生している<sup>1)</sup>。また、チューブ・カテーテル類のX線画像確認時に発生した医療事故およびインシデントの情報が国内・海外を問わず報告されている。例として国内ではPMDAよりX線画像確認時のチューブ誤挿入の見落としに関する複数の事例の報告が、英国では経鼻栄養チューブに関する予防可能な重大インシデントの45%がX線画像の読影ミスによるものであるとの報告があった<sup>2,3)</sup>。

当社では、2022年に外科手術における異物遺残による医療事故防止を目指したAIソリューション Smart DSI™を開発した。Smart DSIは、外科手術における術後X線画像に対してガーゼ、外科用縫合針などの手術デバイスが遺残している可能性がある領域を強調表示する画像処理技術である。Smart DSIの開発で培った技術を応用することで、臨床現場におけるチューブ・カテーテルの位置確認をサポートする技術の開発を目指した。

## 【チューブ・カテーテル強調画像処理 Smart Tube の特長】

Smart Tubeは、胸部X線画像中の気管挿管チューブ、中心静脈カテーテル、経鼻栄養チューブの可能性のある領域を、深層学習モデルを用いて着色・強調表示する画像処理である。本画像処理は、当社の回診用X線撮影装置 MobileDaRt Evolution™ c タイプのオプション機能として使用することができる。Smart Tubeの操作ワークフローを図2 に示す。Smart Tubeは、目的に応じて手動および自動での画像処理実行を可能としている。

### ■手動処理

X線ばく射後に、操作者が Digital Radiography software(以下 DR ソフトウェア)の専用ボタンをクリックすることで画像処理が実行され、画像処理結果が DRソフトウェア上に表示される。操作者は、撮影画像と Smart Tubeの出力画像を比較しながら、チューブおよびカテーテルが適切な位置に挿管されていることを確認する。Smart Tubeの出力画像は、セカンダリキャプチャ(SC) 画像としてDRソフトウェア内のストレージ領域に保存することができ、DRソフトウェアから PACSなどの画像管理サーバに送信することも可能である。

### ■自動処理

操作者が X線ばく射を行うと同時に、バックグラウンド上で画像処理が自動実行され、処理が完了すると画像処理完了の通知が表示される。操作者は、通知を受け取った後に任意のタイミングで Smart Tubeの出力画像を表示することができ、その後は手動処理と同様の手順でデバイス位置の確認作業と、DRソフトウェアおよび画像管理サーバへの保存を行うことができる。自動処理を活用することで、操作者が意識しなくてもデバイス位置に関する情報が提示されるため、回診業務におけるフォローアップ撮影などでの確認漏れを防止することができる。

