



2026年2月20日

都道府県別にみた生成 AI 普及の衝撃

製造業への普及を進められれば、地方においても生産性向上のチャンスに

- AI の普及が経済に与える影響について関心が高まっている。人が行っているタスクがどのくらい生成 AI に置き換わる可能性があるかの度合い（エクスポージャー）をみると、「事務従事者」や「専門的・技術的職業従事者」、「管理的職業従事者」で高くなっている。また、産業別では、「金融業、保険業」などで高く、「農業、林業」や「製造業」では低い。
- 生成 AI には私たちの仕事をサポートし、生産性を引き上げる効果が期待される。AI の普及によって、生産性が大きく上昇するとの研究結果は多く、日本経済にもポジティブな効果を与えると考えられる。しかし、生成 AI の普及によるプラスの経済効果は、全国で等しく生じるとは限らない。生成 AI のエクスポージャーが高い職業や産業は地域によって偏りがあると考えられるからだ。
- そこで本レポートでは、まず、都道府県別に生成 AI のエクスポージャーを試算した。この結果、エクスポージャーは東京都などの大都市圏で高いことが分かった。生成 AI の普及はまず、全国に先駆けて大都市圏で進むと予想される。
- 一方で、生成 AI の普及による生産性上昇率を試算すると、エクスポージャーが低い地方の地域においても、生産性が大きく上昇する地域が存在することが分かった。こうした地域では、製造業に由来する生産性の押し上げ効果が大きい。地域の経済格差を拡大させないという観点からは、製造業において生成 AI を普及させられるかがカギを握っていると言える。また将来的には、かつて日本メーカーが一世を風靡したヒューマノイドロボット（Physical AGI）の開発が重要となろう。

1. AIは職種別では事務従事者、産業別では金融、保険と親和性が高い

AI (Artificial Intelligence、人工知能) の普及が経済に与える影響について関心が高まっている。Gmyrek et al. (2025) は、ポーランドで実施したアンケート調査などを基に、人が行っているタスク（作業）がどのくらい生成 AI に置き換わる可能性があるかの度合い（Exposure、エクスポージャー：完全代替の場合が 1、完全非代替の場合が 0）を、職業別に示した¹。Gmyrek et al. (2025) の結果を簡略化して、かつ、日本の職業分類に当てはめて図示すると、図表 1 のようになる。これをみると、「事務従事者」のエクスポージャーが最も高く、0.5 を超えている。また、「専門的・技術的職業従事者」や「管理的職業従事者」のエクスポージャーも高くなっている。生成 AI は事務スタッフや、プロフェッショナルな職種、マネージャーの仕事の在り方を大きく変える（既に

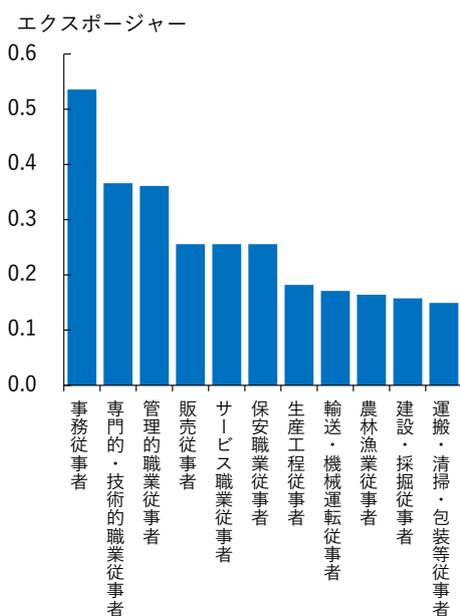
¹ 新田 (2023) や深尾他 (2025) も、詳細な職業別に独自の指標を作成した。これらは日本のデータを用いた先駆的な研究である。

変えつつある)と予想される。

また、図表1の結果を基に産業別のエクスポージャーを計算すると、「金融業、保険業」、「公務」、「複合サービス事業」、「情報通信業」、「学術研究、専門・技術サービス業」の順に高い(図表2)。これらの業種では、事務スタッフやプロフェッショナルな職種の割合が他の業種に比べて相対的に高い。反対に、「農業、林業」や、「建設業」、「製造業」などはエクスポージャーが低い。生成AIは、サービス業と比較的親和性が高いと言えるだろう。

