

原 著

AI を用いたパノラマ X 線画像からのカルテ入力支援システムの開発

鳥井 浩平¹, 誉田 栄一², 北 研二³

Development of an AI-based Dental Support System for Panoramic X-ray Images

Kohei Torii¹, Eiichi Honda² and Kenji Kita³

Research and development of AI-based diagnostic systems in the medical and dental fields is flourishing worldwide. However, there are few practical dental support systems and dental databases. Support for medical record input is needed to reduce the burden at diagnosis. We have been developing a dental database with detailed annotation information and building an AI system for automatic teeth detection, teeth numbering, teeth contour estimation, and disease diagnosis from panoramic X-ray images since 2019. Three dentists and one expert of dental radiology created our database, which includes teeth number based on FDI method, coordinates of teeth contour, and various dental conditions, using Anotee, a software developed for creating dental databases. Our system consists of multiple deep neural networks that were trained using 1,781 panoramic X-ray images and annotations, which excluded deciduous teeth and rare dental conditions. The deep neural network to classify dental conditions is based on EfficientNetV2-S and can diagnose multiple dental conditions. To verify our system's usefulness, we evaluated two dental condition classifications for 20 dental conditions and 10 dental conditions such as caries, periodontitis, root canal filling, inlay, composite resin, crown, pontic, implant, and impacted tooth. We performed 5-fold cross validation and calculated precision, sensitivity, and specificity. Experimental results were encouraging. For the diagnosis of 20 conditions, precision was 90.4%, sensitivity was 86.1%, and specificity was 99.4%; for the diagnosis of 10 conditions, precision was 92.9%, sensitivity was 90.0%, and specificity was 99.1%. The system achieved high accuracy, suggesting that AI systems are useful in assisting medical record input support.

Dental Radiology 2022; 62(1) : 24-34

Key words : panoramic X-ray images, artificial intelligence (AI), image classification, dental support system / パノラマ X 線画像, 人工知能, 画像認識, 歯科支援システム

1. 緒 言

医療ビッグデータの蓄積と人工知能 (AI) 技術の急速な発展により, AI を用いた診断支援システムの研究開発が活発に行われてきている。診断支援システムには, 問診や検査結果などから自動的に可能性の高い疾患の診断病名を提示するシステムや, X 線画像から診断材料として重要な部位を強調表示するシステムなどがあり, 医療従事者の業務負担軽減やより正確な診断に役立っている。たとえば, 医学論文や薬の特許情報などで構成される大規模なデータベースを学習した米 IBM 社の AI システムである Watson for Genomics (WfG) は, がんに関係する遺伝子の塩基配

列の解析結果を入力することで, がん発症や進行に関係している可能性がある遺伝子変異の候補を発見し, さらに根拠となるデータや抗がん剤の候補を提示することができる¹。WfG を用いることで, 熟練した専門医が 1 週間から 2 週間ほどかかる解析作業を 10 分以下で行うことが可能になる。東京大学医科学研究所は 2015 年 7 月に WfG を導入しており, 現在もデータの収集と WfG の学習を進めている。WfG の診断支援によって特殊な白血病を患った 60 代女性患者の命が救われたことは, AI を用いた診断支援における代表的な成功事例として多くのメディアが取り上げた。

新型コロナウイルス肺炎の画像診断支援にも AI が活用されている。Yabsera Erdawらは, 胸部 X 線画像から新型コロナウイルス肺炎を高速かつ高精度で検出することができる AI システムを構築し, 従来手法よりも少ない計算量で 97% 以上の精度を達成した²。この AI システムは, 特徴量に Histogram of Gradient (HOG), 分類器に Support Vector Machine (SVM) を用いており, 胸部 X 線画像の公開データベースから収集した 1,100 枚の画像から診断モデルを学習している。Wentao Zhaoらは, 他分野のデータセットで事前学習した分類モデルを転移学習することで, 胸部 CT 画像からの新型コロナウイルス肺炎の検出において, 99.2% の精度を達成した³。畳み込みニューラルネットワーク (CNN)

Received March 16, revision accepted June 29, 2022.

著者所属 : ¹ 徳島大学大学院先端技術科学教育部, ² 徳島大学大学院医歯薬学研究部, ³ 徳島大学大学院社会産業理工学研究部
別刷請求先 : 〒 770-8506 徳島県徳島市南常三島町 2 丁目 1 番地
徳島大学大学院先端技術科学教育部 鳥井浩平

From ¹ Tokushima University Graduate School of Advanced Technology and Science, 2-1, Minamijousanjima-cho, Tokushima-shi, Tokushima 770-8506, Japan, ² Tokushima University Graduate School of Biomedical Sciences, ³ Tokushima University Graduate School of Technology, Industrial and Social Science
Address reprint requests to the author, Dr. K. Torii

版權 : © 2022 日本歯科放射線学会

を用いて特徴抽出と分類を同時に行うことで、エンドツーエンドな新型コロナウイルス肺炎の検出を実現した。

以上のような胸部の診断支援に関する研究開発では、整備された大規模な医用画像データベースが診断支援システムの開発を支えている。胸部の医用画像データベースには、National Institutes of Health (NIH) の NIH Chest X-ray Dataset⁴ や China National Center for Bioinformation の China Consortium of Chest CT Image Investigation Dataset⁵ などの公開データベースがあるため、AI の学習に必要なデータを比較的容易に収集することができる。しかし、歯科分野における同様のデータベースは少なく、一部の公開されているデータセットは、う蝕の診断や歯のセグメンテーションなど、特定の研究目的のために作成されているため規模が小さい。特に、パノラマ X 線画像は多くの歯科所見を含んでいるにもかかわらず、これらの所見が付帯情報（アノテーション）に反映されていない場合が往々にしてある。より汎用的な歯科データベースを作成するために、Karen Panetta らは、2021 年 10 月に世界で初めてマルチモーダルな歯科パノラマ X 線画像のデータベースである Tufts Dental Database (TDD) を公開した⁶。TDD は 1,000 枚のパノラマ X 線画像と、各画像に対する歯と病変部のセグメンテーション情報、アノテーション作成者の関心領域およびアイトラッキングの情報、診断理由のテキストデータを含んでおり、歯科用 AI の開発に応用できるデータベースとして有用である。TDD では、各画像に対して 1 人の歯科放射線科医と 1 人の歯学部学生がアノテーションを作成している。

