統合型ヘルスケアシステムの構築における生成 AI の活用

Gemini Deep Research

1. エグゼクティブサマリー

本レポートは、統合型ヘルスケアシステムの構築と強化、特に日本の文脈における生成 AI（Generative AI）の変革的潜在力について、その主要な調査結果を概説するものである。診断から管理効率化、個別化医療に至る広範な応用、データガバナンス、倫理的配慮、規制対応といった主要課題、そしてステークホルダーへの戦略的提言に焦点を当てる。日本の「地域包括ケアシステム」および「医療 DX 令和ビジョン 2030 」の包括的テーマに言及しつつ、患者の安全、プライバシー、公平性を確保しながらイノベーションを促進するバランスの取れたアプローチの重要性を強調する [1]。医療における生成 AI の成功裡な統合は、単なる技術的課題ではなく、社会技術的課題であり、特に日本のような包括的で地域基盤のケアを重視するシステムにおいては、医療提供、管理、規制の方法におけるパラダイムシフトを必要とする。

2. 序論：統合型ヘルスケアと生成 AI の融合

2.1. 統合型ヘルスケアシステムの定義：日本のモデル（地域包括ケアシステム）とグローバルな視点

「統合型ケア（integrated care ）」とは、医療ケアにおける分断を減少させ、異なる組織のサービス提供間の継続性や調整を高める目的を持つ体制と定義される [1]。これは、組織、専門家集団、個人の間で価値観、文化、視点を共有し、共通の統合目的を設定することを含む [1]。日本で用いられている「地域包括ケアシステム」は、「地域を基盤としたケア（Community based care ）」と「統合型のケア（integrated care ）」という二つの独立したコンセプトをケアの中で統合させようとするものであり、世界的に議論が活発化しているアプローチである [1]。

このシステムは、「すまい」（住居）、「医療」、「介護」、「予防」、そして「生活支援・福祉サービス」という 5 つの構成要素が相互に関係し、連携しながら在宅生活を支えることを目指す [5]。これらの専門的サービスは、ケアマネジメントに基づき、必要に応じて生活支援と一体的に提供される [5]。さらに、このシステムの根底には「自助・互助・共助・公助」という考え方がある。「自助」は自身の健康管理や市場サービスの購入、「互助」は費用負担が制度的に裏付けられていない自発的な支え合い、「共助」は介護保険などの社会保険制度、「公助」は税による公的負担を指す [5]。少子高齢化や財政状況から、「共助」「公助」の大幅な拡充が難しい中、「自助」「互助」の役割が大きくなると意識した取り組みが求められている [5]。政府は、患者の疾患状態及び

施設間動態の可視化を可能とするシステム開発による地域医療構想の実現を目指している[2]。

日本の「地域包括ケアシステム」は、多様なステークホルダー（医療、介護、福祉、地域社会）間の高度な情報共有と連携を本質的に要求する。この複雑性は、広範で多様なデータセットを管理・解釈し、コミュニケーションを促進できる生成 AI 駆動型ソリューションの主要な候補となる一方で、データ標準化とプライバシーという課題を増幅させる。このシステムは、住まい、医療、介護、予防、生活支援といった複数の構成要素[5]と、個人（自助）、地域社会（互助）、社会保険（共助）、政府（公助）といった様々な主体[5]を包含する。効果的な統合には、これらの主体間でのシームレスなデータフローと協調した行動が不可欠である[1]。生成 AI は多様なデータを処理し、連携を支援できる可能性があるが[7]、医療データやシステムの現在の断片化[9]は、生成 AI だけでは解決できない大きな障壁であり、体系的に対処しなければ問題を悪化させる可能性すらある。

また、日本モデルにおける「自助」と「互助」の重視は、純粋に臨床的な AI の議論では見過ごされがちな、個別化された健康コーチング、地域資源のマッチング、非公式な介護者への支援など、制度的枠組みを超えた生成 AI 応用の道を開く。「自助」には自己の健康管理や市場サービスの購入が含まれ、「互助」はボランティア活動や住民組織の活動といった自発的な相互扶助を意味する[5]。高齢化と財政的制約によりこれらの重要性が増す中で[5]、生成 AI は「自助」を支援する個別化されたコンテンツ（健康アドバイス、運動計画など）を作成したり[7]、ボランティアと支援が必要な人々を結びつけるプラットフォーム開発や、家族介護者向けの AI 搭載支援ツールを提供することで「互助」を促進したりすることができる。これは、統合型ヘルスケアにおける生成 AI の適用範囲が、公的機関内の臨床的または管理的業務よりも広範であることを示唆している。

2.2. 生成 AI の理解：能力とヘルスケアへの関連性

生成 AI は、膨大なデータセットから学習したパターンに基づき、テキスト、画像、コード等の新たな独自のコンテンツを生成する中核的な能力を持つ[7]。これは、過去のデータに基づいて将来の結果を予測することに焦点を当てる予測 AI とは異なり、生成 AI は新規の出力を生成する点で区別される[13]。ヘルスケアへの関連性については、生成 AI が診断の革新、治療の個別化、創薬の加速、管理業務の合理化といった面で潜在力を持つことから確立される[12]。生成 AI は「機械の中の幽霊」ではなく、データを活用するツールであるという概念が強調されるべきである[7]。

表 1：統合型ヘルスケア応用における生成 AI と予測 AI の比較

特徴	生成 AI	予測 AI
定義	新しいオリジナルコンテンツ（テキスト、画像、データ等）を作成する AI	過去のデータに基づいて将来の出来事や傾向を予測する AI
主要機能	コンテンツ生成、データ拡張、シミュレーション	リスク評価、傾向分析、分類
データ入力	大量の多様なデータセット（テキスト、画像、構造化データ等）	主に過去の構造化・非構造化データ
出力タイプ	新規のテキスト、画像、音声、合成データ、設計案等	予測スコア、確率、分類結果、傾向予測
主要アルゴリズム	大規模言語モデル（LLM）、敵対的生成ネットワーク（GAN）、変分オートエンコーダ（VAE）等	機械学習分類器（例：ロジスティック回帰、SVM）、回帰分析、時系列分析モデル等
統合型ケアにおける応用例	個別化された患者教育資料の作成、研究用合成データの生成、臨床記録の草案作成、ケアプラン要約の自動生成、地域住民向け健康増進コンテンツ作成	疾患発生の予測、患者のリスク階層化（例：再入院リスク、合併症発症リスク）、在宅高齢者の転倒リスク予測、介護需要予測、最適な医療資源配分の提案
強み	創造性、個別化、データ不足の補完（合成データ）、複雑な情報の要約と説明	パターン認識、高精度な予測、早期警告、効率的な意思決定支援
限界	ハルシネーション（もっともらしい誤情報生成）のリスク、出力の品質管理、倫理的懸念（バイアス、著作権）、	過去データへの依存（未知の事象への対応困難）、説明可能性の課題（ブラックボックス問題）、データの質と量へ

	計算資源の要求	の依存

出典：[7] に基づき作成。

生成 AI と予測 AI はそれぞれ異なる強みを持つが、統合型ヘルスケアにおける真の変革的潜在力は、これらの相乗的応用にあるかもしれない。予測 AI がニーズやリスクを特定し、その後、生成 AI がそれらに対応するための個別化されたソリューションやコミュニケーションを生成するという連携が考えられる。例えば、予測 AI がある患者を服薬ノンアドヒアランスの高リスク群として特定した場合、生成 AI はその患者向けに個別化されたリマインダー、薬の重要性を平易な言葉で説明する教材、あるいは患者の懸念に対処するための仮想アシスタントとの支援的な会話シミュレーションを生成することができる。このような組み合わせアプローチは、いずれか一方の AI だけでは達成できない、より完全で応答性の高いシステムを構築する。

一方で、一部の高度な AI モデルの「ブラックボックス」性（医療 AI 全般に関して [16] で言及）は、診断要約や治療提案の生成など、高い信頼性と説明可能性が求められるタスクに生成 AI を使用する場合、より深刻な懸念となる。これは、医療における生成モデルに特化した「説明可能な AI」（XAI）技術の開発への注力を必要とする。生成 AI、特に LLM は、非常に説得力があるものの、時には不正確または偏った出力（「ハルシネーション」）を生成する可能性がある [17]。統合型ヘルスケアにおいて、AI の出力に基づく決定は、患者のウェルビーイングとケア連携に重大な結果をもたらし得る。もし生成 AI ツールが作成した退院サマリーが地域ケアシステムの複数の提供者によって使用された場合、いかなるエラーやバイアスも深刻な影響を伴って伝播する可能性がある。したがって、生成 AI がどのようにしてその出力に至るのかという透明性と理解の必要性が最重要であり、生成モデルのための XAI の開発と採用は、単なる学術的関心を超えて、安全な実施のための実践的な必要性へと押し上げられる。[19] は、LLM のための「メカニスティックな解釈可能性」といった取り組みに触れている。

