



AI（人工知能）は、職を奪うか。

～非労働社会において必要な能力とは～

学 年：4 年

学部学科：経済学部経済学科

氏 名：戸田 和翔

要 約

もし働かなくてもよい社会があるとすれば、あなたはどう生活するだろうか。少し前までは非現実的に思われた事が現実起ころうとしている。近年、AI（人工知能）といわれる“人間のよう考えるコンピューター”の存在が突如と世間を賑わせている。人類を凌駕する技術に未来を感じ、皆が魅了されているのだ。一方、マイケル・オズボーン氏が「10～20年以内になくなる職業」、つまりはAIに職を奪われるという研究結果を発表したことでAIに対し悲観的な者も多い。だがこのような産業発達による労働変化は初めてではない。今回も過去に起きた産業革命と同じであれば、“AIに職を奪われる。”というより“AIにより職が移り変わる”と考えるほうが自然だ。しかし今回は人間が新しい仕事を得るとは限らない。AIの方が効率よく作業してしまうからだ。この問題への対策としてBI（ベーシック・インカム）という“働かなくてもよい制度”も示唆される。今後そういった社会では、どのような能力が求められるのだろうか。

以上の背景から本研究では、AIに代替される可能性が高い産業に加え、AI普及後に重要視される能力にも触れて検証した。また、その能力は“モチベーション”であると考えた。これらを踏まえ、AIに代替される可能性の高い産業＝モチベーションが低い産業となることを仮説とした。検証は以下の通りに行った。まずは、産業別従業者数の統計データから年平均増減率を求め、従業者数の減少傾向順に並び替える。そのデータと技術的失業者の増加順に並べた“AIによる職の代替に関係性のある項目”とを照らし合わせ、関係性を確かめる。次に、同じ分析方法で“モチベーションに関係があるとする項目”を用いて再度分析を行い、二つの分析結果を照らし合わせ、AIに代替される可能性が高い産業＝モチベーションの低い産業となる仮説を検証した。

検証結果から、仮説に対する有意性は認められなかった。しかし、検証の中で第一次、第二次と産業構造の高度化が進行するにつれて、AIに代替される可能性が低いということが分かった。また、従業者数が減少する産業ほど賃金が高く、離職率も低いという予想外の結果もあった。今後の方針として、本研究では産業別の仕事に対する意欲度など直接的なモチベーションに関するデータを取ることができなかったため間接的なデータでの検証になってしまったが、今後モチベーションに起因する要因をさらに直接的な要因を用いて再検証を行いたいと思う。

目 次

第1章 はじめに

第1節 研究背景と先行研究

第2節 対策例と今後

第2章 分析方法

第1節 概要

第2節 分析方法

第3章 分 析

第1節 分析①

第2節 分析②

第4章 まとめと今後の方針

第5章 引用文献

第1章 はじめに

第1節 研究背景と先行研究

AIについて

皆さんは「人工知能」をご存じでしょうか。最近ではその言葉を耳にする機会も多いはず。しかしながら、あやふやに理解されている方も少なくないと思う。まずはそこから紐解いていく。

人工知能（以下 AI）とは Artificial Intelligence の略称で、一般的な見解は以下の通りである。（AI は、大まかには「知的な機械、特に、知的なコンピュータプログラムを作る科学と技術」と説明されているものの、その定義は研究者によって異なっている状況にある。その背景として、まず「そもそも『知性』や『知能』自体の定義がない」ことから、人工的な知能を定義することもまた困難である事情が指摘される。¹⁾ ようするに、“人間のように考えるコンピューター”である。また、よく混合しがちだが AI = ロボットではない。

そんな AI だが近年、チェス・将棋と続いて囲碁用 AI「AlphaGo」が囲碁ヨーロッパ王者である樊麾（Fan Hui）に勝利したり、店頭で接客をしている姿を見たことのある人も多いであろう Softbank 社の Pepper（ペッパー）、人工知能が東大の合格を目指すプログラムも 2011 年から行われ、空前の AI ブームを迎えている。この未来を感じさせる新技術に世界各国が様々なニュースで報道するなど注目が集まっているのだ。しかし実は、驚くことにこのような AI ブームは 1956 ～ 1960 年、1980 年代とすでに 2 回起きている。いずれも実力を超えた過度な期待から生まれた理想の AI と本来の AI の差に盛り上がりは冷めてしまっているのだが。そして現代、第 3 の AI ブームが到来した。つまり、今回の第 3 次 AI ブームまでに 1950 年頃からずっと“人間を超える機械”の研究は続いているのである。Apple 社の iPhone 等に搭載されている Siri という音声認識機能も元となる技術は 50 年前に誕生している。

しかし、これだけの研究を以てしても人間の壁は大きい。平たく言えば、まだ本当の意味で AI = “人間のように考えるコンピューター”となるものは開発できていない。この壁の要因は大きく 2 つある。

1 つ目は、人間という膨大な情報量である。定義として、脳は電気回路とほぼ同じ性質を持つため、原理的にはコンピューターで再現可能となる。しかしながら、そもそも人間を構成する要素がほぼ無限にあるという点や、それらのデータをコンピューターに入力する時間が膨大という点、要素を入れすぎると要素同士で矛盾が発生するという点が挙げられる。人間すべての情報をインプットさせるのは不可能に近いのである。

1) 人工知能（AI）の現状と未来 - 総務省より

2つ目は、モノの概念を理解するのに人間の手が必要ということである。もし仮に、ここに“黒い猫”がいるとする。人であれば、一目見ればそれが“猫”で“黒い”のだと瞬時に判断できる。しかし、AIにはまずそれが“猫”となる概念や特徴を教え込む必要がある。こういった特徴が組み合わされば“猫”になり、犬やライオンなどの他の動物と違うのか、そもそも“猫”とは何か。たとえ猫と判断がついたとしても、さらに“黒い猫”となればまた別の概念や特徴が必要になる。この手順を「AIが一人で勝手に学習できないこと」が最大の要因になっている。人間が情報を与えない限り、AIは0ベースから学習ができないのだ。

