

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA
GRADUAÇÃO EM ESTATÍSTICA**

João Pedro Junqueira Schettino

**UM ESTUDO SOBRE OS EFEITOS DIFERENCIAIS DO BOLSA FAMÍLIA,
NA PARTICIPAÇÃO NO MERCADO DE TRABALHO, POR COR
DECLARADA**

Juiz de Fora

2022

João Pedro Junqueira Schettino

UM ESTUDO SOBRE OS EFEITOS DIFERENCIAIS DO BOLSA FAMÍLIA,
NA PARTICIPAÇÃO NO MERCADO DE TRABALHO, POR COR
DECLARADA

Trabalho de conclusão de curso apresentada
ao Departamento de Estatística da Universi-
dade Federal de Juiz de Fora como requisito
parcial à obtenção do grau de bacharel em
Estatística.

Orientador: Prof. Dr. Marcel de Toledo Vieira

Coorientador: Prof. Dr. Augusto Carvalho Souza

Juiz de Fora

2022

Ficha catalográfica elaborada através do Modelo Latex do CDC da UFJF
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Schettino, João Pedro Junqueira.

UM ESTUDO SOBRE OS EFEITOS DIFERENCIAIS DO BOLSA
FAMÍLIA, NA PARTICIPAÇÃO NO MERCADO DE TRABALHO, POR
COR DECLARADA / João Pedro Junqueira Schettino. – 2022.

52 f. : il.

Orientador: Marcel de Toledo Vieira

Coorientador: Augusto Carvalho Souza

Trabalho de Conclusão de Curso (Estatística) – Universidade Federal
de Juiz de Fora, Departamento de Estatística. Graduação em Estatística,
2022.

1, Bolsa-Família. 2. Mercado de Trabalho. 3. Análise Longitudinal. I.
Vieira, Marcel de Toledo, orient. II. Souza, Augusto Carvalho, coorient. III.
Título.

João Pedro Junqueira Schettino

UM ESTUDO SOBRE OS EFEITOS DIFERENCIAIS DO BOLSA FAMÍLIA,
NA PARTICIPAÇÃO NO MERCADO DE TRABALHO, POR COR
DECLARADA

Trabalho de conclusão de curso apresentada
ao Departamento de Estatística da Universi-
dade Federal de Juiz de Fora como requisito
parcial à obtenção do grau de bacharel em
Estatística.

Aprovada em 16 de Agosto de 2022

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Marcel de Toledo Vieira - Orientador
Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Dr. Ronaldo Rocha Bastos
Universidade Federal de Juiz de Fora

Prof. Dr. Ricardo da Silva Freguglia
Universidade Federal de Juiz de Fora

Dedico este trabalho a toda sabedoria do tempo, e quaisquer promessas que por ela sejam feitas.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a minha família, pelo suporte, tempo e sabedoria, que auxiliam no ilustrar da minha noção de ser.

Nothing in nature is random..... A thing appears random only through the incompleteness of our knowledge. - (Baruch Spinoza).

RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo identificar possíveis efeitos diferenciais do programa de transferência condicional de renda Bolsa Família, na participação no mercado de trabalho, por cor declarada, a partir de um modelo ajustado a dados em painel, selecionados por amostragem complexa. Para tal, o contexto sociocultural do programa e de seus beneficiários é examinado, de maneira a amparar as análises elaboradas. Ademais, com o intuito de estimar efeitos seguindo as melhores práticas, no contexto de quasi-experimentos longitudinais e de modelos lineares generalizados, o ferramental empírico estatístico é estudado, demonstrado e implementado em linguagem R.

Palavras-chave: Bolsa-Família. Mercado de Trabalho. Análise Longitudinal

ABSTRACT

The present work aims to identify possible differential effects of the conditional income transfer program Bolsa Família, on the participation in the labour market, by declared colour, from a complex sample panel-data-adjusted model . To this end, the sociocultural context of and its beneficiaries is examined in order to upwiththe analyses elaborated. Furthermore, in order to estimate effects following best practices, in the context of of longitudinal quasi-experiments and generalized linear models, the empirical statistics framework is studied, demonstrated and implemented in R language. Keywords: Bolsa Familia. labor market . Longitudinal Analysis.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 - Gráfico dos efeitos marginais e das interações para o modelo (3)	48
---	----

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Número de escravizados enviados ao Brasil	13
Tabela 2 – Demografia Mineira em 1786, por gênero e por cor da pele.	14
Tabela 3 – Demografia Brasileira em 1872 e 1890, por região e por cor da pele (Somente pessoas livres).	14
Tabela 4 – Demografia Brasileira entre 1789 e 1972, por cor da pele (Somente pessoas livres)	15
Tabela 5 – Distribuição da população estrangeira de origem europeia	15
Tabela 6 – Taxa de Alfabetização no brasil para 1940 e 1950	15
Tabela 7 – Distribuição da população que recebeu ou não benefícios do governo em 2004, por classe de renda	17
Tabela 8 – Proporção de empregados com 10 anos ou mais de idade no trabalho principal da semana de referência por categoria do emprego e classes de rendimento, em 2005 e 2009	18
Tabela 9 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, antes do balanceamento, Tratamento X Controle	36
Tabela 9 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, antes do balanceamento, Tratamento X Controle	37
Tabela 10 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, antes do balanceamento, Branco X Não Branco	37
Tabela 10 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, antes do balanceamento, Branco X Não Branco	38
Tabela 11 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, depois do balanceamento, Tratamento X Controle	38
Tabela 11 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, depois do balanceamento, Tratamento X Controle	39
Tabela 12 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, depois do balanceamento, Branco X Não Branco	39
Tabela 13 – Comparação dos 3 modelos, em escala log <i>odds</i>	43
Tabela 13 – Comparação dos 3 modelos, em escala log <i>odds</i>	44
Tabela 14 – Efeitos marginais e das interações para o primeiro modelo	45
Tabela 15 – Efeitos marginais e das interações para o segundo modelo	46
Tabela 16 – Efeitos marginais e das interações para o terceiro modelo	47

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
2	DESIGUALDADES RACIAIS	13
2.1	PANORAMA HISTÓRICO	13
2.2	ESTRATIFICAÇÃO SOCIAL NO CONTEXTO RACIAL	16
3	O BOLSA FAMÍLIA E A AIBF	17
3.1	O BOLSA FAMÍLIA	17
3.2	A Pesquisa de Avaliação do Impacto do Bolsa Família (AIBF)	19
4	METODOLOGIA	21
4.1	BALANCEAMENTO POR ENTROPIA	21
4.2	EFEITO DE INTERAÇÕES	23
4.2.1	Caso linear	23
4.2.2	Caso não linear	24
4.3	DIFERENÇA EM DIFERENÇAS	25
4.3.1	Caso linear	25
4.3.2	Caso não linear	26
4.4	TRIPLAS DIFERENÇAS	27
4.4.1	Caso linear	27
4.4.2	Caso não linear	29
4.5	INFERÊNCIA	31
4.5.1	Método Delta	31
4.6	REGRESSÃO LOGÍSTICA	32
4.6.1	Planos amostrais complexos	33
4.6.2	Odds ratio e efeitos marginais na presença de interações	33
5	RESULTADOS	35
5.1	BASE DE DADOS	35
5.1.1	Balanceamento por entropia	35
5.2	MODELOS	40
5.2.1	Variáveis independentes de controle	40
5.2.2	Caracterização dos modelos	41
5.2.3	Resultados	42
6	CONCLUSÃO	49
	REFERÊNCIAS	50

1 INTRODUÇÃO

O racismo é uma das mais danosas e persistentes chagas que assolam a sociedade brasileira, tendo sido responsável por matar e silenciar milhões de vidas humanas nos últimos séculos (1). Seus impactos, apesar de inestimáveis, devem ser compreendidos, para que a direção tomada por medidas públicas e institucionais tenham caráter mais assertivo (1). A classificação de indivíduos com base em raça/cor, apesar de extremamente subjetiva, marca diferenças notórias em algumas variáveis socioeconômicas, como escolaridade e renda (2).

A literatura americana foi dominada, durante muitos anos, por três perspectivas históricas sobre o racismo. A perspectiva assimilacionista, iniciada na década de 1920, propunha, a partir da análise dos requisitos estruturais das sociedades industriais modernas, que a integração de pretos e outras minorias raciais era inevitável. A perspectiva marxista, caracterizada em 1970, afirmava que o preconceito e discriminação racial seriam mecanismos de manipulação utilizados por capitalistas para controlar e explorar minorias. E, a perspectiva Colonial, por sua vez, aponta a não incompatibilidade da discriminação social com a sociedade industrial moderna, contrapondo-se à perspectiva assimilacionista. (3)

No Brasil, as perspectivas dominantes eram assimilacionistas, diferenciando-se apenas nos mecanismos de assimilação (3). Portanto, dada esta conjuntura, Hasenbalg adota uma perspectiva sobre o racismo em que este é compreendido como uma variável provocadora da estratificação social. Neste contexto, a origem social deixa de ser o único determinante das diferenças entre os grupos de cor. No texto “O negro na Indústria: Proletarização Tardia e Desigual” Carlos Hasenbalg se dedica a investigar os mecanismos pelos quais o racismo, além de influenciar negativamente nos níveis de escolaridade dos indivíduos não brancos, reduz os retornos do aumento da escolaridade adquirida em termos de inserção ocupacional e rendimento.

É com essa perspectiva que surge o interesse em estudar o impacto do Programa Bolsa Família na inserção ocupacional do indivíduo, em função de sua cor. O Bolsa Família surge, efetivamente, em outubro de 2003, como um programa de transferência condicional de renda. Famílias em situação de pobreza ou extrema pobreza teriam acesso a benefícios quando cumpridos os compromissos estipulados - condicionalidades, em geral relativos à saúde e à educação. Durante e após seu funcionamento, a efetividade do programa, enquanto agente redutor da pobreza e extrema pobreza no país, pode ser observada em diferentes pesquisas (4). Diante deste cenário, os dados contidos na pesquisa de Avaliação do Impacto do Bolsa Família (AIBF) são de extrema riqueza para esta discussão, tanto por conta da variedade de informações levantadas quanto por conta da natureza do objeto de estudo.

A pesquisa AIBF foi realizada pelo antigo Ministério do Desenvolvimento Social e

Combate à Fome (MDS) em duas distintas rodadas, ocorridas em 2005 e 2009. O plano amostral da pesquisa foi desenhado de maneira a ser representativo para análises em três áreas do país: Norte/Centro Oeste, Nordeste e Sul/Sudeste. Foram coletadas informações de famílias beneficiárias do Programa Bolsa Família, famílias beneficiárias ou não de outros programas, que estavam incluídas no cadastro único, e famílias não incluídas no cadastro único, mas com perfil semelhante ao das famílias cadastradas (5). Em ambas as rodadas, a pesquisa entrevistou 15.426 famílias, em 269 municípios brasileiros. Entretanto, apenas 74,12% das famílias foram entrevistadas em ambas as pesquisas, totalizando 11,433 famílias.

Para este estudo, apenas os indivíduos com idades entre 18 e 69 anos foram levados em consideração. Além disso, somente aqueles indivíduos cujas informações acerca do *status* de ocupação estiveram completas no banco de dados nos dois anos, foram considerados. A base de dados utilizada contém informações acerca de 4.860 pessoas, acompanhadas nos dois anos. Foi realizado um procedimento de balanceamento por entropia (18), que busca equalizar características destoantes entre os grupos de controle e tratamento. Ademais, com a ideia de estudar os diferenciais por cor da pele dos indivíduos no efeito do Bolsa Família, um modelo de triplas diferenças para funções não lineares foi considerado (25).

No capítulo dois o contexto histórico e social do racismo é brevemente introduzido, e, em sequência, no terceiro capítulo, a conjuntura do Bolsa Família e de seus beneficiários debatida, seguida por um panorama geral acerca da pesquisa AIBF e suas particularidades. O quarto capítulo contém informações e demonstrações referentes ao ferramental estatístico e matemático utilizado neste trabalho. Em seguida, no quinto capítulo, os resultados oriundos da aplicação dos métodos demonstrados anteriormente são salientados e brevemente comentados. Por último, no sexto capítulo, uma conclusão global é posta, de maneira a arrematar os principais pontos tocados pelo presente trabalho por meio de considerações finais.

2 DESIGUALDADES RACIAIS

O cientista político Alexis de Tocqueville trás à tona, em sua obra “O Antigo Regime e a Revolução” (6), redigida em meados do século XIX, o conceito de *status* social, em contraponto ao de classe social. Esta nova concepção representaria a mobilidade contemporânea, que seria construída de forma fluida por indivíduos, e não por classes. Neste contexto, (7) declara morte, enquanto conceito, à classe, suplantado pelo conceito de *status*, mais adequado à contemporaneidade. Entretanto, para explicar o vácuo entre os modelos causais de realização de *status* e essa percepção de mobilidade, existem diversos estudos relacionados à estratificação social (3). Desta forma, o estudo da estratificação social seria o estudo das desigualdades em diversos formatos sob várias dimensões.

