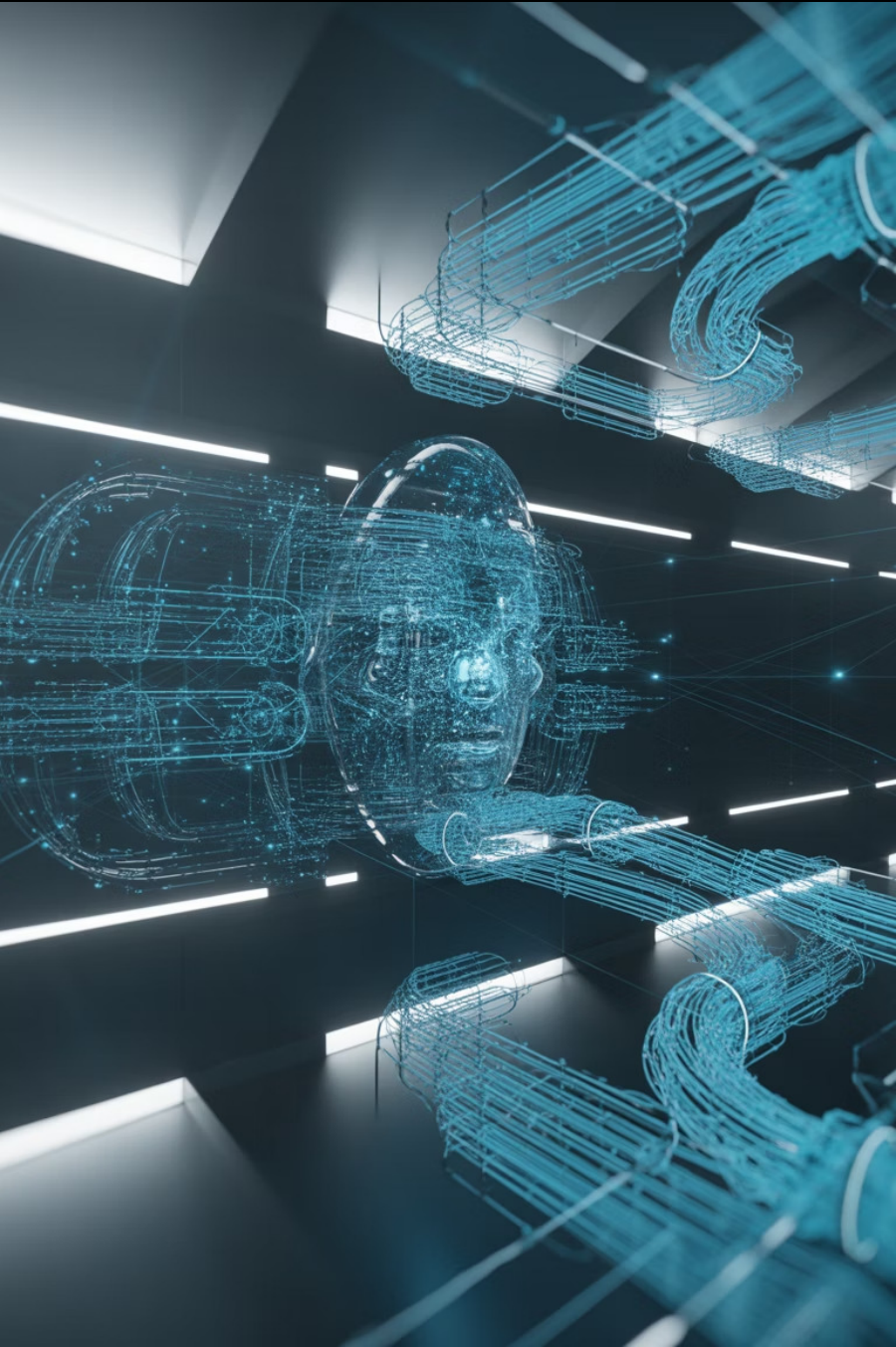




AIとイノベーションの 新時代

人工知能が研究とイノベーションをどのように変革しているか

大阪大学 経済学研究科

高 東也

本日の内容

01

AIをイノベーションする時代

AI技術の発展史から生成AIの仕組み、そして経済への影響まで

02

AIがイノベーションする時代

自律的AIエージェントによる研究プロセスの革命

03

人間中心の未来設計

AIと共創する研究者の新たな役割と責任

第1部

AIをイノベーションする時代

機械学習から生成AIへ：技術革新の系譜と社会実装



AI研究の歴史的展開

人工知能研究は三度の大きな波を経験してきました。各時代において、アルゴリズムの進化とデータの蓄積が新たな可能性を切り開いてきたのです。

第一次AIブーム

1950年代～1960年代：記号処理とルールベースシステムの時代

1

第三次AIブーム

2010年代～現在：機械学習とディープラーニングによる革命

3

第二次AIブーム

1980年代：エキスパートシステムと知識工学の発展期

2

機械学習の仕組み

現代のAIは膨大なデータから学習した確率モデルです。機械学習アルゴリズムは、パターンを認識し、予測を行い、意思決定を支援します。

- 教師あり学習：ラベル付きデータから規則性を発見
- 教師なし学習：データの構造を自動的に抽出
- 強化学習：試行錯誤を通じて最適な行動を学習

これらの手法が組み合わさることで、複雑な問題解決が可能になります。



