

# A nova década perdida e a pandemia: uma análise da distribuição de renda e do recrudescimento da desigualdade no Brasil a partir de Regressões RIF

Vinícius de Almeida Nery Ferreira\*

Orientadora: Maria Eduarda Tannuri-Pianto†

## Resumo

Este artigo busca investigar os determinantes por trás dos movimentos da renda e da desigualdade no mercado de trabalho brasileiro entre 2012 e 2021, período denominado como “a nova década perdida”. Para isso, foram utilizadas análises descritivas, regressões lineares e decomposições de Oaxaca-Blinder e de Regressões de Função de Influência Recentrada (Regressões RIF).

Os resultados mostram que o aumento da renda média entre 2012 e 2015 foi motivado tanto por uma melhora na composição dos indivíduos ocupados quanto por um avanço na estrutura do mercado de trabalho. No que tange à dinâmica da desigualdade, vê-se que a redução nos prêmios da educação e da experiência foram os principais *drivers* do crescimento inclusivo, contrabalanceado o “paradoxo do progresso” oriundo de uma força de trabalho mais escolarizada e experiente.

Tal dinâmica foi interrompida com a recessão iniciada em 2015, sendo que, entre 2015 e 2020, observou-se uma estagnação da renda média e um recrudescimento da desigualdade em virtude da maior nível de informalidade, da maior melhora educacional no topo da distribuição e de mudanças em características não-observáveis e institucionais. Ademais, a dinâmica de queda nos retornos da educação e da experiência vista ao longo do século foi interrompida com a crise.

A pandemia, por sua vez, causou uma melhora na composição da força de trabalho, haja vista a extinção de postos mais precários e informais, ocupados, em sua maioria, por grupos minoritários e de menor renda. Nesse sentido, observa-se uma grande redução do prêmio educacional na base da distribuição, mostrando que pessoas escolarizadas tiveram de aceitar postos de menor remuneração.

Por fim, os dados, códigos e gráficos usados no artigo estão disponíveis no [GitHub](#).

**Palavras-Chave:** desigualdade, renda, mercado de trabalho, pandemia.

---

\*Universidade de Brasília (UnB). E-mail: [vnery5@gmail.com](mailto:vnery5@gmail.com).

†Universidade de Brasília (UnB). E-mail: [tannuri@unb.br](mailto:tannuri@unb.br).

# 1 Introdução

O período de 1995 a 2015 foi, em sua maioria, uma era de excepcional progresso para o Brasil. Enquanto muitas nações desenvolvidas enfrentavam níveis crescentes de desigualdade em virtude das reformas liberalizantes, financeiras e tributárias da década de 80 (ATKINSON, 2016), o país venceu a hiperinflação, alcançou uma relativa estabilidade macroeconômica e teve um crescimento notadamente inclusivo, sendo que o Índice de Gini da renda de todas as fontes caiu cerca de 15% na primeira década do século XXI (NERI; SOUZA, 2012).

A redução da desigualdade foi motivada por uma série de fatores, como o *boom* das *commodities*, o qual forneceu meios ao governo para financiar políticas de transferência de renda que chegam a explicar de 40 a 50% da queda na desigualdade da renda domiciliar per capita (BARROS et al., 2010). Cardoso (2020) argumenta que, sem tais transferências – especialmente aquelas condicionais à renda, cujo exemplo mais conhecido é o Programa Bolsa Família –, o crescimento liderado pelo mercado externo teria um efeito concentrador, o que está em linha com o proposto por Stiglitz (2012).

Já do lado da renda do trabalho, destacam-se o crescimento real de 137% no salário mínimo entre 1994 e 2013 e a consequente redução da dispersão salarial – que Brito, Machado e Kerstenetzky (2013) estimam explicar perto de 25% da redução do Gini, haja vista os vastos efeitos indiretos e de indexação dessa política –, a formalização dos trabalhadores menos favorecidos e, mais comumente observado na literatura, o declínio dos retornos da experiência e da educação (FERREIRA; FIRPO; MESSINA, 2021).

Nesse sentido, Firpo e Pieri (2018) argumentam que há dois *drivers* por trás da queda do prêmio educacional: a maior instrução da força de trabalho – o que aumenta a oferta relativa de trabalhadores escolarizados – e a queda na qualidade da educação, principalmente nas etapas finais de ensino (MESSINA; SILVA, 2017), o que faz com que a escolaridade deixe de ser um sinalizador de habilidade. Firpo e Portella (2019), por sua vez, pontuam que o maior estoque de trabalhadores qualificados aumenta a competição por ocupações complexas, o que reduz os salários, concomitantemente ao fato de que a queda relativa do estoque de indivíduos menos educados aumenta as remunerações de tarefas consideradas mais simples. Este argumento é semelhante ao proposto por Hirsch (2013) de que os benefícios da educação seriam fundamentalmente ordinais: não importa o quanto uma pessoa tenha de escolaridade, mas sim como ela se compara com as demais.

No que tange à experiência, as causas da redução de seu retorno ainda são controversas, indo de *age-biased technical changes* (BEHAGHEL; GREENAN, 2010) ao fato de que as novas gerações são mais escolarizadas, entrando mais tarde no mercado de trabalho e recebendo maiores salários. Além disso, Firpo e Portella (2019) pontuam que, no Brasil, há meios e incentivos para trabalhadores mais experientes e remunerados se aposentarem mais cedo, se retirando da força de trabalho e afetando as estimativas.

Todos os fatores acima contribuíram para a redução da desigualdade no Brasil na primeira década e meia do século XXI. Contudo, tamanho avanço distributivo foi desacelerado – e, em alguns casos, revertido – com a recessão dos anos 2015 e 2016. De fato, [Barbosa, Souza e Soares \(2020\)](#) mostram que, do tímido crescimento que houve entre 2015 e 2018, cerca de 80% foi apropriado pelos 5% mais ricos, o que anulou todo o progresso distribucional feito nos três anos anteriores à crise. Nesse mesmo período, a metade de baixo da distribuição viu sua renda diminuir.

Os microdados da Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Contínua (PNADC) corroboram esse raciocínio. De fato, usando as informações referentes à renda do trabalho dos 1º trimestres de cada ano<sup>1</sup>, vê-se que o Gini aumentou tanto nos rendimentos individuais quanto nas dotações domiciliares per capita<sup>2</sup>, o que pode ser visto na **Figura 1**<sup>3</sup>.

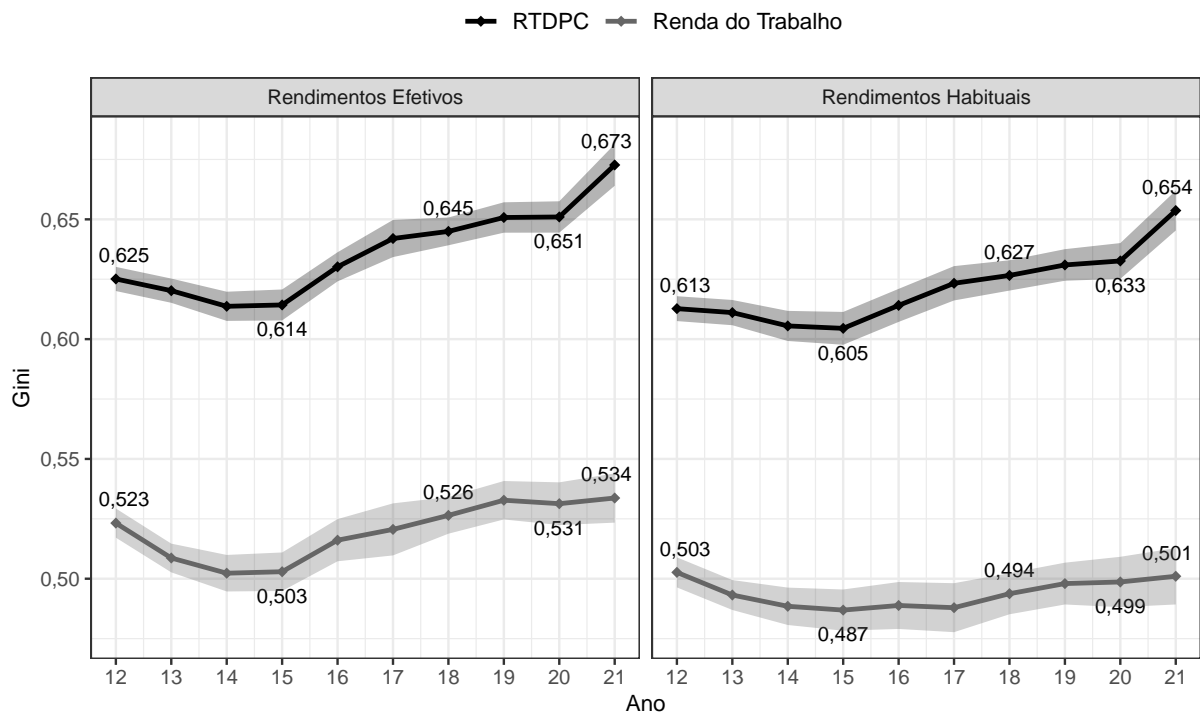


Figura 1: Índices de Gini da Renda do Trabalho

Vale ressaltar, porém, que a desigualdade medida pela PNADC é subestimada, uma vez que não inclui pessoas que não vivem em famílias – o que tende a sub-representar os

<sup>1</sup>Todos os valores de rendimentos foram deflacionados para Reais do 1º trimestre de 2021, seguindo a [planilha de deflatores](#) disponibilizada pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE).

<sup>2</sup>No caso da renda do trabalho domiciliar per capita (RTDPC), toda a amostra foi utilizada para os cálculos. Para os rendimentos individuais, se considerou apenas pessoas entre 15 e 64 anos que reportaram ganhos no momento da entrevista. Ambos os índices e seus intervalos de confiança, bem como os demais gráficos e tabelas deste artigo, foram calculados considerando o desenho e os pesos amostrais de cada ano da PNADC, o que foi possível graças ao pacote `survey` ([LUMLEY, 2004](#)) do `software R`.

<sup>3</sup>Um ponto a ser destacado na figura é a maior volatilidade da RTDPC, o que se deve ao fato de que o Gini dos rendimentos individuais é calculado tomando como base apenas as pessoas que trabalham. Assim, movimentos mais pronunciados de seu equivalente per capita mostram que a população ocupada diminuiu ([DUQUE, 2021b](#), p. 227), como ocorreu, por exemplo, com a crise da Covid-19 ([DUQUE, 2021c](#)).

mais pobres (ATKINSON, 2016) – e indivíduos muito abastados, os quais apresentam maiores taxas de não-resposta (SOUZA, 2021, p. 42). De fato, os estudos de Medeiros, Souza e Castro (2015) e Souza (2016) indicam que muito do avanço distributivo mostrado pela PNADC é perdido quando se consideram os dados de imposto de renda dos 10% mais ricos, o que também sugere uma desigualdade altamente concentrada no topo, como mostram Hecksher, Silva e Corseuil (2018).

Apesar dessas limitações, o presente estudo – por falta de uma base de dados administrativa que contenha outras características individuais que poderiam ser usadas como variáveis explicativas nas regressões feitas – usa apenas os *rendimentos individuais do trabalho* medidos pela PNADC, uma medida unidimensional que, apesar de correlacionada, não capta todas as faces e a severidade da desigualdade. Contudo, essa métrica ainda é muito relevante para os estudos sobre a distribuição de renda, haja vista o fato de ela ser responsável por boa parte do crescimento progressivo visto na América Latina ao longo do século XXI (MESSINA; SILVA, 2017).

Tudo isso posto, este artigo tem por objetivo analisar os principais determinantes desses movimentos recentes: tanto o avanço distributivo entre 2012 e 2015 como o retrocesso que ocorreu no intervalo 2015–2020. Ademais, vê-se que a pandemia causada pelo SARS-CoV-2 produziu um efeito significativo no aumento da desigualdade, especialmente quando se considera a renda domiciliar per capita. Dessa forma, este trabalho também buscar analisar os motivos da queda da renda do trabalho e do avanço da desigualdade entre 2020 e 2021.

A metodologia usada para encontrar as fontes dessas mudanças será uma extensão da decomposição proposta por Blinder (1973) e Oaxaca (1973): a regressão de função de influência recentrada (em inglês, *RIF regression*), proposta por Firpo, Fortin e Lemieux (2009), a qual será detalhada na **Seção 3**. Resumidamente, ela permite decompor os movimentos de uma série de estatísticas – aqui, a média, os quantis e o Gini – em fatores atribuídos à *composição* e à *estrutura* do mercado de trabalho. Portanto, é possível, a partir de uma especificação Minceriana<sup>4</sup> (MINCER, 1974), encontrar a contribuição de cada variável nas mudanças da estatística escolhida.

A contribuição desta pesquisa reside no fato de que, apesar de o período até 2015 ser muito bem documentado no que tange a análises contrafactuais, há poucos estudos que empenham decomposições como a proposta aqui para analisar a estagnação da renda e o recrudescimento da desigualdade no pós-crise de 2015 e 2016 (ESTEVES; PERO; DUQUE, 2021). Por fim, a análise comparativa entre 2020 e 2021 tem o potencial de contribuir com o entendimento sobre a precarização do mercado de trabalho brasileiro na pandemia – uma discussão muito importante para o futuro social do país.

Em linha com a literatura sobre o tema, os resultados encontrados para o intervalo

---

<sup>4</sup>Uma especificação Minceriana é uma equação de salários que leva em conta educação, experiência e uma série de outros fatores, como etnia, gênero, localização e setor de atividade. O uso dessa estratégia também justifica o fato de se usar apenas a renda do trabalho – excluindo transferências sociais.

de 2012 a 2015 mostram a contribuição essencial da queda no prêmio educacional e da experiência para a redução da desigualdade (FERREIRA; FIRPO; MESSINA, 2021), contrabalanceando o efeito concentrador de uma força de trabalho mais experiente e escolarizada, o que aumenta a renda auferida principalmente no topo da distribuição<sup>5</sup>.

Ademais, características não-observáveis – dentre eles, questões institucionais como a expansão do salário mínimo – contribuíram para o aumento da renda dos estratos inferiores e para a redução da desigualdade. O resultado geral para o período mostra uma curva de incidência do crescimento negativamente inclinada – ou seja, que houve um crescimento inclusivo –, em linha com os achados de Barbosa, Souza e Soares (2020).

A conjuntura do intervalo de 2015–2020 é notadamente distinta: os resultados mostram que a estagnação da renda média é um produto do baixo crescimento no topo e das perdas na base da distribuição, novamente em linha com o que foi encontrado por Barbosa, Souza e Soares (2020). Os estratos mais ricos se beneficiaram majoritariamente de um aumento de sua escolaridade, fenômeno que foi neutralizado pela precarização da estrutura do mercado de trabalho. Os mais pobres, por sua vez, sofreram com o aumento da informalidade, com a queda no retorno de características não-observáveis e com o retrocesso de questões institucionais – como o fim dos reajustes reais do salário mínimo –, o que fez com que a renda dos 20% da base da pirâmide salarial caísse no período.

Por fim, a análise dos dados dos 1º trimestres de 2020 e 2021 mostra que, dentre a população empregada, a faixa dos 5 a 10% mais pobres teve um leve aumento de renda, o que pode ser atribuído à expulsão de pessoas menos bem remuneradas e qualificadas em 2020, fazendo com que o estrato inferior ocupado em 2021 seja “menos pobre” que o do ano anterior. Houve também uma grande redução do prêmio educacional dentre esses indivíduos, o que mostra que pessoas qualificadas tiveram de aceitar trabalhos mais precários em um período em que o auxílio emergencial estava suspenso.

No que tange à distribuição como um todo, todos os estratos ocupados – fora os 10% mais pobres – tiveram uma perda de rendimentos, apesar de que, como em toda crise, a força de trabalho ter se tornado mais qualificada. Dessa forma, a perda de renda se deve à piora da estrutura do mercado de trabalho, o que ilustra a precarização sofrida pela economia brasileira durante a pandemia.

O restante do artigo está organizado da seguinte forma: a **Seção 2** trata da descrição e da análise dos dados usados, bem como desenvolve a especificação da equação Minceriana proposta e apresenta os resultados das regressões ao longo dos anos selecionados. A **Seção 3** descreve a metodologia utilizada para as decomposições, enquanto a **Seção 4** exhibe e examina os resultados encontrados. Por fim, a **Seção 5** expõe as considerações finais.

