

令和6年度 成果報告書

基本情報(公開)

事業名		SIP 第 3 期補正予算
プログラム名		統合型ヘルスケアシステムの構築における生成 AI の活用
研究開発課題名		高信頼・高性能医療 LMM の研究開発と社会実装
研究開発 担当者＊ 1	機関名	東京大学
	所属	先端科学技術研究センター
	役職	教授
	氏名	原田達也
実施期間＊2		令和6年4月2日～令和7年3月31日

＊1 委託研究開発契約書に定義

＊2 年度の契約に基づき、本委託研究開発を行った期間又は中止までの期間

1. 研究開発テーマ概要

1.1 研究開発内容

本提案の目的は、日本人への親和性、クリティカルな医療現場で活用可能な信頼性と正確性、様々な診療科へ転用可能な汎用性を持つ医療大規模マルチモーダルモデル(Med-LMM)の構築とその社会実装にある。具体的には、日本人を対象としたハイクオリティかつ膨大な医療マルチモーダルデータをもとに、医師の合理的判断を支援する Med-LMM の開発と、企業と密に連携をした診療支援、保険行政支援、臨床研究支援を行う Med-LMM ソリューションを実現する。

近年の技術の進歩により、放射線画像、心電図、遺伝子配列など、多様なデータモダリティによる患者の健康状態を総合的に把握できるようになった。そして、そのことにより、病気の理解が進み、診断の精度が上がり、診療の質が改善している。近年、GPT や PaLM をはじめとする大規模言語モデル(LLM)の進化は、医療分野における働き方や業務の変革を促しており、LLM の社会実装が進んでいる。このように、言語モデルの医療への活用は進みつつあるが、医療診断は言語のみからなされるものではなく、医用画像等、様々なモダリティから多角的に導かれるものである。つまり、複数のモダリティのデータを総合的に理解し、個別化された治療法の提供、病気の診断を支援する大規模マルチモーダルモデル(LMM)の医療分野への応用はきわめて重要である。

医療マルチモーダルモデル(Med-LMM)は、その社会的インパクトから世界中で最もホットな研究開発の一つとなっている。例えば、Google 社の Med-PaLM M や Microsoft 社の LLaVA Med といった様々なモデルが開発されている。特に Med-PaLM M は、複雑な医療タスクをどれだけ正確に処理できるかを表すベンチマーク MultiMedBench において最高性能を達成している。これらの Med-LMM は細かい違いは存在するが、LLM と画像を理解する画像エンコーダを結合し、医療データを用いて結合したモデルをファインチューニングすることで学習される。

Med-PaLM M などの Big IT tech が作成する Med-LMM は高い性能を持つものの、構成する根本的なモデルは通常の LLM と画像エンコーダであるために不正確な結果を出力する幻覚等の問題は解決されておらず、クリティカルな医療現場においてそのまま活用するには不安な側面を残す。また、従来の Med-LMM は海外の言語や日本人以外の医療データで学習されており、日本人への親和性が低い。さらに、長期的な予測を行うことが苦手であり、医師のようにマルチモーダルなデータを総合的に判断して 10 年後程度の患者の予後評価を行う事が難しい。

そこで、本提案では上記問題点を克服する、日本人への親和性、クリティカルな医療現場で活用可能な信頼性と正確性、様々な診療科へ転用可能な汎用性を持つ Med-LMM の実現を目指す。具体的には、膨大な医療テキストで学習した国内最大の日本語向け LLM と、大規模画像エンコーダを統合し、日本人を対象とした世界最大の医療マルチモーダルデータでファインチューニングすることで、日本人に親和性の高い Med-LMM を実現する。また、豊富な健診データに代表される経時的な画像診断データを活用することで予後予測を含めた長期予測を目指す。さらに、企業と密に連携をして、診療支援、保険行政支援、臨床研究支援を行う Med-LMM を実現し、社会実装を行う。

1.2 研究開発実施体制

研究開発実施体制 (SIP3_医療LMM基盤の研究開発・実装)

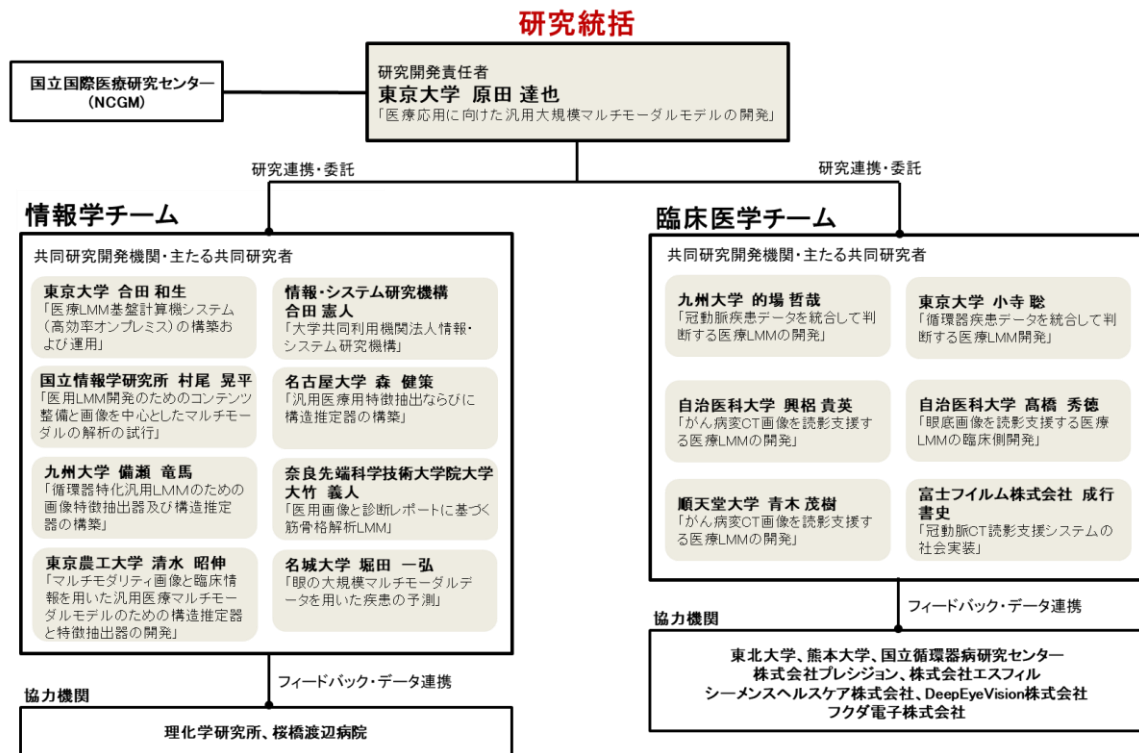


図1:研究開発実施体制

研究開発では三つのテーマから構成される。テーマ1の汎用LMMのデータ収集から構築までを東京大学(原田)が担当し、テーマ2の汎用Med-LMMでも同様の流れで名古屋大学、奈良先端科学技術大学院大学、国立情報学研究所が様々なモダリティの観点から取り組む。大規模モデルの学習と推論を実行する計算基盤構築にオンプレミスとクラウドの観点から東京大学(合田)、情報システム研究機構が取り組む。テーマ3では、作成された汎用Med-LMMを特定のソリューションに特化し、社会実装を行う。具体的には、各分野における臨床現場の医師が行う診療を支援するMed-LMMを開発するが、それぞれの現場のデータをもとにファインチューニングをして作成する。それぞれ、循環器診療分野では九州大学(的場)、東京大学(小寺)、富士フイルム、九州大学(備瀬)が、がん診療分野では自治医科大学(興梠)、順天堂大学、東京農工大学が、健診分野では自治医科大学(興梠、高橋)、名城大学がそれぞれデータ収集、ファインチューニング、社会実装を担当する。研究開発実施体制を図1に示す。

1.3 研究推進のスケジュール

項目	第一四半期 (R6.4～ R6.6)	第二四半期 (R6.7～ R6.9)	第三四半期 (R6.10～ R6.12)	第四四半期 (R7.1～ R7.3)
テーマ:汎用 LMM 基盤の開発				
1) 汎用 LLM の準備	←→	←→		
2) データセットの収集	←→		←→	
3) 汎用 LMM の学習			←→	←→

項目	第一四半期 (R6.4～ R6.6)	第二四半期 (R6.7～ R6.9)	第三四半期 (R6.10～ R6.12)	第四四半期 (R7.1～ R7.3)
テーマ:医療用 LMM 基盤の開発				
1) データ収集・前処理	←→	←→		
2) 個別モデル構築		←→		←→
3) Med-LMM の学習		←→	←→	←→
4) 協働研究機関からのフィードバック・モデル改良		←→	←→	←→
5) 計算環境の設計	←→			
6) 計算環境の構築		←→		
7) 計算環境の運用			←→	←→

項目	第一四半期 (R6.4～ R6.6)	第二四半期 (R6.7～ R6.9)	第三四半期 (R6.10～ R6.12)	第四四半期 (R7.1～ R7.3)
テーマ:循環器疾患データを統合して判断する医療 LMM 開発				
1) 心電図と読影データの整理	←→			
2) 心電図モデルと大規模言語モデルの接続	←→		→	
3) 心電図と読影データで LMM の追加学習	←→			→
4) 心電図で非専門医の質問と専門医の返答データ収集		←→		→
5) 心電図 LMM の読影試験				←→
6) レントゲンと読影データの整理	←→	→		
7) レントゲンの読影データの追加	←→			→
8) レントゲンモデルと大規模言語モデルの接続	←→		→	
9) レントゲンと読影データで LMM の追加学習	←→			→
10) レントゲンで非専門医の質問と専門医の返答収集		←→		→
11) レントゲン LMM の読影試験				←→

項目	第一四半期 (R6.4～ R6.6)	第二四半期 (R6.7～ R6.9)	第三四半期 (R6.10～ R6.12)	第四四半期 (R7.1～ R7.3)
テーマ:冠動脈疾患データを統合して判断する医療 LMM 開発				
1) 画像・レポートデータ抽出	←→	←→		
2) 画像セグメンテーション	←→		←→	
3) 臨床データの結合		←→	←→	
4) 画像 AI の構築	九州大学で初期検討 ←→		クラウド環境 全施設データ利用 ←→	
5) 診断能検証		←→	←→	←→
6) 臨床効果検証			←→	←→
7) 技術動向周辺調査	←→			
8) 民間企業等による技術活用(フィードバック・検証含む)		←→		←→
9) 関連する法制度への働きかけ	←→			←→
10) アウトリーチ活動			←→	←→
11) 循環器 AI 人材の育成	←→			←→

