

歯学における AI 研究と研究デザイン

大野 彩^{a,b*}, 窪木 拓男^c

岡山大学病院 ^a新医療研究開発センター, ^b歯科 (口腔インプラント科部門),
^c岡山大学学術研究院医歯薬学域 インプラント再生補綴学

キーワード: 人工知能, 歯科, 臨床研究デザイン

AI research in dentistry and related clinical-study design

Aya Kimura-Ono^{a,b*}, Takuo Kuboki^c

^aCenter for Innovative Clinical Medicine, ^bDepartment of Oral Rehabilitation and Implantology, Division of Dentistry, Okayama University Hospital,

^cDepartment of Oral Rehabilitation and Regenerative Medicine, Okayama University Graduate School of Medicine, Dentistry and Pharmaceutical Sciences

はじめに

昨今の第3次人工知能(AI)ブームでは, AI技術の医学領域での社会実装が進んでおり, 米国FDAでは, 既に60を超えるAI搭載医療機器(ソフトウェアを含む)が承認されている. 本邦でも, 脳MRI検査機器や大腸内視鏡検査機器が承認されている. 歯科領域においても, AI技術を歯科疾患の診断, 計画, 治療に応用しようと多くの研究が実施されている. 本稿では, 歯科におけるAI研究を概説するとともに, AI研究における研究デザインのポイントについて考えてみたい.

診断技術

歯科領域においても, 他の医学領域と同様にAIを用いた診断技術に関する研究が最も多く行われている. 特にう蝕や歯周病, 悪性腫瘍, 顎関節変形関節症等については, エックス線画像やCT画像を用いたAI診断システムの開発が進められ, 高い精度を示している. そして多くの研究では, 教師データ(専門医の診断結果をラベリングした画像)を用いてAI学習を行い, 構築したAIがテストデータを診断した結果と, 専門医がテストデータを診断した結果の感度, 特異度, 全予測正解率(正解率)等を算出し, 比較する方法が取られている(表1).

Cantuらは, う蝕の診断において, 3,293枚のエックス線画像を用いて学習したAI(80.0%)のほうが4名の歯科医師(71%)よりも有意に高い正解率を示し,

特に臨床的に診断が難しい初期う蝕においては, 歯科医師よりも高い感度を示したと報告している¹⁾. また, う蝕の診断においては, 近赤外線透過(TI)画像を用いた研究でも, AIが専門医と同程度の正解率を示すことが報告されている^{2,3)}. 一方, Devitoらは, 診断の難しい隣接面う蝕においては, 専門医の診断結果との比較では不十分であることを指摘し, 抜歯後のう蝕歯のエックス線写真をAIと専門医が診断した結果を, 歯の非脱灰切片による組織診断結果(gold standard)と照合し, AIのほうが有意に高い精度を示すとした⁴⁾.

歯周病診断においても, エックス線画像から歯槽骨の喪失や重症度を評価し, 専門医の診断精度と比較する研究が行われている^{5,6)}. Kroisらは, 1,456枚のエックス線画像を用いて歯槽骨の喪失量を計測・分類するシステムを構築し, 353枚のテストデータで算出したAIの正解率(81%)は6名の専門医の正解率(76%)と同等であることを示した. この研究では, 専門医の正解率を80%, 専門医とAIの正解率の差を3%(AIの正解率が83%), 両者の標準偏差を10%と仮定したサンプルサイズ計算に基づいて, テストデータ数(350)を決定しているため, 正解率の同等性をより強く主張できる⁶⁾.

