

Albuquerque, Pedro H.; Saavedra, Cayan Atreio Portela Bárcena; de Moraes, Rafael Lima; Alves, Patrick Franco; Peng, Yaohao

Working Paper

Na era das máquinas, o emprego é de quem? Estimação da probabilidade de automação de ocupações no Brasil

Texto para Discussão, No. 2457

Provided in Cooperation with:

Institute of Applied Economic Research (ipea), Brasília

Suggested Citation: Albuquerque, Pedro H.; Saavedra, Cayan Atreio Portela Bárcena; de Moraes, Rafael Lima; Alves, Patrick Franco; Peng, Yaohao (2019) : Na era das máquinas, o emprego é de quem? Estimação da probabilidade de automação de ocupações no Brasil, Texto para Discussão, No. 2457, Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA), Brasília

This Version is available at:

<https://hdl.handle.net/10419/211408>

Standard-Nutzungsbedingungen:

Die Dokumente auf EconStor dürfen zu eigenen wissenschaftlichen Zwecken und zum Privatgebrauch gespeichert und kopiert werden.

Sie dürfen die Dokumente nicht für öffentliche oder kommerzielle Zwecke vervielfältigen, öffentlich ausstellen, öffentlich zugänglich machen, vertreiben oder anderweitig nutzen.

Sofern die Verfasser die Dokumente unter Open-Content-Lizenzen (insbesondere CC-Lizenzen) zur Verfügung gestellt haben sollten, gelten abweichend von diesen Nutzungsbedingungen die in der dort genannten Lizenz gewährten Nutzungsrechte.

Terms of use:

Documents in EconStor may be saved and copied for your personal and scholarly purposes.

You are not to copy documents for public or commercial purposes, to exhibit the documents publicly, to make them publicly available on the internet, or to distribute or otherwise use the documents in public.

If the documents have been made available under an Open Content Licence (especially Creative Commons Licences), you may exercise further usage rights as specified in the indicated licence.

**NA ERA DAS MÁQUINAS, O EMPREGO
É DE QUEM? ESTIMAÇÃO DA
PROBABILIDADE DE AUTOMAÇÃO DE
OCUPAÇÕES NO BRASIL**

**Pedro Henrique Melo Albuquerque
Cayan Atreio Portela Bárcena Saavedra
Rafael Lima de Moraes
Patrick Franco Alves
Peng Yaohao**

NA ERA DAS MÁQUINAS, O EMPREGO É DE QUEM? ESTIMAÇÃO DA PROBABILIDADE DE AUTOMAÇÃO DE OCUPAÇÕES NO BRASIL

Pedro Henrique Melo Albuquerque¹
Cayan Atreio Portela Bárcena Saavedra²
Rafael Lima de Moraes³
Patrick Franco Alves⁴
Peng Yaohao⁵

-
1. Pesquisador na Assessoria Técnica da Presidência (Astec) do Ipea; e professor adjunto no Departamento de Administração da Universidade de Brasília (UnB). *E-mail*: <pedro.albuquerque@ipea.gov.br>.
 2. Pesquisador na Diretoria de Estudos e Políticas Setoriais de Inovação e Infraestrutura (Diset) do Ipea. *E-mail*: <cayan.saavedra@ipea.gov.br>.
 3. Pesquisador na Diset/Ipea. *E-mail*: <rafael.morais@ipea.gov.br>.
 4. Pesquisador na Diset/Ipea. *E-mail*: <patrick.alves@ipea.gov.br>.
 5. Pesquisador na Astec/Ipea. *E-mail*: <peng.yaohao@ipea.gov.br>.

Governo Federal

Ministério da Economia
Ministro Paulo Guedes

ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

Fundação pública vinculada ao Ministério da Economia, o Ipea fornece suporte técnico e institucional às ações governamentais – possibilitando a formulação de inúmeras políticas públicas e programas de desenvolvimento brasileiros – e disponibiliza, para a sociedade, pesquisas e estudos realizados por seus técnicos.

Presidente

Carlos von Doellinger

Diretor de Desenvolvimento Institucional, Substituto
Manoel Rodrigues dos Santos Junior

Diretor de Estudos e Políticas do Estado, das Instituições e da Democracia
Alexandre de Ávila Gomide

Diretor de Estudos e Políticas Macroeconômicas
José Ronaldo de Castro Souza Júnior

Diretor de Estudos e Políticas Regionais, Urbanas e Ambientais
Aristides Monteiro Neto

Diretor de Estudos e Políticas Setoriais de Inovação e Infraestrutura
Bruno César Pino Oliveira de Araújo

Diretora de Estudos e Políticas Sociais
Lenita Maria Turchi

Diretor de Estudos e Relações Econômicas e Políticas Internacionais
Ivan Tiago Machado Oliveira

Assessora-chefe de Imprensa e Comunicação
Mylena Pinheiro Fiori

Ouvidoria: <http://www.ipea.gov.br/ouvidoria>
URL: <http://www.ipea.gov.br>

Texto para Discussão

Publicação seriada que divulga resultados de estudos e pesquisas em desenvolvimento pelo Ipea com o objetivo de fomentar o debate e oferecer subsídios à formulação e avaliação de políticas públicas.

© Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada – **ipea** 2019

Texto para discussão / Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada.- Brasília : Rio de Janeiro : Ipea , 1990-

ISSN 1415-4765

1. Brasil. 2. Aspectos Econômicos. 3. Aspectos Sociais.
I. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada.

CDD 330.908

As publicações do Ipea estão disponíveis para *download* gratuito nos formatos PDF (todas) e EPUB (livros e periódicos).
Acesse: <http://www.ipea.gov.br/portal/publicacoes>

As opiniões emitidas nesta publicação são de exclusiva e inteira responsabilidade dos autores, não exprimindo, necessariamente, o ponto de vista do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada ou do Ministério da Economia.

É permitida a reprodução deste texto e dos dados nele contidos, desde que citada a fonte. Reproduções para fins comerciais são proibidas.

JEL: J24; J64; Q55; N36; J21.

SUMÁRIO

SINOPSE

ABSTRACT

1 INTRODUÇÃO	7
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	9
3 METODOLOGIA.....	14
4 RESULTADOS.....	22
5 CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES.....	27
REFERÊNCIAS	29
BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR.....	32

SINOPSE

O objetivo deste trabalho foi reproduzir a metodologia de Carl Benedikt Frey e Michael Osborne, de 2017, para estimação das probabilidades de automação das ocupações no Brasil. Essas estimativas são de potencial importância para os formadores de políticas públicas e profissionais por ser passível de nortear a carreira de trabalhadores, bem como definir cursos prioritários que as instituições de ensino deveriam oferecer visando maximizar as oportunidades de emprego no país. A opinião especializada de 69 acadêmicos e profissionais atuantes em aprendizado de máquinas foi levantada para embasar a estimação dessas probabilidades. Os achados apontam que boa parte das ocupações pode ser automatizada nos próximos anos. Ademais, percebe-se que essas profissões com maior risco de automação apresentam uma tendência de crescimento ao longo do tempo, o que poderá resultar em um elevado nível de desemprego nos próximos anos caso os profissionais e o Estado não se preparem para esse cenário.

Palavras-chave: automação; mercado de trabalho; inteligência artificial; processamento de linguagem natural; qualificação técnica; mineração de texto.

ABSTRACT

This work aimed to reproduce the methodology of Carl Benedikt Frey and Michael Osborne of 2017 for estimating the automation probabilities of occupations in Brazil. These estimates are potentially important for professionals and policymakers because they can guide the career of a worker, as well as define priority courses that educational institutions should offer in order to maximize employment opportunities in the country. We consulted the opinion of 69 scholars and professionals that are experts in machine learning to ground the estimation the automation probability of Brazilian occupations. The findings indicate that a large part of the occupations can be automated in the next years. In addition, it can be seen that these professions with a higher risk of automation show a trend of growth over time, which may result in a high level of unemployment in the coming years if professionals and the government do not prepare for this scenario.

Keywords: automation; labor market; artificial intelligence; natural language processing; technical expertise; text mining.

1 INTRODUÇÃO

O ambiente gerencial tem sofrido mudanças drásticas em sua estrutura funcional devido à inserção de novas tecnologias nas organizações. Algoritmos e automação por meio do aprendizado de máquina (AM) tornaram-se cada vez mais comuns, principalmente devido à competição entre as firmas para aumentar a produção e reduzir os custos (Crews, 2019). Nesse sentido, os gestores precisam estar cientes dessa tendência de automação e de como suas organizações podem se beneficiar da implementação desses sistemas. Por consequência, a mudança no modelo de negócios e na forma de contratação de funcionários, ou a substituição destes por máquinas, é o objeto de estudo deste trabalho. A automação tornou-se um grande receio das pessoas empregadas nos últimos anos, tanto nos países desenvolvidos quanto nos subdesenvolvidos. Há uma preocupação extensa hoje em dia de que as tecnologias oriundas do AM criem desemprego em massa durante os próximos anos (Hernandez-Perdomo, Guney e Rocco, 2018).