項目	第一四半期 (R6.4～ R6.6)	第二四半期 (R6.7～ R6.9)	第三四半期 (R6.10～ R6.12)	第四四半期 (R7.1～ R7.3)
テーマ:がん病変 CT 画像を読影支援する医療 LMM の開発1				
1) データ収集・取捨選択	←		→	
2) 教師データの作成	←			→
3) セグメンテーションモデルの構築		←	→	
4) 評価実施と効果検証				←
5) 技術動向周辺調査	←	→		
6) 協調領域の構築	←	→		
7) VLM 構築・チューニング			←	→

項目	第一四半期 (R6.4～ R6.6)	第二四半期 (R6.7～ R6.9)	第三四半期 (R6.10～ R6.12)	第四四半期 (R7.1～ R7.3)
テーマ:がん病変 CT 画像を読影支援する医療 LMM の開発2				
1) データ収集	←		→	
2) モデル構築	←		→	
3) 技術動向周辺調査	←	→		
4) 協調領域の構築	←	→		
5) 共同研究機関からのフィードバック・モデル改良		←	→	

項目	第一四半期 (R6.4～ R6.6)	第二四半期 (R6.7～ R6.9)	第三四半期 (R6.10～ R6.12)	第四四半期 (R7.1～ R7.3)
テーマ:がん病変 CT 画像を読影支援する医療 LMM の開発3				
1) データ収集・選択	←			→
2) 共同研究機関での活用 補助	←			→
3) 技術動向周辺調査	←	→		
4) 共同研究機関からのフィ ードバック		←		→

項目	第一四半期 (R6.4～ R6.6)	第二四半期 (R6.7～ R6.9)	第三四半期 (R6.10～ R6.12)	第四四半期 (R7.1～ R7.3)
テーマ:健診結果に基づく受診勧奨予測 LMM 技術の開発				
1) 既に収集されている健康 診断データの解析・前処 理	↔			
2) 既往歴データの収集				
3) 健診による受診勧奨後 の結果収集	↔			
4) ベータ版受診勧奨モデ ルの構築		←	→	
5) 検証用データの収集	←			→
6) ベータ版モデルの検証と ファインチューニング		←	→	
7) 心音データの収集	←			→
8) 心音を含むモデルの構 築			←	→
9) 心音を含むモデルの検 証とファインチューニング			←	→
10) 自治医大健康診断セン ターでの実証実験				↔
11) 外部施設での実証実験				↔

項目	第一四半期 (R6.4～ R6.6)	第二四半期 (R6.7～ R6.9)	第三四半期 (R6.10～ R6.12)	第四四半期 (R7.1～ R7.3)
テーマ:眼底画像を読影支援する医療 LMM				
1) 眼底健診データセットの 特性の解析	←→			
2) LMM モデルの構築			←→	
3) データの取得・解析		←→	←→	→
4) 眼底健診読影 UI への実 装手法の開発		←→	→	
5) 実験・検証		←→	→	→
6) 評価実施と効果検証			←→	→
7) 技術動向周辺調査	←→			
8) 協調領域の構築	←→	→		
9) 民間企業等による技術 活用(フィードバック・検 証含む)			←→	→
10) 関連する法制度への働 きかけ	←→	→		
11) アウトリーチ活動	←→	→	→	→
12) LMM 生成文書を適切に 修正できる人材の育成	←→	→	→	→

2. 本年度の成果・進捗の概要

本研究開発では、汎用 LMM の開発から始め、次に汎用 Med-LMM の開発、そして最終的に特化型 Med-LMM ソリューションを開発する 3 段階プロセスを進めていく。この開発を通じて、LMM の基盤技術の構築、データの収集、社会実装を、相互に情報交換や性能評価のフィードバックを行いながら実行することで、Med-LMM の性能を飛躍的に向上させることができる。

具体的には、開発の第一段階(研究開発テーマ 1)として、LLM-jp によって構築された大規模言語モデルと、大規模画像エンコーダを統合し、汎用 LMM を開発する。この汎用 LMM を、独自のデータ合成機能を用いた大規模データで学習することで、従来の日本語 LMM を上回る質問応答性能を実現する。第二段階として(研究開発テーマ 2)、作成された汎用 LMM 基盤を、医療マルチモーダルデータで追加学習し、汎用 Med-LMM へと進化させる。第三の段階(研究開発テーマ 3)では、この汎用 Med-LMM をファインチューニングし、具体的な医療シナリオに適用可能な特化型 Med-LMM へ発展させる。テーマ 3 の特化型 Med-LMM に関して、日本人の三大死亡原因の病気を診る、循環器診療(研究開発テーマ 3-1)、がん診療(研究開発テーマ 3-2)と、保健行政としての健診(研究開発テーマ 3-3)、の三つの診療業務をテーマとした。これらの業務が重要であることは、循環器対策基本法、がん対策基本法、健康増進法など、それぞれ特別な法律ができることから明らかである。上記の研究開発テーマに対して、本年度の成果・進捗を以下に記載する。

【研究開発テーマ1】 汎用 LMM 基盤の開発

医療用の大規模マルチモーダルモデルの基盤となる汎用 LMM の開発を行った。汎用 LMM は、高性能な画像エンコーダ、大規模言語モデル、および両者を接続するアダプタモジュールから構成され、大規模な画像と言語のペアデータを用いて学習される。全体では数千億規模のパラメータ数となり、学習には大規模な計算資源が必要である。本研究開発テーマにおいて開発する医療用 LMM は、この汎用 LMM を骨組みとして構築されるため、汎用 LMM の高性能化は医療用 LMM の高度化に不可欠である。

高性能な日本語汎用 LMM の構築にあたっては、以下の取り組みを実施した：(1-1)高品質かつ大規模な画像・日本語テキストのペアデータセットの構築、(1-2)LMM の学習に必要な大規模計算基盤の整備、(1-3)構築したデータセットと計算基盤を活用した日本語汎用 LMM の学習、(1-4)医療データを用いた日本語医療 LMM の学習、(1-5)大規模計算プラットフォームの構築。

(1-1) 高品質・大規模かつオープンな画像・日本語テキストのペアデータセットの構築

日本語に対応した LMM を構築するためには、高品質かつ大規模な画像・日本語テキストのペアデータセットが不可欠である。しかし、既存の画像・テキストのペアデータセットは英語を中心としたものが大半であり、日本語データは極めて少なく、テキストの内容も簡潔であるため、今回目指す LMM の学習には適さない場合が多い。また、OpenAI GPT などを用いたデータ生成も考えられるが、そのようにして作成されたデータは二次利用や商用利用に制限があるため、本プロジェクトの最終目標で

ある社会実装において障壁となる可能性がある。

そこで本研究開発では、汎用日本語 LMM の学習に必要な、高品質・大規模かつオープンな画像・日本語テキストのペアデータセットを独自に構築した。まず、情報システム研究機構(ROIS)と連携し、Web 上から画像を含む日本語ページを約 5 億件クロールした。次に、収集した画像および HTML データから、LMM の学習に適さない品質や内容のデータを除外するため、ルールベースのフィルタリングを適用した。さらに、LLM を活用してデータを生成・加工するパイプラインを構築し、大規模な画像・日本語テキストのペアデータセットを整備した。その結果、合計 840 万件の高品質かつオープンな画像・日本語テキストのペアデータセットを構築することに成功した。本研究開発は、主に東京大学の原田グループが実施した。

(1-2) LMM を学習するための大規模計算フレームワークの整備

大規模なマルチモーダルモデルを学習するためには、複数の計算ノードを接続し、多数の GPU にモデルを分散して学習を行う必要がある。しかし、Hugging Face などで行われている一般的な LMM 向けの学習フレームワークでは、数百 GPU 規模の大規模学習には対応が困難である。そのため、スケーラブルな大規模分散学習フレームワークの導入が不可欠である。本研究開発の開始当初、こうしたスケーラブルな分散学習フレームワークは主に言語モデルを対象としており、画像を入力とするマルチモーダルモデルの学習には対応が不十分であった。そこで、本研究開発では、マルチノード構成で LMM をスケーラブルに学習可能な分散計算フレームワークを独自に構築した。この研究開発は、主に東京大学の原田グループが実施した。

(1-3) 構築したデータセットと大規模計算基盤を利用した汎用日本語 LMM の学習

上記で構築した画像・日本語テキストのペアデータセットと大規模計算基盤を用いて、汎用日本語 LMM の学習を実施した。本学習では、国立情報学研究所(NII)大規模言語モデル研究開発センター(LLMC)が開発した日本語 LLM(1.8B, 3.7B, 13B パラメータ)に対して、画像エンコーダをアダプタモジュールを介して接続し、マルチモーダルモデルを構築した。本モデルは、既存の日本語向け評価データセットに基づいて評価を行った結果、出力に利用制限のある LLM で生成されたデータを一切使用しないモデルとしては、最高スコアを達成した。構築した LMM は「Asagi」という名称でウェブ上に公開しており、Apache 2.0 ライセンスの下で自由に利用可能である。また、本モデルに関する研究成果は、2025 年の言語処理学会にて発表され、委員特別賞を受賞している。本研究開発は、主に東京大学の原田グループが実施した。

(1-4) 医療データを用いた日本語医療 LMM の学習

ここまでの知見をもとに、日本語医療 LMM の開発にも取り組んだ。医療データとしては、165 万枚の医用画像とテキストのペアを含む大規模データセットである PMC-OA を活用した。このデータセットは医用画像と英語テキストのペアで構成されているため、利用制約のない LLM を用いて日本語化を行い、医用画像と日本語テキストのペアデータセットを構築した。このデータセットと、これまでに得られた汎用日本語 LMM の構築に関する知見を活用することで、日本語医療 LMM の構築に成功した。さらに、臨床医学チームとの連携のもと、CT 画像の VQA(Visual Question Answering)

データセット, 胸部 X 線データセット, 心電図データセットを用いた追加学習を実施し, いずれのタスクにおいてもモデル性能の向上を確認した. 本研究開発は, 主に東京大学の原田グループが実施した.

