

# AIによる職業淘汰と ワークライフバランスへの影響

**発表者：**

**張 加斌 一橋大学**

**指導教員：**

**白川 清美 一橋大学経済研究所**

**田中 雅行 一橋大学経済研究所**

***Sept. 09, 2020***

# 目次

## 1. 背景・目的

- ① テレワークの状況
- ② 5年の間に増えた仕事、減った仕事
- ③ 企業がAIによる解決すると期待する課題
- ④ 人員削減か？仕事を支持するか？

## 2. 先行研究：結論の紹介

## 3. 匿名データからの検証

- ① 先行研究データの集計
- ② 業務の削減や人数の視点からAIが職業に影響消費全体の結果

## 4. 民間統計データからの推測：実装までの時間？

## 5. まとめ

## 6. 今後の研究

## 研究の背景:テレワークの状況

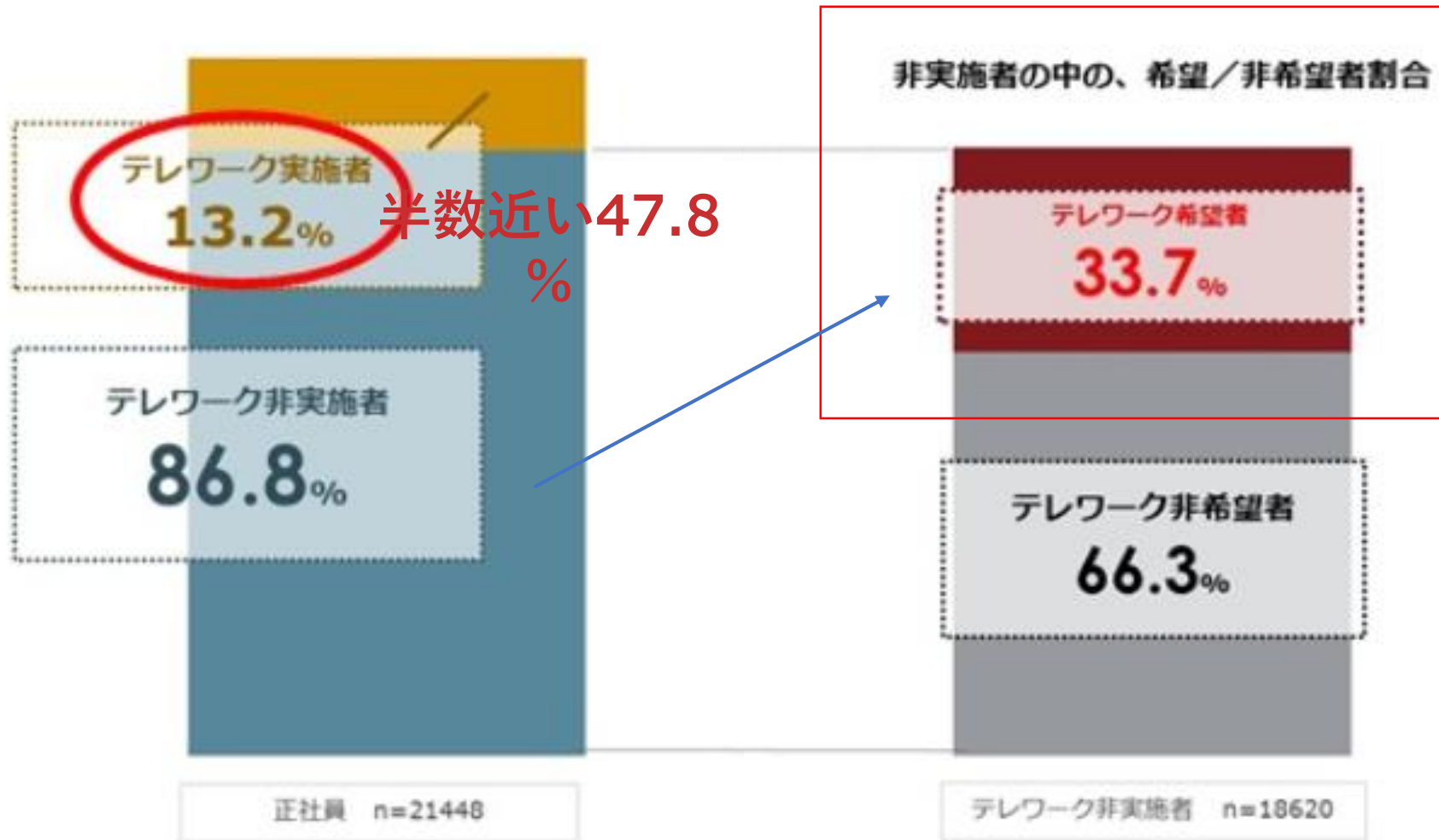


図1 :テレワークの実施状況と希望状況

