

電力分野におけるAI

グリッド管理とエネルギー利用の最適化

マーティン・ニール・ベイリー、エイダン・T・ケイン

(公財) 日本生産性本部 仮訳

電力、金融、ヘルスケア、情報の4分野のレポートを統合しています。

詳細は下記ブルッキングス研究所に掲載の原文レポートをご参照ください。

(<https://www.brookings.edu/articles/harnessing-ai-for-economic-growth/>)

著者注記

エイダン・ケインがこのケーススタディの執筆を主導した。これらのケーススタディは、連邦準備制度理事会のデビッド・M・バーンとポール・E・ソトとの共同プロジェクトの一環として執筆された。我々は彼らから援助と有益なコメントを得た。またEli Schragのファクトチェックにも感謝したい。

ブルッキングス研究所は、質の高さ、独立性、影響力を重視している。我々は多様な資金提供者の支援を受けている。我々の価値観と方針に沿って、ブルッキングスの各出版物はその執筆者の唯一の見解を表している。

生成AIは、特にChatGPTのような大規模言語モデル（LLM）の導入により、最近人気が急上昇している。AIは経済界に数多く応用されており、その中には電力分野への応用も有望視されている。この分野はデータと分析に多くの依存しているため、新技術の導入による電力網の複雑化と相まって、生成AIを広く採用する可能性がある。このケーススタディでは、最先端の研究と使用事例を検証することで、電力分野でどのように生成AIが使用されているかを詳述し、次に電力分野とAIの発展の相互関連性について説明する。

ケーススタディの構成は以下の通りである：まず、米国の電力分野の概要とその運営方法について説明する。第2に、電力分野におけるAIの応用例をいくつか取り上げ、生産性を向上させるために生成AIがどのように利用されているかを例示する。最後に、AIのエネルギー消費とAIによる電力分野の効率化のダイナミクスに焦点を当て、AIモデルと電力分野との関係を検証する。

1. 米国の電力分野の概要

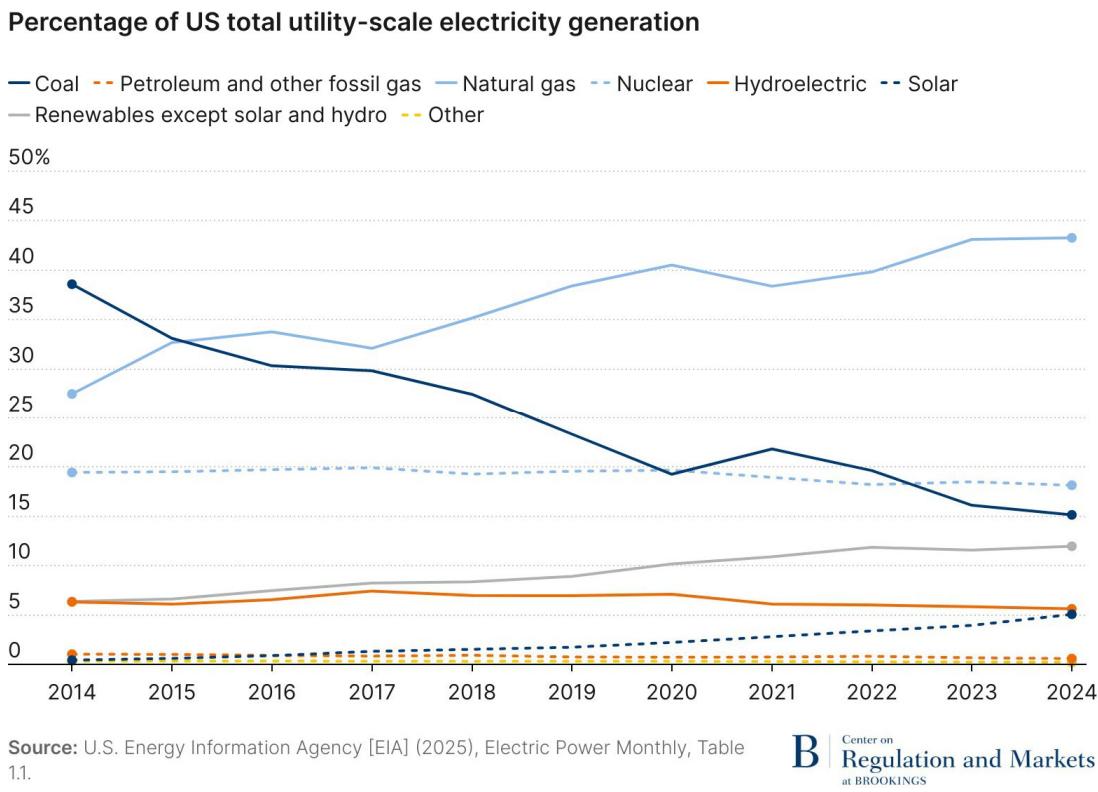
米国の電力分野は、発電、送電、配電の3つの主要プロセスからなる複雑なシステムである（米国環境保護庁 [EPA] 2022）。電力は主に再生可能エネルギー（水力、風力、太陽光など）と非再生可能エネルギー（石炭、天然ガスなど）を混合したエネルギー源を使用する発電所や、その他の公益事業規模の発電機によって発電される。発電後、電力は送電線と配電線を経由して、家庭用、商業用、工業用のユーザーに送られる。

近年、この分野は脱炭素化へとシフトしている（Lawson 2018）。その主な原動力には、気候変動に対応した国内の政策・規制の変化や、国際的な合意などがある（Reuter et al.2024）。気候変動がますます地球に影響を及ぼすようになるにつれ、電力分野においては石炭などの化石燃料の使用を削減することにより大きな焦点が当たられてきた。また、インフレ抑制法のような規制や政策によって、電力分野は再生可能エネルギーの利用を強化することで、気候変動に対処する方向にシフトしている（Donohoo-Vallett 2023）。さらに、パリ協定のような脱炭素化のための国際協定は、各国政府に電力分野の脱炭素化へのシフトを促す動機となっている（“How Are International Agreements Helping Fight Global Warming?” 2024）。米国におけるこれらの協定や政策の将来は不透明であるが、潜在的な政策変更にもかかわらず、この分野の技術革新とコスト削減は間違いなく続くだろう（The White House 2025; Fujii-Rajani and Patnaik 2025; Kane et al 2025）。

1.1. 世代

発電するためには、燃料を発電機でエネルギーに変換する必要がある。発電には、石炭、天然ガス、石油、風力、太陽光、水力など、さまざまな電源が使われる。2024年には、化石燃料が米国の総発電量の約59%を占め、再生可能エネルギーが約41%を占めることが図1に示されている。加えて、発電部門は他の供給源よりも排出負荷の高い石炭から、より排出負荷の低い天然ガスの利用へと移行が進んでいる。

図1



(U.S. Energy Information Agency [EIA] 2021)。

米国では2022年現在、電力の42%が蒸気タービンで発電されている。蒸気タービンは石炭や天然ガスなどの燃料を燃焼させて蒸気を発生させ、その蒸気で発電機のタービンを回す（EIA 2023）。燃料を高温ガスに変換してタービンのブレードを回転させるガスタービン発電もある。水力や風力などの再生可能エネルギーでは、風や水などの自然の力をを利用してタービンの羽根を回転させ、電気を作り出す。太陽光電池はタービンのない発電機で、太陽エネルギーを電気に変換する。

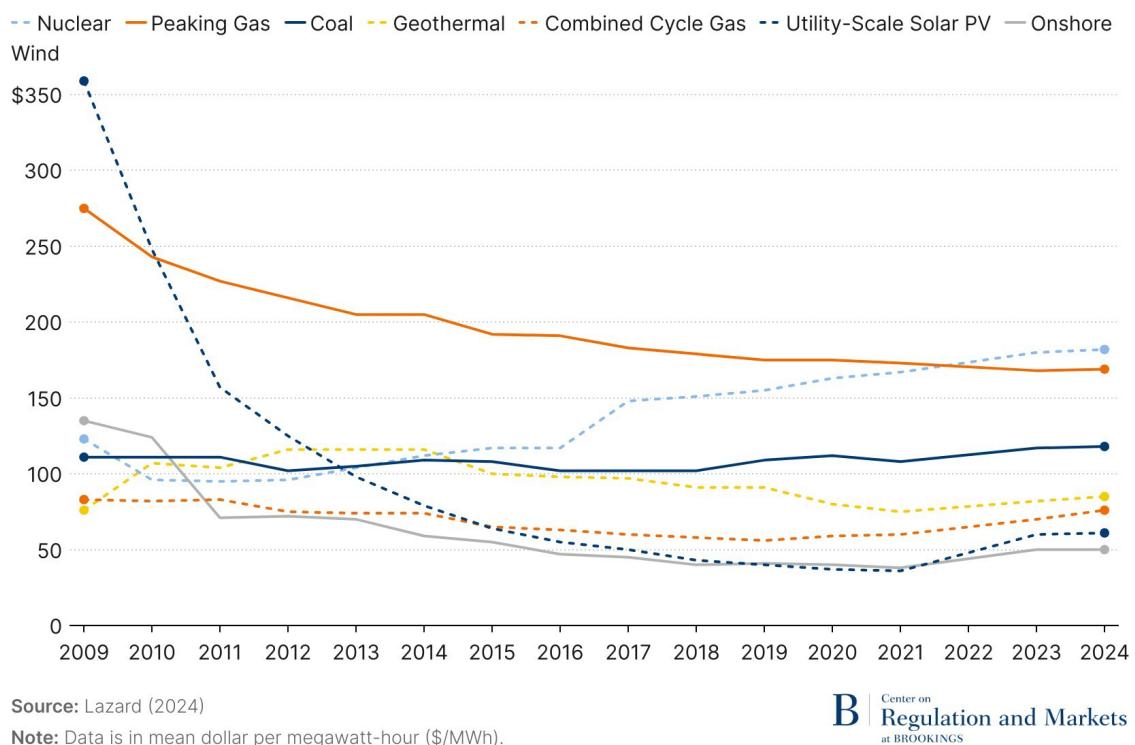
近年、再生可能エネルギーのコストは低下しており、再生可能エネルギーへのシフトはより収益性の高いものとなっている。2010年から 2021年にかけて、太陽光発電 (PV) のコストは88%減少した。陸上風力発電のコストは68%減少し、洋上風力発電のコスト

は60%減少した (Taylor et al.) 予測によれば、再生可能エネルギーは今後も増加し続け、総発電量に占める割合も増えていくとみられる。（“Forecasting Share of Renewables in Final Consumption” n.d.）

さらに、化石燃料は大規模な太陽光発電や陸上風力発電よりも高価である。図2に示すように、2024年のメガワット時当たりの平均コスト (\$/MWh) は、太陽光発電で61ドル、陸上風力で50ドルであった。これらのコストは、ガス火力発電所のコスト（メガワット時当たりで、電力需要ピーク時火力発電で169ドル、複合サイクル火力発電で76ドル、石炭火力発電の118ドル）を下回っている。さらに、国際再生可能エネルギー機関 (International Renewable Energy Agency) によれば、2021年に導入された新しい再生可能エネルギー発電の3分の2は、G20における最も安価な石炭火力よりも安価であった (Taylor et al.2022)。

図2

Historical leveled cost of energy, unsubsidized average



B Center on
Regulation and Markets
at BROOKINGS

発電所の効率は、発電所で生産されたエネルギーのうち何パーセントが電気に変換されたかにより表され、発電所の種類によって異なる。図3に見られるように、発電所の効率は時代とともに大きく向上してきた。これらの効率向上は、主に火力発電所の3つの主要部分、すなわちボイラ（燃料熱が蒸気に変換される）、タービン（蒸気が機械的な回転エネルギーに変換される）、発電機（回転エネルギーが電力に変換される）における熱損失を減らすことによって達成してきた（Cleveland et al.2023）。自然エネルギーの場合、風力発電所は通常約35%から47%の効率で運転され、太陽光発電所は約18%から25%の効率で運転される（Feng 2023; National Renewable Energy Laboratory n.d.）。水力発電所は効率が高く、約90%の効率で稼働している（Killingtveit 2020）。これは、水が直接タービンに送られて発電するため、変換過程でのエネルギー損失が少ないからである（Feng 2023）。

1.2. 送配電

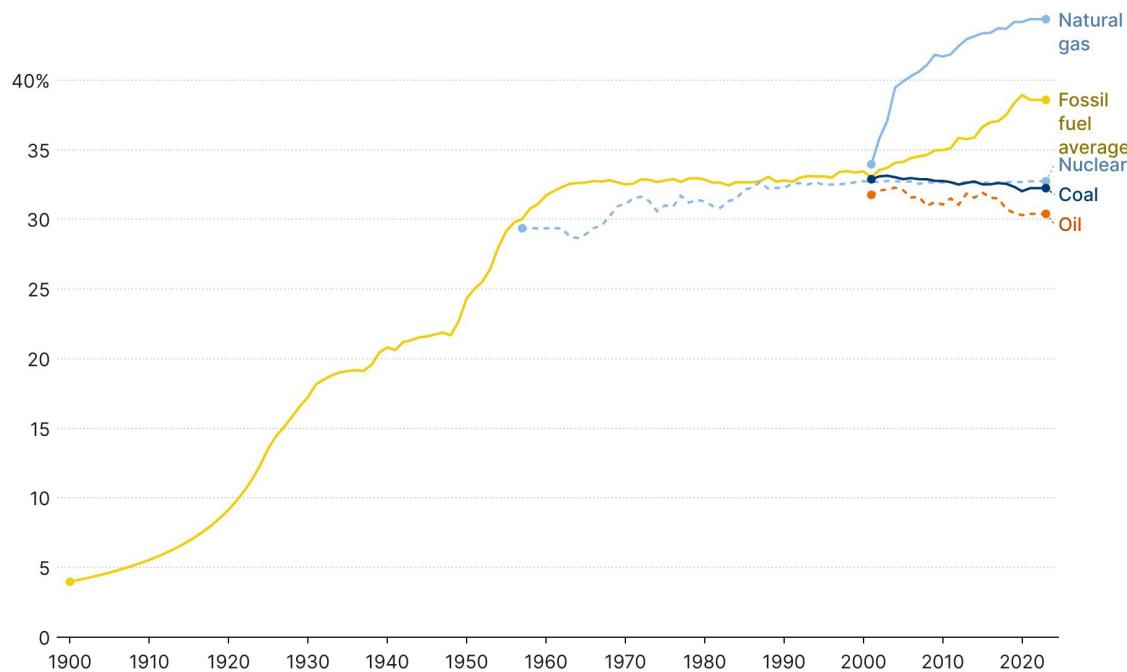
発電された電気は、送電網を構成する長距離送電線経由で効率的に送電されるよう、より高い電圧に昇圧される（EIA 2024）。送電システムには、高圧線、鉄塔、変電所、変圧器、監視システムが含まれる。

米国の送電網は、約3,000の電力会社と200万マイルを超える送電線で構成され、3つの主要な送電網地域：東部、西部、テキサスに分かれている（McBride and Siripurapu 2022）。送電網地域は、相互接続とも呼ばれ、それぞれ異なる地域の送電網で構成され、合わせて数億人のユーザーにサービスを提供している。これらの送電網相互接続は、複数の地域送電網を結び、電力が余っている地域から、生産能力よりも高い需要がある地域への送電を可能にしている（Garg 2022）。

図3

Thermal power plant efficiency in the United States

Efficiency is the heat content of a kilowatt-hour (kWh) of electricity divided by the heat rate of the power plant, which is the amount of energy used to generate one kWh of electricity.



Source: Cleveland et al. (2023)

B Center on
Regulation and Markets
at BROOKINGS

電力分野における大規模再生可能エネルギー発電には、分散型と集中型の2種類がある。分散型発電は、通常、住宅や地域レベルに設置された小規模な再生可能エネルギー源を利用する。利用される。集中型の大規模発電とは、送電線を通じて送電網に接続する大規模なプロジェクトを指す (Cleary and Palmer 2020)。

歴史的に、送電網は少数の生産者から多数の利用者に電力を分配するために開発された。情報技術の導入や電力の双方向の流れなど、最近の送電網の進歩は"スマートグリッド"の創設につながった。AIとはみなされないが、スマートグリッドはデジタル技術と先端技術を駆使し、電気と情報の双方向の流れを活用して、自動化、分散化、高度化されたエネルギー供給ネットワークを構築する (Fang et al. 2012)。スマートグリッドは、20世紀の送電網を現代化したもので、送電網内の多くの構成要素の連携を改善するシステムで、AI実装に適している。

スマートグリッドに関する文献を調査したところ、スマートグリッドのイノベーションは、スマート・インフラストラクチャー・システム、スマート・プロテクション・システム、スマート・マネジメントシステムの3つに大別できることがわかった (Fang et al.)。スマートインフラストラクチャーシステムには、スマートグリッドを支える通信、エネルギー、情報と、情報と電力の双方向の流れを担う設備を含む。スマート・マネジメントシステムは、スマートグリッドに鍵管理と制御サービスを提供する。スマート・プロテクション・システムは、システム障害から保護するとともに、スマートグリッドの信頼性、セキュリティ、プライバシーを保証する。

ソーラーパネル等の分散型発電技術の台頭は、送電網の複雑性をさらに高めた。これらの技術により、ソーラーパネルのような消費者向け製品を通じて、個人や組織が自ら発電することが可能に

なった。従来、送電網は発電所から消費者への一方通行の電力供給を前提に設計されていた。現在では、送電網は、双方向の送電フローをサポートしなければならず、家庭や企業が余剰電力を電力会社に売り戻すことに対応しなければならない。これは、分散型エネルギー源を現代の送電網に統合するために不可欠である。

風力発電と太陽光発電の統合が進むにつれ、その変動性の高さが課題となっている。再生可能エネルギー出力の変動は、送電網の安定性を確保する上で不可欠な、送電網運用者による電力需給のバランスを取ることを困難にするからである。統計モデルは再生可能エネルギーの利用可能性を予測するのに役立つが、正確な予測は依然として課題である。

2. 電力分野におけるAIの応用

電力分野は、AIやその他の先進技術の導入により、大きな変革期を迎えている。電力業界が効率性、信頼性、持続可能性に対する要求の高まりに直面するなか、生成AIはこれらの目標を達成するための重要なツールとして台頭しつつある。政府機関、国際機関、民間企業は、AIをどのように電力分野に統合できるかを研究する最前線にあり、その利点と関連するリスクを慎重に検討している (Lakshmipathi ; Office of Cybersecurity, Energy Security, and Emergency Response 2024; Rozite et al.)

