

Universidade Federal do Paraná  
Setor de Ciências Exatas  
Departamento de Estatística  
Programa de Especialização em *Data Science* e *Big Data*

Lucas Vinicius de Carvalho

**Resultados de carreira no mercado de trabalho  
formal e o efeito de perdas involuntárias de  
emprego: uma análise de dados longitudinais**

**Curitiba  
2023**

Lucas Vinicius de Carvalho

**Resultados de carreira no mercado de trabalho formal e o efeito de perdas involuntárias de emprego: uma análise de dados longitudinais**

Monografia apresentada ao Programa de Especialização em *Data Science e Big Data* da Universidade Federal do Paraná como requisito parcial para a obtenção do grau de especialista.

Orientador: Prof. Dr. José Luiz Padilha da Silva

Curitiba  
2023

# Resultados de carreira no mercado de trabalho formal e o efeito de perdas involuntárias de emprego

Uma análise de dados longitudinais

Lucas Carvalho\*

Este trabalho analisa o efeito de demissões involuntárias sobre os resultados obtidos na carreira sob uma perspectiva longitudinal. Para isto, utiliza uma amostra dos dados identificados da RAIS/MTE, abrangendo o período de 2011 a 2018 para o Estado do Paraná. Para classificar a estrutura ocupacional brasileira em termos de status, aplica o *International Standard Socio-Economic Index* - ISEI (1992)[5], além de testar os modelos EGP (1992)[3] e o SIOPS (1977)[4]. Para a análise dos dados, realiza análise exploratória, visualizações dos dados em forma de gráficos e tabelas, observando medidas de resumo e associação entre as variáveis. Analisa também, por meio de modelos de regressão para dados longitudinais, o efeito de variáveis demográficas sobre os resultados obtidos na carreira, além do efeito de eventos de demissão involuntária sobre estes. Os resultados obtidos indicam que indivíduos que vivenciam situações de demissões involuntárias tendem a obter status ocupacional inferior aos indivíduos que possuem maior estabilidade, especialmente no período que sucedeu a crise econômica pós 2014.

**Palavras-chave:** Status Ocupacional, Mercado de Trabalho, Mobilidade Intrageneracional, Desemprego, Dados Longitudinais

This study examines the impact of involuntary dismissals on career outcomes from a longitudinal perspective. To do this, it utilizes a dataset sourced from RAIS/MTE, covering the period from 2011 to 2018 in the state of Paraná, Brazil. It applies the International Standard Socio-Economic Index ISEI (1992)[5] to classify the Brazilian occupational structure by status. Additionally, it tests the EGP (1992)[3] and the SIOPS (1977)[4]. To analyze the data, the study conducts exploratory analysis, presents data visualizations in the form of graphs and tables, and examines summary measures and associations between variables. Furthermore, it employs regression models for longitudinal data to investigate the impact of demographic variables on career outcomes and the influence of involuntary dismissal events on these results. The findings suggest that individuals who experience involuntary layoffs tend to attain lower occupational statuses compared to those with greater job stability, particularly in the period following the economic crisis of 2014.

**Keywords:** Occupational Status, Labor Market, Intragenerational Mobility, Unemployment, Longitudinal Data

## 1. Introdução

Diante de um mercado de trabalho estratificado, em que indivíduos podem ocupar posições de maior ou menor status/prestígio, e em onde existem eventos que podem desencadear a obtenção de melhores ou piores resultados, este artigo buscará demonstrar a configuração destes resultados e sua interação com variáveis demográficas e ocupacionais. Nesta linha, há uma documentação extensa relacionando eventos de desemprego com piores resultados de carreira e que este fenô-

meno impacta desigualmente os diferentes estratos sociais, tendo sua incidência e duração afetada por características socioeconômicas como idade, gênero, raça e renda (DiPrete, 1981[12]; Cardoso, 2000[13]; Gangl, 2006[11]). A recente onda de desemprego e crise econômica que afeta o Brasil reforçou a importância de estudar seus efeitos sobre a carreira.

A experiência do desemprego na trajetória ocupacional pode representar perdas mais ou menos duradouras de rendimentos e rebaixamento do status ocupacional, forçando o trabalhador a ocupar um cargo inferior ao que ocupava anteriormente ou a migrar de ramo de atuação, por exemplo. É conhecido, também, que a situação macroeconômica interfere no planejamento de carreira profissional. Pesquisas demonstraram que em

\*Departamento de Estatística, Universidade Federal do Paraná

†lucascarvalho1977@gmail.com

tempo de recessão econômica, os processos de contratação se tornam mais rigorosos (Huckfeldt, 2016[10]) e que os jovens trabalhadores com baixa estabilidade tendem a ter mais experiências de desemprego (Di-Prete, 1981[12]).