(出所) <https://www.skygroup.jp/media/article/4402/>

深層学習の革新

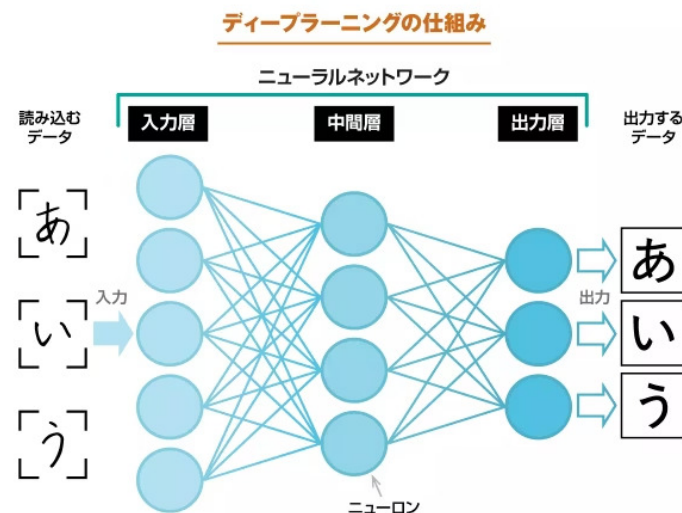
機械学習では、特徴量（識別や予測に用いられるデータセット）を人間が定義するのが一般的です。一方、ディープラーニングでは、人間の脳の神経回路を模したニューラルネットワークの仕組みを用いることで、着目すべき特徴量をコンピューターが自動で判別できます。

従来の機械学習との違い

- 従来の機械学習：人間が特徴量を手動で設計・選択
- ディープラーニング：多層のニューラルネットワークが特徴量を自動抽出

深層学習の活用例

- 画像認識：顔認証システム
- 音声認識：スマートスピーカーやAIアシスタント
- 自然言語処理：自動翻訳やチャットボット



(出所) <https://www.cct-inc.co.jp/koto-online/archives/168>

生成AIの登場

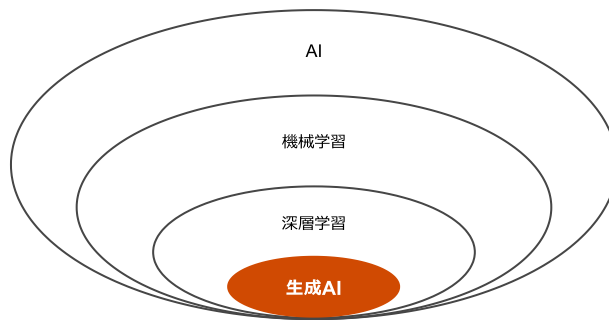
生成AIは、深層学習の技術を基盤とし、**新しいコンテンツを創造すること**に特化した人工知能です。

生成AIの主な特徴：

- **創造的なコンテンツ生成**：テキスト、画像、音楽、動画など、多様な形式でオリジナルのコンテンツを生成します。
- **深層学習モデルの活用**：Transformerなどの先進的な深層学習アーキテクチャを利用し、複雑な生成タスクを実現します。
- **人間の創造性の拡張**：人間のアイデアを形にしたり、新たな視点を提供したりすることで、創造活動を強力に支援します。

