令和５年度厚生労働行政推進調査事業費補助金

厚生労働行政推進調査事業

（厚生労働科学特別研究事業）

保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例の把握及び利活用可能性の探索のための研究

令和５年度　総括研究報告書

研究代表者　竹下　康平

令和６（２０２４）年　３月

保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例の把握及び利活用可能性の探索のための研究

研究代表者　竹下　康平　東京慈恵会医科大学　総合医科学研究センター
先端医療情報技術研究部　講師

研究分担者　高尾　洋之　東京慈恵会医科大学　総合医科学研究センター
先端医療情報技術研究部　准教授
中田　典生　東京慈恵会医科大学　総合医科学研究センター
人工知能医学研究部　教授
岡本　将輝　Boston Medical Sciences 株式会社　CEO
砥﨑　裕晃　株式会社 MICIN　データソリューション部
プロダクトマネージャー
沖山　翔　　アイリス株式会社　代表取締役

研究要旨

【背景】

保健医療分野において、生成 AI の利用は業務効率化や医療の質向上に大きな可能性を持つが、包括的な検討はまだ行われていない。本研究は、①生成 AI の国内外における導入・利活用事例の把握と、②保健医療分野での生成 AI の利活用可能性の探索を通じて、その有益性と利活用手法を提示することを目的とする。

【研究成果】

PubMed や medRxiv、国内外の学会・展示会の資料を含む複数のデータソースから事例を収集した。生成 AI の利活用可能性の探索では、技術の進歩とそれに伴う報告スピードを考慮し、生成 AI により実現される機能に着目した。収集した事例は「研究開発」「診断」「治療」「マネジメント」「患者教育」「医学教育」「共通・その他」の事業領域に分類し、既存の作業形態との差分を明確化した。具体的な事例として、論文作成の効率化、患者の重症度分類、治療法の提案、電子カルテ記載の自動要約、放射線レポート作成の効率化、臨床支援、薬物関連質問の回答、健康アプリにおける食品認識、臨床試験における患者選択基準の確認と候補者の抽出などが含まれた。 各事例の技術的背景や利用者のニーズを基に、生成 AI 利活用の可能性について考察を行ったところ、生成 AI の利活用は業務効率化や医療の質の向上に大きく寄与する可能性が示された。 本研究により、生成 AI の国内外における導入・利活用事例が明らかとなり、本邦でも利活用を進めていくことで業務効率化や医療の質の維持・向上に寄与する可能性が示唆された。本研究の成果は、今後の生成 AI の導入に関する議論を加速させ、保健医療分野での利活用を促進するための基礎資料として活用されることが期待される。

Ａ．研究目的

保健医療分野では生成 AI（現時点で明確な定義を確認できていないが、本研究中では対応関係を持って学習させた内容とは別の、新たな回答を生成できる AI を想定）を利用することで業務効率化や医療の質向上等の変革を遂げられる可能性は大きく、国全体としての検討が急務である。

研究を計画した 2023 年 8 月時点の国内外における生成 AI の研究状況としては、主に保健医療分野の査読付き論文が掲載される PubMed において”generative AI”をキーワードに検索すると 99 件がヒットし、特定の分野に生成 AI を適用することの可能性や危険性を論ずる narrative review、医師国家試験への合否など医学知識の性能面で生成 AI の性能を評価するものが中心的であった。また、保健医療分野での生成 AI の利活用に特化した検討や試用については、個別企業や医療機関において実務的に行われているところもあり、雑誌・web 記事やプレスリリースの形で公開された論文の研究主題には向きにくい取り組みや、査読のされないプレプリントペーパーも存在する。例えば、電子カルテ記事を用いた退院時要約の作成は、雑誌の記事[1]やベンチャー企業のプレスリリース[2]として公開されている。このように現状で学術的及び商業的に認知可能な範囲においては先行研究がなされているが、保健医療分野全体で公的な観点からの利活用手法やメリットについて、包括的な検討は行われていない状況である。

こうした背景から、本研究では、①生成 AI について、国内外の保健医療分野において既に導入・利活用されている事例の把握、②保健医療分野における生成 AI の利活用可能性の探索を行い、これらを通して生成 AI が保健医療分野にもたらしうる有益性とその利活用手法を提示することを目的とする。

現在、生成 AI が社会的に注目されている背景の一つとして、OpenAI の ChatGPT をはじめとした汎化性能の高い商用の大規模言語モデル（Large Language Model：LLM）にこれまでプログラムと縁の遠かった一般人が容易にアクセスできるようになったことが挙げられる。LLM の汎化性能の高さは、保健医療分野での業務効率化や医療の質向上を考えるうえで有効な手段となる可能性がある。LLM の社会的注目により「生成 AI」という言葉の認知度が上がったことも一因となってか、ChatGPT のリリース以前からされていた AI を用いた画像生成等も生成 AI の一部として呼ばれるようになってきている。画像生成においては、変分オートエンコーダー（Variational Auto-Encoder：VAE）や敵対的生成ネットワーク（Generative Adversarial Network：GAN）などのアルゴリズムがよく知られている。生成 AI という言葉をとりまく以上の状況から、本研究の対象としては、汎化性能の高い LLM を中心としながらも生成 AI の言葉の範疇に入ると考えられる画像生成 AI についても言及をすることとする。

本研究報告書は主な読み手として保健医療分野の業務従事者や政策決定者を想定している。技術的な内容は調査結果を説明す

るうえで必要最小限とし、保健医療関係の業界背景を踏まえて記述することとした。

Ｂ．研究方法

①生成 AI について、国内外の保健医療分野において既に導入・利活用されている事例の調査について

生成 AI は国内外含めて研究開発が急速に進められている。例えば生成 AI サービスとして広く認知されている OpenAI の ChatGPT については、2022 年 11 月のサービス開始以降に 2～3 か月の間隔でモデルのアップデートや利用プランの拡充を行っておりサービス改善が早い。査読付きの医学論文として評価されている ChatGPT 機能もある一方で、一般に査読には一定の時間がかかるため現時点で査読付き論文としては出版されていないものも数多く存在すると考えられる。技術開発やサービス改善の早さ、論文査読にかかる時間を考えると、査読があることで情報への信頼性や学術的価値は高まるものの、本調査の背景を考えると迅速に幅広く事例を集めることを優先するべきである。このためデータソースとしては、査読を受けていない状態のプレプリントペーパーや学会報告、事業者が出すホワイトペーパー・IR 資料、プレスリリース、Web 記事など情報の信頼性が低いものについても調査対象に含めた。事例調査の情報収集の範囲は、複数の論文データベース、G7 諸国の主要検索サイトで生成 AI に関してヒットする各上位 100 件の資料、研究班が任意で選択する国内外の学会又は展示会の資料等とした。なお、生成 AI は研究開始時点で社会的関心が非常に高く、研究期間中にも情報源となる論文や Web 記事を含むその他資料は増加する。そのため、情報収集の焦点は個別の製品ではなく、主に生成 AI を用いて実施されている内容にあてることとした。

事例の収集にあたっては、生成 AI がタスクに対して十分な性能を発揮し安定的に利活用がされているものや、試行の位置づけで生成 AI が利用されたもの、組織としてのプレゼンスが必要であるために生成 AI を使用しているという取り組み自体を PR するものと様々なものが想定された。また、生成 AI の開発や利活用を推進する立場、慎重な立場と、事例を発表するものの立場により性能の十分性については議論が必要と考えられた。性能不足とされる場合には、現在も進んでいる技術の進歩により性能不足を引き起こしている課題が解消される可能性も考慮する必要がある。そこで、本調査では事例における生成 AI 利活用の成否については踏み込まず、試行や批判的な評価も含めあくまで使用した事例を収集することとした。

収集した事例は、保健医療の川上である企業や大学における研究開発から、川下のヘルスケアプロバイダによる医療・介護の提供/自己管理のヘルスケアまで事業領域の分類を行った。各分類（セグメント）では、生成 AI により実現されている/実現が期待される機能を整理し、既存で行われている作業形態との差分を明確化しとりまとめた。生成 AI の利活用について事業規模が大きいと考えられる電子カルテ事業者についてはインタビューを行い、詳細な情報収集を行った。

②保健医療分野における生成 AI の利活用可能性の探索

生成 AI についての技術進歩やその報告のスピードは前述のとおりであり、個々の導入・利活用事例を追いかけて結果を成果報告すると、報告時点ではまた新しい事実が出現している状態が予想された。そのため主として生成 AI により実現されている機能に着目し、保健医療分野における生成 AI の利活用可能性の探索を行った。調査開始時点では生成 AI を利用する上で未解決である課題も存在するが、本研究ではこれらの課題は技術の進歩や法的な整理により解決されることを前提に利活用に重きを置いて検討を行った。なお、具体的な課題として、ハルシネーション（もっともらしい嘘）やヘイト等の不適切な回答の生成、外部への情報漏洩、AI モデル作成・データ出力時の著作権侵害などが知られている。

本研究では政府の方向性を議論するための基礎資料を作る観点で、入手しやすい客観的な情報から生成 AI に対する需要を整理し、それに対しての生成 AI の応用可能性を考えることが適切と考える。保健医療分野における生成 AI の需要はステークホルダーごとに異なるため、厚生労働統計やその他の根拠データを参考に、企業や医療/介護施設、保険者、患者（未病の状態や障がい者、高齢者を含む）等の各ステークホルダーにおける課題を示したうえで、当該課題解決にあたり生成 AI が寄与するかどうかの視点で利活用可能性について考察を行った。

C．研究結果

①生成 AI について、国内外の保健医療分野において既に導入・利活用されている事例の調査について

収集した事例と事業領域の分類

はじめに、収集する事例の分類に関して先行研究を調査したところ、Li らの報告[3]が確認された。Li らは、ChatGPT に関するシステマティックレビューを元に taxonomy を作成している。それによると application-oriented として、「Medical research」「Triage」「Clinical workflow」「Consultation」「Medical education」「Translation」「Multimodal」の 7 分類がされていた。また、後述する保健医療分野における生成 AI の利活用可能性の探索ではステークホルダーごとに検討を進めることから、本邦において AI の利活用分野として保健医療分野 AI 開発加速コンソーシアムでの整理がされている健康・医療・介護・福祉分野において、AI の開発・利活用が期待できる領域[4]も踏まえて「研究開発」「診断」「治療」「マネジメント」「看護・介護」「セルフケア」「保険」「教育」「その他共通的な技術の保健医療分野利用」を定義した。先行研究による分類と、本研究の目的を踏まえた分類を整理すると図１のようになる。

論文データベースを用いた調査

学術的側面からの生成 AI に関する評価や試行の状況を確認するために、論文データベースを用いた調査を実施した。使用した論文データベースは、世界の主要医学系雑誌等に掲載された文献を検索できる PubMed、医療分野のプレプリントサーバーとして知られる medRxiv、国内で実績の

ある論文データベースである医中誌 web を用いた。収集データの期間としては、ChatGPT が登場した 2022 年 11 月、及びその根幹の技術である Transformer が登場[5]した時期を考慮し、2018 年 1 月から 2023 年 12 月末の文書を対象とすることとした。

PubMed による検索戦略については本研究の分担研究者である仙石らの構築したロジックを採用した。構築されたロジックをもとに、LLM に関する検索式を用いて論文を検索したところ 2,467 件がヒットした。そのうち Abstract が入手可能であったのは 1,497 件で、Abstract の内容を確認しレコードの重複 4 件を除外した 1493 件を分析対象とした。

＜LLM 用の検索式 ：[Title/Abstract 対象]＞

```
(
  "generative artificial intelligence"
   OR "generative AI"
   OR "Large Language Model"
   OR "generative pre"
   OR "ChatGPT"
   OR ("bing" AND "microsoft")
   OR (
        ("Gemini" OR "BARD" OR
        "lamda") AND "google"
  )
   OR ("LLaMA" AND "meta ai")
)
 AND (
  2018/1/1:2023/12/31[pdat]
)
```

LLM 用の検索式で PubMed からタイトルとアブストラクトを収集し内容をまとめたところ、「1）LLM の特性を踏まえて様々な使用用途について可能性やリスクを考察するもの」、「2）LLM のモデル性能や知識レベルを検証するもの」、「3）LLM が特定用途に使用可能か検証を行うもの」、「4）その他」の４種類に大別された。1）～4）までは隣接する内容も含まれることから、判定の順序として、まず保健医療分野において具体的に想定されるタスクを含むものを 3）に分類し、次に具体的なタスクは含まないが保健医療分野における知識レベル等を検証するものを 2）に分類、最後に論文の著者自身が LLM を使用しておらず考察やアンケートを実施しているものを 1）に分類した。4）は 1）～3）に該当しないものを想定し、研究班の裁量で該当性を判断した（図 2）。

収集した事例としては、「1）LLM の特性を踏まえて様々な使用用途について可能性やリスクを考察するもの」は 331 件あり、医師・教員・学生等の各使用者に LLM を使用したか質問し利点やリスクについて言及させるもの[6-9]、専門家にインタビューを行うもの[10,11]等があった。「2）LLM のモデル性能や知識レベルを検証するもの」は 246 件あり、医師国家試験や特定診療科の試験問題への正答率を検証するもの[12-14]、具体的な用途を絞らず特定ドメインの知識を持っているか検証するもの[15-17]、商用 LLM 間の性能比較をするもの[18-20]、発生するバイアスの程度を評価するもの[21,22]、人が作成した文書と機械が作成した文書の判別（チューリングテスト）[23,

24]等があった。「3）LLM が特定用途に使用可能か検証を行うもの」は 782 件あり、収集した主な事例については後述する。「4）その他」は 134 件あり、言語モデルを開発・チューニングするもの（タンパク質のアミノ酸配列生成から制限条件を満たす高次構造を予測[25,26]、ターゲットタンパク質への分子結合を予測[27,28]、アミノ酸配列からの酵素活性予測[29]、流体力学計算[30]、医療ドメイン知識の追加[37492832]）、人間が作成した文書と言語モデルが生成した文書を見分ける判別器を開発するもの[31,32]、LLM 関連出版物に記載されている内容の分析をするもの[33]、カルテ内容の分析ツールを開発するもの[34]、言語ではなく画像や波形などを入出力情報とした画像生成モデルや大規模マルチモーダルモデル（Large Multi-modal Model：LMM）に該当するもの、先進技術の代名詞として ChatGPT の用語を使用等があった。画像生成モデルや LMM に該当するものについては、LLM とは分けて後述する。

本調査の目的は、国内外の保健医療分野において既に導入・利活用されている生成 AI 事例を探索することである。これを踏まえると論文調査においては「3）LLM が特定用途に使用可能か検証を行うもの」にフォーカスを当て、保健医療分野のセグメントごとに分類することが適当であると考えた。以下に 3）として収集された主な具体的事例を示す。

研究開発

- 執筆タスクの効率化（論文の草稿[35,36]、症例報告書[37,38]等）
- データ分析モデルの提案[39]
- 文献の査読、疫学研究におけるチェックリストの確認[40,41]
- コンピュータ支援設計 (CAD)での補助[42]
- AI 開発用のラベルアノテーション[43,44]
- 分子設計 [45,46]

診断

- 医療記録に基づく患者の重症度分類（Glasgow Coma Scale/ 頭蓋内出血スコア (ICH) [47]）
- 執筆タスクの効率化（放射線科レポート）[48,49]
- チャットボットの内容における緊急度の判断[50,51]、
- 患者病歴と読影レポートから診断[52,53]
- 遺伝性疾患のバリアントや表現型の予測の予測[54]

治療

- 臨床意思決定支援（ガイドラインに基づく治療法の提案[55,56]、手術適応の判断[57]、治療計画の策定[58,59]等）

マネジメント

- 執筆タスクの効率化（カルテ[60]、手術記録[61]、診療分類のコーディング[62]、内視鏡の品質管理記録作成[63]等）
- 薬剤師への薬物関連質問回答[64,65]
- 読影レポートから症状ラベルの抽出[66]
- RAG 技術を使用したチャットボット

[67]

患者教育

- 患者からの質問応対[68]
- 患者教育資料の作成・知識レベルに合わせたレポートの内容説明[69]
- 食事療法でのカリウムやリン含有量特定[70]

医学教育

- 試験問題の作成[71]
- 臨床シナリオの作成とロールプレイ[72]
- 医学生への教育支援・質問回答[73]

共通・その他

- 昇進等における推薦状の作成[74]
- プログラムコード生成[75]
- 英語学習[76]

前述の AI の利活用分野と対応させると図 3 のようになった。

次に、LLM の時と同様に、画像生成 AI についても仙谷らの検索式を用いて論文を検索したところ 1854 件がヒットした。そのうち Abstract が入手可能であったのは 1812 件で、Abstract の内容を確認しレコードの重複 1 件を除外した 1811 件を分析対象とした。

＜画像生成 AI に関する検索式：[Title/Abstract 対象]＞

```
(
   "Generative Adversarial"
   OR "Variational Auto"
   OR "PixelCNN"
   OR ("Diffusion Model" AND "generative")
   OR "StyleGAN"
   OR "Stable Diffusion"
   OR ("DALL-E" AND "image")
   OR "Midjourney"
   OR ("Blue Willow" AND "image")
   OR ("Adobe" AND "Firefly")
)
AND (
   "medic"
   OR "clinic"
   OR "health"
   OR "nurs"
   OR "dent"
   OR "pharma"
)
AND (
   2018/1/1:2023/12/31[pdat]
)
```

LLM のときと同様に 4 種類に分類したところ、「1）画像生成 AI の特性を踏まえて様々な使用用途について可能性やリスクを考察するもの」は 42 件あり、アルゴリズムにより実施可能な処理内容への言及[77]、合成データを使用することにより研究における患者プライバシー保護に言及[78]等があった。「2）画像生成 AI のモデル性能や

知識レベルを検証するもの」については、LLM のように広く認知され地位の確立したモデル同士を比較する等は確認できず、該当なしとした。「3）画像生成 AI が特定用途に使用可能か検証を行うもの」は 1207 件あり、主に生成した画像や波形を用いて機械学習の教師データを使用（データ拡張）することで分類器の性能向上を目指すもの[79-81]、CT 画像から仮想の MRI 画像を生成するなど別のモダリティの情報を生成するもの[82,83]、撮影された医用画像のセグメント分け（例えば、主要部分のマーキング）をするもの[84,85]、モダリティのノイズやアーチファクト低減を目指すもの[86,87]、等があった。

「4）その他」は 562 件あり、GAN や VAE を使った画像生成以外のタスク処理に関する研究（分類問題など成果物としてデータ生成を含まないもの）[88,89]と、上述した LLM の分析対象としたもの等が大半を占めた。

LMM に関するものとしては、胸部 X 線画像のオリジナルフォーマット（DICOM）を画像処理能力のある ChatGPT-V に処理・診断させレポートを作成するもの[90,91]があった。

Pubmed での検索戦略をベースに、プレプリントサーバーである medRxiv、日本語文献検索の医中誌も探索を行った。それぞれの検索キーワードについて検索したところ表 1 のようになった。具体的事例は PubMed での探索の範囲を越えなかったことから、論文データベースを用いた調査として以降は PubMed の探索で得られた範囲を中心に検討を行うこととした。なお、medRxiv では論文調査期間の最後にリリースされた ChatGPT-V に関する事例が PubMed よりも多く登録されおり、超音波画像、CT 画像の識別[92]や、眼科機器からの画像の識別[93]についてチャレンジがされていた。

インターネット記事を用いた調査（技術面からのアプローチ）

保健医療分野における生成 AI 関連事業者についてのインターネット上に存在する公開情報について調査を実施した。Microsoft、Google、Amazon、Meta、Nvidia、Apple のいわゆる BigTech と OpenAI などのスタートアップを中心に 2023 年 12 月までに確認されていた事例を収集した。