Em síntese, o objetivo da pesquisa apresentada neste artigo é testar a hipótese de que eventos de demissão involuntária possuem efeito negativo na obtenção de status ocupacional (posição que ocupa na estratificação do mercado de trabalho) e analisar como variáveis demográficas se relacionam com este efeito. Resultados de carreira são medidos a partir de variáveis como renda, escolaridade e status ocupacional. Este último pode ser obtido através de índices de classificação de status e prestígio ocupacional, como o EGP (Erikson-Goldthorpe-Portocarero - 1992)[3], que é composto de 11 classes, sendo que quanto menor a classe, mais alta é a classificação de status; o ISEI (International Socio-economic Index of Occupational Status - 1992)[5], que é um índice que vai de 16 a 90, sendo que quanto maior o valor do índice, mais alta é a classificação de status; e o SIOPS (Standard International Occupational Prestige Scale - 1977)[4], que é um índice de classificação de prestígio medido através da percepção da população e de especialistas sobre o prestígio associado com as ocupações. Os três são índices internacionais e já consolidados na literatura sobre estratificação no mercado de trabalho. Neste trabalho, as análises terão por base o ISEI, pois é o índice mais adequado para visualizar as variações de status ocupacional em um curto período de tempo, além de possuir mais posições que o EGP, o que permite visualizar com mais facilidade as transições de posição ao longo da carreira.

Para mensurar o efeito de demissões involuntárias e observar a trajetória ocupacional dos profissionais é necessário utilizar uma base de dados longitudinal, onde seja possível observar o mesmo indivíduo em diferentes momentos de sua carreira e utilizar técnicas para análise destes dados ao longo do tempo.

## Conjunto de dados

A base de dados utilizada foi a Relação Anual de Informações Sociais (RAIS/MTE) do Paraná, em sua versão identificada, referente ao período de 2011 a 2018. Os dados foram unificados para formar uma base de dados longitudinal e as unidades observacionais foram

identificadas pelo PIS<sup>1</sup> dos indivíduos. Esta unificação dos dados gerou um arquivo com mais de 30 milhões de linhas. A partir deste arquivo, foi selecionada uma amostra de 10 mil indivíduos, o que gerou um arquivo com 63811 linhas, o que significa que cada indivíduo aparece em torno de 6 vezes no banco de dados. Este caracterizou-se como desbalanceado, ou seja, houve perda de unidades observacionais ao longo do tempo, tendo em vista que nem todos os indivíduos puderam ser observados em todos os anos. Além disso, um mesmo indivíduo pode aparecer mais de uma vez num mesmo ano em virtude de possuir mais de um emprego ou trocar de emprego. Para o entendimento do conjunto de dados, foi realizada uma análise exploratória, com transformação e categorização de algumas variáveis, além de visualização por meio de gráficos. Para a análise dos dados, foi utilizada a linguagem R, por meio da IDE RStudio, em sua versão 4.3.0 (2023-04-21 ucrt). As principais bibliotecas utilizadas foram: dplyr; ggplot2; tydir; ggpubr; geepack.

## Método

Após a consolidação das bases de dados de 2011 a 2018, a construção da amostra a ser utilizada e as demais etapas de limpeza e padronização do conjunto de dados, foi realizada, a partir da variável CBO 2002, a codificação com a classificação ISCO na versão de 1988<sup>2</sup>. A partir dela, pudemos, então, inserir as demais classificações de status e prestígio, o ISEI, o EGP e o SIOPS.

A maioria dos estudos sobre estratificação no mercado de trabalho utiliza o ISEI, que é uma escala internacional, variando de 16 a 90, criada através de uma ponderação das características socioeconômicas dos indivíduos - educação, renda e ocupação. Essa medida de status foi desenvolvida por Ganzeboom, De Graaf e Treiman (1992)[4] a partir dos códigos ocupacionais da *International Standard Classification of Occupations* – ISCO 88. (NORONHA, 2018) [14]

De início foi realizada uma análise exploratória dos dados, para verificar se era possível observar o fenômeno pretendido. Com a confirmação de que seria possível, passou-se à etapa de transformação dos dados com

<sup>1</sup>É o número identificador do Programa de Integração Social atribuído à todo cidadão brasileiro que possui carteira de trabalho.

<sup>2</sup>A Classificação Internacional Uniforme de Ocupações (CIUO ou ISCO) é uma estrutura de classificação da Organização Internacional do Trabalho para organizar informações sobre trabalho e empregos. Faz parte da família internacional de classificações econômicas e sociais das Nações Unidas.

**Tabela 1: Estratos ocupacionais (níveis), remuneração média e proporção de sexo**

EGP	Estratos EGP	ISEI	SIOPS	Remuneração(R\$)	Feminino (%)	Masculino (%)
1	Profissionais, alto nível	72.6	66.2	5469.9	55.6	44.4
2	Profissionais, baixo nível	55.7	52.1	3586.9	60.5	39.5
3	Não manual de rotina	48.3	43.6	2322.0	64.8	35.2
4	Serviços e vendas	43.8	33.0	1669.3	56.3	43.7
8	Trabalhador manual qualificado	31.8	33.9	2022.5	22.4	77.6
9	Trab. manual não qualificado	26.6	24.7	1599.0	31.1	68.9
10	Trabalhadores agrários	23.4	36.8	1538.5	17.6	82.4

as variáveis de interesse, o que se deu essencialmente pela criação de uma variável derivada que informa se o indivíduo vivenciou uma experiência de perda involuntária de emprego, ou seja, se foi demitido com ou sem justa causa. A construção desta variável se deu através de uma função que associou um valor neutro (*FALSE*) aos indivíduos nas ocorrências em que não há demissão involuntária registrada e também nos registros onde houve o evento. Por outro lado, atribuiu um valor positivo (*TRUE*) nos anos subsequentes aos eventos de perda involuntária de emprego. Isto permitiu separar a base em dois grupos: o primeiro é composto pelos que não foram demitidos ou que ainda não foram, e o segundo é composto pelos que foram demitidos mas apenas no registro subsequente à demissão. Esta divisão permitiu mensurar o efeito da demissão involuntária sobre o resultado obtido nos anos subsequentes.

