

G-014

深層セグメンテーションモデルによる歯科インプラントの自動分類手法

Automatic Classification Method for Dental Implants Using Deep Segmentation Model

長江 亮太郎[†], 鳥井浩平[‡], 西村良太^{†‡}, 松本和幸^{†‡}, 吉田稔^{†‡}

Ryotaro Nagae, Kohei Torii, Ryota Nishimura, Kazuyuki Matsumoto, Minoru Yoshida

あらまし 歯科インプラントとは、失った歯を補うための医療機器である。インプラントは、メーカーや種類が様々あり、それぞれで治療法が異なるため、歯科医師は治療時にインプラントの種類を把握しておく必要がある。本研究では、歯科医師の負担軽減を目的として、患者の歯科デンタル X 線画像から深層学習を用いたセグメンテーションモデルによってインプラントの領域を切り取り、画像分類モデルを用いてインプラントの分類を行う。切り抜きの精度は、IoU と Dice 係数でそれぞれ、0.923, 0.857 となった。U-Net によってインプラントの領域を切り抜いた画像に対する分類の評価は、正解率、適合率、再現率、F 値がそれぞれ、0.851, 0.852, 0.884, 0.840 となった。

キーワード デンタル X 線画像, 画像認識, 深層学習

1. はじめに

歯科インプラントとは、失った歯を補うための医療機器である。インプラントはメーカーや種類が様々あり、それぞれで治療法が異なるため、歯科医師は治療時にインプラントの種類を把握しておく必要がある。しかし、コロナ禍や高齢化などの影響で訪問診療が増加しており、訪問診療ではカルテがない場合があるため、歯科医師はインプラントの種類を特定する手間がかかってしまう。

そこで本研究では、歯科医師の負担軽減を目的として、患者の歯科デンタル X 線画像から深層学習を用いたセグメンテーションモデルによってインプラントの領域を切り取り、画像分類モデルを用いてインプラントの分類を行う。

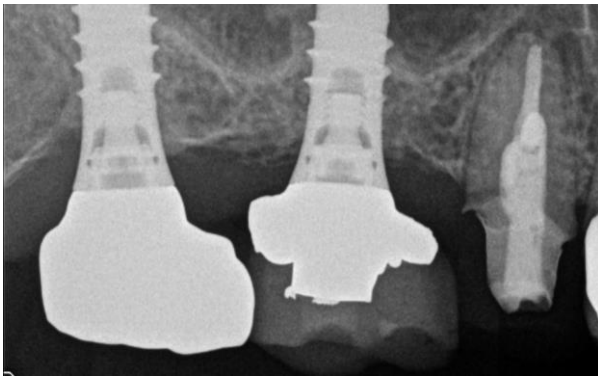


図 1: 歯科デンタル X 線画像

2. 提案手法

本研究では、インプラントが撮影された歯科デンタル X 線画像から、インプラントの領域を抜き出すために、U-Net[1]を用いる。クラス分類では、ImageNet[2]によって学習されている EfficientNet-B0[3]を用いてインプラントを 51 種類に分類する。この 2 つのモデルを用いて、歯科デンタル X 線画像からインプラントの種類の特定を行うシステムを構築する。

図 2 は提案手法のフローを示している。

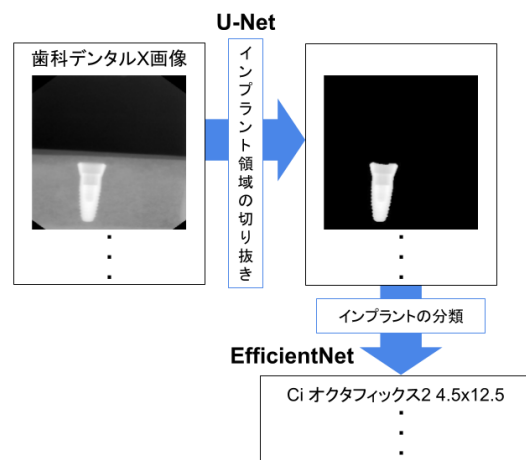


図 2: 提案手法のフロー

3. 評価実験

3.1 実験データ

実験では、共同研究先の歯科クリニックにて撮影されたデンタル X 線画像を用いる。インプラントが人工歯肉に埋め込まれている状態で撮影されたデータである。デンタル X 線画像の総枚数が 1446 枚で 51 種類のインプラントを用いて、インプラント領域の切り抜きとクラス分類の実験を行う。インプラントの種類ごとのデータ数を表 1 に示す。

U-Net 及び EfficientNet の学習用データとして、1138 枚を学習データとし、その 20% を検証用データとする。また、インプラントの各種類から 20% ずつ取り出した 306 枚をテスト用データとする。U-Net の教師用データは、手動で切り抜いた画像を用い、EfficientNet の学習では、入力を手動で切り抜いた画像、出力をインプラントの種類とする。U-Net を学習させる際に、回転、移動、左右反転、シアー、拡大縮小を用いてデータ拡張を行い、EfficientNet を学習させる際に、回転、移動、左右反転、拡大縮小を用いてデータ拡張を行う。それぞれのモデルを学習及び入力する際の画像のサイズは 256×256 である。

