

ROBÔS E O AUMENTO DA INFORMALIDADE

Bruno Ottoni¹
Tiago Barreira^{2,*}

Resumo: A adoção de robôs está crescendo rapidamente em países desenvolvidos e em desenvolvimento. No entanto, há poucas evidências para efeitos dos robôs sobre o mercado de trabalho de países em desenvolvimento. Além disso, mesmo os poucos artigos que avaliam os efeitos de robôs sobre o mercado de trabalho dos países em desenvolvimento ignoram os possíveis impactos distintos que eles possam ter sobre o emprego formal e informal. Essa é uma lacuna importante da literatura existente, uma vez que a informalidade é alta em muitos países em desenvolvimento. Procurando preencher essa lacuna, estudamos o impacto da adoção de robôs tanto no emprego formal quanto no informal, no contexto de um país em desenvolvimento. Especificamente, combinamos informações sobre a exposição dos mercados de trabalho locais do Brasil aos robôs de 2000 a 2010, com dados do Censo, para examinar se os robôs têm efeitos diferentes sobre o emprego formal e informal. Visto que a exposição doméstica a robôs pode ser endógena, instrumentamos essa variável com a adoção de robôs em outras economias emergentes. Descobrimos que os robôs não possuem efeito sobre o emprego formal. No entanto, de acordo com nossa estimativa, os robôs elevam o emprego informal. Interpretamos esses resultados como evidências de que os mercados de trabalho locais, que estavam mais expostos aos robôs, experimentaram estagnação do emprego formal, não deixando opção para os novos ingressantes a não ser aceitar empregos informais.

Palavras-chave: Automação, Robôs Industriais, Emprego; Trabalho; Informalidade

JEL: F16; J23; J24; O33.

Abstract: Robot usage is growing quickly in both developed and developing countries. However, there is scant evidence of the labor market effects of robots in developing countries. Moreover, even the few articles that study how robots affect the labor markets of developing countries, ignore the possible distinct impacts they might have on formal and informal employment. This is an important gap of the existing literature since informality is high in many developing countries. Looking to fill this gap we study the impact of robot

¹ IDados, FGV e UERJ.

² IDados.

*Autor Correspondente: tiago_cabral@idados.id, ou IDados, Rua Visconde de Pirajá, 470, Ipanema, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, CEP: 22410-002.

adoption on both formal and informal employment, in the context of a developing country. Specifically, we combine information on the exposure of Brazilian local labor markets to robots from 2000 to 2010, with Census data, to examine if robots have different effects on formal and informal employment. Since domestic exposure to robots maybe be endogenous, we instrument this variable with robot uptake in other emerging economies. We find that robots have no effect on formal employment. Nonetheless, according to our estimate's robots increase informal work. We interpret these results as evidence that local labor markets, that were more exposed to robots, experienced stagnant formal employment, which left no option to new entrants but to take informal jobs.

Keywords: Automation; Industrial Robots; Employment; Jobs; Informality

JEL: F16; J23; J24; O33.

1. INTRODUÇÃO

Os robôs industriais - máquinas que podem substituir o trabalho humano e os quais, quando programados, funcionam de forma autônoma e sem a necessidade de um operador - vem sendo adotados de forma crescente tanto em países desenvolvidos quanto em desenvolvimento.^{3, 4} Diante desse aumento na utilização de robôs industriais em todo o mundo, é crescente a literatura que analisa seu impacto sobre o mercado de trabalho. Nessa literatura, alguns estudos estão focados em países desenvolvidos (por exemplo, Acemoglu e Restrepo, 2020; Graetz e Michaels, 2018; Dauth et al, 2017), enquanto outros se concentram em países em desenvolvimento (por exemplo, Faber, 2020; Kugler et al. , 2020; Artuc et al, 2019; Stemmler, 2019). Porém, conforme afirma Artuc et al (2019), as evidências para os países em desenvolvimento ainda são escassas. Além disso, não conhecemos nenhum estudo, entre aqueles focados nos países em desenvolvimento, que estude o impacto dos robôs separadamente no emprego formal e informal. Esta parece ser uma questão de pesquisa importante, uma vez que a informalidade é alta em muitas economias em desenvolvimento.

Nosso artigo visa contribuir para a literatura existente ao analisar o efeito dos robôs adotados no Brasil, um país em desenvolvimento, no mercado de trabalho deste país. Mais precisamente, nossa abordagem empírica estima como a exposição dos mercados de trabalho locais, aos robôs adotados no Brasil, afeta o emprego formal e informal nessas áreas. Construímos nossa medida de exposição a robôs introduzidos no Brasil como uma variável shift-share, a partir de dados da Federação Internacional de Robótica (FIR), da Matriz Insumo Produto Mundial (MIPM) e do Censo Brasileiro (CB). O componente shift - que fornece informações sobre o aumento do uso de robôs no Brasil, entre 2000 e 2010, em 19 setores - é calculado com base em dados da FIR e do MIPM. O componente de share - que mostra a composição do emprego entre as indústrias em cada mercado de trabalho local em 2000, antes que os robôs se tornassem mais amplamente adotados - é construído a partir do CB. Em resumo, usualmente nos referimos a essa variável de shift-share como exposição a robôs domésticos. Além disso, todas as outras variáveis utilizadas nos modelos que estimamos aqui, vêm do CB.

O principal problema de nossa abordagem empírica decorre do fato de que nossa medida de exposição a robôs domésticos pode ser endógena. Isso pode acontecer porque a exposição, dos mercados de trabalho locais, aos robôs domésticos pode estar relacionada a outros aspectos não-observáveis dessas unidades

³ Para uma definição mais detalhada de robôs industriais, encaminhamos o leitor ao site da Federação Internacional de Robótica (FIR). Em suma, a FIR define robôs industriais como máquinas que são “controladas automaticamente, reprogramáveis e multipropósitos” (FIR, 2019). Uma explicação mais completa de quais tipos de robôs se encaixam nessa definição da FIR pode ser encontrada em Acemoglu e Restrepo (2020).

