

Mercado de Trabalho

conjuntura e análise

ANO 25 | Abril de 2019

66

Governo Federal

Ministério da Economia

Ministro Paulo Guedes

ipea Instituto de Pesquisa
Econômica Aplicada

Fundação pública vinculada ao Ministério do Planejamento, Desenvolvimento e Gestão, 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**

André Tortato Rauen

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>

Mercado de Trabalho: conjuntura e análise

CORPO EDITORIAL

Editor Responsável

Carlos Henrique Leite Corseuil

Membros

Felipe Mendonça Russo

Lauro Ramos

Sandro Pereira Silva

Sandro Sacchet de Carvalho

Equipe de Apoio

Bruna de Souza Azevedo

Gabriela Carolina Rezende Padilha

Luciana Moura Martins Costa

Leandro Pereira da Rocha

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.

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 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, tornaram-se cada vez mais comuns, principalmente devido à competição entre as firmas por aumentar a produção e reduzir 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. A automação acarretou um grande receio de desemprego em massa para os próximos anos, tanto nos países desenvolvidos quanto nos subdesenvolvidos (Hernandez-Perdomo, Guney e Rocco, 2018).

Para monitorar essa recente mudança de paradigma no mercado de trabalho dos Estados Unidos, Dvorkin (2016) apresentou a evolução de quatro tipos de trabalhos: manual rotineiro; manual não rotineiro; cognitivo rotineiro; e cognitivo não rotineiro. Em seu artigo, Dvorkin (2016) 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 implementada.

1. Pesquisador na Assessoria Técnica da Presidência (Astec) do Ipea; e professor adjunto no Departamento de Administração da Universidade de Brasília (UnB).

2. Pesquisador na Diretoria de Estudos e Políticas Setoriais de Inovação e Infraestrutura (Diset) do Ipea.

3. Pesquisador na Diset/Ipea.

4. Pesquisador na Diset/Ipea.

5. Pesquisador na Astec/Ipea.

O trabalho de Frey e Osborne (2017), entretanto, 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 ser automatizados em um futuro próximo. Os autores focaram nos avanços tecnológicos, no que eles chamam de aprendizado de máquina. 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 tanto tarefas rotineiras e repetitivas quanto as que envolvem habilidades cognitivas mais elaboradas.

Baseado nesse cenário, este estudo contribui 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 construídas pelo Departamento de Trabalho dos Estados Unidos (DOL, 1998). Ademais, para a estimação da probabilidade de automação de cada ocupação, foram consultadas as opiniões de especialistas acadêmicos e profissionais atuantes em inteligência artificial e aprendizado de máquinas.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O estudo sobre automação e digitalização e a maneira como esses cenários podem afetar os empregos em todo o mundo é continuamente atualizado ano a ano, consistente com os achados de Raj e Seamans (2018), que apontam que o atual corpo de literatura empírica em torno da robótica e a adoção de *machine learning* pelas organizações estão crescendo e, muitas vezes, tentando responder se a automação significará o fim do trabalho tradicional. Algumas discrepâncias, no entanto, foram encontradas em vários estudos, e essas discrepâncias 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 aprendizado de máquina 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).

Um dos principais artigos sobre este tema relatados pela literatura científica é o trabalho de Frey e Osborne (2017). Os autores 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 pela 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 trabalhos que poderão ser executados por computadores nos próximos dez a vinte anos.

Arntz, Gregory e Zierahn (2016) levaram em conta a heterogeneidade das tarefas dos trabalhadores nas ocupações e descobriram que, em média, nos 21 países da Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (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, a participação correspondente é de 12% na Áustria. Essa diferença, 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.

Ramaswamy (2018) resume as descobertas recentes deste tema em dois pontos: *i*) o aumento da automação e adoção de robôs não parece causar perda de emprego no conjunto de textos sobre o tema; e *ii*) trabalhadores pouco qualificados em trabalhos de rotina são mais propensos a sofrer demissões devido à automação de suas tarefas, de modo que os trabalhadores pouco qualificados são 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 trabalhadores de alta habilidade que sejam capazes de realizar tarefas complicadas que requerem experiência, especialização, pensamento abstrato e autonomia.

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. Entretanto, 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.

