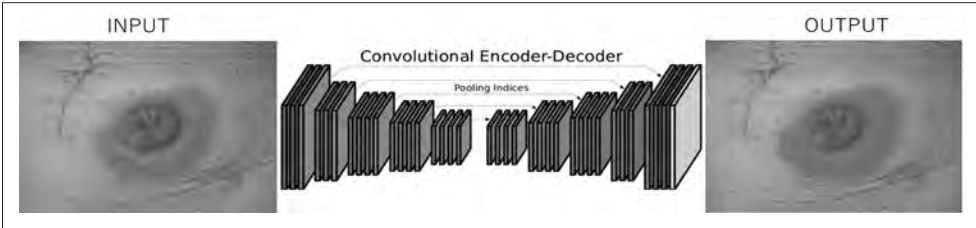


AIを用いた高齢者の ストマ自己管理支援ツールの開発

佐藤 啓太 ●伊勢赤十字病院 外科 副部長



読み込んだ画像の特徴量を計算し、セマンティックセグメンテーションを行う

要旨

医療技術の向上と高齢化が並行し、大腸癌や泌尿器癌術後に人工肛門（ストマ）を保有する高齢者が増加している。こうした背景から、本研究では、高齢オストメイト（人口肛門保有者）のストマ管理の質向上を目的として、AIを用いた異常認識モデルの作成を目指した。入院、外来患者のストマ写真から異常所見をアノテーションし、セグメンテーションするモデルを構築した。モデルの精度検証を行ったところ、急性期所見については一定の診断精度を得たが慢性期所見の検出には課題が残った。データ不足などの反省を踏まえ、今後さらなる診断精度の向上により、高齢者の自己管理力を支援し、地域包括ケアの質向上につなげる。

地域医療貢献のポイント

- ・ 高齢オストメイトのストマ管によるQOLの維持・通院負担の軽減
- ・ WOCナース不足地域における代替支援手段の提供
- ・ 家族や訪問看護師でも利用可能な支援ツールによる地域包括ケアの補完
- ・ 地域高齢者が自宅で安心して生活できる仕組みづくりの一助

1. 目的と方法

当院において2014年から23年までに撮影されたストマ写真約3000枚から異常所見を有する画像を抽出して、FPN (Feature Pyramid

Network) を基盤に、EfficientNetB7をバックボーンとして採用した。計302枚のストマ画像データのうち、学習用216枚、検証用86枚に分割した。対象とした所見は、潰瘍 (Ulcer)、びらん (Erosion、Figure1)、紅斑 (Erythema、Figure2)、壊死 (Necrosis)、肉芽 (Granulation)、水疱 (Blister)、ストマと皮膚の離脱 (Detachment) の7項目とした。損失関数にはFocal LossおよびDice Lossを組み合わせ使用し、最適化手法にはAdam オプティマイザを用いた。学習率は初期値0.0001とした。データ拡張としてHorizontal Flipを適用した。

2. 現状の成果・考察

パラメータおよび学習、検証を通じて得られた各クラスのDice係数をTable1に示す。肉芽形成 (Granulation) に対するDice係数は0.337、壊死 (Necrosis、Figure3) は0.310と中等度の値を示し、これらの病変に対するセグメンテーション性能は一定の有

Table1 モデルのパラメータ、精度検証結果

Data		Dice	
Train data	216	Ulcer (潰瘍)	0.0100
Validation data	86	Erosion (びらん)	0.467
Model		Erythema (紅斑)	0.0472
Model	FPN	Granulation (肉芽)	0.3366
Backbone	EfficientNetB7	Necrosis (壊死)	0.30957

効性が認められた。一方、潰瘍 (Ulcer) は 0.001、びらん (Erosion、Figure4) 0.047、紅斑 (Erythema) 0.047も含め、ほかの病変において識別精度は限定的であった。

<考察>

研究の初期段階では、異常所見7項目の分類問題として開発を進めた。しかし、一枚の写真に複数所見が混在するケース (Figure5) が多く、単純な画像分類モデルでは対応困難であることが判明した。これを受けて、セグメンテーションモデルを用いたアプローチへと転換した。また、ストマ周囲皮膚障害の所見定義に関しては、WOCナースや外科医と協議のうえ、緊急度と臨床的意義を考慮し、慢性期所見として潰瘍、びらん、紅斑、急性期所見として壊死 (Figure3)、肉芽形成の合計5つを主要検出対象とした再定義を行った。水泡、離開 (Figure6) については、対象症例が極端に少なく、良好な結果が出せず、今回は省略した。

本モデルは現時点でまだ精度の低い結果にとどまっている。特に慢性期の所見に対する精度は低く、原因として正常画像に対して異常画像データが少ないこと、異常所見を有する患者の経時的記録が多く、バリエーションに乏しいこと、急性期所見に対して、慢性期所見は視認が難しいことなどが挙げられる。今後は、異常所見のデータ量を増やすことと、過去データの画質や撮影条件のばらつきによる学習効果への影響も検討し、モデル変更などによる精度向上を検討している。

3. 今後の展望

急性期ストマと慢性期ストマではストマ周囲障害の異常所見の傾向が異なるため、急性期/慢性期でモデルを分ける必要性がみられた。データの集めやすい急性期モデ



Figure1 典型的なびらんの所見。排泄物によるストマ周囲皮膚の傷害



Figure2 典型的な紅斑の所見。排泄物ではなくパウチによる傷害

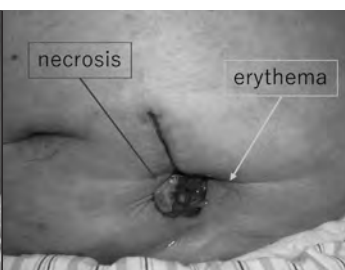


Figure3 典型的な壊死の所見。比較的急性期に生じる異常所見。また紅斑も共存



Figure4 びらんに正確に認識した状態



Figure5 同じストマ内に壊死部とびらん部が混在したストマ

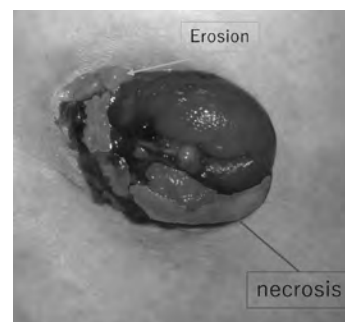


Figure6 典型的な離開の所見。比較的急性期に生じる異常所見

ルの開発にまずは注力しつつ慢性期所見のデータ収集に取りかかる予定である。まずは構築したモデルを急性期病棟に導入し、WOCナースや医師の診断と照合することで急性期診断におけるAI診断精度を検証することを検討する。同時並行で慢性期データを増量し、最終的には高齢者や訪問看護師、家族が使用できるアプリへの発展を視野に入れている。