

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

ANA CLÁUDIA ANNEGUES DA SILVA

ENSAIOS EM ECONOMIA DA EDUCAÇÃO SUPERIOR

Porto Alegre
2018

ANA CLÁUDIA ANNEGUES DA SILVA

ENSAIOS EM ECONOMIA DA EDUCAÇÃO SUPERIOR

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Economia, com ênfase em Economia Aplicada.

Orientador: Prof. Dr. Sabino Porto Júnior

Porto Alegre
2018

CIP - Catalogação na Publicação

Silva, Ana Cláudia Annegues da
Ensaio em Economia da Educação Superior / Ana
Cláudia Annegues da Silva. -- 2018.
105 f.
Orientador: Sabino Porto Júnior.

Coorientador: Erik Alencar de Figueiredo.

Tese (Doutorado) -- Universidade Federal do Rio
Grande do Sul, Faculdade de Ciências Econômicas,
Programa de Pós-Graduação em Economia, Porto Alegre,
BR-RS, 2018.

1. Greves. 2. Tamanho da Turma. 3. Overeducation.
I. Júnior, Sabino Porto, orient. II. Figueiredo,
Erik Alencar de, coorient. III. Título.

ANA CLÁUDIA ANNEGUES DA SILVA

ENSAIOS EM ECONOMIA DA EDUCAÇÃO SUPERIOR

Tese apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Economia da Faculdade de Ciências Econômicas da UFRGS, como parte dos requisitos para obtenção do título de Doutor em Economia, com ênfase em Economia Aplicada.

Aprovada em: Porto Alegre, 16 de abril de 2018.

BANCA EXAMINADORA:

Prof. Dr. Sabino Porto Júnior – Orientador
UFRGS

Prof. Dr. Luciana de Andrade Costa
UNISINOS

Prof. Dr. Marco Túlio Aniceto França
PUC-RS

Prof. Dr. Sérgio Marley Modesto Monteiro
UFRGS

*À Deus, em primeiro lugar, à minha mãe,
Márcia Alves Annegues, a quem devo tudo que sou, e todos que me ajudaram de forma
direta ou indireta*

RESUMO

Embora o ensino superior seja destinatário da maior parcela dos gastos públicos em educação, o número de estudos empíricos existentes na literatura econômica sobre o assunto ainda é reduzido. Nesse sentido, a presente tese procura preencher esta lacuna, estudando com maior profundidade alguns aspectos econômicos relacionados à educação em nível superior, e, assim abrir espaço para exploração desta agenda de pesquisa. Foram realizados três ensaios, os quais têm em comum a utilização de dados acadêmicos e socioeconômicos da Universidade Federal da Paraíba (UFPB), fornecidos mediante solicitação pela sua Superintendência de Tecnologia da Informação (STI/UFPB). Essa base de dados possui um rico conjunto de informações de todos os alunos de graduação da UFPB, incluindo ingressos e egressos, desde 2001 até 2010, mostrando as disciplinas cursadas em cada semestre que passou na universidade e as notas finais obtidas em cada uma delas, os professores que lecionaram tais matérias, histórico de reprovações, etc. O primeiro ensaio procura mensurar a relação entre as greves dos professores universitários e o desempenho acadêmico dos alunos da Universidade Federal da Paraíba (UFPB). Para isso, estimou-se um modelo de painel controlando para três efeitos fixos: o aluno, o professor e a disciplina, além de dois testes de robustez, um teste placebo com indicativos de greve e a estimação de regressões quantílicas para ver o efeito na distribuição de notas. Já o objetivo do segundo ensaio é ver o efeito do tamanho das turmas sobre o rendimento acadêmico dos estudantes, estimando também um painel com três efeitos fixos e um modelo quantílico. Por fim, o terceiro ensaio da tese investiga os determinantes do *Overeducation* entre os egressos, que é a situação na qual o indivíduo possui mais qualificação que o exigido pela sua ocupação. Investigou-se também a influência das áreas sobre o tempo que esses indivíduos permanecem nesta condição. Para isso, utilizou-se um logit com *Propensity Score Matching* para múltiplos tratamentos e modelos de análise de sobrevivência. Os resultados da tese mostraram que: na média não houve relação significativa estatisticamente entre as notas e a ocorrência das greves, embora na regressão quantílica os alunos com pior desempenho tiveram reduções de nota significativas; o coeficiente do tamanho da turma estimado pela média se mostrou estatisticamente não significativo, ao passo que as estimações por regressões quantílicas mostram um efeito negativo e significativo para os alunos com pior desempenho e um efeito positivo aos estudantes com as melhores notas; e os formados nas áreas de humanidades, artes e sociais aplicadas apresentam maior probabilidade de estarem sob *overeducation*, bem como uma menor chance de deixar essa condição durante alguns anos após a conclusão do curso.

Palavras chave: Educação Superior. Greves. Tamanho da Turma. *Overeducation*.

ABSTRACT

Although higher education is the recipient of the largest share of public spending on education, the number of empirical studies in the economic literature on the subject is still limited. In this sense, the present thesis seeks to fill this gap, studying in greater depth some economic aspects related to education at the higher level, and, thus, open space for exploration of this research agenda. Three trials were carried out, which have in common the use of academic and socioeconomic data from the Federal University of Paraíba (UFPB), provided by the Information Technology Superintendency (STI / UFPB). This database has a rich set of information from all UFPB undergraduates, including admissions and graduates, from 2001 to 2010, showing the courses taken each semester that passed at the university and the final grades obtained in each of them, teachers who taught such subjects, history of disapprovals, etc. The first essay tries to measure the relationship between university teachers' strikes and the academic performance of students at the Federal University of Paraíba (UFPB). For this, a panel model was estimated controlling for three fixed effects: the student, the teacher and the discipline, besides two tests of robustness, a placebo test with indicatives of strike and the estimation of quantile regressions to see the effect in the distribution of notes. The objective of the second essay is to see the effect of class size on students' academic performance, also estimating a panel with three fixed effects and a quantum model. Finally, the third essay of the thesis investigates the determinants of Overeducation among the graduates, which is the situation in which the individual has more qualification than the one required by his occupation. We also investigated the influence of the areas on the time that these individuals remain in this condition. For this, a logit with Propensity Score Matching was used for multiple treatments and survival analysis models. The results of the thesis showed that: in the average there was no statistically significant relation between the notes and the occurrence of the strikes, although in the quantile regression the students with worse performance had significant reductions of note; the coefficient of the class size estimated by the mean was statistically non-significant, whereas the quantile regression estimates show a negative and significant effect for the worst performing students and a positive effect on the students with the best grades; and graduates in applied humanities, arts and social sciences are more likely to be overeducated, as well as a lower chance of leaving this condition for a few years after completion of the course.

Keywords: College education.Strikes.Class Size.Overeducation.

LISTA DE FIGURAS

2.1	Notas Médias da UFPB (2001.1 a 2010.2)	19
2.2	Regressão Quantílica - UFPB	34
2.3	Coefficiente Quantílico da <i>Dummy</i> de Greve - Centros Acadêmicos	36
3.1	Distribuição do Número de Matriculados por Turma	49
4.1	Proporção de egressos <i>overeducated</i> por Centro Acadêmico	70
4.2	Distribuição Overeducation por Centro Acadêmico	75

LISTA DE TABELAS

2.1	Greves dos Professores na UFPB (2001 a 2015)	18
2.2	Estatísticas Descritivas - UFPB	21
2.3	Estatísticas Descritivas por Centro Acadêmico	22
2.4	Nota Média por Variável Socioeconômica	23
2.5	Resultados OLS	28
2.6	Resultados OLS (FE) por Centro Acadêmico	29
2.7	Teste Placebo	31
3.1	Pesquisas sobre o efeito do tamanho da turma	43
3.2	Estatísticas Descritivas das Variáveis	49
3.3	Resultados OLS	51
3.4	Resultados OLS por Centro Acadêmico	51
3.5	Regressão Quantílica - Efeitos Fixos (FE)	52
3.6	Regressão Quantílica - Efeitos Fixos (FE) + <i>Dummies</i> de Interação	52
4.2	Duração média dos egressos em <i>overeducation</i>	71
4.3	Determinantes do <i>overeducation</i>	72
4.4	Resultados para Duração do <i>overeducation</i>	76
B.1	Regressão Quantílica - Greves	89
*		

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	11
2	GREVE DOS PROFESSORES UNIVERSITÁRIOS E DESEMPENHO ACADÊMICO DOS ALUNOS DA UFPB	13
2.1	INTRODUÇÃO	13
2.2	REVISÃO DE LITERATURA	15
2.3	GREVES DOS PROFESSORES NA UFPB	17
2.4	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	19
2.4.1	ANÁLISE DESCRITIVA DOS DADOS	19
2.4.2	ESTIMAÇÃO	24
2.4.3	MODELO EMPÍRICO	26
2.5	RESULTADOS	27
2.5.1	ANÁLISE DE ROBUSTEZ	29
2.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	36
3	TAMANHO DA TURMA E DESEMPENHO ACADÊMICO DOS UNIVERSITÁRIOS: EVIDÊNCIAS PARA A UFPB	38
3.1	INTRODUÇÃO	38
3.2	REVISÃO DE LITERATURA	41
3.3	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	45
3.3.1	MODELO EMPÍRICO	45
3.3.2	ESTIMAÇÃO	46
3.4	DADOS	47
3.5	RESULTADOS	50
3.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	53
4	<i>OVEREDUCATION</i> E ÁREA DE FORMAÇÃO DOS EGRESSOS DA UFPB	55
4.1	INTRODUÇÃO	55
4.2	<i>OVEREDUCATION</i> : ASPECTOS TEÓRICOS E EMPÍRICOS	57
4.3	PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS	60
4.3.1	MODELOS EMPÍRICOS	60
4.3.2	<i>PROPENSITY SCORE MATCHING</i> PARA MÚLTIPLOS TRATAMENTOS	61
4.3.3	ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA	63
4.4	DADOS	66
4.5	RESULTADOS	71
4.5.1	LOGIT COM PSM PARA MÚLTIPLOS TRATAMENTOS	71
4.5.2	ANÁLISE DA DURAÇÃO DO <i>OVEREDUCATION</i>	74
4.6	CONSIDERAÇÕES FINAIS	77
A	CENTROS ACADÊMICOS - UFPB	86
B	COEFICIENTES DE REGRESSÃO QUANTÍLICA - GREVES	89

1 INTRODUÇÃO

Diversos estudos apontam para um alto retorno econômico associado à formação superior no Brasil (ver Sachsida, Loureiro e Mendonça (2004); Resende e Wyllie (2006); Filho e Pessôa (2008); Teixeira e Menezes-Filho (2012)). O elevado retorno em conjunto com a desigualdade educacional presente no país, fazem da educação uma fonte potencial de desigualdade de renda, conforme mostra Dantas e Figueiredo (2011). Com vistas a mitigar esse problema, a universalização da educação básica e a ampliação do acesso da população ao ensino superior têm norteado as políticas públicas de educação dos últimos 15 anos.

Segundo dados do Censo da Educação Superior de 2014, realizado pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (Inep), entre 2003 e 2014 houve um aumento de 96,5% no número de matrículas em instituições de ensino superior no país. Tal expansão se deve, em grande parte, à atuação do governo federal no acesso dos alunos às faculdades privadas, através de programas como o Fundo de Financiamento Estudantil (Fies) e o Programa Universidade para Todos (ProUni), e também com a ampliação de vagas nas universidades públicas, com a criação de novas universidades e a adoção de políticas de ação afirmativa. As universidades detêm a maior parte das matrículas dos cursos de graduação do país e diferente das demais categorias de instituições de ensino, seu campo de atuação não compreende apenas a formação universitária, mas também as atividades de pesquisa e de extensão. Dentro deste cenário as universidades públicas aparecem em destaque em cada um destes três pilares.

Embora as universidades públicas sejam reconhecidas pela sua excelência, tanto no ensino quanto na pesquisa científica, a maioria delas enfrenta muitos problemas, como a estrutura física deficitária, as constantes paralisações de funcionários e professores e as altas taxas de evasão. Todos esses problemas geram prejuízos em termos de eficiência e tornam o funcionamento dessas instituições ainda mais custoso para o orçamento público. Segundo o *Education at a Glance* de 2014 produzido pela Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE), as instituições públicas de ensino superior no Brasil chegam a gastar quatro vezes por aluno do que se gasta o ensino fundamental.

Diante da relevância do ensino público superior para o país e do alto custo que estas instituições têm representado para a sociedade, torna-se imperioso explorar esta agenda de pesquisa dentro da literatura econômica. No Brasil, a maior parte dos trabalhos empíricos tem focado basicamente em problemas que dizem respeito ao ensino primário

e secundário. A produção de evidências no âmbito da educação superior pode contribuir com as discussões acadêmicas e não acadêmicas sobre o tema, bem como subsidiar as ações de política pública voltadas para a resolução dos problemas que atingem a educação superior.

A presente tese surge no sentido de atender esta demanda. Para tanto, o objetivo geral da tese consistirá em analisar empiricamente três aspectos importantes associados ao ensino público superior: as greves dos docentes, a política de alocação de turmas e a subutilização dos formados no mercado de trabalho, denominado pela literatura de *overeducation*. O primeiro ensaio da tese investiga como as greves dos professores universitários afetam o rendimento acadêmico dos alunos. Para tanto, estimou-se um modelo onde as notas dos alunos nas disciplinas pagas durante o semestre depende de uma *dummy* indicando os semestres que foram interrompidos por paralisações mais efeitos fixos do aluno, do professor e da disciplina.

Já o segundo ensaio procura explorar um determinante do rendimento escolar bastante discutido no ensino básico, mas que também possui grande relevância no ensino universitário: o tamanho das turmas. Não há consenso na literatura se políticas de redução de turma beneficiam ou não os alunos. De um lado há a tese de que menos alunos proporcionam maior atenção às necessidades de cada estudante, do outro uma turma com mais alunos e heterogeneidade quanto à desempenho gera um efeito transbordamento dos alunos mais habilidosos para os menos habilidosos. Isso impõe uma escolha conflituosa ao tomador de decisão sobre a melhor forma de alocar os alunos. Além disso, o tamanho das turmas não é definido de forma aleatória e dada a ausência de um instrumento exógeno adequado, optou-se por aproximar a influência de fatores não observados variantes no tempo incluindo *dummies* para diferentes interações de professor-semester e disciplina-semester.

O terceiro e último ensaio traz o problema do descasamento (*mismatch* e *overeducation*) entre a oferta de trabalhadores qualificados egressos da universidade e a demanda do mercado de trabalho. O objetivo aqui é investigar a relação entre a área de formação do trabalhador e a probabilidade de ele não ser alocado adequadamente para funções condiscentes com sua formação superior e o tempo que ele passa nesta situação. Para tanto, a estratégia empírica empregada consistiu em estimar um logit combinado com o método de pareamento via score de propensão para o status de trabalhador (corretamente alocado ou não) e análise de sobrevivência para o tempo de permanência.

Nos três ensaios foi utilizada uma base de dados fornecida pela STI/UFPB com dados acadêmicos e socioeconômicos dos alunos da UFPB entre 2001 e 2010. Esta base contém para cada aluno as disciplinas e suas notas finais em cada semestre, os professores com os quais cursou as disciplinas, sexo, raça, instrução dos pais, nota no vestibular, centro acadêmico, curso e outros.

2 GREVE DOS PROFESSORES UNIVERSITÁRIOS E DESEMPENHO ACADÊMICO DOS ALUNOS DA UFPB

2.1 INTRODUÇÃO

A associação de professores a sindicatos representa um instrumento de organização desta categoria que lhe confere maior poder de barganha para exigir a garantia de direitos trabalhistas ou a concessão de benefícios. Com isso, a sindicalização tem promovido uma forte mudança nos mecanismos de incentivo dos professores, o que por sua vez impacta a função de produção educacional (ver (EBERTS; STONE, 1987);(HOXBY, 1996); (LOVENHEIM, 2009)). Dentre as ações promovidas por estes grupos de pressão, as greves geram os impactos mais diretos e visíveis.

O debate em torno da ocorrência de greves no setor da educação apresenta um caráter controverso em muitos países. Alguns deles, como Alemanha, Espanha e Portugal, não permitem legalmente as greves e nos Estados Unidos somente 13 estados não possuem restrições legais ao direito de greve dos professores ((BELOT; WEBBINK, 2010)).

No Brasil, essa discussão não é diferente. A atual estrutura de sindicatos, regida pela Constituição Federal de 1988, permite a livre associação profissional ou sindical e assegura o direito de greve aos trabalhadores¹. As dificuldades enfrentadas pelos professores no país, sobretudo nas escolas públicas, como os baixos salários e a falta de condições de trabalho, reforçam ainda mais a revolta da categoria, o que dá margem à ocorrência dos movimentos grevistas como forma de chamar a atenção da sociedade e exercer pressão sobre as autoridades. Por outro lado, a paralisação dos professores pode gerar diversas consequências não negligenciáveis ao processo de aprendizagem dos estudantes e que se somam às deficiências já existentes do sistema educacional, como a falta de professores e a precária infraestrutura das escolas.

No ensino superior, essa questão ganha contornos ainda mais complexos. A educação superior, além do ensino em graduação, também está fundamentada em outros dois pilares que são a produção de conhecimento, através das atividades de pesquisa, e do oferecimento de serviços à sociedade por meio da extensão universitária. Dentro deste cenário, as universidades federais detêm o protagonismo nos três campos de atuação. Como as greves das instituições federais consistem em movimentos nacionais, embora a adesão de cada uma delas não se dê em sua totalidade e de forma simultânea, as atividades envolvidas nos

¹Com exceção dos militares (art. 142, §3º, IV da CF)

três pilares de atuação das universidades ficam comprometidas em todo país. Nos cursos de graduação, além dos impactos à formação dos universitários, as paralisações envolvem a reorganização dos calendários acadêmicos, o que inevitavelmente atrasa o andamento dos semestres e leva a conclusão tardia dos cursos.

Empiricamente, pouco se sabe a respeito dos reais impactos das greves sobre o desempenho escolar. As evidências existentes na literatura são poucas e oferecem resultados conflitantes. Alguns artigos não tratam propriamente das greves, mas investigam os efeitos de faltas ao trabalho dos professores, as quais produzem consequências práticas semelhantes sobre os alunos².

Do ponto de vista metodológico, algumas metodologias empregadas por estas pesquisas são questionáveis e estão sujeitas a muitas críticas ((BAKER, 2013)). A utilização de dados de corte, por exemplo, é uma delas. A utilização de uma base de dados longitudinal forneceria uma investigação empírica mais robusta, na medida em que possibilitaria acompanhar a variação do desempenho acadêmico entre os diferentes alunos e variações no tempo para um mesmo estudante, controlando ao menos as fontes de heterogeneidade não observada fixas no tempo.

Dada a envergadura e a importância do ensino público superior para o desenvolvimento científico do país e a abrangência das greves nas universidades federais, o objetivo central deste primeiro ensaio é investigar empiricamente o papel dessas paralisações no desempenho acadêmico dos estudantes na graduação. Com isso, pretende-se lançar luz a este aspecto das greves de professores pouco abordado em discussões dentro e fora das universidades. São oferecidas as seguintes contribuições: 1) a análise do papel das greves no contexto brasileiro e no ensino superior e 2) a utilização de dados em painel. No tocante ao primeiro ponto, destaca-se que os estudos econômicos com ênfase na educação universitária ainda são reduzidos em comparação com o número de análises empíricas realizadas para os ensinos fundamental e médio.

Os trabalhos empíricos existentes sobre greve de professores utilizam dados em *cross section*. Aqui, contamos com um painel desbalanceado com informações sobre os alunos de graduação da Universidade Federal da Paraíba (UFPB) ingressos entre o primeiro semestre de 2001 e o segundo semestre de 2010. Esse banco de dados é fornecido pela Superintendência de Tecnologia da Informação (STI) da UFPB³ e contém além do desempenho acadêmico dos alunos, medido pelas notas em cada disciplina do curso, uma série de informações sobre a sua vida acadêmica no tempo que passou na universidade, sobre os professores (titulação, carga horária) e variáveis presentes do questionário socioeconômico que cada estudante responde quando presta o vestibular, aplicado pela Comissão Permanente de Vestibular (COPERVE), a qual realizava o processo seletivo de ingresso

²Miller, Murnane e Willett (2008) e Clotfelter, Ladd e Vigdor (2007) são exemplos desta literatura. Wills et al. (2014) compara os efeitos das greves com faltas por motivo de doença ou morte de parentes.

³Os dados foram obtidos mediante solicitação formal junto ao STI

na UFPB no período. São exemplos destas variáveis o *background* familiar (instrução dos pais) e a rede de ensino onde cursou o ensino médio.

A consecução dos objetivos passa por uma estratégia empírica que compreende a estimação por um método de mínimos quadrados [*Ordinary Least Squares (OLS)*] para dados em painel que permite o controle por mais de uma fonte de heterogeneidade não observada. Esse método foi desenvolvido por Carneiro, Guimarães e Portugal (2008) e aperfeiçoado computacionalmente por Guimarães e Portugal (2009). São considerados três efeitos fixos: aluno, professor e disciplina, de modo que os resultados acadêmicos dos alunos resultam das suas características não observadas, bem como de características não observadas do professor e da disciplina.

Para testar a plausibilidade dos resultados, foram realizados dois testes de robustez. Procedeu-se a realização de um teste placebo com os semestres nos quais houve apenas indicativos de greves, sem a efetivação das paralisações. Caso as notas não apresentem alterações estatisticamente significativas durante esses períodos nos quais houve apenas a ameaça de greve, então é possível concluir que o efeito das greves sobre as notas é de fato significativo. Em seguida, aplicou-se o método de regressões quantílicas para dados em painel de Canay (2011) para observar se o efeito da greve muda em diferentes pontos da distribuição de notas.

O ensaio encontra-se dividido em mais cinco seções, além desta introdução. Na segunda seção são apresentadas algumas evidências empíricas existentes na literatura sobre greves na educação. Já a terceira seção contém o histórico de greves dos professores ocorridas na UFPB nos últimos anos. Na quarta seção tem-se uma análise descritiva dos dados, bem como a descrição do procedimento de OLS com mais de um efeito fixo. A quinta seção contém os resultados da estimação pela média condicional das notas dos estudantes, e nela mostramos os dois testes de robustez aos quais as estimativas foram submetidas, o teste placebo e a estimação por quantis. E finalmente, a sexta seção apresenta as considerações finais do estudo.

2.2 REVISÃO DE LITERATURA

As greves representam uma das formas de atuação dos sindicatos no setor de educação e essas organizações podem impactar o desempenho dos estudantes de formas distintas, a depender da real motivação dos professores ao demandarem a sindicalização. Segundo Hoxby (1996), a teoria sugere duas motivações principais. A primeira assume que os professores possuem a mesma função objetivo dos pais, que é a maximização do desempenho dos alunos. Porém, entendem que um número maior de insumos educacionais são necessários à função de produção educacional. A segunda admite que a função objetivo dos professores se resume a questões que afetam diretamente a categoria, como o reajuste de seus salários, e não o desempenho dos alunos. Na prevalência desta última, tem-se um

caso de *rent seeking* no setor, afetando negativamente a aprendizagem dos estudantes. Utilizando dados em painel com informações de escolas dos distritos dos Estados Unidos, Hoxby (1996) mostrou que o crescimento da sindicalização dos professores elevou a utilização dos insumos educacionais, com salários mais altos, porém reduziu a produtividade das escolas gerando um impacto negativo no desempenho dos estudantes.

Nessa mesma linha, Loveless e Diperna (2000), Ballou (2001) argumentam que os sindicatos ao agirem na forma de *rent seeking* terminam retardando reformas importantes ao sistema educacional. Já o artigo de (LOVENHEIM, 2009), empregando a técnica de diferenças em diferenças para dados de escolas nos estados de Indiana e Minnesota, nos Estados Unidos, mostra que a sindicalização não impactou o desempenho dos estudantes nem o salário dos professores, somente elevando a taxa de emprego dos docentes em 5%. Este resultado empírico é interessante ao mostrar que essas organizações tiveram impacto nulo sobre os estudantes, mas em especial sobre os salários dos professores, embora essa seja uma das principais motivações para a demanda da categoria pela sindicalização⁴.

Kingdon e Teal (2010) examinaram a relação entre a participação dos professores em sindicatos, os aumentos salariais e o desempenho dos alunos nas escolas da Índia. As evidências mostraram que a sindicalização dos professores aparentemente reduziu o nível de aprendizagem dos alunos e aumentou substancialmente os salários da categoria. Esse resultado corrobora a linha teórica segundo a qual a ação desses grupos age mais no sentido de aumentar o insumo salário da função de produção educacional em detrimento de resultados reais ao aprendizado dos estudantes. Mais recentemente, Lott e Kenny (2013) utilizam a contribuição sindical por professor e os gastos sindicais como medida do grau de influência dos sindicatos no setor e encontram que quanto maior a força dos sindicatos nas decisões de política pública, menor a proficiência dos alunos.

Com relação aos efeitos das greves especificamente, a literatura não oferece um resultado consensual. As primeiras investigações, surgidas nos anos 80, apontam para um efeito negativo das greves sobre as notas, como Caldwell e Moskalski (1981) e (CALDWELL; JEFFREYS, 1983). Nos artigos mais recentes, surgem tentativas de conferir maior robustez às estimativas, com a correção de problemas como o viés de variável omitida. Zwerling (2008) analisou as escolas do estado da Pensilvânia entre 2002 e 2003 e entre 2005 e 2006. A especificação estimada pelo autor inclui variáveis dependentes defasadas e a comparação dos resultados de cada escola entre dois anos, como forma de controlar para a omissão de variáveis. Os resultados mostram não haver relação entre o desempenho dos alunos nem com a ocorrência de greves, nem com o número de dias sem aulas.

