

令和6年度 成果報告書

基本情報(公開)

事業名 プログラム名		SIP 第 3 期補正予算 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		LLM／LMMを用いた包括的な画像診断のレポートニング支援システムの構築
研究開発 担当者＊ 1	機関名	国立大学法人神戸大学
	所属	大学院医学研究科
	役職	教授
	氏名	村上 卓道
実施期間＊2		令和6年6月6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

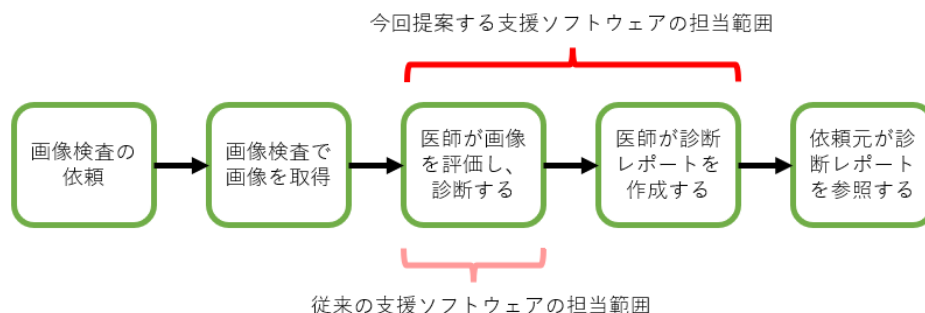
画像診断(放射線診断学)は、医用画像を評価することで疾患の診断・進展を評価する医学の学問領域である。一般的な放射線科医は医療現場で文章を用いて読影レポートを大量に作成しているが、これまで読影レポートが放射線診断学の直接の研究対象になることは稀であった。特に画像とレポートの両方を使った研究は極めて少ない。このため、診断レポートの作成について放射線科医を直接に支援する日本語対応のソフトウェアは本テーマの研究者の知る限り存在しない。

しかし、ChatGPT などの大規模言語モデル(LLM)の登場以後、ChatGPT を使って読影レポートを研究の対象にする機運が高まっている。一方、大規模マルチモーダルモデル(LMM)を画像診断に用いた研究例はほとんどなく、日本語については本テーマの研究者の知る限り存在しない。

本提案の 1 つ目の目的は、LLM による医用自然言語処理と LMM による医用画像処理を使って画像診断の読影レポートや画像を LLM や LMM に学習させ、画像診断における画像の評価から読影レポート作成までのワークフローをソフトウェアで支援することである。

わが国では、他の先進国と比べて放射線科医一人当たりの CT・MR の検査件数が圧倒的に多く、放射線診断専門医の増員と同時に業務内容の効率化が求められる。本提案の結果得られるアプリケーションは、放射線科医の作業効率を高めることに貢献が期待されると同時に、読影レポートの品質の画一化や遠隔医療の促進にも効果が期待できると考えられる。また本アプリケーションの搭載が想定されるのは医療情報システム(EMR:市場規模 292,032 百万円)、遠隔/オンライン診療システム(市場規模 15,350 百万円)、医療用画像管理システム(PACS:市場規模 56,870 百万円)であり、商品化によりある程度の規模の市場に貢献できると判断できる。

一般的な画像検査のワークフローと画像診断支援ソフトウェアのユースケースを下図に示す。従来の支援ソフトは、画像のみを畳み込みニューラルネットワーク(CNN)などの AI に学習させており、画像評価のみの支援がほとんどである。今回提案する支援ソフトウェアは画像評価および読影レポート作成の両方の支援を目的としている。LLM・LMM を使うことで臨床情報や医学的な文脈を支援ソフトウェアに理解させられる可能性が高く、これにより本提案では放射線科医に対して従来よりも効果的な支援が期待できる。また、後述するように、JMID の大規模なデータベースと LLM・LMM を連携させ高品質な AI システムを構築することで、さらなる業務効率の改善が期待できる。

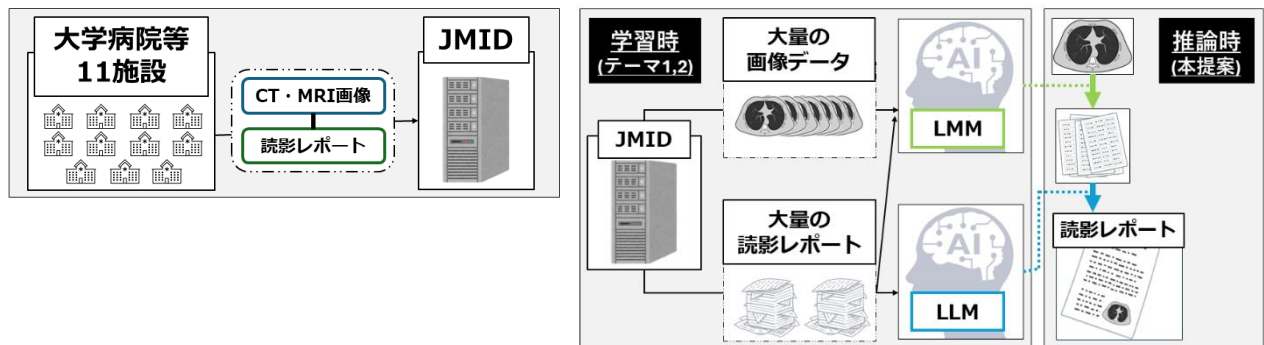


一般的な画像検査のワークフローと画像診断支援ソフトウェアのユースケースの図

本提案の 2 つ目の目的は、テーマ 1・2 に巨大な画像診断データベースを貸与し、画像診断のための LLM・LMM 構築に協力することである。画像診断では、各画像検査に対して放射線科医が読影レポートを記載することが一般的である。診療の結果、各病院に画像と読影レポートのペアが蓄積されており、各病院