(1-5) 大規模計算プラットフォームの構築

本研究開発では, 医療 LLM 基盤を開発するための共通プラットフォームである計算環境を構築し, 本研究課題に参加する研究者が利用可能とした. 本研究構想では, LLM 基盤の開発に早期に着手する必要があるため, 最先端の GPU 計算資源をはじめとする計算環境を設計し, これをクラウドサービス上に構築することで, 研究者が早期に利用することを可能とした. 具体的には, 汎用 LLM 基盤の開発に必要な最新鋭の GPU(NVIDIA H100 相当)で 1270GPU・月(1GPU・月は GPU1 枚を 1 ヶ月間利用することに相当)の計算資源, 学習データや計算結果を保存するためのストレージ(2PB), さらに計算資源間で高速な通信を可能とする高速ネットワーク(3200Gbps)から構成される計算環境をクラウドサービス上に構築し, 運用した. 本研究開発は, 主に ROIS の合田グループが実施した. また, ファインチューニングや推論の最適化の試行錯誤等を効率的に実施するために, 運転効率の高いオンプレミスのデータセンタ環境を整備し, 当初の計画を上回る規模の計算資源(128 GPUs, NVIDIA 社 H200)ならびに記憶資源(4.0 PB, 磁気ディスクとフラッシュメモリのハイブリッド構成)を備えた GPU クラスタを構築し, これを医療 LLM の研究開発に供した. 本研究開発は, 主に東京大学の合田グループが実施した.

【研究開発テーマ 2】医療用 LLM 基盤の開発

本テーマでは, 汎用医療 LLM(Med-LLM)基盤の開発を目指す. 医用画像を用いた臓器の分類やセグメンテーション, 筋肉・骨格の推定などの機能は, 複数の診療科で共通して利用可能であり, 再利用性を重視した設計が求められる. そこで, 本研究ではこれらの汎用機能を実装し, J-MID をはじめとする大規模医療データを用いて追加学習を行うことで, 汎用的な Med-LLM の構築を行う. この目標に向けて, (2-1)汎用的な医療用特徴抽出および構造推定器の構築, (2-2)医用画像と診断レポートに基づく筋骨格解析 LLM の開発, (2-3)医療用 LLM 開発に向けたコンテンツ整備および画像を中心としたマルチモーダル解析の試行, の各課題に取り組んだ.

(2-1) 汎用医療用特徴抽出ならびに構造推定器の構築

日本人に親和性が高く, クリティカルな医療現場でも活用可能な信頼性と正確性を備えた CT 画像向け LLM の開発を行った. 本研究では, NII 医療ビッグデータ研究センターが保有する超大規模医用画像データベースを活用し, 放射線科領域を対象とした LLM の構築を進めた. 具体的には, 同センターが保有する膨大な CT 画像データベースから 26 万例の 3 次元 CT 画像を用いて大規模な画像基盤モデルを構築し, 画像エンコーダとして利用した.

この画像エンコーダから得られる画像特徴トークン列と, 所見文生成を支持するプロンプトを言語エンコーダでエンコードしたトークン列を組み合わせ, NII などが開発する大規模言語モデルに入力することで, 放射線所見文を生成するモデルを構築した. ここでは, CT 画像に付随する日本語の放射線所見文を学習データとし, 入力された画像に対して対応する所見文が自動生成されるようモデルの学習

を実施した。

本研究では、単一時刻における 3 次元 CT 画像に対する所見文の生成に加え、異なる時期に撮影された複数の CT 画像(経時 CT 画像)から画像間の変化を捉える LMM の開発も行った。後者の手法では、複数の 3 次元 CT 画像を画像エンコーダを介してトークン列として取得し、同時に所見文生成を指示するテキストのトークン列をアダプターを通じて大規模言語モデルに入力することで、経時的変化を記述した所見文を生成する手法を実現した。経時 CT 画像所見文生成に関しては、3.5 万ペア(計 7 万例)の 3 次元 CT 画像と所見文を用いて学習を行った。これらの研究成果については、2025 年 4 月に名古屋大学と NII の共同でプレスリリースを発表した。図 2 に画面例を示す。さらに、本研究で構築した大規模画像基盤モデルを活用し、リンパ節のセグメンテーションを行うことで、リンパ節の位置を解剖学的に特定し、RECIST 基準に沿ってその大きさを定量的に評価し、結果を自然言語による文章として出力する手法も実現した。本研究開発は、主に名古屋大学の森グループが実施した。

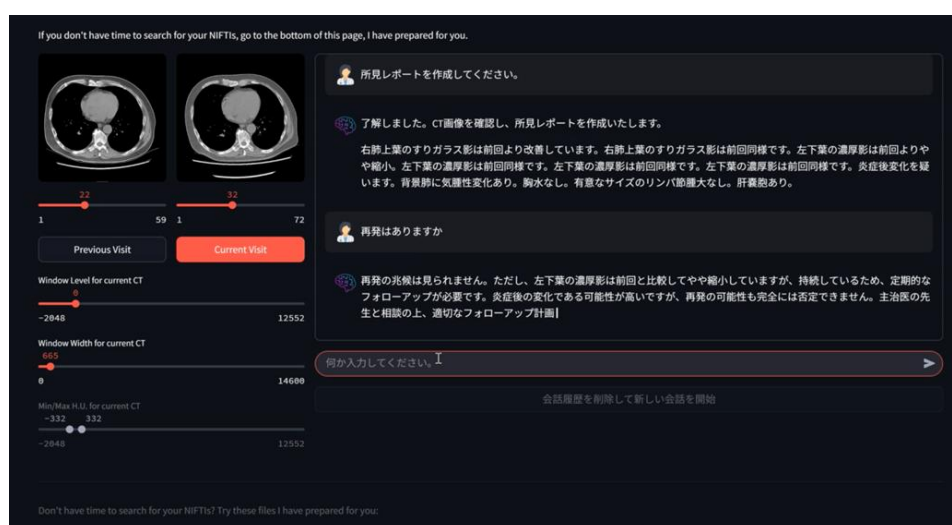


図2:経時 CT 画像所見文生成 AI の画面例

(2-2) 医用画像と診断レポートに基づく筋骨格解析 LMM

本研究開発は、SIP「統合型ヘルスケアシステムの構築における生成 AI の活用」において医療 LMM 基盤を形成するテーマ 2 の中核の一つとして位置づけられ、CT・MRI 画像と診断レポートを統合した筋骨格解析 LMM の構築を目的とした。

以下、本プロジェクト内で設定した KPI を、技術(T: Technical)、制度・事業(B: Business)、社会的受容性(S: Social acceptance)、人材育成(H: Human Resources)の視点からまとめ、本プロジェクトで得られた成果と共に、本文中に記載する。(それぞれの KPI を、視点を示す頭文字 T,B,S,H と共に【】内に示した)

技術面では、まず J-MID から抽出した3万例超の CT 画像に対し、体幹・下肢骨格と全身の主要筋肉を自動抽出する特徴抽出器と3D構造推定器を開発し、平均 Dice 0.945 を達成して国際誌 Scientific Reports(IF: 3.8)に掲載した【KPI-T1:Dice $\geq$ 0.93, 論文採択】。次に、年代・性別別の筋量・脂肪率の標準値データベースを構築した【KPI-T2:10 歳刻み・男女別標準値, 対象数>1 万】(図3)。これらの抽出器を 13B パラメータの Med-LLM と統合し、CT1件当たり約 1 分前後で筋骨格健康レポートを自動生成するパイプラインを完成させ、実症例でのレポート生成テストを実施し、医

【経理様式 1 別添】【R6 生成AI】

師・理学療法士の評価を受けた【KPI-T3:推論・レポート生成時間<3 分】.これにより「画像のみから骨折・サルコペニア・心血管疾患の機序を説明可能に予測する」という最終目標の技術的礎が築かれた.

制度・事業の観点では, 国内医療情報クラウド最大手企業との連携により, 当モデルを搭載したクラウド型 AI 推論プラットフォームを開発し, 2025 年 1 月から3施設で運用試験を開始した【KPI-B1:施設数≥3, 連携企業 1 社】(図4). 本プラットフォームは, 第三者機関から情報セキュリティに係る認証(ISMS 適合性評価制度による認証)を取得・保持した企業によって開発・運営され, システム内で利用するデータは日本国内に設置された物理的及び人的セキュリティが確保された環境下に置いて稼働するハードウェア内に保存する設計とした.

社会的受容性の面では, 本システムが健常な高齢者群でも, 同様に動作し筋骨格の健康状態および疾患リスクに関するレポートを出力できることを確認するため, 健診を希望する高齢ボランティア 110 名を対象に, CT・X 線・DXA(骨密度計測)の検査を実施し, データ収集を行った【KPI-S1:高齢健診ボランティア≥100 名】. これらのデータは, 理学療法士によって手動でレポート(「正解」と考えられるレポート)を作成し, 本システムで自動生成されるレポートの精度評価を行うためのプラットフォームとしても活用する予定である.

人材面では, 博士後期課程2名, 修士4名, 若手研究者 1 名, 医師フェロー2名を開発コアメンバーとして育成し, うち1名が論文誌に採択, 修士 1 名が国内学会に採択された【KPI-H1:高度人材≥5】.

本研究開発は, 主に奈良先端科学技術大の大竹グループが実施した.