Por exemplo, em março de 2018, os funcionários da Empresa Brasileira de Correios e Telégrafos (Correios) declararam greve. Uma das demandas dos grevistas foi o retorno de um cargo eliminado pela gerência do órgão, cuja atribuição era selecionar e verificar manualmente cada pacote/carta e depois separá-los segundo o destino (Cavallini, 2018). Essa demanda foi motivada após os ocupantes desses cargos terem sido demitidos ou realocados em outras tarefas devido à automatização no processo de produção dos Correios. A era da automação do Brasil se alinha com os achados de David (2015) sobre a perfeita substituíbilidade entre o desempenho humano em nível mediano e a tecnologia atualmente disponível.

Para monitorar essa recente mudança de paradigma no mercado de trabalho dos Estados Unidos, Dvorkin (2016) apresentou a evolução de quatro tipos de trabalhos: *i)* manual rotineiro; *ii)* manual não rotineiro; *iii)* cognitivo rotineiro; e *iv)* cognitivo não rotineiro. Em seu artigo, o autor mostra que o número de empregos rotineiros manuais e rotineiros cognitivos não está crescendo tão rápido quanto possível, e uma explicação para isso é o nível de automação que está aumentando nos últimos anos. Essa diferença entre os quatro tipos de empregos pode produzir, em um futuro próximo, mais desigualdade e desemprego no Brasil se nenhuma política pública for formulada.

Uma questão que é continuamente investigada é se as novas tecnologias são realmente responsáveis por uma década de baixo crescimento de empregos no Brasil e no mundo. Segundo Rotman (2013), muitos economistas alegam que os resultados produzidos nos últimos anos são inconclusivos, pois há várias outras explicações plausíveis, como crises financeiras, por exemplo.

Em contrapartida, o trabalho de Frey e Osborne (2017) postulou que todas as ocupações, em vez de tarefas únicas, são automatizadas por avanços tecnológicos. Os autores estimaram que 47% de todos os empregos nos Estados Unidos podem estar em risco de serem automatizados em um futuro próximo. O ponto de vista deste trabalho foi mais pessimista do que o de outros autores, entretanto é o artigo mais citado sobre o tema na atualidade.

Os autores focaram os avanços tecnológicos no que eles chamam de AM. Sua suposição é que essa era organizacional na qual vivemos é diferente de outras revoluções tecnológicas, isso porque agora as máquinas são capazes de realizar tarefas que até recentemente eram consideradas genuinamente humanas, como tarefas manuais rotineiras, bem como as não rotineiras.

Brynjolfsson e McAfee (2014) estão de acordo com Frey e Osborne (2017). Eles sugerem que, devido à automação de algumas tarefas cognitivas rotineiras, as novas tecnologias podem cada vez mais servir de substitutas e não apenas como complemento aos trabalhadores que realizam essas tarefas. Em uma visão mais otimista, Alexopoulos e Cohen (2016), por exemplo, afirmam que os choques tecnológicos historicamente positivos aumentaram as oportunidades de emprego. Dessa forma, a automação poderia, no longo prazo, ser boa para toda a economia.

Além disso, os métodos de AM são tão bons quanto sua amostra de treinamento e devem considerar grandes conjuntos de dados com milhares de exemplos disponíveis para que a qualidade da máquina desenvolvida seja suficientemente boa. A qualidade dos dados na maioria das empresas dos países subdesenvolvidos é muito baixa, ou, ainda, essas firmas sequer registram seus dados. Isto torna impossível automatizar as tarefas, visto que não há dados, e quando há, estes estão muito ruins.

Com base nesse cenário, o intuito deste estudo é contribuir para a literatura internacional sobre automação e emprego, estudando a evolução do número de postos de trabalho no Brasil ao longo do tempo e espaço relacionados com o grau de automação, utilizando para isso as classes formuladas pelo Departamento de Trabalho dos Estados Unidos (Estados Unidos, 1998). Ademais, para a estimativa da probabilidade de automação de cada ocupação, foram consultadas as opiniões de especialistas acadêmicos e profissionais atuantes em inteligência artificial e AM.

Nosso objetivo é responder a algumas questões com relação à taxa de aumento (ou diminuição) de tipos de trabalhos classificados pelo grau de automação de cada posição. Especificamente, apresentamos qual zona de trabalho (*job zone*) exibe o maior aumento e o menor decréscimo no número de posições no Brasil. Também utilizando o Sistema de Informações Geográficas (SIG), estudamos essa evolução no espaço, localizando aglomerados espaciais de aumento e diminuição dessas posições nas microrregiões do país.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O estudo sobre automação e digitalização e como esses cenários podem afetar os empregos em todo o mundo é continuamente atualizado ano a ano. Esta declaração está de acordo com o que foi dito por Raj e Seamans (2018), que apontam que o atual corpo de literatura empírica em torno da robótica e adoção de AM pelas organizações está crescendo e muitas vezes tentando responder a perguntas semelhantes: será que a automação será o fim do trabalho tradicional? Algumas discrepâncias, no entanto, foram encontradas em vários estudos, as quais evidenciam a necessidade de novas investigações, artigos de replicação e dados mais completos e detalhados.

Além disso, esses novos avanços tecnológicos levaram tanto à motivação sobre a capacidade dos algoritmos de AM quanto à automação para impulsionar o crescimento econômico, e também à preocupação com o destino dos trabalhadores humanos em um mundo no qual os algoritmos de computador podem executar muitas das funções humanas (Furman, 2016). Nesse sentido, Raj e Seamans (2018) relataram que pesquisas acadêmicas recentes sugerem que automação e robótica podem ter sido responsáveis por cerca de um décimo do aumento do produto interno bruto (PIB) dos Estados Unidos

entre 1993 e 2007 (Graetz e Michaels, 2017), mas também por uma diminuição no número de postos de trabalho (Frey e Osborne, 2017).

Ramaswamy (2018) considera automação quando uma máquina faz um trabalho que poderia ter sido realizado anteriormente por uma pessoa, e, hoje em dia, a maioria das tarefas manuais rotineiras, manuais não rotineiras e alguns tipos de tarefas rotineiras cognitivas e não rotineiras podem automatizar-se. Autor, Levy e Murnane (2003) apresentaram como a adoção rápida de tecnologias de computação altera as tarefas executadas pelos trabalhadores em seus trabalhos. Outra definição é dada por Chui, Manyika e Miremadi (2015), que avaliaram o “automatismo” dessas capacidades através do uso de tecnologia atual de ponta, ajustando o nível de capacidade requerido para ocupações em que o trabalho ocorre em configurações imprevisíveis.

Os principais artigos sobre esse tema relatados pela literatura científica são os trabalhos de Frey e Osborne (2013; 2017). Frey e Osborne (2017) estimaram a suscetibilidade do emprego à informatização. Em seu artigo, os autores classificam as ocupações nos Estados Unidos com relação ao risco de serem suscetíveis à automação, perguntando aos especialistas sobre o potencial tecnológico de automação em um futuro próximo e aplicando um classificador de processo gaussiano para 702 ocupações. Isso foi realizado por meio da classificação, *a priori*, de algumas ocupações rotuladas por especialistas e da posterior extrapolação da probabilidade para todos os dados. Como resultado, Frey e Osborne (2017) relataram que 47% de todas as pessoas empregadas nos Estados Unidos estão trabalhando em funções que poderiam ser executadas por computadores nos próximos dez a vinte anos.

Uma ideia semelhante à proposta por Frey e Osborne (2017) foi aplicada a outros países. Pajarinen e Rouvinen (2014) sugerem que 35,7% dos empregos na Finlândia estão sob alto risco de automação; Brzeski e Burk (2015) estimam que a parcela de empregos sob esse risco chegue a 59% na Alemanha; Bowles (2014) encontra que a parcela de postos de trabalho que são suscetíveis à automação na Europa varia entre 45% e mais de 60%; e Arntz, Gregory e Zierahn (2016) estimaram a automatização do trabalho dos 21 países da Organização para a Cooperação e o Desenvolvimento Econômico (OCDE).

Em nossa perspectiva, o mais abrangente trabalho sobre o tema é devido a Arntz, Gregory e Zierahn (2016). Em seu artigo, os autores levam em conta a heterogeneidade das tarefas dos trabalhadores nas ocupações, descobrindo que, em média, nos 21 países da OCDE, 9% dos empregos são automatizáveis. No entanto, os autores encontraram heterogeneidade entre os países da OCDE e destacaram que, enquanto a parcela de empregos automatizáveis é de 6% na Coreia do Sul, a participação correspondente é de 12% na Áustria. Essa discrepância, de acordo com os autores, pode ser um reflexo das diferenças gerais das organizações de trabalho, ou devido ao nível educacional desses trabalhadores em todos os países. Arntz, Gregory e Zierahn (2016) de fato não estudaram o Brasil, o qual não é membro da OCDE. Dessa forma, há a possibilidade de atender a uma lacuna nesse campo de estudo usando dados nacionais.