De antemão, será apresentado um breve panorama histórico acerca da evolução das desigualdades raciais no Brasil pautada no livro “Discriminação e Desigualdades Raciais no Brasil” de Carlos Hasenbalg (8). Posteriormente, os mecanismos perpetuadores da estratificação social, no contexto racial, serão discutidos.

2.1 PANORAMA HISTÓRICO

De acordo com estimativas (8), no período do escravismo brasileiro, aproximadamente 3.646.000 escravizados entraram no Brasil, com a seguinte distribuição temporal:

Tabela 1 – Número de escravizados enviados ao Brasil

Período	Quantidade
1451-1	50,000
1601-1700	560,000
1701-1810	1,891,400
1810-1870	1,145.000
Total	3.646.000

Fonte: HASENBALG (1979).

E, estima-se também, que a quantidade de brancos europeus era baixa em comparação com a dos negros escravizados (8). Em 1600 por exemplo, dos 100,000 habitantes do Brasil, crê-se que apenas 30,000 eram de origem europeia. Neste contexto, o autor sugere que a miscigenação foi um fator determinante para o crescimento populacional da época, o que criaria um estrato de “cor livre”. Entretanto, ao contrário do que foi dito por muito tempo, a integração de uma minoria não branca integrada à elite do período coexistia com “procedimentos institucionalizados de discriminação racial e a atribuição de grande importância ao fenótipo como critério de alocação de posições na hierarquia social e econômica” (8). Apesar de numericamente significativo e necessário para a manutenção da estabilidade do país, a parcela da população oriunda deste processo de miscigenação se

via presa a funções econômicas e militares intermediárias (8). Na tabela 2 podemos ver um panorama demográfico da população em Minas Gerais em 1786, por cor da pele.

Tabela 2 – Demografia Mineira em 1786, por gênero e por cor da pele.

Cor/Raça	Livres		Escravizados		Total
	Masculino	Feminino	Masculino	Feminino	
Branços	35.917	29.747	0	0	65.664
Pardos	38.808	41,501	9.789	10,497	100,685
Negros	19.441	23.298	106.412	47.347	196.498
Total	94.166	94.546	116.291	57.844	362.857

Fonte: HASENBALG (1979).

No século XIX a exportação do minério sofreu forte declínio, sendo intercambiada pela exportação da soja. Neste sentido, Carlos Hasenbalg formula a hipótese de que a população escravizada foi forçada a migrar das regiões outrora mais populosas, como Maranhão, Pernambuco, Recôncavo Baiano, Minas Gerais e Rio de Janeiro. E, de maneira geral, constata que “os sucessivos ciclos econômicos regionais, baseados numa intensa utilização de trabalho escravo, não só criaram uma classe de pessoas de cor livres, como também influenciam permanentemente a distribuição geográfica dessa população” (8). Como podemos ver na tabela 3, a composição racial do país, logo após a abolição da escravatura, já era particularmente heterogênea. O aumento do número de pessoas negras e pardas livres no sudeste entre 1872 e 1890 deve ser interpretado como oriundo do processo de abolição da escravatura. É importante ressaltar que na tabela 3, no ano de 1890, a população indígena foi contabilizada conjuntamente com a população parda, e por isso tem valor zero.

Tabela 3 – Demografia Brasileira em 1872 e 1890, por região e por cor da pele (Somente pessoas livres).

Cor/Raça	1872		1890	
	Sudeste	Restante do País	Sudeste	Restante do País
Branços	1,342.513	2.444.776	2.607.331	6.302.198
Pardos	408.435	2.915.843	1,024.313	5.934.291
Índios	83.936	301,019	0	0
Negros	187.980	773.170	583.359	2.097.426

Fonte: HASENBALG (1979).

Neste sentido, os ciclos econômicos não só determinaram a composição demográfica das regiões do país em determinado período de tempo, como também influenciaram na composição ao longo do tempo, como pode ser visto na tabela 4.

O período em que ocorreu a abolição da escravatura coincidiu com um efervescente aumento do volume de imigrantes europeus para o Brasil, promovido pelo próprio governo

Tabela 4 – Demografia Brasileira entre 1789 e 1972, por cor da pele (Somente pessoas livres)

Cor/Raça	1789	%	1817-1818	%	1872	%
Branços	1,010,000	31,1	1,043.000	27.3	3.787.289	38.1
Pardos livres	406.000	12.5	585.500	15.3	4.245.428	42.8
Índios	250,000	7.7	259.400	6.8	386.955	3.9
Total livres	1,666.000	51,3	1,887.900	49.4	8.419.672	84.8
Pardos escravizados	221,000	6.8	202.000	5.3	477.504	4.8
Negros escravizados	1,361,00	41,9	1,728.000	45.3	1,033.302	10,4
Total de escravizados	1,582.000	48.7	1,930,000	50,6	1,510,806	15.2

Fonte: HASENBALG (1979).

Tabela 5 – Distribuição da população estrangeira de origem europeia

Região	1872	1890	1900	1920
Sudeste	270,473	292.488	929.324	1,364.382
Restante	112.856	58.824	145.187	201,579

Fonte: HASENBALG (1979).

brasileiro, como pode ser visto na tabela 5. Em uma visão pragmática do passado, a ideia de que imigrantes sem qualquer tipo de experiência em funções economicamente relevantes no país poderiam ter algum tipo de vantagem na ocupação de posições de trabalho com maior prestígio não poderia se sustentar. Uma vez que a população nativa possuía um grande histórico de trabalho, detendo, muito provavelmente, um relevante arcabouço de habilidades. O autor aponta o racismo como única causa factível para essa incongruência lógica. Dessa maneira, o racismo estaria agindo, mais uma vez, como uma das causas da estratificação social, dificultando ativamente a ocupação de posições sociais por parte de pessoas não brancas.

Tabela 6 – Taxa de Alfabetização no Brasil para 1940 e 1950

Cor/Raça	1940		1950	
	Taxa de Alfabetização	%	Taxa de Alfabetização	%
Branços	46.9		52.7	
Não Brancos	22.6		25.7	

Fonte: HASENBALG (1979).

Neste contexto a Tabela 6 ilustra bem o estado em que esta estratificação se dava, em meados do século XX.

2.2 ESTRATIFICAÇÃO SOCIAL NO CONTEXTO RACIAL

Como visto anteriormente, o histórico escravista do país acarretou em distribuições geográficas distintas, a depender da cor da pele do indivíduo. A concentração de indivíduos não brancos em regiões menos desenvolvidas contribui significativamente para as desigualdades raciais no país (3). De fato, estudos mais recentes colocam a questão regional como fator significativamente influente nas disparidades de renda média, em distintos contextos ocupacionais (9), uma vez que, a situação de pobreza está correlacionada com regiões, populações e dinâmicas de atividade econômica a elas características (10). Além da questão regional, o nível educacional, que apresenta correlação particularmente forte com a renda no Brasil (11), também difere entre as categorias raciais, e explica parte da diferença de renda entre os grupos (9). Em muitos contextos, principalmente no século XX, essas relações são utilizadas como argumento para fundamentar a hipótese assimilacionista de que as desigualdades entre os grupos raciais seriam completamente explicadas pelo desenrolar histórico do país, e, portanto, tenderiam a ser amenizadas, e até a desaparecer com o tempo (8).

Entretanto, como mostrado por (9), o controle por variáveis de condição de classe, educação e região geográfica diminui, mas não extingue as diferenças de remuneração média entre indivíduos com pele de cor diferente. Por mais que uma parcela da desigualdade racial no país possa ser relacionada a questões regionais, classe e educação, esta dependerá também das interações destas com as categorias de cor (8). Neste contexto (11) mostra que a recompensa financeira pela educação é menor na parcela não branca da população. No que se refere a variáveis de classe, essas também apresentam comportamento distinto entre os grupos de cor. Estudo de (9) mostra que, quanto mais proletarizado o trabalho do indivíduo, maior a diferença de renda média entre os grupos de cor.

"Com relação às variáveis de estratificação social - os critérios avaliativos ou objetivos que tornam possível o estabelecimento de uma ordenação hierárquica de indivíduos e grupos- a adscrição a grupos raciais diferentes determina não apenas a probabilidade de cada indivíduo atingir certas posições, como também modifica a forma como essas variáveis se relacionam entre si"(3).

É nessa perspectiva que se constrói o objeto de estudo da estratificação social, no contexto racial.

3 O BOLSA FAMÍLIA E A AIBF

3.1 O BOLSA FAMÍLIA

Embora seja de conhecimento que os níveis de atividade econômica da população beneficiária pelo programa sejam equivalentes aos da população não beneficiária (12), sua participação no mercado de trabalho é mais precária, com maior prevalência de subempregos e trabalhos sem remuneração (10). Neste contexto, para compreender o impacto do Bolsa Família no que tange o mercado de trabalho, devemos compreender e identificar as dinâmicas de vulnerabilidade que atingem os beneficiários do programa.

Como pode ser observado na tabela 7, 23,3% dos domicílios visitados pela Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios do IBGE de 2004 (13) possuíam renda per capita de até 1/2 salário mínimo (então, 130 reais), o que representa uma alta proporção da população. Além disso, aproximadamente 50% dos domicílios com renda per capita de até 1/4 de salário mínimo (então, 65 reais) recebiam algum benefício monetário do governo no mês de referência da pesquisa. Além disso, na tabela 8 vemos que os estratos de renda mais baixa apresentam maior incidência de trabalhos informais. Essa dinâmica não aparenta ter sido modificada entre os anos de 2005 e 2009, uma vez que esses estratos continuam apresentando uma maior proporção de indivíduos como trabalhadores informais. O trabalhador informal é aquele que exerce sua atividade sem carteira assinada ou, no caso de autônomos, sem CNPJ (o Cadastro Nacional de Pessoa Jurídica).

Tabela 7 – Distribuição da população que recebeu ou não benefícios do governo em 2004, por classe de renda

Classes de rendimento	Total(%)	Não participaram (%)	Participaram (%)
Total	100	83,57	15,56
Até 1/4 de sm	7,7	3,66	3,87
1/4 a 1/2 sm	15,6	9,56	5,8

Fonte: IBGE - Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (2004).

Tabela 8 – Proporção de empregados com 10 anos ou mais de idade no trabalho principal da semana de referência por categoria do emprego e classes de rendimento, em 2005 e 2009

2005				
Classes de rendimento	Total(%)	Formal(%)	Militares e funcionários públicos estatutários(%)	Outros, informais (%)
Total	100	56,27	11,44	32,29
Até 1/2	5,59	0,11	0,01	5,46
Mais de 1/2 a 1	21,5	7,65	1,32	12,53
Mais de 1 a 2 salários mínimos	38,07	26,06	2,8	9,21
Mais de 2 a 3 salários mínimos	13,7	9,82	1,9	1,98
Mais de 3 a 5 salários mínimos	11,08	6,8	2,61	1,67
Mais de 5 a 10 salários mínimos	6,3	3,71	1,83	0,76
Mais de 10 a 20 salários mínimos	2,08	1,21	0,62	0,26
Mais de 20 salários mínimos	0,59	0,31	0,21	0,07
Sem rendimento	0,11	-	-	0,11

2009				
Classes de rendimento	Total(%)	Formal(%)	Militares e funcionários públicos estatutários(%)	Outros, informais(%)
Total	100	59,63	12,2	28,18
Até 1/2	5,02	0,09	0,02	4,91
Mais de 1/2 a 1	20,36	8,35	1,44	10,57
Mais de 1 a 2 salários mínimos	41,73	29,91	3,34	8,49
Mais de 2 a 3 salários mínimos	12,89	9,19	1,95	1,75
Mais de 3 a 5 salários mínimos	10,21	6,49	2,45	1,27
Mais de 5 a 10 salários mínimos	5,37	3,05	1,8	0,53
Mais de 10 a 20 salários mínimos	1,93	1,04	0,71	0,19
Mais de 20 salários mínimos	0,49	0,2	0,24	0,05
Sem rendimento	-	-	-	-

Fonte: IBGE - Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (2005) e (2009).

Segundo (14), o Bolsa Família age em 3 dimensões, sendo estas:

- Alívio imediato da pobreza, por meio da transferência direta de renda.
- Ruptura do ciclo intergeracional da pobreza, por meio das condicionalidades, que reforçam o exercício de direitos sociais nas áreas de saúde e educação (necessidade de articulação com acompanhamento familiar).
- Programas complementares: esforço coordenado dos governos federal, estaduais e municipais e da sociedade civil para implementação de programas/políticas sociais voltadas para o desenvolvimento das famílias beneficiárias.