Belot e Webbink (2010) se basearam no método de diferenças em diferenças para

⁴Um dos motivos comumente apontados pelos sindicatos para embasar suas ações é que maiores salários elevam a qualidade do ensino oferecido aos alunos, atraindo os melhores profissionais e motivando os professores a prepararem boas aulas. Entretanto, este argumento possui evidências empíricas limitadas. Ballou e Podgursky (1997) e Figlio (1997) identificam algumas evidências, porém não conseguem identificar a parcela do desempenho escolar explicada exclusivamente pelo aumento salarial dos professores.

mensurar o efeito das greves nas escolas da comunidade francesa da Bélgica. Os autores encontram evidências de que a ocorrência das paralisações das aulas reduziu o desempenho acadêmico dos estudantes, bem como aumentou a taxa de repetência escolar.

Johnson (2011) examinaram o efeito das greves dos professores em escolas primárias de Ontário, no Canadá. A estratégia empírica da pesquisa consistiu em comparar o desempenho dos alunos de escolas que sofreram paralisações com escolas semelhantes, porém que não tiveram as aulas interrompidas. As greves tiveram um impacto negativo e significativo no desempenho dos estudantes, atingindo mais fortemente as escolas com alunos de condição socioeconômica desvantajosa. Em seguida, utilizam um modelo de maior robustez que inclui efeitos fixos associados às escolas; as estimativas do impacto das greves, diferente da primeira abordagem, foram estatisticamente insignificantes.

Baker (2013) repete a abordagem utilizada por Johnson (2011), incluindo outro efeito fixo, associado aos alunos. Além disso, o autor trabalha com um *cross-section*, cujas unidades de observação possuem três dimensões: em nível de série, coorte de alunos e escola. O período de paralisação das aulas conseguiu reduzir a proficiência dos estudantes, com maior impacto sobre as notas de matemática.

A análise mais recente sobre a relação entre greve e desempenho escolar foi feita por Wills et al. (2014), com dados de escolas primárias da África do Sul. Assim como nas investigações empíricas citadas acima com as escolas de Ontário, utiliza-se uma base de dados em *cross-section* com a introdução de efeitos fixos (aluno, professor e escola) para eliminar fontes de endogeneidade. Embora os resultados da autora tenham mostrado um efeito negativo das greves sobre o desempenho dos alunos, o método empregado não é capaz de eliminar os efeitos da heterogeneidade não observada associada à decisão do docente de participar ou não da greve.

2.3 GREVES DOS PROFESSORES NA UFPB

As greves das instituições federais de ensino superior (IFES), diferente das greves em escolas ou universidades estaduais, ocorrem a nível nacional, sob a organização do Sindicato Nacional dos Docentes das Instituições de Ensino Superior (ANDES). A adesão ao movimento, todavia, não ocorre de forma simultânea e algumas universidades escolhem aderir ou não às greves.

Os cinco primeiros anos da década de 2000 foram marcados por sucessivos movimentos de greves dos professores nas instituições federais de ensino superior. Entre 1998 e 2005, houve greves em praticamente todos os anos, com um intervalo máximo de dois anos entre uma e outra ⁵. Em todas elas houve adesão por parte dos professores da UFPB, ocasionando a suspensão das aulas e alterações nos calendários acadêmicos da universidade;

⁵Essas informações estão disponíveis no site do ANDES, que fornece o histórico de todas as greves realizadas pela categoria desde o início dos movimentos em 1980, com o tempo de duração de cada movimento, as reivindicações e os resultados alcançados.

com isso, ainda no período de readequação do calendário, novas paralisações interromperam os semestres já atingidos por paralisações anteriores.

A tabela 1 mostra um panorama geral das greves ocorridas até 2015, com os semestres que foram atingidos, as datas de suspensão e retorno das aulas e a duração de cada paralisação. A greve ocorrida no primeiro semestre de 2001 interrompeu as aulas da UFPB por cerca de três meses e teve adesão nacional de 52 instituições de ensino. A greve do primeiro semestre de 2003 altera mais uma vez o cronograma das aulas, o qual ainda estava em processo de reorganização devido à paralisação de 2001. O atraso na reorganização do calendário persistiu até a greve do primeiro semestre de 2005, culminando com o ano de 2006 abrigando três períodos acadêmicos. Após um intervalo de cinco anos sem paralisações, entre 2007 e 2011, em 2012 os docentes voltaram a entrar em greve, entre maio e setembro daquele ano, com 120 dias sem aulas. Em 2015, ocorre outra paralisação, com duração de 132 dias, sendo esta a greve mais longa das universidades federais desde a primeira, ocorrida em 1980.

As pautas de exigências dos professores em todas as greves tocam sempre nas mesmas questões, quais sejam os reajustes salariais, reestruturações da carreira e melhorias nas condições de trabalho.

Tabela 2.1: Greves dos Professores na UFPB (2001 a 2015)

Semestre interrompido	Suspensão das aulas	Reinício das aulas	Duração
2001.1	22/08/2001	07/12/2001*	108 dias
2003.1	08/07/2003	04/09/2003*	59 dias
2005.1	28/09/2005	19/12/2005*	78 dias
2012.1	17/05/2012	17/09/2012	120 dias
2015.1	28/05/2015	13/10/2015	132 dias

Fonte: Elaboração própria com base nas informações do ANDES

*: Em virtude das paralisações passadas, os períodos 2001.1, 2003.1 e 2005.1 ocorreram no segundo semestre dos respectivos anos.

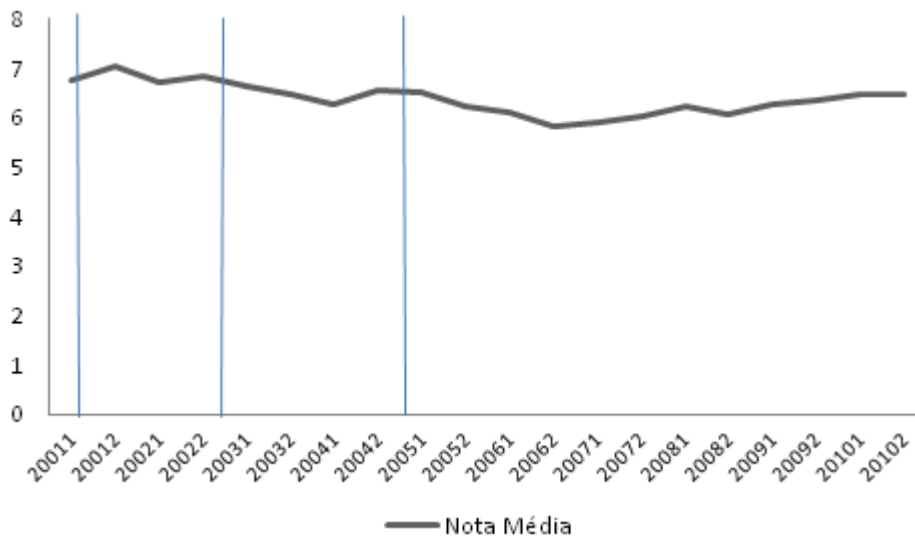
Em primeiro lugar, a consequência direta das greves dos professores é a interrupção das atividades de docência, com uma perda correspondente de dias de aprendizado das disciplinas por parte dos estudantes. Todavia, existem algumas razões as quais levam a crer que os efeitos das greves sobre os estudantes não se restringem apenas aos dias de aula perdidos. Diferentemente dos feriados, as greves não são incorporadas ao planejamento dos semestres, de modo que os estudantes precisam ser submetidos a uma revisão dos materiais das disciplinas para que retomem o ritmo de trabalho anterior à interrupção do período. Isso, aliado ao pouco tempo para finalizar as atividades do semestre, pode comprometer a assimilação dos conteúdos restantes das disciplinas, prejudicando, assim, o desempenho acadêmico dos estudantes nos semestres interrompidos pelas greves.

O gráfico da figura 1 mostra a evolução das médias de notas de toda a UFPB

nos semestres analisados pelo presente ensaio. As linhas verticais indicam os semestres interrompidos pelas greves durante o período de tempo analisado. Entre 2001.1 e 2007.1, período no qual houve um ciclo de greves sucessivas, é possível notar uma tendência de queda na média de notas dos alunos. Em 2001.2, semestre seguinte à greve de 2001.1, há uma leve elevação das notas, reduzindo novamente durante o período 2003.1, também atingido por uma greve. A redução nas notas persiste até 2007.1, a partir do qual se inicia um crescimento no desempenho médio da universidade, coincidindo com o período de quase cinco anos sem paralisações.

Este gráfico aponta para a existência de um grau de correlação entre o desempenho acadêmico medido pelas notas nas disciplinas e a ocorrência de greves. Uma investigação mais robusta dessa relação foi feita através dos procedimentos de estimação que serão explanados na próxima subseção.

Figura 2.1: Notas Médias da UFPB (2001.1 a 2010.2)



Fonte: Elaboração própria com base nos dados da STI/UFPB.

2.4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

A presente seção se dedica a apresentar a metodologia utilizada no presente ensaio. Primeiramente, procede-se a uma análise descritiva dos dados e em seguida são apresentados o método de estimação de OLS com mais de um efeito fixo e o modelo empírico a ser estimado.

2.4.1 ANÁLISE DESCRITIVA DOS DADOS

Os dados utilizados neste estudo foram obtidos junto a Superintendência de Tecnologia da Informação (STI) da UFPB. A STI fornece uma base de dados que contém informações acerca da vida acadêmica de todos os alunos durante a graduação: as no-

tas finais em cada disciplina cursada, o semestre no qual ingressou e no qual finalizou o curso, o número de reprovações, além de informações sobre os professores com os quais cursou as disciplinas, como a titulação e a carga horária de trabalho. Além de dados acadêmicos, o banco contém informações socioeconômicas coletadas através da aplicação de um questionário pela Comissão Permanente de Vestibular (COPERVE), responsável por organizar o processo seletivo de ingresso na UFPB até 2013. Os dados dizem respeito a características socioeconômicas dos alunos, como a renda familiar e a instrução dos pais (*background* familiar), nota no vestibular, rede de ensino na qual cursou o ensino médio e etc.).

O período de tempo da nossa análise abrange desde o primeiro semestre de 2001 até o segundo semestre de 2010. O painel é composto por um total de 131.231 observações, referentes a 5.827 alunos, 29.984 disciplinas e 2.432 professores. Boa parte dos alunos não respondeu o questionário socioeconômico ou o respondeu de forma incompleta, de forma que optou-se por manter na amostra apenas os alunos cujas informações acadêmicas e socioeconômicas estivessem na base de dados.

As estatísticas da tabela 2 trazem um retrato da composição dos alunos da amostra no tocante a algumas características socioeconômicas, como o gênero, a raça e a renda familiar, além da composição do corpo docente da universidade quanto à titulação. A nota média dos alunos foi de 6,2795, considerando todo o período de tempo da pesquisa. Dentre os discentes, os alunos não brancos têm uma presença média de 50% na UFPB. Os homens representam a maioria do corpo discente, constituindo quase 54% do total dos estudantes. Já os alunos vindos de escola pública possuem uma representação de cerca de 40%.

Com relação à escolaridade dos pais, os filhos de pais analfabetos têm uma representação significativa dentro da universidade, correspondendo a cerca de 23% do total de estudantes, superando o percentual de alunos cujos pais cursaram até o ensino fundamental. Ainda assim, a maior parte dos estudantes são filhos de pais com escolaridade a partir do ensino médio. Os pais de cerca de 30% possuem formação superior ou alguma pós-graduação, sugerindo que embora haja uma maior mobilidade intergeracional de educação, os alunos com melhor *background* familiar seguem com maior representação dentro da universidade pública. Pela ótica da renda familiar, os alunos inseridos na menor e na maior faixa de renda consistem em uma parcela mínima do total de alunos da, pouco mais de 4%. A maior presença pertence aos alunos nas faixas de renda familiar intermediárias.

Tabela 2.2: Estatísticas Descritivas - UFPB

Variáveis	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Nota na Disciplina	6,2795	3,3968	0	1
Raça	0,5052	0,4999	0	1
Sexo	0,5392	0,4984	0	1
Rede do Ensino Médio	0,4065	0,4911	0	1
Escolaridade do Pai				
Analfabeto	0,2347	0,4238	0	1
Ensino fundamental	0,1327	0,3393	0	1
Ensino médio	0,3268	0,4690	0	1
Ensino superior ou mais	0,3057	0,4607	0	1
Renda Familiar				
Menos de R\$ 622,00	0,0464	0,2103	0	1
R\$ 622,00 a R\$ 1.243,99	0,2433	0,4290	0	1
R\$ 1.244,00 a R\$ 1.865,99	0,2010	0,4007	0	1
R\$ 1.866,00 a R\$ 3.109,99	0,1788	0,3832	0	1
R\$ 3.110,00 a R\$ 6.219,99	0,1800	0,3842	0	1
R\$ 6.220,00 a R\$ 12.439,99	0,1008	0,3011	0	1
R\$ 12.440,00 ou mais	0,0494	0,2113	0	1
Titulação do professor				
Graduação	0,1278	0,2288	0	1
Especialização	0,0554	0,3338	0	1
Mestrado	0,3114	0,4631	0	1
Doutorado	0,5052	0,4999	0	1

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da STI/UFPB. Nota: categorias das variáveis - sexo (1=masculino; 0=feminino), raça (1= não brancos; 0=brancos), rede do ensino médio (1=escola pública; 0=escola privada).

Analisando os perfis dos alunos em alguns dos centros acadêmicos da UFPB, mostrado na tabela 3, é possível notar importantes diferenças. A primeira delas é quanto ao desempenho acadêmico médio dos alunos. O Centro de Ciências Exatas e da Natureza (CCEN), o qual reúne cursos como Estatística, Física, e Matemática, possui a menor nota média nas disciplinas. Já o Centro de Educação (CE) e o Centro de Ciências da Saúde (CCS) exibem os melhores rendimentos acadêmicos médios, seguido do Centro de Ciências Humanas, Letras e Artes (CCHLA) e do Centro de Ciências Sociais Aplicadas (CCSA).

A porcentagem de alunos não brancos em cada centro não se distancia muito do percentual médio da universidade como um todo. As maiores presenças desses grupos foram encontradas no CCHLA e no CE, com 51% e 52%, respectivamente. Já os menores percentuais de representação dos não brancos foram encontrados no CT e no CCS, ambos por volta de 39%.

Com relação ao gênero, a maior presença masculina se deu nos centros com cursos

mais identificados com a área de cálculo, como o CCEN, o CCSA e o CT. As mulheres têm maior participação no CCHLA, no CE e no CCS, centros das áreas de humanidades, educação e saúde.

Tabela 2.3: Estatísticas Descritivas por Centro Acadêmico

Variáveis	Centros Acadêmicos					
	CCEN	CCHLA	CE	CCSA	CT	CCS
Nota das Disciplinas	4,9015	6,6008	7,4241	5,9562	5,3326	7,4394
Raça	0,4967	0,5158	0,5280	0,4893	0,3982	0,3992
Sexo	0,6890	0,3977	0,2140	0,6247	0,6637	0,3931
Rede do Ensino Médio	0,5991	0,4629	0,7392	0,4695	0,3331	0,2441
	Escolaridade do Pai					
Analfabeto	0,3222	0,2282	0,4579	0,2416	0,1746	0,1895
Ensino fundamental	0,1477	0,1616	0,1745	0,1510	0,1309	0,0858
Ensino médio	0,3072	0,3219	0,2750	0,3600	0,3162	0,3501
Ensino superior ou mais	0,2228	0,2883	0,0925	0,2473	0,3783	0,3745
	Renda Familiar					
Menos de R\$ 622,00	0,0990	0,0636	0,0964	0,0378	0,0259	0,0240
R\$ 622,00 a R\$ 1.243,99	0,3308	0,2532	0,5201	0,2415	0,1863	0,2009
R\$ 1.244,00 a R\$ 1.865,99	0,2262	0,2251	0,2193	0,2181	0,1873	0,1692
R\$ 1.866,00 a R\$ 3.109,99	0,1434	0,1875	0,1032	0,1753	0,1874	0,2434
R\$ 3.110,00 a R\$ 6.219,99	0,1317	0,1547	0,0486	0,1829	0,1960	0,2013
R\$ 6.220,00 a R\$ 12.439,99	0,0524	0,0969	0,0124	0,0894	0,1412	0,1280
R\$ 12.440,00 ou mais	0,0165	0,0173	0,0030	0,0549	0,0731	0,0308
	Titulação do Professor					
Graduação	0,1004	0,0976	0,0708	0,1806	0,1099	0,0969
Especialização	0,0224	0,0323	0,0319	0,0685	0,0319	0,1133
Mestrado	0,2863	0,2408	0,3823	0,3856	0,2683	0,3435
Doutorado	0,5909	0,6293	0,5150	0,3654	0,5899	0,4464

Fonte: Elaboração própria com base nos dados da STI/UFPB. Nota: categorias das variáveis - sexo (1=masculino; 0=feminino), raça (1= não brancos; 0=brancos), rede do ensino médio (1=escola pública; 0=escola privada).

Os filhos de pais analfabetos representam a maioria dos estudantes do CCHLA, enquanto que os estudantes filhos de pais com nível superior representam pouco mais de 9% do total de discentes. A menor presença do grupo de filhos com pais analfabetos é registrada no CT e no CCS. Quantos aos demais níveis de escolaridade dos pais, a distribuição entre as categorias em cada centro segue um padrão em grande parte análogo ao identificado para toda UFPB: uma presença significativa dos alunos com baixo *background*, embora os alunos com pais de maior escolaridade ainda representem a maioria. Situação semelhante é encontrada na composição dos alunos quanto à renda familiar. Tal qual para toda a amostra da UFPB, em cada centro a participação dos alunos pertencentes a menor e a maior faixa de renda têm os menores percentuais de representação entre os

estudantes. A composição das faixas de renda intermediárias é relativamente homogênea nos centros. Grande parte do CE é composta por alunos com renda familiar abaixo de R\$ 3.109,99, enquanto que o CT e o CCS possuem maior participação dos docentes com renda familiar mais alta.

Em relação à titulação, em todos os centros a maior parte do corpo docente é composta por professores com pós-graduação. O CCEN, o CCHLA e o CT são os centros com maior percentual de doutores no quadro de professores, enquanto que nos demais centros tem-se uma presença significativa de mestres.

Tabela 2.4: Nota Média por Variável Socioeconômica

Variáveis	Nota Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Sexo				
Feminino	6,9275	0,01252	6,9029	6,9520
Masculino	5,7260	0,01330	5,6998	5,7522
Raça				
Branços	6,3343	0,0132	6,3084	6,3602
Não Brancos	6,2260	0,0132	6,1999	6,252
Escolaridade do Pai				
Analfabeto	6,1423	0,0197	6,1036	6,1811
Ensino fundamental	6,1294	0,0260	6,0784	6,1805
Ensino médio	6,2217	0,0164	6,1895	6,2539
Ensino superior ou mais	6,5119	0,0164	6,4796	6,5443
Renda Familiar				
Menos de R\$ 622,00	6,1041	0,0442	6,0173	6,1910
R\$ 622,00 a R\$ 1.243,99	6,1110	0,0193	6,0730	6,1490
R\$ 1.244,00 a R\$ 1.865,99	6,1768	0,0210	6,1355	6,2180
R\$ 1.866,00 a R\$ 3.109,99	6,2779	0,0221	6,2345	6,3213
R\$ 3.110,00 a R\$ 6.219,99	6,3635	0,0220	6,3203	6,4066
R\$ 6.220,00 a R\$ 12.439,99	6,7990	0,0273	6,7454	6,8526
R\$ 12.440,00 ou mais	6,4102	0,0423	6,3272	6,4933

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da STI/UFPB.

A tabela 4 contém as notas médias nas disciplinas para cada categoria das variáveis socioeconômicas presentes no questionário da COPERVE. Ao mesmo tempo em que os homens representam a maioria dos alunos da UFPB, as mulheres possuem um rendimento acadêmico médio superior, com uma nota média de 6,9275, enquanto que os alunos do sexo masculino possuem uma nota média de 5,7260. Com relação às categorias de raça, os alunos brancos apresentaram rendimento acadêmico médio superior aos alunos não brancos, embora a diferença entre os dois grupos seja de 0,1083.

A análise das diferenças nas médias de alunos quanto ao nível de instrução dos pais e à renda familiar fornece algumas evidências do papel do background familiar no desempenho dos estudantes. Nas duas variáveis os estudantes com maior renda e filhos de

pais com maior nível de escolaridade apresentaram um desempenho médio acima daqueles com menor origem econômica, isto é, localizados nas faixas de renda mais baixas e cujos pais possuem menores níveis de escolaridade. Apesar de os filhos de pais analfabetos terem uma média superior aos filhos de pais com ensino fundamental, a partir dessa última categoria o rendimento acadêmico dos estudantes cresce com a formação dos pais. Apesar de a última faixa de renda ter obtido menor nota média em relação à penúltima faixa, a correlação positiva entre desempenho e origem socioeconômica ainda se mantém.

2.4.2 ESTIMAÇÃO

Uma das maiores vantagens da utilização de dados em painel frente aos *cross-sections* de indivíduos é que estudos longitudinais permitem a distinção entre o grau de variação na variável resposta para um indivíduo ao longo do tempo e a variação entre diferentes indivíduos⁶, permitindo o controle da heterogeneidade individual. Considere, por exemplo, o seguinte modelo de regressão com dados em painel:

$$(2.1) \quad y_{it} = \alpha + X'_{it} + u_{it}, \quad i = 1, \dots, N, \quad t = 1, \dots, T$$

Onde i denota os indivíduos e t o tempo. O distúrbio u_{it} possui dois componentes:

$$(2.2) \quad u_{it} = \lambda_i + v_{it}$$

O termo λ_i denota o efeito individual não observado, que é tratado como mais um parâmetro a ser estimado. A variabilidade inter-grupo é retratada no modelo através da introdução de um conjunto de variáveis *dummies* para cada indivíduo, cujo coeficiente será o próprio efeito fixo λ_i . Na prática, no caso da existência de um único efeito fixo, alguns métodos dispensam a adição dessas *dummies* no conjunto de regressores, como a estimação nos desvios das médias das variáveis e a estimação em primeira diferença⁷. Essas abordagens são particularmente interessantes para painéis com um grande número de indivíduos, pois evitam a inclusão de um número demasiado de variáveis *dummies*.

No presente ensaio, o controle simultâneo dos efeitos não observados do aluno, do professor e da disciplina requer a introdução de três efeitos fixos no modelo de regressão. Carneiro, Guimarães e Portugal (2008) propuseram um método, o qual foi empregado na estimação de um modelo de regressão com mais de 26 variáveis, um conjunto de dados de 26 milhões de observações e dois efeitos fixos, trabalhador e firma. A sua implementação, entretanto, se mostrou altamente custosa computacionalmente, em razão

⁶Ver Diggle et al. (2002).

⁷Ver Angrist e Pischke (2008) e Wooldridge (2010).

do alto consumo de memória. Então, Guimarães e Portugal (2009), com base nesse mesmo método, propõem um procedimento iterativo mais simples, que estima tanto os coeficientes da regressão quanto os próprios efeitos fixos.