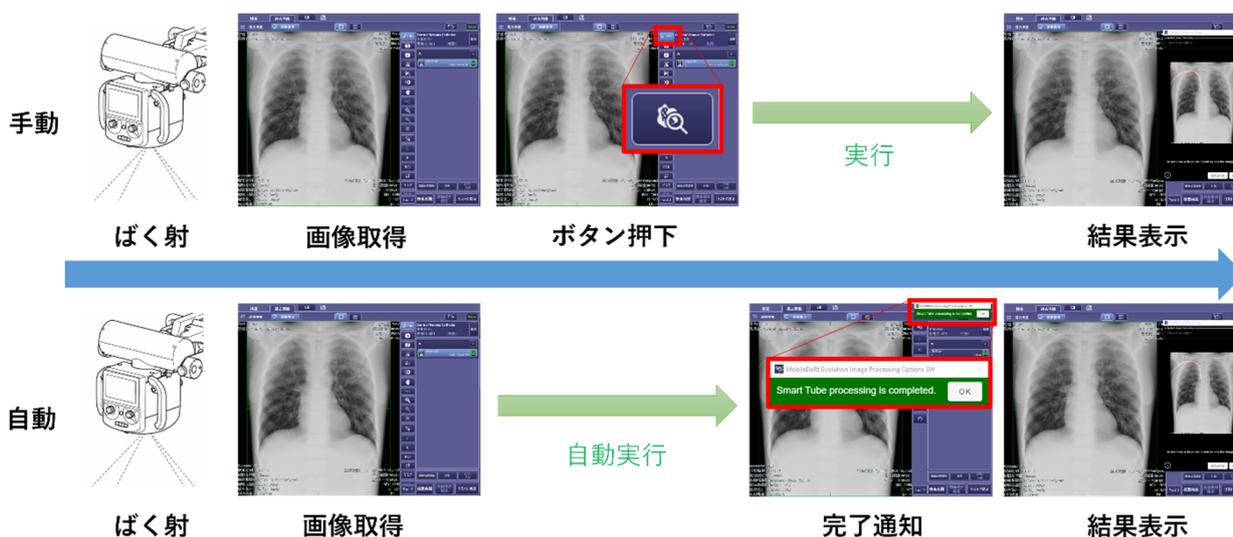


図2 Smart Tube の操作ワークフロー

図3に気管挿管チューブ、中心静脈カテーテル、経鼻栄養チューブが含まれる胸部 X線画像と各画像に対する Smart Tubeの出力結果を示す。このように、Smart Tubeでは気管挿管チューブ、中心静脈カテーテル、経鼻栄養チューブの可能性のある領域をカラーマップによって強調表示することで、これらの位置を容易に確認することができる。