この分野の強みのひとつは、データ分析への依存であり、これは大規模なデータセットで発展する技術である生成AIを採用するための基盤となる。発電所や送電網は、センサーヨーザンやその他の監視システムから広範なデータを収集しており、この分野は生成AIの能力を最大限に活用できる。

2.1. 生成AIによる負荷予測

負荷予測は電力分野の重要な機能であり、送電網の効率性、信頼性、経済性を保証する。正確な負荷予測は、最適に配分し、運用コストを下げ、送電網が不安定になるリスクを低減する (Liu et al.) しかし、従来の負荷予測手法では、電力消費データにおける複雑で非線形な関係を把握が困難であり、これが非効率と高い運用コストにつながる可能性があるとされてきた。

生成AIは、負荷予測モデルの精度と効率を向上させることで、潜在的な解決策を提供する (Avci 2023)。過去のデータ、天候パターン、社会経済的要因を活用することで、生成AIはより高い精度で電力需要を予測することができ、その結果、より優れた資源管理と計画が可能になる (Jones 2023)。

最近のAIの進歩、特に「トランスフォーマー・アーキテクチャ」として知られるデータ処理アプローチの導入 (Vaswani et al. 2017) が、負荷予測に飛躍的な向上をもたらす可能性が示されている。リカレント・ニューラル・ネットワーク (RNNs) のような以前の手法は、入力を逐次的に処理する必要性によって制限されていたのに対し、トランスフォーマーベースのモデルは、入力シーケンス全体を同時に処理できるため、計算時間の短縮につながる。 (Chan and Yeo 2024)

Chan and Yeo (2024) は電力負荷予測器としてのトランسفォーマーの能力を実証し、彼らのスパース・トランسفォーマーモデルがRNNベースモデルと同程度の精度を達成しながら、予測速度が最大5倍速いことを発見した。

大規模言語モデル（LLM）は、時系列予測や電力負荷予測におけるもう一つの有望な発展要素である。Jinら (2024) はLLMを時系列予測に再利用するフレームワークを開発し、LLMが広範なアプリケーションで最先端の予測手法を上回ることを発見した。さらに最近の研究では、LLMを用いて負荷予測を大幅に改善できることが示されている。Gaoら(2024)は、短期負荷予測に事前に訓練した言語モデルを使用し、そのモデルが他の機械学習ベースの手法を上回ることを発見した。いくつかの研究は、LLMベースアプローチがトランسفォーマーベースの手法を上回る可能性さえ示唆している。Liuら (2024) は短期負荷予測にLLMを適用し、トランسفォーマーベース予測より優れた性能を報告している。

敵対的生成ネットワーク¹(GANs)のような旧来の生成モデルも、電力負荷予測で重要な活用事例を有する。負荷予測のためのデータが限られている場合、予測精度が低下する可能性があるが、生成AIモデルは時系列予測に使用可能な合成データを生成し、限られたデータのギャップを埋めることができる。AissaとTarek (2024) は、電力負荷データの合成データセットを生成するGANベースのモデルを開発した。この研究では、合成データの使用により予測モデルの精度が7.45%向上することが判明したが、これは主に、より大きな訓練データベースによるものであった。

負荷予測に生成AIを使う研究は斬新だが、負荷予測プロセスに生成AIを使う企業も出てきた。電力小売新興企業のGridmatic社は、電力負荷予測に生成AIを使用し (Jones 2023) 、需要と再生可能エネルギー出力予測に使用される米国送電網モデルを開発した。さらに、Gridmatic社とインターネット・サービス・プロ

バイダーEdgeConneX社の実証プロジェクトでは、生成AIを使い24時間365日、カーボンフリーエネルギーをテキサスのデータセンターに供給している。これは1時間単位で需給を予測しマッチングさせることにより行われている。

トルコ東部の大手配電事業者がGANモデルを使用し負荷予測プロセスを改善した (Avci 2023) 事例もある。この研究によれば、GANモデルは以前採用されていた時系列モデルよりも正確に電力消費データの非線形関係を把握し、精度が優れていた。

2.2. 予防保全と植生管理

負荷予測に加え、電力網の信頼性と安全性の維持に不可欠な2分野である予防保全と植生管理においても、生成AIが大きな進歩を遂げている。

予防保全では、AIを使い発電所や送電網のどの部品が故障する可能性が最も高いかを特定、予防的修理によりダウンタイムを削減する (Office of Cybersecurity, Energy Security, and Emergency Response 2024)。生成AIは運用者に詳細な洞察と推奨事項を提供し、このプロセスを強化できる。イタリアのガス・電力会社RetiPiù社では予測的・生成AIを使用し予防保全を実施している (Engelhardt et al.2024)。RetiPiù社の予測AIモデルは、ガス漏れなどの機器故障を予測し、その後生成AIシステムが保守スケジュールとステータス更新を含む作業指示書を自動的に生成、保守プロセスを合理化し、業務効率を向上させる。

送配電網の植生管理においても、生成AIの有用性が実証されている (Engelhardt et al.2024)。送電線付近の植生管理は停電防止と送電網の安全確保のために極めて重要だが、コストと労力のかかる作業だ。生成AIは衛星画像を分析し、樹木の成長パターンを予測することで、早急な対応が必要な地域の優先順位付けるなど、プロセスを改善することができる。

トルコの配電会社では、敵対的生成ネットワーク（GAN）モデルを使用して、さまざまな条件下での潜在的な機器劣化をシミュレートしている（Avci 2023）。このアプローチにより、同社は予防的介入を実施できるようになり、予期せぬ故障が減少し、システム全体の信頼性が向上した。

2.3. 生成AIの他の主な応用例

負荷予測、予防保全、植生管理だけでなく、生成AIは電力分野の各側面を強化する幅広いアプリケーションを提供している。

例えば、系統運用者に対し、意思決定プロセスをサポートする微調整可能な生成AIモデルが有用だ。米国立再生可能エネルギー研究所は、系統運用者の制御室に微調整可能な生成AIモデルeGridGPTを導入する研究を行った（Choi et al.2024）。このモデルは、リアルタイムで分析、提案、決定勧告を行い、複雑なシナリオをナビゲートし、系統の安定性を維持するのに役立っている。

サイバーセキュリティもまた、生成AIが大きな影響を与えるであろう重要分野だ。送電網のデジタル化が進むにつれ、送電網はサイバー攻撃を受けやすくなつた。そのため、脅威を検知し、対応する能力がこれまで以上に重要になっている。生成AIは、サイバー攻撃シナリオをシミュレートする合成データの作成により、サイバーセキュリティを支援しより良い準備と対応戦略を可能にする。ある論文では、深層学習GANアルゴリズムを使いサイバー攻撃メッセージのパターンを学習し、検知のための追加サイバー攻撃メッセージを作成している（Ying et al.2019）。サイバーセキュリティ攻撃に関する豊富なデータを持つことは、系統運用者が系統の運転を確実に維持し、サイバー攻撃による停電による損失を回避するのに役立つ。

生成AIは、電力分野におけるITサポート改善にも活用されている。大手総合電力会社であるEnel社は、Amazon社と協力してITサービスデスクのチケットを自動化し、文書手続きに関連する反復的なサービスリクエストに費やす時間を削減することで、アプリケーション管理サービスチームの生産性を向上させた（Italiano 2024）。

3. AIのエネルギー消費

AIは、スマートグリッドやエネルギー予測の改善といったイノベーションを通じて、エネルギーシステムをより効率的にする計り知れない可能性を秘めているが、そのエネルギー消費には大きな課題がある（SAP 2021）。高度なAIモデル、特に深層学習で構築された大規模な生成AIモデルの訓練と運用には、相当な演算能力が必要で、これはエネルギー需要の増大につながる。

2022年時点で、AIの開発と展開に欠かせないデータセンターは、世界の総電力需要の約1～2%、米国の電力需要の約3%を占めている（Davenport et al.2024; Singer et al.2024）。データセンターのエネルギー消費量は、2030年までに世界で約3～4%、米国で4.6～9.1%に増大すると予想されている（EPRI 2024; Singer et al.）この増大は、AIの普及だけでなく、モノのインターネット（IoT）や音声認識など他のデー

タ集約型技術やAI関連技術の台頭によりもたらされるものである。

3.1. AIエネルギー消費と効率向上のバランス均衡

AIは依然として莫大なエネルギー消費をもたらすが、いくつかの革新的技術によって、より小型のAIモデルでも大型モデルに匹敵するレベルの性能を発揮できるようになり、過剰なエネルギー消費の必要性が減りつつある。

このシフトに貢献する技術には、モデル剪定、量子化、知識蒸留がある (EPRI 2024)。モデル剪定は、ニューラルネットワークの不要な要素数を削減する技術であり、ロバストなパフォーマンスを実現すると同時に、計算要件を削減する。量子化とは、計算の数値精度を低下させることで、精度を大幅に低下させることなく計算コストを削減する。最後に、知識蒸留とは、より大きなモデルと同様の機能を持つより小さなモデルを作成するプロセスである。これらの技術はすべて、AIシステムの性能を犠牲にすることなく、エネルギー効率を高めるものである。

エネルギー効率の革新は、ハードウェアでも起きている。テンソル・プロセッシング・ユニット (TPU)²のような特殊なAIチップは、他のプロセッシング・ユニットに比べ性能とエネルギー効率を大幅に向上させている (Khan 2020)。

2017年当時、Googleの最初のTPUは、GPUやCPUよりも15倍から30倍高い性能を提供した (Sato and Young 2017)。フィールドプログラマブルゲートアレイ (FPGA) と特定用途向け集積回路 (ASIC) は、GPUよりもエネルギー効率が高いため、主に推論に使用される他の2つの特殊なチップである (Khan 2020)。こうしたエネルギー効率の高いハードウェアの革新は、AIの学習と推論に伴うエネルギー負担の軽減に役立っている。

3.2. 課題：ジェヴォンズのパラドックスとAIのエネルギーの未来

しかし、こうした進歩は希望をもたらす一方で、エネルギー効率の向上が必ずしもエネルギー消費全体の減少につながらないというリスクもある。この潜在的なジレンマは、ジェヴォンズのパラドックスに反映されている。このパラドックスは、低コストがより広範な利用を促してしまうため、効率性の向上が時として、全体的な消費量の増加をもたらす可能性があることを示唆している (Alcott 2005)。AIの文脈では、モデルがより効率的で利用しやすくなるにつれて、AIアプリケーションの需要が急増し、エネルギー節減が相殺される可能性がある。

例えば、業界全体でAIの導入が進むことで、学習・導入されるAIモデルの数が世界的に増加する可能性がある。また、生成AIアプリケーションの利用が拡大し、リアルタイムのAIサービスに対する需要が広まることで、モデル効率が向上したとしても、この分野のエネルギー footprint プリントは増加する可能性が高い。

4. 結論

米国の電力分野の複雑さは、汎用AIの統合に適している。AIは、電力送電網の運用において、人間を補強することができる。

本レポートで概説したように、電力分野では生成AIの応用例が数多くある。予防保全からエネルギー需要予測まで、電力分野におけるAIの応用範囲は広く、今後も拡大し続けるだろう。AIのモデルが改善されるにつれて、電力分野におけるAIの応用も拡大し、生産性の向上につながる可能性がある。

AIは電力分野の効率を高める可能性を秘めているが、エネルギー消費の大幅な増加も伴う。AIの効率向上がエネルギー消費の増加を相殺できるかどうかはまだ不明だが、AIと電力分野が深く関連していることは明らかだ。歴史的にみても、技術の進歩や効率の向上はエネルギー消費の増加をもたらしており、AIが電力分野に与える正味の影響を予測することは困難である。

こうした不確実性にもかかわらず、AIは電力分野での生産性向上を実証している。人間の労働力を補強することで、AIはエラーを減らし、効率を高め、運用コストを下げることができる。このケーススタディでは、現在のAIアプリケーションを取り上げたが、継続的な進歩により、さらに多くのイノベーションが生まれ、電力分野の生産性の未来が形作られる可能性が高い。

参考文献

- Aissa**, Snani, and Khadir Mohamed Tarek. 2023. "Time Generative Adversarial Network for the Generation of Electricity Load Data." In 2023 International Conference on Control, Automation and Diagnosis (ICCAD), 1–5. Rome, Italy: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICCAD57653.2023.10152457>.
- Alcott**, Blake. 2005. "Jevons' Paradox." *Ecological Economics* 54 (1): 9–21. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2005.03.020>.
- Avci**, Ezgi. 2023. "GENERATIVE AI IN ELECTRICITY DISTRIBUTION: A QUALITATIVE EXPLORATION." Pressacademia, September, 1. <https://doi.org/10.17261/Pressacademia.2023.1788>.
- Berg**, Nate. 2019. "How the U.S. Power Grid Is Evolving to Handle Solar and Wind." Ensia. August 3, 2019. <https://ensia.com/features/us-power-grid-renewables-wind-solar/>.
- Chan**, Jun Wei, and Chai Kiat Yeo. 2024. "A Transformer Based Approach to Electricity Load Forecasting." *The Electricity Journal* 37 (2): 107370. <https://doi.org/10.1016/j.tej.2024.107370>.
- Choi**, Seong, Rishabh Jain, Patrick Emami, Karin Wadsack, Fei Ding, Hongfei Sun, Kenny Gruchalla, et al. 2024. "eGridGPT: Trustworthy AI in the Control Room." NREL/TP-5D00-87740, 2352232, MainId:88515. <https://doi.org/10.2172/2352232>.
- Cleary**, Kathryne, and Karen Palmer. 2020. "Renewables 101: Integrating Renewable Energy Resources into the Grid." Resources for the Future. April 15, 2020. <https://www.rff.org/publications/explainers/renewables-101-integrating-renewables/>.
- Cleveland**, Cutler, Alice Ni, and Heather Clifford. 2023. "Power Plant Efficiency since 1900." Visualizing Energy. July 24, 2023. <https://visualizingenergy.org/power-plant-efficiency-since-1900/>.
- Davenport**, Carly, Brian Singer, Neil Mehta, Brian Lee, John Mackay, Ati Modak, Brendan Corbett, et al. 2024. "Generational Growth: AI, Data Centers and the Coming US Power Demand Surge." Goldman Sachs Research. <https://www.goldmansachs.com/pdfs/insights/pages/generational-growth-ai-data-centers-and-the-coming-us-power-surge/report.pdf>.
- Donohoo-Vallett**, Paul, Nicole Ryan, and Ryan Wiser. 2023. "On The Path to 100% Clean Electricity." Washington, D.C.: U.S. Department of Energy. <https://www.energy.gov/sites/default/files/2023-05/DOE%20-20%20100%25%20Clean%20Electricity%20-%20Final.pdf>.
- Engelhardt**, Stefan, James McClelland, and Stacy Collett. 2024. "What Generative AI Can Do for Utilities | SAP." SAP. March 4, 2024. <https://www.sap.com/blogs/what-generative-ai-can-do-for UTILITIES>.
- EPRI**. 2024. "Powering Intelligence: Analyzing Artificial Intelligence and Data Center Energy Consumption." 3002028905. Electric Power Research Institute. <https://www.epri.com/research/products/3002028905>.
- Fang**, Xi, Satyajayant Misra, Guoliang Xue, and Dejun Yang. 2012. "Smart Grid – The New and Improved Power Grid: A Survey." *IEEE Communications Surveys & Tutorials* 14 (4): 944–80. <https://doi.org/10.1109/SURV.2011.101911.00087>.
- Feng**, Buck. 2023. "Power Plant Efficiency: Coal, Natural Gas, Nuclear, and More (Updated for 2025!)." PCI. April 17, 2023. <https://www.pciennergysolutions.com/2023/04/17/power-plant-efficiency-coal-natural-gas-nuclear-and-more/>.
- Filizola**, Nicola. n.d. "How Are Batteries Energizing the Future?" Consortium for Battery Innovation. Accessed March 20, 2025. <https://batteryinnovation.org/how-are-batteries-energizing-the-future/>.
- Forecasting** Share of Renewables in Final Consumption. n.d. Enerdata. Accessed March 20, 2025. <https://eneroutlook.enerdata.net/forecasting-renewable-final-consumption.html>.
- Fujii-Rajani**, Riki, and Sanjay Patnaik. 2025. "What Will Happen to the Inflation Reduction Act under a Republican Trifecta?" Brookings. January 6, 2025. <https://www.brookings.edu/articles/what-will-happen-to-the-inflation-reduction-act-under-a-republican-trifecta/>.

- Gao**, Mingyang, Suyang Zhou, Wei Gu, Zhi Wu, Haiquan Liu, and Aihua Zhou. 2024. "A General Framework for Load Forecasting Based on Pre-Trained Large Language Model." arXiv. <http://arxiv.org/abs/2406.11336>.
- Garg**, Pratima. 2022. "Explainer: What Are Grid Interconnections And What Complicates Them?" Clean Energy Forum. March 9, 2022. <https://cleanenergyforum.yale.edu/2022/03/09/explainer-what-are-grid-interconnections-and-what-complicates-them>.
- Goodfellow**, Ian J., Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. 2014. "Generative Adversarial Networks." arXiv. <http://arxiv.org/abs/1406.2661>.
- "**How** Are International Agreements Helping Fight Global Warming?" 2024. CFR Education from the Council on Foreign Relations. September 17, 2024. <https://education.cfr.org/learn/reading/international-agreements-climate>.
- Italiano**, Angela, Federica Ferro, Giacomo Tomolillo, and Paolo Romagnoli. 2024. "Improving Staff Productivity at Enel Using Amazon Bedrock | AWS for Industries." Amazon Web Services. February 23, 2024. <https://aws.amazon.com/blogs/industries/improving-staff-productivity-at-enel-using-amazon-bedrock/>.
- Jin**, Ming, Shiyu Wang, Lintao Ma, Zhixuan Chu, James Y. Zhang, Xiaoming Shi, Pin-Yu Chen, et al. 2024. "Time-LLM: Time Series Forecasting by Reprogramming Large Language Models." arXiv. <http://arxiv.org/abs/2310.01728>.
- Jones**, Jonathan Spencer. 2023. "How Generative AI Is Coming to the Energy Sector." Smart Energy International. April 11, 2023. <https://www.smart-energy.com/features-analysis/how-generative-ai-is-coming-to-the-energy-sector/>.
- Kane**, Aidan, Eli Schrag, and Sanjay Patnaik. 2025. "What Will Deregulation Look like under the Second Trump Administration?" Brookings. February 24, 2025. <https://www.brookings.edu/articles/what-will-deregulation-look-like-under-the-second-trump-administration/>.
- Khan**, Saif M. 2020. "AI Chips: What They Are and Why They Matter." Center for Security and Emerging Technology (blog). April 2020. <https://cset.georgetown.edu/publication/ai-chips-what-they-are-and-why-they-matter/>.
- Killingtveit**, Ånund. 2020. "Hydroelectric Power." In Future Energy, 315–30. Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-102886-5.00015-3>.
- LakshmiPathi**, Kumar, Hussein Shel, and Jay Shah. 2023. "Rethinking Energy with Generative AI | AWS for Industries." July 26, 2023. <https://aws.amazon.com/blogs/industries/rethinking-energy-with-generative-ai/>.
- Lawson**, Ashley. 2018. "Decarbonizing U.S. Power." Center for Climate and Energy Solutions (blog). July 2018. <https://www.c2es.org/document/decarbonizing-u-s-power/>.
- Lazard**. 2024. "Levelized Cost of Energy Analysis-Version 17.0." Lazard. https://www.lazard.com/media/xemfey0k/lazards-lcoeplus-june-2024-_vf.pdf.
- Liu**, Guolong, Yan Bai, Keen Wen, Xinlei Wang, Yanli Liu, Gaoqi Liang, Junhua Zhao, and Zhao Yang Dong. 2024. "LFLLM: A Large Language Model for Load Forecasting." Preprint. Preprints. <https://doi.org/10.36227/techrxiv.170475236.64005369/v1>.
- McBride**, James, and Anshu Siripurapu. 2022. "How Does the U.S. Power Grid Work?" Council on Foreign Relations. July 5, 2022. <https://www.cfr.org/backgrounder/how-does-us-power-grid-work>.
- National** Renewable Energy Laboratory. n.d. "Champion Photovoltaic Module Efficiency Chart." Accessed March 20, 2025. <https://www.nrel.gov/pv/module-efficiency.html>.
- Office** of Cybersecurity, Energy Security, and Emergency Response. 2024. "Potential Benefits and Risks of Artificial Intelligence for Critical Energy Infrastructure." Washington, D.C.: U.S. Department of Energy. https://www.energy.gov/sites/default/files/2024-04/DOE%20CESER_EO14110-AI%20Report%20Summary_4-26-24.pdf.
- Reuter**, Holly, Jess Wymer, and Nicole Pavia. 2024. "Decarbonizing the U.S. Power Sector: Progress and Opportunities." Clean Air Task Force. August 19, 2024. <https://www.catf.us/2024/08/decarbonizing-us-power-sector-progress-opportunities/>.