Além disso, foi aplicado o deflacionamento da variável remuneração com base no IPCA<sup>3</sup>, e criada uma variável que contém o resultado anual do status (ISEI). Esta foi obtida a partir da diferença entre o ISEI de um ano com o anterior.

Para finalizar a análise, foi aplicado um modelo com base no método Equações de Estimção Generalizadas (GEE), da família de Modelos Lineares Generalizados (GLM), para compreender a relação entre as variáveis explicativas sexo, raça/cor e demissão involuntária sobre o ISEI para cada ano do período analisado.

Dados longitudinais apresentam características específicas que devem ser consideradas ao aplicar modelos de regressão. Isso ocorre porque os dados relativos ao mesmo indivíduo são coletados mais de uma vez, e esses dados não são independentes. Quando a base de dados possui medições repetidas para um mesmo indivíduo, a correlação entre essas medições deve ser considerada no modelo.

O GEE é especialmente adequado para a análise de

dados longitudinais. Ao invés de especificar uma distribuição de probabilidades de ligação para as medições repetidas, modela a distribuição marginal dos dados. O GEE é uma abordagem importante porque leva em conta a correlação entre medições repetidas, tratando adequadamente a estrutura de correlação dentro dos indivíduos ao modelar os efeitos de interesse. Ao modelar a distribuição marginal, o GEE oferece robustez a possíveis especificações inadequadas da estrutura de correlação.

A apresentação dos resultados será realizada com base em gráficos de correlação, tabelas de contingência e gráficos de linha e de boxplot.

## Resultados e discussões

A Tabela 1 relaciona os três índices de classificação utilizados nesta pesquisa entre si e com a média de remuneração para o estrato no índice, bem como a proporção de homens e mulheres para cada nível. É possível visualizar que o EGP é inversamente proporcional ao ISEI e SIOPS, além disso, no EGP só conseguimos encontrar 8 das 11 classes existentes neste índice devido à especificidade da base de dados<sup>4</sup>.

A Tabela mostra, ainda, que a remuneração média está relacionada com as classificações utilizadas, sendo que, em geral, quanto maior o status/prestígio associado à ocupação, maior a remuneração média. Por fim, sugere que os profissionais do sexo feminino tendem a ocupar posições de status mais elevado em relação aos do sexo masculino, visto que, conforme aumenta o nível da classificação, diminui a proporção de homens. Na Figura 1, trazemos os valores da correlação de Pearson para os três índices de classificação utilizados e o resultado foi uma correlação alta entre os três.

<sup>3</sup>Índice Nacional de Preços ao Consumidor Amplo

<sup>4</sup>As classes IVa, IVb e IVc referem-se à empregadores e trabalhadores autônomos, que não estão presentes na RAIS.

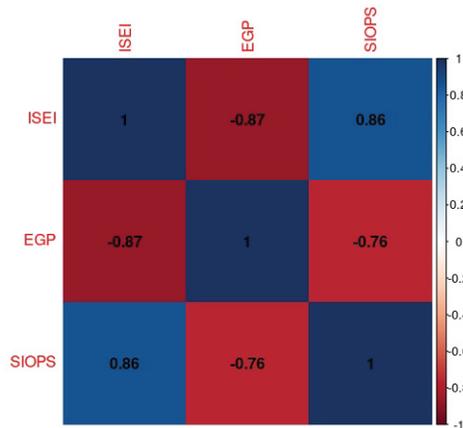


Figura 1: Correlação entre o ISEI, SIOPS e EGP

## Análise descritiva

Os dados foram separados em dois grupos, sendo 1) os que não foram demitidos involuntariamente e 2) os que foram demitidos involuntariamente. O grupo 1 pode ter trocado de emprego por conta própria ou permanecido no mesmo emprego. Com base nestes dois grupos, relacionou-se a média do ISEI para cada um e o resultado pode ser verificado na Figura 2.