Neste contexto, o Bolsa Família se propõe a agir no curto prazo, aliviando a vulnerabilidade direta dos beneficiados pela transferência de renda, no médio prazo, por intermédio das condicionalidades, facilitando o exercício dos direitos civis dos cidadãos, e no longo prazo, devido à confluência de mecanismos de estado direcionados para isso. As condicionalidades do programa são caracterizadas no âmbito da educação infantil, ao requerer uma frequência escolar mínima de 85% das crianças entre 6 e 15 anos, e no âmbito da saúde, ao requerer acompanhamento do parto e puerpério, crescimento e desenvolvimento infantil e do calendário vacinal das crianças.

3.2 A Pesquisa de Avaliação do Impacto do Bolsa Família (AIBF)

A AIBF teve o objetivo de avaliar o impacto do Bolsa Família nas seguintes dimensões (5):

- Consumo domiciliar.
- Educação de crianças entre 7 e 14 anos.
- Saúde das crianças entre 0 e 6 anos.
- Condições de ocupação e da procura de trabalho.
- Dados antropométricos de crianças entre 6 e 0 meses.

Com esse intuito, a pesquisa deteve um caráter quase-experimental e longitudinal, tendo sido realizada em duas edições, a primeira realizada em 2005 e a segunda em 2009. Um estudo quase experimental carrega semelhanças com um desenho experimental clássico, no sentido de ser um estudo empírico de intervenção, realizado com o objetivo de estimar um impacto causal. Entretanto, diferencia-se deste por uma carência da designação aleatória para os grupos de tratamento e controle, e, portanto, necessita de cuidados adicionais.

Na primeira rodada da AIBF, o tamanho amostral foi determinado de maneira a que a amostra permitisse inferências para três regiões do país: Norte/Centro Oeste, Nordeste e Sul/Sudeste. Sendo assim, a estratificação foi feita com base nessas três regiões. O plano amostral utilizado na pesquisa é denominado de amostragem dupla (15), uma vez que o estudo em questão visou manter a mesma amostra para os dois períodos de tempo. Na primeira fase, os setores censitários foram selecionados por amostragem conglomerada em uma ou mais etapas, com estratificação por tamanho de município, classificados em 2 estratos. Os 41 municípios mais populosos, segundo o censo do ano de 2000, formavam o estrato de grandes municípios. O segundo estrato, dos pequenos municípios, era formado por aqueles não incluídos no primeiro (16).

Os domicílios ainda foram estratificados levando em consideração uma alocação desproporcional, das quais 30% foram direcionadas ao grupo tratamento (T), 60% ao grupo de controle 1 (C1) e 10% ao grupo de controle 2 (C2). Sendo estes caracterizados por:

- (T) Domicílios beneficiários do PBF.
- (C1) Domicílios que estavam cadastrados no Cadastro Único para Programas Sociais do Governo Federal (CadÚnico), mas que ainda não se beneficiavam do programa.
- (C2) Domicílios sem cadastro no CadÚnico.

Faz-se importante ressaltar que os grupos (T), (C1) e (C2), descritos anteriormente, dizem respeito aos grupos utilizados como base na formulação do plano amostral da pesquisa, não correspondendo aos grupos de tratamento e controle utilizados nos modelos apresentados no capítulo 5.

A segunda rodada da pesquisa também contou com o mesmo tamanho amostral (14). Entretanto, em 2009 não foi possível localizar todas as famílias entrevistadas em 2005. Ao todo, 74,12% das famílias foram entrevistadas nos dois anos, o que equivale a 11,433 famílias.

Outro aspecto característico da AIBF, que a torna ainda mais desafiadoras quaisquer análises a serem realizadas com os seus dados, advém do fato de que as distintas rodadas foram executadas por instituições diferentes, que, por sua vez, adotaram algumas práticas diferentes, tanto no que se refere a elaboração dos questionários, quanto no que se refere ao armazenamento dos dados. Os dados utilizados neste trabalho são produto do projeto de (17) que visou transformar as duas rodadas da AIBF em um painel homogêneo e mais fácil de ser utilizado, de maneira a possibilitar estudos como este.

4 METODOLOGIA

Aqui será apresentado todo o ferramental estatístico utilizado neste estudo.

4.1 BALANCEAMENTO POR ENTROPIA

A decisão de conceder o benefício para uma parcela dos indivíduos e não conceder para a outra não foi tomada de maneira aleatória, uma vez que o programa é direcionado para os indivíduos em condições de maior vulnerabilidade. Nesse sentido, qualquer resultado inferido acerca dos efeitos do benefício poderia ser resultado desta diferença a priori. Para que a comparação entre os indivíduos beneficiários e não beneficiários do Bolsa Família possa ser realizada, precisamos, de alguma forma, "equalizar" esses dois grupos. Um experimento ideal seria desenhado de maneira a mensurar o mesmo objeto, no mesmo período de tempo, tendo e não tendo sofrido o efeito de determinado tratamento. Dessa maneira, o efeito poderia ser estimado de maneira exata. Na prática, o mais perto que se chega disso é determinar dois grupos, de maneira randomizada, que tenham características semelhantes, de maneira que, quando um destes grupos recebe o tratamento, o outro possa ser considerado o seu contrafactual. Sabe-se que a AIBF se trata de um experimento quase-experimental, em que os grupos são definidos de maneira não aleatória. Sendo assim, assumir que um dos grupos é o contrafactual do outro poderia levar ao cálculo de estimativas com viés. Esta problemática também pode ser relacionada ao contexto das comparações entre os grupos de cor da pele, uma vez que há desigualdades históricas entre estes, como mostrado no segundo capítulo deste trabalho.

Para solucionar esse problema, foi utilizado o método de balanceamento por entropia, desenvolvido por (18). O intuito do balanceamento por entropia é estimar pesos para as observações dos indivíduos pertencentes ao grupo de tratamento, de maneira que estas passem a satisfazer um conjunto de condições de equilíbrio pré-determinadas pelo pesquisador. Estas condições devem ser definidas de maneira a equalizar os fatores influentes na probabilidade de o indivíduo estar ou não no grupo de tratamento.

Consideramos uma amostra de tamanho $n = n_t + n_c$ selecionada de uma população com tamanho $N = N_t + N_c$ em que $n < N$. Considere ainda $t_i \in \{1, 0\}$, tomando o valor 1 quando a observação recebe o tratamento e 0 caso contrário. Temos n_t unidades tratadas e n_c não tratadas. Vamos assumir os resultados potenciais $Y_i(1)$ para quando a unidade recebeu o tratamento e $Y_i(0)$ para quando a unidade não recebeu o tratamento. Definimos então a função $Y_i = Y_i(1)t_i + Y_i(0)(1 - t_i)$, que indica os dois possíveis resultados, no caso em que a unidade recebeu ou não o tratamento. Dessa forma, o efeito do tratamento é dado por:

$$\tau_i = Y_i(1) - Y_i(0). \quad (4.1)$$

O efeito médio do tratamento na população (PATE) é definido como:

$$\sum_i^N \frac{\tau_i}{N} \quad (4.2)$$

E o efeito médio do tratamento na população de tratados (PATT) é dado por:

$$\frac{\sum_{\{i|\tau_i=1\}} t_i}{N} \quad (4.3)$$

O PATT pode ser compreendido como a diferença da esperança de $Y_i(1)$ condicionada a ocorrência do tratamento menos a esperança de $Y_i(0)$ condicionada a ocorrência do tratamento. A segunda esperança condicional não é observável, nem se dispuséssemos acesso a toda a população de interesse, se tratando de nosso contrafactual. Nos casos de estudos experimentais, ela pode ser estimada pela esperança de $Y_i(0)$ condicionada a não ocorrência do tratamento, pois nesses casos é possível pressupor independência entre os resultados potenciais e a ocorrência ou não ocorrência do tratamento. Dada essa problemática, recorrente em estudos observacionais e quase experimentais, diversos métodos foram desenvolvidos com o intuito de viabilizar a quantificação do efeito de tratamentos. O método de balanceamento por entropia pode ser caracterizado da seguinte forma,

$$E[Y(0) \mid t = 1] = \frac{\sum_{\{i|t=0\}} Y_i w_i}{\sum_{\{i|t=0\}} w_i}, \quad (4.4)$$

ou seja, a média da variável resposta para o grupo tratado caso não houvesse tratamento é estimada pela média da variável resposta do grupo controle, com cada observação sendo ponderada pelo peso w_i .

O peso w_i é determinado de maneira a minimizar

$$\min_{w_i} H(w) = \sum_{\{i|t=0\}} h(w_i) \quad (4.5)$$

em que $h(\cdot)$ é a função perda, que define uma métrica de distância entre o peso w_i estimado para o grupo controle e o peso base q_i , que é o peso já atribuído às observações, devido ao plano amostral. No caso deste método, a função perda utilizada tem a propriedade de ser estritamente crescente.

Portanto, dado $c_{ri}(X_i) = m_r$, um conjunto de R restrições de balanceamento, para cada i , definidas pelo pesquisador (momentos da distribuição de variáveis que devem ser equiparados), temos :

$$\begin{aligned} \sum_{\{i|t=0\}} w_i c_{ri}(X_i) &= m_r \quad \text{com } r \in \{1, \dots, R\} \quad \text{e} \\ \sum_{\{i|t=0\}} w_i &= 1 \quad \text{e} \\ w_i &\geq 0 \quad \text{para todos } i \quad \text{de maneira que } t = 0, \end{aligned} \quad (4.6)$$

Desta forma, sua implementação se dá ao minimizar a função 4.5 sujeita às restrições definidas em 4.6,

$$\begin{aligned} \min_{W, \lambda_0, Z} L^p = & \sum_{\{i|t=0\}} w_i \log(w_i/q_i) + \sum_{r=1}^R \lambda_r \left(\sum_{\{i|t=0\}} w_i c_{ri}(X_i) - m_r \right) \\ & + (\lambda_0 - 1) \left(\sum_{\{i|t=0\}} w_i - 1 \right), \end{aligned} \quad (4.7)$$

em que Z é um vetor de R multiplicadores de Lagrange e $\lambda_0 - 1$ é o multiplicador de Lagrange para a restrição de normalização, dada na segunda parte de 4.6. A princípio, este seria um sistema computacionalmente custoso, mas que pode ser simplificado graças a algumas propriedades. A função perda $h(\cdot)$ é estritamente crescente, então, toda solução local w^* é global. Além disso, como reconhecido por (19) o princípio da dualidade é assegurado. Nesse sentido, como a condição de primeira ordem é atendida, temos

$$w_i^* = \frac{q_i \exp\left(-\sum_{r=1}^R \lambda_r c_{ri}(X_i)\right)}{\sum_{\{i|t=0\}} q_i \exp\left(-\sum_{r=1}^R \lambda_r c_{ri}(X_i)\right)} \quad (4.8)$$

que, ao ser substituída em 4.7, se torna

$$\min_Z L^d = \log \left(\sum_{\{i|t=0\}} q_i \exp\left(-\sum_{r=1}^R \lambda_r c_{ri}(X_i)\right) \right) + \sum_{r=1}^R \lambda_r m_r, \quad (4.9)$$

o que já é um problema computacionalmente viável. Em (18) também é relatado que o método pode ser aplicado nos casos em que os dados já possuem um peso a priori, o que é o caso da base de dados utilizada neste trabalho.

4.2 EFEITO DE INTERAÇÕES

4.2.1 Caso linear

Tomemos um modelo linear, da forma

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \mu, \quad (4.10)$$

em que y é a variável resposta dependente, x_1 a variável explicativa, μ o erro aleatório e β_0 e β_1 são os parâmetros para serem estimados. O efeito do incremento de uma unidade em x_1 , $E(y|x_1)$, é dado por β_1 .

Supondo que x_1 é uma variável contínua a mudança em uma unidade na variável dependente é o efeito marginal da variável explicativa, e pode ser obtido ao derivar a probabilidade condicional $E(y|x_1)$ com respeito a variável explicativa, (20)

$$\frac{\partial E[y|x_1]}{\partial x_1} = \beta_1. \quad (4.11)$$

Quando a variável explicativa é discreta, o efeito marginal passa a ser uma diferença aritmética, (21)

$$E[y|x_1 = 1] - E(y|x_1 = 0). \quad (4.12)$$

Tomemos agora um segundo modelo linear multivariável, em que a interação das variáveis x_1 e x_2 é incluída.

$$E[y|x_1, x_2] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} (x_1 \times x_2). \quad (4.13)$$

O efeito marginal de x_1 passa a ser dependente em x_2 , caso β_{12} seja diferente de 0, e pode ser calculado como

$$\frac{\partial E[y|x_1, x_2]}{\partial x_1} = \beta_1 + \beta_{12} x_2. \quad (4.14)$$

E, o efeito da interação β_{12} é

$$\frac{\partial^2 E(y|x_1, x_2)}{\partial(x_1 x_2)} = \beta_{12}. \quad (4.15)$$

Note que, no caso linear, o efeito interação $\frac{\partial^2 E(y|x_1, x_2)}{\partial x_1 \partial x_2}$ é igual ao efeito marginal do termo de interação $\frac{\partial^2 E(y|x_1, x_2)}{\partial x_1 \partial x_2}$ (22).

