論　説

人工知能（AI）技術は規制が必要か，それとも自由な開発か？

吉　岡　真　史

1．はじめに
2．人工知能＝AIの進化と応用範囲
3．人間の認知能力の形成
4．人工知能＝AIによる認知能力への影響
5．AI利用による生産性向上の定量的な把握とその限界
6．結論

要　旨

人工知能（AI）の技術がここ数年で大きく進歩している。分野によっては人間の知的能力・認知能力を超えているとすら考えられている。このAIの活用により生産性が引き上げられ，企業業績が改善するとの期待から，米国だけでなく日本でも株価が上昇している。本論文では，このAI技術が経済に及ぼすインパクトについていくつかの研究成果をサーベイしている。その上で，AIに対する規制の必要性を論じている。まず，AI技術の前提として，ディープラーニングについて簡単に振り返り，さらに，人間の認知能力がどのように決まるかに関する簡単なモデル研究を概観する。この際，人類が歴史的に獲得した知性の分析とともに，人間個々人が幼少期から認知能力を向上させる理論モデルについての双方を取り上げる。続いて，人間の認知能力がAIの使用からどのような影響を受けるかについてアセモグルらによる議論（Acemoglu et al., 2026a）ほかをサーベイする。AIの活用が人間の知性に潜在的に及ぼす否定的結論が導かれている。ただし，AIの活用が生産性に及ぼす好影響の研究成果も多くあり定量的な研究をサーベイし，ほぼすべての研究は多かれ少なかれAIは生産性を向上させるインパクトを持っていると結論している。最後に，これらのAIの否定的・肯定的な両方のインパクトを総括し，AI規制の必要性を考える。

AI Technology to Be Regulated or Freely Developed ?

Summary

Artificial intelligence (AI) technology has advanced significantly in recent years. In some fields, it is even considered to have surpassed human intellectual and cognitive capabilities. Stock prices have been driven up not only in the United States but also in Japan based on expectations that AI adoption will boost productivity and improve corporate performance. This paper surveys research findings regarding the economic impact of AI technology and discusses the necessity of regulating AI. First, it briefly reviews deep learning—the foundation of AI technology—and outlines models explaining how human cognitive abilities are determined. This discussion covers theoretical model analysis about both the intelligence humanity has acquired historically and the process individuals enhance their cognitive abilities from childhood. Next, the paper surveys arguments—such as those by Acemoglu et al. (2026a)—regarding how AI usage affects human cognitive abilities, noting that some studies point to potential negative impacts on human intelligence. However, acknowledging the substantial body of research highlighting the positive effects of AI on productivity, the paper also reviews quantitative studies, most of which result that AI has an impact that—to varying degrees—enhances productivity. Finally, the paper summarizes both the negative and positive impacts of AI and concludes the need for AI regulation.

JEL Classification: O40, O33, J31, E24, K20, L50

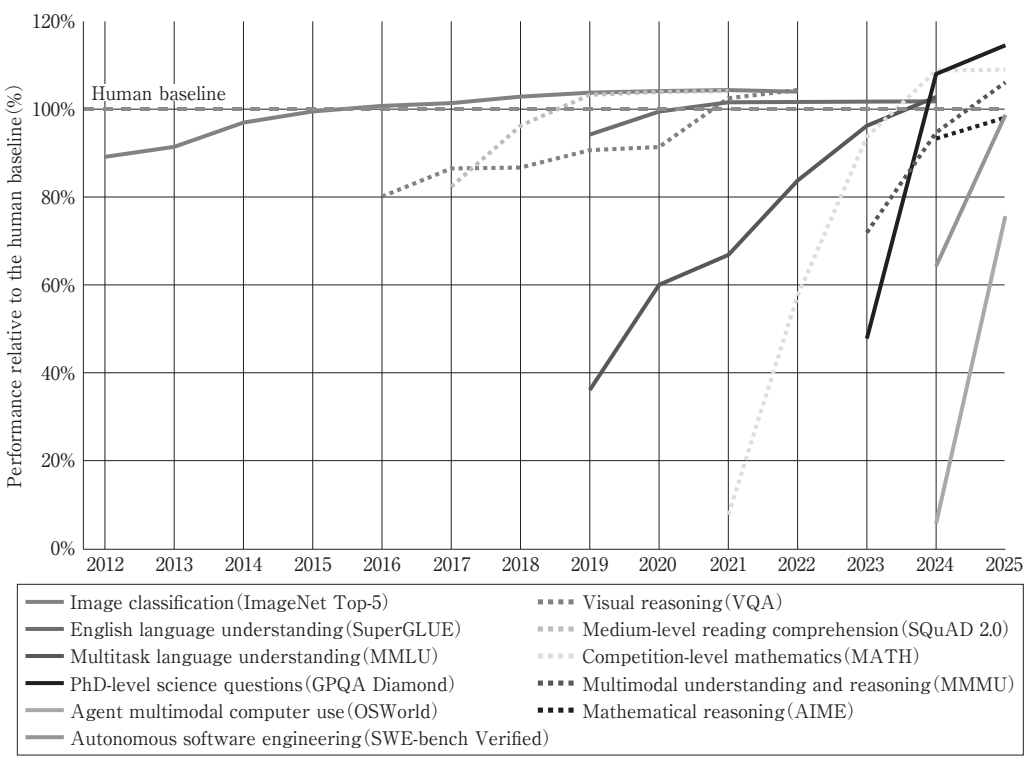
Keywords: Artificial Intelligence (AI), Automation, Cognitive Capabilities, Productivities, Employment, Deep Learning, Regulation

1．はじめに

人工知能（Artificial Intelligence；AI）の技術が最近数年で大きく進歩している。米国のスタンフォード大学 Stanford Human-Centered Artificial Intelligence による *AI Index Report 2026*[1)] では，注目すべき最先端 AI モデルの中には，博士号レベルの科学的課題，マルチモーダルな推論，そして数学の競技レベルの問題において，人間の基準と同等かそれ以上の性能を示すモデルも複数存在する[2)]，と指摘している。図 1 は，経年で AI と人間のこういったパフォーマンスを比較している。

昨年来，日本経済などでデフレからインフレに物価の基調が切り替わったことを基本としつつ，日本だけでなく世界各国で AI ブームとすら呼べる状態で株価の上昇が続いている。日本の株価についての学術論文は現時点ではそれほど見かけないが，シンクタンクや投資機関によるリポートや分析はいくつか出始めている。例えば，伊藤忠総研（2026），野村アセットマネジメント（2026）などである。また，メディアでも，Japan Times 2026年 6 月24日付けの記事 “AI boom sees investors shift from Japan’s value to growth stocks” といった指摘[3)]が出始めている。AI 半導体，半導体製造装置，データセンター関連企業への期待などを背景に，半導体製造装置・部

図 1 ：AI のパフォーマンス・ベンチマークと人間のパフォーマンスの比較



出典：Stanford Human-Centered Artificial Intelligence, *AI Index Report 2026,* p. 76 Figure 2.1.11 Select AI Index technical performance benchmarks vs. human performance

材企業がAI投資循環の恩恵を受けるという見方が示されているといえよう。米国をはじめとする世界的な株式市場におけるAIブームについては，Eisfeldt and Schubert（2024），Babina et al.（2024），Kelly et al.（2026），Hirshleifer et al.（2026），Chen et al.（2026），Wachter and Wachter（2026）などで，AI投資が企業価値，将来の成長期待，さらに，キャッシュフローへの影響などを分析し，AIを汎用技術（General Purpose Technology）として扱い，将来の生産性上昇が利益増加期待をもたらすことから，株価上昇につながる経路を分析している。他方で，現在の確定した利益よりもAIへの投資や活用による将来収益への期待プレミアが株価を押し上げている，という分析もいくつか見受けられる。例えば，Kelly et al.（2026）では，AI投資による株価上昇を分析しつつも，同時に，AI能力・情報処理能力が企業価値評価に新しいリスクファクターとなる可能性を指摘し，Borri et al.（2026）ではAI利用・AI関連性が高い企業ほど将来リターンが高く評価されるとのAIプレミアムを推計し，市場がAI関連企業に追加的価値を付与しているとの分析結果を示している。

Artificial Intelligence（AI）という言葉そのものは，1956年に開催されたダートマス会議の開催提案書（McCarthy et al., 1955）の中で使われている。一般的に，AIを大きく分類すれば，第1に，特化型AIとして，特定の機能や特定の状況下で人間に近い，あるいは，人間を上回る精度で振る舞うシステムがあり，さらに，第2に，汎用AIとして，さまざまな状況で人間の知能のように動作する一般性の高いシステムに分類できる。前者の例としては，チェスに応用されたIBMのDeep Blue[4]や囲碁のAlpha Goなどが広く知られているところであろう。また，経済においては我が国の大和総研がAIによる株価予測モデルの開発を行っている[5]。

他方で，現在メディアなどで話題になっているのは汎用AI[6]であるが，この汎用AIについては，ひとつの定義として，総務省・経済産業省（2026）では「AIは未だ確立された定義は存在しない」としつつ，「『人工』・『知能』とあるように，人間の思考プロセスと同じような形で動作するコンピュータプログラム，コンピュータ上で知的判断を下せるシステム等を指す。」としている。また，技術としては，CRDS（2025）によれば，「人間の知的活動（認識，判断，計画，学習等）をコンピューターで実現するための技術群」である，としている。しかし，この総務省・経済産業省（2026）「AI事業者ガイドライン」は，AI事業者向けに情報提供するものであり，アカデミアの間ではコンセンサスある定義は存在していない。定義が難しい理由として，「そもそも『知性』や『知能』自体の定義がない」ためであり，したがって，人工知能の定義も難しい，と平成28年版「情報通信白書」は指摘している（p. 233）[7]。参考ながら，総務省・経済産業省（2026）による開発事業者向けの定義や技術としてのCRDS（2025）による定義とは別に，アカデミアの間で表明されている人工知能（AI）の定義は表2の通りである。

これらのAIが経済活動に及ぼすインパクトは決して無視できない。その影響にはいくつかの波及ルートが考えられる。第1に，生産性の向上である。財やサービスを生産する上で，AIを活用することにより，企業の業務効率化や人手不足の解消に直結し，就業者当たり，あるいは，労働時間当たりの生産性を向上させると期待される。加えて，今までになかったまったく新しい新製品・サービスの開発にもつながる可能性がある。特に後者の新製品開発については，現時点で定量的な把握は難しいが，例えば，2026年3月に実施された日本経済研究センター（JCER）による「第11回エコノミクスパネル[8]」では，「AIの普及は，向こう5年間で日本の就業者1人当た

表 2：国内の主要な研究者による人工知能（AI）の定義

研究者	所　属	定　　義
中島秀之	公立はこだて未来大学	人工的につくられた，知能を持つ実態。あるいはそれをつくろうとすることによって知能自体を研究する分野である
武田英明	国立情報学研究所	
西田豊明	京都大学	人工的につくられた，知能を持つ実態。あるいはそれをつくろうとすることによって知能自体を研究する分野である「知能を持つメカ」ないしは「心を持つメカ」である
溝口理一郎	北陸先端科学技術大学院	人工的につくった知的な振る舞いをするためのもの（システム）である
長尾真	京都大学	人間の頭脳活動を極限までシミュレートするシステムである
堀浩一	東京大学	人工的に作る新しい知能の世界である
浅田稔	大阪大学	知能の定義が明確でないので，人工知能を明確に定義できない
松原仁	公立はこだて未来大学	究極には人間と区別が付かない人工的な知能のこと
池上高志	東京大学	自然にわれわれがペットや人に接触するような，情動と冗談に満ちた相互作用を，物理法則に関係なく，あるいは逆らって，人工的につくり出せるシステム
山口高平	慶應義塾大学	人の知的な振る舞いを模倣・支援・超越するための構成的システム
栗原聡	電気通信大学	人工的につくられる知能であるが，その知能のレベルは人を超えているものを想像している
山川宏	ドワンゴ人工知能研究所	計算機知能のうちで，人間が直接・間接に設計する場合を人工知能と呼んで良いのではないかと思う
松尾豊	東京大学	人工的につくられた人間のような知能，ないしはそれをつくる技術。人間のように知的であるとは，「気づくことのできる」コンピュータ，つまり，データの中から特徴量を生成し現象をモデル化することのできるコンピュータという意味である