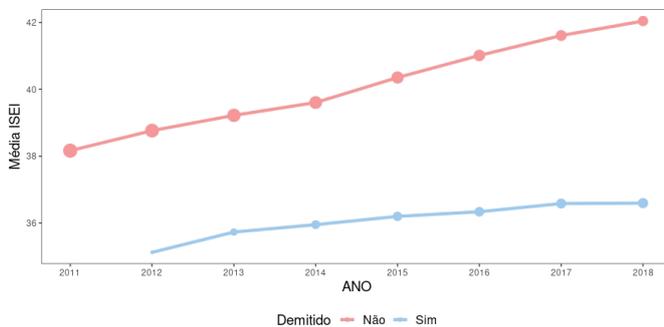


Figura 2: Resultado anual do ISEI por Demitidos - 2011 a 2018

O resultado apresentado é fundamental para compreender o problema do desemprego e sua relação com a estratificação ocupacional (ou distribuição do status ocupacional). A questão que surge é: o que está sendo apresentado aqui sugere que eventos de desemprego involuntário possuem uma forte relação com a obtenção do status, endossando a hipótese deste trabalho, ou que a distribuição do status está diretamente relacionada com a probabilidade de eventos involuntários de desemprego?<sup>5</sup> Ou, ainda, ambas as hipóteses estão corretas? O presente estudo avança na problema-

<sup>5</sup>Em outras palavras, quanto menor o status, maior a incidência de demissões involuntárias e vice-versa.

tização desta discussão e busca contribuir para uma melhor compreensão da relação entre perda de emprego e resultados de carreira.

Diante de tal problemática, os indícios apontam que a média do ISEI não é a forma mais adequada de mensurar o fenômeno aqui explorado. Foi criada, então, uma nova variável chamada "Resultado ISEI", que é composta pelo **resto** entre o ISEI de um determinado ano e o ISEI do ano anterior para cada indivíduo. Desta forma, é possível observar não apenas a obtenção do status mas, de fato, o resultado obtido ao longo dos anos e entre as possíveis trocas de emprego.

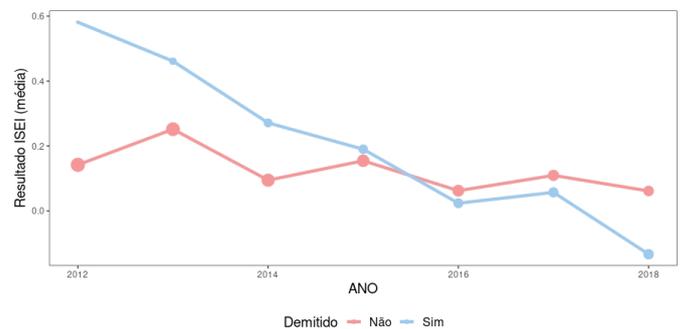


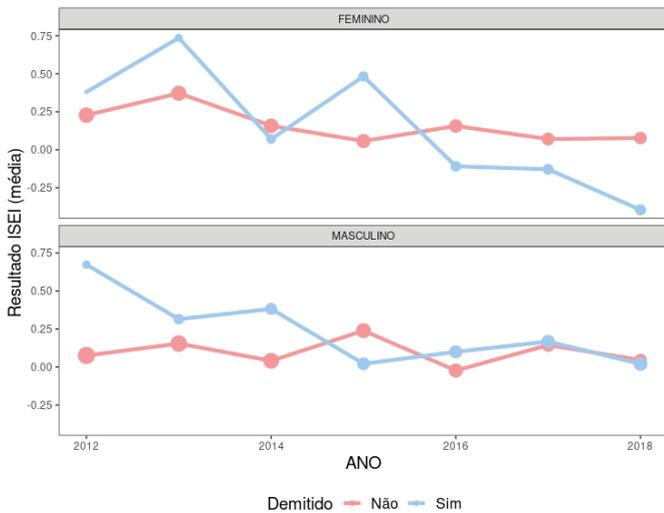
Figura 3: Resultado anual do ISEI por Demitidos - 2012 a 2018

Com base nesta nova variável, foram plotados os resultados observados para cada grupo por ano, que pode ser observado na Figura 3.<sup>6</sup> O resultado chamou a atenção pois, ao contrário do que se esperava com base no observado na Figura 2, o grupo 2 (demitidos) não permanece com resultados inferiores ao grupo 1 (não demitidos) por todo o período, ao invés disso, o grupo 2 obtém, em média, melhores resultados relativos em um curto prazo, sendo que só a partir do quinto ano observado os resultados do grupo 1 são superiores. Isto demonstra a importância de analisar o problema dos resultados de carreira a partir de uma metodologia e base de dados longitudinais, pois de outra forma a interação entre as variáveis pode não ser observável ou apresentar resultados imprecisos.

Uma informação nova que foi obtida a partir deste método de cruzamento dos dados é que demissões involuntárias podem, a curto prazo, trazer melhores resultados de status, mas a longo prazo o efeito é negativo, ou seja, é mais vantajoso, em média, permanecer no mesmo emprego ou trocar de emprego voluntaria-

<sup>6</sup>Neste cenário, o primeiro ano é 2012 pois a variável é obtida com o resto entre um determinado ano e o imediatamente anterior. Como 2011 é o primeiro ano, o primeiro resultado para esta nova variável começa em 2012.

mente.



