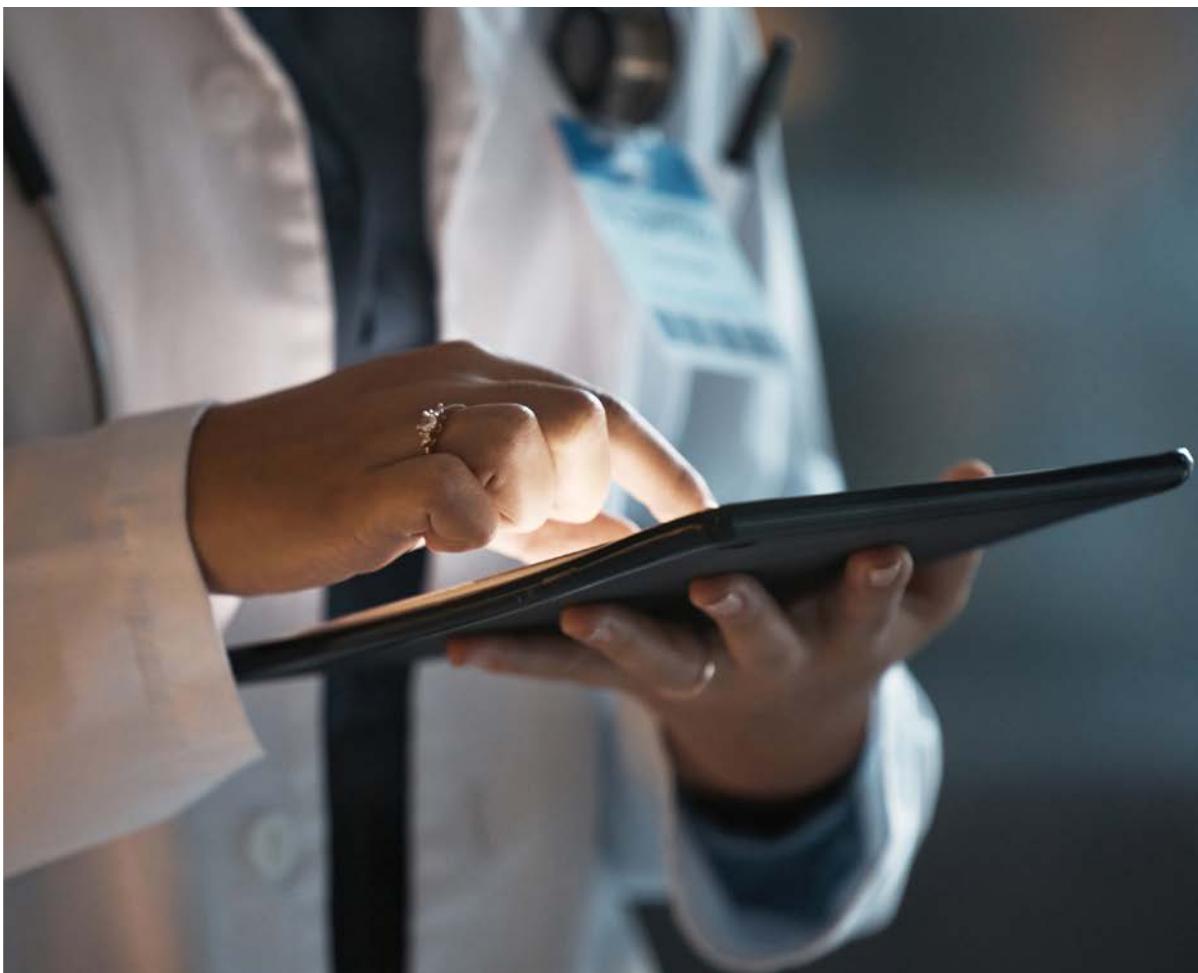


医療機関の次なる進化

生成AIが拓く未来

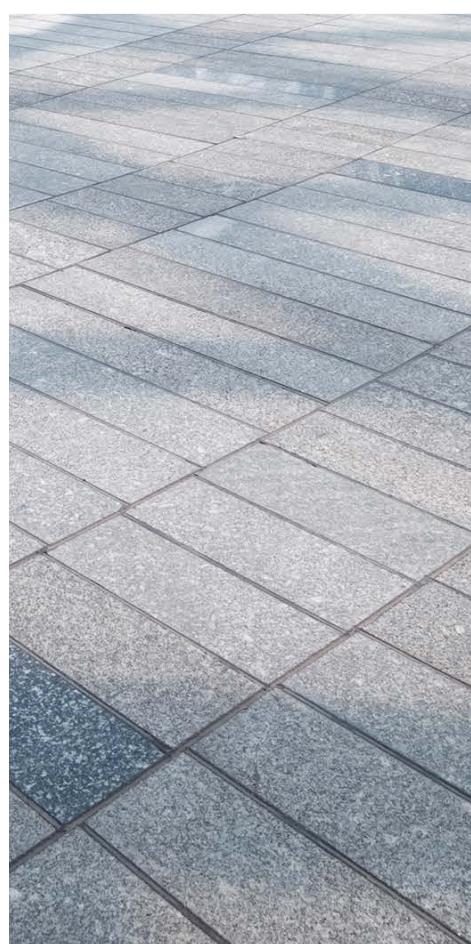


概要

- ・近年対話型生成AIをはじめとした生成AIの有用性が明らかになるにつれ、多くの医療機関で生成AIをどのように活用するかに注目が集まっている
- ・医療現場では構造化データと非構造化データが混在しており、そのことがこれまでDX（デジタルトランスフォーメーション）の障壁となっていたが、生成AIには、非構造化データを使用しやすい形に整え、構造化データと併せて活用する能力がある
- ・医師の医療行為のサポート、看護師の書類作成の支援、事務職員の業務自動化に生成AIは役立つと考えられている。実際に国内外の複数の医療機関で生成AIの効果を実証するための試みが進められ、米国では医師のサポート、日本では業務効率化において注目されている
- ・生成AIの導入においては、活動の一貫性と安全性の確保のために段階的な実装を行うことと生成AIの精度を継続的に評価することが重要であるが、さらに誤情報（ハルシネーション）のリスクもあるため、体系化されたAIガバナンスを敷くことが必要である
- ・経営層は生成AI導入の成果として業務効率の向上や診断の精度改善のような直接的な成果のみを求めるのではなく、解放された医療従事者の時間を利益率改善や従業員満足度の向上に活用するための戦略を立てるべきである
- ・今後、医療機関における生成AIの有効性を向上させるために、大規模病院が率先して生成AIを取り入れ、他の医療機関が導入する際のモデルとなるような動きをすることが期待される

目次

はじめに	3
1 生成AIの特徴	4
2 医療機関における生成AI活用に対する期待	6
3 医療機関における生成AIの導入事例	7
4 生成AI導入における重要なポイント	9
5 リスクと注意点	10
6 生成AI導入が経営に与える影響	11
7 医療機関に期待される今後の活動	13
おわりに	13
参考文献	14





はじめに