4.2.2 Caso não linear

Nos casos em que a relação entre as variáveis não é linear, temos que adaptar a forma com que lidamos com as relações. Vamos supor a função geral $F(\cdot)$ que pode ser uma normal ou uma transformação logit, como no caso de um modelo probit ou logístico, respectivamente (23).

$$E[y|x_1, x_2] = F(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} (x_1 \times x_2)) \quad (4.16)$$

Neste caso, o efeito marginal de x_1 no valor esperado condicional $E[y|x_1, x_2]$ é dado por (20)

$$\frac{\partial E[y|x_1, x_2]}{\partial x_1} = F'(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} (x_1 \times x_2)) (\beta_1 + \beta_{12} x_2). \quad (4.17)$$

Diferentemente do que vimos no caso do modelo linear, aqui, o efeito marginal da variável explicativa não é constante. O cálculo do efeito marginal da variável x_1 por exemplo, deve assumir um valor arbitrário para x_2 e para as demais variáveis independentes x_i que o modelo possa ter, mesmo se essas não tiverem interação com a variável x_1 (20). Além disso, o efeito da interação $\frac{\partial^2 E(y|x_1, x_2)}{\partial x_1 \partial x_2}$ é dado por (20)

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 F}{\partial x_2 \partial x_1} &= \frac{\partial}{\partial x_2} \left(\frac{\partial F}{\partial x_1} \right) = F' (\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} (x_1 \times x_2)) \beta_{12} \\ &+ F'' (\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} (x_1 \times x_2)) \beta_1 \beta_2 + \beta_1 \beta_{12} x_1 + \beta_2 \beta_{12} x_2 + \beta_{12}^2 x_1 x_2. \end{aligned} \quad (4.18)$$

O efeito marginal da interação, por sua vez, é dado por (20)

$$\frac{\partial E}{\partial (x_1 x_2)} = \frac{\partial E}{\partial z} = F' \frac{\partial u}{\partial z} = F' (\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_{12} (x_1 \times x_2)) \beta_{12} \quad (4.19)$$

No caso discreto, de variáveis *dummies* por exemplo, a solução é análoga. Leia $\frac{\Delta^2 E}{\Delta x_2 \Delta x_1}$ como a derivada cruzada no caso discreto,

$$\begin{aligned} \frac{\Delta^2 E}{\Delta x_2 \Delta x_1} &:= \frac{\Delta}{\Delta x_2} \left(\frac{\Delta E}{\Delta x_1} \right) = \frac{\Delta}{\Delta x_2} (E[y | x_1 = 1, x_2, \mathbf{w}] - E[y | x_1 = 0, x_2, \mathbf{w}]) = \\ &\quad \{E[y | x_1 = 1, x_2 = 1, \mathbf{w}] - E[y | x_1 = 0, x_2 = 1, \mathbf{w}]\} \\ &\quad - \{E[y | x_1 = 1, x_2 = 0, \mathbf{w}] - E[y | x_1 = 0, x_2 = 0, \mathbf{w}]\}, \end{aligned} \quad (4.20)$$

o que pode ser compreendido como a diferença da esperança de y dada uma mudança discreta em x_1 e em x_2 , não necessariamente nessa ordem.

4.3 DIFERENÇA EM DIFERENÇAS

4.3.1 Caso linear

Seguindo o trabalho de (24), no caso linear, o modelo de diferença em diferenças pode ser descrito da seguinte maneira:

$$\tau = E[Y^1 | T = 1, G = 1, X] - E[Y^0 | T = 1, G = 1, X] \quad (4.21)$$

em que τ é o efeito do tratamento do modelo de diferença em diferenças, Y^1 e Y^0 é a variável desfecho para os grupos com e sem tratamento, respectivamente, T e G são variáveis *dummies* representando o tempo ($T = 0$ antes, $T = 1$ depois) e o grupo ($G = 0$ controle, $G = 1$ tratamento) e X é um vetor de outras variáveis de controle (24). Assumindo a variável indicadora I , que assume o valor 1 quando o indivíduo recebe o tratamento e 0 caso contrário :

$$I = 1 [T = 1, G = 1] = T \times G. \quad (4.22)$$

Isso implica que não existe tratamento no período $T = 0$, para nenhum dos grupos e somente o grupo $G = 1$ é tratado no período $T = 1$. A variável resposta Y é observada da seguinte maneira,

$$Y = I \times Y^1 + (1 - I) \times Y^0. \quad (4.23)$$

A esperança condicional da variável resposta potencial Y^0 é dada por,

$$E [Y^0|T, G, X] = \alpha T + \beta G + X\theta. \quad (4.24)$$

Essa restrição implica que o efeito α é constante para os dois tempos, da mesma maneira que o efeito β é constante para os dois grupos. É importante ressaltar que esta premissa só é válida se a variável Y^0 não for limitada, como é o caso dos modelos logit e probit, em que a variável resposta pode assumir somente os valores 0 e 1. A variável resposta para o grupo $G = 1$ no tempo $T = 1$, pelas equações 4.21 e 4.24, é dada por

$$E [Y^1 |T = 1, G = 1, X] = \alpha + \beta + \tau + X\theta. \quad (4.25)$$

A variável resposta contrafactual para o grupo $G = 1$ no tempo $T = 1$, apesar de não observado, pode ser modelada por 4.24, pois 4.21 implica em

$$E [Y^1 |T = 1, G = 1, X] = \tau + E[Y^0|T = 1, G = 1, X]. \quad (4.26)$$

Devido à regra observacional 4.22 e a restrição da forma funcional 4.24 o efeito do tratamento é identificado como o efeito da interação em um modelo linear,

$$\begin{aligned} E [Y | T, G, X] &= TG \times [\tau + \alpha T + \beta G + X\theta] + \\ &(1 - TG) \times [\alpha T + \beta G + X\theta] = \\ &\alpha T + \beta G + \tau TG + X\theta. \end{aligned} \quad (4.27)$$

4.3.2 Caso não linear

Seguindo ainda (24), para o caso de modelos não lineares como o probit, logit e tobit, o efeito do tratamento não pode ser considerado constante, uma vez que a esperança condicional da variável resposta é truncada. Uma das formas de resolver esse problema seria manter o pressuposto de constância da diferença entre os grupos durante o tempo associada a uma variável latente linear não observada e não truncada (24). O efeito do tratamento, definido como a diferença dos resultados potenciais da variável truncada (ao invés da variável latente não observada e não truncada) é definido como

$$\tau (T = 1, G = 1, X) = E [Y^1 | T = 1, G = 1, X] - E [Y^0 | T = 1, G = 1, X]. \quad (4.28)$$

Neste contexto, de maneira análoga ao caso linear, podemos modelar as expectativas condicionais das variáveis resposta como

$$E [Y^0|T, G, X] = F (\alpha T + \beta G + X\theta), e \quad (4.29)$$

$$E [Y^1 | T, G, X] = F (\alpha T + \beta G + \gamma + X\theta). \quad (4.30)$$

em que, novamente, $F(\cdot)$ denota uma função geral, que agora deve ser estritamente monotônica. Utilizando as equações 4.22, 4.23, 4.29 e 4.30, podemos obter o efeito do tratamento em um modelo não linear

$$\begin{aligned}\tau(T = 1, G = 1, X) &= E[Y^1 | T = 1, G = 1, X] - E[Y^0 | T = 1, G = 1, X] \\ &= F(\alpha + \beta + \gamma + X\theta) - F(\alpha + \beta + X\theta).\end{aligned}\quad (4.31)$$

Ao contrário do que ocorre no caso linear, α não é um efeito do tempo que permanece constante entre os grupos, nem β é um efeito de grupos que permanece constante ao longo do tempo.

É interessante ressaltar que, como apontado por (24), o estimador do efeito do tratamento é distinto do estimador da interação entre as variáveis de interesse, uma vez que o segundo, como aparece no trabalho de (22), é dado pela diferença cruzada,

$$\begin{aligned}\frac{\Delta^2 E[Y | T, G, X]}{\Delta T \Delta G} &= [F(\alpha + \beta + \gamma + X\theta) - F(\beta + X\theta)] \\ &\quad - [F(\alpha + X\theta) - F(X\theta)],\end{aligned}\quad (4.32)$$

e o estimador do efeito do tratamento é dado por

$$\begin{aligned}\tau(T = 1, G = 1, X) &= \frac{\Delta^2 E[Y | T, G, X]}{\Delta T \Delta G} - \frac{\Delta^2 E[Y^0 | T, G, X]}{\Delta T \Delta G} \\ &= [F(\alpha + \beta + \gamma + X\theta) - F(\beta + X\theta)] \\ &\quad - [F(\alpha + X\theta) - F(X\theta)] \\ &\quad - [F(\alpha + \beta + X\theta) - F(\beta + X\theta)] \\ &\quad + [F(\alpha + X\theta) - F(X\theta)] \\ &= F(\alpha + \beta + \gamma + X\theta) - F(\alpha + \beta + X\theta),\end{aligned}\quad (4.33)$$

que é dado pela diferença de duas diferenças cruzadas (24).

4.4 TRIPLAS DIFERENÇAS

4.4.1 Caso linear

O modelo de diferença tripla foi introduzido por (25) e desde então foi muito utilizado. O método é brevemente descrito em (26) e (27), mas sem nenhuma derivação formal. Recentemente, (28) realizou um estudo acerca da utilização do método, em que descreve a história de seu uso, bem como realiza o diagnóstico desta carência de formalização matemática do modelo. Nesse sentido, o autor realiza tal formulação. A seguir é apresentada a derivação do método para o caso linear, de forma semelhante a em (28).

Imaginemos um caso análogo ao caso do modelo de diferenças em diferenças, onde Y^1 e Y^0 são as variáveis de interesse para os grupos com e sem tratamento, respectivamente, T e G são variáveis *dummies* representando o tempo ($T = 0$ antes, $T = 1$ depois) e o grupo ($G = 0$ controle, $G = 1$ tratamento), mas agora incluímos uma terceira variável dicotômica P que representa o tipo de unidade contida nos grupos de tratamento ou controle ($P = 0$ tipo A, $P = 1$ tipo B). Nesse sentido, adotamos o seguinte modelo linear,

$$Y = \beta_0 + \beta_1 G + \beta_2 P + \beta_3 T + \beta_4 G * P + \beta_5 G * T + \beta_6 P * T + \beta_7 G * P * T + \epsilon. \quad (4.34)$$

A função da média condicional da equação (4.17) é dada por

$$E[Y | G, P, T], \quad (4.35)$$

e seus 8 valores esperados são caracterizados como

$$\begin{aligned} E[Y | G = 0, P = 0, T = 0] &= \beta_0 \\ E[Y | G = 1, P = 0, T = 0] &= \beta_0 + \beta_1 \\ E[Y | G = 0, P = 1, T = 0] &= \beta_0 + \beta_2 \\ E[Y | G = 0, P = 0, T = 1] &= \beta_0 + \beta_3 \\ E[Y | G = 1, P = 1, T = 0] &= \beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_4 \\ E[Y | G = 1, P = 0, T = 1] &= \beta_0 + \beta_1 + \beta_3 + \beta_5 \\ E[Y | G = 0, P = 1, T = 1] &= \beta_0 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_6 \\ E[Y | G = 1, P = 1, T = 1] &= \beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6 + \beta_7, \end{aligned} \quad (4.36)$$

podendo ser solucionados como

$$\begin{aligned}
\beta_0 &= E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 0] \\
\beta_1 &= E[Y \mid G = 1, P = 0, T = 0] - E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 0] \\
\beta_2 &= E[Y \mid G = 0, P = 1, T = 0] - E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 0] \\
\beta_3 &= E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 1] - E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 0] \\
\beta_4 &= E[Y \mid G = 1, P = 1, T = 0] + E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 0] - \\
&\quad E[Y \mid G = 1, P = 0, T = 0] - E[Y \mid G = 0, P = 1, T = 0] \\
\beta_5 &= E[Y \mid G = 1, P = 0, T = 1] + E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 0] - \\
&\quad E[Y \mid G = 1, P = 0, T = 0] - E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 1] \\
\beta_6 &= E[Y \mid G = 0, P = 1, T = 1] + E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 0] - \\
&\quad E[Y \mid G = 0, P = 1, T = 0] - E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 1] \\
\beta_7 &= (E[Y \mid G = 1, P = 1, T = 1] - E[Y \mid G = 1, P = 1, T = 0]) - \\
&\quad (E[Y \mid G = 1, P = 0, T = 1] - E[Y \mid G = 1, P = 0, T = 0]) - \\
&\quad (E[Y \mid G = 0, P = 1, T = 1] - E[Y \mid G = 0, P = 1, T = 0]) + \\
&\quad (E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 1] - E[Y \mid G = 0, P = 0, T = 0]).
\end{aligned} \tag{4.37}$$