**Figura 4:** Resultado anual ISEI por Demitido e Sexo - 2012 a 2018

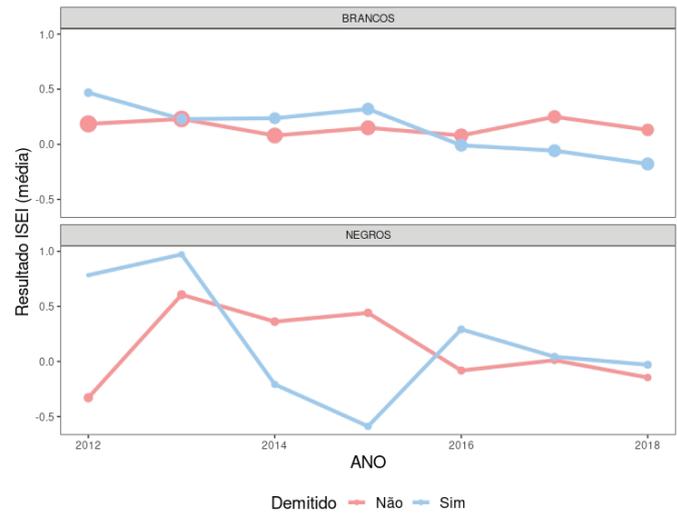
Na Figura 4, o mesmo cruzamento de variáveis é apresentado, porém controlando pela variável sexo. O que se obtém é que para as mulheres o efeito de uma demissão involuntária é mais acentuado do que para os homens, porém para ambos o efeito é negativo sob um olhar longitudinal. Para o problema aqui analisado, é importante considerar, além da interação entre as variáveis de interesse, o efeito de uma variável exógena: a crise econômica que o Brasil vivenciou a partir de 2014. É seguro dizer que este novo cenário da economia brasileira impactou o mercado de trabalho, especialmente os índices de desemprego e o processo de reinserção do trabalhador desempregado.

Na Figura 5 é possível observar o efeito da crise econômica para o grupo de trabalhadores negros <sup>7</sup> Para este grupo, nos anos 2014 e 2015, os resultados obtidos pós demissão involuntária foram muito piores do que nos demais anos e bem inferiores aos obtidos pelos trabalhadores brancos <sup>8</sup> Este efeito pode ser visualizado na Figura na forma de uma concavidade para baixo que se forma para o grupo mencionado nos referidos anos.

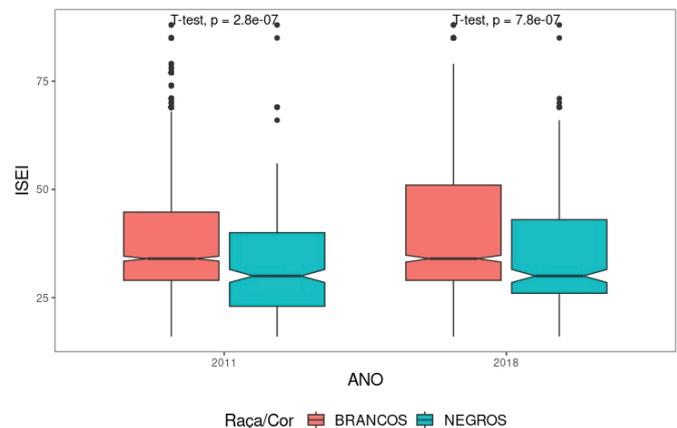
De forma complementar, o boxplot da Figura 6, com teste t-Student incluso, compara a distribuição do ISEI para negros e brancos. Observa-se que os profissionais brancos possuem uma distribuição mais heterogênea, ou seja, estão mais espalhados dentro do raio do índice

<sup>7</sup>Aqueles identificados como preto ou pardo na variável "Raça/Cor".

<sup>8</sup>Aqueles identificados como brancos e amarelos na variável "Raça/Cor".



**Figura 5:** Resultado anual do ISEI por Demitido e Raça/Cor - 2012 a 2018



**Figura 6:** ISEI e Raça/Cor - 2011 e 2018

de status, tanto nas camadas inferiores como nas superiores. Por outro lado, os indivíduos negros demonstram uma distribuição mais concentrada em faixas inferiores. Os resultados do teste t indicam de maneira significativa que existem diferenças nas médias entre esses dois grupos (p-valor < 0,001), corroborando a disparidade evidenciada pelos boxplots.

### Aplicação de Modelos: *Generalized Estimating Equations*

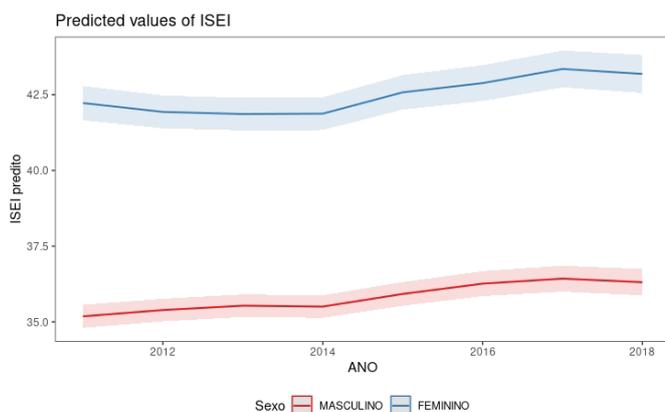
Os modelos aplicados neste trabalho consideram a interação entre o Resultado de carreira (ISEI e remuneração) e as variáveis explicativas (Ano, Raça/Cor, Sexo ou Demitido). Foram ajustados modelos saturados, permitindo a avaliação direta dos níveis da variável de interesse dentro de cada ano. Foi usada matriz de cor-

relação do tipo simetria composta para as medidas repetidas, e as inferências apresentadas são baseadas no estimador sanduíche (ou robusto) para os erros padrões.