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 (*job zones*), do Occupational Information Network (O*NET),⁶ uma base de dados que contém as definições das ocupações desenvolvidas pelo departamento de trabalho dos Estados Unidos. Também é medido o efeito da crise econômica brasileira de 2015-2018 no número de postos de trabalho para as cinco *job zones* definidas pelo sistema de classificação O*NET.

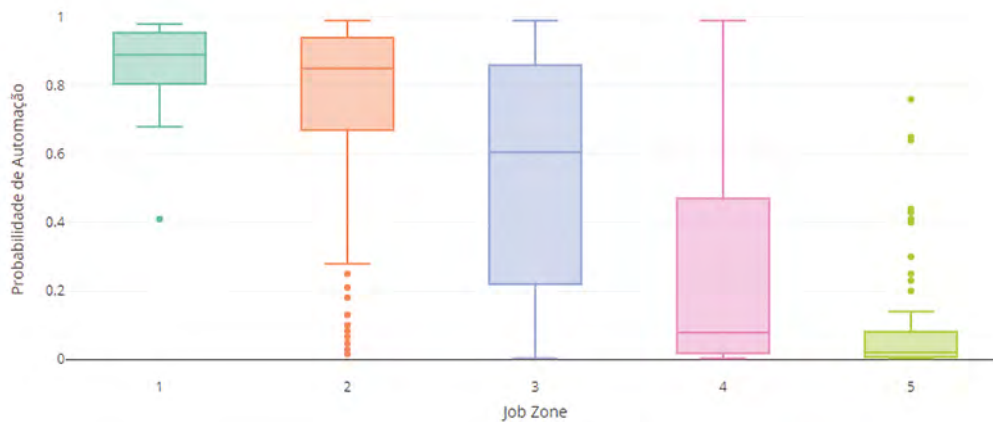
3 METODOLOGIA

A base de dados utilizada neste estudo foi a Relação Anual de Informações Sociais (Rais), base de dados administrativa de periodicidade anual que cobre 97% dos trabalhadores formais no Brasil entre os anos de 1986 e 2016 e contém outros dados, como renda, nível educacional dos trabalhadores, idade, CBO, identificação da firma e Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) das firmas, além de muitas outras variáveis regionais.

6. Disponível em: <encurtador.com.br/giuGU>. Acesso em: set. 2018.

Com base nesses dados, o primeiro passo do estudo foi unificar a classificação O*NET *job zone* com a Rais para cada CBO. O O*NET é uma base de dados que apresenta 1.122 grupos ocupacionais e fornece definições e conceitos para descrever os trabalhadores quanto as suas habilidades e competências e ao nível educacional exigido, além de cinco níveis, denominados *job zones*, que classificam as ocupações quanto ao seu nível de preparo. A ideia foi, então, utilizar a classificação *job zones* 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 *job zones* e a probabilidade de automação apresentada na base O*NET, como aponta o gráfico 1.

GRÁFICO 1
Probabilidade de informatização por *job zone*



Elaboração dos autores.

Obs.: Figura reproduzida em baixa resolução e cujos leiaute e textos não puderam ser padronizados e revisados em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

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

Uma vez que não há nenhuma tabela de conversão correspondente entre os CBOs nacionais e as *job zones* fornecidas pelo O*NET, nós atribuímos as *job zones* às ocupações brasileiras por meio dos seguintes passos: usando a versão mais recente das CBOs, datada de 2002, cuja fonte é Brasil (2018), cruzamos esse dado com a *International Standard Classification of Occupations – ISCO (2018), version 88*. Esse cruzamento permitiu ligar os dados diretamente aos obtidos por Brasil (2018). Uma vez unificados esses dados, nós atualizamos a ISCO-88 para a ISCO-08, e, então, foi possível relacionar a *2008 International Standard Classification of Occupations* com a SOC (2018), de 2010. Finalmente, O*NET (2018) fornece a correspondência entre as *job zones* e a SOC 2010.