Ao rearranjar as equações, obtemos o estimador de tripla diferença para o efeito do tratamento $T = 1$ na população $P = 1$,

$$\begin{aligned}
\hat{\beta}_7 &= \left[(\bar{Y}_{G=1, P=1, T=1} - \bar{Y}_{G=1, P=1, T=0}) - (\bar{Y}_{G=0, P=1, T=1} - \bar{Y}_{G=0, P=1, T=0}) \right] \\
&\quad - \left[(\bar{Y}_{G=1, P=0, T=1} - \bar{Y}_{G=1, P=0, T=0}) - (\bar{Y}_{G=0, P=0, T=1} - \bar{Y}_{G=0, P=0, T=0}) \right].
\end{aligned} \tag{4.38}$$

Neste sentido, é possível notar que o estimador de triplas diferenças pode ser entendido como uma diferença de dois estimadores de diferenças em diferenças, um para $P = 1$ e o outro para $P = 0$,

4.4.2 Caso não linear

Supondo ainda o caso linear, a equação 4.38 é reescrita na forma da diferença de duas equações da forma 4.21, em que a primeira é escrita para as observações em que a condição $P = 1$ é assegurada, e a outra, para os casos em que $P = 0$ é assegurado. Dessa forma, como apontado em 4.38, o problema se reduz a dois problemas de diferença em diferenças, um para cada subgrupo P . Nesse sentido, em que novamente Y^1 e Y^0 são as variáveis de interesse para os grupos com e sem tratamento, respectivamente, podemos descrever o modelo, omitindo a existência de quaisquer outras covariáveis de interesse X da seguinte maneira

$$\begin{aligned}
E [Y^1 | T = 1, G = 1, P = 1] &= \beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6 + \beta_7 \\
E [Y^0 | T = 1, G = 1, P = 1] &= \beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6 \\
E [Y^1 | T = 1, G = 1, P = 0] &= \beta_0 + \beta_1 + \beta_3 + \beta_5 \\
E [Y^0 | T = 1, G = 1, P = 0] &= \beta_0 + \beta_1 + \beta_3 + \beta_5 .
\end{aligned} \tag{4.39}$$

A presente notação é a mesma utilizada por (24) para o modelo de diferença em diferenças. E, pode-se perceber que 4.38 pode ser reescrita como

$$\begin{aligned}
\hat{\beta}_7 &= \left[\left(E [Y^1 | T = 1, G = 1, P = 1] - E [Y^0 | T = 1, G = 1, P = 1] \right) \right] \\
&\quad - \left[\left(E [Y^1 | T = 1, G = 1, P = 0] - E [Y^0 | T = 1, G = 1, P = 0] \right) \right] .
\end{aligned} \tag{4.40}$$

Com isso, no caso não linear, supondo uma função $F(\cdot)$ qualquer

$$Y = F(\beta_0 + \beta_1 G + \beta_2 P + \beta_3 T + \beta_4 G * P + \beta_5 G * T + \beta_6 P * T + \beta_7 G * P * T + \epsilon), \tag{4.41}$$

as esperanças condicionais 4.39 passam a ser

$$\begin{aligned}
E [Y^1 | T = 1, G = 1, P = 1] &= F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6 + \beta_7) \\
E [Y^0 | T = 1, G = 1, P = 1] &= F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6) \\
E [Y^1 | T = 1, G = 1, P = 0] &= F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_3 + \beta_5) \\
E [Y^0 | T = 1, G = 1, P = 0] &= F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_3 + \beta_5) ,
\end{aligned} \tag{4.42}$$

e o estimador do efeito do tratamento $T = 1$ no subgrupo $P = 1$ pode ser encontrado como

$$\begin{aligned}
\tau (T = 1, G = 1, P = 1) &= \\
&\quad \left[\left(E [Y^1 | T = 1, G = 1, P = 1] - E [Y^0 | T = 1, G = 1, P = 1] \right) \right] \\
&\quad - \left[\left(E [Y^1 | T = 1, G = 1, P = 0] - E [Y^0 | T = 1, G = 1, P = 0] \right) \right] \\
&= [F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6 + \beta_7) - F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6)] \\
&\quad - [F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_3 + \beta_5) - F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_3 + \beta_5)] = \\
&\quad [F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6 + \beta_7) - F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6)].
\end{aligned} \tag{4.43}$$

Resgatando a noção implícita à equação 4.33, tem-se

$$\begin{aligned}
\tau(T = 1, G = 1, P = 1) &= \left[\frac{\Delta^3 E[Y^1 | T, G, P]}{\Delta T \Delta G \Delta P} - \frac{\Delta^3 E[Y^0 | T, G, P]}{\Delta T \Delta G \Delta P} \right] = \\
&\left[\frac{\Delta^2 E[Y^1 | T, G, P = 1]}{\Delta T \Delta G} - \frac{\Delta^2 E[Y^1 | T, G, P = 0]}{\Delta T \Delta G} \right] - \\
&\left[\frac{\Delta^2 E[Y^0 | T, G, P = 1]}{\Delta T \Delta G} - \frac{\Delta^2 E[Y^0 | T, G, P = 0]}{\Delta T \Delta G} \right] = \\
&\left[\frac{\Delta E[Y^1 | T, G = 1, P = 1]}{\Delta T} - \frac{\Delta E[Y^1 | T, G = 0, P = 1]}{\Delta T} \right] - \\
&\left[\frac{\Delta E[Y^1 | T, G = 1, P = 0]}{\Delta T} - \frac{\Delta E[Y^1 | T, G = 0, P = 0]}{\Delta T} \right] - \\
&\left[\frac{\Delta E[Y^0 | T, G = 1, P = 1]}{\Delta T} - \frac{\Delta E[Y^0 | T, G = 0, P = 1]}{\Delta T} \right] + \\
&\left[\frac{\Delta E[Y^0 | T, G = 1, P = 0]}{\Delta T} - \frac{\Delta E[Y^0 | T, G = 0, P = 0]}{\Delta T} \right] \\
&= F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_3 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6 + \beta_7) \\
&\quad - F(\beta_0 + \beta_1 + \beta_2 + \beta_4 + \beta_5 + \beta_6).
\end{aligned} \tag{4.44}$$

Sendo este o estimador do efeito de triplas diferenças (29) .

4.5 INFERÊNCIA

O método delta é costumeiramente utilizado para aproximar a média e variância de funções não lineares, sendo um possível método para estimar a variância do efeito estimado (24). Outras possibilidades, tais como as estudadas por (30) e (23) não são abordadas neste trabalho.

4.5.1 Método Delta

Para descrever o método de delta, a referência utilizada foi o livro (32). Considere as variáveis aleatórias W_1, \dots, W_K independentes e identicamente distribuídas. Com $E(W_k) = \mu_k, V(W_k) = \sigma_k^2$ e $\text{cov}(W_k, W_j) = \sigma_{kj}$. $\text{cov}(W_k, W_j) = \sigma_{kj}$, matriz de covariância W e $\underline{\mu}$ o vetor de médias, com $\sigma_{jj} = \sigma_j^2$. Dada a função não linear $g(\cdot)$

$$T = g(W_1, \dots, W_K) = g(\underline{W}). \tag{4.45}$$

A média e variância de $g(W)$ não podem ser calculadas apenas com os momentos da distribuição de probabilidade de W_1, \dots, W_K . Utilizando a expansão de segunda ordem da serie de Taylor, de g em μ_1, \dots, μ_K , temos

$$E(T) \approx g(\underline{\mu}) + \sum_j e_j \sigma_j^2 / 2 + \sum_j \sum_{k>j} e_{jk} \sigma_{jk} \tag{4.46}$$

em que,

$$e_j = \partial^2 g(\underline{W}) / \partial^2 W_j \Big|_{\underline{W}=\underline{\mu}} \quad (4.47)$$

e

$$e_{jk} = \partial^2 g(\underline{W}) / \partial W_j \partial W_k \Big|_{\underline{W}=\underline{\mu}}. \quad (4.48)$$

Isso nos fornece um viés aproximado para $g(\underline{W})$ enquanto estimador de $g(\underline{\mu})$.

Além disso,

$$V(T) \approx \underline{d}' \Sigma_W \underline{d} = \sum_j d_j^2 \sigma_j^2 + 2 \sum_j \sum_{k>j} d_j d_k \sigma_{jk} \quad (4.49)$$

em que,

$$\underline{d}' = (d_1, \dots, d_K), \quad (4.50)$$

juntamente com

$$d_j = \partial g(\underline{W}) / \partial W_j \Big|_{\underline{W}=\underline{\mu}} \quad (4.51)$$

nos fornece uma estimativa da variância.

4.6 REGRESSÃO LOGÍSTICA

Nos modelos de regressão logística a variável de desfecho é dicotômica, diferença essa que tem implicações na esfera da escolha do modelo paramétrico, como em suas hipóteses (31).

A forma funcional do modelo logístico é dada por (31), (33)

$$\pi(X) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}}, \quad (4.52)$$

em que, $\pi(X)$ é a esperança condicional da variável resposta Y no vetor de variáveis explicativas independentes, denotada por X .

A regressão logística ainda é caracterizada pela transformação (31), (33)

$$g(X) = \ln \left[\frac{\pi(X)}{1 - \pi(X)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p, \quad (4.53)$$

denotada de transformação logit.

Neste contexto, devemos encontrar os valores de β que maximizam a função de log verossimilhança (31), (33)

$$L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p \mid (x_{i_o}, y)) = \sum_{i=1}^n [y_i g(X) - \ln[1 + g(X)]] , \quad (4.54)$$

de maneira que nosso β_0 é dado por (31), (33)

$$\frac{\partial}{\partial \beta_0} L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p) = \sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}} = 0, \quad (4.55)$$

e nosso β_j , para $j = 1, 2, \dots, p$ com p sendo o número de covariáveis, é dado por

$$\frac{\partial}{\partial \beta_j} L(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p) = \sum_{i=1}^n y_i x_i - \sum_{i=1}^n x_i \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}} = 0. \quad (4.56)$$

A interpretação da estimação do modelo pode ser realizada mais facilmente através das razões de *odds*, ou odds ratio (OR), caracterizadas por (31), (33)

$$OR = \frac{\frac{\pi(1)}{1-\pi(1)}}{\frac{\pi(0)}{1-\pi(0)}} = \exp(\beta). \quad (4.57)$$

Sua variância e portanto intervalo de confiança podem ser estimados através do método de delta, apresentado na sessão anterior.

4.6.1 Planos amostrais complexos

Uma vez que os dados são provenientes de uma amostra complexa, como o caso da AIBF, devemos estimar os parâmetros populacionais pelo método de máxima pseudo verossimilhança (34), (33). Nesse sentido, as equações análogas à 4.55 e 4.56, para o caso de máxima pseudo verossimilhança são dadas, respectivamente, por

$$\sum_{i \in s} w_i \left[\sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}} \right] = 0 \quad (4.58)$$

$$\sum_{i \in s} w_i \left[\sum_{i=1}^n y_i x_i - \sum_{i=1}^n x_i \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p}} \right] = 0, \quad (4.59)$$

e a razão de chances é dada de maneira análoga ao caso anterior.

4.6.2 Odds ratio e efeitos marginais na presença de interações

No caso em que o modelo logístico contém interações de duas ou mais variáveis, seus efeitos podem ser estimados de maneira análoga à maneira demonstrada nas seções e subseções anteriores. O efeito marginal de uma variável explicativa, digamos x_1 , cuja a interação com uma variável, digamos x_2 , é incluída no modelo, pode ser calculado por intermédio da equação 4.17. Nesse caso, a função $F(\cdot)$ é a inversa da transformação logit

$$F(x; \mu, s) = \frac{1}{1 + e^{-(x-\mu)/s}} = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \tanh\left(\frac{x-\mu}{2s}\right), \quad (4.60)$$

e sua derivada é dada por

$$\begin{aligned}
F'(x; \mu, s) &= \frac{e^{-(x-\mu)/s}}{s(1 + e^{-(x-\mu)/s})^2} \\
&= \frac{1}{s(e^{(x-\mu)/(2s)} + e^{-(x-\mu)/(2s)})^2} \\
&= \frac{1}{4s} \operatorname{sech}^2\left(\frac{x-\mu}{2s}\right),
\end{aligned} \tag{4.61}$$

em que supomos média 0 e desvio padrão 1.