出典：平成28年版「情報通信白書」p. 234 図表 4 - 2 - 1 - 4　国内の主な研究者による人工知能（AI）の定義

りの生産性を引き上げる。」との問いに対して 8 割超の回答者が「強くそう思う」あるいは「そう思う」と肯定的な回答を寄せている。第 2 に，労働への影響である。量的には，Frey and Osborne（2017）では，米国の職業のうち47％が AI により代替されるリスクに晒されると結論している。また，質的にも，内閣府「世界経済の潮流」2024年 I では，山本（2018）の結果をまとめて，「AI 等の新しい情報技術の導入によって，反復的な作業（ルーティンタスク）は減少し，複雑な問題への対処（非ルーティンタスク）が増加する」と指摘している。そして，これらが相まって，株価への影響を生じていると考えるべきである。

本稿では，この人工知能＝AI について，根本的な問いを投げかけている。すなわち，AI 技術は自由に開発されるべきであるか，それとも，何らかの規制を必要とするか，という問いである。そのため，経済への影響について，２つの面から現在までの研究成果をサーベイして取りまとめている。まず，いくつかの基礎的な前提を吟味した後，第 1 に，人間としての認知能力，ありふれた表現をすれば知能に対して AI の活用がどのような影響を受けるかについて，最近，NBER のワーキングペーパーなどで明らかにされたアセモグルらの一連の研究[9)]などに基づいて考察を進

めている。第2に，定量的な分析を中心に，生産性への影響をサーベイしている。その上で，最終的な結論として，AIの技術開発には何らかの規制が必要であるという見方を示している。本稿の構成は以下の通りである。すなわち，続く第2章では，本論に入る前に，AI開発の歴史とともに，ディープラーニングなどの技術的な側面を簡単に振り返る。さらに，第3章では，人間の認知能力がどのように決まるかに関する簡単なモデル研究を概観する。この際，ホモサピエンス誕生以来の人類が歴史的に獲得した知性のモデル分析とともに，人間個々人が幼少期から認知能力を向上させるモデルについての双方を既存研究をサーベイする。本論に入って，第4章では，そういった人間の認知能力がAIの使用からどのような影響を受けるかについてアセモグルらによる分析結果ほかをサーベイする。AIの活用が人間の知性に及ぼす潜在的ながら否定的な結論が導かれている。第5章では，AIが経済にもたらすポジティブな面として，AIの活用が生産性に及ぼす影響について既存研究をサーベイしている。ほぼすべての研究は多かれ少なかれAIは生産性を向上させるインパクトを持っていると結論している。最後に第6章で，これらのAIの否定的な影響と肯定的なインパクトを総括するとともに，残された課題を整理し，本稿を簡単に締めくくる。

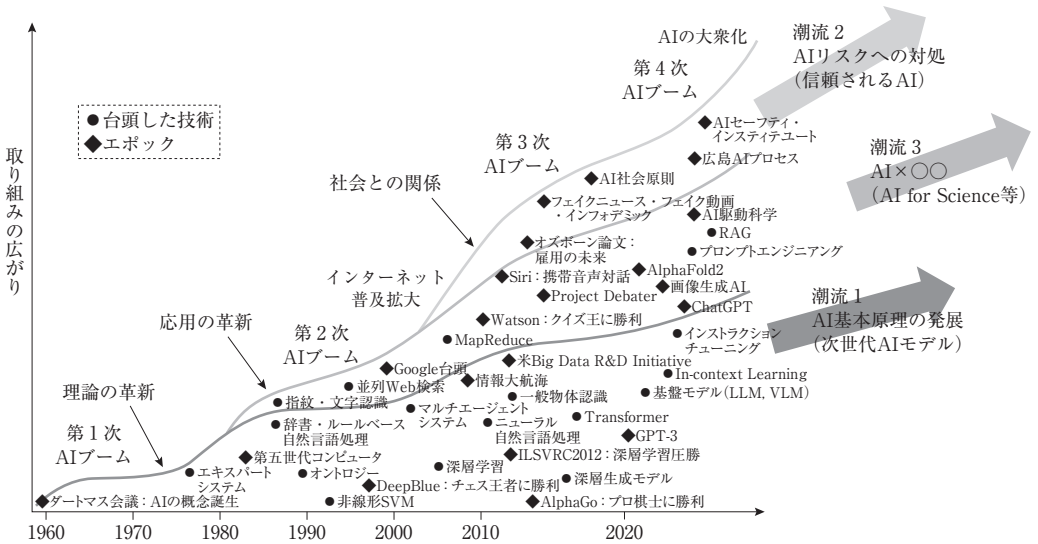
2．人工知能＝AIの進化と応用範囲

まず，AI開発のコンセプトは，Turing（1950）で提唱されたチューリングテストから始まると大方の見方は一致している。チューリングテストについては，松原（2011, p. 42）では次のように解説している。

> Turingは以下のような状況を設定した．二つの部屋があり，それらの部屋にはケーブルがつながっている．一方の部屋Aにはディスプレイとキーボードが置いてあり，それらはケーブルでもう一方の部屋Bにつながっている．Aに入った人間は，適当にキーボードから文字を入力する．するとBの部屋からの返答がディスプレイに現れるので，しばらく文字の上での対話（今でいうチャット）を行う．その後で，Aに入った人間は，今対話をしていたBの部屋にいた相手が人間かコンピュータかを推定する．もしもBにいたのがコンピュータだったにもかかわらず人間が相手だったと（間違って）推定したら，そのコンピュータは人間なみの知能をもっているとみなしてよい，というのがTuringのこの論文での主張である．

このコンセプトに基づき，初の対話型自然言語処理プログラム「ELIZA」[10)]が1960年代半ばに開発されている。ELIZAは，人間の入力文に対する簡単なパターンマッチによって応答を返すシステムで，現在のチャットボットの先駆けのようなものと考えることができる。歴史的に，現在のAI開発については，1960年のダートマス会議から何度かのブームと冬の時代が交互に訪れてきたとされている[11)]。例えば，CRDS（2025）では，現在は第4次のブームとされている。CRDS（2025）にしたがえば，各ブームの特徴は次の通りである。まず，1950年代後半から1960年代の第1次ブームでは，AIに関わる基礎的な概念が提案され，AIが新しい学問分野として立ち上が

図 3：人工知能（AI）技術の時系列俯瞰図



出典：CRDS（2025）p. 2 図 1－1－1 人工知能（AI）技術の時系列俯瞰図

ったが，当時は探索問題が中心で，実用性という面ではトイシステムにとどまった，とみなされている。冬の時代を経て，1980年代の第２次ブームでは，人手で辞書・ルールを構築・活用するアプローチが主流となり，エキスパートシステム，指紋・文字認識，辞書・ルールベース自然言語処理等（カナ漢字変換等）の実用化にも結び付いた，と評価されている。しかし，人手による辞書・ルール記述の限界から冬の時代を迎え，その後の2000年から2020年ころまでの第３次ブームでは，インターネットやコンピューティングパワーの拡大を背景として，ビッグデータ化と機械学習の進化が開発を牽引し，AI による画像認識・音声認識，機械翻訳，囲碁・将棋などのゲームでは人間に追いつき，あるいは，人間を上回る性能を示し，認識・検索・対話システムなどのさまざまな AI 応用システムが実用化され，社会に普及し始めている，と指摘されている。そして，2022年以降の現在の第４次ブームでは，第３次ブームから冬の時代を経ることなくブームが継続しており，特化型から高い汎用性とマルチモーダル性を示す AI が主流となり，自然言語による対話型インターフェースを備えたことで，利用者の裾野が大きく拡大し，「AI の大衆化」ともいわれる状況を迎えている，と分析している。そういった AI 技術を俯瞰的に時系列で把握しようとした概念図を図３に示す。

こういった AI 技術が進化する中で，多くの識者の意見が一致するのは，AI 技術の中核をなすディープラーニング（deep learning）の重要性である。1950–60年代においては，Rosenblatt（1958）が示したパーセプトロンのモデル，すなわち，人間の脳における多数の神経細胞（neuron）が信号（signal）を受け取り，重みとバイアスをつけて信号を伝達し，重み付きの信号の合計が一定以上になれば On/Yes(1)の判断を下すモデルが，そのまま当時のレベルで考えられた人工知能を実現する可能性が論じられていた。しかし，Minsky and Papert（1965）は，単層のパーセプトロンは線形分離可能な問題しか解けず，排他的論理和（XOR）などの問題を解くことが出来ないことを示した。その後，2020年代に入ってディープラーニングの技術は大きく発展することにな

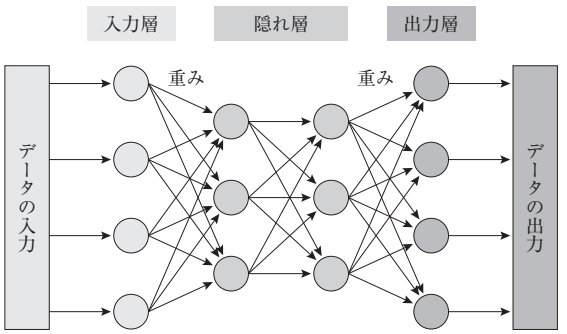
る。ただ，パーセプトロンがディープラーニングの基礎となった事実は否定できず，きわめて単純に考えると，パーセプトロンが多数組み合わさったものがニューラルネットワークである，と考えられる。したがって，本稿では，人間の認知能力の構築との関係を見据えて，まず，ディープラーニングについて概観しておく。ディープラーニングとは，一言でいえば，人間の脳の神経回路を模倣した多層のニューラルネットワークを用いる機械学習の手法である。大量のデータからデータの特徴をAIが自ら自動で抽出し，画像認識や自然言語処理などで非常に高い精度を発揮することができるようになる。このディープラーニングについて，以下では，入門的な解説書であるKelleher（2019）および谷田部（2018）に基づいて，画像認識を主な例として簡単に概説しておく。

まず，Kelleher（2019）では，ディープラーニングを「データから特徴を自動的に発見する技術」と見なしていて，大量のデータから複雑なパターンを発見し，それを利用して判断を行う方法として説明している。従来のコンピュータプログラムでは，人間の方でコードを書き，コンピュータがそのコードを実行するといった方式であった。したがって，「猫とは耳が尖っている」，「猫とはひげがある」，「猫とはこの形状である」のような特徴を人間が設定する必要があった。しかし，ディープラーニングでは，かなり大量のデータをニューラルネットワークに入力し，コンピュータ自身で学習した特徴をもって判断する，という流れとなる。すなわち，人間が特徴を指定するのではなく，マシンの方でデータの中から重要な特徴を抽出するわけである。ここで，谷田部（2018）では，機械学習とディープラーニングの違いを強調している。基本的に，ディープラーニングは機械学習の一種ないし機械学習の進んだ形と考えるべきであり，例えば，学習モデルに教師データを必要とするなど同じ部分も少なくない。しかし，大きな差は機械学習が統計学の応用であるのに対して，ディープラーニングは人間の脳をモデルとしたニューラルネットワークを用いる点である。したがって，機械学習では，人間の方からデータの特徴やルールを明示的に指定する必要がある。例えば，犬と猫を見分ける場合，「耳の形」や「輪郭」などを人間が設定することとなる。他方で，ディープラーニングでは，データからAIが特徴を自動的に抽出・学習する。多層のニューラルネットワークを用いることで，人間が気づかないような複雑なパターンも見つけ出せる可能性がある。

機械学習に比べたディープラーニングの大きな特徴のひとつニューラルネットワークは，Kelleher（2019）では，ディープラーニングの基本単位として最重要視しており，人工ニューラルネットワークと呼んでいる。ニューラルネットワークとは，人間の脳の神経細胞（neuron）の働きを数学的に単純化したものとなっている。基本的な構造としては，ニューラルネットワークにインプットされた大量のデータは入力層から複数の隠れ層を経て出力層にアウトプットされる。例えば，画像認識の場合，画素データが入力されると，隠れ層の第1層において線や輪郭を認識し，第2層において目や鼻など部分的特徴を認識し，さらに，第3層において顔全体の特徴を認識するといったシークエンスで認識が進み，最終的に，出力される際に，「これは猫である」と判断がくだされる。このように，階層的に情報を処理することから，この「深い層」（deep layers）が存在することが，ディープラーニングという名称の由来となっている。谷田部（2018）で示されているニューラルネットワークの構造を概念的な図で示せば，図4の通りである。