生成AIブームの火付け役となった対話型生成AIが米国のOpenAI社によって2022年11月30日に公開されてから2年半以上が経過しました。対話型生成AIは、LLM（Large Language Model：大規模言語モデル）と呼ばれる、大量のテキストを学習することで、自然な文章の作成や要約、受け答えができるようにしたAIモデルの一種です。対話型生成AIの公開をきっかけに、テキスト生成以外にも画像、動画、音声、プログラムなど多様なコンテンツを自動生成する能力を持つ生成AIが急速に開発されています。インターネットの登場が全てのビジネスモデルを見直す契機となったのと同様に、生成AIによって新たなパラダイムシフトが起ころうとしているのです。

実際、多くの組織にとって生成AIをどのように活用するかが、成長していくための重要な課題となっています。一部の組織は生成AIを積極的に取り入れ、その能力を利用して業務効率化を推進し、DXを加速させるために努力しています。また、生成AIはヘルスケア分野でも注視されています。いくつかの医療機関ではデジタル戦略として生成AIを重要な技術と認識して、活用方法の検討を始めています。医療サービスは「アフター生成AI」の世界で、これまでのあり方を大きく根底から覆すようなポテンシャルを秘めています。

PwC Japanグループ（以下、PwC Japan）もすでにクライアントと協働して、生成AIの導入に取り組んでいます。また、新たに生成AIを利用するためのガイドラインを作成し、クライアントの生成AI活用支援のための取り組みを開始しています。

本レポートは、PwC Japanが持つ生成AIに関する知見をもとに、医療機関における生成AIの活用について理解を深めるために作成されました。生成AIが有する価値、生成AIの活用に向けたガイドライン、実際の医療機関での導入事例など、さまざまな情報を網羅的に議論し、医療機関が今後取るべき行動についてのインサイトを提供します。

従来のAIの代表的なタスクは「認識・識別」で、入力された画像に対して犬や猫などのラベルをつけるなど、あらかじめ設計されたパラメーターに基づいて、特定のタスクを実行するように設計されたものでした。またタスクを実行する法則に関しても、ルールベースまたは限定されたデータセットでトレーニングされていました。その結果、新しい何かを創造することは機械よりも人間のほうの得意分野としてこれまで扱わされてきました。

しかし、生成AIというシステムの誕生によって、大量のデータからの学習を通して、より複雑かつリアルタイムでのデータ処理が可能となり、前例のない新しいデータやシナリオに対

応できるようになりました。生成AIはその高い自己学習能力により幅広いタスクを柔軟にこなすことが可能で、テキスト生成、画像生成、音声認識など多様なアウトプットを行うことができます。