歯科データベースの研究開発と並行して、AI を用いた歯科画像診断支援システムの開発も活発に行われている。Hu Chen らは、1,250 枚のアノテーション付き画像から学習した AI システムと、歯科学に基づく独自の歯式修正アルゴリズムを用いて、デンタル X 線画像から歯の検出と歯式推定を行った⁷。Dmitry V. Tuzoff らは、1,574 枚のアノテーション付き画像から学習した 2 つの AI システムを用いて、パノラマ X 線画像から歯の検出と歯式推定を行った⁸。いずれも専門医の診断精度に匹敵するほどの高い精度を達成し、歯科分野における AI の有効性を示した。AI を用いたう蝕の診断支援に関する研究開発も行われており、Jae-Hong Lee らは小白歯と大白歯を対象に、3,000 枚のアノテーション付き画像から学習した AI システムを用いて、デンタル X 線画像からう蝕か否かを診断するシステムを開発し、感度、特異度ともに 80% 以上を達成した⁹。Haihua Zhu らは、パノラマ X 線画像からう蝕部位のセグメンテーションとう蝕の深度を診断する AI システム CariesNet を開発した¹⁰。1,159 枚のアノテーション付き画像から学習した CariesNet は 93% の精度を達成した。ほかにも、インプラントの検出やプラークの検出など、さ

まざまな画像診断支援システムの研究開発で AI が用いられている。

我々は従来の診断支援に関する技術をカルテ入力支援に応用するために、詳細なアノテーションを付与した歯科データベースの構築と、パノラマ X 線画像を対象としたカルテ入力支援システムの研究開発を行ってきた。本システムは、歯検出ニューラルネットワーク、セグメンテーションニューラルネットワーク、状態診断ニューラルネットワークを用いて、パノラマ X 線画像から、歯の検出、歯式推定、歯の輪郭推定および歯の状態診断を行うことができる (Figure 1)。本システムの概略図を Figure 2 に示す。まずパノラマ X 線画像を入力とし、歯検出ニューラルネットワークで歯の検出と歯式推定を行う。次に検出された各歯に対して、セグメンテーションニューラルネットワークで歯の輪郭推定を行う。最後に歯の輪郭推定の結果から歯の領域を抽出し、各歯に対して歯の状態診断を行う。このようにして本システムはパノラマ X 線画像から簡易的な画像診断情報を作成することができる。本システムとパノラマ X 線画像ビューアおよび電子カルテ (レセコン) を連携することでカルテの自動入力を可能にするため、歯科医のカルテ作成に必要な労力を軽減し、診断全体の効率化に貢献することができる。また歯科医の画像診断に AI の画像診断が加わることで画像診断における見落としを防ぐことも期待できる。ただし最終的なカルテの確定は歯科医が視診等を踏まえた診断のあとにカルテを修正して行うため、本システムは確定診断のために用いるものではなく、画像から明確に判断できうる情報を AI が事前に自動入力することを目的としている。

本論文では本システムの有用性を検討するために、構築したデータベースとデータ作成のプロセスについて述べ、歯の状態診断に対する精度評価を行う。また AI システムと専門医の診断結果の比較を行う。

2. 材料と方法

2.1 パノラマ X 線画像データベース

モダリティに依らない AI システムを構築するために、共同研究先の歯科医院が所有する 2 つの撮影機からパノラマ X 線画像を収集し、各画像に対してアノテーションを付与した。画像は Digital Imaging and Communications in Medicine (DICOM) フォーマットであり、個人情報削除してある。アノテーションは主に FDI 方式に基づく歯式、歯の輪郭情報、歯の状態で構成されており、画像のメタ情報 (画像の高さ、幅、明るさ、コントラストなど) を含めて JavaScript Object Notation (JSON) ファイルに保存した (Table 1)。画像の収集およびアノテーションの付与は、まず共同研究先の歯科クリニック所属の歯科医 3 名が行い、次に徳島大学歯科放射線科の専門医 1 名が確認および修