---

<sup>5</sup>Ferreira, Firpo e Messina (2021) e trabalhos anteriores – originalmente, Bourguignon, Ferreira e Lustig (2004) – nomeiam esse fenômeno como *paradoxo do progresso*: dada a convexidade dos retornos educacionais, uma força de trabalho mais qualificada tende a ter uma dispersão salarial maior, o que faz com que, no topo da distribuição, haja uma maior renda e, conseqüentemente, uma maior desigualdade. Esse fenômeno também foi reportado por Machado e Mata (2005) usando uma outra técnica de decomposição.

## 2 Dados e Análises Descritivas

### 2.1 Amostragem

Como dito anteriormente, este trabalho se baseia nos microdados trimestrais da PNADC, mantidos e divulgados pelo IBGE. A análise usará dados dos anos de 2012, 2015, 2020 e 2021, mas foram calculados rendas médias, medianas e índices de Gini para todo o intervalo 2012–2021. Para evitar problemas de sazonalidade dos rendimentos, usou-se sempre os dados dos 1º trimestres de cada ano, o que também permite comparar períodos semelhantes no que tange à ausência do auxílio emergencial nos anos de 2020 e 2021.

Para os rendimentos, o estudo fez uso da variável VD4019, que diz respeito ao valor do rendimento *habitual* de todos os trabalhos. Optou-se por essa métrica em virtude do fato de ela possuir valores estritamente positivos – o que é ideal para a aplicação de uma transformação logarítmica – e é menos volátil quanto à sazonalidade (DUQUE, 2021b, p. 223–224), especialmente no primeiro e no último trimestre.

Contudo, Duque (2021d) chama a atenção para o fato de que, a partir de 2020, a resposta ao questionamento da renda habitual passou a tomar como base o período anterior à pandemia, o que impede as análises de decomposição almejadas por este trabalho. Dessa forma, as análises comparativas de 2020 e 2021 usam como dado primário o rendimento *efetivo* de todos os trabalhos, disponível na variável VD4020.

Além disso, com exceção das análises descritivas acerca da RTDPC, considerou-se apenas as observações que reportaram ganhar algum rendimento do trabalho. Ademais, todas os indivíduos com idade menor que 15 ou maior que 64 anos foram excluídos do estudo, juntamente com aqueles que não declararam cor/etnia. Dessa forma, os tamanhos das amostras variam de 229.319 observações em 2015 até 115.210 em 2021<sup>6</sup>; em termos populacionais, 85,84 e 80,47 milhões de pessoas, respectivamente. Esses números podem ser vistos na **Figura 2**, em que os rótulos percentuais acima de cada barra dizem respeito à importância relativa das observações daquele ano frente ao total dos quatro períodos.

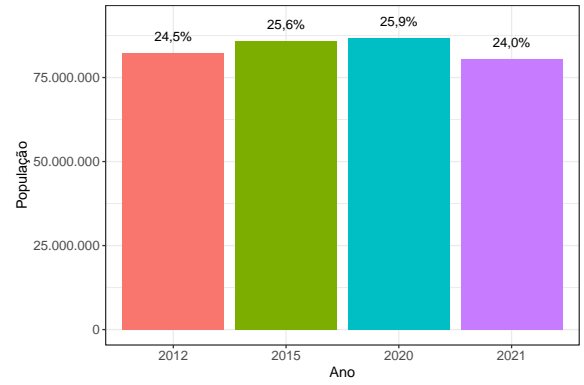
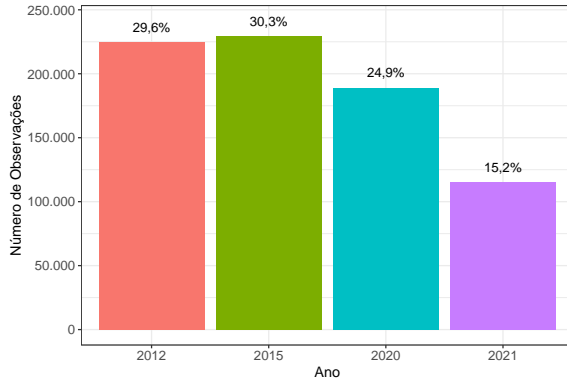
Para levar em conta diferentes jornadas de trabalho – uma vez que sabe-se, por exemplo, que homens ofertam mais horas do que mulheres –, dividiu-se os rendimentos pelas horas trabalhadas, disponíveis nas variáveis VD4031 (habituais) e VD4035 (efetivas)<sup>7</sup>. Por último, foi feita uma transformação logarítmica a fim de gerar regressões com coeficientes de interpretação percentual, de modo que a principal variável de rendimentos para as regressões e decomposições será o  $\log(\text{salar}/\text{hora})$ <sup>8</sup>.

---

<sup>6</sup>2020 também possui um menor número de indivíduos nessas condições (188.882), o que pode ser atribuído tanto ao aumento do desemprego e à queda da taxa de participação quanto à dificuldade de coleta de informações imposta pela pandemia. Esse obstáculo pode ser contornado via correções com pesos amostrais, procedimento adotado pelo IBGE e que pode ser visto nos diferentes percentuais da **Figura 2**.

<sup>7</sup>Pode haver casos em que a pessoa declara ter trabalhado efetivamente 0 horas. Para evitar problemas de divisão por 0 nos anos de 2020 e 2021, esses indivíduos foram excluídos da análise, o que fez com que fossem retiradas 10.455 e 3.708 das 188.882 e 115.210 observações, respectivamente.

<sup>8</sup>O logaritmo de rendas efetivas reportadas como R\$ 0 foi transformado para  $\log(0) = 0$ , e não  $-\infty$ .



(a) Observações por Ano

(b) Observações com Pesos por Ano

Figura 2: Distribuição das Observações por Ano

Por fim, dadas as ressalvas feitas na **Seção 1** acerca da subestimação da desigualdade com o uso de rendimentos do trabalho medidos por pesquisas domiciliares, o presente estudo faz uso dos pesos pós-estratificados disponíveis na variável `V1028`<sup>9</sup>. Essa abordagem proporciona uma correção para a subamostragem de certos grupos feita pelo próprio IBGE, permitindo a extrapolação dos resultados amostrais para a população brasileira. Ressalta-se, porém, que esse método, especialmente para o topo da distribuição, não é tão verossímil como, por exemplo, os cálculos feitos com dados administrativos, tributários e censitários, que captam melhor a renda dos mais ricos. Ademais, como o Censo previsto para 2020 não foi realizado, os pesos disponibilizados pela PNADC podem estar defasados.

## 2.2 Definições de Variáveis e Análises Descritivas

Além de informações sobre os rendimentos, a pesquisa domiciliar mantida pelo IBGE também possui uma série de informações sobre outras características individuais, as quais serão usadas para elaborar uma equação de salários.

As mais tradicionais variáveis nessas análises são os anos de educação (*Educ*, disponível na variável `VD3005`) e experiência (*Exp*). Apesar de a PNADC ser um painel rotativo, seu período de acompanhamento é relativamente curto, se estendendo por, no máximo, 5 trimestres. Dessa forma, o estudo usa os anos de experiência *potencial*, definidos como:

$$Exp.Potencial = \begin{cases} Idade - Educ - 6, & \text{se } Educ \geq 9 \\ Idade - 15, & \text{c.c.} \end{cases} \quad (1)$$

Caso alguma das expressões acima resulte em valores negativos, considerou-se  $Exp = 0$ . Ademais, para levar em conta a convexidade dos retornos da educação e concavidade dos prêmios da experiência, ambas as variáveis foram inseridas como polinômios de 4º grau.

Além dessas características contínuas, uma série de *dummies* foram incluídas a fim

<sup>9</sup>O trabalho foi feito com os pesos divulgados antes da atualização feita pelo IBGE em 30/11/2021.



de capturar fatores demográficos, regionais e setoriais. Assim, considerou-se, para cada observação, o seu gênero, cor, local de domicílio, formalização, região e setor econômico.

No caso do gênero, há uma *dummy* para as pessoas que se declaram como do sexo feminino (*Fem*). Para cor/etnia, o grupo inserido na equação é o de pretos, pardos e indígenas (*PPIs*), sendo que o coletivo tomado como base é o de brancos e amarelos. Por último, observações sem cor autodeclarada foram excluídas da análise.

Essa divisão foi adotada em virtude de as análises descritivas revelarem que as categorias presentes no grupo de *PPI* possuem estatísticas muito semelhantes entre si e distoantes daquelas vistas nos demais. Além disso, *dummies* individuais para indígenas e amarelos seriam difíceis de serem estimadas em virtude da baixa participação desses grupos na população brasileira. Essas informações – que dizem respeito a pessoas entre 15 e 64 anos e que trabalhavam no momento da entrevista – podem ser visualizadas na **Figura 3**<sup>10</sup>.

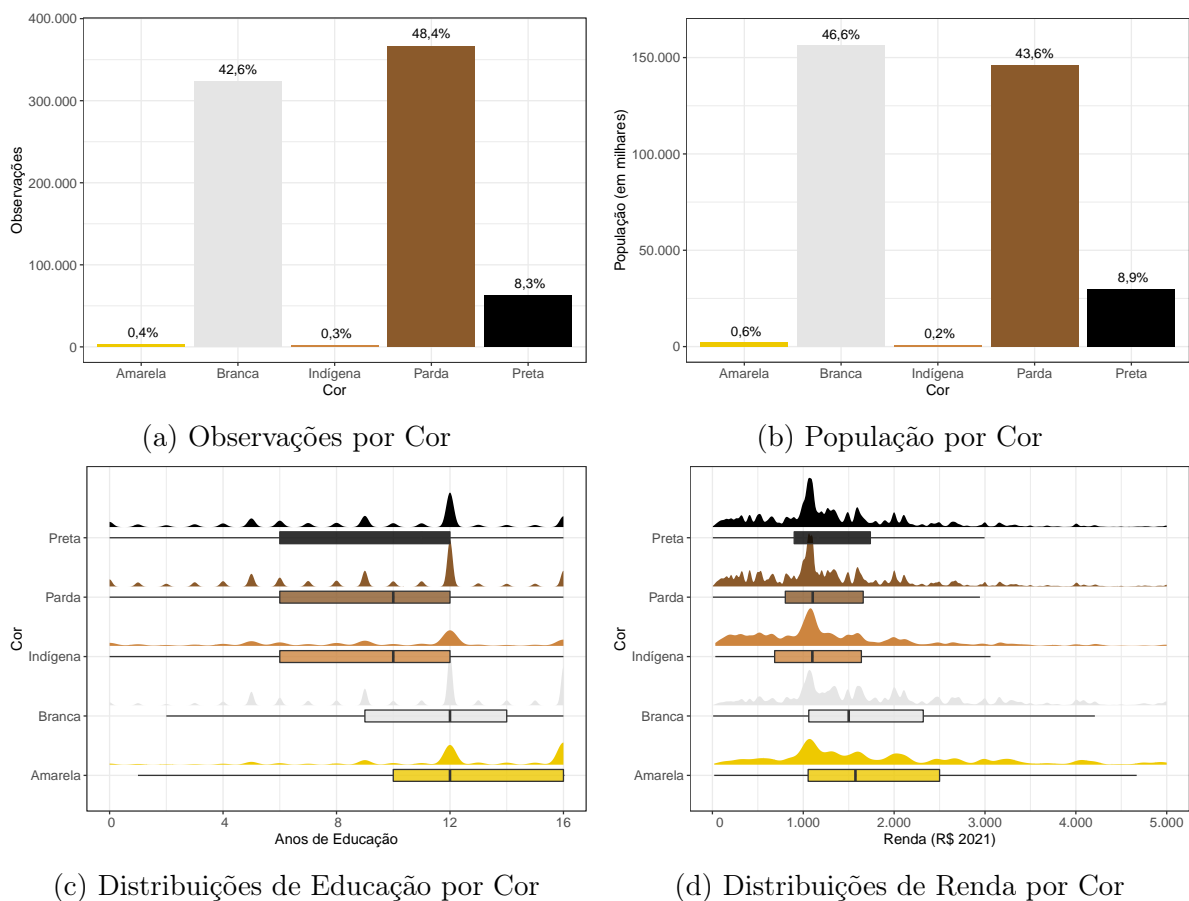


Figura 3: Estatísticas Descritivas e Distribuições por Cor/Etnia

No caso da região (*Reg*), considerou-se as 5 macrorregiões brasileiras: Centro-Oeste (*CO*, categoria base), Norte (*N*), Nordeste (*NE*), Sul (*S*) e Sudeste (*SE*). Além disso, levou-se em conta se a pessoa reside em ambiente rural (*R*) ou urbano (categoria base).

Para levar em conta a estrutura do mercado de trabalho, considerou-se se o indivíduo

<sup>10</sup>Em todos os casos, os cálculos foram realizados usando os dados agrupados de 2012, 2015, 2020 e 2021. Para a renda, limitou-se o eixo *X* em R\$ 5.000, apesar de haver rendimentos que chegam a R\$ 300.000.



possuía trabalho formal ( $F$ ) ou não. Essa divisão foi definida a partir da variável **VD4009**, sendo que empregadores, militares e empregados com carteira assinada foram considerados formais. Portanto, são considerados informais os trabalhadores sem carteira assinada, familiares e por conta própria.

Por fim, usou-se a variável **VD4010** para dividir os indivíduos segundo os setores ( $Set$ ) em que trabalham, sendo que a atividade de “serviços financeiros” foi tomada como base.

Assim, o vetor  $\mathbf{X}$  de variáveis independentes é definido segundo a Equação (2):

$$\mathbf{X} = (Educ, Exp, Fem, PPI, R, F, Reg, Set) \quad (2)$$

As médias anuais ponderadas pelos pesos amostrais de cada uma das variáveis acima, juntamente com as dos rendimentos, podem ser vistas na **Tabela 1**. A fim de facilitar a visualização, os 12 setores existentes foram colapsados para 4. As trajetórias das rendas do trabalho individuais e domiciliares per capita podem ser vistas nas **Figuras 4a e 4b**.

No que tange aos rendimentos, a tabela e os gráficos permitem ver que houve um avanço entre 2012 e 2015, seguida de uma estagnação (no caso das rendas do trabalho<sup>11</sup>) e de uma queda em âmbitos domiciliares per capita, o que se deve ao avanço do desemprego. Chama a atenção também a queda dos rendimentos efetivos e domiciliares per capita entre 2020 e 2021, o que foi resultado da crise provocada pela Covid-19<sup>12</sup>. Como 2015 e 2020 representam pontos de inflexão na série, eles delimitarão os sub-períodos analisados.

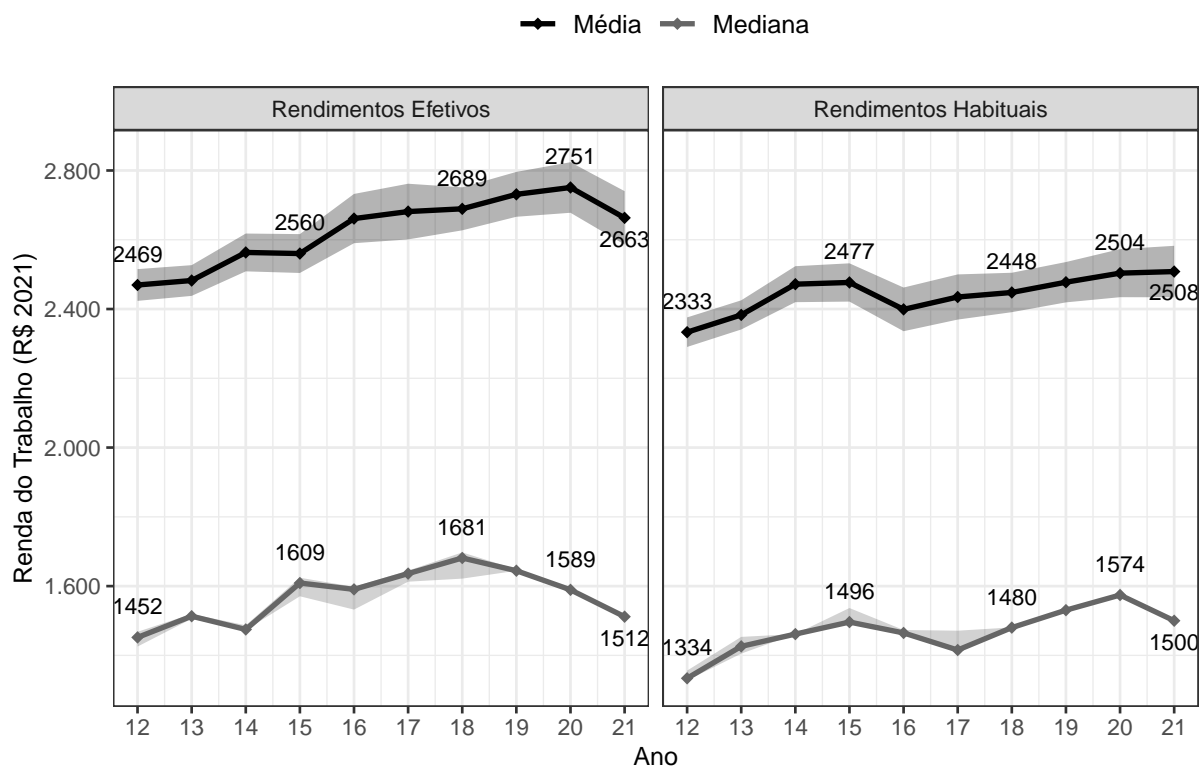
Pode-se observar também que a força de trabalho se tornou cada vez mais escolarizada – com os anos médios de instrução chegando quase ao nível do ensino médio completo – e experiente, o que também pode ser visto nas distribuições acumuladas presentes na **Figura 5**. Essa “melhor” composição dos trabalhadores – principalmente no que tange à educação – ajuda a explicar a queda no prêmio dessas variáveis, o que será visto mais a frente. Ademais, a **Figura 5** também corrobora o fato de que as quedas nos retornos da experiência se devem mais a mudanças na demanda por trabalho ([FIRPO; PORTELLA, 2019](#)), uma vez que a melhora da composição educacional é muito mais pronunciada do que a observada na experiência potencial.