しかし、この壁を崩す可能性を持った技術こそが“ディープラーニング（深層学習）”だ。今回の第3次AIブームが生まれた大きな要因はこの“ディープラーニング（深層学習）”の誕生にある。

ディープラーニングについて

ディープラーニング（深層学習）を一言で説明すると「特徴表現そのものを機械が自ら学習すること」だ。これによって様々なデータをもとにコンピューターが自ら特徴を作り出すことができるようになる。つまり、先ほどの壁を壊し、本当の意味で人間を超える可能性を秘めているのだ。この事をシンギュラリティ（技術的特異点）とも呼ばれている。

この技術が発達すれば、様々なモノの飛躍的な精度向上に繋がる。推測ではあるが例えば、自動運転（どういう運転をすれば事故が起きるのかを特徴で判定、情報収集し、最善の運転を行う。）、気候・株価・景気・ギャンブルなどの予測精度向上、顔認識技術向上（性別や年齢、血液型の判定も可能。）、発病の予測、製品生産の大幅な生産性向上などが挙げられる。しかし、問題点も1つあり、それなりの結果を出すためには学習データをより多く集める必要がある。データ量によって精度が変わってくるという訳である。

AIによる技術的失業について

2014年、オックスフォード大学のマイケル・A・オズボーン准教授が「10～20年以内になくなる職業と残る職業²⁾」という論文を発表した。また、2015年には野村総合研究所との共同研究で「日本の労働人口の49%が人工知能やロボット等で代替可能に。³⁾」という研究結果を発表した。601の職業ごとにコンピューター技術による代替確率を試算して出した推計結果である。上記のディープラーニングの誕生で、より一層この結果の信憑性に拍車をかけた。

しかし、このような産業発達による労働環境の変化は過去にも起きている。3度に渡っ

2) THE FUTURE OF EMPLOYMENT: HOW SUSCEPTIBLE ARE JOBS TO COMPUTERISATION?
September 17, 2013 より

3) 日本の労働人口の49%が人工知能やロボット等で代替可能に ～ 601種の職業ごとに、コンピューター技術による代替確率を試算～ 2015年12月02日 株式会社野村総合研究所より

て起きた産業革命だ。AIによる「工業のデジタル化」の動きはその4度目となる。つまり第四次産業革命（インダストリー4.0）が現代で起きているのである。では、過去の産業革命はどう労働環境が変化したのか知る必要がある。第一次産業を例でみると、それまで手作業だった織物業に紡織機が導入され一時的に失業者は増えた。だが、綿布が低コストで供給されるようになったことで、一般消費者の消費需要も高まったのだ。そして、その消費需要に応えるべく新たに工場労働者の需要が増大した。つまり、これまでは新しい産業が生まれ、技術的失業者⁴⁾は労働移動によって解消されてきたのだ。

もしAIによる技術的失業もそれと同じであれば、それほど問題ではない。しかし残念ながら、そうはならない可能性が高そうだ。その要因として3つ挙げる。

1つ目は、発展し過ぎた技術飽和が要因である。先進国では、需要があまり増大しないが、技術進歩と共に労働力が節約されているため、労働需要が減少しているからである。事実、アメリカでは技術的失業が顕著に見られる。景気が悪いときには企業は労働者を解雇するけれども、回復期に差し掛かったとしても必ずしも人を雇うのではなく、IT（情報技術）を取り入れるようになってきているのだ。

2つ目は、労働者の二極化である。IT（情報技術）が中間所得層である事務的な労働者と代替し、低賃金の肉体労働と高賃金の頭脳労働の「二極化」が起こっているのである。今までは3層にも分かれていた労働層が、2層に縮小してしまうのである。また、頭脳労働層には専門的な高度技術も必要になってくるため必然的に労働者が限られてしまう問題もある。

3つ目は、「代替と補完」どちらも技術的失業は避けられないということである。そもそも日本では、技術的失業以上に少子化問題での労働力低下が問題視されている。はたらく世代が年々著しく減少しているためである。そして、将来的に企業は人手不足を補うためにAIなどを積極的に導入するかもしれない。問題はその技術が人間と同じか、それ以上の質を出せるようになった時、人間が要らなくなる可能性があるということだ。この問題を考える際に注意を払わなければならないのが、「代替と補完」いずれにしても技術的失業は避けられないということだ。代替とは仕事が置き換えられること、補完とはAIと人間が互いに補い合うパートナーのような関係のことである。ではなぜ補完までも技術的失業の可能性があるのか。それは、AIなど現代の高度なテクノロジーを使いこなせず失業を余儀なくされる人が一定数必ずおり、また、デジタル空間で完結してしまうテクノロジーは、過去の産業革命ほど雇用の創出を生まないためだ。「代替と補完」いずれの道を辿ったとしても、経済自体は成長していく。しかし、その副作用として技術的失業が起こるのは避けられない。

これらを踏まえると、技術的失業者は、一時的ではなく長期的に職を失う可能性が高いということになる。では、失業者をカバーするための対策が必要となってくる。

4) 技術進歩による労働生産性の上昇に伴う失業者のこと。

第2節 対策例と今後

失業者への対策例

失業者をカバーするための最も有効である対策例として“ベーシック・インカム（以下 BI）”が挙げられる。BI とは、人びとの労働力やパフォーマンスに関係なく国民全員に一定の所得を支給し、最低限の生活を保障する制度である。いわば、「働かなくてもよい制度」である。BI には“変動 BI”、“固定 BI”、“二階建て BI”の3つが存在する。変動 BI とは、人びとの消費需要を高めることで、人工知能によって徐々に起こっていく失業を減らすための金融政策。固定 BI が、完全に仕事が代替されてしまい、溢れてしまった人びとの生活を保障するための給付金。二階建て BI はその両方を重ねたものである。また、この BI 制度の導入については賛否ある。

