

AIおよびロボット技術の 進展と日本の雇用・賃金

深尾 京司（一橋大学・RIETI）

池内 健太（RIETI）

長谷 佳明（野村総合研究所）

Cristiano Perugini（University of Perugia）

Fabrizio Pompei（University of Perugia）

RIETI Discussion Paper 25-P-008

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

研究の背景と目的

• 背景

- 生成AIやロボットの進展 → 多くの職業で自動化の可能性
- 高所得のホワイトカラー層にも影響が拡大する懸念
- 日本は人口減少・労働力不足という構造的課題
- AI・ロボットは日本の産業別労働市場にどのような影響を与えるか？

• 目的

- 自動化リスク（Automation Risk Index: ARI）の高低によって、イノベーション資本投資（ソフトウェア、情報機器、通信機器）が労働市場成果（賃金・労働時間）に与える影響がどのように異なるかを検証

• データ

- JIP産業データ（2009–2019）＋賃金構造基本統計調査（属性別データ）＋日本版ARI（2009年時点の産業分類による高/低リスク区分）

• 方法

- 産業×年のパネルデータ分析：固定効果モデル＋内生性を考慮した同時方程式モデル

先行研究と本研究の貢献

• 先行研究

- 欧米ではO*NETに基づく応用が進展
 - Frey & Osborne (2017): 職業の自動化確率
 - Paolillo et al. (2022): 87スキル×AI/ロボット技術成熟度 → 自動化リスク指数 (Automation Risk Index : ARI)

• 本研究の貢献

- 日本版自動化リスク指数 (ARI) を構築 (約500職業×専門家調査)
- 産業別ARIとICT投資を結びつけた分析
- 同時方程式モデルで内生性を制御
- 労働者属性別 (性別・学歴・年齢) の異質性分析

先行研究と本研究の貢献

• 先行研究

- 技術進歩と雇用・賃金
 - 「第二の機械時代」AI技術の影響でホワイトカラー職も代替対象に（Brynjolfsson & McAfee 2014）
 - ロボット導入は雇用減・低技能層に強い影響（Acemoglu & Restrepo 2019）
 - AI投資は職種レベルでの労働需要や知的労働のスキル構成に影響&導入形態によりその影響は多様（Autor et al. 2022, Calvino & Fontanelli 2024; Bessen et al. 2024）
- 自動化リスクの計測
 - 米国における職業の自動化確率（Frey & Osborne 2017; Paolillo et al. 2022）
- 労働者属性の異質性
 - 低学歴・非正規労働者ほど自動化の影響大（Nedelkoska & Quintini 2018, OECD）
- 賃金・労働時間の相互作用と同時方程式モデル
 - 賃金・労働時間の相互作用を捉えるモデル（Moffitt 1982, 1984; Pencavel & Holmlund 1988; Mohanty 2019）

• 本研究の貢献

- 日本版自動化リスク指数（ARI）を構築（約500職業の職業特性データ×専門家調査）
- 産業別ARIとICT投資を結びつけた分析
- 同時方程式モデルで内生性を制御
- 労働者属性別（性別・学歴・年齢）の異質性分析