3. 統合型ヘルスケアにおける生成 AI の変革的応用

表 2：統合型ヘルスケアシステムにおける生成 AI の主要応用分野

応用分野	具体的な生成 AI ユースケース	潜在的便益	主要な生成 AI 技術	関連資料例

診断・臨床意思決定支援	医療画像解析の強化（異常検出）、診断レポート草案作成、合成医療画像生成	診断精度の向上、早期発見、診断時間の短縮、医師の負担軽減	GAN、CNN、LLM	7
管理業務の効率化・EHR 連携	退院サマリー・紹介状等の医療文書自動作成、EHR からの情報抽出・構造化、診療予約・問い合わせ自動応答（チャットボット）	事務作業負担の大幅削減、情報共有の円滑化、患者満足度の向上	LLM、NLU、RPA	21
個別化医療・治療計画	患者データ（遺伝情報、生活習慣等）分析に基づく個別化治療計画の策定、薬剤反応予測、予防策の推奨	治療効果の最大化、副作用の低減、予防医療の推進	強化学習、LLM	7
医薬品研究・創薬	新規化合物設計・評価、有効性・毒性予測、臨床試験用合成データ生成、既存薬の新規用途発見	研究開発期間の短縮、コスト削減、新薬上市の迅速化	GAN、LLM、グラフニューラルネットワーク（GNN）	8
メンタルヘルス・ウェルビーイング	音声・テキスト分析による精神疾患の初期兆候検出、AI チャットボットによる心理的サポート	メンタルヘルスケアへのアクセス向上、早期介入、スティグマの軽減	LLM、感情分析	7

	提供、個別化された介入プログラム			
地域包括ケア・ケア連携	高齢者向けケアプラン最適化・作成支援、在宅モニタリングデータ分析（転倒検知等）、多職種間コミュニケーション支援、介護ロボットとの連携	ケアの質の向上、在宅生活の支援強化、介護者の負担軽減、シームレスなサービス提供	LLM、センサーデータ分析 AI、ロボティクス連携 AI	[23]

出典：[7] 等に基づき作成。

3.1. 診断と臨床意思決定支援の強化

生成 AI は医療診断に革命をもたらしつつある。医療画像解析（X 線、MRI、CT スキャン）において、人間の目では見逃しうる微細な異常を検出し、がんや心血管疾患などの早期特定を支援する [7]。例えば、胸部 X 線画像から肺機能を高精度で推定する AI モデルや [20]、マンモグラフィ画像から乳がんを自動検出する AI の研究が進んでいる [20]。また、AI モデルの訓練や教育目的で合成医療画像を生成する活用法も存在する [8]。さらに、複雑な患者データを分析し、臨床意思決定を支援し、診断の精度と速度を向上させる役割も担う [7]。

診断、特に画像解析における生成 AI の利用は、特にプライマリケアクリニック、専門病院、遠隔施設を含む統合システムにおいて、異なる医療環境間での診断品質の標準化に貢献し得る。これにより、資源が豊富な環境と限定的な環境との間でしばしば見られる診断精度の格差を縮小できる可能性がある。生成 AI は画像ベース診断で高い精度を達成でき [20]、統合ケアシステムはしばしば、専門の放射線科医や病理医が不足している可能性のある多様な施設のネットワークを伴うため [1]、クラウドプラットフォームなどを介してアクセス可能になれば、生成 AI 診断ツールは参加機関すべてに一貫したレベルの分析能力を提供できる。これはプライマリケア環境での早期発見率を改善し、専門医への紹介がより的確かつ適切になることを保証し、統合システム全体の効率を高める。

生成 AI が診断精度を向上させる一方で、その導入は診断ワークフローと臨床医の役割

の再評価をもたらす。AI が人間の能力を代替するのではなく、AI が「セカンドリーダー」として機能したり、予備的なスクリーニングツールとして用いられたりする協調的な人間-AI モデルが出現している（[20] はマンモグラフィにおける AI の「セカンドリーダー」としての活用に言及）。これには、AI が生成した診断提案をどのように解釈し、批判的に評価するか、そしてこれらの AI 支援による所見を患者にどのように伝えるかについて、臨床医向けの新たなトレーニングが必要となる。臨床医は AI の限界、潜在的なバイアス、信頼水準を理解するスキルが必要となり、AI 支援によって得られた診断を患者に伝える際も、信頼を維持し AI の役割を説明するために慎重な取り扱いが求められる。したがって、診断における生成 AI の統合は、技術だけでなく、臨床実践、教育、患者コミュニケーション戦略の進化も伴う。

3.2. 管理業務ワークフローの合理化と EHR 統合

生成 AI は、医療専門職の管理業務負担を大幅に軽減する可能性を秘めている。退院サマリー、紹介状、保険請求の正当化理由書といった医療文書の自動生成などがその応用例である [21]。電子医療記録（EHR）システムとの統合により、自動データ入力、非構造化記録からの関連情報抽出、構造化サマリーの作成などが実現可能となる [21]。東北大学病院や相澤病院では、医療文書作成や EHR 草稿作成に生成 AI を活用し、文書作成時間が 50％削減（東北大学病院）されるなどの効率向上が報告されている [29]。また、予約スケジューリングの自動化や、よくある質問へのチャットボット対応など、患者コミュニケーション管理への応用も進んでいる [21]。

統合型ヘルスケアにおける管理業務合理化における生成 AI の真価は、個々のタスクの時間節約だけでなく、異なるケア提供者間で共有される情報の質と一貫性を向上させる潜在力にある。自動化され標準化されたサマリー（例：退院サマリー、紹介状 [22]）は、エラーを減らし、統合システム全体でのケアの継続性を高めることができる。統合ケアは様々な提供者間の効果的な情報伝達に依存しており [1]、手作業による文書化は矛盾や不備、遅延を生じさせ、この伝達を妨げる可能性がある [9]。生成 AI は EHR データから構造化され包括的な文書を生成できるため [22]、重要な患者情報（アレルギー、現行薬、最近の介入など）が、ケアチェーンの次の提供者（病院から地域クリニックや在宅ケア看護師へなど）へ正確かつ迅速に伝達されることを保証する。この改善された情報フローは、「地域包括ケアシステム」内でのより安全で協調的なケアの実現に不可欠である。

EHR 統合は鍵となるが、日本における EHR システムとデータ標準の現在のばらつき [9] は大きな課題である。生成 AI は、異なるシステム間でデータを理解し翻訳できるインテリジェントな仲介者として機能することで部分的な解決策を提供するかもしれないが、これはデータマッピングの正確性や、堅牢な API と FHIR のような相互運用性フレ

ームワーク（政府目標として[2]で言及）の必要性といった新たな複雑性も導入する。EHR の導入とデータ標準化は日本における継続的な課題であり[9]、情報共有システムは広く採用されておらず、データはしばしば相互運用可能ではない[10]。生成 AI モデル、特に複雑なヘルスケアタスク用モデルは、効果的なトレーニングと運用のため広範で多様なデータを必要とする[7]。データが独自の非標準化 EHR に閉じ込められている場合、統合ヘルスケア（複数の機関にまたがる）のための堅牢な生成 AI ツールをトレーニングするために容易に集約したり使用したりすることはできない。このため、基礎的な DX 問題を解決しなければ、日本はその「地域包括ケアシステム」のために生成 AI の全潜在力を活用するのに苦労するだろう。このような「生成 AI 翻訳機」の開発は、重要な研究開発分野となり得る。

3.3. 個別化医療とオーダーメイド治療計画の推進

生成 AI は、遺伝情報、生活習慣要因、病歴、リアルタイムモニタリングデータなど、膨大な量の患者固有データを分析し、高度に個別化された治療計画を作成することができる[7]。異なる治療法に対する個々の患者の反応を予測し、薬物投与量を最適化し、新しいデータや研究に基づいて治療計画を動的に適応させる上での生成 AI の役割が探求される[7]。「個別健康プロファイル」の作成[7]や、リスク予測に基づく予防策の推奨[7]は、生成 AI によって可能になる個別化ヘルスケアの重要な側面として強調される。

個別化医療が「統合型」ヘルスケアシステム内で効果を発揮するためには、生成 AI が生成した治療計画が、多様なケアチームメンバー（医師、看護師、薬剤師、療法士、地域ケアワーカー）によって容易に共有可能で、理解可能で、実行可能でなければならない。これは、生成 AI が計画を「考案する」だけでなく、関与する各専門職の情報ニーズに合わせて「適切な説明と要約を生成する」ことも要求する。個別化計画は複雑であり、遺伝データ、特定の薬物療法、生活習慣の変更などを含むことがある[7]。統合システムでは、複数の専門職がケアに貢献する[1]。遺伝学者は生のゲノムデータを理解できるかもしれないが、地域の看護師は特定の副作用のモニタリングや生活習慣変更の支援に関する明確な指示を必要とする。生成 AI の自然言語生成能力[21]を用いて、治療計画要約の異なるバージョンを作成し、それぞれが特定のケア提供者の役割に関連する側面を強調することができる。これにより、高度で個別化された計画がケアの連続体全体で一貫して実施されることが保証される。