AI 普及後

AI 普及後の社会では、労働やライフスタイルにおける様々な変化が起こると推測する。その変化を大きく分けると3つあり、1つ目は、職の二極化。2つ目は、BI 制度の導入。3つ目は、新たな格差社会が生じることである。1つ目に関しては第1節の「AI における技術的失業について」でも述べたとおり、事務作業などの中間所得層の労働者が AI に代替され、肉体的な作業が多い低賃金層とクリエイティブな作業の多い高所得層の二極化が起こると考えられる。2つ目も、本節の「失業者への対策例」でも述べたとおり、BI 制度と呼ばれる、いわば「働かなくてもよい制度」が導入されるということである。そして、重要なのは3つ目で、この2つの労働変化によって起こる“新たな格差社会”が生じることだ。では新たな格差社会とは何か。それはモチベーション格差である。

現代は比較的、生まれ持った財産や資産などの財力、金銭面が裕福度の格差を多く生んでいる。親の財産・資産で今後の人生を左右される者さえいるだろう。しかし今後の社会ではそれが、職や生活においてのやる気・意欲によって裕福度の格差が多く生まれるのだ。なぜなら、二極化された社会では必然的に高所得者層のクリエイティブな職業に就こうとすれば、AI を扱える高度なスキル、または創造力が求められる思考能力が必要になってくるからだ。つまりは、自ら高度な技術を“学習しようとする意欲”と日常の中から様々な事象に“興味を持とうとする意欲”が重要視されるのである。さらに BI 制度が導入され、生活のために“お金を稼ぐ”という概念がなくなった社会ではより自分の趣味嗜好が尊重される。意欲的に行動を起こせる人であればあるほど周りとのコミュニティも拡大し、その分信用も増えていく。逆に、消極的で意欲を持たず生活している人ほど、徐々に居づらい社会になっていくと考える。

第2章 研究方法

第1節 概要

AIによる技術的失業者は一時的ではなく長期的に職を失う可能性が高いと推測され、その対策としてBIなどの“働かなくてもよい制度”も示唆される現代において、その影響を受けるのは私達自身もその例外ではない。本研究は、そんな時代でどのようなライフスタイルの変化が起き、どのような能力が重要視されてくるのかを検証するため本研究に至る。

私は今後、富裕層と貧困層の格差が資産や財産ではなく“モチベーション”で生まれると予想する。なぜなら、現代では自分の一生の時間の多くを「働くこと」に費やしているが、仮にBIが制度化されれば、この時間が大幅に削減され、そのときに必要となってくるのが「自分は何をやりたいか」を発見し、それを行動に移すことが出来る行動意欲だと思われるためである。また、BIに限らず「働く」という面でもAIが普及した時代での労働の多くは、クリエイティブな職業または、高度なテクノロジーを扱う技術業であり、その仕事を得るために高度な技術を学習する必要がある。そして、その為に学習意欲が重要視されると考える。つまり、今後の社会において、労働面にしても生活面においても“モチベーション”によって大きな格差が生じる社会へ変化していくと推測する。

このことから、現代においてもすでに“モチベーション”が低い産業は少なからずIT（情報技術）、機械などの資本ストックに代替されている、または代替が進行していると考えられるため、本研究では、AIに代替される産業とモチベーションが低い産業が似通った分析結果となるかを検証する。また、先行研究との差別化としては第1節の「AIによる技術的失業について」で述べた先行研究では、職業ごとでの代替確率の試算であり、それ以上の検証は行われていない。

本研究の目的・仮説

本研究の目的は、どの産業が長期的な技術的失業に陥りやすく、AIに代替される可能性が高いのか、また、その産業においてモチベーションは関係があるのかという仮説に真意があるかを検証することである。

仮説:AIに代替される可能性の高い（技術的失業者が増加傾向である）産業ほどモチベーションが低い産業となる。仮にもし今後、高度な技術を学習して職を得る為に必要な能力がモチベーションであれば、モチベーションが高ければ高いほど、AIに代替される可能性は減少するはずだからだ。

第2節 分析方法

検証は2回に分けて行う。

分析①

1982年～2012年の30年間における産業別従業者数の統計データ⁵⁾から年平均増減率⁶⁾を求め、従業者数の減少傾向にある産業順に並び替える。その分析データと技術的失業者の増加傾向にある産業順に並べた“AIによる職の代替に関係があるとする項目”とを照らし合わせる。従業者数の減少傾向にある産業ほど技術的失業者が増加傾向であれば、AIに代替される可能性が高い産業だとわかる。その分析データが統計的に有意かを検証し確かめる。

分析②

次に、“AIによる職の代替に関係があるとする項目”を“モチベーションに関係性があるとする項目”に入れ変えて再度同じ分析方法で分析を行い、二つの分析結果からAIに代替される可能性が高い産業＝モチベーションの低い産業、逆にAIに代替される可能性が低い産業＝モチベーションの高い産業となる仮説を検証する⁷⁾。また、AIによる職の代替に関係があるとする項目、モチベーションに関係があるとする項目は以下のとおりである⁸⁾。

AIによる職の代替に関係があるとする項目：IT資本ストック、資本装備率、資本生産性

モチベーションに関係があるとする項目：大卒就職者3年目の離職者、産業別平均賃金増減率

t検定について

本研究では検証で分析データが統計的に有意かを確かめるために、有意水準5%で両側検定のt検定を用いて行う。t検定とは、母集団における値、つまり真の値が0であると仮定し、帰無仮説が棄却されるか否かを検定するものである。(t統計量は今回、分析①においては自由度29のt分布に従い有意水準5%の臨界値は統計表より $t_{29,0.025}=2.045230$ として求める。また、分析②においては自由度8のt分布に従い有意水準5%の臨界値は統計表より $t_{8,0.025}=2.306004$ として求める。)