⁴ No caso do primeiro, entre 1993 e 2007, os robôs por mil trabalhadores aumentaram mais de quatro vezes em países desenvolvidos como Estados Unidos, Dinamarca e Alemanha. Em relação a este último, robôs por mil trabalhadores aumentaram mais de seis vezes, entre 2000 e 2010, em países em desenvolvimento como Indonésia, China e Índia.

geográficas. Para lidar com esta dificuldade, criamos um instrumento para nossa medida de exposição a robôs domésticos, que se baseia no estoque de robôs que observamos em um grupo de países em desenvolvimento selecionados. Especificamente, seguimos Stemmler (2019) e incluímos neste instrumento os seguintes países: México, Turquia, China, Índia e Indonésia. Além disso, para simplificar, usualmente nos referimos a esse instrumento, no restante do artigo, como exposição a robôs estrangeiros.

Nossos resultados mostram que os robôs não afetam o emprego formal. Esse dado é qualitativamente semelhante ao que Stemmler (2019), que também analisa o caso do Brasil, observa em suas estimativas do impacto que os robôs têm no emprego formal. No entanto, este estudo vai além de Stemmler (2019) e também estima o efeito dos robôs no emprego informal. Descobrimos que os robôs têm um impacto grande, positivo e estatisticamente significativo no emprego informal. Especificamente, nossas estimativas indicam que, entre 2000 e 2010 (período de análise que consideramos), a adoção de robôs no Brasil levou à criação de aproximadamente 500.000 empregos informais no país. Isso representa uma média de 50.000 empregos informais adicionais por ano. Para efeito de comparação, Acemoglu e Restrepo (2020) descobriram que a adoção de robôs nos EUA, de 1993 a 2007, levou à eliminação de 756.000 empregos naquele país. Isso representa uma perda média de empregos de 54.000 por ano. Portanto, nossos resultados são semelhantes em magnitude aos de Acemoglu e Restrepo (2020), embora com sinais opostos.

Um exame mais detalhado dos resultados discutidos acima levanta pelo menos uma questão. Como a informalidade cresceu, nos mercados de trabalho locais mais expostos aos robôs, se o emprego formal permaneceu estagnado nessas mesmas áreas? Em outras palavras, de onde vieram os trabalhadores que aceitaram empregos informais, se o emprego formal não estava sendo destruído nos mercados de trabalho locais que estavam mais expostos aos robôs? Para responder a essa pergunta, é preciso lembrar que, entre 2000 e 2010, o Brasil se beneficiou substancialmente de um bônus demográfico. Assim, a população em idade ativa do país cresceu rapidamente no período estudado. Diante desse quadro, vemos nossos resultados como uma evidência de que, devido à estagnação do emprego formal, os trabalhadores que buscavam ingressar no mercado de trabalho de localidades mais expostas aos robôs não tiveram escolha, entre 2000 e 2010, a não ser ingressar na informalidade.

De fato, realizamos uma análise de heterogeneidade que corrobora essa hipótese, pois evidencia que o impacto dos robôs no emprego informal é maior para os trabalhadores mais jovens, que possuem maior probabilidade de ingressar no mercado de trabalho pela primeira vez. Nossa análise de heterogeneidade também descobriu o fato de que o efeito da adoção de robôs, em empregos informais, é mais severo para trabalhadores negros e que concluíram o ensino médio. Além disso, descobrimos que os robôs levam à criação de empregos informais, principalmente no setor de serviços e consistindo em empregos assalariados não registrados. Além disso, nossos resultados mostram que o impacto dos robôs na informalidade não difere por gênero, sugerindo que homens e mulheres são afetados de forma semelhante.

Vemos que nosso artigo se encontra relacionado a três vertentes da literatura. Em primeiro lugar, está mais relacionado com a vertente da literatura que estuda como os robôs industriais afetam os mercados de trabalho de países desenvolvidos e em desenvolvimento. Conforme mencionado anteriormente, parte dos artigos mais recentes incluídos nesta vertente da literatura está concentrada nos países em desenvolvimento. No entanto, a maioria desses novos estudos analisa como os mercados de trabalho das economias em desenvolvimento são *indiretamente* afetados pela adoção de robôs em países desenvolvidos. Por exemplo, Kugler et al (2020) descobriram que a adoção de robôs nos Estados Unidos (EUA) produz grandes perdas de empregos na Colômbia. Da mesma forma, Faber (2020) mostra que os robôs americanos exercem um impacto negativo considerável sobre o emprego no México. Até onde sabemos, apenas um artigo, Stemmler (2019), tentou avaliar como os robôs introduzidos em um país em desenvolvimento impactaram *diretamente* o mercado de trabalho daquele país. Portanto, procuramos contribuir com essa primeira vertente da literatura ao fornecer mais uma evidência do efeito direto que os robôs têm no mercado de trabalho de um país em desenvolvimento, uma vez que estudamos o caso do Brasil.

Em segundo lugar, nosso artigo está mais amplamente relacionado à vertente da literatura que estuda como a automação, em geral, pode levar a perdas substanciais de empregos. Essa preocupação com os efeitos potencialmente negativos da automação sobre o emprego não é nova na economia, remontando a Keynes (1930) e Leontieff (1983). No entanto, os avanços recentes em inteligência artificial e robótica renovaram os temores do desemprego tecnológico (por exemplo, Brynjolfsson e McAfee, 2014; Ford, 2015). Conseqüentemente, mais artigos estão sendo escritos novamente sobre este tópico. Alguns estudos prevêm que a automação levará a grandes perdas de empregos em um futuro próximo (Frey e Osborne, 2017; Arntz et al 2016), enquanto outros descobrem que a tecnologia já teve efeitos negativos consideráveis sobre o emprego no passado (por exemplo, Autor e Salomons , 2018).

Finalmente, nosso estudo também se encontra indiretamente ligado à área da literatura que analisa o efeito de aberturas comerciais sobre o mercado de trabalho. Essa área da literatura tem preocupação em analisar o efeito de aberturas comerciais separadamente sobre os empregos formais e os informais. Inclusive, artigos dessa literatura encontram evidência de que aberturas comerciais aumentam o emprego informal (Dix-Carneiro e Kovak , 2017; Ulyssea e Ponczek, 2017).

O argumento desses estudos é que a informalidade aumenta porque absorve trabalhadores que, por conta da abertura comercial, perdem empregos formais. Interpretamos nossos resultados como sugestivos de que uma dinâmica parecida com a dessas pesquisas sobre abertura comercial ocorre no caso dos robôs industriais.