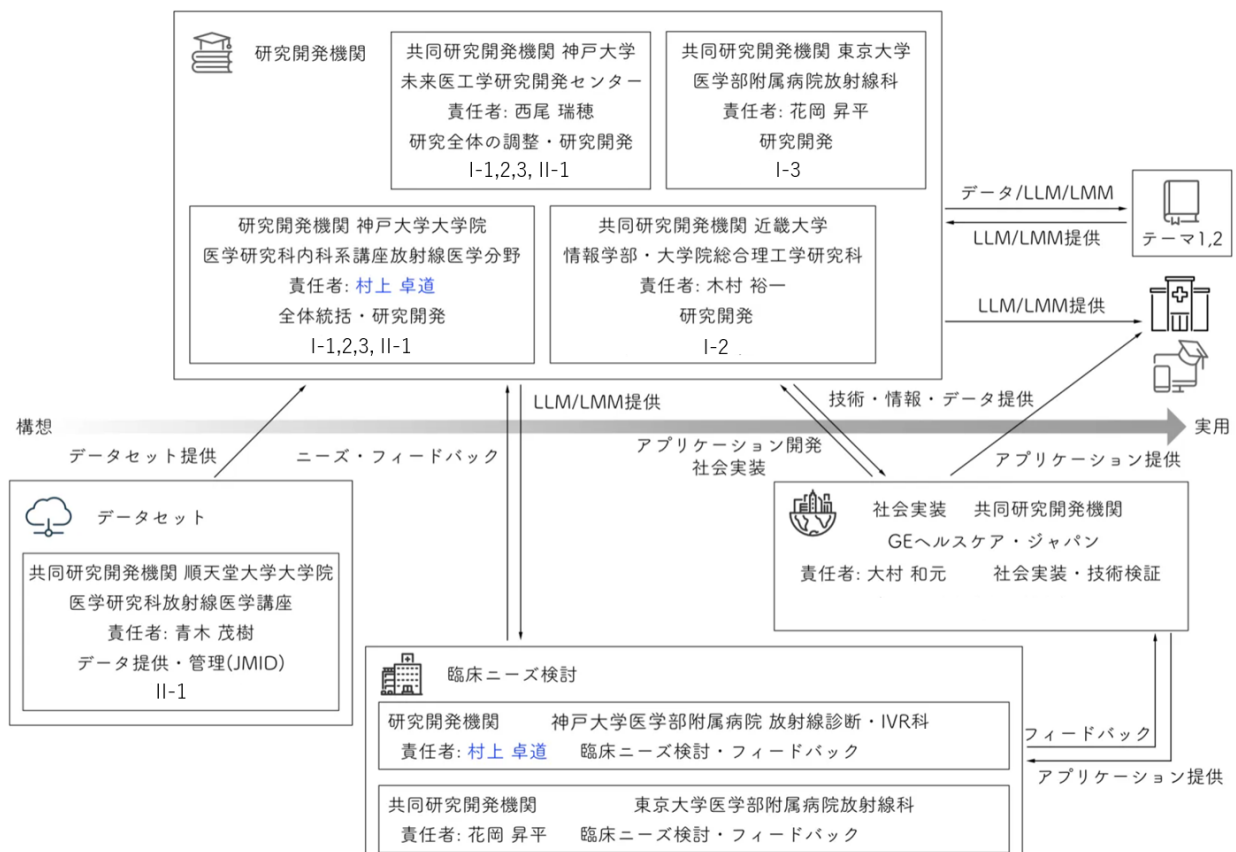
【経理様式 1 別添】【R6 生成AI】

はテーマ1の LLM やテーマ 2 の LMM のためのデータを保持している。画像診断の画像と読影レポートのデータベースで最大のものは、日本医学放射線学会の Japan Medical Image Database (JMID)である。JMID では、複数の大学病院・医療施設から悉皆的に収集された CT・MRI の画像やレポートが蓄積されており、2023 年 4 月時点で画像枚数 4 億枚(読影レポート数 100 万件)を超えており、以後もデータは増えている。本提案では、画像診断特化の LLM・LMM のために、テーマ1・2 の研究に JMID のデータを貸与する予定である。なお、テーマ 2 では JMID を利用するプロジェクトが採択済みであり、そのプロジェクトと本提案とは密な連携が期待できる。貸与の結果、テーマ1・2 で構築された画像診断特化の LLM・LMM が有用であれば、それらを本提案に取り込んでいき、テーマ間の連携を行う。