具体例：

- **テキスト生成**：ChatGPT（チャットボット、文章作成、要約など）
- **画像生成**：DALL-E、Midjourney（指示に基づいて画像を生成）



（出所） <https://www.pwc.com/jp/ja/knowledge/column/awareness-cyber-security/generative-ai-regulation01.html>

生成AI導入状況の比較分析

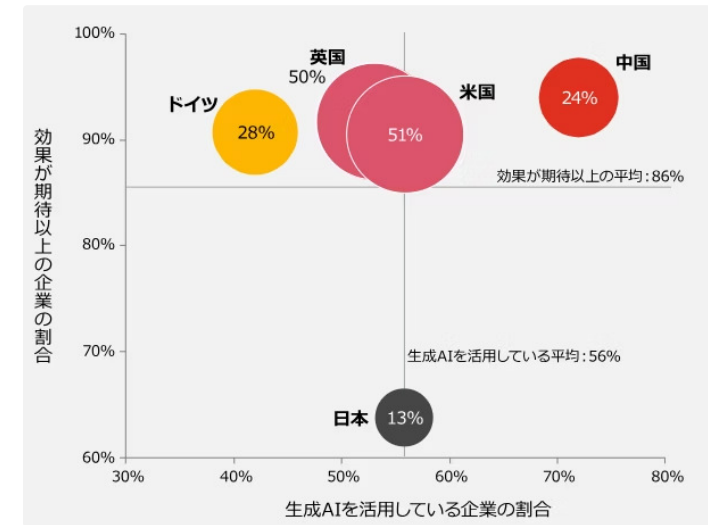
この散布図は、横軸に「生成AIを活用している企業の割合」、縦軸に「効果を期待以上に得ている企業の割合」を示しており、各国の生成AI導入状況と成果を比較している。

導入率と効果の関係

- 米国：バランスの取れた成果
- 英国：「期待を上回る」割合は中国の2倍
- 中国：生成AI導入を積極的に推進
- ドイツ：高い効果創出率
- 日本：「期待を上回る」割合は米英の1/4、効果も限定的