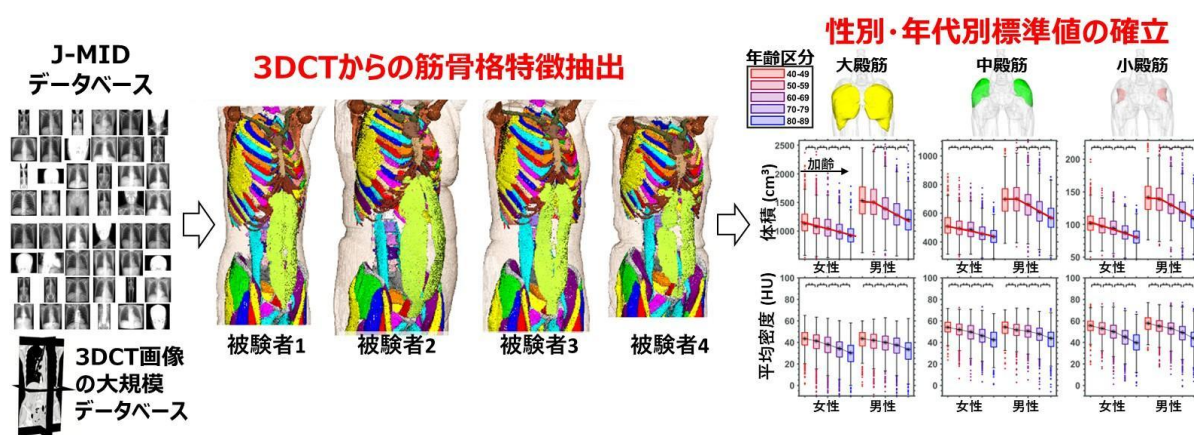


図3:3DCT からの筋骨格特徴量の抽出とそれを大規模データベースに適用して得られた標準値



【経理様式 1 別添】【R6 生成AI】

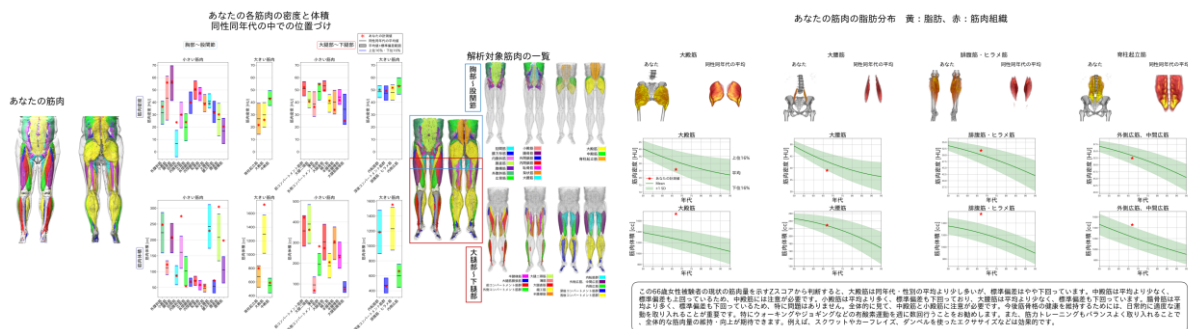


図4:クラウド型 AI 推論プラットフォームのデータ入力画面(上段)および出力レポート例(下段). レポート下部の文章は, テーマ 1 で開発された Med-LLM に, 各年代・性別の各筋肉の筋肉量標準値と被験者の筋肉量を入力して得られた出力.

(2-3) 医用 LMM 開発のためのコンテンツ整備と画像を中心としたマルチモーダルの解析の試行

本研究開発では, 医療 LMM の研究開発に資する医療データ提供のための医療 LMM 基盤の構築に向け, 以下の開発に取り組んだ.

LMM の持つ特性(テキスト・画像・音声・動画等の多様なデータ)から, LMM 基盤を大規模化する際に課題となりうるデータの収集～管理～前処理における技術的な課題解決を目指した. 構築済みのNII の医療画像ビッグデータクラウド基盤をベースに, 効率的なデータ管理システムとして, テーマ4で開発を行う「医療データ基盤(プロトタイプを含む)」の構築と協業し, ①データの収集と整理の自動化を目的としたデータのクレンジング・ラベリングツールの開発の検討 ②大容量データの管理のためのストレージ開発に取り組んだ.

実際のデータクレンジングの例として, CT や MR のような 3 次元の放射線画像のシリーズをNIFTI フォーマットに変換し, 各々の検査に対応する所見文を体系的に整理し, AI 開発に即時に使えるように整備した. CT 画像の基盤モデル開発用に順次データを増やし, 最終的に 80 万シリーズのデータを整備した. それとは別に, 経時変化の AI 研究が進められるよう, 約 16 万人分, 66 万検査分の時系列のデータを整備した. また, 名古屋大学の研究チームから AI 開発時のデータハンドリングについてフィードバックを受け, データクレンジングの精度を高めた.

その他, 汎用 LMM 開発に向け, ROIS の医療データ基盤構築メンバーと協力して AWS クラウドサービスの利用支援かつ分散コンピューティングによるオンデマンドの計算資源の確保を支援し, トレーニング時間の短縮等に寄与した. セキュリティとプライバシー保護の観点では, セキュアな回線網である SINET VPN を用い, 個別のデータの保存方法やデータへのアクセス権限の管理方法を確認し, データセキュリティとプライバシー保護の問題解決の検討を行った. 本研究開発は, 主に NII の村尾グループが実施した.

【研究開発テーマ 3】診療, 保健行政, 臨床研究支援を行う医療用 LMM ソリューションの開発

本テーマでは, 本テーマ 2 で構築された医療 LMM 基盤をベースとし, 診療支援, 医療情報の標準化と保健行政支援, 臨床研究支援に対応するために, 各個別目的に応じた追加事前学習・ファインチューニングを行う. 特に本テーマでは 3-1)循環器診療, 3-2)がん診療, 3-3)保健行政として健診, の

三つを支援する Med-LMM を開発し、企業と連携して社会実装を行う。

【研究開発テーマ 3-1】循環器診療を支援する医療用 LMM ソリューションの開発

(3-1-1) 循環器疾患データを統合して判断する医療 LMM 開発

本研究開発では、循環器疾患の診療支援に資する LMM の構築を目指し、心電図、胸部 X 線、心エコー、冠動脈造影といった複数モダリティを対象に、臨床現場での活用を見据えた実装評価と制度的検討を進めた。特に心電図に関しては、12 誘導波形と日本語読影所見の対応学習を通じ、診断文生成や多ラベル分類に対応可能なマルチモーダルモデルを構築し、その成果は NeurIPS 2024 ワークショップにて発表された。本モデルはゼロショット分類や報告書形式での出力に対応しており、今後の非専門医支援や一次診療での活用が期待される。また、胸部 X 線、心エコー、冠動脈造影についても、それぞれの既存技術をもとに、読影支援への応用に向けた実装可能性の検討を行った。心エコーでは複数断面の動画を対象とした所見解釈支援の枠組みを、CAG では所見生成の評価スキームを導入し、X 線ではレポート出力の簡素化と日本語環境での安定運用の課題を明らかにした。制度面では、2024 年度に PMDA との事前相談(RS 総合相談)を実施し、診療支援 AI の出力仕様や評価指標に関する初期的整理を進めた。事業面では、フクダ電子をはじめとする企業との協議を継続し、医療機器化を見据えた運用体制の構築にも着手している。さらに、複数のモダリティ横断で開発に携わる若手医師および技術者の育成も進み、臨床ニーズと技術的要件を両立させる人材基盤の形成に寄与した。これらの成果は、診療支援 AI の社会実装に向けた実装評価・制度対応・人材育成の三位一体による準備段階として、意義ある進展を示したものである。本研究開発は、主に東京大学の小寺グループが実施した。

(3-1-2) 冠動脈疾患データを統合して判断する医療 LMM の開発

九州大学の的場グループでは、SIP3 テーマ A-1/CLIDAS 研究により得られた冠動脈 CT 画像から、狭窄症例・石灰化症例・プラーク症例を選定し、30 症例で冠動脈のラベリングを行い、その中から狭窄が認められた 5 症例・25 セグメントに対して、狭窄重症度の判定を行った。富士フィルムの成行グループは、九州大学で解析された結果を、既存技術である冠動脈 CT 自動解析ソフトウェアを用いて解析を行い、医師が作成した結果と自動判定 AI の精度判定を実施した。狭窄重症度判定の評価では、2 通りの評価データを準備し、それぞれにおいて妥当性の評価を行った。評価方法では、狭窄重症度に対して、医師が手動で指定した 3 つの計測点(狭窄点・近位/遠位計測点)と手動で設定した血管径をゴールドスタンダードとし、自動解析プログラムとの比較を行った。

評価データ①では、自動解析プログラムの自動輪郭推定結果を用いて、医師が手動で指定した計測点と、自動で設定した計測点とで重症度を比較し、計測点の妥当性を評価した。自動抽出された計測点が 68%の精度で医師指定と一致し、狭窄点が正確であれば医師との重症度判定誤差は少ないことが示されたが、誤差の多くは輪郭抽出の失敗に起因しており、計測点検出の性能は妥当であるものの輪郭誤検出の影響が大きいと結論づけられた(図5左)。

評価データ②では、医師が手動で指定した計測点において、医師が設定した血管径と、自動輪郭推定した血管径とで狭窄重症度を比較し、血管径の妥当性を評価した。血管径の一致率が 40%にとど

まり、大半が軽度から高度狭窄の症例において非閉塞狭窄を閉塞と誤判定する傾向が見られたため、判定精度向上のためには石灰化領域などの自動抽出が困難な部位における輪郭抽出性能の改善が不可欠であるとされた(図5右)。

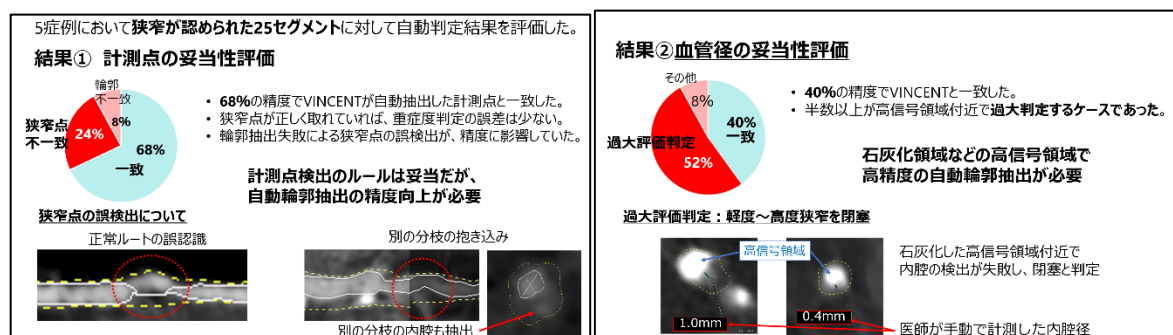


図5:計測点の妥当性評価(左)と血管径の妥当性評価(右)