**Tabela 2:** Coeficientes da regressão para a Figura 7

	Estimate	Std.err	P-value
2011	40.762	0.511	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2012	41.167	0.511	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2013	41.585	0.513	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2014	41.739	0.515	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2015	41.756	0.513	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2016	41.830	0.514	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2017	41.768	0.518	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2018	41.628	0.522	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
Masc:2011	-2.677	0.686	$9.5 \times 10^{-5}$ ***
Masc:2012	-2.936	0.693	$2.3 \times 10^{-5}$ ***
Masc:2013	-3.097	0.693	$7.8 \times 10^{-6}$ ***
Masc:2014	-3.200	0.688	$3.3 \times 10^{-6}$ ***
Masc:2015	-3.041	0.686	$9.2 \times 10^{-6}$ ***
Masc:2016	-3.024	0.687	$1.1 \times 10^{-5}$ ***
Masc:2017	-2.898	0.689	$2.6 \times 10^{-5}$ ***
Masc:2018	-2.702	0.693	$9.8 \times 10^{-5}$ ***

Os coeficientes do modelo (Tabela 2) e sua visualiza-



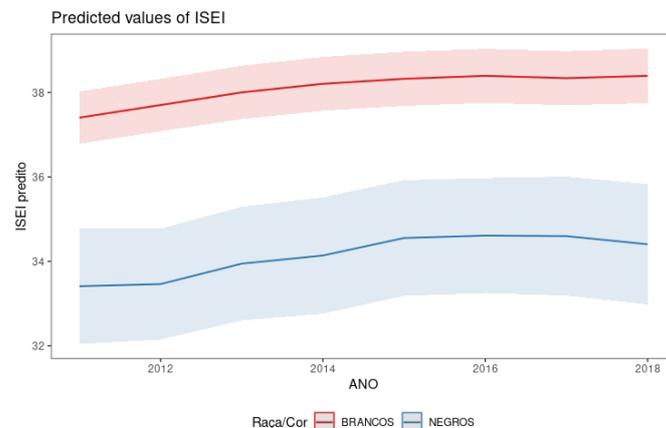
**Figura 7:** Resultados do modelo GEE para ISEI por Sexo (2011-2018)

ção na Figura 7, onde são apresentados os valores preditos pelo estimador GEE para as variáveis ISEI e Sexo, indicam que, com base na análise do efeito marginal da variável sexo sobre o ISEI, para o sexo masculino, a média do ISEI estimada é, em cerca de 7% menor (ou -2.9 unidades) em relação ao valor de referência, que é o sexo feminino. Esses resultados apontam que há uma alta significância estatística para todos os anos

avaliados.

**Tabela 3:** Coeficientes da regressão para a Figura 8

	Estimate	Std.err	P-value
2011	37.406	0.315	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2012	37.704	0.315	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2013	38.003	0.321	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2014	38.207	0.325	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2015	38.325	0.327	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2016	38.396	0.326	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2017	38.341	0.326	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2018	38.396	0.329	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
Negros:2011	-3.994	0.766	$1.8 \times 10^{-7}$ ***
Negros:2012	-4.242	0.739	$9.6 \times 10^{-9}$ ***
Negros:2013	-4.057	0.758	$8.6 \times 10^{-8}$ ***
Negros:2014	-4.068	0.774	$1.5 \times 10^{-7}$ ***
Negros:2015	-3.771	0.771	$1.0 \times 10^{-6}$ ***
Negros:2016	-3.785	0.768	$8.2 \times 10^{-7}$ ***
Negros:2017	-3.742	0.789	$2.1 \times 10^{-6}$ ***
Negros:2018	-3.991	0.799	$5.9 \times 10^{-7}$ ***



**Figura 8:** Resultados do modelo GEE para ISEI por Raça/Cor (2011-2018)

Na Tabela 3 apresentam-se os valores preditos pelo estimador GEE para as variáveis ISEI e Raça/Cor em cada ano da base de dados. Os valores para ambos os grupos são plotados na Figura 8. O propósito foi examinar o efeito marginal da variável Raça/Cor sobre o ISEI. Constatou-se que para os negros a média do ISEI estimado é em torno de 10% menor (-3.9 unidades) em relação ao valor de referência, os brancos. Os resultados mantiveram alta significância estatística para todos os anos analisados.