AIは, 頭頸部癌の頸部リンパ節転移の術前診断においても, 良好な精度を示している. Arijjらは, 口腔扁平上皮癌の頸部リンパ節転移を有する51人のCT画像703枚(リンパ節外浸潤あり:178枚, なし:525枚)に, AIによる画像分類を適用し, 補助放射線化学療法の適応を考える評価基準の一つである節外浸潤の有無におけるAIの正解率が84%と, 専門医と同等であることを示した⁷⁾. さらにKannらは, 頭頸部癌のリンパ節外浸潤において, AIと専門医との診断精度を比較するだ

2021年9月1日受理

*〒700-8558 岡山市北区鹿田町2-5-1

電話: 086-235-6682 FAX: 086-235-6684

E-mail: a-kimura@md.okayama-u.ac.jp

表 1 歯科領域の AI 研究概要

著者	年度	対象疾患／目的	モダリティ	AI ネットワーク	比較対照	トレーニングデータ数	検証データ数 (記載がある 場合のみ)	テスト データ数
Cantu et al.	2020	う蝕	口内法エックス線画像	CNNs	歯科医師 4 名	3,293	252	141
Casalegno et al.	2019	う蝕	近赤外線透過 (TI) 画像	CNNs	歯科医師 2 名	185	32	217
Schwendicke et al.	2020	う蝕	近赤外線透過 (TI) 画像	CNNs	歯科医師 2 名	226	—	226
Devito et al.	2008	う蝕	口内法エックス線画像	ANNs	歯科医師 25 名	—	—	160
Lee JH et al.	2018	歯周病 (歯槽骨喪失量)	口内法エックス線画像	CNNs	歯周病専門医 3 名	1,044	1,044	348
Krois et al.	2019	歯周病 (歯槽骨喪失量)	パノラマエックス線画像	CNNs	歯科医師 6 名	1,456	—	353
Ariji et al.	2019	顎部リンパ節転移	CT 画像	CNNs	放射線科医 4 名	562	—	141
Kann et al.	2019	顎部リンパ節転移 (節外浸潤)	CT 画像	CNNs	放射線科医 2 名	2,875	—	200
Johari et al.	2017	垂直的歯根破折	CBCT 画像	PNNs	—	180/120/60	—	60/120/180
Fukuda et al.	2019	垂直的歯根破折	パノラマエックス線画像	CNNs	放射線科医 3 名， 歯内治療専門医 1 名	240	—	60
Lee KS et al.	2020	顎関節変形性関節症	CBCT 画像	CNNs	歯科医師	3,514	—	600
Zhang et al.	2018	歯の識別	口内法エックス線画像	CNNs	対照モデル	—	—	200
Lee JH et al.	2020	歯の識別	パノラマエックス線画像	CNNs	歯科放射線科医 1 名	846	—	20
Chen et al.	2019	歯の識別	口内法エックス線画像	CNNs	歯科医師 3 名	800	200	250
Ekert et al.	2019	歯の識別	パノラマエックス線画像	CNNs	歯科医師 6 名	2,001	—	—
Tuzoff et al.	2019	歯の識別	パノラマエックス線画像	CNNs	歯科放射線科医 1 名	1,352	—	222
Tobel et al.	2017	歯の識別	パノラマエックス線画像	CNNs	評価者 2 名	320	—	80
Patil et al.	2020	性別判定	パノラマエックス線画像	ANNs	歯科放射線科医 1 名	509	—	—
Niño-Sandoval et al.	2017	下顎骨形態の予測	セファログラム画像	ANNs	—	229	—	—
Hung et al.	2019	根面う蝕のリスク分析	大規模疫学調査データセット	CNNs	—	5,135	—	—
Zhang et al.	2018	抜歯後の顔面腫脹予測	顔面測定値を含むデータセット	ANNs	口腔外科専門医 1 名	100	—	—
Yamaguchi et al.	2019	クラウンの脱離予測	3DSTL 画像データのキャプチャー	CNNs	—	6,480	—	2,160
Li et al.	2015	歯の色調計測	分光光度計データ	CNNs	—	90	—	29
Cheng et al.	2021	インプラント手術ロボット開発	CBCT 画像で作成した仮想下顎骨データ	—	—	—	—	—

ANNs : Artificial Neural Networks, CNNs : Convolutional Neural Networks, PNNs : Probabilistic Neural Networks.