例えば対話型生成AIは、大規模なテキストデータセットから文章のパターンや文脈、さらに単語やフレーズの表現を事前に学習しており、ユーザーから指示文を受け取ると、その文脈を理解して適切な応答を生成します。これは、入力文の各単語とその周囲の文脈に重みを割り当てて、それに基づいて応答を生成することで実現されています(図表1)。

図表1：従来のAIと生成AIの特性の比較

	従来のAI	生成AI
技術的基盤	<ul style="list-style-type: none"> 特徴が明確に定義された大規模なデータセットに基づいて訓練されるが多い、ルールやアルゴリズムに従って動作する 分類や予測においては安定した結果を提供することができる 	<ul style="list-style-type: none"> 事前に大量の非構造化データからパターンを学習させることで、知識やスキルの広範な基礎を獲得した基盤モデル（ファンデーションモデル）によって、より複雑なデータ処理ができる
機能性	<ul style="list-style-type: none"> あらかじめ設定されたパラメーターやアルゴリズムに基づいて動作する 	<ul style="list-style-type: none"> 創造性を必要とする（ルーチン化が難しい）新しいデータやシナリオに対応できる、未知の状況にも対応可能な柔軟性を持つ
得意分野	<ul style="list-style-type: none"> ルーチン化されたプロセスの自動化や、大量のデータからパターンを見つけ出して予測することに適している 音声認識や画像識別など、明確に定義されたタスクに最適化されている 	<ul style="list-style-type: none"> テキスト、画像、音声など、多様なアウトプットを生成できる能力を持つ 単一の問題ではなく、より広範なタスクに柔軟に対応できる能力により、より革新的で個別化されたソリューションが期待できる

出所：PwC作成

幅広い産業分野で注目を集める生成AIですが、医療機関での生成AI導入も大きなインパクトが見込める取り組みだと考えられます(図表2)。生成AIは、非構造化データを使用しやすい形に整え、構造化データと組み合わせて活用する能力があります。また、生成AIは患者情報および新薬や新しい

術式、検査法などを日々学習し、最新の情報を反映したアウトプットを作成することができます。さらに、医療従事者の迅速な意思決定のサポートをすることも可能で、医療現場の複雑で流動的な状況の支援に非常に適しており、医療の質を向上させる強力なツールとなることが期待されます。

構造化データと非構造化データとは

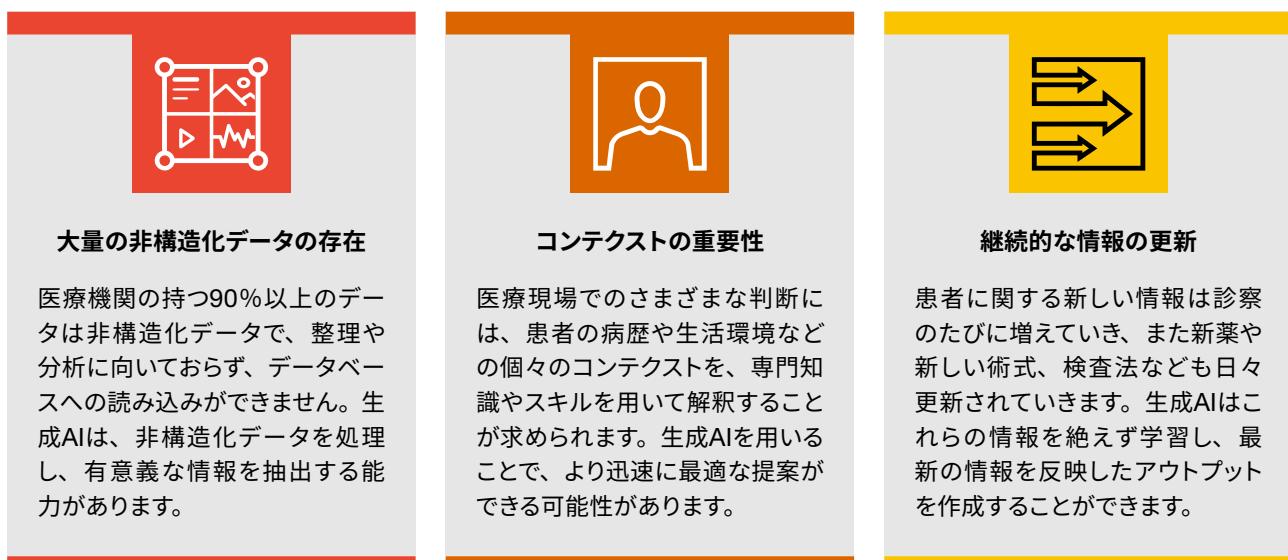
構造化データはCSVのような「表形式」で表現されたデータを指し、フィルタリングや並べ替えが容易で、簡単にデータベースに取り込むことができます。