Arntz, Gregory e Zierahn (2016) também constataram que, apesar das diferenças, a principal característica de todos os países da OCDE é que a capacidade de automação frequentemente diminui com o nível de educação bem como a renda dos trabalhadores. Para todos os tipos de empregados, os autores sugerem que os indivíduos de baixa qualificação e renda são os que enfrentam um maior risco de terem seus postos de trabalho automatizáveis, resultado este concordante com os achados de Bakhshi, Frey e Osborne (2015). Goos, Manning e Salomons (2014) e David e Dorn (2013), por sua vez, descobriram que nos Estados Unidos e na Europa tem sido a “polarização” do emprego por nível de habilidade a principal causa da desigualdade na renda salarial entre todos os tipos de ocupações.

Acemoglu e Restrepo (2017) examinaram o impacto do aumento da automação industrial nos mercados de trabalho dos Estados Unidos entre 1990 e 2007. Os autores descobriram que a automação nos Estados Unidos está negativamente correlacionada com emprego e salários durante esse período. Também foi estimado que cada máquina adicional reduziu o emprego em seis trabalhadores e que um novo robô por 1 mil trabalhadores reduziu os salários em 0,5%. Este efeito, de acordo com os autores, é mais pronunciado na manufatura, particularmente em ocupações manuais e manuais de rotina (tarefas rotineiras cognitivas) e para trabalhadores sem diploma universitário.

Na mesma direção, Bessen (2018) afirma que no setor de manufatura a tecnologia reduziu drasticamente os empregos nas últimas décadas. O autor apresentou um modelo de demanda que previa a ascensão e queda do emprego nas indústrias

têxtil, siderúrgica e automobilística. Estes setores eram os mais vulneráveis no que diz respeito à automatização.

Furman (2018), por exemplo, argumenta que, apesar da tecnologia gerar novas demandas de consumo e consequentemente novos empregos, a rotatividade causada pela automação poderia levar a períodos de alto desemprego. Isto pode ser fatal para a economia dos países.

Ramaswamy (2018) resume a maioria das descobertas desse tema:

- o aumento da automação e a adoção de robôs não parecem causar perda de emprego no conjunto de textos sobre o tema; e
- os trabalhadores pouco qualificados em trabalhos de rotina são mais propensos a sofrer demissões devido à automação de suas tarefas, sendo estes trabalhadores aqueles que realizam tarefas orientadas por processos de entrada simples, com pouco pensamento abstrato.

Haverá demanda por novos tipos de trabalhadores qualificados ou novas especializações dentro de ocupações, e por trabalhadores de alta habilidade que sejam capazes de realizar tarefas complicadas, que requerem experiência, especialização, pensamento abstrato e autonomia.

Ramaswamy (2018) argumenta que o risco de automação de trabalho em países em desenvolvimento varia – ele afirma, por exemplo, que é estimado para variar de 55% no Uzbequistão até 85% na Etiópia. Nas economias emergentes, estima-se que o risco de automação seja relativamente alto, com 77% de empregos na China e 69% na Índia considerados em risco.

Enquanto a maioria dos estudos utilizou a descrição das ocupações e algumas opiniões de especialistas, Mann e Püttmann (2017) adotaram uma abordagem diferente para analisar os efeitos da automação no emprego. Em seu estudo, os autores utilizaram informações fornecidas por patentes concedidas. Eles aplicaram um algoritmo classificador de AM a todos os 5 milhões de patentes concedidas entre 1976 e 2014 para identificar aquelas relacionadas à automação, utilizando como insumo uma base menor de 560 patentes classificadas manualmente, e para então diferenciá-las em inovações de automação e não automação. Mann e Püttmann (2017) concluíram

que, embora a automação reduza o emprego industrial, aumenta o emprego no setor de serviços e, em geral, tem um impacto positivo no emprego. Na mesma direção, Susskind (2017) argumenta que o número de tarefas que os robôs podem substituir pode ser ainda muito maior.

Outro trabalho que apresenta uma visão otimista do tema é o artigo de Bessen (2017). Segundo o autor, as novas tecnologias devem ter um efeito positivo sobre o emprego se melhorarem a produtividade em mercados em que há uma grande quantidade de demanda reprimida. Também é sugerido que a nova tecnologia está associada ao declínio do emprego na indústria manufaturada, na qual a demanda está correlacionada ao crescimento do emprego em indústrias menos saturadas e não manufatureiras.

De acordo com Furman (2018), uma vez que a automatização pode reduzir o número de postos de trabalho para os empregos menos qualificados, isso também pode implicar um declínio da demanda por empregos mais qualificados. Em contrapartida, tarefas mais qualificadas, que usam capacidades de resolução de problemas, criatividade e intuição (tarefas cognitivas não rotineiras), assim como tarefas de baixa qualificação, que exigem adaptabilidade situacional e interações pessoais (cognitiva de rotina), são menos propensas a serem automatizadas.

Com relação à revisão de literatura, podemos observar que cenários otimistas e pessimistas são possíveis. Se assumirmos que as máquinas só podem ser substitutas de tarefas de rotina (Acemoglu e Autor, 2011), então o resultado provavelmente será otimista ou menos pessimista. Isto é explicado por Acemoglu e Restrepo (2016), que argumentam que a questão se dá por duas razões: primeiro, porque sempre haverá classes de ocupações que não serão totalmente automatizadas; segundo, porque sempre é possível a introdução de novas tarefas em que o trabalho tem uma vantagem comparativa. Isto pode compensar a perda de ocupações devido à automação.

Nenhum dos artigos citados estudou o Brasil e o impacto de uma crise econômica no número de postos de trabalho classificados pelo nível de complexidade ou probabilidade de automatização. Assim, propusemo-nos a estimar a probabilidade de automação da Classificação Brasileira de Ocupações (CBO), associando essa probabilidade com a classificação de zonas de trabalho da Occupational Information

Network (O*NET), uma base de dados que contém as definições das ocupações desenvolvida pelo Departamento de Trabalho dos Estados Unidos. Também é medido o efeito da crise econômica brasileira de 2015 a 2018 no número de postos de trabalho para essas cinco zonas definidas pela O*NET.

3 METODOLOGIA

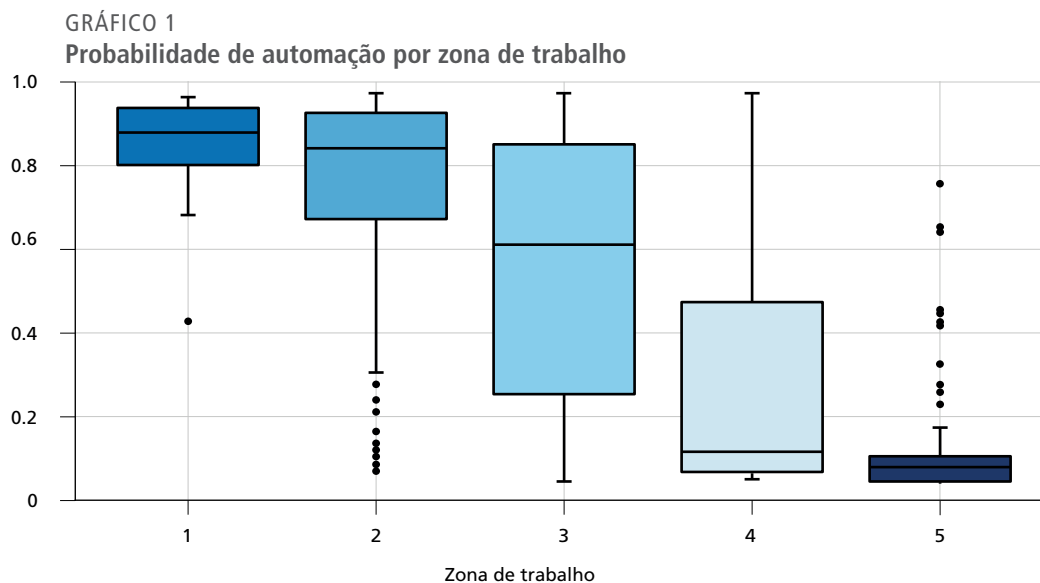
A base de dados utilizada neste estudo foi a Relação Anual de Informações Sociais (RAIS), uma base administrativa de periodicidade anual que tem por objetivo fornecer informações para entidades governamentais com o intuito de subsidiar políticas públicas do mercado de trabalho no Brasil.

A RAIS é um painel que cobre 97% dos trabalhadores formais no Brasil entre 1986 e 2017 e contém outros dados, como renda, nível educacional dos trabalhadores, idade, CBO e identificação e Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) das firmas, além de muitas outras variáveis regionais. Todavia, a RAIS não cobre os trabalhadores informais, que correspondem às pessoas que trabalham, por exemplo, como familiares não remunerados, trabalhadores por conta própria, autônomos e aqueles que não possuem carteira assinada. As estimativas para o período 2017-2018 da taxa de informalidade, segundo Ipea (2018), ficam entre 39% e 41% da população ocupada do Brasil.