日本版ARIの概要

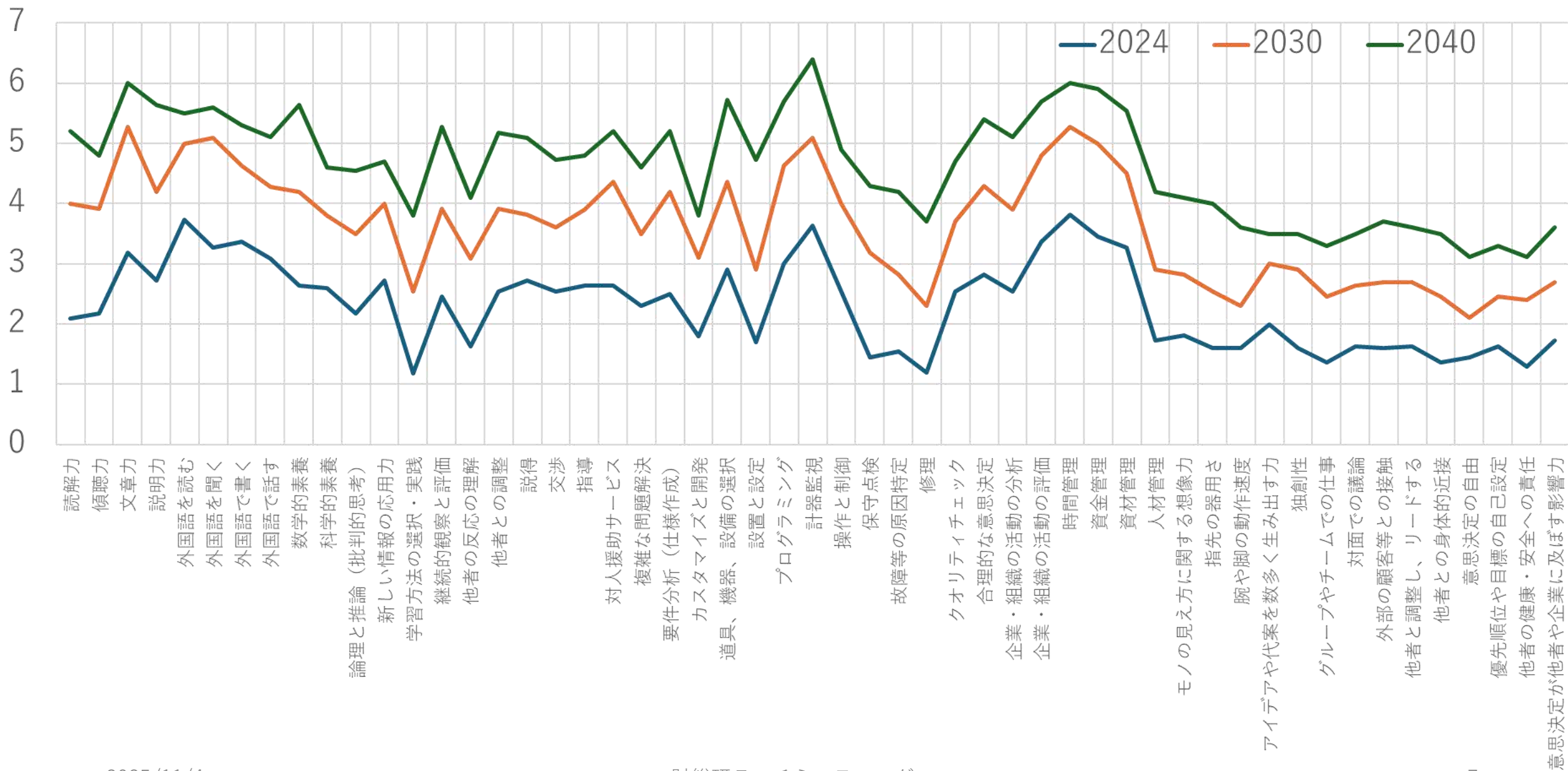
- 職業ごとの必要スキル × AI/ロボット技術の実現可能性
 - 504職業（厚労省のJobTag） × 専門家調査（13名、2024/2030/2040年）
 - スキル及び能力・職務特性：67項目
 - スキル：53項目 × 7段階評価
 - 能力・仕事への適応性：14項目 × 5段階評価
- AI/ロボットの実現可能性と照合して職業別ARIを算出
 - 値が高いほど「代替されやすい職業」
 - 高リスクな職業の例：包装作業員、清掃員、事務職
 - 低リスクな職業の例：研究者、大学教員、医師
- 産業別ARI = 職業別ARIを労働時間構成比で加重平均