生成AIには私たちの仕事をサポートし、業務の生産性を引き上げる効果が期待される。実際、生成AIの導入による生産性の押し上げ効果の研究は盛んである²。例えば、Filippucci et al.(2024)は、将来の普及度合いによって差はあるものの、AIの普及が今後10年間で全要素生産性(TFP)を年率0.25~0.6%ポイント、労働生産性を同0.4~0.9%ポイント押し上げると報告している。また、Kajita(2025)も、2075年までの期間でAIの普及が生産性を押し上げる効果について分析している。AIの普及が順調に進めば、2020年代には主にLLM(大規模言語モデル、現在普及している生成AI)の押し上げ効果で年率0.6%ポイント、2030年代にはVirtual AGI(デジタル空間

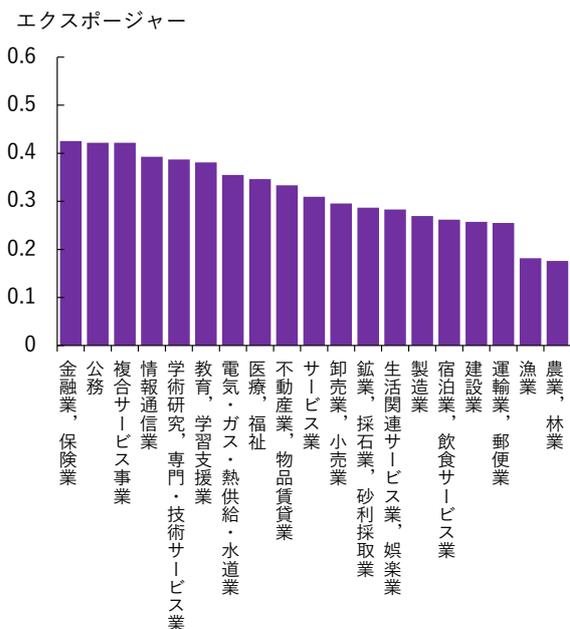
図表1 生成AIのエクスポージャー(職業別)
事務従事者のエクスポージャーが高い



注：算出方法は Appendix I を参照。

出所：Gmyrek, P., Berg, J., Kamiński, K., Konopczyński, F., Ładna, A., Nafradi, B., Rosłaniec, K., Troszyński, M. *Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure*. ILO Working Paper 140. Geneva: International Labour Office, 2025. © ILO.、独立行政法人労働政策研究・研修機構(2012)より浜銀総研作成

図表2 生成AIのエクスポージャー(産業別)
金融業、保険業のエクスポージャーが高い



注：算出方法は Appendix I を参照。

出所：Gmyrek, P., Berg, J., Kamiński, K., Konopczyński, F., Ładna, A., Nafradi, B., Rosłaniec, K., Troszyński, M. *Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure*. ILO Working Paper 140. Geneva: International Labour Office, 2025. © ILO.、総務省「令和2年国勢調査」、独立行政法人労働政策研究・研修機構(2012)より浜銀総研作成

² 一方で、AIに雇用を奪われることによって、労働市場に悪影響が及ぶというリスクも考えられる。深尾他(2025)は、職業別にAIやロボットによる自動化リスクの指標(ARI)を作成し、ICT(Information and Communication Technology)資本の増加が労働市場に与える影響(労働時間の減少など)が、ARIの高い産業と低い産業で異なることを示した。AIの導入には、自動化リスクの低い(AIに置き換えにくい)スキルを獲得するための教育制度などが必要であると指摘している。

で人間と同等のタスクをこなせる AI) と Physical AGI (物理空間で人間と同等のタスクをこなせる AI) の普及による押し上げ効果が加わり同 1.8%ポイント程度、全要素生産性が押し上げられるという。

このように、AI の普及は生産性を押し上げることを通じて、経済成長に直結すると考えられる。日本経済にもポジティブな効果を与えるであろう。しかし、そのようなプラスの経済効果が全国で等しく得られるとは限らない。生成 AI のエクスポージャーが高い職業や産業は、地域によって偏りがあると考えられるからである。そこで以下では、ごく簡易的な方法ではあるが、都道府県別に生成 AI のエクスポージャーを試算し、生成 AI の普及が地域経済にどのような影響を与えるかについて考える。