このニューラルネットワークの中で，インプットされ，また，プロセスされる情報の結節点，

図４：ニューラルネットワークの構造



出典：https://jp.tdsynnex.com/blog/ai/what-is-neural-network/（2026年７月21日閲覧）

図４において丸で表されている部分はノードと呼ばれ，人間の神経のニューロンに当たり，矢印で表されているエッジは人間のシナプスに当たる。ノードからノードに伝達されるデータには重みが付けられ，ニューロンはこの重みを調整することで学習することとなる。各ニューロンでは，出力＝f（入力×重み＋バイアス）のような関数，活性化関数と呼ばれる関数に従った計算が行われる。活性化関数にはシグモイド関数やランプ関数など，入力値がある閾値を超えると急激に大きな出力値を返す関数が用いられる。バイアスを別にすれば，入力量や重みが小さければOFF(0)，逆に，大きければON(1）となる。ここで重要なのは，どの入力を重視するか，あるいは，どの特徴を重要と判断するか，であり，それを決めるのが重みとなる。例えば，画像認識では，「ある画素の変化を重視する」，「ある形状を重視する」という判断が，重みとしてネットワーク内部に蓄積されることになる。

こういったディープなレイヤの中で，ディープラーニングの後半の学習＝ラーニングが行われる。その学習の本質は「誤差を小さくするように重みを調整すること」である。大まかな学習の流れは次のようになる。まず，第１に，データを入力する。例えば，猫の画像をネットワークに入力する。第２に，ネットワークが予測する。例えば，「犬である確率が70％」と判断する。第３に，教師データと照合して正解との差である誤差を計算する。この場合は，「猫」が正解であるのにもかかわらず，「犬」と判断したわけであるので，誤差が発生することとなる。そして，最後に第４に，重みを修正する。すなわち，判断を誤ったのは「別の特徴をもっと重視すべきだった」からである，などといった方向にネットワーク内部を調整する。この第１から第４を何度も大量に繰り返すことで，精度が向上する。

そして，この学習プロセスでKelleher（2019）が重視するのは，バックプロパゲーション（backpropagation）である。その名の通り，まず第１に，出力された結果と目標値である教師データとの誤差を計算し，第２に，その誤差が，どの層のどの重みによって生じたかを逆方向にたどり，第３に，それぞれの重みを少しずつ修正する，という方法である。イメージとしては，図４の出力結果を目標となる教師データと比較し，エッジを逆方向にプロセスすることとなる。加えて，重みをどの方向に修正するかを決める方法として，勾配降下法が採用されている。Kelleher（2019）では，この勾配降下法を「山を下る」イメージで説明している。すなわち，山の高い地点は誤差が大きい場所であり，誤差が最小となる谷底を目指して，勾配を計算しつつ少しずつ低

い方向へ移動する，というイメージである。あえて数学的に数式で表せば，重み$_{新}$＝重み$_{旧}$－学習率×勾配 という形になる。

ディープラーニング技術の特徴の最後に，Kelleher（2019）が強調するのは，特徴表現（representation）を自動的に学ぶ点である。例えば，画像認識の場合は，第1層で色，線，輪郭を把握し，続いて，第2層で形，第3層でパーツ（部品），第4層で全体的な意味，という階層構造になる。すなわち，人間は猫を認識するとき，耳・目・鼻などを総合して判断するわけであり，ディープラーニングは大量のデータから似たような階層構造を自動的に形成することになる。

ディープラーニングの技術的な面からの概説に加えて，Kelleher（2019）では，代表的なネットワーク構造の中から，用途に応じた代表的なモデルを3点説明している。第1に，畳み込みニューラルネットワーク（CNN: Convolutional Neural Network）である。主に画像認識で利用されている。画像の局所的パターンを検出，あるは，位置が変化しても同じ対象として認識可能といった特徴がある。このため，顔認識や医療画像診断や自動運転といった用途に応用可能としている。第2に，再帰型ニューラルネットワーク（RNN: Recurrent Neural Network）である。このネットワークは，主に時間的な情報を扱う。例えば，音声，文章，時系列データといったものである。したがって，過去の情報を保持しながら現在を判断できるという特徴がある。第3に，オートエンコーダを上げている。これは，データを圧縮し，本質的特徴を取り出す方法である。異常検知やデータ圧縮の用途が考えられている。

加えて，Kelleher（2019）では，ディープラーニングが可能となった3要因にも言及している。第1に，「ビッグデータ」という用語で我が国でも人口に膾炙している大量のデータが利用可能になったことである。すなわち，インターネットやスマートフォンにより，画像，音声，テキストなど大量の学習データが利用可能になっている。第2に，ハードウェアの計算能力の向上である。Moore（1965, 1975）で予言されたムーアの法則[12)]にもあるように，ハードウェアの計算能力の進歩は目覚ましく，巨大なニューラルネットワークを高速計算できるようになっている。第3に，アルゴリズムの改良である。バックプロパゲーションや勾配降下法については先に言及した通りであり，新しいネットワーク構造もいくつか開発されており，これらによって学習性能が向上したことはいうまでもない。

3．人間の認知能力の形成

ディープラーニングに基づくAIの技術的進歩に対して，人間の認知能力，一般的な用語でいえば知的能力が，ホモサピエンスの誕生以来，数十万年から数万年の時間スケールを持つ人類の歴史の中でどのように形成されてきたかをモデル化した研究について，既存研究からいくつか概観しておく。

まず，Boyd and Richerson（1985）は，人類の高度な認知能力を文化進化との相互作用で説明する遺伝子−文化共進化モデルの出発点となった。従来のダーウィン進化では，遺伝子の世代間継承によって適応が進むと考えられていた。しかし，人間の場合，言語，技術，社会規範，道具使用など，遺伝子ではなく社会的学習によって伝達される情報が極めて重要となっている。この

研究では，人間には単なる個体学習ではなく，他者を模倣する能力，優れた個体を選択して学ぶ能力，に加え，集団内で知識を蓄積する能力が進化したと考えている。モデルでは，文化的情報が世代間で伝達され，その文化環境が逆に遺伝的選択圧を変化させるという循環を表す。つまり，人類の知能は脳容量が増えたから文化が発達したのではなく，文化を蓄積する能力を持った個体が有利になり，その結果としてさらに高度な認知能力が進化した，という共進化過程として説明されている。

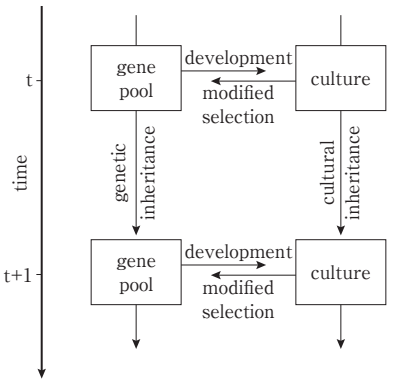
続いて，Dunbar（1998）は，霊長類の群れサイズと脳，とくに新皮質（neocortex）の大きさの関係を分析している。モデルの基本仮説は，自然環境への適応よりも，複雑な社会関係を維持することが，人類の認知能力発達への強い選択圧になった，というものである。すなわち，大規模な集団では，誰が誰と協力しているか，誰が信頼できるか，相手の意図は何か，将来どのような行動を取るか，について推測する必要がある。そのため，人類では，他者の心を読む能力（Theory of Mind），言語能力，記憶能力，抽象的推論能力が発達したと考えられる。このモデルは，知能を単なる問題解決能力ではなく，「社会的情報処理能力」として理解する点に特徴があるといえる。

続いて，Tomasello（1999）は，心を共有された意図（hared intentionality）に求める文化進化モデルを提示した。この論では，人類と他の霊長類の違いは，単純な知能差ではなく，「他者と同じ目的を共有する能力」にあると考えている。したがって，人間は，他者の意図を理解する，協力して問題解決する，教える・学ぶ，集団で知識を蓄積する，といった能力を持っている，と指摘している。この能力によって，一人の個体が獲得した知識が集団全体に蓄積され，世代を超えて改善される累積文化進化（ratchet effect）が可能になる。例えば，石器技術では，個人が毎世代ゼロから発明するのではなく，前世代の技術を改良し続けることによって高度化する。このTomasello（1999）のモデルでは，人類の認知革命は脳そのものの変化だけではなく，社会的学習システムの進化によって生じたと説明されている。現在のAI研究でも，人間知能の特徴を個体の計算能力ではなく，社会的知識形成能力と見る議論に影響を与えていると見なされている。

続いて，Henrich and McElreath（2007）は，二重継承理論（Dual Inheritance Theory）を発展させた研究であり，人類は二種類の情報を継承すると考える。第1に遺伝的継承であり，第2に文化的継承である。前者の遺伝的継承とは別に，後者の文化的継承は，言語，技術，規範，知識を社会学習によって受け継がれる。このモデルでは，文化情報の蓄積速度は遺伝的進化よりはるかに速いため，人類では文化が新しい環境を作り，その環境がさらに遺伝的進化を促すと定式化している。例えば，農耕，料理，社会制度などの文化的発明が，人間の身体・脳・行動に新しい選択圧を与えることとなる。この枠組みでは，人類の知能は，単独で環境に適応するための能力ではなく，文化的情報を吸収し，改良し，次世代へ伝える能力として理解される。現代の人類進化研究では最も影響力のあるモデルのひとつと考えられる。

続いて，Richerson et al.（2010）は，遺伝子–文化共進化理論をゲノム科学時代に発展させた代表的レビュー・モデル研究のひとつといえる。中心的な主張は，人間進化では文化が単なる副産物ではなく，遺伝進化を方向づける主要因だったという私的である。何よりも，文化は遺伝子より速く変化する。そのため，農業，都市，言語体系，社会制度などの新しい文化的環境が生じると，それに適応する遺伝的変化が促進されると考えられる。このモデルでは，文化発明が新し

図５：遺伝子−文化共進化モデル



出典：Laland（2008）p. 3578 Figure 1. Gene-culture coevolution

い環境を形成し，新しい選択圧を生じ，人類としての認知・身体的特性の変化につながる，という循環を明確化している。人類の高度な認知能力は，脳サイズの増加だけでは説明できず，文化を利用し，文化によって進化する能力そのものが重要だという考えである。この研究成果は，特に，言語能力，社会的学習能力，協力能力，抽象的思考能力の発達を説明する理論的枠組みとして現在も中心的な位置を占めている。

こういった遺伝子−文化共進化モデルをもっとも簡単に図解した模式図を示すと図５の通りである。

次に，人類史ではなく，個々人の成長の段階で，幼少期から知能がどのように形成されるかについては，心理学，認知科学，教育経済学，行動遺伝学などが交差している分野であり，本稿のカテゴリーに即して経済学や心理学の分野から理論研究をいくつか上げると次の通りである。なお，ここでは，進化経済学的な人類全体の歴史的な知的能力の進化ではなく，個人レベルで，乳幼児期から青年期・成人期にかけて知能，IQ，実行機能，問題解決能力などの認知能力がどのように形成されるかをモデル化した研究について，既存研究から重要なものをいくつか概観する。AI の知的能力の発達に対して，人間能力の発達が大きく異なるのは遺伝的な要因が作用する点であることが理解されよう。

まず，Cunha and Heckman（2007）は，幼少期から成人期までの認知能力・非認知能力形成を数理モデル化したもっとも重要な研究のひとつと考えられている。彼らは，人間の能力形成を生産関数として捉えている。すなわち，子どもの能力は，生まれつきの遺伝的要素だけで決まるのではなく，親の投資，教育，家庭環境，社会的刺激などによって時間を通じて形成されると考えている。能力形成のモデルの中心概念は３つである。第１に，自己生産性（self-productivity）である。幼少期に形成された能力は，その後の能力形成の土台になり，例えば，幼児期の言語能力が高い子どもは，その後の学習能力も高まりやすいと考えられる。第２に，動学的補完性（dynamic complementarity）である。早期に形成された能力ほど，後の教育投資の効果を高めるというメカニズムである。しかも，第３に，この自己生産性と動学的補完性は乗数効果（multiplier effects）を持つと指摘している（Cunha and Heckman, 2007, p. 35）。幼少期の環境改善が，その後の発達過程を通じて増幅される可能性を示唆している。これらの分析結果は，人間の知能は，幼