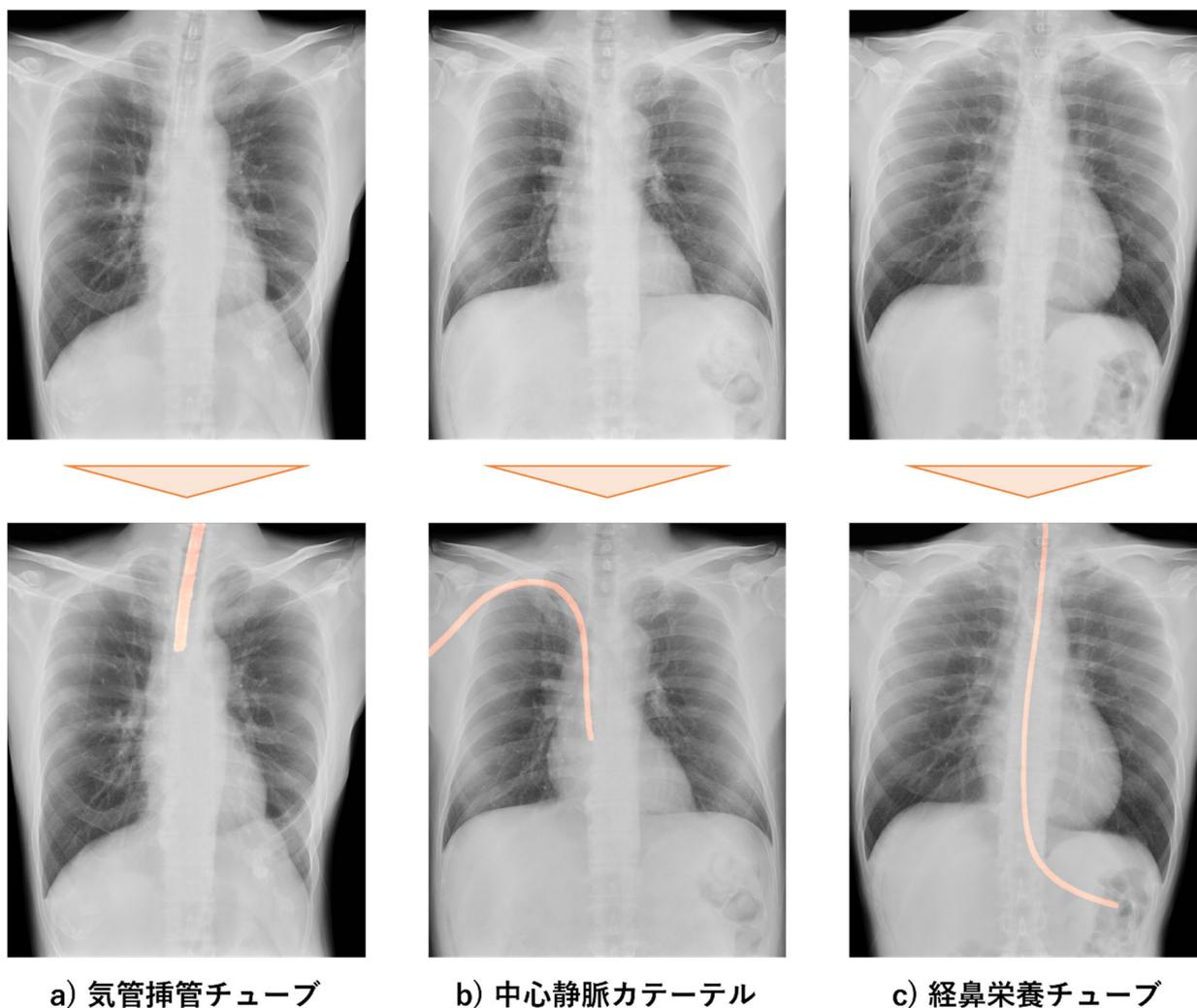


図3 各対象を含む胸部 X線画像と Smart Tube による強調画像

【画像認識技術を用いたチューブ・カテーテル強調処理】

Smart Tubeには、主に画像認識に用いられる深層学習技術である畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network: CNN)を用いており、中でも U-Netと呼ばれるモデルをベースとして開発した。U-netは、医用画像解析の国際学会 MICCAI (Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention) で 2015年に発表された医療分野における画像セグメンテーションタスクに特化したモデルである<sup>4)</sup>。同モデルは、すでに臨床適用されているAIソリューションにも多く採用されており、MRIやCT画像における臓器の自動セグメンテーションや病理診断におけるがん組織の検出などで応用されている。

U-netのアーキテクチャは、入力画像の特徴を抽出しつつ低次元の表現への圧縮 (Pooling) を行うエンコーダと、抽出された特徴から元の画像サイズへの復元 (Up-sampling) を行ってピクセルごとのセグメンテーション結果を出力するデコーダから構成される。また、エンコーダの各層の出力をデコーダに直接連結させるスキップ接続と呼ばれる構造を有しており、エンコーダの Pooling 処理によって損失した空間的な情報をデコーダの入力情報として引き継ぐことができ、高精度なセグメンテーションが可能である。Smart Tubeでは、U-netの基本構造を維持しながら、各層における特徴抽出部に残差ブロック (Residual Block) と呼ばれる機構を採用している (図4)。深い層のネットワークでは、モデルの重みを決定するため勾配情報が十分に伝わらず、学習が停滞してしまうという課題が存在する。残