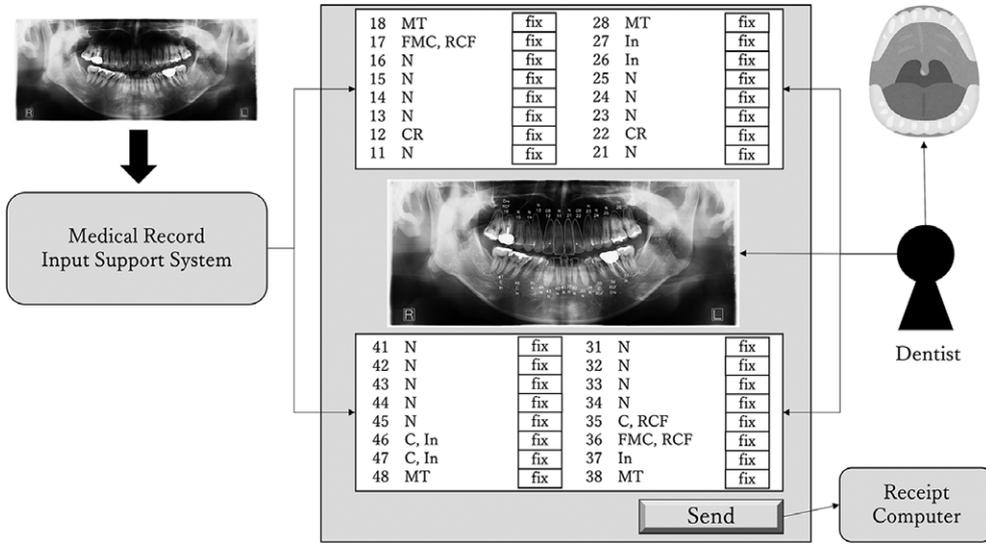


Figure 1 本システムによるカルテ入力支援の概略図
 歯科医は視診と読影を行い、カルテ入力支援システムが出力したカルテの情報を修正する。

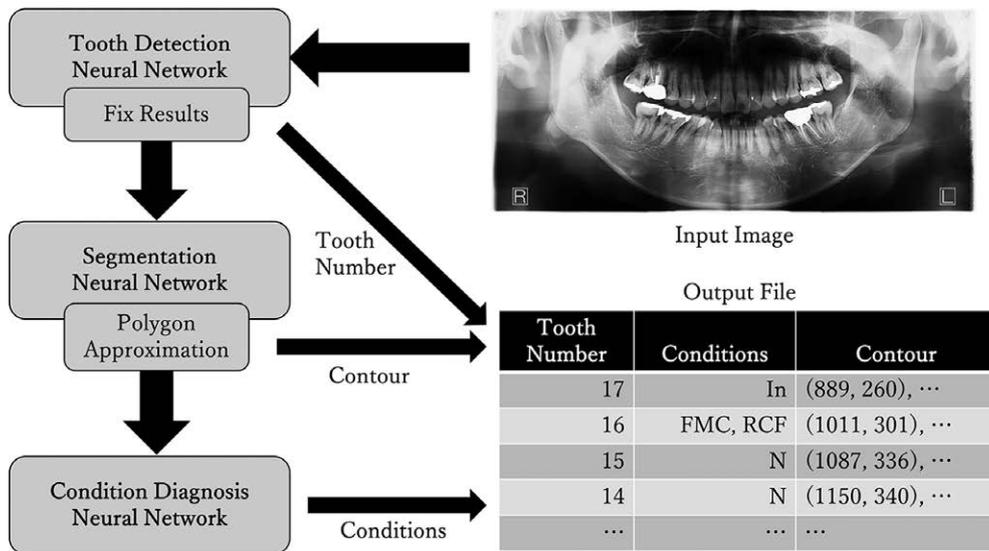


Figure 2 本システムのフロー図

正することで、アノテーションのミス を低減した。なお、3名の歯科医は5年以上の臨床経験を有している。

アノテーションは既存のソフトウェアで作成することもできるが、医用画像を扱うには機能が不十分である。このため、我々はDICOMファイルの読み込みや自動アノテーションに対応したソフトウェアAnoteeを開発し、本研究開発で用いるデータの作成に活用した (Figure 3)。Anoteeの開発はPythonで行い、Labelme¹¹をベースに改良と機能追加を行った。AnoteeはWindows, macOS, Linuxに対応しており、Windows版はExecutable (EXE)ファイルで提供している。またAnoteeの運用は8GB以上のランダムアクセスメモリ

(RAM)を搭載した計算機を使用することを奨励している。

Anoteeでは、DICOMファイルを読み込んで画像を表示し、歯や病変部位などに対してラベル付きのポリゴンを作成することができる。付与できる歯式のラベルはFDI方式に基づいた番号であり、病変部位や歯式を確定できない歯には“歯式なし”ラベルを付与することができる。状態ラベルは歯科医および専門医の監修を受けて作成したTable 2に基づいて付与する。ラベル付けの例として、上顎右側第二小臼歯(15番)の歯に全部金属冠と歯根充填の処置が確認できた場合、15番の歯を囲んで作成したポリゴンに対して“15, RCF, Cro, FMC”のラベルを付与

Table 1 パノラマ X 線画像に対するアノテーションの構成

version	Anotee Version	
filename	Filename	
height	Height of Image	
width	Width of Image	
brightness	Value of Brightness in Anotee	
contrast	Value of Contrast in Anotee	
info	org	Organization
	state	File State
	editor	Editor Name
	checker	Checker Name
	...	
note	Plain Text of Note	
shapes	label	Tooth Number & Conditions
	shape_type	Type of Shape
	points	Coordinates of Contour
	...	

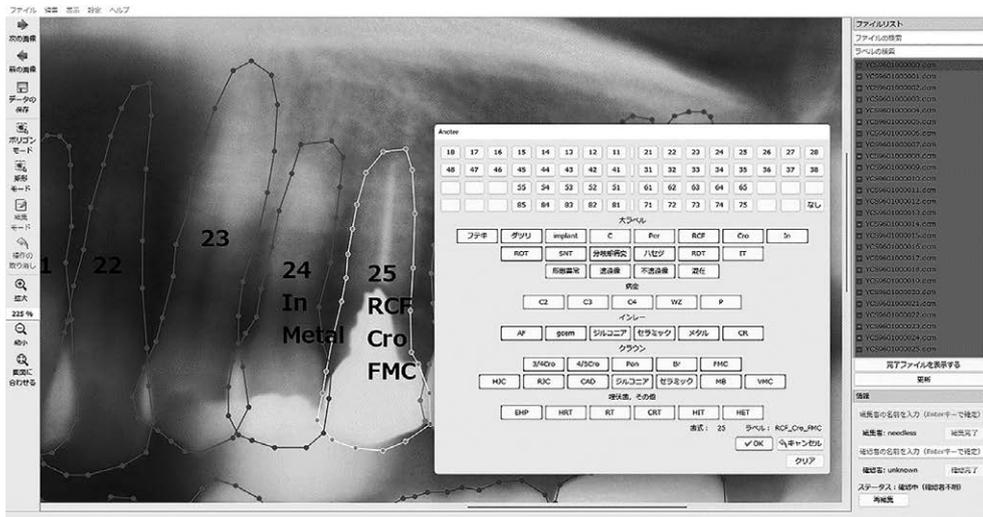


Figure 3 パノラマ X 線画像用アノテーションソフトウェア Anotee によるアノテーションの例
頂点をプロットすることで歯の領域（ポリゴン）を作成し、作成された歯の領域に対して歯式と状態ラベルを付与する。

する。ラベルはあらかじめ用意したダイアログボックスのボタンをクリックするだけで付与することができるが、その他特に記述しておきたい所見はメモとして記録することができる。また、Anotee は X 線画像に特化した複数の画像処理機能を搭載しており、歯科医の読影を補助することで、効率的にアノテーションを付与することができる。たとえば、マルチ周波数処理¹²を行うことにより、歯のエッジを強調し、見えにくい歯の輪郭のアノテーション付与時に必要なコントラスト調節の手間を軽減する。