No que tange à demografia, vê-se que as mulheres ganharam espaço, o que retrocedeu em 2021. Essa redução da participação feminina foi concentrada naquelas com filhos pequenos, sendo que sua participação relativa na força de trabalho caiu de 6,2 para 5,5%, o que pode ser atribuído ao fechamento de escolas e creches. O grupo de mulheres sem filhos até 5 anos, por sua vez, teve sua participação estável na faixa de 35,5 a 37,7%.

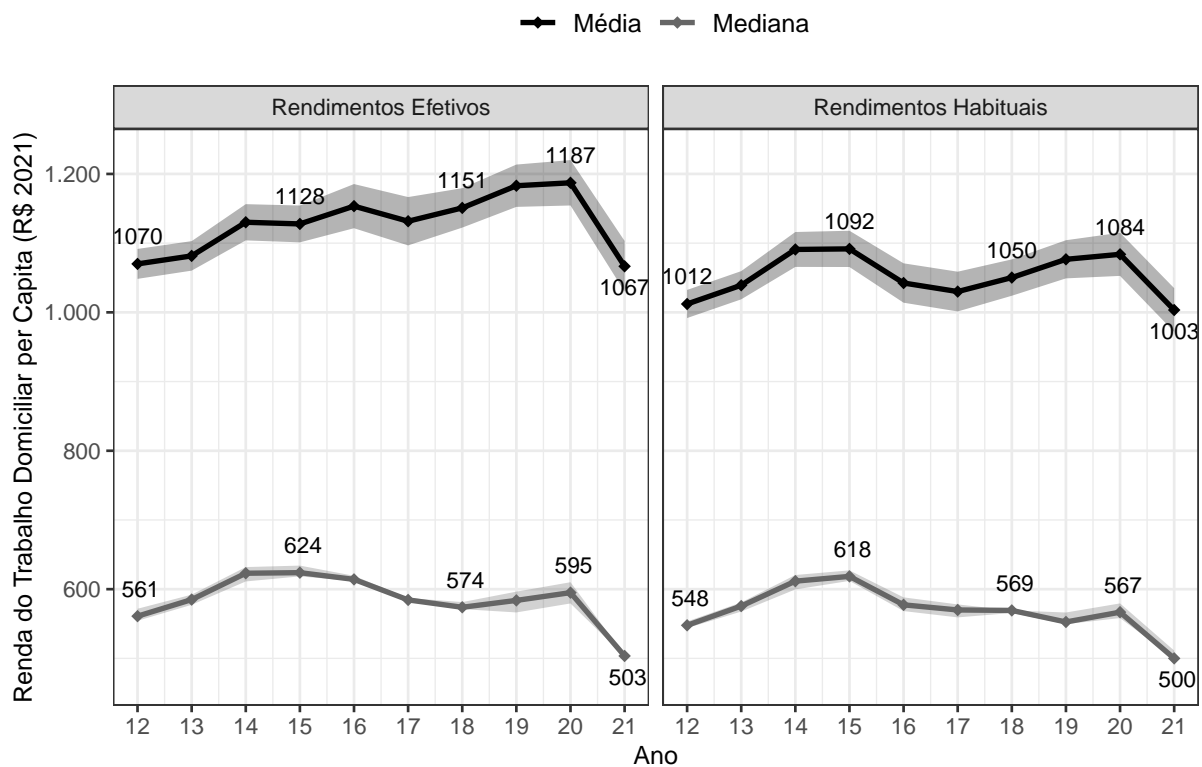
O mesmo movimento pode ser visto na análise de PPIs, indicando que a crise da Covid-19 afetou proporcionalmente mais esse grupo. De fato, [Fares et al. \(2021\)](#) mostram

<sup>11</sup>A renda efetiva aumentou entre 2015 e 2016 em virtude de uma mudança metodológica na PNADC, que inseriu perguntas de apoio a fim de fazer com que os entrevistados se recordem de eventuais rendas não-recorrentes recebidas. Mais detalhes podem ser vistos em [Duque \(2021d\)](#).

<sup>12</sup>Como em 2021 os rendimentos habituais são reportados em relação ao período anterior à crise, houve muita pouca mudança nessa variável entre 2020 e 2021.



(a) Rendas do Trabalho



(b) Rendas do Trabalho Domiciliares per Capita

Figura 4: Rendas por Ano

Tabela 1: Médias Ponderadas Anuais das Variáveis de Interesse

	Médias			
	2012	2015	2020	2021
<i>Renda (R\$ 2021)</i>				
Renda Hab.	2.333,10	2.476,69	2.503,55	2.508,18
Renda Hab./Hora	13,73	14,50	14,60	14,78
log(Renda Hab./Hora)	2,17	2,28	2,27	2,28
Renda Efet.	2.469,39	2.560,19	2.750,86	2.663,21
Renda Efet./Hora	16,64	15,39	18,77	16,87
log(Renda Efet./Hora)	2,22	2,28	2,33	2,30
<i>Educação</i>	9,89	10,32	11,11	11,36
<i>Experiência Potencial</i>	19,83	20,50	21,20	21,88
<i>Sexo</i>				
Feminino	0,418	0,425	0,437	0,432
Masculino	0,582	0,575	0,563	0,568
<i>Cor/Etnia</i>				
Branca	0,494	0,474	0,454	0,468
PPI	0,506	0,526	0,546	0,532
<i>Local de Domicílio</i>				
Rural	0,116	0,113	0,103	0,108
Urbano	0,884	0,887	0,897	0,892
<i>Formalização</i>				
Informal	0,429	0,414	0,454	0,459
Formal	0,571	0,586	0,546	0,541
<i>Região</i>				
CO	0,080	0,082	0,084	0,087
N	0,073	0,074	0,077	0,079
NE	0,239	0,238	0,225	0,224
S	0,157	0,157	0,159	0,163
SE	0,452	0,449	0,454	0,447
<i>Setor de Atividade</i>				
Agropecuária	0,094	0,082	0,077	0,086
Construção	0,083	0,086	0,071	0,072
Indústria	0,151	0,147	0,130	0,130
Serviços	0,672	0,685	0,721	0,712

que o grupo de mulheres negras foi o mais afetado pela pandemia, tanto em termos de renda quanto de emprego.

Quanto ao local de domicílio, vê-se que cada vez mais os trabalhadores tem se tornado urbanos, sendo que o bom desempenho da agricultura durante a pandemia – o único setor do PIB a crescer em 2020 – fez com que os trabalhadores rurais ganhassem importância relativa na composição da força de trabalho. Não houve mudanças significativas na composição regional da amostra.

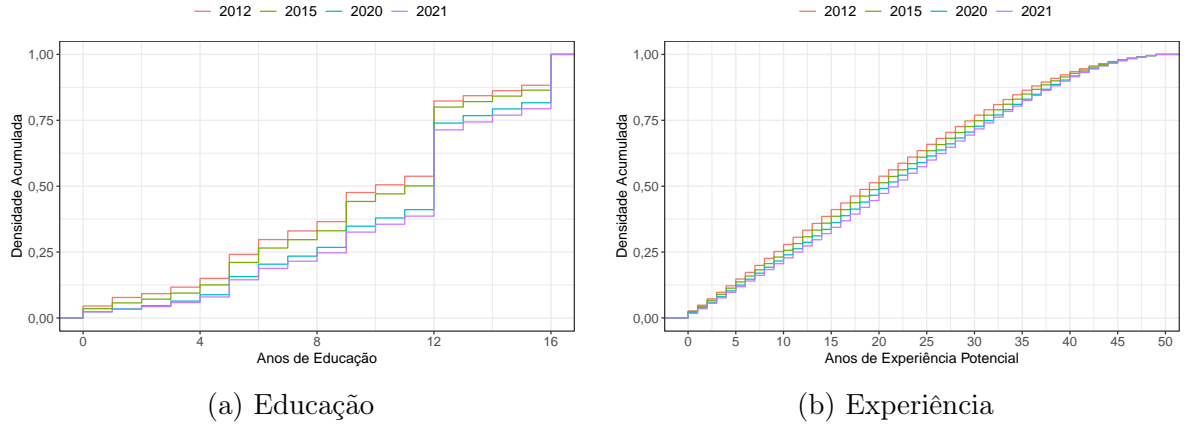


Figura 5: Distribuições Acumuladas de Educação e Experiência por Ano

No que tange ao setor de atividade, vê-se que, de fato, a *Agricultura* ganhou espaço relativo em 2021, tendo havido perdido importância entre 2012 e 2020. Ressalta-se também a queda na participação da *Construção* – o que pode estar coligado às descobertas da Operação Lava-Jato – e da *Indústria*, colaborando para a tendência de primarização da economia iniciada na primeira década do século XXI (HAUSMANN et al., 2014).

Por fim, o crescimento do setor de *Serviços*, principalmente a partir de 2015, é um fenômeno intimamente ligado à perda de empregos formais observada durante o mesmo período. A pequena queda relativa na pandemia se deve ao fato de que esse conjunto de atividades foi o mais afetado pela disseminação do vírus.

### 2.3 Equações Mincerianas por Ano

Dado que houve uma mudança na distribuição das variáveis dependentes –  $F_X$  –, também espera-se que haja uma mudança na distribuição condicional dos rendimentos dadas essas características –  $F_{y|X}$ . Assim, o artigo usa uma expressão Minceriana para documentar essa relação ao longo dos anos, de modo que o modelo a ser estimado segue a notação disposta na Equação (2) e a variável dependente é o logaritmo natural dos rendimentos habituais de todos os trabalhos (2012, 2015, 2020) ou efetivos (2020E, 2021E) por hora trabalhada.

A fim de usar o desenho amostral da PNADC<sup>13</sup>, as regressões foram estimadas usando os pacotes `survey` e `PNADcIBGE` do *software R* ou, alternativamente, o prefixo `svy` no programa **STATA**. Os resultados podem ser vistos na **Tabela 2** e na **Figura 6**.

É notável a queda do retorno da educação ao longo do período estudado, apesar de sua convexidade ser preservada e se tornar mais acentuada na faixa do ensino superior. Firpo e Portella (2019) argumentam que tal fenômeno pode ser causado tanto pela crescente

<sup>13</sup>Nas edições trimestrais, os pesos estão disponíveis na variável V1028; nas pesquisas anuais, os valores de interesse estão na variável V1032. Um detalhe importante é que, para a criação do desenho amostral correto usando dados de vários anos, é necessário fazer uma interação da variável **Ano** com as unidades primárias de amostragem (UPAs) e com os estratos populacionais.

Tabela 2: Estimações Anuais da Equação Minceriana

	2012		2015		2020		2020E		2021E	
	Coef.	EP	Coef.	EP	Coef.	EP	Coef.	EP	Coef.	EP
<i>Educação</i>										
Anos de Educação	0,0574***	[0,0080]	0,0031	[0,0079]	0,0063	[0,0116]	0,0073	[0,0134]	0,0049	[0,0186]
Anos de Educação <sup>2</sup> /10 <sup>2</sup>	-0,0438	[0,2073]	1,4001***	[0,1990]	1,6908***	[0,2828]	1,6362***	[0,3410]	1,1119*	[0,4736]
Anos de Educação <sup>3</sup> /10 <sup>3</sup>	-0,4941*	[0,1927]	-1,8573***	[0,1818]	-2,2325***	[0,2539]	-2,1730***	[0,3133]	-1,5254***	[0,4306]
Anos de Educação <sup>4</sup> /10 <sup>4</sup>	0,4191***	[0,0583]	0,8219***	[0,0546]	0,9278***	[0,0751]	0,9110***	[0,0936]	0,6910***	[0,1274]
<i>Experiência</i>										
Anos de Experiência	0,0541***	[0,0022]	0,0491***	[0,0020]	0,0623***	[0,0028]	0,0724***	[0,0037]	0,0493***	[0,0049]
Anos de Experiência <sup>2</sup> /10 <sup>2</sup>	-0,1954***	[0,0204]	-0,1722***	[0,0187]	-0,2774***	[0,0255]	-0,3526***	[0,0337]	-0,1551***	[0,0433]
Anos de Experiência <sup>3</sup> /10 <sup>3</sup>	0,0404***	[0,0068]	0,0349***	[0,0062]	0,0658***	[0,0083]	0,0894***	[0,0110]	0,0280	[0,0143]
Anos de Experiência <sup>4</sup> /10 <sup>4</sup>	-0,0036***	[0,0008]	-0,0031***	[0,0007]	-0,0061***	[0,0009]	-0,0086***	[0,0012]	-0,0024	[0,0016]
Feminino	-0,2637***	[0,0044]	-0,2589***	[0,0037]	-0,2374***	[0,0052]	-0,2351***	[0,0068]	-0,2184***	[0,0098]
PPI	-0,1278***	[0,0044]	-0,1168***	[0,0044]	-0,1316***	[0,0055]	-0,1410***	[0,0071]	-0,1322***	[0,0094]
Rural	-0,1506***	[0,0074]	-0,1426***	[0,0067]	-0,1440***	[0,0081]	-0,1690***	[0,0106]	-0,1352***	[0,0135]
Formal	0,1550***	[0,0045]	0,1426***	[0,0042]	0,1974***	[0,0054]	0,3544***	[0,0076]	0,3425***	[0,0112]
<i>Região</i>										
Norte	-0,1694***	[0,0099]	-0,1803***	[0,0092]	-0,2441***	[0,0120]	-0,2387***	[0,0146]	-0,2163***	[0,0160]
Nordeste	-0,3607***	[0,0083]	-0,3374***	[0,0082]	-0,3665***	[0,0098]	-0,3498***	[0,0124]	-0,3667***	[0,0130]
Sul	-0,0347***	[0,0082]	-0,0178*	[0,0079]	-0,0111	[0,0090]	0,0029	[0,0127]	-0,0080	[0,0145]
Sudeste	-0,0819***	[0,0078]	-0,0734***	[0,0077]	-0,0691***	[0,0092]	-0,0365**	[0,0124]	-0,0628***	[0,0132]
<i>Sector Econômico</i>										
Administração Pública	0,1451***	[0,0102]	0,1520***	[0,0103]	0,2287***	[0,0140]	0,2679***	[0,0183]	0,2899***	[0,0221]
Agropecuária	-0,3801***	[0,0109]	-0,3313***	[0,0109]	-0,2814***	[0,0134]	-0,3451***	[0,0167]	-0,3509***	[0,0225]
Aloj. e Alim.	-0,1786***	[0,0111]	-0,1731***	[0,0113]	-0,1796***	[0,0140]	-0,1675***	[0,0190]	-0,2046***	[0,0260]
Ativ. Mal Definidas	-0,2016*	[0,0861]	-0,1795	[0,0963]	-0,1691	[0,1270]	-0,1860*	[0,0910]	-0,2561*	[0,1018]
Comércio	-0,1361***	[0,0075]	-0,1395***	[0,0076]	-0,1477***	[0,0094]	-0,1451***	[0,0120]	-0,1554***	[0,0174]
Construção	-0,0401***	[0,0088]	-0,0015	[0,0087]	-0,0764***	[0,0117]	-0,1140***	[0,0173]	-0,1363***	[0,0195]
Educação e Saúde	-0,0046	[0,0090]	-0,0081	[0,0087]	0,0328**	[0,0113]	0,0485***	[0,0141]	0,0906***	[0,0228]
Indústria	-0,0649***	[0,0080]	-0,0730***	[0,0078]	-0,0976***	[0,0104]	-0,0798***	[0,0132]	-0,0961***	[0,0180]
Outros Serviços	0,0003	[0,0124]	-0,0284*	[0,0117]	-0,0461**	[0,0145]	-0,0124	[0,0212]	-0,0298	[0,0259]
Serviços Domésticos	-0,2074***	[0,0098]	-0,1345***	[0,0097]	-0,1340***	[0,0120]	-0,1205***	[0,0153]	-0,1485***	[0,0217]
Transporte	-0,0407***	[0,0104]	-0,0430***	[0,0102]	-0,0421**	[0,0129]	-0,0263	[0,0164]	-0,1094***	[0,0224]
Constante	1,4008***	[0,0158]	1,5513***	[0,0158]	1,3822***	[0,0225]	1,2984***	[0,0273]	1,4277***	[0,0333]
Observações	224.633		229.319		188.882		178.427		111.502	
Estimativa de População	82.315.439		85.783.279		86.852.673		80.818.477		77.576.038	
R <sup>2</sup>	0,453		0,459		0,447		0,391		0,404	

Erros-padrão (EPs) robustos em colchetes. As categorias omitidas são: homens, brancos/amarelos, urbano, informal, CO e serviços financeiros.

