

日本におけるコンピューター化と仕事の未来

カール・ベネディクト・フレイ¹、マイケル A. オズボーン²

野村総合研究所

このレポートは、野村総合研究所が、オックスフォード大学のマイケル・オズボーン准教授およびカール・ベネディクト・フレイ 博士と 2015 年度に実施した共同研究の結果をまとめたものです。

¹ オックスフォード大学マーティンスクールにて、テクノロジーと雇用について研究するプログラムのダイレクターをオズボーン教授と共同で務める。オックスフォード・マーティン・スクールのシティ・フェローでもあり、専門分野は経済学。

² オックスフォード大学マーティンスクールにて、テクノロジーと雇用について研究するプログラムのダイレクターを務める。オックスフォード大学工学部の準教授でもあり、専門は機械学習。

目次

1. イントロダクション	3
2. コンピューターが行うこと.....	5
3. データと方法論.....	7
① 雇用に関するデータ.....	7
② 職業の説明	7
③ 教師データ.....	7
④ 方法論	8
4. 結果	10
5. 結論	13
参考文献.....	14

1. イントロダクション

本論文では、601種の職業に関する日本のデータセットを利用して、自動化される可能性の高い職種が占める割合を推計する。コンピューター制御テクノロジーの急速な進歩と拡大を受け、既存職業の自動化の可能性を検討するという研究が増加する中で、我々の分析もそれに貢献するものである。

我々の関心は、各種職務の将来の潜在的な自動化可能性にあるが、多くの文献で、コンピューターテクノロジーの普及によってすでに労働市場の構成が大きく変化しており、それぞれ異なるスキルを持った労働者間 (Acemoglu および Autor: 2011 年、Autor および Dorn: 2013 年、Goos、Manning および Salomons: 2009 年)、ならびに労働者と資本所有者間 (Karabarbounis および Neiman: 2014 年)において、所得配分の大幅な変化が助長されつつあることが示されてきている。スキルを中心とした技術的变化により、高学歴労働者に対するスキル・プレミアムが増大し (Goldin および Katz: 1998 年)、これと並行して、単調作業を対象とした技術的变化により、容易にコンピューター・コードで記述して自動化することができるような単調で規則的作業を行っている労働力が取って代わられている。例えば、文書およびデータ処理ソフトウェアが職場全体に普及するにつれて、簿記係、事務員、税務申告書作成者の仕事が徐々に減少しているのである (Autor その他: 2003 年)。

単調な作業は一般に中間所得層の労働者によって行われているため、スキルを持った労働者に対する需要が拡大する一方で、中間所得層の労働者は自動化が不可能な低所得のサービス業務へと鞍替えをしており、先進経済諸国における労働市場は、急速な両極化が進んでいる (Goos その他: 2007 年、2009 年、2014 年)。その結果として生じているのが、あらゆるスキル・レベルや所得水準全体にわたる雇用分布の「空洞化」で、平均的なスキルが必要とされる雇用が減少し、それほどスキルを必要としない職種と高度なスキルが求められる職種の雇用が増大している (Autor および Dorn: 2013 年、Goos、Manning および Salomons: 2009 年)。

この両極化現象についてはさまざまな説が存在するが、いくつかの研究論文では、こうした移行はコンピューターテクノロジーの普及が直接の原因であり (Autor および Dorn: 2013 年、Michaels その他: 2014 年、Graetz および Michaels: 2015 年)、オフショアリングの役割や製造業の衰退といったその他の潜在的要因は重要視されていない。さらに最近の、ある文献は、技術的变化というのは資本偏向型であることも示唆している。1990年代以降、中位OECD加盟国では、国民所得の労働分配率が5パーセント低下している (OECD: 2012年)。所得の労働分配率の低下の原因については今なお議論が続いているが、最近の調査により、コンピューターテクノロジーが次第に安く利用できるようになっていくことに伴う資本財価格の低下という点から、こうした労働分配率の低下の大半は説明がつくことが示唆されている (Karabarbounis および Neiman: 2014年)。

とはいえ、コンピューターにできる仕事についての前提が、最近では単調な作業の枠を越えて拡大している (Brynjolfsson および McAfee: 2014年)。今やコンピューターは、文書の翻訳、医療診断、自動車の運転、顧客対応といった仕事を行うことができるのである。こう