2. 生成AIは大都市圏で普及しやすいと予想される

生成 AI のエクスポージャーは、都道府県によってどのような違いがあるのだろうか。今回はまず、図表 1 の職業別のエクスポージャーを、2020 年の「国勢調査」における従業地ベースの職業分類別就業者数に当てはめてエクスポージャーを計算した³(図表 3)。全国 1 位の東京都と 47 位の青森県との差は、0.07 程度である。同一国内であるため、極端に大きな差とはならなかったが、

図表 3 生成 AI のエクスポージャー（都道府県別、従業地ベース（職業分類に基づく））
東京都や大阪府、神奈川県といった大都市圏において生成 AI のエクスポージャーが高い

順位	都道府県	エクスポージャー	順位	都道府県	エクスポージャー	順位	都道府県	エクスポージャー
1位	東京都	0.3511	17位	埼玉県	0.2965	33位	岐阜県	0.2926
2位	大阪府	0.3187	18位	山口県	0.2964	34位	新潟県	0.2917
3位	神奈川県	0.3127	19位	福井県	0.2958	35位	静岡県	0.2917
4位	福岡県	0.3092	20位	鳥取県	0.2957	36位	長野県	0.2908
5位	京都府	0.3077	21位	徳島県	0.2955	37位	和歌山県	0.2904
6位	沖縄県	0.3069	22位	岡山県	0.2952	38位	茨城県	0.2900
7位	宮城県	0.3068	23位	高知県	0.2951	39位	佐賀県	0.2897
8位	兵庫県	0.3022	24位	大分県	0.2949	40位	栃木県	0.2891
9位	奈良県	0.3022	25位	熊本県	0.2943	41位	三重県	0.2890
10位	愛知県	0.3012	26位	滋賀県	0.2941	42位	群馬県	0.2888
11位	広島県	0.3005	27位	鹿児島県	0.2941	43位	秋田県	0.2879
12位	千葉県	0.2997	28位	長崎県	0.2941	44位	福島県	0.2866
13位	香川県	0.2989	29位	富山県	0.2934	45位	岩手県	0.2859
14位	北海道	0.2986	30位	山梨県	0.2933	46位	山形県	0.2857
15位	石川県	0.2975	31位	愛媛県	0.2931	47位	青森県	0.2829
16位	鳥根県	0.2967	32位	宮崎県	0.2930		全国	0.3066

注：算出方法は Appendix I を参照。

出所：Gmyrek, P., Berg, J., Kamiński, K., Konopczyński, F., Ładna, A., Nafradi, B., Roslaniec, K., Troszyński, M. *Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure*. ILO Working Paper 140. Geneva: International Labour Office, 2025. © ILO.、総務省「令和 2 年国勢調査」、独立行政法人労働政策研究・研修機構（2012）より浜銀総研作成

³ 「国勢調査」の従業地ベースの職業分類別就業者数については、不詳補完集計が公表されていない。このため、ここでのエクスポージャーの計算結果は真の結果とは、不詳分のズレが生じている。この点については、今後分析する上での課題の1つである。

やはりエクスポージャーには地域差がみられることは確かである。市区町村別にエクスポージャーを計算すれば、もっと大きな差が生じると考えられるが、作業時間の観点から今回は都道府県レベルの分析にとどめていることにご容赦いただきたい。

さて、エクスポージャーの上位3地域は東京都、大阪府、神奈川県となっており、企業の本社が集積している地域においてエクスポージャーが高くなりやすい傾向がうかがえる⁴。こうした地域には、企業の事務スタッフやマネージャー層、士業やエンジニアが多く従業していると考えられ、エクスポージャーが高くなっていると推察される。一方、エクスポージャーが低い地域は、農業が盛んな地域や、製造業の生産拠点多く所在している地域が多い。「農林漁業従事者」や「生産工程従事者」はエクスポージャーが低いいため、こうした結果になったと考えられる。