- Rozite**, Vida, Jack Miller, and Sungjin Oh. 2023. "Why AI and Energy Are the New Power Couple – Analysis." IEA. November 2, 2023. <https://www.iea.org/commentaries/why-ai-and-energy-are-the-new-power-couple>.
- SAP**. 2021. "The Smart Grid: How AI Is Powering Today's Energy Technologies." December 17, 2021. <https://www.sap.com/resources/smart-grid-ai-in-energy-technologies>.
- Sato**, Kaz, and Cliff Young. 2017. "An In-Depth Look at Google's First Tensor Processing Unit (TPU)." Google Cloud Blog. May 12, 2017. <https://cloud.google.com/blog/products/ai-machine-learning/an-in-depth-look-at-googles-first-tensor-processing-unit-tpu>.
- Singer**, Brian, Derek R. Bingham, Brendan Corbett, Carly Davenport, Alberto Gandolfi, Toshiya Hari, Allen Chang, et al. 2024. "GS SUSTAIN: Generational Growth – AI/Data Centers' Global Power Surge and the Sustainability Impact." Goldman Sachs Research. <https://www.goldmansachs.com/images/migrated/insights/pages/gs-research/gs-sustain-generational-growth-ai-data-centers-global-power-surge-and-the-sustainability-impact/sustain-data-center-redaction.pdf>.
- Taylor**, Michael, Pablo Ralon, Sonia Al-Zoghoul, Matthias Jochum, and Dolf Gielen. 2022. "Renewable Power Generation Costs in 2021." Abu Dhabi: International Renewable Energy Agency. https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2022/Jul/IRENA_Power_Generation_Costs_2021.pdf?rev=34c22a4b244d434da0accde7de7c73d8.
- The White House**. 2025. "Putting America First In International Environmental Agreements." January 20, 2025. <https://www.whitehouse.gov/presidential-actions/2025/01/putting-america-first-in-international-environmental-agreements/>.
- U.S. Energy Information Administration [EIA]**. 2021. "Electric Power Sector CO2 Emissions Drop as Generation Mix Shifts from Coal to Natural Gas - U.S. Energy Information Administration (EIA)." June 9, 2021. <https://www.eia.gov/todayinenergy/detail.php?id=48296>.
- U.S. Energy Information Administration**. 2023. "How Electricity Is Generated." October 31, 2023. <https://www.eia.gov/energyexplained/electricity/how-electricity-is-generated.php>.
- U.S. Energy Information Administration**. 2024. "Delivery to Consumers." April 16, 2024. <https://www.eia.gov/energyexplained/electricity/delivery-to-consumers.php>.
- U.S. Energy Information Administration**. 2025. "Electric Power Monthly." Washington, D.C.: U.S. Department of Energy. https://www.eia.gov/electricity/monthly/current_month/march2025.pdf.
- U.S. Environmental Protection Agency [EPA]**. 2015. "Electricity Storage." Overviews and Factsheets. August 4, 2015. <https://www.epa.gov/energy/electricity-storage>.
- EPA**. 2022. "Electric Power Sector Basics." Overviews and Factsheets. February 15, 2022. <https://www.epa.gov/power-sector/electric-power-sector-basics>.
- Vaswani**, Ashish, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. 2023. "Attention Is All You Need." arXiv. <http://arxiv.org/abs/1706.03762>.
- Ying**, Huan, Xuan Ouyang, Siwei Miao, and Yushi Cheng. 2019. "Power Message Generation in Smart Grid via Generative Adversarial Network." In 2019 IEEE 3rd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC), 790–93. Chengdu, China: IEEE. <https://doi.org/10.1109/ITNEC.2019.8729022>.

注釈

- 1 敵対的生成ネットワークは、生成AIモデルの一種であり、データを生成する生成モデルと、本物のデータと合成区別する識別モデルの2つの部分に分かれている（Goodfellow et al.）モデルの学習が進むにつれて、生成される合成データは実データに非常に似てくるため、学習がうまくいけば、識別モデルは実データと偽データを区別できなくなる。
- 2 テンソル・プロセッシング・ユニットは、深層学習ネットワークのAIモデルのトレーニングに使われる主要な計算である行列演算用に特別に設計されたASICの一種である（Sato and Young 2017）。

金融分野におけるAI

生産性とリスク管理を変革する

マーティン・ニール・ベイリー、エイダン・T・ケイン

(公財) 日本生産性本部 仮訳

電力、金融、ヘルスケア、情報の4分野のレポートを統合しています。

詳細は下記ブルッキングス研究所に掲載の原文レポートをご参照ください。

(<https://www.brookings.edu/articles/harnessing-ai-for-economic-growth/>)

著者ノート

マーティン・ベイリーがこのケーススタディの執筆を主導した。これらのケーススタディは、連邦準備制度理事会のデビッド・M・バーンとポール・E・ソトとの共同プロジェクトの一環として執筆された。我々は彼らから援助と有益なコメントを得た。またEli Schragのファクトチェックにも感謝したい。

ブルッキングス研究所は、質の高さ、独立性、影響力を重視している。我々は多様な資金提供者の支援を受けている。我々の価値観と方針に沿って、ブルッキングスの各出版物はその執筆者の唯一の見解を表している。

1. はじめに

AIの急速な進歩、特に生成AIモデルの導入は、この新技術がもたらす潜在的影響について多くの興奮（と恐怖）をもたらした。金融分野は生産性と成果に関して複雑な曲折を経てきた業界であり、AIがはるかに大きな効率化につながるという期待があったし、今もある。

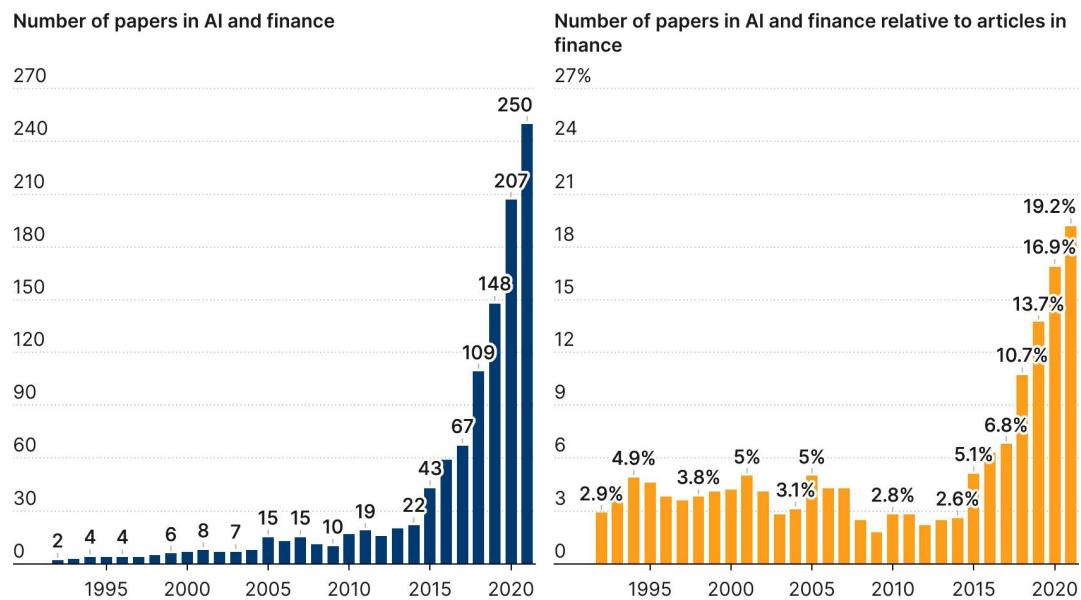
融資におけるAI利用に対する研究の関心は爆発的に高まっており、それに関する論文数が物語っている。Bahooら（2024）によれば、1990年代から2000年代にかけては論文数が少なかったが、2015年ごろから急増し始め、2021年には250に達し、融資の全論文の20%に近づいている。ChatGPTやAIブームに先行して論文数が増加していることは注目に値する。おそらく2016年から17年にかけての急増は、金融データの予測を強化するトランスフォーマー・アーキテクチャの登場が引き金となったのだろう（Lezmi and Xu 2023）。

米銀最大手のJPモルガン・チェースは早くからAIを取り入れ、2017年3月に大きな生産性向上が期待できると報告していた。例を挙げると、COIN（Contract Intelligenceの略）と呼ばれる新しいソフトウェアを銀行のローン・ポートフォリオのレビューと査定に使用することで、弁護士や融資担当者ら高所得者の時間を360,000時間節約する方法を発見した、と述べている（Weiss 2017）。

AIと金融に関する本レポートでは、この業界でAIがどのように利用されているか、また、生産性を大幅に向上させることができるかについて検証する。

図1

The growth of papers on AI and finance



Source: Bahoo et al. (2024)

B | Center on
Regulation and Markets
at BROOKINGS

2. AI以前の銀行の生産性

米労働統計局は、金融業の一部である商業銀行部門の労働生産性の伸び（労働時間1時間当たりの生産高）を報告しており、最近の伸びデータは表1に示されている。

1980年代から90年代前半にかけての米国銀行業の特徴は、特に貯蓄と貸付危機に伴う銀行破綻の多さであった（Hanc 1998）。こうした破綻は1990年代半ば¹には減少し、表1の通り、存続できた銀行ではかなりの割合で生産性を向上させることができたと思われる。もし生産性の低い銀行が消滅したならば、その分、業界の平均的な生産性は向上したはずだからである。

1994年のリーグル・ニール法の成立は、業界に大きな影響を与えた。同法は、1995年から健全な銀行持株会社が州をまたいで子会社を買収することを認め、1997年からは州をまたいだ銀行合併を認めた（Medley 1994）。リーグル・ニール法施行後、強い銀行や大きな銀行は、小さい銀行や弱い銀行を買収し、そのビジネスモデルを全国に広げることができるようにになったのである。銀行の統合は、1995年から2007年にかけての生産性の高い上昇に貢献したと考えられるが、バックオフィス機能の統合や異なるコンピューター・システムの調整には時間がかかり、生産性の足を引っ張ったと言われている（Calomiris 1999; Hunter et al. 1990; Nippani and Green 2002）。

1987年から2007年までの力強い生産性上昇においては、ATM導入や紙ベース取引から電子取引へのシフトなど、テクノロジーの重要な変化が寄与している。ATMは英国のバークレイズ銀行が最初に導入した。一方、シティバンクは1977年からどこでも ATMを利用できるようにするために1億ドルのプログラムを策定し、米国で広く利用されるようになった（“A History of ATM Innovation” 2021; Bellis 2019）。

米国の銀行業界は電子資金移動への対応が遅く、紙の小切手を大量に処理続けていた²。例えば、オランダでは1990年代半ばまでに紙の小切手はほとんど廃止されたが、米国では1995年まで小切手の使用は増え続けていた（BAilly and Zitzewitz 2001）³。図2が示すように、米国では今でも大量の小切手が使用されているが、その数は1995年のピーク時の495億枚から2021年には112億枚へと激減している。小切手は、クレジットカードやデビットカード、あるいは口座引落し（業者に銀行情報を提供することで請求を支払う方法）に取って代わられつつある⁴。

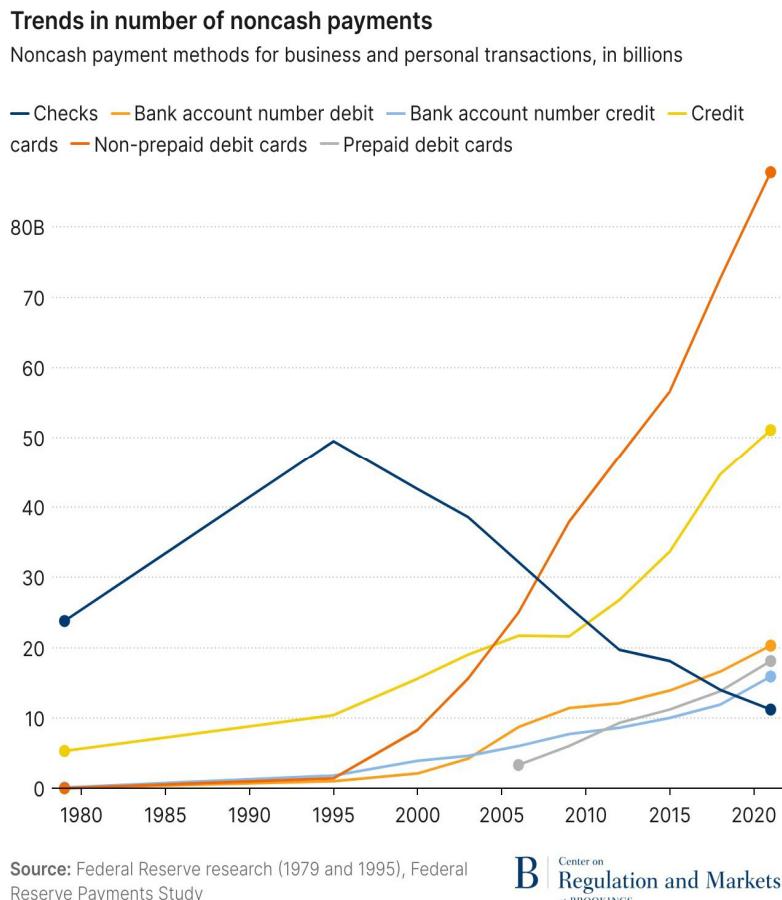
表1

時間当たり労働生産性（商業銀行、年成長率、年率パーセント）

1987-1995	5.06%
1995-2007	3.90%
2007-2018	0.12%
2018-2023	1.05%

出典：米労働統計局 生産性技術室（2025年）

図2



ATMの利用や資金移動の電子化により、窓口係や後方事務担当者が日常的な取引に費やす時間が短縮され、表1に示した最初の2期間において銀行の生産性が高まった。

2007-09年の金融危機も金融分野に大きな影響を与えた（Weinberg 2013）。2007年から18年にかけての生産性の伸びが非常に鈍化したのは、多くの銀行が住宅ローンの低迷期に損失に直面し、融資が非常に保守的になったからである。また、2007-18年の経済成長も緩やかだった。2018年から23年にかけては、金融危機対応のために銀行が統廃合を進め、コストを削減し、生産性が力強く伸びたと予想されたかもしれない。しかし、COVID-19のパンデミックもその一因と考えられるものの、生産性の伸び悩みが続いている理由は確かではない。

銀行・金融分野へのAIの登場は、1987年から2007年までのようないくつかの高度成長時代をもたらすのだろうか。そうであってほしいが、AIの投資回収にはかなりの時間がかかるかもしれない。JPモルガン・チェースの報告をもう一度見てみると、見通しが立てやすくなるかもしれない。36万時間の節約は、2017年の同社の総雇用者数252,540人（Statista Research Department 2024）に対して、実際には非常に小さな数字である。労働時間の節約は、総労働時間のわずか0.07%に過ぎない⁵。企業全体の生産性に対して大きな違いを生み出すには、このような改善が数多く必要である。

JPモルガン・チェースは、そのビジネスの規模と高度さを考慮すると、AIの活用において他の銀行より先を行っている可能性が高い。他の銀行が追いつくまでは、金融分野全体で大規模な生産性向上は起こらないだろう。

一方、2017年は銀行向けAIの開発初期であったため、JPモルガン・チェースが喧伝した0.07%よりも大きな利益をもたらす可能性がまだ残っている。2020年代初頭にChatGPTが登場したことで、AIがビジネスに何をもたらすかという興奮が再燃した。そしてこの1年ほどの間に、AIを実際に生産的に適用することが難しいことが判明したため、警戒感が高まり、幻滅さえ感じられるようになったのである。

3. AIは金融どのように活用されているのか？

金融におけるAIの主な用途は以下の通りである⁶。

3.1. アルゴリズム取引とポートフォリオ管理：

- 高頻度取引（HFT）：AIアルゴリズムがわずかな価格変動を利用してながら、驚異的なスピードで取引を執行する。
- 定量的分析：AIモデルが膨大なデータセットを分析してパターンを特定し、市場動向を予測して、投資判断を支援する。
- ポートフォリオの最適化：AIが、与えられたリスク選考や市場の変化に動的に適応しながら、最適化された分散型ポートフォリオの作成を支援する。
- リスク管理：AIは信用リスク、市場リスク、運用リスクを含む様々な金融リスクを評価し軽減する。

機械学習は、最新の汎用AI技術が開発されるはるか以前から、アルゴリズム取引に利用されてきた。ゴールドマン・サックス、JPモルガン・チェース、モルガン・スタンレーなどの大手投資銀行は、データサイエンティストのチームを雇い、市場の動きを予測しようとしている。その他の規制の緩い金融機関は、高頻度取引（HFT）にAIを使用し、利益を得られる市場の異変を探している。また、ルネッサンス・テクノロジーズのように、機械学習アルゴリズムに依存し取引を行う専門企業もある。これら企業の詳細な活動は公開文書では明らかにされていない。

AIは現在、顧客のリスク許容度や目標を反映した、個人顧客向けポートフォリオ作成の自動化に利用されている。ブラックロックとバンガードは純粋にAIに依存しているわけではないが、彼らのアセット・マネージャーはAIの知見をポートフォリオ選択に統合している⁷。ブラックロックはAIとフィンテック（金融技術）に多額の投資を行っている。いわゆるロボ・アドバイザーは、小規模の顧客に対する個別ポートフォリオ提案に利用されており、顧客の質問にも答えている。ロボ・アドバイザーの利用企業は、ベターメントやウェルス・フロントがある（“Betterment” n.d.; “Robo-advisor investing” n.d.）。

市場効率の改善は有用だが、AIが加わることで市場機能が向上するかどうかは疑わしい。新しい情報が迅速に価格決定に反映されるという意味で、市場はすでに効率的だ。高頻度トレーダーは、独自の取引戦略を用いて数分の1秒単位で取引を行うが、これは何年も前から行われていることだ（Duhigg 2009）。

AI導入への懸念は、ある取引者が他の取引者より優位に立つという私的な分配上の利益が、市場効率性という観点からの社会的利益の増加を上回ることだ。

将来株価の予測は株式市場の設立以来、アナリストの究極目標とされてきた。AIは現在、設備の予防保全など他の経済活動でも予測に利用されており、株式市場予測への応用も自然なことだ。果たしてそうだろうか。前述の通り経済学者の間では、株式市場は効率的で（Malkiel 2007）、市場を推測しようとしても無駄であり、投資家はせいぜいインデックス・ファンドを保有するに留まり、未来予測をすべきではないという考え方方が広く浸透している⁸。確かに、専門的知識を持たない一般投資家は、市場の行方を予測しようしたり、市場を凌駕すると思われるお気に入り銘柄を選んだりするのは避けた方が賢明だ。特別な専門知識を持つ投資家ならうまくいくかもしれないが（ウォーレン・バフェットがその一例⁹）、プロの投資家でさえ、多くは市場平均を上回る成績を上げられない。バフェットは、短期売買ではなく企業の綿密な分析を行っている。

3.2. 不正の検出と防止：

- 異常検知：AIアルゴリズムは、不正行為を示す可能性のある異常な取引やパターンを特定する。
- 常時モニタリング：AIシステムは常に取引を監視し、不審な行動にリアルタイムでフラグを立てる。
- 予測モデリング：AIが過去のデータとパターンに基づき、将来の不正行為を予測する。

AIはデータのパターンを見分けられるため、企業はこれを不正取引検出に活用している。JPモルガン・チェース、アメリカン・エキスプレス、バンク・オブ・アメリカ、ウェルズ・ファーゴ、ペイパル、キャピタル・ワンなどが不正検出にAIを利用している。プログラムは個人や組織の取引履歴を調べ、取引額、頻度、場所をチェックし、異常パターンを探す。AIを使い瞬時に行うことができる上、企業は顧客にア