AI による個別化治療計画の生成は、その計画が有害な結果につながった場合の責任について重大な倫理的問題を引き起こす。AI が複雑なデータパターンに基づいて新規の治療法組み合わせを提案した場合、それが機能しなかったり害を引き起こしたりした場合の責任は誰にあるのか——AI 開発者か、AI を導入した機関か、最終的に計画を承認した臨床医か。この曖昧さは、明確な責任枠組みが確立されない限り、採用を妨げる可

能性がある（[16] における一般的な AI 倫理懸念に関連）。生成 AI は「オーダーメイドの治療法」を提案できるが [7]、これらの計画は臨床医にとって完全に透明ではない複雑なアルゴリズムに基づいている可能性がある（「ブラックボックス」問題 [16]）。伝統的な医療過誤法は人間の過失に焦点を当てている。AI が生成した計画が、臨床医によって承認されたとしても、予期せぬ相互作用や AI のトレーニングデータのバイアスにより害を引き起こした場合、責任の所在を特定することは複雑になる。この法的・倫理的グレーゾーンは、AI 駆動型個別化医療の時代における信頼構築と患者安全確保のため、新たなガイドラインや規制（[17] が医療 AI 全般に対して示唆するように）を通じて積極的に対処する必要がある。

3.4. 医薬品研究と創薬の加速

生成 AI は、長く費用のかかる創薬・開発プロセスを変革する上で重要な役割を果たす。AI が新規化合物を設計・評価し、その有効性や毒性を予測し、有望な薬剤候補の特定までの期間を大幅に短縮する方法について詳述する [8]。臨床試験用の合成患者データの生成 [8]、より効率的な試験プロトコルの設計、試験結果の分析における生成 AI の利用も探求される。既存薬の新たな治療用途を特定する（ドラッグリポジショニング）可能性についても言及する。第一三共の事例 [29] も、この文脈で触れられる。

臨床試験、特に希少疾患や複雑な併存疾患を持つ高齢者人口が多い日本のような国において、倫理的・実践的な理由から十分かつ多様な参加者を確保することが困難な場合、生成 AI による合成患者データの生成能力 [8] は特に影響が大きい可能性がある。これにより、日本の特定の人口統計学的ニーズに関連する研究が加速されるかもしれない。臨床試験は、一部には患者募集の課題のために費用と時間がかかる。希少疾患は本質的に患者集団が小さく、高齢者人口はしばしば複数の状態を持ち、複雑な試験対象となる。生成 AI は、プライバシーを保護しつつモデルトレーニングや一部の試験シミュレーションを可能にする、実際の患者データを模倣した現実的な合成データセットを作成できる [8]。これにより、研究者は仮説を検証し、試験デザインを改良し、あるいは大規模なヒト試験の実施が困難な状態について予備的な洞察を得ることができるかもしれない。日本にとっては、これは加齢関連疾患や高齢者人口に多い状態の薬剤開発の迅速な進展を意味する可能性がある。

創薬、特に新規化合物の設計における生成 AI の使用は、知的財産法と複雑に交差する。主に AI によって設計された薬剤候補の IP は誰が所有するのか？現在の特許法は一般的に人間中心である。この新たな分野は、AI 駆動型の製薬イノベーションを奨励しつつ、公正な帰属と利益分配を確保するために、法的明確化と新しい枠組みを必要とするだろう（AI に関する一般的な IP 懸念、イスラエルの [34]、および [17] の規制という広範なテーマに関連）。生成 AI は新規化合物を設計できるが [12]、特許法は伝統的に人間

の発明者を認識する。AI が主要な「発明者」であるか、発明段階に大きく貢献する場合、現在の IP フレームワークは所有権や発明者性を適切に扱えない可能性がある（[34] は AI が発明者として指名できないというイスラエルの登録官の判断を指摘）。この不確実性は、AI 駆動型創薬への投資を妨げるか、紛争を引き起こす可能性がある。この分野でのイノベーションを促進し、AI が発見した薬剤の利益が実現できるようにするためには、より明確な法的ガイドラインや、場合によっては新しい形態の IP 保護が必要になるかもしれない。

3.5. メンタルヘルスとウェルビーイングの支援

生成 AI はメンタルヘルスケア分野でも応用が進んでいる。AI 搭載ツールが音声パターンやテキストを分析し、うつ病や不安症といった症状の初期兆候を検出できる [7]。また、アクセスしやすくオンデマンドなメンタルヘルスサポート、心理教育、対処戦略を提供するための、生成 AI 駆動型の仮想セラピストやチャットボットの開発も進められている [7]。FRONTEO の会話内容から精神疾患リスクを判定する AI [29] もこの分野の事例である。生成 AI がメンタルヘルス介入を個別化し、患者の進捗を監視する可能性も考慮される。

生成 AI を活用したメンタルヘルスツールは、特に非精神科的環境（例：プライマリケア、高齢者介護施設）におけるメンタルヘルス問題の早期発見とトリアージのための統合ケアシステムにおいて特に価値があるかもしれない。この積極的なスクリーニングは、専門的ケアへのタイムリーな紹介を促進し、状態の悪化を防ぐことができる。メンタルヘルス問題はしばしば過小診断されるか、身体的疾患と併発して現れる。統合ケアは包括的な患者ニーズに対応することを目指しており [1]、生成 AI は言語や行動から精神的苦痛の微妙な手がかりを検出できる [7]。例えば、プライマリケア医の EHR ワークフローや地域看護師の患者対話ツールに組み込まれれば、生成 AI はさらなる評価のための潜在的な懸念を指摘することができる。これは「地域包括ケアシステム」の「予防」と「早期介入」の側面を支援する。

メンタルヘルスサポート、特に会話型 AI のための生成 AI の使用は、データプライバシー、AI が有害なアドバイスを与える可能性、そして真の人間の共感の欠如について深刻な倫理的懸念を引き起こす。[17] は一部のチャットボットがより共感的であると「認識される」可能性があると指摘しているが、これは真の共感ではない。これらのツールが責任を持って使用され、それが不可欠な場合に人間のつながりを置き換えないようにするためには、明確な倫理的ガイドラインと堅牢な監督が不可欠である。感情的サポートのために AI に過度に依存するリスクも慎重に考慮する必要がある。メンタルヘルスデータは極めて機密性が高く [18]、生成 AI チャットボットは「ハルシネーション」を起こしたり不適切な応答を提供したりする可能性がある [17]。メンタルヘルスの文脈では、

これは特に有害である可能性がある。AI は言語パターンを通じて共感をシミュレートできるが、しばしば治療に不可欠な真の人間の理解と感情的なつながりを欠いている。AI ツールへの過度の依存は、脆弱な個人のための人間との相互作用の減少につながる可能性がある。したがって、メンタルヘルスにおける生成 AI の展開は、安全性、有効性、人間の専門家へのエスカレーション、そして AI の能力と限界に関するユーザーへの明確なコミュニケーションのための厳格なプロトコルを伴わなければならない。

3.6. 地域包括ケアシステムとケア連携の強化

本項では、生成 AI が日本の「地域包括ケアシステム」をどのように支援できるか具体的に論じる。高齢者の多面的なニーズ（医療、看護、生活）を考慮したケアプランの最適化への応用[23]、在宅高齢者のモニタリングシステム（例：転倒検知、活動パターンの変化）[24]、ケアマネージャーによるケアプラン作成・更新支援[23]などが探求される。多様なケア提供者（病院、診療所、介護施設、在宅ケアサービス、福祉サービス）間のコミュニケーションと情報共有を促進し、シームレスなケア移行と協調的なサービス提供を確保する上での生成 AI の役割が主要テーマとなる。AI によるケアプラン作成[23]や介護ロボットによる身体的支援[24]の事例が用いられる。

生成 AI が多様なデータタイプ（臨床記録、家庭からのセンサーデータ、介護者メモ）を処理・統合する能力は、「地域包括ケアシステム」内でのより包括的で積極的なケア管理につながる可能性がある。例えば、EHR データと家庭センサーからのリアルタイム活動データを組み合わせることで、生成 AI は高齢者の機能低下や社会的孤立のリスクを予測し、ケアチームからの早期の予防的介入を促すことができる（[23]の AI ケアプラン生成、[24]のモニタリングに関連）。「地域包括ケアシステム」は包括的で継続的なケアを目指しており[1]、高齢者はしばしば医療、社会、日常生活の領域にまたがる複雑なニーズを抱えている。これらのニーズに関するデータは、しばしば異なる場所（EHR、家庭センサー、ケアマネージャーのメモ）に存在する。生成 AI はこれらの多様なデータソースを統合・分析できるため[7]、この統合された視点により、個人の状況をよりニュアンス豊かに理解することが可能になり、生成 AI がケアマネージャーを支援して[23]、危機への受動的な対応を超えた、より個別化され予測的なケアプランを策定できるようになる。