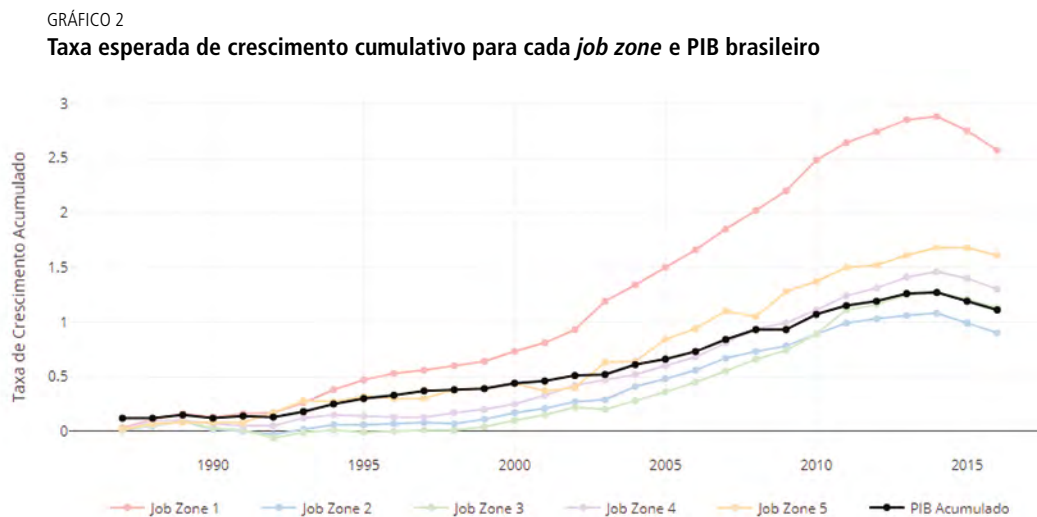
Após esse processo, encontramos as *job zones* para 73% das CBOs, mas, enquanto a base O*NET fornece 1.122 grupos ocupacionais, a Rais (utilizando CBO de 2002) fornece 2.602 grupos ocupacionais, assim, a correspondência entre essas duas fontes

Na era das Máquinas, o Emprego é de Quem? Estimativa da probabilidade de automação de ocupações no Brasil

resulta em uma base de dados final para a qual algumas ocupações CBO apresentam mais de uma correspondência com as *job zones*.

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 de similaridade expressa entre e é dada por duas vezes a razão entre o número de elementos comuns entre os dois textos sobre o número total de palavras dos dois textos. Finalmente, os 19% restantes foram preenchidos por meio de inspeção manual realizada pelos autores deste trabalho, avaliando o nível de preparação exigido para cada código ocupacional, baseado na sua descrição de atividades.

Uma vez que o número de empregados por *job zone* 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), nós escolhemos trabalhar com a taxa acumulada de crescimento (TAC) para que pudesse ser possível comparar as magnitudes de crescimento (ou decréscimo) dessas ocupações ao longo do tempo. O gráfico 2 apresenta a TAC do número de empregados para cada *job zone*, bem como a do produto interno bruto (PIB) brasileiro.



Elaboração dos autores.

Obs.: Figura reproduzida em baixa resolução e cujos leiaute e textos não puderam ser padronizados e revisados em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

Se nós acreditarmos que a automação de fato está eliminando postos de trabalho ao longo dos anos, especialmente para as primeiras *job zones*, deveremos observar que a curva da TAC acumulada da quinta *job zone* deveria superar as demais, porém o que se observou é que os postos de trabalho formais da primeira *job zone* superaram as *job zones* 5, 4, 3 e 2, nessa ordem. A primeira questão que surge é por que a taxa de trabalhadores da *job zone* 1 cresceu mais nos últimos anos do que a taxa de trabalhadores nas demais *job zones* se esta necessita de menor nível de preparo que as demais. Algumas possibilidades podem ser apresentadas: a primeira assume que a automação das ocupações não esteja acontecendo no Brasil, e isso explicaria o porquê das curvas do gráfico 2 não seguirem a ordem 5, 4, 3, 2 e 1 em suas taxas de crescimento acumulado, mas não explicaria o motivo de as *job zones*

5, 4, 3 e 2 se comportarem como previsto. A segunda, e mais plausível, é a possibilidade de os trabalhadores das *job zones* 2, 3, 4 e até mesmo 5 terem perdido seus empregos nos últimos anos devido à automação e às questões macroeconômicas, e, então, terem sido realocados no mercado de trabalho em *job zones* inferiores à sua *job zone* original.