ラートを送り、起こりうる問題を警告することもできる。人間のレビューはAIからの結果と組合わされる¹⁰。

3.3. 顧客サービスとリレーションシップ管理：

- チャットボットとバーチャルアシスタント：AI搭載のチャットボットは即座にカスタマーサポートを提供し、質問に答え、問題を効率的に解決する。

金融機関に電話したときに、パソコンで対応されるのが好む人はほとんどいないだろう。しかし、すべての顧客に個人的サービスを提供することは実にコストがかかり、銀行口座やその他の金融コストの引き上げにつながる。加えて、顧客一人一人に電話をかけるのでさえ大変な労力を要する。複雑な質問であれば電話応対にイラライラすることもあるだろう。訓練されたチャットボットは定型的な問合せに答えるために使用されており、従業員が質問に答えられるよう訓練するためにも使用されている。

3.4. 規制遵守と報告：

- KYC (Know Your Customer) とAML (Anti-Money Laundering) の遵守：AIはKYC/AMLチェックを自動化し、手作業を減らし、精度を向上させる。
- 規制当局への報告：AIは、正確な規制報告書の効率的な作成と提出を支援する。

銀行はコンプライアンス要件を満たすため、生成AIを使用して規制テキストを分析し、要約している。また、コンプライアンス・リスクの予測に機械学習を活用している。AIはさらにリスク評価など、規制要件を満たすための日常的なデータ収集・分析にも利用できる。大手の全国銀行は、このようにAIを活用している。

3.5. ローンの引き受けと信用スコアリング：

- 信用リスク評価：AIが申込者データを分析し、信度をより正確かつ効率的に評価する。
- ローン承認の自動化：AIはローン承認プロセスの一部を自動化し、プロセスを早めコストを削減する。

大手銀行や一部フィンテック企業は、ローン引受けや信用スコアリング支援にAIを活用している。AIはほとんどの人間の従業員には不可能なほど幅広いデータを分析することができ、支払履歴やソーシャルメディアを見て信用力を評価する。パターンを把握し、借り手が債務不履行に陥る可能性や、申込みが詐欺的なものかどうかを判断するのも得意で、ローン関連の定型的事務処理も行える。

3.6. データ分析と洞察：

- 予測分析：AIモデルが将来の市場状況、顧客行動、その他の関連要因を予測する。
- データマイニング：AIは大規模なデータセットから貴重な洞察を抽出し、隠れたパターンや関係性を明らかにする。
- ビジネス・インテリジェンス：AIは戦略的意味決定を支える実用的な洞察を提供する。

現代の生成AIモデルが普及する以前からそうであったように、大手銀行はこぞってAIをこうした目的に活用している。AIは予測に使用でき、市場環境の推定を行うことができる。市場データに加え、例えば企業の株主との電話会議から得られたセンチメント分析を行う。AIには、非常に大規模な金融・経済データセットを利用する能力がある。以前はデータマイニングの信頼性が低いと考えられていたが（今でもそうかもしれない）、非常に大規模なデータセットを使えば、AIが重要なパターンを引出すことが可能になる。

3.7. バックオフィスの運用と自動化：

- プロセスの自動化：AIは、データ入力、照合、文書処理などの反復作業を自動化する。
- 業務向上させる：AIはプロセスを合理化し、手作業によるミスを減らす。

AIは、文書のレビューやスタッフへの要約提供に使用され、スタッフの時間を節約している。デー

タ入力の正確性をチェックし、調査結果を検証して報告書の草案を作成することもできる。Giovineらの研究

(2024年)によれば、大手銀行ではこうした作業の自動化が進んでおり、大幅なコスト削減が実現、または期待されている。しかし、各企業は業務内容の詳細を明かしたがらないため、節約の正確な規模は確認されていない。

金融機関におけるAIの利用には重要な制限がある。例えば、データ分析は重要なパターンを明らかにする大規模なデータセットに依存するが、不完全なデータを使用した場合、問題が生じる可能性がある。AIが融資申請の査定を行う場合、女性やマイノリティの融資承認を困難にするバイアスがかかる可能性がある (Browne and Sigalos 2023)。

最大の失敗のひとつは2007年から2009年にかけての金融危機で、住宅ローンの貸し倒れリスクが大幅に過小評価されていたことに起因する。当時はAIがそれほど発達していなかったとはいえ、危険性を評価するために高度な統計ツールが使われていた。利用可能なデータは山のようにあったが、それはすべて、住宅市場が比較的安定していた時点のものだった。特定地域での住宅価格の下落はあったが、経済全体の住宅価格が金融危機の時のように下落したことはなかった。分析においては、データが不完全であったために、その危険性が見逃されていたのである (Baily et al. 2008)¹¹。

金融におけるAI使用に関する別の懸念は「ブラックボックス」的アプローチ、つまりプログラムがどのように結論に達したかにつき正確な把握が難しい、あるいは不可能なことだ。説明可能性がないため、結論を評価するのがもどかしい上、生成AIは結論を検証するために必要な文献やデータを見つけられない場合に、事実や引用をでっち上げる傾向があることもわかっている。金融機関はこの種のミスを容認せず、作成された資料を検証しなければならない。

Baigら（2024年）の研究は、米国の90銀行の財務諸表を調査し、技術投資を評価した。この研究はAIだけに焦点を当てたものではないが、その結果は広範な技術に関連している。過去数年間で、技術への支出は年率9%増加したが、金融機関にとっての正味の利益を定量化することは困難であった。大手銀行であれば、規模の利益から技術投資に優位性があると期待されるかもしれないが、この調査ではそのような結果は得られなかった。また、大手銀行が平均してより高いリターンを得ているということもなかった。大規模銀行が直面する複雑性のペナルティや、より大きな規制負担があることを示唆している。著者の報告によると、技術支出の50~60%は銀行業務遂行のためであり、10~15%は義務的業務に使われるものである。裁量的な変更は支出の25~35%相当である。経済的観点からみると、銀行経営のための支出がより効率的で生産性の高い業務に使われるならばそれらは価値があるが、技術支出のより大きな割合を利益重視の取り組みに充てるべきだと、研究の著者らは判断している。

4. 金融分野におけるAI効果～研究に焦点を当てた教訓

AIが金融分野における様々な機能でどの程度利用されているかを評価する一つの方法は、どこで研究がなされているかを調べることである。先の図1は、金融分野におけるAIについて書かれた研究論文数の急速な増加を示しており、Bahooら（2024年）の研究も、この文献で研究されている研究テーマを検証している¹²。

AIと株式市場分析 アルゴリズム取引の分析と、AIによる市場動向の予測である。アルゴリズム取引は、売り買いのスプレッドを縮小し、逆選択を減らし、価格発見を提供することで、株式市場の効率を向上させるという議論がある¹³。AIが市場予測に役立つかどうかは、広く入手可能な情報に依存するため、未解決の問題である。現在、人工ニューラルネットワーク（ANNs）は、投資家心理に関する情報のAI分析同様、市場予測に利用されている。我々は、AIが長期にわたって通常以上のリターンを提供する能力については懐疑的である。仮に特定のAIプログラムが短期的に成功しても、その方法論が知られるようになれば、コピーされ、AIユーザーにとっての利点は長期的には消えてしまうだろう。

上述のように、市場予測を行うもう1つのツールはセンチメント分析である。これは以前からある手法で、例えばハリウッドでは今後公開される映画への関心度や、公開後の映画の感想を評価に利用している（Ramos-Santacruz 2019）。センチメント分析のツールは、自然言語処理を使ってソーシャルメディアから投資家の意見をかき集め、株価予測を試みるために使われている。ある企業に関するニュース記事は、その記事の性質によって数日から数ヶ月の間株価に対しある程度の予測力を持つことが分かっている（Heston and Sinha 2017）。2024年7月に開催された全米経済研究所夏季研究所のスライド発表では、連邦準備制度理事会（FRB）議長や最高経営責任者（CEO）による頭や目の動き、声の高さによる予測価値を評価した別の戦略も紹介された（Alexopoulos et al. 2024）。その価値はいまだ確実ではない。

まとめると、AIの活用が株式市場の効率性を少しずつ向上させる可能性はあるが、幅広い貯蓄家や投資家（例えば、老後のための資金を準備しようとする人々）に持続的なメリットを提供できるとは考えられない。

株式市場におけるAIの成功は、他の市場参加者を犠牲にすることで、その技術を熟知したユーザーにもたらされることがほとんどだろう。利益は分配的なもので、正味の社会的利益とはならないだろう。

AIとポートフォリオ管理 AIを使い事前に個別銘柄の将来を予測する人々は、その分析を代替銘柄ポートフォリオ評価にも拡張しており、優れたパフォーマンスが達成されたと主張している (Zhao et al.2018年)。ここでAIを利用するケースは、より強力である。VanguardやFidelityのようなインデックス型ファンド投資信託では通常、S&P500だけでなくより幅広いポートフォリオを保有しており、倒産確率が高い企業や業績低迷企業を排除するためスクリーニングを行っている。このようなスクリーニング実施へのAI利用は十分に役立つ可能性があるが、その影響は既に実施されているスクリーニングに比べれば小さいだろう。しかしAIを使えば、リスク評価の実施に必要な時間を短縮できる可能性がある。

AIが投資家に役立つ重要な方法は、ポートフォリオを消費者の特定の選好に合わせることである。人々のリスク許容度は異なっており、特に世帯の年齢によって異なるだろう。人々は化石燃料企業を避けたり、自分の政治的選好に合うと思われる企業を支持したりするなど、特定の原因を選ぶかもしれない。このような個人差は、人間の介入によって調整できるが、それにはコストがかかる。AIは、このようなポートフォリオの管理に必要な労働時間を削減することができる。

AIとリスク評価 金融機関の業績は、企業向け融資、不動産融資、個人向け債務不履行や破綻によって大きな影響を受ける。前述のように2007年から2009年の金融危機は、金融機関によるリスク評価の重大な失敗によって引き起こされた。

AIはこうした難題の解決にどこまで貢献できるだろうか。生成AIが導入される以前から、予測AIプログ

ラムは長年にわたり抵当権設定や貸倒れ予測に使われてきた。例えば、Chenら (2014) の研究では、不動産投資信託 (REIT) の価格パフォーマンスを予測している。これらの研究者は、機械学習、ANN、および完全な情報がない状況に適用されるいわゆる「グレー理論」を使用している¹⁴。REITは、商業用住宅ローンのポートフォリオを含み、そのパフォーマンスは、各ローンのリスク度とローン間の共分散に依存する。事業性ローンはほとんどの銀行にとって重要な分野であり、リスク評価はより困難である。AIを使った研究の多くは、企業の破綻を予測し、破綻する前に経営難に陥っている企業を特定することに焦点を当てている¹⁵。

AIが長期的にリスク評価に役立つか、それとも害になるのかは、AIの使い方と管理者の配慮次第である。プログラムは現在の構成でも役に立つ可能性があり、その改良のペースは速く、AIがこの仕事をよりうまくこなせるようになることを示唆している。危険なのは、銀行員がテクノロジーに過度に依存するようになり、その結果、銀行員としての資質を失ってしまうことである。これは2007-09年の金融危機で起こったことで、銀行員は、長期的には顕在化するリスクの評価を最小限に抑えることで、短期的に儲ける能力に突き動かされたのである。金融市場における技術進歩の歴史は非常に複雑である。ロングターム・キャピタル・マネジメント (LTCM) は、1994年に強力な技術的専門知識を持つグループによって設立された。彼らは、Black¹⁶とScholes(1973)とMerton(1973)によって開発されたノーベル賞受賞モデルを使用し、次のようなサービス、つまり資産市場の価格設定に関する洞察力を高め、価格設定の異常を特定し、そこから利益を得ることができた。数年間は利益を上げたが1998年には46億ドルの損失を出し、会社は倒産して投資家に損失を押し付けた。このモデルは、ロシアで起きた事件に端を発した危機によって破綻するまで、うまく機能していたのである¹⁷。

5. 結論

我々が調査した他の産業分野でのケーススタディでも見られたように、金融分野におけるAIの生産性向上能力は初期段階にある。金融資産やポートフォリオの数学的モデリングやコンピューター・モデリングを使って、収益を上げる方法を見つけるために、多くの頭脳や技術的専門知識が使われてきた。LTCMやより広範であった金融危機がもたらした壮大な損失により、果たして持続可能な利益が達成されたのかどうかについては疑問が呈されているが、このような努力は、これらのモデル利用者にとっては報われたといえるかもしれない。しかし、私的な利益があったとしても、これを生産性の向上と表現するのは難しい。このような利益は、ある投資家や分析家が、別の投資家や広範な市場を犠牲にして得たものである。

長期的に見れば、金融分野におけるAIへの期待は、銀行や保険会社、その他の機関がより効率的に業務を遂行し、消費者により低コストでサービスを提供できるようになることだ。その道筋はある。事務処理や顧客からの問合せには多くの時間がかかるが、AIがより有能で信頼できるようになれば、その時間を短縮することができるからだ。

参考文献

- “A History of ATM Innovation.” 2021. NCR Atleos. January 12, 2021. <https://www.ncratleos.com/insights/a-history-of-atm-innovation>.
- Alexopoulos**, Alex, Xinfen Han, Oleksiy Kryvtsov, and Xu Zhang. 2024. “Mixed Signals? How Media Distills Central Bank Messages.” Presented at the NBER Summer Institute 2024 Impulse and Propogation Mechanisms, Cambridge, MA, July 8. https://conference.nber.org/conf_papers/f208239.slides.pdf.
- Bahoo**, Salman, Marco Cucculelli, Xhoana Goga, and Jasmine Mondolo. 2024. “Artificial Intelligence in Finance: A Comprehensive Review through Bibliometric and Content Analysis.” *SN Business & Economics* 4 (2): 23. <https://doi.org/10.1007/s43546-023-00618-x>.
- Baig**, Aamer, Vik Sohoni, Xavier Lhuer, and Zane Williams. 2024. “Unlocking Value from Banking Technology Investment | McKinsey.” McKinsey & Company. October 23, 2024. <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/unlocking-value-from-technology-in-banking-an-investor-lens>.
- Baily**, Martin Neil, Matthew S. Johnson, and Robert E. Litan. 2008. “The Origins of the Financial Crisis.” Brookings. November 24, 2008. <https://www.brookings.edu/articles/the-origins-of-the-financial-crisis/>.
- Baily**, Martin Neil, and Eric Zitzewitz. 2001. “Service Sector Productivity Comparisons: Lessons for Measurement.” In *New Developments in Productivity Analysis*, edited by Charles R. Hulten, Edwin R. Dean, and Michael J. Harper, 419–64. University of Chicago Press. <https://www.nber.org/books-and-chapters/new-developments-productivity-analysis/service-sector-productivity-comparisons-lessons-measurement>.
- Bean**, Randy. 2024. “How Vanguard Is Innovating With Data And AI In The Money Management Business.” Forbes. September 24, 2024. <https://www.forbes.com/sites/randybean/2024/09/24/how-vanguard-is-innovating-with-data--ai-in-the-money-management-business/>.
- Bellis**, Mary. 2019. “Why Inventing the ATM Was a Team Effort.” ThoughtCo. March 15, 2019. <https://www.thoughtco.com/automatic-teller-machines-atm-1991236>.
- “**Betterment.**” n.d. Betterment. Accessed March 19, 2025. <https://www.betterment.com>.
- Black**, Fischer, and Myron Scholes. 1973. “The Pricing of Options and Corporate Liabilities.” *Journal of Political Economy* 81 (3): 637–54. <https://doi.org/10.1086/260062>.
- Boivin**, Jean, Wei Li, Raffaele Savi, Chris Weber, Nicholas Fawcett, Beata Gamharter, Veronika Roharova, and Adam Waltz. 2024. “AI’s Big Questions.” BlackRock Investment Institute. <https://www.blackrock.com/corporate/literature/whitepaper/bii-megaforces-ai-november-2024.pdf>.
- Browne**, Ryan, and MacKenzie Sigalos. 2023. “A.I. Has a Discrimination Problem. In Banking, the Consequences Can Be Severe.” CNBC. June 23, 2023. <https://www.cnbc.com/2023/06/23/ai-has-a-discrimination-problem-in-banking-that-can-be-devastating.html>.
- Bureau** of Labor Statistics, Office of Productivity and Technology. 2025. “Annual Labor Productivity and Costs: Detailed Industries.” <https://www.bls.gov/productivity/tables/>.
- Calomiris**, Charles W. 1999. “Gauging the Efficiency of Bank Consolidation during a Merger Wave.” *Journal of Banking & Finance* 23 (2–4): 615–21. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(98\)00096-X](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(98)00096-X).
- Chen**, Jo-Hui, Ting-Tzu Chang, Chao-Rung Ho, and John Francis Diaz. 2014. “Grey Relational Analysis and Neural Network Forecasting of REIT Returns.” *Quantitative Finance* 14 (11): 2033–44. <https://doi.org/10.1080/14697688.2013.816765>.
- Duhigg**, Charles. 2009. “Stock Traders Find Speed Pays, in Milliseconds.” The New York Times, July 24, 2009, sec. Business. <https://www.nytimes.com/2009/07/24/business/24trading.html>.
- “**Eugene F. Fama - Facts.**” 2025. NobelPrize.Org. March 13, 2025. <https://www.nobelprize.org/prizes/economic-sciences/2013/fama/facts/>.

- Federal** Deposit Insurance Corporation (FDIC). 2025. "Failures of All Institutions for the United States and Other Areas [BKFTTLA641N]." FRED, Federal Reserve Bank of St. Louis. <https://fred.stlouisfed.org/series/BKFTTLA641N>.
- Ferguson**, Niall. 2008. *The Ascent of Money: A Financial History of the World*. London: Allen Lane.
- Gepp**, Adrian, Kuldeep Kumar, and Sukanto Bhattacharya. 2010. "Business Failure Prediction Using Decision Trees." *Journal of Forecasting* 29 (6): 536–55. <https://doi.org/10.1002/for.1153>.
- Giovine**, Carlo, Larry Lerner, Renny Thomas, Shwaitang Singh, Sudhakar Kakulavarapu, Violet Chung, and Yuvika Motwani. 2024. "Extracting Value from AI in Banking: Rewiring the Enterprise." McKinsey & Company. <https://www.mckinsey.com/industries/financial-services/our-insights/extracting-value-from-ai-in-banking-rewiring-the-enterprise#/>.
- Hanc**, George. 1998. "The Banking Crises of the 1980s and Early 1990s: Summary and Implications." *FDIC Banking Review* 11 (1): 55.
- Hendershott**, Terrence, Charles M. Jones, and Albert J. Menkveld. 2011. "Does Algorithmic Trading Improve Liquidity?" *The Journal of Finance* 66 (1): 1–33. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2010.01624.x>.
- Heston**, Steven L., and Nitish Ranjan Sinha. 2017. "News vs. Sentiment: Predicting Stock Returns from News Stories." *Financial Analysts Journal* 73 (3): 67–83. <https://doi.org/10.2469/faj.v73.n3.3>.
- Hunter**, William C., Stephen G. Timme, and Won Keun Yang. 1990. "An Examination of Cost Subadditivity and Multiproduct Production in Large U.S. Banks." *Journal of Money, Credit and Banking* 22 (4): 504. <https://doi.org/10.2307/1992434>.
- Jones**, Stewart, David Johnstone, and Roy Wilson. 2017. "Predicting Corporate Bankruptcy: An Evaluation of Alternative Statistical Frameworks." *Journal of Business Finance & Accounting* 44 (1–2): 3–34. <https://doi.org/10.1111/jbfa.12218>.
- Ju-Long**, Deng. 1982. "Control Problems of Grey Systems." *Systems & Control Letters* 1 (5): 288–94. [https://doi.org/10.1016/S0167-6911\(82\)80025-X](https://doi.org/10.1016/S0167-6911(82)80025-X).
- Lezmi**, Edmond, and Jiali Xu. 2023. "Time Series Forecasting with Transformer Models and Application to Asset Management." *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4375798>.
- Litzenberger**, Robert, Jeff Castura, and Richard Gorelick. 2012. "The Impacts of Automation and High Frequency Trading on Market Quality." *Annual Review of Financial Economics* 4 (1): 59–98. <https://doi.org/10.1146/annurev-financial-110311-101744>.
- Malkiel**, Burton G. 2007. *A Random Walk down Wall Street: The Time-Tested Strategy for Successful Investing*. Completely revised and Updated edition. New York London: W.W. Norton & Company.
- Medley**, Bill. 1994. "Riegle-Neal Interstate Banking and Branching Efficiency Act of 1994 | Federal Reserve History." *Federal Reserve History*. September 1994. <https://www.federalreservehistory.org/essays/riegle-neal-act-of-1994>.
- Merton**, Robert C. 1973. "Theory of Rational Option Pricing." *The Bell Journal of Economics and Management Science* 4 (1): 141. <https://doi.org/10.2307/3003143>.
- Nippani**, Srinivas, and Kenneth W Green. 2002. "The Banking Industry after the Riegle–Neal Act: Re-Structure and Overall Performance." *The Quarterly Review of Economics and Finance* 42 (5): 901–9. [https://doi.org/10.1016/S1062-9769\(01\)00106-5](https://doi.org/10.1016/S1062-9769(01)00106-5).
- OECD**. 2021. *OECD Business and Finance Outlook 2021: AI in Business and Finance*. OECD Business and Finance Outlook. OECD. <https://doi.org/10.1787/ba682899-en>.
- Ramos-Santacruz**, Mila. 2019. "Sentiment Analysis Captures Insights for the Entertainment Industry." NetOwl (blog). March 22, 2019. <https://www.netowl.com/sentiment-analysis-captures-insights-for-the-entertainment-industry>.
- "**Robert** J. Shiller - Facts." 2025. NobelPrize.Org. March 14, 2025. <https://www.nobelprize.org/prizes/economic-sciences/2013/shiller/facts/>.