少期ほど重要な形成段階であることを理論的に示している。現在の幼児教育政策，貧困対策，発達心理学研究に大きな影響を与えたと考えられる。

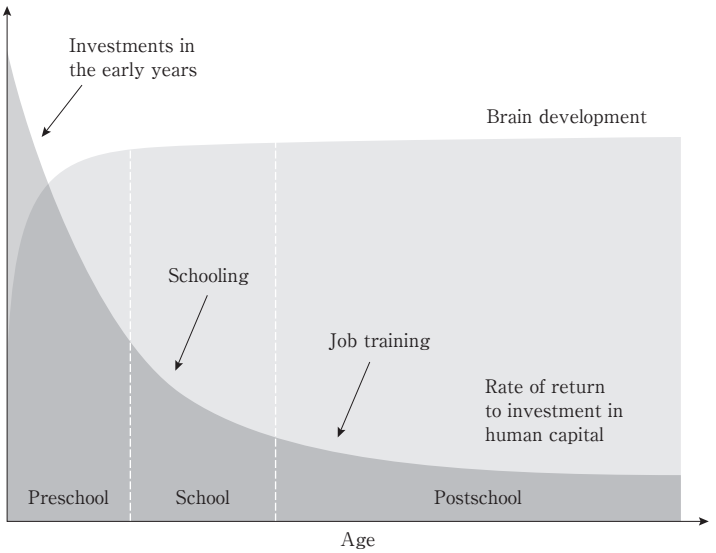
続いて，Heckman（2007）は，経済学と神経科学を統合して，人間能力がどのように形成されるかをモデル化した研究であり，人間の能力を単一のIQではなく，複数の能力ベクトルと考えている。具体的には，IQ，記憶，推論能力といった認知能力（cognitive skill）と自己制御，忍耐力，動機づけといった非認知能力（noncognitive skill），さらに，健康状態（health condition/status）などが相互作用しながら形成されるとモデル化している。そのモデルでは，子どもの発達段階ごとに能力形成技術（technology of capability formation）が存在すると指摘している。つまり，乳幼児期，児童期，青年期では，同じ教育投資でも効果が異なることが示唆されていると考えるべきである。特に重要なのは，脳発達の可塑性（plasticity）との接続である。幼少期の脳は環境から強く影響を受けるため，早期投資の収益率が高い。一方，青年期以降では能力形成の性質が変化することとなる。この分析結果は，「遺伝か環境か」という単純な二分法を超えて，先天的な遺伝的素質と後天的な環境投資が発達過程で相互作用するという現代的な認知発達観を示している。

続いて，Briley and Tucker-Drob（2013）は，幼児期から青年期にかけて認知能力の個人差がどのように形成されるかを，行動遺伝学的モデルで分析している。従来，IQなどの認知能力は遺伝的影響が大きいと指摘されていた。しかし，実際には，彼らの論文のタイトル通りに，発達に伴う認知能力の遺伝率の増大についての説明ができない，という点をメタ分析している。その対象は，双生児研究・養子研究の縦断データ（longitudinal data）であり，乳幼児期から青年期までの認知能力変化をモデル化している。もっとも重要な発見は，発達とともに遺伝的影響が増加するのは，環境の影響が消えるという意味ではなく，子どもは成長するにつれて，自分の能力や興味に合った環境を選択するようになる，と結論している点と考えられる。例えば，読書が得意な子どもはより読書環境に入り，数学能力が高い子どもは数学的活動を選ぶようになるというわけである。つまり，遺伝的素質が環境選択を通じて発現するという「遺伝×環境相互作用モデル」が適用される。

続いて，Tucker-Drob and Bates（2016）は，認知能力形成における家庭環境，すなわち，社会経済的地位（SES: Socio-Economic Status）の役割をモデル分析している。中心的な問いは，「遺伝的能力の発現は，どのような社会環境で強く現れるのか」というものであり，多国間データを用いて，遺伝要因と所得，教育，家庭環境といったSESの相互作用を分析している。モデルでは，遺伝的潜在能力がそのままIQになるのではなく，環境条件によって発現の程度が変わる，という設計になっている。例えば，教育資源が豊富で知的刺激の多い家庭では，子どもの潜在能力が発揮されやすい。他方で，貧困や教育機会不足の環境では，能力発達が制約される可能性が示唆されている。この研究では，「知能は生得的か，環境的か」という古典的論争に対して，現代的な答え，すなわち，認知能力は遺伝要因と環境要因の単純な足し算ではなく，発達過程で両者が相互作用して形成される，という結論を示唆している。

McArdle et al.（2002）は，知能発達を縦断的データと構造方程式モデル（longitudinal structural equation models）によって分析した代表的研究と考えられている。特徴は，知能を単一のIQとして扱わず，複数の認知能力の集合として分析している点である。モデルでは，推論し，問題

図６：幼少期教育と脳の発達



出典：WB（2018）p. 114 Figure 5.1 Investments in high-quality programs during children's early years pay off

を解決する流動性知能（fluid intelligence）と知識や経験の結晶性知能（crystallized intelligence）を明確に区別し，それらが年齢とともにどのように変化するかを分析している。結果として，認知能力は幼少期から青年期にかけて発達し，その後は能力の種類によって異なる軌跡を示すことが示されている。例えば，経験や学習によって蓄積される能力は成人期以降も伸びやすい一方で，処理速度や新しい問題解決能力は異なる発達パターンを示す結果が示されている。したがって，知能は一生固定された能力ではなく，複数の能力が異なる速度で発達する，という現代的な認知発達モデルの基礎となっている。

人類としての歴史的な知能の発達に加えて，個々人のレベルでの幼少期からの認知能力の発達について，今一度，取りまとめておく。まず，人類としての歴史的な知能の発達について，現在の主流派による見方では，ホモサピエンスの知性は大きな脳が先にあって，その知的能力に基づいて文化を作ったわけではなく，社会的学習・協力・文化蓄積の能力が進化し，その過程で高度な認知能力が形成された，とする理解が進んでいるといえる。他方，個々人の幼少期からの認知能力の形成や向上については，Tucker-Drob and Bates（2016）に典型的に示されているように，発達段階において遺伝要因と小児期の経済社会的な環境要因の相互作用により成し遂げられる，との受止めが一般的となっている。少し趣旨は異なるが，ヘックマンらの幼少期からの教育の重要性を脳の認知能力の発達との関係で人的投資リターンとともに示したのが図６である。

４．人工知能＝AI による認知能力への影響

ホモサピエンス誕生以来の人類による知的能力の獲得に加え，人間個々人の幼少期からの認知能力の形成については，遺伝的な要素，すなわち，大きな脳だけでなく，環境要因や社会的な原

因も大きな役割を果たすことが既存の研究で明らかにされてきている。こういった人間としての認知能力に対して AI の活用ないし依存がどのような影響を及ぼすのかを分析しているのが Acemoglu et al.（2026a）である。

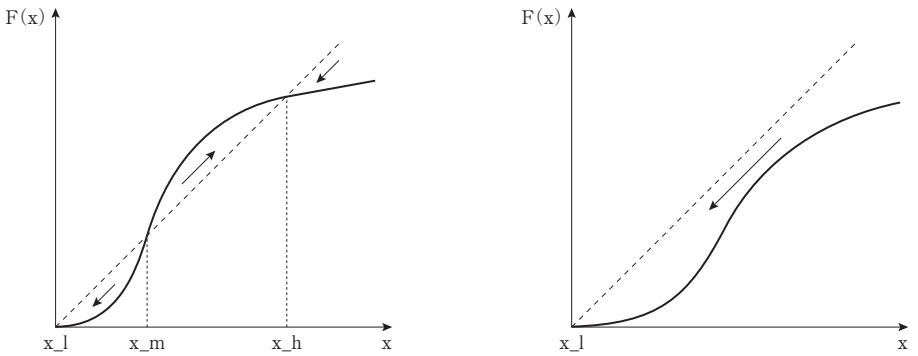
Acemoglu et al.（2026a）では，AI，とりわけ将来的な agentic AI，すなわち，自律的に個人の状況に応じた助言や意思決定を行う AI が，人間の学習行動と社会全体の知識蓄積に与える長期的影響を理論的に分析している。ここで，意思決定には，社会全体で共有される一般知識（general knowledge）と個人固有の状況知識（context-specific knowledge）の双方が必要であり，両者は補完関係にあると仮定している。例えば，金融であれば，前者が金融市場の一般的な知識となり，後者は個人としてのリスク許容度などである。したがって，個別の知識があっても，一般知識がないと正しい判断ができない，という点が重要である。さらに，個人の学習努力は，自身の状況に関する情報を得るという意味で個人的知識を増やす（private signal）だけでなく，社会全体が利用できる一般知識を生み出す。ここで，個人が学習する際に後者の社会的利益が考慮されるわけではなく，したがって，外部性があるため，社会全体では学習努力が過小に陥る可能性がある。

AI が導入されると，個別知識については精度 τA の情報を提供する。しかし，AI は一般知識を増やすことはない。例えば，金融市場で特定の個人に対する投資行動のアドバイスはできても，社会全体に有用な一般知識には貢献しない。そして，一般知識[13]は情報精度（precision）で表している。Acemoglu et al.（2026a）では，一般知識は変数 X_t で表章されている。ここで，情報精度が高いと社会全体で利用可能な一般知識が豊富にあり，逆に，情報精度が低いと一般知識が失われている，と考えることになる。一般知識のストックは，前期の一般知識に今期の個人による学習努力によって獲得された知識を加え，環境変化などによる陳腐化を差し引く形で蓄積される。さらに論を進めると，社会全体の一般知識が豊富であれば，個人の学習努力による新たな知識の獲得にはさらに価値が高まり，個人の学習努力へのインセンティブとなって一般知識がさらに増えるという正のフィードバックが存在する。逆は逆であり，社会の一般知識が低い状態に陥ると，学習のインセンティブが低下し一般知識の蓄積が進まない，ということになる。Acemoglu et al.（2026a）では，学習努力は変数 e で表章されている。この場合，個人の期待効用は，一般知識による利益に一般知識と個別知識の補完関係から得られる利益を加え，学習コストを差し引くことにより決定される。したがって，学習努力により得られる利益は一般知識と正の相関を有する。

Acemoglu et al.（2026a）では，Observation 1 として，一般知識の情報精度 X_t は学習努力 e と補完的であるが，AI の情報精度 τA は学習努力 e と代替的である，という結果を示している。すなわち，学習努力は一般知識ストックと正の相関がある一方で，AI の情報精度 τA とは負の相関を有する。別の表現をすれば，AI の情報精度 τA は社会全体の一般知識を増やすことがない上に，これが大きければ，学習努力を阻害する可能性が示唆されている。この点が Acemoglu et al.（2026a）では，Observation 2 として確認されている。

Acemoglu et al.（2026a）では，この動学的メカニズムによって，長期的には，知識崩壊（knowledge collapse）と呼ばれる状態，すなわち，個別的な AI 助言は高性能であるにもかかわらず，社会的な一般知識が消滅する均衡が生じ得る，と結論している。重要なのは，AI の精度向上が必ずしも社会厚生を改善しない点である。AI による個別情報の精度向上は直接的利益をも

図7：AI精度による均衡へ向かう動学



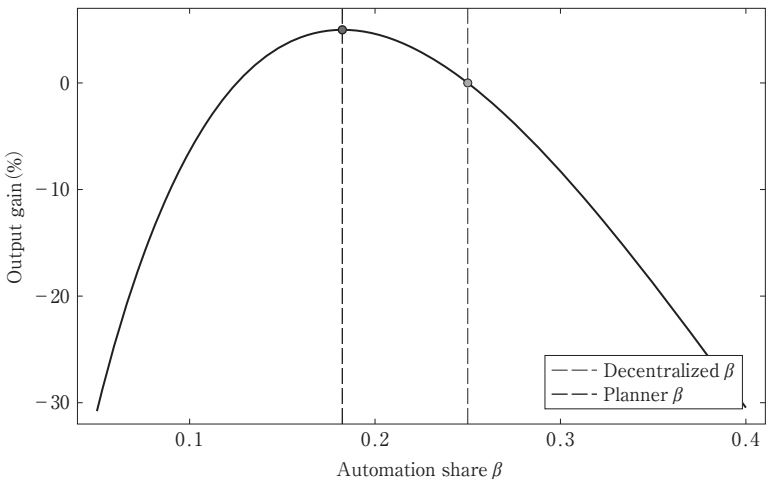
出典：Acemoglu et al.（2026a）p. 21 Figure 2 Equilibrium dynamics when $\alpha-1<1/4$