Variável dependente: logaritmo da renda do trabalho habitual por hora (2012, 2015 e 2020) e renda do trabalho efetiva por hora (2020E e 2021E).

As estimativas usaram o desenho amostral da PNADC e dizem respeito aos indivíduos em idade ativa que declararam renda do trabalho e horas trabalhadas positivas.

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

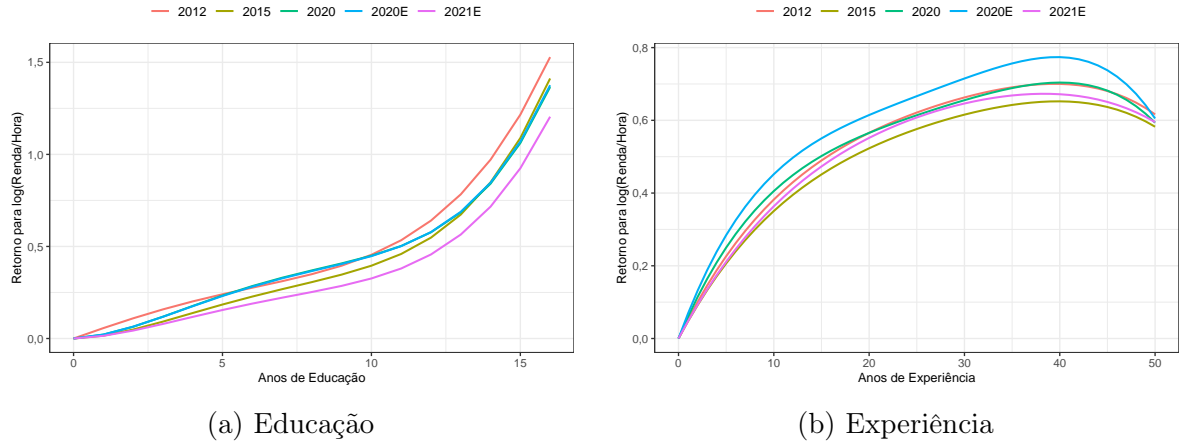


Figura 6: Retornos da Educação e da Experiência

escolaridade dos trabalhadores – uma vez que a média de educação cresceu mais de um ano entre 2012 e 2020 – quanto pela perda da qualidade nas etapas finais de ensino e por mudanças na estrutura ocupacional. [Easterly \(2001, p. 84\)](#) já argumentava em linhas semelhantes, defendendo que o aumento da escolaridade não deveria ser uma meta em si, mas sim uma política a ser acompanhada por incentivos em capital e em tecnologia; caso

contrário, haveria a criação de uma oferta qualificada onde não há demanda por ela, o que parece ter ocorrido no Brasil<sup>14</sup>.

Além disso, a **Figura 6** também mostra que a tendência de queda no retorno da experiência observada na primeira década – a grande responsável pela redução da desigualdade no período (FERREIRA; FIRPO; MESSINA, 2021) – seguiu até 2015, sendo o movimento revertido entre o ano de início da crise e 2020. Pode-se argumentar que esse movimento é fruto da piora estrutural da economia brasileira, uma vez que mudanças tecnológicas que favoreciam os mais novos podem ter passado a ocorrer de forma menos intensa.

A **Tabela 2** mostra que houve uma redução do *gap* salarial de gênero, o que coincide com o aumento da participação feminina no mercado de trabalho. No caso da cor/etnia, vê-se uma redução da diferença entre 2012 e 2015; após esse período, porém, vê-se uma maior discriminação<sup>15</sup>, de modo que o nível observado em 2020 é maior que o de 2012.

Um ponto interessante diz respeito aos domicílios rurais, cujo *gap* frente às cidades urbanas diminuiu consistentemente no período de 2012–2020 e acentuadamente ao se comparar os rendimentos efetivos de 2020 e 2021. Tal movimento pode ser atribuído ao bom desempenho da agricultura frente aos demais setores da economia brasileira no período 2015–2020, o que é corroborado pelo coeficiente da variável *Agropecuária*.

No que tange à formalidade, vê-se que o prêmio diminuiu ligeiramente entre 2012 e 2015, mas sofreu um rápido aumento entre 2015 e 2020 em virtude da precarização<sup>16</sup> e perda de formalização da economia e do mercado de trabalho. Na pandemia, houve uma ligeira redução do *gap* dentre as pessoas empregadas, o que pode ser atribuído à perda de postos informais de menor remuneração<sup>17</sup>.

Tratando das variáveis regionais, é interessante analisar o comportamento da região Nordeste, que havia diminuído o *gap* frente ao Centro-Oeste entre 2012 e 2015, mas perdeu todo o progresso no sub-período subsequente, o que piorou com a crise da Covid-19.

Por fim, as variáveis setoriais mostram que o prêmio associado à *Administração Pública* aumentou durante todo o período. Além disso, chama a atenção o comportamento da atividade de *Construção*, que parece ter sofrido muito com os escândalos de corrupção e com os desdobramentos da Operação Lava-jato. Por último, ressalta-se a melhora relativa dos *Serviços Domésticos*, apesar de uma perda parcial com a pandemia.

---

<sup>14</sup>Essa hipótese é corroborada pelo fato de que 2016 e 2017 foram os primeiros anos desde ao menos 1947 a terem investimento líquido negativo, ou seja, sem ao menos a reposição da depreciação do estoque de capital (SOUZA JÚNIOR; CORNELIO, 2020).

<sup>15</sup>O conceito de discriminação e preconceito aqui empregado não é muito rigoroso, sendo derivado do fato de haver uma redução no coeficiente das variáveis binárias que representam esses grupos.

<sup>16</sup>Um outro sinal dessa precarização pode ser visto na queda acentuada do intercepto entre 2015 e 2020, o que indica uma diminuição do “salário-base” da força de trabalho e que pode ser atribuído ao fim do ciclo de avanços reais do salário mínimo, dentre outros fatores não-observáveis e institucionais.

<sup>17</sup>Esse resultado será melhor explorado na análise dos resultados das decomposições.

## 3 Metodologia

### 3.1 Oaxaca-Blinder

O pressuposto por trás da equação Minceriana é o fato de que o salário<sup>18</sup> de um indivíduo é conjuntamente determinado por suas características observáveis e pelo retorno que recebe por elas<sup>19</sup>. Posto de outra forma, a distribuição de probabilidades dos salários  $F_y$  pode ser construída a partir da distribuição do vetor de características observáveis  $\mathbf{X}$  ( $F_X$ ) – ou seja, da *composição* da força de trabalho – e da distribuição *condicional* dos salários dados esses atributos ( $F_{y|X}$ )<sup>20</sup> – a *estrutura* do mercado de trabalho.

Este trabalho tem por objetivo decompor os determinantes de mudanças temporais entre dois períodos não só na distribuição incondicional dos salários ( $F_y$ ), mas também em estatísticas que são construídas com base nela. No caso da média, a decomposição mais tradicional na literatura para analisar a diferença entre dois grupos é a de *Oaxaca-Blinder* (OAXACA, 1973) (BLINDER, 1973), que possui duas formas: *two-fold* e *three-fold* (HLAVAC, 2014). A decomposição *two-fold* será a usada neste trabalho (não só para a média, mas também para os quantis e para o Gini) e será explicada a seguir.

Seja  $\bar{Y}$  o salário médio e os grupos intitulados como “Grupo A” e “Grupo B”<sup>21</sup>. A diferença do salário médio entre esses dois conjuntos pode ser expressa como:

$$\Delta\bar{Y} = \bar{Y}_A - \bar{Y}_B \quad (3)$$

Dada uma regressão linear para cada grupo – que, por definição, contém as respectivas médias em seus valores previstos –, pode-se expressar  $\bar{Y}_G$  como  $\bar{Y}_G = \bar{\mathbf{X}}_G' \hat{\boldsymbol{\beta}}_G$ ,  $G \in \{A, B\}$ , onde  $\bar{\mathbf{X}}$  é um vetor que contém as médias das  $k$  variáveis explicativas e  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  é o vetor contendo os  $k$  coeficientes estimados. Assim, (3) pode ser reescrita como:

$$\Delta\bar{Y} = \bar{\mathbf{X}}_A' \hat{\boldsymbol{\beta}}_A - \bar{\mathbf{X}}_B' \hat{\boldsymbol{\beta}}_B \quad (4)$$

Por fim, a expressão acima pode ser manipulada somando e subtraindo  $\bar{\mathbf{X}}_A' \hat{\boldsymbol{\beta}}_B$  para se chegar à Equação (5), a qual será a chave para todas as decomposições deste artigo:

$$\Delta\bar{Y} = \underbrace{(\bar{\mathbf{X}}_A - \bar{\mathbf{X}}_B)' \hat{\boldsymbol{\beta}}_B}_{\text{Efeito Composição}} + \underbrace{\bar{\mathbf{X}}_A' (\hat{\boldsymbol{\beta}}_A - \hat{\boldsymbol{\beta}}_B)}_{\text{Efeito Estrutural}} = \underbrace{\bar{\mathbf{X}}_A' \hat{\boldsymbol{\beta}}_B - \bar{\mathbf{X}}_B' \hat{\boldsymbol{\beta}}_B}_{\substack{\text{Grupo C} \quad \text{Grupo B} \\ \text{Efeito Composição}}} + \underbrace{\bar{\mathbf{X}}_A' \hat{\boldsymbol{\beta}}_A - \bar{\mathbf{X}}_A' \hat{\boldsymbol{\beta}}_B}_{\substack{\text{Grupo A} \quad \text{Grupo C} \\ \text{Efeito Estrutural}}} \quad (5)$$

<sup>18</sup>Como dito anteriormente, a variável de rendimento de interesse é o  $\log(\text{salario}/\text{hora})$  (ou o salário mensal, no caso das decomposições do índice de Gini); o termo “salário” é usado para facilitar a leitura.

<sup>19</sup>Alternativamente, o retorno que o indivíduo recebe pode ser visto como o preço que a estrutura do mercado de trabalho atribui a essas características.

<sup>20</sup>Cabe ressaltar que uma regressão linear tem por objetivo estimar  $E[y|X]$ ; no caso particular deste artigo, isso significa estimar o  $\log(\text{salario}/\text{hora})$  esperado dados os atributos observáveis do indivíduo.

<sup>21</sup>Aqui, os grupos de interesse são os anos, em que o “Grupo A” sempre diz respeito ao ano mais recente.



Assim, é possível criar um cenário *contrafactual* (“Grupo C”) (RIOS-AVILA, 2020, p. 74) para identificar os efeitos **composição** – ou seja, as diferenças que se devem em virtude de mudanças nos atributos da força de trabalho, como, por exemplo, um aumento da escolaridade média – e **estrutural** – em outros termos, as divergências que ocorrem em razão de mudanças nos preços/prêmios que o mercado de trabalho atribui às características individuais.

Na prática, isso significa que, ao se analisar os anos de 2012 e 2015, o *contrafactual* será composto pela estrutura do mercado de trabalho de 2012, mas com a composição da força de trabalho de 2015. Matematicamente e seguindo a mesma notação acima:

$$\begin{aligned} \text{Renda média do “Grupo A” (2015): } & \bar{\mathbf{X}}_A' \hat{\beta}_A \\ \text{Renda média do “Grupo B” (2012): } & \bar{\mathbf{X}}_B' \hat{\beta}_B \\ \text{Renda média do Cenário Contrafactual (ou “Grupo C”): } & \bar{\mathbf{X}}_A' \hat{\beta}_B \end{aligned}$$

Assim, a Equação (5) mostra que o efeito composição é obtido mantendo os retornos das características constantes (no exemplo, iguais aos prêmios pagos pelo mercado em 2012) e variando a composição da força de trabalho. O efeito estrutural, por sua vez, é encontrado mantendo a composição da força de trabalho constante e igual àquela do ano de 2015, mas variando os retornos obtidos pelos trabalhadores de diferentes anos.

A fim de concluir a discussão sobre *contrafactuais*, Firpo, Fortin e Lemieux (2018) recomendam o uso de um modelo binomial (Probit ou Logit) para determinar o cenário *contrafactual*, uma vez que modelos mal-especificados podem levar a aproximações ruins da estatística de interesse. Essa rotina mais complexa não será feita aqui em virtude de que os grupos utilizados são, na verdade, anos distintos<sup>22</sup>. Mais detalhes sobre esse procedimento podem ser encontrados em Rios-Avila (2020, p. 75).

Por fim, a engenhosidade de (5) se dá pelo fato de que, como é uma expressão vetorial, seus termos são aditivos, ou seja, é possível separar os efeitos a fim de encontrar a contribuição de cada um dos elementos presentes no vetor  $\mathbf{X}$  (educação, experiência...):

$$\underbrace{(\bar{\mathbf{X}}_A - \bar{\mathbf{X}}_B)' \hat{\beta}_B}_{\text{Efeito Composição Total}} = \underbrace{(\bar{\mathbf{X}}_{1A} - \bar{\mathbf{X}}_{1B})' \hat{\beta}_{1B}}_{\text{Efeito Composição da Variável 1}} + \underbrace{(\bar{\mathbf{X}}_{2A} - \bar{\mathbf{X}}_{2B})' \hat{\beta}_{2B}}_{\text{Efeito Composição da Variável 2}} + \dots \quad (6)$$

$$\underbrace{\bar{\mathbf{X}}_A' (\hat{\beta}_A - \hat{\beta}_B)}_{\text{Efeito Estrutural Total}} = \underbrace{\bar{\mathbf{X}}_{1A}' (\hat{\beta}_{1A} - \hat{\beta}_{1B})}_{\text{Efeito Estrutural da Variável 1}} + \underbrace{\bar{\mathbf{X}}_{2A}' (\hat{\beta}_{2A} - \hat{\beta}_{2B})}_{\text{Efeito Estrutural da Variável 2}} + \dots \quad (7)$$

<sup>22</sup>Ao adotar esse procedimento, essencialmente estaríamos estimando a probabilidade de uma pessoa ser da amostra de um determinado ano dadas as suas características observáveis contidas em  $\mathbf{X}$ , o que não gera um modelo acurado. De fato, nos testes realizados, houve um alto índice de *reweighting errors*, o que mostra a dificuldade em se estimar tal probabilidade. Ademais, com exceção dos modelos para alguns quantis, todas as outras estimações apresentaram erros de especificação estatisticamente insignificantes

### 3.2 Regressões RIF

Apesar de suas vantagens e de suas diversas aplicações, a decomposição tradicional de *Oaxaca-Blinder* só pode ser utilizada com médias, o que limita seu uso para análises acerca da distribuição de renda como um todo e de outras estatísticas. Contudo, uma forma de contornar essa limitação é fazendo uso de regressões a partir de Funções de Influência Recentrada (em inglês, RIFs).