Já o efeito marginal das interações propriamente ditas pode ser calculado a partir da equação 4.19. Novamente, sua variância é estimada pelo método Delta, já apresentado neste trabalho.

Nos casos em que há dependência do efeito marginal da variável de interesse nos valores de outras variáveis do modelo, é necessário que se assuma um valor arbitrário para estas. Neste trabalho utilizou-se o valor médio, nos casos onde a variável era contínua, e nos casos onde a variável era categórica, assumiu-se o nível cujo efeito era mediano.

A razão de chances na presença de interações, possui uma difícil interpretação, e , portanto, os resultados apresentados no próximo capítulo tomarão somente a forma de efeitos marginais. Entretanto, para calcular as razões de chances na presença de interações, basta utilizar as equações apresentadas nas seções anteriores, substituindo a função $F(\cdot)$ pela função exponencial (20).

5 RESULTADOS

Neste capítulo são apresentados os resultados dos procedimentos realizados neste trabalho, começando pelo pré processamento da base de dados, que incluiu a seleção das observações e variáveis de interesse, bem como o balanceamento por entropia. Em seguida, os modelos estimados são apresentados.

5.1 BASE DE DADOS

Os dados da AIBF utilizados neste trabalho são referentes ao subgrupo com idade entre 18 e 69 anos, uma vez que o interesse é avaliar o impacto do Bolsa Família em questões referentes à ocupação profissional do indivíduo. Dessa maneira, além de selecionar os indivíduos cujo a idade era apropriada, só foram utilizadas as observações em que as informações acerca da atividade laboral do indivíduo estavam completas para ambos anos. Além disso, a parcela da amostra que indicava renda superior a 99,9% da amostra foram retiradas, por suspeita de serem dados inválidos.

Em se tratando da definição dos grupos de controle e tratamento, optou-se pela seguinte caracterização:

- **Grupo Tratamento:** indivíduos residentes em domicílios com ao menos um morador que tenha sido beneficiário do Bolsa Família no segundo ano da pesquisa (2009) e que nenhum morador do mesmo domicílio tenha sido beneficiário no primeiro ano da pesquisa (2005); e
- **Grupo Controle:** Indivíduos residentes em domicílios com nenhum morador que tenha sido beneficiário do programa nos dois anos.

Dessa forma, todos os indivíduos residentes em domicílios em que ao menos um indivíduo tenha sido beneficiário do Bolsa Família em 2005 também foram excluídos da amostra. Após todas as triagens mencionadas, a base de dados passou a contar com 4860 indivíduos para cada ano.

5.1.1 Balanceamento por entropia

No contexto de análise de impacto de políticas públicas, em pesquisas quasi-experimentais, alguns cuidados são necessários. O método aqui utilizado para estimar o efeito é o de triplas diferenças, e este, segundo (28) requer que seja satisfeita a hipóteses de tendência paralela entre a diferença do grupo populacional A e B no nosso controle e o grupo populacional A e B no nosso tratamento. Neste caso, A e B são referentes a cor da pele do indivíduo, e tratamento e controle, se houve ou não transferência de renda pelo Bolsa Família. Assim, buscou-se realizar uma equalização entre os grupos de tratamento e

controle, e, de brancos e não brancos, por meio do procedimento de balanceamento por entropia, já descrito. Assim como em (16), foram utilizadas as seguintes covariáveis para realizar o balanceamento entre os grupos de tratamento e controle:

- **Log dos Gastos:** logaritmo natural de todos os gastos, estimados e relatados, do domicílio;
- **Analfabeto:** tomando valor 1 se o indivíduo é analfabeto, 0 caso contrário;
- **Casa própria:** tomando valor 1 se a casa é própria, 0 caso contrário;
- **Água canalizada:** tomando valor 1 se o domicílio tem acesso a água é canalizada, caso contrário;
- **Energia elétrica:** Tomando valor 1 se o domicílio tem acesso a energia elétrica, 0 caso contrário;
- **Coleta de lixo:** tomando valor 1 se o domicílio tem coleta de lixo, 0 caso contrário;
- **Número de moradores:** número de residentes no domicílio; e
- **Número de dormitórios:** número de cômodos utilizados exclusivamente para dormir.

De maneira análoga, as mesmas variáveis foram utilizadas para equiparar os grupos de cor. Neste contexto, dois balanceamentos por entropia sucessivos foram realizados. Nas tabelas 9 e 10 temos as covariáveis antes dos balanceamentos, nas tabelas 11 e 12, depois. Vemos que após os procedimentos, nenhuma das médias se diferenciavam significativamente.

Tabela 9 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, antes do balanceamento, Tratamento X Controle

	Controle	Tratamento	p valor
Número de moradores			
Média (SD)	3,436 (2,185)	4,201 (1,504)	<0,01
Amplitude	1,000 - 30,000	1,000 - 30,000	
Lixo			
Média (SD)	0,885 (0,319)	0,768 (0,422)	<0,01
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Água canalizada			
Média (SD)	0,937 (0,243)	0,798 (0,402)	<0,01
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Número de dormitórios			

Tabela 9 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, antes do balanceamento, Tratamento X Controle

	Controle	Tratamento	p valor
Média (SD)	2,103 (0,878)	1,940 (0,821)	<0,01
Amplitude	0,000 - 9,000	0,000 - 9,000	
Log Gastos			
Média (SD)	6,485 (1,170)	5,784 (1,123)	<0,01
Amplitude	0,000 - 9,793	0,000 - 9,313	
Analfabeto			
Média (SD)	0,916 (0,277)	0,808 (0,394)	<0,01
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Casa Propria			
Média (SD)	0,693 (0,462)	0,580 (0,494)	<0,01
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Energia			
Média (SD)	0,989 (0,106)	0,967 (0,178)	<0,01
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	

Fonte: Autor.

Tabela 10 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, antes do balanceamento, Branco X Não Branco

	Cor Branca	Cor Não Branca	p valor
Número de moradores			
Média (SD)	3,539 (2,406)	3,634 (1,607)	0,21
Amplitude	1,000 - 30,000	1,000 - 30,000	
Lixo			
Média (SD)	0,881 (0,324)	0,839 (0,368)	0,3
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Água canalizada			
Média (SD)	0,946 (0,226)	0,865 (0,342)	<0,01
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Número de dormitórios			
Média (SD)	2,145 (0,832)	1,978 (0,908)	<0,01
Amplitude	0,000 - 9,000	0,000 - 9,000	
Log Gastos			
Média (SD)	6,514 (1,163)	6,144 (1,201)	<0,01
Amplitude	0,000 - 9,531	0,000 - 9,793	

Tabela 10 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, antes do balanceamento, Branco X Não Branco

	Cor Branca	Cor Não Branca	p valor
Analfabeto			
Média (SD)	0,923 (0,267)	0,861 (0,347)	<0,01
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Casa Propria			
Média (SD)	0,661 (0,474)	0,686 (0,465)	0,41
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Energia			
Média (SD)	0,990 (0,097)	0,977 (0,149)	0,43
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	

Fonte: Autor.

Tabela 11 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, depois do balanceamento, Tratamento X Controle

	Controle	Tratamento	p valor
Número de moradores			
Média (SD)	4,094 (1,646)	3,933 (1,539)	0,26
Amplitude	1,000 - 30,000	1,000 - 30,000	
Lixo			
Média (SD)	0,923 (0,267)	0,911 (0,285)	0,38
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Água canalizada			
Média (SD)	0,915 (0,279)	0,928 (0,258)	0,36
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Número de dormitórios			
Média (SD)	2,039 (0,922)	2,004 (0,942)	0,55
Amplitude	0,000 - 9,000	0,000 - 9,000	
Log Gastos			
Média (SD)	6,325 (0,946)	6,374 (0,849)	0,12
Amplitude	0,000 - 9,793	0,000 - 9,313	
Analfabeto			
Média (SD)	0,914 (0,280)	0,913 (0,282)	0,91
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Casa Propria			
Média (SD)	0,630 (0,483)	0,647 (0,478)	0,57

Tabela 11 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, depois do balanceamento, Tratamento X Controle

	Controle	Tratamento	p valor
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Energia			
Média (SD)	0,988 (0,109)	0,991 (0,096)	0,38
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	

Fonte: Autor.

Tabela 12 – Covariáveis utilizadas no balanceamento por entropia, depois do balanceamento, Branco X Não Branco

	Cor Branca	Cor Não Branca	p valor
Número de moradores			
Média (SD)	3,963 (1,623)	3,917 (1,493)	0,9631
Amplitude	1,000 - 30,000	1,000 - 30,000	
Lixo			
Média (SD)	0,917 (0,276)	0,918 (0,274)	0,904
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Água canalizada			
Média (SD)	0,913 (0,281)	0,924 (0,265)	0,4599
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Número de dormitórios			
Média (SD)	2,005 (0,817)	2,036 (0,984)	0,7985
Amplitude	0,000 - 9,000	0,000 - 9,000	
Log Gastos			
Média (SD)	6,339 (0,997)	6,347 (0,860)	0,2544
Amplitude	0,000 - 9,531	0,000 - 9,793	
Analfabeto			
Média (SD)	0,920 (0,272)	0,911 (0,285)	0,5471
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Casa Propria			
Média (SD)	0,622 (0,485)	0,645 (0,479)	0,3373
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	
Energia			
Média (SD)	0,990 (0,098)	0,988 (0,107)	0,3732
Amplitude	0,000 - 1,000	0,000 - 1,000	

Fonte: Autor.

5.2 MODELOS

A variável dependente Y tem caráter binário e assume valor 1 quando o indivíduo declarou ter trabalhado ao menos 1 dos 13 meses anteriores ao da rodada da AIBF em questão, incluindo o mês em que a pesquisa ocorreu. Neste contexto, essa sessão tem como objetivo mostrar o ferramental prático utilizado para a implementação de 3 distintos modelos, cada um com peculiaridades que serão discutidas posteriormente. Em um primeiro momento, as variáveis utilizadas nos três modelos são apresentadas, em seguida, os 3 modelos são caracterizados. Seus resultados na forma do logaritmo da razão de chances e efeitos marginais são mostrados, seguindo os procedimentos apresentados na metodologia deste trabalho.

O cálculo dos efeitos marginais, respeitando as interações, foi programado pelo autor em linguagem R, em um futuro próximo há interesse em transformá-los em um pacote, facilitando a ocorrência de pesquisas futuras.

5.2.1 Variáveis independentes de controle

Além do balanceamento, outras variáveis com possível impacto na probabilidade de participação no mercado de trabalho, e na remuneração do indivíduo, foram utilizadas, de maneira a isolar o efeito de interesse. A principal referência para a utilização dessas variáveis foi (37).

- **Feminino:** tomando valor 1 se o indivíduo tem sexo feminino, 0 caso contrário;
- **Idade:** idade do indivíduo;
- **Idade²:** o quadrado da idade, uma proxy para experiência do indivíduo;
- **respDom:** tomando valor 1 se o indivíduo é o responsável pelo domicílio, 0 caso contrário;
- **Nmig:** tomando valor 1 caso o indivíduo resida a mais de 5 anos na região, 0 caso contrário;
- **urbano:** tomando valor 1 caso o indivíduo resida em área urbana, o caso contrário;
- **AJA:** tomando valor 1 caso o último programa de ensino que o indivíduo iniciou tenha sido do tipo AJA (alfabetização para jovens adultos), 0 caso contrário;
- **Primeiro grau:** tomando valor 1 caso o último programa de ensino que o indivíduo iniciou tenha sido o Primeiro grau, 0 caso contrário;
- **Segundo grau:** tomando valor 1 caso o último programa de ensino que o indivíduo iniciou tenha sido o Segundo grau, 0 caso contrário;

- **pré**: tomando valor 1 caso o último programa de ensino que o indivíduo iniciou tenha sido um pré vestibular, 0 caso contrário;
- **sup**: tomando valor 1 caso o último programa de ensino que o indivíduo iniciou tenha sido um ensino superior, 0 caso contrário;
- **pos**: tomando valor 1 caso o último programa de ensino que o indivíduo iniciou
- **nd** tomando valor 1 caso o último programa de ensino que o indivíduo iniciou seja não definido, 0 caso contrário;
- **Região**: região do país;
- **NC6**: o número de crianças de até 6 anos que residem no domicílio;
- **comsaude**: tomando valor 1 caso o indivíduo se declare em um bom estado de saúde, 0 caso contrário;
- **NrespDOM**: tomando valor 1 se o indivíduo não é o responsável pelo domicílio, 0 caso contrário;
- **Região1**: tomando valor 1 se o domicílio é localizado na região Norte ou Centro-Oeste, 0 caso contrário (Categoria de referência);
- **Região2**: tomando valor 1 se o domicílio é localizado na região Nordeste, 0 caso contrário;
- **Região3**: tomando valor 1 se o domicílio é localizado na região Sudeste ou Sul, 0 caso contrário;
- **Analfabeto**: tomando valor 1 se o indivíduo é analfabeto, 0 caso contrário;
- **Tratamento**: tomando valor 1 se o indivíduo pertence ao grupo tratamento, 0 caso contrário;
- **Não Branco**: tomando valor 1 se o indivíduo se auto-declara não branco, 0 caso contrário;
- **2009**: tomando valor 1 se o ano é 2009, 0 caso contrário.

