

3D-DenseNet による CT Colonography における擬陽性陰影の低減 3D-DenseNet for reduction of false-positive polyp detections in CT colonography

植村 知規^{†,‡} Näppi Janne[†] 陸 慧敏[‡]
Tomoki Uemura Janne Näppi Huimin Lu

橘 理恵^{††} 弘中 亨[†] 金 亨燮[‡] 吉田 広行[†]
Rie Tachibana Toru Hironaka Hyougseop Kim Hiroyuki Yoshida

1. はじめに

大腸がんは、2017年の日本におけるがん死亡者数において第3位を占めており、年々増加傾向にある。一方、結腸・直腸を含む大腸がんの5年相対生存率はおよそ70%を超えており、予後の良いがんであることが知られている[1]。また、大腸がんの多くは大腸ポリープの悪性化によって引き起こされるケースが多く、大腸ポリープの早期発見と切除により大腸がんを未然に防ぐことが可能である。

計算機によるCT画像の解析により病変の検出を行い、医師へ結果を提示するコンピュータ支援検出(CADe: Computer Aided Detection)システムの開発が盛んに行われており、CADeシステムは医師の読影感度の向上に貢献することが知られている。大腸ポリープの検出を目的としたCADeシステムは既に多く提案されている一方、既存のCADeシステムは擬陽性陰影、すなわち、非病変を誤って病変と検出する傾向にある。擬陽性陰影は医師の読影時間の増加の要因となることから、擬陽性陰影の低減が求められている。

近年、畳み込みニューラルネットワーク(CNN: Convolutional Neural Network)に代表される深層学習が様々なタスクにおいて目覚ましい結果を示しており、医用画像分野においても深層学習を用いた手法が多く提案されている。Residual Blockを持つResNet[2]が広く用いられているが、Dense Blockを持つDenseNet[3]がResNetよりも分類性能において優れているとされており、本研究の目的である大腸CADeにおける擬陽性陰影の低減に有効であると期待される。

本研究では、DenseNetを3次元へ拡張した3D-DenseNetを提案し、既存のCADeによって検出された候補点を3D-DenseNetにより陽性または擬陽性へ分類を行うことで擬陽性陰影の低減を行う。実験では、3D-DenseNetと3D-ResNet[4]との分類性能の比較、評価を行う。

2. 手法

本研究では、2次元画像の分類を目的に提案されたDenseNetを3次元へ拡張し、3次元データの分類が可能な3D-DenseNetを提案する。提案手法は3D-DenseNetにより既存のCADeシステムによって検出されたポリープ候補を、陽性または擬陽性へ分類を行うことで擬陽性陰影の低減を行う。

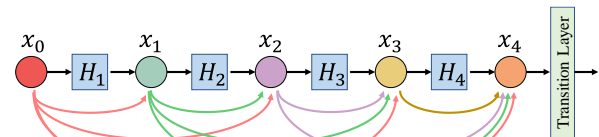


図1 Dense Block の概略図

2.1 DenseNet

DenseNetは複数のDense BlockとTransition層によって構成される。また、Bottleneck層によりネットワークパラメータの増加を抑えている。

2.1.1 Dense Block

ResNetではResidual Blockの出力に対しブロックへの入力を足し合わせることで、近い距離で入力と出力の接続を行う。一方、Dense Blockでは各層の入力に、以前の層の出力を結合することで、離れた層の情報を伝達することが可能である。Dense Blockの概略を図1に示す。Dense Blockにおける第*i*層の出力 x_i は次式で定められる。

$$x_i = H_i([x_0, x_1, \dots, x_{i-1}]) \quad (1)$$

ここで、 H_i はバッチ正規化層(BN: Batch Normalization)、ReLU、畳み込み層(Conv)から成る合成関数である。 $[x_1, x_2, \dots, x_{i-1}]$ は各層の出力が結合されることを表す。

2.1.2 Transition 層

Dense Blockにおいて畳み込みカーネルのサイズは常に一定であるため、各層の出力はサイズの変更が不可能である。従って、異なるサイズの入力を生成するためにTransition層が用いられる。Transition層はバッチ正規化層、 1×1 のカーネルサイズの畳み込み層、および 2×2 のプーリング層から成る。Transition層により、入力サイズを半分に変更することが可能である。

2.1.3 Bottleneck 層

Bottleneck層は合成関数 H をBN-ReLU-Conv(カーネルサイズ 1×1)-BN-Conv(カーネルサイズ 3×3)によって構成される。入力に対し 1×1 の畳み込みを行い、出力チャンネルサイズを固定することにより、全体のパラメータ数を抑制することが可能である。

2.2 3D-DenseNet

DenseNetの2次元の畳み込み層を3次元の畳み込み層へ置き換えることで3D-DenseNetを構築する。3D-DenseNetは4つのDense Blockを持ち、各ブロックの層数はそれぞれ