けでなく、AIで診断補助すると、専門医の診断の感度・特異度が向上し、医師間の結果の一致度が高まったと報告し、AIによる診断補助が有用である可能性を示した⁸⁾。

その他にも、歯科用コーンビームCT (CBCT) 画像やパノラマエックス線画像を用いた垂直的歯根破折の診断にAIを応用し、90%を超える高い正解率が報告されている^{9,10)}。顎関節領域では、CBCT画像から顎関節変形性関節症を診断するシステムが開発され、86%と比較的高い正解率を報告している¹¹⁾。

疾患の診断以外にも、診療の効率化に資するAIが研究されている。歯科診療では、各歯の識別に歯式という番号を用いる。歯科医師は視診およびエックス線画像で歯の位置および形態を確認し、歯式を診療録に記録する。この歯の識別をエックス線画像から自動で行うAIの研究がなされている¹²⁻¹⁶⁾。中でもTuzoffらの研究では、1,352名のパノラマエックス線画像を用いて、歯の形態だけでなく歯の位置も識別し適切な歯式を決定するという、歯科医師と同等の複雑なAIタスクにおいて、AIの正解率(99.45%)が歯科医師(99.98%)と同程度であることを報告している¹⁶⁾。また、エックス線画像から下顎第三大臼歯の発達をステージングし、AIを用いて年齢¹⁷⁾や性別¹⁸⁾を推定するシステムや、頭蓋骨・上顎骨の形態から下顎骨形態を予測するシステム¹⁹⁾が専門医と同等の精度を示し、法歯学領域での実装が期待されている。

リスク分析と予後予測

画像診断に比べると、リスク分析や予後予測に関するAI研究はまだ少ない。Hungらは、国民健康栄養調査から5,135名のデータを機械学習にかけ、根面う蝕の発症リスクの同定と発症予測するためのAIシステムを構築し、発症予測において97.1%という高い予測精度を示した。そしてリスク分析においては、年齢、収入、最後の歯科受診日、テレビの視聴時間が根面う蝕のリスク因子として同定した²⁰⁾。テレビの視聴時間がう蝕のリスク因子として報告されたことは過去になく、AIを使用することにより従来の臨床研究では同定が困難であった予期せぬリスク因子が抽出される可能性が高まっていると言える。

Zhangらは、埋伏下顎第三大臼歯の抜歯後の顔面腫脹を術前に予測するAIの正解率が、98%と非常に良好であったと報告した²¹⁾。またYamaguchiらは、AI

による深層学習により、CAD/CAMクラウン作製時の3Dステレオリソグラフィ(STL)画像を様々な角度からキャプチャした2D画像から、クラウンの脱離確率を予測するシステムを構築し、AIの正解率は98.5%で、平均計算時間は2秒であった²²⁾。これらのAIは、患者・歯科医師双方の臨床決断を助け、治療の予後を改善する可能性がある。

治療技術の代替

歯科医師の治療技術を代替するAIとしては、歯の色調をマッチングするシステムが研究されている²³⁾。歯の修復・補綴治療においては、審美性が患者にとって重要なアウトカムであるが、現状では色調ガイドを用いた視認や写真での確認が主な手法である。光学的に色調を数値計測する機器も存在するが、その再現性は高くない。AI技術を応用し、正確な色調を記録し修復材料の色調とマッチングすることで、患者にとって満足度の高い審美性を提供できるようになるかもしれない。

その他にも、レーザー焦点をAIで3次元的に制御し、歯の形態のみならず、周囲粘膜や舌、患者の体動等も認識しながら、歯科医師の代わりに歯を切削するロボットシステム²⁴⁾や、事前にCT画像でシミュレーションした位置および角度に合わせ、口腔インプラント体を埋入するAI手術用ロボットの開発も始まっている²⁵⁾。