日本の課題

日本は他の主要国と比較して、生成AIの導入率が低くないが、効果創出においても他国に大きく遅れを取っている状況が明確に示されている。



(出所) PwC 『生成AIに関する実態調査2025』

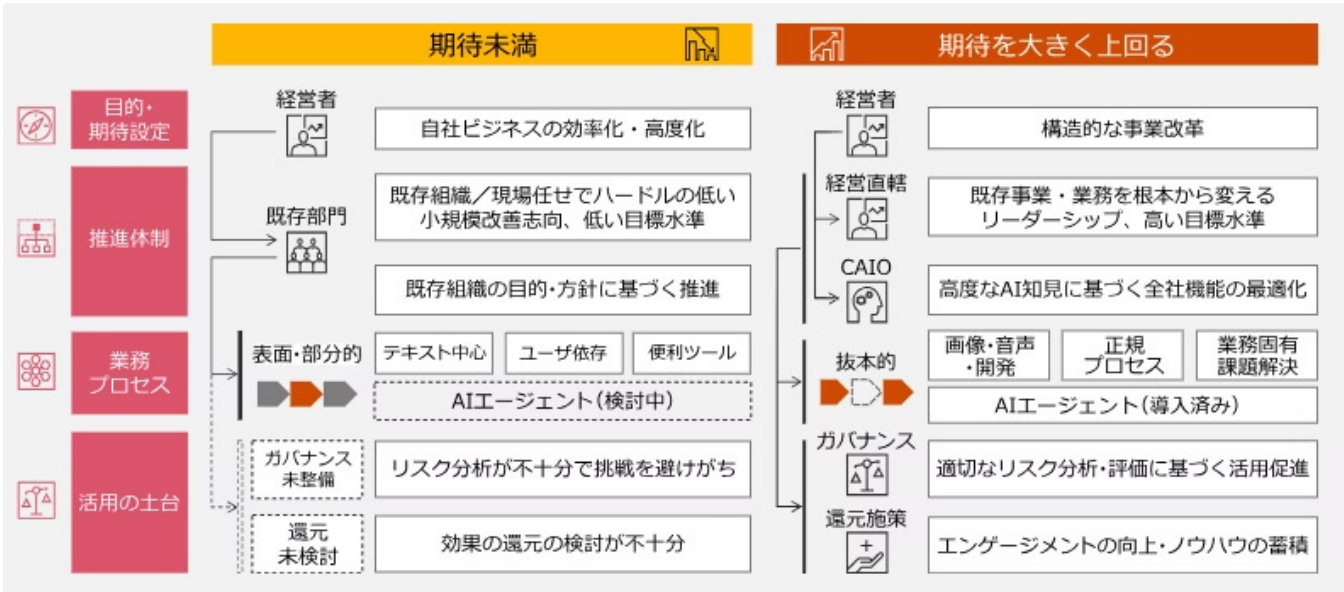
PwC調査による日本企業の生成AI活用の課題分析

日本企業の特徴的な課題

- 合意形成重視・ボトムアップ志向の意思決定
- 失敗への過度な懸念
- 低い目標設定とチャレンジ意識の欠如

効果創出の阻害要因

- AIを単なる効率化ツールとして捉える
- 現場任せの推進体制
- 既存業務の延長線上での改善のみ



生成AI活用で成果を上げる企業の5つの成功要因

1

目的意識

業界構造を根本から変革するチャンスとして捉える（成功企業の55%）

2

推進体制

社長直轄での推進（成功企業の約6割）、CAIO配置（成功企業の約6割）

3

業務プロセス

完全または大部分の業務置き換え（成功企業の約7割）

4

活用の土台

最新技術への十分なキャッチアップ（成功企業の8割）

5

ガバナンス

強固なガバナンス整備と従業員への価値還元

AIのマクロ経済への影響

全体を多数のタスクに分割し、労働または資本（AIを含む）で遂行されると仮定。

AIの4つの影響チャネル

1

自動化（Automation）

AIが特定のタスクを代替

2

タスク補完性（Complementarity）

AIが人間のタスク遂行を補助

3

オートメーション深化（Deepening）

既存の自動化タスクの効率向上

4

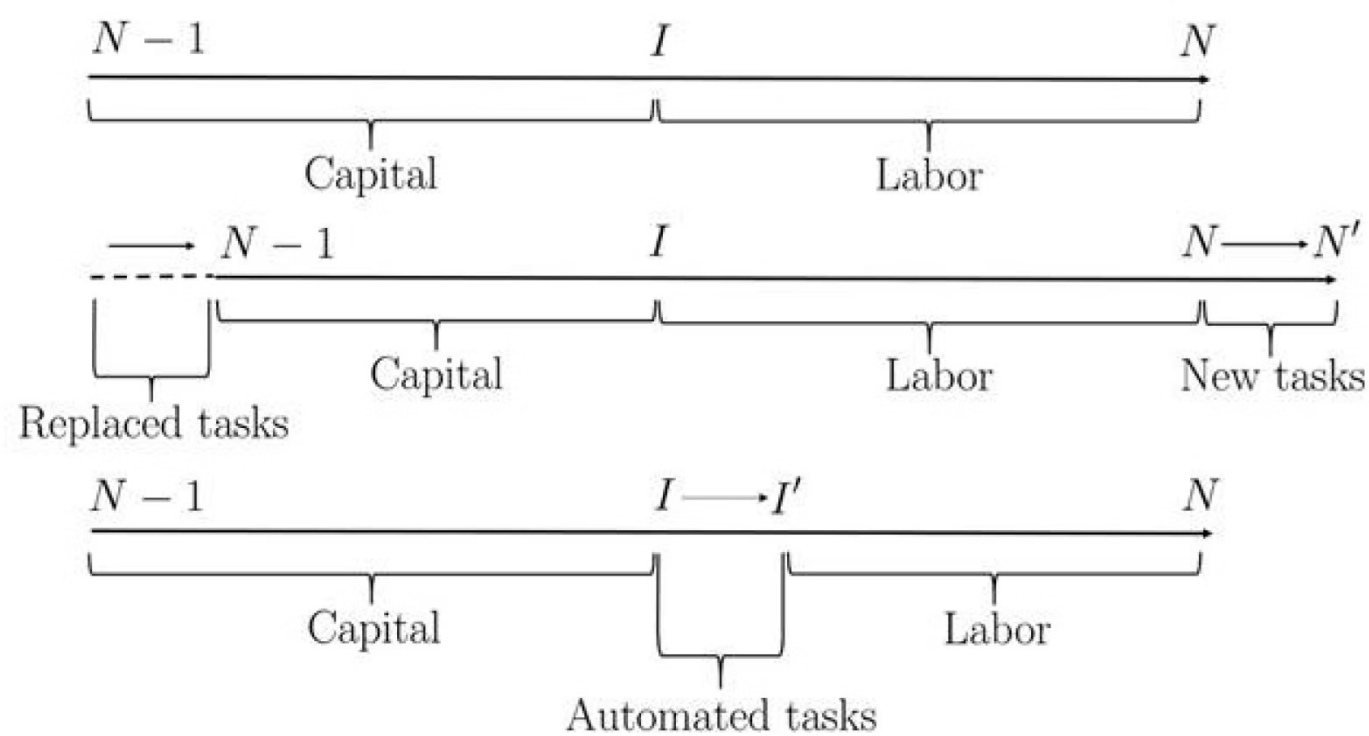
新タスク創出（New Tasks）

AIが新しい生産活動を生む（ただし社会的価値が負の場合も）

<参考文献> Acemoglu (2024) "Simple Macroeconomics of AI," Working Paper

Acemoglu & Restrepo (2018)：タスクモデル

Acemoglu & Restrepo (2018)が提唱するタスクモデルは、生産プロセスを一連のタスクの集合と捉え、AIがこれらのタスクを自動化したり、新たなタスクを生み出したりすることで労働市場に影響を与えることを示しています。



AIがもたらす経済効果の試算

AIに曝露されるタスク割合

米国の全タスクの**19.9%**がAIに曝露される可能性があるものの、実際に10年以内にAIで代替可能なのはそのうち**23%**。