5.2.2 Caracterização dos modelos

Os três modelos apresentados aqui têm como semelhança a variável dependente, Y binária, denominada trabalhou, que adota valor 1 se o indivíduos trabalhou ao menos 1 mês no período de 1 ano antes da pesquisa, e 0 caso contrário. Além disso, todos os modelos utilizam as mesmas variáveis independentes, apresentadas anteriormente. O que os diferencia são as interações incluídas.

- **modelo (1)** O modelo (1) é um modelo de diferenças em diferenças, que considera somente a interação 2009 : *Tratamento*, seu efeito marginal, apresentado na tabela 14 representa o efeito do tratamento na probabilidade do indivíduo estar ou não empregado.
- **modelo (2)** O modelo (2) inclui somente a interação *Não Branco* : *Tratamento*, seu efeito marginal não tem interpretação direta, por isso, o que é calculado é o efeito da interação de Não Branco e Tratamento, como dado na equação 4.20.
- **modelo (3)** O modelo (3) é um modelo de diferenças triplas, que inclui todas as interações distintas entre as variáveis tratamento, 2009 e Não Branco. O efeito marginal da interação tripla 2009 : *Não branco* : *Tratamento* apresentado na Tabela 16 é o estimador de triplas diferenças e representa o efeito do tratamento na população de cor não branca.

5.2.3 Resultados

Nenhuma das interações consideradas teve efeito significativo, quer seja na escala do logaritmo da razão de chances dado na Tabela 13, quer seja efeito marginal ou não, como é dado nas Tabelas 14, 15, 16. O cômputo dos efeitos marginais é realizado fixando as demais variáveis em um valor fixo. Aqui, assumiu-se o valor médio para as variáveis quantitativas, no caso, somente a idade, e, o nível com efeito mediano, para os fatores. Nesse sentido, a partir do modelo (1), Tabela 14, não podemos diagnosticar um efeito positivo ou negativo do Bolsa Família, no que tange a probabilidade de estar empregado, de um indivíduo com características médias e medianas. O modelo (3), Tabela 16, no âmbito das terceiras diferenças, tampouco efetua algum diagnóstico nesse sentido.

No modelo (1), Tabela 14, o efeito marginal da variável 2009 e da variável Não Branco se mostraram significativos. Isso quer dizer que, dado um indivíduo de características médias e medianas, se houver uma mudança discreta em alguma dessas variáveis, seu efeito seria diferente de zero. No caso de ano, ao que parece, isso nos indicaria que esse indivíduo teria uma probabilidade menor de ter estado empregado em algum momento no ano de 2009. Entretanto, esse efeito é pequeno, a diminuição da probabilidade de estar empregado giraria em torno de 4%. A variável não branco teria efeito positivo, ou seja, dado um indivíduo de características médias e medianas, o fato de este se declarar como não branco aumenta em 3% a chance de este ter estado empregado em algum mês. Para os três modelos 14, 15 e 16, os efeitos marginais das variáveis Feminino, Idade, $Idade^2$, NC6, comsaude, NrespDOM, Região2, Região3, Analfabeto e Urbano foram significativos, e com magnitude e sinal semelhantes, correspondendo com as expectativas. Para as interações, em todos os modelos, menos nos casos dos estimadores de diferença em diferenças ou de tripla diferenças, as tabelas 14, 15 e 16 dispõem dos efeitos das interações, e não do efeito marginal da interação, como mostrado na equação 4.20.

Tabela 13 – Comparação dos 3 modelos, em escala log *odds*

	<i>Variável dependente:</i>		
	Trabalhou		
	(1)	(2)	(3)
2009	-0,187*	-0,214	-0,151
	(0,109)	(0,176)	(0,187)
Tratamento	-0,126	-0,073	-0,175
	(0,138)	(0,116)	(0,237)
Não branco	0,131	0,080	0,056
	(0,109)	(0,138)	(0,165)
Migrante	-0,031	-0,039	-0,057
	(0,184)	(0,184)	(0,187)
Feminino	-1,247***	-1,247***	-1,244***
	(0,170)	(0,169)	(0,166)
Idade	0,174***	0,174***	0,172***
	(0,025)	(0,025)	(0,025)
I(Idade ²)	-0,002***	-0,002***	-0,002***
	(0,0003)	(0,0003)	(0,0003)
I((NC6))	-0,091	-0,094	-0,098
	(0,091)	(0,092)	(0,090)
comsaude	0,409**	0,411**	0,407**
	(0,188)	(0,188)	(0,185)
NrespDOM	-1,042***	-1,044***	-1,056***
	(0,118)	(0,118)	(0,116)
Região2	0,328**	0,324**	0,325**
	(0,138)	(0,138)	(0,137)
Região3	0,233*	0,233*	0,236**
	(0,120)	(0,120)	(0,120)
Analfabeto	-0,178	-0,179	-0,185
	(0,160)	(0,160)	(0,158)
Urbano	-0,391**	-0,394**	-0,391**
	(0,188)	(0,187)	(0,186)
AJA	-0,339	-0,343	-0,311
	(0,837)	(0,827)	(0,849)
Primeiro grau	-0,514	-0,513	-0,487
	(0,812)	(0,802)	(0,823)
Segundo grau	-0,150	-0,147	-0,119

Tabela 13 – Comparação dos 3 modelos, em escala log *odds*

	<i>Variável dependente:</i>		
	Trabalhou		
	(1)	(2)	(3)
	(0,819)	(0,810)	(0,830)
pré	0,809	0,797	0,800
	(1,556)	(1,569)	(1,532)
sup	0,307	0,292	0,337
	(0,903)	(0,895)	(0,916)
pos	3,904***	3,903***	3,896***
	(1,410)	(1,405)	(1,412)
nd	-0,535	-0,536	-0,510
	(0,820)	(0,810)	(0,831)
2009:Tratamento	0,119		-0,148
	(0,199)		(0,395)
2009:Não branco			-0,055
			(0,257)
Tratamento:Não branco		0,114	0,078
		(0,214)	(0,296)
2009:Tratamento:Não branco			0,397
			(0,472)
Intercepto	-0,676	-0,645	-0,574
	(1,099)	(1,093)	(1,105)
Observações	9.270	9.270	9.270
Deviance	11.298.750	11.298.990	11.286.920
df	1316	1316	1313
Deviance Nula (df = 9.269)	12.831.680	12.831.680	12.831.680

Fonte: Autor.

A figura 1, que possui as mesmas informações dispostas na tabela 16, tem o objetivo de facilitar as interpretações.

Tabela 14 – Efeitos marginais e das interações para o primeiro modelo

	Efeito marginal	Erro padrão	Valor z
2009	-0,040	0,013	-3,163
Tratamento	-0,027	0,017	-1,617
Não branco	0,028	0,011	2,644
mig	0,007	0,021	0,307
Feminino	-0,265	0,025	-10,700
Idade	0,037	0,003	11,627
I(Idade ²)	-0,001	0	-13,704
I((NC6))	-0,019	0,011	-1,770
comsaude	0,087	0,020	4,284
NrespDOM	-0,221	0,012	-18,584
Região2	0,070	0,015	4,498
Região3	0,050	0,011	4,435
Analfabeto	-0,038	0,017	-2,287
Urbano	-0,083	0,018	-4,700
AJA	-0,072	0,119	-0,607
Primeiro grau	-0,109	0,118	-0,928
Segundo grau	-0,032	0,118	-0,271
pré	0,172	0,454	0,378
sup	0,065	0,130	0,501
pos	0,829	0,887	0,935
nd	-0,114	0,118	-0,960
2009:Tratamento	0,025	0,023	1,082

Fonte: Resultados da pesquisa (2022).

Tabela 15 – Efeitos marginais e das interações para o segundo modelo

	Efeito marginal	Erro padrão	Valor z
2009	-0,045	0,020	-2,268
Não branco	0,017	0,014	1,245
Tratamento	-0,015	0,013	-1,211
mig	0,008	0,021	0,388
Feminino	-0,265	0,024	-10,812
Idade	0,037	0,003	11,591
I(Idade ²)	0,001	0	-13,685
I((NC6))	-0,020	0,011	-1,821
comsaude	0,087	0,020	4,320
NrespDOM	-0,222	0,012	-18,604
Região2	0,069	0,015	4,449
Região3	0,049	0,011	4,452
Analfabeto	-0,038	0,017	-2,297
Urbano	-0,084	0,018	-4,760
AJA	-0,073	0,117	-0,623
Primeiro grau	-0,109	0,116	-0,940
Segundo grau	-0,031	0,116	-0,270
pré	0,169	0,457	0,371
sup	0,062	0,128	0,482
pos	0,829	0,887	0,934
nd	-0,114	0,117	-0,977
Não branco:Tratamento	0,024	0,023	1,035

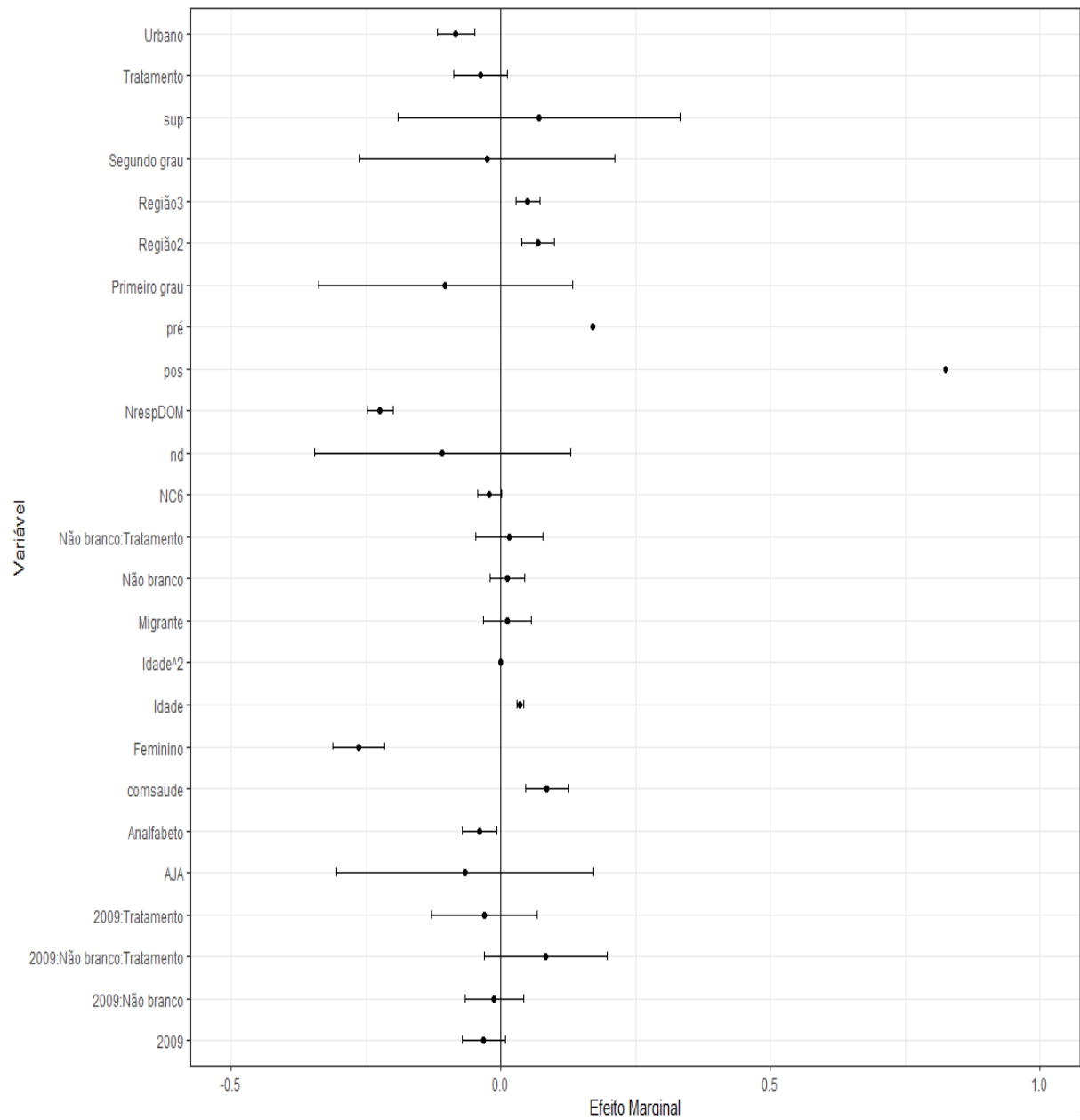
Fonte: Resultados da pesquisa (2022).