差ブロックを導入することで、勾配情報を効率的に伝達することが可能となり、より精度の高いモデルを作成することができる。

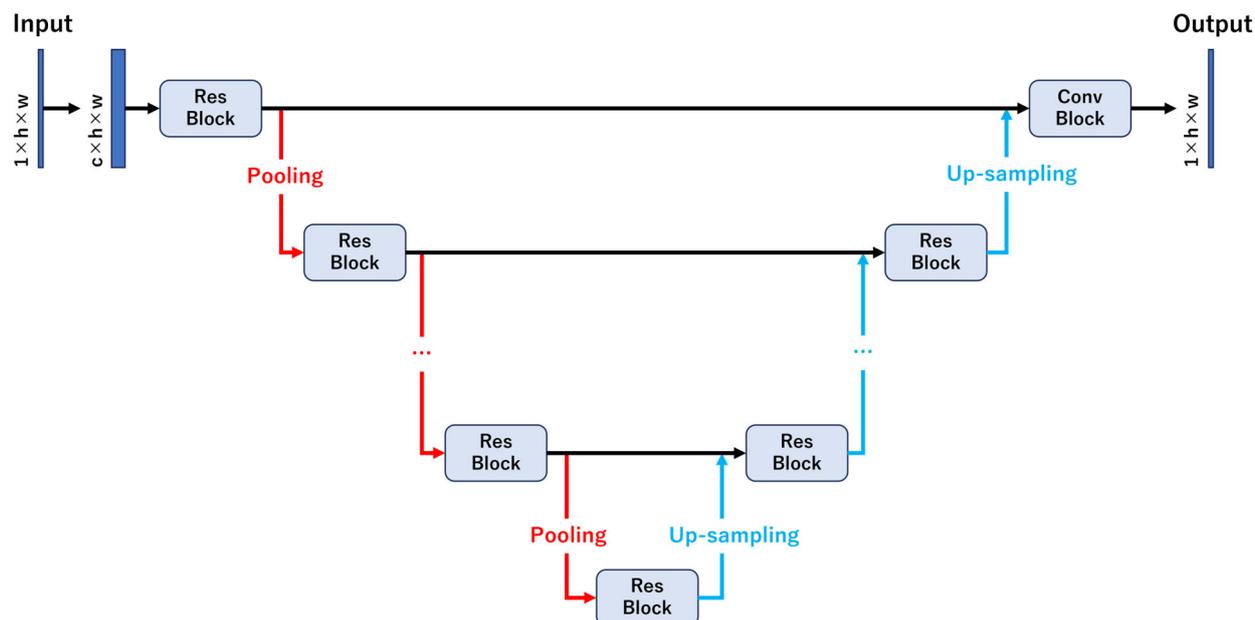


図4 Smart Tubeに採用しているCNNアーキテクチャのイメージ図

Smart Tubeでは、気管挿管チューブ、中心静脈カテーテル、経鼻栄養チューブの3種類を強調処理の対象としているが、これらのデバイスはそれぞれ異なる特徴をもつ。例として、中心静脈カテーテルは内頸部、鎖骨部、上腕部などの複数の部位から挿入されるケースが存在し、挿入部位によって異なる静脈を経由して中心静脈に到達する。そのため、X線画像中では中心静脈カテーテルの走行経路のパターンが多くなる。一方で、気管挿管チューブは気管、経鼻栄養チューブは食道のみを通るため走行経路のパターンが少ない。このように、特徴の異なる複数の対象物を1つのモデルを用いて同時に認識することは難しく、大規模かつ複雑なネットワーク構造をもったモデルと膨大な学習データが必要となる。

Smart Tubeでは、それぞれの存在領域の抽出に特化した推論モデルを作成し、それぞれのモデルから得られた推論画像を掛け合わせることで1枚の強調画像を生成した。推論モデルを分離することで、モデルの性能を向上させるために重要な以下の要素を、個別に実施することができるというメリットがある。

- データ拡充 (Data Augmentation)
- 入力画像に対する前処理
- 推論モデルのハイパーパラメータ (オプティマイザー、学習率、バッチサイズなど)
- 推論画像に対する後処理

図5に Smart Tubeによる X線画像の入力からチューブ・カテーテル強調画像の生成までの流れを示す。チューブ・カテーテルそれぞれの特徴に応じたチューニングを行うことで、画像処理の性能を最大限に向上させることができる。一方、複数の推論モデルを連続的に処理させる必要があるため、アルゴリズム全体の計算量が大きくなるというデメリットがある。

