

Ⅲ 大腸CT検診の検査・読影技術の到達点

7. 大腸CTにおけるAI支援画像診断

鈴木 賢治

東京工業大学科学技術創成研究院未来産業技術研究所
兼 World Research Hub Initiative 情報・人工知能国際研究ハブ/イリノイ工科大学医用画像研究所

CTコロノグラフィ（大腸CT）の読影には、比較的長期間の訓練が必要であることが知られており、放射線科医の経験によってポリープの検出感度に大きな差があるという課題がある。例えば、American College of Radiology Imaging Network (ACRIN) の大規模な多施設臨床試験では、90%の検出感度が報告された^{1), 2)}が、一方で、Rockeyらの多施設臨床試験では、62%の検出感度が報告されている^{3), 4)}。このようなポリープの見落としを防ぎ、放射線科医間の検出感度の違いを是正する方法として、AI支援画像診断（以下、コンピュータ支援診断）システムの研究開発が行われている^{5)~8)}。

本稿では、CTコロノグラフィにおけるポリープ検出のためのコンピュータ支援診断システム、特に、われわれが独自に開発したディープラーニング（深層学習）を用いたシステムを紹介する。

コンピュータ支援診断システム

図1に、ポリープ検出のためのコンピュータ支援診断システムの一般的な処理フローチャートを示す。コンピュータ支援診断システムの処理は、CTコロノグラフィを入力してポリープを検出するまでに、一般的に5つのステップで構成される。まず、①大腸をセグメンテーションし、処理を大腸内に限定する。次に、②大腸内部からポリープの候補を検出する。③検出したポリープ候補から特徴量を算出する。数多くの特徴量の中から有効な特徴量を選択し^{9), 10)}、これらの特徴量ベースの機械学習（識別器）を入力する。④この機械学習モデルは、特徴量に基づき、ポリープ候補をポリープとそれ以外に分類する。この時点のポリープ検出結果には、多くの偽陽性陰影が残っていることが一般的なため、最後に、⑤偽陽性陰影削減を行い、最終的なポリープ検出とする。

現在のコンピュータ支援診断システムの共通の問題点として、偽陽性陰影の数が多いたことが挙げられる。偽陽性陰影が多いと読影時間が増大化し、放射線科医の日々の診断を妨げる。さらには、放射線科医のシステムへの信頼が失われ、コンピュータ支援診断システムが臨床で有効性を発揮できなくなる可能性がある。この問題に対処するため、われわれ独自の深層学習モデルである Massive-Training Artificial Neural Network¹¹⁾

（以下、^{エムタアン}MTANN）を用いて偽陽性陰影の削減を行った。図2にMTANN深層学習の概略図を示す。MTANN深層学習¹²⁾は、最初期の深層学習モデルの一つで、入力画像とそれに対応する教師画像の関係を学ぶことにより、医用画像中の特定の陰影を強調し、それ以外の陰影を減弱できる。ほかの代表的な深層学習モデルの出力がカテゴリーなのに対し、MTANN深層学習の出力は画像である。画像として得られた出力をスコア値に変換することにより、対象物の識別を行う。

以下に、MTANN深層学習の特長を示す。

① 高性能

従来手法やほかの深層学習に比べて高い性能を持つ¹³⁾。

② 高汎化性能

未学習の症例に対して高い性能（汎化性能）を持つ¹¹⁾。

③ 少症例学習

非常に少ない症例数で学習が可能となっている¹⁴⁾。ほかの深層学習の場合は、1種類の病巣の検出に5000~2万例の学習データが必要と言われているが、MTANNは最低10例、典型的には100例ほどの症例があれば十分に学習できる。

④ 高汎用性

1つのモデルで分類、識別^{5), 6)}、検出¹⁵⁾、強調、減弱¹⁶⁾、セグメンテーション^{17), 18)}、変換などのさまざまな画像処理、パターン認識、画像変換ができ、異なるモダリティ、異なる臓器や異なる疾病に対応可能である。