また、年平均増減率には以下の式を用いて検証を行う。

$$CAGR = (\text{将来価値 (FV)} / \text{現在価値 (PV)})^{(1 / \text{年数})} - 1$$

5) 政府は医療・福祉を含む。RIETI JIP データベース 2015 部門別従業者数(人)より

6) 複数年にわたる成長率から、1年あたりの幾何平均を求めたもの。

7) 分析②では、統計データ上の都合で2003年～2012年の9年間における農林水産業・不動産業・非営利を除く各産業で検証を行う。

8) 各項目のデータ元は第5章 引用文献に記載。

資本装備率、資本生産性について

今回、分析データに使用する資本装備率、資本生産性について説明する。資本装備率とは、産業が効率的に付加価値を生み出すために、行う機械や設備への投資の程度を表す。これが高ければ高いほど資本集約的となる。反対に、低くなるほど労働集約的となる。資本生産性とは、保有している機械や設備等の資本がどれだけ効率的に成果を生み出したかを数値化したものである。設備の利用頻度や稼働率向上等によって向上すると考えられる。

それぞれは労働生産性と関係性があり、以下のように定義される。

$$\text{労働生産性} = \text{資本生産性} \times \text{資本装備率}$$

$$\text{資本装備率} = \text{資本ストック} / \text{労働力}$$

$$\text{資本生産性} = \text{付加価値額} / \text{資本ストック}$$

AIによる職の代替に関係があるとする項目について

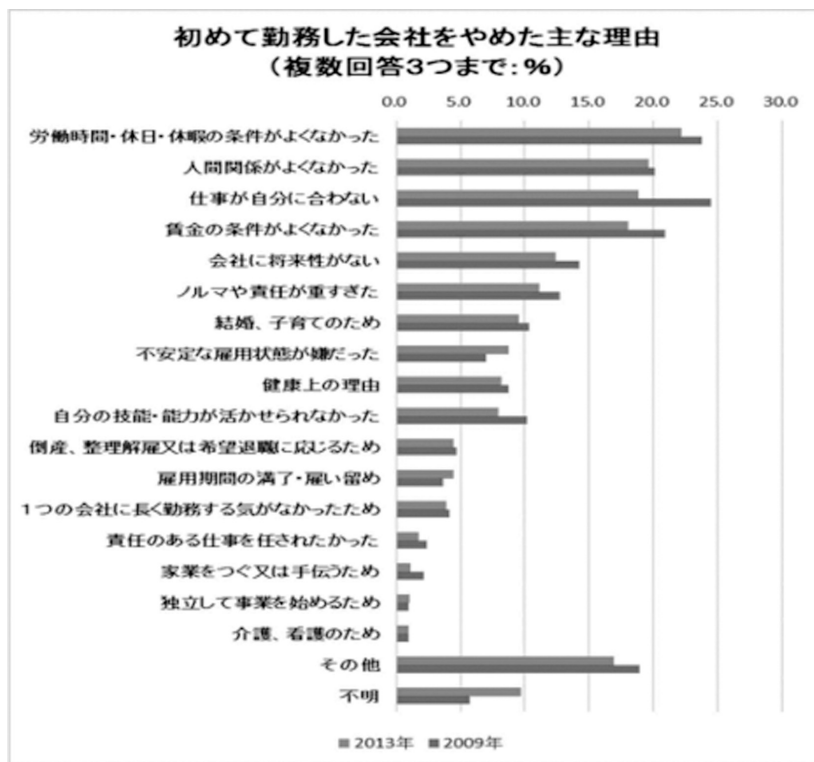
本研究で、AIによる職の代替に関係があるとしてIT資本ストック、資本装備率、資本生産性を用いた理由について述べる。IT資本ストック⁹⁾は、各産業のIT資産への投資額を表すためである。IT資本ストックが増加し、従業者数が減少すれば、IT資本ストックによって技術的失業者が生まれたと考えられる。資本装備率は、この項目が増加するほど、従業者よりも資本の割合が多くなると定義され、その分従業者数が減少していれば技術的失業者が生まれたと考えられるためである。資本生産性は、従業者数が減少した際にその産業の資本生産性が減少していなかった場合、GDPが増えたと考えられるためである。つまり、資本と従業者が代替され技術的失業者が生まれたことになる。

モチベーションに関係性があるとする項目について

本研究で、モチベーションに関係があるとして大学卒就職者の三年以内の離職者を項目に入れたのは2つ理由がある。1つ目は、3年以内離職率が中卒63.7%、高卒40.9%、大卒31.9%（平成25年就職者）と大卒が最も低いため、よりモチベーションにおける信憑性の高いデータが得られる。2つ目は、下記グラフの上位三項目がモチベーションに起因すると考えたため。また、2009年から2013年で最も増加率の高い、「仕事が自分に合わない」という理由は内的動機（やることその行為自体に意味とやり甲斐を感じ、自発的にやりたいと内側からエネルギーを出すことができる動機）に関係性の高い理由であるためだ。

9) IT資本ストックとは、各産業のIT資産への投資額であり、複写機、その他の事務用機器、民生用電気機器（除ビデオ・電子応用装置）のうち、テレビ、ラジオ、電気音響機器、コンピューター関連機器、電気通信機器のうち有線・無線電気通信機器、ビデオ・電子応用装置、送配電機器のうち電気計測器、その他の製造工業製品のうち、カメラ・理化学機器等、受注ソフトウェアを表す。

グラフ 1



*厚生労働省「平成 25 年若年者雇用実態調査」の個人調査結果より

また、産業別平均賃金増減率は、賃金の増加、減少は外的動機に関係し、上記の離職率では内的動機との関係性が高いことから、内的動機・外的動機の双方からモチベーションが AI による職の代替と関係性があるのかを検証することが出来るためである。

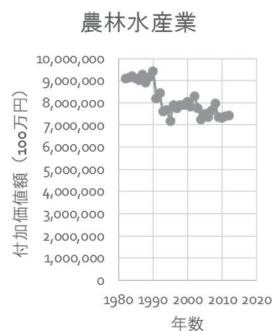
第3章 分析

第1節 分析①

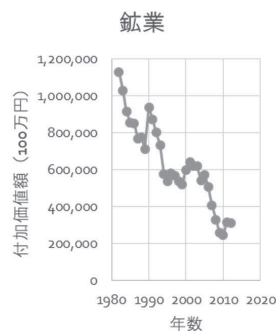
分析①では従業者数とAIによる職の代替に関係があるとする項目の関係性について分析する。以下のデータを用いて分析を行う。