調査結果の概要としては、クラウドサービスを企業・官公庁、および病院などの公的機関向けに提供している Microsoft（クラウドサービス名は Azure、以下同じ）、Google（Google Cloud）、Amazon（Amazon Web Service）に関して比較的多くの事例を確認可能であった。一方で Meta については、提供するオープンソースの基盤モデル Llama2 を医療特化させる事例は論文などで多くみられるものの、企業として医療分野に直接的にアプローチしている事例は限られた。Nvidia は特に創薬分野などの大規模な計算リソースが必要となる分野の事例が多く確認された。Apple については調査した範囲では公式情報として医療分野での生成 AI 事例を確認できなかった。生成 AI 関連のスタートアップに関しては、特に米国において複数のスタートアップが大規模な資金調達を実施してお

り、それらを用いて医療分野向けの生成 AI の開発に取り組んでいることが明らかとなった。

ここからは各社で確認された保健医療関係事例ニュースを記述する。Microsoft 関係では、医学用語を理解する対話型 AI の「BioGPT」[94] が生物医学領域で注目を浴びているというもの、GPT-4 を活用した医療従事者向け臨床文書作成サービスである「Dragon Ambient eXperience (DAX™) Express [95] を発表し 4 時間の作業が数秒になったというもの、電子カルテメーカー大手の 1 つである Epic が Microsoft が展開するクラウドサービスの Azure Open AI Service を使用し LLM ツールと AI ソフトウェアを電子カルテソフトウェアに統合したというもの[96]、GPT-4 を使用して患者選択基準から複雑な臨床試験照合ロジックを効果的に構築したというもの[97]、医療チャットボットと仮想アシスタントに生成 AI を導入したというもの[98]があった。

Google 関係では、同社が開発した医療特化型の LLM である Med-PaLM 2 を用いて臨床データの識別や医療画像を用いた診断を行うもの[99]、マルチモーダルの医療 AI 研究に関するもの[100]、健康保険のカバー範囲確認に関するもの[101]、退院概要や通話概要をまとめるもの[102]があった。

Amazon 関係では、薬物開発における Targeted Delivery Vehicles 設計を行うもの[103]、臨床試験の総括報告書を作成支援するもの[104]があった。

Meta 関係では、医療用オープンソース LLM の Meditron の発表[105]があった。

Nvidia 関係では、創薬のための基盤モデルを開発、カスタマイズ、展開するためのサービスを提供する生成 AI プラットフォームの提供 [106]があった。

Apple 関係では保健医療関係にかかる生成 AI 事例を確認できなかった。

OpenAI 関係では、医師が保険請求について質問がある場合に回答プロセスを自動化するもの[107]、診療記録の作成補助と患者への平易な文言を使ったメモ作成を両立するもの[108]、健康アプリにおいて世界中の食品の認識するもの[109]があった。

生成 AI 関連事業者の調査結果から得られた傾向としては、Microsoft、Google、Amazon の 3 社は直接的な競合関係にあり、医療分野での生成 AI に関する事例でも類似するものが多く確認された。それぞれ独自に医療機関などと協働し医療分野での生成 AI 利活用を模索するとともに、並行して製薬企業や医療機器メーカー、スタートアップに対して基盤モデルやクラウドサービスを提供していた。これらの取り組みにより BtoD(Business to Developer) 、BtoBtoD のいずれのケースにも対応していた。Meta、Nvidia、Apple の 3 社についてはそれぞれ独自のポジションを築いているものと考えられた。OpenAI や Meta、その他のスタートアップで基盤モデルを開発する企業は、自社では直接的に医療分野に参入していないケースが多い。このような企業はあくまで基盤モデルの開発に注力しており、医療分野でのパートナー企業を見つけることでそれぞれの基盤モデルが利用されるように働きかけていると考えられた。

公開情報の調査期間後に ChatGPT サービスを提供している OpenAI 社から GPTs というサービスの提供が開始された[110]。

それまで ChatGPT への指示は、ウェブブラウザを介して利用者がそれぞれ入力するか、GPT に対する専用のプログラムを作成する必要があった。特定の指示を GPT に継続的に実施させる場合には、プログラムを作成するか、同じフレーズを毎回手入力する必要があり、プログラマではない一般人での利用を想定した場合にはハードルが高かった。GPTs サービスのリリースはこの課題に対応するもので、一般人でも特定の指示を GPT に継続的に実施させることが出来るようカスタマイズアプリ化を容易にした点、さらに作成したカスタマイズアプリを他人が使用可能なように公開できる点で新規性がある。

インターネット記事を用いた調査（保健医療面からのアプローチ）

G7 諸国の医療ニュースサイトで、生成 AI に関して検索した場合にヒットする各上位 100 件の資料を確認した。調査対象としたサイトを表 2 に示す。各検索サイトでは現地語にて生成 AI に関するキーワードを検索し、現地語で記事がヒットしなかったサイトについては英語のキーワードもあわせて検索式に入れた。医療ニュースサイトという側面を踏まえ、生成 AI に関するキーワードとしては専門的な用語を避ける必要があると考えた。検討の結果、「生成 AI」、「画像+生成+AI」、「データ+拡張+AI」、「薬物+設計+ AI」、「仮想+患者+AI」、「GAN」、「ChatGPT」、「LLM」を検索クエリの用語として選択し、2024 年 1 月から 2 月にかけて情報収集を行った。

検索結果としては、5984 件（個々のキーワード検索結果数の和で重複含む、検索サイトの仕様により生成 AI とは無関係の記事ヒット含む）のヒット件数があった。

ヒットした記事を確認したところ、国内では、論文解説をしているもの、AI 専門家が医療関係者向けに技術を解説しているもの、最先端技術の象徴としての ChatGPT の語の利用が多くを占めていた。論文以外の事例として具体的に言及があったのは、シフトの作成、論文や資料の要約、ホームページ記事の作成、契約書のチェック、構音障害者の声を生成があった。海外では、国内と同様の内容のほか、生成 AI の使用について議会の動向を報じるもの、WHO からの AI レポートについて言及するもの等があったが、論文の紹介以外には具体的なものは確認できなかった。

WHO の AI レポートは、ChatGPT がリリースされた 2022 年 11 月以降、2023 年 10 月に「Regulatory considerations on artificial intelligence for health」[111]、2024 年 1 月に「Ethics and governance of artificial intelligence for health: Guidance on large multi-modal models」[112]が発表されている。「Regulatory considerations on artificial intelligence for health」は、健康のための AI に関する規制上の考慮事項の概要を提供することを目的としている。生成 AI に特化した内容とはなっていないが LLM 等を含む AI テクノロジー全体として、医療専門家や患者を含むエンドユーザーに利益をもたらす可能性もあれば、損害をもたらす可能性もあるという点を考慮し、6 つのトピックについて検討事項が概説されている。トピックとしては、①文書化と透明性、②リスク管理と人工知能システム開発のライフサイクルアプローチ、③使用

目的と分析的（技術的）及び臨床的検証、④データの品質、⑤プライバシーとデータ保護、⑥関与とコラボレーションが含まれる。当該文書には生成 AI についての個別事例について言及はなかった。「Ethics and governance of artificial intelligence for health: Guidance on large multi-modal models」は、LMM を健康目的で使用することに伴う利点と課題をマッピングし、適切な開発、提供、使用に関するポリシーと実践を開発するのを支援するために発行されている。LMM のモーダルの１つとして LLM も包含された形となっている。トピックとしては、①健康における LMM の使用の応用と課題、②医療システムと社会へのリスクおよび LMM の使用に関する倫理的懸念、③汎用基盤モデルの設計･開発、④汎用基盤モデル（LMM）によるプロビジョニング、⑤汎用基盤モデル（LMM）を使用した展開、⑥LMM に対する責任、⑦LMM の国際ガバナンスが含まれる。当該文書は既存論文やニュースが一部引用されて本文が執筆されており、本文において生成 AI 利用の具体事例の言及のために引用された文献は表 3 のとおりであった。LLM を含む LMM については、一般に開発や利用にあたって一定以上の計算リソースが必要であり、それらを準備するハードルがあることから実際に LMM を利用した研究の件数は多くないと考えられる。WHO レポートのタイトルで LMM を対象としている影響もあり、表 3 に示した具体的事例についても引用元の文献では、実際の使用というよりも将来の LMM の使われ方やそれに向き合う際のリスクについての言及が多かった。具体的な生成 AI を用いた保健医療分野事例として挙げることが可能であったのは、ChatGPT のアウトプットを用いて精神疾患患者のサポートに試用したもの、OpenAI の GPT を診断以外の医療文書作成支援に試用し評価中というもの、医療相談掲示板の質問返答として医師よりも ChatGPT のほうが共感を得やすいと評価されたもの、Google による医療用 LLM Med-PaLM2 のリリースに関するもの、タンパク質の折りたたみを等の高次構造を予測するタンパク質言語モデル（Protein Language Model：pLM）に関するものの 5 つであった。

pLM はアミノ酸配列を言語として取り扱っており、ChatGPT 等の自然言語処理性能を持つ汎用型の LLM とは状況が異なると考えられたことから、追加で情報収集を行い精査した。山口らの総説[113]によると次の内容が説明されている（筆者にて技術的な内容を一部省略・改変）。

VAE、GAN、GPT2 等の生成モデルをタンパク質のアミノ酸配列設計に応用する研究は以前から進められているが［114-116］、2022 年以降、Transformer ベースのモデルに大規模データで事前学習された pLMs により改変配列を生成し実験的検証までを一気通貫で行った成果が報告され始めた。例えば ProGen は、約 2.8 億件の配列で事前学習された大規模 pLM である［117］。タンパク質配列に付随する機能や種の分類を表すタクソノミーを表現するコントロールタグを指定することで生成配列を制御できる特徴がある。例としてリゾチームのホモログを用いてファインチューニングされた ProGen が生成した配列は、既知天然タンパク質と同程度の酵素活性を持つことが生

化学実験により確認された。なお、ProGen 以外にも、主に Transformer モデルを用いた配列解析、タンパク質機能予測・機能改変、立体構造予測等が実施されている。

保健医療の文脈ではタンパク質の機能解析は研究開発や創薬につながるが、タンパク質研究は生物学や工学においても重要である。前述の pLM の説明を踏まえると、pLM についてはこれまでの項で述べてきた保健医療分野の生成 AI 活用事例より活用されるセグメントが幅広いものと考えられた。

国内外の学会又は展示会等の調査

研究班が任意で選択した学会及び展示会において、生成 AI を用いた取り組みや製品例について情報収集を行った。

2023 年 11 月に開催された第 43 回医療情報学連合大会では、生成 AI についてのセッションが設けられ、国内 LLM の開発状況、バイアス・ハルシネーション・情報漏洩等の課題となる部分、言語モデルの進化の歴史、医療機関での実証実験の状況、サイバーアタックの高度化等について議論があった。国内医療機関における実証実験の発表では、医療現場における AI 活用について自動記録、文書作成のニーズが高く、セキュアに使えることが重要だと指摘があった。医療機関における具体的な事例として退院サマリー作成に関する発表があった。ポスター会場では、架空症例を用いた ChatGPT の精神科領域における臨床的有用性について発表があった。展示会場では、診療文書管理システムを GPT と連携させてレポート入力を省力化する技術展示があった。

2023 年 10 月に開催された展示会であるメディカルジャパンでは、服薬指導中の音声データから生成 AI を用いて SOAP 形式の薬歴文書の下書きを作成する技術展示があった。2023 年 11 月に開催された Radiological Society of North America には、放射線画像と読影レポートから ChatGPT の画像鑑別精度の調査、放射線科レポートを一般人向けに言い換え、インフォームドコンセントにおけるチャットボットの利用について発表があった。機器展示としては医用画像をもとに読影レポートの下書きを生成するものが確認された。

米国では、スマートフォンを介して患者と医師の会話の音声認識から内容を要約しカルテ記載の下書きを作成する等、生成 AI を利用し医師の燃え尽き症候群を解消するための製品がリリースされ、主要な電子カルテメーカーとの接続が謳われている[118-122]。生成 AI 以前より、電子カルテを院外のスマートフォンから操作することが一般化していたことで、電子カルテが外部ネットワークと接点を持つことに抵抗感が少なく、電子カルテと生成 AI 連携の製品化や普及が本邦に比べ早かったものと推察された。なお、同様の製品は本邦においても、電子カルテや問診のデジタル化を進めるメーカーが一部製品をリリースしている[123,124]。

その他、日本病院学会、人間ドック学会、日本介護学会、ファーマ IT&デジタルヘルス カンファレンスの学術集会又は展示会に参加し情報収集を行ったが、特に生成 AI に関するトピックは確認されなかった。

ここまでの調査をセグメント別にまとめると、保健医療分野において国内外で既に導入・利活用されている又はチャレンジされている事例と関連する生成 AI の主な用途は次のようになる。

<u>研究（根幹技術系）</u>

- 主に LLM が蓄えた知識を利用することで、AI 開発用のデータラベル付け（アノテーション）の省力化が行われている
- タンパク質言語モデルが蓄えた知識を利用することで、医薬品となるタンパク質候補の探索が行われている。
- モデルに前提条件を学習させたうえでデータを生成し、前提条件を満たすもののみを残していくアプローチ（GAN）をとることで：
  - データ拡張を行い、少ない教師データ数で精度の高い分類器（例：診断支援機能、画像のセグメンテーションなど）の開発
  - 医薬品となる化合物やタンパク質候補の探索
  - MRI から CT 画像を生成する研究

  が行われている。
- 主に、差分を解消する方向にデータ生成を行うアルゴリズム（VAE）を利用することで、画像や波形からノイズを低減する機能の開発等が行われている。

<u>研究（これまで人がやっていることの代替・省力化系）</u>

- 主に LLM が蓄えた知識や自然な文書の生成能力を利用することで：
  - 一般的な執筆タスクの効率化（論文の草稿、症例報告書等）
  - 特殊な執筆タスクの効率化（コンピュータ支援設計 (CAD)でのコマンド入力補助、臨床試験総括報告書等）

  が行われている。
- 主に LLM が蓄えた知識を利用することで：
  - データの内容確認と分析モデルの提案
  - 論文投稿におけるチェックリストの確認
  - 文献のレビュー

  が行われている。

<u>診断（これまで人がやっていることの代替・省力化系）</u>

- 主に Large Multi-modal Model が蓄えた知識を利用することで：
  - 医療画像や病歴、その他検査値からの診断
- 主に LLM が蓄えた知識や自然な文書の生成能力を利用することで：
  - 執筆タスクの効率化（画像診断レポートの作成補助）
- 主に LLM が蓄えた知識を利用することで：
  - 医療記録に基づく患者の重症度分類
  - チャットボットの内容における緊急度の判断
  - 患者病歴と読影レポートからの診断
  - 遺伝性疾患のバリアントや表現

型の予測等ゲノム医療における補助

<u>治療（これまで人がやっていることの代替・省力化系）</u>

- 主に LLM が蓄えた知識を利用することで：
  - 臨床意思決定支援（ガイドラインに基づく治療法の提案、手術適応の判断、治療計画の策定、高齢患者における処方提案等）

<u>マネジメント（これまで人がやっていることの代替・省力化系）</u>

- 主に LLM が蓄えた知識や自然な文書の生成能力を利用することで：
  - 執筆タスクの効率化（カルテ、手術記録、退院サマリー、診療分類のコーディング、内視鏡の品質管理記録作成、等）
- 主に LLM が蓄えた知識を利用することで：
  - 薬剤師への薬物関連質問回答
  - フリーテキストから症状ラベルの抽出
  - 臨床試験における患者選択基準の確認と候補者の抽出
- 主に LLM の大規模パラメータ特性のみを利用し、限られた知識範囲から回答させる技術（RAG）を利用することで：
  - ガイドラインに記載された内容のみを答えるチャットボット

<u>患者教育（これまで人がやっていることの代替・省力化系）</u>

- 主に LLM が蓄えた知識や自然な文書の生成能力を利用することで：
  - 患者からの質問応対
  - 患者教育資料の作成・知識レベルに合わせたレポートの内容説明
- 主に LLM が蓄えた知識を利用することで：
  - 食事療法でのカリウムやリン含有量特定

<u>医学教育（これまで人がやっていることの代替・省力化系）</u>

- 主に LLM が蓄えた知識や自然な文書の生成能力を利用することで：
  - 試験問題の作成
  - 臨床シナリオの作成とロールプレイ
  - 医学生への教育支援・質問回答

<u>共通・その他（これまで人がやっていることの代替・省力化系）</u>

- 主に LLM が蓄えた知識や自然な文書の生成能力を利用することで：
  - 一般的な執筆タスクの効率化（昇進等における推薦状の作成）
  - 特殊な執筆タスクの効率化（プログラムコード生成）
  - 英語学習

看護・介護に特化した事例は確認できなかったが、ステークホルダーとしての看護師・介護士、あるいは訪問看護事業所・老人保健施設等では、マネジメントのカテゴリの内容が活用可能と考えられた。保険の事例については、米国の保険請求コード

（CPT コード）を診療内容から回答させるもの、及び当該コードが患者の保険でカバーされているか確認するものがあった。これらの機能は、保険者ではなく、医療サイドが対応していることからマネジメントのカテゴリに含めた。

②保健医療分野における生成 AI の利活用可能性の探索

保健医療分野における国内外での生成 AI 利活用事例を踏まえ、それらに対する本邦の需要を確認した。需要の確認に先立ち、保健医療分野のデータ基盤として重要な位置づけである電子カルテ開発事業者に、生成 AI に関する取り組みの状況と技術成長の方向性、現状抱える課題等についてヒアリングを行った。

電子カルテ事業者へのインタビュー

国内の電子カルテメーカー2 社に生成 AI についてのインタビューを行った。

2024 年 3 月 19 日に実施した富士通 Japan 株式会社へのインタビュー内容のうち公表可能なものを以下に示す。

ヘルスケア分野における生成 AI への取組みとして同社は Microsoft との協業を通じ、医療現場での ChatGPT のユースケース具体化や有効性検証を行っている。具体的なケースとしては、退院時サマリーや症例報告書などの文書作成の労力を削減する取り組み、及び看護記録のサマライズや予約システムの自動化等を行っている。

中小医療機関が自費にて AI 用のサーバーを準備し機関内で学習を進めることは、コストや管理工数の観点から現実的でない。このため、クラウドで利用可能な汎用型 AI モデルを医療分野で最大限活用するアプローチをとっており、そのための安全なシステム環境構築にも取り組んでいる。特に、保健医療分野ではセキュリティとプライバシー保護が非常に重要であり、Microsoft の提供する OpenAI の GPT 接続に用いる専用環境（Azure OpenAI Service）を使用することで対策を行っている。このような取り組みにより、医療従事者が部分的にでも仕事を AI に任せられるようなサービスを展開し、医師の働き方改革や時間外労働の削減等に寄与したいと考えている。

現状で実現できているレベルとしては、電子カルテに保存されている非構造化データを GPT で要約することで、医療従事者が手直しをする前提の下書き文書を作成するものである。これにより最初から手作業で文章作成する場合に比べてトータルの時間削減を目指す。退院サマリーなど作成タイミングが事前に決まる文書は、夜間に退院予定患者分をまとめて下書き文書作成することで、医師等のユーザーが GPT にリクエストする部分も含めた時間削減が可能となる。なお、再作成時などユーザーにより都度の文書生成リクエストも可能である。GPT が生成した文書内容が十分に確認されずに電子カルテ登録され、文書の責任が不明瞭になる可能性についても考慮し開発をしている。現状の性能でも医療機関から一定の評価は得られているが、今後も製品改良は進めていく予定である。

生成される文書の質については、医療文書の記載内容に関するガイダンス等を参照し必要となる要素を考慮しつつも、利用医療機関の従前の文書内容に近づける等、医

師や患者のニーズに応じてプロンプトチューニング（GPT への命令文の調整）により対応している状況である。また、生成文書のすべてをカルテ記載の非構造化データ（いわゆるプログレスノート）を拠り所にするのではなく、電子カルテデータベース上の適切な箇所を参照させることで文書やユーザービリティの質の向上を図っている。これを実現するためにシステムの基本理念として、ハルシネーションが生じやすくなる独創的な文書生成は抑制し、元のカルテ記載を適切に要約することに重きを置いた設計としている。そのため元の非構造化データの記載が簡潔である場合には、それを要約する場合も簡潔になる点には留意が必要である。

