

Automação e novas tarefas: como a tecnologia desloca e restitui o trabalho

Daron Acemoglu e Pascual Restrepo

Têm sido fonte de controvérsia as implicações da mudança tecnológica para o emprego e os salários. Alguns veem o processo contínuo de automação—exemplificado pelas máquinas de controle numérico computadorizado,

pelos robôs industriais e pela inteligência artificial—como o prenúncio de um desemprego generalizado. Outros argumentam que a automação atual, como as ondas anteriores de tecnologias, acabará por aumentar a demanda por trabalho e, portanto, o emprego e os salários. Este artigo apresenta um arcabouço baseado em tarefas, que se apoia em Acemoglu e Restrepo (2018a, 2018b), bem como em Acemoglu e Autor (2011), Autor, Levy e Murnane (2003) e Zeira (1998), para refletir sobre as implicações da tecnologia para a demanda por trabalho e para a produtividade. A produção requer tarefas, que são alocadas ao capital ou ao trabalho. As novas tecnologias não apenas aumentam a produtividade do capital e do trabalho nas tarefas que eles já executam, mas também afetam a alocação das tarefas a esses fatores de produção—o que chamamos de conteúdo de tarefas da produção. Mudanças no conteúdo de tarefas da produção podem ter efeitos importantes tanto sobre a evolução da demanda por trabalho quanto sobre a produtividade.

Automação corresponde ao desenvolvimento e à adoção de novas tecnologias que permitem substituir trabalho por capital em uma gama de tarefas. A automação altera o conteúdo de tarefas da produção de maneira adversa ao trabalho, por causa de um efeito deslocamento—pois o capital assume tarefas antes executadas pelo trabalho. O efeito deslocamento

■ *Daron Acemoglu é Professor de Economia (cátedra Elizabeth e James Killian) no Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, Massachusetts. Pascual Restrepo é Professor Assistente de Economia na Boston University, Boston, Massachusetts. Seus e-mails são daron@mit.edu e pascual@bu.edu.*

† Para materiais suplementares, como apêndices, bases de dados e declarações de divulgação dos autores, consulte a página do artigo em <https://doi.org/10.1257/jep.33.2.3> doi=10.1257/jep.33.2.3

implica que a automação reduz a participação do trabalho no valor adicionado. Os exemplos históricos de automação abundam. Muitas das primeiras inovações da Revolução Industrial automatizaram tarefas executadas por artesãos na fiação e na tecelagem (Mantoux 1928), o que levou a um deslocamento generalizado e desencadeou as revoltas ludistas (Mokyr 1990). A mecanização da agricultura, que ganhou velocidade com ceifadeiras, colheitadeiras e arados movidos a cavalo na segunda metade do século 19 e com tratores e colheitadeiras combinadas no século 20, deslocou trabalhadores agrícolas em grande número (Rasmussen 1982; Olmstead e Rhode 2001). Hoje também testemunhamos um período de rápida automação. Os empregos dos trabalhadores da produção estão sendo perturbados pela ascensão dos robôs industriais e de outras máquinas automatizadas (Graetz e Michaels 2018; Acemoglu e Restrepo 2018b), enquanto trabalhadores de colarinho branco das áreas de contabilidade, vendas, logística e negociação, e de algumas ocupações gerenciais, veem parte das tarefas que costumavam executar sendo substituída por software especializado e por inteligência artificial.

Ao permitir uma alocação mais flexível das tarefas entre os fatores, a tecnologia de automação também aumenta a produtividade e, por esse canal, que chamamos de efeito produtividade, contribui para a demanda por trabalho nas tarefas não automatizadas. O impacto líquido da automação sobre a demanda por trabalho depende, portanto, de como os efeitos deslocamento e produtividade se contrapõem.

A história da tecnologia não se resume ao deslocamento do trabalho humano por tecnologias de automação. Se fosse assim, ficaríamos confinados a um conjunto cada vez menor de tarefas e empregos antigos, com uma participação do trabalho na renda nacional em declínio constante. Em vez disso, o efeito deslocamento da automação foi contrabalançado por tecnologias que criam novas tarefas nas quais o trabalho tem vantagem comparativa. Essas novas tarefas geram não apenas um efeito produtividade positivo, mas também um efeito restituição—elas restituem o trabalho a uma gama mais ampla de tarefas e, assim, alteram o conteúdo de tarefas da produção a favor do trabalho.¹ O efeito restituição é o oposto polar do efeito deslocamento e aumenta diretamente tanto a participação do trabalho quanto a demanda por trabalho.

A história também está repleta de exemplos de criação de novas tarefas e do efeito restituição. No século 19, enquanto a automação de algumas tarefas prosseguia, outros desenvolvimentos tecnológicos geraram oportunidades de emprego em novas ocupações. Entre elas estavam postos para operários de linha, engenheiros, operadores de máquinas, reparadores, condutores, gerentes e financistas (Chandler 1977; Mokyr 1990). Novas ocupações e empregos em novos setores também tiveram um papel central na geração de demanda por trabalho durante as décadas de rápida mecanização agrícola nos Estados Unidos, especialmente nas fábricas (Rasmussen 1982; Olmsted e Rhode 2001) e em ocupações administrativas, tanto em serviços quanto na indústria (Goldin e Katz 2008; Michaels 2007). Embora o software e os computadores tenham substituído o trabalho em algumas tarefas de escritório, eles criaram ao mesmo tempo muitas novas tarefas. Entre elas estão tarefas relacionadas

1 Também existem novas tarefas nas quais o capital tem vantagem comparativa (por exemplo, a detecção automatizada). Ao longo do texto, nosso foco está nas novas tarefas “intensivas em trabalho” e, por brevidade, nos referiremos a elas simplesmente como “novas tarefas”.

à programação, ao projeto e à manutenção de equipamentos de alta tecnologia, como o desenvolvimento de software e aplicativos, o projeto e a análise de bancos de dados e tarefas ligadas à segurança computacional, bem como a tarefas relacionadas a funções mais especializadas em ocupações já existentes, incluindo assistentes administrativos, analistas de pedidos de crédito e técnicos de equipamentos médicos (Lin 2011). Em Acemoglu e Restrepo (2018a, com dados de Lin 2011), mostramos que cerca de metade do crescimento do emprego no período 1980–2015 ocorreu em ocupações nas quais os títulos de cargo ou as tarefas executadas pelos trabalhadores mudaram. Nosso arcabouço conceitual oferece várias lições. Primeiro, a presunção de que todas as tecnologias aumentam a demanda (agregada) por trabalho simplesmente porque elevam a produtividade está errada. Algumas tecnologias de automação podem, de fato, reduzir a demanda por trabalho, porque trazem efeitos deslocamento expressivos, mas ganhos de produtividade modestos (especialmente quando os trabalhadores substituídos já eram baratos e a tecnologia automatizada é apenas marginalmente melhor do que eles). Segundo, por causa do efeito deslocamento, não devemos esperar que a automação gere aumentos salariais proporcionais ao crescimento da produtividade. De fato, como já observamos, a automação por si só sempre reduz a participação do trabalho no valor adicionado do setor e tende a reduzir a participação do trabalho no conjunto da economia (o que significa que leva a um crescimento dos salários mais lento que o da produtividade). A razão pela qual tivemos no passado um crescimento rápido dos salários e participações do trabalho estáveis é consequência de outras mudanças tecnológicas que geraram novas tarefas para o trabalho e contrabalançaram os efeitos da automação sobre o conteúdo de tarefas da produção. Algumas tecnologias deslocaram o trabalho de tarefas automatizadas, enquanto outras o restituíram a novas tarefas. No saldo, o trabalho manteve um papel central na produção. Da mesma forma, nosso arcabouço sugere que o futuro do trabalho depende da combinação de novas tecnologias e de como elas alteram o conteúdo de tarefas da produção. Na segunda parte do artigo, usamos nosso arcabouço para estudar a evolução da demanda por trabalho nos Estados Unidos desde a Segunda Guerra Mundial e explicamos como os dados setoriais podem ser usados para inferir o comportamento do conteúdo de tarefas da produção e dos efeitos deslocamento e restituição. Começamos mostrando que houve uma desaceleração do crescimento da demanda por trabalho nas últimas três décadas e uma estagnação quase completa nas últimas duas. Estabelecemos isso estudando a evolução da massa salarial de toda a economia, que combina informações sobre os salários médios e o emprego total e, portanto, é informativa sobre as mudanças na demanda agregada por trabalho. Em seguida, usamos dados setoriais para decompor as variações da massa salarial de toda a economia em efeitos produtividade, composição e substituição, e variações no conteúdo de tarefas da produção. Todas as tecnologias criam efeitos produtividade que contribuem para a demanda por trabalho. O efeito composição decorre da realocação da atividade entre setores com diferentes intensidades de trabalho. O efeito substituição capta a substituição entre tarefas intensivas em trabalho e tarefas intensivas em capital dentro de um setor em resposta a uma mudança nos preços das tarefas (por exemplo, causada por tecnologias que aumentam a produtividade dos fatores, tornando o trabalho ou o capital mais produtivo nas tarefas que já executam). Estimamos as variações do conteúdo de tarefas da produção a partir das variações residuais das participações do trabalho setoriais (além do que pode ser explicado pelos efeitos substituição). Decompomos ainda as variações do conteúdo de tarefas da produção em efeitos deslocamento, causados pela automação, e efeitos restituição, impulsionados pelas novas tarefas.

Fornecemos apoio externo a essa decomposição ao relacionar as variações estimadas do conteúdo de tarefas da produção a um conjunto de medidas de automação e de introdução de novas tarefas entre os setores.

Nossa decomposição sugere que a evolução da massa salarial dos EUA, sobretudo nos últimos 20 anos, não pode ser compreendida sem levar em conta as mudanças no conteúdo de tarefas da produção. Em particular, constatamos que a forte desaceleração do crescimento da massa salarial dos EUA nas últimas três décadas é consequência de um crescimento da produtividade mais fraco que o habitual e de mudanças significativas no conteúdo de tarefas da produção contra o trabalho. Ao decompor a variação do conteúdo de tarefas da produção, estimamos efeitos deslocamento mais fortes e efeitos restituição consideravelmente mais fracos nos últimos 30 anos do que nas décadas anteriores. Esses padrões sugerem uma aceleração da automação e uma desaceleração na criação de novas tarefas. Eles também levantam a questão de por que o crescimento da produtividade tem sido tão anêmico enquanto a automação se acelerou nos últimos anos. Usamos nosso arcabouço para lançar luz sobre essa questão crítica.

Um Apêndice on-line, disponível com este artigo no site da revista, contém uma exposição mais detalhada de nosso arcabouço, demonstrações, resultados empíricos adicionais e detalhes sobre a construção de nossos dados.

Arcabouço conceitual

A produção requer a realização de uma gama de tarefas. A produção de uma camisa, por exemplo, começa com um design e depois requer a realização de uma variedade de tarefas de produção, como a extração de fibras, a fiação para produzir fio, a tecelagem, a malharia, o tingimento e o beneficiamento, além de tarefas adicionais não ligadas à produção, incluindo contabilidade, marketing, transporte e vendas. Cada uma dessas tarefas pode ser executada por trabalho humano ou por capital (incluindo tanto máquinas quanto software). A alocação das tarefas aos fatores determina o conteúdo de tarefas da produção.

A automação permite que algumas das tarefas antes executadas pelo trabalho passem a ser produzidas pelo capital. Como exemplo recente, os avanços nas tecnologias de robótica desde a década de 1980 permitiram que as empresas automatizassem uma ampla gama de tarefas de produção na indústria de transformação, como usinagem, soldagem, pintura e montagem, que eram realizadas manualmente (Ayres e Miller 1983; Groover, Weiss, Nagel e Odrey 1986; Acemoglu e Restrepo 2018b). O conjunto de tarefas envolvidas na produção de um produto não é constante ao longo do tempo, e a introdução de novas tarefas pode ser uma importante fonte de demanda por trabalho, bem como de produtividade. Na indústria têxtil, exemplos de novas tarefas intensivas em trabalho incluem os projetos computadorizados, novos métodos de pesquisa de mercado e diversas atividades gerenciais para direcionar melhor a demanda e economizar custos. Ao mudar a alocação das tarefas aos fatores, tanto a automação quanto a introdução de novas tarefas afetam o conteúdo de tarefas da produção.

As tarefas são, portanto, a unidade fundamental da produção, e os fatores de produção contribuem para o produto ao executá-las. Em contraste, a abordagem canônica

em economia ignora as tarefas e postula diretamente uma função de produção da forma $Y = F(A^K K, A^L L)$, que impõe, além disso, que toda mudança tecnológica assuma a forma de aumento de fator. Há três razões relacionadas pelas quais preferimos nosso arcabouço conceitual. Primeiro, a abordagem canônica carece de realismo descritivo. Os avanços da robótica, por exemplo, não tornam o capital nem o trabalho mais produtivo, mas ampliam o conjunto de tarefas que podem ser produzidas pelo capital. Segundo, a mudança tecnológica que aumenta a produtividade do capital (um aumento de A^K) ou a do trabalho (um aumento de A^L) corresponde ao fato de o fator em questão se tornar uniformemente mais produtivo em todas as tarefas, o que, como mostraremos, ignora mudanças potencialmente importantes no conteúdo de tarefas da produção. Terceiro, e mais importante, veremos também que as implicações quantitativas e qualitativas dos avanços tecnológicos que aumentam a produtividade dos fatores são diferentes das de tecnologias que alteram o conteúdo de tarefas da produção. Concentrar-nos apenas em tecnologias que aumentam a produtividade dos fatores pode nos levar a conclusões enganosas.

Tarefas e produção

Apresentamos nosso arcabouço baseado em tarefas descrevendo primeiro o processo de produção em uma economia de um único setor.² Suponha que a produção combine o produto de uma gama de tarefas e que as tarefas sejam indexadas por z e normalizadas para se situarem entre $N - 1$ e N , como mostra a Figura 1.³ As tarefas podem ser produzidas com capital ou com trabalho. As tarefas com $z > I$ não são automatizadas e só podem ser produzidas com trabalho, cujo salário é W . As tarefas $z \leq I$ são automatizadas e podem ser produzidas com capital, cuja taxa de aluguel é R , bem como com trabalho. Supomos que o trabalho tem vantagem tanto comparativa quanto absoluta nas tarefas de índice mais alto. Um aumento de I representa, portanto, a introdução de uma tecnologia de automação, ou simplesmente automação. Um aumento de N , por outro lado, corresponde à introdução de novas tarefas intensivas em trabalho, ou simplesmente novas tarefas. Além da automação (I) e da introdução de novas tarefas (N), o estado da tecnologia desse setor depende de A^L (tecnologia que aumenta a produtividade do trabalho) e de A^K (tecnologia que aumenta a produtividade do capital), que elevam a produtividade desses fatores em todas as tarefas.

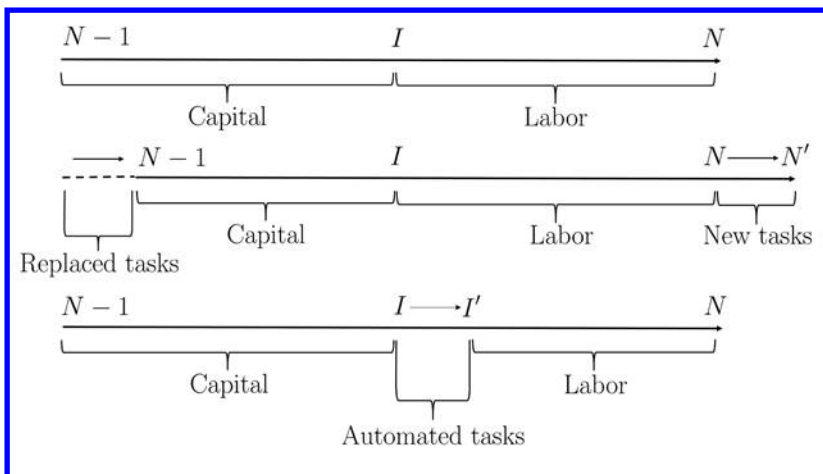
Suponhamos que minimizar custos leve as empresas a usar capital em todas as tarefas automatizadas (todas as $z \leq I$) e a adotar imediatamente todas as novas tarefas. Isso implica uma alocação das tarefas aos fatores como a resumida na Figura 1, que também mostra como a automação e as novas tarefas afetam essa alocação.

² Isso também descreve o processo de produção em um setor situado em uma economia multisetorial, com a única diferença de que, nesse caso, as mudanças na tecnologia afetam os preços relativos e induzem a realocação de capital e trabalho entre os setores. Discutimos esses efeitos de preços relativos e de realocação mais adiante.

³ A saber, a função de produção tem a forma $Y = (\int Y(z)^{(\sigma-1)/\sigma} dz)^{\sigma/(\sigma-1)}$, com z de $N - 1$ a N , onde $Y(z)$ é o produto da tarefa z . A hipótese de que as tarefas se situam entre $N - 1$ e N é adotada para simplificar a exposição. Nada de importante muda se, em vez disso, permitirmos que as tarefas se situem no intervalo entre 0 e N . O Apêndice on-line apresenta mais detalhes sobre as hipóteses subjacentes e sobre as derivações dos resultados que se seguem ao longo da discussão.

Figura 1

A alocação de capital e trabalho à produção de tarefas e o impacto da automação e da criação de novas tarefas



Fonte: Os autores. Nota: A figura resume a alocação das tarefas ao capital e ao trabalho. A produção requer a realização de uma gama de tarefas, normalizadas para se situarem entre $N - 1$ e N . As tarefas acima de I não são automatizadas e só podem ser produzidas com trabalho. As tarefas abaixo de I são automatizadas e serão produzidas com capital. Um aumento de I representa a introdução de tecnologia de automação, ou simplesmente automação. Um aumento de N corresponde à introdução de novas tarefas intensivas em trabalho, ou simplesmente novas tarefas.

Seguindo os mesmos passos de Acemoglu e Restrepo (2018a), o produto pode ser representado como uma função de elasticidade de substituição constante (CES) do capital e do trabalho:

$$Y = \Pi(I, N) \left(\Gamma(I, N)^{\frac{1}{\sigma}} (A^L L)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} + (1 - \Gamma(I, N))^{\frac{1}{\sigma}} (A^K K)^{\frac{\sigma-1}{\sigma}} \right)^{\frac{\sigma}{\sigma-1}}.$$

Como no modelo canônico, a produção é função das quantidades de trabalho e capital, L e K . O termo de tecnologia que aumenta a produtividade do trabalho, A^L , e o termo que aumenta a produtividade do capital, A^K , elevam a produtividade do trabalho e do capital em todas as tarefas que atualmente produzem. A elasticidade de substituição entre tarefas, σ , determina a facilidade de substituir uma tarefa por outra e é também a elasticidade de substituição (derivada) entre capital e trabalho.

A diferença crucial em relação ao modelo canônico é que os parâmetros de participação dessa função de elasticidade de substituição constante dependem da automação e das novas tarefas. O parâmetro de participação do trabalho, $\Gamma(I, N)$, é o conteúdo de tarefas do trabalho na produção, que representa a participação das tarefas executadas pelo trabalho em relação ao capital (ajustada pelas diferenças de produtividade do trabalho e do capital entre essas tarefas). Inversamente, $1 - \Gamma(I, N)$ é o conteúdo de tarefas do capital na produção. Assim, um aumento de $\Gamma(I, N)$

inclina o conteúdo de tarefas da produção a favor do trabalho e contra o capital. No caso especial em que $\sigma = 1$, $\Gamma(I, N) = N - I$. De modo mais geral, $\Gamma(I, N)$ é sempre crescente em N e decrescente em I . Isso implica, em particular, que a automação (um I maior) inclina o conteúdo de tarefas da produção contra o trabalho, pois implica que o capital assume tarefas antes executadas pelo trabalho. Em contraste, novas tarefas intensivas em trabalho inclinam o conteúdo de tarefas da produção a favor do trabalho.⁴ Por fim, a automação e as novas tarefas não apenas alteram o conteúdo de tarefas da produção, mas também geram ganhos de produtividade ao permitir a alocação de (algumas) tarefas a fatores mais baratos. O termo $\Pi(I, N)$, que aparece como produtividade total dos fatores, representa esses ganhos de produtividade. A participação do trabalho, dada pela massa salarial (WL) dividida pelo valor adicionado (Y), pode ser derivada como:

$$s^L = \frac{1}{1 + \frac{1 - \Gamma(I, N)}{\Gamma(I, N)} \left(\frac{R/A^K}{W/A^L} \right)^{1-\sigma}}.$$

Essa relação, na qual nos apoiaremos amplamente no restante do artigo, esclarece as duas forças distintas que moldam a participação do trabalho (em um setor ou em toda a economia). Como é padrão, a participação do trabalho depende da razão entre os preços efetivos dos fatores, W/A^L e R/A^K . Intuitivamente, à medida que os salários efetivos sobem em relação às taxas efetivas de aluguel do capital, o preço das tarefas produzidas pelo trabalho aumenta em relação ao das tarefas produzidas pelo capital, e isso gera um efeito substituição entre tarefas. Essa é a única força que influencia a participação do trabalho no modelo canônico. Sua magnitude e sua intensidade dependem de σ ser maior ou menor que 1. Por exemplo, quando as tarefas são complementares ($\sigma < 1$), um aumento do salário efetivo eleva a participação das tarefas produzidas pelo trabalho no custo. O oposto ocorre quando $\sigma > 1$. Quando $\sigma = 1$, obtemos uma função de produção Cobb–Douglas e o efeito substituição desaparece, porque a participação de cada tarefa no valor adicionado é fixa.

Mais novos são os efeitos do conteúdo de tarefas da produção, $\Gamma(I, N)$, sobre a participação do trabalho. Intuitivamente, à medida que mais tarefas são alocadas ao capital em vez de ao trabalho, o conteúdo de tarefas se inclina contra o trabalho e a participação do trabalho diminuirá de forma inequívoca. Nosso modelo prevê, portanto, que, independentemente da elasticidade de substituição σ , a automação (que altera o conteúdo de tarefas da produção contra o trabalho) reduzirá a participação do trabalho no setor, enquanto as novas tarefas (que alteram o conteúdo de tarefas da produção em favor do trabalho) a aumentarão.

4 Nossa exposição pressupõe que o conteúdo de tarefas da produção não depende das tecnologias de aumento de fatores nem da oferta de capital ou de trabalho. Esse será o caso quando for custo-minimizador para as empresas desse setor usar capital em todas as tarefas que são automatizadas (todo $z \leq I$) e utilizar imediatamente todas as novas tarefas. O Apêndice online apresenta os pressupostos subjacentes sobre a tecnologia e a oferta de fatores que garantem que seja assim. Quando esse pressuposto não se verifica (por exemplo, em razão de mudanças muito grandes nas tecnologias de aumento de fatores ou na oferta de fatores), a alocação de tarefas entre os fatores mudará com a oferta de fatores e com as tecnologias de aumento de fatores. Mesmo nesse caso, o impacto das tecnologias de aumento de fatores sobre o conteúdo de tarefas será pequeno em relação aos ganhos de produtividade dessas tecnologias.

Tecnologia e demanda por trabalho

Passamos agora a investigar como a tecnologia altera a demanda por trabalho. Concentramo-nos no comportamento da massa salarial, WL , que expressa o montante total que os empregadores pagam pelo trabalho. Lembre-se de que

$$\text{Massa salarial} = \text{Valor adicionado} \times \text{Participação do trabalho}.$$

As mudanças na massa salarial se traduzirão em alguma combinação de mudanças no emprego e nos salários, e a divisão exata será afetada pela elasticidade da oferta de trabalho e pelas imperfeições do mercado de trabalho, nenhuma das quais modelamos explicitamente neste artigo (para uma discussão, ver Acemoglu e Restrepo 2018a, 2018b). Usamos essa relação para pensar em como três classes de tecnologias afetam a demanda por trabalho: automação, novas tarefas e avanços de aumento de fatores. Consideremos a introdução de novas tecnologias de automação (um aumento de I na Figura 1). O impacto sobre a demanda por trabalho pode ser representado como:

$$\text{Efeito da automação sobre a demanda por trabalho} = \text{Efeito produtividade} + \text{Efeito deslocamento}.$$

O efeito produtividade decorre do fato de que a automação aumenta o valor adicionado, e isso eleva a demanda por trabalho nas tarefas não automatizadas. Se nada mais acontecesse, a demanda por trabalho do setor aumentaria à mesma taxa que o valor adicionado, e a participação do trabalho permaneceria constante. No entanto, a automação também gera um efeito deslocamento — desloca o trabalho das tarefas que antes lhe eram alocadas —, que muda o conteúdo de tarefas da produção contra o trabalho e sempre reduz a participação do trabalho. A automação, portanto, aumenta o tamanho do bolo, mas o trabalho fica com uma fatia menor. Não há garantia de que o efeito produtividade seja maior que o efeito deslocamento; algumas tecnologias de automação podem reduzir a demanda por trabalho mesmo quando elevam a produtividade.⁵ Assim, ao contrário de uma presunção comum nos debates populares, não são as tecnologias de automação “brilhantes” que ameaçam o emprego e os salários, mas as “tecnologias mais ou menos” (so-so technologies), que geram pequenas melhorias de produtividade. Isso ocorre porque o efeito produtividade positivo das tecnologias mais ou menos não é suficiente para compensar a queda da demanda por trabalho causada pelo deslocamento. Para entender quando isso tende a acontecer, vejamos primeiro de onde vêm os ganhos de produtividade da automação. Eles não são consequência de o capital e o trabalho se tornarem mais produtivos nas tarefas que executam, mas decorrem da capacidade das empresas de usar capital mais barato em tarefas antes executadas pelo trabalho. O efeito produtividade da

5 De fato, em Acemoglu e Restrepo (2018b), mostramos que os robôs industriais, um exemplo importante de tecnologia de automação, estão associados a uma menor participação do trabalho e a uma menor demanda por trabalho no nível setorial, e a uma menor demanda por trabalho em mercados de trabalho locais expostos a essa tecnologia. Esse resultado é consistente com um poderoso efeito deslocamento que dominou o efeito produtividade dessa classe de tecnologias de automação.

automação é, portanto, proporcional à economia de custos obtida com essa substituição. Quanto maior a produtividade do trabalho nas tarefas que estão sendo automatizadas em relação ao seu salário, e quanto menor a produtividade do capital nessas tarefas em relação à taxa de aluguel do capital, mais limitados serão os ganhos de produtividade da automação. Exemplos de tecnologias mais ou menos incluem o atendimento ao cliente automatizado, que deslocou os atendentes humanos, mas é geralmente considerado de baixa qualidade e, por isso, dificilmente terá gerado grandes ganhos de produtividade. Podem incluir também várias das aplicações da tecnologia de inteligência artificial a tarefas que atualmente são desafiadoras para as máquinas.