した傾向を受けて、米国における雇用の自動化可能性について検証した Frey および Osborne(2013 年)は、米国の職種の 47 パーセントは自動化される可能性が技術面から見て極めて高いと結論付けた。コンピューターが先進経済諸国全体の労働市場に幅広い影響を及ぼしていることについてはコンセンサスが高まりつつあるが、コンピューター技術が労働需要全体を増大させるか減少させるかについては依然として論争が続いている。最近の研究において、Autor その他(2013 年)により、コンピューターをより幅広く導入した米国の都市では二極化が進んでいるが、雇用への実質的な悪影響はまったく見られないことがわかった。コンピューターの導入ではなく、中国輸入品との競争が失業率の上昇と関係していることを明らかにしたのである。とはいうものの、専門家が指摘しているように、技術的变化によって労働者に対する需要はいまのところ減少していないという事実は、必ずしもそれが今後も続くことを意味しているわけではない。

この論文は、コンピューターテクノロジーが労働需要全体に及ぼす影響についての評価を試みるものではないが、日本における将来自動化されうる潜在的な範囲を検証することでこの議論に寄与する。Frey および Osborne(2013 年)が、ガウス過程と呼ばれる分類法を利用して、米国における 702 の職種の自動化可能性を推計したことを受けて、日本の仕事の職業特性に関するデータに同様の方法論を適用した。我々の推計によれば、日本に現存する仕事の 49 パーセントは、今後数十年のうちにコンピューター化される可能性が高い。この推計結果は、必ずこれらの仕事が自動化されるということを意味する訳ではないが、幅広い職業において労働者が新しい技術に代替される可能性があることを暗示している。

本論文のここから先は、以下に示すような構成となっている。セクション 2 では、コンピューター化される仕事のタイプと、労働者に依然として比較優位性がある仕事のタイプについて説明する。次に、我々が用いたデータと方法論の説明へと進む。セクション 4 では、我々の分析結果について説明する。そして最後のセクション 5 では、いくつかの結論を導き出す。

2. コンピューターが行うこと

これまでのコンピューター化は単調な作業に限定されていたが、現在ではコンピューターテクノロジー機器が、わずか 10 年前には自動化は不可能と思われていた複雑な作業を行っている事例が数多くある。自動運転車の開発がその一例である。遡ること 2004 年に、Levy および Murnane(2004 年)は、無人運転自動車の開発に伴う極めて困難な問題を指摘して、「対向車が走っている中で左折を行うことにはさまざまな要因が伴うため、運転者の行動を再現できる一連の規則を見つけ出せるとは考えられない」と主張した。しかしそれからわずか数年後の 2010 年には、Google が最初の完全自動運転車の開発に成功したことを発表した。(Brynjolfsson および McAfee:2014 年)。

自動化におけるここ最近の開発成果は、ビッグデータの利用可能性の拡大と機械学習の進歩により、業務における複雑な認知的作業を、明確に定義された命題に変換できるようになった結果である。ヘルスケア分野では、すでに機械学習の手法により、以前は高度なスキルを有する医療専門家によって行われていた作業が取って代われつつある。例えば、IBM の Watson コンピューターでは、人間である医師よりもはるかに大量の医療データを利用することができるため、それが医療診断における比較優位をもたらしている。同様に、デジタル翻訳されるテキスト文書の増加により、Google 翻訳は次第に効果的な翻訳ツールとなり、同時に機械学習の進歩で、その正確さは大幅に向上している。ニュース配信サービス業界では、現在 Forbes や LA Times などのメディア企業が高度な機械学習手法を利用して、簡潔なニュース概要はもとより企業収益レポートも作成している。たとえアルゴリズムに利用できるデータがほとんどない場合でも、企業は関連する情報を収集するためのアプローチを見つけ出しつつある。例えば、Work Fusion は、単調な作業は自動化し、複雑な作業はクラウド・ソーシング・プラットフォームを通じてフリーランスの労働者にアウトソーシングするソフトウェアを開発している。そしてこのソフトウェアは、フリーランスの労働者を監視してその作業手順に関する情報を収集し、最終的には複雑な作業さえも自動化できるようにするのである。