生成 AI 技術の普及にあたっては、顧客に技術レベルを示す意味でも自動運転技術の分野で言われている、特定の業務に対する自動化レベルを明確にするガイドラインのようなものを明示できると良いかもしれない。

他社の LLM に依存したサービス提供のリスクの管理ととらえ方については、例えば API のメジャーアップデート（他社システムでの大きな性能改変等）の際に、事前に設計した各シチュエーションの文書生成品質の確認等のテスト項目をクリアできるかチェックすることで対応可能と考えている。これは、スマートフォンアプリにおける OS アップデートが Apple や Google の都合で実施され、アプリ事業者が変更点に対する検証をするということと同様である。

国産 LLM と海外 LLM との住み分けについては、まず LLM の提供基盤を構築したうえで、LLM に依頼するタスクごとに顧客が自身の期待する結果が得られるものを選択する形になると考えている。この点では、客観的なデータセットを使って各社の性能を比較してオープンにしていくことで、顧客は製品選択をしやすくなるかもしれない。

医療現場において生成 AI 活用を推進していくためには、官民一体となっての風土づくりと、クラウドサービスを利用することに対する（主に心理的な）ハードルの解消が必要と考えている。

2024 年 3 月 21 日に実施した日本電気株式会社へのインタビュー内容のうち、公表可能なものを以下に示す。

ヘルスケア分野における生成 AI への取組みとして同社は、退院サマリーと情報提供書の作成支援する生成 AI を電子カルテに組み込み、提供を開始した。生成 AI の汎用的なエンジンで特異な部分と苦手な部分があるため機能の中では通常の自然言語処理も組み合わせている。複数の病名が付く、あるいは処置がされるような場合には、診療上重要度の高い内容が要約文書に反映されるよう機能上の工夫がされており、その適切性を医師が確認できるようになっている。現状ではハルシネーションを完全に防止することは困難であるため、生成する文書はカルテのどの部分を参照しているのか視覚的にユーザーが確認できるように設計している。生成 AI によりアウトプットされる情報の質を向上させるため、将来的には入力データを当該施設内において学習に使えるような枠組みを考えていきたい。情報の取り扱いに間違えが無いよう慎重に検討を進めている。

自社で開発している AI の他、Azure

OpenAI Service の GPT や Google の Gemini 等の外部の AI と安全に接続するためのサービスを提供して、顧客が複数の AI にアクセスし選択・切り替えできるようにしている。生成 AI のモデルによって特性が異なるため、それぞれの強みを生かして任せるタスクを選択していくことを前提としている。マーケティングの視点としてもグローバルジャイアントの最新の AI 性能を使えないとなると製品販売上不利になるため、自社開発製品の販売だけにとらわれずに、あくまでもシステムを通して顧客に価値を提供することに主眼を置いている。対してクラウドサービスとの接続では、厚生労働省標準となった HL7 FHIR 方式での連携や、医療情報の安全管理に関するガイドライン、及び医療情報を取り扱う情報システム・サービスの提供事業者における安全管理ガイドラインへの準拠など医療情報の連携をしていくうえで必要となる対応をとっている。これにより顧客は標準化されたサービスの利用が可能となり、ベンダーロックインなどの乗り換えや普及を阻害する要因に寄与していく。逆に、他社の電子カルテを使っている病院においても、同社のサービスへアクセスできるように展開を進めていきたいと考えている。

外部の AI を含めて複数の AI エンジンへのアクセスを提供するにあたっては、生成 AI のアップデートがあるたびに精度検証やハルシネーションのぶれ幅などの確認のほか、API 利用コスト（他社の生成 AI を API 経由で使用する場合、一般に従量課金型の料金がかかる）などビジネスとして成立可能であるかも検証が必要である。

文書生成のタイミングとしては、多くの文書を処理させると生成 AI からのレスポンスが返ってくるまでに時間がかかるため、事前に情報を選別したうえで生成 AI に処理させて早いレスポンスを期待するのか、それとも多少の時間がかかっても多くの文書を生成 AI に処理させるのかはユースケースごとに現場で議論し判断している。

今後の開発の方向性として、例えば医療に特化した形で LLM を作れるかというと、日本全国の過去数十年のすべて医療データくらいの大きな規模で学習に利用可能な形で確保するということを想定する必要があり、それは実現可能性に乏しいと考えている。そのため、既存の LLM のファインチューニングや RAG（LLM の大規模パラメータ特性のみを利用し、限られた知識範囲から回答させる技術）により低コストで精度を出すための取り組みを進めていきたい。精度が高くとも開発・利用コストが膨らむと結局は医療現場での役に立てないため。医師の働き方改革や、それにともなうタスクシフティングなども考慮しながらコストと AI に渡せる業務のバランスを医療現場に見ていただくことになると考えている。

今後生成 AI が医療現場で使われていくことを想定した場合のハードルとしては、現状でカルテの中の非構造化データは書き手によって色々な考え方があり、またあるべき論としての医療文書内容に関するガイドラインもあり、システム事業者として対応可能な前処理と、対応が難しい処理が存在している。個々の医療機関や医療従事者の記載を個別最適していくことはシステム事業者としても努力をしていく所存である。一方で、医療機関ごとの個別対応はシステム提供コストの上昇をはらむため、医療現

場で広く適当な価格でシステムを利用できるようになるためには、非構造化データの品質を一定にすること等により、なるべく個別対応コストが少なくなるように社会実装していくことが望まれる。また前述の、インプットデータを学習にも利用可能な形にできれば開発の幅も広がることから、診療目的で得た患者情報を生成 AI のチューニングという別目的に使用する際の課題を明確化し、解決に向けた取り組みを政府側でしてもらえると有難いと考えている。

医療情報インフラにおける生成 AI への期待と課題も考慮したうえで、①で確認した各生成 AI 活用事例について需要を整理した。

研究開発セグメントの現状と生成 AI の可能性

医薬品の開発には 10 年以上の時間と数百億～数千億円規模の費用が必要とされており、2～3 万のリード化合物から 1 剤が開発されるなど成功率も極めて低いものとなっている[126]。また、社会保障費の抑制から薬価はしばしば値下げの対象となっており、製薬企業における資金効率の向上が求められる市場環境となっている。こうした背景から研究開発の効率化は一定の需要が見込まれ、各工程のコスト削減幅が大きい、又は競合他社を上回る速度で開発し利益の拡大を狙うことができれば経済合理性も達成しえる。生成 AI ブーム以前からタンパク質の機能解析等はされているが、pLM の活用により精度の高い高次構造予測が可能となることで動物や細胞を使用しなし in silico 実験の幅が広がり、研究開発の速度は向上することが期待される。

医用画像や波形を処理する機能開発については、開発される機能によりニーズが異なると考えられ、個々の機能に対する需要に言及することは困難である。これまでに本邦で社会実装されている製品に目を向けると、各モダリティにおけるノイズ低減やそれによる放射線被ばく量の低減[127]、病変検出などの診断補助機能[128]等が市場に存在している。当該機能を搭載した製品は、販売する上で競合との差別化要因として位置付けられ、企業側視点では製品の機能追加に伴う本体製品価格の上昇を目的とした投資行動には合理性があると考えられる。患者側視点からは、侵襲にて現在実施されている医療行為を、画像等の取得・処理により非侵襲的に実施可能な場合には、メリットがある。本邦における具体例としては、カテーテルを用いて侵襲的に取得していた心臓手術に関連する検査値（FFR）を、CT 画像の処理により非侵襲的に処理する例[129]等がある。医療機関の経営視点からは、機能に追加投資した場合の回収のあり方を考える必要がある。生成 AI ブーム以前から医用画像や波形の解析は実施されその成果の一部は市場に投入されている。画像生成 AI の利活用により、比較的少数の教師データから画像や波形に関する機能開発が可能となることで、研究開発に必要なデータの削減が期待される。また、LMM 的な視点では、複数の画像やテキストを組み合わせての処理が可能となることで、既存性能を上回る可能性もある。

研究用データのアノテーションについては、これまでデータの機密度に応じてクラウドソーシングの活用や内部関係者の追加

的なタスクとして位置付けられて処理されている。生成 AI の活用により機械的に処理可能な内容が増加するケースで、処理速度とコストの両面で大幅な効率化が期待される。商用 LLM の多くはクラウドにデータを送信し機能を利用する SaaS（Software as a Service）ベースとなっており、外部へのデータ送信が前提となっている。自組織内で稼働させることのできる LLM もリリースされており、目的やモデル性能、データの機密度、自組織でのコンピューターリソース等に応じて選択できる市場環境が整っている。

一般的な執筆タスクについては、既存で人が時間を割いていることから、当該作業が生成 AI により代替されることで人が他のタスクを処理する場合には、一定の需要があると考えられる。特に、医療機関で実施される研究については、2024 年 4 月からの働き方改革関連法に基づく医師の残業時間制限の厳格化等の背景から、医師をはじめとしてタスクシフトの先として想定されるその他の医療従事者を含めてこれまで以上に業務の効率化が求められている。生成 AI の活用により捻出した時間を有効に活用することで、研究や診療時間の確保と質の維持につなげられる可能性がある。

特殊な執筆タスクやデータ分析については、現状で専門人材があてられており、人材の確保や育成が課題となっている。生成 AI を利活用することで、専門人材の作業時間短縮の側面のほか、非専門人材の当該作業への参入の両面の寄与が考えられる。専門人材の人件費単価は、非専門人材に比べ一般に高いことから、生成 AI を用いることで大幅な作業時間の短縮や専門人材の育成が可能となれば、経済合理性を達成しえる。なお、執筆タスクは当事者が置かれた状況により一般的とも特殊とも解釈することが可能であり、各文書作成の需要については、立場に応じて判断することが適当と考える。

書類のチェックタスクについては、基本的に執筆と同様の考え方が適用可能であるが、チェック項目が明確化されている場合には生成 AI へのタスク移行がよりしやすい環境であると考えられる。論文の事前チェックやレビューについては、現状で投稿者やレビュアーに費用の発生しないタスクとして位置付けられているため、事業者ではなく研究者個人として需要を考えることが適切かもしれない。

診断・治療セグメントの現状と生成 AI の可能性

診断や治療、薬物関連質問については、既存の AI との比較、医療における医師・薬剤師の関与の在り方、責任の所在など整理が必要であり、生成 AI 需要については慎重に見積もる必要がある。ただし、重大な合併症の回避など著しい患者不利益を回避することを目的とするものについては、医師・薬剤師からの需要とは別に患者需要として存在し得ると考える。また、これまでの医療 AI は主に医療機関で医療従事者に使用されることが想定されているが、LLM は一般人もアクセスできるため、患者自身が LLM に医療関連するタスクを指示できる現状が存在していることにも留意が必要である。例えば、患者の手元にある医用画像の読影レポート、血液検査結果、病歴メモを LLM に送信した場合には、セカ

ンドオピニオンとしての機能を発揮する可能性がある。セカンドオピニオン（B010 診療情報提供料（Ⅱ）をカウント）は第 8 回 NDB オープンデータによると年間 84,083 件実施されており、患者から主治医への遠慮等の背景[130]を考えると潜在的にはより多くのニーズが想定される。

トリアージについては、医療従事者と患者で想定する機能が異なる。医療従事者については、エビデンスの確立したトリアージスコアや重症度の算出と、その結果に応じた医療の提供がされている現状に対し、生成 AI を用いることで一定の自動化が想定される。生成 AI がなくともスコア計算機やチェックリストが存在していることから、当該機能の需要については生成 AI でなければ実現できない機能を明確化したうえで調査を進める必要がある。患者で想定するトリアージ機能としては、医療機関を受診する必要があるか・救急車を要請する必要があるかといった医療アクセスの要否に関するものと、それに付随するセルフケアに関するものがある。医療アクセスの要否については現状で患者がとりえる選択肢として、医療機関への電話、119 への電話、#7119（救急安心センター事業）への電話、書籍又はインターネット記事の確認がある。救急搬送件数は COVID-19 流行時期を除き年々増加している点[131]を考慮すると、#7119 も活用しながら患者が適切に医療サービスを利用することは重要である。患者が医療アクセスの判断にあたり、インターネット上の情報を参照する場合には、情報が玉石混交である点を考慮すると、生成 AI の回答が信頼できる医療文書をもとに作成される限りにおいて潜在的な需要はあると考えられる。

患者教育（セルフケア含む）セグメントの現状と生成 AI の可能性

チャットボットについては、様々な産業で顧客とのコミュニケーションインターフェースや質問の受け皿として使用されている。ヘルスケアプロバイダにおいては、電話文化が根強く残っており、また保険診療下では一連の診療行為について診療報酬点数表に定められた金額のみをサービス提供の対価として得ることが許容される状況にある。（一連の診療行為に含まれるものとして）直接的な報酬に結びつかないチャットボットを用いた質問回答等への追加投資は、経営上のモチベーションを持ちにくい環境がある。一方で、患者視点では医療機関とのコミュニケーションインターフェースが増加すること、及び医学的な予備知識を含めて丁寧に説明されることは歓迎されると考えられる。特にヘルスケアプロバイダでは、高齢者や障がい者など情報にアクセスする手段や能力が乏しい集団との接点が多いことから、生成 AI によりこれらの方々への情報アクセスを改善できれば需要があると考えられる。また、機械が対応していることを明示できれば、合わせて何度同じことを聞いても怒られないという安心感も提供できる可能性がある。

患者教育資料の作成については、各施設が工夫して作成しており、また医療従事者向けの情報サイトには多数のテンプレートが掲載されている。現状でヘルスケアプロバイダの業務は既存の資料を用いて実施されているため、新たに患者教育資料の作成が必要となった場合には生成 AI が活用さ

れる可能性がある。

マネジメントセグメントの現状と生成 AI の可能性

カルテや患者の受診に伴う各種医療記録の作成における生成 AI 需要については、前述した研究開発セグメントの執筆タスク及び書類のチェックタスクと同様である。ただし、業務従事者数を考慮すると研究開発セグメントよりも、保健医療分野の記録作成やマネジメントに従事するものが多いことから、マスとしての需要は大きいと考えられる。

臨床試験における患者選択基準の確認や医療機関における経営管理、これに付随する電子カルテからの症状等のラベルの抽出については、既存で各種システムの出力結果の統合等も行いながら人力で実施されている。医療データの管理システムや出力形式が医療機関ごとに異なる点に対して、生成 AI の高い自然言語処理能力により個別のシステム構築をせずに合理化が可能であれば、需要はあると考えられる。医療機関の臨床試験を実施・受託する工数や経営管理工数、及び臨床試験を委託する企業側でリクルートが進捗しないことによる管理コストを、生成 AI の利用費用を比べてコスト圧縮が可能であれば経済合理性も達成し得る。

医学教育セグメントの現状と生成 AI の可能性

医学教育における試験問題作成、ロールプレイシナリオの作成や模擬患者の準備、学生への学習サポートはいずれもこれまで教員が時間を割いてきた部分である。大学教員の時間管理については議論がある[132]が、多忙な教員個人が生成 AI を利活用しこれらの業務の効率化を行う需要はあると考えられる。

共通セグメントの現状と生成AI の可能性

共通・その他とカテゴリしたものについては、保健医療分野においても一定の需要はあると考えられる。2024 年 4 月からは障害者差別解消法に基づき民間事業者と行政機関等において障がい者への合理的配慮が義務化された。今後 LMM が発展することで、筆談・手話・目に入ったものを読み上げ等、保険医療分野に限らない形でのコミュニケーションの円滑化が専用の機器を用いずとも図られ、保険医療分野においてもその恩恵を受けることになると考えられる。

今回の我々が実施した調査と検討は、現時点での生成 AI の利活用状況を概観するうえで重要な資料である。一方で、個々の事例は技術の進歩に従って変化していくと考えられ、研究終了後に本報告書が公開される頃にはまた新しい技術や具体事例が出現している状態が予想される。そのため技術動向及び事例の把握は継続し、DX を基軸とした本邦の保健医療分野の発展を支える基礎作りを行っていく必要がある。

研究班における議論では、技術成長の方向性として、生成 AI として顕在化している課題の解決と、使用者側のニーズに基づいた成長の 2 軸が挙げられた。LLM において顕在化している課題として、大きくはハルシネーションとバイアスがある。ハルシネーションに対してはファクトチェック機

構を持たせることが対策の 1 つであり、電子カルテなどの基幹システムに保持される情報との照合や、責任の所在となるものの確認を経てプログラムによる生成文書が確定する仕組みなどが現状で取られている。バイアスに関しては、医療の文脈においては必ずしも不当なものとはならず、性差や年齢差、人種差等さまざまな差により区別するべき医療上の違いが存在している。それらを考慮したうえで、適切なモデル構築をしていくことが望まれる。保健医療分野のニーズに基づく技術成長の観点では、年々発生する医療上の進歩を LLM のパラメータとして設定すること、現状の病院インフラが医療機関内のオンプレミスシステムに多く依存している点に鑑みてシステム共存を図っていくこと、既存の病院インフラで取り扱っているデータはテキストの他に画像等も存在しそれらを複合的に判断されているため更に生成 AI への業務移管を進めるためにはマルチモーダル化が求められること、ヘルスケアプロバイダから IT に対する追加的な支出を行うのは困難であるため既存コストがかかっている業務の具体的な置き換えが求められること、ユーザー教育が必要であること、技術受け入れのため評価体系の確立と客観的な性能の公表が必要であることなどが挙げられた。

生成 AI はその汎化性能から今後様々な用途での利活用がされ、社会に必須のリソースとなる可能性がある。保健医療分野の各ステークホルダーは、今後も引き続き生産年齢人口の減少にともなう労働力の減少と、膨張した社会保障費のマネジメント（国民医療費の伸びの抑制等）に向き合う必要がある。労働力の確保は喫緊の課題であり新しい技術とうまく適合していくための受容性と、それを支える環境整備が求められる。日本デジタルヘルス・アライアンス（JaDHA）が 2024 年 1 月に作成した「ヘルスケア事業者のための生成 AI 活用ガイド」では、LLM の特徴についてのガイドや、事業者が LLM を使用したサービス開発をするうえで認識しておくべき事項とメリットやリスクについて記載がされている。既存の一部のヘルスケア事業者はこのように変化に適応する姿勢を見せており、業界全体としての追随が期待される。

調査結果と考察を踏まえ、国が保健医療分野の AI 全般について検討するべき開発・導入・支援のあり方などの政策としては、一般人も生成 AI へのアクセスが可能という前提で継続的な保健医療ドメインの性能（主に LLM の知識レベル）評価と公開、及びデファクトスタンダードとなる性能を持つ LLM 製品の活用推進を行うこと等が考えられる。これにより、既存の薬事規制では保護が難しい一般人を危害から守るための環境整備を行いつつ、性能の高い LLM により既存業務の効率化を行い人口減少フェイズを迎える本邦でも医療の質の維持に寄与することができると考える。

本研究の成果に基づいた議論・検討により、本邦の保健医療分野への生成 AI の導入に関する議論が加速され、多くの医療機関における生成 AI 利活用が促進し、医療従事者の業務負担軽減や医療の質を向上等が実現されることが期待される。さらに、本研究結果を踏まえて、倫理的法的社会的課題（ELSI）の検討が進むことが期待される。