一方で、非構造化データには、日常的に扱う全ての電子ファイルが含まれ、文書、PDF、ビデオ、画像、オーディオクリップなど、さまざまな形式があります。これまで組織内のデータをAI活用する際、非構造データは、データベースに読み込んだり、行や列に並べたりすることができないため、整理や分析に向いておらず、既存のデータを構造化データに変更する作業から開始する必要がありました。

医療機関の持つデータの90%以上は非構造化データであると想定され、これは多くの医療機関でAI導入への高い壁となっています。



図表2：医療現場で生成AIが特に有用である背景



出所：PwC作成

2

医療機関における生成AI活用に対する期待

近年、医師の長時間労働が深刻な課題となっています。2024年4月に「医師の働き方改革」が施行され、医師の時間外労働に上限が設けられたことを受け、各医療機関ではDXの推進や医師の業務の一部を他の医療従事者へ移管するタスクシフトなど、さまざまな方法で業務の効率化が進められています。今後、生成AIが医療機関の一部の作業を担当できるようになれば、長時間労働の解決策の1つになり得ると思われます。

以下に、医療機関において生成AIの支援が想定される具体的な場面を紹介します(図表3)。

医師：医療行為のサポート

生成AIは、医師が患者の診断や治療に関する最適な判断を行う際の支援をすることができます。例えば、大量に存在する患者の検査データやカルテの情報を統合し、類似する過去の診療情報と比較しながら分析することで、各患者に最も適した治療計画策定や正確性の高い診断結果を提案できます。これにより、患者の治療の質が向上し、中長期的には医療費の削減にも寄与します。

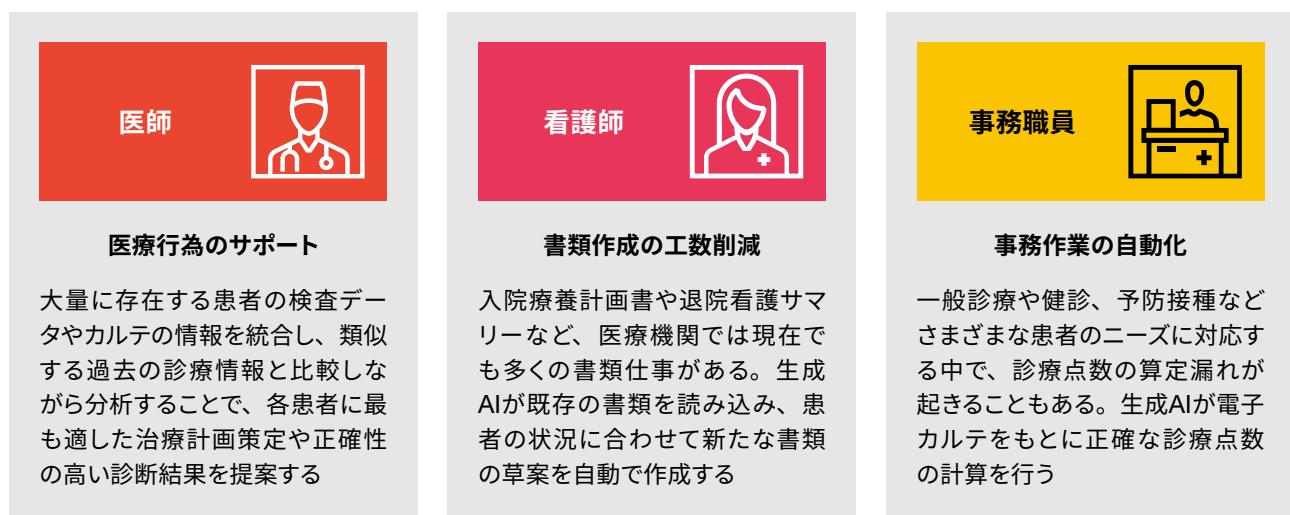
看護師：書類作成の工数削減

入院療養計画書や退院看護サマリーなど、看護師の仕事には現在でも多くの書類作成業務が存在します。生成AIは既存の書類を読み込み、書類のフォーマットや記載する内容を学ぶことで、患者の状況に合わせて新たな書類の草案を自動で作成することができます。看護師は書類作成にかかる時間が削減されることで、本来の業務である患者のケアにより時間を使うことができるようになると期待されます。

事務職員：事務作業の自動化

一般診療や健診、予防接種など医療機関では診療以外の業務にも対応しており、その結果煩雑で大量の事務作業が発生しています。その中で診療点数の算定漏れが起きてしまっている医療機関も存在することが明らかになってきました。これに対し、生成AIが電子カルテをもとに正確な診療点数の計算を自動で行うことで、診療点数算定に必要な人員を削減することができるとともに、人的ミスを減らすことができると考えられます。