Contudo, embora a literatura sobre abertura comercial encontre evidências de redução do emprego formal, nós encontramos evidência de que o emprego formal se mantém estável (invés de cair) nas microrregiões

mais expostas aos robôs industriais. No entanto, isso significa que nessas microrregiões o emprego formal não consegue absorver quem, por conta do bônus demográfico, ingressa no mercado de trabalho. Assim, novos entrantes no mercado de trabalho dessas referidas microrregiões só têm como alternativa o emprego informal.

O restante deste artigo está organizado da seguinte forma. A seção 2 descreve os conjuntos de dados usados em nossa análise. A seção 3 expõe a estratégia empírica utilizada. A seção 4 apresenta nossos resultados econométricos, que estão divididos em 3 subseções: Principais Resultados, Análise de Heterogeneidade e Teste de Robustez. Finalmente, a Seção 5 fornece algumas Considerações Finais.

2. DADOS

Nesta seção, descrevemos as principais fontes de dados utilizadas neste estudo e apresentamos estatísticas descritivas relacionadas aos dados. Neste estudo, são três as principais bases de dados utilizadas. A primeira, disponibilizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), é o Censo do Brasil, e nos fornece diversos indicadores demográficos e de emprego brasileiro. A segunda base, correspondente aos dados de estoque de robôs, é disponibilizada pela Federação Internacional de Robótica (FIR). A terceira base é disponibilizada pela Matriz Insumo Produto Mundial (MIPM), financiada pela Comissão Europeia (Timmer et al., 2015).

2.1.Dados de Robôs

A base de dados fornecida pela FIR contém o estoque anual de robôs industriais de diversos países, desagregados a nível setorial, classificados segundo a metodologia ISIC rev.4. Os dados aos quais tivemos acesso compreendem o período de 1993 a 2018. Em 1993 a base compreendia um conjunto de 26 países. Porém, em 2018 já apareciam 72 países. Para este estudo em específico, selecionaremos os dados referentes a 6 países em desenvolvimento, neste caso procurando seguir Stemmler (2019). Lembrando que os 6 países considerados aqui são: Brasil, Turquia, China, México, Indonésia e Índia.

O período compreendido de análise corresponderá ao ano de 2000 a 2010. Também agregaremos os níveis setoriais a 19 setores de atividade.⁵ Uma vez que nossa unidade de medida envolve o total de robôs por mil trabalhadores em cada setor, os dados de robôs são complementados pelos dados de emprego por setor da MIPM, também classificados segundo a ISIC rev.4. A MIPM contém informações, detalhadas por 56

⁵ Mais precisamente, os 19 setores aqui considerados são: Agricultura, Automotivo, Químico, Plástico, Farmacêutico, Eletrônico, Equipamentos Elétricos, Construção, Educação e Pesquisa, Alimentício, Minerais não-metálicos, Outros Manufaturados, Metalurgia, Mineração, Papel e Celulose, Têxtil, Utilidades Públicas, Veículos não-Automotivos e Serviços.

setores, sobre comércio e emprego. Sendo que os referidos dados são anuais, abarcam 43 países, e compreendem o período de 2000 a 2014. Para efeitos de compatibilização, agregamos os setores da MIPM ao nível dos 19 setores da FIR.

A base de dados da FIR apresenta algumas limitações. Uma importante limitação encontrada está nos dados de México. Este país apresenta, até 2011, dados reportados conjuntamente com Canadá e Estados Unidos dentro do grupo América do Norte. Construímos, neste caso, uma série de estoque total de robôs mexicana a partir da proporção dos robôs totais do México em relação aos robôs totais América do Norte no ano de 2011 (1,04% do estoque). Aplicamos em seguida esta proporção na série de estoque total de robôs da América do Norte para todo o período pré-2011. E por fim, para o cálculo dos estoques setoriais do México pré-2011, aplicamos as proporções setoriais mexicanas do ano 2011 no estoque total estimado do México pré-2011.

Uma outra importante limitação nos dados FIR é a ausência de dados setoriais de robôs em alguns países em desenvolvimento, em especial nos primeiros anos da década de 2000. O caso mais extremo se encontra na Indonésia, que não possui observações de robôs antes de 2002. Além disso, a maior parte dos países em desenvolvimento possui entre 80% a 90% dos robôs não-classificados nos 19 setores nos primeiros anos da década de 2000. Esta proporção de não-classificados diminui ao longo dos anos.

Como forma de contornar esta limitação, seguimos Graetz e Michaels (2017) e distribuímos, para os anos em que a proporção dos não classificados supera em 50% do estoque total de um país, os robôs não-classificados entre os 19 setores segundo as proporções setoriais do primeiro ano de observação de robôs daquele setor. Para os anos em que a proporção dos não-classificados é inferior a 50% do estoque total, seguimos Acemoglu e Restrepo (2020) e distribuímos os dados não-classificados segundo as proporções setoriais encontradas nos dados classificados daquele ano.

Uma vez corrigidas estas limitações encontradas nos dados da FIR, construímos em seguida duas medidas de exposição a robôs, a nível de microrregiões brasileiras. A primeira, é uma medida de exposição a robôs domésticos (nossa variável instrumentada). A segunda é uma medida de exposição a robôs estrangeiros (nosso instrumento). Com base em todos dos dados (Censo, FIR e MIPM) construímos nossa variável instrumentada, como:

$$Expo_{i, 2000, 2010}^{BRA} = \sum_{j \in J} l_{ij} * \frac{M_{j, 2010}^{BRA} - M_{j, 2000}^{BRA}}{L_{j, 2000}^{BRA}}$$

Onde $Expo_{i, 2000, 2010}^{BRA}$ é a nossa medida de exposição a robôs industriais brasileiros, da microrregião i e na passagem de 2000 para 2010. l_{ij} é uma variável fornecida pelo Censo, e representa a proporção de empregos

do setor j ao nível da microrregião i do Brasil, para $J = 19$. $M_{j,t}^{BRA}$ é o estoque de robôs ao nível do setor j , no ano t , para $t = 2000$ ou 2010 , no Brasil. $L_{j,2000}^{BRA}$ é uma variável fornecida pela MIPM e representa o número de empregos ao nível do setor j , no ano de 2000, no Brasil. Agregamos todas as bases de dados para o nível de 19 setores de atividade (Censo, FIR e MIPM), assim como fazem Acemoglu e Restrepo (2020).⁶

Também calculamos, com base em todos os dados acima (Censo, FIR e MIPM), nosso instrumento, como:

$$Expo_{i,2000,2010}^{D5} = \sum_{j \in J} l_{ij} * E_{d \in D5} \left(\frac{M_{j,2010}^d - M_{j,2000}^d}{L_{j,2000}^d} \right)$$

Onde, $Expo_{i,2000,2010}^{D5}$ é a nossa medida de exposição da microrregião i , a robôs industriais estrangeiros (média de 5 emergentes), na passagem de 2000 para 2010. l_{ij} é a proporção de empregos do setor j na microrregião i do Brasil ($J = 19$), fornecida pelo Censo. $M_{j,t}^d$ é o estoque de robôs do setor j , no ano t ($t = 2000$ ou 2010), no país d . $L_{j,2000}^d$ é o número de empregos no setor j , no ano de 2000, no país d , fornecido pela MIPM.