Ｄ．健康危険情報

特筆すべき事項なし。

Ｅ．研究発表

特筆すべき事項なし。

2. 学会発表

特筆すべき事項なし。

Ｆ．知的財産権の出願・登録状況

1. 特許取得

特筆すべき事項なし。

2. 実用新案登録

特筆すべき事項なし。

3.その他

特筆すべき事項なし。

（参考文献）

1. 安藤 亮. 明日から使える！ChatGPT での業務効率化 Tips. 日経メディカル（https://medical.nikkeibp.co.jp/leaf/mem/pub/report/t285/202306/580170.html, 2023 年 12 月 31 日アクセス）
2. medimo ウェブページ（https://site.medimo.ai/?_fsi=SLWIrubx, 2023 年 12 月 31 日アクセス）
3. Jianning Li, at el. ChatGPT in healthcare: A taxonomy and systematic review. Comput Methods Programs Biomed. 2024 Mar:245:108013.
4. 厚生労働省資料 俯瞰図に基づく AI 開発促進のための工程表（ https://www.mhlw.go.jp/content/10601000/001055939.pdf, 2023 年 12 月 31 日アクセス）
5. Vaswani, A. et al.(2017) Attention Is All You Need.
6. Cheng K, Li Z, He Y, Guo Q, et al. Potential Use of Artificial Intelligence in Infectious Disease: Take ChatGPT as an Example. Ann Biomed Eng. 2023 Jun;51(6):1130-1135.
7. Mohammad H, Catherine AG, David M L, et al. An exploratory survey about using ChatGPT in education, healthcare, and research. PLoS One. 2023 Oct 5;18(10)
8. Iyengar KP, Yousef MM, Nune A, et al. Perception of Chat Generative Pre-trained Transformer (Chat-GPT) AI tool amongst MSK clinicians. J Clin Orthop Trauma. 2023 Sep 23;44:102253.
9. Sallam M, Salim NA, Barakat M, et al. Assessing Health Students' Attitudes and Usage of ChatGPT in Jordan: Validation Study. JMIR Medical Education. 2023 Sep; e48254. https://doi.org/10.2196/48254
10. Sahari Y, Al-Kadi AMT, Ali JKM. A cross sectional study of ChatGPT in translation: Magnitude of use, attitudes, and uncertainties. Journal of Psycholinguistic Research. 2023;52(6), 2937-2954
11. Livberber T, Ayvaz S. The impact of Artificial Intelligence in academia: Views of Turkish academics on

ChatGPT. Heliyon. 2023 Sep 1;9(9).
12. Yudai Tanaka, Takuto Nakata, Ko Aiga, et al. Performance of Generative Pretrained Transformer on the National Medical Licensing Examination in Japan. PLOS Digit Health. 2024;3(1). doi: 10.1371/journal.pdig.0000433.
13. Roos J, Kasapovic A, Jansen T, et al. Artificial Intelligence in Medical Education: Comparative Analysis of ChatGPT, Bing, and Medical Students in Germany. JMIR Medical Education. 2023;9. e46482. https://doi.org/10.2196/46482
14. Panthier C, Gatinel D. Success of ChatGPT, an AI language model, in taking the French language version of the European Board of Ophthalmology examination: A novel approach to medical knowledge assessment. J Fr Ophtalmol. 2023 Sep;46(7):706-711.
15. Ali R, Tang OY, Connolly ID, et al. Performance of ChatGPT, GPT-4, and Google Bard on a Neurosurgery Oral Boards Preparation Question Bank. Neurosurgery. 2023 Nov 1;93(5):1090-1098.
16. Giannakopoulos K, Kavadella A, Salim AA, et al. Evaluation of the Performance of Generative AI Large Language Models ChatGPT, Google Bard, and Microsoft Bing Chat in Supporting Evidence-Based Dentistry: Comparative Mixed Methods Study. J Med Internet Res. 2023 Dec 28;25. doi: 10.2196/51580.
17. Samaan JS, Yeo YH, Rajeev N, et al. Assessing the Accuracy of Responses by the Language Model ChatGPT to Questions Regarding Bariatric Surgery. Obes Surg. 2023 Jun;33(6):1790-1796.
18. Torres-Zegarra BC, Rios-Garcia W, Ñaña-Cordova AM, et al. Performance of ChatGPT, Bard, Claude, and Bing on the Peruvian National Licensing Medical Examination: a cross-sectional study. J Educ Eval Health Prof. 2023:20:30. doi: 10.3352/jeehp.2023.20.30.
19. Acar AH. Can natural language processing serve as a consultant in oral surgery? J Stomatol Oral Maxillofac Surg, 2024 125(3);101724.
20. Wilhelm TI, Roos J, Kaczmarczyk R. Large Language Models for Therapy Recommendations Across 3 Clinical Specialties: Comparative Study. J Med Internet Res. 2023;25. doi:10.2196/49324.
21. Fujimoto S, Takemoto K. Revisiting the political biases of ChatGPT. Frontiers in Artificial Intelligence, 2023 6; 1232003.
22. Michael C Oca, Leo Meller, Katherine Wilson, et al. Bias and Inaccuracy in AI Chatbot Ophthalmologist Recommendations. Cureus. 2023 Sep 25;15(9). doi:10.7759/cureus.45911.
23. Cheng P, Yang X, Chen A, et al. A study of generative large language model for medical research and

healthcare. NPJ Digital Medicine, 2023 6(1), 210. https://doi.org/10.1038/s41746-023-00958-w

24. Hulman A, Dollerup OL, Mortensen JF, et al. ChatGPT- versus human-generated answers to frequently asked questions about diabetes: A Turing test-inspired survey among employees of a Danish diabetes center. PLoS One. 2023 Aug 31;18(8). doi: 10.1371/journal.pone.0290773.
25. Lin Z, Akin H, Rao R, et al. Evolutionary-scale prediction of atomic-level protein structure with a language model. Science, 2023 379(6637); 1123-1130.
26. Romero-Romero S, Lindner S, Ferruz N. Exploring the Protein Sequence Space with Global Generative Models. Cold Spring Harbor Perspectives in Biology. 2023 15(11); a041471.
27. Fortela DLB, Mikolajczyk AP, Carnes MR, et al. Predicting molecular docking of per- and polyfluoroalkyl substances to blood protein using generative artificial intelligence algorithm DiffDock. Biotechniques. 2024 76(1); 14-26.
28. Gregory WK, Anton M, Rafael B, et al. An Efficient Active Learning Methodology Applied to Protein-Specific Molecular Generation. J Chem Inf Model. 2024 Feb 12;64(3):653-665.
29. Xie WJ, Warshel A. Harnessing generative AI to decode enzyme catalysis and evolution for enhanced engineering. Review Natl Sci Rev. 2023;10(12). doi:10.1093/nsr/nwad331.
30. Yang SD, Ali ZA, Wong BM. FLUID-GPT (Fast Learning to Understand and Investigate Dynamics with a Generative Pre-Trained Transformer): Efficient Predictions of Particle Trajectories and Erosion. Ind Eng Chem Res. 2023, 62(37), 15278-15289.
31. Desaire H, Chua AE, Kim M, et al. Accurately detecting AI text when ChatGPT is told to write like a chemist. Cell Rep Phys Sci. 2023;4(11):101672.
32. Odri G-A, Yoon DJY. Detecting generative artificial intelligence in scientific articles: Evasion techniques and implications for scientific integrity. Orthop Traumatol Surg Res. 2023 Dec;109(8):103706.
33. Alessandri-Bonetti M, Liu HY, Giorgino R, et al. The First Months of Life of ChatGPT and Its Impact in Healthcare: A Bibliometric Analysis of the Current Literature. Ann Biomed Eng. 2024 May;52(5):1107-1110.
34. Savage T, Wang J, Shieh L. A Large Language Model Screening Tool to Target Patients for Best Practice Alerts: Development and Validation. JMIR Med Inform. 2023 Nov 27;11. doi: 10.2196/49886.
35. Altmäe S, Sola-Leyva A, Salumets A.

Artificial intelligence in scientific writing: a friend or a foe?. Reproductive Biomedicine Online, 2023 47(1), 3-9.

36. Omar A. Strengths and Weaknesses of ChatGPT Models for Scientific Writing About Medical Vitamin B12: Mixed Methods Study. JMIR Formative Research. 2023 7;e49459.
37. Buholayka M, Zouabi R, Tadinada A. The readiness of ChatGPT to write scientific case reports independently: A comparative evaluation between human and artificial intelligence. Cureus. 2023 15(5); e39386.
38. Naik HR, Prather AD, Gurda GT. Synchronous Bilateral Breast Cancer: A Case Report Piloting and Evaluating the Implementation of the AI-Powered Large Language Model (LLM) ChatGPT. Case Reports Cureus, 2023 15(4); e37587.
39. Macdonald C, Adeloye D, Sheikh A, et al. Can ChatGPT draft a research article? An example of population-level vaccine effectiveness analysis. J Glob Health. 2023 Feb 17;13:01003.
40. Sanmarchi F, Bucci A, Nuzzolese AG, et al. A step-by-step researcher's guide to the use of an AI-based transformer in epidemiology: an exploratory analysis of ChatGPT using the STROBE checklist for observational studies. Z Gesundh Wiss, 2023 1-36. doi: 10.1007/s10389-023-01936-y.
41. Biswas S, Dobaria D, Cohen HL. ChatGPT and the Future of Journal Reviews: A Feasibility Study. Yale J Biol Med. 2023 Sep 29;96(3):415-420.
42. Nelson MD, Goenner BL, Gale BK. Utilizing ChatGPT to assist CAD design for microfluidic devices. Lab Chip, 2023, 23(17), 3778-3784.
43. Gilardi F, Alizadeh M, Kubli M. ChatGPT outperforms crowd workers for text-annotation tasks. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2023 120(30), e2305016120.
44. Tiwari K, Matthews L, May B, et al. ChatGPT usage in the Reactome curation process. bioRxiv [Preprint]. doi: 10.1101/2023.11.08.566195.
45. Suhail H, Hafsath CA, Jereesh AS. Generative Pre-trained Transformer (GPT) based model with relative attention for de novo drug design. Comput Biol Chem. 2023 Oct;106:107911.
46. Jorapur S, Srivastava A, Kulkarni S. Evaluating the Usefulness of a Large Language Model as a Wholesome Tool for De Novo Polymerase Chain Reaction (PCR) Primer Design. Cureus. 2023 Oct 26;15(10). doi: 10.7759/cureus.47711.
47. Chen TC, Kaminski E, Koduri L, et al. Chat GPT as a Neuro-Score Calculator: Analysis of a Large Language Model's Performance on Various Neurological Exam Grading

Scales. World Neurosurg. 2023;179. doi: 10.1016/j.wneu.2023.08.088.

48. Hasani AM, Singh S, Zahergivar A, et al. Evaluating the performance of Generative Pre-trained Transformer-4 (GPT-4) in standardizing radiology reports. Eur Radiol. 2023 doi: 10.1007/s00330-023-10384-x.
49. Nakaura T, Yoshida N, Kobayashi N, et al. Preliminary assessment of automated radiology report generation with generative pre-trained transformers: comparing results to radiologist-generated reports. Jpn J Radiol. 2024 Feb;42(2):190-200.
50. Zúñiga Salazar G, Zúñiga D, Vindel CL, et al. Efficacy of AI Chats to Determine an Emergency: A Comparison Between OpenAI's ChatGPT, Google Bard, and Microsoft Bing AI Chat. Cureus. 2023;15(9). doi:10.7759/cureus.45473
51. Bushuven S, Bentele M, Bentele S, et al. "ChatGPT, Can You Help Me Save My Child's Life?" - Diagnostic Accuracy and Supportive Capabilities to Lay Rescuers by ChatGPT in Prehospital Basic Life Support and Paediatric Advanced Life Support Cases - An In-silico Analysis. J Med Syst. 2023 47(1);123. doi: 10.1007/s10916-023-02019-x.
52. Delsoz M, Raja H, Madadi Y, et al. The use of ChatGPT to assist in diagnosing glaucoma based on clinical case reports. Ophthalmology and Therapy. 2023 12(6), 3121-3132.
53. Hirosawa T, Mizuta K, Harada Y, et al. Comparative Evaluation of Diagnostic Accuracy Between Google Bard and Physicians. Am J Med. 2023 Nov;136(11):1119-1123.e18.
54. Sultan I, Al-Abdallat H, Alnajjar Z, et al. Using ChatGPT to predict cancer predisposition genes: a promising tool for pediatric oncologists. Cureus. 2023 Oct 24;15(10). doi: 10.7759/cureus.47594.
55. Rao A, Kim J, Kamineni M, et al. Evaluating GPT as an adjunct for radiologic decision making: GPT-4 versus GPT-3.5 in a breast imaging pilot. J Am Coll Radiol. 2023;20(10):990-997.
56. Schulte B. Capacity of ChatGPT to Identify Guideline-Based Treatments for Advanced Solid Tumors. Cureus. 2023 Apr 21;15(4). doi: 10.7759/cureus.37938.
57. Ćirković, A., Katz, T. Exploring the Potential of ChatGPT-4 in Predicting Refractive Surgery Categorizations: Comparative Study. JMIR Form Res, 2023 7, e51798. doi: 10.2196/51798.
58. Roy WQ, Qureshi U, Petersen G, et al. Diagnostic and Management Applications of ChatGPT in Structured Otolaryngology Clinical Scenarios. OTO Open. 2023;7(3). doi:10.1002/oto2.67.
59. Juhi A, Pipil N, Santra S, et al. The Capability of ChatGPT in Predicting

and Explaining Common Drug-Drug Interactions. Cureus. 2023 Mar 17;15(3). doi: 10.7759/cureus.36272.

60. Kaneda Y, Takita M, Hamaki T, et al. ChatGPT's potential in enhancing physician efficiency: A Japanese case study. Cureus, 2023 15(11), e48235.
61. Robinson A, Aggarwal S Jr. When Precision Meets Penmanship: ChatGPT and Surgery Documentation. Cureus. 2023 Jun 17;15(6). doi: 10.7759/cureus.40546.
62. Bashar Z, Yash SL, Alexander Y, et al. Artificially Intelligent Billing in Spine Surgery: An Analysis of a Large Language Model. Global Spine J. 2023 Dec 26. doi: 10.1177/21925682231224753.
63. Ma H, Ma X, Yang C, et al. Development and evaluation of a program based on a generative pre-trained transformer model from a public natural language processing platform for efficiency enhancement in post-procedural quality control of esophageal endoscopic submucosal dissection. Surg Endosc. 2024;38(3):1264-1272.
64. Juhi A, Pipil N, Santra S, et al. The Capability of ChatGPT in Predicting and Explaining Common Drug-Drug Interactions. Cureus. 2023;15(3). doi: 10.7759/cureus.36272.
65. Morath B, Chiriac U, Jaszkowski E, et al. Performance and risks of ChatGPT used in drug information: an exploratory real-world analysis. Eur J Hosp Pharm. 2023 Jun 1; ejhpharm-2023-003750.
66. Fink MA, Bischoff A, Fink CA, et al. Potential of ChatGPT and GPT-4 for Data Mining of Free-Text CT Reports on Lung Cancer. Radiology. 2023 Sep;308(3). doi: 10.1148/radiol.231362.
67. Ge J, Sun S, Owens J, et al. Development of a Liver Disease-Specific Large Language Model Chat Interface using Retrieval Augmented Generation. medRxiv. doi: 10.1101/2023.11.10.23298364.
68. Babayiğit O, Eroglu ZT, Sen DO, et al. Potential Use of ChatGPT for Patient Information in Periodontology: A Descriptive Pilot Study. Cureus. 2023 Nov 8;15(11). doi: 10.7759/cureus.48518.
69. Lyu Q, Tan J, Zapadka ME, et al. Translating radiology reports into plain language using ChatGPT and GPT-4 with prompt learning: results, limitations, and potential. Vis Comput Ind Biomed Art. 2023;6(1):9. doi:10.1186/s42492-023-00136-5.
70. Qarajeh A, Tangpanithandee S, Thongprayoon C, et al. AI-powered renal diet support: Performance of ChatGPT, Bard AI, and Bing Chat. Clin Pract. 2023;13(5):1160-1172.
71. Cheung BH, Lau GK, Wong GT, et al. ChatGPT versus human in generating medical graduate exam multiple

choice questions-A multinational prospective study (Hong Kong S.A.R., Singapore, Ireland, and the United Kingdom). PLoS One. 2023 Aug 29;18(8). doi: 10.1371/journal.pone.0290691.

72. Webb JJ. Proof of Concept: Using ChatGPT to Teach Emergency Physicians How to Break Bad News. Cureus. 2023 May 9;15(5). doi: 10.7759/cureus.38755.
73. Baglivo F, De AL, Casigliani V, et al. Exploring the possible use of AI chatbots in public health education: Feasibility study. JMIR Med Educ, 2023 9, e51421. https://doi.org/10.2196/51421
74. Preiksaitis, C., Nash, C., Gottlieb, M., Chan, T. M., Alvarez, A., & Landry, A. (2023). Brain versus bot: Distinguishing letters of recommendation authored by humans compared with artificial intelligence. AEM Educ Train, 7(6), 10.1002/aet2.10924.
75. Piccolo SR, Denny P, Luxton-Reilly A, et al. Evaluating a large language model's ability to solve programming exercises from an introductory bioinformatics course. PLoS Comput Biol. 2023 Sep 28;19(9). doi: 10.1371/journal.pcbi.1011511.
76. Shaikh S, Yayilgan SY, Klimova B, et al. Assessing the Usability of ChatGPT for Formal English Language Learning. Eur J Investig Health Psychol Educ. 2023 Sep 21;13(9):1937-1960.
77. You A, Kim JK, Ryu IH, et al. Application of generative adversarial networks (GAN) for ophthalmology image domains: a survey. Eye and Vision (London, England). 2022 9(1), 6. doi: 10.1186/s40662-022-00277-3.
78. Jacobs F, D'Amico S, Benvenuti C, et al. Opportunities and Challenges of Synthetic Data Generation in Oncology. JCO Clinical Cancer Informatics. 2023 7, e2300045. doi:10.1200/CCI.23.00045.
79. Kumar A, Sharma A, Singh AK, et al. Data Augmentation for Medical Image Classification based on Gaussian Laplacian Pyramid Blending with a Similarity Measure. IEEE J Biomed Health Inform. Published online August 21, 2023. doi:10.1109/JBHI.2023.3307216.
80. Hazrat Ali, Zubair Shah. Combating COVID-19 Using Generative Adversarial Networks and Artificial Intelligence for Medical Images: Scoping Review. JMIR Med Inform. 2022;10(6). doi: 10.2196/37365.
81. Zhang F, Zhang Y, Zhu X, et al. PregGAN: A prognosis prediction model for breast cancer based on conditional generative adversarial networks. Comput Methods Programs Biomed. 2022 Sep;224:107026.
82. Apostolopoulos ID, Papathanasiou ND, Apostolopoulos DJ, et al. Applications of Generative Adversarial Networks

(GANs) in Positron Emission Tomography (PET) imaging: A review. Eur J Nucl Med Mol Imaging. 2022 Sep;49(11):3717-3739.