Diferentes tecnologias vêm acompanhadas de efeitos produtividade de magnitudes variadas e, portanto, não podemos presumir que um conjunto de tecnologias de automação afetará a demanda por trabalho da mesma forma que outros. Da mesma forma, como os ganhos de produtividade da automação dependem do salário, o impacto líquido da automação sobre a demanda por trabalho dependerá do contexto mais amplo do mercado de trabalho. Quando os salários são altos e o trabalho é escasso, a automação gerará um forte efeito produtividade e tenderá a elevar a demanda por trabalho. Quando os salários são baixos e o trabalho é abundante, a automação trará benefícios de produtividade modestos e poderá acabar reduzindo a demanda por trabalho. Essa observação pode explicar por que as tecnologias de automação adotadas em resposta à escassez de trabalhadores da produção (de meia-idade) em países cuja força de trabalho envelhece rapidamente, como Alemanha, Japão e Coreia do Sul, parecem ter efeitos mais positivos do que nos Estados Unidos (sobre os padrões entre países, ver Acemoglu e Restrepo 2018e; sobre o efeito dos robôs nos Estados Unidos, ver Acemoglu e Restrepo 2018b; na Alemanha, ver Dauth, Findeisen, Suedekum e Woessner 2018). Ela também sugere uma reinterpretação da famosa hipótese de Habakkuk, segundo a qual o crescimento mais rápido da economia dos Estados Unidos no século 19 em comparação com a Grã-Bretanha se devia à sua relativa escassez de trabalho (Habakkuk 1962; para um argumento semelhante no contexto da Revolução Industrial britânica, ver também Allen 2009). A escassez de trabalho estimula a automação, e os salários altos que ela provoca ajudam a explicar por que esse processo de automação levou a um rápido crescimento da produtividade e, na sequência, dos salários.

Consideremos agora o efeito da introdução de novas tarefas sobre a massa salarial, que é captado por um aumento de N em nosso arcabouço. Isso amplia o conjunto de tarefas em que os seres humanos têm vantagem comparativa, e seu efeito pode ser resumido como:

$$\begin{aligned} &\text{Efeito das novas tarefas sobre a demanda por trabalho} = \\ &\text{Efeito produtividade} + \text{Efeito restituição.} \end{aligned}$$

O efeito restituição capta a mudança no conteúdo de tarefas da produção, mas agora em favor do trabalho, já que o aumento de N restitui o trabalho a novas tarefas. Essa mudança no conteúdo de tarefas sempre aumenta a participação do trabalho. Também melhora a produtividade, pois as novas tarefas exploram a vantagem comparativa do trabalho. A melhoria de produtividade resultante, somada à mudança no conteúdo de tarefas, garante que a demanda por trabalho sempre aumente após a introdução de novas tarefas.

Por fim, como afirmamos anteriormente, as implicações das tecnologias de aumento de fatores são muito diferentes das da automação e das novas tarefas, porque elas não alteram o conteúdo de tarefas da produção. Em particular,

Efeito das tecnologias de aumento de fatores sobre a demanda por trabalho =
Efeito produtividade + Efeito substituição.

Com melhorias tecnológicas de aumento de fatores, o trabalho ou o capital se torna mais produtivo em todas as tarefas, o que torna o efeito produtividade proporcional à sua participação no valor adicionado.

As tecnologias de aumento de fatores também afetam a demanda por trabalho por meio do efeito substituição introduzido acima, que altera a participação do trabalho, mas não altera o conteúdo de tarefas da produção. As estimativas disponíveis situam σ abaixo de 1, mas próximo a esse valor, o que implica que os efeitos substituição das tecnologias de aumento de fatores são pequenos em relação aos seus efeitos produtividade.

Em resumo, ao contrário da automação e das novas tarefas, que podem gerar efeitos deslocamento e restituição significativos, as tecnologias de aumento de fatores afetam a demanda por trabalho principalmente por meio do efeito produtividade e têm um impacto relativamente pequeno sobre a participação do trabalho. Como resultado, é improvável que gerem uma queda da demanda por trabalho a partir de avanços tecnológicos: as tecnologias de aumento do capital sempre elevam a demanda por trabalho, e as tecnologias de aumento do trabalho fazem o mesmo para valores plausíveis dos parâmetros, em particular enquanto $\sigma > 1 - s^L$ (Acemoglu e Restrepo 2018c).⁶

Tarefas, produção e demanda agregada por trabalho

Incorporamos agora o modelo de tarefas e produção a uma economia com vários setores e investigamos como a tecnologia altera a demanda agregada por trabalho, caracterizando o comportamento da massa salarial (de toda a economia). Em nossa economia multisetorial, temos:

$$\text{Massa salarial} = \text{PIB} \times \sum_{i \in \mathcal{I}} \text{Participação do trabalho no setor } i \times \text{Participação do setor } i \text{ no valor adicionado}.$$

A perspectiva multisetorial oferece uma margem adicional de ajuste em resposta à automação, que chamamos de efeito composição. Após a automação no setor i (um aumento de l nesse setor), temos:

Efeito da automação em i sobre a demanda agregada por trabalho = Efeito produtividade + Efeito deslocamento + Efeito composição.

⁶ Muitas outras tecnologias compartilham a característica de não afetar o conteúdo de tarefas da produção. Por exemplo, melhorias na qualidade ou na produtividade dos equipamentos em qualquer subconjunto de tarefas já automatizadas em $(N - 1, l)$ (o que, em Acemoglu e Restrepo 2018d, chamamos de “aprofundamento da automação”) terão um impacto sobre a demanda por trabalho idêntico ao das tecnologias de aumento do capital. Essas tecnologias não alteram a alocação de tarefas entre os fatores (já que um novo equipamento está substituindo um mais antigo) e, por isso, afetam a demanda por trabalho principalmente por meio do efeito produtividade.

Os dois primeiros efeitos são os mesmos de antes — o efeito produtividade representa o impacto da automação no setor i sobre o PIB, enquanto o efeito deslocamento representa a mudança no conteúdo de tarefas da produção do setor i (o que afeta a participação do trabalho dentro desse setor). Esses efeitos são ponderados pelo tamanho do setor i , já que setores maiores terão efeitos agregados maiores.

O efeito composição, que estava ausente quando nos concentrávamos no efeito da automação em uma economia de um único setor, capta as implicações das realocações setoriais (mudanças na participação do valor adicionado entre os setores). Por exemplo, a automação no setor i pode realocar a atividade econômica para o setor j (dependendo das elasticidades da demanda e dos encadeamentos insumo-produto). Essa realocação contribui positivamente para a demanda agregada por trabalho quando o setor j tem participação do trabalho maior que a do setor i em contração, e negativamente quando ocorre o oposto. Uma decomposição semelhante se aplica às novas tarefas. Após a introdução de novas tarefas no setor i (um aumento de N nesse setor), temos:

Efeito das novas tarefas em i sobre a demanda agregada por trabalho = Efeito produtividade + Efeito restituição + Efeito composição, em que a novidade é, mais uma vez, o efeito composição.

A mecanização da agricultura nos Estados Unidos ilustra como essas forças determinam conjuntamente o comportamento da demanda agregada por trabalho. Os dados de Budd (1960) mostram que, entre 1850 e 1910, a substituição do trabalho manual por ceifadeiras e colheitadeiras movidas a cavalo na agricultura coincidiu com uma queda acentuada da participação do trabalho no valor desse setor, de 33 para 17 por cento — um sinal inequívoco do efeito deslocamento criado pela mecanização. Entretanto, apesar da rápida mecanização da agricultura, que na época representava um terço da economia dos Estados Unidos, duas forças se combinaram para gerar um aumento da demanda agregada por trabalho. Primeiro, e em parte como consequência da mecanização, o valor adicionado e o emprego foram realocados da agricultura para o setor industrial. Isso criou um poderoso efeito composição, já que a indústria era (e continua sendo) muito mais intensiva em trabalho do que a agricultura. Além disso, a participação do trabalho dentro do setor industrial aumentou ainda mais durante esse processo, de 47 por cento em 1850 para 55 por cento em 1890. Essa mudança na participação do trabalho na indústria sinaliza a presença de um poderoso efeito restituição, criado pela introdução de novos empregos intensivos em trabalho nesse setor. Essa interpretação é consistente com o crescimento significativo de novos empregos em fábricas de equipamentos agrícolas (Olmstead e Rhode 2001), na fiação de algodão (Rasmussen 1982) e, posteriormente, em ocupações de escritório nos setores de comércio e manufatura (Goldin e Katz 2008; Michaels 2007). Por fim, os efeitos das tecnologias de aumento de fatores em um contexto multisetorial podem ser analisados de maneira semelhante. Embora elas também gerem efeitos composição e possam afetar a demanda agregada por trabalho por esse canal, as tecnologias de aumento de fatores continuam sem ter nenhum impacto sobre o conteúdo de tarefas da produção. Na ausência de efeitos composição poderosos, elas continuam a afetar a demanda por trabalho principalmente por meio de seu efeito produtividade.

Fontes do crescimento da demanda por trabalho nos Estados Unidos

Usamos agora nosso arcabouço para esclarecer os fatores que moldaram a evolução da demanda por trabalho nos Estados Unidos desde a Segunda Guerra Mundial. Para isso, desenvolvemos uma decomposição das mudanças observadas na massa salarial total da economia. Nossa decomposição requer dados sobre o valor adicionado setorial, os pagamentos aos fatores e as participações do trabalho. A variação da massa salarial agregada entre dois períodos pode ser decomposta (como mostramos no Apêndice online) da seguinte forma:

Variação da massa salarial agregada = Efeito produtividade + Efeito composição + Efeito substituição + Mudança no conteúdo de tarefas.

O efeito produtividade é a soma das contribuições de várias fontes de tecnologia para o valor adicionado e, portanto, para o PIB. Correspondentemente, em nosso exercício empírico medimos esse efeito pelas variações do PIB per capita (em log). O efeito composição capta as mudanças na demanda por trabalho resultantes da realocação do valor adicionado entre setores. Como discutido na seção anterior, isso está relacionado à diferença entre a participação do trabalho dos setores em contração e a dos setores em expansão. Em nosso exercício empírico, medimos esse efeito como a soma da variação da participação de um setor no valor adicionado ponderada por sua participação do trabalho (se todos os setores tivessem a mesma participação do trabalho, esse termo seria igual a zero). O efeito composição inclui não apenas a realocação setorial provocada por novas tecnologias, mas também as mudanças no valor adicionado entre setores decorrentes de transformações estruturais e de realocações setoriais devidas a preferências (por exemplo, Herrendorf, Rogerson e Valentinyi 2013; Hubmer 2018; Aghion, Jones e Jones 2017), de diferenças nas intensidades de fatores (por exemplo, Acemoglu e Guerrieri 2008), do crescimento diferencial da produtividade setorial (por exemplo, Ngai e Pissarides 2007) ou do comércio internacional de bens finais (por exemplo, Autor, Dorn e Hanson 2013).

O efeito substituição é uma soma dos efeitos substituição dos setores ponderada pelo emprego e, portanto, depende das variações dos preços efetivos dos fatores em cada setor e da elasticidade de substituição σ (como mostrado na expressão anterior da participação do trabalho). Para estimar o efeito substituição em um setor, adotamos como referência a estimativa de Oberfield e Raval (2014) para a elasticidade de substituição entre capital e trabalho, $\sigma = 0,8$.⁷ Além disso, utilizamos informações sobre os preços dos fatores setoriais do Bureau of Economic Analysis, do Bureau of Labor Statistics e das contas nacionais de renda e produto. Para converter os preços observados dos fatores em preços efetivos, partimos de uma referência em que A_i^L / A_i^K cresce a uma taxa comum igual à produtividade média do trabalho, que tomamos como 2 por cento ao ano entre

⁷ Mostramos no Apêndice online que os resultados são muito semelhantes para variações razoáveis de σ . Note-se também que o σ relevante é a elasticidade de substituição entre capital e trabalho no nível setorial. Ela é maior que a elasticidade no nível da empresa, estimada entre 0,4 e 0,7 (por exemplo, Chirinko, Fazzari e Meyer 2011), em razão da substituição de produto entre empresas. Note-se igualmente que nosso arcabouço, em particular o papel central das mudanças no conteúdo de tarefas da produção, deixa claro que essa elasticidade de substituição não pode ser estimada a partir de dados agregados.

1947 e 1987 e 1,46 por cento ao ano entre 1987 e 2017. A motivação para essa escolha é que, se todo o progresso tecnológico fosse de aumento do trabalho, essa seria a taxa de crescimento de A_i^L necessária para reproduzir o comportamento da produtividade do trabalho.⁸ A mudança no conteúdo de tarefas é dada por uma soma ponderada pelo emprego das mudanças no conteúdo de tarefas da produção dos setores. Estimamos a mudança setorial no conteúdo de tarefas como a variação residual da participação do trabalho (observada diretamente nos dados) que não pode ser explicada pelo efeito substituição. A saber,

$$\text{Mudança no conteúdo de tarefas em } i = \text{Variação percentual da participação do trabalho em } i - \text{Efeito substituição em } i.$$

Intuitivamente, com mercados competitivos de fatores e de produtos, a mudança no conteúdo de tarefas da produção e o efeito substituição são as únicas forças que afetam a participação do trabalho de um setor. Assim, as mudanças no conteúdo de tarefas podem ser inferidas quando dispomos de estimativas do efeito substituição.

Sob pressupostos adicionais, também podemos separar a mudança no conteúdo de tarefas em seus dois componentes: os efeitos deslocamento e restituição. Suponhamos que um setor não realize simultaneamente automação e introdução de novas tarefas (isso está implícito, por exemplo, no raciocínio de mudança tecnológica dirigida de Acemoglu e Restrepo 2018a, segundo o qual, dependendo dos preços dos fatores, um setor se dedicará a um tipo de inovação ou ao outro). Então, quando a participação do trabalho de um setor diminui além do que se esperaria com base nos preços dos fatores, estimamos um efeito deslocamento positivo resultante da automação nesse setor. Inversamente, quando a participação do trabalho em um setor aumenta além do que se esperaria com base nos preços dos fatores, estimamos um efeito restituição positivo, atribuído em nosso modelo à introdução de novas tarefas. Motivados por esse raciocínio, calculamos o efeito deslocamento como a média móvel de cinco anos da mudança no conteúdo de tarefas dos setores com mudança negativa, e o efeito restituição como a média móvel de cinco anos da mudança no conteúdo de tarefas dos setores com mudança positiva. A janela temporal de cinco anos é escolhida para minimizar a influência do erro de medição nas participações do trabalho setoriais. Na medida em que haja introdução simultânea de novas tecnologias de automação e de novas tarefas em um mesmo setor dentro de um período de cinco anos, nossas estimativas serão limites inferiores tanto para o efeito deslocamento quanto para o efeito restituição.

Fontes da demanda por trabalho: 1947–1987

Primeiro aplicamos essa decomposição aos dados das quatro décadas posteriores à Segunda Guerra Mundial, de 1947 a 1987. Para esse período, temos dados do Bureau of

8 Nossas estimativas da taxa de crescimento de A_i^L/A_i^K devem ser interpretadas como limites superiores, já que, em geral, o crescimento do PIB por trabalhador não será impulsionado apenas por mudanças tecnológicas que aumentam o trabalho. Como em nosso exercício principal $\sigma < 1$, isso implica que também estamos subestimando a importância dos efeitos deslocamento na redução do conteúdo de tarefas da produção. Ainda assim, variações razoáveis na taxa de crescimento de A_i^L/A_i^K têm impactos pequenos sobre os resultados da nossa decomposição, como mostramos no Apêndice online.

Economic Analysis sobre valor adicionado e participação do trabalho em 58 setores.

⁹ Combinamos esses dados com os das contas nacionais de renda e produto sobre as quantidades de capital e trabalho em cada setor, para obter medidas dos preços dos fatores. Consolidamos os dados em 43 setores que cobrem o setor privado e podem ser acompanhados de forma consistente ao longo do tempo e entre as fontes.

A Figura 2 apresenta a evolução da participação do trabalho em seis grandes setores: construção, serviços, transportes, manufatura, agricultura e mineração. Com exceção da mineração e dos transportes — dois setores pequenos, que respondem por 10% do PIB —, não há quedas significativas da participação do trabalho nesses grandes setores nesse período. Na verdade, a participação do trabalho na manufatura e nos serviços aumentou modestamente. O painel inferior da figura mostra a evolução da participação desses setores no valor adicionado e confirma a realocação secular da manufatura para os serviços, que começa no final da década de 1950.

A Figura 3 apresenta nossa decomposição usando os 43 setores de nossa amostra. Dividimos a massa salarial pela população, para que as mudanças populacionais não confundam os efeitos em que nos concentramos. O painel superior da Figura 3 mostra que a massa salarial per capita cresceu 2,5% ao ano nesse período. O crescimento rápido e constante da massa salarial nesse período é explicado em grande parte pelo efeito produtividade (2,4% ao ano). Os efeitos substituição e composição são pequenos e, nesse período, as mudanças no conteúdo de tarefas da produção também são pequenas. O painel do meio da Figura 3 mostra que, embora a mudança geral no conteúdo de tarefas da produção nesse período seja pequena, há deslocamento e restituição consideráveis. Entre 1947 e 1987, o efeito deslocamento reduziu a demanda por trabalho em cerca de 0,48% ao ano, mas, ao mesmo tempo, houve um efeito restituição igualmente forte, equivalente a um aumento da demanda por trabalho de 0,47% ao ano. O painel inferior da Figura 3 mostra um padrão semelhante na manufatura, onde a mudança geral no conteúdo de tarefas também foi pequena, enquanto os efeitos deslocamento e restituição foram substanciais. Em suma, nossos resultados sugerem que, durante as quatro décadas posteriores à Segunda Guerra Mundial, houve muita automação, mas ela foi acompanhada pela introdução de novas tarefas (ou de outras mudanças que aumentam o conteúdo de tarefas da produção em favor do trabalho), tanto na manufatura quanto no restante da economia, que contrabalançaram as consequências adversas da automação para a demanda por trabalho.

Fontes da demanda por trabalho: 1987–2017

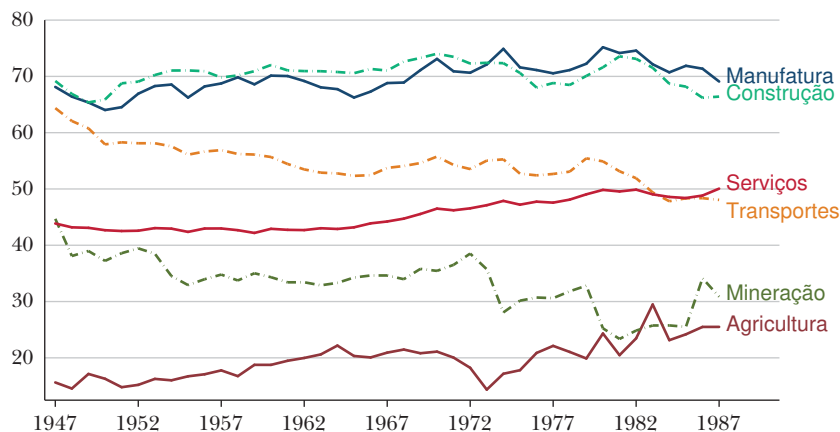
Para o período de 1987–2017, usamos dados do Bureau of Economic Analysis para 61 setores que cobrem o setor privado e os complementamos com dados do

9 Nossa medida de demanda por trabalho é dada pela massa salarial do setor privado e, portanto, exclui a renda do trabalho autônomo. Isso evita a necessidade de dividir a renda do trabalho autônomo entre trabalho e capital. Elsby, Hobijn e Sahin (2013) exploram essa questão em detalhe e concluem que a renda do trabalho autônomo diminuiu ou permaneceu constante como parcela da renda total do trabalho nesse período. Isso implica que a participação do trabalho, incluindo a renda do trabalho autônomo, provavelmente caiu ainda mais; assim, se alguma coisa, concentrar-se na participação do trabalho no setor privado subestima a queda geral da demanda por trabalho.

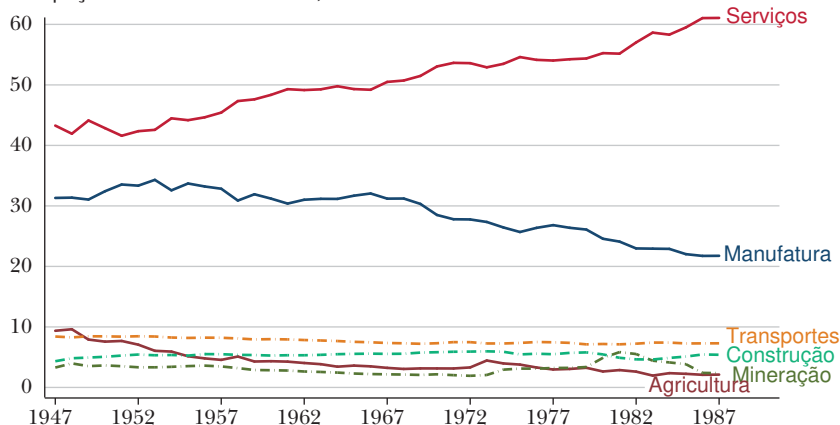
Figura 2

A participação do trabalho e as evoluções setoriais, 1947–1987

A: Participação do trabalho em cada setor, 1947–1987



B: Participação de cada setor no PIB, 1947–1987



Fonte: Elaboração dos autores com dados das contas setoriais do Bureau of Economic Analysis dos EUA. Nota: O painel superior mostra a participação do trabalho no valor adicionado em serviços, manufatura, construção, transportes, mineração e agricultura entre 1947 e 1987, enquanto o painel inferior mostra a participação do valor adicionado desses setores em relação ao PIB.

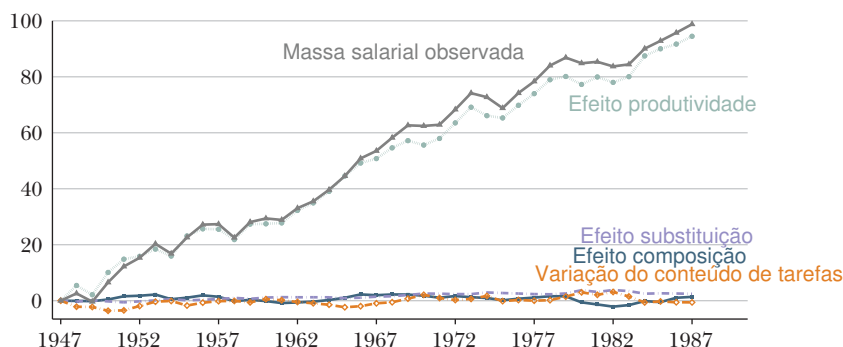
Bureau of Labor Statistics sobre preços dos fatores. O painel superior da Figura 4 apresenta a evolução da participação do trabalho nos mesmos seis grandes setores usados acima. Em contraste com o período de 1947–1987, há uma queda considerável da participação do trabalho na manufatura e na construção. A queda da participação do trabalho na mineração continua em ritmo semelhante. O painel inferior da figura mostra a continuação da realocação da atividade econômica da manufatura para os serviços.