Considere o modelo de regressão linear clássico:

$$(2.3) \quad y_i = \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \epsilon_i$$

Na forma matricial, tem-se:

$$(2.4) \quad Y = X\beta + \epsilon$$

As condições de primeira ordem da minimização da soma dos quadrados dos resíduos formam o sistema de equações abaixo:

$$\begin{cases} \frac{\partial SS}{\partial \beta_1} = \sum_i x_{1i}(y_i - \beta_1 x_{1i} - \beta_2 x_{2i} - \dots - \beta_k x_{ki}) = 0 \\ \frac{\partial SS}{\partial \beta_2} = \sum_i x_{2i}(y_i - \beta_1 x_{1i} - \beta_2 x_{2i} - \dots - \beta_k x_{ki}) = 0 \\ \frac{\partial SS}{\partial \beta_k} = \sum_i x_{ki}(y_i - \beta_1 x_{1i} - \beta_2 x_{2i} - \dots - \beta_k x_{ki}) = 0 \end{cases}$$

A solução do sistema é o estimador de mínimos quadrados ordinários, dado pela fórmula matricial conhecida $\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'Y$. Guimarães e Portugal (2009) mostram que essa fórmula é uma das muitas alternativas de solução do sistema. É possível encontrar $\hat{\beta}$ utilizando um algoritmo iterativo particionado, exemplificado abaixo:

- Definindo $\beta_1^{(0)}, \beta_2^{(0)}, \dots, \beta_k^{(0)}$
- Resolva para $\beta_1^{(1)}$ como solução para $\frac{\partial SS}{\partial \beta_1} = \sum_i x_{1i}(y_i - \beta_1 x_{1i} - \beta_2^{(0)} x_{2i} - \dots - \beta_k^{(0)} x_{ki}) = 0$
- Resolva para $\beta_2^{(1)}$ como solução para $\frac{\partial SS}{\partial \beta_2} = \sum_i x_{2i}(y_i - \beta_1^{(1)} x_{1i} - \beta_2 x_{2i} - \dots - \beta_k^{(0)} x_{ki}) = 0$
- ...
- Repita até a convergência

Esse algoritmo é conhecido como algoritmo "zig-zag" e, de acordo com Smyth (1996), produz iterações nas quais os coeficientes estão correlacionados entre si. A vantagem desse procedimento é que ele não requer o cálculo da inversa da matriz $X'X$. Considere agora o seguinte modelo de regressão linear na sua forma matricial com a introdução de três efeitos fixos:

$$(2.5) \quad Y = Z\beta + D_1\lambda + D_2\theta + D_3\delta + \epsilon$$

Em que Z é uma matriz de variáveis explicativas e D_1, D_2 e D_3 são matrizes com alta dimensão que comportam as *dummies* dos efeitos fixos. Assim, têm-se as equações matriciais

$$\begin{bmatrix} \beta = (Z'Z)^{-1}Z'(Y - D_1\lambda - D_2\theta - D_3\delta) \\ \lambda = (D_1'D_1)^{-1}D_1'(Y - Z\beta - D_2\theta - D_3\delta) \\ \theta = (D_2'D_2)^{-1}D_2'(Y - Z\beta - D_1\lambda - D_3\delta) \\ \delta = (D_3'D_3)^{-1}D_3'(Y - Z\beta - D_1\lambda - D_2\theta) \end{bmatrix}$$

as quais sugerem uma solução iterativa na qual a estimação de cada parâmetro do modelo depende dos demais. O ponto chave do procedimento de Guimarães e Portugal (2009) é que a dimensão das matrizes de variáveis *dummy* não mais representa uma preocupação. Os termos $(D'D)^{-1}$ são matrizes genéricas que consistem em uma transformação dos dados com as médias intragrupos. Além disso, $D_1\lambda, D_2\theta$ e $D_3\delta$ entram nas equações como vetores coluna contendo todos os elementos de λ, θ e δ . O estimador usual de MQO considerando os efeitos fixos é fruto de uma regressão linear simples da variável dependente Y transformada (livre dos efeitos fixos) sobre o conjunto de variáveis exógenas Z . Aqui, em vez de transformar Y , ela é mantida como variável dependente em sua integridade e $D_1\lambda, D_2\theta$ e $D_3\delta$ entram na regressão como covariadas adicionais. Os coeficientes de $D_1\lambda, D_2\theta$ e $D_3\delta$ serão iguais a um e cada vetor por sua vez será formado pelos coeficientes estimados das variáveis dummies se estas fossem incluídas no modelo.

2.4.3 MODELO EMPÍRICO

O modelo empírico utilizado segue uma especificação semelhante à empregada nos trabalhos de (BAKER, 2013) e (WILLS et al., 2014), porém com a inclusão de três efeitos fixos: o aluno, o professor e a disciplina cursada:

$$(2.6) \quad y_{ijst} = \alpha_1 D + \gamma_1 T_t + \gamma_2 T_t^2 + \beta X_i + \lambda_i + \theta_j + \delta_s + \epsilon_{ijst}$$

Onde y_{ijst} é a nota do aluno i , na disciplina s , lecionada pelo professor j no semestre t , D é uma variável dicotômica com valor 1 para os semestres nos quais houve greves, T_t representa a quantidade de dias que os alunos ficaram sem aula e T_t^2 o quadrado do número de dias sem aula, X_i variáveis de controle com as características socioeconômicas do aluno, λ_i um efeito fixo específico do aluno, θ_j um efeito fixo específico do professor e δ_s um efeito fixo específico da disciplina.

O coeficiente da *dummy* dos semestres interrompidos pelas greves mostra como as notas se comportaram nesses períodos em específico. Para conferir maior precisão às estimativas, foi introduzida uma variável que mede os dias de duração dessas paralisações. Além disso, é possível que haja uma relação não linear entre as notas e o tempo de duração, mostrando que greves mais longas podem afetar o rendimento dos alunos de maneira distinta das greves nas quais houve uma interrupção mais breve dos semestres. Desse modo, foi incluído o quadrado dos dias de paralisação, como forma de captar uma possível concavidade na relação entre esta variável e o resultado acadêmico.

2.5 RESULTADOS

Esta seção apresenta os resultados estimados do modelo especificado na equação 2.6, considerando os três efeitos fixos. A tabela 5 reporta os coeficientes da *dummy* de greve e das variáveis duração e duração ao quadrado, para toda a amostra de alunos da UFPB. Na primeira coluna foram incluídas as estimativas pelo método de mínimos quadrados sem a inclusão de efeitos fixos, com o intuito de mostrar o viés ao qual está sujeita a estimação que não leva em conta o controle das heterogeneidades não observadas.

Com a inclusão dos três efeitos fixos, a ocorrência das greves teve influência negativa e significativa no rendimento dos alunos nos semestres interrompidos, com uma redução de -1,34 pontos nas notas em relação aos semestres sem paralisações. O coeficiente do tempo de duração das greves é positivo, porém o sinal negativo do quadrado da duração mostra que a relação entre as variáveis apresenta uma concavidade; em outras palavras, a partir de certo tempo de duração das greves, o desempenho acadêmico dos alunos começa a diminuir.

No modelo que contém as variáveis de controle, o coeficiente da *dummy* de greve não foi estatisticamente significativo, embora haja uma relação significativa entre os dias sem aula e as notas nas disciplinas. Tal qual no segundo modelo, quanto mais longa a greve, maior a redução das notas no semestre.

Tabela 2.5: Resultados OLS

Variáveis	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Greve	2,1615** (0,9725)	-1,3412* (0,7183)	-0,7396 (0,8281)
Duração (dias)	-0,0449* (0,0251)	0,0530*** (0,0185)	0,0376* (0,0214)
Duração2	0,0002* (0,0001)	-0,0003*** (0,0001)	-0,0002*** (0,0001)
Efeitos Fixos	não	não	sim
Controles	não	não	sim
R^2	0,0697	0,6366	0,6439
N.obs.	131,231	131,231	131,231

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

Nota: Erro-padrão entre parênteses. As variáveis de controle utilizadas foram: nota no vestibular, sexo, raça e escolaridade dos pais.

***p-valor < 0,01. ** p-valor < 0,05. * p-valor < 0,10

Na tabela 6, o efeito das greves é estimado para alguns dos centros acadêmicos da UFPB, a fim de identificar se as greves afetam de forma distinta o desempenho acadêmico dos discentes de diferentes áreas de estudo. Os centros analisados foram o Centro de Ciências Exatas e da Natureza (CCEN), o Centro de Ciências Humanas, Letras e Artes (CCHLA), o Centro de Educação (CE), o Centro de Ciências Sociais Aplicadas (CCSA), o qual inclui o curso de Economia, o Centro de Tecnologia (CT), com os cursos de Engenharia, e o Centro de Ciências da Saúde (CCS)⁸.

⁸Os alunos do Centro de Ciências Médicas (CCM) e do CCS foram incluídos no mesmo grupo.

Tabela 2.6: Resultados OLS (FE) por Centro Acadêmico

Variáveis	OLS(FE)					
	CCEN	CCHLA	CE	CCSA	CT	CCS
Greve	-5.6368*** (1.9603)	7.5689*** (2.0708)	-1.5900 (2.8312)	-4.9686*** (1.9118)	-0.5282 (1.9806)	-2.9511** (1.3269)
Duração (dias)	0.1588*** (0.0502)	-0.1882*** (0.0532)	0.0414 (0.0711)	0.1603*** (0.0504)	0.0368 (0.0516)	0.0956*** (1.3269)
Duração2	-0.001*** (0.0003)	0.0011*** (0.0003)	-0.0002 (0.0004)	-0.0011*** (0.0003)	-0.0002 (0.0003)	-0.0006*** (0.0002)
Controles	sim	sim	sim	sim	sim	sim
R^2	0.6327	0.6153	0.5922	0.5978	0.6152	0.6128
N.Obs.	20,278	17,216	7,444	22,200	23,239	23,109

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

Nota: Erro-padrão entre parênteses. As variáveis de controle utilizadas foram: nota no vestibular, sexo, raça e escolaridade dos pais.

***p-valor < 0,01. ** p-valor < 0,05. * p-valor < 0,10

Embora algumas estimativas não sejam estatisticamente significantes, em quase todos os centros os alunos apresentam uma redução média de notas significativa nos semestres interrompidos por greves. Os centros mais negativamente atingidos foram o CCEN e o CCSA, cujos coeficientes estimados da *dummy* de greves foram -5,6368 e -4,9686, respectivamente. Conforme o mostrado nas estatísticas descritivas, esses dois centros apresentam baixas médias de notas dentro da amostra. Desse modo, é provável que os alunos pertencentes a estes centros por já apresentarem um baixo desempenho, sofram mais com a interrupção do calendário acadêmico.

A mesma hipótese pode ser aplicada ao caso do CCS. Este centro possui a maior nota média dentre os centros analisados na amostra, ao mesmo tempo em que apresentou o menor coeficiente associado à *dummy* de greves.

2.5.1 ANÁLISE DE ROBUSTEZ

TESTE PLACEBO

Este teste consiste em fazer um placebo colocando uma *dummy* indicando os semestres nos quais houve apenas indicativos de greve no lugar da *dummy* para os semestres nos quais houve de fato interrupção das aulas. Devemos testar se há uma tendência preexistente de queda nas notas além da verificada nos semestres com greve:

$$(2.7) \quad y_{ijst} = \alpha_1 placebo + \beta X_i \lambda_i + \theta_j + \delta_s + \epsilon_{ijst}$$

Grosso modo, o teste corresponde a obter resultados de "falsas greves" nas notas da

universidade e assim como na regressão original com a *dummy* de greves, aqui também são introduzidos os controles pelos três efeitos fixos. Caso o placebo gere uma alteração estatisticamente significativa nas notas, não há evidências de efeitos das greves sobre o desempenho acadêmico.

O indicativo de greve é deflagrado pelos professores para estabelecer uma previsão de início das greves. Por se tratar de uma previsão, esta data pode ser alterada conforme a conjuntura do momento e o andamento das negociações dos sindicatos, e em alguns casos os trabalhadores podem decidir pela não deflagração da greve. No período de tempo aqui analisado temos a ocorrência de indicativos de greve sem a efetivação das paralisações em dois semestres: 2004.1 e 2007.2.

Tabela 2.7: Teste Placebo

Variável de interesse	OLS	Erro Padrão
Placebo	0,0589**	0,0294
Controles	sim	
R^2	0,6361	
N.Obs.	131.231	

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

Nota: As variáveis de controle utilizadas foram: nota no vestibular, sexo, raça e escolaridade dos pais.

***p-valor < 0,01. ** p-valor < 0,05. * p-valor < 0,10

O resultado do teste reportado pela tabela 7 mostra que durante os períodos nos quais houve apenas os indicativos de greve as notas tiveram alterações estatisticamente significativas. A significância estatística desta estimativa atesta o resultado do modelo empírico que inclui as variáveis de controle, mostrando indícios que, em média, o efeito das greves sobre as notas não é significativo.

ESTIMATIVA POR QUANTIL

Recentemente, alguns trabalhos empíricos realizados no ensino superior têm mostrado que alguns determinantes do desempenho educacional vêm surtindo efeitos diferentes sobre diversos pontos da distribuição de rendimento acadêmico dos alunos, como em Harding e Lamarche (2014) sobre as políticas de redução de turma. Nesse sentido, as greves podem gerar diferentes respostas em alunos com diferentes níveis de desempenho.

Diante disso, procuramos verificar se os resultados se mantêm frente às mudanças na distribuição de notas das disciplinas utilizando o método de regressões quantílicas. Desse modo, diferente da estimação pela média condicional da variável dependente, este método permite visualizar como os efeitos das variáveis explanatórias se alteram em diferentes quantis.

A utilização de uma base de dados longitudinais demanda um método de regressões quantílicas específico para abordagens com dados em painel. Nesse sentido, o procedimento de estimação sugerido por Canay (2011) proporciona a junção desses dois arcabouços metodológicos. Os modelos de regressão quantílica permitem ao pesquisador levar em conta a heterogeneidade não observada e os efeitos heterogêneos das covariadas, enquanto que a disponibilidade de dados em painel permite potencialmente ao pesquisador a inclusão de efeitos fixos para controlar algumas covariadas não observadas ((CANAY, 2011)).

Considere inicialmente o seguinte modelo de regressão em painel com efeito fixo:

$$(2.8) \quad y_{it} = x'_{it}\beta + \alpha_i + \epsilon_{it}, \quad E(\epsilon_{it}|x_{it}, \alpha_i) = 0$$

onde $(y_{it}, x_{it}) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}^k$ são variáveis observáveis, $\theta(U_{it}) = \beta$ e $(U_{it}, \alpha_i) \in \mathbb{R} \times \mathbb{R}$ são fatores não observados, $U_{it}|x_{it}, \alpha_i \approx U[0, 1]$. Assume-se que a função $\tau \rightarrow x'\theta(\tau)$ é estritamente crescente em $\tau \in (0, 1)$ e que $\theta(\tau)$ representa o parâmetro de interesse. A principal restrição é que as heterogeneidades individuais, representadas pelos efeitos fixos α_i , afetam a variável resposta dos indivíduos da mesma forma em todos os quantis.

Sendo $E_T(\cdot) \equiv T^{-1} \sum_{t=1}^T (\cdot)$ e $E_{nT}(\cdot) \equiv (nT)^{-1} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^n (\cdot)$, Canay (2011) sugere um procedimento em dois estágios.

Passo 1: seja $\hat{\theta}_\mu$ um estimador \sqrt{nT} consistente de θ_μ . Os estimadores dos efeitos fixos têm a forma:

$$(2.9) \quad \hat{\alpha}_i \equiv E_T[y_{it} - x'_{it}\hat{\theta}_\mu]$$

Passo 2: fazendo a seguinte transformação na variável dependente $\hat{y}_{it} = y_{it} - \hat{\alpha}_i$, define-se o estimador de regressão quantílica $\hat{\theta}(\tau)$ como sendo

$$(2.10) \quad \hat{\theta}(\tau) = \operatorname{argmin}_{\theta \in (\cdot)} E_{nT}[\rho_r(\hat{y}_{it} - x'_{it}\theta_\mu)]$$

No primeiro passo, procede-se a uma estimação OLS com as variáveis explicada e explicativas originais. Os resíduos da regressão contêm todos os fatores não observáveis que afetam y_{it} para cada indivíduo, de modo que a sua média no tempo, dada por $E_T[y_{it} - x'_{it}\hat{\theta}_\mu]$, pode ser utilizada como uma *proxy* para os efeitos fixos. Por fim, o segundo estágio consiste na aplicação do estimador de regressões quantílicas substituindo a variável dependente pelo seu valor deduzido dos efeitos fixos.

Intuitivamente, o estimador em dois estágios de Canay (2011) funciona, dado que $\hat{Y}_{it} \rightsquigarrow Y_{it}^* \equiv Y_{it} - \alpha_i$, conforme $T \rightarrow \infty$, onde \rightsquigarrow denota convergência fraca. Isto porque $\hat{Y}_{it} \rightarrow Y_{it}^* + \hat{r}_i$, onde

$$(2.11) \quad \hat{r}_i \equiv (\alpha_i - \hat{\alpha}_i) = \mathbb{E}_T(X_{it})'(\hat{\theta}_\mu - \theta_\mu) - \mathbb{E}_T[Y_{it}^* - X_{it}\theta_\mu] \rightarrow_p 0, \quad \text{com } T \rightarrow \infty$$

Portanto, a variável aleatória \hat{Y}_{it} converge em probabilidade, com $T \rightarrow \infty$, para a variável Y_{it}^* , o que implica em convergência fraca, $\hat{Y}_{it} \rightsquigarrow Y_{it}^*$.

A figura 2 sintetiza os resultados da regressão quantílica. São plotadas no gráfico as estimativas do coeficiente da *dummy* de greves para cada quantil entre 0,05 e 0,95, bem como o intervalo de confiança de 95%, representado pela área cinza em volta da curva. Já a linha horizontal representa a estimativa de mínimos quadrados do efeito na média condicional das notas⁹.

Levando em conta o intervalo de confiança, é possível perceber que as reduções nas notas não apresentam grandes diferenças entre os quantis. Sob uma análise pontual, os alunos localizados nos menores quantis tiveram uma redução de nota maior do que o resultado médio apontado pelo resultado de mínimos quadrados. A partir do quantil 0,40, à medida que se avança na distribuição, a redução nas notas ocorre de forma mais branda, de modo que os alunos localizados nos quantis superiores são menos afetados pelas paralisações. Em outras palavras, as greves dos professores prejudicaram em maior grau os alunos da UFPB com baixo desempenho acadêmico.

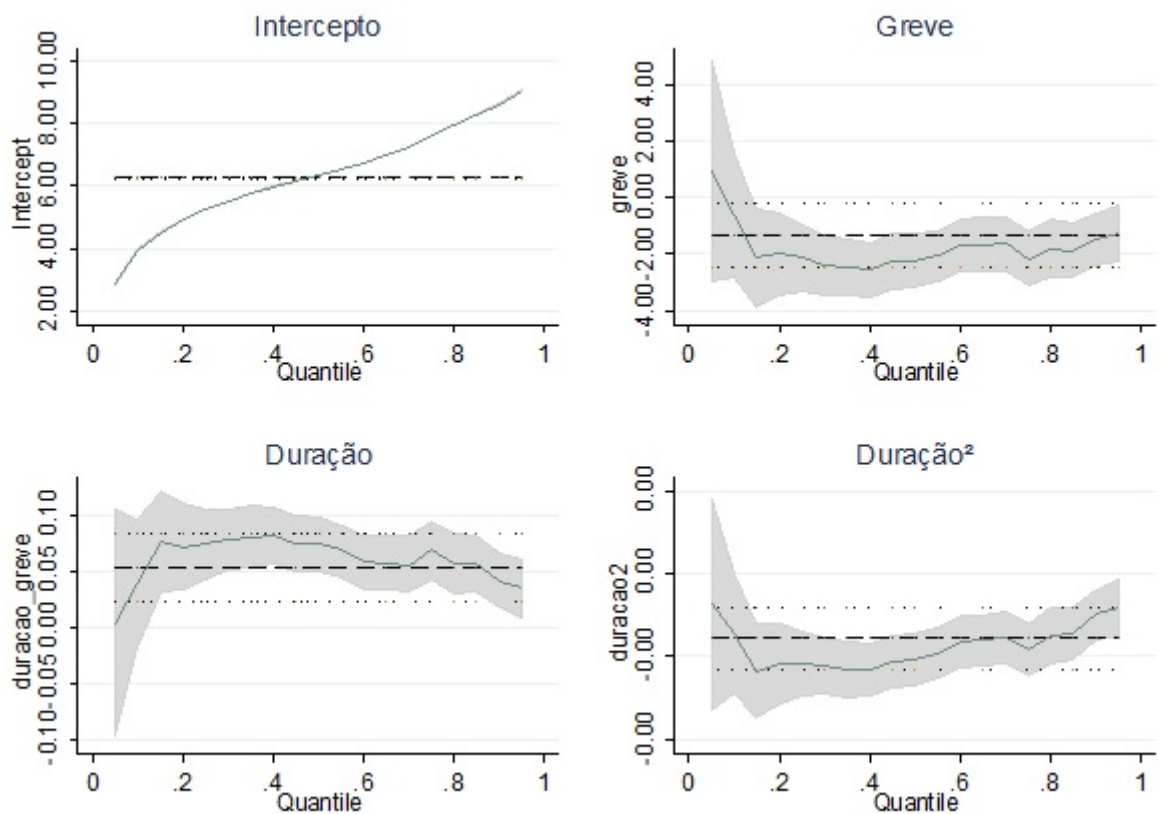
Os resultados para os coeficientes do tempo de duração e do seu quadrado seguem

⁹A tabela 18 dos anexo A mostra que os coeficientes foram significativos, com exceção do quantil 0,95

a mesma linha das estimativas de OLS: num primeiro momento há um crescimento das notas até um tempo de duração máximo, a partir do qual as notas começam a decrescer conforme as greves se alongam. Nos quantis mais baixos de nota, essa concavidade é muito mais intensa, de modo que o tempo máximo de duração de uma greve, o qual não geraria impactos negativos a essa parcela dos alunos, seria mais curto.

Em suma, as evidências para os quantis indicam que as greves conseguem reduzir um pouco mais o rendimento dos piores alunos. Esse resultado é interessante, pois reforça a hipótese levantada na seção anterior para explicar as diferenças entre os centros acadêmicos quanto ao comportamento das notas durante as greves. Conforme já mostrado, os centros com baixas médias de notas foram os que sofreram maior redução no desempenho acadêmico durante os semestres interrompidos pelas greves, e os centros com médias altas, por sua vez, foram menos atingidos pelas paralisações.

Figura 2.2: Regressão Quantílica - UFPB



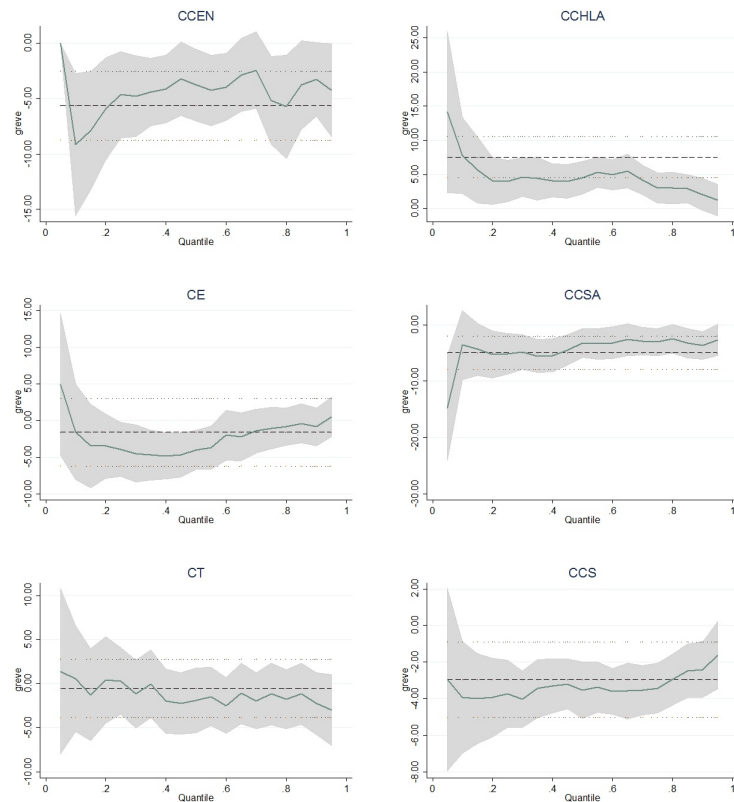
Fonte: Elaboração própria a partir das estimações.

Tal qual na estimação via OLS, calculou-se também os coeficientes da regressão quantílica da *dummy* de greves para cada centro acadêmico, a fim de investigar se as estimativas seguem o mesmo padrão de comportamento verificado para toda universidade.

Com exceção do CCHLA, em todos os centros as greves afetam negativamente o desempenho dos alunos para todos os quantis de nota, variando pontualmente o grau de heterogeneidade desse efeito ao longo da distribuição. O gráfico dos coeficientes estimados para os alunos do CCEN mostra que os menores quantis foram mais afetados pelas greves em comparação com os quantis superiores. Já no meio da distribuição de notas, é possível visualizar uma maior homogeneidade na magnitude dos coeficientes, embora o efeito se torne menos negativo de um quantil a outro. O mesmo pode ser verificado no gráfico com os coeficientes quantílicos pro Centro de Ciências da Saúde.

Em todos os quantis, O CCHLA apresentou um aumento das notas nos semestres com greves, tendo os alunos com pior desempenho acadêmico o maior aumento nas notas em comparação com os demais pontos da distribuição. Já no CE, as estimativas para alguns quantis não foram significativas, embora os alunos dos quantis superiores apresentem os menores coeficientes negativos da *dummy* de greves.

No CCSA e no CT há pouca diferenciação do efeito das greves entre os quantis, embora alguns resultados para este último não tenham sido estatisticamente significativos. No CCSA, até a mediana o efeito quantílico praticamente se iguala à estimativa de mínimos quadrados. O gráfico para o CT mostra que, ao contrário do padrão de comportamento encontrado nos demais centros e na universidade como um todo, os melhores alunos são aqueles cujas notas sofreram a maior queda durante o período de greve.

Figura 2.3: Coeficiente Quantílico da *Dummy* de Greve - Centros Acadêmicos

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

As greves dos professores universitários representam um dos grandes problemas do ensino público superior no Brasil, dada a abrangência das suas consequências negativas. Assim, este ensaio procurou fornecer evidências acerca do grau de influência desses eventos, particularmente sobre o desempenho acadêmico dos estudantes da Universidade Federal da Paraíba. A contribuição desta pesquisa reside no fato de que a literatura econômica sobre as greves na educação fornece poucas evidências empíricas e especialmente no âmbito do ensino superior, onde não foram encontradas pesquisas a respeito. Como metodologia, procedemos à estimação OLS de um modelo de painel com três efeitos fixos (aluno, professor e disciplina). Verificamos também se as greves afetam de forma diversa alunos com diferentes níveis de nota, através de regressões quantílicas.

Considerando o efeito médio das greves sobre as notas da universidade, verificou-se que durante as paralisações não houve redução no desempenho médio dos estudantes da UFPB. Resultado semelhante é encontrado em algumas evidências do ensino primário já discutidas anteriormente neste ensaio, como em Zwerling (2008). Embora a média mostre a ausência de relação entre greves e notas, quando estendemos a análise ao longo da distribuição de notas, verificamos que os quantis superiores, os quais contêm os alunos

com melhor desempenho, são menos atingidos pelas paralisações dos professores, enquanto que para os alunos com baixo desempenho os efeitos negativos das greves se mostraram maiores.