- "Robo-Advisor Investing."** n.d. Wealthfront. Accessed March 19, 2025. <https://invest.wealthfront.com/robo-advisor-investing>.
- Sabău Popa, Diana Claudia, Dorina Nicoleta Popa, Victoria Bogdan, and Ramona Simut.** 2021. "COMPOSITE FINANCIAL PERFORMANCE INDEX PREDICTION – A NEURAL NETWORKS APPROACH." *Journal of Business Economics and Management* 22 (2): 277–96. <https://doi.org/10.3846/jbem.2021.14000>.
- Saibil, Jennifer.** 2023. "You Won't Believe How Much More Warren Buffett Has Made Than the Market Since 1965." *The Motley Fool*. March 14, 2023. <https://www.fool.com/investing/2023/03/14/you-wont-believe-how-much-more-warren-buffett-has/>.
- Statista Research Department.** 2024. "JPMorgan Chase Number of Employees 2008-2023." <https://www.statista.com/statistics/270610/employees-of-jp-morgan-since-2008/>.
- Weinberg, John.** 2013. "The Great Recession and Its Aftermath." *Federal Reserve History*. November 22, 2013. <https://www.federalreservehistory.org/essays/great-recession-and-its-aftermath>.
- Weiss, Debra Cassens.** 2017. "JPMorgan Chase Uses Tech to Save 360,000 Hours of Annual Work by Lawyers and Loan Officers." *ABA Journal*. March 2, 2017. https://www.abajournal.com/news/article/jpmorgan_chase_uses_tech_to_save_360000_hours_of_annual_work_by_lawyers_and.
- Zhao, Yang, Charalampos Stasinakis, Georgios Sermpinis, and Yukun Shi.** 2018. "Neural Network Copula Portfolio Optimization for Exchange Traded Funds." *Quantitative Finance* 18 (5): 761–75. <https://doi.org/10.1080/14697688.2017.1414505>.

注釈

- 1 連邦預金保険公社（Federal Deposit Insurance Corporation）の銀行破綻に関するデータ（FRED、St. Louis Federal Reserve, <https://fred.stlouisfed.org/series/BKFTTLA641N>
- 2 紙小切手の処理の一部は、連邦準備システムが運営する施設内で行われ、現在も行われている。
- 3 欧州の銀行の多くは、米国の銀行に比べて人員が過剰で、全体として生産性が低かった。
- 4 米国がテクノロジーの導入に遅れたのには複雑な理由がある。銀行は、支払人が資金を引き出し、受取人が資金を受け取るまでの時間差で利鞘を稼ぎ出す。また、小切手の物理的な処理は、雇用が脅かされている連邦準備職員を使って連邦準備制度理事会の施設で行われた。
- 5 銀行の従業員が年間1,920時間働くと仮定した場合、360,000時間は、従業員187.5人分の年間労働時間に相当する。187.5を252,539で割ると0.07%となる。
- 6 本セクションでは、Google Cloud、Google Gemini、ChatGPTの協力を得て2024年10月に開発した資料を使用する。OECDによる金融におけるAIに関する報告書も貴重なものであった（OECD 2021, 38）。
- 7 BlackRockのAI利用については、Boivin et al. (2024) VanguardのAI利用は、Bean (2024)に記載されている。
- 8 2013年、Eugene Famaは金融市場の効率性を示し、市場は少なくとも短期的には予測不可能であることを示した業績でノーベル賞を受賞した（“Eugene F. Fama – Facts” 2025）。しかし、同じ年にRobert Shillerが株式市場は必ずしも効率的ではなく、長期的には予測可能な動きをすることを示した業績でノーベル賞を受賞した（“Robert J. Shiller – Facts” 2025）。
- 9 Saibil(2023)によると、1965年にバークシャー・ハサウェイに10,000ドルを投資し、元本も配当も取り崩さずに保有した場合、2022年には3億5,500万ドルの価値があったという。同じ金額をS&P500に投資して保有した場合、その価値は240万ドルになっただろう。この差額のほとんどは、バフェットのファンドの初期に生じたものである。バフェット自身でさえ、今日の市場に勝つのは難しいと考えている。
- 10 個人的な経験：ニューオーリンズのレストランからモスクワへの大量注文が止められた=正しい！家族のために航空券を買おうとしたが、止められた=正しくない。フランスでの高額だが有効な請求が何の疑いもなく承認された=意外だ。
- 11 この報告書は、住宅ローン制度に関する他の深刻な問題も指摘している。
- 12 本セクションは、Bahoo et al. (2014) による。
- 13 Bahoo他(2024)で議論されているように、アルゴリズム取引が有益であるというケースは、Hendershott他(2011)とLitzenberger他(2012)によって説明されている。
- 14 残念な名前のこの理論は、完全な情報（白）から無情報（黒）まで様々な可能性がある場合に、どのように予測を行うかを探求してきた。これはJu-Long (1982)によって開発された。
- 15 Jonesら (2017) とGeppら (2010) は、企業のデフォルト確率を決定している。Sabău Popa et al. (2021) は、財務変数の指標に基づいて企業業績を調べている。
- 16 Fischer Blackはノーベル受賞する前に亡くなった。彼の博士論文は、Marvin Minskyがスーパーバイザーとなった人工知能に関するものだった。
- 17 LTCMのストーリーについては、Ferguson (2008)を参照されたい。

ヘルスケア分野におけるAI

ケア、効率性、革新性を高める

マーティン・ニール・ベイリー、エイダン・T・ケイン

(公財) 日本生産性本部 仮訳

電力、金融、ヘルスケア、情報の4分野のレポートを統合しています。

詳細は下記ブルッキングス研究所に掲載の原文レポートをご参照ください。

(<https://www.brookings.edu/articles/harnessing-ai-for-economic-growth/>)

著者ノート

マーティン・ベイリーがこのケーススタディの執筆を主導した。これらのケーススタディは、連邦準備制度理事会のデビッド・M・バーンとポール・E・ソトとの共同プロジェクトの一環として執筆された。我々は彼らから援助と有益なコメントを得た。またEli Schragのファクトチェックにも感謝したい。

ブルッキングス研究所は、質の高さ、独立性、影響力を重視している。我々は多様な資金提供者の支援を受けている。我々の価値観と方針に沿って、ブルッキングスの各出版物はその執筆者の唯一の見解を表している。

1. はじめに

ヘルスケア分野でのAI利用に対する関心の多くは、スキャン画像読み取り、診断改善、治療プロトコル提案、新薬の発見、患者へのより良いサービス提供など、AIが患者ケアの改善に活用できるというものだ¹。AIはまた、書類作業の負担を軽減し、医療従事者の燃え尽きを減らすことによって、より日常的だがおそらく同様に価値ある貢献をする可能性も持っている²。米国の医療費は2023年にGDPの17.6%と他国を大きく上回り、家計や政府予算に深刻な負担を強いている（Martin et al.2025）。医療の質を維持あるいは向上させながら、AIが医療費を引下げ、あるいは増加を遅らせることができれば、それは大きな利益となる。

過去の医療費削減努力は、あまり成功していない³。アメリカ人は他先進国の人々より医療を多く利用しているのではなく、むしろ医療提供者のサービスに対し多くの費用を支払っているのであり、大企業による給付費削減の努力でさえこれらの支払いを削減する力を欠いている(Blumenthal 2021; Wager and Cox 2024)。医療保険法 (Affordable Care Act) には、メディケアとメディケイドの巨大な市場支配力を利用しコストを抑制する条項が盛込まれ、コストはいくらか抑制された (Buntin and Graves 2020)。たとえAIが生産性を大幅に向上させる新技術を開発したとしても、システムを運営し、その大部分を支配している医療提供者に受け入れられる必要がある。

ヘルスケアにおけるAI技術導入のもう一つの障壁は、信頼の問題である。有名な話だが、生成AIは幻覚を見たり、エラーを起こしたりしやすい。例えば、スキャン画像の読み取りに使われる機械学習や予測AIもミスを犯すことがある (Greenstein et al. 2024)。患者も医師も、有害かもしれない過ちを犯す新しい技

術を使うことに抵抗を感じるのは当然である。AIと人間による分析を組合せても、必ずしも人間だけよりもうまくいくとは限らない。放射線科におけるAI使用に関する研究では、AI使用を過度に支持する医師もいれば、AI使用を過度に否定する医師もいることが示されている (Agarwalaら、2023年)。

利用を妨げるもう1つの要因は、「データ保管」と「データセキュリティ」に関するものだ。大規模なAIモデルを稼働させるためには、モデルの学習プロセスに活用するために患者データをすぐ利用できる状態にする必要がある。このため、情報の安全性が十分でなく、漏洩したりリバースエンジニアリングされたりする可能性があると患者が感じれば、不安が生じる可能性がある。

ヘルスケアにおけるAI導入には障壁があるにもかかわらず、ヘルスケアAIプログラム開発には多大な関心が寄せられている。医療費の規模が大きいため、プログラムを開発する企業のターゲットとなっている。成功した開発者には多大な見返りがあり、社会への見返りも相当なものになるだろう。ハーバード大学を代表する医療経済学者David Cutler氏とマッキンゼー・アンド・カンパニーのコンサルタント3名からなるチームは、AIが医療の生産性を5~10%向上させ、今後5年間で2,000億~3,600億ドル (2019年ドル換算) の節約をもたらすと試算している (Sahni et al.2024年)。

ヘルスケア分野におけるAIのレビューは、この技術の大きな可能性を示しているが、同時に普及への障壁も示している。より信頼性を高めるため、基礎技術のさらなる進歩が必要である。また、技術的スキルが低くても医療スタッフがAIを利用できるよう、ユーザーフレンドリーなアプリケーションが必要である。加えて、この分野では変化に対する抵抗が強く、AIの可能性を完全に実現するには何年もかかる可能性があることを示唆している。

2. AIが医療に貢献する可能性

メイヨークリニック出版編集者（2024年）およびマッキンゼー・アンド・カンパニー（Spatharou et al. 2020年）によれば、AIからの貢献が期待されている医療分野は以下の通りである：

- AIアルゴリズムを使って大量の医療データを検査し、臨床担当者が診断を下したり、見逃していたかもしれない問題を特定したりできるようにすることで、患者の転帰を改善する。
- データ入力、患者の来院スケジュール、請求書作成などの事務作業を引き受ける。医療従事者が臨床治療に専念できるようにすることで、コストを削減し、労働力不足を緩和することができる。
- コスト削減のために資源配分を最適化する。
- 初期症状を示す患者の医療問題を予測することで将来のより深刻な（そしてより費用のかかる）問題を回避するための予防医療を行うことができる。
- 治療薬となりうる化学物質の提案、生物学的データの分析、既存薬の新たな用途の提案により、新薬開発のペースを加速させる。

さらに2つのAIの応用が提案されているが、本論文では取り上げない（Daley 2025）：

- 医療データを管理する。
- AIを使ってロボット手術を改善する。

いずれも重要なテーマだが、すべてを網羅することはできないため、ここでは分析を限定することにした。特に、AIに関するこのプロジェクトでは、AIの能力が向上中であるためロボットの利用拡大について詳しく調べていない。これは今後の研究課題である。

2.1. 治療改善のために大量のデータを活用する

医療において非常に重要なことは、データ分析である。人体は非常に複雑な有機体であり、医師は人体解剖の詳細な画像を記憶するだけでなく、患者が罹患する可能性のあるすべての病気や問題について百科事典的な知識を得る必要がある。ある患者のカルテには、血圧や体温などの日常的な測定に加え、スキャン、遺伝情報、口頭での問診、症状のリストなど、おそらく数百に及ぶ個別の情報が含まれている。ほとんどの患者は、治療や検査を長年受けている。時間的制約から、医師が診察前に患者の記録を読む時間は数分しかないかもしれない。時間的制約がなくとも、医療提供者間で情報共有されなかったり、互換性のないデータシステムだったりして、医師が読むことのできる記録は不完全である。医師にとってのこの課題は、AIに関するより広範な困難の一例でもある。AIは、多くの状況で異なるサイロにあるデータにアクセスする必要があるのだ（Davenport and Mittal 2023）。

医学研究と治療は長年にわたって発展しており、医学知識はグローバルなものとなっている。2005年の論文によれば、毎年少なくとも56万件の新しい医学論文が発表されている (Glasziou and Haynes 2005)。癌のような複雑な病気では、手術や放射線だけでなく、患者治療のために何百種類もの薬が利用できる ("Cancer Drugs" n.d.)。つまり、様々な患者の特徴と利用可能な治療法の組合せは、医師が記憶できないほど膨大なのである (Newton 2024)。もちろん、医師が診察するほとんどの症例は日常的なものであるが、簡単そうに見える症例が、治療が難しいと判明することもある。時間的プレッシャーにさらされている医療提供者にとっては医療ミスの危険は常に隣り合わせである。たとえ特定の過誤がなかったとしても、提供された治療が最適なものでない可能性もある。AIは、診断や治療プロトコルを提案することで、医療提供者を支援する可能性を秘めている。膨大なデータセットの分析は、AIが得意とするところである。これらのプログラムは、長大なカルテを見て患者のニーズと照らし合わせながら、可能性のある治療法の幅を広げることができる。最新のAIモデルは、構造化されていないテキストデータに対して特に優れたパフォーマンスを発揮する。もちろん、医師やその他の医療提供者は、AIプログラムがミスを犯さないよう、患者に施される治療を管理し、治療の最終決定を下す必要がある。

AIによる医療改善の例：多発性囊胞腎疾患 (PKD)において、研究者らは腎臓の大きさ—特に総腎容積として知られる属性—が、将来の腎機能低下の進行速度と相關することを発見した。しかし、総腎容積を評価することは、非常に有益ではあるが、何十枚もの腎臓の画像を次から次へと分析しなければならず、患者一人当たり約45分もかかる面倒な作業である。メイヨークリニックPKDセンターで開発された技術により、現在、研究者たちは人工知能 (AI) を使ってこのプロセスを自動化し、秒単位で結果を出すことが可能になった (Mayo Clinic Press Editors 2024)。

医療現場でのAI利用には実証可能な利点がある一方で、採用には大きな障壁がある。ひとつは、病院の予算委員会が、これら技術にかかるコストと、そのコストを正当化できるだけの新たな収益を生み出せるかどうかについて懸念を抱く可能性があることだ。さらに、仮に病院がこれらの技術に投資したとしても、実際に使用するかどうかは医師次第である。医師は、一見医師を置換るために設計されたような技術を採用することに消極的かもしれないが、技術開発している企業は、医師の置換が目的ではないと主張するだろう⁴。

医療スタッフと管理者がAI応用について意見を異にすることへの懸念は、2023年8月のワシントン・ポスト紙「病院のボスはAIが好きだ。医師と看護師は心配している」 (Verma 2023) という見出しの記事で紹介されている。実際の記事は見出しから想像されるよりバランスの取れたものであるが、医療従事者の異なるグループ間で意見の鋭い相違、特にAIが患者ケアを改善するという証拠に対する看護師組合代表の懐疑的な意見が報告されている。

新技術への抵抗のもう一つの原因是、効率を上げるはずの過去のデジタル技術の利点をめぐる医療関係者の懐疑心から来ている。スタンフォード大学の医師であり医学研究者でもあるNirav Shahの最近の記事 (Columbus 2024) を引用しよう。「紙ベースの世界では患者を入院させるのに45分かかっていたが、電子カルテのおかげで1時間45分かかるようになった。」

生成AIの使用に対するこれらの障壁があっても、新技術が決して使用されないわけではない。一部の先進的な病院や診療所が、医師、看護師、放射線技師、その他スタッフの生産性を高めるのに効果的であることを発見すれば、病院管理者や医師は、経費を節約し、同じスタッフ数でより多くの患者を処理できるようになるだろう。その時点で、技術の利用は急

速に広まる。保険償還スケジュールが、コスト削減技術の使用を組込んだものとなるため、技術採用にプレッシャーがかかるからだ。

メイヨークリニックはAIを業務に活用しており、治療を改善し、事務処理を合理化する新しい方法を研究している。非常に大規模な医療機関なので、AIプログラムを訓練するための患者データにアクセスすることができ、開発への投資財源もある⁵。AIは放射線検査の一次読影を行えるため、医師や放射線技師の時間を節約できる。AIは患者のリスク評価を行い、大腸ポリープを特定し、研究開発に関する最新情報を医師に提供できる。また、クリニカル・ノートやフォームへの記入といった、事務処理負担が大きい業務の代替AIも開発中である。

2.2. 診断ミス

診断ミスはAIの登場とともに始まったわけではない。このような過誤は、患者への治療が始まって以来存在していた。2015年に米国科学アカデミーが診断ミス発生率を調査するため招集した委員会は、AI使用以前のミスの頻度について数値を示すことを拒否した (Committee on Diagnostic Error in Health Care 2015)。医療研究品質局（保健福祉省の一部）は、そこまで沈黙はせず、医療過誤が米国における患者死亡の10%に寄与していると明らかにしている (Kavanagh 2023)。British Medical Journal Quality and Safety誌は、米国では年間795,000人の患者が診断ミスによって深刻な被害を受けているという推計を発表した (Newman-Toker 2024)。

人間によるエラーとコンピューターによるエラーには違いがある。毎年何千人の人々が、人間の運転ミスによる自動車事故で命を落としている。交通事故犠牲者を減らす努力はなされているが、多くの人々は便利な移動という利点と引換えに、事故リスクを受入れている。しかしコンピューター制御自動車が事故を起こすと見出しが大きくなり、規制強化

を求める声が上がる。道路を横切る歩行者や駐車中の緊急車両を認識できない車の話を聞けば、不安になるのは理解できる。同様に、患者は人間の医師から治療を受けたいと思うものであり、特にその医師が優れた態度の場合はなおさらである。もしコンピューター・システムが誤った診断で患者を傷つけたと知れば、医師かAIシステム提供者、あるいはその両方に対し苦情が寄せられ、訴訟に発展する可能性もある。AIは非常に新しいため、AI企業を保護する規制や保険はほとんどなく、AI企業はより脆弱である。