# 研究の背景:5年の間に増えた仕事、減った仕事



図2：2010-2015，5年の間に増えた仕事、減った仕事

出所：「業界地図2020」から引用、総務省「平成27年国勢調査」より東洋経済作成

# 研究の目的:企業がAIによる解決すると期待する課題

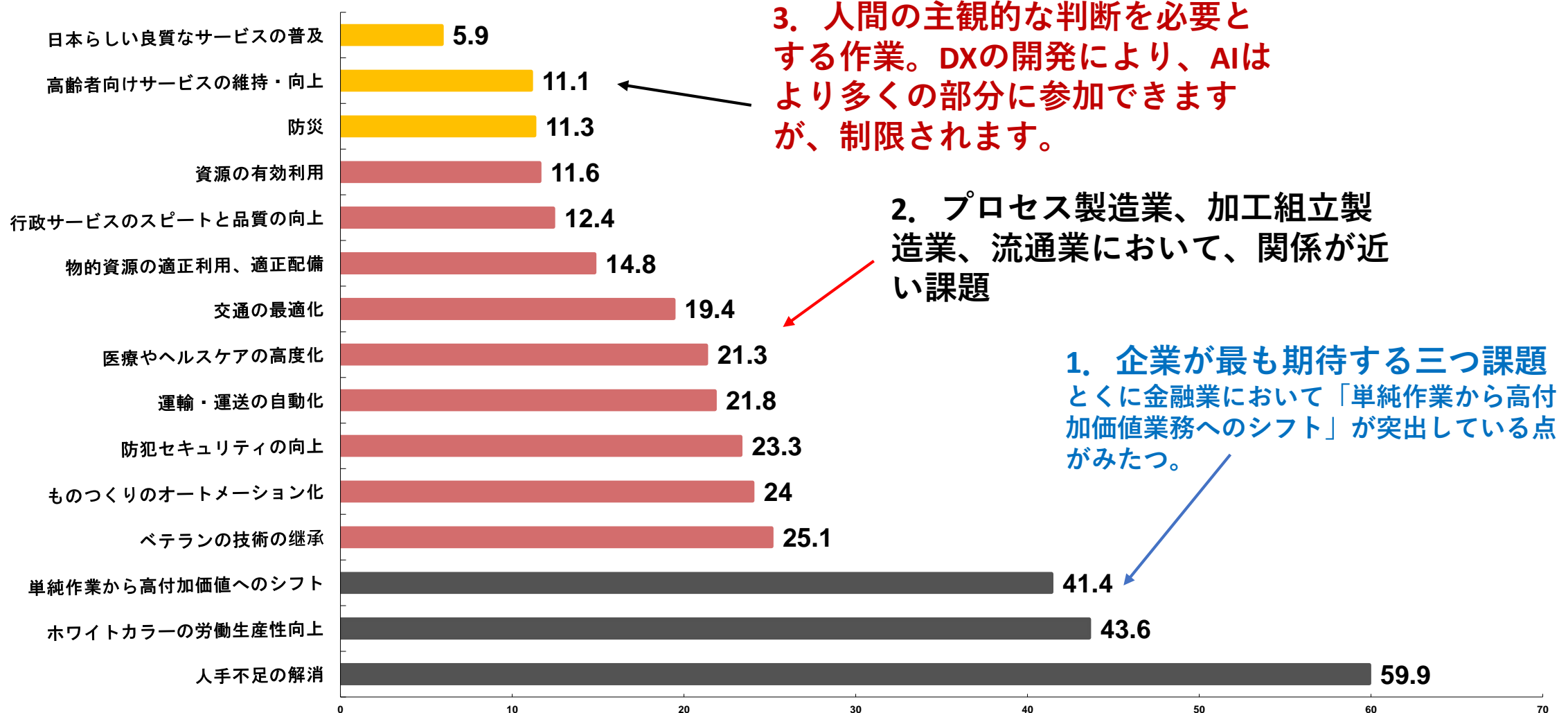
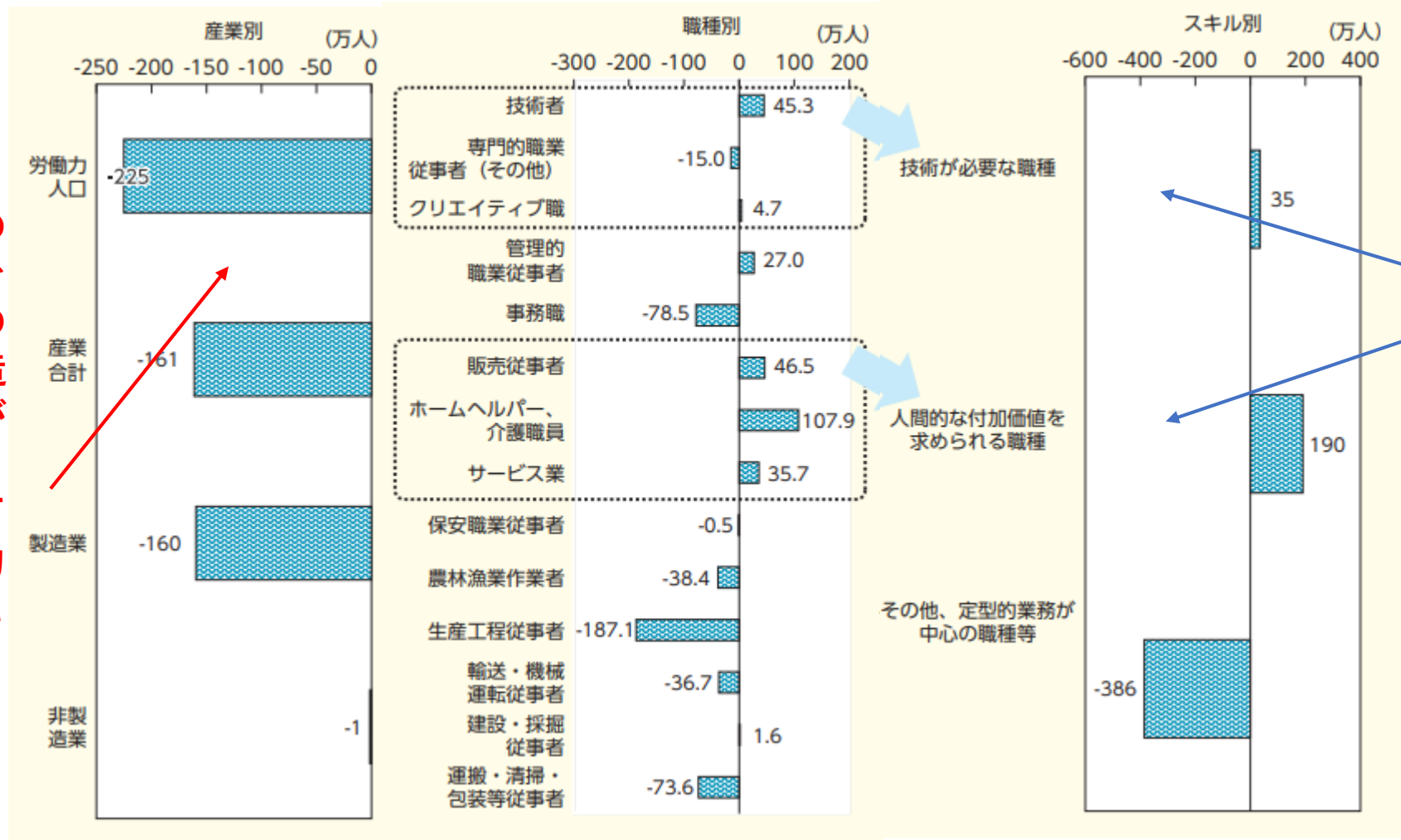