AI研究のデザインとバイアス

AI研究においては、患者の画像や臨床データを機械学習や深層学習に用いる観察研究デザインが最も多く採用されている。これまで、一般的に教師データ数が多いほうが、AI性能が高くなる傾向が示されてきたため、過去のデータを用いることにより大量のデータを入手することが可能な画像診断領域で医学AI研究が発展してきた。しかし、これらのAI研究の中には、対象データの包含基準や除外基準が明確でないもの、学習やテストに含まれなかった脱落データが明確でないもの、専門医の評価の信頼性・妥当性が言及されていないものなど、適切な臨床研究手法が取られていない研究も散見される。これらの問題は、サンプリングバイアスや情報バイアスを生じさせ、AIモデルの再現性や一般化可能性を低下させると考えられる。AI研究においても、STOROBESTatementやCONSORTStatementはも

ちろん，診断精度研究の指針である STARD 声明や予測指標を報告する際の指針である TRIPOD 声明に従って研究計画を立てることが重要である²⁶⁾。

さらに，AI 研究に使用するデータの課題として，データそのもののバイアスに起因する精度の不安定さも考慮しなければならない。例えば画像解析の場合，画像を取得する機器の違いや施設間の測定バイアス，患者特性の差異によるバイアスも懸念される。しかし，個人情報保護の意識が強くデータプラットフォームの整備が進みにくい日本では，これらのバイアス排除は容易ではなく，機械学習・深層学習技術は過学習を起こしやすいという性質も鑑みると，バイアスの影響を小さくするには転移学習（あるタスク向けに学習した既存モデルを，類似したタスクを実行するモデルの開始点として使用する学習方法）が有効な手段の一つと考えられる。さらに，データの標準化・構造化やメタデータを用いたアルゴリズムの開発を行う等，ロバスト（頑健）性の高いシステムを目指すことが重要である。

おわりに

歯科においても様々な分野の AI 研究が行われ，これらの社会実装により，診断精度の向上や治療技術の標準化，ならびに歯科診療の効率化に資することが期待される。

本稿では，AI 研究でよく見られるバイアスと，バイアスを最小化する方法の一部を紹介した。現在，AI を用いた研究成果を社会実装するために，AI 搭載医療機器の認可プロセス，倫理指針，個人情報やデータ所有権の問題等，新たな課題に関する議論が急速に進められている。AI 研究を実施する上では，これらの議論の推移にも注視する必要がある。