「地域包括ケアシステム」における生成 AI の成功裡な展開は、専門の介護者だけでなく、高齢者自身とその家族のデジタルリテラシーと受容に大きく依存する。インターフェースが使いにくい場合や AI への信頼が欠如している場合、採用は遅れるだろう。これは、すべてのステークホルダーを巻き込んだ共同設計プロセスと、ケアにおける AI に関する公教育イニシアチブの必要性を浮き彫りにする（一般的な採用課題[37]に関連）。この文脈における多くの生成 AI アプリケーションは、高齢ユーザーやその家族

との直接的または間接的な相互作用（例：モニタリングシステム、コミュニケーションツール、AI 支援ケアプランニング[23]）を伴う。デジタルリテラシーは高齢者人口やケアスタッフの間でも大きく異なる可能性があり（[37]は新しいシステムへのスタッフの抵抗に言及）、プライバシー侵害、雇用の喪失（専門介護者の場合）、あるいは単に技術への不快感が障壁となり得る。したがって、技術開発はユーザー中心でなければならず、使いやすさを保証し懸念に対処するためにエンドユーザーを設計に関与させる必要がある。信頼を構築し、自立生活とケアの質の支援における生成 AI の利点を実証するために、広報キャンペーンとトレーニングプログラムが必要である。

4. 課題の克服：実装のハードルと倫理的責務

表 3：日本の統合型ヘルスケアにおける生成 AI の主要課題と緩和戦略

課題カテゴリー	具体的な課題	潜在的影響	提案される緩和戦略	関連資料例
技術的課題	データ品質と相互運用性、システム統合の複雑性	効果的なモデル構築の困難性、システム間の連携不全	FHIR 等の標準規格採用推進、データクレンジング、API 整備	[2]
データガバナンスとプライバシー	データセキュリティ侵害、患者同意の取得と管理	プライバシー侵害、法的罰則、信頼失墜	プライバシー強化技術（PETs）への投資、明確な同意プロトコル、アクセス制御の徹底	[18]
倫理的課題	アルゴリズムバイアスによる健康格差、AI エラー時の説明責任、透明性・説明可能性の欠如、ハルシネーション	不公平なケア提供、患者への危害、信頼低下	多様なデータセットでの訓練、バイアス監査、公平性指標の導入、XAI 技術開発、人間による検証体制	[16]

規制・法的課題	現行法の AI への適用限界、分野特化型ガイドラインの不足、知的財産権問題	イノベーションの阻害、法的リスクの不確実性	医療関連法の見直し、リスクベースの AI 規制策定、IP に関する明確化	[17]
財政・リソース課題	高額な導入・維持コスト、ROI の不確実性、専門人材不足、デジタルリテラシー格差	中小規模機関での導入障壁、効果的な活用困難	政府補助金、段階的導入、共同研修プログラム、産学連携による人材育成	[9]
人的・組織的課題	変化への抵抗、AI への不信感、ワークフロー再設計の困難性	AI 導入の遅延、suboptimal な利用、現場の混乱	ステークホルダーエンゲージメント、ユーザー中心設計、価値の実証、継続的な教育・研修	[37]

出典：[2] 等に基づき作成。

4.1. 日本の医療 DX における障害の克服

日本における医療デジタルトランスフォーメーション（DX）を妨げている特有の課題は、効果的な生成 AI 展開のための重要な前提条件である。これらには、医療従事者と DX 人材双方の不足、診療所における EHR 導入率の相対的な低さ、施設間でのデータ標準化の欠如、一部地域におけるオンライン接続の不備、そして高額な導入コストが含まれる [9]。運用上の不安や利益が感じられないことによるスタッフの抵抗 [37]、診療報酬制度下での DX 予算確保の難しさ [9] といった問題も議論される。これらの障害が、生成 AI モデルの訓練と実行に必要なデータの可用性と品質に与える影響が分析される。

日本の医療情報システムの「サイロ化」された性質は、多様なベンダーシステムと強制力のある標準化の欠如に起因し [9]、悪循環を生み出している。不十分なデータ相互運用性は現在の DX の取り組みを妨げ、これが今度は、効果的な訓練と統合ケアコンテキストでの運用に大規模で多様かつ統合されたデータセットを必要とする高度な生成 AI モデルを開発・展開する潜在能力を著しく制限する。日本は EHR 導入とデータ標準化に関する課題に直面しており [9]、情報共有システムは広く採用されておらず、データはしばしば相互運用可能ではない [10]。生成 AI モデル、特に複雑なヘルスケアタスク用モデ

ルは、広範で多様なデータを必要とする[7]。データが独自の非標準化 EHR に閉じ込められている場合、統合ヘルスケア（複数の機関にまたがる）のための堅牢な生成 AI ツールをトレーニングするために容易に集約したり使用したりすることはできない。これは、基礎的な DX 問題を解決しなければ、日本はその「地域包括ケアシステム」のために生成 AI の全潜在力を活用するのに苦労することを意味する。

医療機関内の専門 DX/AI 人材の不足[9]は、市販の生成 AI ソリューションを購入するだけでは解決できない重大なボトルネックである。効果的な実装には、特定の臨床ワークフロー内でこれらのシステムをカスタマイズ、統合、検証、維持し、地域のニーズと規制要件を満たすことを保証するための社内または緊密に連携した専門知識が必要である。これは、人材育成と学際的トレーニングにおける国家戦略の必要性を示唆している。生成 AI システムは「プラグアンドプレイ」ではなく、臨床環境への大幅な適応が必要であり[37]、AI 出力の検証、倫理的使用の保証、システム更新の管理はすべて専門スキルを必要とする。外部ベンダーにのみ依存し、内部能力がない場合、依存、長期的なコスト増、組織のニーズに最適に合致しないソリューションにつながる可能性がある。したがって、ヘルスケアにおける生成 AI の長期ビジョンには、専門人材育成のための堅牢な計画が含まれなければならず、それは医学部、工学部、産業界間の連携を通じて行われる可能性がある（[17]が地域リソース教育について示唆するように）。

4.2. データプライバシー、セキュリティ、相互運用性への対応

本項ではデータガバナンスの重要な課題を掘り下げる。生成 AI を使用する際の機密性の高い患者情報の保護、日本の個人情報保護法などの法律遵守の最重要性を論じる[18]。特にクラウドベースの生成 AI サービスを使用する場合や入力データを再学習に利用することを許可する場合の、暗号化、アクセス制御、データ漏洩防止といったデータセキュリティ確保戦略を検討する[33]。統合ケアネットワーク内の異なるシステムや提供者がデータを安全に共有し理解することを可能にするデータ相互運用性の課題は、大きなハードルとして強調される[10]。相互運用性促進における FHIR のような標準の役割[2]や、堅牢なデータ共有協定の必要性も議論される。

特に大規模データセットで訓練されたり、機関データでファインチューニングされたりする生成 AI の使用は、プライバシーリスクの新たなベクトルを生み出す。例えば、モデルが訓練データの一部を意図せず記憶し再生成する可能性があり、慎重に管理されなければ機密性の高い患者情報を暴露する可能性がある。これには、差分プライバシーや連合学習（[31]が言及）のような、標準的な非識別化を超える高度なプライバシー強化技術（PETs）が必要となる。生成 AI はデータから学習し[7]、医療データは非常に機密性が高い[18]。モデルが訓練データに関する情報を明らかにする「データ反芻」や「メンバーシップ推論攻撃」のリスクがある。標準的な匿名化は、生成 AI が使用する複雑で高

次元な医療データには十分ではないかもしれない。[31] は差分プライバシーと連合学習を高度な技術として言及し、[40] は外部サービスにおいて入力データがデフォルトで再学習に使用されないようにすることを推奨している。したがって、生成 AI を安全に展開するには、設計段階から PETs を組み込む、以前の IT システムよりも深いレベルのプライバシーエンジニアリングが必要となる。

統合ヘルスケアにおける生成 AI のための真の相互運用性の達成は、FHIR のような技術標準 [2] だけでなく、意味的相互運用性、すなわち異なるシステムとユーザーが共有データ（生成 AI 出力を含む）の意味を一貫して解釈することを保証することも必要とする。生成 AI 自体が意味的マッピングを促進する役割を果たす可能性があるが、これは厳密に検証されなければ AI 駆動型の誤解釈のリスクも導入する。技術的相互運用性（例：FHIR）はデータ交換を可能にするが [2]、意味的相互運用性は共有データの意味の共通理解を保証する（[44] は ENHIS についてこれを言及）。統合ケアには、異なる用語を使用したり、異なる文脈的理解を持ったりする可能性のある多様な専門家が関与する。生成 AI の出力（例：要約、ケアプラン提案）は、すべてのユーザーにとって意味的に明確でなければならない。生成 AI がオントロジー間で用語を翻訳またはマッピングするのに役立つかもしれないが、AI が特定の文脈における臨床用語の「ニュアンス」を誤解した場合、誤解を招く情報を生成し、それが相互運用可能なシステムを通じて伝播する可能性がある。これは、AI 駆動型の意味的調停の人間による監督と堅牢な検証の必要性を強調する。

