jh210056-ISH

# 矯正歯科診断・治療計画立案を行う人工知能システムの 開発

谷川 千尋(大阪大学歯学研究科)
Lee Chonho(岡山理科大学・大阪大学サイバーメディアセンター)
梶原 智之(愛媛大学・大阪大学 IDS)
清水 優仁(大阪大学歯学研究科)

#### 概要

矯正歯科臨床における診断および治療計画の立案とは、所見に基づき最適な治療結果をより低いリスクで得るために歯科医師が取るべき行動の全体を予測することである。歯科医師が適切な 診断と最適な治療計画を立案するためには、豊富な知識と長年の経験が必要であり、経験の浅い 歯科医師には問題の見落としや論理の誤りが見られる。専門医の知識と経験を実装し、その思考 過程を模倣するような AI システムを実現できれば、根拠に基づく安心安全な医療を患者に広く 提供できる。本研究の目的は、当院に所蔵された各種画像および模型所見とそれに対応する治療計画書を用いて、自然言語処理を用いて、所見から自動的に診断を行い、さらに自動治療計画書の立案を行い、またその内容を患者の言葉に翻訳するような AI システムを開発することにある.

## 1 共同研究に関する情報

## 1.1 **共同研究を実施した拠点名** 大阪大学

#### 1.2 共同研究分野

■超大規模数値計算系応用分野

#### 1.3 参加研究者の役割分担

谷川 千尋大阪大学歯科分野Lee Chonho岡山理科大学画像計算梶原 智之愛媛大学自然言語計算清水 優仁大阪大学データ作成・評価

## 2 研究の目的と意義

矯正歯科臨床における診断および治療計画の立案とは、所見に基づき最適な治療結果をより低いリスクで得るために歯科医師がとるべき行動の全体を予測することとされる。歯科医師が、適切な診断とそれに基づく最適な治療計画を行うためには、長年の経験と豊富な知識が必要であり、経験が浅い歯科医師にとっては、問題の見落とし、論理の誤りという問題が存在した。専門医の長年の経験を実装したようなArtificial Intelligence (AI)システムの構築が可能となれば、根拠に基づく医療を患者に提供する上で大きな意義を有する。また、矯正歯科

臨床の中で矯正歯科診断の自動要約および必要な診断の自動提示が自動化できるならば、歯科 医師にとっては大きな作業負担の軽減につながり、また、経験の浅い歯科医師にとって、問題の見落とし、論理の誤りを防止する上でも重要である.

一方、治療とは「問題の逆をおこなうことで ある」という論理構造を有しており、現代の矯 正歯科診断および治療計画立案のプロセスは 主に以下の3つのステップからなる:(ステッ プ1)患者情報の収集と問題のリスト化;(ス テップ2)個々の問題別に解決法を考える;(ス テップ3) 現実的な問題の方法と手順を決定す る. 以上のように、診断と治療計画の立案にか かわる論理構造に一定の規則性を認めることか ら、過去に、医学診断と治療計画立案を自動す る試みは、エキスパートシステムなど古くから 存在してきた. 矯正治療分野においても, ファ ジー論理を用いた矯正歯科診断支援システム (Sims-Williams, 1986) や、矯正装置の選択支 援システム (Stephens, 1998) が開発され報告 されてきた. しかしながら, いまだ, 歯科臨床 で応用可能な、矯正歯科診断・治療計画支援シ ステムは見当たらない.

専門家の診断の流れを数学的に言い換えると、上記の(ステップ1)は、患者情報を特徴量としてとらえた場合、特徴量に重みづけを行うことで病状を表現し、病状ごとの類似性を発見することに相当する. さらに、上記(ステップ2)は、学習された病状ごとに対処法をさらに学習することに対応すると考えられ、自然言語処理をおこなうような AI システムによる問題解決が可能であることが予想された.

そこで、本研究の目的は、当院に所蔵された 各種画像および模型所見とそれに対応する治療 計画書を用いて、自然言語処理を用いて、所見 から自動的に診断を行い、さらに自動治療計画 書の立案を行い, またその内容を患者の言葉に 翻訳するような AI システムを開発することに ある.

# 3 当拠点公募型研究として実施した 意義

課題責任者および共同研究者は、複数の大学 (大阪大学、愛媛大学、岡山理科大学)に所属し ながら、大阪大学を拠点として、共同研究を行 うものであり、課題の学際性を認め、また、大 阪大学を拠点とした共同研究として実施する必 要がある。

## 4 今年度の研究成果の詳細

■研究の方法 当院に蓄積された約1千件の治 療計画書より, 所見・診断・治療計画・患者向け 説明文の4つ組を抽出し、機械学習に基づく自 然言語処理モデルを訓練するための学習データ とする. そして、図1に示すように、以下の3 つのサブタスクのパイプラインとして, 矯正歯 科治療診断を自動化するシステムを構築する. 所見→診断 治療計画書に含まれる患者の病態 を整理し、約300種類の病態ラベルからなるマ ルチラベルのテキスト分類問題として, 所見か らの診断の自動生成タスクを定式化する. 自然 言語処理におけるベクトル空間モデルを用いて 所見文章からの特徴量抽出を行い, SVM など の機械学習モデルを用いてマルチラベル分類問 題を解く. また, 所見に対応する画像を併用し たマルチモーダルな特徴量抽出を行い、精度の 改善を目指す.