83. Wang Y, Chen Y, Wang W, et al. MSGAN: Multi-Stage Generative Adversarial Networks for Cross-Modality Domain Adaptation. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2022, 520-524.
84. Ali H, Biswas MR, Mohsen F, et al. The role of generative adversarial networks in brain MRI: a scoping review. Insights Imaging. 2022 Jun 4;13(1):98.
85. Wu W, Lu Y, Mane R, et al. Deep Learning for Neuroimaging Segmentation with a Novel Data Augmentation Strategy. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc, 2020, 1516-1519.
86. Singh P, Pradhan G. A new ECG denoising framework using generative adversarial network. IEEE/ACM Trans Comput Biol Bioinform. 2021;18(2):759-764.
87. Deng F, Tie C, Zeng Y, et al. Correcting motion artifacts in coronary computed tomography angiography images using a dual-zone cycle generative adversarial network. J Xray Sci Technol, 29(4), 577-595.
88. Motamed S, Khalvati F. Inception-GAN for Semi-supervised Detection of Pneumonia in Chest X-rays. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc., 2021, 3774-3778.
89. Heidari A, Jafari NN, Unal M, et al. The COVID-19 epidemic analysis and diagnosis using deep learning: A systematic literature review and future directions. Review Computational Biology and Medicine. 2022 141, 105141.
90. Lee KH, Lee RW, Kwon YE. Validation of a Deep Learning Chest X-ray Interpretation Model: Integrating Large-Scale AI and Large Language Models for Comparative Analysis with ChatGPT. Diagnostics (Basel). 2023;14(1):90. doi: 10.3390/diagnostics14010090.
91. Ziegelmayer S, Marka AW, Lenhart N, et al. Evaluation of GPT-4's Chest X-Ray Impression Generation: A Reader Study on Performance and Perception. J Med Internet Res. 2023, 25. doi: 10.2196/50865.
92. Brin D, Sorin V, Barash Y, et al. Assessing GPT-4 multimodal performance in radiological image analysis. medRxiv. 2023 Nov 15. doi: https://doi.org/10.1101/2023.11.15.23298583.
93. Sorin V, Kapelushnik N, Hecht I, Zloto O, Glicksberg BS, Bufman H, Barash Y, Nadkarni GN, Klang E. GPT-4 Multimodal Analysis on Ophthalmology Clinical Cases Including Text and Images. medRxiv. 2023. doi: https://doi.org/10.1101/2023.11.24.232

98953.
94. Luo R, Sun L, Xia Y, et al. BioGPT: generative pre-trained transformer for biomedical text generation and mining. Briefings in Bioinformatics. 2022 23(6), bbac409.
95. Nuance and Microsoft Announce the First Fully AI-Automated Clinical Documentation Application for Healthcare. NUANCE.（ https://news.nuance.com/2023-03-20-Nuance-and-Microsoft-Announce-the-First-Fully-AI-Automated-Clinical-Documentation-Application-for-Healthcare, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
96. Healthcare revolution with Microsoft Azure: A generative AI wellness check. Azure Blog.（ https://azure.microsoft.com/en-us/blog/healthcare-revolution-with-microsoft-azure-a-generative-ai-wellness-check/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
97. Microsoft at KDD 2023: Advancing health at the speed of AI. Microsoft Research Blog.（ https://www.microsoft.com/en-us/research/blog/microsoft-at-kdd-2023-advancing-health-at-the-speed-of-ai/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
98. Microsoft introduces new data and AI solutions to help healthcare organizations unlock insights and improve patient and clinician experiences. Official Microsoft Blog.（https://blogs.microsoft.com/blog/2023/10/10/microsoft-introduces-new-data-and-ai-solutions-to-help-healthcare-organizations-unlock-insights-and-improve-patient-and-clinician-experiences/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
99. Med-PaLM. Google Cloud Blog.（ https://sites.research.google/med-palm/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
100. Multimodal medical AI. Google Research Blog.（https://research.google/blog/multimodal-medical-ai/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
101. MedLM: generative AI fine-tuned for the healthcare industry. Google Cloud Blog.（https://cloud.google.com/blog/topics/healthcare-life-sciences/introducing-medlm-for-the-healthcare-industry?hl=en, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
102. care.ai Builds Advanced Solutions for Nurses with Google Cloud's Generative AI and Data Analytics on Its Smart Care Facility Platform. Google Cloud News.（https://www.googlecloudpresscorner.com/2023-10-09-care-ai-Builds-Advanced-Solutions-for-Nurses-with-Google-Clouds-Generative-AI-and-Data-Analytics-on-Its-Smart-Care-Facility-Platform, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
103. Executive Conversations with Nosis Bio and Vevo: Using Generative AI on

AWS to Shift the Pharmaceutical R&D Paradigm. AWS Blog.（https://aws.amazon.com/jp/blogs/industries/executive-conversations-with-nosis-bio-and-vevo-using-generative-ai-on-aws-to-shift-the-pharmaceutical-rd-paradigm/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）

104. 生成系 AI が拓くイノベーション − Part.1 ：大規模言語モデル(LLM)を活用した製薬企業の業務改善. Amazon Web Services ブログ.（https://aws.amazon.com/jp/blogs/news/generative-ai-opens-the-door-to-innovation-in-life-science-industry-part-1/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
105. Meta and Microsoft Introduce the Next Generation of Llama. Meta Newsroom.（https://about.fb.com/news/2023/07/llama-2/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
106. NVIDIA 生成 AI が創薬と薬設計の次の時代を切り開く. NVIDIA BLOG.（https://blogs.nvidia.co.jp/2024/01/15/drug-discovery-bionemo-generative-ai/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
107. Oscar. OpenAI.（https://openai.com/index/oscar/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
108. Summer Health. OpenAI.（https://openai.com/index/summer-health/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
109. Healthify. OpenAI.（https://openai.com/index/healthify/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
110. Introducing GPTs. OpenAI.（https://openai.com/index/introducing-gpts/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
111. World Health Organization. (2023). Regulatory considerations on artificial intelligence for health. World Health Organization.（https://iris.who.int/handle/10665/373421, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
112. World Health Organization. (2024). Ethics and governance of artificial intelligence for health: Guidance on large multi-modal models（https://www.who.int/publications/i/item/9789240084759, 2024 年 3 月 1 日アクセス）
113. Yamaguchi H, Saito Y. Protein language models. Journal of Systems Biology in Biomedicine and Research. 2023 4(1);52-67.
114. Hawkins-Hooker A, Depardieu F, Baur S, et al. Generating functional protein variants with variational autoencoders. PLOS Computational Biology. 2021 17(2), e1008736.
115. Repecka D, Jauniskis V, Karpus L, et al. Expanding functional protein sequence spaces using generative adversarial networks. Nature Machine Intelligence. 2021 3(4), 324-333.
116. Ferruz N, Schmidt S, Höcker B. ProtGPT2 is a deep unsupervised language model for protein design. Nature Communications. 2022 13(1), 4348.
117. Madani A, Krause B, Greene ER, et al. Large language models generate functional protein sequences across

diverse families. Nature Biotechnology. 2023 1-8. https://doi.org/10.1038/s41587-022-01618-2

118. The leading AI operating system for healthcare. Ambience.（https://www.ambiencehealthcare.com/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）

119. Augmedix Go.（https://augmedix.com/augmedix-go/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）

120. Automatically document care with DAX Copilot. NUANCE.（https://www.nuance.com/healthcare/dragon-ai-clinical-solutions/dax-copilot.html, 2024 年 3 月 1 日アクセス）

121. Enterprise-grade AI assistant. Suki.（https://www.suki.ai/suki-assistant/,2024 年 3 月 1 日アクセス）

122. POWERING DEEPER UNDERSTANDING IN HEALTHCARE. ABRIDGE.（https://www.abridge.com/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）

123. NEC、生成 AI を搭載した電子カルテシステム「MegaOak/iS」の販売を開始～医療文書の作成を支援し、医師の働き方改革に貢献～（https://jpn.nec.com/press/202403/20240318_01.html, 2024 年 3 月 1 日アクセス）

124. Ubie、生成 AI を活用した初の機能を医療機関向け「ユビーメディカルナビ」で提供開始. PR TIMES.（https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000063.000048083.html, 2024 年 3 月 1 日アクセス）

125. 医薬品開発費 https://www.mhlw.go.jp/content/10807000/001036959.pdf

126. 厚生労働省. 第７回　医薬品の迅速・安定供給実現に向けた総合対策に関する有識者検討会　資料６.（https://www.mhlw.go.jp/content/10807000/001036959.pdf, 2024 年 3 月 1 日アクセス）

127. 多田　佳司, ほか. 腹部 CT 検査における Deep learning reconstruction の被ばく線量低減の検討. 松江市立病院医学雑誌　第 24 巻　第 1 号：26－32, 2020.

128. 藤田広志. AI 画像診断の全体像と将来の展望－医師を助ける”第三の目”－. 情報処理. 2021 Feb. 62(2); e1-e8.

129. HeartFlow.（https://www.heartflow.com/jp/, 2024 年 3 月 1 日アクセス）

130. 都成 祥子, ほか. セカンドオピニオンに関する大学生の意識. Kobe City Hosp Bull 55:27－33, 2016.

131. 総務省消防庁. 令和５年版 救急・救助の現況. 令和６年１月 26 日（https://www.soumu.go.jp/main_content/000924645.pdf, 2024 年 3 月 1 日アクセス）

132. 株式会社ブレインアカデミー　データサイエンスセンター. 令和３年度大学改革推進委託事業「大学教員の勤務実態に係る調査研究」調査報告書.（https://www.mext.go.jp/content/20221124-mxt_daigakuc01-000026106_1.pdf, 2024 年 3 月 1 日ア

クセス)

（資料）

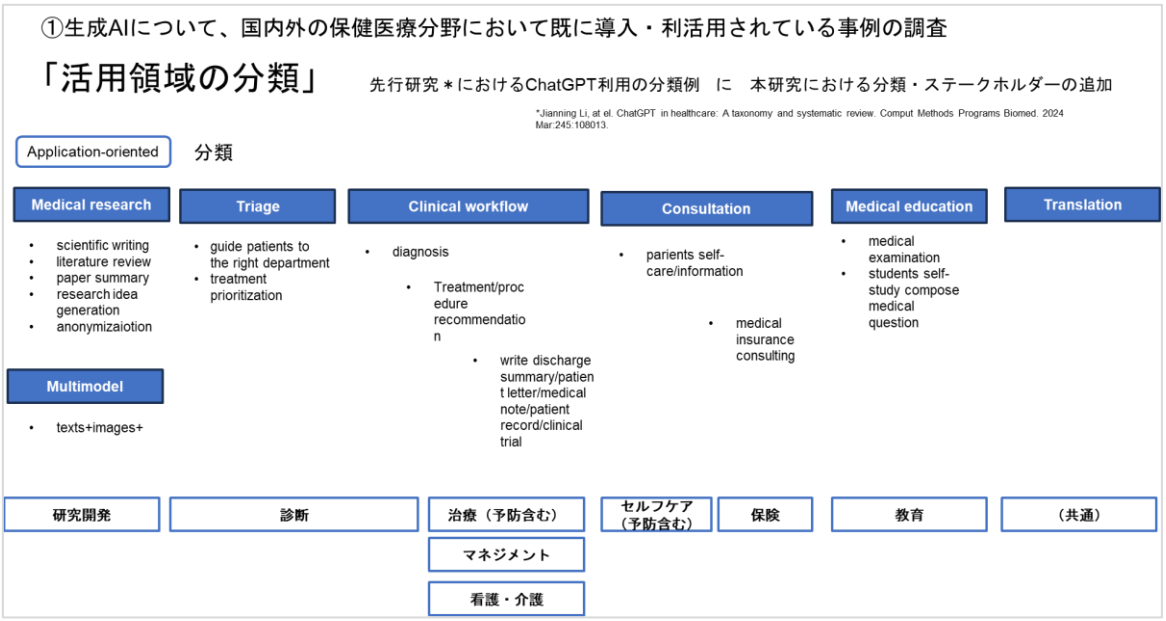


図１：先行研究における生成 AI における分類と本研究における領域の関係

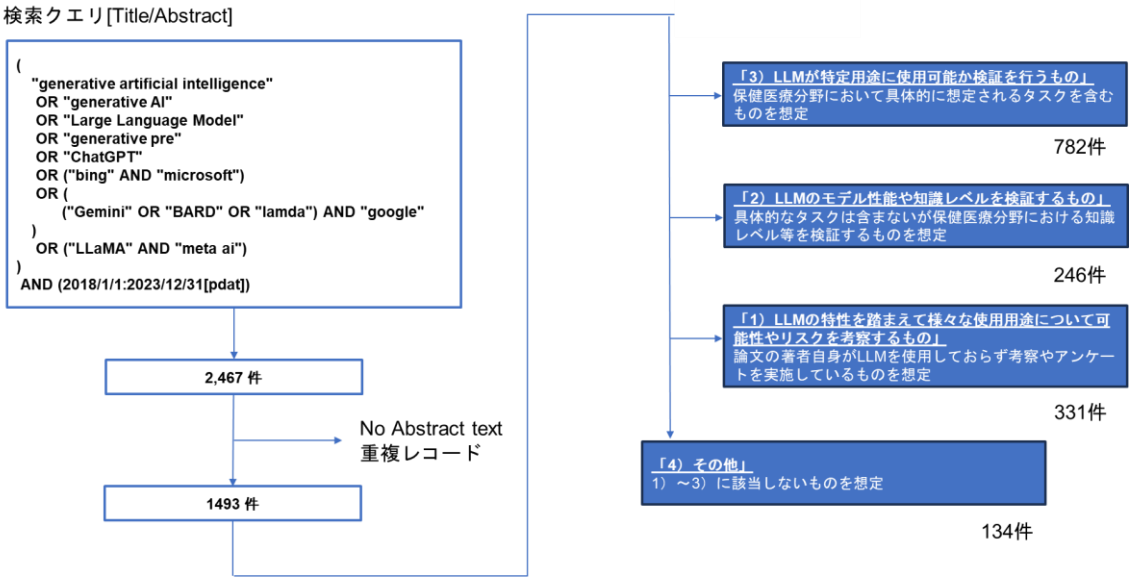


図２：PubMed から抽出した論文の分類フロー

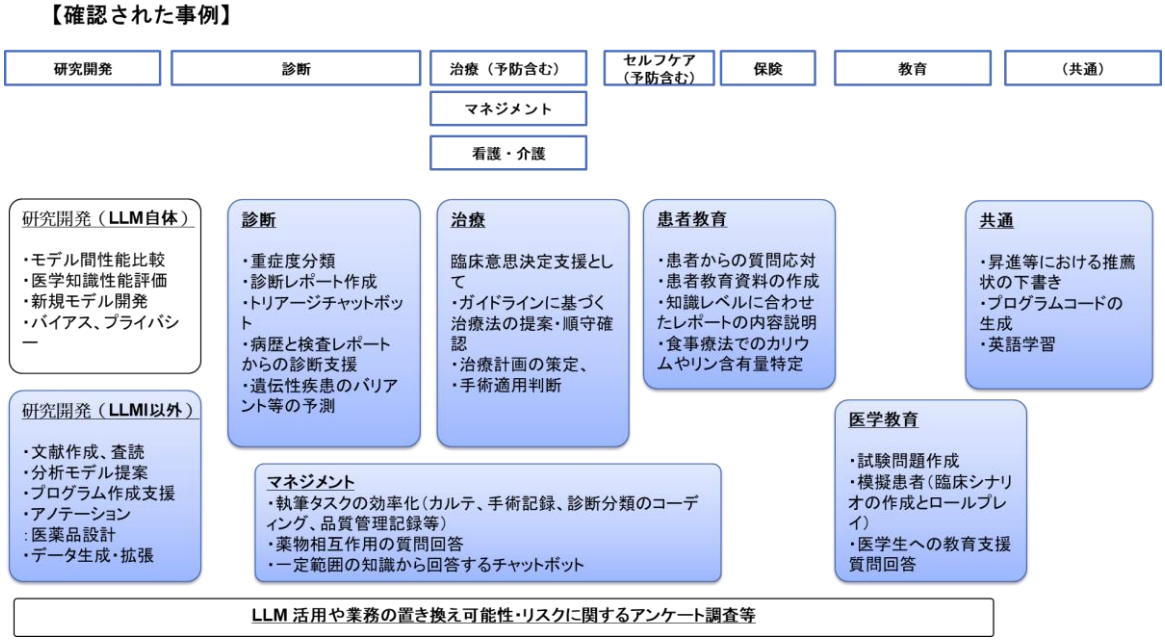


図３：論文調査により確認された LLM 活用の具体的事例
概念的な内容や、LLM 自体の研究開発について白地で、保健医療分野での具体的な事例は青字で記載する。

表１：medRxiv 及び医中誌 web から収集した LLM 及び画像生成 AI に関する論文の件数

クエリ内容[Title/Abstract]	medRxiv 件数	医中誌 web 件数
"generative AI"	43	1
生成 AI	―	19
"Large Language Model"	143	1
大規模言語モデル	―	16
"generative pre"	108	0
"ChatGPT"	136	60
"bing" AND "microsoft"	7	2
("Gemini" OR "BARD" OR "lamda") AND "google"	0	0
"LLaMA" AND ("meta ai" OR "meta ai")	1	0
"Generative Adversarial" AND ("medic" OR "clinic" OR "health" OR "nurs" OR "dent" OR "pharma")	30	47
"敵対的生成" AND ("医" OR "診"	―	71

OR "健" OR "看" OR "歯" OR "薬")		
"Variational Auto" AND ("medic" OR "clinic" OR "health" OR "nurs" OR "dent" OR "pharma")	4	3
"変分自動" AND ("医" OR "診" OR "健" OR "看" OR "歯" OR "薬")	—	0
"PixelCNN" AND ("medic" OR "clinic" OR "health" OR "nurs" OR "dent" OR "pharma")	0	—
"PixelCNN" AND ("医" OR "診" OR "健" OR "看" OR "歯" OR "薬")	—	0
("Diffusion Model" AND "generative") AND ("medic" OR "clinic" OR "health" OR "nurs" OR "dent" OR "pharma")	2	—
("Diffusion Model" AND "generative") AND ("医" OR "診" OR "健" OR "看" OR "歯" OR "薬")	—	0
"StyleGAN" AND ("medic" OR "clinic" OR "health" OR "nurs" OR "dent" OR "pharma")	0	—
"StyleGAN" AND ("医" OR "診" OR "健" OR "看" OR "歯" OR "薬")	—	1
"Stable Diffusion" AND ("medic" OR "clinic" OR "health" OR "nurs" OR "dent" OR "pharma")	13	—
"Stable Diffusion" AND ("医" OR "診" OR "健" OR "看" OR "歯" OR "薬")	—	3
("DALL-E" AND "image") AND ("medic" OR "clinic" OR "health" OR "nurs" OR "dent" OR "pharma")	1	—
("DALL-E" AND "image") AND ("医" OR "診" OR "健" OR "看" OR "歯" OR "薬")	—	0
"Midjourney" AND ("medic" OR "clinic" OR "health" OR "nurs" OR "dent" OR －"pharma")	1	—
"Midjourney" AND ("医" OR "診" OR "健" OR "看" OR "歯" OR "薬")	—	0
("Blue Willow" AND "image") AND ("medic" OR "clinic" OR	0	—

"health" OR "nurs" OR "dent" OR "pharma")		
("Blue Willow" AND "image") AND ("医" OR "診" OR "健" OR "看" OR "歯" OR "薬")	―	0
("Adobe" AND "Firefly") AND ("medic" OR "clinic" OR "health" OR "nurs" OR "dent" OR "pharma")	0	―
("Adobe" AND "Firefly") AND ("医" OR "診" OR "健" OR "看" OR "歯" OR "薬")	―	0

＊medRxiv が高度なクエリに対応していないため、独立した各キーワードにヒットした件数を示す

表 2：生成 AI 事例調査対象とした国内外の医療ニュースサイト

国名	ウェブサイト名	URL	ヒット件数
アメリカ	Medscape	https://www.medscape.com	440
アメリカ	Medical News Today	https://www.medicalnewstoday.com	50
アメリカ	HealthDay	https://www.healthday.com	48
イギリス	Medscape UK	https://www.medscape.co.uk/	8
イギリス	Healthcare Newsdesk	https://healthcare-newsdesk.co.uk/	37
イギリス	News-Medical.Net	https://www.news-medical.net/	975
フランス	Doctissimo	https://www.doctissimo.fr	2169
フランス	Santé Magazine	https://www.santemagazine.fr	534
ドイツ	Ärzte Zeitung	https://www.aerztezeitung.de	96
イタリア	Quotidiano Sanità	https://www.quotidianosanita.it	212
イタリア	Doctor33	https://www.doctor33.it	5
カナダ	Hospital News	https://hospitalnews.com/	420
カナダ	CMAJ News	https://www.cmaj.ca	165
カナダ	Healthy	https://healthydebat	686

	Debate	e.ca	
日本	m3.com	https://www.m3.com/	281
日本	Medical Tribune	https://www.medical-tribune.co.jp	27