(左図)JMID の概要と(右図)JMID を伴うテーマ間の連携、右図では RAG を使う事を想定

1.2 研究開発実施体制



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 3 ソリューション/アプリケーション開発				
アルゴリズム開発（サブテーマ I）				
アルゴリズム設計		←→		
学習データ・正解データ準備		←→	→	
アルゴリズム開発		←→		→
アルゴリズム評価・Feedback			↔	↔
テーマ1,2の LLM,LMM 取り込み				↔
アルゴリズム最終評価				↔
アウトリーチ活動(学会発表)	↔		↔	↔
アウトリーチ活動(継続的発信等)				↔
プロトタイプ開発（サブテーマ I）				
開発プラットフォーム環境構築		↔		
プラットフォーム調査・動作確認		←→		
プロトタイプデザイン設計		←→		
プロトタイプ実装		←→		→
アルゴリズム API 開発		←→	→	
アルゴリズム組み込み		←→	↔	↔
プロトタイプ評価・Feedback		▼ ▼ ▼	▼ ▼ ▼	▼ ▼ ▼
プロトタイプ最終評価				↔
テーマ1医療 LLM 基盤の研究開発・実装/テーマ、 および、テーマ2医療 LMM の研究開発・実装 との連携（サブテーマ II-1）				
連携内容の決定		←→		
データ準備		←→		

【経理様式 1 別添】【R6 生成AI】

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)
データ貸し出し		←		→
アルゴリズム受け取り				↔

2. 本年度の成果・進捗の概要

成果の概要

本テーマでは、SIP の研究期間は 1 年度限りである。本テーマの最終目的は放射線科医の画像診断からレポート作成までを支援するソフトウェアの開発である。この最終目的のために、下記の通り、研究のサブテーマ 3 つと開発のサブテーマ 1 つが設定された。これらのサブテーマの成果はこの項の後半に記述する。

研究のサブテーマ

- 1 LMM を用いて画像から読影レポートの下書きを自動生成する研究(対象は胸部レントゲン写真や頭部 CT)
- 2 LLM を用いて読影レポートの所見欄から診断欄を自動生成する研究
- 3 読影レポートから重大イベントを LLM で自動検出する研究

開発のサブテーマ

- 1 研究のサブテーマで開発されたモデルを組み込んだプロトタイプの開発

本テーマの分担施設である順天堂大学はテーマ 2 にも参加した。順天堂大学は本テーマおよびテーマ 2 に対して巨大な画像診断データベースである J-MID を貸与し、画像診断のための LMM 構築に協力した。

テーマ1・2で開発された LLM・LMM は公開されたが、その公開が SIP の研究期間の終了時期に近かったため、本テーマではテーマ1・2の LLM・LMM は利用できなかった。本テーマでは、代わりにオープンな LLM などを基盤モデルとして利用した。

XRL の観点

本プロジェクト全体として XRL の 5 つの視点からみると、技術開発(TRL)ではモデル開発、プロトタイプ開発を通して当初目的をほぼ達成した。またモデル開発を通して LLM/LMM の開発スキルについて人材育成(HRL)を行うことが出来たと考えている。社会受容性(SRL)としては最近の学会発表等を鑑みても本プロジェクトに関係する研究発表が出始めている。環境整備(GRL)については、本プロジェクトで想定しているソフトウェア医療機器の分野は政策的にも導入を加速する方向に進んでいる。SRL・GRL のいずれの観点からも、非常に良いタイミングで本テーマの研究開発を進めること

【経理様式 1 別添】【R6 生成AI】

が出来たと思われる。また事業開発(BRL)では社会実装については次節で述べるが、アプリケーションプロトタイプの開発と評価結果から少なくともアプリケーションニーズの観点からは必要な準備/評価を行うことが出来たと考えている。

研究のサブテーマおよび開発のサブテーマの成果

研究のサブテーマ 1:LMM を用いて画像から読影レポートの下書きを自動生成する研究

この研究では、LMM を用いて、胸部レントゲン写真や頭部 CT といった医用画像から、読影レポートの所見欄の下書きを自動生成することを目指した。神戸大学では、LLAVA をベースとした LMM を MIMIC-CXR のレントゲン写真でファインチューニング(LoRA finetuned)を実施した。このファインチューニングされた LMM は、BLEU、BertScore、RougeL、RadGraph (Cmpl)といった各種指標で評価され、ファインチューニング前の LLAVA や OpenAI API (gpt-4o-mini)の性能を超えた。具体的には、ファインチューニングされた LLAVA 1.5 では BertScore が 0.5、RougeL が 0.248、RadGraph (Cmpl)が 0.13 であり、これは LLAVA 1.5 の 0.188、0.138、0.021 や gpt-4o-mini の 0.270、0.105、0.0513 を上回った。

Model	BLEU	BertScore	RougeL	RadGraph (Cmpl)
LLAVA 1.5	0.005	0.188	0.138	0.021
LLAVA 1.5 lora finetuned	0.027	0.5	0.248	0.13
LLAVA 1.6	0.004	0.23	0.139	0.021
LLAVA 1.6 lora finetuned	0.026	0.497	0.241	0.127
OpenAI API (gpt-4o-mini)	0.00209	0.270	0.105	0.0513

また、神戸大学で、J-MID から約 2 万件の頭部 CT データを選択し、その頭部 CT 画像とレポートを使った LMM(Qwen2VL)のファインチューニングも行われ、頭部 CT 検査に関するレポート生成が技術的に可能であることが確認できた。