専門家調査

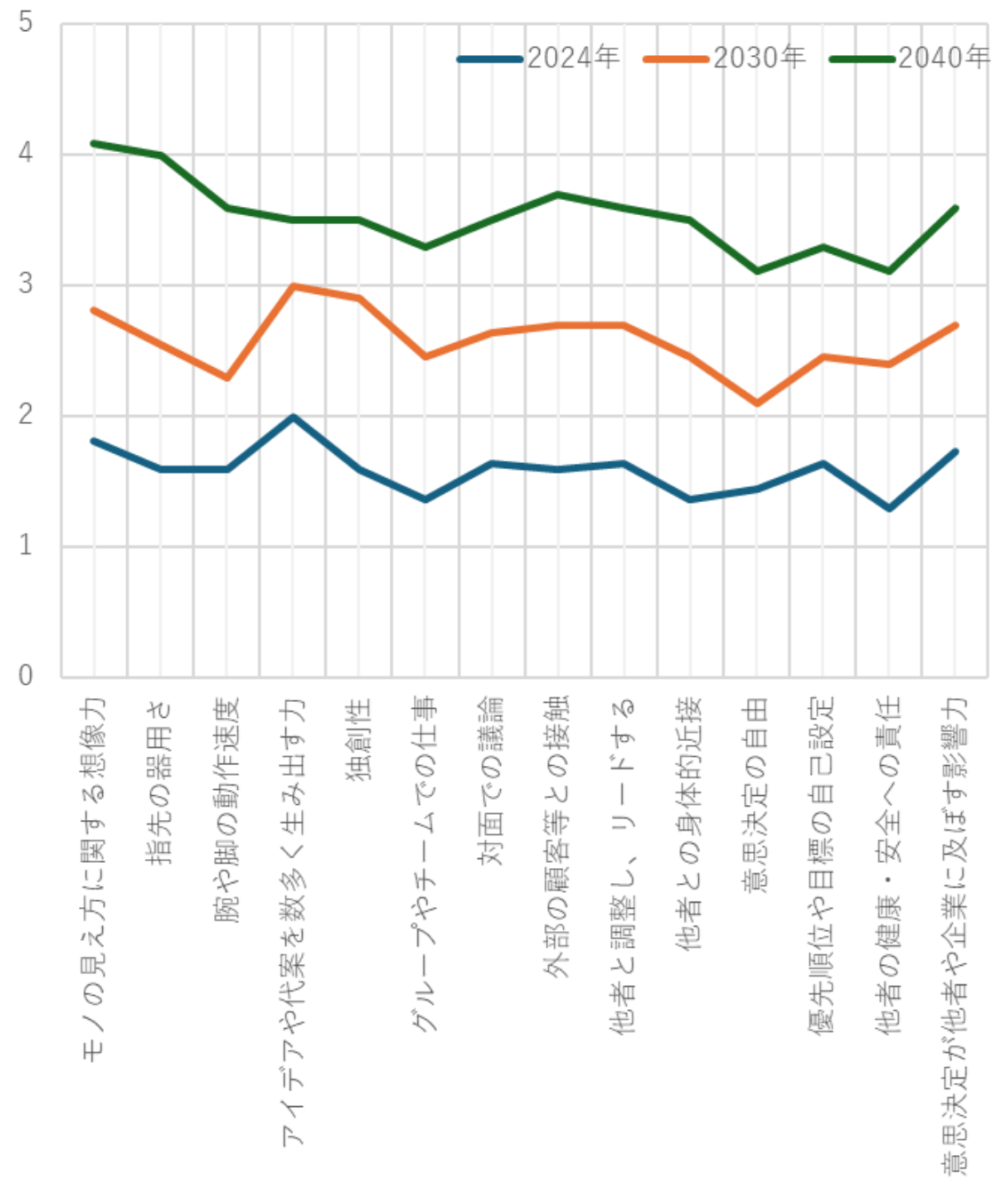
- RIETI × 野村総合研究所の共同研究の一環
- 先進的なAIやロボット、それに関連する研究を行う国内の有識者
 - 「AI／ロボット＋社会」の観点で、国の委員会、研究機関、関連組織に所属し、特に先進的な取り組みを進める研究者を選出
 - 直近2年間のセミナーでの講演内容、研究発表などを参照
- メールで回答依頼
 - 補完的なインタビュー実施
 - AIやロボットを社会実装する上での課題、その解決案、将来の可能性など
- 実施時期：2024年8月～2024年10月
- 依頼38名→回収13名

専門性	アンケート取得数
人工知能研究者	6名
ロボット工学研究者	6名
その他（社会学）	1名
合計	13名

AI・ロボットのスキルレベルの調査結果



AI・ロボットの能力、 仕事の適応性のレベル の調査結果



職業別ARI (Paolillo et al. 2022)

$$r_t = \frac{\sum_{j=1}^N m_{t,j} d(s_j - m_{t,j})}{\sum_{j=1}^N m_{t,j}}$$

- r_t : 職業 t のARI、 $t=(1, 2, \dots, 504)$
- $m_{t,j}$: 職業 t におけるスキル j の必要水準、 $j=(1, 2, \dots, 53)$
- s_j : スキル j に関するAI・ロボットのスキルレベル
 - 専門家による2024年、2030年、2040年の3時点の評価値
- $d(\cdot)$: ロジスティック関数
 - ロケーションパラメータ = 0、スケールパラメータ = 0.05

職業分類別のARI（3時点の評価値）

ARIの高い職業分類

順位	職業	2024	2030	2040
1	包装従事者	0.546	0.768	0.994
2	ビル・建物清掃員	0.545	0.837	0.987
3	総合事務員	0.520	0.820	0.993
4	受付・案内事務員	0.513	0.818	0.988
5	警備員	0.510	0.823	0.998
6	他に分類されない運搬・清掃・包装等従事者	0.504	0.814	0.998
7	その他の運搬従事者	0.489	0.811	0.940
8	外勤事務従事者	0.468	0.923	0.974
9	営業用大型貨物自動車運転者	0.462	0.807	0.993
9	営業用貨物自動車運転者（大型車を除く）	0.462	0.807	0.993
9	自家用貨物自動車運転者	0.462	0.807	0.993
9	その他の自動車運転従事者	0.462	0.807	0.993
13	クリーニング職，洗張職	0.461	0.833	0.975
14	バス運転者	0.452	0.823	0.980
15	看護助手	0.446	0.717	0.921
16	金属溶接・溶断従事者	0.440	0.737	0.976
17	船内・沿岸荷役従事者	0.437	0.851	0.993
18	製鉄・製鋼・非鉄金属製錬従事者	0.436	0.765	0.975
18	鋳物製造・鍛造従事者	0.436	0.765	0.975
20	事務用機器操作員	0.435	0.809	0.991