たらす一方，人間の学習努力を代替することで長期的損失を生む。そのため厚生はAI精度に対して単調ではなく，最適なAI利用水準が存在し得る。逆に，コミュニティにおける知識蓄積などの知識共有や集約能力の向上は，常に厚生を改善し，知識崩壊への耐性を高めると結論づけている。

図7において，左のパネルはAIの精度 τA がまだ低い場合には，高知識均衡と知識崩壊均衡の両方の均衡が併存し，初期の知識量によって経路依存的に結果が分かれることが示されている。これに対して，右のパネルでは，AI精度が閾値を超えた場合には，高知識均衡が消滅し，初期条件に関係なく社会が知識崩壊均衡（complete collapse）へ移行することが示されている。この均衡は，AIによって個人が能力を高めながら，社会的知識基盤を弱体化させる可能性がある。この結論は，AIの情報精度 τA を一定の範囲に留める規制により，知識崩壊を防止し高知識均衡を実現できる可能性が示唆されていると考えるべきである。

Acemoglu et al.（2026a）と同様の知識崩壊の可能性を示唆する結論を導いた分析としては，Peterson（2024）が上げられる。すなわち，AIは膨大かつ多様なデータで学習されるが，その出力は必然的にデータの分布の中心へと向かう傾向があり，これは一般的には有用であるものの，AIシステムへの依存が連鎖的に拡大すると，「知識の崩壊」（knowledge collapse）と定義される現象が生じ，イノベーションや，人間の理解・文化の豊かさを損なう可能性があると論じている。また，Martorell（2026）においても，AI支援型の業務において学習の機会がほとんど失われる場合，業務への従事機会に関する市場の欠如により，企業は過度な自動化を行うことになることから，制約付きの計画主体が介入すれば，自動化を抑制し，人的資本を高め，定常状態における生産量を増加させることが可能となる，として，自動化抑制の必要性を示唆している。これを図示しているのが図8である。さらに，Nakamura（2026）でも，近年の人工知能＝AIの進歩は，熟練労働者が担う認知的なタスクの一部もまた，自動化の対象となり得ることを示唆していることから，自動化によって非熟練労働が代替されると，熟練労働に対する賃金プレミアムが上昇し，教育を受けるインセンティブが高まる一方で，教育による対応は不完全なものにとどまり，部分的なスキルの向上は熟練労働の供給を拡大させ，熟練労働者の賃金上昇を抑制してしまう結果，資本蓄積が停滞し，高度な技術が利用可能であっても，経済は資本水準の低い定常状態に陥る可能性がある，と結論している。また，AIを直接に分析した研究ではないが，Holn and Klarl

図 8 ：制約付き計画主体による生産の増加



注：右側の破線で示された分散型の自動化ではなく，制約付きの計画主体が介入すれば，左側の破線が実現し，自動化を抑制し定常状態における生産量を増加させることが可能となることが示されている。
出典：Martorell（2026）p. 19 Figure 2: Steady-state output gains by automation share

（2026）では，知識の陳腐化，自動化や人的資本形成をネットワーク型内生成長モデルで分析し，知識の陳腐化の速度が速いほど，人的資本の蓄積が遅れ，経済成長が鈍化し，認知能力に制約のある個人が不釣り合いに大きな負担を強いられるため，経済を低スキルかつ停滞した均衡状態に陥らせる可能性がある，と主張している。

そういった知識崩壊からさらに進んで，Acemoglu et al.（2026b）では，生成 AI や大規模言語モデルのような AI 情報集約システム（AI aggregator）が，社会全体の知識形成・意思決定を改善するのか，それとも逆に，集合知の脆弱化（fragility of collective learning）をもたらすのかを，DeGroot 型の社会学習モデル[14]を用いて理論的に分析している。モデルでは，個人は私的情報を持ち，社会ネットワークを通じて他者の信念を観察しながら真の状態を学習するプロシジャが明らかにされている。そこに AI aggregator を導入すると，AI は人々の現在の信念を学習データとして取り込み，その出力が再び人々の判断に影響を与える。つまり，AI は単なる情報仲介者ではなく，「社会の信念→ AI 学習→ AI 出力→社会の信念」という内生的フィードバックループを形成する可能性を示唆している。

主要な結論として，AI によるフィードバックループの更新が速すぎる場合，集合知の改善はむしろ困難になるという点が示されている。AI が現在の社会的信念を急速に反映すると，もともと存在する社会ネットワーク上の偏り，同質的集団（homophily），多数派の過大代表などが AI によって増幅される結果となる。その結果，AI は情報を統合する装置ではなく，既存の歪みを再生産してしまう装置になり得る可能性が示唆される。特に，速い再学習では，モデル自身が生成した情報を再び学習することで情報多様性が失われ，モデル崩壊（model collapse）に類似した現象が発生する。もちろん，論文では AI 利用そのものを否定しているわけではない。AI の情報集約を否定するのではなく，単一の巨大なグローバル AI では AI による情報集約が集合知の脆弱化という逆効果になり得ることから，地域・専門分野ごとに分散した local かつ topic-specif-

ic な AI aggregators の方が，情報源の多様性を維持し，学習性能を改善すると結論している。

現時点までのアセモグルらによる一連の研究の最後に，Acemoglu（2026c）においては，さらに悲観的な AI やロボットの利用拡大による反乱（revolt）の可能性すら示唆している。まず，Acemoglu（2026c）は，AI やロボットなどによる自動化（automation）が経済成長や生産性向上をもたらす一方で，資本と労働の所得格差を拡大し，政治的不安定化や抑圧的体制への移行を促す可能性を理論的に分析している。この論文には，Acemoglu-Restrepo 型のタスクベース自動化モデルに，労働者による反乱（revolt）の可能性ある協調ゲームを組み込んでいる。モデルでは，企業が個別に自動化を進めると，資本所得の比率が上昇し，労働者との格差が拡大する。その結果，労働者が集団的に反乱を起こす確率が高まる。しかし，個々の企業は自らの自動化が社会全体の政治リスクを高める外部性を考慮しないため，市場均衡では過剰な自動化が生じる可能性がある。

反乱に対する抑制策として，Acemoglu（2026c）においては，資本家国家（capitalist state）を導入し，自動化規制，所得再分配，抑圧という 3 つの政策手段を比較している。重要な結論のひとつは，自動化と抑圧には補完関係が存在するという点である。再分配は労働者の不満を抑えるが，自動化が進むほど必要な移転額が増加するため資本家にとって高コストとなる。一方，抑圧は固定的コストで済むため，自動化が進むほど抑圧を選択する誘因が強まる。

さらに動学モデルでは，資本蓄積と自動化が進む長期均衡において，反乱の脅威が十分存在する場合，経済は再分配よりも抑圧的体制へ収束する可能性が示唆される。また，初期状態で民主主義から出発しても，資本蓄積と自動化の進展によって資本家が民主主義を支持しなくなり，クーデターによる非民主的体制への移行が起こり得る可能性があることが示唆されている。すなわち，自動化の程度が低い段階では，労働者所得を補う再分配でも反乱リスクを抑えられる。しかし，AI やロボットなどの資本蓄積が進み，自動化が高度な段階に達すると労働分配率が低下し，必要な再分配コストが増大する。その結果，資本家国家は再分配より抑圧を選択し，さらに高い自動化を許容する。このモデルでは，自動化と抑圧には補完関係が存在することから，自動化（automation）の進展から，不平等（inequality）の拡大，反乱のリスクの増大（revolt risk），抑圧の強化（repression），そして，さらなる自動化（more automation）という循環的な自己強化メカニズムが可視化される結果となっている。

5．AI 利用による生産性向上の定量的な把握とその限界

AI の導入に関しては，現時点はまだ Baslandze et al.（2026）でいうところの浅い導入（broad but shallow adoption）にとどまっている企業が多いと想像されるものの，定量的な分析結果の蓄積はかなり大量に上っている。本章では，まず，国際機関などによる AI の影響の基本的な考え方を概観する。続いて，知的労働の労働生産性および全要素生産性（TFP）への効果，産業別やタスク別の導入効果，教育・研究への導入効果，ロボットや自動化への導入効果，求職求人活動への導入効果，などに簡単に分類して定量的な生産性への研究成果をサーベイする。加えて，AI の導入が逆に生産性向上の阻害要因となる場合についても考える。

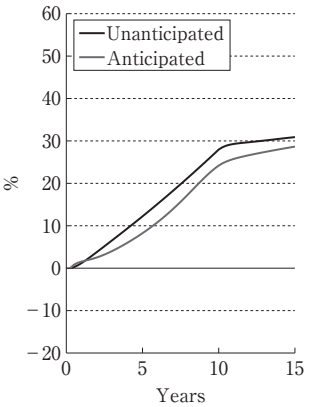
まず，生産性向上の定量的な測定を考える前に，国際機関などにおける研究成果を概観する。ILO による Gmyrek et al.（2025），IMF による Cazzaniga et al.（2024），OECD による Filippucci et al.（2024）などが上げられる。Gmyrek et al.（2025）では，労働者の 4 人に 1 人が何らかの生成 AI へのエクスポージャーを受ける，と指摘している一方で，生成 AI の仕事への影響は，変容（transformation of jobs）であり，仕事が失なわれることではない，と結論している。Cazzaniga et al.（2024）では，AI は労働生産性を向上させる可能性がある一方で，スキルレベル格差により所得格差を拡大させるリスクが指摘されている。Filippucci et al.（2024a）では，AI が持つ自律性や自己改善能力は，イノベーションを加速させ，様々な産業における生産性向上の伸び悩みを打破する可能性がある一方，その長期的な生産性への影響には不確実性も伴う，との結論を導いている。総じて，生産性向上などのプラス面と格差拡大のマイナス面をどちらも指摘している。

いくつかの国際機関では個別タスクの労働生産性ではなく，全要素生産性（TFP）への影響を計測した研究成果が出ている。国際決済銀行（BIS）からは Aldasoro et al.（2024）があり，マクロ経済の多部門モデルをキャリブレーションして推計し，成長がもっとも加速するのは最初の10年間，すなわち AI が産業レベルの TFP（全要素生産性）を直接的に押し上げる期間であり，この時点での GDP は，AI を導入しなかった場合と比べて30％近く高い水準に達する，との推計結果を示している。全要素生産性を30％押し上げるとした推計結果のグラフを図 9 に引用する。また，経済協力開発機構（OECD）からは，Filippucci et al.（2024a）がある。マクロ経済へのインパクトの結論として，AI に起因する年間の総要素生産性（TFP）成長率は0.25～0.6ポイント（労働生産性については0.4～0.9ポイント）の範囲である，と推定している。国際通貨基金（IMF）からは Misch et al.（2025）[15] により，「欧州全体における中期的生産性向上は 5 年間で累積約 1 ％と，緩やかなものにとどまる可能性が高い，との結果が示されている。欧州中央銀行（ECB）からは，Bergeaud（2025）において，ユーロ圏における中期的，例えば今後10年間における TFP の2.9％の伸び，すなわち，年率0.29％ポイントの押上げ，との結果を示している。また，TFP の定量的な推計は示していないが，Brynjolfsson et al.（2019）では，AI の生産性への効果は初期では低くとも，長期的には上昇する可能性を論じている。

AI の導入による個別タスクの労働生産性の上昇に関しては，多くの定量的な分析結果が出ている。Noy and Zhang（2023）は，AI がホワイトカラーの生産性を画期的に上昇させるというランドマーク的な研究業績である。ChatGPT[16] の導入により大学卒業専門職（college-educated professionals）による文書作成業務（professional writing tasks）の平均作業時間が40％短縮され，成果物の品質が18％向上したことを報告している。また，もっとも高い効果を示した研究成果のひとつが Brynjolfsson et al.（2025）であると考えられている。カスタマーサポート担当者を対象に，生成 AI を活用した対話型アシスタントが段階的に導入された事例を分析し，AI による支援を利用することで 1 時間あたりの問題解決数で測定される業務生産性は平均して15％向上したと報告している。Dell'Acqua et al.（2026）では，コンサルティング・タスクの遂行において，GPT-4 により完了したタスク数が平均で12.2％多く，完了までの所要時間も平均で25.1％短縮された，と報告している。

プログラム開発においてもいくつかの研究成果が示されている。Peng et al.（2023）では，

図9：AIの利用によるGDPの押上げ



出典：Aldasoro et al.（2024）p. 22 Figure 5: Output, consumption, and investment (a) GDP