(3-1-3) 循環器特化汎用LMMのための画像特徴抽出器及び構造推定器の構築

循環器領域における狭窄手術では、デバイス使用の要否を術中に医師が判断するため、手術時間の延長や患者の負担増加が課題となっている。そこで、九州大学の備瀬グループは、CT 画像から術前にデバイス使用の必要性を予測し、手術計画を最適化する石灰化切削デバイス選択支援 AI システムの開発に取り組んだ。九州大学循環器内科と連携し、冠動脈 CT 画像および臨床データ 500 例を用いて、石灰化領域の自動検出を行う CNN、自動抽出領域の特徴を統合する Transformer 型マルチインスタンス学習機構、心機能・腎機能などの臨床指標を組み合わせたマルチモーダル AI を構築した。

石灰化検出では医師と協力しながら正解データの修正を重ね、Recall を重視して対象石灰化領域の検出精度を高めた。さらに、富士フイルムと連携して、手術対象となる血管の石灰化領域の抽出を可能とした。手術対象の石灰化領域は一つであるが教師データがないため、Transformer によるマルチインスタンス学習で複数の領域特徴を集約し、デバイス使用の有無を推定した。また、臨床データを用いたモデルを事前学習し、CT 画像との統合により最終判断を行うモデルを構築した。その結果、交差検証では 67%の精度でデバイス使用要否を予測し、既存手法を上回る性能を確認した。リスクの三段階分類でも実際の使用率と一致し、モデルの妥当性が示された。

現在は株式会社アルムと共同で、術前に医師が予測結果を閲覧可能なプロトタイプを開発し、外部データによる動作検証を進めている。

【研究開発テーマ 3-2】がん診療を支援する医療用 LMM ソリューションの開発

(3-2-1) がん病変 CT 画像を読影支援する医療 LMM の開発

自治医科大学の興梠・菊地グループでは、本研究期間において、自治医科大学附属病院および日本医用画像データベース(J-MID)から計 3000 件の消化器がんの CT 検査データを収集し、画像診断 LMM の構築を行った。

収集した画像から約 4 万対の VQA を作成し、オープンソースの Vision Language Model (VLM)である InternVL2.5 の 1, 2, 4, 8B モデルについてのチューニングを行った。学習済みの

【経理様式 1 別添】【R6 生成AI】

VLMが読影ビューワーと横並びで参照可能なようにGUIの開発も並行した(図6)。また、同VQAデータセットは東京大学の原田グループと共有し、Asagiモデルの学習に用いられている。本事業によりVQA作成パイプラインが作成され、J-MIDのデータを用いて大規模なデータセットの作成が容易になり、次年度以降のLMMの効率的・効果的な構築につながる。

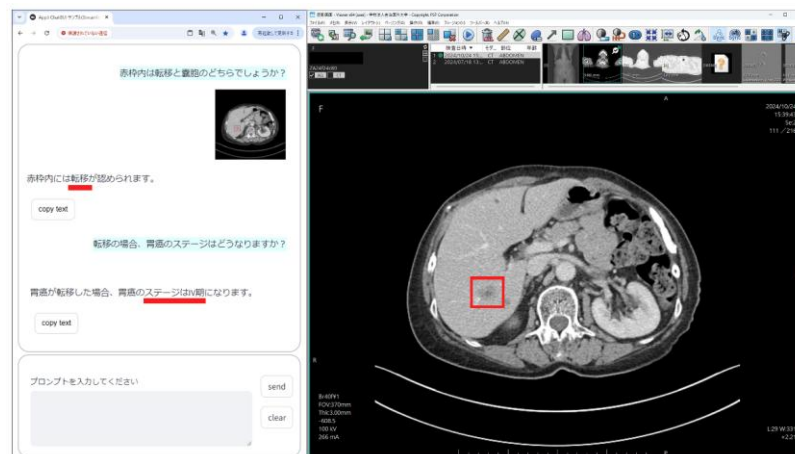


図6:開発した GUI

本年度はVLMだけでなくリンパ節検出・局在判定CADも構築した。CTで視認可能なサイズのリンパ節について、90%以上の正確性で検出・局在判定が可能であった。こちらは株式会社アルムのJoinプラットフォームと連携し、CADの実行結果が参照可能となっている(図7)。次年度ではこれらVLMやCAD同士の連携による読影の効率化、画像のデータベース化による知識発見につながる。

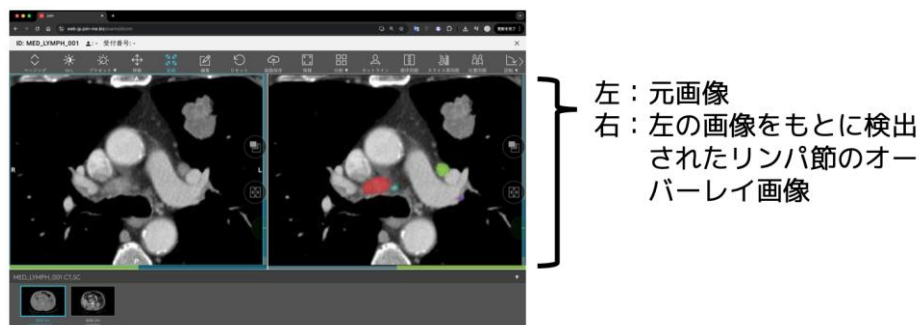


図7:リンパ節検出・局在判定CAD

また、がん病変CT画像を読影支援する医療LMMの開発では、がん患者のCT画像からモデルの構築に、大量の良質な医用画像が必要である。J-MIDで形成された大規模なデータベースには、国内の医療機関・研究施設など10施設から5億枚以上のCT・MR画像が、所見などを含む画像診断レポート情報と共に保存されており、国内最大の医用画像データベースである。このデータを適切に利用できる環境を構築し、モデル構築に向けたデータ抽出や保守、利用補助等の実務を行った。

第一四半期から全期間を通じてJ-MIDシステムの保守管理を継続し、データ利用者の支援を行った。第二四半期に、実施体制の再構築にともなうJ-MID倫理変更申請を行い、アノテーションする食道癌患者の選定を行い、J-MIDの検査情報正規化システムのアップデートを行った。第三四半期には、縦隔リンパ節のアノテーションの付与を行った。検査情報正規化システムのアップデート後の動作確認

と精度検証を実施し、改修案を策定した。第四四半期では、研究終了後のデータの保管方法を確認し、システムの改修を完了した。本研究開発は、順天堂大学の青木グループが実施した。

(3-2-2) マルチモダリティ画像と臨床情報を用いた汎用医療マルチモーダルモデルのための構造推定器と特徴抽出器の開発

本研究開発の目的は、図8に示す PET-CT 画像上の解剖構造や異常所見について日本語で質問をすると、日本語で回答可能な医療用 LMM(large multimodal model)を開発することである。

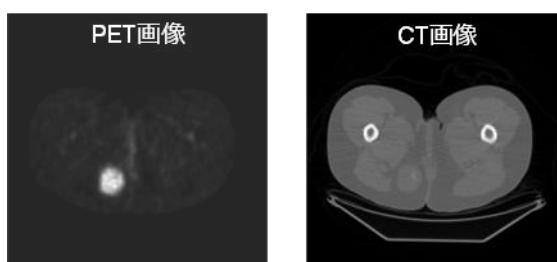


図8:PET-CT 画像の例. 希少がんである軟部肉腫を含む例.

本研究ではそのために、解剖と疾患という本質的に異なる特徴を対象とした 2 種類の画像エンコーダ（解剖構造推定器と疾患特徴抽出器）を開発した。具体的には、TotalSegmentator [Wasserthal+, Radiology, 2023]が抽出した 30 臓器を対象として、英語医学論文の約 1500 万の画像とキャプションペアで学習した BiomedCLIP [Zhang+, arXiv, 2023]と、約 1,100 万文の日本語の医学論文データを学習した JMedRoBERTa [杉本+, 言語処理学会, 2023]を利用し、CT 画像からの解剖構造推定のための画像エンコーダを学習させた(図9左)。また、U-net [Ronneberger+, MICCAI, 2015]を用いて、PET-CT 画像からの疾患特徴抽出のための画像エンコーダを学習させた(図9右)。

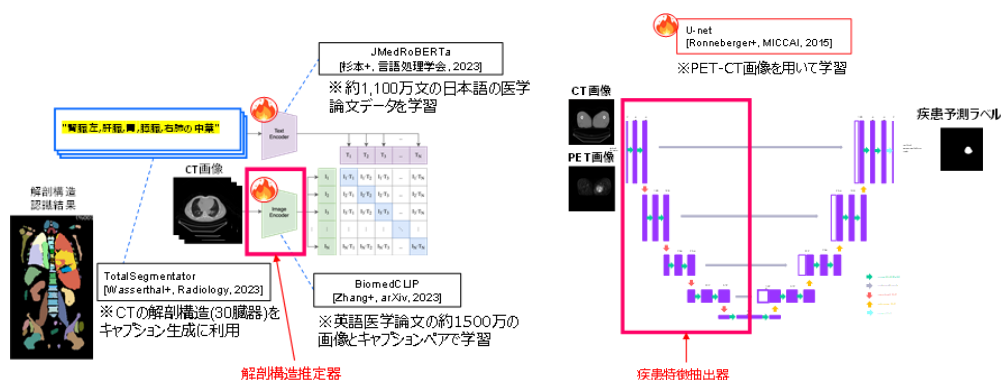


図9:CT 画像からの解剖構造推定器(左)と PET-CT 画像からの疾患特徴抽出器(右)。

その後、開発した画像エンコーダを SIP のテーマ 1 で開発された日本語医療特化型 LLM-jp と統合し、四肢の原発性軟部肉腫 PET-CT 画像の公開データセット(3,689 slices)を用いて、日本語の 31,012 question-answer ペアによる指示学習を行うことで、PET-CT 画像上の解剖構造や異常所見に関する日本語の質問に、日本語で回答可能な VQA アプリケーションを実現した(図10)。

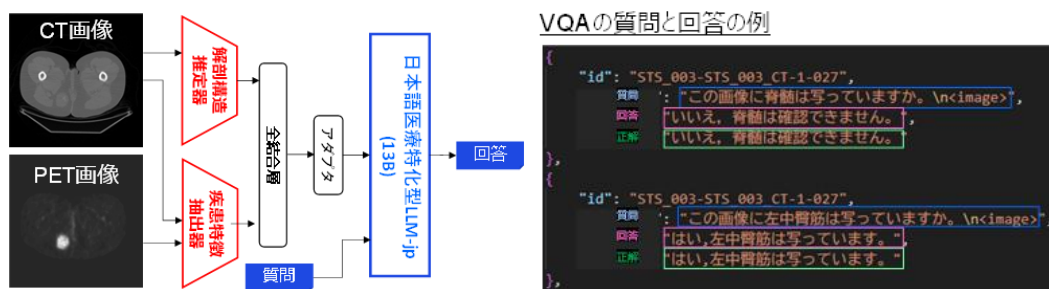


図10:構築した LMM の全体像(左)と出力例(右)

テストデータを用いて性能評価を行った結果, 画像エンコーダ(解剖構造推定器)単独の macro-sensitivity は, BiomedCLIP の 0.0598 に対して, 提案する画像エンコーダは 0.1435 であった. また, LMM の macro-sensitivity (30 臓器と 1 疾患)は 0.415 であった(図11).