研究のサブテーマ 2: LLM を用いて読影レポートの所見欄から診断欄を自動生成する研究

この研究では、読影レポートの所見欄の記述から、診断欄の下書きを LLM を用いて自動生成することを目指した。神戸大学では、CT・MRI のレポートを対象に、J-MID の約 100 万件のレポートデータを使用して、mT5-large、llama3.1、llama3.0 ELYZA といった LLM のファインチューニングを行った。その結果、llama3.0 ELYZA 8b モデルが、Rouge1、Rouge2、RougeL、METEOR といった指標で良好な結果(RougeL=0.526 など)を示した。

Model	Rouge1	Rouge2	RougeL	MOTEOR
mT5-base(既存の論文)	0.500	0.397	0.479	0.506
mT5-large	0.544	0.443	0.523	0.536
llama3.1 8b	0.548	0.440	0.525	0.533
llama3.0 elyza 8b	0.549	0.441	0.526	0.534

近畿大学では、パブリックデータのレントゲン写真レポートを対象に、約 3000 件の翻訳済み日本語レポートと T5 モデルのファインチューニングを使用して、診断欄生成 LLM を作成した。この研究では、T5 モデルの精度が ChatGPT(gpt-3.5)を超えたことが示された。下の表に T5 モデルの ROUGE の数値を示す。表が示すように、T5 モデルはデータセットサイズを増やすことで精度が向上した。例えば、データセットサイズ約 3000 件の場合、Rouge1=0.606、Rouge2=0.468、RougeL=0.587 であり、これは ChatGPT(gpt-3.5)の Rouge1=0.238、Rouge2=0.072、RougeL=0.213 よりも高精度であった。

データセットサイズ	ROUGE1	ROUGE2	ROUGEL
750	0.573	0.437	0.553
1500	0.586	0.453	0.563
2250	0.597	0.461	0.576
3042	0.606	0.468	0.587

研究のサブテーマ 3:読影レポートから重大イベントを LLM で自動検出する研究

この研究では、読影レポートのテキスト情報から、患者の治療や予後にとって重要な意味を持つ「重大イベント」を LLM を用いて自動的に検出することを目指した。神戸大学では、1000 例弱の重大イベントを含むレポートを収集した。このレポートを用いて、4 種類の LLM と 4 種類の入力パターン(計 16 種類)についてファインチューニングを行った。その結果、llama3 ELYZA 8b モデルが、PR-AUC および ROC-AUC の両方で 0.95 というベストの結果を達成した。入力情報としては、「所見のみ」、「所見+依頼科」、「所見+依頼科+臨床診断」などが試され、ベストの llama3 ELYZA 8b のモデルでは「所見+依頼科」が利用された。東京大学では、神戸大学とは別に、5年間のレポートを使用して重大イベントの予測モデルを構築した。これは学習済み BERT をベースにしたモデルであり、内部検証では ROC-AUC=0.89 の予測精度であった。東京大学のモデルを使って神戸大学のデータセットで評価した外部検証では AUC=0.86 であった。これらの結果は、重大イベントの予測 LLM が臨床使用に耐える可能性を示唆した。

モデル	入力	PR-AUC	ROC-AUC
llama2 7b	1	0.8645	0.8884
llama2 7b	2	0.8602	0.8823
llama2 7b	3	0.8845	0.8902
llama2 7b	4	0.7992	0.8647
llama3 8b	1	0.9460	0.9504
llama3 8b	2	0.9260	0.9323
llama3 8b	3	0.9281	0.9451
llama3 8b	4	0.9309	0.9389
llama3.1 8b	1	0.9291	0.9454
llama3.1 8b	2	0.9300	0.9365
llama3.1 8b	3	0.9270	0.9349
llama3.1 8b	4	0.9302	0.9345
llama3 elyza 8b	1	0.9367	0.9533
llama3 elyza 8b	2	0.9529	0.9534
llama3 elyza 8b	3	0.9402	0.9497
llama3 elyza 8b	4	0.9281	0.9394