Em suma, as greves tendem a afetar de forma adversa os alunos que já apresentam pior rendimento acadêmico. Esses alunos, em sua maioria, integram os grupos de alunos com situação socioeconômica mais desvantajosa: não brancos, filhos de pais com baixa escolaridade e localizados nas menores faixas de renda familiar. Tal resultado revela um aspecto adverso das greves a esses grupos de alunos e que não vem recebendo maior atenção das discussões não acadêmicas sobre o tema.

3 TAMANHO DA TURMA E DESEMPENHO ACADÊMICO DOS UNIVERSITÁRIOS: EVIDÊNCIAS PARA A UFPB

3.1 INTRODUÇÃO

A investigação dos fatores determinantes do desempenho educacional dos estudantes tem norteado grande parte das pesquisas em economia da educação. Embora a literatura não seja muito recente, não existe consenso a respeito de quais são os principais insumos da função de produção educacional e muito menos sobre os seus reais efeitos. Entender o papel desses fatores sobre o desempenho educacional é importante, na medida em que pode auxiliar as ações de políticas públicas na área da educação.

Um exemplo de variável sem papel definido sobre os resultados escolares é o tamanho das turmas. O senso comum entre estudantes, pais, professores e gestores defende que turmas menores geram melhores resultados em termos de desempenho. Os canais pelos quais esse efeito se daria são diversos. Com menos alunos o professor teria maior capacidade de identificar as necessidades e os interesses de cada estudante e de responder as suas dúvidas diretamente. Em turmas maiores os alunos tenderiam a ser mais dispersos, além de gerar problemas de disciplina que tomam um tempo expressivo da aula.

No entanto, essa visão consensual não encontra respaldo na literatura empírica. Enquanto alguns estudos encontram um efeito positivo da política de redução das turmas no desempenho escolar, outros contrapõem esses resultados mostrando um impacto pequeno ou até mesmo inexistente. Outros destacam que mais alunos na sala pode melhorar o rendimento escolar. De acordo com Camargo (2012)), a inclusão de mais um aluno, sendo este diferente dos demais, pode gerar um efeito *spillover* de conhecimento, no qual os alunos com pior desempenho podem se beneficiar da exposição a bons alunos¹.

Esses resultados inconclusivos refletem em parte as dificuldades envolvidas na mensuração do efeito causal desta variável sobre os resultados educacionais. Uma delas é que o tamanho da turma não é diretamente observável, tendo de ser substituída por uma *proxy*. Além disso, existem razões para crer que o tamanho da turma não é definido de forma completamente exógena. Paola, Ponzio e Scoppa (2013) mostram que a equação de regressão do desempenho acadêmico contra a variável tamanho da turma possui fontes

¹Existem pesquisas que investigam o efeito da heterogeneidade na composição da turma sobre o desempenho escolar. Hidalgo-Hidalgo (2011) destaca que as diferenças quanto à idade e ao desempenho podem ser benéficas aos estudantes. Nesse sentido, turmas maiores podem representar ganhos em termos de diversidade.

potenciais de endogeneidade, como o problema de causalidade reversa e o viés de variável omitida.

Em geral, as escolas alocam as turmas de acordo com o desempenho dos alunos. Estudantes com fraco desempenho podem ser direcionados para classes menores pelos gestores da escola, com o objetivo de melhorar as notas. Nesse sentido, há uma causalidade simultânea entre o resultado escolar e o tamanho da classe, violando, assim, o pressuposto da ortogonalidade entre o termo de erro e a variável explicativa. Em outros casos, a alocação dos estudantes em classes de diferentes tamanhos não é exógena devido à decisão dos pais, em que aqueles mais preocupados com a educação dos seus filhos podem escolher matriculá-los em escolas com turmas menores ((PAOLA; PONZO; SCOPPA, 2013)). Tem-se, então, que fatores não observáveis, como a habilidade dos alunos e a preocupação dos pais, estão relacionados tanto ao rendimento do aluno quanto à formação das turmas.

Na educação superior o papel do tamanho da turma também não é bem definido e o número de evidências empíricas existentes na literatura ainda é reduzido em comparação com o número de pesquisas feitas para a educação primária e secundária. Embora o ensino universitário demande maior esforço e autonomia dos alunos, o entendimento geral entre a comunidade acadêmica é de que salas de aula lotadas atrapalham o rendimento acadêmico. Outra característica das turmas universitárias é que um mesmo professor pode ser responsável por várias turmas, ao passo que no ensino fundamental cada professor ensina uma mesma classe ao longo do período letivo.

Assim como no ensino fundamental, o tamanho da turma no ensino superior também consiste em uma variável potencialmente endógena, devido a existência de fatores omitidos correlacionados tanto com o desempenho acadêmico quanto à formação das turmas. Os departamentos responsáveis por cada curso ofertam as disciplinas e determinam a capacidade máxima de alunos por turma, a qual dependerá da adequação entre o espaço físico e o número de alunos e demais características dos cursos. Os estudantes, por sua vez, escolhem as que irão cursar no semestre, dentro das matérias obrigatórias e atendendo a quantidade mínima de disciplinas optativas exigidas pela universidade. De acordo com Bettinger et al. (2015), a escolha dos estudantes não ocorre de forma aleatória, sendo definida por características relacionadas ao seu próprio rendimento acadêmico. Por exemplo, bons professores atraem mais alunos e portanto lecionam para turmas maiores. Em resumo, características não observadas, como a qualidade dos professores e o grau de dificuldade das disciplinas, podem impactar simultaneamente o tamanho da turma e os *outcomes* educacionais.

Alguns estudos propõem estratégias para contornar os problemas de endogeneidade do tamanho da turma nas escolas, como a utilização de variáveis instrumentais ((ANGRIST; LAVY, 1999)) e métodos de pareamento ((CAMARGO, 2012)). No ensino superior, as pesquisas existentes trabalham com dados longitudinais, o que permite o controle de características não observadas fixas no tempo, como os efeitos fixos dos alunos, dos professores

e das disciplinas lecionadas ((MONKS; SCHMIDT, 2011); (HARDING; LAMARCHE, 2014)) . No entanto, se o viés surge da existência de não observáveis variantes no tempo, somente o controle pelos efeitos fixos não é suficiente para fornecer estimativas robustas do efeito do tamanho da turma. Uma solução seria encontrar uma variável instrumental que seja relacionada com o tamanho da turma, porém independente do desempenho acadêmico, o que não é uma tarefa trivial.

Outros trabalhos utilizam regras exógenas de formação de turmas como instrumentos, nos moldes da estratégia adotada por Angrist e Lavy (1999), para prever o tamanho das turmas. Nas universidades públicas brasileiras, não há uma regra exógena de formação de turmas definida; segundo o Ministério da Educação, a quantidade máxima de alunos por turma deverá ser condizente com a capacidade física das salas de aula. Assim, a abordagem de mensuração de Angrist e Lavy (1999) se torna inviável para o caso da UFPB.

Dito isso, o objetivo do presente ensaio consiste em investigar a relação entre o tamanho da turma e o rendimento acadêmico dos universitários, contornando a influência de fatores omitidos relacionados simultaneamente ao tamanho das turmas e ao desempenho acadêmico. A definição mais precisa do papel desta variável pode auxiliar as políticas públicas de educação a promover maiores ganhos à formação educacional dos estudantes. Sendo a educação considerada um bem meritório, esforços no sentido de melhorar os níveis de aprendizagem podem gerar benefícios em termos de desenvolvimento econômico num horizonte de longo prazo². No contexto da educação universitária, a necessidade de investigações mais aprofundadas se torna evidente, uma vez que a quantidade de alunos por turma tende a ser maior que nos demais níveis do sistema educacional ((BANDIERA; LARCINESE; RASUL, 2010)). Além disso, a alocação dos alunos entre as turmas representa custos às universidades (estrutura física, quantidade de professores) e saber a dimensão da influência do tamanho das turmas pode ajudar essas instituições a administrar de forma mais eficiente seus recursos.

Para a consecução do objetivo, neste ensaio também estimou-se um modelo de dados em painel com efeitos fixos relacionados (aluno, disciplina, professor). A inclusão de efeitos fixos visa controlar os fatores omitidos fixos no tempo que potencialmente afetam tanto o seu desempenho acadêmico quanto o tamanho da classe.

Dada a ausência de instrumentos adequados para o tamanho da turma, a estratégia aqui adotada para controlar a parcela dos fatores omitidos que são variantes no tempo consiste na inclusão de *dummies* para interações entre professor e semestre e para interações entre disciplina e semestre. A utilização da dimensão de tempo fornece a variação de características não observadas dos professores e das disciplinas entre os semestres cursados,

²Bem meritório ou bem de mérito consiste em um bem (ou serviço) fornecido em benefício à sociedade. Seus ganhos não se restringem à população diretamente atendida, gerando externalidades positivas à sociedade e ao país. Saúde e educação são exemplos de bens meritórios

proporcionando uma aproximação das não-observáveis *time-varying*. Tal abordagem já foi empregada em modelos empíricos no contexto de comércio internacional (ver (BALTAGI; EGGER; PFAFFERMAYR, 2014))

A estimação do modelo é feita via *Ordinary Least Squares (OLS)* para dados em painel com mais de duas dimensões. Esse método foi desenvolvido por Carneiro, Guimarães e Portugal (2008) e aperfeiçoado computacionalmente por Guimarães e Portugal (2009). Além disso, utilizou-se também a estimação via regressões quantílicas, afim de verificar se o tamanho da classe possui efeitos diferenciados entre os quantis de desempenho acadêmico. Dado o grande número de *dummies*, foi utilizada a abordagem de painel quantílico de Koenker (2004).

Utilizou-se também o banco de dados fornecido pela Superintendência de Tecnologia da Informação (STI) da UFPB, o qual contém as médias finais dos alunos em cada disciplina que cursou durante os semestres, os professores com os quais cursou as disciplinas, número de matriculados na turma, entre outras informações sobre a vida acadêmica dos alunos. O banco de dados também abrange variáveis socioeconômicas dos alunos obtidas junto a Comissão Permanente de Vestibular (COPERVE), como a nota no vestibular, *background* familiar (instrução dos pais), sexo, raça e etc. Foram colhidas informações sobre os estudantes de graduação, entre os anos de 2001 e 2010.

O ensaio possui mais cinco seções, além desta introdução. Na seção seguinte é feita uma breve revisão da literatura sobre o efeito do tamanho da turma. Já a terceira seção destina-se a explanar os procedimentos metodológicos. A quarta seção faz uma descrição dos dados utilizados. Na quinta seção são mostrados os resultados obtidos. E por fim a sexta seção traz as conclusões gerais do estudo.

3.2 REVISÃO DE LITERATURA

A literatura de educação há muito tem se interessado em investigar o real impacto do tamanho da turma sobre o aprendizado dos alunos, tendo em vista que esta variável sempre esteve no conjunto de insumos educacionais alvos de discussões e políticas sobre educação. Um dos estudos mais importantes foi desenvolvido pelo projeto STAR, um experimento conduzido pelo estado do Tennessee, nos Estados Unidos, entre os anos de 1985 e 1989. Nesta pesquisa, 11.600 estudantes e seus professores foram alocados aleatoriamente entre turmas pequenas, com 13 até 17 estudantes, e turmas grandes, com 21 até 25 estudantes, o que permitiu mensurar o efeito do tamanho da turma através de uma comparação de médias. Os resultados indicaram que as crianças selecionadas para as classes menores obtiveram melhor desempenho que as selecionadas para classes maiores.

Em tese, os métodos experimentais de avaliação conseguem contornar os problemas de seleção. Porém, uma condição fundamental para que isso ocorra é a adequada implementação do experimento aleatório. As principais críticas ao STAR e às pesquisas

subsequentes feitas a partir dos dados do projeto ((HOXBY, 2000);(DING; LEHRER, 2011)) residem em problemas de execução, como o fato de os professores saberem que são parte de um experimento. Desde então, dadas as dificuldades e os altos custos de implementação incorridos na realização de estudos de randomização, uma gama de trabalhos empíricos têm sido feitos adotando estratégias de identificação alternativas. A tabela 8 contém um sumário de algumas dessas pesquisas, descrevendo os procedimentos metodológicos e os principais resultados.

Angrist e Lavy (1999) estimaram o impacto do tamanho da classe no rendimento escolar dos alunos em Israel. Os autores utilizaram uma regra de formação das turmas como variável instrumental para o tamanho da turma. A *Maimonides' rule* estabelece um número máximo de 40 alunos por sala; ultrapassado esse limite, as escolas criam uma classe adicional. Os autores encontram que turmas menores elevam as notas dos estudantes. Seguindo a mesma estratégia, Urquiola (2006) utiliza como instrumento uma regra semelhante a *Maimonides' rule*, na qual turmas com mais de 30 alunos passam a contar com mais de um professor, e também encontram uma relação negativa entre desempenho e tamanho da turma.

Ainda na esteira da abordagem de variáveis instrumentais, Asadullah (2005) também utiliza uma regra exógena como instrumento, desta vez para alocação dos professores. A partir de uma base de dados nacional de Bangladesh, o estudo conclui que políticas de redução de turma não são eficazes para a melhoria do rendimento escolar. Shin e Raudenbush (2011) utilizam variáveis instrumentais e um estimador de máxima verossimilhança para testar o efeito causal do tamanho da turma sobre diversas variáveis resposta que capturassem diversas habilidades das crianças, como leitura, raciocínio matemático, reconhecimento de palavras e etc. Embora os resultados mostrem que a redução do tamanho da classe melhorou o desempenho, o efeito positivo se mostrou pequeno para algumas séries.

No Brasil, Camargo (2012) testa a relação entre o desempenho escolar e o tamanho da turma avaliando o impacto de políticas de redução de turma no estado do Rio Grande do Sul. Para correção do viés de seleção, inicialmente o trabalho utiliza o *Propensity Score Matching* como estratégia de identificação. Para contornar o viés de seleção em não observáveis, a autora utiliza outros métodos, quais sejam o *Local Average Treatment Effect (LATE)* e a Regressão Descontínua (RDD). Os resultados mostraram que a política de redução de turma não teve impacto estatisticamente significativo sobre as notas dos alunos.

Utilizando os dados do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB), Oliveira (2010) aplica o *Generalized Propensity Score Matching*, considerando o tamanho da classe como uma variável de tratamento contínua. Além de mensurar o impacto da redução das turmas, a pesquisa também avalia os custos dessa política por meio de uma análise custo-efetividade. Embora a redução das turmas tenha elevado as notas dos alunos, ela

Tabela 3.1: Pesquisas sobre o efeito do tamanho da turma

Autores	Amostra	Metodologia	Conclusão
Krueger (2003)	Painel de 11.600 estudantes a partir da base de dados do projeto STAR.	OLS (FE) e 2SLS	Tamanho da turma tem impacto negativo sobre o rendimento escolar.
Alam (2000)	Dados de escolas de Bangladesh entre Outubro de 1994 e Novembro de 1995 do <i>Directorate of Primary Education (DPE)</i>	Pooled OLS	Tamanho da turma não possui impacto estatisticamente significativo.
Bressoux, Kramarz e Prost (2005)	Dados de turmas da 3ª série fornecidos pelo Ministério da Educação da França	OLS (FE) e 2SLS	Tamanho da classe afeta negativamente as habilidades de leitura e raciocínio matemático dos alunos
Blatchford, Bassett e Brown (2005)	Amostra de 257 crianças entre 10 anos no Reino Unido	OLS	O tamanho da classe não afeta o comportamento das crianças em sala de aula.
Martins e Walker (2006)	Estudantes de graduação em economia entre 2001 e 2004 de uma universidade do Reino Unido	Painel com efeito fixo relacionado ano aluno, ao professor, à disciplina e ao semestre	As notas dos estudantes não reduzem com o aumento do tamanho da classe.
Machado e Hernandez (2008)	Dados administrativos da Universidade Carlos III de Madri, na Espanha, de 2001 a 2006.	Regra de formação da turma pelo sobrenome como variável instrumental	Os autores não encontram nenhum efeito do tamanho da turma sobre desempenho acadêmico
Giorgi, Pellizzari e Woolston (2012)	Dados administrativos da Universidade de Bocconi na Itália.	Número de matriculados como variável instrumental	O aumento no tamanho da classe reduz as notas

Fonte: Elaboração própria

apresenta menor razão benefício-custo quando comparada a outras políticas educacionais, como o aumento da jornada escolar.

Conforme já argumentado, a discussão do efeito do tamanho da turma no âmbito dos ensinos primário e secundário constitui o foco da maior parte da literatura. Assim, são poucos os estudos que mensuram os efeitos dessa variável sobre o desempenho dos estudantes na universidade. As pesquisas existentes têm em comum a utilização de dados de alguma instituição de ensino superior em particular, os quais possibilitam o acompanhamento dos alunos ao longo da sua trajetória acadêmica na faculdade. Nesse sentido, os autores lidam com os problemas de endogeneidade através do controle dos efeitos fixos.

Kokkelenberg, Dillon e Christy (2008) testam o efeito do tamanho da classe sobre o desempenho acadêmico dos estudantes de uma universidade pública do Nordeste dos Estados Unidos, estimando um logit ordenado controlando para os efeitos fixos dos alunos e encontram uma relação negativa com as notas dos alunos. Monks e Schmidt (2011) utilizam como variável dependente a nota média da turma e estimam um painel com três efeitos fixos, do professor, do curso e do semestre. Os autores também encontram um efeito negativo do aumento no tamanho da turma sobre as notas. Utilizando dados de uma universidade do Reino Unido, Bandiera, Larcinese e Rasul (2010) verificam se o tamanho da turma possui uma relação não linear com o desempenho acadêmico, testando o impacto de vários tamanhos de turma. Além disso, os autores consideram o efeito da variável ao longo da distribuição de notas e concluem que as classes maiores afetam negativamente o rendimento dos alunos, sobretudo daqueles localizados no topo da distribuição de notas.

O trabalho de Harding e Lamarche (2014) apresenta uma abordagem interessante ao considerar a interação entre as características do aluno e do professor, como a motivação do aluno e a qualidade do professor. Esse efeito interativo pode impactar a quantidade de alunos na classe na medida em que afeta a decisão do estudante de estar ou não em determinada turma. As evidências do estudo mostraram que os alunos com pior desempenho acadêmico são beneficiados por classes menores, enquanto que classes maiores beneficiam os alunos com melhor desempenho.

Tais resultados conflitantes mostram que encontrar o efeito do tamanho da turma ainda se mostra um desafio para a literatura. As diferentes estratégias de identificação disponíveis possuem limitações que tornam a investigação empírica uma tarefa não trivial. O controle pelos efeitos fixos na abordagem de painel, por exemplo, não controla os fatores não observados variantes no tempo. Uma solução para controlar esses fatores seria encontrar um instrumento exógeno, o que nem sempre é factível.

3.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

3.3.1 MODELO EMPÍRICO

A relação entre o tamanho da turma e as notas dos alunos na universidade em geral é formalizada em um modelo empírico semelhante ao estimado por Monks e Schmidt (2011):

$$Y_{isjt} = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 Classe_{sjt} + \alpha_i + \delta_j + v_s + \varepsilon_{isjt} \quad (3.1)$$

Onde Y_{isjt} representa a média final que o aluno i obteve na disciplina s lecionada pelo professor j no semestre t . X_i indica um vetor de características específicas do aluno que podem impactar o seu rendimento como sexo, raça, *background* familiar (ocupação e instrução dos pais) e a nota que obteve no vestibular. O tamanho da classe é dado pelo número de matriculados na turma. δ_i representa o efeito fixo relacionado aos alunos e α_j e v_s e são os efeitos fixos do professor e da disciplina, os quais potencialmente afetam as notas dos estudantes e o tamanho da turma.

Conforme já argumentado, a introdução dos efeitos fixos procura captar a influência de características não observadas dos alunos fixas no tempo. Porém, é possível que haja fatores não observáveis variantes influenciando tanto a formação da turma quanto a nota do aluno, que se não controlados geram estimativas viesadas dos reais efeitos das variáveis. Por exemplo, um professor com boa didática e que proporcione uma aula mais interessante contribui para atrair mais alunos para a turma que leciona, de modo que isso afeta o número de matriculados ao mesmo tempo que pode afetar o rendimento acadêmico. Para tratar esta fonte de endogeneidade seria necessário encontrar um instrumento exógeno para o tamanho da turma, o que, conforme já explanado, não é uma tarefa fácil, tendo em vista as limitações impostas pela disponibilidade de dados.

Muitas pesquisas empregam a estratégia de Angrist e Lavy (1999), utilizando uma regra de formação de turmas exógena como instrumento. No âmbito das universidades, Harding e Lamarche (2014) analisam o caso de uma universidade da Itália no qual a distribuição dos alunos entre as turmas é feita de forma aleatória através de uma loteria, de modo que o tamanho e demais características da turma definida por este sorteio são utilizadas como instrumentos para o real número de alunos presentes na turma. No caso da UFPB, porém, a inexistência de uma regra de formação de turmas exógena aos cursos impossibilita a replicação dessas estratégias.

Além do controle pelo efeito fixo do aluno, procurou-se contornar a endogeneidade do tamanho da turma através da introdução de *dummies* para diferentes interações entre professor e semestre cursado e interações entre disciplina e semestre cursado. Estas variáveis surgem como uma aproximação do fator não observado variante no tempo, no caso as características do professor e da disciplina. Tal estratégia será utilizada, dada a ausência de instrumentos exógenos para o tamanho da turma.

Baltagi, Egger e Pfaffermayr (2014) aplicam uma abordagem de mensuração semelhante no contexto de comércio internacional. Os autores trabalham com uma estrutura de painel com efeitos em três dimensões: um efeito fixo relacionado aos pares de países com relações comerciais e interações de cada país com a dimensão de tempo do modelo, no caso o ano.

Assim, com a inclusão dos efeitos das interações professor-semester e disciplina-semester, o modelo descrito em 3.1 assume a forma abaixo:

$$Y_{isjt} = \beta_0 + \beta_1 X_i + \beta_2 Classe_{isjt} + \alpha_i + \delta_j + v_s + \delta_{jt} + v_{st} + \varepsilon_{isjt} \quad (3.2)$$

Onde α_{jt} e v_{st} representam as *dummies* de interação do semestre t com o professor j e a disciplina s, respectivamente.

Assume-se que o aluno tem a opção de escolher com qual professor deseja cursar a disciplina, de acordo com características não observadas. Para garantir a validade dessa hipótese foram excluídos os casos nos quais existe apenas uma opção de professor para a disciplina nos semestres.

3.3.2 ESTIMAÇÃO

O modelo de dados em painel a ser estimado possui mais de duas dimensões. Assim, tal qual no primeiro ensaio, utilizamos um método de estimação para painéis com mais de duas dimensões e, portanto, mais de um efeito fixo: o algoritmo de Guimarães e Portugal (2009).

Considere agora o seguinte modelo de regressão linear na sua forma matricial com a introdução de três efeitos fixos:

$$(3.3) \quad Y = Z\beta + D_1\lambda + D_2\theta + D_3\delta + \epsilon$$

Em que Z é uma matriz de variáveis explicativas e D_1, D_2 e D_3 são matrizes com alta dimensão que comportam as *dummies* dos efeitos fixos. Assim, têm-se as equações matriciais

$$\begin{bmatrix} \beta = (Z'Z)^{-1}Z'(Y - D_1\lambda - D_2\theta - D_3\delta) \\ \lambda = (D_1'D_1)^{-1}D_1'(Y - Z\beta - D_2\theta - D_3\delta) \\ \theta = (D_2'D_2)^{-1}D_2'(Y - Z\beta - D_1\lambda - D_3\delta) \\ \delta = (D_3'D_3)^{-1}D_3'(Y - Z\beta - D_1\lambda - D_2\theta) \end{bmatrix}$$

as quais sugerem uma solução iterativa na qual a estimação de cada parâmetro do modelo depende dos demais. O ponto chave do procedimento de Guimarães e Portugal (2009) é que a dimensão das matrizes de variáveis *dummy* não mais representa uma

preocupação. Os termos $(D'D)^{-1}$ são matrizes genéricas que consistem em uma transformação dos dados com as médias intragrupos. Além disso, $D_1\lambda, D_2\theta$ e $D_3\delta$ entram nas equações como vetores coluna contendo todos os elementos de λ, θ e δ . O estimador usual de MQO considerando os efeitos fixos é fruto de uma regressão linear simples da variável dependente Y transformada (livre dos efeitos fixos) sobre o conjunto de variáveis exógenas Z . Aqui, em vez de transformar Y , ela é mantida como variável dependente em sua integridade e $D_1\lambda, D_2\theta$ e $D_3\delta$ entram na regressão como covariadas adicionais. Os coeficientes de $D_1\lambda, D_2\theta$ e $D_3\delta$ serão iguais a um e cada vetor por sua vez será formado pelos coeficientes estimados das variáveis *dummies* se estas fossem incluídas no modelo.

As estimativas do procedimento fornecem o efeito médio do tamanho da turma. No entanto, é possível que haja uma variabilidade de efeitos dentro da distribuição das notas e a estimação na média pode subestimar (superestimar) esses impactos. Dito isso, também estimou-se o modelo descrito em (2) por regressões quantílicas, uma vez que este método fornece estimativas para diferentes pontos da distribuição de desempenho acadêmico.