Anotee には学習済みの Mask R-CNN¹³ を用いた自動ポリゴン作成機能があるため、新たにすべてのポリゴンを作成する必要がなく、ポリゴン作成の手間を低減することができる (Figure 4)。この機能は GPU を搭載していない計算機でも利用することができる。Mask R-CNN の学習では、Microsoft Common Objects in Context (MS COCO) データセット¹⁴ を事前学習したモデルに対してパノラマ X 線画像データベースを用いてファインチューニングを行った。ただし乳歯を含むパノラマ X 線画像は十分に収集できて

Table 2 状態ラベルの定義

大グループ名称	ラベル	小グループ名称	ラベル
う蝕 (Caries)	C	う蝕第 2 度	C2
		う蝕第 3 度	C3
		う蝕第 4 度	C4
根尖病巣 (Periodontitis)	Per		
インレー (Inlay)	In	メタル (Metal)	Metal
		複合レジン (Composite Resin)	CR
		ジルコニア (Zirconia)	Zi
		セラミック (Ceramic)	Cera
		アマルガムフィリング (Amalgam Filling)	AF
ジーセム (G-CEM)	gcem		
歯根充填 (Root Canal Filling)	RCF		
不適合	Futeki		
脱離	Daturi		
インプラント (Implant)	Implant		
捻転歯 (Rotated Tooth)	ROT		
破折 (Fracture)	Frt		
エナメル系形質不全 (Enamel Hypoplasia Tooth)	EHP		
クラウン (Crown)	Cro	全部金属冠 (Full Metal Crown)	FMC
		ブリッジ (Bridge)	Br
		ポンティック (Pontic)	Pon
		五分の四冠 (4/5 Crown)	4/5Cro
		三分の四冠 (3/4 Crown)	3/4Cro
		レジン前装金属冠 (Veneer Metal Crown)	VMC
		メタルボンド (Metal Bond)	MB
		ジルコニア	Zi
		セラミック	Cera
		CAD/CAM 冠 (Computer Aided Design/ Computer Aided Manufacturing Crown)	CAD
		レジンジャケット冠 (Resin Jacket Crown)	RJC
		硬質レジンジャケット冠 (Hard Resin Jacket Crown)	HJC
		埋伏 (Impacted Tooth)	IT
埋伏歯 (Retinal Tooth)	RT		
完全埋伏歯 (Completely Retinal Tooth)	CRT		
水平埋伏智歯 (Horizontal Impacted Wisdom Tooth)	HIT		
水平智歯 (Horizontal Erupted Wisdom Tooth)	HET		

歯に対して大グループ状態ラベルの付与を基本とし、小グループ状態まで判別できるものは小グループ状態ラベルも付与する。

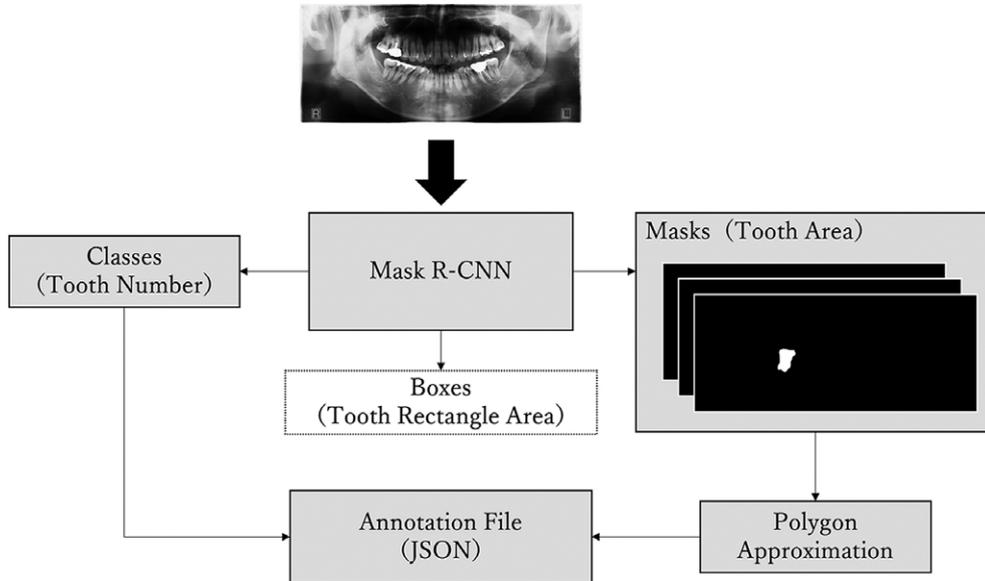


Figure 4 自動ポリゴン作成機能の概略図
Mask R-CNN が出力する歯の矩形領域の情報は使用しない。

いないため、扱う歯式は永久歯のみの 32 種類に限定した。入力画像はヒストグラム平坦化と 3 チャンネル 8 ビット画像への変換を行った。学習時は、入力画像のピクセル値を単精度浮動小数点数として扱い、各ピクセル値からすべての入力画像の平均ピクセル値を減算することで正規化を行った。またデータ拡張として画像の左右反転をランダムに行った。実装は Waleed Abdulla の実装コード¹⁵に基づいて行い、出力クラス数以外のハイパーパラメータはデフォルトパラメータを使用した。Mask R-CNN が出力する各歯の領域情報は、歯の領域が白、背景が黒の 8 ビット二値画像に変換し、輪郭抽出とポリゴン近似を行うことで輪郭情報を生成する。このとき、面積が 500 ピクセル未満の領域は削除して処理する。ポリゴン近似は Satoshi Suzuki らのアルゴリズム¹⁶に基づいており、近似精度を決定するパラメータは Anotee 上で変更することができる。

