ESCOLA NACIONAL DE ADMINISTRAÇÃO PÚBLICA

PROGRAMA DE MESTRADO PROFISSIONAL EM AVALIAÇÃO E MONITORAMENTO DE POLÍTICAS PÚBLICAS

O IMPACTO DO APRENDIZADO SOBRE OS RETORNOS FUTUROS:

UMA ANÁLISE DO VALOR ADICIONADO DOS PROFESSORES NO RIO DE JANEIRO

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

JOÃO SERGIO SILVEIRA PEREIRA

BRASÍLIA – DF

2025

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO

Dissertação de Mestrado apresentada perante banca examinadora do curso de Mestrado Profissional em Avaliação e Monitoramento de Políticas Públicas da Escola Nacional de Administração Pública como pré-requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Avaliação e Monitoramento de Políticas Públicas.

Aluno: João Sergio Silveira Pereira

Orientador: Vitor Azevedo Pereira Pontual

Ficha catalográfica elaborada pela equipe da Biblioteca Graciliano Ramos da Enap

---

P4361i Pereira, João Sergio Silveira

O impacto do aprendizado sobre os retornos futuros: uma análise do valor adicionado dos professores no Rio de Janeiro / João Sergio Silveira Pereira. -- Brasília: Enap, 2025.

66 f.: il.

Dissertação (Mestrado – Programa de Mestrado Profissional em Avaliação e Monitoramento de Políticas Públicas) -- Escola Nacional de Administração Pública, 2025.

Orientação: Prof. Dr. Vitor Azevedo Pereira Pontual

1. Qualificação profissional. 2. Interação professor aluno. 3. Salário. 4. Professor de ensino médio. I. Título. II. Pontual, Vitor Azevedo Pereira orient.

CDD 371.12

Bibliotecária: Kelly Lemos da Silva – CRB1/1880

Docusign Envelope ID: 5A5D8427-623B-4180-9C43-1C6F3193207E

Mestrado Profissional em
Avaliação e Monitoramento de Políticas Públicas

ATA DA BANCA DE DEFESA DE TRABALHO DE CONCLUSÃO DO CURSO DE MESTRADO PROFISSIONAL EM AVALIAÇÃO E MONITORAMENTO DE POLÍTICAS PÚBLICAS

Aluno (a): João Sérgio Silveira Pereira **Ano de Ingresso:** 2023

Título da Dissertação:.O impacto do aprendizado sobre os retornos futuros: Uma análise do valor adicionado dos professores no Rio de Janeiro.

Orientador: Prof. Dr. Vitor Azevedo Pereira Pontual

Avaliadores: Prof. Dr. Arthur Amorim Bragança

Prof. Dr. Leonardo Santana Nunes Rosa

Prof. Dr. Romero Cavalcanti Barreto da Rocha

Avaliação:

[x] Aprovado

[ ] Aprovado com ressalvas.

[ ] Reprovado

Brasília, 21 de fevereiro de 2025

DocuSigned by: Arthur Amorim Bragança 1F43B517F11943D...
Avaliador

DocuSigned by: Leonardo Santana Nunes Rosa AF515F09900B4E2...
Avaliador

Signed by: Romero Cavalcanti Barreto da Rocha 4BC0775C008140F...
Avaliador

DocuSigned by: Vitor Azevedo Pereira Pontual 0CFB42FB3257473...
Orientador

Para aquela que sempre esteve ao meu lado, especialmente nos dias de chuva.
Para aquela que coloriu a minha vida com caos e confusão.

Agradecimentos

Gostaria de expressar meu mais sincero agradecimento ao meu orientador, Professor Dr. Vitor Azevedo, por toda atenção e apoio dedicados ao longo desta jornada. Suas orientações foram essenciais para o desenvolvimento desta pesquisa e alcance dos resultados obtidos.

Agradeço, igualmente, a todos os professores do programa e à equipe da Coordenação-Geral de Pós-Graduação Stricto Sensu da Escola Nacional de Administração Pública (ENAP), por seu trabalho e, principalmente, pela dedicação em promover uma formação de excelência.

Expresso um agradecimento especial aos meus caros colegas de trabalho, que ouviram pacientemente minhas reflexões no campo das políticas de educação e contribuíram durante esse processo de crescimento acadêmico e profissional. Agradeço, também, aos meus colegas de turma pelas trocas de experiências e pelo espírito de coleguismo, especialmente nos primeiros trimestres, durante o período das disciplinas.

Por fim, agradeço à minha família e aos amigos que estiveram ao meu lado ao longo dessa jornada, compreendendo minhas ausências. Em especial, agradeço a minha mãe que sempre me incentivou a estudar e ser o melhor que eu posso ser; e a minha amada esposa por sua paciência, compreensão e suporte ao longo desses anos. A todos, meu muito obrigado.