Caso essa alternativa seja a correta, algo preocupante deve ser analisado mais profundamente: o que acontecerá com esses trabalhadores de *job zones* inferiores caso suas ocupações sejam automatizadas? E, de fato, quanto menor o nível da *job zone*, menos preparo o profissional precisa ter e maior a chance de suas tarefas serem automatizadas. Isso, alinhado com o baixo custo de automação, 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* o trabalho humano manual, podendo, assim, eliminar potencialmente muitas vagas de trabalho em um futuro próximo.

Usando uma ideia similar à proposta por Frey e Osborne (2017), nós coletamos na plataforma Lattes do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) o nome de todos os pesquisadores cadastrados na plataforma e que tivessem atuado em projetos de automação relacionados ao aprendizado de máquina. Durante esse processo, encontramos 754 *e-mails* de profissionais que reportaram nessa plataforma sua atuação em projetos de automação. É de se esperar que esses profissionais, por sua atuação acadêmica em projetos de automação, 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 a 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.

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 *stop-words*, números, abreviações e pontuação, totalizando mais de 19 mil variáveis. Por se tratar de uma quantidade extensa de características que descreviam as ocupações, procedeu-se com 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 para obter as estimativas dos níveis de automação.

4 RESULTADOS

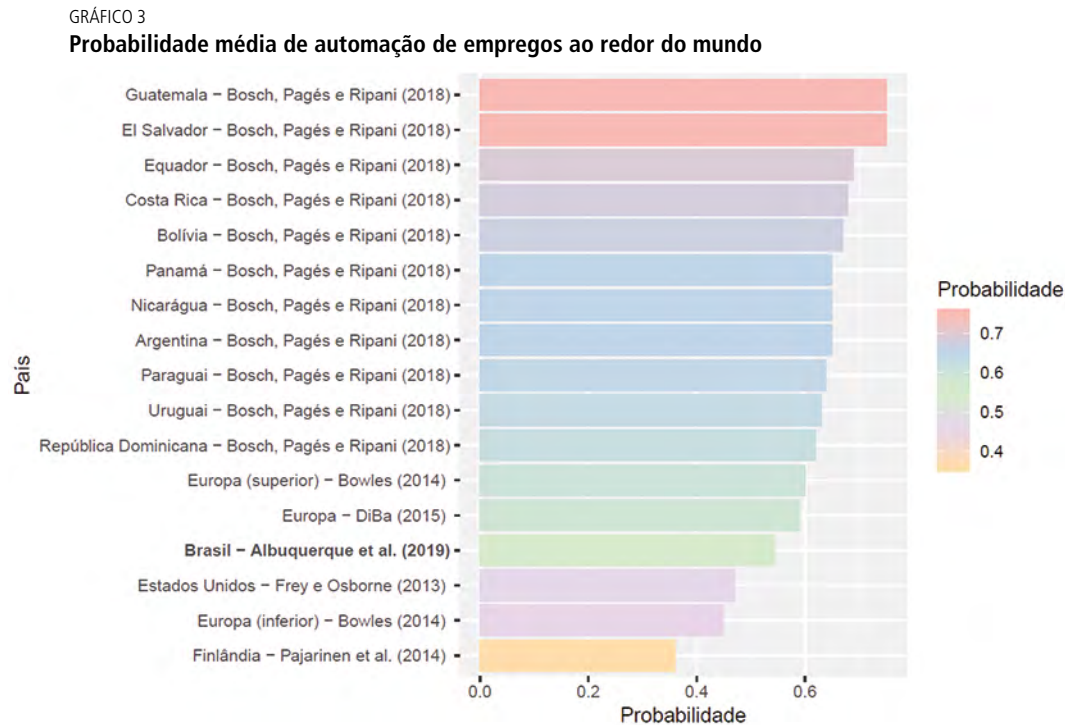
Simulando 5 mil observações da densidade, nós obtivemos a estimativa empírica da distribuição de probabilidade de automação para cada CBO. Ademais, quanto maior a variabilidade desse parâmetro (calculado usando-se as amostras geradas da distribuição *a posteriori* da probabilidade de automação), maior seria a heterogeneidade entre os

Na era das Máquinas, o Emprego é de Quem? Estimação da probabilidade de automação de ocupações no Brasil

trabalhadores da referida CBO. Já uma baixa variabilidade nas amostras gerada pela distribuição *a posteriori* da probabilidade de automação representaria que esse grupo CBO é muito homogêneo internamente, de modo que a maioria dos profissionais alocados nessa CBO poderia ter suas atividades automatizadas (quando a mediana da probabilidade de automação for alta), ou que suas atividades não poderiam ser facilmente automatizadas (no caso de a 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: automação muito baixa (1º quartil da mediana da probabilidade), automação baixa (2º quartil), automação alta (3º quartil) e automação muito alta (4º quartil).