**Tabela 4:** Resultados do modelo GEE para ISEI por "Demitido"(2011-2018)

	Estimate	Std. Err	P-value
2011	37.9277	0.1643	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2012	38.1152	0.1618	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2013	38.3495	0.1620	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2014	38.4588	0.1625	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2015	38.7149	0.1632	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2016	38.7275	0.1657	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2017	38.8554	0.1686	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2018	38.7880	0.1725	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
demitido:2011	-0.4207	0.3375	0.213
demitido:2012	0.1877	0.2240	0.402
demitido:2013	0.0278	0.2338	0.905
demitido:2014	-0.1749	0.2239	0.435
demitido:2015	-0.2016	0.2159	0.350
demitido:2016	-0.3756	0.2349	0.110
demitido:2017	-0.3356	0.2833	0.236
demitido:2018	-0.6706	0.3035	0.027 *

Além destas duas aplicações do GEE, foi realizada também a inclusão da variável que identifica se houve demissão involuntária durante o período analisado. O resultado, cujos coeficientes podem ser observados na Tabela 4<sup>9</sup>, não foi significativo para a maioria dos anos, exceto 2018. Este resultado traz alguns *insights* importantes para as análises com base na RAIS.

Um deles é que, se se pretende medir o efeito de demissões sobre o resultado obtido posteriormente, há que se considerar que alguns dos profissionais demitidos não voltam imediatamente para o mercado de trabalho formal, quando voltam. Isto faz com que haja uma perda importante no banco de dados, pois é justamente o indivíduo que não volta, ou que demora a voltar para uma ocupação formal, que supõe-se ser o mais afetado negativamente após uma demissão.

Outro ponto a se destacar é que o profissional demitido que volta para o mercado formal dentro da janela considerada aqui pode ser aquele cuja reinserção é mais fácil, seja por ser um trabalhador mais qualificado, atuar em um setor que tem maior demanda por mão de obra, ou outro motivo. Este profissional tende a sentir menos o efeito negativo de uma demissão, o que pode estar influenciando os resultados observados.

<sup>9</sup>O efeito observado aqui considera o resultado obtido após o profissional ser demitido. O ano de 2011 aparece pois em alguns casos o mesmo indivíduo aparece duas vezes no mesmo ano, i.e. é demitido em 2011 e se reinsere em outro emprego no mesmo ano.

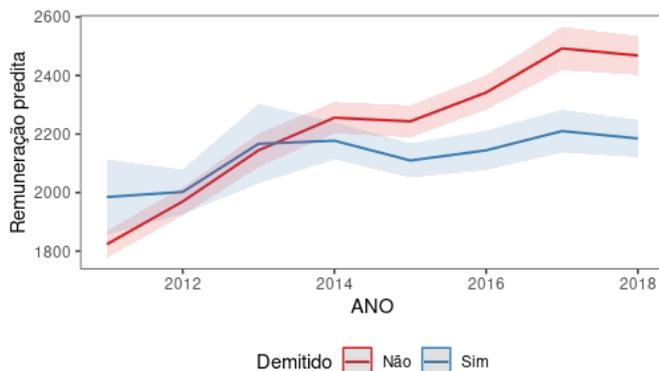
Apesar da dificuldade em se observar o impacto de uma demissão na obtenção posterior de status ocupacional, a remuneração aparenta ser mais sensível à este fenômeno. Como pode ser observado na Figura 9, a partir de 2014 ocorre uma perda salarial para os indivíduos que foram demitidos entre 2011 e 2014. Nos anos seguintes, a perda se intensifica, chegando em torno de 11% em 2018, o que pode ser um efeito da crise econômica que o país vivenciou neste período. Uma outra hipótese, não excludente da anterior, seria a de que o efeito de demissões involuntárias se tornam mais evidentes após um certo período, pois marcam os indivíduos de forma persistente a médio e longo prazo.<sup>10</sup>

**Tabela 5:** Resultados do modelo GEE para Remuneração por "Demitido"(2011-2018)

	Estimate	Std. Err	P-value
2011	1823.4	23.4	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2012	1969.6	24.3	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2013	2144.4	29.3	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2014	2255.8	27.2	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2015	2243.2	27.9	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2016	2341.9	29.8	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2017	2492.6	37.7	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
2018	2468.2	33.7	$< 2 \times 10^{-16}$ ***
Demitido:2011	161.5	62.3	0.0096 **
Demitido:2012	32.8	34.2	0.3373
Demitido:2013	22.4	66.8	0.7373
Demitido:2014	-78.5	25.4	0.0020 **
Demitido:2015	-133.5	22.9	$5.4 \times 10^{-09}$ ***
Demitido:2016	-197.4	28.7	$6.3 \times 10^{-12}$ ***
Demitido:2017	-282.4	36.8	$1.7 \times 10^{-14}$ ***
Demitido:2018	-283.3	29.1	$< 2 \times 10^{-16}$ ***

Os resultados obtidos vão de encontro com o que a literatura sobre este tema aponta, começando pelo fato de que o histórico de desemprego na trajetória dos indivíduos aumentam as chances de novas experiências de desemprego no futuro [12]. (DiPrete, 1981, p.295) Além disso, outros estudos já alertaram sobre o efeito duradouro de experiências de desemprego, como o estudo realizado no Reino Unido, por Wiji Arulampalam, no qual constatou que um período de desemprego acarreta uma penalidade salarial de cerca de 6% e que após três anos os indivíduos que ficaram desempregados ganharam 14% menos em comparação com o que teriam recebido na ausência do desemprego [14]

<sup>10</sup>Esta hipótese precisa ser confirmada em um estudo futuro que considere uma janela de tempo maior.