Com base nesses dados, o primeiro passo do estudo foi unificar a classificação das zonas de trabalho da O*NET com a RAIS para cada CBO. A O*NET é uma base de dados que apresenta 1.122 grupos ocupacionais e fornece definições e conceitos para descrever os trabalhadores quanto às suas habilidades e competências e o nível educacional exigido, fornecendo também cinco níveis denominados *job zones*, ou zonas de trabalho, que classificam as ocupações quanto ao seu nível de preparo:

- zona de trabalho 1: ocupações que requerem pouca preparação;
- zona de trabalho 2: ocupações que requerem alguma preparação;
- zona de trabalho 3: ocupações que necessitam de um nível intermediário de preparo;
- zona de trabalho 4: ocupações que necessitam de uma considerável preparação; e
- zona de trabalho 5: ocupações que exigem alto nível de preparo.

A ideia foi então fazer uso dessa classificação como uma *proxy* do nível de automação das CBOs ao longo dos anos, utilizando para isso a RAIS. De fato, existe uma relação negativa entre a classificação de zonas de trabalho e a probabilidade de automação apresentada na base O*NET, como aponta o gráfico 1.



Elaboração dos autores.

O gráfico 1 apresenta a probabilidade de automação das ocupações segundo as zonas de trabalho. As probabilidades foram obtidas por meio do texto seminal de Frey e Osborne (2017), que inspirou este trabalho, e a correspondência foi dada por meio da classificação padrão americana de 2010 (Standard Occupational Classification – SOC).¹ Com base no gráfico 1, podemos notar que, quanto mais complexa é uma ocupação em termos de nível de preparo, menor é a probabilidade de automação dessa ocupação.

Isso parece aderente com a hipótese de que as ocupações que necessitam de um nível elevado de preparo são mais difíceis de serem automatizadas, pois há muitos detalhes na execução das tarefas correspondentes a essas ocupações, o que restringe, pelo menos no curto prazo, a chance dessa automatização.

1. Disponível em: <https://www.bls.gov/soc/ISCO_SOC_Crosswalk.xls>.

Dessa forma, nosso objetivo foi obter a relação das zonas de trabalho para as CBOs. Primeiramente, é necessário padronizar os códigos brasileiros para a versão mais recente, pois nos dados são declaradas duas padronizações de CBO: a primeira, intitulada CBO94, que compreende desde o início da série até 2002, e a segunda, CBO2002, a qual vale de 2003 até o momento. Da primeira para a segunda versão, vemos que na mais recente há um detalhamento de ocupações que anteriormente eram classificadas sob o mesmo código. Isto é, observamos casos em que a correspondência de uma CBO94 se dá para muitas CBO2002. Para a atribuição de CBO2002 para os empregados antes de 2003, considerou-se uma alocação proporcional ao número de empregados da ocupação em 2003 sobre o total de empregados desse ano, os quais possuem o mesmo correspondente em comum na versão CBO94.

Uma vez que não há nenhuma tabela de conversão correspondente entre as CBOs e as zonas de trabalho fornecidas pela O*NET, nós classificamos as ocupações brasileiras de acordo com as cinco zonas, por meio dos seguintes passos: usando a versão mais recente da CBO, datada de 2002, cuja fonte é o Ministério do Trabalho,² cruzamos esse dado com a International Standard Classification of Occupations (ISCO),³ versão ISCO-88. Esse cruzamento permitiu ligar os dados da ISCO-88 iretamente aos obtidos no ministério. Após a sua unificação, nós atualizamos a ISCO-88 para a ISCO-08, e então foi possível relacioná-la com a SOC de 2010. Finalmente, a O*NET⁴ fornece a correspondência entre as zonas de trabalho e a SOC 2010.

Após esse processo, encontramos as zonas de trabalho para 73% das CBOs, mas enquanto a base O*NET fornece 1.122 grupos ocupacionais, a RAIS (utilizando a CBO2002) fornece 2.602 grupos. Assim, a correspondência entre essas duas fontes resulta em uma base de dados final para a qual algumas ocupações CBO apresentam mais de uma correspondência com as zonas de trabalho.

Para as CBOs restantes, nós preenchemos 8% dos códigos ocupacionais usando a tradução direta do inglês para o português da descrição dessas ocupações, e fizemos a unificação por meio da medida de similaridade entre esses dois textos. A medida

2. Disponível em: <<http://www.mteco.gov.br/cbosite/pages/tabua/ConsultasConversao.jsf>>.

3. Disponível em: <<http://www.ilo.org/public/english/bureau/stat/isco/isco08/>>.

4. Disponível em: <https://www.onetonline.org/find/zone/All_Job_Zones.csv>.

de similaridade expressa em $[0,1]$ é dada por duas vezes a razão entre o número de elementos comuns aos dois textos e o número total de palavras destes. Finalmente, os 19% restantes foram preenchidos por meio de inspeção manual realizada pelos autores deste trabalho, avaliando qual nível de preparação é exigido para cada código ocupacional com base na sua descrição de atividades.

Em seguida, nós calculamos o número de trabalhadores esperado em cada zona de trabalho por ano. Matematicamente, seja $W_{i,t}$ o número de trabalhadores na i -ésima CBO, t representa o índice de ano e $\pi_{i,j,t}$ a porcentagem de vezes que a i -ésima no período de tempo t foi classificada como sendo oriunda de uma zona de trabalho j , assim o número esperado de trabalhadores por zona e ano é dado por:

$$E_{j,t} = W_{i,t} \pi_{i,j,t}, \quad \text{para } j = 1, \dots, 5.$$

Entretanto, uma vez que o número de empregados por zona de trabalho é muito diferente em termos absolutos (pois há muito mais trabalhadores cujas ocupações necessitam de pouco preparo do que ocupações que necessitam de um alto nível de preparo), escolhemos trabalhar com a taxa de crescimento acumulado (*cumulative growth rate* – CGR) para que fosse possível comparar as magnitudes de crescimento (ou decréscimo) dessas ocupações ao longo do tempo. Especificamente, a CGR foi calculada da seguinte forma:

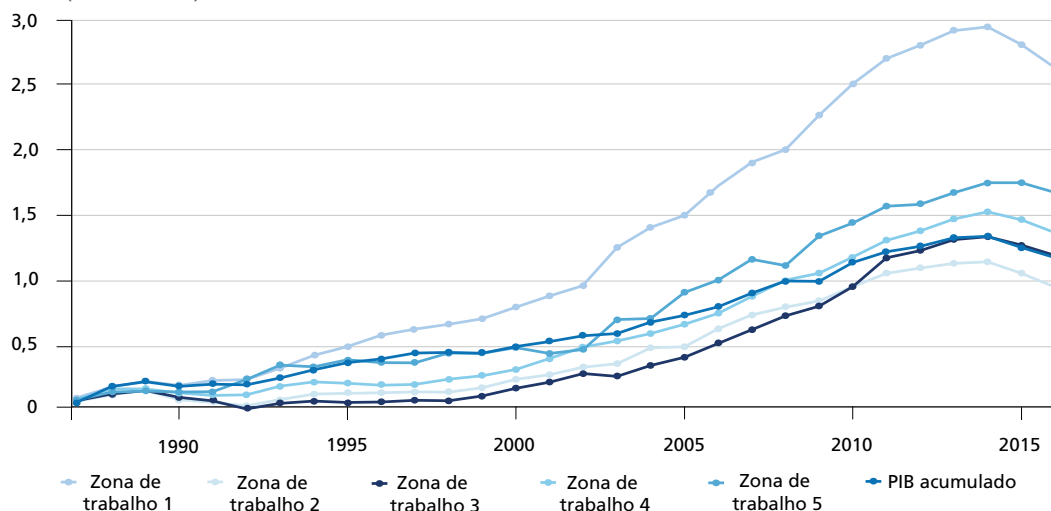
$$G_{j,t} = \sum_{t_0=1}^t \left[\frac{E_{j,t_0}}{E_{j,t_0-1}} - E_{j,t_0-1} \right].$$

Em que $t_0 = 1$ é o segundo ano da nossa série temporal, ou seja, 1988 é o ano-base de comparação.

O gráfico 2 apresenta a CGR do número de empregados para cada zona de trabalho, bem como a CGR do PIB brasileiro.

GRÁFICO 2

Taxa esperada de crescimento cumulativo (CGR) para cada zona de trabalho e PIB brasileiro
(Em % ao ano)



Elaboração dos autores.

Se acreditarmos que a automação de fato está eliminando postos de trabalho ao longo dos anos, especialmente para as primeiras zonas de trabalho, deveríamos observar a superação da curva da CGR da quinta zona em relação à curva da zona 4, seguida pelas zonas 3, 2 e, finalmente, pela 1. Mas de maneira interessante esse padrão não é representado no gráfico 2.

Na verdade, o que se observa é que os postos de trabalho formais da primeira zona superaram os das zonas 5, 4, 3 e 2, nessa ordem. A primeira questão que surge é por que a taxa de trabalhadores da zona 1 cresceu mais nos últimos anos do que a das demais, se esta é a que necessita de menor nível de preparo em relação às outras. Algumas possibilidades podem ser apresentadas: na primeira, assume-se que a automação das ocupações não esteja acontecendo no Brasil, isso explicaria o porquê das curvas no gráfico 2 não seguirem a ordem 5, 4, 3, 2 e 1 em suas CGRs, mas não explicaria o motivo das zonas 5, 4, 3 e 2 se comportarem como previsto. A segunda alternativa, e mais plausível, é a possibilidade dos trabalhadores das zonas de trabalho 2, 3, 4 e até mesmo 5 terem perdido seus empregos nos últimos anos devido à automação e às questões macroeconômicas, sendo assim realocados no mercado de trabalho em zonas inferiores à sua original.