O painel superior da Figura 5 mostra uma desaceleração marcante do crescimento da demanda por trabalho entre 1987 e 2017. A massa salarial per capita cresceu a um modesto

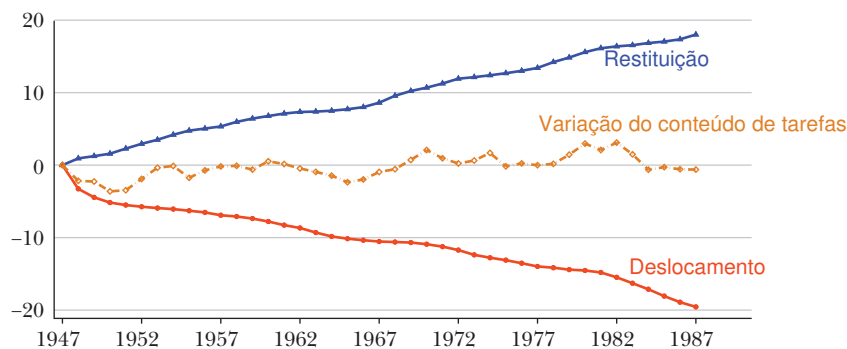
Figura 3

Fontes das mudanças na demanda por trabalho, 1947–1987

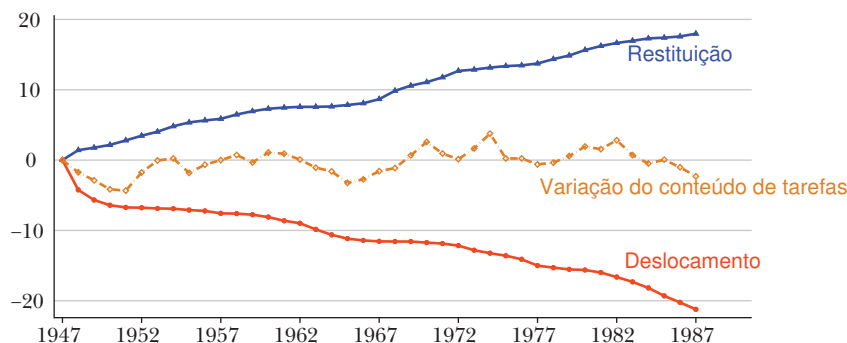
A: Massa salarial, 1947–1987



B: Variação do conteúdo de tarefas da produção, 1947–1987



C: Conteúdo de tarefas da produção na manufatura, 1947–1987

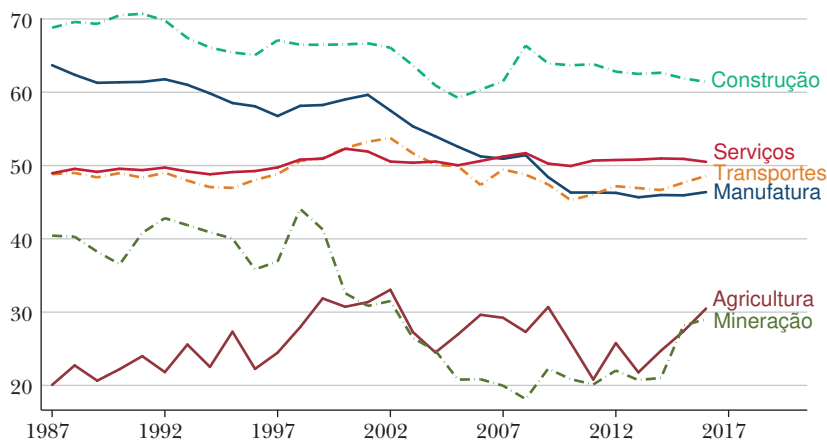


Fonte: Cálculos dos autores. *Nota:* O painel superior apresenta a decomposição da massa salarial dividida pela população entre 1947 e 1987. Os painéis do meio e inferior apresentam nossas estimativas dos efeitos deslocamento e restituição para o conjunto da economia e para o setor manufatureiro, respectivamente. Ver o texto para os detalhes da estimação das variações no conteúdo de tarefas e dos efeitos deslocamento e restituição.

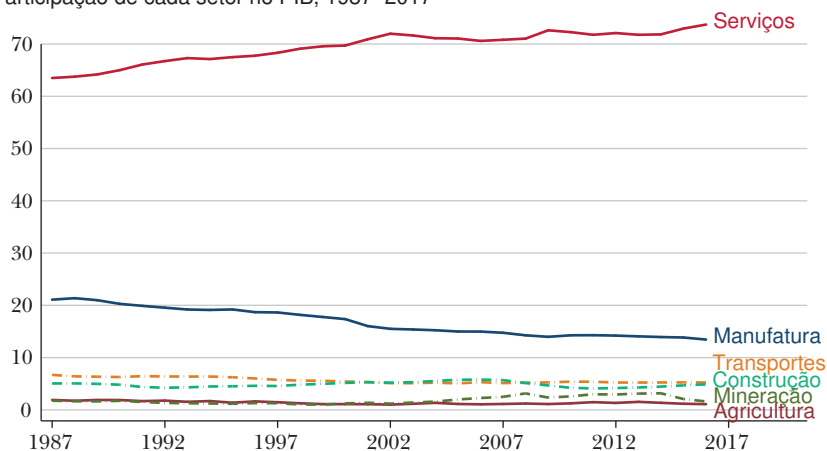
Figura 4

A participação do trabalho e as evoluções setoriais, 1987–2017

A: Participação do trabalho em cada setor, 1987–2017



B: Participação de cada setor no PIB, 1987–2017



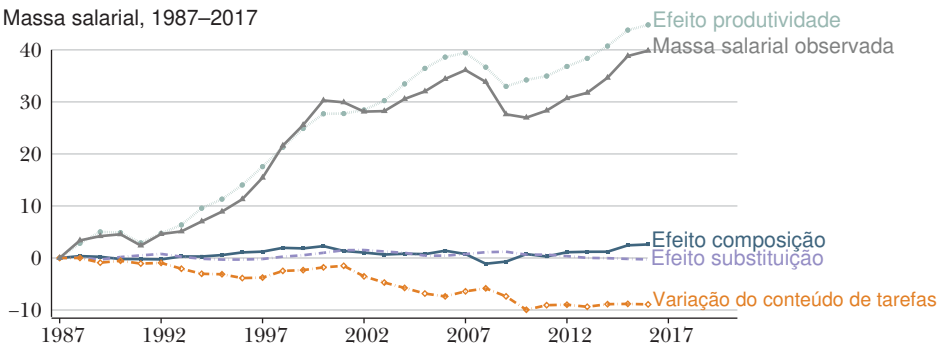
Fonte: Elaboração dos autores com dados das contas setoriais do Bureau of Economic Analysis dos EUA e do Bureau of Labor Statistics. Nota: O painel superior mostra a participação do trabalho no valor adicionado em serviços, manufatura, construção, transportes, mineração e agricultura entre 1987 e 2017, enquanto o painel inferior mostra a participação do valor adicionado desses setores em relação ao PIB.

1,33% ao ano durante todo o período e praticamente estagnou desde 2000. O primeiro fator que explica a desaceleração da demanda por trabalho nesse período é a queda do crescimento da produtividade (1,54% ao ano, contra 2,4% em 1947–1987). O segundo fator que contribui para o crescimento mais lento da massa salarial, especialmente a partir do final da década de 1990, é uma mudança negativa significativa no conteúdo de tarefas da produção em detrimento do trabalho (de 0,35% ao ano), o que fez com que a

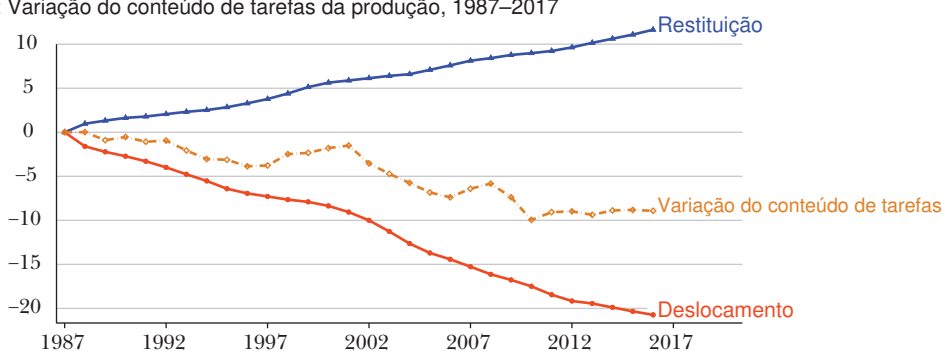
Figura 5

Fontes das mudanças na demanda por trabalho, 1987–2017

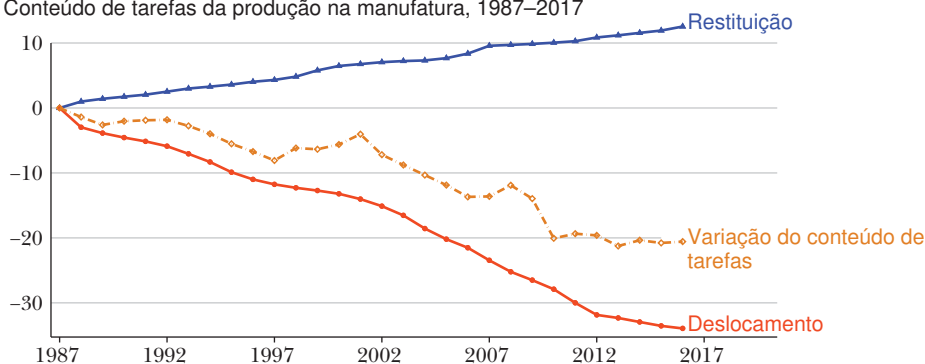
A: Massa salarial, 1987–2017



B: Variação do conteúdo de tarefas da produção, 1987–2017



C: Conteúdo de tarefas da produção na manufatura, 1987–2017



Fonte: Cálculos dos autores. *Nota:* O painel superior apresenta a decomposição da massa salarial dividida pela população entre 1987 e 2017. Os painéis do meio e inferior apresentam nossas estimativas dos efeitos deslocamento e restituição para o conjunto da economia e para o setor manufatureiro, respectivamente. Ver o texto para os detalhes da estimação das variações no conteúdo de tarefas e dos efeitos deslocamento e restituição.

demanda por trabalho se descolasse da produtividade. Cumulativamente, as mudanças no conteúdo de tarefas da produção reduziram a demanda por trabalho em 10% nesse período. Os painéis do meio e inferior da Figura 5 mostram que, em relação ao período anterior, a variação do conteúdo de tarefas é impulsionada por uma desaceleração na introdução

de tecnologias que restituem o trabalho (o efeito restituição aumentou a demanda por trabalho em apenas 0,35% ao ano, contra 0,47% em 1947–1987) e por uma aceleração do deslocamento (o deslocamento reduziu a demanda por trabalho em 0,7% ao ano, contra 0,48% em 1947–1987). Esse padrão é particularmente pronunciado na manufatura, onde o efeito deslocamento reduziu a demanda por trabalho em cerca de 1,1% ao ano, ou cerca de 30% cumulativamente. Esses resultados são consistentes com Elsby, Hobijn e Sahin (2013), que documentam o papel importante das mudanças dentro dos setores, não correlacionadas com os preços dos fatores, na explicação do comportamento agregado da participação do trabalho. A mudança no equilíbrio entre deslocamento e restituição também corrobora os resultados de Autor e Salomons (2018), que constata que os avanços tecnológicos posteriores a 1980 estiveram associados a quedas da participação do trabalho, ao passo que os das décadas anteriores não. Por fim, o painel superior mostra também que os efeitos composição e substituição tiveram um impacto muito limitado sobre a massa salarial. Embora haja uma mudança considerável da atividade para fora da manufatura, o que por sua vez não é alheio à automação nesse setor nem à concorrência das importações, os efeitos composição resultantes são pequenos, porque a participação do trabalho na manufatura é semelhante à dos setores de serviços em expansão (ver o painel superior da Figura 4). Esses resultados destacam que, ao contrário da mecanização da agricultura no século 19, não há efeitos composição poderosos contribuindo para a demanda por trabalho. Mais importante ainda, parece não haver equivalente dos poderosos efeitos restituição que acompanharam a mecanização da agricultura. Em resumo, a desaceleração do crescimento da demanda por trabalho nos últimos 30 anos se deve a uma combinação de crescimento anêmico da produtividade e mudanças adversas no conteúdo de tarefas da produção, decorrentes de uma automação rápida que não está sendo contrabalançada pela criação de novas tarefas.¹⁰

O que a variação do conteúdo de tarefas captura?

Uma preocupação natural é que nossas estimativas da variação do conteúdo de tarefas captem algo diferente do que se costuma entender por efeitos deslocamento das tecnologias de automação e efeitos restituição de novas tarefas. Aqui, apresentamos evidências adicionais de que nossas estimativas são informativas sobre as mudanças no conteúdo de tarefas da produção. Concentramo-nos no período de 1987–2017, para o qual temos medidas de automação e podemos calcular proxies de novas tarefas no nível

10 No Apêndice online, verificamos que esse padrão é robusto a diferentes valores da elasticidade de substituição e a variações razoáveis nas taxas de mudança tecnológica que aumentam fatores. Além disso, calculamos as mudanças nas tecnologias que aumentam fatores, em nível setorial, que seriam necessárias para explicar as mudanças nas participações do trabalho nos setores sem nenhuma mudança no conteúdo de tarefas da produção. Constatamos que isso exigiria mudanças gigantescas nas tecnologias que aumentam fatores e aumentos de produtividade várias vezes maiores do que os aumentos observados na produtividade total dos fatores nas últimas sete décadas. Esse exercício ressalta a necessidade de grandes mudanças no conteúdo de tarefas da produção para dar conta da evolução das participações setoriais do trabalho e da massa salarial. Demonstramos também no Apêndice online que a ordem em que a decomposição é realizada (primeiro os efeitos composição e depois as mudanças dentro dos setores) não altera os resultados.

setorial, e depois documentamos a correlação entre essas medidas e nossas estimativas da variação do conteúdo de tarefas da produção.

Temos três medidas de tecnologias de automação em nível setorial. As proxies são:

1) a medida de penetração ajustada de robôs de Acemoglu e Restrepo (2018b) para 19 setores, que são então mapeados para nossos 61 setores;

2) a participação de empregos rotineiros em um setor em 1990, em que definimos empregos rotineiros de uma ocupação como em Acemoglu e Autor (2011) e depois os projetamos nos setores de acordo com a participação da ocupação relevante no emprego do setor em 1990 (ver também vom Lehn 2018); e 3) a participação de empresas (ponderada pelo emprego) que usam tecnologias de automação em 148 setores manufatureiros detalhados, entre as quais veículos guiados

automaticamente, sistemas automáticos de armazenamento e recuperação, sensores em máquinas, máquinas controladas por computador, controladores programáveis e robôs industriais.¹¹ A Tabela 1 apresenta as estimativas da relação entre a variação do conteúdo de tarefas da produção entre 1987 e 2017 e as proxies de tecnologias de automação e de novas tarefas; cada linha e cada coluna correspondem a um modelo de regressão diferente. A tabela mostra que, com todas essas proxies, há a esperada relação negativa entre níveis mais altos de automação e nossa medida de variação do conteúdo de tarefas da produção em favor do trabalho (ver também representações visuais dessas relações no Apêndice online). Essas relações negativas permanecem muito semelhantes quando acrescentamos diversas variáveis de controle, entre elas, na coluna 1, uma variável dummy para o setor manufatureiro e, na coluna 2, as importações da China (o crescimento das importações de bens finais da China, como em Autor, Dorn e Hanson 2013; Acemoglu, Autor, Dorn, Hanson e Price 2016) e uma medida de offshoring de bens intermediários (Feenstra e Hanson 1999; Wright 2014). Em consonância com nosso arcabouço conceitual, as variações no conteúdo de tarefas não estão relacionadas às importações de bens finais da China, mas estão correlacionadas com o offshoring, que muitas vezes envolve o offshoring de tarefas intensivas em trabalho (Elsby, Hobijn e Sahin 2013). Controlar pelo offshoring não altera a relação que apresentamos na Tabela 1, porque o offshoring afeta um conjunto de setores diferente daquele das nossas medidas de automação (ver o Apêndice online).

Examinamos também uma série de proxies para a introdução de novas tarefas entre os setores e como elas se correlacionam com nossa medida da variação do conteúdo de tarefas em 1987–2017. Nossas quatro proxies de novas tarefas são: 1) a participação do emprego em 1990 nas ocupações com grande proporção de novos títulos de cargos, segundo o Dictionary of Occupational Titles de 1991 compilado por Lin (2011); 2) a participação do emprego em 1990 nas ocupações com grande número de “tarefas emergentes” segundo o O*NET, que correspondem a tarefas que os trabalhadores identificam como cada vez mais

¹¹ Esses dados provêm da Survey of Manufacturing Technologies e estão disponíveis para 1988 e 1993 para 148 setores SIC de quatro dígitos, todos pertencentes aos seguintes setores manufatureiros de três dígitos: produtos de metal fabricados; máquinas não elétricas, equipamentos elétricos e eletrônicos; equipamentos de transporte; e instrumentos e produtos afins (Doms, Dunne e Troske 1997). Para este exercício, calculamos medidas da variação do conteúdo de tarefas desses setores manufatureiros de quatro dígitos usando dados detalhados das tabelas de insumo-produto do Bureau of Economic Analysis de 1987 a 2007.

Tabela 1

Relação entre a variação do conteúdo de tarefas da produção e proxies de automação e de novas tarefas

	<i>Dados brutos</i>	<i>Controlando para a manufatura</i>	<i>Controlando para importações da China e offshoring</i>
	(1)	(2)	(3)
Proxies de tecnologias de automação:			
Penetração ajustada de robôs, 1993–2014	–1.404 (0.377)	–0.985 (0.369)	–1.129 (0.362)
Observações	61	61	61
R^2	0.18	0.21	0.27
Participação de empregos rotineiros no setor, 1990	–0.394 (0.122)	–0.241 (0.159)	–0.321 (0.164)
Observações	61	61	61
R^2	0.14	0.19	0.27
Participação de empresas que usam tecnologias de automação, 1988–1993 (dados da SMT)	–0.390 (0.165)		–0.397 (0.166)
Observações	148		148
R^2	0.08		0.09
Proxies de novas tarefas:			
Participação de novos títulos de cargos, com base no DOT* de 1991 e no emprego por ocupação em 1990	1.609 (0.523)	1.336 (0.530)	1.602 (0.541)
Observações	61	61	61
R^2	0.12	0.23	0.32
Número de tarefas emergentes, com base no emprego por ocupação em 1990	8.423 (2.261)	7.108 (2.366)	7.728 (2.418)
Observações	61	61	61
R^2	0.14	0.25	0.33
Participação do crescimento do emprego entre 1990 e 2016 em novas ocupações	2.121 (0.723)	1.638 (0.669)	1.646 (0.679)
Observações	61	61	61
R^2	0.08	0.20	0.26
Aumento percentual do número de ocupações representadas no setor	0.585 (0.156)	0.368 (0.207)	0.351 (0.215)
Observações	61	61	61
R^2	0.14	0.19	0.25

Fonte: Elaboração dos autores. Nota: A tabela apresenta estimativas da relação entre a variação do conteúdo de tarefas da produção entre 1987 e 2017 e proxies de tecnologias de automação e de novas tarefas. Cada linha e cada coluna correspondem a um modelo de regressão diferente. A coluna 1 apresenta estimativas da relação bivariada entre a variação do conteúdo de tarefas da produção e a proxy indicada em nível setorial. A coluna 2 inclui como controle uma variável dummy para os setores manufatureiros. Além disso, a coluna 3 controla para o aumento das importações da China (definido como o aumento das importações em relação ao consumo dos EUA entre 1991 e 2011, como em Acemoglu et al. 2016) e para o aumento do offshoring (definido como o aumento da participação de insumos intermediários importados entre 1993 e 2007, como em Feenstra e Hanson 1999). Com exceção da terceira linha, que usa a Survey of Manufacturing Technologies (SMT), todas as regressões se referem aos 61 setores usados em nossa análise do período de 1987–2017. Ao usar a SMT, as regressões se referem a 148 setores manufatureiros detalhados. Os erros-padrão robustos à heteroscedasticidade estão entre parênteses. Ao usar a medida de penetração de robôs, agrupamos os erros-padrão (cluster) nos 19 setores para os quais essa medida está disponível. * O DOT é o Dictionary of Occupational Titles.

importantes em seus empregos; 3) a parcela do crescimento do emprego em um setor atribuível a “novas ocupações”, definidas como ocupações que não existiam naquele setor em 1990, mas existem em 2016; e 4) o aumento percentual do número de ocupações em um setor entre 1990 e 2016. As duas primeiras medidas são projetadas sobre os setores com base na participação dessas ocupações no emprego setorial em 1990. As quatro medidas pretendem captar grandes mudanças nos tipos de atividades desempenhadas nas ocupações (depois mapeadas para os setores) ou a introdução de certas atividades novas em um setor. Esperamos, portanto, que as correlações entre esses proxies de novas tarefas e nossa medida das mudanças no conteúdo de tarefas a favor do trabalho sejam positivas e significativas — e são. Esses resultados se mantêm independentemente de incluirmos ou não controles adicionais nas colunas 2 e 3 da Tabela 1. Essas correlações reforçam a interpretação de que nossas estimativas das mudanças no conteúdo de tarefas da produção contêm informações valiosas sobre o deslocamento causado pelas tecnologias de automação e a restituição decorrente da introdução de novas tarefas.

Fatores de confusão

Nossa abordagem pressupõe mercados competitivos e também deixou de lado várias outras mudanças que podem estar afetando os mercados de trabalho dos Estados Unidos. Discutimos brevemente essas questões a seguir.

Primeiro, como já observamos, o comércio de bens finais não deve ter nenhum impacto sobre nossas estimativas da mudança no conteúdo de tarefas da produção (pois afeta preços e vendas, que são captados pelo nosso efeito produtividade, e induz realocações setoriais, que fazem parte de nossos efeitos de composição). Isso é confirmado pelos resultados da Tabela 1. O offshoring, por outro lado, altera diretamente o conteúdo de tarefas da produção, pois envolve a substituição de algumas tarefas intensivas em trabalho por serviços provenientes do exterior (Grossman e Rossi-Hansberg 2008). Nossas estimativas da Tabela 1 são consistentes com isso, mas também mostram que o offshoring não altera a relação quantitativa ou qualitativa entre diversas medidas de automação e nossas estimativas da mudança no conteúdo de tarefas da produção. Segundo, como também observado acima, as realocações setoriais decorrentes da transformação estrutural tampouco afetam o conteúdo de tarefas da produção e fazem parte de nossos efeitos de composição. O fato de esses efeitos de composição serem pequenos sugere que tais realocações setoriais não foram um fator importante na desaceleração da demanda por trabalho e nas mudanças na participação do trabalho na renda nacional. Terceiro, deixamos de lado a presença de trabalhadores com diferentes qualificações e, portanto, uma possível questão é se mudanças na composição de qualificações da força de trabalho afetariam nossas estimativas da mudança no conteúdo de tarefas da produção. A resposta é “não”, desde que os pagamentos aos fatores no nível setorial sejam bem mensurados. Assim, desde que o aumento da massa salarial causado pela elevação do nível de qualificação em um setor seja levado em conta, essa mudança de composição não provoca alteração no conteúdo de tarefas da produção. Uma implicação é que mudanças seculares, como o envelhecimento da população e o aumento da participação feminina na força de trabalho, embora afetem a composição da força de trabalho e os preços dos fatores, não devem confundir nossas estimativas das mudanças no conteúdo de tarefas da produção.

Quarto, mudanças na oferta de fatores também não devem ter impacto, desde que nossas estimativas do efeito substituição (que embasam nossas estimativas da mudança no conteúdo de tarefas da produção) permaneçam precisas. Em contraste com esses fatores, desvios em relação a mercados de trabalho ou de produtos competitivos poderiam, potencialmente, confundir nossas estimativas do conteúdo de tarefas. Merecem destaque particular os desvios em relação a mercados de trabalho competitivos. Se o lado da oferta do mercado é determinado por negociação ou outros arranjos de compartilhamento de rendas (rent-sharing), nossa abordagem continua válida, desde que as empresas estejam sobre sua curva de demanda por trabalho (para o trabalho em geral ou para diferentes tipos de trabalho, na presença de heterogeneidade). Isso ocorre porque nossa análise usa apenas informações do lado da demanda por trabalho, de modo que não importa se os trabalhadores se encontram sobre uma curva de oferta de trabalho bem definida. Por outro lado, mudanças na extensão do monopólio e da negociação bilateral, bem como problemas de holdup que tirem as empresas de sua curva de demanda por trabalho, poderiam, potencialmente, confundir nossas estimativas. Uma confusão semelhante resultaria de variações nos markups do mercado de produtos. Embora essas questões sejam importantes, elas estão além do escopo do presente artigo e figuram entre as que estamos investigando em trabalhos em andamento.

O que explica a mudança na natureza da tecnologia e o lento crescimento da produtividade desde 1987?

Nossos resultados sugerem que é a combinação de mudanças adversas no conteúdo de tarefas da produção — impulsionadas pela automação acelerada e pela restituição em desaceleração — com um crescimento fraco da produtividade que explica o crescimento lento da demanda por trabalho nas últimas três décadas e, em especial, desde 2000. Por que o equilíbrio entre automação e novas tarefas mudou recentemente? Por que o crescimento da produtividade tem sido tão decepcionante apesar da aceleração das tecnologias de automação? Embora não tenhamos respostas completas para essas perguntas, nosso arcabouço conceitual aponta para uma série de ideias que merecem consideração.