診断→治療計画 治療計画書に含まれる治療項目を整理し、約300種類の病態ラベルの系列から約300種類の治療項目の系列を生成する系列変換問題として、診断からの治療計画の自動生成タスクを定式化する.診断の各病態ラベルは優先度順、治療計画の各治療

## 自動矯正歯科治療診断AIシステム開発の全体像 サマリー・治療計画(専門用語) 診断検査資料 AIシステム 出力層 入力層 患者属性(年齢・性別 言語記述 レントゲン画像 上顎の後方位を認める骨格性3級です 要先順位 1.骨格性3級 2.上顎の重度数生 3.中韓面の陥凹感 4.長い顔面高 5.上顎前歯の唇側 循刻 上顎の前後径は小さい 下顎の前方位を認める 項面高は長い 上顎前歯の唇側傾斜を認める 特徴占の 自動認識 骨年齢は12歳程度である ・右上4、左上4の 歯 ・術前矯正治療 Tanikawa, 2010 顔写真 Murata, 2017 模型データ 世界最先端の「くち」の健康立国 治療必要度:5

図1 研究の概要

項目は時間順、にそれぞれ並んでいるため、 本タスクは自然言語処理における機械翻訳な どと同じ系列変換タスクと考えることができ る. そこで、深層学習に基づく機械翻訳と同 様に、Recurrent Neural Network (RNN) や Self-Attention Network (SAN) を用いて本タ スクを解く.

治療計画→患者向け説明文 難解な文から平易な同義文への変換を行う自然言語処理におけるテキスト平易化の技術を用いて、治療計画書を患者向けの説明文書に変換する。まず、治療計画書と患者向け説明文書の対応する文書対から、自然言語処理における文アライメントの技術を用いて、テキスト平易化モデルを訓練するための学習データを構築する。そして、診断からの治療計画の自動生成タスクと同様に、RNNやSANに基づく深層学習モデルを訓練し、患者向けの平易な説明文を自動生成する。

#### ■研究の成果

所見→診断 特徴量抽出として、文書に出現した単語を表現する Bag of Words (BoW)、文書に出現したフレーズを表現する Bag of Phrases (BoP)、各文を深層学習を用いてベクトル化しその平均ベクトルによって文書を表現する Universal Sentence Encoder (USE) に基づく手法、の3手法を検討した。分類器としては、Multi Layer Perceptron (MLP)、Support Vector Machine (SVM)、Light Gradient Boosting Machine (LightGBM)、の3手法を検討した。これらの手法の比較の結果、表1に示すように、BoP+LightGBM が最高性能を達成した。

診断→治療計画 RNN では,入力の病態ラベルを順番に読み込み,まず患者ベクトルを構成する. その後,患者ベクトルから治療項目ラベルを順番に出力する. SAN では,入力の病態

表1 所見からの診断の自動生成

特徴量抽出	分類器	Precision	Recall	F1
USE	MLP	49.1	32.2	38.9
$\operatorname{BoW}$	SVM	53.9	35.0	42.4
BoP	SVM	60.5	34.3	43.8
$\operatorname{BoW}$	${\bf LightGBM}$	69.5	34.4	46.0
BoP	LightGBM	71.9	36.7	48.6

ラベルを一斉に読み込み、病態間の関係を考慮して治療項目ラベルを順番に出力する. これらの手法の比較の結果、表 2 に示すように、明示的に患者ベクトルを構成する RNN がより高い性能を達成した.

表 2 診断からの治療計画の自動生成

	Precision	Recall	F1
RNN	43.5	43.0	41.3
SAN	43.6	41.2	40.6

#### 所見→診断を行う AI システムの臨床応用性の

**評価** Precision, Recall, F1, を用いた評価は 治療計画書を作成した歯科医師の作成した問題 リスト, および治療計画との比較であるため臨 床応用可能性を示すものではない. そのため開 発したシステムの出力を専門医に評価させるこ とで、システムの臨床応用可能性を検討した. 所見から診断の自動生成を行う AI システムの 臨床応用可能性を評価する手法として AI シス テムの構築に用いていない無作為に選択した 40 症例分の所見より診断を行うタスクを 4 人 の専門医 A, B , C, D, および開発した AI シ ステムに行わせた. 後日作成した診断を作成者 が不明な状態で専門医 B, C に最大 4 点, 最低 1点の4段階での評価を行わせた. 症例をⅡ期 外科的矯正治療症例群, II 期矯正治療単独症例 群、I期矯正治療単独症例群、I期唇顎口蓋裂症 例群、その他の症例群の5群に分け、それぞれ について平均点を求めた. 結果, 表 3 に示すよ うにのように II 期外科的矯正治療症例群において AI システムは 5 位中 3 位の成績を, II 期矯正治療単独症例群では 4 位, I 期唇顎口蓋裂症例群では 3 位, I 期矯正治療単独症例では 1 位, その他の症例群では 1 位を達成した.