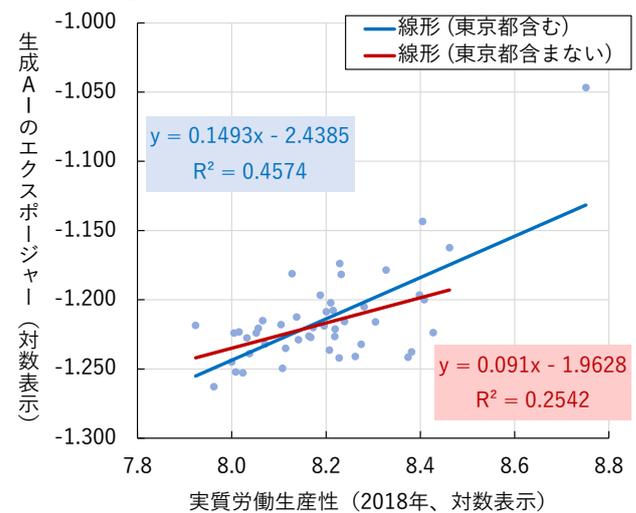
この結果を踏まえると、生成AIの普及は主に大都市圏から進みやすいと考えられる。

3. 生成AIの普及により、地域間の生産性格差が拡大する恐れ

生成AIの普及が大都市圏で進みやすいとすれば、地域間の経済的な格差を拡大する恐れがある。なぜならば、大都市圏には労働生産性が高い地域が多く、生成AIが普及することによって、ますますそれらの地域で労働生産性が上昇するとの予想が立つからである。

図表4では、横軸を実質労働生産性(2018年)、縦軸を図表3のエクスポージャーとし、それぞれ対数に変換して示した。なお、東京都は実質労働生産性、エクスポージャーともに他地域よりも突出して高いため、東京都を除いた回帰曲線も示した。図表4をみると、実質労働生産性が既に高い地域は、エクスポージャーも高いという正の相関関係が確認できる。

図表4 生成AIのエクスポージャー(図表3)と労働生産性の関係(都道府県別)
元々労働生産性が高い地域で、生成AIのエクスポージャーが高い



注：労働生産性は労働時間当たりの実質付加価値額。

出所：Gmyrek, P., Berg, J., Kamiński, K., Konopczyński, F., Ładna, A., Nafradi, B., Rosłaniec, K., Troszyński, M. *Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure*. ILO Working Paper 140. Geneva: International Labour Office, 2025. © ILO.、総務省「令和2年国勢調査」、独立行政法人経済産業研究所「R-JIP データベース 2021」、独立行政法人労働政策研究・研修機構(2012)より浜銀総研作成