自動化の範囲の拡大は、さらにユーザー・インターフェースの向上につながり、それによってコンピューターが、人間の要求により的確に直接対応できるようになっている。例えば、音声認識の進歩は、音声コマンドに反応する Apple の Siri ソフトウェアの開発に不可欠となっている。コールセンター自動化ソリューションを提供して、コールセンターの運営に関連するコストを大幅に低減させた SmartAction の事例で浮き彫りになったように、こうした自然言語処理の進歩は、潜在的に様々な業界に広く変革を強いる可能性がある。さらに、より高性能で安価なセンサーが、ロボット開発を推進する上での主要な実現技術となっている。センサーが自らの使用環境に関するデータを収集し、膨大な量のデータが直ちに利用できるようになるのである。例えば、自動運転車のナビゲーションでは 3D マップが、自動運転車に人間の運転者を上回る走行能力を持たせる上でのベースとなっている。

さらに、ロボットは次第に柔軟で機動的になってきており、現在ではより広範囲にわたる複雑な手作業が自動化できるようになっている。これに関してよく引き合いに出される例が、Rethink Robotic の Baxter である。このロボットは、作業員が Baxter の腕を誘導するとき

その動きを記憶することで、より幅広い作業を行うことができるのである。さらに、まだロボットには高度に複雑な社会的交流を行うことはできないが(これについてはこのあとで詳細に論じる)、現在では人型ロボットが、複数の言語を駆使して受付係の代わりに務めることができ、また被介護者をベッドから車椅子に移すといった高齢者介護における作業を行うこともできる。サービス分野ではロボットの活用範囲がさらに広がり、清掃業務から食品調理にまで及ぶ比較的複雑な作業を行わせることができる(Frey および Osborne: 2013 年)。

自動化の範囲が拡大しているにもかかわらず、多くの作業は依然として自動化できていない。Frey および Osborne(2013 年)が述べているように、自動化に対する 3 つの主要な障害として、(i) 創造的知性、(ii) 複雑な社会的交流、(iii) 不規則な物体の認知および操作があり、それらを伴う作業において、依然としてコンピューター制御機器の利用が妨げられている。第一に、創造的作業の自動化における課題は、明確な指針や規則がないことと関係している。斬新な芸術作品を創作したりクラシック音楽を作曲したりできるソフトウェアはあるものの、感情に訴えかける作品とそうでない作品とを区別することのできるアルゴリズムを開発することは、依然として極めて難しいことなのである。これは、感情に関連する特徴を定義することが困難で、専門家の間でもしばしば意見が分かれてしまうことが主な原因である。

第二に、社会的交流においては、描写や詳述をすることが難しい、感情的意味合いを持つ暗黙知に基づいて我々は相互理解している。複雑な社会的交流に関して、自動化の最先端を最もよく表しているのは、チャットボットが自らの人間性について審査員に納得させようとするチューリングテストである。これまでのところ、1 台のチャットボットが、英語を第二言語として使用する、13 歳の少年を装うことによってこの課題を達成している。つまり、基礎的なテキスト・コミュニケーションにおいてさえも、社交性といったソーシャルスキルに関しては、コンピューターはまだ人間の水準には遠く及ばないのである。多くの職種では、チームの管理、説得、交渉といったはるかに多くの複雑な作業が伴い、また他者に対する手助けや世話も求められることから、幅広いさまざまな職種がまだ自動化のリスクにさらされずに済んでいる。

第三に、ロボットに幅広く奥深い人間の認知力に匹敵する能力を身につけさせる上での課題は、Moravec(1988 年)の逆説に最もよく表われている:「コンピューターに、知能テストやチェッカーゲームで成人レベルのパフォーマンスを示させるのは比較的簡単であるが、認知力や機動性に関して 1 歳児のスキルを持たせるのは困難もしくは不可能である」。ロボットは、工場や倉庫といった体系だった環境における操作や稼働には長けている。しかし、人間であれば大半が容易に作業できる体系だっていない環境においては、幾分改善は見せているものの、依然として重大な課題となっている。例えば、部屋の清掃というのは大半の人間にとって比較的簡単な作業であるが、ロボットは認知力の課題があり、しばしば、汚れていて洗う必要のある鉢と植物が植えてある鉢を区別するといった、それぞれ異なる物体を識別できないことがある。こうした背景の下で我々は、日本における各種職業について、最近の技術動向による影響を受けやすいかの検証に取り掛かる。