Caso essa última alternativa seja a correta, algo preocupante deve ser analisado mais profundamente: o que acontecerá com esses trabalhadores de zonas inferiores caso suas ocupações sejam automatizadas? E, de fato, quanto menor o nível da zona de trabalho, menos preparo o profissional precisa ter e maior a chance de suas tarefas serem automatizadas. Isto, alinhado com o baixo custo de automação e o fato de os robôs não necessitarem de direitos trabalhistas e poderem operar 24 horas por dia, deixa muito competitiva a alternativa de automação *versus* trabalho humano manual, podendo, assim, serem potencialmente eliminadas muitas vagas de trabalho em um futuro próximo.

Para confirmar essa hipótese, nós acompanhamos os trabalhadores ao longo do tempo e medimos o número de vezes que eles mudaram de zona com o passar dos anos, valores esses representados na tabela 1.

TABELA 1
Mudanças para zonas de trabalho ao longo dos anos
(Em %)

Anos	1987-1990	1991-1995	1996-2000	2001-2005	2006-2010	2011-2016
Entrada	0,150	0,172	0,176	0,199	0,205	0,201
Nível 1	0,843	0,844	0,846	0,856	0,857	0,861
Nível 2	0,028	0,029	0,029	0,032	0,030	0,029
Nível 3	0,014	0,014	0,016	0,015	0,015	0,015
Nível 4	0,010	0,009	0,010	0,009	0,010	0,010
Nível 5	0,005	0,005	0,005	0,005	0,005	0,005

Elaboração dos autores.

Por meio da tabela 1, podemos observar que a porcentagem de mudança para a zona de trabalho 1 é maior entre os trabalhadores da zona 2, seguida pelas 3 e 4 e, com menor frequência, pelos trabalhadores da zona 5. Esses dados corroboram a hipótese de migração para zonas inferiores como uma alternativa que os trabalhadores têm quando perdem seus empregos. Segundo essa hipótese, é preferível receber menos em uma ocupação de baixo nível preparatório (mesmo que o trabalhador originalmente possua elevado nível de preparação) do que não estar atuando no mercado de trabalho.

Outra questão que surge é: o decréscimo na taxa do PIB devido à crise financeira brasileira afeta de maneira igual a redução dos postos de trabalho para todas as zonas? Essa indagação é motivada pela recente crise financeira brasileira, que foi seguida de

uma crise política, resultando no *impeachment* da presidente Dilma Rousseff, aliada com a insatisfação popular com o sistema político nacional.

Após 2014, o PIB brasileiro caiu em 3,9%, diminuição que pode ser observada no gráfico 2, o que evidencia também a queda da CGR dos empregados nas zonas a partir de 2014.

A tabela 2 mostra que a porcentagem decresce em uma magnitude muito maior para os trabalhadores da zona de trabalho 1 do que para as demais zonas, face à redução do PIB observada no período de recessão econômica entre 2014 e 2016. De igual modo, quanto maior o nível de preparo, menor é essa redução nos postos de trabalho quando da existência de uma crise financeira.

TABELA 2
Redução na CGR (2014-2016)

Zona de trabalho	%
Nível 1	31,45
Nível 2	17,94
Nível 3	14,42
Nível 4	16,06
Nível 5	7,52

Elaboração dos autores.

3.1 Pesquisa sobre automação de empregos

Usando uma ideia similar à proposta por Frey e Osborne (2017), coletamos na plataforma Lattes do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) o nome de todos os pesquisadores cadastrados e que tenham atuado em projetos de automação relacionados ao AM.

Durante esse processo, encontramos 754 *e-mails* de profissionais que reportaram na plataforma Lattes sua atuação em projetos de automação. É de se esperar que esses profissionais, por sua atuação acadêmica em projetos da área, possuam capacidade de classificar as ocupações brasileiras segundo a sua probabilidade de automação.

Convidamos, então, todos esses pesquisadores para avaliar, de maneira aleatória, CBOs quanto à sua probabilidade de automação. Eram fornecidos, portanto, para os

pesquisadores o nome da CBO e a descrição das atividades realizadas por essa ocupação, e o respondente atribuía uma probabilidade entre 0 e 1 do nível de automação dessas ocupações.

A base de dados final com todas as respostas registrou 3.966 respostas de 69 pesquisadores e 2.046 CBOs em uma população de 2.602 CBOs existentes. Observamos ainda que cada respondente avaliou em média 57,48 CBOs aleatórias durante o processo de coleta dos dados. A distribuição das respostas por campos de pesquisa está apresentada na tabela 3.

TABELA 3
Campos de atuação dos respondentes da pesquisa

Campo	Respostas	Pesquisadores
Ciências aplicadas	3.489	58
Interdisciplinar	29	2
Negócios	228	2
Ciências naturais	220	7

Elaboração dos autores.

Em seguida, para se estimar a probabilidade final de automação das CBOs usando a amostra coletada, geramos a frequência de palavras (unigramas e bigramas) que descreviam cada CBO observada na amostra, utilizando para isso as descrições de atividades dessas ocupações.

Esses unigramas e bigramas foram obtidos após a remoção de palavras vazias (*stop words*), números, abreviações e pontuação, totalizando mais de 19 mil variáveis. Por se tratar de uma quantidade extensa de características que descreveriam as ocupações, procedeu-se a uma análise de componentes principais como forma de redução das características observadas. Mantendo-se pelo menos 70% de variabilidade explicada, selecionamos os primeiros 372 componentes principais.

O último passo foi o cômputo da probabilidade de automação para todas as CBOs – para isso usamos a amostra coletada e as características sumarizadas pelos componentes principais para treinar e avaliar um modelo de processo gaussiano. Sejam x_i e x_j duas observações, $i, j = 1, \dots, 3.801$ e $x_i, x_j \in R^p$ com $P = 372$, o modelo foi ajustado considerando-se a seguinte função Kernel:

$$K(x_i, x_j)_\theta = \sigma_f^2 \exp \left[\frac{-1}{2} \sum_{p=1}^P \left(\frac{x_{ip} - x_{jp}}{\lambda} \right)^2 \right].$$

Em que $\theta = (\sigma_f^2, \sigma_\epsilon^2, \lambda)$. Os hiperparâmetros θ foram obtidos maximizando-se a verossimilhança marginal (Schulz, Speekenbrink e Krause, 2018):

$$\log[p(y \vee X, \theta)] = \frac{-1}{2} y^T K_y^{-1} y - \frac{1}{2} \log \vee K_y \vee \frac{-n}{2} \log(2\pi) \cdot$$

Em que $K_y = K(X, X) + \sigma_\epsilon^2 I$; y é a probabilidade de automação registrada pelos respondentes na pesquisa; X é a matriz de características contendo os componentes principais obtidos dos unigramas e bigramas; e $n = 3.801$ é o tamanho amostral.

Finalmente, usando a densidade *a posteriori* multivariada, obtivemos as equações de predição para o processo gaussiano de regressão (Rasmussen, 2004):

$$f_* \vee X, y, X_* \sim N(\hat{f}_*, \text{Cov}(f_*)).$$

Em que $\hat{f}_* = K(X_*, X)[K(X, X) + \sigma_\epsilon^2 I]^{-1} y$, $\text{Cov}(f_*) = K(X_*, X_*) - K(X_*, X)[K(X, X) + \sigma_\epsilon^2 I]^{-1} K(X, X_*)$, com X^* sendo a matriz com todos os componentes principais de todas as CBOs, incluindo as CBOs não observadas na amostra.

4 RESULTADOS

Simulando 5 mil observações da densidade, obtivemos a estimativa empírica da distribuição de probabilidade de automação para cada CBO. É interessante notar nesse caso que a abordagem bayesiana fornece uma interpretação útil para os resultados obtidos, uma vez que, devido ao alto grau de incertezas, seria melhor amostrar observações da distribuição *a posteriori* do parâmetro relativo à probabilidade de automação em vez de simplesmente fornecer uma única estimativa pontual.

Ademais, quanto maior a variabilidade desse parâmetro (calculado usando-se as amostras geradas da distribuição *a posteriori* da probabilidade de automação), maior seria a heterogeneidade entre os trabalhadores da referida CBO. Em outras palavras, uma alta variabilidade representaria a existência de diversidade de atividades na ocupação-alvo que podem ser facilmente automatizadas e de outras que dificilmente

seriam automatizadas. Já uma baixa variabilidade nas amostras geradas pela distribuição *a posteriori* representaria que esse grupo da CBO é muito homogêneo internamente e que possivelmente todos os profissionais alocados nessa CBO (ou a maioria) podem ter suas atividades automatizadas (quando a mediana da probabilidade de automação for alta), ou que suas atividades não podem ser facilmente automatizadas (no caso da mediana da probabilidade de automação ser baixa).