Entre os 46.281.590 trabalhadores formalmente empregados em 31/12/2017, 61.672 estão com suas respectivas CBOs registradas como valores faltantes (NAs) na Rais de 2017. Em função disso, esses trabalhadores não entraram no cômputo do percentual reportado, 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 do percentual foi de 45.859.149. Agregando os níveis de probabilidade de automação “alta” e “muito alta”, o número de funcionários que pertenciam 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.



Elaboração dos autores.

Obs.: Figura reproduzida em baixa resolução e cujos leiaute e textos não puderam ser padronizados e revisados em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

Apesar do percentual aparentemente alarmante de profissões em risco no futuro próximo, há diversos cenários de transformação a serem considerados na dinâmica do mercado de trabalho brasileiro: por um lado, atividades tipicamente rotineiras e não cognitivas, como ascensoristas, devem de fato ser automatizadas. No entanto, outras profissões que integram subtarefas facilmente automatizáveis e subtarefas 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 secretárias e contadores 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 (crítico 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, por si só, representa o advento de novas necessidades e, conseqüentemente, a criação de novas profissões associadas a supervisionar, manter e incrementar as tecnologias recém-introduzidas.

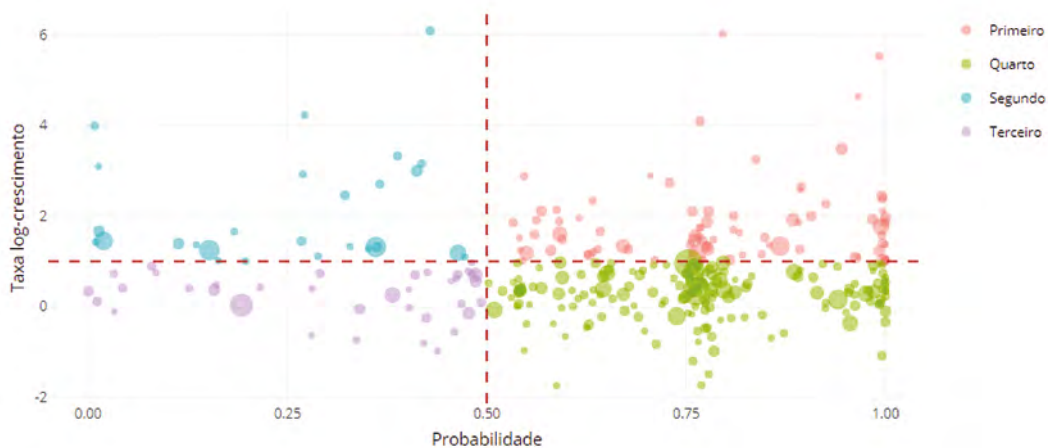
O gráfico 4 mostra as CBOs analisadas no estudo em relação às suas respectivas probabilidades de automação (eixo horizontal) e variação relativa da demanda por trabalhadores daquela ocupação (eixo vertical), a qual foi mensurada pelo logaritmo da razão do número de empregados, de modo que valores do eixo vertical maiores que zero representam ocupações cuja demanda por trabalhadores aumentou nos últimos anos, enquanto que valores menores que zero remetem a CBOs que apresentaram queda na demanda por empregados. O tamanho dos pontos na figura é proporcional ao número de trabalhadores formalmente empregados em 31/12/2017 na respectiva CBO.