3. データと方法論

① 雇用に関するデータ

我々の分析では、日本の総務省統計局によって抽出された、日本国内の雇用に関するデータを利用している。同データでは、職業が約 230 種類に分類されている。職業名はすべて、野村総合研究所(NRI)が英訳した。

② 職業の説明

日本の職業に関する職務構成とスキル要件を記述するために、我々は厚生労働省所管の独立行政法人である労働政策研究・研修機構(JILPT)から入手したデータを利用している。JILPT は、統計局が提供しているものよりもきめ細かく区分された、日本の 601 種の職業からなるデータセットを作成している。

そのため NRI は、雇用統計データ(約 230 の職種で作成されている)をより細かく分類されている JILPT の職種と照らし合わせ、複数の JILPT の職種が統計局の職種に当てはまる場合は、雇用統計データの数字を等分して JILPT の職種に当てはめている。比較として、Frey および Osborne(2013 年)による米国の 702 の職種を考察している。

JILPT のデータセットには、601 の職種のそれぞれに対する職務内容の詳細な定量的説明が示されている。それらの定量的尺度は、Frey および Osborne(2013 年)による分析の基礎となった米国労働省の O*NET のデータにおおむね対応している。データはウェブ調査ツールを利用して集められ、2 万 1,033 人(601 の職種のそれぞれに対して 30 人以上)の回答を得ている。

601 の職種のそれぞれに対して、このデータには 30 の実数(ゼロ平均値と単位標準偏差を得るために標準化されたもの)が含まれている。数値が大きくなるほど、その特定の側面における集約度が高くなる。これらの尺度は、さらに「職業興味」、「職業価値観」、「スキル」、「知識」、「仕事環境」に細分化される。いくつかの例として、「[仕事環境]屋外作業」、「[職業興味]企業的」、「[知識]科学・技術」などがある。これらの変数は、職業の自動化可能性と関連することが合理的に予想され得る、さまざまに異なる職務の特徴を捉えている

③ 教師データ

次に、Frey および Osborne(2013 年)のアプローチに倣い、確率的分類法を用いて自動化が可能な職種と不可能な職種を区別する。これには、最も象徴的である自動化が可能(データ入力者など)な、または自動化が不可能(聖職者など)な職種から構成される教師データを特定する必要がある。具体的に言うと、Frey および Osborne の職種は、「この仕事の職務は、ビッグデータが利用できることを条件として、最新鋭のコンピューター制御機器に代行させるのに十分なほど明確に規定することができるか」という質問に、最も確信を

³ <http://www.stat.go.jp/index/seido/shokgyou>

⁴ <http://www.jil.go.jp/institute/reports/2012/0146.html>

持って回答できるものであった。次に、機械学習アルゴリズムをこの教師データに用いて、自動化が可能な仕事の統計的特性を明らかにする。

我々は、米国の教師データから日米における職業の違いを精査し、日本独自の教師データを特定した。具体的に言うと、NRIが、米国の教師データにおける職種と一致する日本の職種を特定し、一致する職業が複数あった場合には、我々はそのすべてを含めることとした。賭博のディーラーや農業労働供給者といった米国の教師データにおけるいくつかの職種については、日本にそれに近い職種がなかったため除外した。我々は、教師データにさらにもう1つの職種を追加した。職種 570 番の有料道路料金収受員は、実際には多くの都市でデジタル機器の使用を通じて自動化されていることから、自動化が可能な職種の中に含めた。最後の修正は、職種 537 番のホールスタッフに対するラベルの変更であった。Frey および Osborne(2013 年)の分析では、ホールスタッフにはテーブルでの接客トークが要求されると予想され、自動化が不可能な職種の一例として含まれていた。しかし 2013 年以降、テクノロジーの進歩により、米国のレストラン・チェーンの Applebee's といったいくつかのレストランでは、店内のテーブルに Zeosk タブレットを設置し、おすすめメニューの提示、オーダーの受注、支払いができるようになっている。これらはすべて、幾分なりともホールスタッフの仕事を自動化する方向に向かわせるものである。これによって我々の教師データには計 51 の職種が含まれることになり、そのうちの 24 の職種が自動化できる職業に分類された。