Nesse sentido, com base nas medianas da distribuição *a posteriori* da probabilidade de automação, estimada por meio do processo gaussiano, as ocupações listadas na CBO foram distribuídas entre quatro classes de acordo com os seus respectivos riscos de automação, quais sejam:

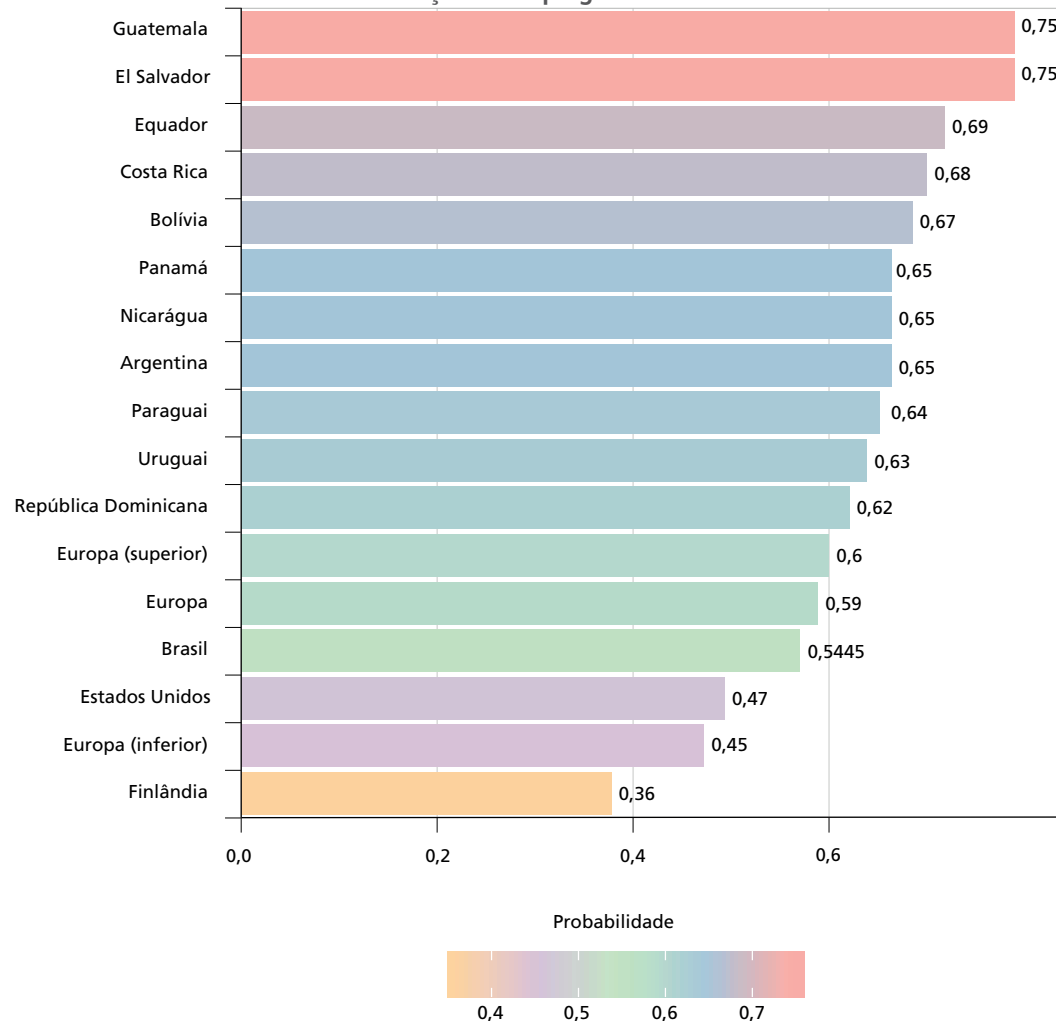
- automação muito baixa: primeiro quartil da mediana da probabilidade;
- automação baixa: segundo quartil da mediana da probabilidade;
- automação alta: terceiro quartil da mediana da probabilidade; e
- automação muito alta: quarto quartil da mediana da probabilidade.

Entre os 46.281.590 trabalhadores formalmente empregados em 31 de dezembro de 2017, 61.672 estão com suas respectivas CBOs registradas como valores faltantes (*not availables*) na RAIS de 2017. Em função disso, esses trabalhadores não entraram no cômputo da porcentagem reportada, devido à impossibilidade do pareamento na integração das bases de dados analisadas, resultando em 46.219.918 empregados. Desse número remanescente, outros 360.769 trabalhadores estão nas CBOs que não possuem perfil ocupacional (por exemplo, ocupações de militares), para as quais não foram atribuídas probabilidades de automação. Sendo assim, o total de empregados considerados para o cálculo percentual foi de 45.859.149.

Agregando os níveis de probabilidade de automação alta e muito alta, o número de funcionários que pertencem a essas categorias em 2017 foi igual a 24.970.587, o que representou 54,45% em uma população de 45.859.149 empregados formais em CBOs com perfil ocupacional no referido ano.

O resultado encontrado corrobora os achados de trabalhos correlatos da literatura especializada. O gráfico 3 apresenta uma comparação da probabilidade média de automação das ocupações brasileiras com os valores encontrados em outros países em estudos similares.

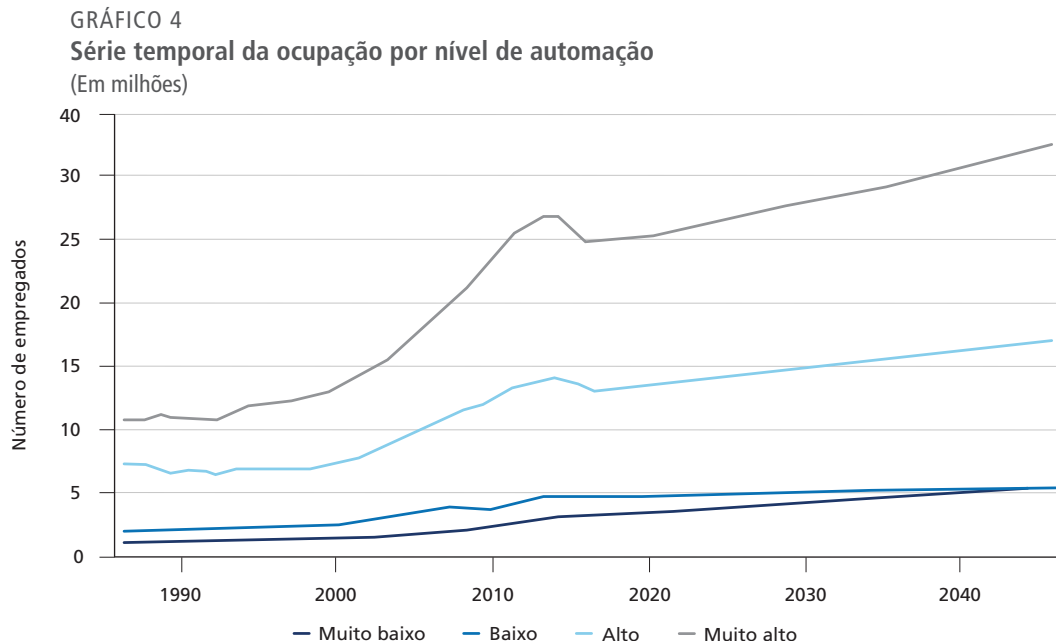
GRÁFICO 3

Probabilidade média de automação de empregos ao redor do mundo

Fonte: Bosch, Pagés e Ripani (2018), Bowles (2014), Brzeski e Burk (2015), Frey e Osborne (2013) e Pajarinen e Rouvinen (2014).
Elaboração dos autores.

Para calcular o total de empregos em risco nos próximos trinta anos, procedeu-se com a estimação de um modelo autorregressivo integrado de médias móveis (*autoregressive integrated moving average* – ARIMA) para as séries temporais de cada CBO entre 1986 e 2017, interpolando linearmente qualquer ponto faltante nesses anos. As estimativas foram obtidas por meio da proposta de Khandakar e Hyndman (2008).

O gráfico 4 apresenta o número total de empregados observados (1986-2016) e preditos (2017-2046) pelo modelo ARIMA.



Elaboração dos autores.

Após 2016, os dados apresentados no gráfico 4 são estimativas de previsão baseadas nas tendências observadas das séries temporais do número total de empregados para cada CBO. Podemos notar que o número de empregados para as CBOs de alto nível de automação aumenta ao longo dos anos, assumindo para isso que as tendências observadas no passado se mantenham.

Apesar da porcentagem aparentemente alarmante de profissões em risco no futuro próximo, há diversos cenários de transformação a se considerar na dinâmica do mercado de trabalho brasileiro. Por um lado, atividades tipicamente rotineiras e não cognitivas, como a de ascensorista, devem de fato ser automatizadas. Por outro, outras profissões que integram tanto subtarefas facilmente automatizáveis quanto as de difícil execução por robôs devem sofrer transformações em função do desenvolvimento da tecnologia e da inteligência artificial. A tendência é que essas ocupações fiquem cada vez mais centradas em tarefas intensivas em criatividade e análise crítica e gradualmente

se afastem de atividades corriqueiras e repetitivas – profissões como as de secretariado e contador se encaixam nessa categoria.