4.3. 倫理的考察：バイアス、公平性、透明性、説明責任

本項では、医療における生成 AI が提起する深刻な倫理的課題に取り組む。代表的でないデータで訓練された場合に AI モデルが既存の健康格差を永続させ、あるいは増幅させ、不公平なケアにつながるアルゴリズムバイアスのリスクについて議論する [41]。公平性の重要性と AI がすべての患者集団に平等に利益をもたらすことの保証が強調される。一部の AI モデルの「ブラックボックス」性と、AI の意思決定における透明性と説明可能性（XAI）の必要性が探求される [16]。AI が生成したエラーや有害なアドバイスに対する説明責任は大きな懸念事項であり、誰が責任を負うか（開発者、機関、臨床医）について議論する [18]。「ハルシネーション」（生成 AI がもっともらしいが不正確な情報を生成する）の問題とその患者安全への影響もカバーされる [17]。[45] で提案された「GREAT PLEA」倫理原則（統治可能性、信頼性、公平性、説明責任、追跡可能性、プライバシー、合法性、共感、自律性）が包括的な枠組みとして参照される。

医療における生成 AI のバイアスへの対処は、アルゴリズムやデータセットへの技術的修正以上のものを必要とする。それは、健康データがどのように収集、注釈付け、使用されるかを根本的に再検討し、データ生成と AI 開発プロセスの両方に多様な集団を積

極的に含める努力を必要とする。これは、比較的均質な人口を持つが、慎重に考慮されなければバイアスの源となり得る明確な地域的および社会経済的変動も持つ日本にとって特に重要である（公平性と代表的なデータに関する[41]に関連）。AI モデルはデータから学習し、偏ったデータは偏った AI につながる[41]。歴史的な健康データはしばしば既存の社会的バイアスと健康格差を反映している。基礎となるデータ収集プロセスに欠陥があるか、特定のグループを除外している場合、単に多くのデータを使用するだけでは不十分である。生成 AI が公平であるためには、AI がサービスを提供する多様な集団（日本国内の潜在的に過小評価されているグループを含む）を訓練データセットが代表するように意識的な努力が必要である。これには、データサイエンティストだけでなく、臨床医、倫理学者、地域代表者が、バイアス検出と緩和の継続的なプロセスに関与することが含まれる。

医療における生成 AI の「説明責任」の概念は多面的である。問題が発生したときに責任を負わせるだけでなく、ライフサイクル全体を通じて生成 AI システムの継続的な監視、検証、更新に対する明確な責任の所在を確立することも含まれる。この「ライフサイクル説明責任」は、生成 AI モデルが時間の経過とともに、医学知識の進化や患者集団の変化に伴い、性能が低下したり新たなバイアスが発生したりする可能性があるため、不可欠である（AI の「可塑性」に関する[16]および[45]の「追跡可能性」と「統治可能性」に関連）。[45]は「説明責任」と「追跡可能性」を倫理原則として提案し、[16]は「可塑性」（AI の性能は新しいデータによって変化する可能性がある）について論じている。発売時に検証された生成 AI モデルは、新しいデータに遭遇したり臨床実践が進化したりするにつれて、精度が低下したり新たなバイアスが発生したりする可能性がある。したがって、説明責任は初期展開を超えて、継続的な性能監視、バイアスと精度の定期的な監査、タイムリーな更新または再訓練を含む。これには、ベンダーにのみ依存するのではなく、生成 AI システムを監督するための医療機関内の明確な役割と責任が必要である。この積極的かつ継続的なガバナンスは、信頼を維持し、生成 AI が長期的に安全かつ効果的なツールであり続けることを保証するために不可欠である。東京財団の報告書（[17]）も、ユーザーレベルの規則とチェックの必要性に触れている。

4.4. 規制の状況：日本の現行フレームワークと将来の方向性

本項では、日本の医療 AI および生成 AI に関する現在の規制環境を検討する。厚生労働省などの機関からの既存のガイドライン[40]や、薬機法や医師法といった法律を AI 駆動型ツールに適用する際の課題について議論する[17]。イノベーション促進と患者安全確保との間の緊張関係を浮き彫りにし、日本の現在のガイドライン中心のアプローチは執行力に欠ける可能性があると指摘する[17]。東京財団報告書の提言である三層の規制アプローチ（政府、企業、ユーザー）や既存法の解釈見直しの必要性について議論する[17]。

高リスク AI に関する規制の国際協力の重要性も言及される[17]。「プログラム医療機器」（SaMD）の承認プロセスと一部の生成 AI アプリケーションへの関連性についても触れる[17]。

「ガイドライン中心」とされ、執行力に欠ける可能性のある日本の現在の規制アプローチ[17]は、開発者や医療提供者に不確実性をもたらし、有益な生成 AI アプリケーションの採用を遅らせる可能性がある。東京財団が提案するような[17]、業界標準とより明確な政府の監督を含む共同規制モデルへの移行は、より良いバランスをもたらす可能性がある。[17]は、日本の現在のアプローチはガイドライン中心であり、執行力に欠け、過度の規制はイノベーションを阻害する可能性がある一方で、患者保護のためにはある程度の規制が必要であると述べている。不明確または執行不可能な規制は、生成 AI に投資する企業やそれを採用しようとする医療機関にとってリスクを生み出す。この不確実性は「様子見」の態度につながり、進捗を妨げる可能性がある。業界が政府定義の枠組み内で標準を開発する共同規制モデルは、生成 AI のような急速な技術進歩に対してより機敏で応答性が高い可能性がある。これには、医療用生成 AI のベストプラクティス、認証プロセス、市販後監視メカニズムを確立するために、業界団体が規制当局と協力することが含まれる可能性がある。

既存の医療機器規制（例：薬機法、[17]の SaMD フレームワーク）の下での生成 AI ツールの分類は複雑である。管理アシスタントや一般医療情報チャットボットのような多くの生成 AI アプリケーションは、従来の SaMD カテゴリにうまく収まらない可能性がある。これは、生成 AI アプリケーションが引き起こす可能性のある危害に比例した監視レベルを適用するリスクベースの規制アプローチを必要とし、画一的な分類ではない。薬機法は伝統的に、診断や治療に直接関与する有形装置やソフトウェアを規制している[17]。臨床ノートを生成するツール[22]や診断を支援するツール[20]のような一部の生成 AI ツールは SaMD に該当するかもしれない。しかし、予約をスケジュールする生成 AI ツール[21]や一般健康情報を提供するツールは、がん治療計画を提案するツールとは異なるレベルのリスクをもたらす。すべての生成 AI ツールに完全な SaMD 承認プロセスを適用することは、低リスクアプリケーションにとっては過度に負担が大きく不適切であろう。高リスクアプリケーションが厳格な監督を受け、低リスクで有益なツールがより容易に展開できるようにするためには、国際的に議論されているような（例：EU AI 法）、ニュアンスのあるリスク階層化された規制フレームワークが必要である。東京財団報告書（[17]）も、現行法の下での AI の位置づけの見直しを示唆することで、これを暗に示している。

5. 先駆的イニシアティブ：ヘルスケアにおける生成 AI のケーススタ

ディ

5.1. 国内のイノベーション：日本の病院と研究からの学び

本項では、日本の医療現場における生成 AI 導入の具体例を紹介する。東北大学病院（EHR からの医療文書自動生成、作成時間を 50% 削減 [27]）や相澤病院（AI 駆動型問診票による EHR 項目作成、月間 120 時間のスタッフ時間削減見込み [29]）の取り組みを詳述する。その他、恵寿総合病院の看護サマリー作成 AI [27] や京都大学医学部附属病院の退院時情報提供書作成効率化 [27] などの事例も紹介する。これらのケーススタディは、具体的な生成 AI 統合方法、報告された成果（定量的・定性的）、そして得られた教訓について分析される。

日本の病院における初期の成功した生成 AI ユースケース（東北大学病院、相澤病院、恵寿総合病院 [27]）は、主に管理効率化（文書生成、EHR 作成支援）に焦点を当てている。これらは臨床医の負担軽減に非常に価値があるものの、直接的な診断意思決定や自律的な治療計画といった、より臨床的に複雑な応用に進む前に、「手が届きやすい成果」をターゲットとした慎重な初期アプローチを示唆している。引用された日本の病院事例 [27] は、文書作成や問診票処理といったタスクの時間節約を強調している。これらは労働力不足や燃え尽き症候群への対処に不可欠であるが [9]、一般的には人間の監督と最終承認がしっかりと行われ、AI エラーによる患者安全への直接的リスク（人間のレビューで発見された場合）は、例えば AI がレビューなしで診断を下す場合よりも低い。このパターンは、実用的な採用戦略を示唆している。つまり、まず効率化に焦点を当てたツールで価値を証明し信頼を構築し、その後、技術が成熟し規制の明確性が向上するにつれて、より高度な臨床応用を徐々に探求するというものである。

