

深層学習を用いた パントモ画像からのインプラント体検出

鳥井 浩平[†] 松本 和幸^{††} 吉田 稔^{††} 鶴木 次郎^{†††} 小林 健一郎^{††††} 北 研二^{††}

[†] 徳島大学大学院先端技術科学教育部

^{††} 徳島大学大学院社会産業理工学研究部

^{†††} 徳島大学研究支援・産官学連携センター

^{††††} 徳島大学産業院, こばやし歯科クリニック

1. はじめに

歯科インプラントにおいて、埋入されたインプラント体が引き起こす炎症は、近年増加傾向にある。炎症の治療には、インプラント体の種類の判別が重要である。しかし、判別には多くの検査が必要となり、歯科医の負担が大きい。

本研究は、パントモ画像からインプラント体を自動的に検出し種類を判別することで、上述のような歯科医の負担を低減することを目的とする。本稿では、深層学習を用いたパントモ画像からのインプラント体検出について述べる。

2. パントモ画像データ

本研究では、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を用いて、パントモ画像からインプラント体を検出する。CNNの学習のために、インプラント体が含まれるパントモ画像200枚を用意した。パントモ画像は横長であるが、CNNの入力は416×416であるため、前処理として左右の正方形画像に分割し、それぞれの画像に対して矩形の正解領域を作成した。今回作成したデータは、学習データが265枚、テストデータが30枚ある。ただし、分割した画像の中でインプラント体が含まれないものは除いている。

3. インプラント体検出

インプラント体検出にはYOLOv3[1]という物体検出手法を用いる。畳み込みニューラルネットワークにおける出力を3つのスケールに分割し、高レベル層の特徴を低レベル層へと結合することで、高精度でマルチスケールな検出を可能とする。BackboneネットワークはDarknet53を用いる。

インプラント体検出の流れを図1に示す。左右2枚の画像それぞれをCNNに通して検出処理した後、出力結果を合成する。

4. 実験結果および考察

YOLOv3を、初期学習率0.001、エポック100、バッチサイズ4の条件で学習し、テストデータ30枚でインプラント体検出の精度を求めた。検出精度の評価には、Average Precision (AP)とIntersection over Union (IoU)を用いる。APは適合率の平均、IoUは予測領域と正解領域の一致率を表す。APは0.99であり、各予測領域のIoUの平均は0.88であった。

今回は学習データ数が少なかったため、検出できないインプラント体が存在したが、データ拡張を行なうことにより、さらに検出精度を向上させることができると考えている。IoUは、データ拡張に加えて、CNNの入力サイズやデフォルトボックスの最適化によって改善の見込みがある。

5. おわりに

本稿では、深層学習を用いたパントモ画像からのインプラント体検出について述べた。また、検出実験において、99%の検出精度を達成した。今後は、画像分割後の出力結果合成処理を実装し、アーキテクチャの最適化を試みる。

参考文献

[1] Joseph Redmon, Ali Farhadi, "YOLOv3: An Incremental Improvement", arXiv:1804.02767, 2018.

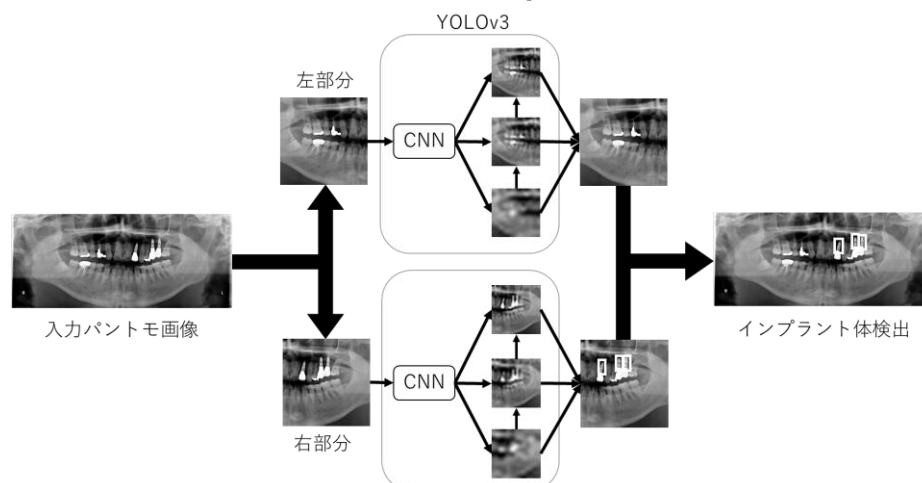


図 1. インプラント体検出の流れ