GitHub Copilotを用いると，JavaScriptでHTTPサーバーを実装するタスクが55.8%迅速に完了すると報告している。同じくGitHub Copilotについて検証したCui et al.（2026）では，AIツールを利用した開発者では完了タスク数が26.08%（標準誤差：10.3%）増加，と報告している。Paradis et al.（2025）は，2024年夏時点のGoogle社内ツールを用いたAIの効果について，Googleのフルタイム・ソフトウェアエンジニアを対象としたランダム化比較実験（RCT）を行い，作業時間に影響を与える既知の要因を制御した上での効果量の推定値は約21%，と報告している。Daniotti et al.（2026）でも，オンラインでのコード貢献数で測定して，AIの導入により生産性が3.6%向上した，と推定している。

ただ，こういったAIによる生産性の押上げ効果に対して，その効果を限定する要因や否定的な見方を示す研究成果も見受けられる。例えば，初期の研究ながら，Acemoglu and Restrepo（2019）では，AIや自動化（automation）には生産性効果（productivity effect）と代替効果（displacement effect）があるとする理論モデルを提示し，AIが労働者を補完する場合には生産性向上につながる一方で，既存労働を単純に置き換える過剰な自動化（“so-so” automation）の場合，雇用や賃金を低下させ，経済全体の所得形成や需要を弱める可能性を指摘している。また，Acemoglu and Restrepo（2022）では，加えて，学歴間賃金格差（education wage differentials）の拡大についてもモデル化して示している。また，Korinek and Suh（2024）では，定常状態での生産性が年18%向上する可能性を指摘しつつ，人間が遂行可能なタスクの複雑さに限界があり，完全な自動化に至る場合には，賃金は暴落する，と結論している。また，実証的な計測結果ではないが，Cho et al.（2026）では，AI技術の性能が目覚ましく進歩したとしても，組織における人間や環境の要因によって，実質的な生産性向上効果が大幅に低減したり，あるいは完全に相殺されたりする可能性があると指摘し，影響を左右する5つの重要な要因として，「人的資源の構成（human resource composition），個人の基礎能力（baseline capability of individuals），実務家の学習曲線（learning curve of practitioners），適正利用を促すインセンティブ（incentives for fair use），そして目標の柔軟性flexibility of objectivesを上げている。Jiang（2025）では，個人レベルのタイムダイアリーデータを用いた分析の結果，AIへのエクスポージャーが高いほど，ChatGPTの登場に

よる衝撃であれ，より広範なAIの進化によるものであれ，労働時間の増加と余暇時間の減少が見られる，という逆説的な現象を明らかにしている。Shen and Tamkin（2026）では，RCTの結果として，AIの利用は，概念的な理解，コードの読解，およびデバッグ能力を低下させる一方で，平均的には有意な効率向上をもたらさない，と結論している。

加えて，すでに，生産性向上効果で言及した研究成果の中にも，効果を限定する条件が付されているものが少なくない。Dell'Acqua et al.（2023）では，まず，AIの能力範囲外にあると想定される複雑な経営管理タスクにおいては，AIを使用した参加者が正解を導き出す確率は，AIを使用しなかった参加者と比較して19％低い結果であった，と指摘するとともに，人間のサイドでAI利用能力が不足すると，生産性向上どころか低下する可能性を示している。さらに，Brynjolfsson et al.（2025）では，AI導入による効果が最も大きいのは，発生頻度が中程度に低い問題であり，経験豊富で高いスキルを持つ担当者では，速度のわずかな向上と品質のわずかな低下が見られる，と指摘している。

これらの研究成果を総合して，個別のタスク処理においてはAIの利用による生産性の向上が見られ，そういったマイクロな生産性上昇を積み上げて，経済全体の全要素生産性（TFP）の伸びが加速するという見方もある一方で，AI利用がすべてのタスクの生産性を向上させるわけではなく，限定的な分野にとどまり，しかも，条件次第でAI利用が生産性向上を阻害する場合もありえる，との見方が成り立つといえよう。また，生産性に限定せず，雇用や賃金への悪影響や格差の問題などでAI利用が好ましくない結果をもたらす可能性を示唆する研究もいくつか見受けられるところである。

6．結　　論

AIの利用に関しては，プラスとマイナスの両面があるという事実については，すでに指摘した通りである。では，実際にはどのようなAI利用が好ましいかについては，現時点で，幅広いコンセンサスがあるとはいえない。ただし，すでに言及したように，Korinek and Suh（2024）やMartorell（2026）では，これらの両面を考慮し，何らかのAIに対する規制の必要性が示唆されている。

AIに対する規制については，まず，Tallberg et al.（2023）では，アジェンダとして設定されるべきであると論じている。国家単位でのAIのガバナンスは不可能であり，その理由としては，AIの越境性，民主主義への影響，軍事利用，労働市場への影響を上げている。直接的にAIの規制を論じた研究としては，経済学の観点からは，初期にはGuerreiro et al.（2023）がある。この研究では最適規制の理論研究が示されている。すなわち，２段階の最適政策が提案されており，第１段階では，即時の一般公開かサンドボックス環境[17]での試験運用かを選択し，第２段階では，収集された情報に基づいて，アルゴリズムを一般公開するか，それとも取り下げるかを決定することにより，社会的に最適な結果が実現される，と結論している。また，最近では雇用や賃金との関係で，Korinek and Stiglitz（2026）を上げることができる。この論文では，AI時代の技術進歩はマイクロな生産効率だけではなく，マクロの所得分配も考慮して方向づけされるべきであ

る，という視点から，望ましい技術選択と政策を分析している。そして，結論として，AIの技術開発においては効率性と公平性の間でトレードオフがあることから，AI時代の初期段階では労働の価値が大きく低下するため，技術誘導よりも再分配政策の重要性が高まる，と論じている。こういった議論の進展を背景に，Stanford Digital Economy Labから2026年7月13日に，“We Must Act Now: A Statement on AI's Transformation of the Economy”[18]と題するステートメントにより次の3点が強調されている。

> 1．AI may become radically more powerful over the next 10 years.
> 2．This could drive an unprecedented transformation of our economy, larger than the Industrial Revolution, but unfolding over a vastly shorter time frame. It could bring risks, including large-scale job displacement, as well as opportunities such as major gains in living standards.
> 3．Economists, policymakers and technology leaders must act now to understand the economics of transformative AI and to build the incentives, guardrails, and institutions needed to steer AI in a direction that complements humans and benefits society.

経済学ではなく法理論の観点に基づいて，Chesterman（2023）やScholefield（2025）では，AIが軍民のデュアルユースとなっていることから，国際原子力機関（IAEA）の例も引きつつ，制度的な国際協調やAIを規制する国際機関（International Artificial Intelligence Agency），あるいは，国際条約・監査やAI安全性研究所の必要性を議論している。なお，AIを規制する国際機関については，国連のグテーレス事務局長も同様の発言をしたことが報道[19]されている。同じく，AIに対する法規制の観点から，Narechania and Sitaraman（2024）では，AIの技術的構造に根ざしたその産業組織が，複数の層において，あるいは層をまたいで市場の集中を示していることから，人工知能（AI）を統治する手法として，独占禁止法的なアプローチを取るべきである，と主張している。なお，国連では事務総長の諮問機関としてAI Advisory Bodyを設置し，2024年9月に*Governing AI for Humanity*[20]と題する最終報告を明らかにしている。この最終報告では，AIを人類全体の福祉と持続可能な開発に貢献し得る革新的技術と評価する一方，その恩恵が一部の国や企業へ集中し，格差や人権侵害，安全保障上のリスクを拡大させる危険性を強く指摘している。そのため，AIは市場や各国の自主的規制だけに委ねるべきではなく，国際社会による包括的なガバナンスが不可欠であると主張し，具体的には，⑴国際AI科学パネルの設置，⑵各国政府による政策対話，⑶AI標準化の推進，⑷能力構築ネットワーク，⑸途上国支援のためのグローバルAI基金，⑹国際的なAIデータ枠組み，⑺国連事務局内のAIオフィス創設という7つの提言を示し，人権，国際法，SDGsを基盤とした包摂的で公平なAIガバナンスの構築を提唱している。また，EUでは2024年5月に包括的な「欧州AI規制法」（The EU Artificial Intelligence Act[21]）を制定した。この法律は，プロバイダー，デプロイヤー，インポーター，ディストリビューター等が規制対象の主体として想定されている。おそらく，世界初の包括的なAI規制法であり，AIシステムをリスクの大きさに応じて，「許容できないリスク」，「高リスク」，「限定的リスク」，「最小リスク」の4段階に分類して規制することを特徴としている。社会的信用スコ

アや一部の生体認証など人権を侵害するAIは禁止され，高リスクAIには厳格なリスク管理，透明性，人間による監督などが義務付けられる。他方，低リスクAIには過度な規制を課さず，イノベーションとの両立を図ることを目指している。最後に，行政的な規制だけではなく，アカデミアの世界でもエコノミストのグループから出された“We Must Act Now: A Statement on AI's Transformation of the Economy”だけでなく，例えば，数学研究におけるAIの急速な普及と利用に対し，数学者ら16人の国際的研究グループから2026年6月に緊急声明「ライデン宣言」（Leiden Declaration on Artificial Intelligence and Mathematics）[22]が出ている。我が国の日本数学会からは，単に，「数学研究におけるAI利用の課題と今後の指針」[23]としてしか紹介されていないが，国際数学連合（IMU）からは今後の数学界における重要な指針“The IMU endorses the Leiden Declaration on Artificial Intelligence and Mathematics”として正式に支持されている。[24]

いずれにせよ，AIに対する必要な規制とイノベーションの利益の享受は，おそらくトレードオフの関係にあると考えられる。既述のKorinek and Suh（2024）やMartorell（2026）やKorinek and Stiglitz（2026）だけでなく，加えてAIに限定せず，GAFAMと略称されるハイテク企業群による技術進歩に関しても，Schaake（2024）ではイノベーションの利益と民主主義の堅持の間にはトレードオフがあると指摘している。こういったトレードオフにおける最適点の分析は，まさに経済学が専門とするもっとも重要な課題のひとつであろう。ただし，本稿では経済，特に生産性や雇用に関するトピックにスポットを当てたため，AIに関するもっとも重要な論点のひとつを取り上げることが出来なかった。それは，戦争におけるAIの使用，あるいは，AIの軍事利用である。初期の研究としてはRussel et al.（2015）があり，AI研究は人類の利益最大化とリスク回避を目的とし，経済，法，倫理，安全，制御の課題に取り組む必要がある，との視点から，AIの軍事利用についても，自律型兵器システム（LAWS）のリスクや制御可能性を重要課題として位置付けている。Horowitz（2018）は，AIが軍事バランスや国際政治に与える影響を理論的に分析した代表論文のひとつである。また，ストックホルム国際平和研究所（SIPRI）でも，*SIPRI Yearbook 2026*の第14章をArtificial intelligence and international peace and security[25]に充てている。AIを開発しているOpen AIにおいても，Pruet et al.（2026）といった安全保障政策のフレームワークを提示するリポートを明らかにしている。ただ，このリポートは分析的な内容ではなく，国家安全保障の要職にある指導者たちへのインタビューにより構成されている。もともと，AI技術は汎用技術（General Purpose Technology）であり，当然に，軍民共用のデュアルユースである点は広く認識されている。しかし，AIの軍事利用についてはエコノミストには手に余るところであり，今後の課題としたい。

最後に，本稿のテーマとは離れるものの，人工知能（AI）はどこまで進歩するのであろうか。まず，ムーアの法則などから，人類の進化よりもAIの進歩の方が速いスピードで進むのは確実であると考えられる。その上で，Kurzweil（2005）では，人類の能力に根本的かつ破壊的な変化をもたらすシンギュラリティの到来時期を2045年と設定している。さらに，2045年かどうかは別にして，シンギュラリティを過ぎると何が起こるか，については，まったく想像の域を出ないながら，人類が知的能力でAIから大きな差をつけられると，現時点で人間が乗馬などで馬を娯楽の対象としているように，AIが人類を娯楽の対象，ペットとする可能性[26]，も指摘されている。加えて，人類がAIのペットになるかどうかはともかく，ソフトバンクグループの孫正義会長兼

社長は，2026年7月のSoftbank World 2026[27]における特別講演で，「［AIが］人類をはるかに超える知能を持つようになる。人間が『生命体』の頂点にいる時代は終わる[28]。」と発言した，と報じられている[29]。そうなのかもしれない。