[†] 徳島大学大学院創成科学研究科 Tokushima University Graduate School of Sciences and Technology for Innovation

[‡] 徳島大学デザイン型 AI 教育研究センター Tokushima University Center for Design-Oriented AI Education and Research

^{† ‡} 徳島大学大学院社会産業理工学研究部 Tokushima University Graduate School of Technology, Industrial and Social Sciences

表 1:インプラントの種類ごとのデータ数

インプラントの種類	学習	テスト
リプレイス 5x3.7	64	16
ノーベルスピーディ shorty RP4x7	60	15
Dentsply XIVE S 3.8x9.5	41	11
スプラインインプラント スタンダード 4x10	41	11
Aadva スタンダード 4.0x8 Regular	22	6
ci オクタフィックス 2 4.5x12.5	22	6
Finsia 3.7x10 BL	22	6
Finsia 4.2x12 TL	22	6
GC アドバ 4.5x9.7	22	6
IAT 4.0x10	22	6
IAT 5.0x8	22	6
ISY 4.4x13	22	6
LOCATOR 2.9x10 4mm cuff height	22	6
neoss 5.0x13	22	6
neoss proactive straight 5.5x13	22	6
neoss proactive tapered 4.0x9	22	6
TRI 3.7x10	22	6
アストラ 4.2x9	22	6
アンキロス A11 3.5x11	22	6
.	.	.
.	.	.
.	.	.
ブローネマルク Mk3 Shorty WP 5x7	22	6
リプレイス 4.3x9	10	3
Bicon 6.0x5.7	9	3
neodent helixGM 4.0x10	9	3
isy 4.4x9.0	8	2
アクティブ 4.3x8.5	5	2
カムログ isy 4.4x7.3	5	2
バイコン 4.0x8.0	5	2

3.2 実験結果

U-Net を用いたインプラントの切り抜きでは、手動でインプラント領域を切り抜いた画像と、U-Net によってインプラント領域を切り抜いた画像を用いて、Dice 係数と IoU で評価した(表 2)。

表 2:インプラントの切り抜き精度

Dice 係数	IoU
0.923	0.857

EfficientNet を用いたインプラントの分類では、手動でインプラント領域を切り抜いた画像に対する分類の結果と、U-Net によってインプラント領域を切り抜いた画像に対する分類の結果を、正解率、適合率、再現率、F 値を用いて評価した(表 3)。

表 3:分類の評価

	正解率	適合率	再現率	F 値
手動	0.948	0.943	0.959	0.946
U-Net	0.851	0.852	0.884	0.840

4. 考察



図 3:EfficientNet による誤分類の例

EfficientNet の誤分類の例として、図 3 のようなものがあった。表 1 で示したように、インプラントの種類によってデータ数の偏りがあるため、モデルがデータ数の多いインプラントの特徴を学習しやすくなり、データ数の少ない種類は多い種類のインプラントに分類されやすくなっていることが原因だと考えた。また、データセットは縦に長い画像だが、学習や分類を行う際に正方形にデータを変形しているため、その際にある種類のインプラントが別の種類のインプラントに類似するケースがあり、誤分類の原因になったと考えられる。

5. おわりに

本稿では、人工歯肉に埋め込んだインプラントを撮影した歯科デンタル X 線画像から、深層学習モデルを用いてインプラント領域の切り抜き及びインプラントの分類を行った。インプラント領域の切り抜きでは U-Net を用い、インプラントの分類では EfficientNet を用いた。今後の課題は、インプラント領域の切り抜き精度を高める手法を提案し、手動で切り抜いた画像に対する分類精度とセグメンテーションモデルを用いて切り抜いた画像に対する分類精度の差を小さくすることである。また、実際に患者の歯を撮影した臨床画像に対して実験と評価を行いたい。

参考文献

- [1] O. Ronneberger, P. Fischer, T. Brog. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015, pp. 234-241.
- [2] J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei. Imagenet: A large-scale hierarchical image database. In CVPR, 2009.
- [3] M. Tan, Q.V. Le. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks. Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning, PMLR 97:6105-6114, 2019.
- [4] 三宅 惇也, 菅田 栄一, 鳥井 浩平, 小林 健一郎, 友江 剛, 北 研二. 深層ニューラルネットワークを用いた歯科インプラントの同定, 令和 3 年度電気・電子・情報関係学会四国支部連合大会講演論文集, 2021. ROMBUNNO.14-4.
- [5] S. Sukegawa, K. Yoshii, T. Hara, K. Yamashita, K. Nakano, N. Yamamoto, H. Nagatsuka, Y. Furuki. Deep Neural Networks for Dental Implant System Classification. Biomolecules. 10(7), 984. doi:10.3390/biom10070984, 2020.