図3 : 企業がAIによる解決すると期待する社会的課題(調査企業数=541、単位%)\*1

# 研究の目的：人員削減か？仕事を支持するか？

図4：2030年におけるAIの進展等による就業者の増減（産業別・職種別・スキル別）

AIの進展等による産業ごとの就業者の増減をみると、雇用の代替により製造業等で就業者が減少されることが推計されているが、労働力人口の減少はこれを上回る。



技術の必要な職種や人間的な付加価値を求められる職種では、AIの進展等に伴い就業者が増加する。

# 先行研究: 結論の紹介

Frey and Osborne (2017)は影響力の大きい研究成果として知られている。彼らは米国 O\*NET における 702 の職業について今のAI技術水準と将来実装できるDX技術によって置き換えられる確率を計算し、雇用の47%が高いコンピュータ化リスクにさらされていると分類した。

浜口伸明と近藤恵介 (2017) が Frey and Osborne が計算した 702 分類職種のを  $Probit_i$  232 分類までに集約して各々職業のコンピュータ化によって雇用の脆弱性を表す雇用リスクを計算しておいた。

計算式 :

$$Score_a^g = \sum_{i=1}^N Share_{ai}^g \times Probit_i \quad g \in \{\text{男性}, \text{女性}\}$$

ここで、N は対象となる職業数、 $Share_{ai}^g$  は都道府県 a の全就業者数(男女別)に対する職業 i に属する就業者割合(%),  $Probit_i$  は Frey and Osborne (2017) による職業 i のコンピュータ化確率を表す。

表1: リスクスコア男女別

	リスクスコア (男性)	リスクスコア (女性)	スコアの男女比	人口密度
全国	64.262	67.506	1.05	69
東京都	58.615	67.416	1.15	6016
神奈川県	60.993	68.294	1.12	3745
愛知県	66.134	69.646	1.053	1435
大阪府	64.145	67.938	1.059	4670

## 匿名データからの検証: 先行研究データの集計

総務省統計局（国勢調査、就業構造基本調査）から浜口伸明と近藤恵介（2017）が計算した232分類職種を使ってある職業を職業(大分類)に集計して、AIが職業に影響を明らかにする。

◆ 浜口伸明と近藤恵介（2017）リスクスコア表によりると

➤ スコアの男女比 =  $\frac{\text{リスクスコア (女性)}}{\text{リスクスコア (男性)}}$

AIがある職業に影響するリスク男女比をスコアの男女比の数値で近似したい

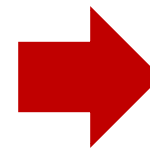
➤ AI度男女比 = スコアの男女比 =  $\frac{\text{AI度 (女性)}}{\text{AI度 (男性)}}$

➤ AI度 (全国平均) =  $\frac{\text{AI度 (女性)} + \text{AI度 (男性)}}{2}$

◆ 浜口伸明と近藤恵介（2017）表A.1職業分類とコンピュータ化確率によりると

国勢調査職業大分類	AI度 (全国平均)
管理的職業従事者	0.14
専門的・技術的職業従事者,	0.2390
事務従事者	0.927238462
販売従事者	0.753583333
サービス職業従事者,	0.578720833
保安職業従事者	0.36938
農林漁業従事者	0.814444444
生産工程従事者	0.856297674
輸送・機械運転従事者	0.674863636
建設・採掘従事者	0.758
運搬・清掃・包装等従事者	0.63