Tabela 16 – Efeitos marginais e das interações para o terceiro modelo

	Efeito marginal	Erro padrão	Valor z
2009	-0,032	0,020	-1,566
Não branco	0,012	0,016	0,719
Tratamento	-0,037	0,025	-1,505
mig	0,012	0,022	0,550
Feminino	-0,263	0,024	-10,915
Idade	0,036	0,003	11,465
I(Idade ²)	0,001	0	-13,534
I((NC6))	-0,021	0,011	-1,922
comsaude	0,086	0,020	4,329
NrespDOM	-0,224	0,012	-19,043
Região2	0,069	0,015	4,475
Região3	0,050	0,011	4,515
Analfabeto	-0,039	0,016	-2,402
Urbano	-0,083	0,017	-4,745
AJA	-0,066	0,119	-0,551
Primeiro grau	-0,103	0,118	-0,871
Segundo grau	-0,025	0,118	-0,213
pré	0,170	0,451	0,376
sup	0,071	0,131	0,544
pos	0,825	0,885	0,933
nd	-0,108	0,119	-0,905
2009:Não branco	-0,012	0,027	-0,440
2009:Tratamento	-0,031	0,049	-0,645
Não branco:Tratamento	0,016	0,031	0,523
2009:Não branco:Tratamento	0,084	0,057	1,464

Fonte: Resultados da pesquisa (2022).

Figura 1 - Gráfico dos efeitos marginais e das interações para o modelo (3)



Fonte: Resultados da pesquisa (2022).

6 CONCLUSÃO

O objetivo central deste trabalho foi avaliar e mensurar possíveis efeitos diferenciais, do Bolsa Família, na ocupação do indivíduo, por cor autodeclarada. Em um primeiro momento, a não existência de condições homogêneas entre os indivíduos presentes no grupo de tratamento ou controle, e as diferenças encontradas entre os grupos de cor, poderia atrapalhar quaisquer comparações realizadas. Nesse sentido, foi aplicado o método de balanceamento por entropia. Apesar de já existirem pacotes estatísticos na linguagem R e Python que automatizam esse processo, não foi encontrado nenhum que o realizasse para o caso onde a amostra já havia sido construída levando em consideração um plano amostral e, portanto, já possuía um peso a priori. Sendo assim, algumas breves adaptações em códigos já existentes foram realizadas. Após o balanceamento, efetivamente realizado, como foi mostrado no capítulo anterior, os esforços foram voltados para o cômputo dos efeitos marginais de interações, efeitos de interações e efeitos marginais na presença de interações. Bem como, a caracterização do estimador do efeito de diferença em diferenças e de triplas diferenças, no caso modelos lineares generalizados cujas ligações são funções não lineares. Esta etapa se mostrou particularmente desafiadora, pois, na maior parte dos casos, não havia funções no software R ou em Python capazes de realizar essas estimativas, de forma bem documentada. Neste sentido, uma ampla pesquisa acerca desses estimadores teve de ser realizada, a fim de definir quais seriam, de fato, sua forma funcional correta.

Além disso, a temática por si só é desafiadora. Tratando-se de um tema elaborado, com múltiplas nuances, que não podem ser deixadas de lado. A princípio, o Bolsa Família não apresentou efeito significativo no que tange a participação no mercado de trabalho. Resultado este que é corroborado pelos estudos realizados com essa mesma base de dados (16), (36), ou com outras, relativos a programas de transferência de renda (37). Além disso, não foi possível diagnosticar efeitos diferenciais do Bolsa Família, na participação do mercado de trabalho, por cor. Para trabalhos futuros, como mencionado anteriormente, há interesse em converter os códigos elaborados para o cômputo dos efeitos marginais na presença de interações, bem como os efeitos das interações, em um pacote estatístico em linguagem R.

REFERÊNCIAS

- 1 SCHUCMAN, Lia Vainer (2012) **Entre o "encardido", o "branco" e o "branquíssimo": raça, hierarquia e poder na construção da branquitude paulistana. 2012.** Tese (Doutorado em Psicologia Social) - Instituto de Psicologia, Universidade de São Paulo, São Paulo. doi:10.11606/T.47.2012.tde-21052012-154521, Acesso em: 2022-06-01,
- 2 Longo LAFB. **Programas sociais de transferência de renda e raça/cor: Uma Avaliação do Bolsa-Escola em Minas Gerais Considerando Brancos e Negros.** In: XII Seminário sobre a economia mineira: Economia, História, Demografia e Políticas Públicas; 2006; Diamantina, Minas Gerais. Belo Horizonte: CEDEPLAR/Universidade Federal de Minas Gerais; 2006. p.1-10,
- 3 Hasenbalg, C., e Huntington, S. **BRAZILIAN RACIAL DEMOCRACY: REALITY OR MYTH?** Humboldt Journal of Social Relations, v.10,n. 1,p. 129–142, 1982.
- 4 IPEA – INSTITUTO DE PESQUISA ECONÔMICA APLICADA (2012) **A década inclusiva (2001-2011): desigualdade, pobreza e políticas de renda.** Brasília: Ipea. (Comunicado Ipea, n. 155).
- 5 CEDEPLAR (2005). **Descrição da Pesquisa AIBF — O Processo Amostral CEDEPLAR. Projeto de avaliação do impacto do Bolsa Família** [Impact assessment of Bolsa Família]. Final analytical report. Belo Horizonte, CEDEPLAR, 2006.
- 6 TOCQUEVILLE, Alexis. **O Antigo Regime e a Revolução.**Brasília:Editora UnB,1997.
- 7 NISBET, Robert. **The Sociological Tradition.** Nova Iorque : Basic Books, 1966.
- 8 HASENBALG, Carlos, A. **Discriminação e Desiguales Raciais no Brasil.** 10,ed. Rio de Janeiro: GRAAL,1979.
- 9 Santos, José Alcides Figueiredo. **Efeitos de classe na desigualdade racial no Brasil.** Dados, v. 48, n. 1, p. 21-65,2005.
- 10 JACCOUD, L. Programa Bolsa Família: proteção social e combate à pobreza no Brasil. Revista do Serviço Público, [S. l.], v. 64, n. 3, p. p. 291-307, 2014. DOI: 10.21874/rsp.v64i3.125. Disponível em: <https://revista.enap.gov.br/index.php/RSP/article/view/125>. Acesso em: 20 jul. 2022.
- 11 VALLE SILVA, Nelson do. (1993), “A Situação Social da População Negra”, in J. P. dos Reis Velloso e R. C. Albuquerque (orgs.), Pobreza e Mobilidade Social. São Paulo, Nobel.
- 12 SAGI/MDS. **Efeitos do Programa Bolsa Família (PBF) sobre a desigualdade e a extrema pobreza: análise e evidências a partir do Censo Demográfico 2010,** Brasília: MDS-SAGI. Estudo Técnico n 14,2013.
- 13 IBGE. **Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios Pnad 2004 Síntese de indicadores.** Rio de Janeiro: IBGE, 2005.

- 14 Amaral, Ernesto Friedrich de Lima e Monteiro, Vinícius do Prado Avaliação de Impacto das condicionalidades de educação do Programa Bolsa Família (2005 e 2009). Dados [online]. v. 56, n. 3 , pp. 531-570,2013.
- 15 KISH L. Survey Sampling. New York: John Wiley; 1965
- 16 KERN, Ana paula. **O Programa Bolsa Família e Impactos sobre o Desenvolvimento Humano**. 2018. Tese (Doutorado em Economia) - Faculdade de Economia, Universidade de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2018.
- 17 VIEIRA, MDT. **Análise e modelagem longitudinal dos dados da pesquisa de avaliação de impacto do Programa Bolsa Família (primeira e segunda rodadas)** Marcel Vieira e Ricardo Freguglia. Projeto de Pesquisa CPNQ. Juiz de Fora. 2015.
- 18 HAINMUELLER, Jens. **Entropy balancing for causal effects: A multivariate reweighting method to produce balanced samples in observational studies**. *Political Analysis*, v. 20, n. 1, p. 25-46, 2012.
- 19 Erlander, S. **Entropy in linear programs**. *Mathematical Programming*,v. 21,p. 137–151, 1981,
- 20 Karaca-Mandic, P., Norton, E. C., Dowd, B. **Interaction terms in nonlinear models**. *Health services research*, v. 47,n. 1 ,p. 255–274,2012.
- 21 MONTGOMERY,D.C,**Introduction to Linear Regression Analysis**, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc. 2012.
- 22 Ai,C. A, Norton,E.C. **Interaction terms in logit and probit models**. *Economics Letters*,v.80, p. 123 - 129,2003.
- 23 ATHEY, Susan; IMBENS, Guido W. **Identification and inference in nonlinear difference-in-differences models**. *Econometrica*, v. 74, n. 2, p. 431-497, 2006.
- 24 PUHANI, Patrick A. **The treatment effect, the cross difference, and the interaction term in nonlinear “difference-in-differences” models**. *Economics Letters*, v. 115,n. 1, p. 85-87, 2012.
- 25 Gruber J. **The incidence of mandated maternity benefits**. *The American economic review*, v.84,n.3, p. 622–641,1994.
- 26 ANGRIST, Joshua D.; PISCHKE, Jörn-Steffen. **Mostly harmless econometrics: An empiricist’s companion**. Princeton universitypress, 2008.
- 27 LECHNER, M. **The estimation of Causal Effects by Difference-in-Difference Methods**.
- 28 OLDEN, A.; MOEN, J. **The Triple Difference Estimator**. *Institutt for foretaksøkonomi*, v. 1, n. 1, p. 1-26, 2020,
- 29 Cornelissen, T., & Sonderhof, K. (2009). Partial effects in probit and logit models with a triple dummy-variable interaction term. *The Stata Journal*, 9(4), 571-583.

- 30 Ciani, Emanuele and Fisher, Paul, **Dif-in-Dif Estimators of Multiplicative Treatment Effects** . Bank of Italy Temi di Discussione (Working Paper),v.72, N. 985,2014.
- 31 HOSMER, D. W., e LEMESHOW, S. (2000). Applied Logistic Regression (2^a ed.).New York: John Wiley e Son
- 32 VAN DER VAART, A.(1998). Asymptotic statistics. new York: Cambridge University Press
- 33 FEITAL, Thales Januzzi. REGRESSÃO LOGÍSTICA APLICADA A DADOS AMOSTRAIS COMPLEXOS: um estudo sobre a percepção dos jovens em relação à importância da educação. 11, 77 f. TCC (Graduação) - Curso de Estatística, Departamento de Estatística, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2011
- 34 PESSOA, D. G., E SILVA, P. d. (1998). Análise de Dados Amostrais Complexos
- 35 Lima, Márcia. **A Obra de Carlos Hasenbalg e seu Legado à Agenda de Estudos sobre Desigualdades Raciais no Brasil**.Revista de Ciências Sociais, v. 57, n. 4,p.919-933,2014.
- 36 FREGUGLIA, Ricardo da Silva; KERN, Ana Paula; VIEIRA, Marcel de Toledo. Impacto do Programa Bolsa Família na oferta de trabalho dos beneficiários. In: ENCONTRO NACIONAL DE ECONOMIA, 46., 2018, Rio de Janeiro. Anais [...] Rio de Janeiro: ANPEC, 2018. Disponível em: https://www.anpec.org.br/encontro/2018/submissao/files_I/i13-0067d7849ac13f746bba8538313776d3.pdf. Acesso em: 28 jun. 2019.
- 37 FOGUEL, Miguel Nathan; BARROS, Ricardo Paes de. **The effects of conditional cash transfer programmes on adult labour supply: an empirical analysis using a time-serie cross-section sample of Brazilian municipalities**. Estudos Econômicos (São Paulo), v. 40, n. 2, p. 259-293, 2010,