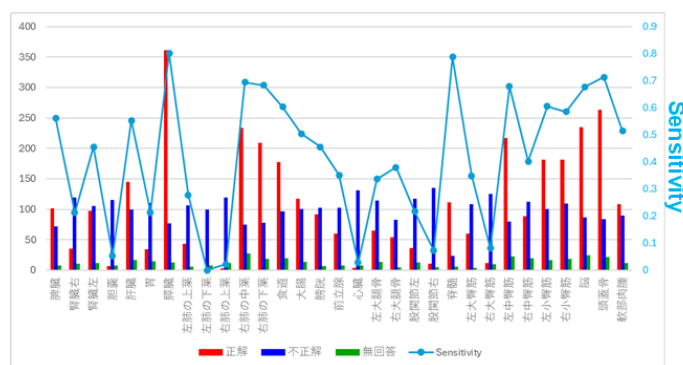


図11:30 臓器と 1 疾病に対する sensitivity(テストデータ)

さらに本研究では, 図12に示した VQA ユーザインターフェースも開発した. 将来は, 正答率の向上を実現した後, 画像以外の臨床情報の利用が可能になるように機能を拡張したり, 医師による任意の質問に対して回答が可能な LMM の開発に取り組む予定である. さらに, 図12のインターフェースを利用して臨床現場での評価をくりかえしながら, 正確なレポートを迅速に生成可能な SaMD の開発とその社会実装を目指す.

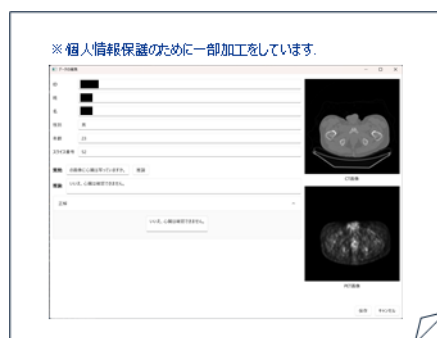


図12:VQA のためのユーザインターフェース

本研究開発は, 主たる共同研究者である東京農工大学の清水昭伸と, 協力機関の東京大学の花岡昇平, および, 名古屋工業大学の本谷秀堅が協力して進めた.

【研究開発テーマ 3-3】保健行政として健診を支援する医療 LLM ソリューションの開発

(3-3-1) 検診結果に基づく受診勧奨の必要性判定を支援する医療用 LMM の開発

自治医科大学の興梠・牧元グループでは、当初の予定通り心電図、胸部レントゲンは 15 万件以上を自治医科大学健診センターから抽出、さらに問診データと身体測定データ、採血・尿検査データと受診勧奨及びフォローアップデータを 11 万件以上を抽出した。さらに、自治医科大学附属病院から心電図データを 41 万件、レントゲンデータを 5 万件抽出した。心音データの収集も進め、約 300 件の収集が完了した。引き続き、上記データのクリーニング作業を行い、開発研究に不適切なデータを除外した。クリーニング作業後の心電図、胸部レントゲン検査、心音、身体測定及び問診データ各々から異常検知モデルの構築を進めた。さらに、医療用 LMM として、LLM-jp との接続作業を行い、ファインチューニングを行った。

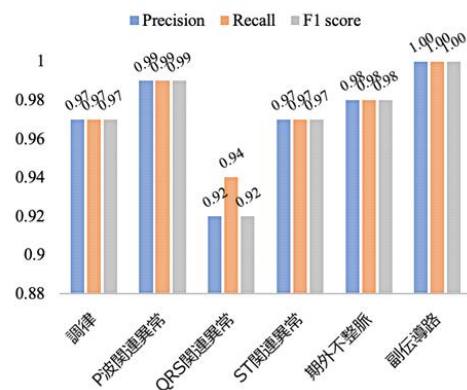
心電図モデルは心電図の自動判読機能を持ち、従来の健診医が行っている診断を補助する機能(健診医支援機能)に加え、心機能低下の可能性を算出するモデルを導入した(図13参照)。また、胸部レントゲン写真読影モデルは LLM-jp を組み込んだ LLaVa-JP のモデルが最も高い精度を示し、異常所見の検出精度は約 80%まで向上した(図14参照)。

制度・事業・社会的需要性の課題を把握するため、日本人間ドック予防医療学会と連携し(水野理事)、健診 AI の導入に対する意識調査や、どのような機能を持つ AI が望まれているか、というアンケート調査を行った。心臓検診に望み検出機能の対象疾患や、生活習慣改善のための取り組みなど、今後の課題を見つけることができた。また、事業面では、フクダ電子と共同でワークフロー要件を定義した。PMDA との総合相談を行い、今後の開発と PMDA 申請に向けての手順を確認した。

さらに、自治医科大学の大学院生が本研究プロジェクトに参加し、研究成果について、国内学会での発表・国際学会での発表を行った。現在は論文文化のために研究を継続しており、質の高い人材の育成が行えている。また、東京大学保健センターとの共同研究を開始し、外部データによる心電図解析の検証を行うことができた。この際にも、これまでに機械学習未経験であった医師・研究者に、データ解析や機械学習に触れる機会を作ることができた。

以上の様に、これまでの研究開発は予定通り進んでいる。本年度の成果はデータの収集、モデルの構築と、健診 LMM のフィージビリティの確認ができたことで、SIP3 最終目標達成に向けた基盤の確立である。SIP3 最終年度である 2027 年度に、健診現場で運用可能な LMM を社会実装する目標に向けて、精度の向上と、トラブルシューティング、そして社会的需要に応えられるモデル設計を行なっていく必要がある。次年度は、外部検証を進め、構築したモデルの実装手段の検討を進める。

ResNet18 + LLM-jp-3モデルによる心電図診断 出力性能



出力例:

心電図を評価しました。調律は洞調律です。QT間隔は0.40秒です。心拍数は72回/分です。ST部分は正常範囲内です。T波は正常範囲内です。期外不整脈を認めません。副伝導路の所見を認めません。

心電図の

- ① 調律
- ② 各心電図セグメントでの異常所見の有無
- ③ 期外不整脈の有無
- ④ 副伝導路の有無

を教えてください

健診医支援機能



心電図から心機能障害(心不全)を来しているリスクを算出し、リスクが高い場合には早期受診を勧める

従来にはなかった支援機能

図13:心電図診断の出力性能(左)と出力例(右)

(複数存在する)胸部レントゲン写真所見文の出力精度

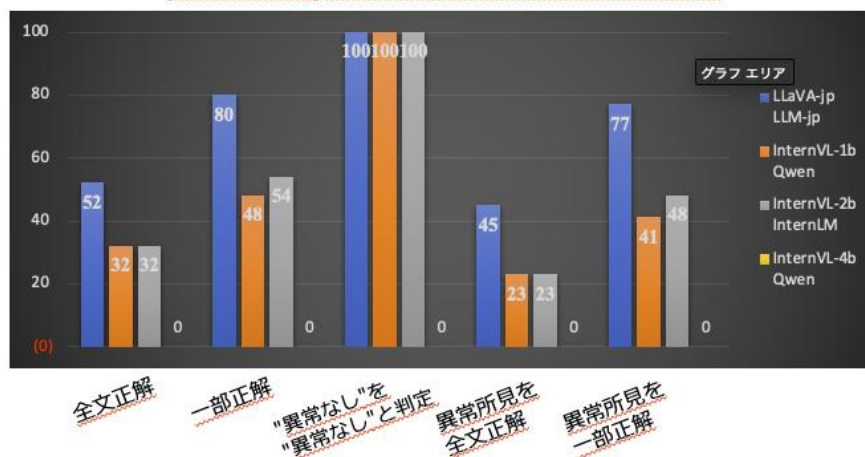


図14:胸部レントゲン写真所見分の出力精度

(3-3-2) 眼底画像を読影支援する医療 LMM

本研究開発では、健診における眼底写真読影を支援する医療用 LMM の開発を目的とし、問診・他検査画像・各種検査データを統合して眼底検査報告文を自動生成する技術の実現を目指した。

技術的には、自治医科大学健診センターに蓄積された過去 10 年分の眼底写真・CT・心電図・腹部エコー計約 50 万枚と視力・眼圧・血圧・採血・問診結果・判定情報等の構造化を完了し、LMM 学習用の統合データベースを整備した。これを基に、日本語医療用 LMM のベースモデルに対し眼科領域に特化したファインチューニングを実施し、視覚的所見と自然言語表現の対応を一定の精度で出力できるモデルを構築した。モデル提供時期の遅れによる影響はあったものの、調整の結果、必要な処理系の整備と基礎学習は完了し、出力品質も一定の水準に到達した。

制度面では、倫理的・法的整理を進め、自治医科大学倫理審査委員会より健診データ活用に関する承認を得たほか、医師による最終確認フローも設計された。さらに、開発した LMM は医療 AI ベンチャーである DeepEyeVision 社の読影支援ソリューションに組み込まれ、2024 年度第 4 四半期には社会実装が完了し、健診施設での実運用が開始された。読影医や施設スタッフからは自動生成報告文に対して概ね肯定的な評価が得られ、説明責任に配慮して参考データを付記する設計も採用され

た。また、眼科医・医療 AI 研究者・自然言語処理技術者による学際的チームの協働により、医療現場に即した LMM 設計・評価手法が確立され、人材育成にも寄与した。本研究開発は、主に自治医科大学の高橋グループが中心となって実施された。