④ 方法論

次に我々は、確率的分類アルゴリズムを利用して、自動化可能性のラベルと定量的作業説明との間の関係(以下「特徴」と呼ぶ)を調べた。詳しく説明すると、我々は分類アルゴリズムとしてガウス過程分類器を採用した。特徴空間への写像を行うカーネル関数として累乗二次関数 (Exponentiated Quadratic Function)、Matérn(パラメーター $\nu = 3/2$)の共分散関数、そしてロジスティック回帰関数を検討した。

検討の方法としては Stratified 10-fold Cross Validation を用いて、これらの分類器を互いにテストした。つまり、我々は無作為に教師データを 10 パートに分割し(それぞれ自動化可能／自動化不可能の比率はほぼ 50 パーセント)、10 パートのうちの 9 で分類器を訓練し、それから残った 10 番目のパートでテストを行ったのである。そしてこのプロセスを、10 通りの提供パートのすべてに対して繰り返した。その結果、Matérn の共分散関数をカーネル関数として用いたものが最も優れたパフォーマンスを示し、ROC 曲線(分類器の評価によく用いられる測定基準)の曲線下面積は 0.99 であった(完璧な場合の数値が 1.0)。

さらに我々は、特徴選択を行って、ラベルの予測において最も有益だった変数を選択した。選択されたそれらの特徴は、自動化可能性と最も強力に関連している特徴と考えることができる。これらの変数のスコアが高ければ、その職種は自動化のリスクにさらされずに済む可能性が高い。重要なことは、変数の有意性というのは単独で評価することはできないことである。たとえそれが単独では有意性が低い場合でも、他と連動して貢献する場合がある。我々の非線形のガウス過程分類器は、こうした相関関係から恩恵を受けることができるのである。詳しく説明すると、我々はモデル・エビデンスを目的関数として使用して、グリーディー・フォワード特徴選択を行い、10 の最良の特徴を選択した。これはすなわち、まず最

良の特徴を1つ選び、それを固定させておいて、次に残りの中からさらなる特徴を選択したというだけのことである。最も有意な3つの特徴は、順番に、「[知識]芸術・人文科学」、「[スキル]ヒューマン・スキル」、「[職業興味]C:組織者(従来型の)」であった。この演習は、日本の労働力のケースに対して、社会的知性と創造性が自動化に対する障害であるという、Frey および Osborne(2013年)の結論を裏付ける証拠となるものである。

これでようやく、我々は教師データ全体を利用して、日本の601の職種のすべてに自動化の確率を割り当てることができる。次のセクションでは、我々の分析結果について詳しく論じる。

4. 結果

図 1 に、今後数十年間にわたって自動化の影響を受けやすい日本の雇用の割合が、自動化の確率に応じて高リスク、中リスク、低リスクの職種に分けて示されている(確率 0.7 と 0.3 をしきい値に設定)。我々の分析結果では、日本における被雇用者全体の 49 パーセントが、高い自動化リスクにさらされていることが示唆されている。すなわち、それらの被雇用者は、今後数十年のうちに技術的に自動化されうる職業に就いているということである。解釈に関して、確率軸というのは大まかなタイムラインであり、高リスクの仕事が比較的早期に自動化される可能性が高いことを強調しておく。