注 1：個々のキーワード検索結果数の和で重複含む

注 2：ウェブサイトによってはフレーズ検索に対応しておらず、検索ワードに含まれる単語の AND 検索又は OR 検索となったり、類義語への自動変換がされたと考えられるケースもあった

表 3 「Ethics and governance of artificial intelligence for health: Guidance on large multi-modal models」で引用されていた生成 AI の具体的事例

出典における引用文献番号と具体的事例	引用元	生成 AI の役割
1: バイオマーカー特定、3 次元構造予測	Ethics and governance of artificial intelligence for health. World Health Organization. 2021（https://www.who.int/publications/i/item/9789240029200、2023 年 5 月 26 日にアクセス）。	2021 年 6 月に作成。LLM の登場前。 生成 AI としての特段の記載なし。
2: メンタルヘルス	Khullar D. Can A.I. Treat Mental Illness? The NEW YORKER. 2023 年 2 月 27 日（https://www.newyorker.com/magazine/2023/03/06/can-ai-treat-mental-illness)	“emotional support network” に GPT-3 が作成したメッセージを試用
3: トリアージ、HCP コミュニケーション	Acosta JN, Falcone GJ, Rajpurkar P, Topol EJ. Multimodal biomedical AI. Nature Medicine. 2022;28(9):1773-84. doi:10.1038/s41591-022-01981-2.	将来の話として、バーチャルヘルスアシスタントがトリアージや HCP とのコミュニケーションを行うと記載あり。
5: カルテ事前入力	Moor M, Banerjee O, Abad ZSH, Krumholz HM, LeskovecJ, Topol EJ, et al. Foundation models for generalist medical artificial	General Medical AI が開発されれば可能となる潜在的なタスクとして

	intelligence. 2023;616（7956）: 259-65. DOI: 10.1038/s41586-023-05881-4	記載。
12: 感情操作	Roose K. A Conversation With Bing's Chatbot Left Me Deeply Unsettled. The New York Times. 2023年2月16日 (https://www.nytimes.com/2023/02/16/technology/bing-chatbot-microsoft-chatgpt.html. 2023年5月26日にアクセス)	Bingチャットが特殊な環境下で人格を持ったような発言をする例を提示
25: メッセージ処理の代行と燃え尽き症候群の軽減	https://www.wsj.com/articles/dr-chatgpt-physicians-are-sending-patients-advice-using-ai-945cf60b	UC San Diego HealthとUW HealthでOpenAIのGPTテスト利用がされている。燃え尽き症候群の軽減に効果があれば継続使用するという内容。
26: chatの方が医師よりも親切	Ayers JW, Poliak A, Dredze M、Leas EC, Zhu Z, Kelley JB, et al. Comparing Physician and Artificial Intelligence Chatbot Responses to Patient Questions Posted to a Public Social Media Forum. JAMA Intern Med. 2023;183(6): 589-596.doi:10.1001/jamainternmed.2023.1838	ソーシャルメディアフォーラムから無作為に抽出された195件の患者の質問に関するこの横断研究で、ChatGPTの応答は医師の応答よりも好まれ、品質と共感の両方で大幅に高く評価された
27: カーブサイドコンサルテーションや検査要約	Lee P、Bubeck S,Petro J. Benefits, Limits, and Risks of GPT-4 as an AI Chatbot for Medicine. New Eng J Med. 2023;388(13):1233-9. doi: 10.1056/NEJMsr2214184.	限られたサンプルにおいて、医療メモタスクや典型的なカーブサイドコンサルトをGPT-4に依頼した場合のサンプルレスポンスが提示され

		ている。
28: 臨床試験登録	The Potential of Large Language Models(LLMs) in Healthcare: Improving Quality of Care and Patient Outcomes. Medium. 2022 年 12 月 7 日. (https://medium.com/@BuildGP/the-potential-of-large-language-models-in-healthcare-improving-quality- of-care-and-patient-6e8b6262d5ca 、2023 年 5 月 28 日にアクセス)。	「CTmatch」と呼ばれる大規模な言語モデルで、患者の状態に関連する可能性のある臨床試験を特定するもの。 プレスリリースはあるが詳細と稼働実態は確認できず。
31: Med-PaLM2	Ghahramani Z. Introducing PaLM 2. 2023 年 5 月 10 日. (https://blog.google/technology/ai/google-palm-2-ai-large-language-model/ 、2023 年 5 月 28 日にアクセス)	Google による Med-PaLM2 の紹介記事
34: 患者コミュニケーション改善 34: 科学論文の執筆補助	Li H, Moon JT, Purkayastha S, Celi LA, Trivedi H, Gichoya JW. Ethics of large language models in medicine and medical research. Lancet Digit Health. 2023:5(6): e333-5 doi:10.1016/S2589-7500(23)00083-3.	これらに用いられた場合の倫理的な影響について言及のみ。
49: 不安障害の自殺事案	Walker L. Belgian man dies by suicide following exchanges with chatbot. The Brussels Times. 2023 年 3 月 28 日 (https://www.brusselstimes.com/430098/belgian-man-commits-suicide-following-exchanges-with-chatgpt, 2023 年 5 月 29 日アクセス)	ベルギー人男性が女性の AI キャラクターと 6 週間の会話後、自殺したニュース。
60: 診療録作成支援	Lohr S. A.I. May Someday Work Medical Miracles. For Now, It Helps Do Paperwork.	AI を用いた医師と患者の会話要約・整理や文書作成支援の実例

	The New York Times. 2023年6月26日（https://www.nytimes.com/2023/06/26/technology/ai-health-care-documentation.html、2023年7月10日にアクセス）	についての記事。
61: カルテ不足情報補強	Eddy N. Epic, Microsoft partner to use generative AI for better EHRs. Healthcare IT News. 2023年4月18日（https://www.healthcareitnews.com/news/epic-microsoft-partner-use-generative-ai-better-ehrs. 2023年5月31日にアクセス）	GPT-4とEHRの連携により期待される1機能として記載。
62: 同上	Nuance and Microsoft Announce the First Fully AI-Automated Clinical Documentation Application for Healthcare. BURLINGTON (MA):Nuance;2023 (https://news.nuance.com/2023-03-20-Nuance-and-Microsoft-Announce-the-First-Fully-AI-Automated-Clinical-Documentation-Application-for-Healthcare、2023年5月31日にアクセス)。	同上
63: 医学生からの質問回答	Ahn S. The impending impacts of large language models on medical education. Korean J Med Educ. 2023:35(1):103-7. doi: 10.3946/ kjme.2023.253.	LLMの特性に触れたうえで、医学教育にどのように特性が使えるか考察
65: デノボ創薬への使用	Paul D、Sanap G、Shenoy S、Kalyane D、Kalia K、Tekade RK. Artificial intelligence in drug discovery and development. Drug Discov Today. 2021;26(1):80-93. doi:10.1016/j.drudis.202	医薬品開発におけるAIツールについて紹介。生成AIに対する直接的な言及は確認できず。

	0.10.010.	
111: ESMFold によるタンパク質言語モデル	Cristina Criddle, Hannah Murphy. Meta disbands protein-folding team in shift towards commercial AI. THE FINANCIAL TIMES. 2023年8月7日.（https://www.ft.com/content/919c05d2-b894-4812-aa1a-dd2ab6de794a, 2023年9月18日にアクセス）。	trained transformer protein language model として知られるESMFold の開発チームが解散した記事。

保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例の把握及び利活用可能性の探索のための研究

研究分担者　仙石　慎太郎　東京工業大学　環境・社会理工学院　教授
研究協力者　杉野　智啓　東京工業大学　環境・社会理工学院　博士後期課程

【研究要旨】

生成 AI は、トレーニングされたパラメーターを基にテキスト、画像、音楽などの新しいコンテンツを生成する AI のことを指す。2022 年 11 月に発表された ChatGPT は、従来の AI ツールに比べ、誰もが利用しやすい自然言語による会話型のインターフェースと、分野を問わない汎用性の高さから、急速に利用者を獲得し生成 AI そのものの認知度を高めた。

ChatGPT に代表される次世代の生成 AI ツールの汎用性能の高さは、保健医療分野の利用者に対しても高い潜在能力を印象づけた。そのため初期のユーザーは利活用場面を積極的に探索し、電子カルテの自動要約、患者向け文書の自動生成、診断・意思決定のサポート、放射線読影レポートの解析や、治療計画の提案など、医療プロセスのあらゆる段階で有効性を期待した。

本研究では、保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例を把握するため、論文データベースを用いた文献調査を行った。PRISMA ガイドラインに基づくシステマティックレビューを実施し、文献のタイトルとアブストラクトの初期スクリーニング、フルテキストレビュー、最終的なデータ抽出と分析の各段階で行った。文献の選定には以下の基準を用いた：1）言語：英語、2）対象分野：保健医療分野におけるテキスト生成 AI および画像生成 AI、3）発行年：2018 年初以降 2023 年末まで。

【研究成果】

Ａ．研究目的

研究代表者と協働しており、研究代表者の項を参照のこと。

Ｂ．研究方法

研究代表者と協働しており、研究代表者の項を参照のこと。

Ｃ．研究結果

【Introduction】

保健医療分野における生成 AI のユースケースは、あらゆるプロセスで検討されるが、特にテキスト生成 AI と画像生成 AI の 2 つに大きく分けられる。

それぞれの技術の特徴と利活用の背景について説明する。

テキスト生成 AI は、自然言語処理技術を駆使して、医療に関連する文書を自動生成する能力を持つ。この技術は、電子カルテの自動要約、患者への説明文書の作成、診断レポートの生成など、医療現場で多岐にわたる文書作成作業を支援する。これにより、医療従事者の負担が軽減され、患者への情報提供が迅速かつ的確に行えるようになる。また、膨大

な医療データの解析を通じて、診断や治療の提案を行うことも可能であり、医療の質の向上に寄与する。
一方、画像生成 AI は、医療画像の解析および生成に特化している。放射線画像の解析、病理組織の検出、3D モデルの作成など、画像データを利用した診断や治療計画の立案において重要な役割を果たす。この技術は、医師が画像データを迅速かつ正確に評価するための補助ツールとして機能し、診断精度の向上や治療の効率化に貢献する。
これらの技術は、それぞれの専門分野において独自の利点を持ちながら、医療の各プロセスでの効果的な活用が期待されている。

ChatGPT 登場以前にも、生成 AI は画像生成技術を中心に存在していたが、生成 AI という定義が曖昧で、混乱しやすい。生成 AI の発展には直近 10 年程度の歴史的背景がある。
まず、2014 年に発表された敵対的生成ネットワーク（GANs: Generative adversarial networks）が大きな転機となった。GANs は 2 つのニューラルネットワークを競わせることで、リアルな画像を生成する技術であり、これにより画像生成 AI の性能が飛躍的に向上した。その後、StyleGAN などの技術が登場し、画像生成 AI の可能性が広がった。
一方、テキスト生成 AI の分野では、2018 年に OpenAI が発表した GPT（Generative Pre-trained Transformer）が革新的な進歩を遂げた。特に GPT-3 は、その高度な自然言語生成能力により、多様な応用が可能となった。これにより、生成 AI の定義が明確になり、テキスト生成と画像生成という二大領域が確立された。
生成 AI という用語が曖昧であったため、特定の技術や応用範囲についての認識にズレが生じることがあった。例えば、敵対的生成ネットワークは画像生成に特化している一方で、生成 AI 全般を指す場合にはテキスト生成や音楽生成なども含まれる。このズレを解消するために、生成 AI の分野ごとの特性と技術的背景を明確にすることが重要である。

大規模言語モデル：
大規模言語モデル「Large language models (LLMs)」はテキスト生成 AI の基盤技術であり、膨大なテキストデータを基にトレーニングされた人工知能（AI）の一種であり、人間のように自然な言語でテキストを生成、理解、翻訳する能力を持つ AI モデルである。
LLMs は人間のように自然な言語でテキストを生成、理解、翻訳する能力を持ち、代表的な以下のモデルは調査対象として重要な位置を占める。

・BERT（Google 社, 2018 年）
双方向のテキスト理解が可能で、質問応答や言語推論などの幅広いタスクに対応したモデルである[2]。

・GPT-3（OpenAI 社, 2020 年）
1750 億のパラメータ(モデルが学習した重みやバイアス)を持つことで適切な出力を生成することができる。これにより高いテキスト生成能力を有し、幅広いタスクに対応したモデルである[3]。現在のテキスト生成 AI の発展の基礎となった。

一般ユーザー向け生成 AI アプリケーション
さらに本調査では、一般ユーザー向けに公開された生成 AI アプリケーションについても

対象としている。対象としたのは以下の製品である。

・ChatGPT（OpenAI 社）

ChatGPT は、OpenAI が開発した生成 AI アプリケーションで、自然な対話を生成する能力に優れている。2022 年 11 月のリリース後、わずか 5 日で 100 万人のユーザーを獲得し[4]、2 か月で 1 億人のアクティブユーザーに達するなど、急速に普及した[5]。

・Bing Chat（Microsoft 社）

Bing Chat は、Microsoft が提供する検索エンジン Bing に統合された生成 AI アプリケーションである。GPT-3 をベースにした技術を用いて、ユーザーの質問に対して自然な応答を提供する[6]。Microsoft は OpenAI と提携しており、Bing Chat に GPT 技術を活用している。

・Gemini（Google 社、前製品名「Bard」）

Gemini は、Google が開発した生成 AI アプリケーションであり、元々は「Bard」という製品名で知られていた。高度な言語モデルを利用して、幅広いタスクに対応する[6]。Google は自社の言語モデルを活用しており、これにより様々な自然言語処理タスクを実現している。

・LLaMA（Meta AI 社）

LLaMA（Large Language Model Meta AI）は、Meta（旧 Facebook）の AI 研究部門によって開発された大規模言語モデルである。主に研究目的で開発者に公開されているが、一般ユーザー向けにも利用可能なアプリケーションが提供されている[7]。

LLMs が医療領域をカバーした背景

・膨大なトレーニングデータ

LLMs はインターネット上の膨大なテキストデータで訓練された。これには医療文献や臨床データも含まれており、広範な知識をカバーした。

・高度な自然言語理解能力

トランスフォーマーアーキテクチャにより、文脈理解と自然な言語生成が可能となった。これにより、医療関連の複雑な質問にも対応するようになった。

・微調整（ファインチューニング）の柔軟性

医療データセットを使った微調整により、診断支援や患者コミュニケーションなど、特定の医療用途に適したモデルを作成できる。

・アクセスの容易さ

クラウドコンピューティングの発展により、LLMs は多くの医療機関や研究者が容易に利用できるようになった。

・実績と信頼性の向上

電子カルテの自動要約や診断レポート生成などで実績をつみ、信頼性が高まっている。

画像生成 AI の対象モデル：

画像生成 AI の基盤技術としては、以下の 2 つのモデルが重要である。

・GANs（Generative Adversarial Networks 敵対的生成ネットワーク）

2 つのニューラルネットワーク（生成ネットワークと識別ネットワーク）を競わせることで、リアルな画像を生成する技術である。この技術は 2014 年に提案され、画像生成 AI の分野において大きな進歩を遂げた。生成ネットワークが新しいデータを生成し、それを識別ネットワークが本物か偽物かを判別する

ことで、生成ネットワークはよりリアルなデータを生成するように学習する。

・VAE（Variational Autoencoder 変分オートエンコーダー）

データの潜在変数を学習し、データの分布を近似することで新しいデータを生成する技術である。VAE はデータの圧縮および生成に適しており、生成されたデータの多様性を確保するために有効である。この技術は 2013 年に提案され、GANs と共に画像生成の重要な基盤技術となっている。

ならびにそれらの派生モデルが基盤技術となっている。

これらの基盤技術から派生したモデルは、一般ユーザー向けの製品にも応用され、多くの利用者を獲得している。具体的には、以下のアプリケーションが挙げられる。

・Stable Diffusion

オープンソースの画像生成モデルであり、高品質な画像を生成する能力がある。この技術は、ユーザーがカスタマイズしたモデルを利用して、特定のスタイルや内容を持つ画像を生成することができるため、幅広いクリエイティブな応用が可能である。

・DALL-E

OpenAI が開発した画像生成モデルで、テキストの説明から高解像度の画像を生成する能力を持つ。DALL-E は、ユニークな創造力を持つ画像を生成するために利用され、広告、デザイン、教育などの分野で幅広く活用されている。

・Midjourney

AI アートコミュニティで人気のある画像生成ツールであり、ユーザーがテキストプロンプトを入力することで、様々なアートスタイルの画像を生成することができる。

Midjourney は、アーティストやデザイナーにインスピレーションを提供するためのツールとして広く利用されている。

・Blue Willow

主にクリエイティブ業界向けに開発された画像生成ツールであり、テキスト入力から高品質なビジュアルコンテンツを生成することができる。このツールは、広告、マーケティング、デザインプロジェクトで使用されることが多い。

・Adobe Firefly

Adobe が提供する画像生成ツールであり、Photoshop や Illustrator などの Adobe 製品と統合されている。ユーザーは、簡単なテキストプロンプトを入力することで、クリエイティブなコンテンツを迅速に生成することができる。このツールはデザイナーやクリエイティブプロフェッショナルにとって強力なツールとなっている。

これらアプリケーションへ技術が派生し、一般ユーザーを獲得した。本調査ではこれらのアプリケーションまでを対象とした。

画像生成 AI の医療領域への応用背景

・GANs の登場

高解像度の医療画像を少量のデータから生成することで、データ補完やシミュレーションの可能性を広げた。

・VAE の登場

医療画像のノイズ除去や鮮明化に寄与し、MRI や CT スキャンの画像をより診断しやすい形で提供できるようになった。

・データとリソースの補完

GANs や VAE を用いることで、低解像度の

医療画像を高解像度化し、詳細な診断が可能になりました。特にリモートエリアやリソースが限られた医療現場での診断精度が向上した。

参考：日本国内産の生成 AI 製品に関する調査結果

本研究のスコープを明確にするため、日本発の代表的な生成 AI 製品に関する論文についても調査した。対象としたのは、以下の製品である。

1. NEC「the WISE」
2. NTT「tsuzumi」
3. 富士通「Zinrai」
4. 日立「Hitachi AI Technology/H」

これらの製品は、いずれも日本国内の主要テクノロジー企業によって開発された生成 AI に関連するツールである。

調査結果として、これらの製品に直接関係する該当論文は認められず、医療分野での具体的な応用事例や研究成果は論文データベースを基にした調査では確認できなかった。このため、日本発の AI ツールの生成 AI 技術の医療分野への応用においては、まだ十分な知見が蓄積されていないことが示唆される。

【Methodology】

システマティックレビュー

テキスト生成と画像生成の AI モデルの発展の背景を踏まえ、2018 年 1 月 1 日から 2023 年 12 月 31 日までの 5 年間を検索期間としました。対象とした論文データベースは PubMed (https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/) で、検索キーワードとして「generative artificial intelligence*」「generative AI*」「Large Language Model*」「ChatGPT*」などを使用した。

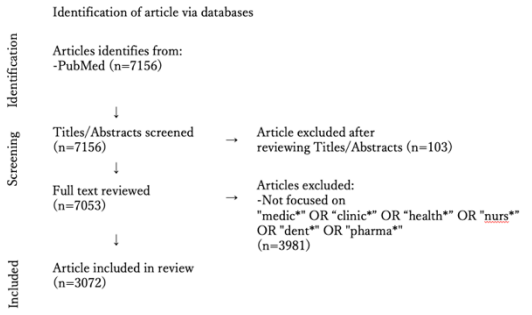
以下の基準で論文を選定した：

言語：英語

アクセス：全文アクセス可能

内容：テキスト生成 AI または画像生成 AI の医療分野への応用に関する研究

システマティックレビューにおけるフロー図は以下の通りである。

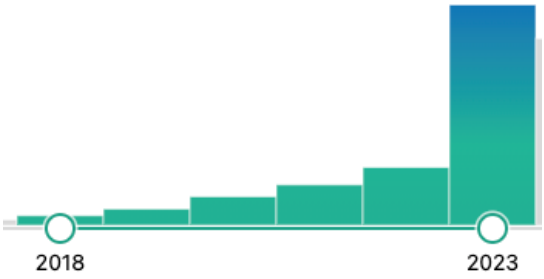


初期検索結果：検索期間内に得られた全論文

言語およびアクセス基準でのフィルタリング：英語以外の記事および全文アクセス不可の記事を除外

内容の精査：テキスト生成 AI および画像生成 AI の医療分野への応用に焦点を当てた論文を選定

最終データセット：具体的なユースケースを含む約 3,000 件の論文から、全文閲覧で個別に精査



研究ボリュームの解析

ChatGPT の影響：研究ボリュームの解析に

より、全体の 65%（2,009 件）が 2023 年に集中していることが判明した。これは、2022 年 11 月にリリースされた ChatGPT が研究活動に与えたインパクトの大きさを示している。ChatGPT の登場により、生成 AI 技術の医療分野での応用が急速に進展したことが推察できる。