Em relação aos limites da automação de empregos, ocupações associadas a valores humanos como empatia (assistentes sociais), cuidado (babás) e interpretação subjetiva (críticos de artes) devem ser mantidas no curto/médio prazo, mesmo com a ascensão de tecnologias de ponta. Conforme se constatou nas análises deste trabalho, ocupações que possuem em suas descrições termos associados a essas virtudes resultaram, em geral, em baixos valores para a probabilidade estimada de automação. Por fim, o desenvolvimento de novas tecnologias representa, por si só, o advento de novas necessidades e, conseqüentemente, a criação de novas profissões associadas a supervisionar, manter e incrementar as tecnologias recém-introduzidas.

Assim, dois cenários surgem: o primeiro é que as firmas no Brasil mantêm o seu mesmo padrão de contratação independentemente do nível de automação, isto é, as empresas em sua maioria prefeririam manter trabalhadores humanos à automatização de tarefas, e devido a essa demanda de empregados a previsão para o número total de pessoas empregadas nesses grupos aumentaria.

Já o segundo cenário é mais preocupante. Caso as empresas decidam por automatizar essas profissões com alta chance de automação, então aproximadamente 30 milhões de empregos estariam em risco até 2026. Esse cenário é o mais fidedigno, uma vez que a automação de tarefas para as firmas produziria um aumento na eficiência de seus processos, redução de custos, além da possibilidade de certas atividades serem executadas 24 horas, sete dias por semana.

O desafio enfrentado pelo governo brasileiro em um futuro próximo está em lidar com esse cenário garantindo treinamento suficiente aos trabalhadores (em especial os pouco qualificados), para que atuem em outros ramos de atividades cujo nível de automação seja menor.

Além disso, mesmo que uma quantidade suficiente de trabalhadores qualificados esteja disponível, as firmas decidem investir em novas tecnologias dependendo do fator relativo dos preços do capital e do trabalho na realização de uma determinada tarefa no processo de produção.

5 CONCLUSÃO E RECOMENDAÇÕES

Este estudo analisou a dinâmica das taxas de emprego por suas zonas nos últimos anos e as tendências futuras de automação de empregos, replicando a metodologia de Frey e Osborne (2017) e usando dados brasileiros. Os resultados desta pesquisa são consistentes com os encontrados na literatura especializada recente, e podem fornecer subsídios a gestores corporativos e formuladores de políticas públicas orientadas para antecipar potenciais elevações na taxa de desemprego para profissões com alto risco de automação, bem como identificar ocupações que possuem baixo risco de automação e dimensionar de forma mais precisa os prospectos de transformação da configuração futura do mercado de trabalho. Pela ótica de uma firma, esses achados podem remodelar a seleção de candidatos, eventualmente reajustando as competências requeridas a um aspirante ao emprego ofertado; pela ótica da esfera federal, os resultados podem auxiliar no planejamento de políticas econômicas e sociais, tais como o direcionamento do enfoque de cursos de capacitação técnica para atividades com menor propensão de automatização, potencialmente evitando um investimento em concluintes que acabem substituídos por máquinas em última instância. Ademais, a identificação de ocupações e tarefas com menor chance de automação, como programação computacional e *design* criativo, pode fomentar discussões adicionais no âmbito da inclusão digital, democratização do conhecimento e reformulação da estrutura curricular do ensino superior, médio ou mesmo básico.

A respeito das tendências futuras de ocupações específicas, conforme estimadas pelo método proposto, o estudo identificou dois fatores relevantes. Primeiro, a probabilidade de automação do referido emprego e, segundo, a projeção de crescimento da demanda por trabalhadores da respectiva ocupação para os próximos anos: uma ocupação pode apresentar baixa ou alta probabilidade de automação, assim como uma tendência futura de aumento ou diminuição de número de empregados a nível nacional. Dessa forma, o estudo mapeou quatro cenários que podem indicar futuros cursos de ação para a construção de políticas públicas direcionadas aos respectivos setores. A título de ilustração, listamos a seguir um exemplo de ocupação para cada cenário.⁵

- Operador de *telemarketing* ativo: alta propensão à automação e tendência de expansão da demanda.

5. Resultados disponíveis em: <<https://lamfo.shinyapps.io/automacao/>>.

- Diretor de pesquisa e desenvolvimento: baixa propensão à automação e tendência de expansão da demanda.
- Gerente administrativo: baixa propensão à automação e tendência de retração da demanda.
- Cobrador de transporte coletivo: alta propensão à automação e tendência de retração da demanda.

Como recomendação de política pública, uma prioridade de investimento poderiam ser as atividades da segunda categoria que representam profissões com demanda em potencial e necessitam ser preenchidas por trabalhadores com habilidades de difícil automação, ao passo que atividades com tendência de expansão e alta probabilidade de substituição de um trabalhador humano por máquinas ou robôs podem ser potenciais nichos de desemprego para os próximos anos, constatação que pode potencializar a eficácia de ações governamentais de intervenção ativa.

O estudo identificou, ainda, a existência de subtarefas que podem influenciar o valor estimado para a probabilidade de automação de uma determinada ocupação. Tome-se como exemplo a profissão de contador, cuja probabilidade de automação estimada foi de 48,74%: analisando a sua descrição na CBO, é possível identificar habilidades potencialmente fáceis de se automatizar, tais como preencher formulários específicos inerentes à atividade da empresa e calcular índices econômicos e financeiros. Não obstante, ao mesmo tempo, a profissão envolve tarefas de difícil automação, como assessorar a gestão empresarial, intermediar acordos com os sindicatos e demonstrar flexibilidade. Dessa forma, constatou-se que a probabilidade de automação dessa ocupação não é de fato um valor mediano. Em vez disso, esse valor se credita à existência de habilidades mais ou menos complexas intrínsecas à mesma classe de trabalho. Padrões semelhantes foram identificados na profissão de consultor jurídico, que apresentou uma probabilidade estimada de 54,09%: analogamente, as competências associadas a essa profissão englobam tarefas mais facilmente automatizadas, como reunir documentação básica e agir com prontidão, assim como tarefas dificilmente substituíveis por uma máquina, tais como interpretar a norma jurídica, demonstrar criatividade e evidenciar eloquência verbal.

A constatação de subtarefas mais ou menos automatizáveis e sua importância relativa no exercício da ocupação em questão pode auxiliar na identificação dos limites da automação de tarefas, assim como na compreensão do papel do homem perante o

desenvolvimento da inteligência artificial. De fato, trabalhos científicos como de Arntz, Gregory e Zierahn (2017) argumentam que os níveis previstos de automação geral de trabalho podem estar na verdade superestimando a parcela de empregos automatizáveis, ao negligenciarem a heterogeneidade potencialmente substancial de subtarefas dentro de uma única ocupação, bem como a adaptabilidade dos empregos à transformação digital e aos desenvolvimentos tecnológicos e sua massificação.

Como desenvolvimento futuro, sugere-se uma investigação mais profunda acerca dos resultados dispostos no gráfico 2, que ilustra a CGR da zona de trabalho 1, a qual exige níveis menores de qualificação. Uma análise mais detalhada à luz da economia do trabalho, bem como de eventos econômicos, políticos e sociais que poderiam ter influenciado a dinâmica do mercado de trabalho brasileiro durante o período analisado, é de potencial valia para o aprofundamento da discussão apresentada neste texto. Outra restrição consistiu em ter limitado o rol de profissionais e acadêmicos consultados para especialistas em AM, em aplicações futuras. Profissionais atuantes em outras áreas – tais como administradores, psicólogos, gestores de pessoas, engenheiros, cientistas da computação etc. – constituiriam um grupo mais representativo, que poderia refinar as estimações realizadas. Outras sugestões de pesquisas futuras incluem a utilização de técnicas alternativas de AM ao processo gaussiano empregado, o teste de outras funções Kernel, o uso de *n*-gramas em vez de unigramas e bigramas e a elevação do ponto de corte de 70% na análise de componentes principais, a fim de capturar outros termos-chave que possam indicar maiores ou menores propensões à automação. A despeito da alta exigência computacional demandada nessas extensões propostas, estas podem revelar padrões e tendências não evidenciadas nas configurações escolhidas para a execução deste estudo.

REFERÊNCIAS

ACEMOGLU, D.; AUTOR, D. Skills, tasks and technologies: implications for employment and earnings. In: ASHENFELTER, O.; CARD, D. (Ed.). **Handbook of labor economics**. [s.l.]: Elsevier, 2011. v. 4. p. 1.043-1.171.

ACEMOGLU, D.; RESTREPO, P. **The race between machine and man**: implications of technology for growth, factor shares and employment. Cambridge, United States: NBER, 2016. (Working Paper, n. 22252).