患者をAIによる診断ミスから守るために（そしてAI企業や病院を訴訟から守るために）、今のところAIは診断医の代替ではなく、医師が使用する診断ツールとして扱われるべきである。AIプログラムは医師に選択肢を提案できるが、医師の判断を覆せない。AIを医療に活用する上で重要なのは、AIの提情報は時に破棄されるべきである、ということだ。技術が進歩するにつれて、AIプログラムはより有用になり、間違いが少なくなっている。例えば新しい大規模言語モデル（LLM）には思考の連鎖プロセスが組み込まれており、特定の診断を選択した理由を説明できるため、医師が正しい判断を下す助けとなる。

2.3. 新薬の発見と開発

医薬品の発見と生産における生産性向上が強く求められている。労働統計局による医薬品製造の生産性指標データによると、1987年以降の成長率は低く、近年マイナスに転じている。

データは興味深いが、新薬製造で製造部分が最も重要なわけではない。新薬は時代とともに複雑化し、今や単純な錠剤ではなく製造コストがはるかに高い生物製剤が多い。また多くの医薬品が海外で製造され、より特殊な製品の製造が米国に委ねられている。

医療費と治療成果の両方にとり重要なのは、製造コストより研究開発（R&D）とR&Dの生産性である。

表1

医薬品・医療品製造業 労働時間当たり生産性、年率成長率、年率パーセント

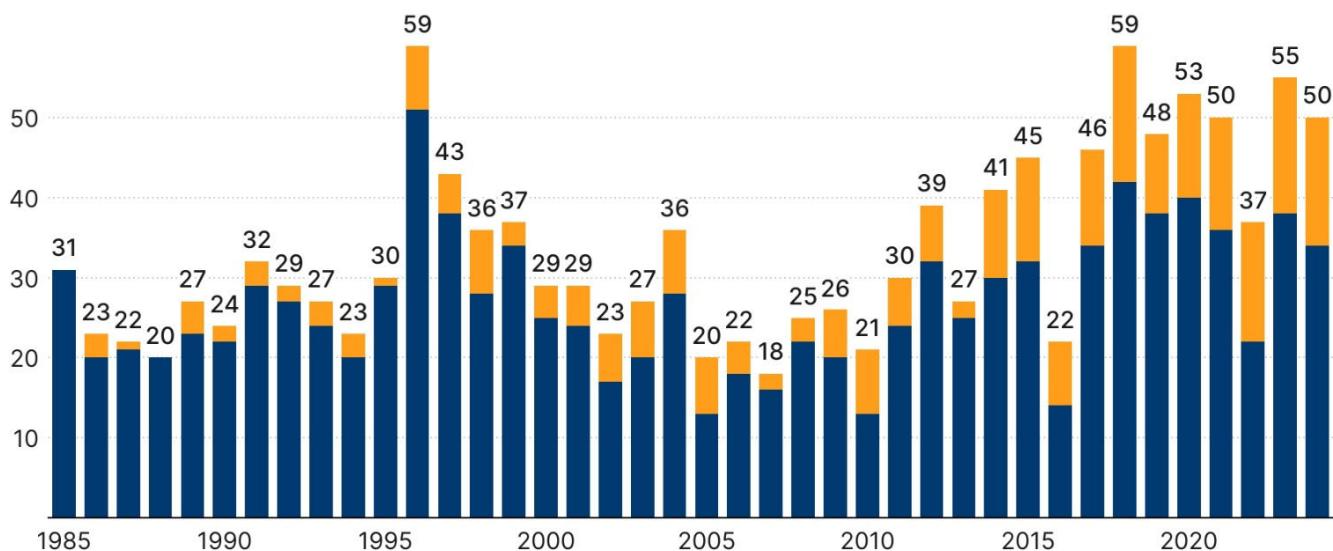
1987-1995	1.12%
1995-2007	0.44%
2007-2018	-3.41%
2018-2023	-0.37%

出典：労働統計局 生産性技術室（2025年）

図1

Number of new drugs approved by the Food and Drug Administration, 1985-2024

■Chemical entities ■Biologics



Source: De La Torre and Albericio (2024), using data from the Food and Drug Administration

B | Center on
Regulation and Markets
at BROOKINGS

図1は1985年から2024年までにFDAが承認した新薬数、即ち新規化学物質と生物学的製剤の数を示している。

薬剤費は医療費全体の約9%を占める重要な要因である（Hughes 2023）。今日、処方医薬品のほとんどは特許切れで一般に安価だが、新薬開発コストはますます高くなっている。一部は非常に高額で取引されている。保険会社に大きな負担を強いる、または包括的保険の適用外患者にとって手の届かない薬となっている。米国議会予算局の2021年報告書（Austin and Hayford 2021）は、現在のコスト状況を振り返り、新薬の開発

コストは1990年代から2010年代初頭までの10年以上にわたって年率約8.5%で上昇した、という研究を引用している（DiMasi et al. 2016）。OECDの報告書によると、承認された新薬1つあたりの平均実質コストは2016～20年には約20億ドルで、CRISPRなどの技術開発により、2011年以降の25億ドルから下がっている（OECD 2023）。AIが新薬の開発コストをさらに下げ、有効な新薬の数を増やすことができれば、医療費全体の削減と医療の質向上の両方に貢献することができる。

経済協力開発機構の調査（OECD 2023）によると、AIは次のような点で創薬に役立っている。

- ・タンパク質の立体構造解析：DeepMindのAlphaFold2プログラムにより、研究者はタンパク質の3次元構造を理解ができる。タンパク質の立体構造は体内での機能にとってタンパク質の化学構造と同様に重要であり、これまで研究者は体内のほとんどのタンパク質がどのように折り畳まれているか不知であった。プログラムが開発されて間もなく、人体内のすべてのタンパク質の構造を予測することが可能になった。
- ・次のステップは、調査中の特定疾患に対して、どのタンパク質がターゲットになるのかを見つけることだ。様々なデータセットを使いこの問題へのアプローチ方法を検討しているAI企業はいくつかあるが、今のところ明確な勝ち筋はない。研究者たちは、病気が身体に与える影響について、従来の知識に頼っている。
- ・ある疾患を標的にできる分子を特定することが次のステップだが、可能性のある分子は 10^{60} もあるため、可能性の範囲は無限である。この数は、研究対象の疾患や研究分野に応じ、市販のスクリーニング・プラットフォームを使って管理しやすい大きさにまで減らされる。その後、AIプログラムを用い特定疾患を攻撃する可能性のある分子が提案される。これらは既に選択肢を示唆する上で貴重ではあるが、治療に使用する適切な化学物質の正確な予測はまだできない（例えば、Tranchero 2024を参照）。
- ・有望な最初の分子が提案されると、さらに精製プロセスを経て元の分子よりも優れた治療特性を持ち、毒性の低いリードと呼ばれる分子が特定される。リードが特定されると、その分子が病気に対して有効かどうか、毒性はどのようなものかを確認するために動物実験が行われる。

AIの創薬への活用に対する継続的な関心は、最近ベンチャーキャピタルから10億ドルの資金提供を受けたXairaの立ち上げが物語っている（Xaira Therapeutics 2024）。Xaira設立のきっかけとなったのは、ワシントン大学のDavid Bakerの研究室である。彼は数年前からAIモデルを使い、構造化された定量データに対して深層学習モデルを用いて新しい治療用分子を生成してきた。新会社には、ノーベル賞受賞者を含む非常に優秀な上級スタッフと取締役がいる。

新薬開発におけるAI利用について肯定的な見解を示しているのは、Information Technology & Innovation Foundationの調査によるSandra Barbosu (2024)である。彼女は、AIは「医薬品開発の効率を高め、新治療法の提供を加速し、競争を促進する可能性がある」と主張している（Barbosu 2024, 1）。AIの利用はまだ初期段階にあると指摘するが、Barbosuは、AIが化学物質の同定だけでなく、臨床試験プロトコルの合理化や試験デザインの最適化など、医薬品開発プロセスのいくつかの段階で効率を改善したと報告している企業や研究機関を特定している。

今のところ、AIの利用によって新しい医薬品が大量に出現することはない。その理由はなぜだろうか。Bender and Cortés-Ciriano (2021) は、その理由として、医薬品開発目的でコンピューターを利用することは新しいアイデアとは言い難いと指摘する論文で論じている。彼らは、1981年の『フォーチュン』誌表紙記事「次の産業革命：Merck社コンピューターによる医薬品デザイン」を取り上げている。この指摘は、生産性向上に対するAIの将来的な寄与を評価する際には、コンピューター化の歴史全体ではなく、その付加的（あるいは限界的）寄与を見るべきだという事実を浮き彫りにしている。Bender and Cortés-Ciriano (2021) のもう一つの主張は、化学は使った分析に適しているが、生物学はそうではないということである。彼らは言う：「受容体の構造変化、平

衡状態、偏ったシグナル伝達など、複雑な生物学を理解することは、すでに非常に困難なことだ。遺伝子発現の変化やタンパク質修飾などのより下流の現象、特に空間的・時間的变化をモデル化する場合には、さらに困難になるだけである」(Bender and Cortés-Ciriano 2021, 513)。さらに彼らは、患者選択と臨床試験を改善するために現在使用されている技術は、AIとレッテルを貼られているが、実際にはAIとはほとんど関係がないことを示唆している。結論として彼らは、医薬品開発にAIを使用するのが困難な理由は、AIの訓練に使用できるような適切な種類のデータが収集され、体系化されていないからだと主張している。

3. 結論

本ケーススタディの最初のセクションでは、AIによって5年以内に5~10%の医療生産性の向上が期待できるという Sahniら (2024年) の研究を引用した。ヘルスケアにおけるAIの潜在的な影響をみると、確かにこの程度の改善は可能であることがわかる。われわれが異なっているのは、この規模の節約を達成するために必要な時間軸である。この分野でのAI応用は有望だが、まだ初期段階にとどまっている。特に、米国のように医療提供者が医療手法やアプローチをコントロールできるようなシステムではなおさらである。

Baily and Garber (1997)は、米国、ドイツ、英国の疾病治療を比較した医療生産性の研究について書いているが、疾病治療のプロトコルが、医療提供者の経済的インセンティブの違いに関連した形で、国によって異なっていることが印象的であった。医療提供者に強いインセンティブを与えることができれば、AIを活用して5年以内に5~10%のコスト削減の可能性を達成できるかもしれないが、現在の医療制度ではこの規模の利益を達成するのはかなり遅いと思われる。加えて、この技術はまだ発展途上にある。GoogleのJames Manyika氏とのインタビューにおいて、同氏は、生成AIの近年の開発よりもずっと以前からAIは存在していた、と強調している (Manyika 2024)。とはいえ、この技術はまだ新しく、医療のように生死にかかわる問題で、市場原理が単純には働かない分野でその価値を証明するには時間がかかるだろう。

医療分野におけるAIに関する本研究は、汎用技術としてのAIに関する以前の議論とどのように適合するだろうか。Sahniら(2024)の推計が正しいと仮定すれば、AIが医療生産性に与える影響は「新古典派効果」、つまり新技術の適用による生産性の一時的な上昇と見ることができる。もちろん、生産性水準への一時的な影響は、生産性の一時的な上昇を引き起こす。これらの研究者たちは、5~10年という時間軸を越えてAIの影響を推計しようとはしていないが、もし AIが生産性の上昇をもたらすとすれば、それは「新古典派効果」である。先行する汎用技術に見られるような、後続の補完的技術革新があれば、生産性の継続的な向上につながる可能性がある。

参考文献

- Agarwal**, Nikhil, Alex Moehring, Pranav Rajpurkar, and Tobias Salz. 2023. "Combining Human Expertise with Artificial Intelligence: Experimental Evidence from Radiology." w31422. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w31422>.
- Allen**, Bibb, Sheela Agarwal, Laura Coombs, Christoph Wald, and Keith Dreyer. 2021. "2020 ACR Data Science Institute Artificial Intelligence Survey." *Journal of the American College of Radiology* 18 (8): 1153–59. <https://doi.org/10.1016/j.jacr.2021.04.002>.
- Austin**, David, and Tamara Hayford. 2021. "Research and Development in the Pharmaceutical Industry." Congressional Budget Office. <https://www.cbo.gov/publication/57126>.
- Baily**, Martin Neil, and Alan Garber. 1997. "Health Care Productivity." Brookings Papers on Economic Activity, Micro. https://www.brookings.edu/wp-content/uploads/1997/01/1997_bpeamicro_baily.pdf.
- Barbosu**, Sandra. 2024. "Harnessing AI to Accelerate Innovation in the Biopharmaceutical Industry." <https://itif.org/publications/2024/11/15/harnessing-ai-to-accelerate-innovation-in-the-biopharmaceutical-industry/>.
- Bender**, Andreas, and Isidro Cortés-Ciriano. 2021. "Artificial Intelligence in Drug Discovery: What Is Realistic, What Are Illusions? Part 1: Ways to Make an Impact, and Why We Are Not There Yet." *Drug Discovery Today* 26 (2): 511–24. <https://doi.org/10.1016/j.drudis.2020.12.009>.
- Berg**, Sara. 2023. "40% of Doctors Eye Exits. What Can Organizations Do to Keep Them?" American Medical Association. November 28, 2023. <https://www.ama-assn.org/practice-management/sustainability/40-doctors-eye-exits-what-can-organizations-do-keep-them>.
- Blumenthal**, David. 2021. "Employers Can't Fix U.S. Health Care Alone." Harvard Business Review. January 12, 2021. <https://hbr.org/2021/01/employers-cant-fix-u-s-health-care-alone>.
- Buntin**, Melinda Beeuwkes, and John A. Graves. 2020. "How The ACA Dented The Cost Curve: An Analysis of Whether or Not the Affordable Care Act Reduced the Annual Rate at Which Total National Health Care Costs Increased and Brought per Capita Health Spending Growth Rates Down." *Health Affairs* 39 (3): 403–12. <https://doi.org/10.1377/hlthaff.2019.01478>.
- Buntz**, Brian. 2024. "How Xaira Therapeutics' \$1B Funding Raise Stacks Up." *Drug Discovery and Development*. April 26, 2024. <https://www.drugdiscoverytrends.com/xaira-therapeutics-billion-dollar-ai-biotech-funding/>
- Bureau** of Labor Statistics, Office of Productivity and Technology. 2025. "Annual Labor Productivity and Costs: Detailed Industries." <https://www.bls.gov/productivity/tables/>
- Cancer Drugs.** n.d. National Cancer Institute. Accessed March 17, 2025. <https://www.cancer.gov/about-cancer/treatment/drugs>.
- Carreyrou**, John. 2018. *Bad Blood: Secrets and Lies in a Silicon Valley Startup*. New York: Alfred A. Knopf.
- Columbus**, Louis. 2024. "Five Ways Generative AI Is Improving Healthcare Today and Defining Its Future." VentureBeat (blog). July 12, 2024. <https://venturebeat.com/ai/five-ways-generative-ai-is-improving-healthcare-today-and-defining-its-future/>.
- Committee on Diagnostic Error in Health Care**, Board on Health Care Services, Institute of Medicine, and The National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. 2015. *Improving Diagnosis in Health Care*. Edited by Erin P. Balogh, Bryan T. Miller, and John R. Ball. Washington, D.C.: National Academies Press. <https://doi.org/10.17226/21794>.
- Corrado**, Greg, and Joelle Barral. 2024. "Advancing Medical AI with Med-Gemini." Google Research. May 15, 2024. <https://research.google/blog/advancing-medical-ai-with-med-gemini/>.
- Daley**, Sam. 2025. "AI in Healthcare: Uses, Examples & Benefits." Built In. January 6, 2025. <https://builtin.com/artificial-intelligence/artificial-intelligence-healthcare>.

- Davenport**, Thomas H., and Randy Bean. 2024. "Mayo Clinic's Healthy Model for AI Success." MIT Sloan Management Review. March 27, 2024. <https://sloanreview.mit.edu/article/mayo-clinics-healthy-model-for-ai-success/>.
- Davenport**, Thomas H., and Nitin Mittal. 2023. All in on AI: How Smart Companies Win Big with Artificial Intelligence. Boston: Harvard Business Review Press.
- DiMasi**, Joseph A., Henry G. Grabowski, and Ronald W. Hansen. 2016. "Innovation in the Pharmaceutical Industry: New Estimates of R&D Costs." *Journal of Health Economics* 47 (May): 20–33. <https://doi.org/10.1016/j.jhealeco.2016.01.012>.
- De La Torre**, Beatriz G., and Fernando Albericio. 2024. "The Pharmaceutical Industry in 2023: An Analysis of FDA Drug Approvals from the Perspective of Molecules." *Molecules* 29 (3): 585. <https://doi.org/10.3390/molecules29030585>.
- Glasziou**, Paul, and Brian Haynes. 2005. "The Paths from Research to Improved Health Outcomes." *Evidence Based Nursing* 8 (2): 36–38. <https://doi.org/10.1136/ebn.8.2.36>.
- Google Cloud**. 2023. "Google Cloud Collaborates with Mayo Clinic to Transform Healthcare with Generative AI." PR Newswire. June 7, 2023. <https://www.prnewswire.com/news-releases/google-cloud-collaborates-with-mayo-clinic-to-transform-healthcare-with-generative-ai-301844437.html>.
- Greenstein**, Bret, Ege Gürdeniz, and Ilana Golbin. 2024. "AI Hallucinations: What Business Leaders Should Know." PwC. June 18, 2024. <https://www.pwc.com/us/en/tech-effect/ai-analytics/ai-hallucinations.html>.
- Gunja**, Munira Z., Evan D. Gumas, and Reginald D. Williams II. 2023. "U.S. Health Care from a Global Perspective, 2022: Accelerating Spending, Worsening Outcomes." <https://doi.org/10.26099/8EJY-YC74>.
- Hughes**, Sam, and Nicole Rapfogel. 2023. "Following the Money: Untangling U.S. Prescription Drug Financing." Center for American Progress (blog). October 12, 2023. <https://www.americanprogress.org/article/following-the-money-untangling-u-s-prescription-drug-financing/>.
- Kavanagh**, Kevin. 2023. "How Artificial Intelligence Is Revolutionizing Diagnosis in Health Care." *Infection Control Today*. December 22, 2023. <https://www.infectioncontroltoday.com/view/how-artificial-intelligence-is-revolutionizing-diagnosis-health-care>.
- Khan** Mamun, Mohammad Mahbubur Rahman, and Tarek Elfouly. 2023. "AI-Enabled Electrocardiogram Analysis for Disease Diagnosis." *Applied System Innovation* 6 (5): 95. <https://doi.org/10.3390/asi6050095>.
- Manyika**, James. 2024. Interview with James Manyika. Virtual Meeting.
- Mayo** Clinic Press Editors. 2024. "AI in Healthcare: The Future of Patient Care and Health Management." Mayo Clinic Press (blog). March 27, 2024. <https://mcpress.mayoclinic.org/healthy-aging/ai-in-healthcare-the-future-of-patient-care-and-health-management/>.
- McKay**, Chris. 2023. "Inceptive Raises \$100 Million to Design New Vaccines and Therapies with AI." Maginative. September 7, 2023. <https://www.maginative.com/article/inceptive-raises-100-million-to-design-new-vaccines-and-therapies-with-ai/>.
- Newman-Toker**, David E, Najlla Nassery, Adam C Schaffer, Chihwen Winnie Yu-Moe, Gwendolyn D Clemens, Zheyu Wang, Yuxin Zhu, et al. 2024. "Burden of Serious Harms from Diagnostic Error in the USA." *BMJ Quality & Safety* 33 (2): 109–20. <https://doi.org/10.1136/bmjqqs-2021-014130>.
- Newton**, Mika. 2024. Episode 37: The Path to a Medical AI Holy Grail: Medical Records Analysis and Automated Treatment Selection; with Mika Newton, CEO of XCures. <https://open.spotify.com/episode/6NXGD6YnluxJlt-MRVV2WI4>.
- OECD**. 2023. Artificial Intelligence in Science: Challenges, Opportunities and the Future of Research. OECD. <https://doi.org/10.1787/a8d820bd-en>.
- Saab**, Khaled, Tao Tu, Wei-Hung Weng, Ryutaro Tanno, David Stutz, Ellery Wulczyn, Fan Zhang, et al. 2024. "Capabilities of Gemini Models in Medicine." arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.18416>.