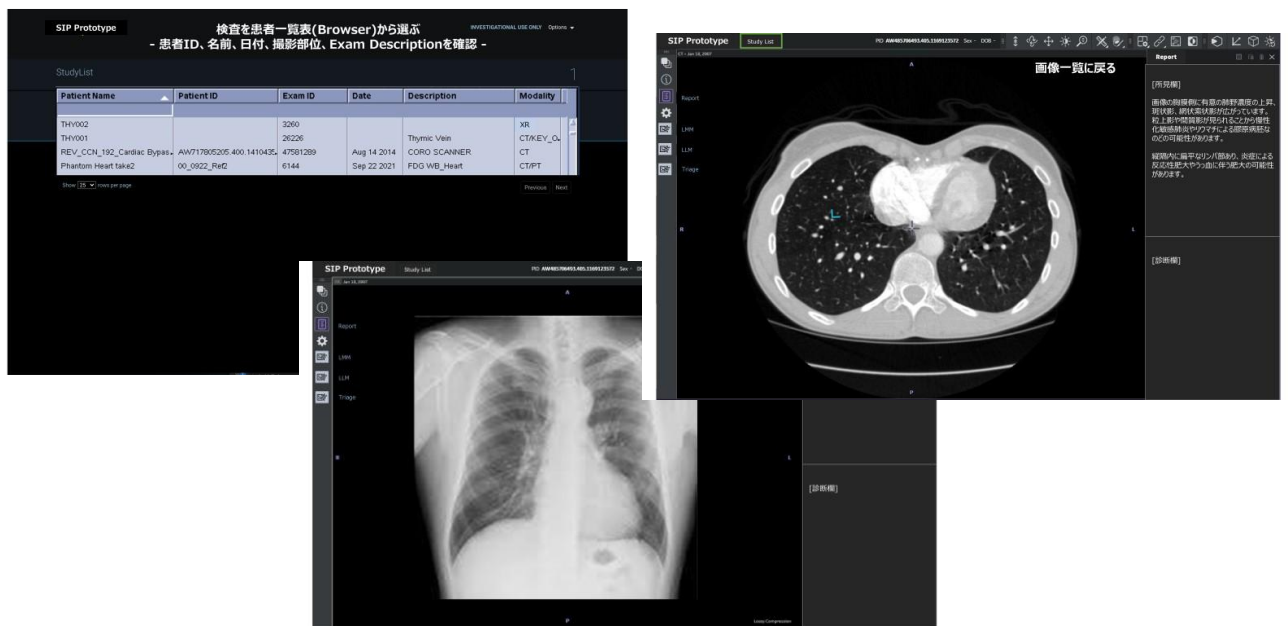
入力1: 所見のみ、入力2: 所見+依頼科、入力3: 所見+依頼科+臨床診断、
入力4: 所見+依頼科+臨床診断+依頼内容

Model	評価方法	Dataset	ROC-AUC
東京大学, BERTベース	internal validation	東京大学	0.89
東京大学, BERTベース	external validation	神戸大学	0.86
神戸大学, llama3 elyza 8b	internal validation	神戸大学	0.95

開発のサブテーマ1:研究のサブテーマで開発されたモデルを組み込んだプロトタイプの開発
 本プロジェクトでは前記それぞれのモデルを組み込んだアプリケーションプロトタイプの開発を行った。
 開発にあたり、まず下図に示すような User Scenario 及び Story Board の作成を通して簡単な仕様の検討を行った。

Level User Scenario		
画像をLMM①に入力すると、レポートの所見欄の下書きが得られる（LMMへの入力前には、所見欄は空白）		
医師が所見欄の下書きを適宜修正し、レポートの所見欄を完成させる		
完成した所見欄の文章をLLM②に入力するとレポートの診断欄の下書きが得られる		
医師が診断欄の下書きを適宜修正し、レポートの診断欄を完成させる		
読影所見レポートをLLM③に入力すると重大イベントを得られる		
のOut Of Scope		
所見キーワードをLMM①に入力すると所見レポートを得られる		
下書き所見レポートをLLM②に入力すると校正した所見レポートを得られる		
生成した診断レポートを保存できる		
User Story (detail)	Expected Result	優先度
Protoを起動する	Web Browser上指定URLにアクセスでき、Protoを起動できる。 固定のExam/SeriesリストがWeb Browser上表示される。	症例指定してURLを叩いてもOK 患者リストはNice To Have
画像一覧からExam/Seriesを選択する	選択したExam/SeriesがHighlightされ区別できる。選択し直しもできる。	NicetoHave
選択したシリーズ画像をDICOM ViewerにLoadする	選択したシリーズ画像がDefault Layoutで表示できる。Default Layoutの指定・変更ができる。	Layout変更はNicetoHave
Loadした画像のWW/WL, Scroll, PAN, Zoom, Layout変更、MPR表示を調整・確認する	Userの操作通りに、WW/WL, Scroll, PAN, Zoom, Layout変更、MPR表示ができる WW/WL, Scroll, PAN, Zoomはマウス操作とKeyboard操作両方とも可能	Scroll: Must Other: NicetoHave
LMMボタンを押す	Loadしたシリーズの処理済みJPG/PNG画像がLMMモデルに渡せる。 LMMモデルが所見レポート下書きを生成できる。	
所見レポート下書きを所見欄で確認する	右側にReport Windowが表示されている。Report Windowには所見欄と診断欄がある。 LMMモデルが生成した所見レポートが所見欄に表示されている。 (所見欄、診断欄に記述があった場合は、削除され上書きされる) (モデルが生成できなかった場合はBlankが返され、所見欄もBlankになる[デモでは無い])	
所見レポート下書きを確認・修正する	所見欄の変更・追加・削除が可能 (確定ボタンはなく、いつでも編集可能)	
LLMのボタンを押す	所見欄に入力されている内容をLLMモデルに渡せる。 LLMモデルが診断レポート下書きを生成できる。 (診断欄に記述があった場合は、削除され上書きされる) (モデルが生成できなかった場合はBlankが返され、診断欄もBlankになる[デモでは無い]) (工数の関係で診断欄に重大イベントを表示する場合は上書きされる[デモでは症例が違うのであり得無い])	
診断レポート下書きを診断欄で確認する	LLMモデルが生成した診断レポートが診断欄に表示されている。 入力した所見レポートも所見欄にそのまま表示されている。 (所見欄、診断欄はいつでも編集可能。削除したり壊したら再度生成し直す)	
診断レポート下書きを確認・修正する	診断欄の変更・追加・削除が可能 (確定ボタンはなく、いつでも編集可能)	
所見欄、診断欄を閉じる	Report Windowが閉じる (所見欄、診断欄の記載内容は削除される) ->	患者リストを表示するときに閉じてもOK