Há duas razões básicas pelas quais o equilíbrio entre automação e novas tarefas pode ter mudado. Primeiro, a fronteira de possibilidades de inovação que liga esses dois tipos de mudança tecnológica pode ter mudado de posição, facilitando mais automação e tornando mais difícil a criação de novas tarefas (para uma análise formal, ver Acemoglu e Restrepo 2018a). Por exemplo, novas tecnologias de uso geral baseadas em avanços de hardware e software podem ter tornado a automação adicional mais barata, ou podemos ter esgotado as ideias para gerar novas tarefas de alta produtividade (intensivas em trabalho). Consideramos mais plausível uma segunda razão para a mudança nesse equilíbrio: a economia dos Estados Unidos pode ter se movido ao longo de uma fronteira de possibilidades de inovação dada, porque os incentivos à automação aumentaram e os incentivos à criação de novas tarefas diminuíram. Vários fatores podem empurrar nessa direção. O código tributário dos Estados Unidos subsidia de forma agressiva o uso de equipamentos (por exemplo, por meio de diversos créditos fiscais e da amortização acelerada) e tributa o emprego de mão de obra (por exemplo, por meio de contribuições sobre a folha de pagamento). A tendência a uma automação ainda maior (e potencialmente excessiva) pode ter sido reforçada pelo foco crescente na automação e no uso de inteligência artificial para eliminar o elemento humano da maior parte do

processo produtivo. Esse foco foi impulsionado recentemente tanto pelo papel central que as grandes empresas de tecnologia passaram a ter na inovação, com seu modelo de negócios baseado em automação e quadros reduzidos de funcionários, quanto pela visão de muitas das figuras de destaque do mundo da tecnologia (pense nos esforços da Tesla para automatizar extensivamente a produção, que acabaram se revelando muito custosos). Por fim, a redução do apoio governamental à inovação também pode ter contribuído, ao desestimular pesquisas de horizonte mais longo, o que provavelmente desfavoreceu ainda mais a criação de novas tarefas (que dão frutos mais lentamente) em relação à automação.

Essa lista de fatores pode contribuir não apenas para a mudança no equilíbrio entre automação e novas tarefas, mas também para a desaceleração do crescimento da produtividade. Primeiro, como as novas tarefas contribuem para a produtividade, uma restituição mais lenta estará associada a um crescimento mais lento da produtividade. Portanto, os fatores que inclinam o equilíbrio contra as novas tarefas provavelmente se traduzem em oportunidades perdidas de aumento da produtividade. Além disso, o crescimento mais lento dos salários resultante de um efeito restituição fraco torna a automação indiretamente menos produtiva — porque os ganhos de produtividade da automação aumentam com o salário efetivo nas tarefas que estão sendo substituídas, e salários mais baixos reduzem, assim, esses ganhos. Segundo, se as inovações tanto em automação quanto em novas tarefas estiverem sujeitas a retornos decrescentes (dentro de um dado período ou ao longo do tempo), uma mudança significativa no equilíbrio entre esses dois tipos de novas tecnologias nos empurrará para desenvolvimentos mais marginais e causará um crescimento mais lento da produtividade. Terceiro, como enfatizamos anteriormente, os ganhos de produtividade da automação podem ser bastante pequenos no caso de tecnologias “so-so” (apenas razoáveis) — quando a automação substitui tarefas nas quais o trabalho já era produtivo e o capital ainda não é muito eficaz. Nesse sentido, uma automação adicional, especialmente quando induzida por distorções tributárias ou por um entusiasmo excessivo com a automatização de tudo, assumiria a forma dessas tecnologias so-so e não traria muitos ganhos de produtividade. Por fim, em Acemoglu e Restrepo (2018d), sugerimos que pode haver um descompasso entre as qualificações disponíveis da força de trabalho e as necessidades das novas tecnologias. Isso poderia reduzir ainda mais os ganhos de produtividade da automação e dificultar a introdução de novas tarefas, porque a falta das qualificações necessárias reduz a eficiência com que as novas tarefas podem ser aproveitadas. Se o equilíbrio entre automação e novas tarefas se alterou de forma ineficiente e se isso de fato está contribuindo para a automação acelerada, para a ausência de efeitos de restituição poderosos e para a desaceleração do crescimento da produtividade, então pode haver espaço para intervenções de política pública que melhorem tanto a criação de empregos quanto o crescimento da produtividade. Essas intervenções poderiam incluir a eliminação de incentivos à automação excessiva (como o tratamento preferencial dado aos bens de capital) e a implementação de novas políticas destinadas a reequilibrar a direção da mudança tecnológica (para uma discussão mais detalhada no contexto da inteligência artificial, ver Acemoglu e Restrepo 2019).

Considerações finais

Este artigo desenvolve um modelo baseado em tarefas para estudar os efeitos de diferentes tecnologias sobre a demanda por trabalho. No centro de nosso arcabouço está o conteúdo de tarefas da

produção — que mede a alocação de tarefas aos fatores de produção. A automação, ao criar um efeito deslocamento, inclina o conteúdo de tarefas da produção contra o trabalho, enquanto a introdução de novas tarefas nas quais o trabalho tem vantagem comparativa o melhora por meio do efeito restituição. Essas tecnologias são qualitativamente diferentes das que ampliam fatores (*factor-augmenting*), as quais não afetam o conteúdo de tarefas da produção. Por exemplo, a automação sempre reduz a participação do trabalho e pode reduzir a demanda por trabalho, ao passo que as novas tarefas sempre aumentam a participação do trabalho. Mostramos então como as mudanças no conteúdo de tarefas da produção e outros determinantes da demanda por trabalho podem ser inferidos a partir de dados sobre participações dos fatores, valor adicionado e preços dos fatores no nível setorial. A principal implicação de nosso exercício empírico com essa metodologia é que a recente estagnação da demanda por trabalho se explica por uma aceleração da automação, particularmente na manufatura, e por uma desaceleração na criação de novas tarefas. Além disso, e talvez refletindo essa mudança na composição dos avanços tecnológicos, a economia também experimentou uma acentuada desaceleração do crescimento da produtividade, o que contribuiu para a demanda por trabalho fraca. Nosso arcabouço tem implicações claras também para o futuro do trabalho. Nossas evidências e nossa abordagem conceitual não sustentam nem as afirmações de que o fim do trabalho humano é iminente, nem a presunção de que a mudança tecnológica será sempre e em todo lugar favorável ao trabalho. Ao contrário, sugerem que, se a origem do crescimento da produtividade no futuro continuar a ser a automação, a posição relativa do trabalho, juntamente com o conteúdo de tarefas da produção, declinará. A criação de novas tarefas e de outras tecnologias que elevem a intensidade de trabalho da produção e a participação do trabalho é vital para a continuidade de um crescimento dos salários compatível com o crescimento da produtividade. Se tais tecnologias surgirão ou não depende não apenas de nossas capacidades de inovação, mas também da oferta de diferentes qualificações, das mudanças demográficas, das instituições do mercado de trabalho, das políticas governamentais — incluindo tributos e gastos com pesquisa e desenvolvimento —, da concorrência de mercado, das estratégias corporativas e do ecossistema de polos de inovação. Apontamos algumas razões pelas quais o equilíbrio entre automação e novas tarefas pode ter se inclinado de forma ineficiente em favor da primeira — com implicações potencialmente adversas para os empregos e a produtividade — e algumas direções para intervenções de política pública que corrijam esse desequilíbrio.

Referências

- Acemoglu, Daron, and David Autor.** 2011. "Skills, Tasks and Technologies: Implications for Employment and Earnings." Cap. 12 em *Handbook of Labor Economics*, vol. 4, Part B, editado por David Card e Orley Ashenfelter. Elsevier.
- Acemoglu, Daron, David Autor, David Dorn, Gordon H. Hanson, and Brendan Price.** 2016. "Import Competition and the Great US Employment Sag of the 2000s." *Journal of Labor Economics* 34(S1): S141–S198.
- Acemoglu, Daron, e Veronica Guerrieri.** 2008. "Capital Deepening and Nonbalanced Economic Growth." *Journal of Political Economy* 116(3): 476–98.
- Acemoglu, Daron, and Pascual Restrepo.** 2018a. "The Race Between Machine and Man: Implications of Technology for Growth, Factor Shares, and Employment." *American Economic Review* 108(6): 1488–1542.
- Acemoglu, Daron, e Pascual Restrepo.** 2018b. "Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets." NBER Working Paper 23285.
- Acemoglu, Daron, and Pascual Restrepo.** 2018c. "Modeling Automation." AEA Papers and Proceedings, 108: 48–53.
- Acemoglu, Daron, e Pascual Restrepo.** 2018d. "Artificial Intelligence, Automation and Work." NBER Working Paper 24196.
- Acemoglu, Daron, and Pascual Restrepo.** 2018e. "Demographics and Automation." NBER Working Paper 24421.
- Acemoglu, Daron, e Pascual Restrepo.** 2019. "The Wrong Kind of AI? Artificial Intelligence and the Future of Labor Demand." NBER Working Paper 25682.
- Aghion, Philippe, Benjamin F. Jones e Charles I. Jones.** 2017. "Artificial Intelligence and Economic Growth." NBER Working Paper 23928.
- Allen, Robert C.** 2009. *The British Industrial Revolution in Global Perspective*. Cambridge University Press.
- Autor, David H., David Dorn e Gordon H. Hanson.** 2013. "The China Syndrome: Local Labor Market Effects of Import Competition in the United States." *American Economic Review* 103(6): 2121–68.
- Autor, David H., Frank Levy e Richard J. Murnane.** 2003. "The Skill Content of Recent Technological Change: An Empirical Exploration." *Quarterly Journal of Economics* 118(4): 1279–1333.
- Autor, David, and Anna Salomons.** 2018. "Is Automation Labor Share–Displacing? Productivity Growth, Employment, and the Labor Share." *Brooking Papers on Economic Activity*, no. 1, p. 1–87.
- Ayres, Robert U., and Steven M. Miller.** 1983. *Robotics: Applications and Social Implications*. Ballinger Publishing Company.
- Budd, Edward C.** 1960. "Factor Shares, 1850–1910." Chap. 9 in *Trends in the American Economy in the Nineteenth Century*. Princeton University Press.
- Chandler, Alfred D.** 1977. *The Visible Hand: The Managerial Revolution in American Business*. Harvard University Press.
- Chirinko, Robert C., Steven M. Fazzari e Andrew P. Meyer.** 2011. "A New Approach to Estimating Production Function Parameters: The Elusive Capital–Labor Substitution Elasticity." *Journal of Business and Economic Statistics* 29(4): 587–94.
- Dauth, Wolfgang, Sebastian Findeisen, Jens Suedekum, and Nicole Woessner.** 2018. "Adjusting to Robots: Worker-Level Evidence." Institute Working Paper 13, Opportunity and Inclusive Growth Institute.
- Doms, Mark, Timothy Dunne e Kenneth R. Troske.** 1997. "Workers, Wages, and Technology." *Quarterly Journal of Economics* 112(1): 253–90.
- Elsby, Michael W. L., Bart Hobijn e Ays_eğül Sahin.** 2013. "The Decline of the U.S. Labor Share." *Brooking Papers on Economic Activity* no. 2, pp. 1–63.
- Feenstra, Robert, and Gordon Hanson.** 1999. "The Impact of Outsourcing and High-Technology Capital on Wages: Estimates for the United States, 1979–1990." *Quarterly Journal of Economics* 114(3): 907–40.
- Goldin, Claudia, and Lawrence F. Katz.** 2008. *The Race between Education and Technology*. Belknap Press.
- Graetz, Georg, and Guy Michaels.** 2018. "Robots at Work." *Review of Economics and Statistics* 100(5): 753–68.
- Groover, Mikell P., Mitchell Weiss, Roger N. Nagel, and Nicholas G. Odrey.** 1986. *Industrial Robotics: Technology, Programming and Applications*. McGraw-Hill Inc.
- Grossman, Gene M., e Esteban Rossi-Hansberg.** 2008. "Trading Tasks: A Simple Theory of Offshoring." *American Economic Review* 98(5): 1978–97.
- Habakkuk, John H.** 1962. *American and British Technology in the Nineteenth Century: The Search for Labor-Saving Inventions*. Cambridge University Press.
- Herrendorf, Berthold, Richard Rogerson e Ákos Valentinyi.** 2013. "Two Perspectives on Preferences and Structural Transformation." *American*

Economic Review 103(7): 2752–89.

Hubmer, Joachim. 2018. “The Race Between Preferences and Technology.” Unpublished paper, Yale University.

Lin, Jeffrey. 2011. “Technological Adaptation, Cities, and New Work.” *Review of Economics and Statistics* 93(2): 554–74.

Mantoux, Paul. 1928. *The Industrial Revolution in the Eighteenth Century: An Outline of the Beginnings of the Modern Factory System in England*. Jonathan Cape, Ltd.

Michaels, Guy. 2007. “The Division of Labor, Coordination, and the Demand for Information Processing.” CEPR Discussion Paper 6358.

Mokyr, Joel. 1990. *The Lever of Riches: Technological Creativity and Economic Progress*. Oxford University Press: New York.

Ngai, L. Rachel, e Christopher A. Pissarides. 2007. “Structural Change in a Multisector Model of Growth.” *American Economic Review* 97(1): 429–43.

Oberfield, Ezra, and Devesh Raval. 2014. “Micro Data and Macro Technology.” NBER Working Paper 20452

Olmstead, Alan, and Paul Rhode. 2001. “Reshaping the Landscape: The Impact and Diffusion of the Tractor in American Agriculture, 1910–1960.” *Journal of Economic History* 61(3): 663–98.

Rasmussen, Wayne D. 1982. “The Mechanization of Agriculture.” *Scientific American* 247(3): 76–89.

vom Lehn, Christian. 2018. “Understanding the Decline in the U.S. Labor Share: Evidence from Occupational Tasks.” *European Economic Review* 108: 191–220.

Wright, Greg. 2014. “Revisiting the Employment Impact of Offshoring.” *European Economic Review* 66: 63–83.

Zeira, Joseph. 1998. “Workers, Machines, and Economic Growth.” *Quarterly Journal of Economics* 113(4): 1091–1117.

Este artigo foi citado por:

1. Qing Chang, Mengtao Wu, Longtian Zhang. 2024. Endogenous growth and human capital accumulation in a data economy. *Structural Change and Economic Dynamics* **69**, 298-312. [[Crossref](#)]
2. Erol Taymaz, Ebru Voyvoda, Kamil Yilmaz. 2024. Is there a virtuous cycle between wages and productivity? Turkish experience after the transition to democracy. *World Development* **175**, 106474. [[Crossref](#)]
3. Jiazheng Li, Tingwei Wang, Zhifang Su. 2024. Optimal monetary policy under digital technology shock. *Technological Forecasting and Social Change* **200**, 123133. [[Crossref](#)]
4. Can Cheng, Jiayu Luo, Chun Zhu, Shangfeng Zhang. 2024. Artificial intelligence and the skill premium: A numerical analysis of theoretical models. *Technological Forecasting and Social Change* **200**, 123140. [[Crossref](#)]
5. Daniel Friel. The Future of Work in Diverse Economic Systems **24**, . [[Crossref](#)]
6. Marios Vasileiou, Leonidas Sotirios Kyrgiakos, Christina Kleisiari, Georgios Kleftodimos, George Vlontzos, Hatem Belhouchette, Panos M. Pardalos. 2024. Transforming weed management in sustainable agriculture with artificial intelligence: A systematic literature review towards weed identification and deep learning. *Crop Protection* **176**, 106522. [[Crossref](#)]
7. Meng-Lun Lee, Xiao Liang, Boyi Hu, Gulcan Onel, Sara Behdad, Minghui Zheng. 2024. A Review of Prospects and Opportunities in Disassembly With Human-Robot Collaboration. *Journal of Manufacturing Science and Engineering* **146**:2. . [[Crossref](#)]
8. Yun Zhang, Yuxuan Qu. 2024. Has the digital economy improved the consumption of poor and subsistence households?. *China Economic Review* **83**, 102083. [[Crossref](#)]
9. Linhui Wang, Qi Chen, Zhiqing Dong, Lu Cheng. 2024. The role of industrial intelligence in peaking carbon emissions in China. *Technological Forecasting and Social Change* **199**, 123005. [[Crossref](#)]
10. Yi Zhang, Ting Wang, Chun Liu. 2024. Beyond the modern productivity paradox: The effect of robotics technology on firm-level total factor productivity in China. *Journal of Asian Economics* **90**, 101692. [[Crossref](#)]
11. Jianjun Li, Zhouyi Wu, Kaijia Yu, Wei Zhao. 2024. The effect of industrial robot adoption on firm value: Evidence from China. *Finance Research Letters* **60**, 104907. [[Crossref](#)]
12. Luca Grilli, Mattia Pedota. 2024. Creativity and artificial intelligence: A multilevel perspective. *Creativity and Innovation Management* **10**. . [[Crossref](#)]
13. Jingying Linghu. 2024. The impact of robots on informal employment: evidence from China. *Applied Economics Letters* 1-7. [[Crossref](#)]
14. Qiang Chen, Ping Qi, Lanfang Deng. 2024. Stay or return? The role of city environment and digital economy in migrants in China. *Frontiers in Environmental Science* **11**. . [[Crossref](#)]
15. Sylvie Blasco, Julie Rochut, Benedicte Rouland. 2024. Displaced or depressed? Working in automatable jobs and mental health. *Industrial Relations: A Journal of Economy and Society* **33**. . [[Crossref](#)]
16. Fengfu Mao, Yuqiao Hou, Xiaorui Xin, Hai Wang. 2024. The impact of industrial intelligence on green development: research based on intra- and inter-industry linkage effect. *Clean Technologies and Environmental Policy* **108**. . [[Crossref](#)]
17. Fushu Luan, Wenhua Qi, Wentao Zhang, Victor Chang. 2024. Do industrial robots matter for corporate environmental governance? Evidence from Chinese firms. *Information Technology & People* **108**. . [[Crossref](#)]
18. Lena Bischoff, Marta Ferrer-Serrano, Andrea Ogando-Vidal, Amaya Soto-Rey. Examining the Role of Technology Transfer on Digitalization: Consequences and Challenges 27-59. [[Crossref](#)]

19. Guillaume Chapelle, Gerard Domènech-Arúmi, Paula Eugenia Gobbi. Housing, Neighborhoods, and Inequality 1-35. [\[Crossref\]](#)
20. Hannes Werthner. Digital Transformation, Digital Humanism: What Needs to Be Done 115-132. [\[Crossref\]](#)
21. Mustafa Dogan, Alexandre Jacquillat, Pinar Yildirim. 2024. Strategic automation and decision-making authority. *Journal of Economics & Management Strategy* 33:1, 203-246. [\[Crossref\]](#)
22. Philipp Lergetporer, Ka We, Katharina Werner. 2024. Automatability of Occupations, Workers' Labor-Market Expectations, and Willingness to Train. *SSRN Electronic Journal* 108. . [\[Crossref\]](#)
23. Shasha Liu, Yuhuan Wu, Gaowen Kong. 2024. Politics and Robots. *International Review of Financial Analysis* 91, 103039. [\[Crossref\]](#)
24. Fabio Montobbio, Jacopo Staccioli, Maria Enrica Virgillito, Marco Vivarelli. 2024. Labour-saving automation: A direct measure of occupational exposure. *The World Economy* 47:1, 332-361. [\[Crossref\]](#)
25. Luis R. Díaz Pavez, Inmaculada Martínez-Zarzoso. 2024. The impact of automation on labour market outcomes in emerging countries. *The World Economy* 47:1, 298-331. [\[Crossref\]](#)
26. Aleksandra Parteka, Joanna Wolszczak-Derlacz, Dagmara Nikulin. 2024. How digital technology affects working conditions in globally fragmented production chains: Evidence from Europe. *Technological Forecasting and Social Change* 198, 122998. [\[Crossref\]](#)
27. Joanna (Jingwen) Zhao, Xinruo Wang. 2024. Unleashing efficiency and insights: Exploring the potential applications and challenges of ChatGPT in accounting. *Journal of Corporate Accounting & Finance* 35:1, 269-276. [\[Crossref\]](#)
28. Yuzhou Chu, Mingwang Cheng, Xiyao Zhao, Di Zhou. 2024. Digital transformation, intelligent device utilization, and carbon emission reduction. *Journal of Digital Economy* 33. . [\[Crossref\]](#)
29. Susumu Sato. 2024. Conflict between consumer and worker surpluses under monopoly power. *Economics Letters* 234, 111512. [\[Crossref\]](#)
30. Chao Li, Yuhan Zhang, Xiang Li, Yanwei Hao. 2024. Artificial intelligence, household financial fragility and energy resources consumption: Impacts of digital disruption from a demand-based perspective. *Resources Policy* 88, 104469. [\[Crossref\]](#)
31. Yang Shoufu, Ma Dan, Shen Zuiyi, Wen Lin, Dong Li. 2023. The impact of artificial intelligence industry agglomeration on economic complexity. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja* 36:1, 1420-1448. [\[Crossref\]](#)
32. Francisco Gomes, Thomas Jansson, Yigitcan Karabulut. 2023. Do Robots Increase Wealth Dispersion?. *The Review of Financial Studies* 37:1, 119-160. [\[Crossref\]](#)
33. Fahd Boundi-Chraki. 2023. Do technical change and mechanisation negatively affect employment in the manufacturing sectors? An empirical assessment for the OECD countries. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja* 36:2. . [\[Crossref\]](#)
34. Emanuela Carbonara, Chiara N. Focacci, Enrico Santarelli. 2023. Mitigating the labor displacing effects of automation through a robot tax: evidence from a survey experiment. *Economics of Innovation and New Technology* 12, 1-14. [\[Crossref\]](#)
35. Fabio Montobbio, Jacopo Staccioli, Maria Enrica Virgillito, Marco Vivarelli. 2023. The empirics of technology, employment and occupations: Lessons learned and challenges ahead. *Journal of Economic Surveys* 42. . [\[Crossref\]](#)
36. Sunghoon Chung, Minh Kim. 2023. How smart is a 'smart factory'? : an organizational view. *Industrial and Corporate Change* 33. . [\[Crossref\]](#)
37. Jing Lu, Taoxuan Wang, Yiming Yuan, Hangyu Chen. 2023. Do Industrial Robots Improve Export Product Quality of Multi-Product Enterprises? Evidence in China. *Emerging Markets Finance and Trade* 10, 1-25. [\[Crossref\]](#)

38. Navitha Singh Sewpersadh. 2023. Disruptive business value models in the digital era. *Journal of Innovation and Entrepreneurship* 12:1. . [[Crossref](#)]
39. Gongyan Yang, Shujie Yao, Xinran Dong. 2023. Digital economy and wage gap between high- and low-skilled workers. *Digital Economy and Sustainable Development* 1:1. . [[Crossref](#)]
40. Yue Lu, Jilin Tian, Minghui Ma. 2023. The effect of automation on firms' carbon dioxide emissions of China. *Digital Economy and Sustainable Development* 1:1. . [[Crossref](#)]
41. Andrea Borsato, André Lorentz. 2023. The Kaldor–Verdoorn law at the age of robots and AI. *Research Policy* 52:10, 104873. [[Crossref](#)]
42. Lin Liang, Liujie Lu, Ling Su. 2023. The impact of industrial robot adoption on corporate green innovation in China. *Scientific Reports* 13:1. . [[Crossref](#)]
43. Janine Berg, Francis Green, Laura Nurski, David A Spencer. 2023. Risks to job quality from digital technologies: Are industrial relations in Europe ready for the challenge?. *European Journal of Industrial Relations* 29:4, 347–365. [[Crossref](#)]
44. Jussi T.S. Heikkilä, Mirva Peltoniemi. 2023. The changing work of IPR attorneys: 30 years of institutional transitions. *Technological Forecasting and Social Change* 197, 122853. [[Crossref](#)]
45. Jeremy Schulz. 2023. Future Shocks: Automation Meets the Pandemic. *American Behavioral Scientist* 67:14, 1793–1800. [[Crossref](#)]
46. Shaoxuan Zhai, Zhenpeng Liu. 2023. Artificial intelligence technology innovation and firm productivity: Evidence from China. *Finance Research Letters* 58, 104437. [[Crossref](#)]
47. Hua Wang, Lingtao Liao, Ji (George) Wu. 2023. Robot adoption and firm's capacity utilization: Evidence from China. *Pacific-Basin Finance Journal* 82, 102196. [[Crossref](#)]
48. Lee E. Ohanian, Musa Orak, Shihan Shen. 2023. Revisiting capital-skill complementarity, inequality, and labor share. *Review of Economic Dynamics* 51, 479–505. [[Crossref](#)]
49. Brice Corgnet, Roberto Hernán-González, Ricardo Mateo. 2023. Peer effects in an automated world. *Labour Economics* 85, 102455. [[Crossref](#)]
50. Chih-Hai Yang. 2023. R&D responses to labor cost shock in China: does firm size matter?. *Small Business Economics* 61:4, 1773–1793. [[Crossref](#)]
51. Rambod Abiri, Nastaran Rizan, Siva K. Balasundram, Arash Bayat Shahbazi, Hazandy Abdul-Hamid. 2023. Application of digital technologies for ensuring agricultural productivity. *Heliyon* 9:12, e22601. [[Crossref](#)]
52. Peng Liang, Xinhui Sun, Luzhuang Qi. 2023. Does artificial intelligence technology enhance green transformation of enterprises: based on green innovation perspective. *Environment, Development and Sustainability* 220. . [[Crossref](#)]
53. Herman L. Boschken. 2023. Economic inequality in U.S. global cities. *Journal of Urban Affairs* 45:10, 1785–1803. [[Crossref](#)]
54. Xudong Li, Gen-Fu Feng, Wai Yan Shum, Kam Hung Chui. 2023. The Impacts of Digital Transformation on Labor Income Share: Evidence from China. *Emerging Markets Finance and Trade* 1–16. [[Crossref](#)]
55. Marcus Miller. 2023. ON THE PROMISES AND PERILS OF SMITHIAN GROWTH: FROM PIN FACTORY TO AI. *National Institute Economic Review* 56, 1–14. [[Crossref](#)]
56. Zezhong Hao, Xianrong Zhu, Xiuwu Zhang. 2023. The Influence of Industrial Digitalization on the Quality Structure of the Labor Force: A Panel Threshold Model Based on Industrial Structure Upgrading. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics* 27:6, 1025–1036. [[Crossref](#)]