（3-3-3）眼の大規模マルチモーダルデータを用いた疾患の予測

本研究開発では、眼底画像の血管情報を活用して疾患予測を行うことを目指し、眼底血管のセグメンテーション結果を一つのモダリティとして利用する AI の開発に取り組んだ。

撮影機器や染色方法の違いにより、画像認識精度が低下するドメインの問題に対しては、特徴マップをドメイン依存・非依存の二つに分け、Deep Canonical Component Analysis を用いて相関を抑制することで、ドメインに依存しない情報のみを用いた学習が可能となり、汎化性能の向上が確認された。さらに、一つのドメインからでもロバストな表現を得るために周波数成分に着目し、画像の低周波領域を除去する手法を導入し、未知ドメインへの汎化性を向上させた。

また、アノテーション付き画像が少ない状況を想定し、アノテーションのある血管部分を切り出して他画像に貼り付けることで、半教師あり学習の精度向上にも成功した。マルチモーダルデータ処理には、OCT 画像やカルテ情報、生活習慣データなどを統合するため、Vision Transformer を拡張した Selective Transformer を提案し、重要なパッチトークンのみを選択的に処理することで計算負荷を軽減しつつ高精度な認識を実現した。この Selective Transformer は欠損モダリティにも対応可能であり、推論に寄与したトークンの可視化によりブラックボックス性の緩和も図られている。

本研究には名城大学の修士学生 3 名が参画し、医用画像解析やマルチモーダル AI 技術の実践的研究を通じて高度研究人材の育成も行われた。本研究開発は、主に名城大学の堀田グループによって実施された。

3. 成果物の公表

3.1 論文など(原著論文, 学位論文, プロシーディングス, 総説, 解説, 速報など)

論文数(総数)	国際誌 (査読あり)	国際誌 (査読なし)	国内誌 (査読あり)	国内誌 (査読なし)
16	11	4	0	1

1. Physiology-aware PolySnake For Coronary Vessel Segmentation, Yizhe Ruan, Lin Gu, Yusuke Kurose, Junichi Iho, Youji Tokunaga, Makoto Horie, Yusuaku Hayashi, Keisuke Nishizawa, Yasushi Koyama, Tatsuya Harada, IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), 2024, doi: 10.1109/WACV61041.2025.00860.
2. Kaito Shiku, Kazuya Nishimura, Daiki Suehiro, Kiyohito Tanaka, and Ryoma Bise, Ordinal Multiple-instance Learning for Ulcerative Colitis Severity Estimation with Selective Aggregated Transformer, IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), 2025.
3. Takehiro Yamane, Itaru Tsuge, Susumu Saito, and Ryoma Bise, Adaptive Pseudo Label Selection for Individual Unlabeled Data by Positive and Unlabeled Learning, MICCAI Workshop (ADSMI), 2024.
4. Soufi, M., Otake, Y., Iwasa, M., Uemura, K., Hakotani, T., Hashimoto, M., ... & Sato, Y. (2025). Validation of musculoskeletal segmentation model with uncertainty estimation for bone and muscle assessment in hip-to-knee clinical CT images. Scientific reports, 15(1), 125.
5. T.Mano, R.Saito and K.Hotta, “Accuracy Improvement of Semi-Supervised Segmentation Using Supervised ClassMix and Sup-Unsup Feature Discriminator,” International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP2025), pp.592-600, Feb.26-28, 2025.
6. R.Saito and K.Hotta, “Domain Generalization Using Category Information Independent of Domain Differences,” International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (ICPRAM2025), pp.368-376, Feb.23-25, 2025.
7. Y.Furukawa, S.Kamiya, Y.Sakurada, K.Kashiwagi and K.Hotta, “Genetic Information Analysis of Age-Related Macular Degeneration Fellow Eye Using Multi-Modal Selective ViT,” European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshop on Bio-Image Computing (BIC), Sept.29, 2024.
8. 高橋秀徳. 糖尿病網膜症における AI 診断. Monthly Book OCULISTA. 2025, 144, 41-48

9. Makimoto H, Okatani T, Suganuma M, Kabutoya T, Kohro T, Agata Y, Ogata Y, Harada K, Llubani R, Bejinariu A, Rana OR, Makimoto A, Gharib E, Meissner A, Kelm M, Kario K. Identifying Ventricular Dysfunction Indicators in Electrocardiograms via Artificial Intelligence-Driven Analysis. *Bioengineering* (Basel). 2024;11:1069. doi: 10.3390/bioengineering11111069.
10. Makimoto H. Waist Circumference as a Superior Predictor of Atrial Fibrillation Compared to Body Mass Index? *JACC Asia*. 2025;5:140-142. doi: 10.1016/j.jacasi.2024.11.004.
11. Kamioka M, Narita K, Watanabe T, Watanabe H, Makimoto H, Okuyama T, Yokota A, Komori T, Kabutoya T, Imai Y, Kario K. Hypertension and atrial fibrillation: the clinical impact of hypertension on perioperative outcomes of atrial fibrillation ablation and its optimal control for the prevention of recurrence. *Hypertens Res*. 2024;47:2800-2810. doi: 10.1038/s41440-024-01796-3.
12. Akifumi Hagiwara, MD, PhD, Satoru Kamio, MD, Junko Kikuta, MD, PhD, Moto Nakaya, MD, Wataru Uchida, PhD, Shohei Fujita, MD, PhD, Stikov Nikola, PhD, Toshiaki Akasahi, MD, PhD, Akihiko Wada, MD, PhD, Koji Kamagata, MD, PhD, and Shigeki Aoki, MD, PhD: Decoding Brain Development and Aging Pioneering Insights From MRI Techniques. *Investigative Radiology* 60(3): p 162-174, March 2025. DOI: 10.1097/RLI.0000000000001120
13. Baba K, Yagi R, Takahashi J, Kishikawa R, Kodera S. JRadiEvo: A Japanese Radiology Report Generation Model Enhanced by Evolutionary Optimization of Model Merging. *arXiv*. 2024. doi.org/10.48550/arXiv.2411.09933
14. Takizawa R, Kodera S, Kabayama T, Matsuoka R, Ando Y, Nakamura Y, et al. Video CLIP Model for Multi-View Echocardiography Interpretation. *arXiv*. 2025. doi.org/10.48550/arXiv.2504.18800
15. Nakamura Y, Kodera S, Settai H, Shinohara H, Tamura M, Noguchi T, et al. CAG-VLM: Fine-Tuning of a Large-Scale Model to Recognize Angiographic Images for Next-Generation Diagnostic Systems. *arXiv*. 2025. doi.org/10.48550/arXiv.2505.04964
16. Takahashi J, Guan J, Sato M, Baba K, Haruguchi K, Nagashima D, Kodera S, et al. Application of Contrastive Learning on ECG Data: Evaluating Performance in Japanese and Classification with Around 100 Labels. *arXiv preprint arXiv:250409302*. 2025.

3.2 学会発表など((国内・国際)学会口頭発表・ポスター発表, 招待講演で成果を公表したもの)

1. 大規模日本語 VLM Asagi-VLM における合成データセットの構築とモデル実装, 上原 康平, 黒瀬 優介, 安道 健一郎, Jiali Chen, Fan Gao, 金澤 爽太郎, 坂本 拓彌, 竹田 悠哉, Boming Yang, Xinjie Zhao, 村尾 晃平, 吉田 浩, 田村 孝之, 合田 憲人, 喜連川 優, 原田 達也, 言語処理学会第 31 回年次大会 (NLP2025), 2025/3/10-14, 国内, ポスター. (委員特別賞 受賞)
2. Masked Autoencoder の自己教師あり学習に基づく頭部 CT 画像からのくも膜下出血の検知, 大野未来矢, 黒瀬優介, 渡谷岳行, 原田達也, 第 43 回日本医用画像工学会大会, 一橋講堂 (2024/8/5-7), 国内, 口頭.
3. Masked Autoencoder と注意機構を用いた 12 誘導心電図の異常検知, 今村健太, 黒瀬優介, 原田達也, 第 43 回日本医用画像工学会大会, 一橋講堂(2024/8/5-7), 国内, 口頭.
4. Physiology-aware PolySnake For Coronary Vessel Segmentation, Yizhe Ruan, Lin Gu, Yusuke Kurose, Junichi Iho, Youji Tokunaga, Makoto Horie, Yusuaku Hayashi, Keisuke Nishizawa, Yasushi Koyama, Tatsuya Harada, IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), Tucson, USA, 2025/2/28-3/4, 国際, ポスター.
5. SINET を介したデータベース基盤と HPC 基盤の連携:医療画像ビッグデータを活用する基盤の構築, 村尾晃平, 合田憲人, 大江和一, 大竹義人, 崇風まあぜん, 黒瀬優介, 二宮洋一郎, 明石敏昭, 佐藤真一, 森健策, 大学 ICT 推進協議会年次大会 2024, 2024/12/10-12, 国内, 口頭.
6. RLHF-based Q&A Pairs generation from Finding Texts of Abdominal CT images for Fine-Tuning of Medical Large Multimodal Models, Chuanyu Qi, Cheng Wang, Masahiro Oda, Kensaku Mori, IFMIA2025, P-100, IF250083, かがわ国際会議場, (2025/3/21) 国内, 口頭
7. Uncertainty-aware semi-supervised learning for enhanced multi-organ segmentation in CT volumes, Guotai Dong, Masahiro Oda, Yuichiro Hayashi, Kensaku Mori, Kazunari Misawa, SPIE Medical Imaging 2025, Paper 13408-28, Town and County Resort, San Diego, USA, 2025/2/16-2025/2/20,(2025/02/19) 国外, 口頭.
8. 大規模データベースにおける体幹部 CT 画像の自動筋骨格系セグメンテーションと解析, Sanaa Amina Gourine, 崇風 まあぜん, 大竹 義人, 政木 勇人, 村上 陽子, 永谷 幸裕, 渡邊 嘉之, 上村 圭亮, 高尾 正樹, 菅野 伸彦, 藤森 孝人, 佐藤 嘉伸, 日本医用画像工学会, 2024/8/5, 国内, 口頭.
9. 大竹義人, 日本医学放射線学会第 83 回学術集会 シンポジウム 16, AI-Driven Approaches in Musculoskeletal Imaging: Innovations and Future Directions, 横浜, 2024/4/13, 国内, 口頭.