先行研究  
日本232  
分類職種



## 匿名データからの検証：業務の削減や人数の視点からAIが職業に影響

表2：人数の視点からAIが職業に影響（男性） 単位：千人

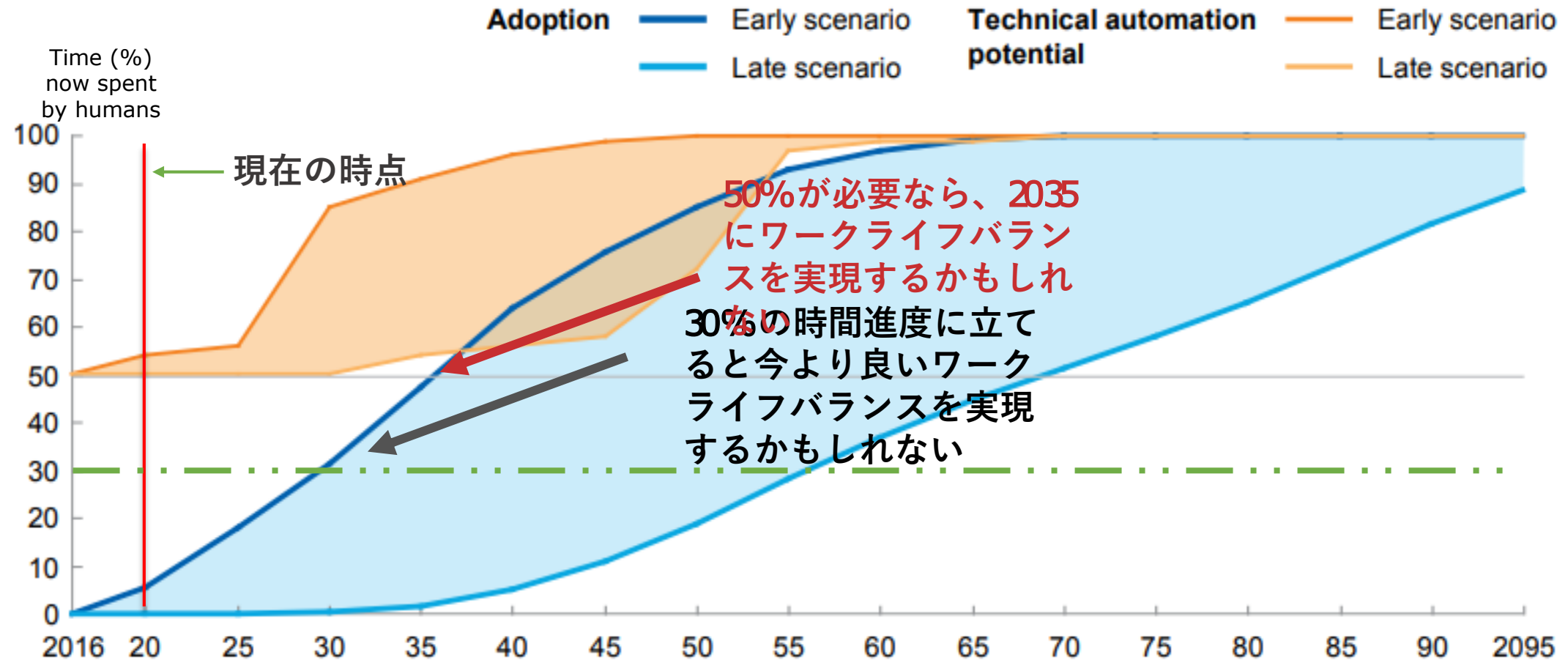
職業(大分類)	AI度(全国)	AI度(東京都)	男性人数(全国)	男性人数(東京都)	AI影響する人数(全国)	AI影響する人数(東京都)
管理的職業従事者	14.0%	12.8%	1166.02	143.11	163.70	18.31
専門的・技術的職業従事者	23.3%	21.2%	4870.04	666.41	1135.65	141.59
事務従事者	90.5%	82.4%	4476.16	541.72	4049.24	446.49
販売従事者	73.5%	67.0%	4163.96	478.57	3061.36	320.57
サービス職業従事者	56.5%	51.4%	2177.42	233.10	1229.38	119.91
保安職業従事者	36.0%	32.8%	1017.89	84.50	366.82	27.75
農林漁業従事者	79.5%	72.4%	1346.45	16.67	1069.86	12.07
生産工程従事者	83.5%	76.1%	5633.13	274.38	4705.99	208.84
輸送・機械運転従事者	65.8%	60.0%	1941.37	137.68	1278.21	82.59
建設・採掘従事者	74.0%	67.4%	2528.92	161.44	1870.17	108.78
運搬・清掃・包装等従事者	61.5%	56.0%	2043.28	173.51	1255.87	97.17

