

歯科パノラマ X 線画像における歯の状態診断及び汎化性能の検証 Diagnosis of Teeth Condition in Dental Panoramic X-Ray Images and Validation of Generalization Performance

熊倉 健太¹, 鳥井 浩平², 西村 良太³, 松本 和幸³, 吉田 稔³
Kenta Kumakura, Kohei Torii, Ryota Nishimura, Kazuyuki Matsumoto, Minoru Yoshida

あらまし 近年, 医療ビッグデータの深層学習技術への活用が盛んに行われており, 医療ビッグデータから診療情報や画像, カルテ情報等を用いて診断結果の提示や診断援助等ができるようになってきた. 本研究では, 歯科医師の負担軽減と診断援助を目的として, 深層ニューラルネットワークアーキテクチャを利用した歯科パノラマ X 線画像における歯の状態診断を行う. 実験では, 共同研究先の歯科クリニックで撮影, ラベル付けされたデータを取り扱う. 歯は複数の状態を持つため, 分類モデルはマルチラベル分類手法を用いて実装する. 結果として, う蝕や根尖病巣の識別が困難であった. また, 未知の撮影機材由来のデータでは精度の低下が見受けられた. そのため, ドメイン汎化手法を用いて, さらなる検証を行った.

キーワード パノラマ X 線画像, 画像認識, 深層学習

1. はじめに

近年, 医療ビッグデータの深層学習技術への活用が盛んに行われており, 医療ビッグデータから診療情報や画像, カルテ情報等を用いて診断結果の提示や診断援助等ができるようになってきた. 歯科パノラマ X 線画像においても, 深層学習を活用した傷病や状態診断がある[1][2][3]. しかし, 学習時と推論時のデータの傾向が異なることで推論精度が低下する問題が医療分野にも存在し, モダリティが異なる画像でも高い頑健性のモデルを開発することが課題となっている. 本研究では, 歯科医師の負担軽減と診断援助を目的として, 深層ニューラルネットワークアーキテクチャを利用した歯科パノラマ X 線画像における歯の状態診断と汎化性能の検証を行う. 歯科パノラマ X 線画像は, 口腔外科領域の診断に用いられる画像(図 1)で, X 線撮影装置によって断層撮影の一種であるパノラマ X 線撮影法で撮影したものである. 実験検証において, 未知の X 線撮影装置由来のデータでは精度の低下が見受けられたため, ドメイン汎化手法を用いて, さらなる検証を行う.

2. 提案手法

本研究ではデータ拡張ではなく, 多層化した残差ブロックを持つ画像分類モデル(ConvNeXtV2[4])に Mixstyle layer[5]を用いて, 独自のデータセットでファインチューニングする手法を提案する(図 2). マルチラベル分類手法として損失関数は BinaryCrossEntropy(BCE)を利用し, 予測スコアに対して閾値 0.5 を用いて予測を行う. また, 汎化性能の検証方法として, 異なる X 線撮影機装置のデータセットを用いる.

2.1 ConvNeXt

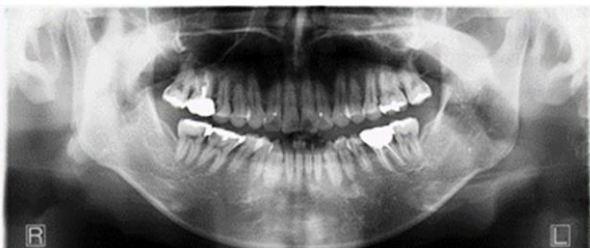


図 1 歯科パノラマ X 線画像

ConvNeXt[6]は, ResNet-50/200 をベースにカーネルの拡大や GELU の採用などの変更を行った画像分類モデルである. ResNet-50 と同じく, 残差ブロックの多層化をしており, 4 つのブロックから構成されている. ConvNeXtV2 は, ConvNeXt を Masked Autoencoders(MAE)の事前学習に適応した際の精度低下問題を解決する手法として開発された. 主に改善策として ConvNeXt で観測された特徴マップの崩壊を防ぐ Global Response Normalization(GRN)が適応されている.