2.2. Dados de Emprego por microrregião brasileira

Nossas principais fontes para os dados de emprego são os indicadores harmonizados do Censo Brasileiro (2000 e 2010), disponibilizados pelo IBGE e compatibilizados pelo Datazoom. Estes dados oferecem informações sobre as principais características de emprego a nível individual. Agregamos os dados do Censo Brasileiro ao nível das 558 microrregiões brasileiras. A opção por trabalhar no nível das microrregiões segue Acemoglu e Restrepo (2020) e Stemmler (2019).

Os indicadores de emprego se encontram restritos à faixa etária de 16-64 anos. Ademais, foram também descartados os trabalhadores do setor público (militares e funcionários públicos) e os trabalhadores para o próprio consumo/uso. Vale ressaltar que as duas restrições acima seguem Acemoglu e Restrepo (2020).

A partir destas restrições, podemos classificar os trabalhadores remanescentes na base em quatro categorias de vínculos empregatícios: i) empregado do setor privado com carteira assinada; ii) empregado do setor privado sem carteira assinada; iii) trabalhador por conta própria; iv) empregador. Segundo o IBGE (2010), são considerados trabalhadores empregados (com ou sem carteira) aqueles que trabalhavam para um

⁶ Os setores dos empregos contabilizados no Censo Brasileiro são classificados segundo a CNAE Domiciliar do IBGE, ao nível de 5 dígitos, apresentando compatibilidade com a classificação ISIC dos setores FIR e MIPM. Para maiores detalhes sobre os procedimentos de agregação e padronização dos setores FIR, MIPM e Censo, ver tabela apêndice.

empregador, obrigando-se ao cumprimento de uma jornada de trabalho e recebendo, em contrapartida, uma remuneração em dinheiro, mercadoria ou benefícios.

Ainda segundo o IBGE (2010), os trabalhadores por conta própria são definidos como aqueles que trabalhavam explorando o seu próprio empreendimento (sozinho ou com sócio), sem ter empregado. E por fim, são considerados empregadores os indivíduos que exploravam seu próprio empreendimento com pelo menos um empregado. É importante ressaltar que os trabalhadores por conta própria ou empregadores contabilizados no Censo contemplam tanto aqueles com estabelecimento registrado em CNPJ quanto não-registrado.

Levando em consideração este critério de classificação de vínculos do IBGE, agregamos as quatro categorias de emprego descritas em dois grupos, de modo a obter, como variáveis dependentes, os indicadores de Emprego Formal e Informal por 100 habitantes. Mais precisamente, definimos como emprego formal aqueles correspondentes à categoria de emprego com carteira assinada e empregadores. Definimos como emprego informal aqueles ligados às categorias de emprego por conta própria e sem carteira assinada. Os critérios de classificação de emprego formal e informal seguem aqueles definidos pelo IBGE. Agregamos, por fim, os dois grupos de trabalhadores formais e informais, de modo a construir a variável dependente de Empregos Totais no Setor Privado (por 100 habitantes).

A partir do Censo Brasileiro, também obtivemos as variáveis de controle para a análise de regressão MQ2E. Construímos a partir do Censo as seguintes variáveis de controle: i) Controles Demográficos (População, Raça, Educação, Mulheres, Jovens e Idosos); ii) Controles Setoriais (Proporção de Trabalhadores na Indústria Leve, Indústria de Transformação, e Proporção de Mulheres na População Ocupada da Indústria). As variáveis de controle construídas tomaram o ano de 2000 como baseline.

2.3.Outros dados

Também construímos variáveis de controles provenientes de outras fontes, tais como o indicador de Produto Interno Bruto (PIB). Este indicador é calculado em termos de diferenças de níveis entre 2000 e 2010, a nível de microrregião. Estes dados foram obtidos a partir do IPEA Data. Outra variável de controle construída é o indicador de exposição a importação chinesas, obtida a partir da matriz de insumo produto da MIPM, segundo a metodologia adotada por Autor et al. (2013).

2.4.Estatísticas descritivas

Na Tabela 1, apresentamos os dados de emprego e de estoque de robôs em 2000 e 2010, bem como as variáveis de controle utilizadas para a análise de regressão. Conforme mencionado anteriormente,

apresentamos os vínculos agregados de Emprego Formal, Emprego Informal e Emprego total, avaliados em termos de variação por 100 habitantes entre 2000 e 2010, a nível de microrregião. A Tabela demonstra crescimento médio tanto dos vínculos formais quanto informais. Também podemos observar na Tabela 1 uma variação positiva na exposição de robôs, no mesmo período.

As variáveis de controle podem também ser observadas na tabela. Os dados revelam a estrutura demográfica e setorial das microrregiões brasileiras, no ano 2000, que tendiam a apresentar um baixo percentual médio de idosos (5,6% da população) e uma elevada proporção da população adulta com baixo nível de escolarização (49% sem instrução e 26,7% com fundamental incompleto). Estes dados refletem a estrutura demográfica de um país em desenvolvimento, sobre a qual tenderia a absorver o seu elevado contingente de trabalhadores jovens e de baixa escolaridade em ocupações informais.