よって、10年間で**4.6%**のタスクがAIの直接的影響を受けると想定されます。

タスクレベルでのコスト削減

- 執筆補助で労働時間**27%**削減
- 顧客対応で生産性**35%**向上
- プログラミング速度**56%**向上

平均的な労働コスト削減率を**27%**と設定。産業別労働比率（57%）を考慮すると、全体のコスト削減率は**15.4%**となります。

全要素生産性 (TFP) への影響

$$\begin{aligned}\text{TFP変化} &= (\text{タスクのGDPシェア}) \times (\text{タスクのコスト削減率}) \\ &= 0.154 \times 0.046 = 0.0071\end{aligned}$$

10年間でTFPは約**0.71%**上昇（年率**0.07%**）。これは「劇的」というより「控えめ」な影響と言えます。

GDPへの波及効果

AI導入による資本ストック増加を考慮しても、GDP上昇は10年間で約**1.1%**に留まる見込み。ロボット導入期の投資反応を仮定しても、最大**1.8%**程度。AIによる経済全体への影響は限定的と予測されます。

学習しやすいタスクと学習しにくいタスク

Acemogluの研究では、AIの生産性効果をさらに補正するため、タスクをその性質によって2種類に分類し、経済効果を再推定しています。

1	2
Easy-to-learn（学習しやすい）タスク • 成果が明確であり、豊富にデータが存在するタスク。 • 例：文章作成、画像分類など。 • AIによる自動化や効率化が比較的容易に進む領域です。	Hard-to-learn（学習しにくい）タスク • 文脈依存性が高く、成果が曖昧なタスク。 • 例：診断、経営判断、教育など。 • AIが完全に代替するには高度な理解や判断が必要とされます。

補正後の経済効果の試算

分析では、AIに曝露されるタスクのうち、Easy-to-learnタスクが74%、Hard-to-learnタスクが26%を占めると仮定しています。また、Hardなタスクでの生産性向上率はEasyなタスクの1/4であると設定します。

$$\Delta \ln(TFP) = (0.74 \times 1 + 0.26 \times 0.25) \times 0.71\% = 0.55\%$$

この補正を加えると、全要素生産性（TFP）の上昇は**0.55%**、GDP上昇は**0.9%程度**が現実的な上限となると推定されます。これは、AIが経済全体にもたらす影響は、タスクの性質によって限定的になる可能性を示唆しています。