Dado o grande número de variáveis *dummy*, algumas abordagens de painel quantílico, como a de Canay (2011), não foram factíveis por limitações computacionais. Desse modo, estimou-se os coeficientes para os quantis condicionais de desempenho acadêmico utilizando a abordagem de Koenker (2004) de regressões quantílicas para dados em painel:

$$Q_{y_{ij}}(\tau|x_{ij}) = \alpha_i + x_{ij}^T\beta(\tau) \quad (3.4)$$

onde α_i representa a heterogeneidade não observada. O efeito das covariáveis podem depender do quantil τ de interesse, enquanto que α_i não. As estimativas dos coeficientes advêm do problema de minimização abaixo:

$$\min_{(\alpha, \beta)} \sum_{k=1}^q \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m w_k \rho_{\tau k}(y_{ij} - \alpha_i - x_{ij}^T\beta(\tau)) \quad (3.5)$$

onde $\rho_{\tau k}(u) = (\tau - I(u \leq 0))u$, como na regressão quantílica tradicional de Koenker e Jr (1978). Os pesos w_k controlam a influência relativa dos quantis na estimação de α_i .

Nesse método de regressão quantílica os efeitos fixos são diretamente inseridos no modelo através de variáveis *dummy*, juntamente com as *dummies* de interação. A utilização da abordagem de matrizes *sparse* auxilia na resolução desta questão, ao trabalhar apenas com os elementos da matriz diferentes de zero³.

3.4 DADOS

Os dados utilizados neste estudo foram obtidos junto a Superintendência de Tecnologia da Informação (STI) da UFPB e compreendem os anos de 2001 a 2010. A base de

³A aplicação computacional da matriz *sparse* no contexto de regressão quantílica pode ser encontrada em Koenker e Ng(2003)

dados da STI/UFPB contém informações acerca da vida acadêmica de todos os alunos durante a graduação e informações sociais coletadas através da aplicação de um questionário socioeconômico no momento do vestibular, realizado pela Comissão Permanente do Vestibular (COPERVE), que realizada o processo seletivo no período analisado.

Tem-se um total de 131.231 observações, uma vez que boa parte dos alunos não respondeu o questionário socioeconômico ou o respondeu de forma incompleta, de forma que optou-se por manter na amostra os alunos cujas informações socioeconômicas estivessem na base de dados. Com a exclusão das disciplinas com apenas um professor, a amostra se reduziu para 66.810 observações.

A nota na disciplina representa a média final do aluno no período. É a média aritmética das notas obtidas durante as avaliações realizadas ao longo do semestre. Caso o aluno obtenha média maior ou igual a 7, ele é aprovado por média e esta será sua nota final na disciplina. Caso a média seja inferior a 7 e maior que 4 ele realiza um exame final; a média aritmética entre a média e a nota deste exame será a sua nota final.

Como *proxy* para o tamanho da turma utilizou-se o total de matriculados na disciplina cursada pelo aluno. Embora o número de matriculas não reflita necessariamente o real tamanho da turma, ele pode ser um bom previsor. A universidade não estabelece um número máximo de alunos por turma. As coordenações dos cursos são responsáveis por alocar os alunos entre as turmas de acordo com a capacidade física das salas e a demanda por parte dos estudantes. Até a definição do número de matriculados na turma existe um período de ajuste no qual os alunos optam por seguirem matriculados ou trancarem a disciplina.

Dada a liberdade que o aluno possui de escolher as disciplinas as quais irá cursar no semestre, é razoável supor que fatores como o interesse e a habilidade do aluno, bem como características dos professores e das disciplinas, estejam correlacionados com os tamanhos das turmas. No caso dos alunos ingressantes, estes são automaticamente matriculados nas disciplinas correspondentes ao primeiro semestre, segundo a grade curricular do curso, entretanto também possuem direito ao trancamento.

A tabela 9 apresenta algumas estatísticas descritivas das variáveis utilizadas. Considerando toda a UFPB, as notas nas disciplinas apresentam uma média de 6,2, com um desvio padrão de 3,39. Já a nota no vestibular média dos alunos ingressantes na universidade é de 532,002, com um desvio padrão de 64.

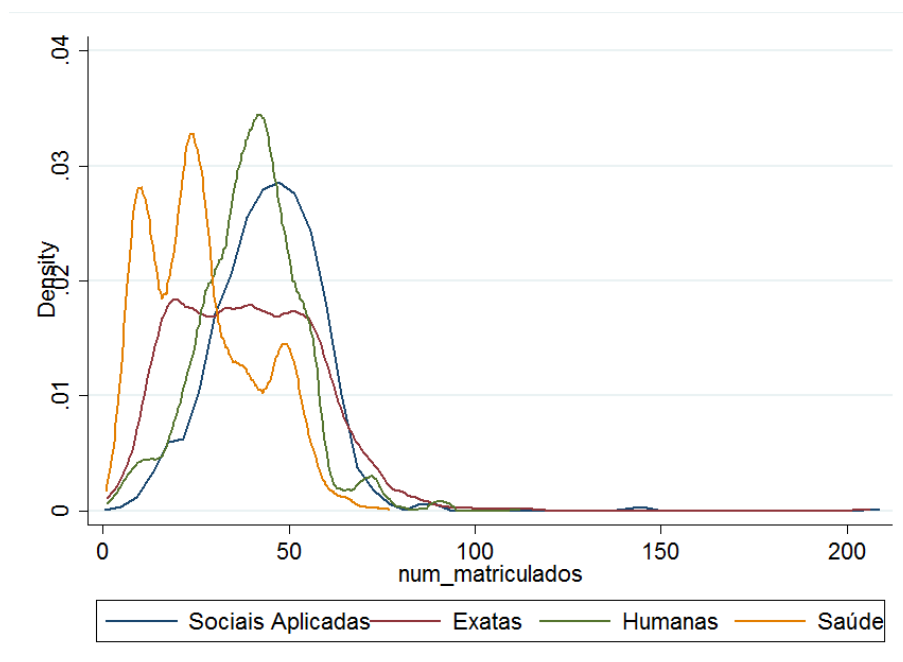
Quanto à composição social dos alunos na universidade, aproximadamente 45% são não brancos, o que inclui negros, pardos e índios. Com relação ao gênero, a maioria dos alunos são do sexo masculino, representando 55%. 23% declararam ser filhos de pais analfabetos e 13% são filhos de pais com ensino fundamental. A maior parte dos alunos têm pais com os ensinos médio e superior ou pós graduados.

Tabela 3.2: Estatísticas Descritivas das Variáveis

Variáveis	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Nota na Disciplina	6,2795	3,3968	0	10
Tamanho da Turma	38,2352	17,2283	1	216
Nota no Vestibular	532,002	64,1204	390,2	752
Raça	0,4498	0,4974	0	1
Sexo	0,5510	0,4973	0	1
Escolaridade do Pai				
Analfabeto	0,2347	0,4238	0	1
Ensino fundamental	0,1327	0,3393	0	1
Ensino médio	0,3268	0,4690	0	1
Ensino superior ou mais	0,3057	0,4607	0	1

Fonte: Elaboração própria com base nos dados do NTI e da COPERVE. Nota: categorias das variáveis - sexo (1=masculino; 0=feminino), raça (1= não brancos; 0=brancos), rede do ensino médio (1=escola pública; 0=escola privada).

As turmas possuem uma quantidade média de 38 alunos, com um desvio padrão de 17. Existem turmas que chegam a ter 200 alunos em sala. A figura 4 apresenta a distribuição do número de matriculados nas turmas para os cursos agrupados por áreas: sociais aplicadas, que incluem cursos como Economia e Administração, exatas, englobando as engenharias, física, matemática, estatística e química, as ciências humanas, com cursos como história, filosofia e ciências sociais e os cursos da área da saúde.

Figura 3.1: Distribuição do Número de Matriculados por Turma

Fonte: Elaboração própria com base nos dados.

Nos cursos de saúde, a distribuição se situa mais à esquerda em comparação com as demais áreas, indicando que nos cursos pertencentes a esta área tendem a ter um número

menor de alunos por sala. Já para os cursos de humanas e sociais aplicadas o número de matriculados por turma tende a ser maior. Os cursos de exatas apresentaram maior variabilidade quanto ao tamanho das turmas.

3.5 RESULTADOS

Esta seção apresenta os resultados obtidos na estimação da equação 3.2 com base na média condicional e para os quantis da distribuição de desempenho acadêmico dos alunos. Em cada uma das duas abordagens foram estimados quatro especificações. A primeira contém apenas o tamanho da classe como variável explicativa, sem os efeitos fixos, as interações entre professor-semester e disciplina-semester e demais variáveis de controle. De uma especificação a outra estes elementos foram acrescentados como forma de gerar estimativas mais robustas e com maior grau de precisão.

A tabela 10 contém os coeficientes estimados via OLS. Considerando os modelos 1 e 2, o efeito do tamanho da turma seria negativo e significativo, isto é, um aumento do número de matriculados na turma tende a reduzir, em média, o rendimento acadêmico dos alunos. Com a introdução dos efeitos fixos (modelo 3), as notas dos alunos ainda apresentam uma redução estatisticamente significativa, porém há uma redução importante na magnitude do coeficiente de mais de 80%. Em outras palavras, é possível que a especificação 2 esteja superestimando o efeito médio do tamanho da turma ao não considerar a heterogeneidade não observada presente entre os alunos.

Com as *dummies* de interação entre professor-semester e disciplina-semester, o coeficiente do tamanho da turma se torna não significativo, mostrando que na média não haveria relação entre o desempenho acadêmico e o tamanho da classe. Desse modo, a ausência do controle pelas não observáveis variantes no tempo tenderia a superestimar a influência da covariável de interesse. Este resultado para a média segue a mesma linha das evidências encontradas por Alam (2000), para o ensino básico, e Machado e Hernandez (2008), para o ensino superior, as quais mostraram ausência de efeito desta variável.

Tabela 3.3: Resultados OLS

Variáveis	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
Tamanho da turma	-0,0319*** (0,0007)	-0,0233*** (0,0008)	-0,0025*** (0,0007)	-0,0006 (0,0019)
Controles	não	sim	sim	sim
Efeito Fixo (FE)	não	não	sim	sim
<i>Dummy</i> prof-sem	não	não	não	sim
<i>Dummy</i> disc-sem	não	não	não	sim
N.obs.	66810	66810	66810	66810
R^2	0,0246	0,0886	0,6781	0,7445

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

Nota: Erro-padrão entre parênteses. As variáveis de controle utilizadas foram: nota no vestibular, sexo, raça e escolaridade dos pais.

***p-valor < 0,01. ** p-valor < 0,05. * p-valor < 0,10

A tabela 11 contém as estimativas por centro acadêmico da UFPB, com base na especificação mais completa (modelo 4). Dos centros analisados, somente o coeficiente estimado para o Centro de Tecnologia (CT) apresentou significância estatística; ou seja, nas engenharias um aumento no tamanho da classe tende a reduzir o desempenho médio dos alunos dessas áreas.

Tabela 3.4: Resultados OLS por Centro Acadêmico

Variáveis	Centros Acadêmicos					
	CCEN	CCHLA	CE	CCSA	CT	CCS
Tamanho da Turma	0,0069 (0,0052)	-0,0099 (0,0123)	-0,0190 (0,0105)	0,0114 (0,007)	-0,0078* (0,0044)	-0,004 (0,0133)
Controles	sim	sim	sim	sim	sim	sim
Efeitos Fixos (FE)	sim	sim	sim	sim	sim	sim
<i>Dummy</i> prof-sem	sim	sim	sim	sim	sim	sim
<i>Dummy</i> disc-sem	sim	sim	sim	sim	sim	sim
N.obs.	9277	4202	4616	7809	10357	6632
R^2	0,7105	0,7475	0,7097	0,7072	0,7101	0,7597

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

Nota: Erro-padrão entre parênteses. As variáveis de controle utilizadas foram: nota no vestibular, sexo, raça e escolaridade dos pais.

***p-valor < 0,01. ** p-valor < 0,05. * p-valor < 0,10

Tabela 3.5: Regressão Quantílica - Efeitos Fixos (FE)

Variáveis	Quantis				
	Q_05	Q_25	Q_50	Q_75	Q_95
Tamanho da turma	-0,0033*** (0,001)	-0,00946*** (0,0008)	-0,0045*** (0,0003)	-0,0138*** (0,0009)	0,0011 (0,0006)
Controles	sim	sim	sim	sim	sim
FE	sim	sim	sim	sim	sim
N.obs.	66810	66810	66810	66810	66810

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

Nota: Erro-padrão entre parênteses. As variáveis de controle utilizadas foram: nota no vestibular, sexo, raça e escolaridade dos pais.

***p-valor < 0,01. ** p-valor < 0,05. * p-valor < 0,10

Tabela 3.6: Regressão Quantílica - Efeitos Fixos (FE) + *Dummies* de Interação

Variáveis	Quantis				
	Q_05	Q_25	Q_50	Q_75	Q_95
Tamanho da turma	-0,0048*** (0,0015)	-0,0071*** (0,0005)	0,0001 (0,0003)	0,0037*** (0,0004)	0,0038*** (0,0007)
Controles	sim	sim	sim	sim	sim
FE	sim	sim	sim	sim	sim
<i>Dummy</i> prof-sem	sim	sim	sim	sim	sim
<i>Dummy</i> disc-sem	sim	sim	sim	sim	sim
N.obs.	66810	66810	66810	66810	66810

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

Nota: Erro-padrão entre parênteses. As variáveis de controle utilizadas foram: nota no vestibular, sexo, raça e escolaridade dos pais.

***p-valor < 0,01. ** p-valor < 0,05. * p-valor < 0,10

Entretanto, conforme já argumentado, alunos com diferentes níveis de desempenho acadêmico podem apresentar diferentes respostas às mudanças no tamanho da turma. Nesse sentido, as tabelas 12 e 13 sintetizam os coeficientes estimados para os quantis 0,05, 0,25, 0,50, 0,75 e 0,95, com a inclusão dos efeitos fixos e das *dummies* de interação, respectivamente. A regressão quantílica permite visualizar os coeficientes do tamanho da turma para diferentes quantis da variável dependente.

Com os efeito fixos, nota-se que há variabilidade de efeitos entre os quantis e que a estimativa com relação à média tende a mascarar as respostas dos alunos em diferentes níveis de habilidade ao tamanho da turma. Os alunos localizados no quantil 0,75 são os mais prejudicados em termos de rendimento acadêmico por políticas de aumento no tamanho da turma. Já entre os 5% mais habilidosos, o coeficiente não apresentou significância

estatística, indicando que para esses alunos o tamanho da classe não faz diferença no seu desempenho.

Na especificação mais completa, com os efeitos fixos e as *dummies* para as interações professor-semester e disciplina-semester, os resultados mostram que os alunos mais habilidosos apresentam maior redução nas notas em razão de um aumento no tamanho da turma. Para os estudantes localizados na parte superior da distribuição de desempenho o coeficiente do tamanho da turma se torna positivo. Em outras palavras, um aumento no número de matriculados tende a reduzir a nota dos alunos que já apresentam baixo desempenho e tende a aumentar a nota dos melhores alunos.

A estratégia de identificação mais robusta utilizada por Harding e Lamarche (2014) só é possível tendo em vista que a formação das turmas na universidade analisada pelos autores permitiu a construção de instrumentos exógenos. As evidências aqui encontradas, embora com uma estratégia mais simples, caminham no mesmo sentido das encontradas por eles; em salas maiores, alunos menos habilidosos têm seu desempenho acadêmico afetado de forma adversa, enquanto que os melhores estudantes melhoram seu desempenho. Os alunos com menores notas se beneficiam de classes menores por terem maior atenção do professor às suas necessidades educacionais. Já com relação aos melhores alunos, os autores pontuam que classes maiores proporcionam um ambiente de maior interação e competição com os demais, o que atua como um dispositivo de motivação, impulsionando o desempenho desses estudantes. Em classes maiores, estudantes mais hábeis tenderiam a monopolizar e dominar o ambiente, enquanto que os alunos menos habilidosos tenderiam a restringir sua participação em sala de aula.

3.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O presente ensaio teve por objetivo investigar como o tamanho das turmas pode afetar o desempenho acadêmico dos universitários. A literatura empírica não aponta um resultado definido acerca do papel deste insumo educacional; enquanto algumas pesquisas mostram uma relação negativa entre o número de alunos de uma turma e o rendimento dos alunos, outros apontam uma relação inexistente ou até mesmo positiva. Uma das dificuldades incorridas na estimação do efeito do tamanho da classe está no fato de esta variável ser endógena, devido a existência de fatores não observados correlacionados tanto com o número de alunos por sala quanto com o rendimento dos estudantes.

Dada a dificuldade de encontrar instrumentos exógenos, a estratégia empírica aqui utilizada consistiu em estimar um modelo de dados em painel com efeitos fixos relacionados ao aluno, ao professor e à disciplina e a inclusão de *dummies* para cada interação professor-semester e disciplina-semester. A inclusão de efeitos relacionados ao tempo surge como forma de capturar fatores não observados variantes no tempo.

Os resultados mostraram que, em média, a relação entre as notas dos alunos e o

tamanho da turma não é estatisticamente significativa, ou seja, a quantidade de alunos em sala não afetaria o desempenho acadêmico desses. Ao estender a análise para toda a distribuição de notas, verificou-se que os alunos com pior desempenho acadêmico são os mais prejudicados com o aumento na quantidade de alunos na turma. Já para os alunos no topo da distribuição de notas, a relação se mostrou positiva, ou seja, esses estudantes têm seu desempenho acadêmico impulsionado com o aumento no tamanho da turma. Segundo Harding e Lamarche (2014), os melhores alunos reagem de forma positiva ao aumento na turma, porque estes estudantes estariam expostos a maior competição, instigando-os a estudar mais para se destacar na turma.

4 *OVEREDUCATION* E ÁREA DE FORMAÇÃO DOS EGRESSOS DA UFPB

4.1 INTRODUÇÃO

Durante as últimas décadas verificou-se uma forte expansão na oferta de trabalhadores com ensino superior no Brasil. Segundo dados do Censo de 2010, o percentual de brasileiros com diploma universitário aumentou de 4,4% em 2000 para 7,9% em 2010. Embora haja um alto retorno salarial associado à formação em nível superior [ver Sachsida, Loureiro e Mendonça (2004); Resende e Wyllie (2006); Pessoa e Filho (2008); Teixeira e Menezes-Filho (2012)], nem sempre a posse do diploma universitário representa uma ferramenta de ascensão social. Isto porque existem indícios de que o mercado de trabalho não tem conseguido absorver o número crescente de trabalhadores qualificados, levando estes a ocupações que exigem um grau de instrução menor que o possuído. Este fenômeno é denominado pela literatura de sobreeducação ou *overeducation*.

As causas e as consequências do *overeducation* ainda não são totalmente claras, dado que não há uma teoria unânime sobre o tema. De acordo com Cavalcanti, Campos e Neto (2010), o fenômeno é o reflexo de um possível desajuste entre a oferta de trabalhadores qualificados gerada pelos sistemas de educação público e privado e a demanda efetiva do mercado de trabalho, gerando recursos humanos com perfil além ou aquém do demandado.

Isso pode gerar consequências adversas para a sociedade em termos de subutilização do capital humano e ineficiência dos gastos em educação ((GROOT, 1996)). Para os trabalhadores *overeducated*, é possível que estes obtenham rendimentos inferiores aos obtidos por trabalhadores que desempenham atividades condizentes com seu nível de formação, desmotivando-os a melhorar sua capacitação, tendo em vista que o investimento em qualificação não possui o retorno esperado na forma de salário. Nesse sentido, o *overeducation* tem sido associado a uma menor produtividade e a baixa satisfação do trabalho (ver Groot e Brink (2000)).

Não obstante, a tese de que *overeducation* representa de fato um problema pode depender de um aspecto fundamental: a duração do fenômeno. Segundo algumas teorias sobre educação e mercado de trabalho, é possível que o descasamento entre os níveis de instrução possuído e exigido configure um estado de curto prazo; os trabalhadores podem ocupar temporariamente funções que exigem menos da sua formação, seja por uma necessidade imediata, ou pela expectativa de ascender de função no futuro. No caso de

indivíduos recém-formados, é possível que muitos estudantes iniciem o curso universitário já trabalhando em empregos de nível médio e permaneçam nessas ocupações mesmo após a conclusão da graduação, enquanto buscam uma oportunidade melhor.

Para Groot (1996) os trabalhadores *overeducated* são relativamente improdutivos, quando comparados com os corretamente alocados entre instrução e ocupação. Dolton e Vignoles (2000) encontraram evidências de que muitos graduados em situação de *overeducation* no primeiro emprego permaneceram nessa mesma ocupação seis anos após o término do curso. Portanto, existem razões para crer que a falta de *match* entre educação e ocupação seria um acontecimento de longo prazo, de modo que para determinados trabalhadores essa situação pode ser permanente.

Alguns estudos apontam que a permanência no *overeducation* pode estar ligada também a natureza de algumas áreas de formação [ver Dolton e Vignoles (2000) e Reimer, Noelke e Kucel (2008)]. O mercado de trabalho de áreas como artes, filosofia e sociologia, por exemplo, tenderia a ser mais restrito, de modo que muitos graduados não encontram espaço para atuar nesses campos de estudo. Consequências semelhantes podem ocorrer quando há a criação de novos cursos universitários em que não se leva em conta as possibilidades de atuação desses novos profissionais no mercado de trabalho.

Dito isso, o objetivo do presente estudo consiste em fornecer evidências empíricas sobre a influência dos campos de estudo na probabilidade de um indivíduo ser *overeducated* e na duração dessa situação após a conclusão do curso. A introdução da dimensão de tempo na análise procura captar os fatores que explicam a permanência de alguns graduados em ocupações que não exigem o ensino superior. Não sendo este um problema transitório, torna-se imperioso conhecer a dimensão dessa influência, uma vez que a criação e manutenção dos cursos universitários, bem como outras políticas de expansão do ensino superior, implicam em custos à sociedade.

A estratégia empírica a ser adotada baseia-se em dois procedimentos. A escolha da área de atuação por parte dos indivíduos não é aleatória, de modo que fatores omitidos podem estar relacionados ao seu estado de *overeducated*. Assim, para mensurar a probabilidade de ocorrer *overeducation*, estimou-se um modelo logit com pareamento via *Propensity Score Matching*, afim de reduzir a influência dos chamados *confounders*.

Para a duração do *overeducation*, empregou-se a abordagem da Análise de Sobrevida, tendo em vista a natureza dos dados de duração. Esta técnica busca mensurar a chance de um graduado *overeducated* sair dessa condição, dada a sua área de formação e demais variáveis.

Esses procedimentos foram aplicados aos dados de egressos da Universidade Federal da Paraíba (UFPB), fornecidos pela Superintendência de Tecnologia da Informação (STI) da universidade, entre os anos de 2003 e 2010. Através do CPF, foi possível mapear a situação desses ex-alunos na Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) até 2013, identificando as suas ocupações em cada ano, segundo a Classificação Brasileira de Ocupações de 2002

(CBO 2002). Na CBO são definidos os graus de instrução necessários a cada ocupação, o que permite saber se o egresso está ou não *overeducated*. Os campos de estudo são representados por *dummies* para cada um dos centros acadêmicos da UFPB, os quais contém cursos de áreas profissionais semelhantes. São analisados também o papel de variáveis acadêmicas (desempenho, duração do curso), atributos individuais (sexo, raça) e características da ocupação.

O ensaio encontra-se estruturado da seguinte forma. Na seção 2 são explanadas as principais teorias que explicam o *overeducation* e a literatura empírica. A seção 3 traz os detalhes dos procedimentos metodológicos adotados. A seção 4 mostra os dados utilizados e uma análise descritiva. A seção 5 traz os resultados encontrados. Por fim, a seção 6 contém as considerações finais do estudo.

4.2 *OVEREDUCATION*: ASPECTOS TEÓRICOS E EMPÍRICOS

De acordo com McGuinness (2006), não há uma teoria consensual que explique a ocorrência de *overeducation*. Até o momento, a literatura tem interpretado o fenômeno utilizando várias teorias a respeito do mercado de trabalho, dentre elas a teoria do capital humano, os modelos de competição por emprego, os *assignment models* e teorias sobre mobilidade ocupacional.

Segundo a teoria do capital humano [ver Becker (1962) e Schultz (1961)], os salários dos trabalhadores são determinados pela sua produtividade, a qual depende do seu estoque de capital humano adquirido pela educação formal e pela experiência. Nesse sentido, o *overeducation* pode ser considerado uma exceção à teoria do capital humano por originar-se de um desequilíbrio entre oferta e demanda no mercado de trabalho. A consistência da teoria do capital humano, frente à ocorrência de *overeducation*, seria possível caso o *overeducation* fosse comprovadamente um fenômeno de curto prazo, onde o mercado naturalmente se encarregaria de corrigir os desajustes entre trabalhadores e firmas.

Sob a perspectiva dos modelos de competição por emprego [Thurow (1975)], o excesso de educação formal seria uma consequência da competição entre os trabalhadores pelos postos de trabalho. A rigidez da demanda por trabalhadores qualificados levaria estes a acumularem mais anos de estudo, em alguns casos mais do que o necessário para uma determinada ocupação. Embora o aumento da oferta de trabalhadores qualificados reduza o retorno à escolaridade, o investimento em educação não diminui, dado que este assegura a posição do trabalhador na competição pela vaga de trabalho. Além disso, os trabalhadores podem permanecer em empregos para os quais são *overeducated* com vistas a adquirir a habilidade necessária para conseguir uma ocupação adequada ao seu grau de instrução (SICHERMAN, 1991). Nessas condições, o *overeducation* tende a se tornar uma condição permanente aos indivíduos, contrapondo a tese levantada pela teoria do capital humano de que se trataria de um fenômeno de curto prazo.