10. 大竹義人, 日本デジタル歯科学会第 15 回学術大会 特別シンポジウム, AI による筋骨格画像解析とデジタル歯科への応用, 長崎, 2024/5/9, 国内, 口頭.
11. 大竹義人, 日本体力医学会大会第 78 回大会, シンポジウム 3, 医用画像にもとづく被験者個別の筋骨格構造の 3 次元モデリング, 佐賀, 2024/9/2, 国内, 口頭.
12. 瀬尾惟周, 志久開人, 仲野泰啓, 的場哲哉, 備瀬竜馬, 冠動脈 CT を用いた冠動脈疾患の手術支援, 2024 年度(第 77 回)電気・情報関係学会九州支部連合大会, 2024/9/27, 国内, 口頭
13. Yui Sasaki, Yusuke Kurose, Shouhei Hanaoka, Hidekata Hontani, Akinobu Shimizu: Vision language model for diagnostic support of PET-CT images, Proc. of International forum on medical imaging in Asia 2025, P-102, March 2025, 国内, ポスター
14. Domain Generalization by Processing Only Frequency Components with Domain Specific Information について, R.Saito and K.Hotta, International Forum on Medical Imaging in Asia(IFMIA2025), 2025/3/20-21, 国際, ポスター.
15. Neighbor-Aware Exploratory Vessel Segmentation について, Y.Furukawa and K.Hotta, International Forum on Medical Imaging in Asia(IFMIA2025), 2025/3/20-21, 国際, ポスター.
16. Accuracy Improvement of Semi-Supervised Segmentation Using Supervised ClassMix and Sup-Unsup Feature Discriminator について, T.Mano, R.Saito and K.Hotta, International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP2025), 2025/2/26-28, 国際, 口頭.
17. Domain Generalization Using Category Information Independent of Domain Differences について, R.Saito and K.Hotta, International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods (ICPRAM2025), 2025/2/23-25, 国際, ポスター.
18. Genetic Information Analysis of Age-Related Macular Degeneration Fellow Eye Using Multi-Modal Selective ViT について, Y.Furukawa, S.Kamiya, Y.Sakurada, K.Kashiwagi and K.Hotta, European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshop on Bio-Image Computing (BIC), 2024/9/29, 国際, ポスター.
19. 欠測モーダル補完を用いた加齢黄斑変性症に関連する遺伝子のマルチモーダル分類について, 佐合 建人, 櫻田 庸一, 柏木 賢治, 堀田一弘, 動的画像処理実利用化ワークショップ (DIA2025), 2025/3/5-6, 国内, ポスター.
20. 隣接情報を細分化した探索的な血管セグメンテーションについて, 古川陽一, 堀田一弘, ビジョン技術の実利用可ワークショップ(ViEW2024), 2024/12/5-6, 国内, ポスター.
21. Supervised ClassMix と Sup-Unsup Feature Discriminater による半教師ありセグメンテーションの精度向上について, 真野嵩大, 齋藤令次, 堀田一弘, ビジョン技術の実利用可ワークショップ(ViEW2024), 2024/12/5-6, 国内, ポスター.
22. 2 つの特徴マップ無相関化と量子ベクトルを活用したセマンティックセグメンテーションについて,

- 齋藤令次, 堀田一弘, 画像の認識・理解シンポジウム(MIRU2024), 2024/8/6-9, 国内, ポスター.
23. Multi-modal Selective ViT を用いた加齢黄斑変性眼の遺伝子情報解析について, 古川陽一, 櫻田庸一, 柏木賢治, 堀田一弘, 画像の認識・理解シンポジウム(MIRU2024), 2024/8/6-9, 国内, ポスター.
24. 的場哲哉, 仲野泰啓, 香月俊輔, 興梠貴英, 今井靖, 苅尾七臣, 甲谷友幸, 牧元久樹, 中山雅晴, 安田聡, 清末有宏, 小寺聡, 宮本恵宏, 北井豪, 辻田賢一, 坂田泰史, 山口修, 廣井透雄, 藤田英雄, 永井良三「Real-World Evidence of PCI based on the Clinical Deep Data Accumulation System (CLIDAS)」日本心血管インターベンション治療学会 2024(2024年7月25-27日, 国内, 口頭)
25. 冠動脈 CT 読影支援システムの社会実装について, 九州大学循環器内科 的場哲哉, 富士フィルム株式会社 岸部秀昭, SIP 第3期「統合型ヘルスケアシステムの構築における生成AIの活用」2024年度公開シンポジウム(2025/4/30, 国内, ポスター)
26. Efficient Region-Based Lymph Node Labeling in Chest CT Using Segment Anything Model 2. 松本大亮, 菊地智博, 興梠貴英, 他. International Forum on Medical Imaging in Asia 2025, 2025/3/20, 国際, ポスター
27. AI を利用した研究テーマの探索と立案, 牧元久樹, 第5回日本不整脈心電学会関東甲信越支部地方会, 2025年1月18日, 国内, シンポジウム
28. 機械学習を用いた循環器疾患における新たな知識発見の試み, 牧元久樹, 興梠貴英, 第44回医療情報学連合大会, 2024年11月24日, 国内, シンポジウム
29. Impact of Abnormal ECG and Blood Pressure Findings in Health Check-ups on Cardiovascular Care, 亀田聡子, 牧元久樹, 藤原健史, 菊地智博, 苅尾七臣, 興梠貴英, 宮下洋, 第88回日本循環器学会学術集会, 2025/3/30, 国内, ポスター.
30. Impact of Abnormal Electrocardiogram Findings on Cardiovascular Care: Findings from 15 Years of Health Check-ups, 亀田聡子, 牧元久樹, 藤原健史, 菊地智博, 苅尾七臣, 興梠貴英, 宮下洋, European Heart Rhythm Association 2025, 2025/4/1, 国際, ポスター.
31. AI in vitreoretinal diseases, TAKAHASHI Hidenori, The 17th Joint Meeting of Japan-Korea-China Ophthalmologists, 2024/11/9, 国際, 口頭.
32. 眼底撮像装置用AIの開発と克服すべき現状の問題について, 高橋秀徳, 第129回日本眼科学会総会, 2025/4/17, 国内, 口頭.
33. 2024年6月29日 第65回日本心身医学会総会ならびに学術講演会, 教育講演, 演題:次世代医療を創るAI技術の力, 発表者:小寺聡
34. 2024年11月22日 第44回 医療情報学連合大会, 大会企画2, 演題:循環器AIの進化を加速するマルチモーダル基盤モデルの力, 発表者:小寺聡
35. 2024年11月30日 第37回日本冠疾患学会学術集会, 合同シンポジウム 演題:循環器診療におけるAI技術の革新と展望, 発表者:小寺聡
36. 2025年1月18日 日本不整脈学会 第5回関東甲信越支部地方会, シンポジウム, 演題:AI

を循環器診療および基礎研究に利用する, 発表者: 小寺聡

37. 2025 年 3 月 30 日 第 89 回日本循環器学会学術集会, シンポジウム, 演題: Exploring the Future of Cardiovascular Care with Multimodal AI, 発表者: 小寺聡
38. 2024 年 12 月 NeurIPS workshop Title: JRadiEvo: A Japanese Radiology Report Generation Model Enhanced by Evolutionary Optimization of Model Merging, Baba, Kodera
39. 2024 年 12 月 NeurIPS workshop Title: Application of Contrastive Learning on ECG Data: Evaluating Performance in Japanese and Classification with Around 100 Labels. Takahashi J, Guan J, Sato M, Baba K, Haruguchi K, Nagashima D, Kodera S

3.3 診療ガイドライン, 省令, 基準, 日本薬局方, 添付文書改訂, 国の技術文書(通知)等への反映

該当なし

3.4 研修プログラム, カリキュラム, シラバス, 教材, e-learning 等の公表

1. 2024 年 9 月 27 日 第一回 AI ハンズオンセミナー, 開催地: 仙台, 29 名の医療関係者に心電図 AI のハンズオンセミナーを実施した。
2. 2025 年 3 月 29 日 第二回 AI ハンズオンセミナー, 開催地: 横浜, 32 名の医療関係者にレントゲン AI のハンズオンセミナーを実施した。

3.5「国民との科学・技術対話」に対する取り組み

1. サステナブルな 黄斑疾患 診療, 高橋秀徳, 北関東 眼疾患 セミナー 2024, 2024/10/25, 国内。
2. AI の医療応用の現在そしてこれから, 高橋秀徳, 第 28 回北区医師会医学会, 2024/10/26, 国内。
3. 眼底画像を読影支援する医療 LMM, 高橋秀徳, 世界糖尿病デー健康フェスタ, 2024/11/7, 国内。
4. 眼科AI上市経験～OCT からの視野推測開発まで～, 高橋秀徳, 第 27 回御茶ノ水眼科先進医療セミナー, 2024/11/20, 国内。
5. 造影剤を用いない非侵襲 AI 網膜検査と 30 分かかる視野検査を 2 秒で推論する AI の研究開発, 高橋秀徳, CHUGAI INNOVATION DAY 2024, 2024/11/26, 国内
6. OCT から視野を数秒で推測する AI の上市を目指して ～超広角眼底カメラから網膜裂孔を検出する AI など～, 高橋秀徳, 第 138 回 日大眼科症例検討会, 2025/4/26, 国内。
7. パネルディスカッション「国産医療 LLM/LMM の社会実装に向けて」, 高橋秀徳, SIP 第 3 期「統

【経理様式 1 別添】【R6 生成AI】

合型ヘルスケアシステムの構築における生成 AI の活用」公開シンポジウム, 2025/4/30, 国内.

3.6 その他

1. 「生成 AI で画像と文書を同時処理、日本語特化版 東大など」日本経済新聞. 2025/3/17.
2. 「東大、日本語視覚言語モデル開発 オープンに利用可能」日刊工業新聞. 2025/2/26.
3. 2025 年 2 月 20 日 日本医師会「AI の臨床利用に関する検討委員会」, 演題:医療 AI の進化と大規模マルチモーダルモデル(LMM)の役割を慎重に考える, 発表者:小寺聡
4. 「DeepEyeVision, AI が眼底検査所見 医師の読影補助に活用」日刊工業新聞. 2024/12/24.

以上