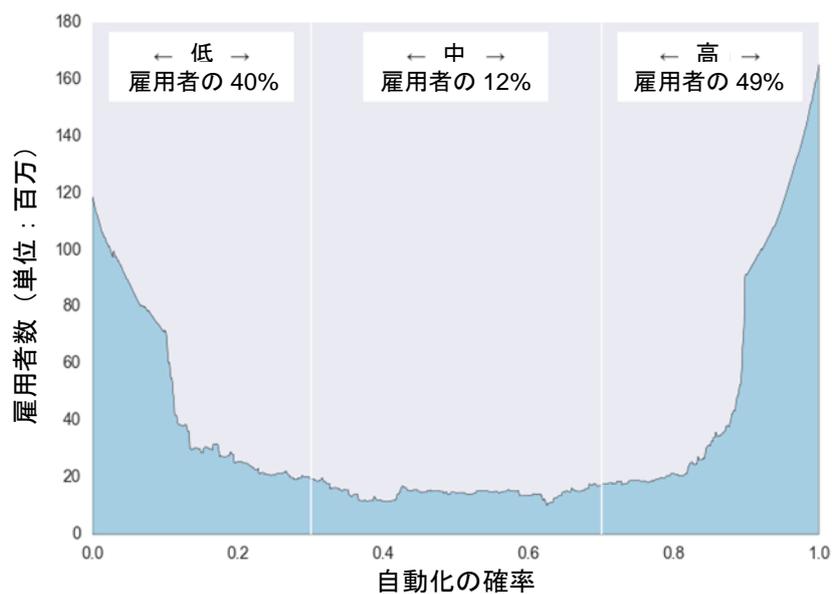


図 1 : 日本における職業の自動化可能性と雇員者数の分布

この分析結果は、テクノロジー分野において我々が目にしている一般的動向を説明することができる。自動化可能性が最も高い仕事の中には、コンピューターが比較的得意としている、情報の保管および処理に関連する作業が多い職種が見られる。一般事務員やデータ入力機器オペレーターがその例である(表 1 および 2 を参照)。とはいえ、それらの作業は一般的に単調で、かなり以前から自動化が可能になっているが、自動化の潜在的な範囲は単調な作業の枠を越えて拡大していることを示唆する証拠もある。例えば、Amazon.com による Kiva Systems の買収などの事例によって浮き彫りにされている通り、倉庫作業員も現在では同様に自動化可能性が高い。Amazon.com の倉庫は、倉庫ナビゲーション上の課題であった正確な位置情報を、床のバーコード・ステッカーを利用してロボットに提供することで、現在では完全に自動化されている。

職業名		自動化が可能になる確率
電車運転士	Train Drivers	99.8%
経理事務員	Accounting Clerks	99.8%
検針員	Meter Reading Workers	99.7%
一般事務員	General Administrative Clerks	99.7%
包装作業員	Packaging Workers	99.7%
路線バス運転者	Route Bus Drivers	99.7%
積卸作業員	Loading and Unloading Workers	99.7%
こん包工	Balers	99.7%
レジ係	Cashiers	99.7%
製本作業員	Binding Workers	99.7%

表 1: 自動化可能性が最も高い職業

職業名		自動化が可能になる確率
精神科医	Psychiatrists	0.1%
国際協力専門家	International Cooperation Experts	0.1%
作業療法士	Occupational Therapists	0.1%
言語聴覚士	Speech Therapists	0.1%
産業カウンセラー	Industrial Counselors	0.2%
外科医	Surgeons	0.2%
はり師・きゅう師	Acupuncturists and Moxibutionists	0.2%
盲・ろう・養護学校教員	Special Education Teachers	0.2%
メイクアップアーティスト	Make-up Artists	0.2%
小児科医	Pediatricians	0.2%

表 2: 自動化可能性が最も低い職業

同様に、Google の無人運転自動車といった最近の自動運転車の開発を見れば分かるように、我々は自動車の運転手も高リスク・カテゴリーに分類されると見ている。税理士の自動化可能性が高いのは、確定申告書類作成ソフトウェアの出現と大いに関係している。現在では、TurboTax のようなソフトウェアを利用して、税理士に頼ることなく確定申告を行うことができる。また我々は、受付係や案内係も最も自動化されやすい仕事に分類されると見ている。日本では、三菱東京 UFJ 銀行が 19 カ国語を話す受付ロボットを導入しており、また最近長崎県でオープンしたあるホテルのフロント係はロボットである。

しかし日本では、自動化のリスクが低い仕事の割合も同様に大きい。日本の労働者のおよそ 40 パーセントは、我々の分析で自動化が不可能と見なされている職業に就いている。