As Funções de Influência (em inglês, IFs) são ferramentas estatísticas usadas há muito tempo a fim de analisar a robustez de estatísticas distribucionais a pequenas alterações nos dados, além de serem aplicadas na estimação de variâncias assintóticas. Contudo, mais recentemente [Firpo, Fortin e Lemieux \(2009\)](#) propuseram o uso de RIFs a fim de analisar qual o impacto de mudanças na distribuição do vetor de variáveis explicativas  $\mathbf{X}$  na distribuição incondicional da variável dependente  $y$ .

De forma simplificada, a Função de Influência é uma função  $IF\{y_i, v(F_y)\}$ , onde  $y_i$  diz respeito a uma observação do vetor de variáveis dependentes e  $v(F_y)$  é uma estatística  $v$  construída com base na função de distribuição acumulada  $F_y$  da variável dependente (como, por exemplo, a média, a mediana, o  $q^0$  quantil e o índice de Gini). Tal função pode ser interpretada como a influência da observação  $y_i$  na estimação da estatística  $v$ <sup>23</sup>. [Firpo, Fortin e Lemieux \(2009\)](#) propõem o uso de RIFs, as quais podem ser interpretadas como a *contribuição relativa* de  $y_i$  na construção de  $v$ :

$$RIF\{y_i, v(F_y)\} = v(F_y) + IF\{y_i, v(F_y)\} \quad (8)$$

Tomando como exemplo o índice de Gini ( $v(F_y) = G(F_y)$ ), a RIF pode ser interpretada como o próprio índice mais a influência que uma mudança na observação  $y_i$  possui na mensuração da desigualdade.

Por definição, a IF possui média 0, o que faz com que  $E[RIF\{y_i, v(F_y)\}] = v(F_y)$ . Assim, o valor esperado da RIF será sempre a estatística de interesse  $v(F_y)$ . [Firpo, Fortin e Lemieux \(2009\)](#) mostram que, sob a hipótese de uma relação linear entre  $RIF\{y_i, v(F_y)\}$  e o vetor de variáveis explicativas  $\mathbf{X}$ , é possível usar Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) para estimar um modelo que capta como mudanças infinitesimais em  $\mathbf{X}$  afetam  $v(F_y)$ .

Dessa maneira, a única diferença para uma estimação tradicional de MQO é o fato de que a variável dependente em uma Regressão RIF é  $RIF\{y_i, v(F_y)\}$ , e não  $y$ . Isso é corroborado pelo fato de que, quando a estatística de interesse é a média ( $v(F_y) = \mu_y$ ),  $IF\{y, \mu_y\} = y_i - \mu_y$  e  $RIF\{y_i, \mu_y\} = y_i$ , o que simplifica para um MQO tradicional.

Portanto, a expressão de uma Regressão RIF é dada por:

$$RIF\{\widehat{y_i, v(F_y)}\} = \mathbf{X}'\hat{\beta}^v + \epsilon, \quad E(\epsilon) = 0 \quad (9)$$

---

quando se usava o mesmo vetor de variáveis  $\mathbf{X}$  nas especificações binomiais, o que sugere que o modelo especificado em  $\mathbf{X}$  é capaz de aproximar as estatísticas de interesse de forma acurada.

<sup>23</sup>Mais detalhes técnicos podem ser encontrados em [Rios-Avila \(2020, p. 54-57\)](#).

Na expressão acima, o super-escrito  $v$  foi usado para ilustrar que o vetor de coeficientes estimados  $\hat{\beta}$  depende da estatística de interesse  $v$ . Como  $E[RIF\{y_i, v(F_y)\}] = v(F_y)$ ,

$$v(F_y) = E[RIF\{y_i, v(F_y)\}] = E[\mathbf{X}'\hat{\beta}^v] + E[\epsilon] = \overline{\mathbf{X}}'\hat{\beta}^v \quad (10)$$

Assim, a derivada (ou o efeito) parcial incondicional de uma variável independente  $x_j$ ,  $j = 1, \dots, k$ , sobre a estatística distribucional  $v(F_y)$  é dada por:

$$\frac{\partial v(F_y)}{\partial \overline{\mathbf{X}}_k} = \hat{\beta}^v \quad (11)$$

Portanto, o efeito parcial é interpretado da seguinte forma: se a média da variável  $x_k$  aumenta em uma unidade ( $\Delta \overline{\mathbf{X}}_k = 1$ ), espera-se que a estatística  $v$  mude em  $\hat{\beta}^v$  unidades.

Dessa maneira, podemos usar  $\hat{\beta}^v$  na Equação (5), de forma que o procedimento de [Firpo, Fortin e Lemieux \(2009\)](#) generaliza a decomposição de *Oaxaca-Blinder* para uma série de outras métricas. Neste artigo, interessam, além da média, o  $q^o$  quantil,  $0 < q < 100$ , e o índice de Gini<sup>24</sup>. A última dificuldade, portanto, seria estimar as RIFs das estatísticas de interesse e calculá-las levando em conta os pesos pós-estratificados de cada observação da subamostra de interesse disponíveis na PNADC.

Contudo, há uma vasta literatura que já executou os cálculos matemáticos necessários para tal feito. Uma lista bastante completa acerca das expressões de uma série de RIFs pode ser encontrada no apêndice de [Rios-Avila \(2020\)](#), cujo comando `oaxaca_rif` no *software STATA* foi usado para conduzir as estimações deste trabalho.

### 3.3 Normalizações para Variáveis Categóricas e Erros-Padrão

Um detalhe importante da decomposição de *Oaxaca-Blinder* (e de suas generalizações) é que, apesar de ela ser *path-independent*<sup>25</sup>, há uma sensibilidade à escolha de qual nível deve ser omitido quando se trata de variáveis categóricas (*dummies*) ([OAXACA; RANSOM, 1999](#)). Este trabalho aplica o procedimento descrito por [Gardeazabal e Ugidos \(2004\)](#) e [Yun \(2005\)](#)<sup>26</sup> para o caso das variáveis regionais (Norte, Nordeste, Centro-Oeste, Sudeste e Sul) e setoriais (administração pública, comércio, construção...), o que é possível através da opção `normalize` do comando `oaxaca` ([JANN, 2008](#)), já implementado no `oaxaca_rif`.

Outro ponto importante de ser mencionado é a questão da estimação de erros-padrão. [Firpo, Fortin e Lemieux \(2009\)](#) recomendam o uso de procedimentos de *bootstrap* para estimá-los quando se trata de estatísticas envolvendo quantis. O presente trabalho faz uso de erros-padrão robustos – calculados usando o método *delta* –, haja vista a dificuldade em

<sup>24</sup>Para a média e os quantis, usou como variável dependente o  $\log(\text{salar}/\text{hora})$ ; para o Gini, usou-se o rendimento mensal de todos os trabalhos.

<sup>25</sup>A ordem em que as covariadas aparecem não altera o resultado da decomposição, um fenômeno que não ocorre, por exemplo, no método proposto por [DiNardo, Fortin e Lemieux \(1996\)](#).

<sup>26</sup>Uma explicação resumida está disponível em [Hlavac \(2014\)](#).

se usar procedimentos *bootstrap* com dados de pesquisas domiciliares que envolvam pesos amostrais e procedimentos de estratificação. As simulações para amostras simples presentes em [Rios-Avila \(2020\)](#) mostram que os erros de *bootstrap* em estimações que envolvam quantis são ligeiramente maiores que os erros-padrão robustos, o que não deve prejudicar a inferência estatística em casos que não se encontrem na fronteira de significância.

No caso da média e do Gini, as simulações mostraram que não há diferença estatisticamente significativa entre os erros calculados usando *bootstrap* e o procedimento robusto. Na verdade, os erros de *bootstrap* reportados são rotineiramente menores que os robustos nesses casos.

## 4 Resultados

Os resultados das decomposições são apresentadas em duas subseções, uma para a média e outra para a análise da distribuição de renda e da desigualdade. Todas as estimações usam as variáveis do vetor  $\mathbf{X}$  descritas em (2) e apresentam resultados detalhados tanto para o efeito *composição* quanto para o *estrutural*.

### 4.1 Renda Média

A **Tabela 3** contém os resultados da decomposição RIF para os biênios 2012–2015, 2015–2020, 2012–2020 e 2020–2021<sup>27</sup>. A parte superior mostra o logaritmo do salário/hora em cada um dos anos, juntamente com a diferença entre eles. Essa disparidade é então decomposta em um efeito *composição* e um *estrutural*, os quais são detalhados na segunda e terceira seções da tabela, respectivamente. A **Figura 7** ilustra os resultados graficamente, evidenciando também a contribuição total de cada variável.

Para o **1º período**, que vai de 2012 ao ano de início da crise, vê-se que o aumento de aproximadamente 11,7% da renda média<sup>28</sup> foi igualmente alavancado por ambos os efeitos. Em particular, houve uma grande melhora dos anos de educação e, em menor grau, de experiência potencial. Além disso, a entrada na força de trabalho de mais mulheres e PPIs – que, em média, possuem remunerações menores – faz com que seus coeficientes sejam negativos e significantes, apesar de serem bem próximos de 0 (−0,0019 e −0,0026, respectivamente). Uma interpretação semelhante pode ser feita com o sinal da *dummy* rural: como houve um processo de urbanização, a força de trabalho se deslocou para as cidades, onde os salários pagos são, em média, maiores. Por fim, ressalta-se a maior formalização da força de trabalho e o deslocamento dos trabalhadores para setores mais produtivos, sendo que ambos os fatores aumentaram a remuneração média no período.

A estrutura do mercado de trabalho também contribuiu positivamente, apesar dos

<sup>27</sup>Como dito anteriormente, usou-se rendimentos efetivos para 2020–2021, denotando-os pelo sufixo *E*.

<sup>28</sup>Aproximando as mudanças percentuais pela diferença nos logaritmos.

Tabela 3: Resultados da Decomposição das Médias dos Logaritmos de Salário/Hora

	2012–2015		2015–2020		2012–2020		2020–2021E	
	Coef.	EP	Coef.	EP	Coef.	EP	Coef.	EP
<b>Geral</b>								
Fim do Período	2,276***	[0,002]	2,272***	[0,003]	2,272***	[0,003]	2,297***	[0,005]
Início do Período	2,169***	[0,002]	2,276***	[0,002]	2,169***	[0,002]	2,332***	[0,004]
Diferença	0,108***	[0,003]	-0,005	[0,004]	0,103***	[0,004]	-0,035***	[0,006]
Efeito Composição	0,052***	[0,002]	0,079***	[0,003]	0,137***	[0,003]	0,046***	[0,004]
Efeito Estrutural	0,056***	[0,002]	-0,083***	[0,003]	-0,034***	[0,003]	-0,081***	[0,005]
<b>Efeito Composição</b>								
Educação	0,039***	[0,002]	0,075***	[0,002]	0,120***	[0,002]	0,033***	[0,003]
Experiência Potencial	0,011***	[0,001]	0,009***	[0,001]	0,021***	[0,001]	0,010***	[0,001]
Gênero (Feminino)	-0,002***	[0,001]	-0,003***	[0,001]	-0,005***	[0,001]	0,000	[0,001]
Etnia (PPIs)	-0,003***	[0,000]	-0,002***	[0,000]	-0,005***	[0,000]	0,002***	[0,000]
Local de Domicílio (Rural)	0,000***	[0,000]	0,001***	[0,000]	0,002***	[0,000]	-0,001*	[0,000]
Formalização	0,002***	[0,000]	-0,006***	[0,000]	-0,004***	[0,000]	-0,002	[0,001]
Região	0,000	[0,000]	0,003***	[0,000]	0,004***	[0,001]	0,001	[0,001]
Sector Econômico	0,003***	[0,000]	0,000	[0,000]	0,005***	[0,001]	0,003***	[0,001]
<b>Efeito Estrutural</b>								
Educação	-0,079***	[0,014]	0,018	[0,019]	-0,067***	[0,019]	-0,124***	[0,028]
Experiência Potencial	-0,037***	[0,009]	0,043***	[0,011]	0,006	[0,011]	-0,072***	[0,019]
Gênero (Feminino)	0,002	[0,003]	0,009**	[0,003]	0,012***	[0,003]	0,007	[0,005]
Etnia (PPIs)	0,006*	[0,003]	-0,008*	[0,003]	-0,002	[0,003]	0,005	[0,006]
Local de Domicílio (Rural)	0,001	[0,001]	-0,000	[0,001]	0,001	[0,001]	0,004*	[0,002]
Formalização	-0,007*	[0,003]	0,030***	[0,003]	0,023***	[0,004]	-0,006	[0,007]
Região	0,004*	[0,002]	0,008***	[0,002]	0,011***	[0,002]	-0,009**	[0,003]
Sector Econômico	-0,003	[0,011]	-0,002	[0,013]	-0,006	[0,013]	0,011	[0,011]
Intercepto	0,170***	[0,020]	-0,182***	[0,026]	-0,011	[0,026]	0,104**	[0,038]

Erros-padrão em colchetes em parênteses e calculados usando o método delta. Educação e Experiência são polinômios de 4º grau.

As variáveis categóricas com mais de dois níveis foram normalizadas para evitar a sensibilidade da decomposição a variáveis omitidas.

Variável dependente: logaritmo da renda do trabalho habitual (2012–2015, 2015–2020 e 2012–2020) e efetiva (2020–2021E) por hora.

As estimações usaram o desenho amostral da PNADC e apenas os indivíduos em idade ativa que declararam renda e horas trabalhadas positivas.

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

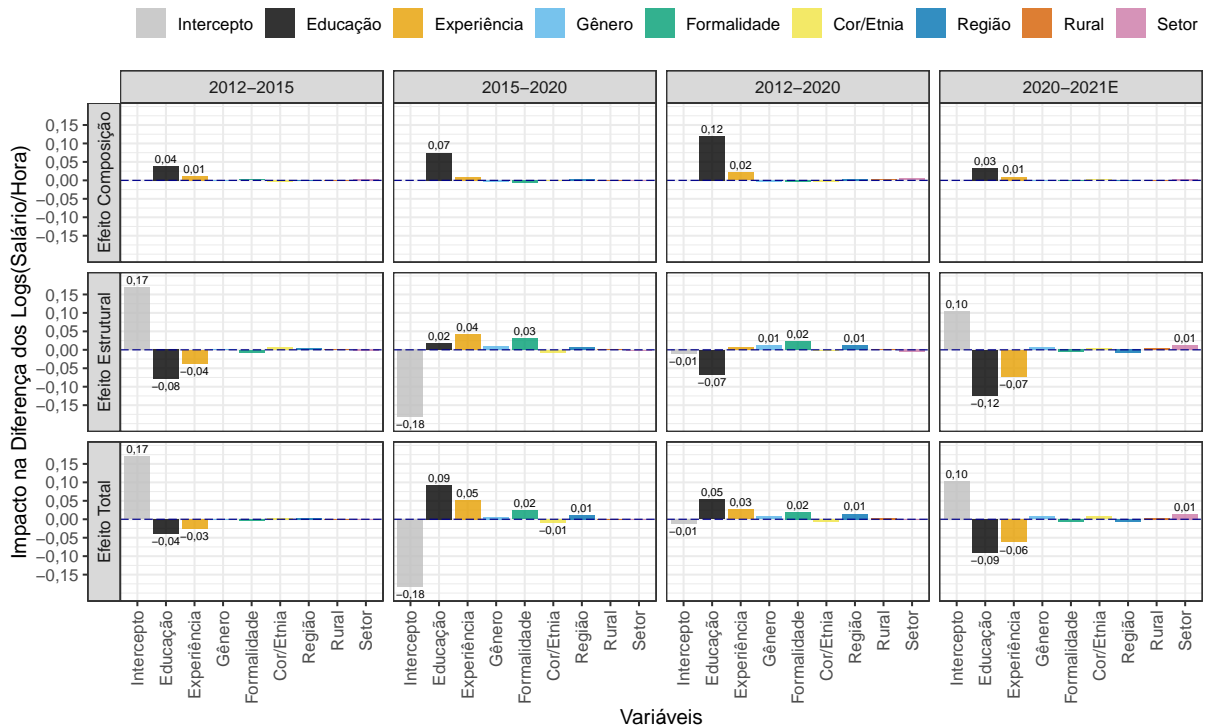


Figura 7: Decomposição das Diferenças na Média de  $\log \frac{\text{salário}}{\text{hora}}$

efeitos negativos advindos da diminuição dos prêmios da educação e da experiência, que serão discutidos mais em detalhe na decomposição do Gini. O efeito positivo é puxado majoritariamente por um aumento do intercepto, o que reflete um maior prêmio pago por outras habilidades não-observáveis e outras mudanças institucionais e macroeconômicas que serão melhor abordadas na próxima seção.