表 3 専門医およびにシステムの所見→診断 における平均点

	A	В	$\mathbf{C}$	D	ΑI
II 期外科的矯正治療症例群	2.8	3.7	4.0	3.1	3.3
II 期矯正治療単独症例群	2.5	3.2	3.7	3.0	3.0
I期矯正治療単独症例群	2.7	3.5	3.8	2.9	3.8
I期唇顎口蓋裂症例群	2.9	3.8	3.5	2.8	3.4
その他の症例群	3.5	3.3	4.0	3.0	4.0

## 診断→治療計画を行う AI システムの臨床応用

性の評価 診断から治療計画の自動生成を行う AI システムについても診断の自動生成を行う AI システムの評価と同様に,無作為に選択された 40 症例の診断より治療計画を作成するタスクを 4 人の専門医及び開発した AI システムに行わせた.後日,所見から診断の自動生成を行う AI システムの評価と同様に作成者が不明な状態で治療計画を専門医 B, C に 4 段階で評価させ,5 群それぞれについて平均点を求めた.結果,表4に示すようにのように II 期外科的矯正治療症例群において AI システムは5位中5位の成績を,II 期矯正治療単独症例群では4位,I 期矯正治療単独症例では4位,I 期矯正治療単独症例では4位,その他の症例群では5位を達成した.

表 4 専門医およびシステムの診断→治療計画における平均点

	A	В	С	D	AI
II 期外科的矯正治療症例群	2.9	3.2	3.2	2.8	2.0
II 期矯正治療単独症例群	3.4	3.3	3.0	2.8	2.8
I期矯正治療単独症例群	3.0	3.4	2.6	2.1	<b>2.4</b>
I期唇顎口蓋裂症例群	2.8	3.8	3.0	2.3	2.3
その他の症例群	3.5	3.7	3.5	2.7	1.3

II 期外科的矯正治療症例群において AI シ ステムが専門医よりも低い得点しか獲得できな かった原因としては、一つは、今回システムの 構築に用いた自然言語処理という手法の特性に ある. 自然言語処理では、言葉の意味を学習す ることはできるものの数値そのものを学習する ことができない. そのために II 期矯正治療症 例における重症度の区別ができなかったものと 推察された. AI システムが数値を含めて学習 するためには、自然言語処理のみでは限界があ ることから、 今後、対応する顔画像やエック ス線画像を組み合わせたマルチモーダルなアプ ローチにも取り組むことで、システムの性能を 向上させる予定である. 二つ目には、その他 の特殊な症例群は、学習が十分に行われるだけ の症例数なかったことが原因であると推察され た. これらの稀な症例におけるシステムの性能 を改善する方法であるが、稀な症例において高 い頻度で出現する語彙が文中に含まれる場合に より高い確率で対応する症例を提示するように 調整することで性能の改善を行う予定である.

## 5 今年度の進捗状況と今後の展望

今年度は所見からの診断の自動生成および診断からの治療計画を自動生成する2つのAIシステムが臨床応用可能な性能を持ち合わせているかの評価に取り組んだ. 画像処理では、撮影環境の違いによるノイズが診断精度に深刻な影響を及ぼすが, 所見にはこれらノイズによる曖昧さが反映されないため、自然言語処理との併用によって高精度な自動診断が期待できる. 一方, 自然言語処理では, 数字も単語として扱うため数値の大小関係を解釈できないなどの医療応用における課題があるが, 画像処理との併用によって大小関係や位置関係などの情報を得られると期待できる. 今後、画像と言語の組み合わせによって互いの欠点を補い合うマル

チモーダル AI 診断システムの構築を目指す.

## 6 研究業績一覧(発表予定も含む)

#### 学術論文 (査読あり)

 Shimizu, Y., Tanikawa, C., Kajiwara, T., Nagahara, H., Yamashiro, T. "The validation of orthodontic artificial intelligence systems that perform orthodontic diagnoses and treatment planning", Eur J Orthod. 2022 Jan 20;doi: 10.1093/ejo/cjab083.

#### 特別講演

- 谷川千尋, "次世代歯科治療のための三次元 AI の構築", 第3回日本メディカル AI 学会学術集会, 2021年6月12日, オンライン.
- 谷川千尋, "矯正歯科治療における AI の応用", 東京矯正歯科学会 秋季セミナー,2021年11月18日, オンライン.
- 谷川千尋, "矯正科治療における 3 次元デジタル技術の応用", 一般社団法人 日本臨床歯科 CADCAM 学会, 2021 年 12 月 4日-5日, オンライン.

#### その他(特許、プレス発表、著書等)

- Tanikawa, C., and Lee, C. (2021). Machine learning for facial recognition in orthodontics (Chapter 5). In machine learning in dentistry (Cham, Switzerland: Springier Nature), 55-68.
- Tanikawa, C., Kajiwara, T., Shimizu, Y., Yamashiro, T., Chu, C., and Nagahara, H. (2021). Machine/deep learning for performing orthodontic diagnoses and treatment planning (Chapter 6). In Machine Learning in Dentistry(Cham, Switzerland: Springier Nature), 69-78.