Anotee を用いて収集したアノテーション付きパノラマ X 線画像（データ）は、AI システムの学習に不十分な数の歯式や状態ラベルを含んでいるため、データベースの整備を行った。乳歯のデータは十分に収集できなかったため、永久歯のみを対象とした。また診断する歯の状態の数を 20 状態と 10 状態の 2 つの種類に設定した (Table 3)。20 状態と 10 状態に当てはまらない状態ラベルはデータから削除し、この操作によって状態ラベルがすべて削除された歯は学習から除外した。ただし、う蝕は第 2 度から第 4 度までをまとめてう蝕 (C) とし、レジτζジャケット冠と硬質レジτζジャケット冠は CAD/CAM 冠として扱った。20 状態は実際のカルテ入力に基づく分類を基に設定したため、補綴物の材質や形態などを考慮している。10 状態ではパ

Table 3 状態診断数 (20 状態と 10 状態) に応じた分類パターンの構成

20 Conditions	10 Conditions
N	N
C	C
Per	Per
RCF	RCF
Metal	
AF	In
CR	CR
FMC	
MB	
CADCAM	
VMC	Cro
Zi	
Cera	
Pon	Pon
Implant	Implant
HRT	
RT	
CRT	IT
HIT	
HET	

ノラマ X 線画像上で判別が困難なクラウンやインレーの材質、埋伏の深度を無視した状態ラベルを設定した。最終的に 1,781 件のデータを用意し、交差検証による評価を行うため、データを 5 分割にして 5 つのデータセットを構築し

Table 4 交差検証に用いるデータセットの構成

	subset 1	subset 2	subset 3	subset 4	subset 5
dataset 1	test	training	training	training	training
dataset 2	training	test	training	training	training
dataset 3	training	training	test	training	training
dataset 4	training	training	training	test	training
dataset 5	training	training	training	training	test

training に該当する subset のデータを学習し、test に該当する subset のデータで評価を行う。

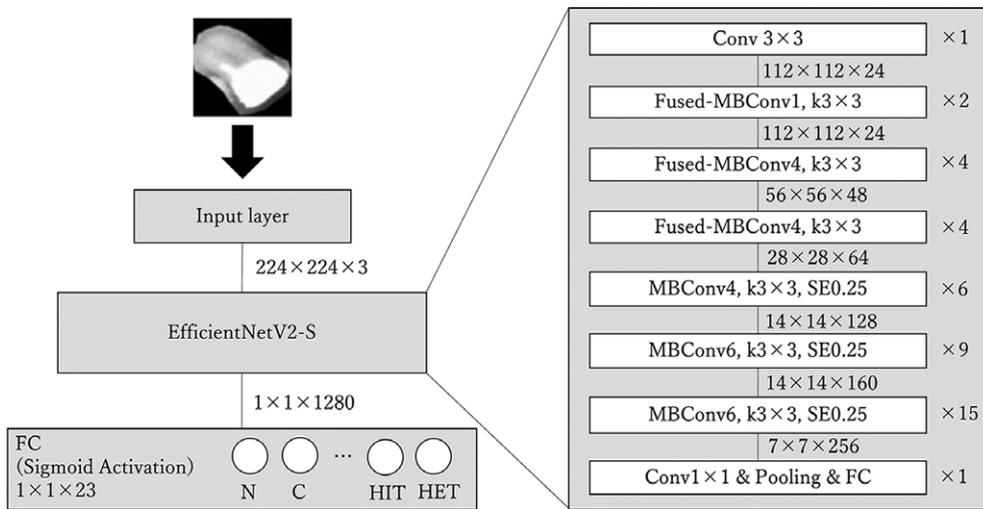


Figure 5 状態診断ニューラルネットワークの概略図
EfficientNetV2-S と各状態の尤度を出力する全結合層 (Fully Connected layer, FC) で構成される。

た (Table 4)。なおデータの選択はランダムに行った。

2.2 状態診断ニューラルネットワーク

状態診断ニューラルネットワークのネットワークアーキテクチャは EfficientNetV2-S¹⁷ に基づいて構築し、ImageNet-21K¹⁸ を学習した学習済みモデルを用いてファインチューニングを行った (Figure 5)。出力層のユニット数は学習する状態ラベルの種類数である 23 に設定した。またマルチレベルの出力に対応するために、出力層の活性化関数をシグモイド関数とした。したがって出力は各状態に対する尤度 (確率) となるため、出力の真値は対象の歯に該当する状態ラベルを 1、それ以外を 0 とした値となる。損失関数は Binary Cross Entropy (BCE) を使用した。真値を t 、出力値を y とすると、BCE は以下の式で定義される。

$$L = -t \log y - (1-t) \log(1-y)$$

入力画像の前処理では、パノラマ X 線画像にヒストグラム平坦化の適用と 3 チャンネルの 8 ビット画像への変換を行い、画像内に対象の歯以外の歯を含むことを避けるた

めに、付与されたアノテーションに基づいて歯の領域の切り抜きとマスキングを行った (Figure 6)。またモダリティの影響を受けにくいモデル生成のためにデータ拡張を行った。歯の領域の切り抜きとマスキングでは、まず歯の輪郭情報を用いて歯の矩形領域を切り抜き、上下左右に 20 ピクセルのパディングを行った。次に歯の輪郭に対してカーネルサイズが 30x30 ピクセルの膨張処理を行った。最後に状態診断ニューラルネットワークの入力サイズである 224x224 ピクセルの大きさにリサイズした。データ拡張では、上下左右のランダムフリップ、0.9 倍から 1.1 倍までの拡大縮小、-20 度から 20 度までの回転、-4 度から 4 度までの水平方向シアー変換、-4 度から 4 度までの垂直方向シアー変換、0.8 倍から 1.2 倍までの明るさ変化、ガウシアンぼかし、ガウシアンノイズ付加を適用した。ガウシアンぼかしでは、5x5 ピクセルから 9x9 ピクセルまでのカーネルをランダムに選択し、正規分布の標準偏差は 0 から 3 までの範囲でランダムに変動させた。ガウシアンノイズ付加における正規分布の平均は 0 とし、標準偏差は 0 から 15 までの範囲でランダムに変動させた。