⁴ この傾向は、職業別に生成AIによる自動化可能性について詳細に分析した新田(2023)における地域別の分析と同様である。

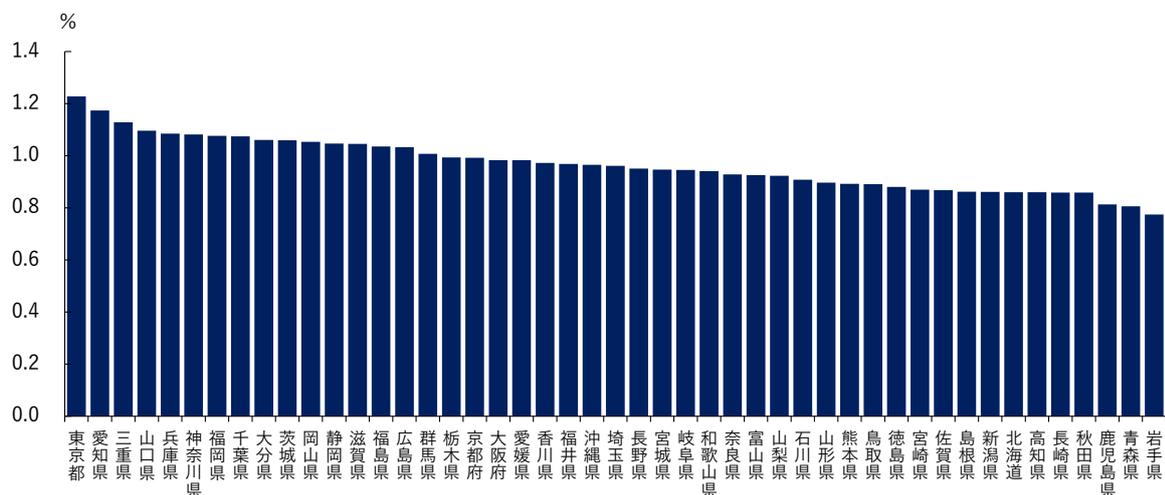
4. 製造業への普及を進められれば、地方でも生産性が向上

では、実際に生産性の上昇には大きな地域差が生じるのであろうか。Kajita (2025) が用いている方法を参考に、各都道府県の産業連関表を利用して、2026～35年までの全要素生産性（以下、生産性）の上昇率を計算した（詳細は Appendix II を参照）。なお、計算には従業地ベースの産業別のエクスポージャーを利用した。また、生成 AI の普及ペースについては、インターネットの利用率を用いて設定した（詳細な議論は Appendix III を参照）。生成 AI がインターネットのようにスムーズに普及することを前提とした、理想的な経済状態の議論であることに注意が必要である。

計算結果は図表 5 の通りである。これをみると、どの地域も今後 10 年間で、年平均 0.8～1.2% ポイント程度の生産性上昇が見込めることが分かった。また、エクスポージャーの低い地域でも生産性が上昇する地域が存在する可能性を示す意外な結果となった。例えば三重県（図表 3 ではエクスポージャー 41 位）のように、エクスポージャーは低いものの、生産性上昇率が 4 位となっている地域がある。

この点についてヒントとなるのが、次ページの図表 6 である。この図表では、図表 5 に示した都道府県の生産性上昇率を製造業の生産性上昇に由来する部分と非製造業の生産性上昇に由来する部分に分けて示してある。都道府県の表示順は、非製造業に由来する部分が多い順に並び替えた。なお、「由来する」とは、単に製造業と非製造業のそれぞれの生産性上昇分を示しているのではなく、一方の生産性上昇が他方の生産性を引き上げる効果を含んでいるという意味である。これをみると、非製造業に由来する生産性上昇率が低い地域でも、製造業に由来する生産性上昇率が高いことにより、生産性上昇率全体は低くならない地域が存在することがみて取れる。なぜ

図表 5 生成 AI による生産性上昇率の試算値（2026～35年までの平均値）
エクスポージャーの低い地域でも上昇が見込める地域がある



注：算出方法は Appendix II を参照。10 年間の単純平均値。

出所：Gmyrek, P., Berg, J., Kamiński, K., Konopczyński, F., Ładna, A., Nafradi, B., Roslaniec, K., Troszyński, M. *Generative AI and Jobs: A Refined Global Index of Occupational Exposure*. ILO Working Paper 140. Geneva: International Labour Office, 2025. © ILO.、総務省「通信利用動向調査」、「平成 27 年（2015 年）産業連関表」、「令和 2 年国勢調査」、独立行政法人労働政策研究・研修機構（2012）、各都道府県の HP と国土交通省北海道開発局 HP から取得した各都道府県の 2015 年の「産業連関表」より浜銀総研作成

あったように、かつて日本メーカーは、ヒューマノイドロボットの開発で一世を風靡した。しかし、最近では米国や中国メーカーの台頭が目立っている。地方の経済成長のためにも、Physical AGI に対する日本メーカーの研究開発力の強化が求められよう。

Appendix I . エクスポージャーの試算方法

Gmyrek et al. (2025) には、ILO（国際労働機関）の“International Standard Classification of Occupations (ISCO)” のコード別にエクスポージャーが掲載されている⁶。大胆な方法ではあるが、まず、この結果を ISCO の大分類別に単純平均した。その上で、独立行政法人労働政策研究・研修機構（2012）の「49 ページ図表 6」を用いて下表の通り、日本標準職業分類と対応させた（図表 7）。その際に、日本標準職業分類に ISCO の複数の職業分類が対応する場合は、それらを単純平均している。このようにして、まずは本レポートの図表 1 の職業別のエクスポージャーを求めた。