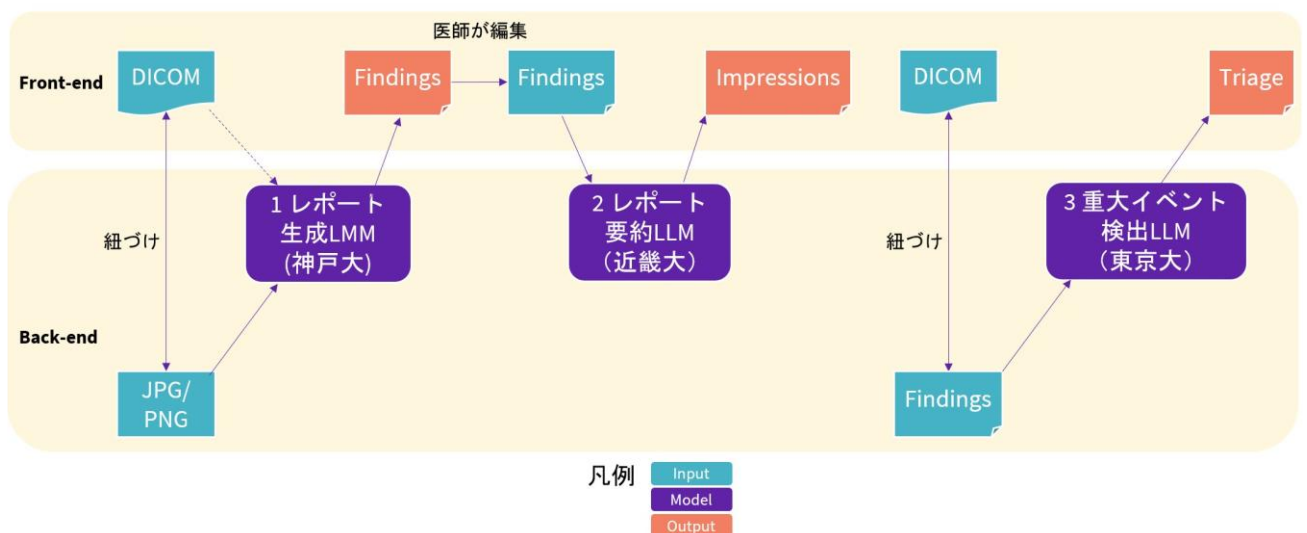
User Scenario の例



Story Board の例

また各大学で開発したモデル用いたアプリケーションプロトタイプの実装イメージは以下の通りである。

3つのモデルを含めたワークフロー

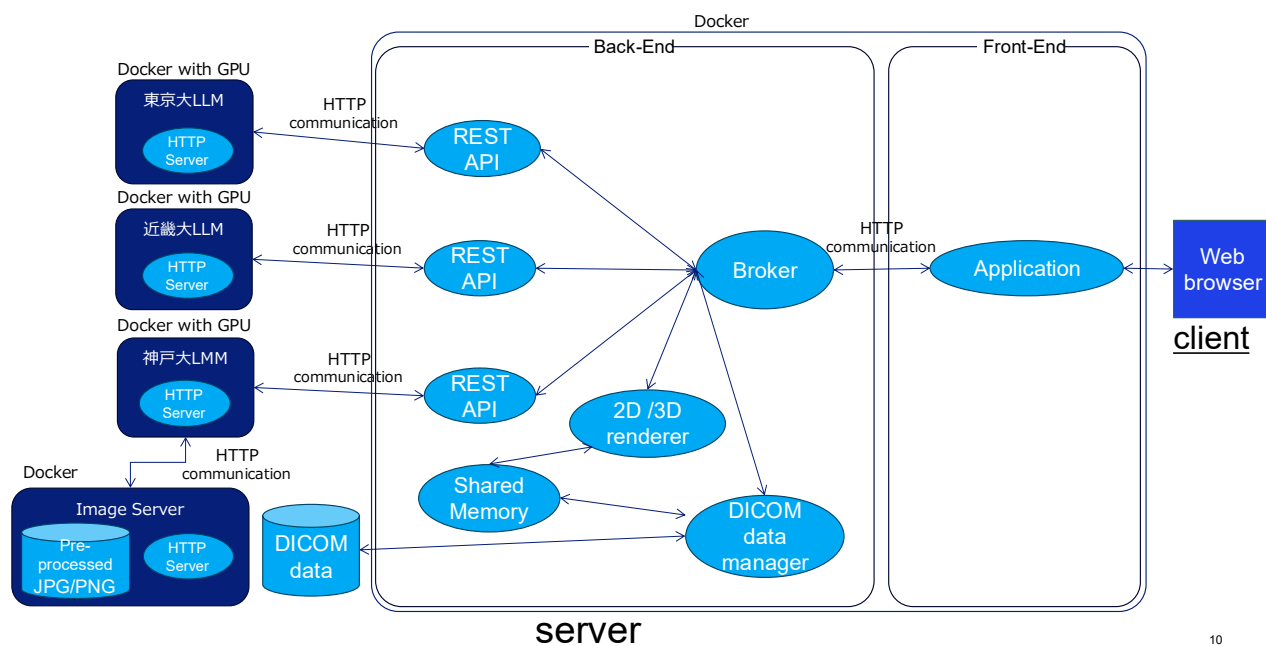


これらの仕様、デザインをベースに開発を進めることとしたが、開発にあたっては GE ヘルスケアが所有する画像処理アプリケーション開発用プラットフォームを用いて、以下のシステム構成で上記の仕様