- Sahni**, Nikhil R., George Stein, Rodney Zemmel, and David Cutler. 2024. "The Potential Impact of Artificial Intelligence on Healthcare Spending." In *The Economics of Artificial Intelligence: Health Care Challenges*, edited by Ajay Agrawal, Joshua Gans, Avi Goldfarb, and Catherine E. Tucker, 49–86. National Bureau of Economic Research Conference Report. Chicago: The University of Chicago Press. <https://press.uchicago.edu/ucp/books/book/chicago/E/bo216091180.html>.
- Spatharou**, Angela, Solveigh Hieronimus, and Jonathan Jenkins. 2020. "Transforming Healthcare with AI: The Impact on the Workforce and Organizations." McKinsey & Company. <https://www.mckinsey.com/industries/healthcare/our-insights/transforming-healthcare-with-ai#/>.
- Stern**, Ariel Dora. 2022. "The Regulation of Medical AI: Policy Approaches, Data, and Innovation Incentives." w30639. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w30639>.
- Taylor**, Nick Paul. 2024. "BenevolentAI Lays off 30% of Staff, Exits US Site in Latest Cuts." Fierce Biotech. April 23, 2024. <https://www.fiercebiotech.com/biotech/benevolentai-lays-30-staff-exits-us-site-funding-gap-looms>.
- Tranchoero**, Matteo. 2024. "Finding Diamonds in the Rough: Data-Driven Opportunities and Pharmaceutical Innovation." Academy of Management Proceedings 2024 (1): 13751. <https://doi.org/10.5465/AMPROC.2024.241bp>.
- Vaswani**, Ashish, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. 2023. "Attention Is All You Need." arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03762>.
- Verma**, Pranshu. 2023. "Hospital Bosses Love AI. Doctors and Nurses Are Worried." The Washington Post, August 18, 2023. <https://www.washingtonpost.com/technology/2023/08/10/ai-chatbots-hospital-technology/>.
- Wager**, Emma, and Cynthia Cox. 2024. "How Do Health Insurance Systems and Coverage in the U.S. Compare to Other Countries? - International Comparison of Health Systems." KFF (blog). May 28, 2024. <https://www.kff.org/health-policy-101-international-comparison-of-health-systems/?entry=table-of-contents-how-do-health-insurance-systems-and-coverage-in-the-u-s-compare-to-other-countries>.
- Wu**, Kevin, Eric Wu, Daniel E. Ho, and James Zou. 2024. "Generating Medical Errors: GenAI and Erroneous Medical References." Stanford University: Human-Centered Artificial Intelligence. February 12, 2024. <https://hai.stanford.edu/news/generating-medical-errors-genai-and-erroneous-medical-references>.
- Xaira** Therapeutics. 2024. "Xaira Therapeutics Launches to Deliver Transformative Medicines by Advancing and Harnessing AI for Drug Discovery and Development." BusinessWire. April 23, 2024. <https://www.business-wire.com/news/home/20240423707240/en/Xaira-Therapeutics-Launches-to-Deliver-Transformative-Medicines-by-Advancing-and-Harnessing-AI-for-Drug-Discovery-and-Development>.
- Yang**, Lin, Shawn Xu, Andrew Sellergren, Timo Kohlberger, Yuchen Zhou, Ira Ktena, Atilla Kiraly, et al. 2024. "Advancing Multimodal Medical Capabilities of Gemini." arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.03162>.

注釈

- 1 Stern(2022)は、医療分野におけるAIの規制とAI機器の特徴を探求している。Allenら(2021)は、放射線技師の30%がスキャンの解釈を強化するためにAIを使用していると報告している。Khanら(2023)は、診断へのAIの利用を検討している。DeepMind Google (Saab et al. 2024) は、タンパク質の立体構造を理解するために、機会学習を用いてAlphaFoldを開発し、最近、より広範なクラスのプロテオーム（特定の生物、組織、細胞が持つタンパク質の全体集合）に適用できるAlphaFold2をリリースした。
- 2 米国医師会は2021年から22年にかけての調査結果を報告し、医師の40%が2年以内に所属する組織からの離脱を検討していることを明らかにした (Berg 2023)。
- 3 アマゾン、JPモルガン・チェース、バークシャー・ハサウェイはコスト削減のためにヘブンと呼ばれる連合を結成したが、失敗に終わり解散した (Blumenthal 2021)。
- 4 これは、米国市場でスキャニング・ソフトウェアやその他のAIを販売している医療AI企業の代表者へのBailyによる徹底的なインタビューに基づいている。同社は匿名を希望した。
- 5 Davenport and Bean (2024) およびMayo Clinic Press Editors (2024) を参照のこと。

情報分野におけるAI

ソフトウェア、顧客サービス、デザインを進化させる

マーティン・ニール・ベイリー、エイダン・T・ケイン

(公財) 日本生産性本部 仮訳

電力、金融、ヘルスケア、情報の4分野のレポートを統合しています。

詳細は下記ブルッキングス研究所に掲載の原文レポートをご参照ください。

[\(https://www.brookings.edu/articles/harnessing-ai-for-economic-growth/\)](https://www.brookings.edu/articles/harnessing-ai-for-economic-growth/)

著者ノート

エイダン・ケインがこのケーススタディの執筆を主導した。これらのケーススタディは、連邦準備制度理事会のデビッド・M・バーンとポール・E・ソトとの共同プロジェクトの一環として執筆された。我々は彼らから援助と有益なコメントを得た。またEli Schragのファクトチェックにも感謝したい。

ブルッキングス研究所は、質の高さ、独立性、影響力を重視している。我々は多様な資金提供者の支援を受けている。我々の価値観と方針に沿って、ブルッキングスの各出版物はその執筆者の唯一の見解を表している。

生成AI技術は近年、目覚ましい進歩を遂げ、さまざまな産業で興味深く有用な応用が進んでいる。経済の様々な側面をカバーする広範な産業の1つが情報分野であり、顧客サービス担当者、ソフトウェア開発者、コンピュータープログラマー、グラフィックデザイナーなどの職業が含まれる。ChatGPTやその他の生成AIアプリケーションは、これらの職業に幅広く応用され、この分野の生産性を向上させる可能性を秘めているが、同時に、雇用を奪う大きなリスクもはらんでいる。AIシステムが進化するにつれ、特定の職務機能を自動化する可能性があり、労働力の需要が変化し、新たなスキル適応が必要となる可能性がある。このケーススタディでは、関連する研究や活用事例を調査することで、情報分野内の特定の職種において、どのように生成AIが適用されているかを詳細に説明する。情報分野には幅広い職種があるため、ここでは情報分野の3つの特定分野、コンピュータープログラミング、顧客サービス、グラフィックデザインに焦点を当てる。

このケーススタディの構成は以下の通りである：まず1章で、情報分野の概要を説明する。2章では、情報分野における生成AIの応用事例を、特にコンピュータープログラミング、顧客サービス、グラフィックデザインに焦点を当てながら説明する。最後に、3章で結論を述べる。

1. 情報分野の概要

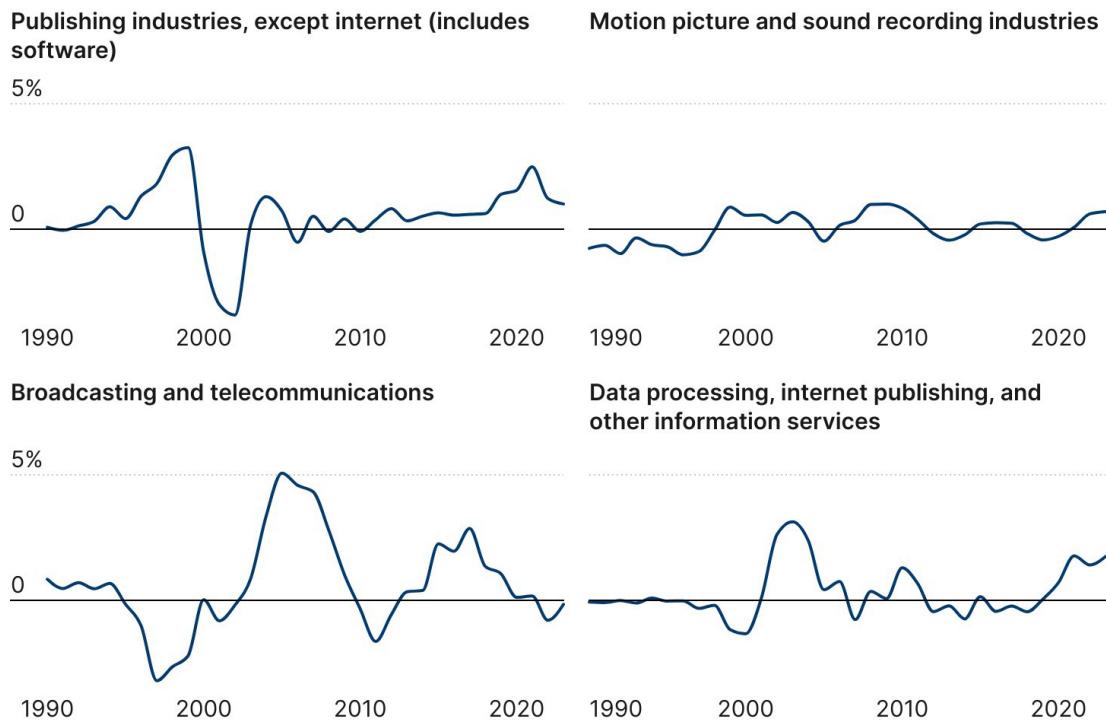
情報分野はサービス提供産業であり、北米産業分類システム（NAICS）によると、以下のプロセスに従事する事業所で構成されている：「(a)情報・文化製品の生産・流通、(b)これらの製品およびデータ・通信の送信・流通手段の提供、(c)データ処理」（“Industries at a Glance: Information: NAICS 51” n.d.）。米国的情報分野には約37万1,000の事業体があり、AT&T、Meta Platforms、マイクロソフトなどの大企業がこの分野で事業を展開している（“NAICS Code Description: 51 – Information” n.d.）。この部門は、ソフトウェア出版、従来型出版、インターネット専門出版を含む出版業、映画・録音業、従来型放送とインターネット専門放送を含む放送業、電気通信業、ウェブ検索ポータル、データ処理業、情報サービス業など、いくつかの主要な要素で構成されている（“NAICS Code Description: 51 – Information” n.d.）。

情報分野は、その下位産業にわたって幅広い職種を包含している。出版では、記者、特派員、グラフィックデザイナーなどが活躍している。電気通信では、エレクトロニクス・エンジニアや顧客サービス・レプリゼンタティブなどの専門職が、データ処理やホスティング・サービスでは、コンピュータープログラマー、ソフトウェア開発者、ITサポート・スペシャリストが活躍している。この分野には多様な職種があるが、AIが労働者の生産性を高める可能性が大きい職種もいくつかある。

情報分野のある枠組みでは、情報分野を「情報の創造」「情報の移動」「情報の利用」の3つの分野に分解している（Raphael 1989）。情報分野の「創造」分野は、新聞、定期刊行物、市場調査、図書館、経済・金融データなどのサブマーケットで構成されている。「移動」分野には、テレビ、ラジオ、電話サービス、通信機器などのサブマーケットが含まれる。

図1

Information subindustry contributions to total factor productivity growth



Source: Bureau of Labor Statistics, Office of Productivity and Technology (2025)

Note: Calculated using Domar weights and 3-year moving averages.

B | Center on
Regulation and Markets
at BROOKINGS

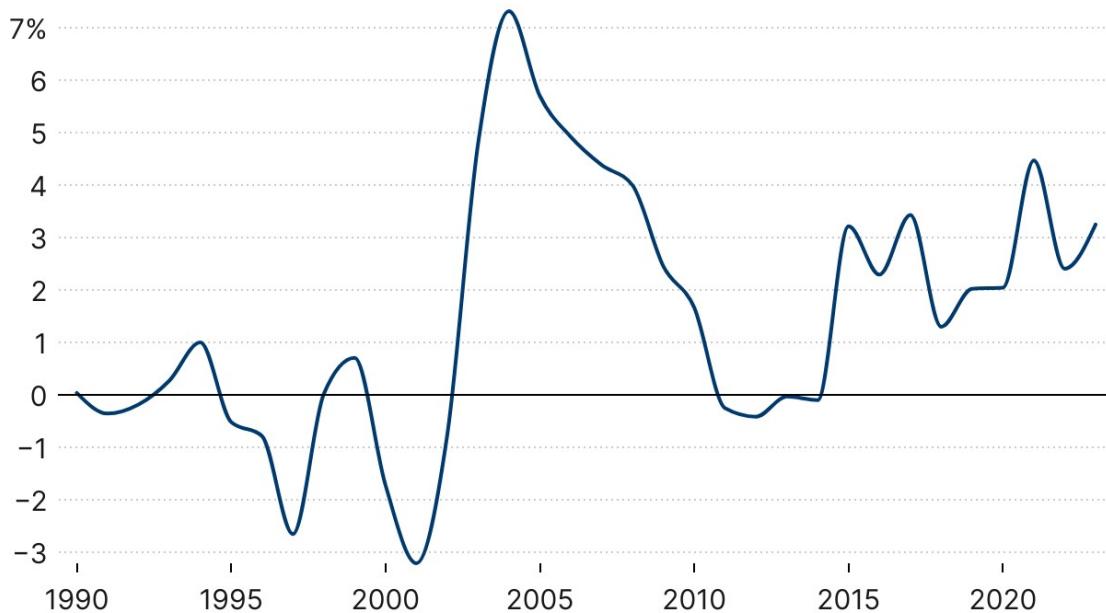
最後に、「利用」分野には、取引プロセッシング、家電製品、コンピューター・ハードウェア、電子メールが含まれる。この分野の事業所をグループ化するための同様の枠組みでは、以下3つのカテゴリーに分けられる：「(1)情報・文化製品の生産・販売に従事する事業所、(2)これらの製品やデータ・通信を送信・配信する手段を提供する事業所、(3)データ処理を行う事業所」である（"Industries at a Glance: Information: NAICS 51" n.d.）。

情報分野における生産性の伸びは、ここ数十年で最も高い水準を維持している。図1および図2に見られるように、情報分野は2000年代半ばに力強い生産性上昇を経験したが、これは主に放送・通信サブ分野の生産性が大きく伸びたことを意味する。1990年から2010年まで、データ処理、インター

ネット出版、その他の情報サービスは、2004年を除いて生産性上昇にあまり寄与しなかった。2020年以降、データ処理、インターネット出版、その他の情報サービスサブ分野は、より広範な情報分野の中で大幅な生産性上昇に貢献している。COVID-19の流行は、デジタルツールへの依存度を高め、企業のリモートワークやオンラインプラットフォームへの移行を加速させたため、こうした上昇の一部を後押ししたと思われる。さらに、データ処理サービスは本質的にリモートワークに適しているため、企業は物理的なオフィス経費を削減することができ、従業員の生産性を押し上げる可能性のある労働力管理システムの改善から潜在的に恩恵を受けることができたと思われる。

図2

Information industry's contribution to total factor productivity growth



Source: Bureau of Labor Statistics, Office of Productivity and Technology (2025)

B | Center on
Regulation and Markets
at BROOKINGS

Note: Calculated using Domar weights and 3-year moving averages.

2. 情報分野におけるAIの応用

生成AIは、コンピュータープログラミング、顧客サービス、編集者、グラフィックデザイナーなど、情報分野の主要な職種に幅広く応用されている。これらの職種では、GitHub copilotやAdobe PhotoshopのGenerative Fillのような生成AIを搭載したツールによって、最もイノベーションが起きている。こうしたAIの応用は、情報分野の労働者の生産性を向上させ、長期的には生活水準と賃金の上昇につながる可能性を秘めている。

2.1. コンピュータープログラミング

AI支援ソフトウェア開発は、コーダーの生産性向上を支援する生成AIを搭載した新しい技術である。これらの支援においてはコーディング統合され、インテリジェントなコード提案と自動補完が提供される。AI支援ソフトウェア開発プログラムの例としては、GitHub Copilot、Amazon CodeWhisperer、Replit Ghostwriterなどがある(“GitHub Copilot - Your AI pair programmer” n.d.; “What is CodeWhisperer?” n.d.; Masad et al. 2022)。

これらAI支援ソフトウェア開発プログラムは、コンピューターコーディングにおけるAI活用に関する多くの事例研究の対象だ。Cuiら（2024）は、GitHub Copilot使用のソフトウェア開発者は、使用しないソフトウェア開発者より 26.08%多くタスクを完了することを発見した。またPengら（2023年）は、GitHub Copilotを利用したソフトウェア開発者は、GitHub Copilotへのアクセスが提供されていない対照グループより55.8%早くタスクを完了したことを発見した。このプログラムは開発者の生産性を高めるだけでなく、GitHubが後援したある調査によると、仕事の満足度と楽しさも高めている（Gao and GitHub Customer Research 2024）。具体的には、90%の開発者がGitHub Copilotを使うことでより仕事にやりがいを感じるようになったと回答している。同調査では、AI支援ソフトウェア開発プログラムの急速な採用も判明しており、GitHub Copilot導入に成功した参加者割合は80%を超えていた。5万以上の組織がGitHub Copilotを採用し、2025年2月下旬時点でのデータ処理、ホスティング、関連サービス（NAICS 518）企業の約30%が過去2週間に何らかの形でAIを利用していた（Nadella and Hood 2024）。¹

GitHub copilotは、ソフトウェア開発のプルリクエスト（PR）プロセスも改善できる。プルリクエストとは、開発者がコードベースの変更を提案し、メインプロジェクトにマージする前にチームメンバーからフィードバックを得る方法だ。GitHub Copilot for Pull Requestsは、PR関連の様々なプルリクエストの自動化を目的としたサービスだ。これには、変更点のサマリー生成やチームメンバーのプルリクエストレビュー支援などが含まれる。Xiaoら（2022）は、GitHubのCopilot for PRsの影響を調査し、Copilot for PRsによってレビュー時間が19.3時間短縮され、PRがマージされる可能性が 57%高まることを発見した。

AIはまた、開発者がコードのある言語から別の言語に翻訳することも助けられる。このプロセスはルールベースの手法が一般的だが、AIも同様の機能を果たすことができる。ニューラル機械翻訳（NMT）モデル

の一例として、Meta AIの研究者が開発した翻訳モデル「Transcoder」がある。コーディング言語にもよるが、25%～92%の確率で正しいコード翻訳を行う（Lachaux et al.）。正しい翻訳を達成するために、コード移行のエラーを特定し、修正するための人間の労力が必だ。Weiszら（2022）は、Transcoderがソフトウェア・エンジニアのコード翻訳パフォーマンスに与える影響を推定し、翻訳が不完全であったり、誤りがあつたりしたにもかかわらず、Transcoderの出力によって支援された参加者は、Transcoderなしで作業した場合よりも、誤りの少ないコードを作成することを発見した。

AIや大規模言語モデル（LLM）は、プログラム修復、コードレビュー、デバッグといったソフトウェアメンテナンスにも役立つ（Hou et al.）。プログラム修復は、ソフトウェアのバグや欠陥を特定し修正するプロセスであり、LLMを使用し自動化できる。LLMはプログラム修復で強力に機能し、バグや欠陥に対するパッチ生成ができる。LLMはまた、コードに潜むセマンティクスや依存関係を捉えることもできる。コードレビューでは、開発者はコードを調査してエラーを発見し、脆弱性を見つけ、品質上の問題に対処する。膨大なコードリポジトリで訓練されたLLMは、レビュアーがコードを包括的に理解するのを支援し、より正確な検出を可能にする。エラーや問題を見つける。これらのモデルは、コードの改善や最適化のための提案も提供できる。