グラフ2～13 1982年～2012年における各産業実質GDP¹⁰⁾のグラフ（x軸は年数、y軸は付加価値額（100万円）である。）

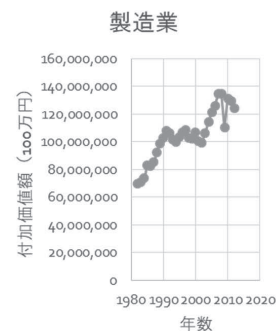
グラフ2



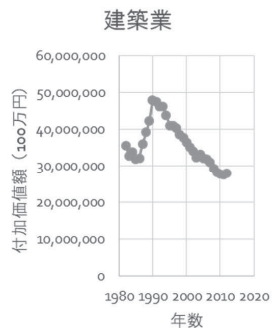
グラフ3



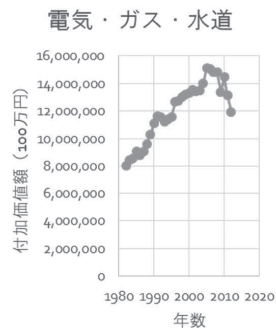
グラフ4



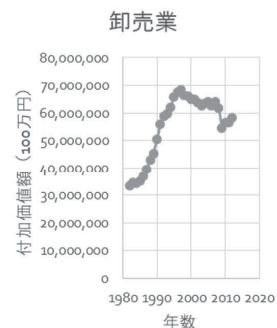
グラフ5



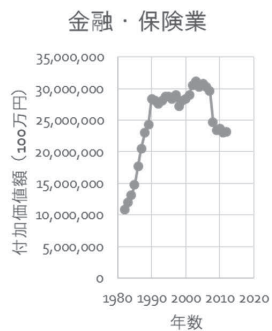
グラフ6



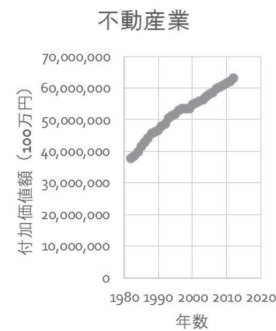
グラフ7



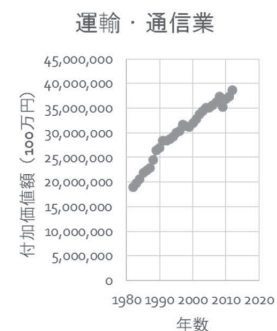
グラフ8



グラフ9

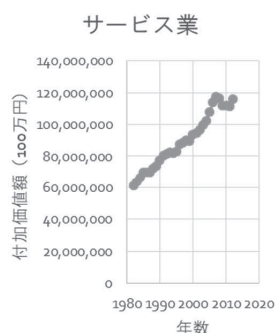


グラフ10

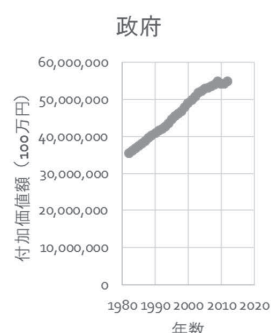


10) 本研究では産出額から中間投資額を引いたものをGDPとする。RIETI JIPデータベース2015 1.産業連関表 2)部門別産出額・中間投入額(実質)より

グラフ 1 1



グラフ 1 2



グラフ 1 3

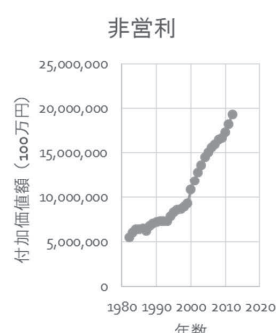


表 1 1982 年～2012 年の 30 年間における各産業・各項目の年平均増減率 (%)

従業者数 (人)	年平均減少 率	資本装備率	資本集約率	IT資本ス トック	年平均増加 率	資本生産性	年平均減少 率
鉱業	-4.72%	農林水産業	4.86%	金融業	13.69%	鉱業	-3.56%
農林水産業	-2.98%	鉱業	4.26%	不動産業	10.56%	農林水産業	-2.37%
製造業	-1.04%	製造業	3.56%	サービス業	9.25%	建設業	-2.18%
建築業	-0.52%	金融業	3.47%	製造業	8.14%	サービス業	-1.95%
卸売業	-0.25%	政府	3.18%	非営利	7.78%	政府	-1.62%
金融業	-0.04%	運輸・通信業	2.80%	建設業	7.51%	非営利	-1.07%
政府	-0.04%	非営利	2.01%	運輸・通信業	6.31%	金融業	-0.85%
運輸・通信業	0.09%	建設業	1.95%	卸売業	5.56%	電気・ガス・ 水道	-0.62%
電気・ガス・ 水道	0.55%	サービス業	1.89%	電気・ガス・ 水道	5.01%	製造業	-0.53%
不動産業	1.43%	電気・ガス・ 水道	1.38%	政府	3.27%	運輸・通信業	-0.47%
サービス業	2.25%	卸売業	1.22%	鉱業	1.55%	不動産業	-0.42%
非営利	3.31%	不動産業	0.71%	農林水産業	1.40%	卸売業	0.89%

* 上記の表 1 内の塗りつぶしは平均以上の結果が出た産業を表している。

上記のデータは、1982 年～2012 年の 30 年間における各産業の GDP と従業員者数・資本装備率・IT 資本ストック・資本生産性それぞれの増減率を表している。また、上に表示される産業ほど技術的失業者が増加傾向にあることを表している。(例えば、従業員数であれば減少するほど失業者が増加し、技術的失業者も増加する。IT 資本ストックであれば増加するほど人の雇用を代替し、技術的失業者も増加する。)