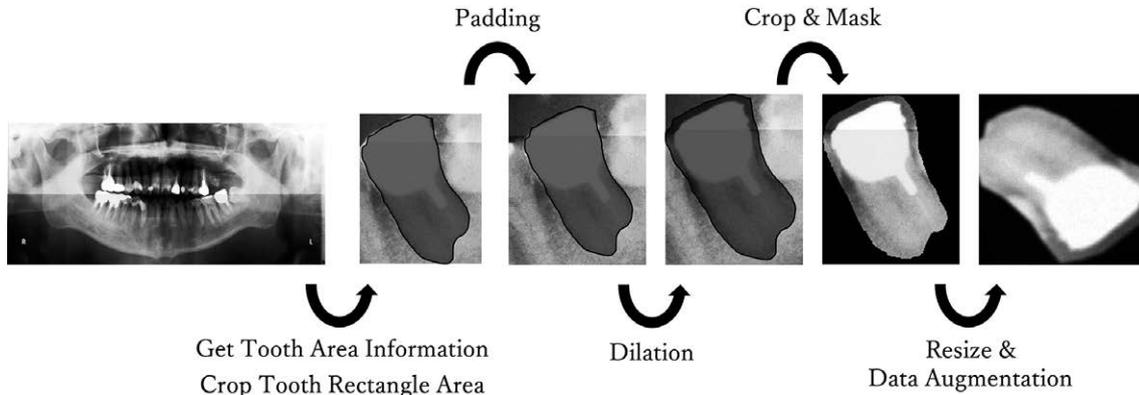


Figure 6 状態診断ニューラルネットワークに対する入力画像の前処理

状態診断ニューラルネットワークの学習では入力画像のピクセル値を 0 から 1 に正規化した単精度浮動小数点数として扱った。オプティマイザは Adam¹⁹ を使用し、初期学習率は 0.01, β_1 は 0.9, β_2 は 0.999 とした。また、バッチサイズは 32, 学習回数は 50 回とし、ステップ数は学習データに含まれる歯の本数をバッチサイズで除算した値に設定した。

本論文の実験は、Ubuntu 20.04, Intel Xeon W-2235 (3.80GHz), NVIDIA RTX A4000, メモリ 16GB を搭載した計算機上で行った。コード実装は Python 3.8 を用いて行い、フレームワークは TensorFlow²⁰ 2.7.0 を用いた。本研究開発は徳島大学大学院社会産業理工学研究部の倫理委員会から承認を得ている (承認番号: 20002, 課題名: AI を用いた歯科診断システムの研究開発)。

3. 結果

評価データに対する適合率, 感度, 特異度を算出した。ただし状態診断ニューラルネットワークの出力 (尤度) に対するしきい値を 0.5 に設定し, しきい値以上の尤度をもつ状態を状態診断ニューラルネットワークの診断結果として扱った。適合率, 感度, 特異度はそれぞれ以下の式で定義される。

$$\text{適合率} = \frac{\text{真陽性}}{(\text{真陽性} + \text{偽陽性})}$$

$$\text{感度} = \frac{\text{真陽性}}{(\text{真陽性} + \text{偽陰性})}$$

$$\text{特異度} = \frac{\text{真陰性}}{(\text{偽陽性} + \text{真陰性})}$$

また状態診断ニューラルネットワークの学習および評価に使用されていないパノラマ X 線画像 (テスト画像) を用

いて本システムのテストを行い, 専門医の診断と比較した。

20 状態の診断で適合率 90.4%, 感度 86.1%, 特異度 99.4% を達成し, 10 状態の診断で適合率 92.9%, 感度 90.0%, 特異度 99.1% を達成した (Table 5)。テスト画像による本システムのテストでは C と CR を除いて専門医の診断結果と一致した (Figure 7, Table 6)。

4. 考察

明確な X 線透過像を呈す歯根充填, インレー, クラウン, ポンティック, インプラントにおいて高い感度と適合率を達成した。特に歯根充填, ポンティック, インプラントはカルテ入力支援システムとしてすでに実用的な精度であり, 本システムの有用性を示している。しかしパノラマ X 線画像のみでは診断が難しい根尖病巣やう蝕, 複合レジン, クラウンの材質などの適合率と感度は低い結果となり, テスト画像においてもう蝕の診断はできなかった。本システムで X 線透過度の微妙な差異を考慮した診断は困難であるため, X 線透過度を重視した画像の前処理や診断アルゴリズムの開発が必要である。う蝕や根尖病巣に関しては状態診断ニューラルネットワークの入力画像サイズや学習したパノラマ X 線画像の画質などの影響を特に受けやすいと考えられるため, 入力画像サイズの最適化をはじめとした状態診断ニューラルネットワークに関する設定の改善や高品質なパノラマ X 線画像の収集が必要である。また根尖病巣は歯の周辺の情報が必要であり, 歯の輪郭推定の結果や入力画像のマスキング処理などの影響も大きい。ため, 状態診断ニューラルネットワークの診断対象から除外することも検討しなければならない。

本研究におけるパノラマ X 線画像データベースの作成では, 複合レジンを透過性と不透過性に分けてアノテーションを付与しなかった。透過性の複合レジンはいくつと誤診する可能性が高く, 状態診断ニューラルネットワークの学習にも悪影響を与えたと考えられる。今後, 複合レジン

Table 5 20 状態および 10 状態の状態診断に対する評価

20 Conditions	Precision (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)	10 Conditions	Precision (%)	Sensitivity (%)	Specificity (%)
N	94.2	97.0	91.5	N	94.2	97.0	91.5
C	74.3	34.5	99.7	C	74.3	34.5	99.7
Per	62.1	23.0	99.7	Per	62.1	23.0	99.7
RCF	95.7	96.6	99.3	RCF	95.7	96.6	99.3
Metal	91.5	93.3	98.9	In	91.3	89.3	98.8
AF	73.0	42.6	99.0	CR	73.0	42.6	99.0
CR	73.0	42.6	99.0				
FMC	85.8	86.6	98.8				
MB	68.5	27.7	99.8				
CADCAM	56.6	13.3	99.9	Cro	94.3	92.7	99.0
VMC	69.9	77.6	98.7				
Zi	72.1	34.8	99.9				
Cera	60.0	34.6	99.8				
Pon	97.2	96.9	99.9	Pon	97.2	96.9	99.9
Implant	98.5	93.0	100.0	Implant	98.5	93.0	100.0
HRT	9.9	6.5	99.9				
RT	23.6	16.8	99.8				
CRT	80.6	61.6	99.8	IT	89.7	93.3	99.6
HIT	66.5	79.8	99.7				
HET	74.9	25.6	99.9				
平均	90.4	86.1	99.4		92.9	90.0	99.1