表3：人数の視点からAIが職業に影響（女性） 単位：千人

職業(大分類)	AI度(全国)	AI度(東京都)	女性人数(全国)	女性人数(東京都)	AI影響する人数(全国)	AI影響する人数(東京都)
管理的職業従事者	14.7%	14.7%	228.87	31.57	33.74	4.64
専門的・技術的職業従事者	24.5%	24.4%	4510.42	471.95	1104.38	115.31
事務従事者	95.0%	94.8%	6729.87	807.11	6392.39	765.01
販売従事者	77.2%	77.0%	3246.74	314.17	2506.37	242.02
サービス職業従事者	59.3%	59.2%	4679.40	382.71	2774.12	226.40
保安職業従事者	37.8%	37.8%	68.23	7.62	25.82	2.88
農林漁業従事者	83.4%	83.3%	798.67	6.09	666.33	5.07
生産工程従事者	87.7%	87.5%	2326.95	119.02	2041.16	104.18
輸送・機械運転従事者	69.1%	69.0%	68.03	4.94	47.03	3.41
建設・採掘従事者	77.6%	77.5%	62.17	4.45	48.27	3.45
運搬・清掃・包装等従事者	64.5%	64.4%	1853.82	133.07	1196.39	85.69

## 民間統計データからの推測:実装までの時間?

図6:実装までの時間



## まとめ

先行研究から

- ◆ 新型コロナウイルス感染症の拡大によるテレワークの実施者と希望者が急速に増加している。
- ◆ 過去5年間（2010-2015）、人間的な付加価値を求められる職種では、AIの進展等に伴い就業者が増加する。
- ◆ AIの進展により人が失業すると予測する仮説があるが、厚生労働省が単純に試算すると、2030に失業者は増加せず、むしろ労働力が不足するということを表す。
- ◆ 先行研究のリスクスコア によりAI度から推測、女性の方が男性より影響が大きい。
- ◆ AIが全部実装まで、まだたくさん時間が必要、2035にワークライフバランスを実現するかもしれない。

自分やったこと

- ◆ 匿名データと先行研究の職業AI度のデータから集計して、人間的な付加価値を求められる職種の就業者が増加する、生産工程従事者、農林漁業従事者など定型的業務が中心の職種等が減少することを検証した。

# 今後の研究: AI度と労働時間の関係

回帰モデルと変数:

$$\ln H_i = \beta_0 + \beta_1 \ln(w)_i + \beta_2 Probit_i + \beta_3 \ln(V)_i + \sum_{j=4}^k x_{ji} \beta_k + \varepsilon_i$$

被説明変数 $\ln H_i$ は単位期間の労働時間である。 $\beta_0$ は常数項である。説明変数 $Probit_i$ は*i*職業（就業構造基本調査65種類職業中分類）**浜口伸明と近藤恵介（2017）**より集約した**AI度**である。賃金が高い職業においてより多く仕事する**求職者がいる可能性があることを考えた上**、 $w$ は時間当たり賃金。 $V$ は世代の資産、 $x_{ji}$ は教育区分、従業上の地位など個人属性を示す変数群である。

## 参考文献

- Graetz G, Michaels G. Is modern technology responsible for jobless recoveries?[J]. American Economic Review, 2017, 107(5): 168-73.
- Bughin J, Manyika J, Woetzel J. A Future That Works: Automation, Employment, and Productivity: McKinsey Global Institute. January 2017[J]. 2017.
- Frey C B, Osborne M A. The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?[J]. Technological forecasting and social change, 2017, 114: 254-280.
- 浜口伸明, 近藤恵介. 地域の雇用と人工知能[J]. 2017.
- 川口大司. 日本の労働市場: 経済学者の視点[J]. 2017.