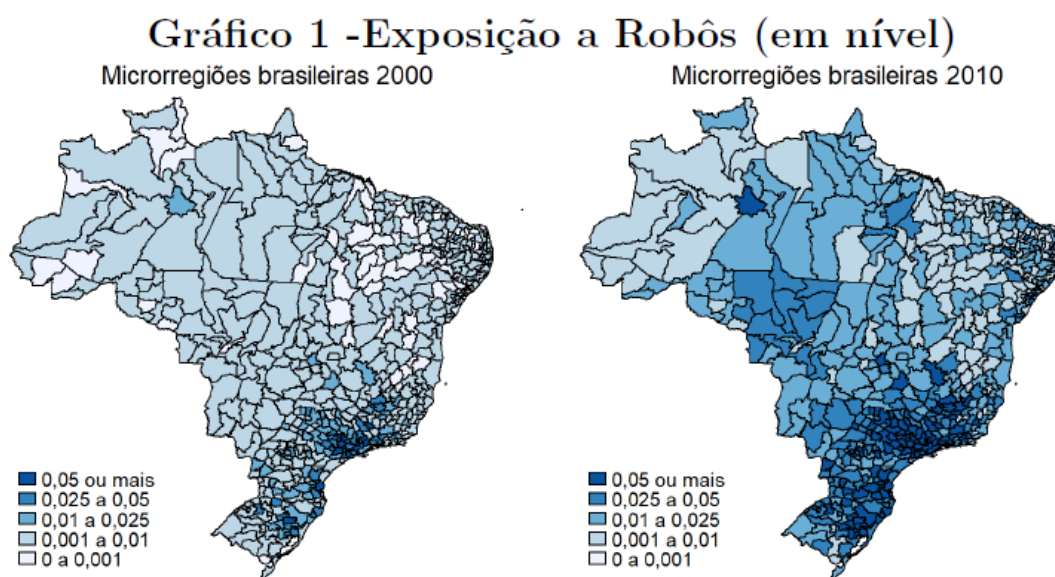
Tabela 1 - Estatísticas Descritivas

	Média	D. Padrão	Mínimo	Máximo	Obs.
Δ Emprego (100 Habitantes) 2000-2010					
Total	29,44	7,28	11,49	46,86	558
Formal	10,91	6,63	0,87	31,08	558
Informal	18,53	3,30	7,97	28,57	558
Exposição a Robôs (mil trabalhadores) 2000-2010					
Brasil	0,008	0,015	0,000	0,128	558
5 Emergentes	0,002	0,003	0,000	0,028	558
Idade (% Pop.) 2000					
Idosos	5,56	1,56	1,40	9,02	558
Jovens	19,43	1,39	14,89	23,57	558
Adultos	38,96	5,35	24,25	48,76	558
Escolaridade (% Pop. 25 ou mais) 2000					
Superior Completo	3,56	2,80	0,08	15,31	558
Médio Completo	11,31	4,65	1,99	32,97	558
Fundamental Completo	9,51	3,61	2,48	19,36	558
Fundamental Incompleto	26,66	7,62	11,05	48,86	558
Sem Instrução	48,95	16,08	18,33	81,72	558
Raça (% Pop.) 2000					
Branços	50,62	22,96	6,55	95,98	558
Negros	5,70	3,17	0,83	22,52	558
Amarelos	0,29	0,52	0,00	6,23	558
Pardos	42,66	21,68	1,28	87,03	558
Setor (% Emp. Total) 2000					
Indústria Transf.	12,29	6,87	0,35	49,58	558
Construção	7,41	2,17	1,75	18,81	558
Util. Públicas	0,50	0,34	0,00	3,56	558
Serviços	50,61	10,22	21,98	88,10	558
Agropecuária	27,29	13,72	0,25	62,11	558
Indústria Extrativa	0,73	1,52	0,00	17,61	558
Indústria Leve	3,13	3,15	0,00	33,89	558
Gênero (% Pop.) 2000					
Mulheres	49,83	1,16	46,14	52,88	558
Homens	50,17	1,16	47,12	53,86	558
Gênero (% Emp. Indústria) 2000					
Mulheres	28,40	9,91	0,00	70,02	558
Homens	71,60	9,91	29,98	100,00	558
Outros					
PIB (US\$ milhões) 2000-2010	2113,77	9979,91	11,03	190322,10	558
População (milhares) 2000	286,28	759,49	1,85	12142,36	558
Expo. Importações China (milhão trab.) 2000-2010	8,03	7,80	1,14	66,42	558

Também podemos notar, no gráfico 1 abaixo, a distribuição de robôs ao longo das microrregiões brasileiras, em 2000 e 2010. Podemos notar nesta figura que há uma ampla variação na distribuição das exposições em nível entre as microrregiões, estando as áreas mais expostas a robôs situadas geograficamente na região Sudeste e Sul, enquanto nas regiões Norte e Nordeste se encontram as microrregiões com menor exposição a robôs. Dentre as microrregiões brasileiras de maior exposição a robôs em nível, merecem destaque Itajubá (0,48 robôs por mil trabalhadores em 2010), São José dos Campos (0,43 em 2010). Trata-se de números expressivos, que colocariam ambas as microrregiões dentro do grupo das 200 commuting zones americanas de maior exposição a robôs.

Esta maior concentração dos robôs em microrregiões das regiões Sudeste e Sul pode ser explicada pela elevada concentração dos robôs em poucos setores industriais, tais como indústria automobilística. O setor automobilístico brasileiro em particular se destaca dos demais ao apresentar a densidade de robôs mais elevada, o que também corrobora com o apresentado por Acemoglu e Restrepo (2020) para os EUA.

Os gráficos 1 também revela um importante aumento na exposição a robôs em nível entre as microrregiões brasileiras, entre 2000 e 2010. Este aumento na exposição esteve associado à sua maior disseminação às microrregiões do interior, em particular no Centro-Oeste. A automação e modernização tecnológica do setor do agronegócio pode estar relacionado a este aumento, tal como também apresentado por estudo similar de Mota (2021).



Fonte: FIR, MIPM e Censo Brasileiro. Elaboração Própria.