As demais variáveis da decomposição estrutural não são significantes ao nível de 1%, apesar de indicarem uma redução da discriminação<sup>29</sup> contra PPIs e um menor prêmio pago a trabalhadores formais, o que pode estar ligado ao processo de formalização e à expansão da oferta relativa descrita no parágrafo anterior.

Portanto, a **Figura 7** mostra que, considerando ambos os efeitos, o maior prêmio pago por habilidades não-observáveis e fatores institucionais como o avanço real do salário mínimo, capturados pelo intercepto, foram os grandes responsáveis pelo aumento da renda entre 2012 e 2015. A educação e a experiência, por sua vez, possuíram efeitos deletérios em virtude de seu efeito estrutural, enquanto a contribuição total de outras variáveis foi bastante limitada e próxima de zero.

A conjuntura da **segunda metade da década de 2010** é bastante diferente, marcada por uma estagnação da renda média, de modo que não há divergência significativa entre o logaritmo dos salários por hora dos dois anos analisados. Além disso, e o que é mais intrigante, os dois efeitos analisados se contrabalancearam no período.

A melhor composição da força de trabalho atuou no sentido de reforçar a renda média, principalmente em virtude de uma maior escolaridade na parte de cima da distribuição, como ficará claro na próxima seção. Além disso, houve um ligeiro aumento da experiência potencial e a continuação do processo de maior entrada relativa de mulheres e PPIs. Contudo, destaca-se a perda de empregos formais, evidenciado a informalidade e a precarização da economia brasileira.

A estrutura do mercado de trabalho, por sua vez, atuou no sentido de diminuir a renda, o que se deve principalmente ao intercepto. Assim, a queda no prêmio de habilidades não-observáveis e o fim do ciclo de aumentos reais no salário mínimo foram os “vilões” do período, afetando principalmente os estratos inferiores da distribuição. Esses fatores foram parcialmente mitigados pelo aumento do retorno da experiência e da formalização, haja vista a perda de postos com carteira assinada e a diminuição da oferta relativa de trabalhadores nessa situação. O período também foi marcado por uma redução da discriminação feminina e por um aumento do preconceito de cor/raça.

Combinando os dois efeitos, a redução do intercepto atuou no sentido de diminuir a renda, enquanto educação e experiência fizeram com que os rendimentos aumentassem: movimentos inteiramente opostos aos do período 2012–2015. Além dessas variáveis, o maior prêmio pago pela formalização e a diminuição de desigualdades inter-regionais – o que

---

<sup>29</sup>Novamente, o conceito de discriminação deve ser interpretado aqui apenas como uma queda no coeficiente das respectivas variáveis binárias.

sugere que houve maior perda de empregos em regiões menos favorecidas – contribuíram positivamente, enquanto a maior participação e discriminação contra PPIs reduziu a média.

Quando se analisa **a década como um todo**, percebe-se que os avanços em termos de rendimentos se concentraram no intervalo de 2012 a 2015, seguida de uma estagnação na segunda metade da década. A decomposição desse resultado mostra que a força de trabalho se tornou muito mais escolarizada, o que responde por cerca de 87,6% do efeito composição total. A maior experiência também contribuiu para a elevação da renda, o que foi contrabalanceado pela inserção de PPIs e mulheres no mercado de trabalho. Além disso, houve uma maior informalidade, principalmente no período de 2015 a 2020.

Por outro lado, a redução no prêmio educacional – principalmente no 1º período – fez com que a renda caísse, o que foi mitigado pela menor discriminação feminina e por um maior prêmio pago aos trabalhadores formais. De modo geral, a educação e a experiência foram os principais *drivers* do aumento da renda na década, seguida de um maior retorno à formalidade que, como será visto mais a frente, beneficiou principalmente os mais ricos.

## 4.2 Desigualdade e Distribuição de Renda

Por ser uma medida de tendência central, a média esconde diversos outros aspectos da distribuição que está por trás dela. Assim, essa subseção investiga as decomposições para cada ponto da distribuição de renda, analisando os quantis e o Índice de Gini<sup>30</sup>.

A **Tabela 4** e a **Figura 8** mostram as decomposições do Gini, seguindo a mesma estrutura da **Tabela 3**. A **Figura 9**<sup>31</sup> – cujas linhas podem ser vistas como curvas de incidência do crescimento – evidencia os resultados do 1º ao 99º percentil.

Como mostram [Barbosa, Souza e Soares \(2020\)](#), o período de **2012 a 2015** foi marcado por um crescimento notadamente inclusivo, no qual o Gini caiu cerca de 1,57 pontos. Contudo, os dois efeitos contribuíram em sentidos diferentes, sendo que a queda na desigualdade das rendas ocupacionais foi movida principalmente por modificações na *estrutura* do mercado de trabalho.

A composição da força de trabalho atuou no sentido de reforçar a concentração de renda, principalmente em razão do maior nível educacional. Esse fenômeno já é conhecido para outros períodos da história recente brasileira e é chamado de *paradoxo do progresso* ([BOURGUIGNON; FERREIRA; LUSTIG, 2004](#)): como a distribuição da educação da força de trabalho se deslocou para a direita, há mais trabalhadores na área onde os retornos educacionais se tornam mais convexos – vide **Figura 6** –, o que aumenta a dispersão de salários e, conseqüentemente, a desigualdade. O mesmo ocorre, em menor medida, com a

<sup>30</sup>Diferentemente das demais decomposições, usou-se o nível da renda mensal para se calcular o Gini.

<sup>31</sup>As linhas dos gráficos foram suavizadas usando regressões polinomiais locais (em inglês, *LOESS*) com uma banda de 20 quantis (20%). As áreas sombreadas foram determinadas usando a mesma estratégia, mas usando os valores dos intervalos de confiança superiores e inferiores. Por fim, chama-se atenção para a diferença na escala dos eixos dos gráficos do Efeito Composição (1ª linha) na **Figura 9a**.



Tabela 4: Resultados da Decomposição do Índice de Gini do Salário Mensal

	2012–2015		2015–2020		2012–2020		2020–2021E	
	Coef.	EP	Coef.	EP	Coef.	EP	Coef.	EP
<b>Geral</b>								
Fim do Período	48,69***	[0,204]	49,86***	[0,301]	49,86***	[0,301]	53,36***	[0,430]
Início do Período	50,26***	[0,180]	48,69***	[0,204]	50,26***	[0,180]	53,13***	[0,263]
Diferença	-1,57***	[0,273]	1,17**	[0,364]	-0,40	[0,351]	0,24	[0,504]
Efeito Composição	0,77***	[0,079]	2,18***	[0,114]	3,30***	[0,136]	1,03***	[0,105]
Efeito Estrutural	-2,35***	[0,285]	-1,01*	[0,398]	-3,70***	[0,399]	-0,80	[0,525]
<b>Efeito Composição</b>								
Educação	1,01***	[0,074]	2,13***	[0,106]	3,40***	[0,129]	0,79***	[0,088]
Experiência Potencial	0,25***	[0,024]	0,20***	[0,026]	0,48***	[0,034]	0,15***	[0,026]
Gênero (Feminino)	-0,04***	[0,012]	-0,06***	[0,013]	-0,12***	[0,016]	0,03	[0,017]
Etnia (PPIs)	-0,08***	[0,010]	-0,08***	[0,012]	-0,15***	[0,015]	0,05***	[0,014]
Local de Domicílio (Rural)	-0,01**	[0,003]	-0,03***	[0,005]	-0,05***	[0,005]	0,02**	[0,006]
Formalização	-0,13***	[0,017]	0,27***	[0,024]	0,21***	[0,021]	0,05	[0,029]
Região	0,01	[0,013]	-0,10***	[0,017]	-0,07***	[0,015]	-0,02	[0,019]
Sector Econômico	-0,24***	[0,024]	-0,15***	[0,033]	-0,41***	[0,040]	-0,03	[0,033]
<b>Efeito Estrutural</b>								
Educação	-1,65*	[0,710]	-7,06***	[1,001]	-8,98***	[0,993]	1,43	[1,262]
Experiência Potencial	-2,44***	[0,633]	0,12	[0,764]	-2,34**	[0,772]	-0,45	[1,136]
Gênero (Feminino)	0,42	[0,313]	-0,61	[0,409]	-0,18	[0,391]	-0,00	[0,744]
Etnia (PPIs)	-0,38	[0,244]	-0,52	[0,336]	-0,91**	[0,330]	-0,57	[0,440]
Local de Domicílio (Rural)	-0,08	[0,050]	-0,04	[0,058]	-0,11*	[0,053]	-0,31***	[0,076]
Formalização	0,89*	[0,351]	-0,38	[0,416]	0,45	[0,389]	-1,24	[0,887]
Região	0,56***	[0,160]	0,49**	[0,175]	1,03***	[0,184]	0,34	[0,248]
Sector Econômico	0,83	[0,457]	-0,65	[0,465]	0,21	[0,407]	0,01	[0,496]
Intercepto	-0,50	[1,093]	7,63***	[1,368]	7,13***	[1,325]	0,01	[1,639]

Erros-padrão robustos em colchetes e calculados usando o método delta. Educação e Experiência são polinômios de 4º grau.

As variáveis categóricas com mais de dois níveis foram normalizadas para evitar a sensibilidade da decomposição a variáveis omitidas.

Variável dependente: renda do trabalho habitual (2012–2015, 2015–2020 e 2012–2020) e efetiva (2020–2021E) por mês.

As estimações usaram o desenho amostral da PNADC e apenas os indivíduos em idade ativa que declararam renda e horas trabalhadas positivas.

\*  $p < 0,05$ , \*\*  $p < 0,01$ , \*\*\*  $p < 0,001$

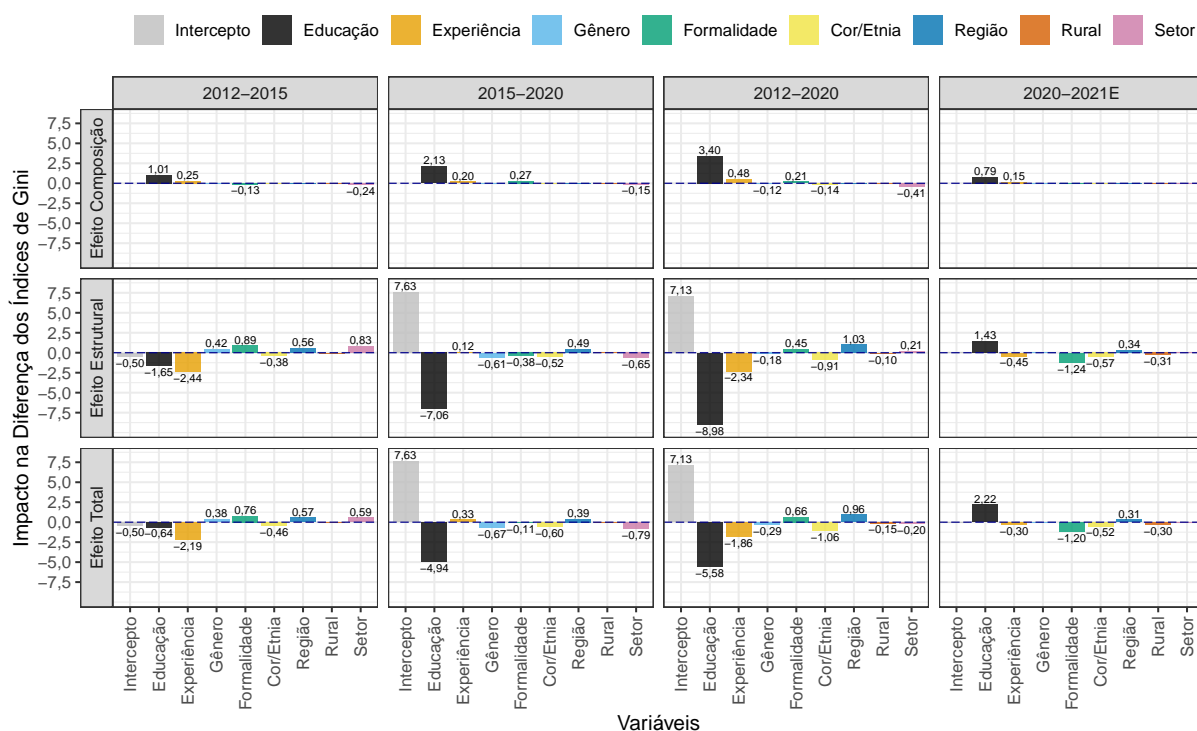
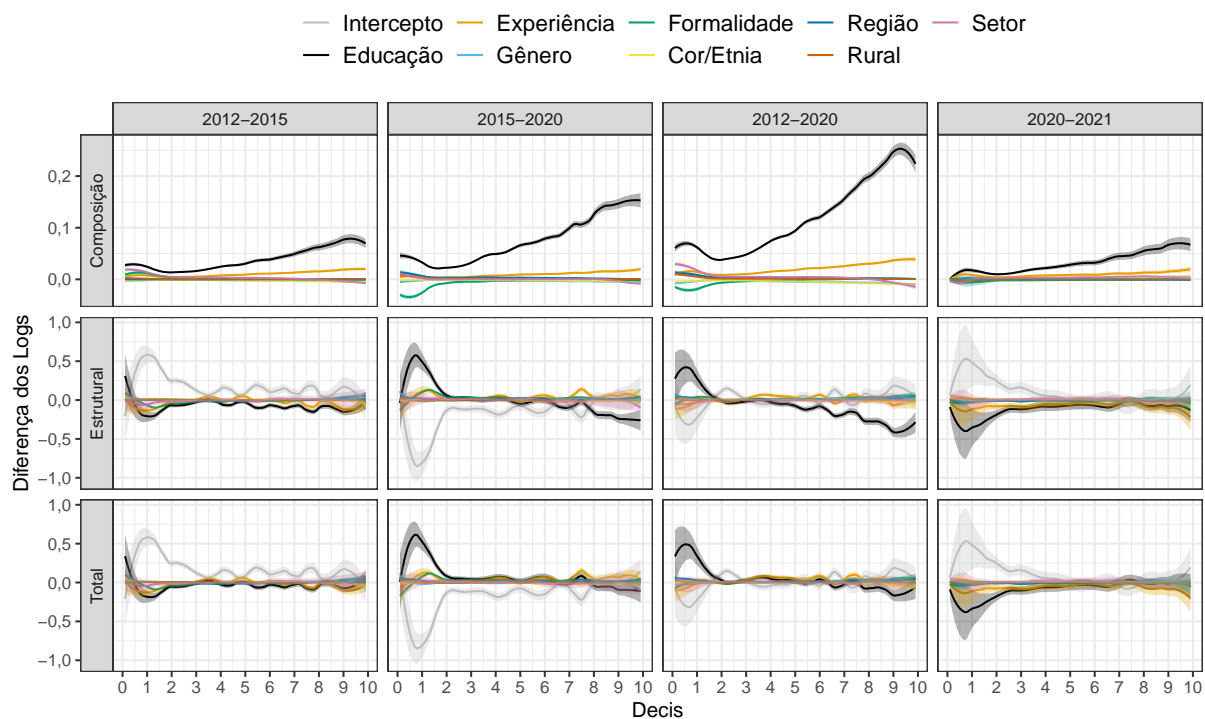
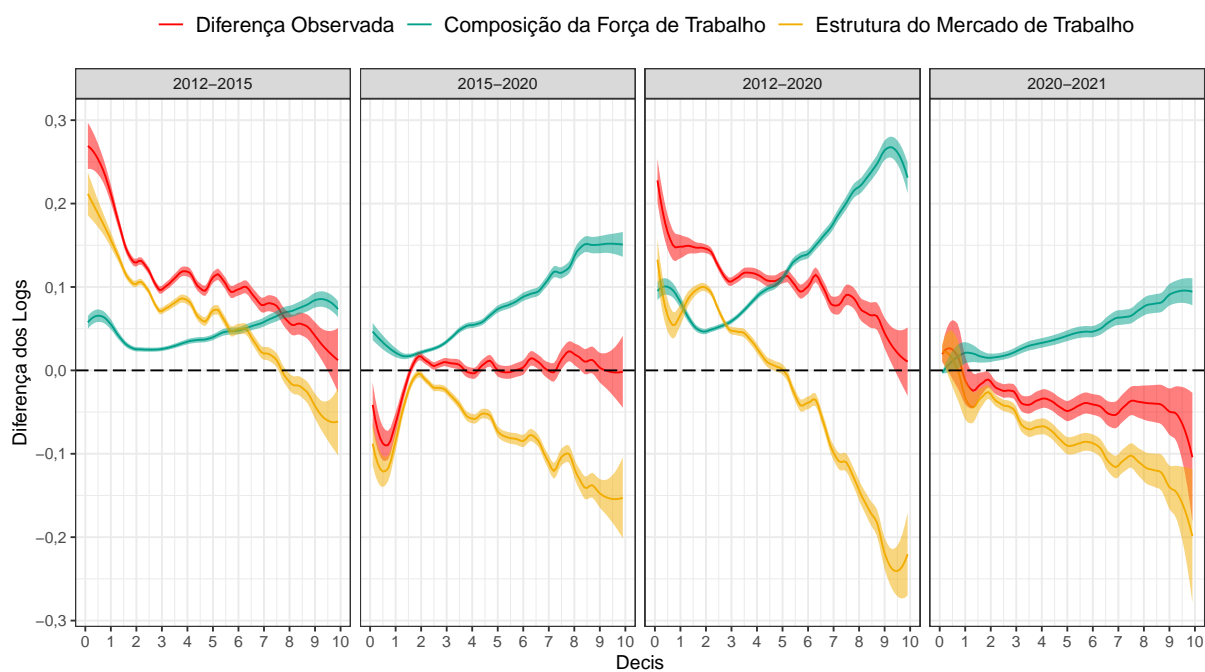


Figura 8: Decomposição das Diferenças no Índice de Gini da Renda do Trabalho Mensal



(a) Decomposições RIF por Quantis Detalhadas



(b) Decomposições Gerais

Figura 9: Decomposições RIF por Quantis de  $\log \frac{\text{salario}}{\text{hora}}$

experiência, apesar de seus retornos serem côncavos. De fato, a **Figura 9a** mostra que, em todos os períodos, a melhora educacional foi concentrada nos estratos superiores.