研究のスコープの試験的探索を経て、検索クエリは以下のとおりに設定した。

(((("generative artificial intelligence*"[Title/Abstract] OR "generative AI*"[Title/Abstract]) OR ("Large Language Model*"[Title/Abstract]) OR ("generative pre*"[Title/Abstract]) OR ("ChatGPT*"[Title/Abstract]) OR ("bing"[Title/Abstract] AND "microsoft"[Title/Abstract]) OR (("Gemini"[Title/Abstract] OR "BARD"[Title/Abstract] OR "lamda"[Title/Abstract] OR “BERT” [Title/Abstract]) AND "google"[Title/Abstract]) OR ("LLaMA"[Title/Abstract] AND ("Meta AI"[Title/Abstract] OR "Meta-AI"[Title/Abstract]))) OR (("Generative Adversarial*"[Title/Abstract]) OR ("Variational Auto*"[Title/Abstract]) OR ("PixelCNN*"[Title/Abstract]) OR ("Diffusion Model*"[Title/Abstract] AND "generative*"[Title/Abstract]) OR ("StyleGAN*"[Title/Abstract]) OR ("Stable Diffusion"[Title/Abstract]) OR ("DALL-E"[Title/Abstract] AND "image*"[Title/Abstract]) OR ("Midjourney"[Title/Abstract]) OR ("Blue Willow"[Title/Abstract] AND "image*"[Title/Abstract]) OR ("Adobe"[Title/Abstract] AND "Firefly"[Title/Abstract]))) AND ("medic*"[Title/Abstract] OR "clinic*"[Title/Abstract] OR "health*"[Title/Abstract] OR "nurs*"[Title/Abstract] OR "dent*"[Title/Abstract] OR "pharma*"[Title/Abstract])

公開情報を用いた補足調査

学術論文が発表されるまでには一定の時間がかかるため、最新の技術や応用事例については公開情報の方が迅速に提供されることが多い。企業レポート、業界分析、ニュース記事、プレスリリースなどには、多様な視点が含まれており、システマティックレビューでは得られない実務的な知見やビジネス面でのインサイトを補完するものとして参考にした。

Menlo Ventures

「State of Generative AI in the Enterprise」[8]

米国シリコンバレーに本拠を置くベンチャーキャピタル「Menlo Ventures」によると、2023 年における企業の生成 AI への投資は世界全体で 25 億ドル規模に達するとされている。これは従来の AI 市場規模（700 億ドル）やクラウドソフトウェアの市場規模（4,000 億ドル）と比較するとまだ小さいものの、今後の成長が期待される。

生成 AI 技術の採用率の動向

ChatGPT の台頭により、生成 AI は一般消費者市場において急速に受け入れられており、

企業市場における生成 AI の採用もクラウドコンピューティングと同様に、初期は低いものの徐々に増加すると予測されている。
この観測結果から、企業や医療機関が技術を評価し、導入するための基盤を構築する過程で時間が必要であることが示唆される。生成 AI のポテンシャルに対する認識と理解が深まるにつれて、これらの分野での採用が加速する可能性がある。

McKinsey & Company
「生成 AI がもたらす 潜在的な経済効果」
[9]
生成 AI の機能別インパクトとコスト効率
McKinsey & Company の分析によると、生成 AI が 16 種の機能においてもたらすインパクトをコストに対して評価した結果、以下の 4 つの機能が特に大きな影響を持つことを明らかにした
・顧客対応
・マーケティング&セールス
・ソフトウェアエンジニアリング
・研究開発
これらの 4 つの機能だけで、生成 AI のユースケースが創出する年間の潜在価値全体の約 75%を占めている。

この分析は、生成 AI が特定の機能において顕著な価値を提供できる可能性を示しており、特に顧客対応機能では、患者対応の改善という形で保健医療分野における効能が見込まれる。

McKinsey & Company
「Tackling healthcare's biggest burdens with generative AI」[10]
また McKinsey は、保険者、病院・医師グループが生成 AI をどのように活用していくか応用可能性について保険支払者と病院/医師グループ双方の立場からまとめている。

保険支払者:
ヘルスケア管理: 臨床メモと医療情報の統合、ケアプラン作成。
保険加入者向けサービス: 福利厚生の質問対応、チャットボット導入。
プロバイダー関係管理: プラン比較、標準コミュニケーション生成。
企業機能: 人事セルフサービス、会計自動化、規制対応。
請求管理: 請求問題解決、事前承認要求対応。
マーケティングと販売: 消費者分析、パーソナライズ計画作成。

病院/医師グループ:
ケアの継続性: 退院情報、サマリー統合。
品質と安全性: 患者リスク評価。
償還: 事前承認文書作成、コーディング自動化。
臨床業務: 診察後の要約、ノート統合、トレーニング開発。
院内機能: 各部門向けレポート生成。
臨床分析: 分析洞察、AI コーディング自動化。
患者向け: フィードバック分析、パーソナライズケア指示作成、チャットボット改善。

McKinsey の報告は、生成 AI が保険者と医療機関において効率向上とコスト削減をもたらすことを示している。

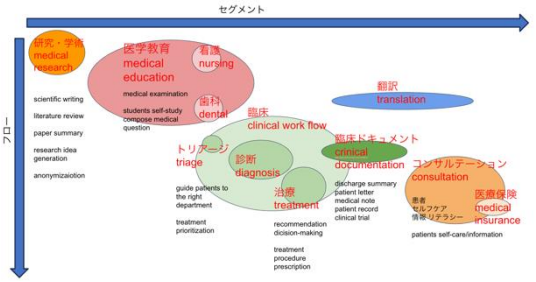
【Result】
活用領域の収集と分類

1.テキスト生成 AI

従来の AI モデルと比べ、生成 AI の汎化性能の高さにより、一般ユーザーが自身の言語で自然な会話形式で利用できるようになったことが医療現場での利用可能性を大いに高めた。応用領域を精緻に分類している先行研究[11]を参考に、以下のように活用領域を分類した。

- **研究・学術 (Medical Research)**
- **医学教育 (Medical Education)**
- **トリアージ (Triage)**
- **診断 (Diagnosis)**
- **治療 (Treatment)**
- **臨床文章 (Clinical Documentation)**
- **翻訳 (Translation)**
- **コンサルテーション (Consultation)**

以下の図は、本調査で対象とした論文データセットから、ユースケースのセグメントとワークフローを整理し、視覚化したものである。



続いて、それぞれの活用領域をユースケースとあわせて研究例から紹介する。

・研究・学術 (Medical Research)

・論文の要約作成[12]

ChatGPT は、医学や科学の分野で質の高い会議要約を作成する能力を持つ。作成された要約は明らかな誤りがなく、投稿要件に従っていたが、科学的・医学的利用にはさらなる検討が必要であった 。

・既存の研究文献のレビューや要約[13]

AI チャットボットは、科学論文の執筆支援に有用であるが、出力結果には専門家のレビューが必須であった。倫理的問題やアクセスの不均衡も考慮が必要であった。

・論文の執筆支援[14]

ChatGPT を使用して、架空のデータセットを基にワクチンの有効性分析を行い、研究記事のドラフトを作成する実験を行った。

医学教育 (Medical Education)

・医師国家試験[15]

2022 年の日本の医師国家試験の 400 問を使用し、図表を除くテキスト問題を GPT-3.5 と GPT-4 に解答させた。その結果、292 問中、GPT-4 の正答率は 81.5%で、GPT-3.5 の 42.8%を上回り、GPT-4 は合格基準を満たした。

・鑑別診断、実践ケースの提供、多肢選択式質問[16]

ChatGPT などの大規模言語モデル（LLMs）が医療教育に与える影響について、医学生の視点から考察。文脈情報の統合や非言語的な手がかりの理解には限界があるため、医学生は LLM との対話を通じてこれらの技術の利点と欠点を理解する必要がある。

トリアージ (Triage)

・治療の優先順位の決定[17]

外傷患者の初期評価シナリオを ChatGPT に入力し、オーストラリアントリアージカテゴリー（ATC）と緊急度指数（ESI）に基づいて患者をトリアージさせた。結果、ChatGPT は初めての入力でミスをしたが、

再トリアージにより正確な結果を提供できた。

診断 (Diagnosis)

・診断フローの自動化や診断支援[18]

ChatGPT が生成する鑑別診断リストの診断精度を評価した。10 の一般的な主訴に対する、ChatGPT-3 の正しい診断率は 93.3%であり、AI チャットボットが高精度な鑑別診断リストを生成できることが示された。

治療 (Treatment)

・治療の意思決定支援[19]

がん治療クリニックでの ChatGPT 利用について説明、データを統合した意思決定支援ツールを作成。

・処方の支援[20]

ChatGPT が一般的な薬物間相互作用（DDI）を予測し説明する能力を調査。結論として、ChatGPT は DDI 予測に部分的に有効であったが、さらなる改善が必要。

臨床ドキュメント (Clinical Documentation)

・患者向け文章の作成[21]

6 つの一般的な外科手術に対する大規模言語モデル（LLM）ベースのチャットボットと外科医によって生成された情報の読みやすさ、正確さ、および完全性を比較。結果、LLM ベースのチャットボットは、外科医が生成した文書よりも読みやすく、完全で正確なインフォームドコンセント文書を作成することが判明。

・退院サマリーの作成[22]

ChatGPT を使用することで、必要な情報を迅速かつ正確に含む退院サマリーを自動的に生成することが可能となる。

・患者記録の管理、医療ノートの作成[23]

ChatGPT はランダムな順序で提供された治療進行、検査サンプル、血液ガス分析パラメータ、呼吸器パラメータ、血行動態パラメータなどの情報を、適切なセクションに正しく分類することができ、正確に構造化する能力を持っている。これにより、医療メモの作成が効率化される。

コンサルテーション (Consultation)

・患者セルフケア[24]

ChatGPT と透析治療データを活用して患者ごとの治療を個別化できる可能性を論じている。この技術は、患者の関与とセルフケアを促進し、生活の質を向上させる。

翻訳 (Translation)

・医療文書の多言語翻訳

・専門的な医療情報を患者向けに簡略化[25]

ChatGPT がヒンディー語で放射線レポートを簡素化し、医療者や患者に理解しやすくする能力を評価。結果、技術用語を取り除きながらも重要な診断情報を保持し、放射線レポートを効果的に簡素化することができ、医療者や患者の意思決定を支援する可能性が示された。

2. 画像生成 AI

機能別分類およびユースケース

次に、テキスト生成 AI と同様、先行研究にならい画像生成 AI の機能別分類とユースケースの抽出を行った[26][27]

・画像合成/変換 (Synthesis/Translation)

・ノイズ除去 (Denoising)

・画像再構成 (Reconstruction)

・データ拡張 (Augmentation)

画像合成/変換

CT と MRI と PET のように異なるモダリティの間、画像を合成することにより診断精度を向上[28]。

対となる学習データを必要とせずに異常から正常への翻訳を行う医用画像合成モデルを提案。病変を含む画像に対応する正常な画像を生成し、病変のセグメンテーションや分類に有用な副情報を提供[29]。

ノイズ除去

心臓冠動脈疾患の診断で使用される低線量 CT 画像の質を向上させるために、時空間ディープラーニング手法 RecycleGAN を提案。RecycleGAN は、CycleGAN よりも優れたノイズ除去性能を持つことが確認された[30]。

心電図記録からアーティファクトを自動的に除去するための深層学習フレームワークである AR-WGAN を提案[31]。

画像再構成

本来、撮像時間と画質はトレードオフの関係にある。生成 AI 技術によって画像の取得時間を短縮し、被曝量を軽減しながらも、高画質の維持を可能にする。核医学検査では放射性医薬品の体内への投与量を減らすことも可能にする。

画像品質のばらつきを低減し、肺結節検出の性能を向上。低線量 CT 胸部スキャンにおいても一貫した結節検出性能を実証[32]。

GANs を用いて、合成二面 X 線画像から 3D 脊椎椎体構造を再構築。低コストな X 線装置の診断能力を向上させると同時に、CT スキャンに伴う放射線被曝とコストを削減する可能性を示した[33]。

データ拡張

GAN を用いてトレーニングデータを拡充し、AI ベースの診断支援システムの精度向上を図る。トレーニングデータが少ない希少疾患にも応用できる。

5 つの生成モデルをトレーニングして、このようなシナリオで利用可能なデータの量を人工的に増やし、1082 枚の胸部 X 線画像で肺炎の原因および健康状態を予測する合成データアプローチを評価[34]。

本調査では、生成 AI 技術が医療分野でどのように応用されているか具体的なユースケースを挙げた。テキスト生成 AI と画像生成 AI の両方が、多岐にわたる医療領域での活用可能性を示していることが確認できた。

【Discussion】

ChatGPT の寡占状態

保健医療領域における生成 AI の研究に関しては、OpenAI、Microsoft、Google といった少数の大手テクノロジー企業の技術と製品が支配的な役割を果たしている。これらの企業は生成 AI の研究開発において莫大な資源を投入し、高度な技術と大規模なデータセットを活用している。その結果、特に ChatGPT に関連した研究の寡占状態が見られる。

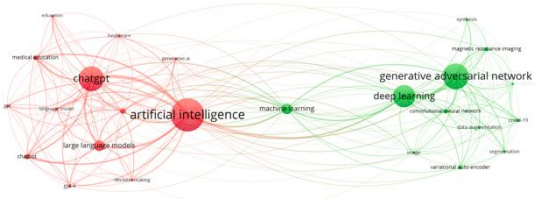
その理由としては、技術的優位性、大規模な投資、強力なパートナーシップなどが挙げられるが、特に早期参入による市場シェアの獲得の影響は大きい。

IoT 技術の分野では、初期から市場に参入することで技術的な優位性を確保しやすくなる。

これにより、他の競合が追随するのを困難にする。初期の採用者は、リアルタイムデータの収集と分析により、データ駆動の意思決定を強化することができ、これが ChatGPT の競争優位性をもたらしている。

新たな研究クラスターの出現

本研究の論文データセットに対して VOSviewer による計量書誌学的な視点から分析を行った。その結果、ChatGPT など新たな生成 AI に関連する研究は、従来の機械学習（Machine learning）や深層学習（Deep learning）といった AI 研究とのネットワークが強い画像生成 AI の研究とは分離された、別のクラスターを新たに形成していることが観察された。



これは、従来の AI 研究に携わることの少なかった臨床研究者が急速に AI 研究に参加している状況を示唆している。この状況を生み出したのは、ChatGPT の汎用性能の高さであり、新規ユーザーの医療者が利用障壁の低い生成 AI アプリケーション、特に ChatGPT に対して、自身の専門領域で積極的に試用を行ったことが推察できる。

これにより、生成 AI の研究は医療分野において新たな潮流を生み出していることが示唆された。臨床研究者の参入により、生成 AI の応用範囲が広がり、医療現場での実用化が進んでいる。

画像生成 AI とアプリケーション

画像生成 AI については、一般ユーザー向けにリリースされた製品（例えば、Stable Diffusion、DALL-E、Midjourney、Blue Willow、Adobe Firefly）よりも、GANs や VAE といった基礎的な技術そのものから派生した医療領域の研究が大半を占めている。その理由として、画像生成 AI の商用化アプリケーションは、創作活動などクリエイティブ分野での画像生成を主な目的としていた。これらの商用化ツールは、医療分野の専門的で特化した用途に最適化されていないため、汎用性が乏しい。したがって、医療領域で応用するには、AI 研究の専門家による専用の開発とモデルのトレーニングと調整が必要であった。

この状況が大きく変わったのは、生成 AI に対する一般ユーザーの利用が、ChatGPT の出現の前後で大きく変化したことにある。前項のとおり、汎用性能の高い ChatGPT は、特別な調整をせずとも、保健医療分野の用途に一定の生成結果と生産性を提供することを可能にした。基盤技術と商用化アプリケーションの利活用状況が、テキスト生成 AI と画像生成 AI で逆転している現象は、ChatGPT の出現による特異的な変化として説明できる。

本研究の限界と発展性

マルチモーダル生成 AI

本調査の限界として、マルチモーダル生成 AI（テキスト、画像、音声、動画など複数のデータ形式を統合して処理・生成する AI 技術）がスコープに含まれていない点が挙げられる。調査期間に設定した 2023 年末までの時点では、マルチモーダル生成 AI に関する情報は、比較的新しい分野であり、医療分野

における具体的な応用事例や研究成果が十分に蓄積されていなかった。
GPT-4 や PaLM 2 などは、放射線医学の領域などで広範なテキストや画像データを処理することが可能であり、マルチモーダル生成 AI あるいは汎用人工知能（AGI: artificial general intelligence）として先駆している。画像データを LLMs と統合することで、複雑な臨床パターンを明らかにできる可能性がある[35]。
将来的な構想のひとつとして、生成 AI をがん治療の中心に据え、患者の医療史（ペイシェントジャーニー）全体に渡る治療のハブとする応用可能性なども検討されている[36]。

【Conclusion】

生成 AI の保健医療分野における利用は今後ますます拡大し、新たな技術や応用方法の発展が期待される。特に ChatGPT のような汎用性の高い生成 AI の出現により、現場の医療者が生成 AI を試用しやすくなった点が、応用研究の急速な発展と、数多くのユースケースの出現として本研究のレビューからも観察された。
新技術の受容という観点からは、従来の AI 技術と同様に、期待が過度に加熱しているピーク期として観測できるものの、この後に啓発的な期間を経て、医療の現場および公衆衛生のシステム全体にとって、安定した生産性を享受できる技術の成熟期を迎えることが予想できる。
生成 AI がもたらす変革は、単なる技術の進歩にとどまらず、医療の質の向上や効率化、さらには患者の生活の質の向上にも寄与する可能性がある。今後の研究と実践の進展により、生成 AI の医療分野での実用化が一層進むことを期待する。

Ｄ．健康危険情報
特筆すべき事項なし。

Ｅ．研究発表
特筆すべき事項なし。

Ｆ．知的財産権の出願・登録状況
特筆すべき事項なし。

（参考文献）

1. Sallam, M. ChatGPT Utility in Healthcare Education, Research, and Practice: Systematic Review on the Promising Perspectives and Valid Concerns. Healthcare (Basel). 2023 Mar; 11(6): 887.
2. Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., Toutanova, K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. arXiv:1810.04805 [cs.CL].
3. Dale, R. GPT-3: What's it good for? Natural Language Engineering, Volume 27, Issue 1, January 2021, pp. 113-118.
4. https://techhq.com/2023/12/how-has-chatgpt-transformed-ai-in-just-one-year/
5. https://www.businessofapps.com/data/chatgpt-statistics/
6. Giannakopoulos, K., Kavadella, A., Salim, A. A., Stamatopoulos, V., & Kaklamanos, E. G. Evaluation of the Performance of Generative AI Large Language Models ChatGPT, Google Bard, and Microsoft

Bing Chat in Supporting Evidence-Based Dentistry: Comparative Mixed Methods Study. J Med Internet Res. 2023; 25: e51580.