<参考文献> Acemoglu (2024) "Simple Macroeconomics of AI," Working Paper

新タスクと社会的価値の問題

AIは新しいタスクや産業を生み出す一方で、必ずしも社会的に有益とは限らない「負の社会的価値」を持つものも存在します。

「負の社会的価値」を持つ新タスクの例

→ ディープフェイク生成

誤情報や詐欺に悪用される可能性のある合成メディアの作成。

→ 操作的広告（心理操作アルゴリズム）

個人の心理を利用し、購買行動や意見形成を誘導するアルゴリズム。

→ SNSの中毒設計

ユーザーの利用時間を最大化するために、意図的に依存性を生み出すプラットフォーム設計。

→ サイバー攻撃の自動化

AIを利用して、より高度で大規模なサイバー攻撃を自動的に実行。

❏ 「GDPは増えても、厚生は下がる」シナリオ

ソーシャルメディア利用による月当たり収益増：+**\$53**

だが、利用者満足度減少による社会的損失：-**\$19**



AIのマクロ経済効果は過大評価されている（かもしれない）

AIが経済にもたらす影響について、多くの楽観的な予測がありますが、現実的にはその効果は限定的であると考えられます。



過大な予測

- Goldman Sachsなど、多くの予測機関はAIがGDPを**+7%**以上押し上げると試算しています。
- これらの予測は、AIが生産プロセスの**あらゆるタスクに適用可能**であるという前提に基づいています。



現実的な影響

- しかし実際には、AIが直接影響を与えられるのは**一部の限定的なタスク**に過ぎません。
- Hultenの生産性パラドックスの枠組みに基づくと、AIが経済全体にもたらす現実的なGDP成長効果は**1%未満**に留まる可能性が高いです。