図表 7 職業分類の対応関係

日本標準職業分類	ILOのISCO		
A_管理的職業従事者	1 Managers		
B_専門的・技術的職業従事者	2 Professionals	3 Technicians and Associate Professionals	
C_事務従事者	4 Clerical Support Workers		
D_販売従事者	5 Service and Sales Workers		
E_サービス職業従事者	5 Service and Sales Workers		
F_保安職業従事者	5 Service and Sales Workers		
G_農林漁業従事者	6 Skilled Agricultural, Forestry and Fishery Workers		
H_生産工程従事者	7 Craft and Related Trades Workers	8 Plant and Machine Operators, and Assemblers	
I_輸送・機械運転従事者	7 Craft and Related Trades Workers	8 Plant and Machine Operators, and Assemblers	9 Elementary Occupations
J_建設・採掘従事者	7 Craft and Related Trades Workers	9 Elementary Occupations	
K_運搬・清掃・包装等従事者	9 Elementary Occupations		

出所：ILO の HP (<https://ilostat.ilo.org/methods/concepts-and-definitions/classification-occupation/>)、独立行政法人労働政策研究・研修機構（2012）より浜銀総研作成

次に、本レポートの図表 2 の産業別のエクスポージャーであるが、これは 2020 年の「国勢調査」における全国の職業分類別・産業分類別の就業者数（不詳補完集計）のクロス集計を用いた。具体的には、各産業における職業別の就業者数の割合を求め、それをウエイトとして、本レポートの図表 1 に示した職業別のエクスポージャーを加重平均することで、産業別のエクスポージャーとした。なお、図表 3 の都道府県別のエクスポージャーについては、図表 1 の職業別のエクスポージャーを、従業地ベースでみた各都道府県の職業分類別の就業者数に当てはめて計算している。ただし、「分類不能の職業」については、図表 1 の職業別エクスポージャーの単純平均とした。また、図表 5、6 の生産性上昇率の計算に用いた都道府県別・産業分類別のエクスポージャーについては、従業地ベースの職業分類別・産業分類別のデータで同様の計算をしている。

⁶ ISCOはILOのHPから確認できる (<https://ilostat.ilo.org/methods/concepts-and-definitions/classification-occupation/>、2025年12月10日最終閲覧)。

Appendix II .生産性上昇率の試算方法

Kajita (2025) に倣って、本レポートでは、各都道府県の産業連関表（主に中分類表）を用いて、各都道府県の生産性（TFP）上昇率を下記のように計算した。

$$\text{TFP上昇率}_i = \sum_{j=1}^J \frac{\text{生産額}_{ij}}{\text{付加価値額}_i} \times \text{エクスポージャー}_{ij} \times \text{生成AIによるTFP上昇率}$$

ここで、i は都道府県、j は産業を示す。これはハルテンの定理と呼ばれる式である（ハルテンの定理については、Baqaee and Farhi (2017)、Filippucci et al. (2024) の解説などを参照してほしい）。

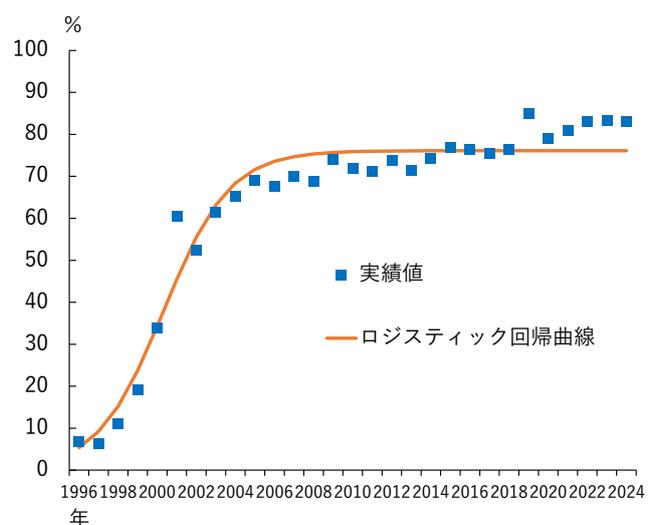
本レポートの試算で用いたエクスポージャーは、図表 1 の職業別エクスポージャーを、各都道府県の従業地ベースの産業別エクスポージャーに変換したものである。生成 AI による生産性上昇率については、Kajita (2025) における LLM の上昇率である 30% を採用した。なお、東京都には「本社部門」があるが、このエクスポージャーには、図表 1 の「管理的職業従事者」のエクスポージャーを使用している。