7. Li, Y., Li, Z., Zhang, K., Dan, R., Jiang, S., & Zhang, Y. ChatDoctor: A Medical Chat Model Fine-Tuned on a Large Language Model Meta-AI (LLaMA) Using Medical Domain Knowledge. Cureus. 2023 Jun; 15(6): e40895.
8. https://menlovc.com/2023-the-state-of-generative-ai-in-the-enterprise-report/
9. https://www.mckinsey.com/~/media/mckinsey/locations/asia/japan/our%20insights/the_economic_potential_of_generative_ai_the_next_productivity_frontier_colormama_4k.pdf
10. https://www.mckinsey.com/industries/healthcare/our-insights/tackling-healthcares-biggest-burdens-with-generative-ai
11. x01 Jianning Li, at el. ChatGPT in healthcare: A taxonomy and systematic review. Comput Methods Programs Biomed. 2024 Mar:245:108013.
12. Babl, F. E., & Babl, M. P. Generative artificial intelligence: Can ChatGPT write a quality abstract? Emerg Med Australas. 2023 Oct; 35(5): 809–811.
13. Salvagno, M., Taccone, F. S., & Gerli, A. G. Can artificial intelligence help for scientific writing? Crit Care. 2023; 27: 75.
14. Macdonald, C., Adeloye, D., Sheikh, A., & Rudan, I. Can ChatGPT draft a research article? An example of population-level vaccine effectiveness analysis. J Glob Health. 2023; 13: 01003.
15. Yanagita, Y., Yokokawa, D., Uchida, S., Tawara, J., & Ikusaka, M. Accuracy of ChatGPT on Medical Questions in the National Medical Licensing Examination in Japan: Evaluation Study. JMIR Form Res. 2023; 7: e48023. Published online 2023 Oct 13. doi: 10.2196/48023. PMCID: PMC10612006. PMID: 37831496.
16. Safranek, C. W., Sidamon-Eristoff, A. E., Gilson, A., & Chartash, D. The Role of Large Language Models in Medical Education: Applications and Implications. JMIR Med Educ. 2023 Aug 14; 9: e50945.
17. Jacob, J. ChatGPT: Friend or Foe?—Utility in Trauma Triage. Indian J Crit Care Med. 2023 Aug; 27(8): 563–566.
18. Hirosawa, T., Harada, Y., Yokose, M., Sakamoto, T., Kawamura, R., & Shimizu, T. Diagnostic Accuracy of Differential-Diagnosis Lists Generated by Generative Pretrained Transformer 3 Chatbot for Clinical Vignettes with Common Chief Complaints: A Pilot Study. Int J Environ Res Public Health. 2023 Feb; 20(4): 3378.
19. Zhang, C., Xu, J., Tang, R., Yang, J., Wang, W., Yu, X., & Shi, S. Novel research and future prospects of artificial intelligence in cancer diagnosis and treatment. J Hematol Oncol. 2023; 16: 114.

20. Juhi, A., Pipil, N., Santra, S., Mondal, S., Behera, J. K., & Mondal, H. The Capability of ChatGPT in Predicting and Explaining Common Drug-Drug Interactions. Cureus. 2023 Mar; 15(3): e36272.
21. Decker, H., Trang, K., Ramirez, J., Colley, A., Pierce, L., Coleman, M., Bongiovanni, T., Melton, G. B., & Wick, E. Large Language Model－Based Chatbot vs Surgeon-Generated Informed Consent Documentation for Common Procedures. JAMA Netw Open. 2023 Oct; 6(10): e2336997.
22. Patel, S. B., & Lam, K. ChatGPT: the future of discharge summaries? Published online February 06, 2023.
23. Cascella, M., Montomoli, J., Bellini, V., & Bignami, E. Evaluating the Feasibility of ChatGPT in Healthcare: An Analysis of Multiple Clinical and Research Scenarios. J Med Syst. 2023; 47(1): 33.
24. Hueso, M., Álvarez, R., Marí, D., Ribas-Ripoll, V., Lekadir, K., & Vellido, A. Is Generative Artificial Intelligence the Next Step Toward a Personalized Hemodialysis? Rev Invest Clin. 2023; 75(6): 309-17.
25. Sarangi, P. K., Lumbani, A., Swarup, M. S., Panda, S., Sahoo, S. S., Hui, P., Choudhary, A., Mohakud, S., Patel, R. K., & Mondal, H. Assessing ChatGPT's Proficiency in Simplifying Radiological Reports for Healthcare Professionals and Patients. Cureus. 2023 Dec; 15(12): e50881.
26. Liu, J., Li, K., Dong, H., Han, Y., & Li, R. Medical Image Processing Based on Generative Adversarial Networks: A Systematic Review. 2024; 20: 31.
27. Ng, C. K. C. Generative Adversarial Network (Generative Artificial Intelligence) in Pediatric Radiology: A Systematic Review. Children (Basel). 2023 Aug; 10(8): 1372.
28. Dayarathna, S., Islam, K. T., Uribe, S., Yang, G., Hayat, M., & Chen, Z. Deep Learning Based Synthesis of MRI, CT and PET: Review and Analysis. Med Image Anal. 2024 Feb; 92: 103046.
29. Sun, L., Wang, J., Huang, Y., Ding, X., Greenspan, H., & Paisley, J. An Adversarial Learning Approach to Medical Image Synthesis for Lesion Detection. IEEE J Biomed Health Inform. 2020 Aug; 24(8): 2303-2314.
30. Zhou, S., Yang, J., Konduri, K., Huang, J., Yu, L., & Jin, M. Spatiotemporal denoising of low-dose cardiac CT image sequences using RecycleGAN. Biomed Phys Eng Express. 2023 Sep 12; 9(6): 10.1088/2057-1976/acf223.
31. Dong, Y., Tang, X., Li, Q., Wang, Y., Jiang, N., Tian, L., Zheng, Y., Li, X., Zhao, S., Li, G., & Fang, P. An Approach for EEG Denoising Based on Wasserstein Generative Adversarial Network. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. Volume 31.
32. Wei, L., Yadav, A., & Hsu, W. CTFlow: Mitigating Effects of Computed

Tomography Acquisition and Reconstruction with Normalizing Flows. Med Image Comput Comput Assist Interv. 2023 Oct; 14226: 413–422.

33. Saravi, B., Guzel, H. E., Zink, A., Ülkümen, S., Couillard-Despres, S., Wollborn, J., Lang, G., & Hassel, F. Synthetic 3D Spinal Vertebrae Reconstruction from Biplanar X-rays Utilizing Generative Adversarial Networks. J Pers Med. 2023 Dec; 13(12): 1642.
34. Schaudt, D., Späte, C., von Schwerin, R., Reichert, M., von Schwerin, M., Beer, M., & Kloth, C. A Critical Assessment of Generative Models for Synthetic Data Augmentation on Limited Pneumonia X-ray Data. Bioengineering (Basel). 2023 Dec; 10(12): 1421.
35. Liu, C., Liu, Z., Holmes, J., Zhang, L., Zhang, L., Ding, Y., Shu, P., Wu, Z., Dai, H., Li, Y., Shen, D., Liu, N., Li, Q., Li, X., Zhu, D., Liu, T., & Liu, W. Artificial general intelligence for radiation oncology. Meta Radiol. 2023 Nov; 1(3): 100045. Published online 2023 Nov 24.
36. Deng, L., Zhang, Y., Luo, S., & Xu, J. GPT-4 in breast cancer combat: a dazzling leap forward or merely a whim? International Journal of Surgery. 109(11): p 3732-3735, November 2023.

目次

Ⅰ．総括研究年度終了報告

医療現場における医療 AI の導入状況の把握、及び導入に向けた課題の解決策の検討のための研究 ---------- 1

竹下康平，高尾洋之，中田典生，岡本将輝，礒﨑裕晃，沖山翔

II. 分担研究年度終了報告

1 医療現場における医療 AI の導入状況の把握、及び導入に向けた課題の解決策の検討のための研究（文献探索範囲の決定）

---------- 41

仙石慎太郎、杉野智啓

III. 研究成果の刊行に関する一覧表 ---------- 56

研究成果の刊行に関する一覧表

書籍

著者氏名	論文タイトル名	書籍全体の編集者名	書　籍　名	出版社名	出版地	出版年	ページ
特筆すべき事項なし。							

雑誌

発表者氏名	論文タイトル名	発表誌名	巻号	ページ	出版年
特筆すべき事項なし。					

令和６年５月１７日

厚生労働大臣
~~（国立医薬品食品衛生研究所長）~~ 殿
~~（国立保健医療科学院長）~~

機関名　東京慈恵会医科大学

所属研究機関長　職　名　学長

氏　名　松藤　千弥

次の職員の令和５年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

１．研究事業名　厚生労働科学特別研究事業

２．研究課題名　保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例の把握及び利活用可能性の探索のための研究

３．研究者名　（所属部署・職名）　先端医療情報技術研究部・講師

（氏名・フリガナ）　竹下康平（タケシタ・コウヘイ）

４．倫理審査の状況

	該当性の有無	左記で該当がある場合のみ記入（※1）		
	有　無	審査済み	審査した機関	未審査（※2）
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針（※3）	□　■	□		□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□　■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□　■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること（指針の名称：　）	□　■	□		□

（※1）当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他（特記事項）

（※2）未審査に場合は、その理由を記載すること。
（※3）廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

５．厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ■　未受講 □

６．利益相反の管理

当研究機関におけるＣＯＩの管理に関する規定の策定	有 ■　無 □（無の場合はその理由：　）
当研究機関におけるＣＯＩ委員会設置の有無	有 ■　無 □（無の場合は委託先機関：　）
当研究に係るＣＯＩについての報告・審査の有無	有 ■　無 □（無の場合はその理由：　）
当研究に係るＣＯＩについての指導・管理の有無	有 □　無 ■（有の場合はその内容：　）

（留意事項）　・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

令和６年５月１７日

厚生労働大臣
~~（国立医薬品食品衛生研究所長）~~ 殿
~~（国立保健医療科学院長）~~

機関名　東京慈恵会医科大学

所属研究機関長　職　名　学長

氏　名　松藤　千弥

次の職員の令和５年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

１．研究事業名　厚生労働科学特別研究事業

２．研究課題名　保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例の把握及び利活用可能性の探索のための研究

３．研究者名　（所属部署・職名）　先端医療情報技術研究部・准教授

（氏名・フリガナ）　高尾洋之（タカオ・ヒロユキ）

４．倫理審査の状況

	該当性の有無	左記で該当がある場合のみ記入（※1）		
	有　無	審査済み	審査した機関	未審査（※2）
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針（※3）	□　■	□		□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□　■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□　■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること（指針の名称：　）	□　■	□		□

（※1）当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他（特記事項）

（※2）未審査に場合は、その理由を記載すること。
（※3）廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

５．厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ■　未受講 □

６．利益相反の管理

当研究機関におけるＣＯＩの管理に関する規定の策定	有 ■　無 □（無の場合はその理由：　）
当研究機関におけるＣＯＩ委員会設置の有無	有 ■　無 □（無の場合は委託先機関：　）
当研究に係るＣＯＩについての報告・審査の有無	有 ■　無 □（無の場合はその理由：　）
当研究に係るＣＯＩについての指導・管理の有無	有 □　無 ■（有の場合はその内容：　）

（留意事項）　・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

令和６年５月１７日

厚生労働大臣
~~（国立医薬品食品衛生研究所長）~~ 殿
~~（国立保健医療科学院長）~~

機関名　東京慈恵会医科大学

所属研究機関長　職　名　学長

氏　名　松藤　千弥

次の職員の令和５年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

１．研究事業名　厚生労働科学特別研究事業

２．研究課題名　保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例の把握及び利活用可能性の探索のための研究

３．研究者名　（所属部署・職名）　人工知能医学研究部・教授

（氏名・フリガナ）　中田典生（ナカタ・ノリオ）

４．倫理審査の状況

	該当性の有無	左記で該当がある場合のみ記入（※1）		
	有　無	審査済み	審査した機関	未審査（※2）
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針（※3）	□　■	□		□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□　■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□　■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること（指針の名称：　）	□　■	□		□

（※1）当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他（特記事項）

（※2）未審査に場合は、その理由を記載すること。
（※3）廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

５．厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ■　未受講 □

６．利益相反の管理

当研究機関におけるＣＯＩの管理に関する規定の策定	有 ■　無 □（無の場合はその理由：　）
当研究機関におけるＣＯＩ委員会設置の有無	有 ■　無 □（無の場合は委託先機関：　）
当研究に係るＣＯＩについての報告・審査の有無	有 ■　無 □（無の場合はその理由：　）
当研究に係るＣＯＩについての指導・管理の有無	有 □　無 ■（有の場合はその内容：　）

（留意事項）　・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

2024年4月19日

厚生労働大臣
~~（国立医薬品食品衛生研究所長）~~ 殿
~~（国立保健医療科学院長）~~

機関名 東京工業大学

所属研究機関長　職　名 学長

氏　名 益 一哉

次の職員の（元号）　年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

１．研究事業名　厚生労働科学特別研究事業

２．研究課題名　保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例の把握及び利活用可能性の探索のための研究

３．研究者名　（所属部署・職名）環境・社会理工学院・教授

（氏名・フリガナ）仙石 愼太郎　（センゴク　シンタロウ）

４．倫理審査の状況

	該当性の有無	左記で該当がある場合のみ記入（※1）		
	有　無	審査済み	審査した機関	未審査（※2）
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針（※3）	□　■	□		□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□　■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□　■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること（指針の名称：　　）	□　■	□		□

（※1）当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他（特記事項）

（※2）未審査に場合は、その理由を記載すること。
（※3）廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

５．厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ■　　未受講 □

６．利益相反の管理

当研究機関におけるＣＯＩの管理に関する規定の策定	有 ■　無 □（無の場合はその理由：　　）
当研究機関におけるＣＯＩ委員会設置の有無	有 ■　無 □（無の場合は委託先機関：　　）
当研究に係るＣＯＩについての報告・審査の有無	有 ■　無 □（無の場合はその理由：　　）
当研究に係るＣＯＩについての指導・管理の有無	有 □　無 ■（有の場合はその内容：　　）

（留意事項）　・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

2024年　4月　17日

厚生労働大臣
~~（国立医薬品食品衛生研究所長）~~ 殿
~~（国立保健医療科学院長）~~

機関名 Boston Medical Sciences株式会社

所属研究機関長　職　名　代表取締役CEO

氏　名　岡本　将輝

次の職員の令和５年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

１．研究事業名　厚生労働科学特別研究事業

２．研究課題名　保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例の把握及び利活用可能性の探索のための研究

３．研究者名　（所属部署・職名）　代表取締役 CEO

（氏名・フリガナ）　岡本　将輝　（オカモト　マサキ）

４．倫理審査の状況

	該当性の有無	左記で該当がある場合のみ記入（※1）		
	有　無	審査済み	審査した機関	未審査（※2）
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針（※3）	□　■	□		□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□　■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□　■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること（指針の名称：　）	□　■	□		□

（※1）当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他（特記事項）

（※2）未審査に場合は、その理由を記載すること。
（※3）廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

５．厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ■　未受講 □

６．利益相反の管理

当研究機関におけるＣＯＩの管理に関する規定の策定	有 ■　無 □（無の場合はその理由：　）
当研究機関におけるＣＯＩ委員会設置の有無	有 ■　無 □（無の場合は委託先機関：　）
当研究に係るＣＯＩについての報告・審査の有無	有 ■　無 □（無の場合はその理由：　）
当研究に係るＣＯＩについての指導・管理の有無	有 □　無 ■（有の場合はその内容：　）

（留意事項）　・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

令和　5年　　4月　　8日

厚生労働大臣
~~（国立医薬品食品衛生研究所長）~~ 殿
~~（国立保健医療科学院長）~~

機関名　株式会社MICIN

所属研究機関長　職　名　代表取締役

氏　名　原　聖吾

次の職員の令和５年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

１．研究事業名　厚生労働科学特別研究事業

２．研究課題名　保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例の把握及び利活用可能性の探索のための研究（２３ＣＡ２０３８）

３．研究者名　（所属部署・職名）　データソリューション部・プロダクトマネージャー

（氏名・フリガナ）　砥﨑　裕晃・カキザキ　ヒロアキ

４．倫理審査の状況

	該当性の有無	左記で該当がある場合のみ記入（※1）		
	有　無	審査済み	審査した機関	未審査（※2）
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針（※3）	□　☑	□		□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□　☑	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□　☑	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること（指針の名称：　　）	□　☑	□		□

（※1）当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他（特記事項）

（※2）未審査に場合は、その理由を記載すること。
（※3）廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

５．厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ☑　未受講 □

６．利益相反の管理

当研究機関におけるＣＯＩの管理に関する規定の策定	有 ☑　無 □（無の場合はその理由：　　）
当研究機関におけるＣＯＩ委員会設置の有無	有 ☑　無 □（無の場合は委託先機関：　　）
当研究に係るＣＯＩについての報告・審査の有無	有 □　無 ☑（無の場合はその理由：COI が発生しないため）
当研究に係るＣＯＩについての指導・管理の有無	有 □　無 ☑（有の場合はその内容：　　）

（留意事項）　・該当する□にチェックを入れること。

・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。

2024年4月11日

厚生労働大臣
~~（国立医薬品食品衛生研究所長）~~ 殿
~~（国立保健医療科学院長）~~

機関名　アイリス株式会社

所属研究機関長　職　名　代表取締役

氏　名　沖山　翔

次の職員の令和５年度厚生労働科学研究費の調査研究における、倫理審査状況及び利益相反等の管理については以下のとおりです。

１．研究事業名　厚生労働科学特別研究事業

２．研究課題名　保健医療分野における生成 AI の国内外利活用事例の把握及び利活用可能性の探索のための研究

３．研究者名　（所属部署・職名）代表取締役

（氏名・フリガナ）沖山　翔（オキヤマ　ショウ）

４．倫理審査の状況

	該当性の有無	左記で該当がある場合のみ記入（※1）		
	有　無	審査済み	審査した機関	未審査（※2）
人を対象とする生命科学・医学系研究に関する倫理指針（※3）	□　■	□		□
遺伝子治療等臨床研究に関する指針	□　■	□		□
厚生労働省の所管する実施機関における動物実験等の実施に関する基本指針	□　■	□		□
その他、該当する倫理指針があれば記入すること（指針の名称：　　）	□　■	□		□

（※1）当該研究者が当該研究を実施するに当たり遵守すべき倫理指針に関する倫理委員会の審査が済んでいる場合は、「審査済み」にチェックし一部若しくは全部の審査が完了していない場合は、「未審査」にチェックすること。

その他（特記事項）

（※2）未審査に場合は、その理由を記載すること。
（※3）廃止前の「疫学研究に関する倫理指針」、「臨床研究に関する倫理指針」、「ヒトゲノム・遺伝子解析研究に関する倫理指針」、「人を対象とする医学系研究に関する倫理指針」に準拠する場合は、当該項目に記入すること。

５．厚生労働分野の研究活動における不正行為への対応について

研究倫理教育の受講状況	受講 ■　　未受講 □

６．利益相反の管理

当研究機関におけるＣＯＩの管理に関する規定の策定	有 □　無 ■（無の場合はその理由： AI を用いた医療機器の開発・製造・販売等を行う事業会社であり、医療機関や学術研究機関でないことから、こうした規定の策定まではございません。）
当研究機関におけるＣＯＩ委員会設置の有無	有 □　無 ■（無の場合は委託先機関：特定の委託先はありませんが、必要に

	応じて、倫理審査を行う代表施設等に委託することは想定しています。）
当研究に係るＣＯＩについての報告・審査の有無	有 □　無 ■（無の場合はその理由：上記２つの質問項目で述べた理由より、当社にて審査はしておりません。）
当研究に係るＣＯＩについての指導・管理の有無	有 □　無 ■（有の場合はその内容：　　）

（留意事項）　・該当する□にチェックを入れること。
・分担研究者の所属する機関の長も作成すること。