**Figura 9:** Resultados do modelo GEE para Remuneração por "Demitido"(2011-2018)

(Arulampalam, 2001, p.585).

## Conclusões

A análise realizada neste artigo permite concluir que eventos de demissões involuntárias tendem a ser mais comuns em estratos inferiores da estrutura ocupacional, ou seja, afetam mais os grupos com menor status ocupacional. Além disso, estes eventos tendem a impactar negativamente o resultado obtido posteriormente no mercado de trabalho, seja em termos de remuneração ou status.

Em relação aos resultados de carreira obtidos, verificou-se que as mulheres e os brancos ocupam, em média, melhores posições com relação aos homens e aos negros, respectivamente.<sup>11</sup>

A crise econômica, cujos efeitos puderam ser sentidos a partir de 2014, tornou mais evidente o efeito destes eventos, endossando o argumento de Huckfeldt [10] de que as recessões intensificam o efeito negativo do desemprego (*scarring effect*) sobre os resultados obtidos na carreira. Por fim, de forma geral, os indivíduos que não vivenciaram eventos de demissão involuntária obtiveram melhores resultados para o período analisado. Um desafio que permanece para pesquisas futuras é o de diferenciar o efeito de uma demissão involuntária sobre o resultado de carreira e a probabilidade de demissão involuntária em diferentes estratos do índice, sendo que a interação destes fenômenos pode supervalorizar o efeito de demissões involuntárias sobre os resultados obtidos.

<sup>11</sup> Não foi possível verificar se o efeito da perda involuntária de emprego afetou em maior grau estes grupos (sexo e raça/cor).

Em pesquisas futuras, espera-se aprimorar a técnica para mensuração dos efeitos das perdas involuntárias de emprego na RAIS, compreender melhor o efeito do desempenho da economia do país sobre os resultados após tais eventos e delimitar o tempo de duração e o comportamento de tais eventos na carreira dos indivíduos, analisando um janela temporal maior.

## Agradecimentos

Agradecemos ao Ministério do Trabalho e Emprego pela disponibilização dos dados e também à toda equipe do DSBD pelos conhecimentos adquiridos.

## Referências

- [1] FORD, Clay. Getting Started with Generalized Estimating Equations. University of Virginia Library, 2021. <https://data.library.virginia.edu/getting-started-with-generalized-estimating-equations/>
- [2] LUDECKE, D. ggeffects: Tidy data frames of marginal effects from regression models. Journal of Open Source Software, 3(26), 772,2018. <https://doi.org/10.21105/joss.00772>.
- [3] GANZEBOOM, Harry B. G.; DE GRAAF, Paul M.; TREIMAN, Donald J. A Standard International Socio-Economic Index of Occupational Status. Social Science Research, v. 21, n. 1, pp. 1–56, 1992.
- [4] TREIMAN, Donald J. Occupational Prestige in Comparative Perspective. New York: Academic Press, 1977.
- [5] ERIKSON, Robert; GOLDTHORPE, John H. The Constant Flux: A Study of Class Mobility in Industrial Societies. Oxford: Oxford University Press, 1992a.
- [6] NORONHA, Claudia Lima Ayer de; VILELA, Elaine Meire. Comparative analysis of occupational mobility between foreign men and women in Brazil's formal labour market. Revista Brasileira de Sociologia, vol. 8, núm. 19, 2020, pp. 148-177.
- [7] FITZMAURICE, G. M., Laird, N. M., and Ware, J. H. Applied Longitudinal Analysis. Harvard University Press, 2004.
- [8] CAREY, V. GEE: Generalized estimation equation solver (Version 4.13-20), 2019. <https://CRAN.R-project.org/package=gee>
- [9] LIANG, Kung-Yee, ZEGER, Scott L. Longitudinal data analysis using generalized linear models. Biometrika, 73(1):13–22, 1986.
- [10] HUCKFELDT, Christopher et al. Understanding the scarring effect of recessions. Report, Economics Department, 2016.
- [11] GANGL, Markus. Scar Effect of Unemployment: An assessment of Institutional Complementarities. American Sociological Review 71:896–1013, 2006.

- [12] DIPRETE, Thomas A. Unemployment over the Life Cycle: Racial Differences and the Effect of Changing Economic Conditions. *American Journal of Sociology* 87:286–307, 1981.
- [13] CARDOSO, Adalberto Moreira. Os deserdados da indústria: um estudo sobre seus riscos e seus ativos no mercado de trabalho. *Sociologias* [online]. 2000, n.4, p.144- 185. ISSN 15174522. <http://dx.doi.org/10.1590/S1517-45222000000200007>.
- [14] NORONHA, Cláudia Lima Ayer de. *Análise Longitudinal da Mobilidade Ocupacional dos Estrangeiros no Mercado de Trabalho Formal Brasileiro*. Belo Horizonte, 2018.
- [14] ARULAMPALAM, Wiji. Is Unemployment Really Scarring? Effects of Unemployment Experiences on Wages. *Economic Journal* 81:F585–604, 2001.