図表3：生成AIの活用が期待できる主な業務



出所：PwC作成

3

医療機関における生成AIの導入事例

すでに一部の医療機関では生成AIを利用し、顕著な成果を上げています。ここでは、生成AIの導入によって革新的な変革を体験している米国と日本の医療機関の事例を掘り下げます。これらの事例は、医療サービスの質の向上、診断の正確性の増加、業務プロセスの効率化に寄与しています(図表4)。

米国の事例

■ 臨床に関する意思決定サポート(ボストン小児病院)

マサチューセッツ州ボストンにあるボストン小児病院は、OpenAI社とMicrosoft社とのパートナーシップを通じて開発された対話型生成AIプログラムを早期に導入し、その後、独自の内部対話型生成AIプラットフォームを立ち上げました^{※1}。この対話型生成AIプログラムはHIPAA¹に準拠し、患者データのプライバシーとセキュリティを保証する設計が施されています。ボストン小児病院では、診察や検査の記録からデータを抽出し、生成AIを活用して臨床的な意思決定を支援する取り組みを進めています。

■ 診断精度の向上と知見の深化(メイヨークリニック)

メイヨークリニック(ミネソタ州ロチェスター)は、Cerebras Systems社との長期的な戦略的協力関係を結び、臨床診断の向上を目指しています。このパートナーシップでは、メイヨークリニックの数十年にわたる匿名化された臨床データの広範なリポジトリをCerebras Systems社が開発した生成AIと組み合わせ、医師の専門知識を補完するシステムの開発に取り組んでいます^{※2}。この共同研究からは、関節リウマチ(RA)の治療に最適な薬剤を選定するシステムが開発されるなど、初期の成果が報告されています。

日本の事例

■ 診療報酬算定の高速化(順天堂大学)

順天堂大学はFIXER社の提供する生成AIサービス「GaiXer(ガイザー)」を導入し、電子カルテの情報をもとに診療報酬算定の労力を減らす仕組みを構築すると発表しました^{※3}。この仕組みにより、従来数日かかっていた診療報酬の算定を数分程度に短縮できる見込みです。具体的には、生成AIが數十秒で初稿を作成し、その後の人手によるチェックを含めても、全プロセスを数分で終えることが可能です。

■ 退院サマリーの作成補助

(恵寿総合病院、東北大学病院、橋本市民病院)

恵寿総合病院とUbie社は、生成AIを利用した医師の働き方改革の実証実験を行い、生成AIは医師の退院サマリー作成業務にかかる時間を最大3分の1まで短縮することが可能であり、看護師や事務スタッフの業務効率化にも寄与することが示されました^{※4}。具体的には、医師のサマリー作成業務が15分から5分に短縮され、年間約6,500人の患者が退院・転出する場合には約540時間の作業時間が削減されることが見込まれました。

東北大学病院と橋本市民病院は、NECと共に、医療現場における日本語大規模言語モデル(Large Language Model:LLM)の実用化実験を実施しました^{※5}。東北大学病院では、NEC社の医療テキスト分析AIを活用して電子カルテに記録された患者の症状、検査結果、経過、処方などの情報を時系列に沿って整理し、LLMを用いて治療経過の要約文章を自動で作成することに成功しました。このシステムにより、紹介状や退院サマリーなどに記載する要約文章を新規に作成する場合と比較して、作成時間を平均47%削減でき、文章の表現と正確性も向上しました。一方、橋本市民病院は、LLMのクラウドサービスによる利用を見据えて、電子カルテからクラウド上のLLMへ情報連携する試験などを実施し、データ連携を安全かつシームレスに実現できることを確認しました。このプロセスでは、プライバシー保護を最優先にしながら効率的に要約文を生成することに成功しました。

1 1996年に制定された医療保険の携行性と責任に関する米国の法律

図表4：生成AIの導入事例

国	病院	概要	パートナー企業	実証内容			
				診療に 関係する 情報の提供	研修医の トレーニング	診療報酬 算定の 自動化	退院 サマリーの 作成補助
米国	ボストン小児病院	患者データのプライバシーを保護するChatGPTプログラムを、臨床的な意思決定のサポートおよび研修医のガイドとして使用することを検討	OpenAI Microsoft	○			
	メイヨークリニック	数十年にわたる匿名化された臨床データを使って訓練された医師の専門知識を補完するモデルを開発予定	Cerebras Systems	○	○		
日本	順天堂大学	電子カルテの情報をもとに診療報酬算定を数分程度に短縮する仕組みを構築予定	FIXER			○	
	恵寿総合病院	医師の退院サマリー作成業務にかかる時間を最大3分の1まで短縮可能であることを証明	Ubie				○
	東北大学病院 橋本市民病院	電子カルテに記録された情報を時系列に整理し、治療経過の要約文章を自動で作成	NEC				○