57. Greg Hearn, Penny Williams, Jose Hilario Pereira Rodrigues, Melinda Laundon. 2023. Education and training for industry 4.0: a case study of a manufacturing ecosystem. *Education + Training* **65**:8/9, 1070-1084. [[Crossref](#)]
58. Nicoletta Corrocher, Daniele Moschella, Jacopo Staccioli, Marco Vivarelli. 2023. Innovation and the labor market: theory, evidence, and challenges. *Industrial and Corporate Change* **110**. . [[Crossref](#)]
59. A. A. Ternikov. 2023. Artificial intelligence and the demand for skills in Russia. *Voprosy Ekonomiki* :11, 65-80. [[Crossref](#)]
60. Donnette Narine, Takashi Yamashita, Runcie CW Chidebe, Phyllis A Cummins, Jenna W Kramer, Rita Karam. 2023. Associations between education, information-processing skills, and job automation risk in the United States. *Journal of Adult and Continuing Education* **1**. . [[Crossref](#)]
61. Ilya Jackson, Maria Jesus Saenz, Dmitry Ivanov. 2023. From natural language to simulations: applying AI to automate simulation modelling of logistics systems. *International Journal of Production Research* **3**, 1-24. [[Crossref](#)]
62. Sebastiaan Van Doorn, Dimitrios Georgakakis, Jana Oehmichen, Marko Reimer. 2023. Opportunity or Threat? Exploring Middle Manager Roles in the Face of Digital Transformation. *Journal of Management Studies* **60**:7, 1684-1719. [[Crossref](#)]
63. Murat Tarakci, Mariano L. M. Heyden, Linda Rouleau, Anneloes Raes, Steven W. Floyd. 2023. Heroes or Villains? Recasting Middle Management Roles, Processes, and Behaviours. *Journal of Management Studies* **60**:7, 1663-1683. [[Crossref](#)]
64. Henry Stemmler. 2023. Automated Deindustrialization: How Global Robotization Affects Emerging Economies—Evidence from Brazil. *World Development* **171**, 106349. [[Crossref](#)]
65. Xinpeng Xing, Tiantian Chen, Xiaoming Yang, Tiansen Liu. 2023. Digital transformation and innovation performance of China's manufacturers? A configurational approach. *Technology in Society* **75**, 102356. [[Crossref](#)]
66. Mihaela Simionescu, Cristinel Vasiliu, Corina-Georgiana Serban (Patrintas), Andreea-Nicoleta Bichel, Oana Simona Hudea. 2023. Towards a Modern Leadership: Sustainable Development-Oriented Management. *Amfiteatru Economic* **25**:Special 17, 1024. [[Crossref](#)]
67. Andrea Borsato, André Lorentz. 2023. Data production and the coevolving AI trajectories: an attempted evolutionary model. *Journal of Evolutionary Economics* **33**:5, 1427-1472. [[Crossref](#)]
68. Ajay Agrawal, John McHale, Alexander Oettl. 2023. Superhuman science: How artificial intelligence may impact innovation. *Journal of Evolutionary Economics* **33**:5, 1473-1517. [[Crossref](#)]
69. Sai Yuan, Xiongfeng Pan. 2023. Inherent mechanism of digital technology application empowered corporate green innovation: Based on resource allocation perspective. *Journal of Environmental Management* **345**, 118841. [[Crossref](#)]
70. Nikolaos Charalampidis. 2023. Frictions and the diffusion of automation. *The Manchester School* **52**. . [[Crossref](#)]
71. Jose Ignacio Gimenez-Nadal, Almudena Sevilla. 2023. Trends in effort at work in the UK. *Oxford Economic Papers* **33**. . [[Crossref](#)]
72. Lionel Fontagné, Ariell Reshef, Gianluca Santoni, Giulio Vannelli. 2023. Automation, global value chains and functional specialization. *Review of International Economics* **29**:44. . [[Crossref](#)]
73. Fanfan Zhang, Qinan Zhang, Hang Wu. 2023. Robot adoption and export performance: evidence from Chinese industrial firms. *Journal of Manufacturing Technology Management* **34**:6, 896-916. [[Crossref](#)]
74. Mikhail V. Kolesnikov, Udayanto Dwi Atmojo, Valeriy Vyatkin. Data-Driven Human Factors Enabled Digital Twin 1-6. [[Crossref](#)]
75. Vivek Choudhary, Arianna Marchetti, Yash Raj Shrestha, Phanish Puranam. 2023. Human-AI Ensembles: When Can They Work?. *Journal of Management* **7**. . [[Crossref](#)]

76. Siún Carden. 2023. Patterns and Programs: Replication and Creativity in the Place-Based Knitting of Shetland and Ireland. *TEXTILE* 21:4, 819-838. [[Crossref](#)]
77. Oscar Afonso, Tiago Sequeira, Derick Almeida. 2023. Technological knowledge and wages: from skill premium to wage polarization. *Journal of Economics* 140:2, 93-119. [[Crossref](#)]
78. Yuqiang Cao, Yong Hu, Qian Liu, Meiting Lu, Yaowen Shan. 2023. Job creation or disruption? Unraveling the effects of smart city construction on corporate employment in China. *Technological Forecasting and Social Change* 195, 122783. [[Crossref](#)]
79. Sai Yuan, Ran Zhou, Mengna Li, Chengchao Lv. 2023. Investigating the influence of digital technology application on employee compensation. *Technological Forecasting and Social Change* 195, 122787. [[Crossref](#)]
80. David A. Spencer. 2023. Automation and Well-Being: Bridging the Gap between Economics and Business Ethics. *Journal of Business Ethics* 187:2, 271-281. [[Crossref](#)]
81. Jifeng Zhang, Zirui Yang, Bing He. 2023. Does Digital Infrastructure Improve Urban Economic Resilience? Evidence from the Yangtze River Economic Belt in China. *Sustainability* 15:19, 14289. [[Crossref](#)]
82. Chenhui Ding, Xiaoming Song, Yingchun Xing, Yuxuan Wang. 2023. Bilateral Effects of the Digital Economy on Manufacturing Employment: Substitution Effect or Creation Effect?. *Sustainability* 15:19, 14647. [[Crossref](#)]
83. Nargess M. Golshan, Inder K. Khurana, Felipe B. G. Silva. 2023. Financial Transparency, Labor Productivity, and Real Wages: Evidence from Mandatory IFRS Adoption. *Journal of International Accounting Research* 22:3, 31-61. [[Crossref](#)]
84. J. Efrim Boritz, Theophanis C. Stratopoulos. 2023. AI and the Accounting Profession: Views from Industry and Academia. *Journal of Information Systems* 37:3, 1-9. [[Crossref](#)]
85. Vera G. Dianova, Mario D. Schultz. 2023. Discussing ChatGPT's implications for industry and higher education: The case for transdisciplinarity and digital humanities. *Industry and Higher Education* 37:5, 593-600. [[Crossref](#)]
86. Mingfang Dong, Guo Wang, Xianfeng Han. 2023. Artificial intelligence, industrial structure optimization, and CO2 emissions. *Environmental Science and Pollution Research* 30:50, 108757-108773. [[Crossref](#)]
87. Yannick Bormans, Angelos Theodorakopoulos. 2023. Productivity dispersion, wage dispersion and superstar firms. *Economica* 90:360, 1145-1172. [[Crossref](#)]
88. Alexandra Pinheiro, Elena Sochirca, Oscar Afonso, Pedro Cunha Neves. 2023. Automation and off(re)shoring: A meta-regression analysis. *International Journal of Production Economics* 264, 108980. [[Crossref](#)]
89. Guibin Luo, Li Zheng, Queling Zeng. 2023. Natural resources perspective of economic performance: Streamlining mineral resources as a path to sustainable development. *Resources Policy* 86, 104236. [[Crossref](#)]
90. Fredrik B. Kostøl, Elin Svarstad. 2023. Trade Unions and the Process of Technological Change. *Labour Economics* 84, 102386. [[Crossref](#)]
91. Jeremy Atack, Robert A. Margo, Paul W. Rhode. 2023. De-skilling: Evidence from late nineteenth century American manufacturing. *Explorations in Economic History* 108, 101554. [[Crossref](#)]
92. Irene Brambilla, Andrés César, Guillermo Falcone, Leonardo Gasparini. 2023. The impact of robots in Latin America: Evidence from local labor markets. *World Development* 170, 106271. [[Crossref](#)]
93. Alejandro Estefan, Martina Improta, Romina Ordoñez, Paul Winters. 2023. Digital Training for Micro-Entrepreneurs: Experimental Evidence from Guatemala. *The World Bank Economic Review* 33. . [[Crossref](#)]

94. Mirella Damiani, Fabrizio Pompei, Alfred Kleinknecht. 2023. Robots, skills and temporary jobs: evidence from six European countries. *Industry and Innovation* **30**:8, 1060-1109. [[Crossref](#)]
95. Tuğçe OLCAY, Yaşar UYSAL. 2023. Bilgi Toplumunun İstihdama Etkilerinin Türkiye Açısından Değerlendirilmesi. *İzmir İktisat Dergisi* **38**:3, 704-737. [[Crossref](#)]
96. Sabrina Genz, Claus Schnabel. 2023. Digitalization is not gender-neutral. *Economics Letters* **230**, 111256. [[Crossref](#)]
97. Başak Dalgıç, Burcu Fazlıoğlu, Aytekin Güven. 2023. Innovation, employment and market structure: firm level evidence from Turkey. *Empirical Economics* **65**:3, 1385-1407. [[Crossref](#)]
98. Javier Silvestre, John E. Murray. 2023. Determinants in the adoption of a non-labor-substitution technology: mechanical ventilation in West Virginia coal mines, 1898–1907. *Clometrica* **17**:3, 467-500. [[Crossref](#)]
99. Ritu Agarwal, Michelle Dugas, Guodong (Gordon) Gao. 2023. Augmenting physicians with artificial intelligence to transform healthcare: Challenges and opportunities. *Journal of Economics & Management Strategy* **54**. . [[Crossref](#)]
100. Kerstin Hötte, Melline Somers, Angelos Theodorakopoulos. 2023. Technology and jobs: A systematic literature review. *Technological Forecasting and Social Change* **194**, 122750. [[Crossref](#)]
101. Klemen Knez. 2023. Technology diffusion and uneven development. *Journal of Evolutionary Economics* **33**:4, 1171-1195. [[Crossref](#)]
102. Rosa Aisa, Josefina Cabeza, Jorge Martin. 2023. Automation and aging: the impact on older workers in the workforce. *The Journal of the Economics of Ageing* **208**, 100476. [[Crossref](#)]
103. Haonan Wang, Fangjuan Qiu. 2023. AI adoption and labor cost stickiness: based on natural language and machine learning. *Information Technology and Management* **114**. . [[Crossref](#)]
104. Yilin Zhong, Feng Xu, Longpeng Zhang. 2023. Influence of artificial intelligence applications on total factor productivity of enterprises—evidence from textual analysis of annual reports of Chinese-listed companies. *Applied Economics* 1-19. [[Crossref](#)]
105. İlker CIRIK, Tuba SAĞIR AKPOLAT. 2023. Abdüktif Düşünmenin K12 Beceri Geliştirme Sürecindeki Rolü: Matematik Dersi Örneği. *Milli Eğitim Dergisi* . [[Crossref](#)]
106. Minerva Evangelina Ramos Valdés, Marcela Elizondo Dávila. 2023. Habilidades del personal ocupado de una empresa logística con tecnología 4.0. *Revista Venezolana de Gerencia* **28**:Especial 9, 390-408. [[Crossref](#)]
107. Hong Luo, Huiying Qiao. 2023. Exploring the impact of industrial robots on firm innovation under circular economy umbrella: a human capital perspective. *Management Decision* **108**. . [[Crossref](#)]
108. Henri Haapanala, Ive Marx, Zachary Parolin. 2023. Robots and unions: The moderating effect of organized labour on technological unemployment. *Economic and Industrial Democracy* **44**:3, 827-852. [[Crossref](#)]
109. Oghenovo A. Obrimah. 2023. Policy-speak evidence that each of Pareto efficient competition and transfer payments are necessary conditions for first-best progressions to welfare. *SN Business & Economics* **3**:8. . [[Crossref](#)]
110. Qianqian Guo, Zhifang Su. 2023. The Application of Industrial Robot and the High-Quality Development of Manufacturing Industry: From a Sustainability Perspective. *Sustainability* **15**:16, 12621. [[Crossref](#)]
111. Qi-nan Zhang, Fan-fan Zhang, Qiang Mai. 2023. Robot adoption and labor demand: A new interpretation from external competition. *Technology in Society* **74**, 102310. [[Crossref](#)]
112. Xin Jin, Baojie Ma, Haifeng Zhang. 2023. Impact of fast internet access on employment: Evidence from a broadband expansion in China. *China Economic Review* **33**, 102038. [[Crossref](#)]

113. Chengming Li, Peng Huo, Zeyu Wang, Weiguang Zhang, Feiyan Liang, Abbas Mardani. 2023. Digitalization generates equality? Enterprises' digital transformation, financing constraints, and labor share in China. *Journal of Business Research* **163**, 113924. [[Crossref](#)]
114. Chuanglian Chen, Shudan Wang, Shujie Yao, Yuting Lin. 2023. Does digital transformation increase the labor income share?: From a perspective of resources reallocation. *Economic Modelling* **108**, 106474. [[Crossref](#)]
115. David A. Spencer. 2023. Technology and work: Past lessons and future directions. *Technology in Society* **74**, 102294. [[Crossref](#)]
116. Henning Vöpel. 2023. Die „unmenschliche“ Revolution – Künstliche Intelligenz als Schicksalstechnologie für Deutschland und Europa. *Wirtschaftsdienst* **103**:8, 513-517. [[Crossref](#)]
117. Chris Callaghan. 2023. Revisiting how scientific research drives technological change: The Fifth Industrial Revolution. *South African Journal of Science* **119**:7/8. . [[Crossref](#)]
118. Laurent Giraud, Ali Zaher, Selena Hernandez, Al Ariss Akram. 2023. The impacts of artificial intelligence on managerial skills. *Journal of Decision Systems* **32**:3, 566-599. [[Crossref](#)]
119. Per-Anders Edin, Tiernan Evans, Georg Graetz, Sofia Hernnäs, Guy Michaels. 2023. Individual Consequences of Occupational Decline. *The Economic Journal* **133**:654, 2178-2209. [[Crossref](#)]
120. Sarah Kreps, Julie George, Paul Lushenko, Adi Rao. 2023. Exploring the artificial intelligence “Trust paradox”: Evidence from a survey experiment in the United States. *PLOS ONE* **18**:7, e0288109. [[Crossref](#)]
121. Zujie Zhang, Ghulam Rasool Madni, Jaweriya Naeem. 2023. Unleashing the horizons of labor quality, digitalization on upgradation of industrial structure in Asian economies. *PLOS ONE* **18**:7, e0288866. [[Crossref](#)]
122. Junli Shi. 2023. Digital Technology and Value Chain Agglomeration: Evidence from East Asia. *Emerging Markets Finance and Trade* **59**:9, 2866-2881. [[Crossref](#)]
123. Hui Tian, Jiaqi Qin, Chaoyin Cheng, Sohail Ahmad Javeed, Tiansi Chu. 2023. Towards low-carbon sustainable development under Industry 4.0: The influence of industrial intelligence on China's carbon mitigation. *Sustainable Development* **2**. . [[Crossref](#)]
124. Roberto Antonietti, Luca Cattani, Giulio Pedrini. 2023. Robots and the productivity of local manufacturing systems in Emilia-Romagna: the mediating role of occupational similarity and complexity. *European Planning Studies* **31**:7, 1397-1421. [[Crossref](#)]
125. Lei Wang, Yahong Zhou, Benjamin Chiao. 2023. Robots and firm innovation: Evidence from Chinese manufacturing. *Journal of Business Research* **162**, 113878. [[Crossref](#)]
126. Dirk Czarnitzki, Gastón P. Fernández, Christian Rammer. 2023. Artificial intelligence and firm-level productivity. *Journal of Economic Behavior & Organization* **211**, 188-205. [[Crossref](#)]
127. Codrina Rada, Daniele Tavani, Rudiger von Arnim, Luca Zamparelli. 2023. Classical and Keynesian models of inequality and stagnation. *Journal of Economic Behavior & Organization* **211**, 442-461. [[Crossref](#)]
128. Xiangnan Feng, Alex Rutherford. 2023. The dynamic resilience of urban labour networks. *Royal Society Open Science* **10**:7. . [[Crossref](#)]
129. Qiu Huang, Qiaoqi Chen, Xiaochun Qin, Xinlei Zhang. 2023. Study on the influence of industrial intelligence on carbon emission efficiency—empirical analysis of China's Yangtze River Economic Belt. *Environmental Science and Pollution Research* **30**:34, 82248-82263. [[Crossref](#)]
130. Simon Joyce, Charles Umney, Xanthe Whittaker, Mark Stuart. 2023. New social relations of digital technology and the future of work: Beyond technological determinism. *New Technology, Work and Employment* **38**:2, 145-161. [[Crossref](#)]

131. Debra Howcroft, Phil Taylor. 2023. Automation and the future of work: A social shaping of technology approach. *New Technology, Work and Employment* 38:2, 351-370. [[Crossref](#)]
132. Nicole Wu. 2023. "Restrict foreigners, not robots": Partisan responses to automation threat. *Economics & Politics* 35:2, 505-528. [[Crossref](#)]
133. Shaojie Lai, Lihan Chen, Qing Sophie Wang, Hamish D. Anderson. 2023. Bank competition and corporate employment: Evidence from the geographic distribution of bank branches in China. *Journal of Banking & Finance* 33, 106964. [[Crossref](#)]
134. Chungeun Yoon. 2023. Technology adoption and jobs: The effects of self-service kiosks in restaurants on labor outcomes. *Technology in Society* 65, 102336. [[Crossref](#)]
135. Qiongyu Huang, Chuhong Xu, Xiaolong Xue, Hui Zhu. 2023. Can digital innovation improve firm performance: Evidence from digital patents of Chinese listed firms. *International Review of Financial Analysis* 53, 102810. [[Crossref](#)]
136. Jing Wang, Yijing Wang, Jian Song. 2023. The policy evaluation of China's carbon emissions trading scheme on firm employment: A channel from industrial automation. *Energy Policy* 178, 113590. [[Crossref](#)]
137. Jing Lu, Qinglan Xiao, Taoxuan Wang. 2023. Does the digital economy generate a gender dividend for female employment? Evidence from China. *Telecommunications Policy* 47:6, 102545. [[Crossref](#)]
138. Fanlin Meng, Wenping Wang. 2023. The impact of digitalization on enterprise value creation: An empirical analysis of Chinese manufacturing enterprises. *Journal of Innovation & Knowledge* 8:3, 100385. [[Crossref](#)]
139. Stephen Weymouth. Digital Globalization 3, . [[Crossref](#)]
140. Sharon L. Burton, Darrell Norman Burrell, Calvin Nobles. Adapting to the Cyber-Driven Workforce 130-152. [[Crossref](#)]
141. Fredrik W. Andersson, Henrik Jordahl, Anders Kärnä. 2023. Ballooning bureaucracy? Stylized facts of growing administration in Swedish higher education. *Constitutional Political Economy* 33. . [[Crossref](#)]
142. Mikhail V. Kolesnikov, Jan Olaf Blech, Udayanto Dwi Atmojo, Valeriy Vyatkin, Maxim Ya Afanasev. Architecture of a Feedback System for Human-Machine Interaction in a Collaborative Environment 1-4. [[Crossref](#)]
143. Marius R. Busemeyer, Tobias Tober. 2023. Dealing with Technological Change: Social Policy Preferences and Institutional Context. *Comparative Political Studies* 56:7, 968-999. [[Crossref](#)]
144. Hongsheng Zhang, Qingqing Liu, Yueling Wei. 2023. Digital product imports and export product quality: Firm-level evidence from China. *China Economic Review* 79, 101981. [[Crossref](#)]
145. Jinyu Chen, Dandan Zhu, Xiaohang Ren, Wenjing Luo. 2023. Does digital finance promote the "quantity" and "quality" of green innovation? A dynamic spatial Durbin econometric analysis. *Environmental Science and Pollution Research* 30:28, 72588-72606. [[Crossref](#)]
146. Mikhael Deutsch-Heng, Benoit Dostie, Genevieve Dufour. 2023. Job Attributes and Occupational Changes: A Shift-Share Decomposition by Gender and Age Group for Canada, 2006–2016. *Canadian Public Policy* 49:2, 162-179. [[Crossref](#)]
147. Sebastian Goldmann, Michael Knörzer. 2023. Technology advancement propels work productivity: Empirical efficiency potential determination in marketing and sales. *Managerial and Decision Economics* 44:4, 1962-1977. [[Crossref](#)]
148. Alexander Lammers, Felix Lukowski, Kathrin Weis. 2023. The relationship between works councils and firms' further training provision in times of technological change. *British Journal of Industrial Relations* 61:2, 392-424. [[Crossref](#)]
149. Ruting Huang, Xin Yao. 2023. The role of power transmission infrastructure in income inequality: Fresh evidence from China. *Energy Policy* 177, 113564. [[Crossref](#)]

150. Sergio Destefanis, Naqeeb Ur Rehman. 2023. Investment, innovation activities and employment across European regions. *Structural Change and Economic Dynamics* **65**, 474-490. [[Crossref](#)]
151. Esha D. Zaveri, Richard Damania, Nathan Engle. Export Diversification from an Activity Perspective: An Exploration using Occupation Data **5**, . [[Crossref](#)]
152. Xin Dai, Yue Qiu. 2023. Minimum Wage Hikes and Technology Adoption: Evidence from U.S. Establishments. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 1-78. [[Crossref](#)]
153. Marta Fana, Davide Villani. 2023. Retos y desafíos de las cadenas globales de valor. *Papeles de Europa* **36**, e84817. [[Crossref](#)]
154. Sumanta Sen, Warish Patel. Exploring The Uncertain Effects of AI-Powered Automation 2554-2558. [[Crossref](#)]
155. Katja Mann, Lukas Püttmann. 2023. Benign Effects of Automation: New Evidence from Patent Texts. *Review of Economics and Statistics* **105**:3, 562-579. [[Crossref](#)]
156. Rafael Grande, Alberto Vallejo Peña. 2023. Emerging Digital Technologies in the Workplace. 3D Printing, Work Organization and Job Quality at the Airbus Spain Case Study. *International Journal of Innovation and Technology Management* **33**. . [[Crossref](#)]
157. Rizwan Raheem Ahmed, Munwar Hussain Pahi, Shahid Nadeem, Riaz Hussain Soomro, Vishnu Parmar, Fouzia Nasir, Faiz Ahmed. 2023. How and When Ethics Lead to Organizational Performance: Evidence from South Asian Firms. *Sustainability* **15**:10, 8147. [[Crossref](#)]
158. Andrea L. Eisfeldt, Antonio Falato, Mindy Z. Xiaolan. 2023. Human Capitalists. *NBER Macroeconomics Annual* **37**, 1-61. [[Crossref](#)]
159. Yiran Cheng, Xiaorui Zhou, Yongjian Li. 2023. The effect of digital transformation on real economy enterprises' total factor productivity. *International Review of Economics & Finance* **85**, 488-501. [[Crossref](#)]
160. Wen Chen. 2023. Can low-carbon development force enterprises to make digital transformation?. *Business Strategy and the Environment* **32**:4, 1292-1307. [[Crossref](#)]
161. Linhui Wang, Zhanglu Cao, Zhiqing Dong. 2023. Are artificial intelligence dividends evenly distributed between profits and wages? Evidence from the private enterprise survey data in China. *Structural Change and Economic Dynamics* **36**. . [[Crossref](#)]
162. Shengming Hu, Kai Lin, Bei Liu, Hui Wang. 2023. Does robotization improve the skill structure? The role of job displacement and structural transformation. *Applied Economics* **52**, 1-16. [[Crossref](#)]
163. Yan Chen, Bin Xu, Yuqi Hou. 2023. Do smart services promote sustainable green transformation? Evidence from Chinese listed manufacturing enterprises. *PLOS ONE* **18**:4, e0284452. [[Crossref](#)]
164. Qingyang Wu. 2023. Sustainable growth through industrial robot diffusion: Quasi-experimental evidence from a Bartik shift-share design. *Economics of Transition and Institutional Change* **22**. . [[Crossref](#)]
165. Gary S Fields. 2023. The Growth–Employment–Poverty Nexus in Africa. *Journal of African Economies* **32**:Supplement_2, ii147-ii163. [[Crossref](#)]
166. Wu Yunxia, Hao Neng, Ma Yechi. 2023. The Effect of Digital Economy Development on Labor Employment. *Journal of Global Information Management* **31**:6, 1-27. [[Crossref](#)]
167. Franchesca Spektor, Sarah E. Fox, Ezra Awumey, Ben Begleiter, Chinmay Kulkarni, Betsy Stringam, Christine A. Riordan, Hye Jin Rho, Hunter Akridge, Jodi Forlizzi. 2023. Charting the Automation of Hospitality: An Interdisciplinary Literature Review Examining the Evolution of Frontline Service work in the Face of Algorithmic Management. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction* **7**:CSCW1, 1-20. [[Crossref](#)]
168. Yeongjun Yeo, Won-Sik Hwang, Jeong-Dong Lee. 2023. THE SHRINKING MIDDLE: EXPLORING THE NEXUS BETWEEN INFORMATION AND COMMUNICATION