Uma explicação alternativa, a qual seria um meio termo entre as duas hipóteses levantadas anteriormente, é fornecida pelos *assignment models*. No geral, esses modelos pontuam que a distribuição de salários entre os trabalhadores é um reflexo do processo de alocação de trabalhadores heterogêneos à diferentes tipos de ocupações. Sattinger (1993) mostra que essa desigualdade veio se reforçando ao longo do tempo e a explicação para isso está relacionada não só à qualificação, mas também depende da disponibilidade e/ou qualidade dos empregos (MCGUINNESS, 2006). A partir do momento que há um desencontro entre a distribuição de empregos segundo às exigências de habilidade e a distribuição de trabalhadores segundo os níveis de educação, alguns trabalhadores acabam em trabalhos para os quais estão sobreeducados (KIERSZTYN, 2013).

Segundo algumas teorias sobre mobilidade na carreira, o salário tende a crescer ao longo do tempo com o acúmulo de experiência pelo indivíduo. Nesse sentido, é possível que trabalhadores estejam em funções aquém da sua formação com baixos salários na esperança de acumular experiência e ter prospecções de ascensão dentro da empresa. Portanto, o *overeducation* seria uma situação transitória, e até necessária para alcançar um bom *match* entre instrução e ocupação no futuro.

Em resumo, as teorias aqui apresentadas sugerem que o *overeducation* pode ser classificado como sendo um fenômeno de curto ou longo prazo. Diante disso, é importante considerar o horizonte de tempo nas abordagens empíricas sobre o tema. Kiersztyn (2013), por exemplo, analisou a persistência do *overeducation* na Polônia e verificou que mais de 50% daqueles que estavam em empregos cujo grau de instrução requerido estava abaixo do possuído permaneceram nessa situação mais de cinco anos após a conclusão do curso superior.

A literatura oferece uma gama de trabalhos que investigam a ocorrência do *overeducation*, os determinantes micro e macroeconômicos do fenômeno e as suas consequências em termos salariais. Os primeiros estudos empíricos a respeito do descasamento entre grau de instrução possuído e grau de instrução requerido surgem nos anos 70 nos Estados Unidos, com os estudos de Freeman (1976) e Smith e Welch (1978), quando se torna iminente a preocupação com o excesso de oferta de trabalhadores qualificados daquele país.

Duncan e Hoffman (1981) foram os pioneiros a comparar os anos de estudos possuídos por um trabalhador e os requeridos pela sua ocupação, e tentaram estimar os impactos dessa diferença nos rendimentos do trabalhador. Para isso, os autores estimaram uma equação minceriana ¹, distinguindo no modelo de determinação de salários os anos de estudos possuídos e requeridos, e como resultado encontram que a educação requerida possui um retorno salarial duas vezes maior que a educação possuída pelo indivíduo. Desde então, parte da literatura tem utilizado estratégias semelhantes para medir o impacto da sobreeducação sobre os salários. Muitos desses estudos apontam que indivíduos *overeducated* possuem um retorno salarial menor que os trabalhadores cujos empregos cor-

¹Mincer (1974)

respondem ao nível de instrução [ver Rumberger (1981); Sicherman (1991); Groot (1996); Battu, Seaman, e Sloane, Battu e Seaman (1999)].

Bauer (2002) utiliza um painel de dados de trabalhadores alemães, estimando modelos de efeito fixo e efeito aleatório. O autor encontra que o diferencial estimado de salário se torna menor que os estimados pela literatura até então ou desaparecem totalmente. Dolton e Silles (2008), além trabalharem com uma base de dados em painel, recorrem à abordagem de variáveis instrumentais, utilizando diferentes medidas do *overeducation* como instrumentos. As estimativas mostram haver um impacto negativo e significativo da sobreeducação nos salários dos indivíduos.

Dentre os determinantes micro e macroeconômicos do *overeducation* comumente analisados pela literatura se destacam as características individuais, como idade e gênero, as condições do mercado de trabalho e a taxa de desemprego da economia. Morano (2014) testa a influência de inúmeros desses determinantes sobre a probabilidade de um trabalhador se encontrar em uma situação de *overeducation*, utilizando dados do mercado de trabalho da Itália. Com relação à idade, os autores encontram que os trabalhadores mais jovens são mais propensos à ocupar postos de trabalho não condizentes com seu grau de instrução. Este resultado confirma o consenso geral existente na literatura de que a qualidade do ajuste entre instrução e ocupação aumenta com a idade do indivíduo. Algumas teorias sobre mobilidade na carreira preveem que as habilidades adquiridas durante a situação de *overeducation* podem aumentar a probabilidade de ser promovido, de modo que ser *overeducated* seria uma estratégia ótima no início da carreira (LEUVEN; OOSTERBEEK et al., 2011).

Sobre a influência do gênero no *overeducation*, argumenta-se que as mulheres têm uma maior probabilidade de estarem sobreeducadas do que os homens, pois as alternativas de trabalho disponíveis para as mulheres são mais restritas, como os trabalhos em meio expediente (OFEK; MERRILL, 1997). Porém, McGoldrick e Robst (1996) e Morano (2014) encontram evidências empíricas de que não há diferença de gênero na probabilidade do trabalhador se encontrar em *overeducation*.

Algumas variáveis macroeconômicas podem desempenhar um papel importante sobre a situação de *overeducation*, no sentido de que condições macroeconômicas adversas tendem a restringir as oportunidades de emprego ao trabalhador, fazendo com que ele aceite ocupar um posto, mesmo que este não corresponda ao seu nível de formação (DOLTON; SILLES, 2008). Liu, Salvanes e Sørensen (2016) mostram que um aumento de 1 ponto percentual na taxa de desemprego aumenta em 3,4% a probabilidade de estar sobreeducado (MORANO, 2014).

Além dos atributos individuais e das condições macroeconômicas, uma parte importante da literatura tem sugerido que o *overeducation* consiste em um fenômeno mais comum em determinadas áreas de formação. As áreas ligadas a ciências e tecnologia podem fornecer maiores níveis de "habilidades produtivas" do que as áreas de humanidades, pois

o currículo desses cursos enfatizam mais a aquisição de habilidades específicas requeridas pelas ocupações no mercado de trabalho (REIMER; NOELKE; KUCEL, 2008).

Tal hipótese vem sendo corroborada pelas evidências empíricas. Dolton e Vignoles (2000) e Dolton e Silles (2008) analisaram os determinantes do *overeducation* no mercado de trabalho entre indivíduos graduados no Reino Unido. Ambos os trabalhos encontram que trabalhadores formados nas áreas de humanidades e artes apresentaram maior probabilidade de estarem sobreeducados em comparação com outros campos de estudo. Barone e Ortiz (2011) investigam o papel de características da formação superior sobre a probabilidade de *overeducation* entre os recém-formados de universidades europeias e mostram que graduados das áreas de humanas e dos cursos de bacharelado estão mais expostos ao *overeducation*. Caroleo e Pastore (2014) encontram que ter uma graduação nos cursos de Literatura, Educação Física, Ciências Sociais e Políticas, Psicologia e Geografia aumentam a chance de ser um trabalhador sobreeducado.

Nesse sentido, o presente trabalho se propõe a fornecer mais evidências empíricas do *overeducation*, dado que há uma escassez de estudos sobre esse tema no Brasil e demais países em desenvolvimento. Santos (2002) e Diaz e Machado (2008) foram pioneiros em apresentar evidências empíricas para o caso brasileiro, mostrando os impactos do fenômeno sobre salários. Já Cavalcanti, Campos e Neto (2010) são os primeiros a mensurar a importância de características individuais e do mercado de trabalho sobre a probabilidade de os trabalhadores se encontrarem na situação de *overeducation*.

O presente trabalho procura avançar na literatura deste tema no Brasil investigando o papel do campo de estudo no qual o indivíduo é formado, lançando mão de um método de pareamento para identificar de forma mais robusta a influência deste determinante. Além disso, investiga-se não só os determinantes do *overeducation*, mas também da duração do indivíduo nesta condição. A próxima seção se dedica a explicar os procedimentos metodológicos utilizados para atingir estes objetivos.

4.3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

4.3.1 MODELOS EMPÍRICOS

O objetivo do presente ensaio consiste em mensurar a influência do campo de estudo dos graduados na UFPB sobre a probabilidade destes se encontrarem numa situação de *overeducation* e sobre o tempo de duração destes egressos em ocupações cuja escolaridade requerida está abaixo da sua formação superior. Para tanto, serão estimados dois modelos empíricos. O primeiro consiste em um logit cuja variável dependente é uma *dummy* para o status do egresso i em um determinado ano t (OE_{it}); 1 se *overeducated* e 0 caso contrário:

$$P(OE_{it} = 1 | Centros_i, X_i) = G(\beta_0 + \beta_1 X_i + Centros_i) \quad (4.1)$$

O campo de estudo é representado pelo centro acadêmico no qual o indivíduo estudou. Foram incluídas *dummies* para cada um dos centros da UFPB, denotadas na equação 4.1 por $Centros_i$. São eles: o Centro de Ciências Humanas, Letras e Artes (CCHLA), o Centro de Comunicação, Turismo e Artes (CCTA), o Centro de Ciências Sociais Aplicadas (CCSA), o Centro de Ciências Jurídicas (CCJ), o Centro de Educação (CE), o Centro de Ciências Exatas e da Natureza, o Centro de Informática (CI), o Centro de Tecnologia (CT) e o Centro de Ciências da Saúde (CCS)².

Os cursos que compõem cada centro estão no Anexo I. O CCHLA corresponderia ao campo de estudo das humanidades (Filosofia, Sociologia, etc.). O CCSA representa áreas ligadas a negócios, com cursos como Economia e Administração, e o CCJ representa a área do Direito. Já o CCEN representa o campo das ciências exatas (Matemática, Estatística e etc.), o CI a área de Tecnologia e Informática, o CT as engenharias e o CCS representa o campo da Saúde.

X_i é um vetor que inclui variáveis comumente presentes na literatura, como características individuais (sexo, raça) e da ocupação (tempo empregado, se o emprego é temporário) e variáveis macroeconômicas (taxa de desemprego). Além dessas, foram analisadas algumas variáveis acadêmicas, como o Coeficiente de Rendimento Escolar (CRE), que mostra o desempenho acadêmico do aluno na universidade, e a duração do curso universitário.

No segundo modelo, estimamos a influência desses mesmos determinantes sobre o tempo de duração do indivíduo no estado de *overeducation* como variável dependente. Neste caso, utilizou-se um modelo de duração ou Análise de Sobrevivência. Através do modelo de duração é possível estimar a probabilidade de um indivíduo sair do *overeducation* e encontrar uma ocupação a qual exija o nível de instrução possuído pelo trabalhador.

4.3.2 PROPENSITY SCORE MATCHING PARA MÚLTIPLOS TRATAMENTOS

A principal hipótese a ser testada aqui é se os campos de estudo dos graduados na UFPB impactam a probabilidade desses indivíduos se encontrarem na situação de *overeducation*. Conforme já explicitado na introdução, a distribuição dos alunos entre os cursos da universidade não se dá de forma aleatória, mas sim pelas escolhas feitas pelos mesmos, as quais são determinadas por fatores que podem simultaneamente estar relacionados ao fato de serem sobreeducados. Uma forma de eliminar o viés de seleção seria encontrar alguma variável instrumental que não estivesse diretamente correlacionada com a variável de resultado. No entanto, encontrar um instrumento exógeno nem sempre é uma tarefa trivial.

Outra estratégia para identificar efeitos causais é o pareamento via *Propensity Score*

²Foi incluído no CCS o Centro de Ciências Médicas (CCM), que contém o curso de medicina

Matching (PSM). A principal hipótese deste método postula que ao controlar por um vetor de variáveis observáveis os resultados potenciais se tornam independentes da variável de tratamento (hipótese de seleção nas observáveis ou ignorabilidade). Em outras palavras, comparar grupos igualmente elegíveis a receber determinado tratamento, dado um conjunto de características observáveis, reduz ou elimina o viés de seleção (ROSENBAUM; RUBIN, 1983).

Seja Y_i a variável de resultado observada para o indivíduo i e sejam T_i a variável de tratamento e Y^1 e Y^0 os resultados potenciais dos grupos de tratamento e controle, respectivamente. Tem-se, então:

$$Y_i = T_i Y_i^1 + (1 - T_i) Y_i^0 \quad (4.2)$$

Pela hipótese de seleção nas observáveis, $Y_i^1, Y_i^0 \perp T_i | X_i$ implica que $Y_i^1, Y_i^0 \perp T_i | p(X_i)$, em que $p(X_i)$ é o escore de propensão, que consiste na probabilidade de participação no tratamento condicionada ao vetor de características observáveis X_i . A estimação do escore de propensão é obtida através de algum modelo de escolha qualitativa, como um logit. Desse modo, o efeito do tratamento sobre os tratados (ATT) pode ser obtido por:

$$\beta_{ATT} = E(Y_i^1 - Y_i^0) \quad (4.3)$$

$$\beta_{ATT} = E\{E[Y_i | p(X_i), T_i = 1] - E[Y_i | p(X_i), T_i = 0]\} \quad (4.4)$$

Uma forma de encontrar o efeito do tratamento é considerar o escore de propensão como elemento ponderador na regressão da variável de resultado contra T_i . A ponderação é dada por:

$$w(T, X) = T_i + (1 - T_i) \frac{\hat{p}(X_i)}{1 - \hat{p}(X_i)} \quad (4.5)$$

Esta abordagem é utilizada quando se tem apenas um status de tratamento que permite separar os indivíduos entre duas categorias: tratados e não tratados. No caso do presente ensaio, temos mais de uma modalidade de tratamento, que são cada um dos centros acadêmicos nos quais os indivíduos se graduaram na UFPB. Assim, é necessário adaptar o arcabouço de resultados potenciais, bem como a estimação dos escores de propensão no PSM, para mais categorias de tratamento.

Seja M o número de tratamentos cujos efeitos se quer mensurar. Nesse estudo, $M = 9$ corresponde ao número de centros acadêmicos da UFPB. Os resultados potenciais de um indivíduo são representados por Y_i^T , onde $T = 1, \dots, M$. O efeito causal de cada tratamento é definido como a diferença entre os resultados potenciais de cada um para um mesmo indivíduo. Isto é, $D(T', T'') = Y_i^{T'} - Y_i^{T''}$ para todo $T' \neq T''$.

Alguns papers teóricos mostram que é possível estender o uso do PSM para mais de

uma condição de interesse, como Imbens (2000) e Imai e Dyk (2004). Spreeuwenberg et al. (2010) sugere a utilização de um logit ou um probit multinomial para estimar os escores de propensão. Não obstante, conforme apontado por McCaffrey et al. (2013), a implementação prática das abordagens para múltiplos tratamentos ainda é escassa na literatura. Nesse sentido, os autores fornecem um guia para implementação do PSM para múltiplos tratamentos propondo a utilização de uma técnica de *marching learning* para estimação dos pesos com os escores de propensão, o *Generalized Boosted Model*(GBM).

A estimação por GBM envolve um processo iterativo com árvores de regressões múltiplas para capturar relações complexas e não lineares entre o atributo de tratamento e o vetor de características observáveis (MCCAFFREY et al., 2013). O algoritmo inicia com uma regressão simples e a cada nova interação uma árvore com outra regressão é adicionada e cada interação melhora o grau de ajustamento do modelo. Para evitar o problema de *overfitting*, o GBM seleciona um número razoável de interações afim de atender determinados critérios. No PSM, o critério consistiria no balanceamento do vetor de variáveis observáveis entre os grupos de tratamento e controle. Em outras palavras, utiliza-se o GBM para estimar os escores de propensão, com um número ótimo de interações que minimize a diferença entre a distribuição dos escores de ambos os grupos.

Em termos de redução de viés, alguns estudos sugerem que o GBM apresenta melhores resultados comparativamente aos modelos de regressão logística [ver Lee, Lessler e Stuart (2010)]. Outras vantagens do GBM, segundo McCaffrey et al. (2013) são: i) permite a inclusão de um maior número de variáveis observáveis no modelo; ii) funciona para variáveis de tratamento discretas e contínuas e iii) é invariante a transformações monotônicas nas variáveis.

A extensão do uso do GBM para múltiplos tratamentos sugerida por McCaffrey et al. (2013) baseia-se nos seguintes passos: i) primeiro criam-se variáveis *dummy* para cada uma das M categorias de tratamento; ii) em seguida, ajusta-se um GBM para cada um dos indicadores binários de tratamento que foram criados, para obter a probabilidade de submeter-se aquele tratamento, dado o vetor de características observáveis e iii) por fim calcula-se os pesos a serem utilizados para obter o efeito dos tratamentos. Intuitivamente, a estimação dos pesos requer o conhecimento da probabilidade de receber um determinado tratamento com relação aos demais. No contexto deste ensaio, estimamos o modelo logit da equação (1) com a reponderação pelos escores de propensão estimados via GBM.

4.3.3 ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA

A análise de duração do *overeducation* após a conclusão do curso superior requer técnicas especiais devido a estrutura dos dados. Aqui, a variável de interesse é o tempo decorrido até a ocorrência de um evento em particular, que é a saída do egresso da situação de *overeducation*, o que caracteriza um caso de dados de sobrevivência.

Sendo assim, assumir uma distribuição normal para esses tipos de dados não seria

uma escolha razoável, uma vez que estes geralmente não são distribuídos simetricamente, aparecendo positivamente distorcidos e com poucas observações sobrevivendo durante muito tempo em comparação com a maioria. Ademais, algumas observações podem não ter atingido o ponto final de interesse - deixar a situação de *overeducation*-, de modo que o tempo de sobrevivência exato não será conhecido, caracterizando uma censura à direita.

A partir disso, a análise de dados do tempo de sobrevivência baseia-se em duas funções utilizadas para descrever sua distribuição: a função de sobrevivência e a função de risco.

Função de Sobrevivência: como colocado por Everitt e Hothorn (2009), a função de sobrevivência $S(t)$ é definida como a probabilidade de que o tempo de sobrevivência, T , seja maior ou igual a algum tempo t , ou seja, $S(t) = P(T \geq t)$. Na presença de dados censurados, a função de sobrevivência não paramétrica é estimada usando o estimador de Kaplan-Meier [Kaplan e Meier (1958)].

O primeiro passo do estimador de Kaplan-Meier envolve a ordenação dos tempos de sobrevivência do menor para o maior, de modo que $t_1 \leq t_2 \leq \dots \leq t_n$, onde o último elemento t_j representa o maior tempo de sobrevivência. A partir disso, a estimativa Kaplan-Meier da função de sobrevivência é obtida como segue:

$$(\hat{S})(t) = \prod_{j:t_j \leq t} \left(1 - \frac{d_j}{r_j}\right) \quad (4.6)$$

onde d_j é o número de indivíduos que experimentam o evento de interesse no tempo t_j e r_j é o número de indivíduos em risco antes de t_j , incluindo aqueles censurados. Como exemplo, a função de sobrevivência para o segundo tempo que ocorre o evento de interesse, t_2 é igual à probabilidade estimada de não morrer no tempo t_2 , condicionada a fato do indivíduo estar ainda em risco no tempo t_2 .

Uma das vantagens do método não paramétrico, como colocado por Cameron e Trivedi (2005), é a não necessidade de especificar qualquer função de risco e considerar que os tempos de sobrevivência observados são independentes e identicamente distribuídos, permitindo ainda um diagnóstico rápido do formato da função de sobrevivência.

Função de Risco: a função de risco (*Hazard function*) $h(t)$ é definida como a probabilidade de um indivíduo experimentar o evento em um pequeno intervalo de tempo, s , dado que o indivíduo tenha sobrevivido até o início do intervalo. Esta função é dada por:

$$h(t) = \lim_{s \rightarrow 0} P(t \leq T \leq t + s | T \geq t) \quad (4.7)$$

onde T é o tempo de sobrevivência do indivíduo.

Com a função de risco é possível verificar quais fatores afetam o risco de ocorrência do evento, ou seja, a saída da situação de *overeducation*. Desse modo, condiciona-se a função *hazard* a um conjunto de covariáveis x que representam as características dos indivíduos, da firma na qual estão empregados e das condições de mercado de trabalho.

Como já mencionado, a variável resposta é o tempo de sobrevivência na situação de *overeducation*, que é possivelmente censurada. Devido a isso, faz-se o uso de uma técnica de regressão específica para modelar a relação da variável resposta com as variáveis explicativas, chamada de Regressão Cox, introduzida por Cox (1972), que faz uso da função de risco para a modelagem. Como $h(t)$ é estritamente positivo, adequa-se para uma função linear das variáveis explicativas da seguinte forma:

$$\log(h(t)) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_q x_q \quad (4.8)$$

Segundo Cox (1972), a função 4.8 é adequada apenas para uma função de risco constante ao longo do tempo, o que na prática é pouco provável de ocorrer. Este problema foi superado com o modelo de risco proporcional proposto também por Cox (1972), permitindo que a forma de dependência de $h(t)$ sobre t permaneça não especificada, de modo que:

$$\log(h(t)) = \log(h_0(t)) + \beta_1 x_1 + \cdots + \beta_q x_q \quad (4.9)$$

onde $h_0(t)$ é uma função de risco *baseline* com todas as variáveis explicativas iguais a zero. Pode-se reescrever o modelo como:

$$h(t) = h_0(t) \exp(\beta_1 x_1 + \cdots + \beta_q x_q) \quad (4.10)$$

No modelo Cox, a função de risco *baseline* descreve a forma comum da distribuição do tempo de sobrevivência para todos os indivíduos, enquanto a função de risco relativo dada por $\exp(\beta_1 x_1 + \cdots + \beta_q x_q)$, dá o nível de risco de cada indivíduo.

Os parâmetros em um modelo de Cox podem ser estimados maximizando a probabilidade parcial derivada ao assumir os tempos de sobrevivência contínuos. (KALBFLEISCH; PRENTICE, 2002)

A especificação final para estimação do modelo de duração do *mismatch* é dada por:

$$duração_{overeducation} = X\beta \quad (4.11)$$

onde x é o conjunto de variáveis explicativas como, por exemplo, sexo, cor, rede escolar, renda familiar, grau de instrução do pai, ocupação, se o emprego é temporário, o tempo no emprego, se está no primeiro emprego, se nasceu em João Pessoa, duração do curso, CRE final do curso, taxa de desemprego, idade, remuneração média, área dos cursos de formação de nível superior dada pelo centro acadêmico, atividade econômica e porte da firma.

4.4 DADOS

O banco de dados aqui utilizado é resultado da junção de informações acadêmicas dos egressos fornecidas pela Superintendência de Tecnologia da Informação (STI) da UFPB e informações acerca da sua ocupação presentes na Relação Anual de Informações Sociais (RAIS). A variável de ligação entre as duas bases é o CPF do ex-aluno.

A STI possui dados que abrangem a vida acadêmica de todos os alunos durante a graduação, como o semestre no qual ingressou e no qual finalizou o curso, e informações socioeconômicas coletadas no momento do vestibular pela COPERVE. Na RAIS constam as características individuais dos trabalhadores (raça, sexo, grau de instrução, idade, tipo de admissão, salário anual) e informações sobre as ocupações e sobre as empresas, como seu porte, classificação de atividade e natureza jurídica.

A construção do indicador de *overeducation* depende de como se mede a escolaridade requerida por uma determinada ocupação. Existem três formas principais nas quais a literatura se baseia: i) *Job Analysis*, ii) *Realized Matches* e iii) *Sef-Assessment*. A primeira consiste em utilizar uma classificação ocupacional, na qual analistas de trabalho definem os graus de escolaridade necessários para as ocupações. No *Realized Matches*, calcula-se a escolaridade média dos trabalhadores inseridos em cada ocupação e a que possuem escolaridade superior à média mais o desvio-padrão de sua ocupação são classificados como *overeducated*. Já no *Sef-Assessment* o próprio trabalhador reporta o nível de instrução requerido pelo seu trabalho ou ele responde diretamente se o *match* entre sua ocupação e seu nível de instrução é adequado.

A literatura aponta pontos negativos nos três métodos. Na abordagem do *Realized Matches*, se o número de indivíduos com ensino superior aumenta, os empregadores podem elevar o nível de escolaridade exigido para as ocupações, mesmo que uma qualificação mais baixa seja suficiente para a realização daquele trabalho (BARONE; ORTIZ, 2011). Quando a instrução requerida ou o próprio *overeducation* são auto reportados, a resposta dada pelo trabalhador reflete a sua opinião acerca destes dois aspectos, de modo que é possível que o indivíduo forneça informações incorretas. Com relação ao método de *Job Analysis*, uma limitação mencionada por Verhaest e Omey (2006) é a possibilidade de haver erros de mensuração da escolaridade requerida por parte dos especialistas de trabalho. Outra limitação, apontada por Diaz e Machado (2008), diz respeito à pouca frequência das atualizações das tabelas de classificação de ocupações, dada a complexidade e os altos custos envolvidos na realização desse trabalho.

No presente estudo, empregou-se a abordagem do *Job Analysis* para definir se o egresso é ou não *overeducated*. Uma das variáveis presente na RAIS é a ocupação do egresso, segundo o sistema de classificação da Classificação Brasileira de Ocupações (CBO) de 2002. Segundo o Ministério do Trabalho e Emprego (MTE) a ocupação é a agregação de empregos ou situações de trabalho similares quanto às atividades realizadas. Sendo assim,

CBO 2002 agrega os empregos por habilidades cognitivas comuns exigidas no exercício de um campo de trabalho³.