出所：各種資料をもとにPwCが作成

これらの事例からも明らかなように、いくつかの医療機関で生成AIの試験的な導入が行われ、医療の質の向上と業務効率化が期待されています。これらの成功例は医療機関の今後の発展に向けた重要な足がかりとなるでしょう。

4

生成AI導入における重要なポイント

技術導入の成功には、事前の準備が不可欠です。特に、複雑な医療環境においては、明確な方針と手順を定めることが、活動の一貫性と安全性を確保し、混乱を避けるのに役立ちます。以下に、生成AIを効果的に導入するための主要な2つの戦略を述べます(図表5)。

段階的な実装を推進する

生成AIは、日常の事務作業から臨床支援まで、多岐にわたる用途に適用することができます。初期段階では、規模が小さく、迅速に実装可能な業務から導入を開始することが賢明です。これにより、生成AIの導入経験を積み重ね、その知見をもとに徐々に導入範囲を拡大していくことができます。その過程で、医療従事者のフィードバックや経営層のニーズを反映し、生成AIの活用を拡張していきます。

継続的な評価と更新を行う

生成AIは広範なデータセットをもとに学習を行いますが、使用されるデータが常に最新かつ包括的であるとは限りません。そのため、生成AI導入後もその出力の正確性を定期的に評価することが重要です。評価を通じて明らかになった問題点に対応し、新しいデータや特定の臨床環境に特有の情報を組み込むことで、システムの精度と効果を持続的に向上させることができます。

これらの戦略を実行することで、生成AIの導入がより効率的に進められ、医療機関における業務の質と効率が大幅に向上することが期待されます。

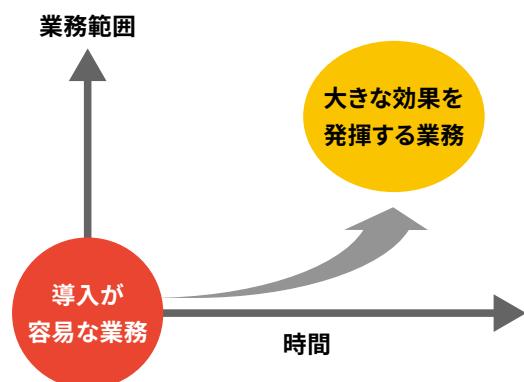
図表5：生成AI導入における重要なポイント

生成AIを導入する業務の選択

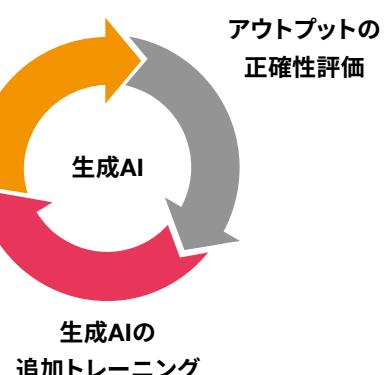
- ・活用場面が多岐にわたるため、初めて生成AIを導入する際は、小規模な業務範囲で迅速に実装できるところから開始する
- ・生成AIの導入の経験とノウハウを得た後、より大きな効果を発揮する業務へ生成AIを展開する

継続的な評価

- ・生成AIの導入後も定期的にアウトプットの正確性を評価する
- ・生成AIに新しい知識やその医療機関独自の情報を取り入れる追加のトレーニングを行うなど、評価結果に基づき、必要に応じて、精度向上への取り組みを行う



出所：PwC作成



5

リスクと注意点

前章で述べた生成AI導入の初期段階におけるセキュリティとデータガバナンスは、このプロセスの基盤を形成します。この章では、データの安全性と信頼性に関わるリスクを詳細に解析します。

生成AIの導入は業務効率化に大きく寄与する可能性がありますが、これに伴うリスクも少なくありません。これらのリスクは大きく5つのカテゴリーに分類されます：①サイバーセキュリティ、②プライバシーの保護、③安全性と信頼性、④公平性、⑤説明可能性（図表6）。日本では、これらの問題に対処するために「人間中心のAI社会原則」が内閣府から発表されていますが、これには法的拘束力はありません。したがって、企業や医療機関は自らのルールを設定し、これらのリスクを管理することが推奨されています。これをAIガバナンスと呼び、リスクを受容可能なレベルで管理しながら、AIのメリットを最大化するための方針やガイドラインを策定します。^{※6, 7}

特に注意すべきリスク：誤情報（ハルシネーション）

時折、生成AIは事実とは異なる情報をまるで本当であるかのようにアウトプットとして表示することがあります。この現象は一般的に「ハルシネーション（幻覚）」と呼ばれます。学習に用いられる情報が正確でない場合にのみ、誤ったアウトプットが作られると誤解されがちですが、実際には正確な情報を使用していても、不正確なアウトプットが生じる可能性があります。対話型生成AI実際、高度に説得力のある文章に誤情報が混ざっていたために、その情報を信頼して使用してしまったという話は珍しくありません。そのため、ユーザーは、生成AIのアウトプット内容を慎重に確認する必要があります。特に医療機関における診断や治療などの生命に影響を与える決定は、医療従事者によって綿密に評価およびモニタリングされる必要があります。