_____. **Robots and jobs**: evidence from US labor markets. Cambridge, United States: NBER, 2017. (Working Paper, n. 23285).

ALEXOPOULOS, M.; COHEN, J. The medium is the measure: technical change and employment, 1909-1949. **Review of Economics and Statistics**, v. 98, n. 4, p. 792-810, 2016.

ARNTZ, M.; GREGORY, T.; ZIERAHN, U. **The risk of automation for jobs in OECD countries: a comparative analysis**. Paris: OECD Publishing, 2016. (OECD Social, Employment, and Migration Working Papers, n. 189).

_____. Revisiting the risk of automation. **Economics Letters**, v. 159, p. 157-160, 2017.

AUTOR, D. H.; LEVY, F.; MURNANE, R. J. The skill content of recent technological change: an empirical exploration. **The Quarterly Journal of Economics**, v. 118, n. 4, p. 1.279-1.333, 2003.

BAKHSHI, H.; FREY, C. B.; OSBORNE, M. **Creativity vs. robots: the creative economy and the future of employment**. London: Nesta, 2015. Disponível em: <https://media.nesta.org.uk/documents/creativity_vs._robots_wv.pdf>.

BESSEN, J. E. **Automation and jobs: when technology boosts employment**. Boston: Boston University School of Law, 2017. (Economics Research Paper, n. 17-09). Disponível em: <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2935003>.

_____. AI and jobs: the role of demand. In: AGRAWAL, A.; GANS, J.; GOLDFARB, A. (Ed.). **Economics of artificial intelligence**. Chicago: University of Chicago Press, 2018.

BOSCH, M.; PAGÉS, C.; RIPANI, L. **El futuro del trabajo en América Latina y el Caribe: ¿una gran oportunidad para la región?** [s.l.]: BID, 2018. Disponível em: <<https://publications.iadb.org/handle/11319/9172>>.

BOWLES, J. The computerisation of European jobs. **Bruegel**, Brussels, 2014. Disponível em: <<http://bruegel.org/2014/07/the-computerisation-of-european-jobs>>.

BRYNJOLFSSON, E.; MCAFEE, A. **The second machine age: work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies**. New York: W.W. Norton and Company, 2014.

BRZESKI, C.; BURK, I. Die roboter kommen: folgen der automatisierung für den deutschen arbeitsmarkt. **Economic Research**, n. 30, 2015.

CAVALLINI, M. Correios: sindicatos anunciam greve; parte das agências funcionou. **G1**, 2018. Disponível em: <<https://g1.globo.com/economia/noticia/correios-sindicatos-anunciam-greve-parte-das-agencias-esta-aberta.ghtml>>.

CHUI, M.; MANYIKA, J.; MIREMADI, M. Four fundamentals of workplace automation. **McKinsey Quarterly**, v. 29, n. 3, p. 1-9, 2015.

CREWS, C. What machine learning can learn from foresight: a human-centered approach. **Research-Technology Management**, v. 62, n. 1, p. 30-33, 2019.

DAVID, H. Why are there still so many jobs? The history and future of workplace automation. **Journal of Economic Perspectives**, v. 29, n. 3, p. 3-30, 2015.

DAVID, H.; DORN, D. The growth of low-skill service jobs and the polarization of the US labor market. **American Economic Review**, v. 103, n. 5, p. 1.553-1.597, 2013.

DVORKIN, M. Jobs involving routine tasks aren't growing. **On the Economy Blog**, 4 Jan. 2016.

ESTADOS UNIDOS. Department of Labor. Employment and Training Administration. **O*NET98 data dictionary release 1.0**. Washington: ETA/DOL, 1998. Disponível em: <https://www.onetcenter.org/dl_files/DataDictionary98.pdf>.

FREY, C. B.; OSBORNE, M. A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? **Technological Forecasting and Social Change**, n. 114, p. 254-280, 2017.

FURMAN, J. **Is this time different?** The opportunities and challenges of artificial intelligence. Washington: NASEM, 2016. Disponível em: <https://obamawhitehouse.archives.gov/sites/default/files/page/files/20161212_cea_nas_ai_furman.pdf>.

_____. Should we be reassured if automation in the future looks like automation in the past? *In*: AGRAWAL, A.; GANS, J.; GOLDFARB, A. (Ed.). **Economics of Artificial Intelligence**. Chicago: University of Chicago Press, 2018.

GOOS, M.; MANNING, A.; SALOMONS, A. Explaining job polarization: routine-biased technological change and offshoring. **American Economic Review**, v. 104, n. 8, p. 2509-2526, 2014.

GRAETZ, G.; MICHAELS, G. Is modern technology responsible for jobless recoveries? **American Economic Review**, v. 107, n. 5, p. 168-173, 2017.

HERNANDEZ-PERDOMO, E.; GUNEY, Y.; ROCCO, C. M. A reliability model for assessing corporate governance using machine learning techniques. **Reliability Engineering and System Safety**, n. 185, p. 220-231, 2018.

IPEA – INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA. **Mercado de trabalho: conjuntura e análise**. Brasília: Ipea, 2018. Ano 24, n. 65. Disponível em: <http://www.ipea.gov.br/portal/index.php?option=com_content&view=article&id=34372&Itemid=9>.

KHANDAKAR, Y.; HYNDMAN, R. Automatic time series forecasting: the forecast package for R. **Journal of Statistical Software**, v. 27, n. 3, July 2008.

MANN, K.; PÜTTMANN, L. **Benign effects of automation**: new evidence from patent texts. [s.l.]: [s.n.], 2017. Disponível em: <https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2959584>.

PAJARINEN, M.; ROUVINEN, P. Computerization threatens one third of Finnish employment. **ETLA Brief**, v. 22, 2014.

RAJ, M.; SEAMANS, R. AI, labor, productivity, and the need for firm-level data. *In*: AGRAWAL, A.; GANS, J.; GOLDFARB, A. (Ed.). **Economics of artificial intelligence**. Chicago: University of Chicago Press, 2018.

RAMASWAMY, K. V. **Technological change, automation and employment**: a short review of theory and evidence. Mumbai: Indira Gandhi Institute of Development Research, 2018. (Working Paper, n. 2018-02).

RASMUSSEN, C. E. Gaussian processes in machine learning. *In*: BOUSQUET, O.; LUXBURG, U. von; RATSCH, G. (Ed.). **Advanced lectures on machine learning**. Tubinga: Springer, 2004. p. 63-71.

ROTMAN, D. How technology is destroying jobs. **Technology Review**, v. 16, n. 4, p. 28-35, 2013.

SCHULZ, E.; SPEEKENBRINK, M.; KRAUSE, A. A tutorial on Gaussian process regression: modelling, exploring, and exploiting functions. **Journal of Mathematical Psychology**, n. 85, p. 1-16, 2018.

SUSSKIND, D. **A model of technological unemployment**. Oxford: University of Oxford, 2017. (Working Paper). Disponível em: <<https://www.economics.ox.ac.uk/materials/papers/15126/819-susskind-a-model-of-technological-unemploymentjuly-2017.pdf>>.

BIBLIOGRAFIA COMPLEMENTAR

BANK, W. **A fair adjustment**: efficiency and equity of public spending in Brazil. [s.l.]: World Bank Group, Nov. 2017. Disponível em: <<http://documents.worldbank.org/curated/en/643471520429223428/Volume-1-Overview>>.

GAMARSKI, R.; COLITT, R.; SHINOHARA, G. Brazil truckers strike for fourth day. **Bloomberg Business**, 2018. Disponível em: <<https://www.bloomberg.com/news/articles/2018-05-24/brazil-truckers-strike-for-fourth-day-despite-fuel-price-cut>>.

Ipea – Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada

Assessoria de Imprensa e Comunicação

EDITORIAL

Coordenação

Reginaldo da Silva Domingos

Supervisão

Carlos Henrique Santos Vianna

Revisão

Carlos Eduardo Gonçalves de Melo

Elaine Oliveira Couto

Lis Silva Hall

Mariana Silva de Lima

Vivian Barros Volotão Santos

Bruna Oliveira Ranquine da Rocha (estagiária)

Lorena de Sant’Anna Fontoura Vale (estagiária)

Editoração

Aline Cristine Torres da Silva Martins

Mayana Mendes de Mattos

Anna Raquel Fernandes dos Santos (estagiária)

Vinícius Arruda de Souza (estagiário)

Capa

Danielle de Oliveira Ayres

Flaviane Dias de Sant’ana

Projeto Gráfico

Renato Rodrigues Bueno

*The manuscripts in languages other than Portuguese
published herein have not been proofread.*

Livraria Ipea

SBS – Quadra 1 - Bloco J - Ed. BNDES, Térreo.

70076-900 – Brasília – DF

Fone: (61) 2026-5336

Correio eletrônico: livraria@ipea.gov.br

Missão do Ipea

Aprimorar as políticas públicas essenciais ao desenvolvimento brasileiro por meio da produção e disseminação de conhecimentos e da assessoria ao Estado nas suas decisões estratégicas.

ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

MINISTÉRIO DA
ECONOMIA



ISSN 1415-4765