O nível mais agregado da CBO 2002 são os grandes grupos formado por dez conjuntos, agregados por nível de competência e similaridade nas atividades executadas, descritos no quadro 1. A CBO 2002 toma como base, com algumas adaptações, a metodologia da classificação e agregação internacional de informações ocupacionais de 1988 a *International Standard Classification of Occupations* (ISCO 88) que utiliza a escolaridade como critério para determinar o nível de competência. Os graduados cuja ocupação na CBO tenha nível de escolaridade exigido menor que o ensino superior são considerados sobreeducados e, assim, a *dummy* de *overeducation* será igual a um.

Quadro 1: Grande Grupo CBO 2002

Código	Título
0	Membros das Forças Armadas, Policiais e Bombeiros Militares
1	Membros Superiores do Poder Público, Dirigentes de Organizações de Interesse Público e de Empresas, Gerentes
2	Profissionais das Ciências e das Artes
3	Técnicos de Nível Médio
4	Trabalhadores de Serviços Administrativos
5	Trabalhadores dos Serviços, Vendedores do Comércio em Lojas e Mercados
6	Trabalhadores Agropecuários, Florestais e da Pesca
7	Trabalhadores da Produção de Bens e Serviços Industriais
8	Trabalhadores da Produção de Bens e Serviços Industriais
9	Trabalhadores em Serviços de Reparação e Manutenção

Fonte: Elaboração própria a partir da Classificação Brasileira de Ocupações

A nossa amostra é composta por indivíduos que concluíram sua graduação na UFPB no período de 2003 a 2013. Foram selecionados os concluintes de cada ano em toda UFPB e os mesmos foram acompanhados desde o ano de conclusão do curso até o último ano analisado. Assim, após a junção dos dados da UFPB com os dados da RAIS e a seleção dos egressos presentes em ambas as bases, tem-se um total de 4.612 observações.

A tabela 14 traz estatísticas que descrevem a amostra considerada na presente pesquisa, indivíduos com nível superior pela Universidade Federal da Paraíba acompanhados em um painel a partir do ano de 2003 até 2013. Considerando tanto a amostra completa como os indivíduos apenas na situação de *Overeducation* incluindo todos os anos do painel, observa-se que os indivíduos são relativamente jovens com média de idade de 27 anos.

Quanto ao Coeficiente de Rendimento Escolar (CRE)⁴, Duração do Curso e Taxa de Desemprego, a média se manteve a mesma tanto para a amostra completa quanto para

³O MTE define o sistema de classificação da CBO 2002 como um documento normalizador do reconhecimento para fins classificatórios, sem função de regulamentação profissional, da nomeação e da codificação dos títulos e conteúdos das ocupações do mercado de trabalho brasileiro para fins estatísticos de registros administrativos, censos populacionais e outras pesquisas domiciliares.

⁴O CRE corresponde à média de notas nas disciplinas que o aluno obteve durante o curso

os indivíduos na situação de *Overeducation*, apresentando as seguintes médias: 7,9 para o CRE, 4,9 e 5 ano para a duração de curso e 7,8 e 7,9 para a Taxa de Desemprego. Com relação a média salarial e Tempo de Emprego em uma firma, na amostra completa apresentou uma média salarial maior e menor tempo de vínculo empregatício em relação aqueles indivíduos que permaneceram na situação de *Overeducation*.

Observando as variáveis categóricas, a amostra completa apresenta em sua maioria mais homens, indivíduos que se consideram não brancos, que estudaram em rede pública de nível médio com renda familiar na faixa de R\$ 622,00 a R\$ 1.865,99. A amostra completa apresentou também indivíduos com pai analfabeto e formandos pela UFPB na situação de desempregados. Além disso, boa parte das observações dos que estão empregados estão em vínculos não temporários, no setor de atividade de Serviços em firmas de grande porte, com 19% da amostra caracterizado como primeiro emprego e 50,9% nascidos fora do município de João Pessoa.

Tabela 14 - Estatística Descritiva para a Amostra Completa e para os *Overeducated*

		Completa	Overeducation
Variáveis Contínuas		Média	
	Idade	27,7	27,4
	Salário	1061,08	953,32
	CRE	7,9	7,9
	Duração do Curso	4,9	5,0
	Tempo de Emprego	33,8	35,8
	Taxa de Desemprego	7,8	7,9
Variáveis Categóricas		%	
Sexo	Feminino	49,4	50,2
	Masculino	50,6	49,8
Cor	Branco	48,7	45,8
	Não Branco	51,3	54,2
Rede Escolar Nível Médio	Particular	46,0	42,2
	Pública	54,0	57,8
Renda Familiar	Menos de R\$ 622,00	31,8	34,5
	De R\$ 622,00 a R\$ 1.865,99	39,0	39,6

	De R\$ 1.866,00 ou mais	29,2	25,8
Escolaridade do Pai	Analfabeto	31,2	34,2
	Fundamental	15,5	17,1
	Médio	29,7	28,3
	Superior ou mais	23,7	20,3
CBO 2002 Ano de Formação	Desempregado	69,9	64,4
	CBO1	2,9	0,8
	CBO2	4,5	0,6
	CBO3	3,9	5,4
	CBO4	10,0	14,9
	CBO5	5,1	7,7
	CBO7	1,2	2,0
	CBO8	1,0	1,8
	CBO9	1,5	2,5
Emprego Temporário	Não	99,7	99,5
	Sim	0,3	0,5
CNAE 2.0	Agropecuária e Pesca	0,1	0,1
	Indústria	8,4	12,5
	Construção Civil	2,2	2,4
	Comércio	11,8	14,9
	Serviços	77,4	70,1
Porte da Empresa	Micro	17,8	21,4
	Pequena	15,2	16,2
	Média	14,4	16,1
	Grande	52,7	46,3
Primeiro Emprego	Não	81,0	85,5
	Sim	19,0	14,4
Nascido em João Pessoa	Não	50,9	46,8
	Sim	49,1	53,2

Fonte: elaboração própria a partir dos dados da STI/UFPB e da RAIS

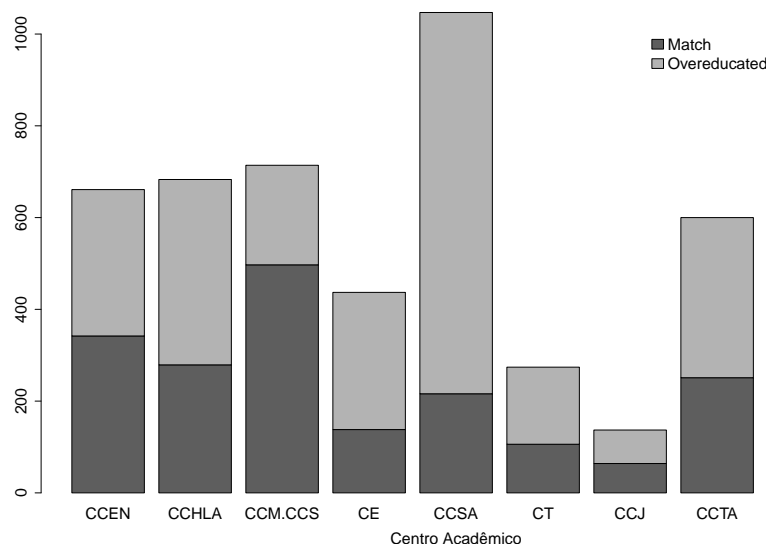
Por fim, as variáveis categóricas para os indivíduos na situação de *Overeducation*

mostram que 50,2% são mulheres e 54,2% se declaram não brancos. Além disso, a grande maioria desses indivíduos cursou o ensino médio em escolas públicas, com renda familiar na faixa de R\$ 622,00 a R\$ 1.865,99 e pai analfabeto.

Destaca-se ainda que grande parte dos indivíduos estavam desempregados na situação de formados pela UFPB. Daqueles que estavam empregados, apenas 0,5% eram emprego temporário e grande parte dos indivíduos em *Overeducation* estão no setor de Serviços e em empresas de grande porte. Além disso, 14,4% dos indivíduos em *Overeducation* estão em seu primeiro emprego e 53,2% nasceram em João Pessoa.

A figura 5 contém um gráfico com a distribuição dos egressos em cada centro. A parte cinza das barras representa os indivíduos em situação de *overeducation*, enquanto que a porção mais escura representa aqueles que possuem um *match* adequado entre ocupação e escolaridade.

Figura 4.1: Proporção de egressos *overeducated* por Centro Acadêmico



Fonte: elaboração própria a partir dos dados da STI/UFPB e da RAIS

O CCSA, que consiste na área de negócios e economia, é o que apresenta maior proporção de ex-alunos em situação de *overeducation* no mercado de trabalho. Outros centros cuja maior parte dos egressos está em empregos que não exigem nível superior são o CCTA, ou a área de artes e comunicação, o CCHLA, da área de humanas, o Centro de Educação, CE, e o CT, que inclui os cursos de Engenharia.

No CCEN (Exatas) e no Centro de Informática, a distribuição dos ex-alunos entre as duas categorias se mostra mais equilibrada. Na área de saúde e medicina, representada pela coluna CCM.CCS, apresenta a menor parcela de egressos *overeducated*.

A tabela 15 mostra que um egresso da UFPB passa, em média, mais de 3 anos em empregos não condizentes com sua formação. Comparando-se a média de duração entre os

centros acadêmicos, os ex-alunos formados nos Centros de Educação e de Ciências Sociais Aplicadas são os que passam mais tempo na situação de *overeducation*, com um tempo médio de mais de 4 e 5 anos, respectivamente. Os egressos Centro de Ciências Jurídicas e dos Centros de Saúde, são os que passam menos tempo pelo fenômeno.

Tabela 4.2: Duração média dos egressos em *overeducation*

Centros Acadêmicos	Duração Média
CCEN	2,98
CCHLA	3,81
CCM.CCS	1,55
CE	4,18
CCSA	5,16
CT	2,77
CCJ	2,19
CCTA	3,39
CI	3,33
UFPB	3,51

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da STI/UFPB e da RAIS

4.5 RESULTADOS

Esta seção apresenta as estimações do efeito dos campos de estudo sobre a situação de *overeducation* e sobre a duração do fenômeno após a conclusão do curso de graduação. Conforme já explanado, as áreas de formação dos indivíduos são representadas pelos centros acadêmicos da UFPB, os quais reúnem os cursos com áreas de atuação profissional afins. Primeiramente são mostrados os resultados da estimação do modelo logit com PSM para múltiplos tratamentos e em seguida os resultados encontrados pela abordagem de análise de sobrevivência.

4.5.1 LOGIT COM PSM PARA MÚLTIPLOS TRATAMENTOS

O primeiro passo do PSM consistiu em estimar via GBM as probabilidades de pertencer aos centros acadêmicos condicionadas a um vetor de características observáveis pré-tratamento. Foram incluídas nesse vetor as seguintes variáveis: sexo, raça, rede escolar em que cursou o ensino médio, renda familiar, escolaridade dos pais, se possui computador e acesso à internet e estado civil.

Após o pareamento via score de propensão, é relevante testar o balanceamento das características observáveis entre os egressos dos centros acadêmicos. Para tanto, o algoritmo de McCaffrey (2013) fornece como medida de balanceamento a diferença das médias das variáveis em cada grupo, comparando um centro acadêmico com o outro, dois dois.

Tendo em vista o grande número de linhas em razão do número de modalidades de tratamento e de características observáveis, não inserimos a tabela com as diferenças de média⁵ Em todas as variáveis houve uma redução importante na diferença entre os grupos antes e depois do pareamento. Na variável sexo, por exemplo, a condição de interesse é ser do sexo masculino e a diferença entre a proporção de homens no CCHLA e no CCSA reduziu de 0,78 para 0,33 após o pareamento.

As categorias de tratamento são os centros da UFPB nos quais os egressos se formaram. Defiu-se o CCEN como centro base sobre o qual se compara a probabilidade de um egresso dos demais centros ser *overeducated* (categoria omitida). A tabela 16 traz as estimações dos determinantes do *overeducation*. A primeira coluna mostra as estimações para o logit simples, sem o pareamento. No tocante aos centros acadêmicos, quase todos tiveram efeito significativo sobre a probabilidade de ser *overeducated*, exceto o CCJ, o qual representa o campo de estudo do direito. Os formados das Ciências Humanas, Sociais Aplicadas e Artes e Comunicação têm maior probabilidade de estarem na situação de *overeducation*, em comparação com os egressos das Ciências Exatas (categoria base). O mesmo ocorre com os formados na área de educação e nas engenharias (CT). Já os estudantes das áreas de Saúde e Informática possuem um menor risco de estarem em ocupações cujo grau de instrução requerido seja inferior à sua formação universitária.

Tabela 4.3: Determinantes do *overeducation*

Variáveis	LOGIT	LOGIT-PSM
CCHLA	0.4409*** (0.1414)	0.3728*** (0.0560)
CCM_CCS	-0.8218*** (0.1433)	-0.9768*** (0.0574)
CE	0.5740*** (0.1702)	0.5224*** (0.0666)
CCSA	1.1277*** (0.1330)	1.0374*** (0.0590)
CT	0.5440*** (0.1850)	0.6887*** (0.0620)
CCJ	0.5759** (0.2353)	-0.0803 (0.0763)
CCTA	0.4137*** (0.1437)	0.3677*** (0.0566)
CI	-0.4198 (0.3601)	-0.4699*** (0.0772)
Homem	-0.2644*** (0.0806)	-0.4425*** (0.0308)
Não Brancos	-0.0239	0.0299

⁵A tabela encontra-se disponível mediante solicitação aos autores.

	(0.0751)	(0.0295)
Nível Médio Escola Pública	0.0209	-0.0490
	(0.0854)	(0.0332)
De R\$ 622,00 a R\$ 1.865,99	-0.0203	-0.1596***
	(0.0922)	(0.0366)
De R\$ 1.866,00 ou mais	-0.0561	-0.1279***
	(0.1111)	(0.0432)
Fundamental	-0.2388**	-0.1695***
	(0.1213)	(0.0497)
Médio	-0.3995***	-0.4855***
	(0.1016)	(0.0404)
Superior ou Mais	-0.5082***	-0.3538***
	(0.1162)	(0.0453)
Emprego Temporário	3.8233**	4.7545***
	(1.5335)	(0.8130)
Pequena Empresa	-0.1610	-0.2090***
	(0.1366)	(0.0567)
Média Empresa	0.0320	-0.0314
	(0.1444)	(0.0602)
Grande Empresa	-0.1187	-0.1481***
	(0.1218)	(0.0520)
Primeiro Emprego	-0.8166***	-0.8352***
	(0.0932)	(0.0360)
Nascido em João Pessoa	0.3664***	0.1922***
	(0.0760)	(0.0302)
Duração do Curso	0.0761**	0.0342***
	(0.0333)	(0.0130)
CRE	-0.0121	-0.1143***
	(0.0523)	(0.0212)
Salário	-0.0001***	-0.0001***
	(0.00004)	(0.00002)
Tempo de Vínculo	0.0048***	0.0048***
	(0.0012)	(0.0005)
Taxa de Desemprego	0.3119***	0.2512***
	(0.0380)	(0.0152)
Idade	-0.0342***	-0.0447***
	(0.0086)	(0.0035)
C	-1.6690	0.8306**
	(1.1084)	(0.4015)
Dummies CBO 2002	Sim	Sim
Dummies CNAE 2.0	Sim	Sim
Observações	4612	4612
Log Likelihood	-2302.22	-15060.05
Akaike Inf. Crit.	4686.44	30202.11

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

Nota: Erro-padrão entre parênteses.

***p-valor < 0,01. ** p-valor < 0,05. * p-valor < 0,10

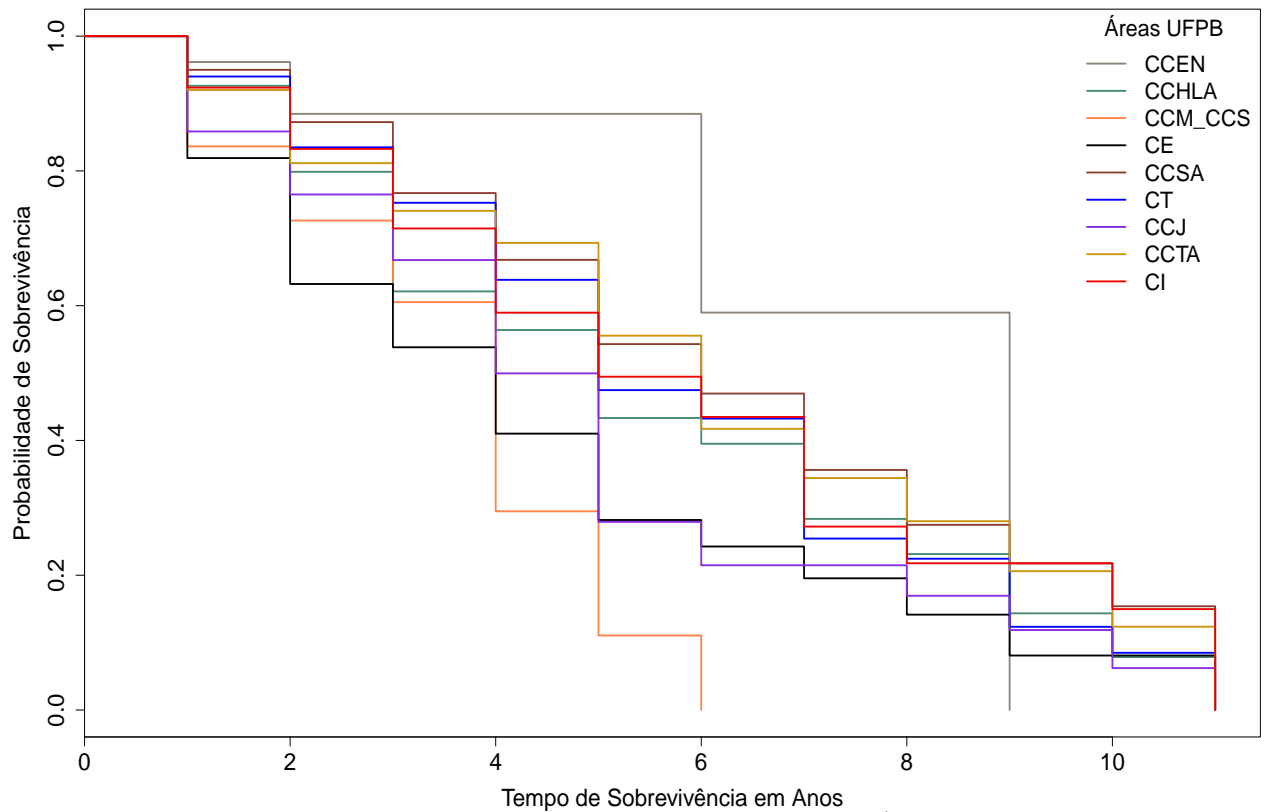
Os resultados para os indivíduos das áreas de ciências humanas e artes estão em consonância com as evidências existentes. O mercado de trabalho mais restrito característico desses campos de atuação pode gerar um excesso de oferta de trabalhadores, de modo que muitos acabam sendo alocados para funções não condizentes com sua instrução. O resultado para educação e engenharia, mesmo com um mercado de trabalho mais amplo, pode ser sintomático do excesso de trabalhadores qualificados gerados pela expansão do ensino superior nos últimos anos. O excedente de trabalhadores não consegue ser absorvido pelo mercado, gerando uma subutilização desses indivíduos.

No tocante aos demais determinantes, alguns deles já foram objeto de análise da literatura sobre o tema. As estimativas mostram que: as mulheres e os indivíduos mais jovens têm maior probabilidade de serem *overeducated*. Conforme já mostrado, esse é um resultado consensual na literatura, a qual argumenta que os trabalhadores com estas características têm um espaço de oportunidades mais reduzindo em comparação com os demais. Mesmo com as mudanças culturais ocorridas nas últimas décadas, grande parte da mulheres ainda acumulam junto à sua atividade profissional as responsabilidades da casa e da criação dos filhos, de modo que aceitam ocupações que lhe permitam se dedicar a essas funções, mesmo que exijam menos da sua formação.

A taxa de desemprego têm uma influência positiva sobre essa probabilidade, na medida em que ela reduz as alternativas de trabalho disponíveis aos egressos, que acabam aceitando empregos com nível de instrução exigido menor. Com relação às variáveis acadêmicas, as evidências sugerem que quanto mais baixo o desempenho acadêmico (CRE) e maior o tempo de duração do curso, maiores as chances de estar em *overeducation*.

4.5.2 ANÁLISE DA DURAÇÃO DO *OVEREDUCATION*

A análise de duração para a situação de *Overeducation* se divide em duas abordagens, a paramétrica e a não paramétrica. No modelo não paramétrico, a partir do estimador de Kaplan-Meier é possível estimar a função de sobrevivência exposta na figura 6 por centro acadêmico.

Figura 4.2: Distribuição Overeducation por Centro Acadêmico

Pode-se ver que até o 9º ano os indivíduos formados no CCEN possuem uma maior probabilidade de continuar na situação de *Overeducation*, seguido dos formados no CCSA e no CCTA. Já os centros CCM.CCS e CCJ, os centros de ciências médicas e jurídicas, respectivamente, apresentaram baixas probabilidades de continuar na situação de *Overeducation*, em síntese, indivíduos formados nessas áreas possuem maiores chances de se ocuparem em cargos que exijam nível superior.

Ressalta-se que este resultado faz parte de uma análise preliminar e não informa sobre quais fatores levam à saída do estado de *Overeducation*. Em seguida, a tabela 17 complementa a análise e expõe quais os determinantes da duração do *Overeducation* a partir do modelo de regressão Cox.

As estimativas mostraram que atributos como sexo, cor, idade, rede escolar de nível médio, renda familiar, pai com grau de instrução analfabeto, a ocupação no ano conclusão do curso, e alguns centros como o CCHLA, CCM.CCS, CT e CCJ são os principais condicionantes da duração de *Overeducation* por apresentarem sinais estatisticamente significantes. Os resultados informam que se o indivíduo for homem, não branco, e se cursou o ensino médio na rede pública têm menos chances de sair da situação de *overeducation*.

Outras características como ter pai analfabeto, renda familiar de R\$ 622,00 a R\$ 1.865,99 e trabalhar em uma firma de porte médio também contribuem negativamente para a probabilidade de saída da situação de *Overeducation*. O salário, o tempo de vínculo

na firma, a taxa de desemprego e a idade também contribuem de forma negativa para a saída desse status. Já fatores como emprego temporário e estar no primeiro emprego contribuem de forma positiva para a saída da condição de *Overeducated*.

Em suma, os indivíduos menos privilegiados em termos socioeconômicos são mais suscetíveis a realizar um *match* inadequado. Este resultado chama a atenção, pois embora o foco das políticas de expansão do ensino superior seja a qualificação dessas pessoas com vistas a proporcionar maior mobilidade social, os egressos terminam ocupando empregos não compatíveis com a formação universitária.

Analisando os centros acadêmicos, as variáveis chave da presente pesquisa, verifica-se que ser formando nos centros CCM.CCS, CT e CCJ contribui de forma positiva para a saída da situação de *Overeducation*. Já os formados no CCHLA têm menos chances de deixar o *overeducation* e conseguir outra ocupação que forneça um bom *match* com sua escolaridade.

Tabela 4.4: Resultados para Duração do *overeducation*

Variáveis	Coefficientes	Desvio Padrão
CCHLA	-0.2091**	(0.0845)
CCM.CCS	0.4711***	(0.0981)
CE	0.0728	(0.0915)
CCSA	-0.0811	(0.0712)
CT	0.5490***	(0.1067)
CCJ	0.6756***	(0.1427)
CCTA	-0.0197	(0.0863)
CI	-0.3898	(0.2510)
Homem	-0.1809***	(0.0452)
Não Brancos	-0.2639***	(0.0436)
Nível Médio Escola Pública1	-0.2009***	(0.0496)
De R\$ 622,00 a R\$ 1.865,99	-0.1902***	(0.0502)
De R\$ 1.866,00 ou mais	-0.1785***	(0.0675)
Fundamental	-0.1247**	(0.0626)
Médio	0.0202	(0.0560)
Superior ou Mais	-0.0701	(0.0713)
Pequena Empresa	-0.0065	(0.0670)
Média Empresa	-0.2023***	(0.0690)
Grande Empresa	0.0474	(0.0620)
Primeiro Emprego	0.2496***	(0.0592)
Nascido em João Pessoa	0.0484	(0.0438)
Duração do Curso	-0.0285	(0.0174)
CRE	-0.0007	(0.0275)

Salário	-0.0001***	(0.00003)
Tempo de Vínculo	-0.0077***	(0.0007)
Taxa de Desemprego	-0.2222***	(0.0187)
Idade	-0.0306***	(0.0049)
Dummies CBO 2002	Sim	Sim
Dummies CNAE 2.0	Sim	Sim
R ²	0.3286	
Score (Logrank) Test	1572.3060***	(df = 40)

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

Nota: ***p-valor < 0,01. ** p-valor < 0,05. * p-valor < 0,10

4.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Um trabalhador encontra-se em *overeducation* quando o seu grau de instrução é superior ao grau de instrução exigido pelo seu emprego. Algumas evidências mostram que esses indivíduos tendem a auferir rendimentos menores que os trabalhadores que desempenham funções compatíveis com sua formação, embora possuam a mesma escolaridade. Outra consequência adversa deste fenômeno é a subutilização dos capital humano, gerando ineficiência na alocação dos gastos públicos e privados em educação.