TECHNOLOGY, GROWTH, AND INEQUALITY. *Technological and Economic Development of Economy* 29:3, 874-901. [[Crossref](#)]

169. Yiwen Hu. 2023. Artificial Intelligence and Human Workers Interaction. *Highlights in Science, Engineering and Technology* 44, 90-95. [[Crossref](#)]
170. Seamus McGuinness, Konstantinos Pouliakas, Paul Redmond. 2023. Skills-displacing technological change and its impact on jobs: challenging technological alarmism?. *Economics of Innovation and New Technology* 32:3, 370-392. [[Crossref](#)]
171. Jisun Lim, Keun Lee. 2023. Does Innovation by Firms Still Create Jobs even after the Business Stealing Effect at the Sector Level?. *Journal of Economic Policy Reform* 26:2, 97-125. [[Crossref](#)]
172. Andrea Szalavetz. 2023. Digital technologies shaping the nature and routine intensity of shopfloor work. *Competition & Change* 27:2, 277-301. [[Crossref](#)]
173. Yang Shen, Zhihong Yang. 2023. Chasing Green: The Synergistic Effect of Industrial Intelligence on Pollution Control and Carbon Reduction and Its Mechanisms. *Sustainability* 15:8, 6401. [[Crossref](#)]
174. Weiming Zhang, Jiachao Peng, Lian Zhang. 2023. Disruptive Displacement: The Impacts of Industrial Robots on the Energy Industry's International Division of Labor from a Technological Complexity View. *Energies* 16:8, 3349. [[Crossref](#)]
175. Wanda J. Orlikowski, Susan V. Scott. 2023. The Digital Undertow and Institutional Displacement: A Sociomaterial Approach. *Organization Theory* 4:2. . [[Crossref](#)]
176. Erling Barth, James C. Davis, Richard B. Freeman, Kristina McElheran. 2023. Twisting the demand curve: Digitalization and the older workforce. *Journal of Econometrics* 233:2, 443-467. [[Crossref](#)]
177. . Creation of the People as Technology Theoretical Concept 37-68. [[Crossref](#)]
178. . People as Technology and Systems Thinking in the Context of Human Resource Development 123-146. [[Crossref](#)]
179. Rafael Novella, David Rosas-Shady, Alfredo Alvarado. 2023. Are we nearly there yet? New technology adoption and labor demand in Peru. *Science and Public Policy* 21. . [[Crossref](#)]
180. Goffredo Giordano, Saravana Prashanth Murali Babu, Barbara Mazzolai. 2023. Soft robotics towards sustainable development goals and climate actions. *Frontiers in Robotics and AI* 10. . [[Crossref](#)]
181. Denise Jackson, Claire Lambert. 2023. Adolescent parent perceptions on sustainable career opportunities and building employability capitals for future work. *Educational Review* 54, 1-23. [[Crossref](#)]
182. Ron Boschma, Ernest Miguelez, Rosina Moreno, Diego B. Ocampo-Corrales. 2023. The Role of Relatedness and Unrelatedness for the Geography of Technological Breakthroughs in Europe. *Economic Geography* 99:2, 117-139. [[Crossref](#)]
183. Merih ANGIN, Orçun DOĞMAZER. 2023. Hindistan'ın Yapay Zekâ Gelişimi Üzerine Bir İnceleme. *Mevzu – Sosyal Bilimler Dergisi* :9, 323-349. [[Crossref](#)]
184. Juan He, Xiaodong Du, Wei Tu. 2023. Can corporate digital transformation alleviate financing constraints?. *Applied Economics* 79, 1-17. [[Crossref](#)]
185. Emmanuel Monod, Mary Beth Watson-Manheim, Ingrid Qi, Elisabeth Joyce, Anne-Sophie Mayer, Flavia Santoro. 2023. (Un)intended Consequences of AI Sales Assistants. *Journal of Computer Information Systems* 63:2, 436-448. [[Crossref](#)]
186. Avner Ben-Ner, Ainhua Urtasun, Bledi Taska. 2023. Effects of New Technologies on Work: The Case of Additive Manufacturing. *ILR Review* 76:2, 255-289. [[Crossref](#)]
187. Cheng Qian, Chun Zhu, Duen-Huang Huang, Shangfeng Zhang. 2023. Examining the influence mechanism of artificial intelligence development on labor income share through numerical simulations. *Technological Forecasting and Social Change* 188, 122315. [[Crossref](#)]

188. Christian H. Ebeke, Kodjovi M. Eklou. 2023. Automation and the employment elasticity of fiscal policy. *Journal of Macroeconomics* **75**, 103502. [[Crossref](#)]
189. Gang Peng, Rahul Bhaskar. 2023. Artificial Intelligence and Machine Learning for Job Automation. *Journal of Database Management* **34**:1, 1-12. [[Crossref](#)]
190. Chris Gilleard. 2023. More age, less growth? Secular stagnation and societal ageing. *International Journal of Sociology and Social Policy* **43**:1/2, 1-16. [[Crossref](#)]
191. Peikang Zhang, Huailiang Liang, Changjun Yue. 2023. Technological anxiety: How robots impact college graduates' informal employment?. *Journal of Asian Public Policy* **110**, 1-17. [[Crossref](#)]
192. Nikolas Schöll, Thomas Kurer. 2023. How technological change affects regional voting patterns. *Political Science Research and Methods* **12**, 1-19. [[Crossref](#)]
193. Jiawu Gan, Lihua Liu, Gang Qiao, Qin Zhang. 2023. The role of robot adoption in green innovation: Evidence from China. *Economic Modelling* **119**, 106128. [[Crossref](#)]
194. David Klenert, Enrique Fernández-Macías, José-Ignacio Antón. 2023. Do robots really destroy jobs? Evidence from Europe. *Economic and Industrial Democracy* **44**:1, 280-316. [[Crossref](#)]
195. Jiamin Liu, Xiaoyu Ma, Jiaoning Zhang, Sisi Zhang. 2023. New-type urbanization construction, shift-share of employment, and CO2 emissions: evidence from China. *Environmental Science and Pollution Research* **30**:10, 26472-26495. [[Crossref](#)]
196. Milan Miric, Nan Jia, Kenneth G. Huang. 2023. Using supervised machine learning for large-scale classification in management research: The case for identifying artificial intelligence patents. *Strategic Management Journal* **44**:2, 491-519. [[Crossref](#)]
197. Steffen Künn, Juan Palacios, Nico Pestel. 2023. Indoor Air Quality and Strategic Decision Making. *Management Science* **4**. . [[Crossref](#)]
198. Luis Garcia-Covarrubias, Doris Läßle, Emma Dillon, Fiona Thorne. 2023. Automation and efficiency: A latent class analysis of Irish dairy farms. *Q Open* **3**:1. . [[Crossref](#)]
199. Izak Atiyas, Mark A. Dutz. Digital Technology uses among Microenterprises: Why is Productive use so Low across Sub-Saharan Africa? . [[Crossref](#)]
200. Xiaoxue Du, Xuejian Wang, Patrick Hatzenbuehler. 2023. Digital technology in agriculture: a review of issues, applications and methodologies. *China Agricultural Economic Review* **15**:1, 95-108. [[Crossref](#)]
201. Adio-Adet Tichafara Dinika. 2023. Preparing African youths for the future of work. *Digital Policy Studies* **1**:2, 47-64. [[Crossref](#)]
202. Sean J. Flynn, Andra Ghent. 2023. Does Main Street Benefit from What Benefits Wall Street?. *Journal of Financial and Quantitative Analysis* **11**, 1-37. [[Crossref](#)]
203. Zhihong Yang, Yang Shen. 2023. The impact of intelligent manufacturing on industrial green total factor productivity and its multiple mechanisms. *Frontiers in Environmental Science* **10**. . [[Crossref](#)]
204. P. A. Hancock. 2023. Machining the mind to mind the machine. *Theoretical Issues in Ergonomics Science* **24**:1, 111-128. [[Crossref](#)]
205. Roberto Antonietti, Luca Cattani, Francesca Gambarotto, Giulio Pedrini. 2023. Education, routine, and complexity-biased Key Enabling Technologies: evidence from Emilia-Romagna, Italy. *Industry and Innovation* **30**:1, 103-134. [[Crossref](#)]
206. Annette Bernhardt, Lisa Kresge, Reem Suleiman. 2023. The Data-Driven Workplace and the Case for Worker Technology Rights. *ILR Review* **76**:1, 3-29. [[Crossref](#)]
207. Xiaoyi Li, Qibo Tian. 2023. How Does Usage of Robot Affect Corporate Carbon Emissions?—Evidence from China's Manufacturing Sector. *Sustainability* **15**:2, 1198. [[Crossref](#)]
208. Yunsi Chen, Dezhuang Hu. 2023. Why are exporters more gender-friendly? Evidence from China. *Economic Modelling* **118**, 106087. [[Crossref](#)]

209. Ingvild Almås, Orazio Attanasio, Pamela Jervis. 2023. Economics and Measurement: New Measures to Model Decision Making. *SSRN Electronic Journal* 4. . [[Crossref](#)]
210. Herbert Dawid, Michael Neugart. 2023. Effects of technological change and automation on industry structure and (wage-)inequality: insights from a dynamic task-based model. *Journal of Evolutionary Economics* 33:1, 35-63. [[Crossref](#)]
211. Zeshuang Liu, Xin Lei. Research on the Nonlinear Influence of Artificial Intelligence on Employee Development in Manufacturing Enterprise 169-182. [[Crossref](#)]
212. Aysel Guliyeva, Marina V. Faminskaya, Elena V. Potekhina. Dynamic Interaction Between Human Capital Accumulation and Economic Growth 63-74. [[Crossref](#)]
213. Joseph Ganem. Introduction: The Difference Between Knowing and Learning 1-7. [[Crossref](#)]
214. Joseph Ganem. Labor Markets: Comparative Learning Advantages 9-24. [[Crossref](#)]
215. Nicoletta Corrocher, Daniele Moschella, Jacopo Staccioli, Marco Vivarelli. 2023. Innovation and the Labor Market: Theory, Evidence and Challenges. *SSRN Electronic Journal* 4. . [[Crossref](#)]
216. Barbara Ribeiro, Robert Meckin, Andrew Balmer, Philip Shapira. 2023. The digitalisation paradox of everyday scientific labour: How mundane knowledge work is amplified and diversified in the biosciences. *Research Policy* 52:1, 104607. [[Crossref](#)]
217. Guillaume Chapelle, Gerard Domènech-Arúmi, Paula Eugenia Gobbi. Housing, Neighborhoods, and Inequality 1-34. [[Crossref](#)]
218. Daron Acemoglu, David H. Autor, Christina Patterson. 2023. Bottlenecks: Sectoral Imbalances and the US Productivity Slowdown. *SSRN Electronic Journal* 88. . [[Crossref](#)]
219. Daron Acemoglu, David H. Autor, Christina Patterson. 2023. Bottlenecks: Sectoral Imbalances and the Us Productivity Slowdown. *SSRN Electronic Journal* 88. . [[Crossref](#)]
220. Kyungsoo Kim, hongkee Kim, Chi Young Song. 2023. ##### ## ## ##### ### ## (Changes in the International Economic Order in the Post-pandemic and War Era and Challenges for Korea). *SSRN Electronic Journal* . [[Crossref](#)]
221. BN Kausik. 2023. Long Tails & the Impact of GPT on Labor. *SSRN Electronic Journal* 33. . [[Crossref](#)]
222. Filippo Belloc, Gabriel Burdin, Fabio Landini. 2023. Advanced Technologies and Worker Voice. *Economica* 90:357, 1-38. [[Crossref](#)]
223. Radu Vranceanu, Angela Sutan. 2023. Should the firm or the employee pay for upskilling? A contract theory approach. *Managerial and Decision Economics* 44:1, 197-207. [[Crossref](#)]
224. Kobena T. Hanson, Peter Arthur. Assessing Extractive Natural Resources and Digitalization of Governance Initiatives in Africa: Rethinking Questions of Decline and Resilience 101-123. [[Crossref](#)]
225. Yi Zhang, Wei Xue, Chun Liu. 2023. Go Global, Act Digital: The Impact of Digitalization on Global Value Chain Positioning. *SSRN Electronic Journal* 33. . [[Crossref](#)]
226. Fabrizio Dell'Acqua, Edward McFowland, Ethan R. Mollick, Hila Lifshitz-Assaf, Katherine Kellogg, Saran Rajendran, Lisa Kraymer, François Candelon, Karim R. Lakhani. 2023. Navigating the Jagged Technological Frontier: Field Experimental Evidence of the Effects of AI on Knowledge Worker Productivity and Quality. *SSRN Electronic Journal* . [[Crossref](#)]
227. Zhanbing Xiao. 2023. Labor Exposure to Climate Change and Capital Deepening. *SSRN Electronic Journal* 33. . [[Crossref](#)]
228. Michael Minnis, Andrew Sutherland, Felix Vetter. 2023. Financial Statements not Required. *SSRN Electronic Journal* 33. . [[Crossref](#)]
229. Robertas Damasevicius. 2023. Progress, Evolving Paradigms and Recent Trends in Economic Analysis. *Financial Economics Letters* 2:2. . [[Crossref](#)]

230. Zi An Galvyn Goh, King Wang Poon. A Task-Based Approach to Lifelong Learning, Well-Being, and Resilience in the Workplace of the Future 1071-1089. [[Crossref](#)]
231. Pascual Restrepo. 2023. Automation: Theory, Evidence, and Outlook. *SSRN Electronic Journal* 113. . [[Crossref](#)]
232. Edward Uechi. 2023. The Right Proportion of Labor and Equipment to Achieve Optimal Production: A Model Supported by Evidence of 19 U.S. Industries from 2000 to 2020. *SSRN Electronic Journal* 104. . [[Crossref](#)]
233. Huwei Wen, Nuoyan Li, Fengxiu Zhou. 2023. Digital Economy and Entrepreneurship: Heterogeneity of Labor Force Skills. *Asian Economics Letters* 4:Early View. . [[Crossref](#)]
234. Gustavo de Souza, Haishi Li. 2023. Robots, Tools, and Jobs: Evidence from Brazilian Labor Markets. *SSRN Electronic Journal* 110. . [[Crossref](#)]
235. Vivek Choudhary, Arianna Marchetti, Yash Raj Shrestha, Phanish Puranam. 2023. Working Together, Forever? Project Evaluation, Ai, and Managerial Redundancy. *SSRN Electronic Journal* 33. . [[Crossref](#)]
236. Anthony Le. 2023. Accounting Rules and the Supply of Accountants. *SSRN Electronic Journal* 99. . [[Crossref](#)]
237. Hsiu-I Ting, Wen-Chin Hsu, Mu-Heng Lee. 2023. AI in Finance: Shaping Investor Behavior and Trust through Equity Research Report. *SSRN Electronic Journal* 33. . [[Crossref](#)]
238. Dandan Qiao, Huaxia Rui, Qian Xiong. 2023. AI and Jobs: Has the Inflection Point Arrived? Evidence from an Online Labor Platform. *SSRN Electronic Journal* 33. . [[Crossref](#)]
239. Khanh Duong, Phuc Nguyen. 2023. Innovation and Globalization: Benefactors or Barriers to Inclusive Growth?. *SSRN Electronic Journal* 33. . [[Crossref](#)]
240. Khanh Duong, Phuc Nguyen. 2023. Rethinking the Inequality-Growth Nexus: Short-Term Gains and Long-Term Challenges. *SSRN Electronic Journal* 117. . [[Crossref](#)]
241. Gustavo de Souza, Haishi Li. 2023. Robots, Tools, and Jobs: Evidence from Brazilian Labor Markets. *SSRN Electronic Journal* 110. . [[Crossref](#)]
242. Naomitsu Yashiro, Tomi Kyryä, Hyunjeong Hwang, Juha Tuomala. 2022. Technology, labour market institutions and early retirement. *Economic Policy* 37:112, 811-849. [[Crossref](#)]
243. Tyler Baldwin, Wyatt Clarke, Maysa M. Garcia de Macedo, Rogerio de Paula, Subhro Das. Better Skill-based Job Representations, Assessed via Job Transition Data 2182-2185. [[Crossref](#)]
244. Alexandra Fedorets, Stefan Kirchner, Jule Adriaans, Oliver Giering. 2022. Data on Digital Transformation in the German Socio-Economic Panel. *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik* 242:5-6, 691-705. [[Crossref](#)]
245. Kamila Mouläi, Gazi Islam, Stephan Manning, Laurianne Terlinden. 2022. "All too human" or the emergence of a techno-induced feeling of being less-able: identity work, ableism and new service technologies. *The International Journal of Human Resource Management* 33:22, 4499-4531. [[Crossref](#)]
246. Thomas Gries, Wim Naudé. 2022. Modelling artificial intelligence in economics. *Journal for Labour Market Research* 56:1. . [[Crossref](#)]
247. Pei Zhang, Jiaoe Wang, Mengming Li, Fan Xiao. 2022. Research on the mechanism of information infrastructure affecting industrial structure upgrading. *Scientific Reports* 12:1. . [[Crossref](#)]
248. Aniruddh Mohan, Parth Vaishnav. 2022. Impact of automation on long haul trucking operator-hours in the United States. *Humanities and Social Sciences Communications* 9:1. . [[Crossref](#)]
249. Karen Paulina Vargas-Bravo, Paula Andrea Córdova-Coronel, Luis Bernardo Tonon-Ordóñez. 2022. Determinantes en la Contratación de Trabajadores para las Empresas Manufactureras Ecuatorianas. *Economía y Negocios* 13:2, 93-108. [[Crossref](#)]

250. Xiao Shen, Jingbo Liang, Jiangning Cao, Zhengwen Wang. 2022. How Population Aging Affects Industrial Structure Upgrading: Evidence from China. *International Journal of Environmental Research and Public Health* **19**:23, 16093. [[Crossref](#)]
251. Panda Su, Yu Wang. 2022. Does It Help Carbon Reduction in China? A Research Paper about the Mediating Role of Production Automation Based on the Carbon Kuznets Curve. *Sustainability* **14**:23, 16000. [[Crossref](#)]
252. Jack Stilgoe, Miloš Mladenović. 2022. The politics of autonomous vehicles. *Humanities and Social Sciences Communications* **9**:1. . [[Crossref](#)]
253. Siqi Li, Xintao Li, Qingqing Zhao, Jun Zhang, Haoyu Xue. 2022. An Analysis of the Dimensional Constructs of Green Innovation in Manufacturing Enterprises: Scale Development and Empirical Testing. *Sustainability* **14**:24, 16919. [[Crossref](#)]
254. G. Dosi, M.C. Pereira, A. Roventini, M.E. Virgillito. 2022. Technological paradigms, labour creation and destruction in a multi-sector agent-based model. *Research Policy* **51**:10, 104565. [[Crossref](#)]
255. Minji Rhyu, Sungwon Lee. 2022. Distributional Effects of Fourth Industrial Revolution Technology on Productivity: Evidence from Korean Firm-level Data. *International Journal of Empirical Economics* **01**:04. . [[Crossref](#)]
256. John Gilbert, Onur A. Koska, Reza Oladi. 2022. Labor-eliminating technology, wage inequality, and trade protectionism. *Journal of Public Economic Theory* **24**:6, 1249-1265. [[Crossref](#)]
257. Jian Song, Yijing Wang, Jing Wang. 2022. The Impact of SO2 Emissions Trading Scheme on Firm's Environmental Performance: A Channel from Robot Application. *International Journal of Environmental Research and Public Health* **19**:24, 16471. [[Crossref](#)]
258. Mari Sako, Matthias Qian, Jacopo Attolini. 2022. Future of professional work: evidence from legal jobs in Britain and the United States. *Journal of Professions and Organization* **9**:2, 143-169. [[Crossref](#)]
259. Toon Van Overbeke. 2022. Conflict or cooperation? Exploring the relationship between cooperative institutions and robotisation. *British Journal of Industrial Relations* **33**. . [[Crossref](#)]
260. David Barrientos, Bruno J. T. Fernandes, Cleyton Mario O. Rodrigues, Leandro Honorato De S. Silva, Allana Rocha, Paulo Christiano Sobral, Bruno Souza, Dionizio Feitosa, Juliana Barreto, Mabel Guimaraes. A Legal Information System for Intelligent Sentence Mining Applied to Civil Law 1-6. [[Crossref](#)]
261. Marcus Wigan, Greg Adamson, Priya Rani, Nick Dyson, Fabian Horton. Chatbots and Explainable Artificial Intelligence 1-5. [[Crossref](#)]
262. Ni Chen, Zhi Li, Bo Tang. 2022. Can digital skill protect against job displacement risk caused by artificial intelligence? Empirical evidence from 701 detailed occupations. *PLOS ONE* **17**:11, e0277280. [[Crossref](#)]
263. Xiangmei Zhu, Bin Zhang, Hui Yuan. 2022. Digital economy, industrial structure upgrading and green total factor productivity—Evidence in textile and apparel industry from China. *PLOS ONE* **17**:11, e0277259. [[Crossref](#)]
264. Sagarika Mishra, Michael T. Ewing, Holly B. Cooper. 2022. Artificial intelligence focus and firm performance. *Journal of the Academy of Marketing Science* **50**:6, 1176-1197. [[Crossref](#)]
265. Linhui Wang, Hui Wang, Zhanglu Cao, Yongda He, Zhiqing Dong, Shixiang Wang. 2022. Can industrial intellectualization reduce carbon emissions? — Empirical evidence from the perspective of carbon total factor productivity in China. *Technological Forecasting and Social Change* **184**, 121969. [[Crossref](#)]
266. Christos A. Makridis, Saurabh Mishra. 2022. Artificial Intelligence as a Service, Economic Growth, and Well-Being. *Journal of Service Research* **25**:4, 505-520. [[Crossref](#)]

267. Christian Brannstrom, Michael Ewers, Peter Schwarz. 2022. Will peak talent arrive before peak oil or peak demand?: Exploring whether career choices of highly skilled workers will accelerate the transition to renewable energy. *Energy Research & Social Science* **93**, 102834. [[Crossref](#)]
268. Taehwan Kim. 2022. Changing Market Structure and Evolving Ways to Compete: Evidence from Retail Gasoline. *The Energy Journal* **43**:6, 147-168. [[Crossref](#)]
269. Tobias Müller, Florian Schuberth, Micha Bergsiek, Jörg Henseler. 2022. How can the transition from office to telework be managed? The impact of tasks and workplace suitability on collaboration and work performance. *Frontiers in Psychology* **13**. . [[Crossref](#)]
270. Qinyi Liu, Belton M. Fleisher. 2022. Job tasks and cognitive skill accumulation. *Applied Economics* **54**:49, 5734-5753. [[Crossref](#)]
271. Xiaozhen Qin, Weipan Xu, Haohui 'Caron' Chen, Jiawei Zhong, Yifei Sun, Xun Li. 2022. Automation, firm employment and skill upgrading: firm-level evidence from China. *Industry and Innovation* **29**:9, 1075-1107. [[Crossref](#)]
272. Ekkehard Ernst. 2022. The AI trilemma: Saving the planet without ruining our jobs. *Frontiers in Artificial Intelligence* **5**. . [[Crossref](#)]
273. Felix Creutzig, Daron Acemoglu, Xuemei Bai, Paul N. Edwards, Marie Josefine Hintz, Lynn H. Kaack, Siir Kilkis, Stefanie Kunkel, Amy Luers, Nikola Milojevic-Dupont, Dave Rejeski, Jürgen Renn, David Rolnick, Christoph Rosol, Daniela Russ, Thomas Turnbull, Elena Verdolini, Felix Wagner, Charlie Wilson, Aicha Zekar, Marius Zumwald. 2022. Digitalization and the Anthropocene. *Annual Review of Environment and Resources* **47**:1, 479-509. [[Crossref](#)]
274. David Andersson, Mounir Karadja, Erik Prawitz. 2022. Mass Migration and Technological Change. *Journal of the European Economic Association* **20**:5, 1859-1896. [[Crossref](#)]
275. Manuel A. Hidalgo-Pérez, Benedetto Molinari. 2022. The effect of early automation on the wage distribution with endogenous occupational choices. *Economia Politica* **39**:3, 1055-1082. [[Crossref](#)]
276. Carlos Usabiaga, Fernando Núñez, Lukasz Arendt, Ewa Gałęcka-Burdziak, Robert Pater. 2022. Skill requirements and labour polarisation: An association analysis based on Polish online job offers. *Economic Modelling* **115**, 105963. [[Crossref](#)]
277. Jakub Growiec. 2022. AUTOMATION, PARTIAL AND FULL. *Macroeconomic Dynamics* **26**:7, 1731-1755. [[Crossref](#)]
278. Alberto Chong, Daniel Velásquez, Mónica Yáñez-Pagans. 2022. Computers and Discretion: Evidence from Two Randomized Natural Experiments. *Economic Development and Cultural Change* **71**:1, 63-109. [[Crossref](#)]
279. Wei Qian, Yongsheng Wang. 2022. How Do Rising Labor Costs Affect Green Total Factor Productivity? Based on the Industrial Intelligence Perspective. *Sustainability* **14**:20, 13653. [[Crossref](#)]
280. Debraj Ray, Dilip Mookherjee. 2022. Growth, automation, and the long-run share of labor. *Review of Economic Dynamics* **46**, 1-26. [[Crossref](#)]
281. Irina S. Bagdasaryan, Andrey G. Golovko, Emil E. Barinov, Mikhail Y. Ponezhin. Technological Discrimination of Employees Amid the Covid-19 Pandemic and in the Post-Pandemic Period: Labour Conflicts of Express Digitalization and their Solutions 67-80. [[Crossref](#)]
282. Konstantin V. Vodenko, Irina S. Bagdasaryan, Daria O. Tyurina, Galina B. Vlasova. Modelling of Conflict in the Labour Market Under the Conditions of Automatization Based on Robots, Big Data and AI: The Specifics of Technological Inequality of Countries and Conflict Management 121-131. [[Crossref](#)]
283. Mariasole Bannò, Giorgia Maria D'Allura, Emilia Filippi, Sandro Trento. 2022. How do non-economic goals and priorities affect family firm's propensity to innovate in automation? The role