3. ESTRATÉGIA EMPÍRICA

Estimamos o efeito da introdução de robôs industriais sobre o emprego a partir da seguinte regressão:

$$\Delta Y_{ir,2000,2010} = \beta_0 + \beta_1 Expo_{ir,2000,2010}^{BRA} + \pi X_{ir,2000} + \delta_r + \varepsilon_{ir}$$

Onde as variáveis são definidas para cada microrregião i da grande região r). $\Delta Y_{ir,2000,2010}$ corresponde à diferença de Emprego (Total, Formal e Informal) por 100 Habitantes. $Expo_{ir,2000,2010}^{BRA}$ representa a medida de Exposição a Robôs Brasileiros. $X_{ir,2000}$ caracteriza um vetor de Controles no ano 2000, enquanto δ_r representa os Efeitos Fixos Regionais. O erro-padrão se encontra em *cluster* a nível de unidade federativa. As regressões também se encontram ponderadas pela população das microrregiões no ano 2000.

A regressão mencionada anteriormente apresenta algumas limitações em sua estimação. Uma dessas limitações se encontra no fato de que a exposição a robôs brasileiros pode ser endógena. Para lidar com esse problema, utilizamos a exposição a robôs estrangeiros (média de 5 emergentes) como variável instrumental. Especificamente, estimamos um modelo de Mínimos Quadrados em Dois Estágios (MQ2E) em que robôs estrangeiros servem de instrumento para os domésticos.

4. RESULTADOS

4.1. Resultados Principais

A partir da metodologia de MQ2E descrita anteriormente, procuramos então avaliar o efeito dos robôs industriais sobre o emprego. Com o intuito de contribuir para a literatura, analisamos o efeito dos robôs sobre o Emprego Total, Formal e Informal. Vejamos, abaixo, as tabelas contendo os resultados encontrados.

Os resultados gerados para as regressões podem ser encontrados nas Tabelas 2 e 3 abaixo. As regressões das tabelas se subdividem em 3 colunas. Na coluna 1, as regressões incluem como especificações de covariadas os Controles Regionais (dummies de grandes regiões Norte, Nordeste, Sul, Sudeste e Centro-Oeste), Demográficos (log da população; a proporção de mulheres na população; a proporção da população acima 65 anos, proporção de jovens entre 15 e 25 anos) e Industriais (proporção da População Ocupada empregada na indústria e, proporção empregada em manufatura leve, proporção de mulheres no no emprego industrial total, exposição a importações chinesas e diferença em log do PIB 2000-2010). Na coluna 2, são incluídas adicionalmente as especificações de Controle Educacional (parcela da população com 25 anos ou

mais com ensino superior completo). E por fim, na coluna 3, são incluídas adicionalmente as especificações de Controle Racial (proporção de brancos, negros e amarelos na população).

No primeiro painel da Tabela 2, apresentamos os resultados da regressão MQ2E em primeiro estágio, regredindo a variável instrumentada (Delta da exposição média de robôs dos cinco emergentes) contra o instrumento (Delta da Exposição a Robôs do Brasil). Os dados apontam para coeficientes positivos e de forte significância estatística.

No segundo painel da Tabela 2, apresentamos os resultados em 2º estágio da mesma regressão MQ2E, agora tomando-se como variável dependente o Delta do Emprego total. A coluna 1 da Tabela 2, que inclui como covariadas somente os Controles Regionais, Educacionais e Industriais, aponta para crescimento significativo do emprego total, para cada aumento de robô por mil trabalhadores no país. Contudo, este efeito perde significância nas colunas 2 e 3, com a inclusão dos Controles Educacionais e Raciais.

Paralelamente, na Tabela 3, apresentamos os resultados em 2º estágio de MQ2E, agora trocando as variáveis dependentes para Delta do Emprego Formal (Painel 1) e do Emprego Informal (Painel 2). Encontramos, de um lado, efeitos negativos e não-significativos do aumento da exposição a robôs sobre o Delta do Emprego Formal. Esta ausência de efeitos significativos da exposição a robôs sobre a formalidade no Brasil também foi encontrada em Stemmler (2019).

Por outro lado, encontramos efeitos positivos e significativos da exposição a robôs sobre o Delta do Emprego Informal. Estes efeitos positivos e significativos sobre o emprego informal persistem para todas as colunas 1, 2 e 3, seja testando para alguns controles, (Regionais, Demográficos e indústria), seja testando para todos os controles (Incluindo Educação e Raça).

Tabela 2 - Efeito da Adoção de Robôs Industriais Sobre o Emprego Total

	(1)	(2)	(3)
Painel 1: Exposição a Robôs do Brasil(2SLS: 1o Estágio)			
Exposição a Robôs 5 Emergentes	1,761*** (0,017)	1,762*** (0,017)	1,758*** (0,016)
Painel 2: Δ Emprego Total (2SLS: 2o Estágio)			
Exposição a Robôs Brasil	2,648* (1,464)	1,993 (1,484)	1,510 (1,609)
<i>N</i>	558	558	558
Controles Regionais	Sim	Sim	Sim
Controles Demográficos	Sim	Sim	Sim
Controles Indústria	Sim	Sim	Sim
Controles Educação	Não	Sim	Sim
Controles Raça	Não	Não	Sim

Tabela 3 - Efeito da Adoção de Robôs Industriais Sobre o Emprego Formal e Informal

	(1)	(2)	(3)
Painel 1: Δ Emprego Formal (2SLS: 2o Estágio)			
Exposição a Robôs do Brasil	-0,060 (2,192)	-1,817 (2,359)	-2,332 (2,466)
Painel 2: Δ Emprego Informal (2SLS: 2o Estágio)			
Exposição a Robôs do Brasil	2,708** (1,219)	3,809*** (1,258)	3,842*** (1,320)
<i>N</i>	558	558	558
Controles Regionais	Sim	Sim	Sim
Controles Demográficos	Sim	Sim	Sim
Controles Indústria	Sim	Sim	Sim
Controles Educação	Não	Sim	Sim
Controles Raça	Não	Não	Sim

As tabelas apresentam estimativas de MQ2E dos efeitos da exposição a robôs sobre o emprego para o período 2000-2010. Todas as estimativas MQ2E são de regressões ponderadas pela população em 2000. As covariáveis incluídas em cada modelo são relatados na parte inferior da tabela. Erros padrão robustos contra heteroscedasticidade e correlação dentro dos estados estão entre parênteses. Fonte: FIR, MIPM e Censo Brasileiro. Elaboração Própria.

Em termos de magnitude, nossa especificação preferida (Coluna 3) indica que os 4.491 robôs industriais instalados no Brasil de 2000 para 2010 ajudaram a criar 511.578 empregos informais. Logo, nosso resultado sugere que cada robô industrial instalado no Brasil, de 2000 para 2010, contribuiu para a criação de 114 empregos informais. Esse resultado é bastante expressivo. Para se ter uma ideia Acemoglu e Restrepo (2020) encontram, para os EUA, que 1 robô elimina 6 empregos (formais).