As ocupações pertencentes ao quarto quadrante (inferior direito) possuem maiores probabilidades de automação e demanda decrescente, indicando que essas profissões estão ficando relativamente obsoletas nos últimos anos e, portanto, correm riscos maiores de ser substituídas de fato por autômatos. Por seu turno, o primeiro quadrante (superior direito) é composto por ocupações com maiores probabilidades de automação e demanda crescente, constituindo-se, assim, por atividades cujas tarefas podem ser realizadas por robôs, mas que o mercado de trabalho ainda tende a continuar absorvendo grande quantidade de mão de obra – sendo assim, essas ocupações possuem maior potencial de se transformar nos próximos anos do que de fato desaparecer, tornando-se gradativamente mais intensivas em cognição e criatividade e substituindo aos poucos tarefas mais rotineiras conforme o grau de adoção tecnológica nesses setores. Em contraste, o segundo e o terceiro quadrantes (superior esquerdo e inferior esquerdo, respectivamente) representam ocupações com menor potencial de automação. Em especial, ocupações pertencentes ao segundo quadrante representam oportunidades de crescimento futuro para empregos com grande exigência de qualificação, constituindo, assim, em possíveis prioridades para políticas públicas de capacitação técnica.

Na era das Máquinas, o Emprego é de Quem? Estimação da probabilidade de automação de ocupações no Brasil

GRÁFICO 4

Quadrantes por probabilidade de automação e taxa de crescimento



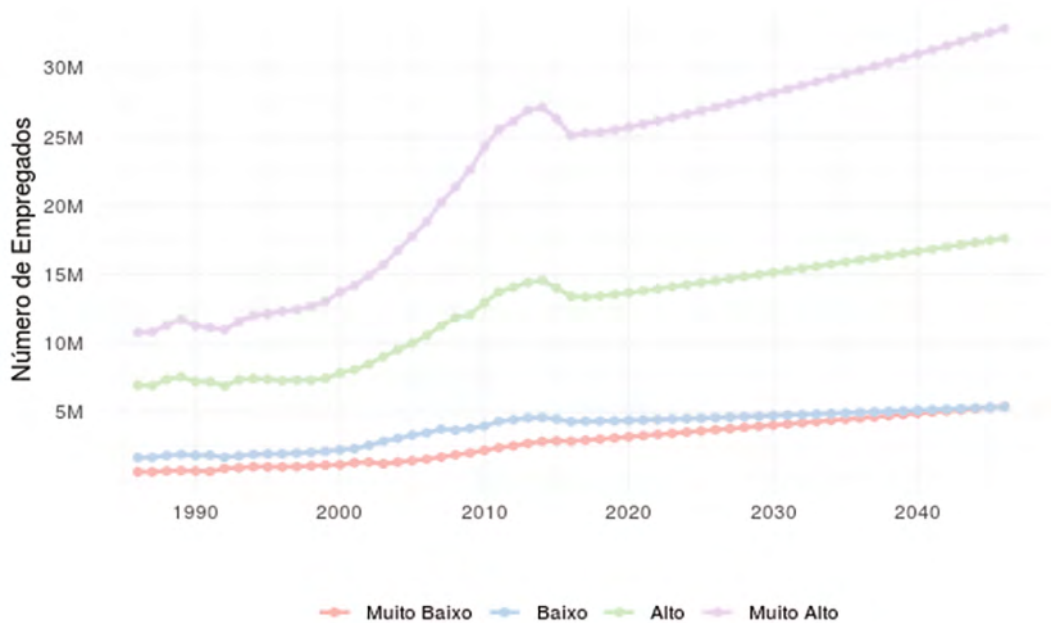
Elaboração dos autores.

Obs.: Figura reproduzida em baixa resolução e cujos leiaute e textos não puderam ser padronizados e revisados em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

Para estimar o total de empregos em risco nos próximos trinta anos, procedeu-se com a estimação de um modelo *autoregressive integrated moving average* (Arima) para as séries temporais de cada CBO entre 1986 e 2016, interpolando linearmente qualquer ponto faltante nesses anos. O gráfico 5 apresenta o número total de empregados observados e preditos pelo modelo Arima entre 1986 e 2046.

GRÁFICO 5

Série temporal da ocupação por nível de automação



Elaboração dos autores.

Obs.: Figura reproduzida em baixa resolução e cujos leiaute e textos não puderam ser padronizados e revisados em virtude das condições técnicas dos originais (nota do Editorial).