- of ownership, board of director, young successor and generation. *European Journal of Innovation Management* **25**:6, 961-983. [[Crossref](#)]
284. Erika Majzlíková, Matej Vitáloš. 2022. Potential Risk of Automation for Jobs in Slovakia: A District- and Industry-Level Analysis. *Eastern European Economics* **60**:5, 452-478. [[Crossref](#)]
 285. Malo Mofakhami. 2022. Is Innovation Good for European Workers? Beyond the Employment Destruction/Creation Effects, Technology Adoption Affects the Working Conditions of European Workers. *Journal of the Knowledge Economy* **13**:3, 2386-2430. [[Crossref](#)]
 286. José-Ignacio Antón, David Klenert, Enrique Fernández-Macías, Maria Cesira Urzi Brancati, Georgios Alaveras. 2022. The labour market impact of robotisation in Europe. *European Journal of Industrial Relations* **28**:3, 317-339. [[Crossref](#)]
 287. Luis Felipe Sáenz. 2022. Time-varying capital intensities and the hump-shaped evolution of economic activity in manufacturing. *Journal of Macroeconomics* **73**, 103429. [[Crossref](#)]
 288. Rupika Khanna, Chandan Sharma. 2022. Impact of information technology on firm performance: New evidence from Indian manufacturing. *Information Economics and Policy* **60**, 100986. [[Crossref](#)]
 289. Jasmine Mondolo. 2022. The composite link between technological change and employment: A survey of the literature. *Journal of Economic Surveys* **36**:4, 1027-1068. [[Crossref](#)]
 290. Braiden Coleman, Kenneth Merkley, Joseph Pacelli. 2022. Human Versus Machine: A Comparison of Robo-Analyst and Traditional Research Analyst Investment Recommendations. *The Accounting Review* **97**:5, 221-244. [[Crossref](#)]
 291. Diti Goswami. 2022. Productivity and job reallocation: evidence from the Indian manufacturing. *International Journal of Manpower* **43**:6, 1425-1448. [[Crossref](#)]
 292. Pablo D. Fajgelbaum, Amit K. Khandelwal. 2022. The Economic Impacts of the US-China Trade War. *Annual Review of Economics* **14**:1, 205-228. [[Crossref](#)]
 293. Gene M. Grossman, Ezra Oberfield. 2022. The Elusive Explanation for the Declining Labor Share. *Annual Review of Economics* **14**:1, 93-124. [[Crossref](#)]
 294. Tuuli Turja, Tuomo Särkikoski, Pertti Koistinen, Oxana Krutova, Harri Melin. 2022. Job well robotized! – Maintaining task diversity and well-being in managing technological changes. *European Management Journal* **146**. [[Crossref](#)]
 295. Adam Seth Litwin, Jessie HF Hammerling, Françoise Carré, Chris Tilly, Chris Benner, Sarah Mason, Steve Viscelli, Beth Gutelius, Nik Theodore. 2022. A Forum on Emerging Technologies. *ILR Review* **75**:4, 807-856. [[Crossref](#)]
 296. Yituan Liu, Yabin Bian, Wenhao Zhang. 2022. How Does Enterprises' Digital Transformation Impact the Educational Structure of Employees? Evidence from China. *Sustainability* **14**:15, 9432. [[Crossref](#)]
 297. Aleksandr Christenko. 2022. Automation and occupational mobility: A task and knowledge-based approach. *Technology in Society* **70**, 101976. [[Crossref](#)]
 298. Lin William Cong, Wenshi Wei, Danxia Xie, Longtian Zhang. 2022. Endogenous growth under multiple uses of data. *Journal of Economic Dynamics and Control* **141**, 104395. [[Crossref](#)]
 299. Luca Eduardo Fierro, Alessandro Caiani, Alberto Russo. 2022. Automation, Job Polarisation, and Structural Change. *Journal of Economic Behavior & Organization* **200**, 499-535. [[Crossref](#)]
 300. Jing Zou, Xiaojun Deng. 2022. Housing tenure choice and socio-economic integration of migrants in rising cities of China. *China Economic Review* **74**, 101830. [[Crossref](#)]
 301. Michał Jerzmanowski, Robert Tamura. 2022. Aggregate elasticity of substitution between skills: estimates from a macroeconomic approach. *Macroeconomic Dynamics* **12**, 1-31. [[Crossref](#)]

302. Naoum Tsolakis, Dimitris Zissis, Spiros Papaefthimiou, Nikolaos Korfiatis. 2022. Towards AI driven environmental sustainability: an application of automated logistics in container port terminals. *International Journal of Production Research* **60**:14, 4508-4528. [[Crossref](#)]
303. Chen Zhang, Biao Ma, Yujie Gan, Hao Xu. 2022. The Bottom of the Heart of the Property Builder: Evidence from Online Messages of Chinese Rural Migrant Workers. *Chinese Political Science Review* **33**. . [[Crossref](#)]
304. Chia-Hui Lu. 2022. ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND HUMAN JOBS. *Macroeconomic Dynamics* **26**:5, 1162-1201. [[Crossref](#)]
305. Chih-Hai Yang. 2022. How Artificial Intelligence Technology Affects Productivity and Employment: Firm-level Evidence from Taiwan. *Research Policy* **51**:6, 104536. [[Crossref](#)]
306. Guendalina Anzolin, Antonio Andreoni, Antonello Zanfei. 2022. What is driving robotisation in the automotive value chain? Empirical evidence on the role of FDI and domestic capabilities in technology adoption. *Technovation* **115**, 102476. [[Crossref](#)]
307. Eden S. H. Yu, Chi-Chur Chao. 2022. Online sales, home delivery, and the platform economy. *Bulletin of Economic Research* **74**:3, 722-736. [[Crossref](#)]
308. . Policy Innovation in Africa 16-34. [[Crossref](#)]
309. Fabio D'Orlando. 2022. Social Interaction, Envy, and the Basic Income: Do Remedies to Technological Unemployment Reduce Well-being?. *Basic Income Studies* **17**:1, 53-93. [[Crossref](#)]
310. Jean-Philippe Deranty, Thomas Corbin. 2022. Artificial intelligence and work: a critical review of recent research from the social sciences. *AI & SOCIETY* **4**. . [[Crossref](#)]
311. Frank M. Fossen, Daniel Samaan, Alina Sorgner. 2022. How Are Patented AI, Software and Robot Technologies Related to Wage Changes in the United States?. *Frontiers in Artificial Intelligence* **5**. . [[Crossref](#)]
312. Alessio Rebecchi, Nicholas Rohde. 2022. Economic insecurity, racial anxiety, and right-wing populism. *Review of Income and Wealth* **306**. . [[Crossref](#)]
313. Yuhong Du, Xiahai Wei. 2022. Technological change and unemployment: evidence from China. *Applied Economics Letters* **29**:9, 851-854. [[Crossref](#)]
314. Provash Kumer Sarker. 2022. Macroeconomic effects of artificial intelligence on emerging economies: Insights from Bangladesh. *Economics Management and Sustainability* **7**:1, 59-69. [[Crossref](#)]
315. Hong Jiang, Xue Wang, Qian Xiao, Silin Li. 2022. Investment Behavior Related to Automated Machines and Biased Technical Change: Based on Evidence From Listed Manufacturing Companies in China. *Frontiers in Psychology* **13**. . [[Crossref](#)]
316. Silvio Traverso, Massimiliano Vatterio, Enrico Zaninotto. 2022. Robots and labor regulation: a cross-country/cross-industry analysis. *Economics of Innovation and New Technology* **23**, 1-23. [[Crossref](#)]
317. Antonio Paolillo, Fabrizio Colella, Nicola Nosengo, Fabrizio Schiano, William Stewart, Davide Zambrano, Isabelle Chappuis, Rafael Lalive, Dario Floreano. 2022. How to compete with robots by assessing job automation risks and resilient alternatives. *Science Robotics* **7**:65. . [[Crossref](#)]
318. Limeng Ying, Xiaojing Liu, Menghao Li, Lipeng Sun, Pishi Xiu, Jie Yang. 2022. How does intelligent manufacturing affects enterprise innovation? The mediating role of organisational learning. *Enterprise Information Systems* **16**:4, 630-667. [[Crossref](#)]
319. Marcello Nieuddu, Filippo Bertani, Linda Ponta. 2022. The sustainability transition and the digital transformation: two challenges for agent-based macroeconomic models. *Review of Evolutionary Political Economy* **3**:1, 193-226. [[Crossref](#)]
320. Cristian Alonso, Andrew Berg, Siddharth Kothari, Chris Papageorgiou, Sidra Rehman. 2022. Will the AI revolution cause a great divergence?. *Journal of Monetary Economics* **127**, 18-37. [[Crossref](#)]

321. Luís Guimarães, Pedro Mazedo Gil. 2022. Explaining the Labor Share: Automation Vs Labor Market Institutions. *Labour Economics* 75, 102146. [[Crossref](#)]
322. Daron Acemoglu, David Autor, Jonathon Hazell, Pascual Restrepo. 2022. Artificial Intelligence and Jobs: Evidence from Online Vacancies. *Journal of Labor Economics* 40:S1, S293-S340. [[Crossref](#)]
323. Filippo Belloc, Gabriel Burdin, Luca Cattani, William Ellis, Fabio Landini. 2022. Coevolution of job automation risk and workplace governance. *Research Policy* 51:3, 104441. [[Crossref](#)]
324. Nanxu Chen, Dongqing Sun, Jing Chen. 2022. Digital transformation, labour share, and industrial heterogeneity. *Journal of Innovation & Knowledge* 7:2, 100173. [[Crossref](#)]
325. Jiyong Park, Jongho Kim. 2022. A data-driven exploration of the race between human labor and machines in the 21 st century. *Communications of the ACM* 65:5, 79-87. [[Crossref](#)]
326. Sergio De Nardis, Francesca Parente. 2022. Technology and task changes in the major EU countries. *Contemporary Economic Policy* 40:2, 391-413. [[Crossref](#)]
327. Galina N. Tuguskina, Liliya V. Rozhkova, Lyudmila I. Naydenova, Vadim N. Supikov, Shakhruddin G. Seidov. 2022. Continuing Education as a Condition for Increasing Specialists' Competitiveness in the Labor Market. *Integration of Education* 26:1, 111-129. [[Crossref](#)]
328. Rajeev K. Goel, Michael A. Nelson. 2022. Employment effects of R&D and process innovation: evidence from small and medium-sized firms in emerging markets. *Eurasian Business Review* 12:1, 97-123. [[Crossref](#)]
329. Stefania Innocenti, Marta Golin. 2022. Human capital investment and perceived automation risks: Evidence from 16 countries. *Journal of Economic Behavior & Organization* 195, 27-41. [[Crossref](#)]
330. Deborah Giustini. 2022. Haken conference interpreters in Japan: Exploring status through the sociology of work and of professions. *Interpreting and Society* 2:1, 3-31. [[Crossref](#)]
331. Xin Du, Hengming Zhang, Yawen Han. 2022. How Does New Infrastructure Investment Affect Economic Growth Quality? Empirical Evidence from China. *Sustainability* 14:6, 3511. [[Crossref](#)]
332. Alireza Amini, Behnam Nikbin. 2022. Estimation and Analysis of Gender-Specific Labor Demand Functions in Iran. *The Journal of Planning and Budgeting* 26:4, 35-64. [[Crossref](#)]
333. María García-Vega. 2022. R&D restructuring during the Great Recession and young firms. *International Journal of Industrial Organization* 81, 102819. [[Crossref](#)]
334. Juthathip Jongwanich, Archanun Kohpaiboon, Ayako Obashi. 2022. Technological advancement, import penetration and labour markets: Evidence from Thailand. *World Development* 151, 105746. [[Crossref](#)]
335. Michael Cauvel, Aaron Pacitti. 2022. Bargaining power, structural change, and the falling U.S. labor share. *Structural Change and Economic Dynamics* 60, 512-530. [[Crossref](#)]
336. Pablo Egana-delSol, Gabriel Cruz, Alejandro Micco. 2022. COVID-19 and automation in a developing economy: Evidence from Chile. *Technological Forecasting and Social Change* 176, 121373. [[Crossref](#)]
337. Fushu Luan, Xinhui Yang, Yang Chen, Paulo José Regis. 2022. Industrial robots and air environment: A moderated mediation model of population density and energy consumption. *Sustainable Production and Consumption* 30, 870-888. [[Crossref](#)]
338. Kate A. Hamblin. 2022. Technology in care systems: Displacing, reshaping, reinstating or degrading roles?. *New Technology, Work and Employment* 37:1, 41-58. [[Crossref](#)]
339. Sophia J. W. Hamm, Boochun Jung, Woo-Jong Lee, Daniel G. Yang. 2022. Organized Labor and Inventory Stockpiling. *The Accounting Review* 97:2, 241-266. [[Crossref](#)]
340. Vivek Srikrishnan, Yawen Guan, Richard S. J. Tol, Klaus Keller. 2022. Probabilistic projections of baseline twenty-first century CO2 emissions using a simple calibrated integrated assessment model. *Climatic Change* 170:3-4. . [[Crossref](#)]

341. Alexandra Ioannidou, Andrea Parma. 2022. Risk of Job Automation and Participation in Adult Education and Training: Do Welfare Regimes Matter?. *Adult Education Quarterly* **72**:1, 84-109. [[Crossref](#)]
342. Deniz Güvercin. 2022. Digitalization and populism: Cross-country evidence. *Technology in Society* **68**, 101802. [[Crossref](#)]
343. Chi-Wei Su, Xi Yuan, Muhammad Umar, Oana-Ramona Lobonț. 2022. Does technological innovation bring destruction or creation to the labor market?. *Technology in Society* **68**, 101905. [[Crossref](#)]
344. Longzheng Du, Weifen Lin. 2022. Does the application of industrial robots overcome the Solow paradox? Evidence from China. *Technology in Society* **68**, 101932. [[Crossref](#)]
345. Meng Niu, Zhenguo Wang, Yabin Zhang. 2022. How information and communication technology drives (routine and non-routine) jobs: Structural path and decomposition analysis for China. *Telecommunications Policy* **46**:1, 102242. [[Crossref](#)]
346. Pablo Egana-delSol, Monserrat Bustelo, Laura Ripani, Nicolas Soler, Mariana Viollaz. 2022. Automation in Latin America: Are Women at Higher Risk of Losing Their Jobs?. *Technological Forecasting and Social Change* **175**, 121333. [[Crossref](#)]
347. Frank M. Fossen, Alina Sorgner. 2022. New digital technologies and heterogeneous wage and employment dynamics in the United States: Evidence from individual-level data. *Technological Forecasting and Social Change* **175**, 121381. [[Crossref](#)]
348. Joao Guerreiro, Sergio Rebelo, Pedro Teles. 2022. Should Robots Be Taxed?. *The Review of Economic Studies* **89**:1, 279-311. [[Crossref](#)]
349. Jean-Marie Peretti. Avant-propos. La révolution numérique améliore-t-elle l'impact social des entreprises ? 54-70. [[Crossref](#)]
350. Stanislav Rogachev, Bakytbek Akaev. Algorithms for Labour Income Share Forecasting: Detecting of Intersectoral Nonlinearity 161-180. [[Crossref](#)]
351. Michael Oyelere, Adejoke Ige-Olaobaju, Rashmi Maini. Trade Union Revitalisation: The Impact of Artificial Intelligence and Gig Economy 399-424. [[Crossref](#)]
352. Rita de la Feria, María Amparo Grau Ruiz. Taxing Robots 93-99. [[Crossref](#)]
353. Krige Siebrits. Will This Time Be Different? Effects of Large-Scale Technological Change in Advanced Democracies 37-62. [[Crossref](#)]
354. Agata Frankowska, Bartosz Pawlik. A Decade of Artificial Intelligence Research in the European Union: A Bibliometric Analysis 52-62. [[Crossref](#)]
355. Swati Bhatt. Business Dynamism Over 1994-2020 31-49. [[Crossref](#)]
356. Swati Bhatt. The Mature Startups 87-119. [[Crossref](#)]
357. Mauro Caselli, Andrea Fracasso. COVID-19 and Technology 1-34. [[Crossref](#)]
358. Ying Qiu. The Reconfiguration of Global Value Chains in the Digital Economy: Recent Trends and China's New Agenda 267-294. [[Crossref](#)]
359. Ivan Savin, Ingrid Ott, Chris Konop. 2022. Tracing the evolution of service robotics: Insights from a topic modeling approach. *Technological Forecasting and Social Change* **174**, 121280. [[Crossref](#)]
360. Aina Gallego, Thomas Kurer, Nikolas Schöll. 2022. Neither Left Behind nor Superstar: Ordinary Winners of Digitalization at the Ballot Box. *The Journal of Politics* **84**:1, 418-436. [[Crossref](#)]
361. Dušan Vujović. 2022. Innovations, productivity and growth: Reform and policy challenges for Serbia. *Ekonomika preduzeća* **70**:3-4, 161-178. [[Crossref](#)]
362. Benjamin Moll, Lukasz Rachel, Pascual Restrepo. 2022. Uneven Growth: Automation's Impact on Income and Wealth Inequality. *Econometrica* **90**:6, 2645-2683. [[Crossref](#)]

363. Fabio Montobbio, Jacopo Staccioli, Maria Enrica Virgillito, Marco Vivarelli. 2022. Robots and the origin of their labour-saving impact. *Technological Forecasting and Social Change* **174**, 121122. [[Crossref](#)]
364. Deborah Giustini. COVID-19 and the Configuration of Materiality in Remote Interpreting: Is Technology Biting Back? 197-213. [[Crossref](#)]
365. Pavle Jakšić. 2022. Pandemic crisis: Macroeconomic effects and reaction of economic authorities. *Ekonomski pogledi* **24**:2, 69-96. [[Crossref](#)]
366. Aleksandra Parteka, Joanna Wolszczak-Derlacz, Dagmara Nikulin. 2022. How Digital Technology Affects Working Conditions in Globally Fragmented Production Chains: Evidence from Europe. *SSRN Electronic Journal* **4**. . [[Crossref](#)]
367. Filippo Belloc, Gabriel Burdin, Fabio Landini. 2022. Robots, Digitalization, and Worker Voice. *SSRN Electronic Journal* **12**. . [[Crossref](#)]
368. Yinghua Li, Nuo Shi, Stephen Teng Sun. 2022. Robot Penetration and Asymmetric Cost Behavior. *SSRN Electronic Journal* **128**. . [[Crossref](#)]
369. Dirk Czarnitzki, Gastón P. Fernández, Christian Rammer. 2022. Artificial Intelligence and Firm-Level Productivity. *SSRN Electronic Journal* **33**. . [[Crossref](#)]
370. Jiwon Park. 2022. Digital Transformation and Labor Market: How Much Do We Know?. *SSRN Electronic Journal* **33**. . [[Crossref](#)]
371. Hideki Nakamura. 2022. Can Displaced Workers Have a Fresh Start?. *SSRN Electronic Journal* **118**. . [[Crossref](#)]
372. Paul D. McNelis, Guay C. Lim. 2022. Fiscal Policies, Output Growth and the Labor Share of National Income. *SSRN Electronic Journal* **108**. . [[Crossref](#)]
373. Linhui Wang, Hui Wang, Yongda He, Zhiqing Dong, Shixiang Wang, Zhanglu Cao. 2022. Can Industrial Intellectualization Reduce Carbon Emissions? Empirical Evidence from the Perspective of Carbon Total Factor Productivity in China. *SSRN Electronic Journal* **102**. . [[Crossref](#)]
374. Astrid Krenz, Holger Strulik. 2022. Automation and the Fall and Rise of the Servant Economy. *SSRN Electronic Journal* **4**. . [[Crossref](#)]
375. Kaizhao Guo. 2022. Automation, Skill and Job Creation. *SSRN Electronic Journal* **4**. . [[Crossref](#)]
376. Hubert Escaith. 2022. Creative Industry 4.0: Towards a New Globalised Creative Economy (an Overview). *SSRN Electronic Journal* **33**. . [[Crossref](#)]
377. Filippo Belloc, Gabriel Burdin, Luca Cattani, William Ellis, Fabio Landini. 2022. Coevolution of Job Automation Risk and Workplace Governance. *SSRN Electronic Journal* **55**. . [[Crossref](#)]
378. Henri Haapanala, Ive Marx, Zachary Parolin. 2022. Robots and Unions: The Moderating Effect of Organised Labour on Technological Unemployment. *SSRN Electronic Journal* **113**. . [[Crossref](#)]
379. Xue Guo, Zhi Cheng, Paul A. Pavlou. 2022. Skill-Biased Technical Change Again? Online Gig Platforms and Local Employment. *SSRN Electronic Journal* **93**. . [[Crossref](#)]
380. David H. Autor. 2022. The Labor Market Impacts of Technological Change: From Unbridled Enthusiasm to Qualified Optimism to Vast Uncertainty. *SSRN Electronic Journal* **40**. . [[Crossref](#)]
381. José Ignacio Giménez, Almudena Sevilla. 2022. Work Effort in the UK: Trends and Explanations. *SSRN Electronic Journal* **4**. . [[Crossref](#)]
382. Ajay K. Agrawal, Joshua S. Gans, Avi Goldfarb. 2022. Prediction Machines, Insurance, and Protection: An Alternative Perspective on AI's Role in Production. *SSRN Electronic Journal* **33**. . [[Crossref](#)]
383. Oghenovo A. Ogrimah. 2022. Inferring Robustness of Implementations of Probabilistic (Formulations of) Expected Utility Theory: Some Standard Conditions. *SSRN Electronic Journal* **33**. . [[Crossref](#)]