Acreditamos que os resultados observados no Brasil podem ser maiores do que nos EUA, uma vez que estamos olhando para o contexto de um país em pleno bônus demográfico. Nesse contexto, a falta de crescimento de emprego formal, causada pela introdução dos robôs, induz o grande número de novos entrantes a trabalhar informalmente.

4.2. Análise de Heterogeneidade

Na Tabela 4, é realizada uma série de análises de heterogeneidade. Nesta tabela, podemos notar que a coluna 1 apresenta resultados de regressões em 2º estágio MQ2E, tomando-se o Emprego total como variável dependente, enquanto as colunas 2 e 3 utilizam como variáveis dependentes o Emprego Formal e Informal, respectivamente.

Também podemos observar nesta tabela que o Painel 1 apresenta as mesmas regressões originais em 2º estágio MQ2E que foram analisadas na subseção de Resultados Principais. Já no Painel 2, segmentamos estas regressões MQ2E para dois universos amostrais distintos do Censo Brasileiro, que são Homem e Mulher. No Painel 3, segmentamos também o universo amostral do Censo por Etnia. No Painel 4, segmentamos por faixa etária. No Painel 5, segmentamos a amostra populacional do Censo por grupos de escolaridade. No Painel 6, segmentamos por setor de ocupação trabalhado. E por fim, no Painel 7, segmentamos por tipo de vínculo empregatício trabalhado.

Em linha com essa expectativa, a nossa análise de heterogeneidade abaixo mostra que o maior efeito dos robôs sobre emprego informal ocorre exatamente entre os jovens. Realmente, encontramos que o efeito positivo dos robôs sobre a informalidade está concentrado nas faixas etárias mais jovens (16 a 24 anos e 25 a 44 anos). Este dado reforça a hipótese de que os novos trabalhadores informais ingressantes advêm do bônus demográfico. Ademais, identificamos que o efeito positivo dos robôs sobre o emprego informal está concentrado no setor de serviços. Verificamos também que o efeito positivo dos robôs sobre o emprego informal está concentrado no emprego sem carteira assinada.

Tabela 4 -Análise de Heterogeneidade

	(1) Δ Emprego Total	(2) Δ Emprego Formal	(3) Δ Emprego Informal
Painel 1: Original			
Total	1,510 (1,609)	-2,332 (2,466)	3,842*** (1,320)
Painel 2: Gênero			
Homem	2,961* (1,522)	-0,278 (2,065)	3,239** (1,438)
Mulher	-2,579 (2,264)	-5,495** (2,651)	2,916* (1,603)
Painel 3: Etnia			
Branca	1,981 (1,471)	-1,031 (2,063)	3,012*** (1,167)
Preta	7,268** (3,113)	1,875 (2,849)	5,393*** (1,306)
Amarela	-2,868 (3,872)	-5,551* (3,139)	2,684 (4,097)
Parda	5,992*** (2,058)	2,634 (2,309)	3,358** (1,578)
Painel 4: Idade			
16 a 24 anos	6,928* (3,732)	3,234 (4,267)	3,694** (1,745)
25 a 44 anos	2,448 (1,951)	-2,027 (2,750)	4,475* (2,671)
45 ou mais	-1,235 (2,098)	-1,732 (1,761)	0,498 (1,080)
Painel 5: Escolaridade			
Sem Instrução	6,300* (3,619)	3,676** (1,614)	2,624 (2,122)
Fund. Incompleto	1,112 (2,125)	-2,699** (1,363)	3,811** (1,517)
Fund. Completo	-3,482 (2,667)	-7,615** (2,974)	4,133** (1,789)
Médio. Completo	-6,574** (3,203)	-11,841*** (4,534)	5,267** (2,137)
Superior Completo	0,410 (2,994)	-1,478 (2,376)	1,888 (1,705)
Painel 6: Setor			
Agro	1,045 (7,989)	8,823*** (3,202)	-7,778 (7,703)
Indústria	2,958* (1,687)	-8,911 (7,022)	11,869 (8,476)
Serviços	3,103* (1,785)	-0,016 (1,805)	3,119*** (0,781)
Painel 7: Vínculo Empregatício			
Emp. com carteira		-2,010 (2,552)	
Empregador		-0,322** (0,125)	
Emp. sem carteira			3,466*** (1,116)
Conta Própria			0,377 (0,690)

As tabelas apresentam estimativas de MQ2E dos efeitos da exposição a robôs sobre o emprego para o período 2000-2010. Todas as estimativas MQ2E são de regressões ponderadas pela população em 2000. Erros padrão robustos contra heteroscedasticidade e correlação dentro dos estados estão entre parênteses. Fonte: FIR, MIPM e Censo Brasileiro. Elaboração Própria.

4.3. Teste de Robustez

Realizamos em seguida o teste de robustez. A Tabela 5 apresenta uma série de testes de robustez, que são baseados na literatura atual de compartilhamento de turnos e outra literatura sobre automação de robôs industriais. Na coluna 1, toma-se o Emprego total como variável dependente, enquanto na coluna 2 e 3 as variáveis de Emprego Formal e Informal são usadas.

A primeira linha mostra os resultados principais apresentados na subseção de Resultados Principais, relacionado à regressão em 2º estágio MQ2E. Em seguida, a segunda linha realiza a mesma regressão do Painel A, só que em MQO. Em seguida, a terceira linha realiza a regressão em forma reduzida regredindo em MQO a variável instrumental diretamente contra a variável dependente de emprego. Em seguida, a quarta linha exclui da amostra de microrregiões todas as observações situadas no percentil de 1% superior de exposição a robôs. Logo a seguir, a quinta linha realiza a mesma exclusão de microrregiões, só que incluindo todas aquelas situadas no percentil 5% de Exposição a Robôs. Em seguida, a sexta linha exclui das observações a microrregião de São Paulo, microrregião de maior população e que detém uma das maiores exposições a robôs do Brasil. Logo após, a sétima linha realiza regressões MQ2E sem peso populacional. E por fim, na oitava linha é realizada uma regressão quantílica, ponderando os dados pela mediana de 50% das observações.