図表6：想定されるリスク

	カテゴリー	想定されるリスク（例）
継続的な リスク	サイバーセキュリティ	生成AIの学習用データに不正データを混入し、アウトプットを意図的に操作する
	プライバシー	個人情報の削除が規定されているにもかかわらず、臨床研究で収集した氏名を含む患者情報がメール誤送信により漏洩する
AI固有の リスク	安全性・信頼性	わずかな変化も見逃さないよう設計されたシステムにより、過剰な医療行為を提案する
	公平性	バイアスを含むデータで学習したAIに重要な予後因子が欠けていた場合、治療の不平等を助長することがある
	説明可能性	生成AIのシステムがブラックボックスであり、アウトプットに対して説明責任を果たすことができない

AIガバナンス（AI活用の倫理面に関するポリシーやガイドラインを定める）が必要

出所：PwC作成

6

生成AI導入が経営に与える影響

電子カルテやオンライン予約システムなど、医療機関のDX化はすでに始まっています。電子カルテは2020年の時点で一般病院の57.2%、小規模な一般診療所の49.9%に普及しており、遅くとも2030年には概ね全ての医療機関において必要な患者の医療情報を共有するための電子カルテの導入を目指すと国の指針でも定められています^{※8}。またこのような国全体の動きとは別にDX化の実際的な利点として、例えば24

時間予約可能なオンライン予約システムを持つ病院は、診療時間内の電話でのみ予約を受け付けている病院に比べて新規患者を多く獲得できると思われます。これからも医療機関は、次々と新しいシステムを導入していくことになると想定されますが、技術を導入することそのものが重要なわけではありません。技術導入による成果を最大化するためには、技術導入の成果の再配分を意識する必要があります(図表7)。

図表7：生成AIによる医療経営の革新



出所：PwC作成

技術導入の第一歩としては本レポートでも述べたように、生成AIの導入ガイドラインの策定やAIガバナンスの構築を通して、安全に生成AIを医療機関のシステムに組み込むことが挙げられます。次に生成AI導入による直接的な成果を評価します。これには、量（業務効率の向上）と質（診断の精度改善）の両方が含まれます。ここで生成AIによって解放された医療従事者の時間をどのように活用するかが、経営層に必要な視点となります。医療機関全体のパフォーマンスを上げるために、利益率改善に向けた取り組みと、人材獲得で優位に立ち離職率の低下を防ぐような従業員満足度の向上という2つの視点から、戦略を立てる必要があります。

従業員のエンゲージメントの向上

「ワークエンゲージメント」とは、従業員が自分の仕事に対して持つ情熱や熱意、活力を指す概念であり、職場における単なる満足度や幸福感とは異なります。これは仕事への積極

的な関与と強い動機づけを意味し、エンゲージメントの向上は近年、組織運営において注目されるようになっています。エンゲージメントを高めることは、生産性の向上や離職率の低下に直接つながるとされ、特に日本の労働環境においては、エンゲージメントが低いことが仕事の満足度や生産性に悪影響を及ぼしていると指摘されています。

そのため、生成AIの導入により業務が効率化され余剰となった時間を活用し、従業員によりやりがいのある業務を割り当てる、スキル開発を推進する、休暇を充実させるといった施策を実施することを推奨します。また、施策の効果を評価するために、定期的に従業員のエンゲージメントを測定することも重要です。

以上より、利益率の改善と従業員満足度の向上を同時に進めることは、経営改善と労働環境の改善を実現し、経営の革新につながると考えられます。



日本では、生成AIを試験的に導入し、その効果を評価すること、そして日本の医療環境に適したユースケースを開発することが求められています。特に小規模な医療機関では資金と人的リソースが限られているため、大規模な医療機関が先駆けて生成AIを導入し、そのモデルを他の医療機関に展開することが期待されています。米国での先進的な生成AI利用が日本にも波及することが予測されており、特に診断サポートなどの領域での活用が見込まれています。長時間労働が特

有の問題である日本においては、業務効率化を目的とした施策に特に力を入れることが求められています。さらに業務効率化によって得られた時間を活用し、エンゲージメントの向上にも取り組むことで、病院の労働環境は持続的に改善されると考えられます。中規模および小規模の病院も、生成AIの活用を積極的に進め、日本の医療水準を引き上げるための戦略を策定することが望ましいでしょう。

おわりに

本レポートでは、生成AIの基本概念を解説し、医療機関での有望な活用シナリオと実際の導入事例を紹介しました。また、生成AI導入に伴う重要なポイントとリスク管理手法についても詳述し、技術導入に際して医療機関の経営層が考慮すべき重要な視点を掘り下げ、今後医療機関に期待される取り組みを概説しました。