ARIの低い職業分類

順位	職業	2024	2030	2040
125	電気工事従事者	0.147	0.595	0.916
126	その他の経営・金融・保険専門職業従事者	0.144	0.454	0.818
127	臨床検査技師	0.136	0.563	0.913
128	輸送用機器技術者	0.133	0.476	0.905
129	機械技術者	0.132	0.468	0.890
130	製図その他生産関連・生産類似作業従事者	0.132	0.411	0.864
131	建築技術者	0.128	0.481	0.883
132	電気・電子・電気通信技術者（通信ネットワーク技術者を除く）	0.127	0.424	0.883
133	管理的職業従事者	0.127	0.468	0.832
133	宗教家	0.127	0.468	0.832
135	発電員，変電員	0.117	0.505	0.927
136	化学技術者	0.108	0.386	0.809
137	その他の機械整備・修理従事者	0.105	0.447	0.786
138	土木技術者	0.105	0.442	0.895
139	航空機操縦士	0.100	0.508	0.807
140	システムコンサルタント・設計者	0.096	0.414	0.772
141	大学教授（高専含む）	0.082	0.342	0.716
141	大学准教授（高専含む）	0.082	0.342	0.716
141	大学講師・助教（高専含む）	0.082	0.342	0.716
144	研究者	0.059	0.316	0.702

産業別のARI（2024年の評価値の労働時間による加重平均）

ARIの高い産業

順位	産業	2009年	2019年
1	道路運送業	0.410	0.416
2	廃棄物処理	0.396	0.379
3	洗濯・理容・美容・浴場業	0.381	0.392
4	娯楽業	0.375	0.350
5	飲食サービス業	0.373	0.368
6	セメント・セメント製品	0.360	0.354
7	繊維製品（化学繊維除く）	0.349	0.342
8	宿泊業	0.343	0.330
9	鉱業	0.330	0.291
10	小売業	0.325	0.320
11	鉄道業	0.311	0.300
12	紙加工品	0.308	0.306
13	非鉄金属製錬・精製	0.307	0.279
14	印刷業	0.307	0.286
15	家具・装備品	0.302	0.307
16	製材・木製品	0.297	0.292
17	陶磁器	0.291	0.263
18	その他の金属製品	0.290	0.292
19	業務用物品賃貸業	0.280	0.250
20	その他の食料品	0.279	0.273

ARIの低い産業

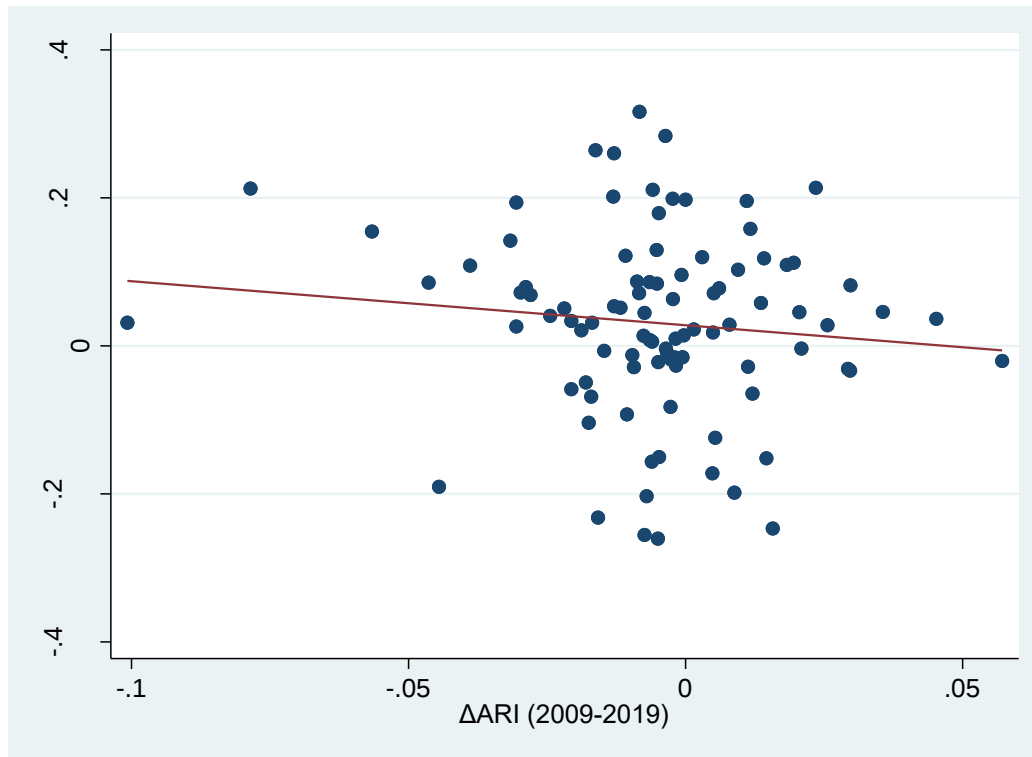
順位	産業	2009年	2019年
75	電子計算機・同付属装置	0.166	0.186
76	電子応用装置・電気計測器	0.165	0.195
77	会員制団体	0.165	0.149
78	化学肥料	0.164	0.185
79	無機化学基礎製品	0.163	0.192
80	教育	0.154	0.168
81	広告業	0.152	0.157
82	医薬品	0.150	0.148
83	飼料・有機質肥料	0.145	0.169
84	情報サービス業	0.144	0.126
85	ガス・熱供給業	0.141	0.135
86	上水道業	0.139	0.129
87	工業用水道業	0.133	0.127
88	金融業	0.133	0.129
89	下水道業	0.132	0.146
90	石油製品	0.130	0.151
91	電気業	0.128	0.127
92	精穀・製粉	0.127	0.162
92	たばこ	0.127	0.127
94	研究機関	0.110	0.107