Appendix III .生成AIの普及曲線の設定

生産性上昇率の計算には、生成 AI がどのようなペースで普及するかについての設定が必要である。しかしながら、生成 AI は今まさに普及している最中のテクノロジーであるため、生成 AI そのものの普及曲線を設定することは困難である。先行研究では、過去のテクノロジーの普及曲線を用いることが一般的となっている。

本レポートでは、インターネットの利用率を用いて普及曲線を設定した。具体的には、総務省「通信利用動向調査」における「過去 1 年間のインターネットの利用経験」のデータを用いた⁷。総務省 (2025) によれば、生成 AI は若年層や高年収層で利用率が高いという。これは、「通信利用動向調査」におけるインターネットの利用率の傾向に似ている。また、Filippucci et al. (2025) が AI 普及速度の中間シナリオを「コンピューターとインターネット」に設定しているほか、Kajita (2025) が LLM と Virtual AGI の普及速度を「インタ

図表 8 インターネットの利用率
ロジスティック回帰曲線で S 字カーブを想定



出所：総務省「通信利用動向調査」より浜銀総研作成

⁷ 調査年によって質問方法などが異なっている。また、個人単位の集計結果が利用できた2002年以降は個人単位の集計結果、2001年以前は世帯単位の集計結果を用いている。

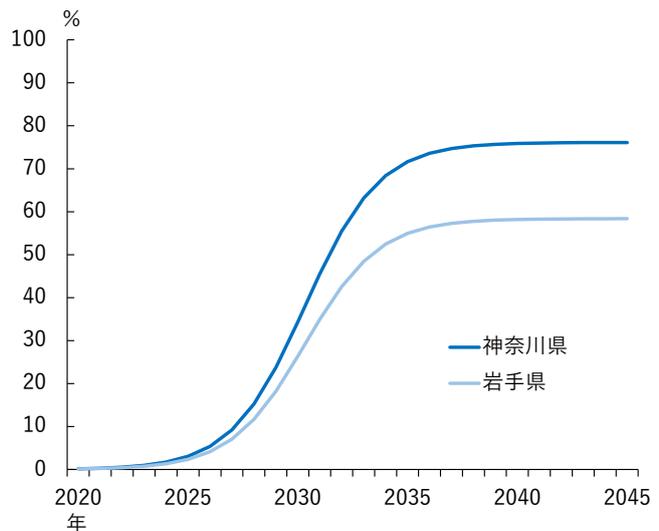
ーネットの速度の2倍」、Physical AGI の普及速度を「インターネットとPC、電気の平均」と設定していることから、インターネットの普及速度はAIの普及速度の設定において参照されることが多い。

普及曲線の推計についても、Kajita (2025) に倣った。まず、長期のデータが取得可能な全国データを用いて、ロジスティック回帰曲線を推計した(図表8)。この曲線に、Kajita (2025) が「キャッチアップ率」と呼んでいる普及ポテンシャルの指標を乗じることで、各都道府県の普及曲線とした。本レポートでは、「キャッチアップ率」を2024年のインターネットの利用率から作成した。すなわち、最も利用率が高かった

神奈川県を1とする指数とした。全国を1としなかったのは、普及曲線を保守的に見積もるためである。「キャッチアップ率」を用いることにより、各都道府県の普及度合いに違いを持たせることができる(図表9では、「キャッチアップ率」が最も高い神奈川県と最も低い岩手県を表示した)。

こうして求めた普及曲線の前年差を Appendix II の式に乗じて、当該年の生産性上昇率とした。なお、普及曲線の開始年は神奈川県の普及率が小数点以下を切り捨ててゼロとなる年を2021年として設定した。