[†] Massachusetts General Hospital and Harvard Medical School

[‡] 九州工業大学 Kyushu Institute of Technology

^{††} 大島商船高等専門学校 National Institute of Technology, Oshima College

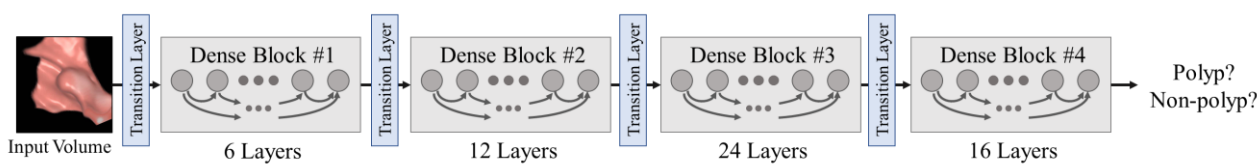


図 2 3D-Dense Block の概略図

6, 12, 24, 16層である。入力の画像サイズは $33 \times 33 \times 33$ のボリュームデータである。また、3D-DenseNet は入力画像がポリープである確率を出力する。3D-DenseNet の概略を図 2 に示す。

3. データセットおよび評価方法

実験には 203 症例の腹部 CT データを用いた。各症例は仰臥位、伏臥位の 2 体位によって撮影されており、本研究ではそれぞれの体位は独立したデータであるとみなす。すなわち、症例数は $203 \times 2 = 406$ 症例であると考えられる。5[mm]以上、30[mm]未満のポリープを対象とし、その総数は 544 個である。既存の CADe によって検出された陽性(ポリープ)数は 608 点、擬陽性数は 57623 点である。本研究では、608 点の陽性と 57623 点の擬陽性陰影の分類を行う。

近年、分類タスクに対し一般的に用いられる ResNet を、3次元へと拡張した 3D-ResNet[4]と 3D-DenseNet の分類性能に関し、比較検討を行った。患者単位での 5 分割交差検証法により各モデルの学習および、評価を行った。分類性能の評価指標は、受信者操作特性(ROC: Receiver Operating Characteristic)曲線の曲線下面積(AUC: Area under the ROC Curves)値を用いた。また、3D-DenseNet と 3D-ResNet の AUC 値の差に関し、優位水準を $p = 0.05$ と定めた両側 t 検定を行った。

4. 実験結果

3D-DenseNet は AUC: 0.969, 3D-ResNet は AUC: 0.936 を示した。それぞれの ROC 曲線を図 3 に示す。AUC 値に関し、3D-DenseNet は 3D-ResNet よりも 3.3%高い分類結果が得られ、統計的検定より、この AUC 値の差は有意である($p < 0.001$)ことが示された。従って、提案モデルである 3D-DenseNet は、3D-ResNet よりも大腸ポリープの陽性・擬陽性の分類タスクにおいて優れた性能を示した。

5. 結論

本研究では既存の CADe システムにおける擬陽性陰影の低減を目的に、陽性・擬陽性の分類を行う 3D-DenseNet の提案を行った。3D-DenseNet は分類性能において、分類タスクに一般的に用いられる ResNet の拡張モデルである 3D-ResNet よりも高い性能を示した。従って、提案モデルである 3D-DenseNet は、大腸ポリープの検出を目的とした CADe システムにおいて有意に擬陽性の低減が可能であることが示された。

参考文献

- [1] “人口動態統計 (厚生労働省大臣官房統計情報部編)”, 国立がん研究センター (2017).
- [2] He K., Zhang X., Ren S., Sun J., “Deep residual learning for image recognition”, Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (2016).

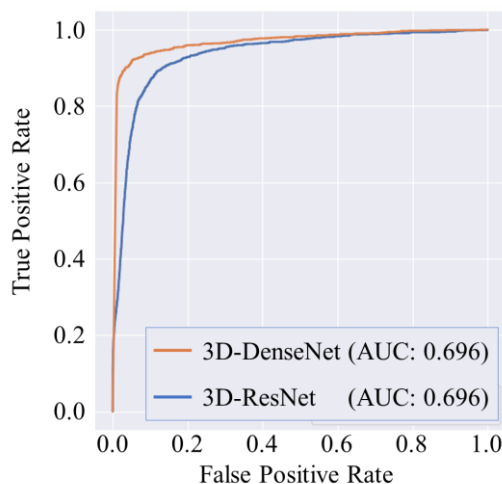


図 3 各モデルの ROC 曲線

- [3] Huang G., Liu Z., Weinberger K., van der Maaten L., “Densely connected convolutional networks”, arXiv 1608.06993 (2017).
- [4] Uemura T., Näppi J., Lu H., Kim H., Tachibana R., Hironaka T., Yoshida H., “Ensemble 3D residual network (E3D-ResNet) for reduction of false-positive polyp detections in CT colonography”, Proceedings of SPIE Medical Imaging (2019).