注

1） https://hai.stanford.edu/assets/files/ai_index_report_2026.pdf（2026年7月21日閲覧）
2） Stanford Human-Centered Artificial Intelligence, *AI Index Report 2026*
3） https://www.japantimes.co.jp/business/2026/06/24/markets/ai-boom-japan-growth-stocks/（2026年7月21日閲覧）
4） https://www.ibm.com/history/deep-blue（2026年7月21日閲覧）
5） https://www.dir.co.jp/business/case/ai.html（2026年7月21日閲覧）
6） 汎用AIについては，Generative AIや，LLM=Large Language Modelsや，その他，さまざまな呼称が存在するが，技術的な差や呼称の違いなどは本稿では深入りしない。さらに，本稿では，単にAIと表記する場合，この汎用AIを指すものとする。
7） 知能の定義は難しいが，機械知能についてはTuring（1950）でチューリングテストが提唱されている。
8） https://www.jcer.or.jp/news/20260313-2.html（2026年7月21日閲覧）
9） Acemoglu（2025），Acemoglu et al.（2026a），Acemoglu et al.（2026b），Acemoglu et al.（2026c）など
10） 詳細は，Weizenbaum（1966）を参照のこと。
11） 例えば，総務省「情報通信白書」平成28年版 p. 235などを参照。
12） ムーアの法則を否定する見方も少なくないが，例えば，Krauss and Starkman（2004）ではムーアの法則は600年後に終焉すると主張されており，本稿の主張には特段の影響を認めない。
13） Acemoglu et al.（2026a）では，general knowledgeとpublic precisionの両方の用語を用いているが，本質的な違いはないように見受けられることから，本稿ではともに「一般知識」を充てる。
14） DeGroot型の社会学習モデルについては，DeGroot（1974）を参照のこと。
15） Misch et al.（2025）の分析はAcemoglu（2025）の手法を欧州に適用したものである。したがって，分析対象は欧州だけとなっている。また，Misch et al.（2025）p. 14 Figure 7. Decomposition of Cross-country variation of gains under preferred scenarioにより，国別の結果も示されているが，本稿では深入りしない。
16） 当時のChatGPTのバージョンは3.5である。
17） サンドボックス環境の概要については，Maass et al.（2016）などを，また，サンドボックス環境のAIへの応用に関してはAlrawi et al.（2024）などを，それぞれ参照のこと。
18） https://www.wemustactnow.ai/（2026年7月21日閲覧）
19） “UN chief backs idea of global AI watchdog like nuclear agency” Jun. 13, 2023, Reuters https://www.reuters.com/technology/un-chief-backs-idea-global-ai-watchdog-like-nuclear-agency-2023-06-12/（2026年7月21日閲覧）
20） https://www.un.org/sites/un2.un.org/files/governing_ai_for_humanity_final_report_en.pdf（2026年7月21日閲覧）
21） https://artificialintelligenceact.eu/（2026年7月21日閲覧）
22） https://leidendeclaration.ai/（2026年7月21日閲覧）
23） https://www.mathsoc.jp/publicity/news20260608.html（2026年7月21日閲覧）
24） https://www.mathunion.org/fileadmin/documents/2026-06/IMU_AO_CL_8_2026.pdf（2026年7月21日閲覧）

25）第14章については，以下のURLにて，open accessとなっている。（https://www.sipri.org/sites/default/files/YB26%2014%20AI%20Governance.pdf　2026年７月21日閲覧）

26）Sparrow（2024）では“friendly AI”に言及しつつ，それ（AI：引用者により挿入）は我々を支配し，我々を不自由な存在にしてしまう（it will dominate us and thereby render us unfree），と指摘している。国内では，インタビューのレベルながら，立命館大学マシンエコノミクス経済学AI研究会「人間は家畜になる？ ロボットも失業する？ 吉岡先生インタビュー中編：技術倫理とシンギュラリティ」（2022年８月）などを参照。（https://note.com/cute_minnow52/n/nf2e88e6d95e6　2026年７月21日閲覧）

27）https://sbw.tm.softbank.jp/lp/　2026年７月21日閲覧

28）［AIが］の部分は引用者にて挿入した。

29）https://jp.reuters.com/economy/AVGZUOXLRBMSVHBYFFQ3EHJJNY-2026-07-14/　2026年７月21日閲覧

（参考文献）

Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo（2019）“Artificial Intelligence, Automation, and Work,” in Erik Brynjolfsson, Daniel Rock, and Chad Syverson（eds.）*The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda,* Chap. 8, University of Chicago Press, May 2019, pp. 197–236

Acemoglu, Daron and Pascual Restrepo（2022）“Tasks, Automation, and the Rise in U. S. Wage Inequality,” *Econometrica 90*(*5*), Sep. 2022, pp. 1973–2016

Acemoglu, Daron（2025）“The Simple Macroeconomics of AI,” *Economic Policy 40*(*121*), Jan. 2025, pp. 13–58

Acemoglu, Daron, Dingwen Kong and Asuman Ozdaglar（2026a）“AI, Human Cognition and Knowledge Collapse,” *NBER Working Paper No. 34910,* National Bureau of Economic Research, Feb. 2026

Acemoglu, Daron, Tianyi Lin, Asuman Ozdaglar and James Siderius（2026b）“How AI Aggregation Affects Knowledge,” *NBER Working Paper No. 35036,* National Bureau of Economic Research, Apr. 2026

Acemoglu, Daron, A. Arda Gitmez and Mehdi Shadmehr（2026c）“Automation and Repression,” *NBER Working Paper No. 35336,* National Bureau of Economic Research, Jun. 2026

Aldasoro, Iñaki, Sebastian Doerr, Leonardo Gambacorta, and Divya Sharma（2024）“The Impact of AI on Output and Inflation,” *BIS Bulletin 85,* Bank for International Settlements, Apr. 2024

Alrawi, Omar, Miuyin Yong Wong, Athanasios Avgetidis, Kevin Valakuzhy, Boladji Vinny Adjibi, Konstantinos Karakatsanis, Mustaque Ahamad, Doug Blough, Fabian Monrose, and Manos Antonakakis（2024）“SoK: An Essential Guide For Using Malware Sandboxes In Security Applications: Challenges, Pitfalls, and Lessons Learned,” arXiv: 2403.16304v1［cs.CR］（https://arxiv.org/abs/2403.16304　2026年７月21日閲覧）

BCG（2026）“Strategy Matters More Than Tools,” BCG AI at Work Fourth Edition, Boston Consulting Group, Jun. 2026（https://web-assets.bcg.com/e7/c7/00d913744cccb1e4f65bbf54fe86/ai-at-work-slideshow-june-2026.pdf　2026年７月21日閲覧）

Babina, Tania, Anastassia Fedyk, Alex He and James Hodson（2024）“Artificial intelligence, firm growth, and product innovation,” *Journal of Financial Economics 151,* Jan. 2024, ID: 103745

Baslandze, Salomé, Zachary Edwards, John Graham, Ty McClure, Michael Sparks, Brent Meyer, Sonya Ravindranath Waddell, and Daniel Weitz（2026）“AI, productivity, and work: Evidence from US firms,” *CEPR VoxEU,* Jun. 7, 2026（https://cepr.org/voxeu/columns/ai-productivity-and-work-evidence-us-firms　2026年７月21日閲覧）

Bergeaud, Antonin（2025）“The Past, Present and Future of European Productivity.” *Manuscript,* European Central Bank（https://www.ecb.europa.eu/pub/pdf/sintra/ecb.forumcentbankpub2024_Bergeaud_paper.en.pdf　2026年7月21日閲覧）

Borri, Nicola, Yukun Liu and Aleh Tsyvinski（2026）“AI Premium,” arXiv: 2606.30583v1［cs.CY］, 29 Jun. 2026（https://arxiv.org/abs/2606.30583v1　2026年7月21日閲覧）

Boyd, Robert and Peter J. Richerson（1985）*Culture and the Evolutionary Process,* University of Chicago Press, 1985; reprinted in Aug. 1988

Briley, Daniel A. and Elliot M. Tucker-Drob（2013）“Explaining the Increasing Heritability of Cognitive Ability Across Development: A Meta-analysis of Longitudinal Twin and Adoption Studies,” *Psychological Science 24*(*9*), Sep. 2013, pp. 1704–13

Brynjolfsson, Erik, Daniel Rock and Chad Syverson（2019）“Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics,” in Erik Brynjolfsson, Daniel Rock, and Chad Syverson（eds.）*The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda,* Chap. 1, University of Chicago Press, May 2019, pp. 23–57

Brynjolfsson, Erik, Danielle Li, and Lindsey Raymond（2025）“Generative AI at Work,” *Quarterly Journal of Economics 140*(*2*), May 2025, pp. 889–942

Cazzaniga, Mauro, Florence Jaumotte, Longji Li, Giovanni Melina, Augustus J Panton, Carlo Pizzinelli, Emma J Rockall, and Marina Mendes Tavares（2024）“Gen-AI: Artificial Intelligence and the Future of Work,” *IMF Staff Discussion Notes No. 2024/001,* International Monetary Fund, Jan. 2024

Chen, Shuang, Clemens Sialm and David X. Xu（2026）“The Growth and Performance of Artificial Intelligence in Asset Management,” *NBER Working Paper No. 35273,* National Bureau of Economic Research, May 2026

Chesterman, Simon（2023）“The Tragedy of AI Governance,” *NUS Law Working Paper No 2023/027,* National University of Singapore, Oct. 2023（https://law.nus.edu.sg/wp-content/uploads/2024/01/027_SimonChesterman.pdf　2026年7月21日閲覧）

Cho, Won Ik, Seong-hun Kim and Geunhye Kim（2026）“Position: Adopting AI in Practice Does Not Guarantee the Productivity Boost,” arXiv: 2605.24688v1［cs.CY］23, May 2026（https://arxiv.org/html/2605.24688v1　2026年7月21日閲覧）

CRDS（2025）「人工知能研究の新潮流2025～基盤モデル・生成AIのインパクトと課題～」, 科学技術振興機構研究開発戦略センター CRDS-FY2024-RR-07, 2025年3月

Cui, Kevin Zheyuan, Mert Demirer, Sonia Jaffe, Leon Musolff, Sida Peng, and Tobias Salz（2026）“The Effects of Generative AI on High-Skilled Work: Evidence from Three Field Experiments with Software Developers,” *forthcoming Management Science*（https://doi.org/10.1287/mnsc.2025.00535　2026年7月21日閲覧）

Cunha, Flavio and James J. Heckman（2007）“The Technology of Skill Formation,” *American Economic Review 97*(*2*), May 2007, pp. 31–47

Daniotti, Simone, Johannes Wachs, Xiangnan Feng, and Frank Neffke（2026）“Who is using AI to code? Global diffusion and impact of generative AI,” *Science 391*（*6787*), Jan 2026, pp. 831–35

DeGroot, Morris H.（1974）“Reaching a Consensus,” *Journal of the American Statistical Association 69*(*345*), Mar. 1974, pp. 118–21

Dell'Acqua, Fabrizio, Edward McFowland III, Ethan Mollick, Hila Lifshitz, Katherine C. Kellogg, Saran Rajendran, Lisa Krayer, François Candelon, and Karim R. Lakhani（2026）“Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of Artificial Intelligence on Knowledge Worker Productivity and Quality,” *Organization Science 37*(*2*), March-

April 2026, pp. 403–23

Dunbar, Robin I. M.（1998）“The Social Brain Hypothesis,” *Evolutionary Anthropology 6*(*5*), Dec. 1998, pp. 178–90

Eisfeldt, Andrea L. and Gregor Schubert（2024）“AI and Finance,” *NBER Working Paper No. 33076,* National Bureau of Economic Research, Oct. 2024

Filippucci, Francesco, Peter Gal, Cecilia Jona-Lasinio, Alvaro Leandro, and Giuseppe Nicoletti（2024a）“The impact of Artificial Intelligence on productivity, distribution and growth: Key mechanisms, initial evidence and policy challenges,” *OECD Artificial Intelligence Papers No. 15,* Organisation of Economic Cooperation and Development, Apr. 2024

Filippucci, Francesco, Peter Gal, and Matthias Schief（2024b）“Miracle or Myth？Assessing the macroeconomic productivity gains from Artificial Intelligence,” *OECD Artificial Intelligence Papers No. 29,* Organisation of Economic Cooperation and Development, Nov. 2024