384. Ajay K. Agrawal, Joshua Gans, Avi Goldfarb. 2022. Prediction Machines, Insurance, and Protection: An Alternative Perspective on Ai's Role in Production. *SSRN Electronic Journal* 33. . [\[Crossref\]](#)
385. Claudio Baccianti, Vincent Labhard, Jonne Lehtimäki. 2022. Digitalisation, Institutions and Governance, and Diffusion: Mechanisms and Evidence. *SSRN Electronic Journal* 147. . [\[Crossref\]](#)
386. Joachim Elmegaard. 2022. The Role of Artificial Intelligence in Accounting – New Perspectives on Empirical Research. *SSRN Electronic Journal* 12. . [\[Crossref\]](#)
387. David H. Autor, Caroline Chin, Anna Salomons, Bryan Seegmiller. 2022. New Frontiers: The Origins and Content of New Work, 1940–2018. *SSRN Electronic Journal* 113. . [\[Crossref\]](#)
388. Zi An Galvyn Goh, King Wang Poon. A Task-Based Approach to Lifelong Learning, Well-Being, and Resilience in the Workplace of the Future 1-19. [\[Crossref\]](#)
389. Efrim Boritz, Theophanis C. Stratopoulos. 2022. JIS Workshop on AI and the Accounting Profession: Views from Industry and Academia. *SSRN Electronic Journal* . [\[Crossref\]](#)
390. C. A. K. Lovell. Productivity Measurement: Past, Present, and Future 3-103. [\[Crossref\]](#)
391. Zeewan Lee, Joelle H. Fong. 2022. Labor Market Competition and Attitudes toward Immigrants: New Evidence from Asia. *SSRN Electronic Journal* 12. . [\[Crossref\]](#)
392. Adrian Poignant, Raoul van Maarseveen, Niklas Bengtsson. 2022. The social cost of industrialization: Evidence from the 19th century Swedish iron industry. *SSRN Electronic Journal* 102. . [\[Crossref\]](#)
393. María López-Martínez, Olga García-Luque, Myriam Rodríguez-Pasquín. 2021. Digital Gender Divide and Convergence in the European Union Countries. *Economics* 15:1, 115-128. [\[Crossref\]](#)
394. Urmat Dzhunkeev. 2021. Modelling the impact of digital technologies on the unemployment rate in Russia. *Moscow University Economics Bulletin* :6, 186-201. [\[Crossref\]](#)
395. Mehmet KAYA. 2021. Sanayi 4.0, İşgücü Piyasası ve Bilgi İşçiliği. *The Journal of International Lingual Social and Educational Sciences* 7:2, 54-73. [\[Crossref\]](#)
396. Adam Seth Litwin. Technological Change and Frontline Care Delivery Work: Toward the Quadruple Aim 99-142. [\[Crossref\]](#)
397. Lei Wang, Provash Sarker, Kausar Alam, Shahneoj Sumon. 2021. Retracted Article: Artificial Intelligence and Economic Growth: A Theoretical Framework. *Scientific Annals of Economics and Business* 68:4, 421-443. [\[Crossref\]](#)
398. Christos A. Makridis, Joo Hun Han. 2021. Future of work and employee empowerment and satisfaction: Evidence from a decade of technological change. *Technological Forecasting and Social Change* 173, 121162. [\[Crossref\]](#)
399. Xuan Wang, Yaojie Li, Tom Stafford, Daqi Xin. 2021. The IT Labor Market Amid the Pandemic: The Case of the United States. *IEEE Engineering Management Review* 49:4, 41-53. [\[Crossref\]](#)
400. Mauro Caselli, Andrea Fracasso, Silvio Traverso. 2021. Robots and risk of COVID-19 workplace contagion: Evidence from Italy. *Technological Forecasting and Social Change* 173, 121097. [\[Crossref\]](#)
401. Khuong Vu, Nobuya Haraguchi, Juergen Amann. 2021. Deindustrialization in developed countries amid accelerated globalization: Patterns, influencers, and policy insights. *Structural Change and Economic Dynamics* 59, 454-469. [\[Crossref\]](#)
402. László Czaller, Rikard H. Eriksson, Balázs Lengyel. 2021. Reducing automation risk through career mobility: Where and for whom?. *Papers in Regional Science* 100:6, 1545-1569. [\[Crossref\]](#)
403. Rianka Roy. 2021. Precarious Privilege: Globalism, Digital Biopolitics, and 'Tech-Workers' Movements in India. *The European Legacy* 26:7-8, 675-691. [\[Crossref\]](#)
404. Belton M. Fleisher, William H. McGuire, Xiaojun Wang, Min Qiang Zhao. 2021. Induced innovation: evidence from China's secondary industry. *Applied Economics* 53:52, 6075-6093. [\[Crossref\]](#)

405. Paz Arancibia, Raymond Torres. The Future of Employment and Industrial Relations 143-161. [\[Crossref\]](#)
406. Pierre-Alexandre Balland, Ron Boschma. 2021. Mapping the potentials of regions in Europe to contribute to new knowledge production in Industry 4.0 technologies. *Regional Studies* 55:10-11, 1652-1666. [\[Crossref\]](#)
407. Wei Liu, Yingbo Xu, Di Fan, Yi Li, Xue-Feng Shao, Jingjing Zheng. 2021. Alleviating corporate environmental pollution threats toward public health and safety: The role of smart city and artificial intelligence. *Safety Science* 143, 105433. [\[Crossref\]](#)
408. Victor Galaz, Miguel A. Centeno, Peter W. Callahan, Amar Causevic, Thayer Patterson, Irina Brass, Seth Baum, Darryl Farber, Joern Fischer, David Garcia, Timon McPhearson, Daniel Jimenez, Brian King, Paul Larcey, Karen Levy. 2021. Artificial intelligence, systemic risks, and sustainability. *Technology in Society* 67, 101741. [\[Crossref\]](#)
409. Nikolaos Terzidis, Raquel Ortega-Argilés. 2021. Employment polarization in regional labor markets: Evidence from the Netherlands. *Journal of Regional Science* 61:5, 971-1001. [\[Crossref\]](#)
410. Sierdjan Koster, Claudia Brunori. 2021. What to do when the robots come? Non-formal education in jobs affected by automation. *International Journal of Manpower* 42:8, 1397-1419. [\[Crossref\]](#)
411. Enrique Fernández-Macías, David Klenert, José-Ignacio Antón. 2021. Not so disruptive yet? Characteristics, distribution and determinants of robots in Europe. *Structural Change and Economic Dynamics* 58, 76-89. [\[Crossref\]](#)
412. Désiré Avom, Aimé Kocou Dadeignon, Charlemagne Babatoundé Igue. 2021. Does digitalization promote net job creation? Empirical evidence from WAEMU countries. *Telecommunications Policy* 45:8, 102215. [\[Crossref\]](#)
413. Hemant Jain, Balaji Padmanabhan, Paul A. Pavlou, T. S. Raghu. 2021. Editorial for the Special Section on Humans, Algorithms, and Augmented Intelligence: The Future of Work, Organizations, and Society. *Information Systems Research* 32:3, 675-687. [\[Crossref\]](#)
414. Astrid Krenz, Holger Strulik. 2021. Quantifying reshoring at the macro-level—Measurement and applications. *Growth and Change* 52:3, 1200-1229. [\[Crossref\]](#)
415. Yingying Lu, Yixiao Zhou. 2021. A review on the economics of artificial intelligence. *Journal of Economic Surveys* 35:4, 1045-1072. [\[Crossref\]](#)
416. David Hémous, Morten Olsen. 2021. Directed Technical Change in Labor and Environmental Economics. *Annual Review of Economics* 13:1, 571-597. [\[Crossref\]](#)
417. ARTHUR H. GOLDSMITH. 2021. THE CORONAVIRUS RECESSION IN THE U.S.: IS THERE A LONG-RUN FOOTPRINT?. *Journal of Business and Economic Analysis* 04:01, 23-41. [\[Crossref\]](#)
418. Arif Jetha, Ali Shamaee, Silvia Bonaccio, Monique A. M. Gignac, Lori B. Tucker, Emile Tompa, Ute Bültmann, Cameron D. Norman, Cristina G. Banks, Peter M. Smith. 2021. Fragmentation in the future of work: A horizon scan examining the impact of the changing nature of work on workers experiencing vulnerability. *American Journal of Industrial Medicine* 64:8, 649-666. [\[Crossref\]](#)
419. MARIUS R. BUSEMEYER, ALEXANDER H. J. SAHM. 2021. Social Investment, Redistribution or Basic Income? Exploring the Association Between Automation Risk and Welfare State Attitudes in Europe. *Journal of Social Policy* 94, 1-20. [\[Crossref\]](#)
420. Jean-Paul Carvalho. 2021. Markets and communities: the social cost of the meritocracy. *Journal of Institutional Economics* 29, 1-19. [\[Crossref\]](#)
421. Klaas de Vries, Abdul Erumban, Bart van Ark. 2021. Productivity and the pandemic: short-term disruptions and long-term implications. *International Economics and Economic Policy* 18:3, 541-570. [\[Crossref\]](#)

422. Davide Dottori. 2021. Robots and employment: evidence from Italy. *Economia Politica* **38**:2, 739-795. [[Crossref](#)]
423. Astrid Krenz, Klaus Prettnner, Holger Strulik. 2021. Robots, reshoring, and the lot of low-skilled workers. *European Economic Review* **136**, 103744. [[Crossref](#)]
424. Georges V. Hounghonon, Julianne Liang. 2021. Broadband Internet and Income Inequality. *Review of Network Economics* **20**:2, 55-99. [[Crossref](#)]
425. Warn N. Lekfuangfu, Voraprapa Nakavachara. 2021. Reshaping Thailand's Labor Market: The Intertwined Forces of Technology Advancements and Shifting Supply Chains. *Economic Modelling* **33**, 105561. [[Crossref](#)]
426. Burcu Ozgun, Tom Broekel. 2021. The geography of innovation and technology news - An empirical study of the German news media. *Technological Forecasting and Social Change* **167**, 120692. [[Crossref](#)]
427. I. P. L. Png, Charmaine H. Y. Tan. 2021. Cost of Cash: Evidence from Cashiers. *Service Science* **13**:2, 88-108. [[Crossref](#)]
428. Ayako Obashi, Fukunari Kimura. 2021. New Developments in International Production Networks: Impact of Digital Technologies*. *Asian Economic Journal* **35**:2, 115-141. [[Crossref](#)]
429. Massimiliano Cali, Giorgio Presidente. Automation and Manufacturing Performance in a Developing Country . [[Crossref](#)]
430. Susanne Leitner-Hanetseder, Othmar M. Lehner, Christoph Eisl, Carina Forstenlechner. 2021. A profession in transition: actors, tasks and roles in AI-based accounting. *Journal of Applied Accounting Research* **22**:3, 539-556. [[Crossref](#)]
431. Filippo Bertani, Linda Ponta, Marco Raberto, Andrea Teglio, Silvano Cincotti. 2021. The complexity of the intangible digital economy: an agent-based model. *Journal of Business Research* **129**, 527-540. [[Crossref](#)]
432. Margarita Billon, Jorge Crespo, Fernando Lera-Lopez. 2021. Do educational inequalities affect Internet use? An analysis for developed and developing countries. *Telematics and Informatics* **58**, 101521. [[Crossref](#)]
433. G. Dosi, M. Piva, M.E. Virgillito, M. Vivarelli. 2021. Embodied and disembodied technological change: The sectoral patterns of job-creation and job-destruction. *Research Policy* **50**:4, 104199. [[Crossref](#)]
434. 2021. The Reasons that Affect the Implementation of HR Analytics among HR Professionals. *Canadian Journal of Business and Information Studies* 29-37. [[Crossref](#)]
435. Ricardo Abramovay. 2021. O fim do trabalho. Entre a distopia e a emancipação. *Estudos Avançados* **35**:101, 139-150. [[Crossref](#)]
436. Anton Korinek, Joseph E Stiglitz. 2021. Covid-19 driven advances in automation and artificial intelligence risk exacerbating economic inequality. *BMJ* n367. [[Crossref](#)]
437. Giacomo Damioli, Vincent Van Roy, Daniel Vertesy. 2021. The impact of artificial intelligence on labor productivity. *Eurasian Business Review* **11**:1, 1-25. [[Crossref](#)]
438. Jacopo Staccioli, Maria Enrica Virgillito. 2021. Back to the past: the historical roots of labor-saving automation. *Eurasian Business Review* **11**:1, 27-57. [[Crossref](#)]
439. Nikolai Stähler. 2021. The Impact of Aging and Automation on the Macroeconomy and Inequality. *Journal of Macroeconomics* **67**, 103278. [[Crossref](#)]
440. David Jaume. 2021. The labor market effects of an educational expansion. *Journal of Development Economics* **149**, 102619. [[Crossref](#)]
441. Dusan Paredes, David Fleming-Muñoz. 2021. Automation and robotics in mining: Jobs, income and inequality implications. *The Extractive Industries and Society* **8**:1, 189-193. [[Crossref](#)]

442. Serkan UNAL, Çağlar DOĞRU. 2021. Üst Kademe Kuramı Kapsamında Hisse Getirileri Üzerinde CEO'nun Özelliklerinin Etkisi. *Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi* **12**:29, 204-223. [[Crossref](#)]
443. Thomas Wendt. 2021. Organized Futures. On the Ambiguity of the Digital Absorption of Uncertainty. *Frontiers in Education* **6**. . [[Crossref](#)]
444. Erhan İŞCAN. 2021. Yeni Çağda Eski Bir Sorun: Endüstri 5.0 Yolunda Yapay Zekanın İşsizliğe Etkileri. *Journal of Yaşar University* **16**:61, 77-94. [[Crossref](#)]
445. . Bibliographie 113-124. [[Crossref](#)]
446. Cameron Piercy, Angela Gist-Mackey. 2021. Automation Anxieties: Perceptions About Technological Automation and the Future of Pharmacy Work. *Human-Machine Communication* **2**, 191-208. [[Crossref](#)]
447. Pablo Moya-Martínez, Fernando Bermejo, Raúl del Pozo-Rubio. 2021. Hard times for long-term care systems? Spillover effects on the Spanish economy. *Economic Systems Research* **33**:1, 1-19. [[Crossref](#)]
448. John Armour, Richard Parnham, Mari Sako. 2021. Unlocking the potential of AI for English law. *International Journal of the Legal Profession* **28**:1, 65-83. [[Crossref](#)]
449. Emma C. Gardner, John R. Bryson. 2021. The dark side of the industrialisation of accountancy: innovation, commoditization, colonization and competitiveness. *Industry and Innovation* **28**:1, 42-57. [[Crossref](#)]
450. Manos Matsaganis. Marginalised Areas as a Public Policy Concern 39-48. [[Crossref](#)]
451. Michael Thom. Taxing Twenty-First Century Sins 153-176. [[Crossref](#)]
452. Robin S. Grenier, Marie-Line Germain. An Introduction to Expertise at Work: Current and Emerging Trends 1-13. [[Crossref](#)]
453. Chu-Chen Rosa Yeh, Wei-Wen Chang, Cze Chiun Wong. The Impact of Artificial Intelligence on Work and Human Value: Views from Social Researchers 419-428. [[Crossref](#)]
454. Jacopo Staccioli, Maria Enrica Virgillito. The Present, Past, and Future of Labor-Saving Technologies 1-16. [[Crossref](#)]
455. Thomas Wendt. Die Kultivierung des Zufalls. Zum Verhältnis von organisationaler Strukturautomation und Unberechenbarkeit in der digitalen Moderne 295-308. [[Crossref](#)]
456. Robert C. Allen. The interplay among wages, technology, and globalization: the labor market and inequality, 1620-2020 795-824. [[Crossref](#)]
457. Thomas M. Flaherty, Ronald Rogowski. 2021. Rising Inequality As a Threat to the Liberal International Order. *International Organization* **75**:2, 495-523. [[Crossref](#)]
458. Merter Mert. 2021. Economic growth under Solow-neutrality. *Economic Research-Ekonomska Istraživanja* **34**:1, 3440-3467. [[Crossref](#)]
459. Nargess Golshan, Inder Khurana, Felipe Bastos G. Silva. 2021. Reporting Transparency and Labor Market Outcomes. *SSRN Electronic Journal* **110**. . [[Crossref](#)]
460. Francesco Seghezzi. 2021. Il Patto per il lavoro della regione Emilia-Romagna: una lettura di relazioni industriali. *SOCIOLOGIA DEL LAVORO* :161, 218-235. [[Crossref](#)]
461. José Azar, Xavier Vives. 2021. General Equilibrium Oligopoly and Ownership Structure. *Econometrica* **89**:3, 999-1048. [[Crossref](#)]
462. Dušan Vujović. 2021. Policy response to COVID-19 pandemic and related future challenges. *Ekonomika preduzeća* **69**:3-4, 217-229. [[Crossref](#)]
463. Karen Jeffrey, Konstantinos Matakos. 2021. Economic Vulnerability and Belief in the American Dream: How Will Redistributive Preferences Evolve as Automation Displaces Labor?. *SSRN Electronic Journal* **33**. . [[Crossref](#)]

464. Berkay Akyapi. 2021. How Does Automation Affect Aggregate Labor Share and Firm Level Economic Outcomes?. *SSRN Electronic Journal* 110. . [\[Crossref\]](#)
465. Sean S. Cao, Wei Jiang, Junbo L. Wang, Baozhong Yang. 2021. From Man vs. Machine to Man + Machine: The Art and AI of Stock Analyses. *SSRN Electronic Journal* 14. . [\[Crossref\]](#)
466. Fredrik Andersson, Henrik Jordahl, Anders Kärnä. 2021. Ballooning bureaucracy: tracking the growth of high-skilled administration within Swedish higher education. *SSRN Electronic Journal* 4. . [\[Crossref\]](#)
467. James Feigenbaum, Daniel P. Gross. 2021. Organizational Frictions and Increasing Returns to Automation: Lessons from AT&T in the Twentieth Century. *SSRN Electronic Journal* 33. . [\[Crossref\]](#)
468. Silvio Traverso, Massimiliano Vatterio, Enrico Zaninotto. 2021. Robots and Labor Regulation: A Cross-Country/Cross-Industry Analysis. *SSRN Electronic Journal* 33. . [\[Crossref\]](#)
469. Sabrina Genz, Terry Gregory, Markus Janser, Florian Lehmer, Britta Matthes. 2021. How Do Workers Adjust When Firms Adopt New Technologies?. *SSRN Electronic Journal* 110. . [\[Crossref\]](#)
470. Martin Kenney, M. Anne Visser, John Zysman. 2021. COVID-19's Impact Upon Labor and Value Chains in the Agrifood System. *SSRN Electronic Journal* 33. . [\[Crossref\]](#)
471. Sunghoon Chung, Sangmin Aum. 2021. Organizing for Digitalization at the Firm Level. *SSRN Electronic Journal* 33. . [\[Crossref\]](#)
472. Do Won Kwak, Dong-Eun Rhee, Ju Hyun Pyun. 2021. ### ### ## ##### ### ## ### (Digital Transformation and Its Impact on Labor Market Outcomes: Analyses Based on Country-Level, Korean Workers, and Korean Firm-Level Data). *SSRN Electronic Journal* 8. . [\[Crossref\]](#)
473. Azio Barani. 2021. Innovazione tecnologica e lavoro: automazione, occupazione e impatti socio-economici. *QUADERNI DI ECONOMIA DEL LAVORO* 44:114, 51-79. [\[Crossref\]](#)
474. Ogheonov A. Ogrimah. 2021. Contextualizing Importance of Government for Progressiveness of Improvements to Welfare of Economic Agents. *SSRN Electronic Journal* 33. . [\[Crossref\]](#)
475. Carlos Rodriguez-Lluesma, Pablo García-Ruiz, Javier Pinto-Garay. 2021. The digital transformation of work: A relational view. *Business Ethics, the Environment & Responsibility* 30:1, 157-167. [\[Crossref\]](#)
476. Robert Dixon, G. C. Lim. 2020. Is the decline in labour's share in the US driven by changes in technology and/or market power? An empirical analysis. *Applied Economics* 52:59, 6400-6415. [\[Crossref\]](#)
477. Alejandro Perez-Laborda, Fidel Perez-Sebastian. 2020. Capital-skill complementarity and biased technical change across US sectors. *Journal of Macroeconomics* 66, 103255. [\[Crossref\]](#)
478. Zsófia L. Bárány, Christian Siegel. 2020. Biased technological change and employment reallocation. *Labour Economics* 67, 101930. [\[Crossref\]](#)
479. Milojko Arsić. 2020. Impact of Digitalisation on Economic Growth, Productivity and Employment. *Economic Themes* 58:4, 431-457. [\[Crossref\]](#)
480. Anthony Strittmatter, Uwe Sunde, Dainis Zegners. 2020. Life cycle patterns of cognitive performance over the long run. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 117:44, 27255-27261. [\[Crossref\]](#)
481. Filippo Bertani, Marco Raberto, Andrea Teglio. 2020. The productivity and unemployment effects of the digital transformation: an empirical and modelling assessment. *Review of Evolutionary Political Economy* 1:3, 329-355. [\[Crossref\]](#)
482. Jinyoung Kim, Cyn-Young Park. 2020. Education, skill training, and lifelong learning in the era of technological revolution: a review. *Asian-Pacific Economic Literature* 34:2, 3-19. [\[Crossref\]](#)
483. Gaaitzen J. de Vries, Elisabetta Gentile, Sébastien Miroudot, Konstantin M. Wacker. 2020. The rise of robots and the fall of routine jobs. *Labour Economics* 66, 101885. [\[Crossref\]](#)

484. Szufang Chuang, Carroll M. Graham. 2020. Contemporary Issues and Performance Improvement of Mature Workers in Industry 4.0. *Performance Improvement* **59**:6, 21-30. [[Crossref](#)]
485. Daron Acemoglu, Pascual Restrepo. 2020. Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets. *Journal of Political Economy* **128**:6, 2188-2244. [[Crossref](#)]
486. David Spencer, Gary Slater. 2020. No automation please, we're British: technology and the prospects for work. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society* **13**:1, 117-134. [[Crossref](#)]
487. Daron Acemoglu, Pascual Restrepo. 2020. The wrong kind of AI? Artificial intelligence and the future of labour demand. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society* **13**:1, 25-35. [[Crossref](#)]
488. Manudeep Bhuller, Lasse Eika. 2020. Nedgang i sysselsettingen fra 2000–2017. *Søkelys på arbeidslivet* **37**:1-2, 20-37. [[Crossref](#)]
489. Daron Acemoglu, Claire Lelarge, Pascual Restrepo. 2020. Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France. *AEA Papers and Proceedings* **110**, 383-388. [[Abstract](#)] [[View PDF article](#)] [[PDF with links](#)]
490. Daron Acemoglu, Pascual Restrepo. 2020. Unpacking Skill Bias: Automation and New Tasks. *AEA Papers and Proceedings* **110**, 356-361. [[Abstract](#)] [[View PDF article](#)] [[PDF with links](#)]
491. David Autor, David Dorn, Lawrence F Katz, Christina Patterson, John Van Reenen. 2020. The Fall of the Labor Share and the Rise of Superstar Firms*. *The Quarterly Journal of Economics* **135**:2, 645-709. [[Crossref](#)]
492. Sofia Hernnäs. 2020. Will digitization harm or help workers in healthcare?. *XRDS: Crossroads, The ACM Magazine for Students* **26**:3, 14-17. [[Crossref](#)]
493. Malin Gardberg, Fredrik Heyman, Pehr-Johan Norbäck, Lars Persson. 2020. Digitization-based automation and occupational dynamics. *Economics Letters* **189**, 109032. [[Crossref](#)]
494. William F. Fox. 2020. The Influence of Autonomous Vehicles on State Tax Revenues. *National Tax Journal* **73**:1, 199-234. [[Crossref](#)]
495. Jolta Kacani. Global Value Chains and the Participation of Emerging Economies in International Trade 33-84. [[Crossref](#)]
496. Laura Barbieri, Chiara Mussida, Mariacristina Piva, Marco Vivarelli. Testing the Employment and Skill Impact of New Technologies 1-27. [[Crossref](#)]
497. Melanie Arntz, Terry Gregory, Ulrich Zierahn. Digitization and the Future of Work: Macroeconomic Consequences 1-29. [[Crossref](#)]
498. Jorge Eduardo Fernandez-Pol, Charles Harvie. Looking to the Near Future 113-144. [[Crossref](#)]
499. Daron Acemoglu. 2020. Comment. *NBER Macroeconomics Annual* **34**, 317-330. [[Crossref](#)]
500. Jiaping Qiu, Chi Wan, Yan Wang. 2020. Automatability and Capital Structure. *SSRN Electronic Journal* . [[Crossref](#)]
501. Ivan P. L. Png. 2020. Automation, Job Design, and Productivity: Field Evidence. *SSRN Electronic Journal* **4**. . [[Crossref](#)]
502. Pablo Egana del So, Alejandro Micco. 2020. Can COVID-19 Accelerate Technological transformations?. *SSRN Electronic Journal* . [[Crossref](#)]
503. Braiden Coleman, Kenneth J. Merkley, Joseph Pacelli. 2020. Man Versus Machine: A Comparison of Robo-Analyst and Traditional Research Analyst Investment Recommendations. *SSRN Electronic Journal* **33**. . [[Crossref](#)]
504. Sean Flynn, Andra C. Ghent. 2020. What does Wall Street tell us about Main Street?. *SSRN Electronic Journal* **108**. . [[Crossref](#)]
505. Kelvin Law, Michael Shen. 2020. How Does Artificial Intelligence Shape the Audit Industry?. *SSRN Electronic Journal* **33**. . [[Crossref](#)]

506. Martin Jacob, Robert Vossebürger. 2020. The Role of Personal Income Taxes in Corporate Investment Decisions. *SSRN Electronic Journal* **116**. . [\[Crossref\]](#)
507. Jiafu An, Raghavendra Rau. 2019. Finance, technology and disruption. *The European Journal of Finance* **12**, 1-12. [\[Crossref\]](#)
508. . Technological Change 136-157. [\[Crossref\]](#)
509. Yasuyuki Sawada. 2019. Infrastructure investments, technologies and jobs in Asia. *International Journal of Training Research* **17**:sup1, 12-25. [\[Crossref\]](#)
510. Swati Bhatt. Diminished Risk-Taking 117-151. [\[Crossref\]](#)
511. Seamus McGuinness, Konstantinos Pouliakas, Paul Redmond. 2019. Skills-Displacing Technological Change and its Impact on Jobs: Challenging Technological Alarmism?. *SSRN Electronic Journal* **33**. . [\[Crossref\]](#)
512. Alissa Bruehne, Martin Jacob, Harm H. Schütt. 2019. Technological Change and Countries' Tax Policy Design. *SSRN Electronic Journal* **69**. . [\[Crossref\]](#)
513. Mustafa Dogan, Alexandre Jacquillat, Pinar Yildirim. 2018. Strategic Automation and Decision-Making Authority. *SSRN Electronic Journal* **122**. . [\[Crossref\]](#)
514. Aina Gallego, Thomas Kurer, Nikolas Schoell. 2018. Not So Disruptive after All: How Workplace Digitalization Affects Political Preferences. *SSRN Electronic Journal* **33**. . [\[Crossref\]](#)
515. Thomas Jansson, Yigitcan Karabulut. 2018. Do Robots Increase Wealth Dispersion?. *SSRN Electronic Journal* **112**. . [\[Crossref\]](#)
516. Georges Vivien Hounghonon, Julianne Liang. 2017. Broadband Internet and Income Inequality. *SSRN Electronic Journal* **108**. . [\[Crossref\]](#)