【経理様式 1 別添】【R6 生成AI】

を満たす Server-Client 型のアプリケーションプロトタイプを作成することとした。

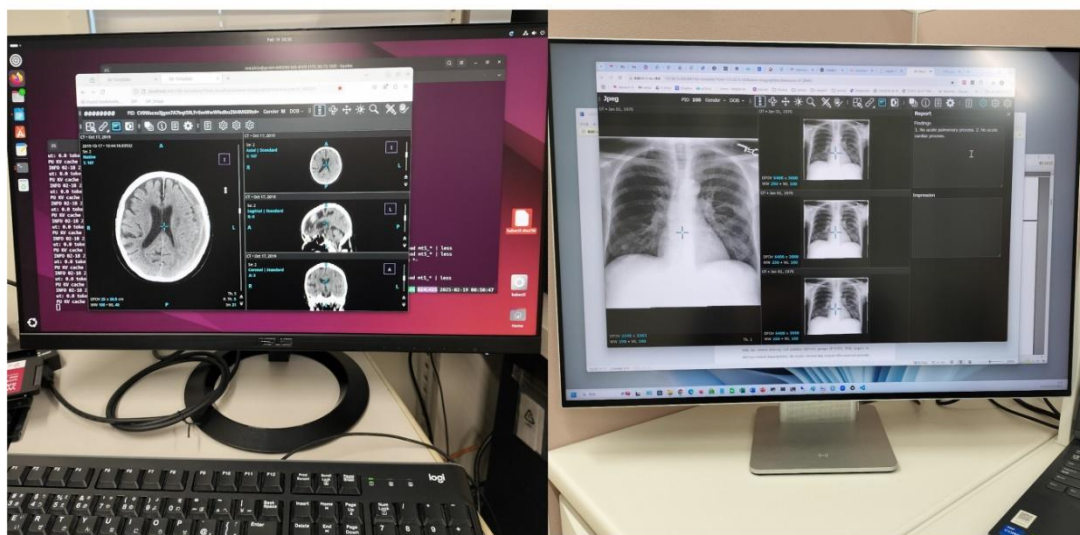
プロトタイプソフトウェアのシステム構成図



10

完成したアプリケーションプロトタイプの動作状況を以下に示す。アプリケーションとして求められる必要最小限の機能の実現はできたと思われる。

プロトタイプソフトのスクリーンショット



サーバー機

クライアント機

11

また、フィードバックを得るために、二名の放射線科診断専門医がこのプロトタイプのソフトウェアを使用した。その二名からは、臨床における性能次第では臨床使用してみたいとの意見を得られた。

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)	(内国際誌)	(内国内誌)
14	10	4

国際誌

1. Sakamoto N, Fukuda T, Horinouchi H, Taniguchi T, Mori T, Koda Y, Yamanaka K, Takahashi H, Okada K, Watanabe T, Hayashi T, Nomura Y, Matsushiro K, Ueshima E, Okada T, Sugimoto K, Murakami T. Pre-emptive aortic side branch embolization during endovascular aneurysm repair using the excluder stent-graft system: A prospective Multicenter study. J Vasc Interv Radiol. 2024 Jun;35(6):874-882. doi: 10.1016/j.jvir.2024.01.032.
2. Shimada R, Sofue K, Ueno Y, Wakayama T, Yamaguchi T, Ueshima E, Kusaka A, Hori M, Murakami T. Utility of Thin-slice Fat-suppressed Single-shot T2-weighted MR Imaging with Deep Learning Image Reconstruction as a Protocol for Evaluating the Pancreas. Magn Reson Med Sci, 2024 June 21, doi.org/10.2463/mrms.mp.2024-0017.
3. Miyazaki A, Nishio M, Fujita A, Kohta M, Kojita Y, Horii S, Sasayama T, Murakami T. Predicting the O'Kelly-Marotta scale score after flow-diverter stent placement using silent MRA. Jpn J Radiol. 2024;42(12):1403-1412. doi:10.1007/s11604-024-01632-1
4. Kurata Y, Nishio M, Moribata Y, Otani S, Himoto Y, Takahashi S, Kusakabe J, Okura R, Shimizu M, Hidaka K, Nishio N, Furuta A, Kido A, Masui K, Onishi H, Segawa T, Kobayashi T, Nakamoto Y. Development of deep learning model for diagnosing muscle-invasive bladder cancer on MRI with vision transformer. *Heliyon*. 2024;10(16):e36144. Published 2024 Aug 10. doi:10.1016/j.heliyon.2024.e36144
5. Gentsu T, Yamaguchi M, Sasaki K, Kawasaki R, Horinouchi H, Fukuda T, Miyamoto N, Mori T, Sakamoto N, Uotani K, Taniguchi T, Koda Y, Yamanaka K, Takahashi H, Okada K, Hayashi T, Watanabe T, Nomura Y, Matsushiro K, Ueshima E, Okada T, Sugimoto K, Murakami T. Side branch embolization before endovascular abdominal aortic aneurysm repair to prevent type II endoleak: A prospective multicenter study. Diagn Interv Imaging. 2024 Mar 18:S2211-5684(24)00079-2. doi: 10.1016/j.diii.2024.03.003.
6. Tachibana M, Nogami M, Inukai JI, Zeng F, Kubo K, Kurimoto T, Huellnerf MW, Ueno Y, Tsuboyama T, Imaoka I, Murakami T. Time-synchronized 2-deoxy-2-