コードクローン検出、バグ再現、重複バグ報告検出、ロギング、バグ予測など、ソフトウェア保守のLLMアプリケーションは他にも多い。コードクローンは同一コードのサンプルで、構造的または意味的に等価である。Sharmaら（2022）の研究では、トランスフォーマーベースのLLMであるBERTをコードクローン検出の識別に使用し、21～24%の増加を発見した。さらにLLMはバグの再現利用：FengとChen（2023）は、バグ報告から再現手順（S2R）をコードクローン抽出のLLMを紹介している。ロギングとは「ソフトウェア・アプリケーションの動作中のイベント、メッセージ、情報を系統的に記録すること」で、LLM使用により強化できる（Hou et al.）。

2.2. 顧客サービス

生成AI利用から恩恵を受けられる情報分野のもう一つの職業は、顧客サービス担当者である。顧客サービスは製品・サービスの購入・利用の前、最中、事後に企業が提供する支援やサポートである (Ferraro et al. 2024)。2023年5月現在、雇用されている顧客サービス担当者は約280万人で、12万4600人が情報分野出身である (“Customer Service Representatives” 2024)。情報分野の顧客サービス担当者の時給中央値は22.33ドルで、全職種平均（19.08ドル）を上回っている。顧客サービス担当者は、顧客とのやり取りや取引記録を取ったり、問合せに対応するために連絡を取ったり、製品やサービスに関する情報を提供したりと、幅広い業務を行っている（「43-4051.00- Customer Service Representatives」2025年）。

AIは長年にわたり接客業で使われてきたが、従来は予測AIに頼ってきた。パターン認識、自動化された予防、最適リソース配分など、使用される予測AIアプリケーションは多岐にわたる (Koundinya 2024)。AIはパターン認識を使い顧客の共通ペインポイントを特定したり、問題が蔓延する前に発見したりする。さらにAIは自動的な予防措置を実施し、プロアクティブなサポート介入を提案することで、顧客サービスに活用できる。また、サポート量傾向を予測し、スタッフの配置レベルを最適化することで、注意力などのリソース配分も改善できる。

生成AIが登場する以前から、「チャットボット」は顧客サービスで質問回答、ガイダンス、製品推奨など日常業務を支援、完了するために広く使用してきた。これは会話を通じ顧客と対話する人間のコミュニケーション・スキルをシミュレートできる、汎用的ソフトウェア・システムといえる (Misischia et al.2022)。顧客の問題に対する個別の支援を人間より低成本で提供したい企業に

とって、非常に有用である。チャットボットは特に、定型リクエストに有用で、企業は従業員を高スキルタスク対応に集中させられる。また24時間365日いつでも顧客対応でき、応答時間短縮、アクセシビリティを向上できる。しかしその効果は製品タイプ (Ruan and Mezei 2022)、消費者の購入意向 (Chen et al 2023)、企業タイプ (Xiao and Kumar 2021) など、いくつかの要因に依存する。例えば製品が体験的な場合、人間の顧客サービス担当者はAIチャットボットより良い結果を出す傾向があり、製品が機能的な場合、AIチャットボットは人間よりも良い結果を出す (Ruan and Mezei 2022)。

生成AI導入でチャットボットの能力は拡大し、顧客サービス職種での利用が可能になった。生成AIは担当者がニーズを把握し解決策を提案するよう、ユニークで新しいアウトプットを作り出せる。またウェブリンクやナレッジベースなど、AIが学習したリソースを使用しリクエストへの回答を自動生成できる。さらに自然言語処理を使用して感情を分析し、ニーズを特定できる。

生成AI搭載チャットボットは、労働者や雇用者に様々なメリットをもたらし生産性も高める。生成AIを利用した顧客サービス担当者の生産性は大幅に向かう。AIはパーソナルアシスタントとして利用可能で、サービス問合せに対し個別回答生成に役立つ。関連するデータでトレーニングされたAIモデルは、顧客情報、社内ナレッジベース、信頼できるサードパーティーソースを活用し、自然言語による回答も提供できる。顧客サービス担当者の生産性向上メリットも報告されており、Brynjolfssonら(2023)は、AIベースの会話アシスタントを利用すると、1時間当たりに解決された問題で測定される生産性が平均14%向上することを発見した。他の研究と同様、ある職種において、生成AIは低スキルの初步的労働者の生産性を大幅に向上させる一方で、高スキルの経験豊富な労働者への効果は小さい。

現在、企業で使用されている最先端の革新的AIを搭載したチャットボットは、IBMのWatson Assistant、SalesforceのService Cloud Einstein、GoogleのDialogflowなどがある。IBMのWatson Assistantは、顧客とコミュニケーションし、サービス業務の生産性を高める会話型AIである。このAIモデルは、複雑な問合せを理解し、顧客のセルフサービスを可能にする。IBMが委託したWatson Assistant導入効果調査では、導入した顧客サービス・エージェントは、対話処理時間を最大30%短縮できていた（Forrester Consulting 2023）。

チャットボットの顧客サービス統合には利点が多いが、欠点も多い。例えばデータのセキュリティリスクは、顧客の混乱、不満、逃避を招く可能性がある。Ferraroら（2024）は、顧客サービスのAI活用における重要なパラドックスを次のように強調する：チャットボットは人間とインタラクションがなく、顧客の孤立化を招く可能性がある。チャットボットのデータ利用は、企業が顧客サービスをパーソナライズするのに役立つが、プライバシーに関する懸念を引き起こす可能性がある。

2.3. グラフィックデザイナー

グラフィックデザイナーは、コンピューターソフトウェアや手作業で、消費者を魅了し、情報を与え、刺激するアイデアを伝える視覚的コンセプトやデザインを作成する。広告、パンフレット、雑誌、報告書など、様々な用途のレイアウトや制作要素をデザインする。米国では2023年5月現在、約21万2,720人のグラフィックデザイナーがあり、うち2万3,280人が情報分野出身で、全体の約10%を占める。情報分野のグラフィックデザイナーの時給中央値は28.65ドルで、全グラフィックデザイナーの年収中央値（28.32ドル）と同様である。²

グラフィックデザイナーの生産プロセス改善のため、新しい生成AIツールが開発されている。

OpenAIの「DALL-E 2」や「Midjourney」のような大規模モデルは、何百万もの画像で学習され、ユーザーのテキスト入力から新しい画像を作成する。特に重要な生成AIモデルは、AdobeのFireflyで、Adobeのストック画像、オープンライセンスコンテンツ、および一般ドメイン公開コンテンツで学習された生成AIモデルである。これは、多くのグラフィックデザイナーが仕事に使うAdobe Express、Photoshop、IllustratorなどAdobe製品群に統合されており、有用である。Adobe Fireflyは新しい画像作成だけでなく、生成ファイルを使って新しいコンテンツでグラフィックを埋められるため、既存のビジュアルメディアに新しいアイデアや画像を組み込むことも可能だ。Adobeは、生成AIは反復作業の自動化で効率を高め、ブレーンストーミングツールを提供し創造性を向上させ、アウトプットの容易さを確保する、としている。

DALL-EやAdobe Fireflyのような大規模なテキスト画像生成モデル（LTGM）のような生成AIツールは、グラフィックデザインのプロセスにおいて幅広い応用が可能である。Koら（2023）による研究では、グラフィックデザインを含む35の異なるビジュアルアート工程をカバーする28人のアーティストへのインタビューが行われた。LTGMにはグラフィックデザインに適用できる多くの利点があり、具体的には、LTGMはデザイナーが創作プロセスの重要な部分である、参考画像探しに役立つ。LTGMは、アーティストが作品に使用する高品質でユニークなリファレンス画像を素早く簡単に作成する方法を提供し、特に指示が不正確な場合でも、監督者からの指示や説明に基づいて、アーティストがイメージのアイデアを思いつくのを助けることができる。AIツールは、グラフィックデザイナーのデザインプロセスで最も困難な部分であることが多い、アイデア発想段階で特に役立つ。デザイナーは多くの場合、リファレンスの組替えを通じインスピレーションを得ている。つまり、多くの異なるソースから要素を取り入れ、似た側面をまとめて新しいデザインを生出すのだ（Choi et al.）生成AIデザイナーが作業で使用する多様なリファレンスのセットを提供し、検索に必要な時間

を短縮することで、アイデア発想プロセスを合理化できる。デザイナーは生成AIを活用し、テキストプロンプトを使用してアイデアを視覚メディアとして迅速かつ容易に表現できる。Choiら（2024）はCreativeConnectと呼ばれる生成AIシステムを提案しているが、これはデザイナーがキーワードを使用し参照画像の有用な側面を見つけるのを支援し、ユーザーがレクチャーしたキーワードを使用して多様な組み換えオプションを生成できる。このモデルは、デザイナーがアイデア発想の初期段階で画像を組み替えることにより、新しいアイデアを発想する支援する。CreativeConnectを使用することで、グラフィックデザインのアイデアを発想する際の生産性が向上することがわかった。また、ユーザーは、ベースラインと比較して、自分のアイデアがより創造的であると認識した。

グラフィックデザインへの生成AI使用には多くの潜在的な利点がある一方で、いくつかの限界もある。Koら（2023）は、グラフィックデザイナーを含む多くのアーティストへのインタビューで、LTGMの課題と限界を明らかにした。第一に、彼らはLTGMの出力予測能力を負担に感じていた。なぜなら、LTGMは複雑なアイデアを表現できず、抽象的な出力を求めているときに、入力テキストのプロンプトと直接一致することが多かったからだ。一部のアーティストが経験したもう1つの限界は、テキストプロンプトが創造性を抑制することだった。LTGMは学習したデータから情報を引き出すため、アーティストやグラフィックデザイナーが、LTGMの学習データと類似していない斬新なデザインや抽象的なデザインを作成することが難しくなる。

AIがグラフィックデザインに与える影響でのもう一つの不確実さは、作品の著作権や所有権にどのような影響を与えるかである。AIが生成した画像に著作権が認められるかについてはまだ議論があるが、著作権局の著作権登録ガイドラインや著作権手続きによれば、AIプログラムがテキストプロンプトに応答し

作品を生成する場合、当局は人間の著作権を認めない可能性が高い（Copyright Office, Library of Congress2023）。AIが生成した作品の著作権保護問題は未解決のままである（Zirpoli 2023）。もう1つの未解決の問題は、生成AIが作成した素材をどちらが所有するかという問題だ。企業は、企業の利用規約のような契約によって、所有権を企業とユーザーのいずれかに割り当てることができる。現状では、OpenAIの利用規約は著作権をユーザーに割り当てているが、以前のバージョンではOpenAIに与えられていた（「利用規約」n.d.; Guadamuz 2022）。グラフィックデザイナーの仕事は、著作権や所有権に関する今後の裁判の動向により影響を受ける可能性が高く、その結果、生成AIを仕事に利用する職業の能力に影響を与える可能性がある。

3. 結論

生成AIの情報分野への統合は、コンピュータープログラマー、顧客サービス担当者、グラフィックデザイナーなど、この分野の職種に変革の機会を提供する。これら職種のワークフローに統合されれば、これらテクノロジーは生産性を高めプロセスを合理化し、労働者に力を与える創造的なツールとなる。ソフトウェア開発を促進するGitHub CopilotのようなAIアシスト型ソフトウェア開発技術から、顧客サービスを再定義する高度なAIチャットボット、さらにはグラフィックデザイナーの新たなレベルのクリエイティビティを可能にするAdobe Fireflyのようなツールまで、情報分野における生成AIの可能性は膨大である。

このような機会にもかかわらず、情報分野での生成AIの採用・展開には依然として大きな逆風が吹いている。データプライバシーに対する懸念、仕事の喪失、そしてモデル信頼性の確保も対処されるべき課題で、生成AIが倫理的かつ効果的に導入され、人間の努力に取って代わるのではなく、人間を補完することを保証するためにも不可欠である。

参考文献

- “**43-4051.00 - Customer Service Representatives.**” 2025. O*NET OnLine. 2025. <https://www.onetonline.org/link/summary/43-4051.00>.
- Brynjolfsson**, Erik, Danielle Li, and Lindsey Raymond. 2023. “Generative AI at Work.” w31161. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research. <https://doi.org/10.3386/w31161>.
- Buffington**, Catherine, Lucia Foster, and Colin Shevlin. 2023. “Measuring Business Trends and Outlook through a New Survey.” AEA Papers and Proceedings 113 (May): 140–44. <https://doi.org/10.1257/pandp.20231051>.
- Bureau of Labor Statistics, Office of Productivity and Technology**. 2025. “Annual Labor Productivity and Costs: Detailed Industries.” <https://www.bls.gov/productivity/tables/>.
- Chen**, Shili, Xiaolin Li, Kecheng Liu, and Xuesong Wang. 2023. “Chatbot or Human? The Impact of Online Customer Service on Consumers’ Purchase Intentions.” Psychology & Marketing 40 (11): 2186–2200. <https://doi.org/10.1002/mar.21862>.
- Choi**, DaEun, Sumin Hong, Jeongeon Park, John Joon Young Chung, and Juho Kim. 2024. “CreativeConnect: Supporting Reference Recombination for Graphic Design Ideation with Generative AI.” In Proceedings of the CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 1–25. Honolulu HI USA: ACM. <https://doi.org/10.1145/3613904.3642794>.
- “**Conversational Agents and Dialogflow.**” n.d. Google Cloud. Accessed March 26, 2025. <https://cloud.google.com/products/conversational-agents>.
- Cui**, Zheyuan, Mert Demirer, Sonia Jaffe, Leon Musolff, Sida Peng, and Tobias Salz. 2024. “The Effects of Generative AI on High Skilled Work: Evidence from Three Field Experiments with Software Developers.” Preprint. SSRN. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4945566>.
- “**Customer Service Representatives.**” 2024. Bureau of Labor Statistics. April 3, 2024. <https://www.bls.gov/oes/2023/may/oes434051.htm>.
- Feng**, Sidong, and Chunyang Chen. 2024. “Prompting Is All You Need: Automated Android Bug Replay with Large Language Models.” arXiv. <http://arxiv.org/abs/2306.01987>.
- Ferraro**, Carla, Vlad Demsar, Sean Sands, Mariluz Restrepo, and Colin Campbell. 2024. “The Paradoxes of Generative AI-Enabled Customer Service: A Guide for Managers.” Business Horizons 67 (5): 549–59. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2024.04.013>.
- Forrester Consulting**. 2023. “The Total Economic Impact™ Of IBM Watson Assistant: Cost Savings and Business Benefits Enabled by Watson Assistant.” Forrester Consulting. <https://www.ibm.com/downloads/documents/us-en/107a02e94bc8f770>.
- Gao**, Ya and Github Customer Research. 2024. “Research: Quantifying GitHub Copilot’s Impact in the Enterprise with Accenture.” The GitHub Blog (blog). May 13, 2024. <https://github.blog/news-insights/research/research-quantifying-github-copilots-impact-in-the-enterprise-with-accenture/>.
- “**GitHub Copilot - Your AI Pair Programmer.**” 2025. GitHub. 2025. <https://github.com/features/copilot>.
- Hou**, Xinyi, Yanjie Zhao, Yue Liu, Zhou Yang, Kailong Wang, Li Li, Xiapu Luo, David Lo, John Grundy, and Haoyu Wang. 2024. “Large Language Models for Software Engineering: A Systematic Literature Review.” arXiv. <http://arxiv.org/abs/2308.10620>.
- “**IBM Watsonx Assistant Virtual Agent.**” n.d. IBM. Accessed March 26, 2025. <https://www.ibm.com/products/watsonx-assistant>.
- “**Industries** at a Glance: Information: NAICS 51.” n.d. Bureau of Labor Statistics. Accessed March 26, 2025. <https://www.bls.gov/iag/tgs/iag51.htm#about>.

- Ko**, Hyung-Kwon, Gwanmo Park, Hyeon Jeon, Jaemin Jo, Juho Kim, and Jinwook Seo. 2023. "Large-Scale Text-to-Image Generation Models for Visual Artists' Creative Works." In Proceedings of the 28th International Conference on Intelligent User Interfaces, 919–33. Sydney NSW Australia: ACM. <https://doi.org/10.1145/3581641.3584078>.
- Koundinya**, Keet. 2024. "AI-Driven Predictive Customer Service: Anticipating Needs Before..." Customer Service Blog from HappyFox – Improve Customer Service & Experience. October 28, 2024. <https://blog.happyfox.com/ai-predictive-customer-service/>.
- Lachaux**, Marie-Anne, Baptiste Roziere, Lowik Chanussot, and Guillaume Lample. 2020. "Unsupervised Translation of Programming Languages." arXiv. <http://arxiv.org/abs/2006.03511>.
- Masad**, Amjad, Samip Dahal, Alexandre Cai, and Giuseppe Burtini. 2022. "Ghostwriter AI & Complete Code Beta." Replit Blog (blog). September 7, 2022. <https://blog.replit.com/ai>.
- Misischia**, Chiara Valentina, Flora Poecze, and Christine Strauss. 2022. "Chatbots in Customer Service: Their Relevance and Impact on Service Quality." Procedia Computer Science 201: 421–28. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.03.055>.
- Nadella**, Satya, and Amy Hood. 2024. "Microsoft Fiscal Year 2024 Second Quarter Earnings Conference Call." Microsoft. January 30, 2024. <https://www.microsoft.com/en-us/investor/events/fy-2024/earnings-fy-2024-q2>.
- "NAICS Code Description: 51 - Information."** 2014. North American Industry Classification System Association. October 16, 2014. <https://www.naics.com/naics-code-description/?code=51>.
- Peng**, Sida, Eirini Kalliamvakou, Peter Cihon, and Mert Demirer. 2023. "The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot." arXiv. <http://arxiv.org/abs/2302.06590>.
- Raphael**, David E. 1989. "The Information Industry: A New Portrait." Business Economics 24 (3): 28–33.
- Ruan**, Yanya, and József Mezei. 2022. "When Do AI Chatbots Lead to Higher Customer Satisfaction than Human Frontline Employees in Online Shopping Assistance? Considering Product Attribute Type." Journal of Retailing and Consumer Services 68 (September): 103059. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103059>.
- "Salesforce Einstein AI Solutions."** n.d. Salesforce. Accessed March 26, 2025. <https://www.salesforce.com/in/artificial-intelligence/>.
- Sharma**, Rishab, Fuxiang Chen, Fatemeh Fard, and David Lo. 2022. "An Exploratory Study on Code Attention in BERT." arXiv. <http://arxiv.org/abs/2204.10200>.
- Weisz**, Justin D., Michael Muller, Steven I. Ross, Fernando Martinez, Stephanie Houde, Mayank Agarwal, Kartik Talamadupula, and John T. Richards. 2022. "Better Together? An Evaluation of AI-Supported Code Translation." In 27th International Conference on Intelligent User Interfaces, 369–91. <https://doi.org/10.1145/3490099.3511157>.
- "What Is CodeWhisperer?"** n.d. Amazon Web Services. Accessed March 26, 2025. <https://docs.aws.amazon.com/codewhisperer/latest/userguide/what-is-cwspr.html>.
- Xiao**, Li, and V. Kumar. 2021. "Robotics for Customer Service: A Useful Complement or an Ultimate Substitute?" Journal of Service Research 24 (1): 9–29. <https://doi.org/10.1177/1094670519878881>.
- Xiao**, Tao, Hideaki Hata, Christoph Treude, and Kenichi Matsumoto. 2024. "Generative AI for Pull Request Descriptions: Adoption, Impact, and Developer Interventions." Proceedings of the ACM on Software Engineering 1 (FSE): 1043–65. <https://doi.org/10.1145/3643773>.

注釈

1 データは、国勢調査局のビジネス動向・展望調査、サブ分野（Buffington et al.）

2 データはBLSの "Occupational Employment and Wage Statistics" (n.d.) による。