<参考文献> Acemoglu (2024) "Simple Macroeconomics of AI," Working Paper

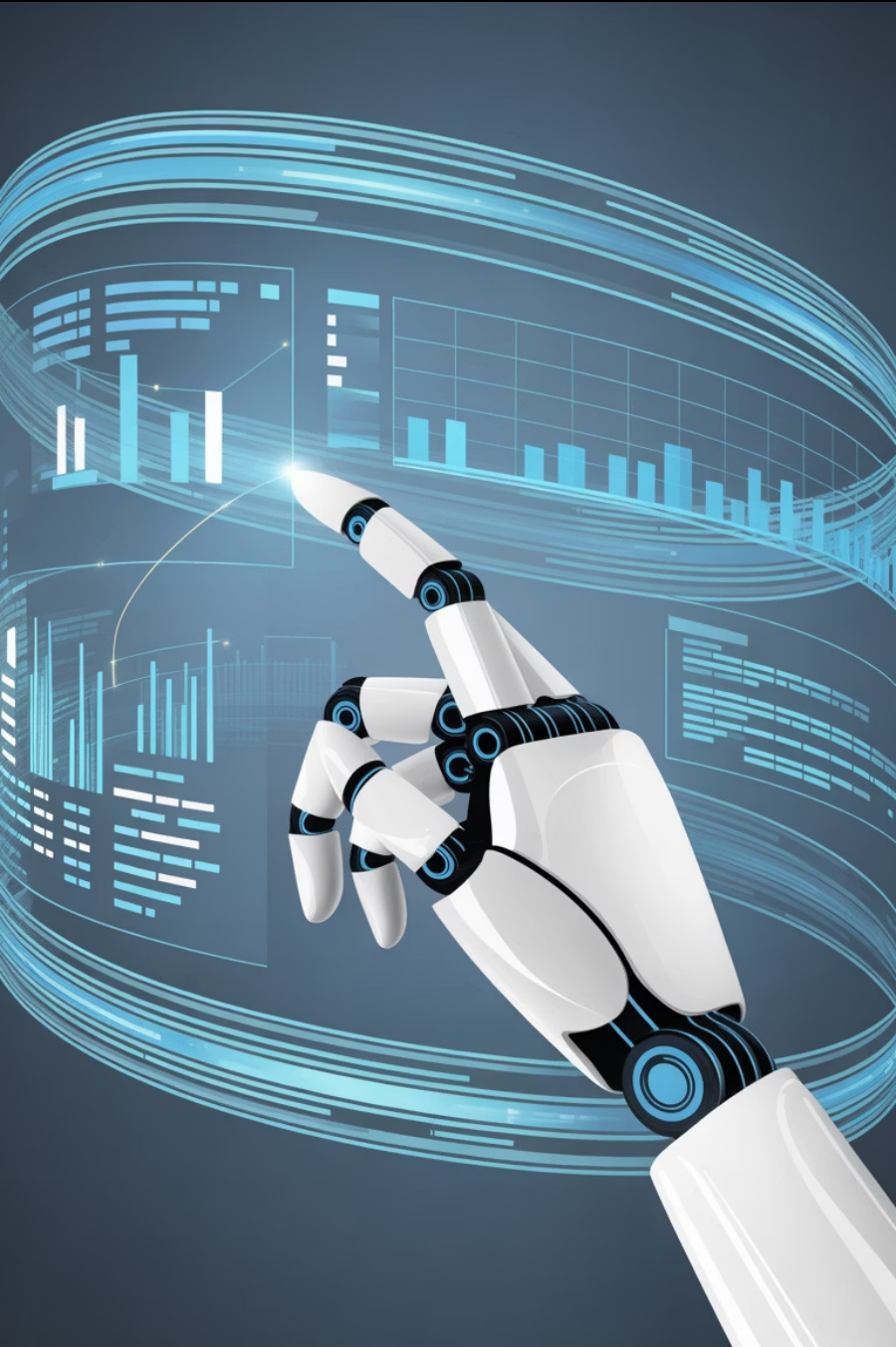


第2部

AIがイノベーションする時代

自律的AIエージェントによる研究革命

＜参考文献＞Korinek (2025) "AI Agents for Economic Research" *JEL*



研究の「AIエージェント化」

ChatGPTのようなLLMを単に補助的なツールとして使う段階を超え、「**AIエージェント（自律的に研究プロセス全体を遂行できるシステム）**」が登場したことで、研究の生産構造そのものが変化しています。このAIエージェントは、従来の研究助手や大学院生が行っていた多段階の作業を統合的に自律処理できます：



タスク分解

複雑な研究課題を実行可能なステップに自動分割



コード実行

データ分析からモデリングまでの実装



論文執筆

文献レビューから結論まで一貫した文書作成



再現分析

既存研究の検証と拡張

AIエージェントの統合アーキテクチャ

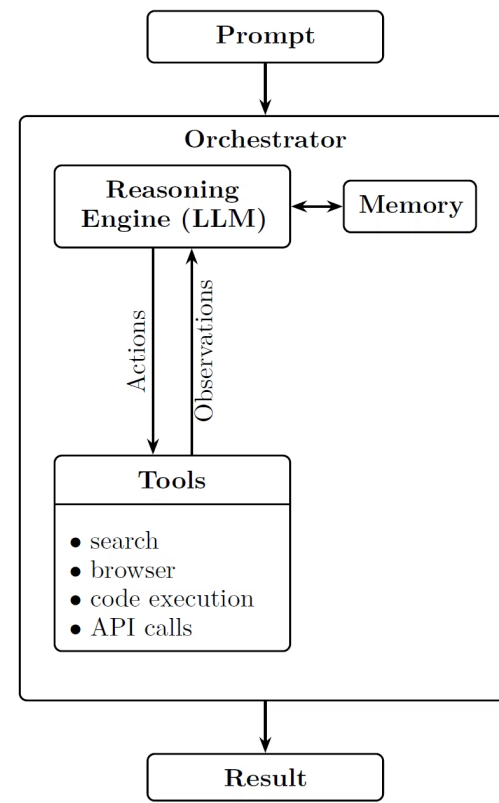
AIエージェントは単一のモデルではなく、複数のモジュールが統合された複合システムです。

5つの中核モジュール

- **Planning Module**：タスクの計画と分解
- **Tool Use Module**：コード実行とデータ処理
- **Memory Module**：短期・長期記憶の管理
- **Retrieval Module**：外部知識の検索・取得
- **Interface Module**：人間との対話インターフェース