- [18F] fluoro-D-glucose PET/MRI with MR-active trigger and Bayesian penalized likelihood reconstruction: Diagnostic utility for locoregional extension of endometrial cancer. *Eur J Radiol* 2024 Oct. 179 :111678 doi.org/10.1016/j.ejrad.2024.111678
7. Nishio M, Ota E. Optimizing statistical evaluation of multiclass classification in diagnostic radiology: a study of the two-parameter multidimensional nominal response model. *PeerJ Comput Sci.* 2024;10:e2380. Published 2024 Oct 4. doi:10.7717/peerj-cs.2380
 8. Matsuo H, Nishio M, Matsunaga T, Fujimoto K, Murakami T. Exploring Multilingual Large Language Models for Enhanced TNM Classification of Radiology Report in Lung Cancer Staging. *Cancers (Basel)*. 2024;16(21):3621. Published 2024 Oct 26. doi:10.3390/cancers16213621
 9. Himoto Y, Nishio M, Yamanoi K, Matsumoto YK. Reply to Letter to the Editor: Nodal infiltration in endometrial cancer: a prediction model using best subset regression. *Eur Radiol.* 2024;34(12):7696-7697. doi:10.1007/s00330-024-10861-x
 10. Nicolas Deperrois, Hidetoshi Matsuo, Samuel Ruipérez-Campillo, Moritz Vandenhirtz, Sonia Laguna, Alain Ryser, Koji Fujimoto, Mizuho Nishio, Thomas M Sutter, Julia E Vogt, Jonas Kluckert, Thomas Frauenfelder, Christian Blüthgen, Farhad Nooralahzadeh, Michael Krauthammer. RadVLM: A Multitask Conversational Vision-Language Model for Radiology. ARXIV, Preprint. <https://arxiv.org/pdf/2502.03333>

国内誌

1. 堀雅敏, 祖父江慶太郎, 村上卓道. 肝腫瘍画像診断における人工知能 画像診断と病理 肝臓クリニカルアップデート 2024 10(1) 112-115
2. 西尾瑞穂, 松尾秀俊, 松永卓明. 胸部単純 X 線写真の診断レポートの自動作成. 日本放射線技術学会雑誌 2024 80 巻 6 号 673-678.
3. 西尾瑞穂. 画像診断における人工知能(AI)。2024/8 日本ラジオロジー協会(JRC)への寄稿記事。2024 年 8 月
4. 増田充弘, 祖父江慶太郎, 権田真知, 三木美香, 黄 哲久, 小林隆, 山口尊, 平原暢之, 小笠原彩, 武井瑞希, 村上卓道, 児玉裕三. 膵がん早期発見をめざした AI 画像診断支援技術の開発と展望 消化器領域の研究において AI はどこまで活用されるのか? 消化器病学サイエンス 8 (3) :154-157, 2024 先端医学社

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. Examining the Efficacy of Fine-Tuning Multilingual Large Language Models for Report Structuring in English and Japanese Radiology Reports. H. Matsuo、

【経理様式 1 別添】【R6 生成AI】

- M. Nishio, T. Matsunaga, T. Murakami. CARS2024. 2024/6 国際、ポスター
2. Automatic extraction of TNM staging from lung cancer radiology reports using GPT3.5: Effect of English and German on accuracy. T. Matsunaga, H. Matsuo, M. Nishio, T. Murakami. CARS2024. 2024/6 国際、ポスター
 3. Automatic Structuring of Radiology Reports of Chest X-ray Images Using Large Language Model. 国際学会発表 Mizuho Nishio, Takaaki Matsunaga, Hidetoshi Matsuo. COMPSAC2024. 2024/7 国際、ポスター
 4. 自然言語処理基盤モデル T5 を用いた放射線科レポートの日本語要約の検討。寺澤海聖、杉山治、多田昌弘、西尾瑞穂。生体医工学シンポジウム2024。2024/9 国内、ポスター

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
該当なし。

3.5「国民との科学・技術対話」に対する取り組み

1. LLM/LMMを用いた包括的な画像診断のレポートニング支援システムの構築、村上卓道、SIP シンポジウムのデイセッション、2025/4/30、国内.
2. LLM/LMMを用いた包括的な画像診断のレポートニング支援システムの構築、西尾瑞穂・大村和元・村上卓道、SIP シンポジウムのナイトセッション、2025/4/30、国内.

3.6 その他
該当なし。

以上