Frey および Osborne(2013 年)によって強調されているように、自動化が困難な仕事の大半は、複雑な社会的交流が必要とされる作業を伴う。我々の推計は、一見したところこの洞察をおおむね裏付けている。セラピスト、幼稚園の教諭、ならびに大学講師という仕事は、いずれも自動化可能性が最も低い職種に分類される。同様に、物理学者、建築技師、彫刻家、ダンサーも低リスク・カテゴリーに分類され、このことは、創造的作業を伴う仕事は依然として自動化が最も困難な職種の中にとどまっているという洞察を裏付けている。

5. 結論

多くの文献において、コンピューターテクノロジーにより、先進経済諸国全体の労働市場の構成が変化していることが示されている。こうしたテクノロジーを補完するスキルを持った労働者は、それによって恩恵を受けているが、その一方で、さまざまな分野の単調な作業に従事している労働者がコンピューターに取って代わられている。しかし最近では、潜在的な自動化の範囲は単調な作業の枠を越えて拡大している。具体的に言うと、数多くの事例証拠により、現在ではコンピューターが、医療診断、自動車の運転、コールセンターのオペレーション、翻訳作業などの職務まで遂行できることが示唆されている（Frey および Osborne: 2015 年）。こうした背景の下で我々は、自動化の範囲の拡大が日本の仕事に及ぼし得る今後の影響を推計している。その中で我々は、日本の仕事のおよそ 49 パーセントが、今後数十年のうちに自動化の影響を受けやすい特徴を持っていることを明かにした。我々の分析結果は、次第に高度化するコンピューターテクノロジーの出現が、日本の労働市場に分岐点をもたらす可能性があることを示唆しているが、こうした分析結果が、必ずしも仕事に対する需要の全体的な減少を意味するわけではないことを強調しておきたい。

参考文献

- Autor, D. H. (2015). Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. *The Journal of Economic Perspectives*, 29(3), 3-30.
- Autor, D. H. and Dorn, D. (2013). The growth of low-skill service jobs and the polarization of the us labor market. *American Economic Review*, 103(5), 1553–97.
- Autor, D. H. and Dorn, D. Hanson, G. (2015). Untangling Trade and Technology: Evidence from Local Labour Markets, *Economic Journal*, Royal Economic Society, vol. 0(584), pages 621-646, 05.
- Autor, D., Levy, F., and Murnane, R. J. (2003). The skill content of recent technological change: An empirical exploration. *The Quarterly Journal of Economics*, 118(4), 1279–1333.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & Company.
- Frey, C. B., & Osborne, M. A. (2013). *The Future of Employment: How Susceptible are Jobs to Computerisation?*. Oxford Martin School Working Paper.
- Frey, C.B., and Osborne, M. (2015). *Technology at work: The future of innovation and employment*. Citi GPS: Global Perspectives and Solutions, February 2015.
- Goldin, C. and Katz, L.F. (1998). The origins of technology-skill complementarity. *The Quarterly Journal of Economics*, vol. 113, no. 3, pp. 693–732.
- Goos, M. and Manning, A. (2007). Lousy and lovely jobs: The rising polarization of work in Britain. *The Review of Economics and Statistics*, vol. 89, no. 1, pp. 118–133.
- Goos, M., Manning, A. and Salomons, A. (2009). Job Polarization in Europe. *The American Economic Review*, vol. 99, no. 2, pp. 58–63.
- Goos, Maarten, Alan Manning, and Anna Salomons. (2014). Explaining Job Polarization: Routine-Biased Technological Change and Offshoring. *American Economic Review*, 104 (8), 2509–2526.
- Graetz, G., & Michaels, G. (2015). *Robots at work*. CEP Discussion Paper No 1335.
- Karabarbounis, L., and Neiman, B. (2014a) *The Global Decline of the Labor Share*. *The Quarterly Journal of Economics*, Oxford University Press, vol. 129(1), pages 61-103.
- Levy, F. and Murnane, R.J. (2004). *The new division of labor: How computers are creating the next job market*. Princeton University Press.
- Michaels, Guy, Ashwini Natraj, and John Van Reenen. 2014. “Has ICT Polarized Skill Demand? Evidence from Eleven Countries over 25 Years.” *Review of Economics and Statistics*, 96(1): 60-77.
- OECD (2012) *OECD Employment Outlook 2012*. OECD Publishing, Paris.