東北大学病院と NEC [29]、相澤病院とプレシジョン株式会社 [29] といった協力モデルは、これらの初期の成功にとって極めて重要である。病院はしばしば社内の AI 開発専門知識を欠いており、一方、テクノロジー企業は開発と検証のための臨床環境を必要とする。これらのパートナーシップは、生成 AI の潜在能力を実践的で統合されたソリューションに転換するために不可欠であるが、IP、データ共有、倫理的配慮の慎重な管理も必要とする。病院は臨床専門知識、データ、実世界のテスト環境を提供し、テクノロジー企業（NEC、プレシジョン株式会社）は AI 開発能力を提供する。[29] と [29] はこれらの協力を明示的に言及している。この共生関係は、臨床的に関連性があり技術的に健全なツールを開発するための鍵である。しかし、このようなパートナーシップには、データ所有権、共同開発ソリューションの IP 権、開発中の患者プライバシー、そして利益または責任がどのように共有されるかについての明確な合意が必要である。これらのガバナンス側面は、持続可能な協力にとって不可欠である。

5.2. グローバルベンチマーク：エストニア、イスラエル、メイヨークリニックからの洞察

本項では、デジタルヘルスと AI 導入における国際的リーダーから教訓を引き出す。

- **エストニアの e-Health システム：** 全国規模で相互運用可能なデジタルヘルスインフラ、データ交換のための X-Road、データ完全性のための KSI ブロックチェーンの使用は、高度なデータ分析と潜在的な AI のための基盤的イネーブラーとして説明される [44]。患者データの所有権と管理の重視が指摘される。
- **イスラエルのデジタルヘルス戦略：** イノベーションエコシステムを育成する国家計画、研究開発支援、そしてデジタルヘルス技術のための健康データ使用、IP、臨床試験に関する特定の規制が検討される [34]。AI 駆動型イノベーションの例が引用される。
- **メイヨークリニックの生成 AI イニシアティブ：** Google との AI 研究協力（[20] は一般的な Google との協力）、独自の AI プラットフォーム開発、そして臨床会話記録の自動化のための Abridge との AI 搭載臨床会話プラットフォーム提携が強調される [19]。AI ツールに対する厳格な評価プロセスが強調される。

表 4：国際的なデジタルヘルス/生成 AI イニシアティブの比較概要

国/組織	主要焦点分野/戦略	特筆すべき生成 AI 応用/インフラ	主要成功要因	日本への教訓	関連資料例
エストニア	全国的な相互運用性、データ完全性、患者エンパワーメント、効率的な e ガバナンス	基盤となる e-Health 記録システム（将来の AI 活用を可能に）、X-Road、KSI ブロックチェーン	政府の強力なリーダーシップ、全国民 ID システム、技術インフラへの長期投資、国民のデジタルリテラシー	基盤となるデータインフラと相互運用性の重要性、強力なガバナンスと国民の信頼醸成	44
イスラエル	イノベーションエコシステムの育成、研究開発支援、	AI による診断支援、個別化治療の研究開発、デジタ	政府による戦略的投資、産学連携の促進、豊富なデ	ヘルス AI イノベーションのためのターゲットを絞っ	34

	予測・個別化医療における AI 活用、スタートアップ支援	ルヘルス製品の臨床試験と規制	ータ資産の活用、起業家精神	た国家戦略の価値、データ活用のための明確な法的枠組み	
メイヨークリニック（米国）	臨床ワークフローへの統合、厳格な検証プロセス、医師のウェルビーイング向上、研究と実践の連携	臨床記録自動化（Abridge との提携）、研究用 AI プラットフォーム、画像診断支援	強力な研究基盤、臨床医の積極的な関与、段階的導入と評価、患者中心のアプローチ	厳格な臨床検証の必要性、臨床医の採用と満足度への焦点、組織内での AI ガバナンス体制構築	[19]

出典：[19] 等に基づき作成。

成功した国際的なデジタルヘルス・イニシアティブ（エストニア、イスラエル）に共通する点は、強力な政府のビジョンと、基盤となるデジタルインフラ（例：エストニアの X-Road と e-ID [47]）およびイノベーションエコシステム（イスラエルの国家計画 [34]）への長期的な投資である。これは、日本が生成 AI を完全に活用するためには、特定のプロジェクトを超えた同様の持続的な国家的コミットメントが、相互運用性、データ標準、研究開発支援に焦点を当てて不可欠であることを示唆している。エストニアは政府の支援を受けて長年にわたり包括的な国家 e-Health システムを構築し [47]、イスラエルは国家デジタルヘルス計画を持ち、研究開発に積極的に資金を提供している [34]。これらの基盤要素（相互運用可能なデータ、熟練した労働力、支援的な政策）は、生成 AI のような高度な技術が繁栄できる環境を作り出す。日本には「医療 DX 令和ビジョン 2030」のようなイニシアティブがあるが [2]、資料は基本的な DX における継続的な課題も浮き彫りにしている [9]。国際的な事例は、断片的なアプローチでは不十分であり、ヘルスケアにおける生成 AI のための必要なエコシステムを構築するためには、持続的で戦略的な国家的努力が必要であることを強調している。

メイヨークリニックが生成 AI ツールの全社的展開「前」に厳格な内部評価と臨床医の関与を行うアプローチ [49] は、臨床的受容と安全性を確保するための重要なモデルを提供する。これは技術主導型アプローチとは対照的であり、医療機関がベンダーの主張や外部認証にのみ依存するのではなく、AI を評価・統合するための独自の堅牢なフレームワークを開発する必要性を強調している。[49] は、Abridge の生成 AI ツールに対するメイヨークリニックの「厳格な評価プロセス」と「臨床記録品質評価」を強調してい

る。これは、特定のワークフローと品質基準内で技術をテストし検証する臨床医の深い関与を意味する。多くの生成 AI 採用の課題は、信頼の欠如や臨床実践との不適合から生じる[37]。評価と選択プロセスに臨床医を参加させることで、メイヨーはおそらく支持を高め、選択されたツールが真にユーザーのニーズを満たし品質を維持することを保証する。この内部的で厳格なデューデリジェンスは、生成 AI の採用を検討している日本のあらゆる医療機関にとって重要なステップであり、より広範な規制承認を補完する。それは AI 採用における組織的責任を強調する。

6. 将来の軌跡：統合型ヘルスケアの次世代における生成 AI

6.1. 国家戦略との整合：日本の医療 DX ビジョン

本項では、生成 AI の潜在能力を、日本の国家医療戦略、特に「医療 DX 令和ビジョン 2030」[3] および医療におけるデータ活用に関する政府計画[2] と結びつける。全国医療情報プラットフォームの創設、電子カルテの標準化、ケアの質向上と研究のためのデータ共有促進といった目標達成に生成 AI がどのように貢献できるかを議論する。ビジョンの主要目標である「個別化医療」の実現における生成 AI の役割が再確認される[3]。

日本の「医療 DX 令和ビジョン 2030」がデータ共有とプラットフォーム化に関する野心的な目標を設定している一方で[2]、生成 AI は加速要因であると同時に複雑化要因でもある。共有データの処理と理解を助けることで加速できるが、これらの国家プラットフォーム上のデータ品質、標準化、ガバナンスに対する要求水準も引き上げる。なぜなら、欠陥のあるデータは、広範囲に影響を及ぼす可能性のある欠陥のある生成 AI 出力を生み出すからである。ビジョンは全国医療情報プラットフォームと EHR 標準化を目指しており[2]、生成 AI はそのようなプラットフォームを強力な分析、個別化医療、研究のために活用できる[7]。しかし、生成 AI はその訓練データの品質とバイアスに非常に敏感である[41]。もし国家プラットフォームが一貫性のない品質のデータや埋め込まれたバイアスを持つデータを集約した場合、このプラットフォーム上に構築された生成 AI ツールはこれらの欠陥を継承し、潜在的に増幅させる。したがって、国家データプラットフォームへの推進は、生成 AI 時代に特化して設計されたデータ品質保証とバイアス緩和戦略におけるさらに厳格な努力を伴わなければならない。

政府による「医療デジタルツイン」開発計画[2] は、生成 AI が極めて重要な役割を果たす可能性のある非常に高度な将来の応用を表している。生成 AI は、これらのデジタルツインの合成コンポーネントを生成し、介入をシミュレートし、前例のないレベルで予測を個別化するために使用される可能性がある。しかし、このような詳細で動的な個人のデジタルレプリカの倫理的およびプライバシーに関する影響は甚大であり、全く新しい規制上および社会的な対話を必要とするだろう。[2] は政府の「医療デジタルツイン」

創設の野心を概説している。デジタルツインは物理的実体やプロセスの仮想レプリカであり、シミュレーションと予測に使用される。生成 AI は非常に現実的な合成データと複雑なモデルを作成できるため[7]、これらの医療デジタルツインの構築と運用において、例えば欠損データポイントの生成、新規治療法への生理学的反応のシミュレーション、個別化されたリスク軌跡の作成など、生成 AI は役立つ可能性がある。しかし、ゲノムおよびリアルタイムセンサーデータを含む包括的な生涯健康データを含むデジタルツインは、個人情報の究極的な集中を表す。そのセキュリティ、許容される用途、そして誤用の可能性（例：差別的目的での使用）は、現在のデータ保護法を超えた深刻な倫理的問題を引き起こし、積極的な公開討論と新しいガバナンスフレームワークを必要とする。