Noutro sentido, a formalização da força de trabalho ocorreu de forma mais intensa dentre os mais pobres, contribuindo para a redução da desigualdade no período. Ademais, a mudança da parte inferior da distribuição para postos ocupacionais em setores mais bem remunerados foi importante para uma distribuição mais igualitária, bem como a maior inserção de PPIs e de mulheres.

Contudo, a estrutura do mercado de trabalho mais que compensou o efeito composição, sendo que a queda no prêmio educacional e, principalmente, no retorno da experiência, foram os maiores *drivers* da redução da desigualdade, em linha com os achados de [Ferreira, Firpo e Messina \(2021\)](#). Essa menor valoração da experiência potencial se deve a uma série de fatores, discutidos por [Firpo e Portella \(2019\)](#) e [Ferreira, Firpo e Messina \(2021\)](#). Destaca-se a hipótese de que a revolução tecno-científica beneficia as habilidades dos mais jovens – que tradicionalmente se encontram na base da pirâmide salarial – e causa a rápida obsolescência de algumas atividades manuais executadas pelos mais velhos.

Além disso, como as gerações mais novas são mais escolarizadas – entrando, portanto, na força de trabalho de forma mais tardia –, suas ocupações iniciais são mais bem remuneradas, o que diminui – mas ainda preserva ([EASTERLY, 2001](#), p. 77) – os retornos côncavos da experiência observados na **Figura 6**. Por fim, os autores também pontuam o efeito de, no Brasil, haver formas e incentivos institucionais para indivíduos bem-remunerados se aposentarem mais cedo, saindo da força de trabalho e diminuindo a renda desse grupo.

Ressalta-se também que houve um aumento da desigualdade inter-regional no período. Por último, vê-se que o efeito do intercepto sobre o Gini não é estatisticamente significativo, apesar de a **Figura 9a** evidenciar que o maior prêmio de habilidades não-observáveis – e, dentre outras coisas, avanços institucionais como o aumento real do salário mínimo – ter beneficiado mais os 30% mais pobres.

De modo geral, o gráfico do canto inferior esquerdo da **Figura 8** mostra que muitos fatores contribuíram para a redução da desigualdade no intervalo 2012–2015, sendo o principal deles a experiência. No sentido contrário, a maior formalização – a partir de uma redução de seu prêmio nos estratos inferiores, apesar de essa ter sido a parcela da população que mais se formalizou no período – foi a principal variável que mitigou o avanço redistributivo no período.

Tudo isso posto, a curva de incidência do crescimento total disposta na **Figura 9b** (em vermelho) é negativamente inclinada, o que sugere que o crescimento no período foi inclusivo. O gráfico também reitera que a melhor composição da força de trabalho atuou no sentido de reforçar a desigualdade – haja vista sua curva ser crescente –, enquanto a estrutura do mercado de trabalho teve um papel muito redistributivo no período.

---

<sup>32</sup>A diferença entre o Índice de Gini de 2012 e o de 2020 não é estatisticamente significativa, o que pode ser visto na 1ª seção da 3ª coluna da **Tabela 4**.

O intervalo de **2015 a 2020**, por sua vez, foi marcado por um aumento da desigualdade para um patamar semelhante ao de 2012<sup>32</sup>. Novamente, a composição da força de trabalho atuou de forma regressiva, mas, diferentemente do período anterior, não foi compensada pela estrutura do mercado de trabalho.

O “paradoxo do progresso” continuou agindo no período, mas de forma ainda mais intensa, haja vista que a parte superior da distribuição se tornou muito mais escolarizada. Apesar de a entrada de PPIs, mulheres e mais pessoas em ambientes urbanos ter reduzido a desigualdade, a expansão da informalidade vista na **Tabela 1** – principalmente entre os 20% mais pobres<sup>33</sup>, que tiveram de ocupar postos com menor remuneração – teve um papel muito importante para tornar a distribuição menos igualitária, contrabalanceando os efeitos descritos para o período de 2012 a 2015 e, em linha com os resultados de [Esteves, Pero e Duque \(2021\)](#), sendo a 2ª maior força composicional a favor do aumento da desigualdade na segunda metade da década.

Além disso, viu-se que a crise afetou mais as regiões menos favorecidas, como o Nordeste, uma vez que houve uma perda de sua participação na força de trabalho. Como os trabalhadores dessa região possuem rendimentos menores, o sinal da variável *Região* é negativo no período, haja vista a saída de trabalhadores com menores salários. A perda de postos em setores menos bem remunerados, principalmente na indústria e na construção, pode ser interpretado da mesma forma.

Estruturalmente, chama a atenção o grande efeito redutor de desigualdade da educação, sendo que a **Figura 9a** mostra que houve um grande pico desses retornos para os 20% mais pobres e uma queda para o quintil superior. Diametralmente oposto está o intercepto, que foi responsável por uma grande perda de renda concentrada no quartil inferior da distribuição e que pode ser abordado a partir de três diferentes formas: questões institucionais – como o salário mínimo –, substituição entre habilidades observáveis e não-observáveis e fatores macroeconômicas mais gerais.

Primeiramente, esse resultado é consistente com os achados de [Saltiel e Urzúa \(2017\)](#), que mostram que os efeitos redistributivos do salário mínimo dependem da situação macroeconômica do país, sendo progressivos apenas em situações de crescimento, as quais induzem maior formalidade e emprego. De fato, [Menezes-Filho e Rodrigues \(2009\)](#) encontram que essa política foi regressiva entre 1981 e 1999, enquanto os resultados de [Brito, Machado e Kerstenetzky \(2013\)](#) mostram que o salário mínimo reduziu a desigualdade nos 10 primeiros anos do século XXI, quando se viu um cenário internacional majoritariamente favorável. Outra explicação possível é apresentada por [Firpo e Portella \(2019\)](#): em 2018, o salário mínimo chegou a 70% da remuneração mediana, o que reduz seu potencial de compressão salarial visto na década anterior. Cabe ressaltar, porém, que outros resultados na literatura, como os de [Parente \(2021\)](#), mostram que o salário mínimo tem efeitos adversos sobre a desigualdade, especialmente em contextos de grande informalidade.

---

<sup>33</sup>Vide 1º gráfico da 2ª coluna da **Figura 9a**.

Ademais, o valor do intercepto está de acordo com o modelo de índice duplo de desigualdade residual (ACEMOGLU, 2002, p. 58), no qual características observáveis e não-observáveis – formadas a partir de habilidades multidimensionais – são substitutas imperfeitas, podendo caminhar em direções contrárias durante períodos de rápidos avanços tecnológicos. Esteves, Pero e Duque (2021), por sua vez, argumentam que o intercepto também representa fatores macroeconômicos não-observáveis, que podem ter afetado desproporcionalmente os mais pobres durante a recessão.

Ressalta-se, contudo, que a análise dessa “desigualdade residual” e do comportamento das curvas da educação e do intercepto ainda merece muita atenção em pesquisas futuras, de forma que os três motivos aqui expostos não são nada exaustivos, sendo, portanto, apenas possíveis explicações para o fenômeno.

Por fim, o principal *driver* da redução da desigualdade no mercado de trabalho entre 2000 e 2015 – a redução dos prêmios da experiência (FERREIRA; FIRPO; MESSINA, 2021) – foi interrompido com a recessão de 2015, tendo efeitos estatisticamente insignificantes sobre a mudança do Gini no período.

De modo geral, a educação foi o fator que mais reduziu a desigualdade no período, enquanto o intercepto teve um efeito bastante regressivo. A **Figura 9b** mostra que a curva de incidência do crescimento é positivamente inclinada, mas com uma característica importante: apenas o 1º quartil teve perda de renda, enquanto os demais viram uma certa estagnação, o que corrobora a tese de Barbosa, Souza e Soares (2020) de que, do baixo crescimento ocorrido na segunda metade década, a sua maioria foi apropriada pelos estratos superiores, enquanto os mais pobres foram os que mais sofreram.

O intervalo de **2012 a 2020** como um todo foi, mesmo levando em conta a crise e a estagnação que ocorreram a partir de 2015, um período com uma curva de incidência do crescimento negativamente inclinada, ou seja, com progresso distributivo. Na década, a força de trabalho se tornou muito mais escolarizada, o que foi contrabalanceado por uma queda nos retornos dessa variável a partir do 4º decil.

De modo geral, a educação – principalmente em virtude de seu componente estrutural – foi a principal força no sentido de reduzir a desigualdade, possuindo uma curva de incidência negativamente inclinada. Apesar de restrito a primeira metade do período, a experiência também foi progressiva, assim como a maior participação e redução da discriminação contra mulheres e PPIs.

O aumento da desigualdade foi puxado pela formalização – tanto pela perda de postos ocupados por mais pobres, quanto pela maior diferença entre o prêmio pago entre o setor formal e informal – e por uma maior desigualdade inter-regional. Além disso, e principalmente, as habilidades não-observáveis e características institucionais, capturadas pelo intercepto, aumentaram a desigualdade, o que se concentrou no 2º período.

### 4.2.1 Pandemia

Durante a pandemia, e como na maioria das crises (SILVA; SOUZA JÚNIOR; OLIVEIRA, 2021), observou-se uma melhora da *composição* da força de trabalho, refletindo o fato de que os mais vulneráveis, menos escolarizados e menos experientes – que, em sua maioria, ocupavam postos de trabalho mais precários e menos remunerados – foram os mais afetados pela crise iniciada pela disseminação do vírus. Além disso, vê-se que mulheres e PPIs sofreram mais com o desemprego, haja vista seus coeficientes positivos na 2ª seção da 4ª coluna da **Tabela 4**, tornando a força de trabalho menos diversa. De fato, Fares et al. (2021) mostram que a intersecção entre esses grupos – as mulheres negras – foram as mais afetadas pela crise, tanto em termos de emprego quanto de renda. A maior composição relativa de pessoas em ambientes rurais – que recebem menores rendimentos – também fez com que houvesse uma maior desigualdade.

Os resultados não mostram um aumento estatisticamente significativo da composição da informalidade no período<sup>34</sup>. Apesar disso, o coeficiente do efeito estrutural dessa variável – ainda que estatisticamente insignificante – sugere que houve uma aproximação da renda entre os trabalhadores formais e informais, o que contribuiria para reduzir a desigualdade.

Dessa forma, os resultados tanto da composição quanto da estrutura sugerem que houve uma maior perda de postos informais de menor remuneração<sup>35</sup>. De fato, Costa, Barbosa e Hecksher (2021) mostram que a taxa de informalidade dentre os ocupados caiu durante a pandemia, sendo a queda – ou seja, a saída do mercado de trabalho – concentrada na população feminina, não-branca e de 14 a 18 anos que, por sua vez, tende a auferir uma menor renda.

Estruturalmente, vê-se uma redução bastante acentuada do prêmio educacional na base da distribuição, o que mostra que muitas pessoas escolarizadas tiveram de mudar para postos com menor rendimento, precarizando e diminuindo a produtividade da economia brasileira. Em contrapartida, houve uma melhora do intercepto nessa parte da população<sup>36</sup>, novamente em linha com o modelo de desigualdade residual em que características observáveis e não-observáveis são substitutas imperfeitas.

Analisando o Gini, o único efeito estrutural significativo foi a redução do *gap* rural-urbano, o que já havia ocorrido entre 2015 e 2020. De fato, o setor agropecuário é o que mais se desenvolve na economia brasileira – sendo o único a crescer durante 2020 – o que fez com que os trabalhadores dessa atividade apresentassem uma melhora relativa em seus rendimentos frente àqueles ocupados em outros setores da economia.

Analisando os efeitos combinados, vê-se que, ao contrário dos anos anteriores, a educação

---

<sup>34</sup>O resultado, porém, é significativo ao nível de 10%.

<sup>35</sup>Pode-se dizer que a perda se deu em postos de menor remuneração pelo sinal do coeficiente estrutural dessa variável, sugerindo que houve expulsão de pessoas com menores salários. Isso levaria a uma aproximação da renda entre os ocupados, o que diminuiria a desigualdade nesse grupo.

<sup>36</sup>É importante ressaltar que as estimativas de ambas as variáveis possuem grande intervalo de confiança e volatilidade nos quantis inferiores, chegando quase à insignificância estatística.

teve um papel concentrador de renda, uma vez que pessoas menos escolarizadas foram expulsas da força de trabalho e indivíduos qualificados na parte inferior da distribuição tiveram de aceitar postos mal-remunerados para subsistir em um período em que não havia auxílio emergencial. Apesar de ter um grande coeficiente no sentido de queda na desigualdade da renda do trabalho – o que se deve não por uma melhora de postos informais, mas sim pela expulsão de indivíduos menos bem remunerados –, os efeitos da formalização não são estatisticamente significantes.

Um último ponto a ser analisado é o comportamento bem atípico da curva de incidência do crescimento na **Figura 9b**. Ela mostra que houve um ligeiro aumento de renda dentre os 5% mais pobres, o que parece contraintuitivo. Contudo, isso pode ser atribuído a dois fatores: como as estimações usam a renda do trabalho individual, os mais pobres em 2020 podem ter sido expulsos da força de trabalho com a crise, o que faz com que, dentre os empregados, haja uma ligeira melhora da renda, algo já apontado por [Duque \(2021a\)](#).

Esse fato também é corroborado pelo comportamento do Gini da RTDPC visto na **Figura 1**, que registrou um grande aumento em 2021 enquanto o Gini da renda do trabalho individual permaneceu estável, sugerindo que muitas pessoas perderam ocupações no período e em linha com o patamar historicamente baixo da taxa de participação brasileira. Além disso, o aumento da taxa de pobreza – a maior desde 2004 ([CAFARDO, 2021](#)) – também evidencia que esse aparente aumento de renda nos estratos inferiores é causado, na verdade, pela perda do emprego. Um outro fator que pode contribuir para esse fenômeno é o fato de que a coleta das respostas pelo IBGE se deu por telefone, o que pode ter deixado de fora domicílios mais pobres e sem acesso ao aparelho, apesar de as evidências mostrarem que esse efeito não é muito pronunciado ([HECKSHER, 2021](#)).

Outro comportamento interessante é que a queda de renda parece ter ocorrido de forma mais pronunciada nos estratos superiores, sendo que os mecanismos por trás desse fenômeno não são claros no momento e podem estar ligados a dificuldades de coleta na amostragem da PNADC. Apesar disso, os efeitos nos topo da pirâmide possuem um amplo intervalo de confiança na **Figura 9b**, o que pode significar que a crise pandêmica teve efeitos deletérios relativamente uniformes sobre a renda do trabalho de pessoas empregadas a partir do 3º decil.