本内容に関連する著者の利益相反はない。

文 献

- 1) Cantu AG, Gehrung S, Krois J, Chaurasia A, Rossi JG, et al.: Detecting caries lesions of different radiographic extension on bitewings using deep learning. *J Dent* (2020) 100, 103425.
- 2) Casalegno F, Newton T, Daher R: Caries detection with near-infrared transillumination using deep learning. *J Dent Res* (2019) 98, 1227-1233.
- 3) Schwendicke F, Elhennawy K, Paris S, Friebertshäuser P, Krois J: Deep learning for caries lesion detection in near-infrared light transillumination images: a pilot study. *J Dent* (2020) 92, 103260.
- 4) Devito KL, De Souza Barbosa F, Felipe Filho WN: An artificial multilayer perceptron neural network for diagnosis of proximal dental caries. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol Endod* (2008) 106, 879-884.
- 5) Lee JH, Kim DH, Jeong SN, Choi SH: Diagnosis and prediction of periodontally compromised teeth using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. *J Periodontal Implant Sci* (2018) 48, 114-123.
- 6) Krois J, Ekert T, Meinhold L: Deep learning for the radiographic detection of periodontal bone loss. *Sci Rep* (2019) 11, 8495.
- 7) Aiji Y, Sugita Y, Nagao T: CT evaluation of extranodal extension of cervical lymph node metastases in patients with oral squamous cell carcinoma using deep learning classification. *Oral Radiol* (2020) 36, 148-155.
- 8) Kann BH, Hicks DF, Payabvash S, Mahajan A, Du J, et al.: Multi-institutional validation of deep learning for pretreatment identification of extranodal extension in head and neck squamous cell carcinoma. *J Clin Oncol* (2020) 38, 1304-1312.
- 9) Johari M, Esmaeili F, Andalib A, Garjani S, Saberkari H: Detection of vertical root fractures in intact and endodontically treated premolar teeth by designing a probabilistic neural network: an ex vivo study. *Dentomaxillofac Radiol* (2017) 46, 20160107.
- 10) Fukuda M, Inamoto K, Shibata N: Evaluation of an artificial intelligence system for detecting vertical root fracture on panoramic radiography. *Oral Radiol* (2020) 36, 337-343.
- 11) Lee KS, Kwak HJ, Oh JM, Jha N, Kim YI, et al.: Automated detection of TMJ osteoarthritis based on artificial intelligence. *J Dent Res* (2020) 99, 1363-1367.
- 12) Zhang K, Wu J, Chen H, Lyu P: An effective teeth recognition method using label tree with cascade network structure. *Comput Med Imag Graph* (2018) 68, 61-70.
- 13) Lee JH, Han SS, Kim YH, Lee C, Kim I: Application of a fully deep convolutional neural network to the automation of tooth segmentation on panoramic radiographs. *Oral Surg Oral Med Oral Pathol Oral Radiol* (2020) 129, 635-642.
- 14) Chen H, Zhang K, Lyu P: A deep learning approach to automatic teeth detection and numbering based on object detection in dental periapical films. *Sci Rep* (2019) 9, 3840.
- 15) Ekert T, Krois J, Meinhold L, Elhennawy K, Emara R, et al.: Deep learning for the radiographic detection of apical lesions. *J Endod* (2019) 45, 917-922.
- 16) Tuzoff DV, Tuzova LN, Bornstein MM: Tooth detection and numbering in panoramic radiographs using convolutional neural networks. *Dentomaxillofac Radiol* (2019) 48, 20180051.
- 17) De Tobel J, Radesh P, Vandermeulen D, Thevissen PW: An automated technique to stage lower third molar development on panoramic radiographs for age estimation: (2020) 92, 103260.

- a pilot study. *J Forensic Odontostomatol* (2017) 35, 42–54.
- 18) Patil V, Vineetha R, Vatsa S : Artificial neural network for gender determination using mandibular morphometric parameters: a comparative retrospective study. *Cogent Engineering* (2020) 7, 1723783.
 - 19) Niño-Sandoval TC, Guevara Pérez SV, González FA, Jaque RA, Infante-Contreras C : Use of automated learning techniques for predicting mandibular morphology in skeletal class I, II and III. *Forensic Sci Int* (2017) 281, 187.e1–187.e7.
 - 20) Hung M, Voss MW, Rosales MN : Application of machine learning for diagnostic prediction of root caries. *Gerodontology* (2019) 36, 395–404.
 - 21) Zhang W, Li J, Li Z : Predicting postoperative facial swelling following impacted mandibular third molars extraction by using artificial neural networks evaluation. *Sci Rep* (2018) 8, 12281.
 - 22) Yamaguchi S, Lee C, Karaer O, Ban S, Mine A, et al : Predicting the debonding of CAD/CAM composite resin crowns with AI. *J Dent Res* (2019) 98, 1234–1238.
 - 23) Li H, Lai L, Chen L, Lu C, Cai Q : The prediction in computer color matching of dentistry based on GA+BP neural network. *Comput Math Methods Med* (2015) 2015, 816719.
 - 24) Wang L, Wang D, Zhang Y, Ma L, Sun Y, et al : An automatic robotic system for three-dimensional tooth crown preparation using a picosecond laser. *Lasers Surg Med* (2014) 46, 573–581.
 - 25) Cheng KJ, Kan TS, Liu YF, Zhu WD, Zhu FD, et al : Accuracy of dental implant surgery with robotic position feedback and registration algorithm : An in-vitro study. *Comput Biol Med* (2021) 129, 104153.
 - 26) Enhancing the QUALity and Transparency Of health Research (EQUATOR) Network. <https://www.equator-network.org> (2021年 8 月 閱覽).