6.2. 新たなトレンドと長期的可能性

本項では、ヘルスケアにおけるより自律的な AI エージェントの開発[31]、AI 支援手術[50]、予防医療やさらには抗老化研究への AI 応用[25]といった新たなトレンドを探求し、さらに未来を見据える。生成 AI が治療費を半減させつつ医療成果を 30～40%改善する可能性[25]について議論する。「完全統合型ヘルスケア AI エコシステム」の概念と 2030 年までの「自律型 AI エージェント」への移行[31]が、将来のロードマップの一部として強調される。リアルタイムモニタリングと介入のための IoMT（Internet of Medical Things）と生成 AI の統合深化もカバーされる[51]。

ヘルスケアにおける「自律型 AI エージェント」への傾向[31]は、人間と AI の関係における大きな変化を意味し、AI がツールである状態から、特定の文脈ではより独立した協力者、あるいは意思決定者へと移行することを示唆する。これには、AI の信頼性と安全性における技術的進歩だけでなく、臨床的責任、法的責任、そして医療行為そのものの定義の根本的な再考が必要となるだろう（医師法に関する[28]で示唆されるように）。[31]は 2028 年から 2030 年までに「自律型 AI エージェントの医療現場への本格導入」を予測している。自律性は、より少ない直接的な人間の監督下で意思決定を行い行動を起こす能力を意味する。現在の医療行為と法的枠組み（例：医師法[28]）は、人間の医師が最終的な意思決定者であり責任を負う者であるという前提に基づいている。もし自律型 AI が診断または治療エラーを犯した場合、責任の所在は現在の AI 支援ツールよりもさらに曖昧になる。この傾向は、AI の自律性の範囲を定義し、監督メカニズムを確立し、AI がより独立した役割を果たす未来における法的責任を明確にするために、積極的な法的および倫理的枠組み開発を必要とする。

IoMT[51]とウェアラブルからのリアルタイムデータ[31]との生成 AI の融合は、断続的なケアを超えて、継続的な健康モニタリングと予防的介入へと移行する、真に継続的かつ積極的な統合型ヘルスケアモデルを可能にする可能性がある。しかし、これはまた、「デ

ータ洪水」と、この絶え間ない個人健康情報の流れを管理、保護、有意義に解釈する上での大きな課題、そして個人の過剰医療化や不当な不安を回避するという課題も生み出す。IoMT デバイスは継続的な生理学的および行動データを生成し[31]、生成 AI はこのデータをリアルタイムで分析して微妙な変化を検出し、リスクを予測し、個別化されたフィードバックやアラートを生成できる[7]。これは、病気の受動的治療から積極的な健康管理と予防への移行を可能にし、統合ケアの核心目標である。しかし、この膨大かつ高速なデータの管理は技術的課題（ストレージ、処理、セキュリティ）を提示する。倫理的には、継続的な監視、データが意図しない方法で使用される可能性、そして常に監視され AI 生成の健康アラート（常に正確または臨床的に重要とは限らない）を受け取ることによる個人の心理的影響に関する懸念がある。積極的なケアの利点とこれらのプライバシーおよびウェルビーイングの懸念とのバランスを取ることが重要となる。

6.3. ステークホルダーへの提言：政策立案者、提供者、技術開発者

本レポート全体、特に東京財団からの提言[17]を参照し、本項では具体的な行動提言を行う。

- **政策立案者向け：** 支援的かつ責任ある規制環境の育成、国家データインフラと相互運用性標準（例：[2]の FHIR）への投資、DX 人材育成の推進、研究開発への資金提供、AI 倫理に関する公的対話の促進。
- **医療提供者向け：** AI 導入のための明確な戦略策定、スタッフ研修とワークフロー再設計への投資、患者安全とデータセキュリティの優先、AI ツールの厳格な検証（メイヨークリニック[49]のように）、同業者や技術開発者との協力。
- **技術開発者向け：** 倫理、安全性、透明性をデフォルトとした AI ソリューションの設計（説明可能な AI）、開発における臨床医や患者との緊密な協力、堅牢なデータセキュリティとプライバシー機能の確保、オープン標準への貢献。

日本の国家および地域レベルで、政策立案者、臨床医、AI 専門家、倫理学者、患者代表、産業界関係者から成る、学際的な「ヘルスケアにおける AI」ガバナンス機関の設立が、包括的かつ重要な提言となるべきである。これらの機関は、ガイドラインの共同開発、AI 展開の監視、新たな倫理的問題への対処、そして生成 AI 開発が日本の社会的価値観とヘルスケア目標に合致することを保証する責任を負う（[17]の多層的提言が示唆する協調行動の必要性に触発される）。ヘルスケアにおける生成 AI の課題と機会は複雑であり、技術、倫理、法律、臨床、経済といった複数の領域にまたがる。単一のステークホルダーグループがすべての答えを持っているわけでも、単独で移行を管理できるわけでもない。[17]は規則に関する三層アプローチ（政府、企業、ユーザー）を提案しており、調整の必要性を示唆している。効果的なガバナンスには、継続的な対話、適応、そしてリスクと便益の共通理解が必要である。正式な多角的ステークホルダーガバナン

ス構造は、このためのプラットフォームを提供し、生成 AI が日本のヘルスケアに革新的かつ責任ある方法で統合され、「地域包括ケアシステム」の協調精神を反映することを保証できる。

特に日本市場向けに生成 AI を開発する技術開発者にとって、「地域包括ケアシステム」のニュアンスと「自助・互助・共助・公助」[5] の重視を深く理解することが、中核的な設計原則となるべきである。これは、臨床効率だけでなく、自己管理における患者のエンパワーメント、地域ベースのケア・イニシアティブの支援、そしてこの包括的なケアモデルに関与する多様なサービスとの円滑な統合も果たす AI ツールを開発することを意味する。この文化的および体系的な調和は、日本における成功した生成 AI ソリューションの重要な差別化要因となるだろう。日本の統合ケアモデルは、地域社会と社会的支援構造の重視において独特である [1]。他のヘルスケアシステム向けに開発された汎用的な生成 AI ソリューションは、これらの特定のニーズや価値観とうまく合致しない可能性がある。例えば、高齢者向けのボランティア活動を調整する（「互助」を支援する）生成 AI ツールや、非常に個別化され文化的に配慮された自己ケアアドバイスを提供する（「自助」を支援する）ツールは、病院中心の効率化のみに焦点を当てたものよりも日本では価値があるだろう。日本のシステムのこれらのユニークな側面を理解し設計に投資する開発者は、採用され影響力のある製品を作成する可能性が高い。これは、グローバルな AI 開発者と日本の地域のヘルスケア専門家および地域社会のステークホルダーとのより緊密な協力の必要性を示唆している。

7. 結論：より統合されインテリジェントなヘルスケアの未来に向けた生成 AI の活用

本レポートの主要な論点を要約すると、生成 AI は診断の強化、管理業務の合理化、ケアの個別化、地域ケア連携の支援を通じて、統合型ヘルスケアシステムを変革する計り知れない可能性を秘めている。この潜在能力を実現するには、技術的、倫理的、規制上、およびリソース上の重要な課題に対処するための協調的な努力が必要であることを強調する。結論として、特に日本の進化するヘルスケアの状況の枠組みの中で、技術が人間の能力を増強し、患者の成果を改善し、公平で思いやりのあるヘルスケアの核心的価値を維持するために役立つことを保証する、生成 AI 採用への協調的で人間中心のアプローチを求める。

統合型ヘルスケアにおける生成 AI の最終的な成功は、技術的洗練度や効率向上だけでなく、より人間的で公平かつ患者中心のケアを育成し、患者、提供者、そしてヘルスケアシステム全体の間の信頼を強化する能力によって測られるであろう。生成 AI は強力な能力（効率性、個別化など）を提供するが、ヘルスケアは基本的に人間の努力であ

り、信頼と共感に基づいて構築されている（[41] は人間の尊厳に言及）。もし生成 AI が非人間的、偏見的、あるいは患者の信頼を損なうような方法（例：プライバシー侵害や説明不能なエラーを通じて）で実装された場合、その利点は損なわれるだろう。逆に、もし生成 AI が臨床医を日常業務から解放し、患者とより質の高い時間を過ごせるようにし（[21]）、より理解しやすい説明を提供するのに役立ち、ケアへのより公平なアクセスを支援するならば、それは真の進歩と見なされるだろう。したがって、生成 AI 採用の指針となる原則は、単に技術的に進んだシステムではなく、より人間中心のヘルスケアシステムへの貢献であるべきである。