データと分析枠組み

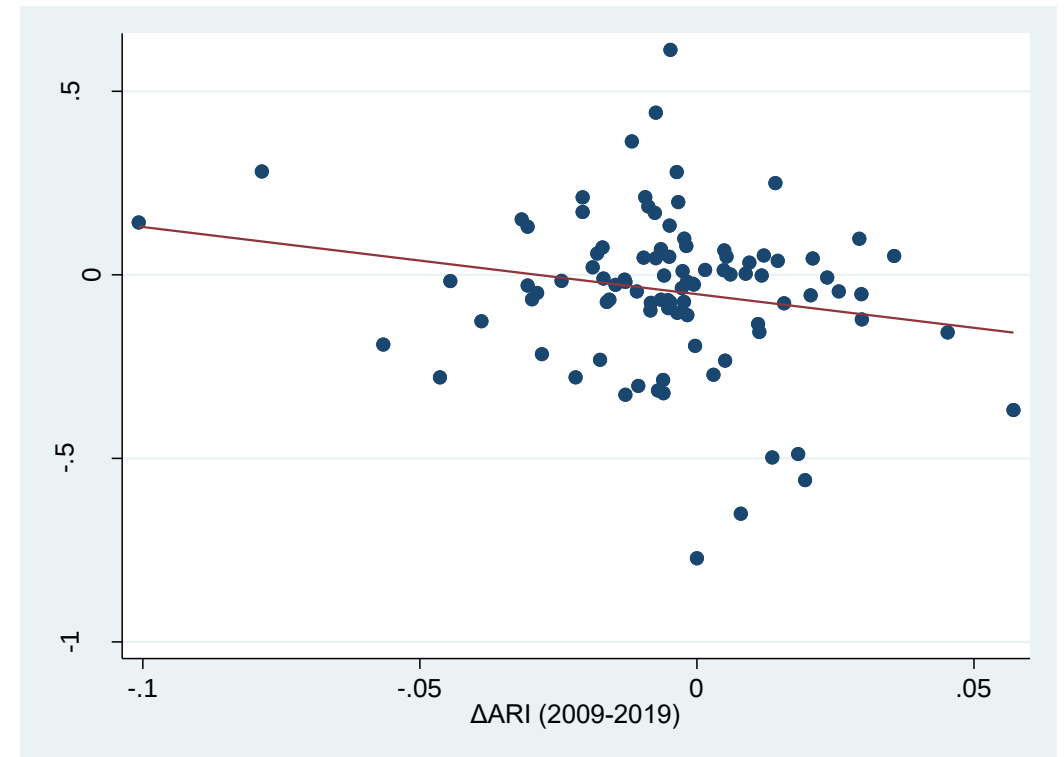
- データ：
 - JIP2023（産業属性）＋賃金構造基本統計調査（労働者属性）
- モデル：賃金・労働時間・ICT集約度の3式連立モデル（3SLS）
 1. 賃金方程式（時間当たり賃金労働時間）
 - 内生説明変数：労働時間＋ICT集約度×低ARI産業ダミー
 - 外生変数：労働組合加入率、有効求人倍率、大企業比率
 2. 労働需要方程式（労働時間）
 - 内生説明変数：賃金＋ICT集約度×低ARI産業ダミー
 - 外生変数：オフショアリング比率
 3. ICT集約度方程式
 - 外生変数：研究開発集約度、非IT資本集約度、情報入力サービス集約度
- 固定効果：産業×性別×年齢×学歴×雇用形態＋年次

ARIと賃金率・労働時間の対数成長率 (2009-2019年)

ARIと賃金率 ($\rho = -0.110$)