Frey, Carl Benedikt and Michael A. Osborne（2017）“The Future of Employment: How susceptible are jobs to computerisation？” *Technological Forecasting and Social Change 114,* Jan. 2017, pp. 254–80

Gmyrek, Pawel, Janine Berg, Karol Kamiński, Filip Konopczyński, Agnieszka Ładna, Balint Nafradi, Konrad Rosłaniec, and Marek Troszyński（2025）“Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure,” *ILO Working Paper 140,* International Labour Organization, May 2025

Guerreiro, Joao, Sergio Rebelo and Pedro Teles（2023）“Regulating Artificial Intelligence,” *NBER Working Paper No. 31921,* National Bureau of Economic Research, Nov. 2023

Heckman, James J.（2007）“The Economics, Technology, and Neuroscience of Human Capability Formation,” *Proceedings of the National Academy of Sciences 104*(*33*), Aug. 2007, pp. 13250–55

Henrich, Joseph and Richard McElreath（2007）“Dual Inheritance Theory: The Evolution of Human Cultural Capacities and Cultural Evolution,” in Robin Dunbar and Louise Barrett（eds.）*Oxford Handbook of Evolutionary Psychology,* Chapter 38, Oxford University Press, Apr. 2007, pp. 555–70

Hirshleifer, David, Lin Peng, Qiguang Wang, Weichen Zhang and Xiaoyan Zhang（2026）“AI, Opinion Ecosystems, and Finance,” *NBER Working Paper No. 34807,* National Bureau of Economic Research, Feb. 2026

Hohn, Philipp Tobias and Torben Klarl（2026）“Knowledge obsolescence, human capital inequality, and growth: A network perspective in an automated knowledge society,” *Economic Modelling 155,* Feb. 2026, ID: 107416

Horowitz , Michael C.（2018）“Artificial Intelligence, International Competition, and the Balance of Power,” *Texas National Security Review 1*(*3*), May 2018, pp. 36–57

Hulten, Charles R.（1978）“Growth Accounting with Intermediate Inputs,” *Review of Economic Studies 45*(*3*), Oct. 1978, pp. 511–18

伊藤忠総研（2026）「日本株：再び最高値を更新，短期過熱感も中長期では上昇基調継続」，伊藤忠総研，2026年５月８日（https://www.itochu-research.com/ja/uploads/em20260508_2026-040_J_Stock.pdf 2026年７月21日閲覧）

Jiang, Wei, Junyoung Park, Rachel（Jiqiu）Xiao and Shen Zhang（2025）“AI and the Extended Workday: Productivity, Contracting Efficiency, and Distribution of Rents,” *NBER Working Paper No. 33536,* National Bureau of Economic Research, Feb. 2025

Kelleher, John D.（2019）*Deep Learning,* The MIT Press Essential Knowledge series, MIT Press, Aug. 2019；柴田千尋・久島聡子（訳）（2020）『ディープラーニング』，2020年１月，ニュートンプ

レス

Kelly, Bryan, T. Boris Kuznetsov, Semyon Malamud and Teng Andrea Xu（2026）“Artificial Intelligence Asset Pricing Models,” *NBER Woking Paper No. 33351,* National Bureau of Economic Research, Jun. 2026

Korinek, Anton and Donghyun Suh（2024）“Scenarios for the Transition to AGI,” *NBER Working Paper No. 32255,* National Bureau of Economic Research, Mar. 2024

Korinek, Anton and Joseph E. Stiglitz（2026）“Steering Technological Progress,” *NBER Working Paper No. 34994,* National Bureau of Economic Research, Mar. 2026

Krauss, Lawrence M. and Glenn D. Starkman（2004）“Universal Limits on Computation,” arXiv, Cornell University（https://arxiv.org/abs/astro-ph/0404510　2026年7月21日閲覧）

Kurzweil, Ray（2005）*The Singularity Is Near: When Humans Transcend Biology,* Sep. 2005, Viking Adult; 井上健［監訳］，小野木明恵・野中香方子・福田実［訳］（2007）『ポスト・ヒューマン誕生―コンピュータが人類の知性を超えるとき』，2007年1月，NHK出版；同（2012）『シンギュラリティは近い―人類が生命を超越するとき』，2012年8月，NHK出版

Laland, Kevin N.（2008）“Exploring gene-culture interactions: insights from handedness, sexual selection and niche-construction case studies,” *Philosophical Transactions 363*（*1509*），Sep. 2008, pp. 3577–89

Maass, Michael, Adam Sales, Benjamin Chung, and Joshua Sunshine（2016）“A Systematic Analysis of the Science of Sandboxing,” *PeerJ Computer Science 2,* Jan 2016, p. e43

松原仁（2011）「チューリングテストとは何か」，『人工知能学会誌』26巻1号，2011年1月，pp. 42–44

Martorell, Enric（2026）“The Ironies of Automation: AI, Task Exposure, and Human Capital,” Available at SSRN, Jun. 2026（https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/6307943.pdf?abstractid=6307943&mirid=1　2026年7月21日閲覧）

McArdle, John J., John R. Ferrer-Caja, Frank Hamagami and Karen S. Woodcock（2002）“Comparative Longitudinal Structural Analyses of the Growth and Decline of Multiple Intellectual Abilities Over the Life Span,” *Developmental Psychology 38*（*1*），2002, pp. 115–42

McCarthy, John, Marvin L. Minsky, Natheniel Rochester and Claude E. Shannon（1955）“A Proposal for the Dartmouth Summer Research Project on Artificial Intelligence,” August 31, 1955, reprinted in *AI Magazine 27*（*4*），Winter 2006, pp. 12–14（https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1609/aimag.v27i4.1904　2026年7月21日閲覧）

Minsky, Marvin and Seymour Papert（1969）*Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry,* 1969, MIT Press

Misch, Florian, Ben Park, Carlo Pizzinelli, and Galen Sher（2025）“AI and Productivity in Europe,” *IMF Working Paper No. 2025/067,* International Monetary Fund, Apr. 2025

Moore, Gordon E.（1965）“Cramming More Components onto Integrated Circuits,” *Electronics 38*（*8*），Apr. 1965, pp. 114–17

Moore, Gordon E.（1975）“Progress in Digital Integrated Electronics,” Speech at IEEE International Electron Devices Meeting（IEDM），1975; reprinted in *IEEE Solid-State Circuits Society Newsletter 11*（*3*），Sep. 2006, pp. 11–13

Nakamura, Hideki, Ryosuke Shimizu and Shohei Momoda（2026）“Factor-Eliminating Technical Change, Human Capital Formation, and Development Traps,” Available at SSRN, May 2026（https://papers.ssrn.com/sol3/Delivery.cfm/6693378.pdf?abstractid=6693378&mirid=1　2026年7月21日閲覧）

Narayanan, Arvind and Sayash Kapoor（2025）*Ai Snake Oil: What Artificial Intelligence Can Do, What It Can't and How to Tell the Difference,* Princeton University Press, Sep. 2025

Narechania, Tejas N. and Ganesh Sitaraman (2024) "An Antimonopoly Approach to Governing Artificial Intelligence," *Yale Law & Policy Review 43(1)*, Fall 2024, pp. 95–170

野村アセットマネジメント（2026）「日経平均株価の今後の動きをどう考えるか？」，野村アセットマネジメント，2026年 6 月29日（https://www.nomura-am.co.jp/market/marketcomment/20260629_JAPAN_NKY_Equity.pdf　2026年 7 月21日閲覧）

Noy, Shakked and Whitney Zhang (2023) "Experimental evidence on the productivity effects of generative artificial intelligence," *Science 381(6654)*, Jul. 2023, pp. 187–92

Paradis, Elise, Kate Grey, Quinn Madison, Daye Nam, Andrew Macvean, Vahid Meimand, Nan Zhang, Ben Ferrari-Church, and Satish Chandra (2025) "How Much Does AI Impact Development Speed? an Enterprise-Based Randomized Controlled Trial," Proceedings on *2025 IEEE/ACM 47th International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice (ICSE-SEIP)*, 2025, pp. 618–29（https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=11121676 2026年 7 月21日閲覧）

Peng, Sida, Eirini Kalliamvakou, Peter Cihon, and Mert Demirer (2023) "The Impact of AI on Developer Productivity: Evidence from GitHub Copilot," arXiv: 2302.06590v1 [cs.SE], Feb. 2023（https://arxiv.org/pdf/2302.06590　2026年 7 月21日閲覧）

Peterson, Andrew J. (2024) "AI and the Problem of Knowledge Collapse," arXiv: 2404.03502v2 [cs.AI]（https://arxiv.org/abs/2404.03502　2026年 7 月21日閲覧）

Pruet, Jason, Anna Makanju, Jonathan Reiber, and Josh Achiam (2026) "AI and International Security Pathways of Impact and Key Uncertainties," Open AI, Feb. 2026（https://cdn.openai.com/pdf/international-security.pdf　2026年 7 月21日閲覧）

Rosenblatt, Frank (1958) "The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain," *Psychological Review 65(6)*, 1958, pp. 386–408

Richerson, Peter J., Robert Boyd and Joseph Henrich (2010) "Gene-Culture Coevolution in the Age of Genomics," *Proceedings of the National Academy of Sciences 107(Suppl 2)*, May 2010, pp. 8985–92

Russell, Stuart, Daniel Dewey, and Max Tegmark (2015) "Research Priorities for Robust and Beneficial Artificial Intelligence," *AI Magazine 36(4)*, Winter 2015, pp. 105–14

Schaake, Marietja (2024) *The Tech Coup: How to Save Democracy from Silicon Valley,* Princeton Univ Press, Sep. 2024; 江口泰子（訳）(2026)『テクノクーデター：民主主義崩壊とシリコンバレーの野望』，2026年 5 月，早川書房

Scholefield, Rebecca, Samuel Martin, and Otto Barten (2025) "International Agreements on AI Safety: Review and Recommendations for a Conditional AI Safety Treaty," arXiv: 2503.18956v1 [cs.CY], Mar. 2025（https://arxiv.org/abs/2503.18956　2026年 7 月21日閲覧）

Shen, Judy Hanwen and Alex Tamkin (2026) "How AI Impacts Skill Formation," arXiv: 2601.20245v2 [cs.CY]（https://arxiv.org/abs/2601.20245　2026年 7 月21日閲覧）

総務省・経済産業省（2026）「AI事業者ガイドライン」第 1 . 2 版，総務省・経済産業省，2026年 3 月31日（https://www.meti.go.jp/shingikai/mono_info_service/ai_shakai_jisso/pdf/20260331_1.pdf　2026年 7 月21日閲覧）

Sparrow, Robert (2024) "Friendly AI will still be our master. Or, why we should not want to be the pets of super-intelligent computers," *AI & Society 39,* 2024, pp. 2439–44

Tallberg, Jonas, Eva Erman, Markus Furendal, Johannes Geith, Mark Klamberg, Magnus Lundgren (2023) "The Global Governance of Artificial Intelligence: Next Steps for Empirical and Normative Research," *International Studies Review 25(3)*, Sep. 2023, viad040

Tomasello, Michael (1999) *The Cultural Origins of Human Cognition,* Harvard University Press,

1999

Tucker-Drob, Elliot M. and Timothy C. Bates（2016）“Large Cross-National Differences in Gene × Socioeconomic Status Interaction on Intelligence,” *Psychological Science 27(2)*, 2016, pp. 138–49

Turing, Alan M.（1950）“Computing Machinery and Intelligence,” *Mind Vol. LIX, No. 23649,* 1950, pp. 433–60

Wachter, Jessica and Jonathan Wachter（2026）“What Investment Data Implies about the AI Transition,” *NBER Working Paper No. 35290,* National Bureau of Economic Research, Jun. 2026

WB（2018）*World Development Report 2018: LEARNING to Realize Education's Promise,* World Bank Group, 2018

Weizenbaum, Joseph（1966）“ELIZA—a computer program for the study of natural language communication between man and machine,” *Communications of the ACM 9(1)*, Jan. 1966, pp. 36–45

山本勲（2018）「AIなどの情報技術の導入とストレス」，RIETIコラム，2018年8月（https://www.rieti.go.jp/jp/columns/a01_0500.html　2026年7月21日閲覧）

谷田部卓（2018）『ディープラーニング』，創元社，2018年3月