引用文献

1. 地域包括ケアシステムの基本的な考え方 （Integrated care の視点） - 三菱総合研究所, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.mri.co.jp/news/press/i6sdu60000010htd -att/201503ttiv2.pdf
2. 第三期戦略的イノベーション創造プログラム （SIP） 統合型ヘルス ..., 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.kantei.go.jp/jp/singi/kenkouiryou/data_rikatsuyou/dai9/siryou1.pdf
3. 医療 DX 令和ビジョン 2030 とは？DX 化で変わる医療の未来 | Dr.開業ナビ - 株式会社 Medrock, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://medrock.co.jp/navi/medical -dx-reiwa/
4. 2030 年の医療革命：医療 DX が描く未来の医療ビジョン | 株式会社ピクテラ - PIXTERA, 6月 8, 2025 にアクセス、 https://www.pixtera.jp/column/1634/
5. 地域包括ケアシステムの５つの構成要素と「自助・互助・共助・公助」, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.mhlw.go.jp/seisakunitsuite/bunya/hukushi_kaigo/kaigo_koureisha/chiiki-houkatsu/dl/link1-3.pdf
6. 地域包括ケアシステム - 一宮市, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.city.ichinomiya.aichi.jp/fukushi/kounenfukushi/kourei/1000146/1026416/index.html
7. ヘルスケアにおける生成医療 AI：患者のケアと診断に革命をもたらす | InterSystems, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.intersystems.com/jp/resources/generative -ai-in-healthcare-revolutionizing-patient-care-and-diagnosis/
8. Exploring Generative AI Use Cases in Healthcare System- Codewave, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://codewave.com/insights/generative -ai-healthcare-use-cases/
9. 医療 DX とは？医療業界の現状や課題、推進する方法、事例を解説, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://kddimessagecast.jp/blog/dx/iryougenba_dx/
10. 地域医療連携とは？メリットや課題、課題解決につながるシステム導入の事例まで徹底解説！, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://mnes-lookrec.com/medical-info/regional-medical-cooperation

11. 医療介護連携の課題と解決策は？現状分析と具体的な改善アプローチ, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://job.minnanokaigo.com/news/kaigogaku/no1492/
12. 生成 AI が変革する医療の未来とは？注目されている最新技術とその影響 - aidiot, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://aidiot.jp/media/ai/post-6764/
13. 生成 AI と予測 AI の比較違いの理解 | SS&C Blue Prism, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.blueprism.com/japan/resources/blog/generative-ai-vs-predictive-ai/
14. 生成 AI と予測 AI の違いを詳しく理解するための 7 つのポイント - 株式会社スクーティー ブログ, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://blog.scuti.jp/understanding-differences-between-generative-ai-and-predictive-ai/
15. 生成 AI が変える医療の未来｜診断支援から新薬開発まで徹底解説｜阿形ジュンセイ - note, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://note.com/hip_panda1256/n/n6d7ece728e2d
16. 医療 AI とは？現場で期待される役割、国の施策や倫理的課題を医師が考察 - ドクタービジョン, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.doctor-vision.com/dv-plus/column/trend/healthcare-ai.php
17. 生成 AI の医療分野での活用に向けた３つの提言 | 研究プログラム ..., 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.tkfd.or.jp/research/detail.php?id=4553
18. 医療現場での生成 AI 導入の可能性｜AI 情報管理のリスクと活用事例 - note, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://note.com/locoassi/n/n49ccfadb5fc7
19. What's Inside Generative AI's Brain? - Mayo Clinic Platform, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.mayoclinicplatform.org/2025/05/20/whats-inside-generative-ais-brain/
20. 医療 AI を活用した画像診断の事例 3 選 | AI・アノテーションブログ | 株式会社ヒューマンサイエンス, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.science.co.jp/annotation_blog/40838/
21. 生成 AI で医療事務を効率化｜活用事例を解説 - デイリーライフ AI, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://daily-life-ai.com/776/
22. 医療向け生成 AI サービス 10 選。事例やできること、選び方は？ | アスピック｜SaaS 比較・活用サイト, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.aspicjapan.org/asu/article/45724
23. AI を活用したケアプラン作成支援システム ｜ サービス紹介 - ＢＳＮアイネット, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.bsnnet.co.jp/service/ai-careplan.html
24. 介護業界での AI 活用は役に立つ？導入の現状や利点・課題から実際の事例まで解説, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.cocofump.co.jp/articles/kaigo/120/
25. 【第 3 回】AI による医療と老化の改革：株式会社日立システムズ, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.hitachi-systems.com/report/specialist/ai-mark/03/
26. 2020 年 2 月：医療現場を えるNTT データの AI 画像診断 援ソリューション, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.nttdata.com/jp/ja/trends/case/2020/021400/
27. 医療業界で生成 AI は導入できる？活用方法や実際の活用事例、注意点について解説！, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://business-ai.jp/medical/medical-

generative-ai/
28. 第 2 回 医療業界における生成 AI の応用をアーキテクチャから考える - gihyo.jp, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://gihyo.jp/article/2024/10/applications-of-generative-AI-in-the-Healthcare-Industry
29. 医療現場での AI 活用事例 23 選を徹底解説！メリットや注意点も紹介 ..., 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://ai-keiei.shift-ai.co.jp/ai-medical-usage-example/
30. 生成 AI が変えるクリニック業務の効率化 - 医療 DX ナビ - Dr.JOY, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://drjoy.co.jp/media/posts/aicall_250430_02
31. うさぎでもわかる ヘルスケア領域×AI エージェント最前線 - 必要なスキルと業界の未来 - Zenn, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://zenn.dev/taku_sid/articles/20250421_healthcare_ai_agent
32. 医療・製薬業界における生成 AI 導入の最前線： 診断支援から創薬、個別化医療への道, 6 月 8, 2025 にアクセス、 http://hatenabase.jp/blog/%E5%8C%BB%E7%99%82%E3%83%BB%E8%A3%BD%E8%96%AC%E6%A5%AD%E7%95%8C%E3%81%AB%E3%81%8A%E3%81%91%E3%82%8B%E7%94%9F%E6%88%90ai%E5%B0%8E%E5%85%A5%E3%81%AE%E6%9C%80%E5%89%8D%E7%B7%9A%EF%BC%9A%E8%A8%BA%E6%96%AD/
33. 医療業界での生成 AI 活用の注意点と事例 - GPTMaster, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://chatgpt-enterprise.jp/blog/medical-ai/
34. Digital Health Laws and Regulations Report 2025 Israel - ICLG.com, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://iclg.com/practice-areas/digital-health-laws-and-regulations/israel
35. 【2025 年版】介護 DX の導入事例 8 選！失敗しない秘訣や ICT との違いも徹底解説！, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://comimi.jp/archives/column/kaigo-dx
36. 【事例あり】介護 DX できること｜導入システム、効果を詳しく解説, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://dx-king.designone.jp/0079
37. 医療 DX はなぜ進まないのか?【福岡の医療商社のプロが解説】, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://pop-c.co.jp/clinic/dx-is-not-progressing/
38. 医療 AI とは？現状や課題・メリット・デメリット・事例を紹介 - 東京ドクターズ, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://tokyo-doctors.com/webdoctor/13422
39. 医療分野における AI の現状や課題とは？活用事例や注意点を紹介 - リコーの AI, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://promo.digital.ricoh.com/ai/column/detail022/
40. 医療・ヘルスケア分野における生成 AI 利用ガイドライン, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://haip-cip.org/assets/documents/nr_20241002_02.pdf
41. 医療 AI の倫理的課題とは？信頼性と公平性を考える - Hakky Handbook, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://book.st-hakky.com/industry/ethical-considerations-in-ai-use-in-healthcare/
42. 医療における人工知能の公平性：レビューと提言, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://med-ai.jp/paper/fairness-of-artificial-intelligence-in-healthcare-review-and-recommendations.html
43. 医療デジタルデータの AI 研究開発等への 利活用に係るガイドライン - 厚生労働省, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.mhlw.go.jp/content/001310044.pdf

44. The Estonian National Health Information System architecture. The... - ResearchGate, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.researchgate.net/figure/The-Estonian-National-Health-Information-System-architecture-The-coloring-schema-is-as_fig4_382656677
45. Adopting and expanding ethical principles for generative artificial..., 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38042910/
46. 医療機器プログラム（SaMD）の開発事例からフローを確認, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.medical-equipment-cro.com/special/
47. Estonian e-Health Records - e-Estonia, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://e-estonia.com/solutions/e-health-2/e-health-records/
48. Digital health in Israel - Ministry of Foreign Affairs, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://new.embassies.gov.il/chile/en/news/digital-health-israel
49. Mayo Clinic picks Abridge for clinical generative AI after rigorous trials, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.beckershospitalreview.com/healthcare-information-technology/mayo-clinic-picks-abridge-for-clinical-generative-ai-after-rigorous-trials/
50. AI×ヘルスケアの中期的・長期的展望 | 203X: AI で拡張する社会 | 野村総合研究所 (NRI), 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://www.nri.com/jp/media/column/extending_society_with_ai/20250514.html
51. Vidya Rajasekhara Reddy Tetala - Google Scholar, 6 月 8, 2025 にアクセス、 https://scholar.google.com/citations?user=KlwAiYYAAAAJ&hl=en