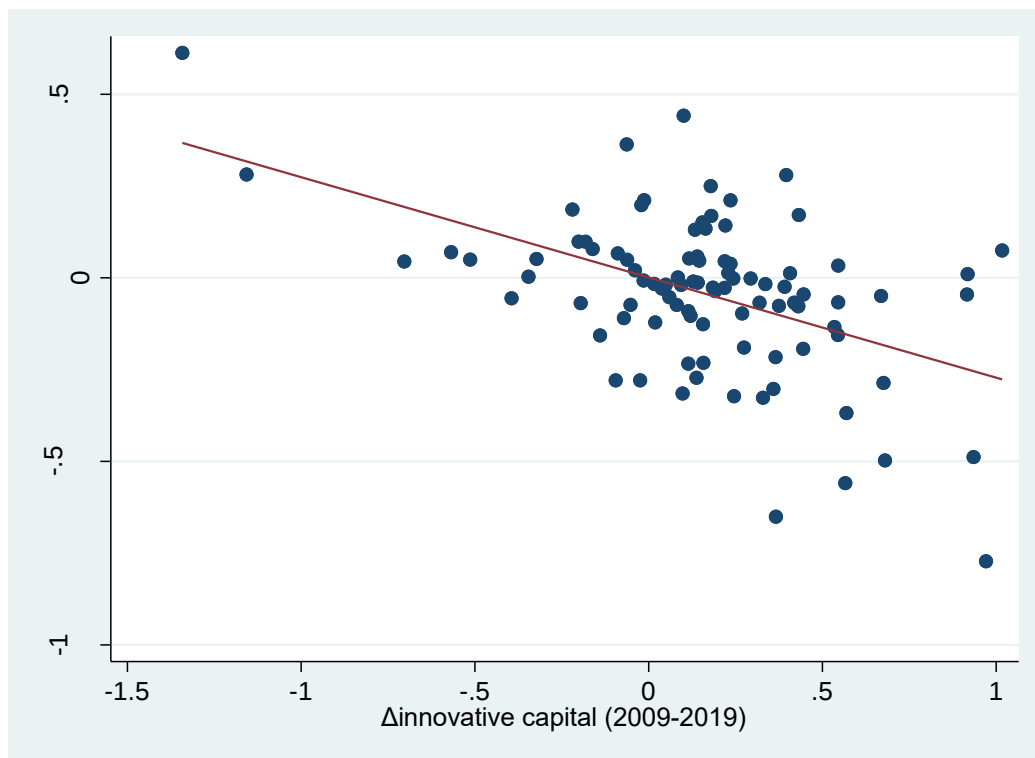


ARIと労働時間 ($\rho = -0.195^*$)

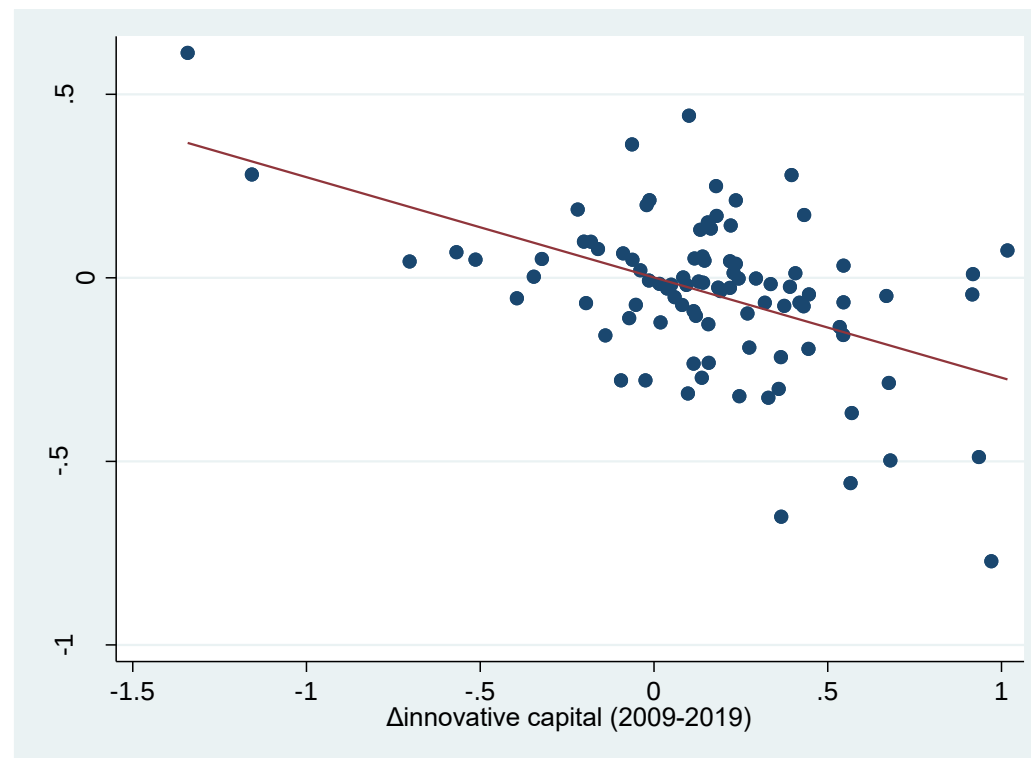


ICT資本と賃金率・労働時間の対数成長率 (2009-2019年)

ICT資本と賃金率 ($\rho = 0.076$)



ICT資本と労働時間 ($\rho = -0.492^{***}$)