上記のデータから、各産業の傾向を第一次（農林水産業、鉱業）、第二次（製造業、建築業）、第三次産業（その他の産業）で分類し考察する。

第一次産業は、IT 資本ストックにおいて最も増加率が低い資本装備率が最も高いことから、IT 資本ストックの増加はしているがそもそも産業自体にそこまで必要がない技術であり、また、資本を稼働し扱う従業員数の著しい減少もあって、それに伴い資本生産性も著しく減少している。GDP も減少していることから技術的失業に加え、産業自体の

衰退が著しいといえる。

第二次産業は、従業員数の減少と IT 資本ストックの増加から、技術的失業が顕著に表れているといえる。資本装備率も高く資本集約的であり、製造業においては GDP が増加し、資本生産性もほとんど減少していないことから今後も技術的失業者は増加すると考えられる。

第三次産業は、かなり産業ごとにばらつきがあるため正確性には欠けるが、従業員数が増加している産業があることから第一次、第二次産業からの労働の移り変わりが見てわかる。IT 資本ストック、資本装備率、GDP も増加しているので、今後さらに発展していく産業であるといえる。

この結果から、第一次、二次と産業構造の高度化が進行するに合わせて AI による代替の可能性が低くなるといえる。つまり、従業者数の減少傾向にある産業ほど技術的失業者が増加傾向であり、それは第一次産業、第二次産業、第三次産業という産業構造にも関係することが分かった。

次に、この分析結果が統計的に有意なものかを t 検定を用いて確かめる。下記の表 3 ～ 5 は従業者数と AI による代替に関係のある各項目とを回帰分析した結果である。

表 3

資本装備率(x)、従業者数(y)の回帰分析				
農林水産業		係数	標準誤差	t
	切片	7911679.8	117787.28	67.169219
	X 値 1	-189815.4	6309.7024	-30.0831
鉱業		係数	標準誤差	t
	切片	158535.09	4495.0882	35.268516
	X 値 1	-3060.798	159.253	-19.21972
製造業		係数	標準誤差	t
	切片	17375369	440837.24	39.414476
	X 値 1	-294862.4	26275.492	-11.22196
建築業		係数	標準誤差	t
	切片	6958854.6	625607.06	11.123363
	X 値 1	-270400.1	160517.26	-1.684555
電気・ガス・水道		係数	標準誤差	t
	切片	280210.92	23637.423	11.854546
	X 値 1	536.69798	93.094755	5.7650722
卸売業		係数	標準誤差	t
	切片	11842181	781251.81	15.157957
	X 値 1	-288165.6	146213.22	-1.970858
金融・保険業		係数	標準誤差	t
	切片	2174605.3	54057.099	40.227932
	X 値 1	-28756.47	6089.3345	-4.722432
不動産業		係数	標準誤差	t
	切片	119750.62	131994.01	0.9072428
	X 値 1	2235.4896	359.73785	6.2142185
運輸・通信業		係数	標準誤差	t
	切片	3473133.6	112254.87	30.939714
	X 値 1	5784.7346	2759.7418	2.0961144
サービス業		係数	標準誤差	t
	切片	1130324.7	2046930.3	0.5522048
	X 値 1	1962392	257216.34	7.6293441
政府		係数	標準誤差	t
	切片	4384021.5	64391.989	68.083337
	X 値 1	3228.1097	2634.4283	1.225355
非営利		係数	標準誤差	t
	切片	530398.04	540010.24	0.9822
	X 値 1	448162.48	127678.76	3.5100786

表 4

IT資本ストック(x)、従業者数(y)の回帰分析				
農林水産業		係数	標準誤差	t
	切片	8948094.9	766287.14	11.677209
	X 値 1	-16.03147	2.7709521	-5.785547
鉱業		係数	標準誤差	t
	切片	242527.04	9853.1051	24.614275
	X 値 1	-3.858689	0.2267596	-17.01665
製造業		係数	標準誤差	t
	切片	15515950	312566.76	49.640435
	X 値 1	-0.150352	0.0146284	-10.27811
建築業		係数	標準誤差	t
	切片	5729652.2	305097.26	18.779757
	X 値 1	0.155059	0.2283529	0.6790325
電気・ガス・水道		係数	標準誤差	t
	切片	362281.19	7028.6245	51.543683
	X 値 1	0.0100723	0.0012339	8.162986
卸売業		係数	標準誤差	t
	切片	43380546	2209578.5	19.632951
	X 値 1	2.0528786	0.3782427	5.4274104
金融・保険業		係数	標準誤差	t
	切片	2020829.4	26896.907	75.13241
	X 値 1	-0.018026	0.004077	-4.421307
不動産業		係数	標準誤差	t
	切片	852539.46	27554.596	30.940009
	X 値 1	0.1121641	0.0293861	3.8169109
運輸・通信業		係数	標準誤差	t
	切片	3564049.6	61359.163	58.085041
	X 値 1	0.0133144	0.0053757	2.4767836
サービス業		係数	標準誤差	t
	切片	10647559	116341.58	91.519813
	X 値 1	0.2393439	0.004158	57.56214
政府		係数	標準誤差	t
	切片	4277132	62284.703	68.670664
	X 値 1	0.0211722	0.0069807	3.0329571
非営利		係数	標準誤差	t
	切片	1037487.6	90598.882	11.45144
	X 値 1	0.7439794	0.044626	16.671451