図表9 生成AIの普及曲線
神奈川県が最大値、岩手県が最小値



出所：総務省「通信利用動向調査」より浜銀総研作成

参考文献

Baqae, D. R., and Farhi, E. (2017) “The macroeconomic impact of microeconomic shocks: Beyond Hulten's theorem“, NBER Working Paper 23145

(<https://doi.org/10.3386/w23145>)

Gmyrek, P., Berg, J., Kamiński, K., Konopczyński, F., Ładna, A., Nafradi, B., Rosłaniec, K., and Troszyński, M. (2025) “Generative AI and jobs: A refined global index of occupational exposure“, ILO Working Paper 140, International Labour Organization

(<https://www.ilo.org/publications/generative-ai-and-jobs-refined-global-index-occupational-exposure>)

Filippucci, F., Gal, P., and Schief, M. (2024) “Miracle or Myth? Assessing the macroeconomic productivity gains from Artificial Intelligence“, OECD Artificial Intelligence Papers, No. 29, OECD Publishing

(https://www.oecd.org/en/publications/miracle-or-myth-assessing-the-macroeconomic-productivity-gains-from-artificial-intelligence_b524a072-en.html)

Filippucci, F., Gal, P., Laengle, K., and Schief, M. (2025) “Macroeconomic productivity gains from Artificial Intelligence in G7 economies“, OECD Artificial Intelligence Papers, No.41, OECD Publishing

(https://www.oecd.org/en/publications/macro-economic-productivity-gains-from-artificial-intelligence-in-g7-economies_a5319ab5-en.html)

Kajita, Yuto (2025) “From LLMs to AGI : Quantifying the Macroeconomic Impact of Successive AI Waves on Global TFP”, JCER Discussion Paper Series, No.160, Japan Center for Economic Research

(<https://www.jcer.or.jp/research-report/2025117-2.html>)

総務省 (2025) 「国内外における最新の情報通信技術の研究開発及びデジタル活用の動向に関する調査研究の請負成果報告書」、2025年3月、総務省情報流通行政局情報通信政策課情報通信経済室 (委託先: 株式会社エヌ・ティ・ティ・データ経営研究所)

(https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/linkdata/r07_02_houkoku.pdf)

独立行政法人労働政策研究・研修機構 (2012) 「職業分類の改訂記録－厚生労働省編職業分類の2011年改訂－」、JILPT資料シリーズ、No.101、2012年3月

(<https://www.jil.go.jp/institute/siryu/2012/101.html>)

新田堯之 (2023) 「生成AIが日本の労働市場に与える影響② 就業者の約80%が生成AIの影響を受ける可能性」、2023年12月、大和総研

(https://www.dir.co.jp/report/research/economics/japan/20231211_024139.html)

深尾京司、池内健太、長谷佳明、PERUGINI, Cristiano、POMPEI, Fabrizio (2025) 「AIおよびロボット技術の進展と日本の雇用・賃金 (改訂版)」、RIETI Policy Discussion Paper Series 25-P-008、2025年6月、独立行政法人経済産業研究所

(<https://www.rieti.go.jp/jp/publications/summary/25040010.html>)

執筆者紹介



白須 光樹 (しらす みつき)

浜銀総合研究所 調査部 副主任研究員

(日本証券アナリスト協会認定アナリスト)

【本レポートについてのお問い合わせ先】

電話番号：045-225-2375

メールアドレス：chyosabook@yokohama-ri.co.jp

調査レポートの更新情報をお届けしています

浜銀総合研究所では、景気動向や産業動向に関するレポートなどの発行情報をメールにてお知らせしています。ご関心のある方は、下記のサイトより、「レポート更新情報お知らせメール」(無料)にご登録ください。

【URL】https://www.yokohama-ri.co.jp/html/inquiry/inquiry_repo.html?nno=5

本レポートの目的は情報提供であり、売買の勧誘ではありません。本レポートに記載した内容は、レポート執筆時の情報に基づく浜銀総合研究所・調査部の見解であり、レポート発行後に予告なく変更することがあります。また、本レポートに記載されている情報は、浜銀総合研究所・調査部が信頼できると考える情報源に基づいたものですが、その正確性、完全性を保証するものではありません。ご利用に際しては、お客さまご自身の判断にてお取り扱いいただきますようお願いいたします。