Vimos que, em geral, nossos resultados se mantêm inalterados independentemente do teste de robustez considerado. O único efeito que muda é referente ao Emprego Informal, que perde significância quando não utilizamos o peso. Em todos os outros casos os efeitos estimados são quantitativamente, e qualitativamente, semelhantes aos obtidos em nossos resultados principais acima.

Tabela 5 - Teste de Robustez

	(1)	(2)	(3)
	Δ Emprego Total	Δ Emprego Formal	Δ Emprego Informal
Original (Regressão 2SLS)	1,510 (1,609)	-2,332 (2,466)	3,842*** (1,320)
Original (Regressão OLS)	1,357 (1,643)	-2,505 (2,532)	3,862** (1,392)
Forma Reduzida (Regressão OLS)	2,655 (2,920)	-4,100 (4,497)	6,755*** (2,389)
Exclui Outlier 1% Exposição de Robôs	1,351 (1,654)	-2,520 (2,544)	3,871** (1,398)
Exclui Outlier 5% Exposição de Robôs	1,595 (1,600)	-2,430 (2,541)	4,025*** (1,398)
Exclui Microrregião São Paulo	2,097 (1,472)	-1,635 (2,442)	3,732** (1,630)
Exclui Peso	1,281 (1,524)	-0,742 (2,380)	2,022 (1,611)
Regressão Linear Quantílica 50%	0,517 (3,206)	-1,388 (2,540)	4,279* (2,579)

Erros padrão robustos contra heteroscedasticidade e correlação dentro dos estados estão entre parênteses. Fonte: FIR, MIPM e Censo Brasileiro. Elaboração Própria.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo buscou analisar os impactos da introdução de robôs industriais sobre o emprego brasileiro. Para lidar com o risco de endogeneidade dos robôs brasileiros, adotamos uma metodologia de variáveis instrumentais. Assim, utilizamos robôs estrangeiros como instrumento para robôs brasileiros (semelhante a Acemoglu e Restrepo, 2020 e Stemmler, 2019).

Os dados sugerem que, entre 2000 e 2010, a introdução de robôs industriais resultou em um aumento do emprego informal, porém sem efeito sobre emprego total e formal. Interpretamos estes resultados como evidência de que a introdução de robôs industriais inibiu a geração de novos empregos formais. Por isso, os jovens entrantes no mercado de trabalho, nas microrregiões brasileiras com grande exposição a robôs, tiveram que recorrer ao emprego informal.

Resta analisar os impactos da introdução de robôs para períodos mais recentes, entre 2010 e 2020. Esperamos encontrar na década de 2010 uma intensificação dos efeitos da automação sobre o emprego informal. Esta intensificação se encontraria associada à disseminação de tecnologias 3G e 4G e da “gig economy”. Os resultados apresentados neste artigo sugerem que, entre 2000 e 2010, e anteriores portanto à onda de modernização tecnológica recente, a introdução de robôs industriais já havia exercido impactos positivos sobre o emprego informal brasileiro.

6. REFERÊNCIAS

- Acemoglu, D., & Restrepo, P. (2020). Robots and jobs: Evidence from US labor markets. *Journal of Political Economy*, 128(6), 2188-2244.
- Timmer et al., 2015.
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2016). The risk of automation for jobs in OECD countries: A comparative analysis.
- Arntz, M., Gregory, T., & Zierahn, U. (2017). Revisiting the risk of automation. *Economics Letters*, 159, 157-160.
- Artuc, E., Christiaensen, L., & Winkler, H. (2019). Does Automation in Rich Countries Hurt Developing Ones?: Evidence from the US and Mexico. Evidence from the US And Mexico (February 14, 2019). World Bank Policy Research Working Paper, (8741).

- Autor, D., & Handel, M. (2013). Putting tasks to the test: Human capital, job tasks, and wages. *Journal of Labor Economics*, 31(S1), S59-S96.
- Autor, D., & Salomons, A. (2018). Is automation labor-displacing? Productivity growth, employment, and the labor share (No. w24871). National Bureau of Economic Research.
- Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. WW Norton & Company.
- Dauth, W., Findeisen, S., Südekum, J., & Woessner, N. (2017). German robots-the impact of industrial robots on workers.
- Dix-Carneiro, R., & Kovak, B. (2017). Trade liberalization and regional dynamics. *American Economic Review*, 107(10), 2908-46.
- Faber, M. (2020). Robots and reshoring: Evidence from Mexican labor markets. *Journal of International Economics*, 127, 103384.
- FIR (2019). *World Robotics 2018*. International Federation of Robotics.
- Ford, M. (2015). *Rise of the Robots*. New York.
- Frey, C., & Osborne, M. (2017). The future of employment: How susceptible are jobs to computerisation?. *Technological forecasting and social change*, 114, 254-280.
- Graetz, G., & Michaels, G. (2017). Is modern technology responsible for jobless recoveries?. *American Economic Review*, 107(5), 168-73.
- IBGE (2010). *Manual do Recenseador*. Rio de Janeiro
- Keynes, J. M. (2010). Economic possibilities for our grandchildren. In *Essays in persuasion* (pp. 321-332). Palgrave Macmillan, London.
- Kugler, A. D., Kugler, M., Ripani, L., & Rodrigo, R. (2020). Us robots and their impacts in the tropics: Evidence from colombian labor markets (No. w28034). National Bureau of Economic Research.
- Leontief, W. (1983). Technological advance, economic growth, and the distribution of income. *Population and Development Review*, 403-410.
- Mota, G. (2021) "Mobile broadband expansion and tasks: Evidence from Brazilian formal labor markets". *Dissertação de Mestrado*. Departamento de Economia. PUC-Rio. Rio de Janeiro.
- Ponczek, V., & Ulyssea, G. (2021). Enforcement of labor regulation and the labor market effects of trade: Evidence from brazil. Graetz and Michaels, 2018.

Stemmler, H. (2019) “Does automation lead to de-industrialization in emerging economies? Evidence from Brazil”. Evidence from Brazil (September 13, 2019). CEGE Discussion Papers Number,

Timmer, M. P., Dietzenbacher, E., Los, B., Stehrer, R., & De Vries, G. J. (2015). An illustrated user guide to the world input–output database: the case of global automotive production. *Review of International Economics*, 23(3), 575-605.