を透過性と不透過性に分けてデータベースを再作成し、本システムでは不透過性の複合レジンのみを扱うようにデータセットと状態診断ニューラルネットワークの再構築を行うことで、複合レジンとう蝕の診断精度向上が期待できる。不透過性の複合レジンのみを扱う場合、メタルインレー、アマルガムフィリング、不透過性の複合レジンの判別では形態を考慮することが有効であると考えられるため、形態に着目した診断アルゴリズムを開発する必要がある。

埋伏 (IT) の適合率と感度が高く、歯が埋伏しているか否かの診断は本システムで可能であると考えられるが、半埋伏歯と埋伏歯の適合率と感度、水平智歯の感度は著しく低い。このことから埋入の深度を状態診断ニューラルネットワークで診断することは難しく、埋入の深度を測るために別途アルゴリズムの開発が必要である。埋入の深度の計算は Pell-Gregory 分類²¹ と Winter 分類²² にしたがって定量的に行うことが望ましいが、Shintaro Sukegawa らは CNN を用いた手法で Pell-Gregory 分類と Winter 分類を行っており、各分類で約 80-90% の精度を達成している²³。本システムに対して埋伏の診断に特化した AI と歯科データベースを構築および追加することで、埋入の深度の診断にも対応可能であると考えられる。ただし完全埋伏歯に関しては明確な特徴があり深度を計測する必要がない

ことから、今後データを追加し状態診断ニューラルネットワークを追加学習することで改善が期待できる。

本システムでは歯と歯の周辺情報のみを対象に状態診断を行った。将来的に上顎洞炎や嚢胞などの歯の周辺だけでは診断が難しい状態も検出することを検討しているが、現状のシステムでは実現することができない。歯以外の部位や異常所見を検出できるように、既存データに対するアノテーションの追加とパノラマ X 線画像全体を対象とした検出アルゴリズムが必要である。また現状のシステムでは永久歯のみを対象としており、混合歯列および乳歯に対応していないが、今後 AI システムの学習に十分な数の混合歯列のデータを収集し追加学習することで対応可能になると考えられる。混合歯列のデータ追加により乳歯晩期残存や智歯以外の歯の埋伏などの状態診断が可能となり、より多様な状態診断が可能になることが期待できる。

本システムは CNN ベースの転移学習モデルに基づき構築したが、パノラマ X 線画像データベースの充実に伴い、アーキテクチャが異なる AI システムの採用を検討することも今後の重要な課題である。たとえば Vision Transformer (ViT)²⁴ は CNN よりも大域的な特徴を学習することができ、より人間の知覚に近い画像認識が可能な AI システムとして注目を集めており、さまざまなタスクへの

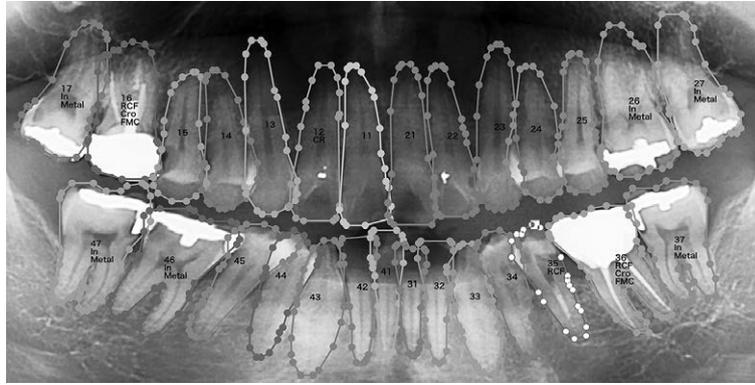


Figure 7 本システムによる出力例

Table 6 テスト画像の状態診断 (Figure 7) における AI と専門医の比較

Tooth Number	10 Conditions	20 Conditions	Expert	Tooth Number	10 Conditions	20 Conditions	Expert
17	In	Metal	Metal, C?	47	In	Metal	Metal, C
16	RCF, Cro	RCF, FMC	RCF, FMC	46	In	Metal	Metal, C
15			C	45			C?
14			C	44			
13				43			
12	CR	CR	AF	42			
11				41			
21				31			
22	CR	CR	AF, C or CR	32			
23				33			
24			C?	34			C
25			C	35	RCF	RCF	RCF, C
26	In	Metal	Metal	36	RCF, Cro	RCF, FMC	RCF, FMC
27	In	Metal	Metal	37	In	Metal	Metal

ただし専門医の診断において、確定ではないが、う蝕の可能性がある状態を C? として表す。

応用やアーキテクチャの改良が進んでいる。本システムに ViT を取り入れることで、より多様な病変の発見や診断の精度改善が期待できる。また本システムではデータ数の関係で扱わなかった破折などの例が少ない状態は、オートエンコーダを用いた異常検知技術に基づく手法で対応することも検討している。

今後、社会実装に向けてさまざまなモダリティのパノラマ X 線画像によるテストが必要であるため、より多様な種類のパノラマ X 線画像の収集と本システムの評価を行う必要がある。また収集したテスト画像に対して複数の専門医が診断を実施し、専門医の診断と本システムの診断の比較および評価を行うことも検討している。

謝 辞

本研究開発を進めるにあたり、パノラマ X 線画像の収集およびアノテーションの付与にご協力いただいたこばやし歯科クリニックの小林健一郎氏、新井広幸氏をはじめとした歯科医の方々に心から感謝申し上げます。また、本診断支援システムの研究開発にご協力いただいた株式会社吉田製作所の友江 剛氏、高橋信生氏、および鶴木クリニック医科・歯科の鶴木次郎氏に心から感謝申し上げます。