生成AIによる業務効率化は、医療従事者の長時間労働問題の解決に寄与することが期待されますが、導入により生じる余剰人的リソースの有効活用も経営層にとって重要な課題となります。これらのリソースを利益向上に限定せず、従業員満足度の向上にも積極的に活用することが推奨されます。多くの研究により、エンゲージメントが低い企業は生産性も低く、医療機関でも医療従事者のエンゲージメント向上が、離職率の低下、質の高い医療サービスの提供、そして患者満足度の向上に直結することが示されています。

インターネットの普及が医療サービスに革新をもたらしたように、生成AIの出現も医療界に大きな変革をもたらすと予見されます。この変革に取り残されないよう、各医療機関は現在どのような技術を導入しているのか、そして将来どのような医療機関を目指すのかを慎重に検討することが求められています。

参考文献

※1 Toolify AI News (2024) 「Revolutionizing Healthcare with Generative AI: Insights from Boston Children's Hospital」

<https://www.toolify.ai/ai-news/revolutionizing-healthcare-with-generative-ai-insights-from-boston-childrens-hospital-982578>

※2 メイヨークリニック ホームページ (2024) 「Mayo Clinic engages Cerebras to deliver potent computing power, scale AI transformation」

<https://newsnetwork.mayoclinic.org/discussion/mayo-clinic-engages-cerebras-to-deliver-potent-computing-power-scale-ai-transformation/>

※3 病院新聞 (2024) 「生成AIを活用し診療報酬算定の労力低減へ FIXERと順天堂大が共同研究」

https://www.byoinshinbun.com/news_news.php?cs=14&id=2526

※4 Ubie株式会社 ホームページ (2024) 「恵寿総合病院とUbie、生成AIを活用した『医師の働き方改革』の実証実験を実施」

<https://prtimes.jp/main/html/rd/p/000000066.000048083.html>

※5 東北大学 ホームページ (2023) 「NEC、東北大学病院、橋本市民病院、『医師の働き方改革』に向けて、医療現場におけるLLM活用の有効性を実証～医療文書の作成時間を半減し、業務効率化の可能性を確認～」

<https://www.tohoku.ac.jp/japanese/2023/12/press20231213-01-lm.html>

※6 PwC (2023) 「Guide to scaling generative AI for your business」

<https://www.pwc.com/us/en/tech-effect/ai-analytics/scaling-generative-ai.html>

※7 PwC (2022) 「2022年AI予測（日本）」

<https://www.pwc.com/jp/ja/knowledge/thoughtleadership/2022-ai-predictions.html>

※8 厚生労働省 (2020) 「医療分野の情報化の推進について」

https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/kenkou_iryou/iryou/johoka/index.html



執筆者



堀井 俊介
PwC コンサルティング合同会社
パートナー



船渡 甲太郎
PwC コンサルティング合同会社
パートナー



佐久間 仁朗
PwC コンサルティング合同会社
ディレクター



高橋 志穂美
PwC コンサルティング合同会社
シニアアソシエイト

お問い合わせ先

PwC Japanグループ

<https://www.pwc.com/jp/ja/contact.html>



www.pwc.com/jp

PwC Japanグループは、日本におけるPwCグローバルネットワークのメンバーファームおよびそれらの関連会社（PwC Japan有限責任監査法人、PwCコンサルティング合同会社、PwCアドバイザリー合同会社、PwC税理士法人、PwC弁護士法人を含む）の総称です。各法人は独立した別法人として事業を行っています。複雑化・多様化する企業の経営課題に対し、PwC Japanグループでは、監査およびブローダーアシュアランスサービス、コンサルティング、ディールアドバイザリー、税務、そして法務における卓越した専門性を結集し、それらを有機的に協働させる体制を整えています。また、公認会計士、税理士、弁護士、その他専門スタッフ約12,700人を擁するプロフェッショナル・サービス・ネットワークとして、クライアントニーズにより的確に対応したサービスの提供に努めています。PwCは、社会における信頼を構築し、重要な課題を解決することをPurpose（存在意義）としています。私たちは、世界151カ国に及ぶグローバルネットワークに約364,000人のスタッフを擁し、高品質な監査、税務、アドバイザリーサービスを提供しています。詳細はwww.pwc.comをご覧ください。

発刊年月：2024年9月 管理番号：I202406-17

©2024 PwC. All rights reserved.

PwC refers to the PwC network member firms and/or their specified subsidiaries in Japan, and may sometimes refer to the PwC network. Each of such firms and subsidiaries is a separate legal entity. Please see www.pwc.com/structure for further details.

This content is for general information purposes only, and should not be used as a substitute for consultation with professional advisors.