2.2 Mixstyle によるドメイン汎化手法

Mixstyle は, Kaiyang Zhou らによるドメイン汎化手法である. 浅い CNN 層に Mixstyle を挿入することで, インスタンス間の CNN の特徴量をアフィン変換を用いて確率的に混合し, スタイル情報を擾乱する. これによって, 暗黙のうちに実質的に新しいドメインを合成することができ, 汎化性能の向上が見込める. 今回は, Residual Block の後に Mixstyle layer を挿入する.

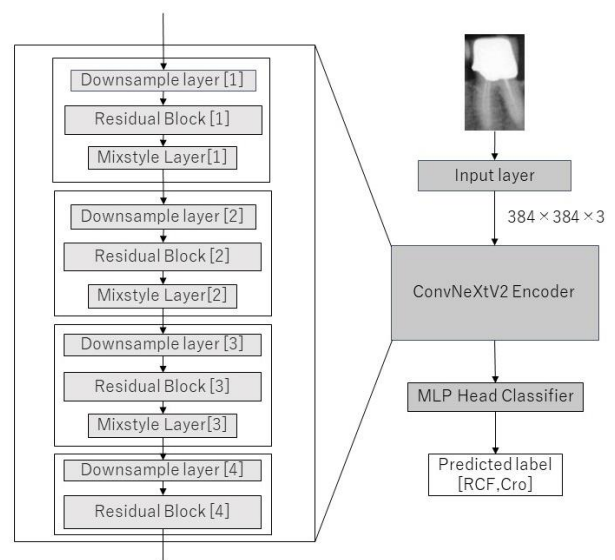


図 2 ConvNeXtV2 に Mixstyle layer 1,2,3 を挿入した画像分類モデルの概要例

著者所属: ¹徳島大学 大学院創成科学研究科, ²徳島大学 デザイン型 AI 教育研究センター, ³徳島大学 大学院社会産業理工学研究部

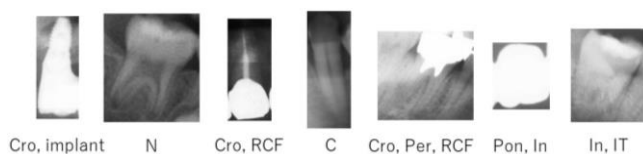


図 3 歯の領域におけるパノラマ X 画像とマルチラベルの例

表 1 9 クラス分類表

ラベル	名称	説明
N	異常なし	正常な歯の状態
C	う蝕	むし歯
Cro	クラウン	被せ物
IT	埋伏	歯が埋まった状態
In	インレー	詰め物
Per	根尖病巣	歯根周辺に炎症がある状態
Pon	ボンティック	ブリッジによる人口歯
RCF	歯根充填	根管内に樹脂や薬剤を詰めた状態
Implant	インプラント	人工歯を装着するために人口物が詰まった状態

表 2 データセットのラベル分布

撮影機種	パノラ 15D, CS9600			パノラ A1
	Train	Validation	Test1	Test2
N	25759	3185	3168	3063
In	6770	805	850	1245
Cro	6291	746	796	900
RCF	4696	548	566	939
IT	3387	335	325	178
C	888	103	111	166
Pon	862	117	132	196
Per	698	90	100	230
Implant	294	30	26	167
ALL	49645	5959	6074	7084

3. 実験

実験では、共同研究先の歯科クリニックで撮影、ラベル付けされたデータを取り扱う。データセットはマルチラベルで構成されており(図 3)、ラベルは 9 クラス分類表(表 1)に示す。

撮影機種は、パノラ 15D, CS9600, パノラ A1 の 3 種類である。表 2 のように、Train data, Validation data, Test1 data はパノラ 15D, CS9600, Test2 data はパノラ A1 により撮影された画像データを扱う。そのため、Test2 は未知のデータに対する汎化性能の評価指標として機能する。