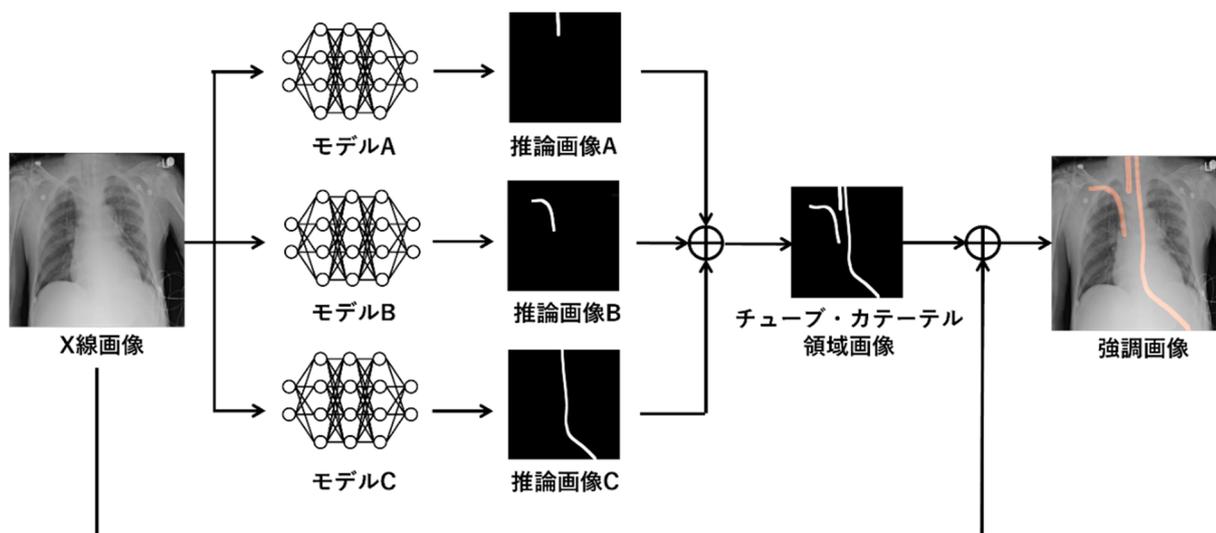


図5 Smart Tubeによる強調画像生成フロー

### 【深層学習の高速化】

深層学習をはじめとする機械学習技術の普及に伴って、既存のルールベースでは実現が困難な課題に対しても新たなソリューションを提供することが可能となった。一方で、深層学習を用いたソリューションを社会実装する上での課題の1つとして処理速度が挙げられる。深層学習では、高性能な推論処理を実行するために膨大な数のパラメータによる演算処理を繰り返し行っており、一般的にGPUなどの高性能なハードウェアを備えたコンピュータが必要となる。これらは医療分野でも同様であり、AI技術の導入を想定している臨床現場のワークフローを十分に考慮した上で、必要に応じて処理速度の向上を検討する必要がある。Smart Tubeの場合、チューブおよびカテーテルの位置確認が行われる集中治療や病棟回診の現場での使用を想定しており、X線撮影後に素早く画像処理結果を医療従事者に提供する必要がある。

当社では、Smart Tubeに用いられる深層学習の推論エンジンに Intel Corporationが提供している OpenVINO™ を採用した。OpenVINOは深層学習モデルを Intelのハードウェア上で効率的に処理できるように最適化するためのツールキットである。一般的な深層学習フレームワークである Tensorflow や PyTorchなどで作成された学習済みモデルを、Intelのハードウェア向けに最適化された IRモデル形式に変換することで、GPUを備えないコンピュータ上でも高速な推論処理が可能となる。Smart Tubeでは前述の通り、複数の対象に対する推論処理を分離して行うことにより、それぞれの対象の領域抽出の性能を向上させているが、その引き換えとして通常よりアルゴリズム全体の計算量が大きくなることが課題であった。当社は、OpenVINOを用いることで回診用X線撮影装置に搭載されたコンピュータにて、画像処理全体として10秒以内で出力結果を提示することを可能とした。

### 【まとめ】

本稿では、当社が開発した胸部X線画像を用いたチューブおよびカテーテルの位置確認を支援するAIソリューション Smart Tubeの技術を紹介した。安価なコンピュータでも深層学習技術が活用できることで、より多くの臨床現場にソリューションを提供できる。

**【参考文献】**

- 1) 令和 6 年度 第 2 回医療機器安全使用対策検討会結果報告, 独立行政法人 医薬品医療機器総合機構  
<https://www.pmda.go.jp/files/000275595.pdf> (参照 2025-06-16)
- 2) 医療事故情報収集等事業医療安全情報 2025 年 1 月 No.218, 公益財団法人 日本医療機能評価機構  
[https://www.med-safe.jp/pdf/med-safe\\_218.pdf](https://www.med-safe.jp/pdf/med-safe_218.pdf) (参照 2025-06-16)
- 3) A Position Paper on Nasogastric Tube Safety “Time to put patient first”, September 2020, The British Association for Parenteral and Enteral Nutrition <https://www.bapen.org.uk/pdfs/ngsig/a-position-paper-on-nasogastric-tube-safety-v2.pdf> (参照 2025-06-16)
- 4) O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, pages 234-241. Springer International Publishing, Cham, 2015  
<https://arxiv.org/abs/1505.04597> (参照 2025-06-16)