文 献

1. Ferrucci DA. Introduction to "This is Watson". IBM Journal of Research and Development. 2012 ; 56 : 1-15.

2. Erdaw Y, Tachbele E. Machine Learning Model Applied on Chest X-Ray Images Enables Automatic Detection of COVID-19 Cases with High Accuracy. *International Journal of General Medicine*. 2021 ; 14 : 4923-4931.
3. Zhao W, Jiang W, Qiu X. Deep Learning for COVID-19 detection based on CT images. *Nature Scientific Reports*. 2021 ; 11 : 14353.
4. Wang X, Peng Y, Lu L, Lu Z, Bagheri M, Summers RM. ChestX-ray8: Hospital-scale Chest X-ray Database and Benchmarks on Weakly-Supervised Classification and Localization of Common Thorax Diseases. *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017. doi: 10.1109/CVPR.2017.369
5. Zhang K, Liu X, Shen J, Li Z, Sang Y, Wu X, Zha Y, Liang W, Wang C, Wang K, Ye L, Gao M, Zhou Z, Li L, Wang J, Yang Z, Cai H, Xu J, Yang L, Cai W, Xu W, Wu S, Zhang W, Jiang S, Zheng L, Zhang X, Wang L, Lu L, Li J, Yin H, Wang W, Li O, Zhang C, Liang L, Wu T, Deng R, Wei K, Zhou Y, Chen T, Lau JY, Fok M, He J, Lin T, Li W, Wang G. Clinically Applicable AI System for Accurate Diagnosis, Quantitative Measurements, and Prognosis of Covid-19 Pneumonia Using Computed Tomography. *Cell*. 2020 ; 181 : 1423-1433.
6. Panetta K, Rajendran R, Ramesh A, Rao S, Agaian S. Tufts Dental Database: A Multimodal Panoramic X-ray Dataset for Benchmarking Diagnostic Systems. *Institute of Electrical and Electronics Engineers, Journal of Biomedical Health Informatics*. 2021. doi: 10.1109/JBHI.2021.3117575
7. Chen H, Zhang K, Lyu P, Li H, Zhang L, Wu J, Lee CH. A deep learning approach to automatic teeth detection and numbering based on object detection in dental periapical films. *Nature Scientific Reports*. 2019 ; 9 : 3840.
8. Tuzoff DV, Tuzova LN, Bornstein MM, Krasnov AS, Kharchenko MA, Nikolenko SI, Sveshnikov MM, Bednenko GB. Tooth detection and numbering in panoramic radiographs using convolutional neural networks. *Dento-maxillofacial Radiology*. 2019. doi: 10.1259/dmfr.20180051
9. Lee JH, Kim DH, Jeong SN, Choi SH. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. *Journal of Dentistry*. 2018 ; 77 : 106-111.
10. Zhu H, Cao Z, Lian L, Ye G, Gao H, Wu J. CariesNet: a deep learning approach for segmentation of multi-stage caries lesion from oral panoramic X-ray image. *Neural Computing and Applications*. 2022. doi: 10.1007/s00521-021-06684-2
11. Wada K. Labelme: Image Polygonal Annotation with Python. *GitHub Repository*. 2021. doi: 10.5281/zenodo.5711226
12. 志村一男. 理想の X 線画像を目指して—マルチ周波数処理について—. *日本放射線技術学会雑誌*. 2001 ; 57(7) : 796-802.
13. He K, Gkioxari G, Dollár P, Girshick R. Mask R-CNN. *Computer Vision and Pattern Recognition*. 2017. doi: 10.48550/arXiv.1703.06870
14. Lin TY, Maire M, Belongie S, Bourdev L, Girshick R, Hays J, Perona P, Ramanan D, Zitnick CL, Dollár P. Microsoft COCO: Common Objects in Context. *European Conference on Computer Vision*. 2014. doi: 10.48550/arXiv.1405.0312
15. Abdulla W. Mask R-CNN for object detection and instance segmentation on Keras and TensorFlow. *GitHub Repository*. 2017. https://github.com/matterport/Mask_RCNN
16. Suzuki S, Abe K. Topological structural analysis of digitized binary images by border following. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. 1985 ; 30 : 32-46.
17. Tan M, Le Q. EfficientNetV2: Smaller Models and Faster Training. *International Conference on Machine Learning*. *International Conference on Machine Learning*. 2021. doi: 10.48550/arXiv.2104.00298
18. Ridnik T, Ben-Baruch E, Noy A, Zelnik L. ImageNet-21K Pretraining for the Masses. *NeurIPS Datasets and Benchmarks*. 2021. doi: 10.48550/arXiv.2104.10972
19. Kingma DP, Adam JB. A Method for Stochastic Optimization. *International Conference for Learning Representations*. 2015. doi: 10.48550/arXiv.1412.6980
20. Abadi M, Barham P, Chen Z, Chen Z, Davis A, Dean J, Devin M, Ghemawat S, Irving G, Isard M, Kudlur M, Levenberg J, Monga R, Moore S, Murray DG, Steiner B, Tucker P, Vasudevan V, Warden P, Wicke M, Yu Y, Zheng X. TensorFlow: A system for large-scale machine learning. *arXiv preprint*. 2016. doi: 10.48550/arXiv.1605.08695
21. Pell GJ, Gregory GT. Impacted Mandibular Third Molars: Classification and Modified Technique for Removal. *Dental Digest*. 1933 ; 39(9) : 330-338.
22. Winter GB. Principles of Exodontia as Applied to the Impacted Mandibular Tird Molar: A Complete Treatise on the Operative Technic with Clinical Diagnoses and Radiographic Interpretations. *American Medical Books*. 1926.
23. Sukegawa S, Matsuyama T, Tanaka F, Hara T, Yoshii K, Yamashita K, Nakano K, Takabatake K, Kawai H, Nagatsuka H, Furuki Y. Evaluation of multi-task learning in deep learning-based positioning classification of mandibular third molars. *Nature Scientific Reports*. 2022 ; 12 : 684.
24. Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez AN, Kaiser L, Polosukhin I. An Image is Worth 16 × 16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. *International Conference on Learning Representations*. 2020. doi: 0.48550/arXiv.2010.11929