表 5

資本生産性(x)、従業者数(y)の回帰分析				
農林水産業		係数	標準誤差	t
	切片	-334662.561	272711.44	-1.227167
	X 値 1	41460233.67	2205454.2	18.798955
鉱業		係数	標準誤差	t
	切片	-7192.20236	9410.1241	-0.764305
	X 値 1	237928.5111	25180.9	9.448769
製造業		係数	標準誤差	t
	切片	6487316.49	2613989.3	2.4817685
	X 値 1	11320137.99	4764968.8	2.3757003
建築業		係数	標準誤差	t
	切片	5289577.024	447558.48	11.818739
	X 値 1	380840.2917	261151.49	1.4583118
電気・ガス・水道		係数	標準誤差	t
	切片	712423.3668	78010.258	9.1324319
	X 値 1	-2586368.424	677546.18	-3.817258
卸売業		係数	標準誤差	t
	切片	10471465.74	776812.64	13.48004
	X 値 1	-159119.4916	768444.2	-0.207067
金融・保険業		係数	標準誤差	t
	切片	1554131.138	76678.785	20.268072
	X 値 1	231248.484	45552.248	5.0765548
不動産業		係数	標準誤差	t
	切片	1954971.93	96364.952	20.287168
	X 値 1	-6642380.723	624996.71	-10.62787
運輸・通信業		係数	標準誤差	t
	切片	4675875.389	277642.55	16.84135
	X 値 1	-4645375.232	1318987.2	-3.521926
サービス業		係数	標準誤差	t
	切片	26128187.56	1532997.4	17.043856
	X 値 1	-13224636.11	2043529.9	-6.471467
政府		係数	標準誤差	t
	切片	4697459.064	79825.888	58.846312
	X 値 1	-510290.4637	168129.64	-3.035101
非営利		係数	標準誤差	t
	切片	3142879.583	533831.52	5.8873999
	X 値 1	-687579.978	470071.79	-1.462713

分析①の分析結果

下記の表6は、上記の表3～5の分析結果で各項目において有意となった産業を○、有意と認められなかった産業を×で表したものである。

表 6

資本装備率	有意	IT資本ストック	有意	資本生産性	有意
鉱業	○	鉱業	○	鉱業	○
製造業	○	製造業	○	製造業	○
建築業	×	建築業	×	建築業	×
電気・ガス・水道	○	電気・ガス・水道	○	電気・ガス・水道	○
卸売業	×	卸売業	○	卸売業	×
金融業	○	金融業	○	金融業	○
運輸・通信業	○	運輸・通信業	○	運輸・通信業	○
サービス業	○	サービス業	○	サービス業	○
政府	○	政府	○	政府	×

以上から、有意水準 5 % で両側検定の t 検定を行った結果、建築業が全項目で有意とは認められなかった。また、卸売業でも IT 資本ストック以外の項目では有意とは認められなかった。しかしそれ以外の産業では、一部項目が 1 つだけ有意性が認められないものもあったが、ほとんどの項目で有意という結果になった。この結果から上記で述べた、従業者数の減少傾向にある産業ほど技術的失業者が増加傾向であり、それは第一次産業、第二次産業、第三次産業という産業構造にも関係することが建築業、卸売業以外では、かなり信憑性の高いことが認められた。

第 2 節 分析②

次に、分析②では従業者数とモチベーションに関係がある項目の関係性について分析する。以下のデータを用いて分析を行う。

表 7

従業者数 (人)	年平均減少率	入社3年以内 の離職者	離職者増加 順	平均賃金増 加率 (2015 年=100%)	賃金減少順
鉱業	-4.72%	政府	4.41%	政府	-1.19%
製造業	-1.04%	サービス業	1.72%	金融業	-0.93%
建築業	-0.52%	建築業	-0.45%	サービス業	-0.67%
卸売業	-0.25%	運輸・通信業	-1.12%	電気・ガス・水道	-0.59%
金融業	-0.04%	電気・ガス・水道	-1.20%	製造業	0.09%
政府	-0.04%	製造業	-1.20%	運輸・通信業	0.28%
運輸・通信業	0.09%	卸売業	-1.49%	卸売業	0.56%
電気・ガス・水道	0.55%	金融業	-3.34%	建築業	0.57%
サービス業	2.25%	鉱業	-4.59%	鉱業	1.15%

上記のデータは、2003年～2012年の9年間における各産業の従業員数、入社3年以内の離職者、平均賃金増加率のそれぞれの増減率のデータを表している。また、それぞれの項目で上に表示される産業ほどモチベーションが低いことを表している。上記のデータから、入社3年以内の離職者、平均賃金増加率の双方とも従業員数とはほぼ正反対の順位となる結果になった。以上から、従業員数が減少傾向にある産業ほど、離職者が少なく、平均賃金が増加傾向にあるという興味深い結果となった。予想では、従業員数が減少傾向にある産業ほど、離職者が多く、平均賃金が減少傾向にあると考えていたため予想とは真逆の結果となった。

次にこの分析結果が統計的に有意なものか確かめる。

表 8

大卒者入社3年以内の離職者(x)、従業員数(y)の回帰分析				
産業		係数	標準誤差	t
鉱業	切片	26650.9	5525.838	4.822962
	X 値 1	579.7805	200.8533	2.886587
製造業	切片	7411138	801805.5	9.243062
	X 値 1	233.5233	58.77415	3.973231
建築業	切片	1929286	1292325	1.492881
	X 値 1	723.909	275.8057	2.624706
電気・ガス・水道	切片	417625.6	11091.49	37.6528
	X 値 1	37.17159	71.61957	0.519014
卸売業	切片	9139544	349406.9	26.15731
	X 値 1	19.39464	12.09278	1.60382
金融・保険業	切片	1951873	101000.9	19.32529
	X 値 1	-19.8655	12.85061	-1.54588
運輸・通信業	切片	3482834	113030.8	30.81314
	X 値 1	17.12364	9.244813	1.852243
サービス業	切片	16131855	3688343	4.37374
	X 値 1	117.1346	107.0735	1.093964
政府	切片	4957591	311820.8	15.89885
	X 値 1	-28.1767	16.07745	-1.75256