研究プロセスの自動化フロー

- **Goal → Plan → Execute → Reflect → Report**の5段階サイクルを自動実行：
- **Plan**：LangGraph/AutoGenによるタスク設計
- **Execute**：Python/Stata/Rでの分析実行
- **Reflect**：LLMによる自己評価と改善
- **Report**：LaTeX/Markdownでの文書生成



AIエージェントによる研究の「水平化」

研究者が自分専用のエージェントを自然言語で構築できる時代になり、専門的なプログラミング能力が不要となりました。これにより研究の能力格差が縮小する可能性があります。

1

"One-Person Research Lab"の実現

- 自然言語による開発：プログラミング知識不要でエージェント構築
- 統合的研究環境：データ収集から分析、執筆まで一貫処理
- カスタマイズ可能：研究分野に特化したワークフロー設計

2

格差縮小の可能性

- 地域格差：開発国・新興国間の研究インフラ差の解消
- 世代格差：若手・ベテラン間の技術習得コスト差の縮小
- リソース格差：大規模研究機関と個人研究者の生産性差の縮小

新たな格差の懸念

一方で、高性能モデル（GPT-5、Claude 3.5、Gemini 1.5 Proなど）の利用コストが高く、**"ability-to-pay divide"**（支払い能力による格差）という新たな課題も生まれています。

Vibe Coding：自然言語駆動の新プログラミング様式

Vibe Codingとは、自然言語を通してAIエージェントに「意図や雰囲気（vibe）」を伝えることで、コードやワークフローを生成・実行させる新しいプログラミング様式です。

主要な特徴



意味的抽象化

具体的な関数名ではなく、目的や概念レベルで指示を理解



反復的整合化

人間とAIが対話的に修正を重ねて「望む感じ」を合わせる



ツール自律性

AIが自ら必要な外部ツール（pandas、matplotlib、LaTeX等）を選択・実行



意図と感情の把握

曖昧な表現やトーン（「もっとフォーマルに、でも直感的に」）を理解して出力を調整

人間研究者の役割転換

AIが担えない人間固有の領域



創造性

本質的な問いと研究課題の選定



価値判断

研究成果の経済的・社会的意義の評価



社会的洞察

倫理的・制度的文脈の理解

新たな協働モデル

「AIが分析を担い、人間が価値判断を担う」協働関係が研究の未来像となります。この分業により、研究者はより高次の思考活動に集中でき、AIは計算集約的なタスクを効率的に処理することで、研究の質と速度の両方が向上します。

人間中心の研究設計

技術の進歩を社会の繁栄につなげるために、研究者自身が能動的に関与し、倫理的な枠組みを構築していくことが求められています。

イノベーションのAI時代適応責任

学会・査読・教育など、研究インフラ全体がAIの影響を受ける中で、イノベーションは新たな規範形成と制度設計の責任を負っています。



論文執筆

AI支援による執筆プロセスの透明性確保



査読システム

AI査読支援の倫理的ガイドライン策定



教育制度

AI時代に適応した教育の再設計



コード生成

AI生成コードの検証と品質管理

新たな規範形成の必要性

AIを活用した研究活動を倫理的・透明に行うための新しいスタンダードの確立が急務です。これには研究の再現性、透明性、そして学術的誠実性の維持が含まれます。

研究者の社会的責務

研究者自身がAI技術を理解・設計する側に回ることで、技術の社会的影響を制御し、人間中心の発展を導く責任があります。

制度設計への積極的関与

技術の進歩を社会の繁栄につなげるために、私たち自身が能動的に関与し、倫理的な枠組みを構築していくことが求められています。



結論：人間中心の研究の未来

AIエージェントの進化はイノベーションの生産過程を自動化する一方で、人間にしかできない創造性と価値判断の重要性を際立たせています。

❏ 重要なのは「AIが人間を代替するか」ではなく、「AIが人間の知恵をどう拡張できるか」です。

研究者はこの変化を受け入れ、AIと共に人間中心の研究の未来を設計する必要があります。技術の進歩を社会の繁栄につなげるために、私たち自身が能動的に関与し、倫理的な枠組みを構築していくことが求められているのです。