変数定義

変数名	定義	レベル
$\ln(h_wage)$	時間あたりの実質賃金の自然対数	セル×年
$\ln(hours)$	従業者1人あたり年間労働時間の自然対数	セル×年
$\ln(innov_cap_int)$	労働時間あたりのICT資本（ソフトウェア+情報機器+通信機器）ストックの自然対数	産業×年
$\ln(software_int)$	労働時間あたりのソフトウェア資本ストックの自然対数	産業×年
$\ln(comp_equip_int)$	労働時間あたりの情報機器資本ストックの自然対数	産業×年
$\ln(comm_equip_int)$	労働時間あたりの通信機器資本ストックの自然対数	産業×年
ud	労働組合参加率（労働組合参加数÷従業者数）	産業×年
mark-up	マークアップ：（純グロスアウトプット－変動費）÷純グロスアウトプット	産業×年
lmt	有効求人場率	産業×年
sh_work_300+	大企業比率（産業全体に占める従業者数300人以上の企業の従業者の比率）	産業×年
offshoring	オフショアリング：輸入中間財÷中間投入	産業×年
$\ln(RD_int)$	研究開発集約度（研究開発ストック÷労働時間）の自然対数	産業×年
$\ln(non_IT_cap_int)$	労働時間あたりの非ICT資本ストックの自然対数	産業×年
$\ln(inf_serv_int)$	労働時間あたりの情報サービス実質支出の自然対数	産業×年
ARI_bottom_50_ind09	2009年のARIが中央値未満の産業は1、それ以外は0のダミー0変数	産業
ARI_bottom_25_ind09	2009年のARIが下位25%未満の産業は1、それ以外は0のダミー0変数	産業
ARI_2009	2009年のARI	産業

分析結果

①ベースライン

- ICT資本
 - 労働時間を有意に減少（代替効果）
 - 賃金に負の直接効果（交渉力低下）
 - 間接的に賃金を押し上げる効果
- ARIによる異質性
 - 低ARI産業→ICT資本の負の影響が緩和
 - 補完的に作用

⇒技術導入の影響は多層的

VARIABLES	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)
ln(innov_cap_int)	-0.081***	-0.682***	
ln(innov_cap_int)* ARI_bottom_50_ind09	0.030***	0.043***	
ln(hours)	-0.108***		
ud	0.001***		
mark-up	-0.378***		0.401***
lmt	0.033***		
sh_work_300+	0.073***		0.040***
ln(h_wage)		-1.242***	
offshoring		-1.044***	
ln(RD_int)			0.076***
ln(non_IT_cap_int)			0.652***
ln(inf_serv_int)			0.243***
Constant	-0.030***	-0.165***	-0.178***
Observations	138,432	138,432	138,432
R-squared	-0.151	-0.066	0.484

効果の異質性

- ICT資本の構成要素

- 特にソフトウェア投資で低ARI産業における賃金への悪影響が小さい

- 労働者属性

- 学歴：高学歴層でICT資本の影響は小さい（補完関係）
 - 性別：女性に強い負の影響（定型的業務比率が高いため）
 - 年代：若年層は影響が弱い／高齢層は低ARI産業で緩和

推定結果② ICT資本の内訳別の異質性

VARIABLES	ソフトウェア			情報機器			通信機器		
	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)
ln(software_int)	-0.039***	-0.599***							
ln(software_int)* ARI_bottom_50_ind09	0.051***	0.125***							
ln(comp_equip_int)				-0.094***	-0.401***				
ln(comp_equip_int)* ARI_bottom_50_ind09				0.061***	0.117***				
ln(comm_equip_int)							-0.089***	-0.696***	
ln(comm_equip_int)* ARI_bottom_50_ind09							0.023***	0.071***	
ln(hours)	0.000			-0.121***			-0.114***		
ud	0.001***			0.001***			0.001***		
mark-up	-0.424***		0.636***	-0.477***		-0.440***	-0.441***		-0.238***
lmt	0.035***			0.034***			0.036***		
sh_work_300+	0.070***		0.145***	0.153***		0.247***	0.123***		0.032***
ln(h_wage)		-0.524***			0.395***			-0.766***	
offshoring		-1.287***			-1.471***			-0.914***	
ln(RD_int)			0.195***			0.193***			0.259***
ln(non_IT_cap_int)			0.438***			0.717***			0.629***
ln(inf_serv_int)			0.379***			-0.000			-0.028***
Constant	-0.018***	-0.104***	-0.138***	-0.018***	-0.031***	-0.066***	-0.050***	-0.317***	-0.423***
	(0.002)	(0.007)	(0.003)	(0.002)	(0.006)	(0.004)	(0.003)	(0.009)	(0.003)
Observations	138,432	138,432	138,432	138,432	138,432	138,432	138,432	138,432	138,432
R-squared	0.031	-0.021	0.272	-0.218	-0.033	0.141	-0.198	-0.125	0.303