表 9

平均賃金増加率(x)、従業者数(y)の回帰分析				
鉱業		係数	標準誤差	t
	切片	210170.211	47669.73	4.408882
	X 値 1	-1454.2451	411.4707	-3.53426
製造業		係数	標準誤差	t
	切片	-49345.91	6526642	-0.00756
	X 値 1	107887.083	66282.66	1.627682
建築業		係数	標準誤差	t
	切片	12850241.4	1929138	6.661131
	X 値 1	-77482.065	19819.91	-3.9093
電気・ガス・水道		係数	標準誤差	t
	切片	630958.539	90235.82	6.992329
	X 値 1	-1995.8572	866.883	-2.30234
卸売業		係数	標準誤差	t
	切片	12656669.2	1590994	7.955197
	X 値 1	-29647.116	15925.46	-1.86162
金融・保険業		係数	標準誤差	t
	切片	2353707.01	246924.8	9.532081
	X 値 1	-5353.5966	2372.476	-2.25654
運輸・通信業		係数	標準誤差	t
	切片	6150930.23	1831578	3.358268
	X 値 1	-25690.196	19113.61	-1.34408
サービス業		係数	標準誤差	t
	切片	17923274	2785778	6.433849
	X 値 1	21907.5083	27199.8	0.805429
政府		係数	標準誤差	t
	切片	2082236.79	412527.6	5.04751
	X 値 1	22225.8214	3928.979	5.656895

分析②の分析結果

下記の表 10 は、上記の表 8、9 の分析結果で各項目において有意となった産業を○、有意と認められなかった産業を×で表したものである。

表 10

大卒者入社3年以内の離職者	有意	平均賃金増加率	有意
鉱業	○	鉱業	○
製造業	○	製造業	×
建築業	○	建築業	○
電気・ガス	×	電気・ガス	×
卸売業	×	卸売業	×
金融業	×	金融業	×
運輸・通信	×	運輸・通信	×
サービス業	×	サービス業	×
政府	×	政府	○

以上から、有意水準 5 % で両側検定の t 検定を行った結果、鉱業・製造業・建築業・政府は双方、またはどちらか一方では、有意性が認められたが、それ以外の産業では有意性が認められないという結果となった。

この結果から、それぞれの項目の最上位、最下位の項目にはある程度有意性が認められたため、上記で述べた従業者数が減少傾向にある産業ほど、離職者が少なく、平均賃金が増加傾向にあるという結果に多少の信憑性があると考ええる。また、鉱業、製造業、建築業においては有意となる結果がほとんどであることから、第一次・第二次産業においては、従業者数と離職率・平均賃金増加率は関係性があることが認められるという結果となった。

第 4 章 まとめと今後の方針

本研究では、どの産業が長期的な技術的失業に陥りやすく、AI に代替される可能性が高いのか、また、その産業においてモチベーションは関係があるのか考察してきた。

本研究の分析結果として、仮説に対する有意性は認められなかった。分析②でのモチベーションに関係のある項目が従業者数の変化に影響を与えるかという検証で t 検定を行ったところ、有意性が認められなかったためだ。しかしながら、検証の中で第一次産業、第二次産業と産業構造の高度化が進行するにつれて、AI に代替される可能性が低いということが分かった。また、7 割の産業において有意性は認められなかったが、従業者数が減少する産業ほど賃金が高く、離職率も低いという予想外の結果もあった。つまり、分析①で従業者数が減少傾向である産業ほど AI に代替される可能性が高い産業であるという結果が出ており、その結果に対し有意性が認められていることから、AI に代替される可能性が高い産業ほどモチベーションが高くなるという結果となった。これは、仮説とは正反対の分析結果といえる。今後の方針とし

て、本研究では分析②での検証は一部産業を除いての分析になってしまったことや産業別の仕事に対する意欲度などの直接的なモチベーションに関するデータを取ることができなかったため平均賃金増減率や入社3年以内の離職率などの間接的なデータでの検証になってしまったことから、今後モチベーションに起因する要因をさらに直接的な要因を用いて再検証を行いたいと思う。

第5章 参考文献

参考文献

- ・RIETI（独立行政法人経済産業研究所）「JIP データベース 2015、1. 産業連関表、2）部門別産出額・中間投入額（実質）」《 [http://www.rieti.go.jp/jp/database/JIP 2015 /index.html](http://www.rieti.go.jp/jp/database/JIP%2015/index.html) 》
- ・RIETI（独立行政法人経済産業研究所）「JIP データベース 2015、2. 資本、1）投資データ、viii）部門別実質純資本ストック（100万円、2000年価格）」《 [http://www.rieti.go.jp/jp/database/JIP 2015 /index.html](http://www.rieti.go.jp/jp/database/JIP%2015/index.html) 》
- ・RIETI（独立行政法人経済産業研究所）「JIP データベース 2015、2. 資本、2）IT投資データ、vii）IT資本ストック」《 [http://www.rieti.go.jp/jp/database/JIP 2015 /index.html](http://www.rieti.go.jp/jp/database/JIP%2015/index.html) 》
- ・RIETI（独立行政法人経済産業研究所）「JIP データベース 2015、3. 労働、7）部門別従業者数（人）」《 [http://www.rieti.go.jp/jp/database/JIP 2015 /index.html](http://www.rieti.go.jp/jp/database/JIP%2015/index.html) 》
- ・Yahoo!JAPAN ニュース「厚労省調査、若者の離職理由のトップは「労働時間・休日・休暇」」《 [https://news.yahoo.co.jp/byline/uenishimitsuko/ 20140928 - 00039490 /](https://news.yahoo.co.jp/byline/uenishimitsuko/20140928-00039490/) 》
- ・厚生労働省「新規学卒者の離職状況、新規学卒者の事業所規模別・産業別離職状況」《 [http://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/ 0000137940 .html](http://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/0000137940.html) 》
- ・毎月勤労統計調査「全国調査、長期時系列表、月次 2017 年 7 月、就業形態別常用雇用指数及び増減率－就業形態計（30人以上）」《 [http://www.e-stat.go.jp/SG 1 /estat/List.do?lid= 000001192143](http://www.e-stat.go.jp/SG1/estat/List.do?lid=000001192143) 》

参考著書

- 松尾豊：人工知能は人間を超えるか
- 井上智洋：人工知能と経済の未来～2030年雇用大崩壊～