Além disso, essa aparente queda de renda pode estar ligada à subestimação da renda dos mais ricos pela PNADC ([MEDEIROS; SOUZA; CASTRO, 2015](#)), uma vez que sabe-se que a pandemia trouxe ganhos – ao menos de riqueza – para aqueles no topo da distribuição ([CHANCEL et al., 2021](#)). De qualquer modo, uma maior investigação é necessária para esclarecer essa questão em trabalhos futuros.



## 5 Considerações Finais

A década de 2010 pode ser claramente dividida em dois períodos. Até 2015, viu-se a continuidade do processo de crescimento inclusivo – ou seja, melhor nível e distribuição de renda –, processo que se reverte a partir da recessão iniciada em 2015. Soma-se ao recrudescimento da desigualdade a crise desencadeada pela pandemia da Covid-19, que trouxe uma série de outros efeitos perversos para a economia brasileira.

Os resultados encontrados neste artigo – que dizem respeito à renda do trabalho<sup>37</sup> e foram obtidos por meio de decomposições de regressões RIF – revelam que o período de 2012 a 2015 representou uma continuação do processo de crescimento inclusivo, sendo que, pelo lado da composição, a elevação dos rendimentos foi motivado tanto pelo aumento da escolaridade quanto pela maior experiência. Estruturalmente, habilidades não-observáveis e características institucionais contrabalancearam a queda nos retornos da educação e da experiência.

Nesse intervalo, a queda na desigualdade foi motivada pela estrutura do mercado de trabalho, a qual conseguiu reverter os efeitos distributivos adversos de uma força de trabalho mais escolarizada e experiente, o que é conhecido na literatura como “paradoxo do progresso”. Os resultados aqui encontrados corroboram a análise de [Ferreira, Firpo e Messina \(2021\)](#) e apontam que as principais características a favor da distribuição de renda foram a redução no prêmio da experiência e da educação.

A curva de incidência do crescimento é negativamente inclinada no período, sendo esse movimento motivado inteiramente pelo efeito estrutural; a recessão de 2015, contudo, marca um grande ponto de inflexão na tendência de crescimento distributivo observado na maior parte do século XXI.

A partir desse ano e até o fim da década, observa-se uma estagnação da renda do trabalho. Apesar de a composição dos ocupados ter melhorado – como ocorre na maioria das crises, haja vista a perda de postos de menor qualificação –, o período foi marcado por perdas estruturais no mercado de trabalho.

Nesse sentido, os fatores institucionais e não-observáveis, tão benéficos entre 2012 e 2015, foram os principais determinantes para a queda na renda. A análise dos quantis e do Gini revela que tais efeitos negativos foram sentidos desproporcionalmente pelos 20% mais pobres, de forma que o intercepto dos modelos também foi o principal *driver* por trás do aumento da desigualdade.

O artigo apresenta três visões que visam explicar o porquê desse movimento, sendo eles a precarização de fatores institucionais – notadamente, o salário mínimo, o qual deixou de ter grandes avanços reais e tende a ser regressivo em tempos de crise ([SALTIEL; URZÚA, 2017](#)) –; a substituição imperfeita entre habilidades observáveis e não-observáveis ([ACEMOGLU, 2002](#)); e fatores macroeconômicos gerais, que afetaram os mais vulneráveis

---

<sup>37</sup>Portanto, captam apenas o efeito *renda*, deixando de fora o efeito *participação*.

na recessão (ESTEVES; PERO; DUQUE, 2021). De qualquer modo, mais pesquisas sobre essa “desigualdade residual” se fazem necessárias em trabalhos futuros.

Ademais, nota-se a maior informalidade da força de trabalho no período, principalmente entre os 10% mais pobres dentre os ocupados, o que corrobora a hipótese de precarização da economia brasileira. Tal expansão pode ajudar a explicar também os resultados vistos no intercepto, haja vista a existência de evidências que apontam para a regressividade do salário mínimo em contextos de alta informalidade (PARENTE, 2021). Por fim, a queda nos retornos da experiência – principal *driver* da redução da desigualdade até 2015 – deixar de ocorrer com o advento da recessão.

Portanto, a curva de incidência do crescimento no período é positivamente inclinada, corroborando os achados de Barbosa, Souza e Soares (2020): do pouco ganho de renda observado no período, a maioria foi apropriada pelos mais ricos, sendo que houve perda de rendimentos entre os 20% mais pobres da estrutura ocupacional.

Na década como um todo, vê-se que o efeito composição foi bastante regressivo, principalmente em virtude dos ganhos educacionais na topo da distribuição. Por outro lado, a estrutura do mercado de trabalho atuou de forma progressiva, sendo a curva de crescimento de 2012 a 2020 ainda negativamente inclinada e refletindo os avanços até 2015.

Não tendo ainda se recuperado da recessão de 2015, a pandemia da Covid-19 afetou intensamente a economia brasileira. A análise comparativa dos rendimentos efetivos do trabalho entre os primeiros trimestres de 2020 e 2021 – períodos sem o auxílio emergencial – permite ver que houve uma perda estatisticamente significativa de renda, motivada principalmente pela perda estrutural no mercado de trabalho e pela queda nos retornos da educação e da experiência, sendo parcialmente contrabalanceada por uma melhora em fatores não-observáveis captados pelo intercepto.

Em termos de desigualdade, viu-se uma melhora de renda dentre os mais pobres. Contudo, isso se deve ao fato de que os mais vulneráveis em 2020 foram expulsos da força de trabalho, o que também pode ser visto pela redução na taxa de participação e pelo aumento do Gini da renda domiciliar per capita. Além de essa saída contribuir para o efeito composicional da educação – que tende a aumentar a desigualdade –, a análise detalhada por quantis revela que houve uma queda muito acentuada em seus retornos para os 20% mais pobres, o que sinaliza que indivíduos qualificados tiveram de aceitar postos mais precarizados.

Além disso, a perda mais acentuada de postos informais e com menor remuneração também afetou positivamente a desigualdade, haja vista os ocupados remanescentes serem formais e terem renda mais próxima entre si. Os resultados também permitem concluir que os grupos de mulheres e negros foram os mais afetados em termos de renda e emprego. Por outro lado, houve uma redução do *gap* rural-urbano, o que mostra o desenvolvimento do setor agropecuário frente à piora das outras atividades econômicas no período.

## Referências

- ACEMOGLU, Daron. Technical change, inequality, and the labor market. **Journal of economic literature**, v. 40, n. 1, p. 7–72, 2002.
- ATKINSON, Anthony B. **Desigualdade: o que pode ser feito?** [S.l.]: Leya Brasil, 2016.
- BARBOSA, Rogério; SOUZA, Pedro HG Ferreira; SOARES, Sergei. **Distribuição de Renda nos Anos 2010: uma década perdida para desigualdade e pobreza**. Brasília: Ipea, 2020.
- BARROS, Ricardo et al. Markets, the State, and the Dynamics of Inequality in Brazil. **Declining inequality in Latin America: A decade of progress**, Brookings Institution e UNDP, pp. 134–174, Washington, DC, v. 169, 2010.
- BEHAGHEL, Luc; GREENAN, Nathalie. Training and age-biased technical change. **Annals of Economics and Statistics/Annales d'Économie et de Statistique**, JSTOR, p. 317–342, 2010.
- BLINDER, Alan S. Wage discrimination: reduced form and structural estimates. **Journal of Human resources**, JSTOR, p. 436–455, 1973.
- BOURGUIGNON, François; FERREIRA, Francisco; LUSTIG, Nora. **The microeconomics of income distribution dynamics in East Asia and Latin America**. [S.l.]: World Bank Publications, 2004.
- BRITO, Alessandra; MACHADO, Danielle; KERSTENETZKY, Celia. **A contribuição do salário mínimo para a redução recente da desigualdade na distribuição de renda no Brasil: uma aplicação do método RIF regression**. Rio de Janeiro: Cede, 2013.
- CAFARDO, Pedro. Dividendos sociais, uma sacada eleitoral para 22. **Valor Econômico**, 27 jul. 2021. Disponível em: <<https://valor.globo.com/brasil/coluna/dividendos-sociais-uma-sacada-eleitoral-para-22.ghtml>>. Acesso em: 28 jul. 2021.
- CARDOSO, Débora Freire. **Capital e Trabalho no Brasil no Século XXI: o impacto de políticas de transferência e de tributação sobre desigualdade, consumo e estrutura produtiva**. 2020. Tese (Doutorado) – Universidade Federal de Minas Gerais.
- CHANCEL, Lucas et al. (Ed.). **World Inequality Report 2022**. França: World Inequality Lab, 2021.
- COSTA, Joana Simões; BARBOSA, Ana Luiza; HECKSHER, Marcos. **Desigualdade no Mercado de Trabalho e Pandemia da Covid-19**. Brasília: Ipea, 2021.

- DINARDO, John; FORTIN, Nicole M; LEMIEUX, Thomas. Labor market institutions and the distribution of wages, 1973-1992: A semiparametric approach. **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, JSTOR, p. 1001–1044, 1996.
- DUQUE, Daniel. Impacto maior da pandemia sobre informais provoca falsa sensação de estabilidade da renda do trabalho. **Blog da Conjuntura Econômica**, 2021.
- \_\_\_\_\_. Mercado de Trabalho. In: SHIKIDA, Claudio; MONASTÉRIO, Leonardo; NERY, Pedro Fernando (Ed.). **Guia Brasileiro de Análise de Dados: Armadilhas e Soluções**. Brasília: Escola Nacional de Administração Pública, 2021. p. 202–228.
- \_\_\_\_\_. Por que a taxa de participação se estabilizou em nível tão abaixo do padrão histórico? **Blog do IBRE**, 2021.
- \_\_\_\_\_. Renda do trabalho tem trajetória negativa por categoria ocupacional nos últimos anos, o que é agravado pela pandemia. **Blog do IBRE**, 2021.
- EASTERLY, William. **The elusive quest for growth: economists' adventures and misadventures in the tropics**. [S.l.]: MIT press, 2001.
- ESTEVES, Bernardo; PERO, Valéria; DUQUE, Daniel. **Desigualdade de Renda e Informalidade do Trabalho: Uma análise RIF para o Brasil de 2012 a 2019**. Rio de Janeiro: Cede, 2021.
- FARES, Lygia et al. **As políticas econômicas implementadas no Brasil durante a pandemia sob a perspectiva de gênero**. São Paulo: Made, 2021.
- FERREIRA, Francisco; FIRPO, Sérgio; MESSINA, Julián. Labor market experience and falling earnings inequality in Brazil: 1995–2012. **The World Bank Economic Review**, 2021.
- FIRPO, Sérgio; FORTIN, Nicole M; LEMIEUX, Thomas. Decomposing wage distributions using recentered influence function regressions. **Econometrics**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 6, n. 2, p. 28, 2018.
- \_\_\_\_\_. Unconditional quantile regressions. **Econometrica**, Wiley Online Library, v. 77, n. 3, p. 953–973, 2009.
- FIRPO, Sérgio; PIERI, Renan de. The labor market in Brazil, 2001-2015. **IZA World of Labor**, Bonn: Institute of Labor Economics (IZA), n. 441, 2018.
- FIRPO, Sérgio; PORTELLA, Alysson. Decline in wage inequality in Brazil: a survey. **World Bank Policy Research Working Paper**, n. 9096, 2019.
- GARDEAZABAL, Javier; UGIDOS, Arantza. More on identification in detailed wage decompositions. **Review of Economics and Statistics**, MIT Press, v. 86, n. 4, p. 1034–1036, 2004.
- HAUSMANN, Ricardo et al. **The atlas of economic complexity: Mapping paths to prosperity**. [S.l.]: Mit Press, 2014.

- HECKSHER, Marcos. **Inaudíveis: quem deixou de ser coberto pelas pesquisas telefônicas e diferenças em relação aos registros administrativos**. Brasília: Ipea, 2021.
- HECKSHER, Marcos; SILVA, Pedro; CORSEUIL, Carlos. **A contribuição dos ricos para a desigualdade de renda no Brasil**. Brasília: Ipea, 2018.
- HIRSCH, Fred. **Social limits to growth**. [S.l.]: Harvard University Press, 2013.
- HLAVAC, Marek. **oaxaca: Blinder-Oaxaca decomposition in R**. **Social Science Research Network**, 2014.
- JANN, Ben. The Blinder–Oaxaca decomposition for linear regression models. **The Stata Journal**, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 8, n. 4, p. 453–479, 2008.
- LUMLEY, Thomas. Analysis of complex survey samples. **Journal of statistical software**, v. 9, n. 1, p. 1–19, 2004.
- MACHADO, José AF; MATA, José. Counterfactual decomposition of changes in wage distributions using quantile regression. **Journal of applied Econometrics**, Wiley Online Library, v. 20, n. 4, p. 445–465, 2005.
- MEDEIROS, Marcelo; SOUZA, Pedro HG Ferreira; CASTRO, Fabio Ávila de. A estabilidade da desigualdade de renda no Brasil, 2006 a 2012: estimativa com dados do imposto de renda e pesquisas domiciliares. **Ciência & Saúde Coletiva**, SciELO Brasil, v. 20, p. 971–986, 2015.
- MENEZES-FILHO, Naercio; RODRIGUES, Eduardo Augusto de Souza. Salário mínimo e desigualdade no Brasil entre 1981-1999: uma abordagem semiparamétrica. **Revista Brasileira de Economia**, SciELO Brasil, v. 63, p. 277–298, 2009.
- MESSINA, Julián; SILVA, Joana. **Wage inequality in Latin America: Understanding the past to prepare for the future**. [S.l.]: World Bank, 2017.
- MINCER, Jacob. Schooling, Experience, and Earnings. Human Behavior & Social Institutions No. 2. ERIC, 1974.
- NERI, Marcelo Côrtes; SOUZA, Pedro HG Ferreira. **A década inclusiva (2001-2011): desigualdade, pobreza e políticas de renda**. Brasília: Ipea, 2012.
- OAXACA, Ronald. Male-female wage differentials in urban labor markets. **International economic review**, JSTOR, p. 693–709, 1973.
- OAXACA, Ronald; RANSOM, Michael. Identification in detailed wage decompositions. **Review of Economics and Statistics**, MIT Press 238 Main St., Suite 500, Cambridge, MA 02142-1046, USA journals ..., v. 81, n. 1, p. 154–157, 1999.
- PARENTE, Rafael. Minimum Wages, Inequality and the Informal Sector. Job Market Paper. [S.l.], 2021.

- RIOS-AVILA, Fernando. Recentered influence functions (RIFs) in Stata: RIF regression and RIF decomposition. **The Stata Journal**, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 20, n. 1, p. 51–94, 2020.
- SALTIEL, Fernando; URZÚA, Sérgio. The effect of the minimum wage on employment in Brazil. CAF, 2017.
- SHIKIDA, Claudio; MONASTÉRIO, Leonardo; NERY, Pedro Fernando (Ed.). **Guia Brasileiro de Análise de Dados: Armadilhas e Soluções**. Brasília: Escola Nacional de Administração Pública, 2021.
- SILVA, Cristiano; SOUZA JÚNIOR, José; OLIVEIRA, Tarsylla. **Índice de qualidade do trabalho e suas implicações sobre a produtividade e a taxa de desocupação**. Brasília: Ipea, 2021.
- SOUZA, Pedro HG Ferreira. **A desigualdade vista do topo: a concentração de renda entre os ricos no Brasil, 1926–2013**. 2016. Tese (Doutorado) – Universidade de Brasília.
- \_\_\_\_\_. Pobreza e Desigualdade. In: SHIKIDA, Claudio; MONASTÉRIO, Leonardo; NERY, Pedro Fernando (Ed.). **Guia Brasileiro de Análise de Dados: Armadilhas e Soluções**. Brasília: Escola Nacional de Administração Pública, 2021. p. 38–80.
- SOUZA JÚNIOR, José; CORNELIO, Felipe. **Estoque de capital fixo no Brasil: séries desagregadas anuais, trimestrais e mensais**. Brasília: Ipea, 2020.
- STIGLITZ, Joseph E. **The price of inequality: How today's divided society endangers our future**. [S.l.]: WW Norton & Company, 2012.
- YUN, Myeong-Su. A simple solution to the identification problem in detailed wage decompositions. **Economic inquiry**, Wiley Online Library, v. 43, n. 4, p. 766–772, 2005.