推定結果③ 労働者の最終学歴による異質性

VARIABLES	中学校			高等学校			短期大学			大学以上		
	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)
ln(innov_cap_int)	-0.069***	-0.792***		-0.113***	-0.669***		-0.113***	-0.663***		-0.054***	-0.598***	
ln(innov_cap_int)* ARI_bottom_50_ind09	0.020***	0.016		0.038***	0.064***		0.030***	0.044**		0.034***	0.029*	
ln(hours)	-0.051***			-0.154***			-0.178***			-0.099***		
ud	0.001***			0.001**			0.001**			0.001***		
mark-up	-0.378***		0.384***	-0.321***		0.415***	-0.351***		0.413***	-0.432***		0.400***
lmt	0.035***			0.032***			0.031***			0.033***		
sh_work_300+	0.045***		0.059***	0.064***		0.016	0.083***		0.033***	0.105***		0.031***
ln(h_wage)		-1.280***			-1.566***			-1.466***			-0.646***	
offshoring		-1.946***			-0.737***			-0.572***			-0.777***	
ln(RD_int)			0.071***			0.082***			0.074***			0.086***
ln(non_IT_cap_int)			0.661***			0.647***			0.652***			0.645***
ln(inf_serv_int)			0.244***			0.239***			0.242***			0.242***
Constant	-0.026***	-0.068***	-0.177***	-0.029***	-0.095***	-0.180***	-0.064***	-0.304***	-0.179***	-0.020***	-0.198***	-0.178***
Observations	34,481	34,481	34,481	34,973	34,973	34,973	34,743	34,743	34,743	34,235	34,235	34,235
R-squared	-0.028	-0.035	0.486	-0.232	-0.145	0.483	-0.435	-0.103	0.484	-0.058	0.026	0.483

推定結果④ 労働者の性別による異質性

VARIABLES	男性			女性		
	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)
ln(innov_cap_int)	-0.078***	-0.637***		-0.079***	-0.715***	
ln(innov_cap_int)* ARI_bottom_50_ind09	0.043***	0.094***		0.014***	-0.019	
ln(hours)	-0.077***			-0.127***		
ud	0.001***			0.001***		
mark-up	-0.344***		0.393***	-0.405***		0.412***
lmt	0.031***			0.035***		
sh_work_300+	0.096***		0.041***	0.052***		0.041***
ln(h_wage)		-0.699***			-1.767***	
offshoring		-1.048***			-1.050***	
ln(RD_int)			0.074***			0.078***
ln(non_IT_cap_int)			0.655***			0.650***
ln(inf_serv_int)			0.246***			0.240***
Constant	-0.029***	-0.188***	-0.177***	-0.029***	-0.141***	-0.179***
Observations	69,870	69,870	69,870	68,562	68,562	68,562
R-squared	-0.142	-0.038	0.484	-0.128	-0.103	0.484

推定結果⑤ 労働者の年齢による異質性

VARIABLES	15-34歳			35-54歳			55歳以上		
	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)	ln(h_wage)	ln(hours)	ln(innov cap_int)
ln(innov_cap_int)	-0.053***	-0.639***		-0.091***	-0.677***		-0.105***	-0.693***	
ln(innov_cap_int)* ARI_bottom_50_ind09	0.022***	0.047***		0.023***	0.055***		0.043***	0.009	
ln(hours)	-0.106***			-0.158***			-0.079***		
ud	0.000			0.000**			0.002***		
mark-up	-0.377***		0.399***	-0.334***		0.409***	-0.405***		0.394***
lmt	0.031***			0.033***			0.034***		
sh_work_300+	0.085***		0.039***	0.065***		0.043***	0.075***		0.035***
ln(h_wage)		-1.141***			-1.854***			-0.728***	
offshoring		-1.589***			-0.976***			-0.407***	
ln(RD_int)			0.082***			0.077***			0.072***
ln(non_IT_cap_int)			0.653***			0.653***			0.651***
ln(inf_serv_int)			0.241***			0.243***			0.244***
Constant	-0.018***	-0.101***	-0.178***	-0.035***	-0.138***	-0.178***	-0.034***	-0.257***	-0.178***
Observations	45,126	45,126	45,126	46,648	46,648	46,648	46,658	46,658	46,658
R-squared	-0.185	-0.054	0.485	-0.348	-0.125	0.486	-0.067	-0.032	0.481

分析結果と政策的含意

- ICT投資は労働時間削減と賃金抑制圧力をもたらす
 - ただし、低ARI産業・高スキル層では補完的に作用
 - 技術導入の影響は一様でなく、産業×職務内容×労働者属性で異なる
- 政策的含意
 - 教育・再訓練制度の強化が不可欠
 - 高リスクな労働者層へのセーフティーネットの必要性
 - 技術補完的なスキル習得を支援する政策など
 - 国際比較でも格差拡大が懸念 → 社会保障・再分配の設計が重要

結論

- 初めて日本版のARIを構築→労働市場への影響を分析
 - ICT投資は労働時間の削減効果
 - 賃金への直接効果は負↘ 労働時間を通じた間接効果は正↗
 - 低ARI産業及び高スキル層では補完的に作用
 - 政策的には「スキルの再構築」と「弱者保護」が鍵
- 今後の課題
 - ミクロデータ（従業員-企業マッチ）を用いた検証
 - 自動化リスクの個人レベル分析
 - 交渉力の差異を通じた分配的影響の分析