O objetivo deste ensaio, portanto, consistiu em investigar os determinantes desse fenômeno e do seu tempo de duração entre trabalhadores qualificados egressos da UFPB. Em especial buscou-se mensurar o efeito das áreas de formação (Humanidades, Direito, Economia), uma vez que parte crescente da literatura estabelece que certas áreas de atuação favorecem o desencontro entre a oferta e a demanda de trabalhadores.

Os campos de estudo dos ex-alunos são representados pelos centros acadêmicos da universidade. Para a consecução destes objetivos, estimou-se um logit com *Propensity Score Matching* para mensurar a probabilidade de *overeducation* e para o modelo de duração do *overeducation* utilizou-se a abordagem de análise de sobrevivência.

Os resultados mostraram que ser das áreas de Humanidades, Artes, Sociais Aplicadas, Educação e Engenharia aumenta a probabilidade de um egresso da UFPB ser um trabalhador *overeducated*. Já análise de duração mostrou que a probabilidade de deixar a situação de *overeducation* após um certo tempo se reduz para os formados nessas áreas, exceto para os formados em Engenharia. Os egressos das áreas de Saúde e Direito apresentaram menor probabilidade de serem *overeducated* e aqueles que o são possuem menor chance de permanecer nessa condição.

É importante ressaltar que os resultados encontrados neste e nos demais ensaios que compuseram esta tese constituem evidências para os alunos e egressos da UFPB, o que

pode comprometer a validade externa da pesquisa, isto é, o grau de aplicabilidade ou generalização do estudo a outros contextos. Nesse sentido, trabalhar com dados do Brasil consistiria em um avanço importante para futuras pesquisas, tendo em vista as diferenças econômicas e no mercado de trabalho das regiões.

Outro avanço importante seria mensurar o custo do *overeducation* para os recursos públicos. O diploma universitário de um aluno implica em custos para a sociedade, como o pagamento de professores e manutenção de estrutura física, portanto o *overeducation* sinaliza um ponto de ineficiência na alocação desses recursos. As políticas educacionais voltadas à expansão do ensino superior precisam ser complementadas com ações que melhor direcionem o crescente número de trabalhadores qualificados às demandas do mercado de trabalho.

Bibliografia

- ALAM, M. Development of primary education in bangladesh: the ways ahead. *The Bangladesh Development Studies*, JSTOR, p. 39–68, 2000.
- ANGRIST, J. D.; LAVY, V. Using maimonides' rule to estimate the effect of class size on scholastic achievement. *The Quarterly Journal of Economics*, MIT Press, v. 114, n. 2, p. 533–575, 1999.
- ANGRIST, J. D.; PISCHKE, J.-S. *Mostly harmless econometrics: An empiricist's companion*. [S.l.]: Princeton university press, 2008.
- ASADULLAH, M. N. The effect of class size on student achievement: evidence from bangladesh. *Applied Economics Letters*, Taylor & Francis, v. 12, n. 4, p. 217–221, 2005.
- BAKER, M. Industrial actions in schools: strikes and student achievement. *Canadian Journal of Economics/Revue canadienne d'économique*, Wiley Online Library, v. 46, n. 3, p. 1014–1036, 2013.
- BALLOU, D. Pay for performance in public and private schools. *Economics of education review*, Elsevier, v. 20, n. 1, p. 51–61, 2001.
- BALLOU, D.; PODGURSKY, M. J. *Teacher pay and teacher quality*. [S.l.]: WE Upjohn Institute, 1997.
- BALTAGI, B.; EGGER, P.; PFAFFERMAYR, M. Panel data gravity models of international trade. 2014.
- BANDIERA, O.; LARCINESE, V.; RASUL, I. Heterogeneous class size effects: New evidence from a panel of university students. *The Economic Journal*, Wiley Online Library, v. 120, n. 549, p. 1365–1398, 2010.
- BARONE, C.; ORTIZ, L. Overeducation among european university graduates: a comparative analysis of its incidence and the importance of higher education differentiation. *Higher Education*, Springer, v. 61, n. 3, p. 325–337, 2011.
- BAUER, T. K. Educational mismatch and wages: a panel analysis. *Economics of Education Review*, Elsevier, v. 21, n. 3, p. 221–229, 2002.
- BECKER, G. S. Investment in human capital: A theoretical analysis. *Journal of political economy*, The University of Chicago Press, v. 70, n. 5, Part 2, p. 9–49, 1962.
- BELLOT, M.; WEBBINK, D. Do teacher strikes harm educational attainment of students? *Labour*, Wiley Online Library, v. 24, n. 4, p. 391–406, 2010.

- BETTINGER, E. et al. Changing distributions: How online college classes alter student and professor performance. cepa working paper no. 15-10. *Stanford Center for Education Policy Analysis*, ERIC, 2015.
- BLATCHFORD, P.; BASSETT, P.; BROWN, P. Teachers' and pupils' behavior in large and small classes: A systematic observation study of pupils aged 10 and 11 years. *Journal of Educational Psychology*, US: American Psychological Association, v. 97, n. 3, p. 454, 2005.
- BRESSOUX, P.; KRAMARZ, F.; PROST, C. Teachers' training, class size and students' outcomes: evidence from third grade classes in france. *Document de travail CREST*, décembre, 2005.
- CALDWELL, W. E.; JEFFREYS, L. M. The effect of teacher strikes on student achievement: New evidence. *Government Union Review*, ERIC, v. 4, n. 1, p. 40–58, 1983.
- CALDWELL, W. E.; MOSKALSKI, M. D. The effect of school district strikes on student achievement. *Government Union Review*, ERIC, v. 2, n. 4, p. 3–14, 1981.
- CAMARGO, J. O efeito do tamanho da turma sobre o desempenho escolar: uma avaliação do impacto da "enturmação" no ensino fundamental do rio grande do sul. 2012.
- CAMERON, A. C.; TRIVEDI, P. *Microeconometrics*. Cambridge University Press, 2005. Disponível em: <<https://EconPapers.repec.org/RePEc:cup:cbooks:9780521848053>>.
- CANAY, I. A. A simple approach to quantile regression for panel data. *The Econometrics Journal*, Wiley Online Library, v. 14, n. 3, p. 368–386, 2011.
- CARNEIRO, A.; GUIMARÃES, P.; PORTUGAL, P. Real wages and the business cycle: Accounting for worker, firm, and job title heterogeneity. *Unpublished manuscript*, 2008.
- CAROLEO, F. E.; PASTORE, F. Overeducation at a glance: determinants and wage effects of the educational mismatch, looking at the almalaurea data. 2014.
- CAVALCANTI, M. F. A.; CAMPOS, F. M.; NETO, R. M. S. Mismatch nos mercados de trabalho regionais brasileiros: o que explica as diferenças regionais? *Revista Econômica do Nordeste*, v. 41, n. 3, p. 493–518, 2010.
- CLOTFELTER, C. T.; LADD, H. F.; VIGDOR, J. L. Teacher credentials and student achievement: Longitudinal analysis with student fixed effects. *Economics of Education Review*, Elsevier, v. 26, n. 6, p. 673–682, 2007.
- COX, D. R. Regression models and life tables (with discussion). *JR Stat Soc*, v. 34, p. 1–38, 1972.
- DANTAS, A. R. M.; FIGUEIREDO, E. A. de. Retorno da educação nos estados nordestinos: Piauí, rio grande do norte e bahia. *Revista Economia e Desenvolvimento*, v. 9, n. 1, 2011.
- DIAZ, M. D. M.; MACHADO, L. Overeducation e undereducation no brasil: incidência e retornos. *Estudos Econômicos (São Paulo)*, SciELO Brasil, v. 38, n. 3, p. 431–460, 2008.
- DIGGLE, P. et al. Analysis of longitudinal data second edition. *Oxford Statistical Science Series*, Oxford University Press, v. 1, n. 25, p. ALL–ALL, 2002.

- DING, W.; LEHRER, S. F. Experimental estimates of the impacts of class size on test scores: robustness and heterogeneity. *Education Economics*, Taylor & Francis, v. 19, n. 3, p. 229–252, 2011.
- DOLTON, P.; VIGNOLES, A. The incidence and effects of overeducation in the uk graduate labour market. *Economics of education review*, Elsevier, v. 19, n. 2, p. 179–198, 2000.
- DOLTON, P. J.; SILLES, M. A. The effects of over-education on earnings in the graduate labour market. *Economics of Education Review*, Elsevier, v. 27, n. 2, p. 125–139, 2008.
- DUNCAN, G.; HOFFMAN, S. The incidence and wage effects of overeducation. *Economics of Education Review*, v. 1, n. 1, p. 75–86, 1981.
- EBERTS, R. W.; STONE, J. A. Teacher unions and the productivity of public schools. *ILR Review*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 40, n. 3, p. 354–363, 1987.
- EVERITT, B. S.; HOTHORN, T. *A Handbook of Statistical Analyses Using R, Second Edition*. 2nd. ed. [S.l.]: Chapman & Hall/CRC, 2009.
- FIGLIO, D. N. Teacher salaries and teacher quality. *Economics Letters*, Elsevier, v. 55, n. 2, p. 267–271, 1997.
- FILHO, F. d. H. B.; PESSÔA, S. Retorno da educação no brasil. Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea), 2008.
- FREEMAN, R. *The Overeducated American*. [S.l.: s.n.], 1976.
- GIORGI, G. D.; PELLIZZARI, M.; WOOLSTON, W. G. Class size and class heterogeneity. *Journal of the European Economic Association*, Oxford University Press, v. 10, n. 4, p. 795–830, 2012.
- GROOT, W. The incidence of, and returns to overeducation in the uk. *Applied Economics*, Taylor & Francis, v. 28, n. 10, p. 1345–1350, 1996.
- GROOT, W.; BRINK, H. M. V. D. Overeducation in the labor market: a meta-analysis. *Economics of education review*, Elsevier, v. 19, n. 2, p. 149–158, 2000.
- GUIMARÃES, P.; PORTUGAL, P. A simple feasible alternative procedure to estimate models with high-dimensional fixed effects. 2009.
- HARDING, M.; LAMARCHE, C. Estimating and testing a quantile regression model with interactive effects. *Journal of Econometrics*, Elsevier, v. 178, p. 101–113, 2014.
- HIDALGO-HIDALGO, M. On the optimal allocation of students when peer effects are at work: tracking vs. mixing. *SERIEs*, Springer, v. 2, n. 1, p. 31–52, 2011.
- HOXBY, C. M. How teachers' unions affect education production. *The Quarterly Journal of Economics*, MIT Press, v. 111, n. 3, p. 671–718, 1996.
- HOXBY, C. M. The effects of class size on student achievement: New evidence from population variation. *The Quarterly Journal of Economics*, MIT Press, v. 115, n. 4, p. 1239–1285, 2000.

- IMAI, K.; DYK, D. A. V. Causal inference with general treatment regimes: Generalizing the propensity score. *Journal of the American Statistical Association*, Taylor & Francis, v. 99, n. 467, p. 854–866, 2004.
- IMBENS, G. W. The role of the propensity score in estimating dose-response functions. *Biometrika*, Oxford University Press, v. 87, n. 3, p. 706–710, 2000.
- JOHNSON, D. R. Do strikes and work-to-rule campaigns change elementary school assessment results? *Canadian Public Policy*, University of Toronto Press Incorporated, v. 37, n. 4, p. 479–494, 2011.
- KALBFLEISCH, J. D.; PRENTICE, R. L. *The Statistical Analysis of Failure Time Data*. Hoboken, NJ, USA: John Wiley & Sons, Inc., 2002. (Wiley Series in Probability and Statistics). ISSN 1940-6347. ISBN 9781118032985. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1002/9781118032985>>.
- KAPLAN, E. L.; MEIER, P. Nonparametric estimation from incomplete observations. *Journal of the American Statistical Association*, American Statistical Association, Taylor & Francis, Ltd., v. 53, n. 282, p. 457–481, 1958.
- KIERSZTYN, A. Stuck in a mismatch? the persistence of overeducation during twenty years of the post-communist transition in poland. *Economics of Education Review*, Elsevier, v. 32, p. 78–91, 2013.
- KINGDON, G.; TEAL, F. Teacher unions, teacher pay and student performance in india: A pupil fixed effects approach. *Journal of Development Economics*, Elsevier, v. 91, n. 2, p. 278–288, 2010.
- KOENKER, R. Quantile regression for longitudinal data. *Journal of Multivariate Analysis*, Elsevier, v. 91, n. 1, p. 74–89, 2004.
- KOENKER, R.; JR, G. B. Regression quantiles. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, JSTOR, p. 33–50, 1978.
- KOKKELENBERG, E. C.; DILLON, M.; CHRISTY, S. M. The effects of class size on student grades at a public university. *Economics of Education Review*, Elsevier, v. 27, n. 2, p. 221–233, 2008.
- KRUEGER, A. B. Economic considerations and class size. *The Economic Journal*, Wiley Online Library, v. 113, n. 485, 2003.
- LEE, B. K.; LESSLER, J.; STUART, E. A. Improving propensity score weighting using machine learning. *Statistics in medicine*, Wiley Online Library, v. 29, n. 3, p. 337–346, 2010.
- LEUVEN, E.; OOSTERBEEK, H. et al. Overeducation and mismatch in the labor market. *Handbook of the Economics of Education*, Elsevier Amsterdam, v. 4, p. 283–326, 2011.
- LIU, K.; SALVANES, K. G.; SØRENSEN, E. Ø. Good skills in bad times: Cyclical skill mismatch and the long-term effects of graduating in a recession. *European Economic Review*, Elsevier, v. 84, p. 3–17, 2016.

- LOTT, J.; KENNY, L. W. State teacher union strength and student achievement. *Economics of education review*, Elsevier, v. 35, p. 93–103, 2013.
- LOVELESS, T.; DIPERNA, P. *How well are American students learning?* [S.l.]: Brown Center on Education Policy, The Brookings Institution, 2000.
- LOVENHEIM, M. F. The effect of teachers' unions on education production: Evidence from union election certifications in three midwestern states. *Journal of Labor Economics*, The University of Chicago Press, v. 27, n. 4, p. 525–587, 2009.
- MACHADO, M. P.; HERNANDEZ, M. V. Does class size affect the academic performance of first year college students. *Retrieved March*, Citeseer, v. 30, p. 2011, 2008.
- MARTINS, P.; WALKER, I. *Student achievement and education production: a case study of the effect of class attendance*. [S.l.], 2006.
- MCCAFFREY, D. F. et al. A tutorial on propensity score estimation for multiple treatments using generalized boosted models. *Statistics in medicine*, Wiley Online Library, v. 32, n. 19, p. 3388–3414, 2013.
- MCGOLDRICK, K.; ROBST, J. Gender differences in overeducation: A test of the theory of differential overqualification. *The American Economic Review*, JSTOR, v. 86, n. 2, p. 280–284, 1996.
- MCGUINNESS, S. Overeducation in the labour market. *Journal of economic surveys*, Wiley Online Library, v. 20, n. 3, p. 387–418, 2006.
- MILLER, R. T.; MURNANE, R. J.; WILLETT, J. B. Do teacher absences impact student achievement? longitudinal evidence from one urban school district. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA, v. 30, n. 2, p. 181–200, 2008.
- MINCER, J. Schooling, experience, and earnings. *human behavior & social institutions* no. 2. ERIC, 1974.
- MONKS, J.; SCHMIDT, R. M. The impact of class size on outcomes in higher education. *The BE Journal of Economic Analysis & Policy*, De Gruyter, v. 11, n. 1, 2011.
- MORANO, C. P. The determinants of overeducation : Evidence from the Italian labour market Preliminary Draft. n. November, p. 25–27, 2014.
- OFEK, H.; MERRILL, Y. Labor immobility and the formation of gender wage gaps in local markets. *Economic Inquiry*, v. 35, n. 1, p. 28–47, 1997. Disponível em: <<https://EconPapers.repec.org/RePEc:oup:ecinqu:v:35:y:1997:i:1:p:28-47>>.
- OLIVEIRA, J. M. d. Custo-efetividade de políticas de redução do tamanho da classe e ampliação da jornada escolar: uma aplicação de estimadores de matching. *Rio de Janeiro: Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social*, 2010.
- PAOLA, M. D.; PONZO, M.; SCOPPA, V. Class size effects on student achievement: heterogeneity across abilities and fields. *Education Economics*, Taylor & Francis, v. 21, n. 2, p. 135–153, 2013.

- PESSÔA, S. de A.; FILHO, F. de H. B. Retorno da educação no brasil. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, v. 38, n. 1, 2008.
- REIMER, D.; NOELKE, C.; KUCEL, A. Labor market effects of field of study in comparative perspective: An analysis of 22 European Countries. *International Journal of Comparative Sociology*, v. 49, n. 4-5, p. 233–256, 2008.
- RESENDE, M.; WYLLIE, R. Retornos para educação no Brasil: evidências empíricas adicionais. *Economia Aplicada*, v. 10, p. 349–365, 2006.
- ROSENBAUM, P. R.; RUBIN, D. B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, Oxford University Press, v. 70, n. 1, p. 41–55, 1983.
- RUMBERGER, R. W. The rising incidence of overeducation in the us labor market. *Economics of Education Review*, Elsevier, v. 1, n. 3, p. 293–314, 1981.
- SACHSIDA, A.; LOUREIRO, P. R. A.; MENDONÇA, M. J. C. d. Um estudo sobre retorno em escolaridade no brasil. *Revista Brasileira de Economia*, SciELO Brasil, v. 58, n. 2, p. 249–265, 2004.
- SANTOS, A. M. d. Overeducation no mercado de trabalho brasileiro. *Revista Brasileira de Economia de Empresas*, v. 2, n. 2, p. 1–22, 2002.
- SATTINGER, M. Assignment models of the distribution of earnings. *Journal of economic literature*, JSTOR, v. 31, n. 2, p. 831–880, 1993.
- SCHULTZ, T. W. Investment in human capital. *The American economic review*, JSTOR, v. 51, n. 1, p. 1–17, 1961.
- SHIN, Y.; RAUDENBUSH, S. W. The causal effect of class size on academic achievement: Multivariate instrumental variable estimators with data missing at random. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 36, n. 2, p. 154–185, 2011.
- SICHERMAN, N. "Overeducation" in the Labor Market. 1991.
- SLOANE, P. J.; BATTU, H.; SEAMAN, P. T. Overeducation, undereducation and the british labour market. *Applied Economics*, Routledge, v. 31, n. 11, p. 1437–1453, 1999.
- SMITH, J. P.; WELCH, F. The overeducated american? a review article. ERIC, 1978.
- SMYTH, G. K. Partitioned algorithms for maximum likelihood and other non-linear estimation. *Statistics and Computing*, Springer, v. 6, n. 3, p. 201–216, 1996.
- SPREEUWENBERG, M. D. et al. The multiple propensity score as control for bias in the comparison of more than two treatment arms: an introduction from a case study in mental health. *Medical care*, JSTOR, p. 166–174, 2010.
- TEIXEIRA, W. M.; MENEZES-FILHO, N. A. Estimando o retorno à educação do brasil considerando a legislação educacional brasileira como um instrumento. *Revista de Economia Política*, SciELO Brasil, v. 32, n. 3, p. 479–496, 2012.

THUROW, L. C. *Generating Inequality: Mechanisms of Distribution in the US Economy*. [S.l.]: Basic Books, 1975.

URQUIOLA, M. Identifying class size effects in developing countries: Evidence from rural bolivia. *Review of Economics and statistics*, MIT Press, v. 88, n. 1, p. 171–177, 2006.

VERHAEST, D.; OMEY, E. Discriminating between alternative measures of over-education. *Applied Economics*, Routledge, v. 38, n. 18, p. 2113–2120, 2006.

WILLS, G. et al. The effects of teacher strike activity on student learning in south african primary schools. *Economic Research Southern Africa Working paper*, 2014.

WOOLDRIDGE, J. M. *Econometric analysis of cross section and panel data*. [S.l.]: MIT press, 2010.

ZWERLING, H. L. Pennsylvania teachers' strikes and academic performance. *Journal of Collective Negotiations*, v. 32, n. 2, p. 151–172, 2008.

A CENTROS ACADÊMICOS - UFPB

<p>1 - CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DA NATUREZA (CCEN)</p> <ul style="list-style-type: none"> 1.1 CIÊNCIAS BIOLÓGICAS 1.2 ESTATÍSTICA 1.3 FÍSICA 1.4 GEOGRAFIA 1.5 MATEMÁTICA 1.6 QUÍMICA <p>2 - CENTRO DE CIÊNCIAS HUMANAS, LETRAS E ARTES (CCHLA)</p> <ul style="list-style-type: none"> 2.1 HISTÓRIA MSC 2.2 LETRAS CLÁSSICAS 2.3 CIÊNCIAS SOCIAIS 2.4 LETRAS LIBRAS 2.5 FILOSOFIA 2.6 HISTÓRIA 2.7 LETRAS 2.8 LÍNGUAS ESTRANGEIRAS APLICAS ÀS NEGOCIAÇÕES INTERNACIONAIS 2.9 LETRAS VIRTUAL 2.10 MÍDIAS DIGITAIS 2.11 PSICOLOGIA 2.12 SERVIÇO SOCIAL 2.13 TRADUÇÃO <p>3 - CENTRO DE CIÊNCIAS MÉDICAS (CCM)</p> <ul style="list-style-type: none"> 3.1 MEDICINA <p>4 - CENTRO DE EDUCAÇÃO (CE)</p> <ul style="list-style-type: none"> 4.1 PEDAGOGIA 4.2 PEDAGOGIA - MODALIDA À DISTÂNCIA 4.3 PEDAGOGIA - EDUCAÇÃO DO CAMPO 4.4 PSICOPEDAGOGIA 4.5 CIÊNCIAS DAS RELIGIÕES 4.6 CIÊNCIAS NATURAIS - MODALIDADE À DISTÂNCIA <p>5 – CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS (CCSSA)</p> <ul style="list-style-type: none"> 5.1 ADMINISTRAÇÃO 5.2 CIÊNCIAS ECONÔMICAS 5.3 CIÊNCIAS CONTÁBEIS 5.4 ARQUIVOLOGIA 5.5 BIBLIOTECONOMIA 5.6 RELAÇÕES INTERNACIONAIS <p>6 - CENTRO DE TECNOLOGIA (CT)</p> <ul style="list-style-type: none"> 6.1 ARQUITETURA E URBANISMO 6.2 ENGENHARIA AMBIENTAL 6.3 ENGENHARIA CIVIL 6.4 ENGENHARIA MECÂNICA 6.5 ENGENHARIA DE ALIMENTOS 6.6 ENGENHARIA DE MATERIAIS 6.7 ENGENHARIA DE PRODUÇÃO 6.8 ENGENHARIA DE MECÂNICA 6.9 ENGENHARIA QUÍMICA 6.10 QUÍMICA INDUSTRIAL <p>7 - CENTRO DE CIÊNCIAS DA SAÚDE (CCS)</p> <ul style="list-style-type: none"> 7.1 CIÊNCIAS FARMAUCÊTICAS 7.2 ENFERMAGEM 7.3 FISIOTERAPIA 7.4 FONODIOLOGIA 	<p>8 - CENTRO DE CIÊNCIAS JURÍDICAS (CCJ)</p> <ul style="list-style-type: none"> 8.1 DIREITO <p>9 - CENTRO DE BIOTECNOLOGIA (CBIOTEC)</p> <ul style="list-style-type: none"> 9.1 BIOTECNOLOGIA <p>10 - CENTRO DE COMUNICAÇÃO, TURISMO E ARTES (CCTA)</p> <ul style="list-style-type: none"> 10.1 ARTES VISUAIS 10.2 TEATRO 10.3 JORNALISMO 10.4 RELAÇÕES PÚBLICAS 10.5 RADIALISMO 10.6 CINEMA <p>11 - CENTRO DE ENERGIAS ALTERNATIVAS E RENOVÁVEIS (CEAR)</p> <ul style="list-style-type: none"> 11.1 ENGENHARIA ELÉTRICA 11.2 ENERGIAS RENOVÁVEIS <p>12 - CENTRO DE INFORMÁTICA (CI)</p> <ul style="list-style-type: none"> 12.1 CIÊNCIAS DA COMPUTAÇÃO 12.2 ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO 12.3 MATEMÁTICA COMPUTACIONAL <p>13 - CENTRO DE TECNOLOGIA E DESENVOLVIMENTO REGIONAL (CTDR)</p> <ul style="list-style-type: none"> 13.1 TECNOLOGIA DE ALIMENTOS 13.2 TECNOLOGIA SUCRAALCOOLEITA
---	--

7.5 EDUCAÇÃO FÍSICA			
7.6 NUTRIÇÃO			
7.7 ODONTOLOGIA			
7.8 TERAPIA OCUPACIONAL			

B COEFICIENTES DE REGRESSÃO QUANTÍLICA - GREVES

Tabela B.1: Regressão Quantílica - Greves

Variáveis	Quantis			
	Q_25	Q_50	Q_75	Q_95
Greve	-1,8512** (0,8566)	-1,9331*** 0,5807	-1,6874** 0,7485	-1,9607 (1,7241)
Duração (dias)	0,0605*** (0,0221)	0,0589*** (0,015)	0,0528*** (0,0193)	0,0709 (0,0445)
Duração 2	-0,0004*** (0,0001)	-0,0004*** (0,0000)	-0,0003*** (0,0001)	-0,0004 (0,0002)
Controles	sim	sim	sim	sim
N.obs.	131.231	131.231	131.231	131.231

Fonte: Elaboração própria a partir das estimações

Nota: Erro-padrão entre parênteses. As variáveis de controle utilizadas foram: nota no vestibular, sexo, raça e escolaridade dos pais.

***p-valor < 0,01. ** p-valor < 0,05. * p-valor < 0,10