Após 2016, os dados apresentados no gráfico 5 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 caracterizadas como possuindo alto nível de automação aumenta ao longo dos anos, assumindo para isso que as tendências observadas no passado se mantenham.

Assim, dois cenários surgem: no primeiro, 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 automação 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 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 aumento na eficiência de seus processos, redução de custos, além da possibilidade de certas atividades serem executadas 24 horas, sete dias por semana. Nesse sentido, o desafio enfrentado pelo governo brasileiro em um futuro próximo está em lidar com esse cenário, garantindo treinamento suficiente para os trabalhadores (em especial aos trabalhadores pouco qualificados) para atuarem em outros ramos de atividades cujo nível de automação seja menor.

5 CONCLUSÃO

O estudo analisou a dinâmica das taxas de emprego por zonas nos últimos anos e as tendências futuras de automação, replicando a metodologia de Frey e Osborne (2017) com dados brasileiros. Os resultados desta pesquisa são consistentes com os encontrados na literatura especializada recente e podem fornecer subsídios para 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. Ademais, o estudo identificou a existência de subtarefas que podem influenciar o valor estimado para a probabilidade de automação de uma determinada ocupação.

A respeito das tendências futuras de ocupações específicas conforme estimadas pelo método proposto, o estudo identificou dois fatores relevantes: a probabilidade de automação do referido emprego e a projeção futura 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 em âmbito nacional. Como recomendação de política pública, uma prioridade de investimento poderia ser as atividades da segunda categoria, que representam profissões com demanda em potencial que 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.

A constatação de subtarefas mais ou menos automatizáveis e sua importância relativa no exercício da ocupação em questão podem 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 o de Arntz, Gregory e Zierahn (2016), 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 investigação mais aprofundada acerca dos resultados dispostos no gráfico 2, relativo à taxa de crescimento acentuada da *job zone* 1, a qual exige níveis menores de qualificação. Outra limitação consistiu em ter limitado o rol de profissionais e acadêmicos consultados a especialistas em *machine learning*. 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, potencialmente revelando padrões e tendências não evidenciadas nas configurações escolhidas para a execução deste estudo.

REFERÊNCIAS

- ARNTZ, M.; GREGORY, T.; ZIERAHN, U. **The risk of automation for jobs in OECD countries: a comparative analysis**. Paris: OECD, 2016. (Working Papers, n. 189).
- BRASIL. Ministério do Trabalho. **Classificação Brasileira de Ocupações, Consultas Conversão**. Brasília: MTE, 2018. Acesso em: <encurtador.com.br/wY045>.
- CREWS, C. What machine learning can learn from foresight: a human-centered approach. **Research-Technology Management**, v. 62, n. 1, p. 30-33, 2019.
- DOL. **O*NET98 Data Dictionary Release 1.0**. Washington: US Department of Labor Employment and Training Administration, 1998.
- DVORKIN, M. **Jobs involving routine tasks aren't growing**. Saint Louis: On the Economy Blog, 2016.
- FREY, C. B.; OSBORNE, M. A. The future of employment: how susceptible are jobs to computerisation? **Technological Forecasting and Social Change**, v. 114, p. 254-280, 2017.
- FURMAN, J. **Is this time different?** The opportunities and challenges of artificial intelligence. Nova Iorque: New York University, 2016.
- _____. **Should we be reassured if automation in the future looks like automation in the past?** Chicago: University of Chicago Press, 2018.
- 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.

ISCO – INTERNATIONAL LABOUR ORGANIZATION. ISCO-08 **Structure, index correspondence with ISCO-88**. Geneva: ISCO, 2018. Disponível em: <encurtador.com.br/hrS48>.

O*NET. **Browse by job zone**. Washington: US Department of Labor Employment and Training Administration, 2018. Disponível em: <encurtador.com.br/GKOV6>.

RAJ, M.; SEAMANS, R. **AI, labor, productivity, and the need for Firm-Level Data**. Chicago: University of Chicago Press, 2018.

RAMASWAMY, K. **Technological change, automation and employment**: a short review of theory and evidence. Mumbai: Indira Gandhi Institute of Development Research, 2018.

SOC. U.S. **Standard Occupational Classification**. Washington: Bureau of Labor Statistics Latest Numbers, 2018. Disponível em: <encurtador.com.br/dtBV7>.

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