4. 結果と考察

全体ラベルの精度結果として、micro-Precision(マイクロ平均適合率)と micro-Recall(マイクロ平均再現率)を表 3 に示す。マイクロ平均とは、全クラス分をまとめて計算した評価指標のことである。

Test1 の精度結果として、ConvNeXt では、93.2%/91.2%(Precision/Recall)、ConvNeXtV2 では、93.2%/91.5%(Precision/Recall)を達成した。また、Test1 と Test2 の精度を比較すると、未知のデータである Test2 の精度低下が見受け

表 3 Test1 と Test2 におけるラベル全体の micro-Precision と micro-Recall

Encoder	Test1 data (Precision/Recall)	Test2 data (Precision/Recall)
ConvNeXt	93.29%/91.20%	87.37%/75.32%
ConvNeXt	92.41%/91.06%	87.08%/76.12%
Mixstyle layer 1		
ConvNeXt	93.04%/91.14%	88.65%/78.27%
Mixstyle layer 1,2		
ConvNeXt	93.02%/90.92%	85.47%/80.05%
Mixstyle layer 1,2,3		
ConvNeXtV2	93.21%/91.55%	86.70%/82.63%
ConvNeXtV2	93.28%/91.70%	87.38%/84.27%
Mixstyle layer1		
ConvNeXtV2	93.42%/91.75%	87.78%/85.81%
Mixstyle layer 1,2		
ConvNeXtV2	90.32%/87.91%	80.57%/78.88%
Mixstyle layer 1,2,3		

られた。ConvNeXt では Precision が 5.4% 下がり、Recall が 15.8% 下がった。また、ConvNeXtV2 でも、Precision が 6.5% 下がり、Recall が 7.4% 下がった。このことから、撮影機種が異なることで画像特徴が異なり、精度に影響が出ることが分かった。

本研究の提案手法である ConvNeXt(Mixstyle) や ConvNeXtV2(Mixstyle)では、汎化性能の向上が見受けられた。ConvNeXt では、Mixstyle layer1,2 を挿入することで、Precision は 1.2%、Recall は 2.9% 向上した。また ConvNeXtV2 では、Mixstyle layer1,2 を挿入することで、Precision は 1%、Recall は 3.1% 向上した。結果より、提案手法はパノラマ X 線画像において分類モデルの汎化性能の向上に有効であることが示された。

5. おわりに

本研究では、学習時と推論時のデータの撮影機種が異なることで推論精度が低下する問題に対して、データ拡張ではなく、多層化した残差ブロックを持つ画像分類モデルに Mixstyle layer を用いて、独自のデータセットでファインチューニングする手法を提案した。実験により、提案手法はパノラマ X 線画像において分類モデルの汎化性能の向上に有効であることを示した。今後の課題として、ラベル数の拡大やより頑健性の高いモデル学習手法を検討する。

参考文献

- [1] Kohei Torii, Eiichi Honda, Kenji Kita, Development of an AI-based Dental Support System for Panoramic X-ray Images, JSOMR, 2022
- [2] Haihua Zhu, Zheng Cao, Luya Lian, CariesNet: a deep learning approach for segmentation of multi-stage caries lesion from oral panoramic X-ray image, 2022
- [3] Jae Hong Lee, Do Hyung Kim, Seong Nyum Jeong, Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm, 2018
- [4] Sanghyun Woo, Shoubhik Debnath, Ronghang Hu, Xinlei Chen, Zhuang Liu, In So Kweon, Saining Xie, ConvNeXt V2: Co-designing and Scaling ConvNets with Masked Autoencoders, 2023
- [5] Kaiyang Zhou, Yongxin Yang, Yu Qiao, Tao Xiang, MixStyle Neural Networks for Domain Generalization and Adaptation, ICLR, 2021
- [6] Zhuang Liu, Hanzi Mao, Chao-Yuan Wu, Christoph Feichtenhofer, Trevor Darrell, Saining Xie, A ConvNet for the 2020s, CVPR, 2022