Resumo

A qualidade dos professores desempenha um papel crucial no desempenho acadêmico dos alunos, influenciando tanto resultados de curto prazo e longo prazo. Este estudo investiga o impacto de professores mais eficazes, medidos pelo valor adicionado dos professores, sobre os alunos do ensino médio da rede estadual do Rio de Janeiro, utilizando dados do SAERJINHO, do Censo Escolar e da RAIS. Os resultados indicam que professores mais eficazes elevam o desempenho dos alunos no ENEM e aumentam suas expectativas educacionais e salariais futuras.

Palavras-chave: educação; valor adicionado do professor; retornos da educação; Rio de Janeiro.

Abstract

Teacher quality plays a crucial role in students' academic performance, influencing both short-term and long-term outcomes. This study investigates the impact of more effective teachers, measured by teacher value added, on high school students in the public school system of Rio de Janeiro, using data from SAERJINHO, the School Census, and RAIS. The results indicate that more effective teachers improve students' performance in the ENEM and increase their future educational and salary expectations.

Keywords: education; value added; returns on education; Rio de Janeiro.

Lista de figuras

Figura 2.1 Educação no Rio de Janeiro na primeira metade da década de 2010 . . . 16
Figura 3.1 Varáveis usadas no processo de emparelhamento 22
Figura 4.1 Questionário SAERJ 2013 - Perguntas sobre expectativas para o futuro . 43
Figura A.1 Questionário Socioeconômico do SAERJ 59
Figura A.2 Screeplot - Índice Socioeconômico 60

Lista de tabelas

Tabela 3.1 Estatísticas descritivas dos Estudantes . . . 24
Tabela 3.2 Características dos Professores . . . 25
Tabela 3.3 Infraestrutura das Escolas . . . 25
Tabela 3.4 Estatísticas descritivas mercado de trabalho . . . 27
Tabela 3.5 Média das Notas no ENEM por Área . . . 28
Tabela 3.6 Estatísticas Gerais por Área . . . 30
Tabela 3.7 Estimação do VAP . . . 30
Tabela 3.8 Resumo dos Dados por Disciplina . . . 31
Tabela 3.9 Estimação do VAP com variáveis de controle adicionais . . . 33
Tabela 3.10 Capacidade do VAP de prever as notas dos estudantes que mudaram de escola . . . 35
Tabela 3.11 Capacidade do VAP do professor do ano anterior de prever o VAP do professor do ano atual para os alunos que mudaram de escola . . . 36
Tabela 4.1 Efeito do professor sobre salários futuros - Apenas alunos pareados com a RAIS 2019 . . . 38
Tabela 4.2 Efeito do professor sobre salários futuros - Todos os alunos com VAP calculado . . . 39
Tabela 4.3 Efeito do professor sobre probabilidade de fazer o ENEM . . . 40
Tabela 4.4 Efeito dos professores sobre as notas do ENEM . . . 41
Tabela 4.5 Efeito do professor sobre as expectativas para o futuro . . . 44
Tabela 4.6 Estatisticas descritivas da amostra . . . 46
Tabela 4.7 Efeito do professor sobre salários . . . 47
Tabela 4.8 Contribuição das variáveis para o efeito do VAP sobre salários . . . 49
Tabela B.1 Estimação do VAP - Com imputações . . . 61
Tabela B.2 Estimação do VAP com variáveis de controle adicionais . . . 62
Tabela B.3 Capacidade do VAP de prever as notas dos estudantes que mudaram de escola . . . 63
Tabela B.4 Efeito do professor sobre as expectativas para o futuro - Com imputações 64
Tabela B.5 Efeito do professor sobre salários futuros - Com imputações . . . 65
Tabela B.6 Efeito do professor sobre probabilidade de fazer o ENEM - Com imputações 65
Tabela B.7 Efeito dos professores sobre as notas do ENEM - Com imputações . . . 66

Sumário

1 Introdução 11

2 Contexto do Rio de Janeiro 15

3 Estratégia Empírica 18

3.1 Dados 18

3.2 Processo de emparelhamento das bases de dados 20

3.2.1 Dados de notas, alunos e professores 20

3.2.2 Dados do mercado de trabalho 26

3.2.3 Dados do ENEM 27

3.3 Amostra e Estimação do Valor Adicionado do Professor 28

3.4 Testes de Robustez e Validade do VAP 31

4 Resultados 37

4.1 Estimação do efeito do professor sobre salários futuros 37

4.2 Estimação do efeito do professor sobre as Notas no Enem 40

4.3 Estimação do efeito do professor sobre as expectativas dos alunos 42

4.4 Compreendendo melhor os efeitos dos professores 45

5 Discussão 51

6 Conclusão 54

7 Bibliografia 55

Apêndices 58

Apêndice A Índice de Renda 59

Apêndice B Estimações com Imputações 61

1 Introdução

A qualidade dos professores desempenha um papel fundamental no sucesso acadêmico e nas trajetórias de vida dos estudantes. Docentes efetivos, aqueles capazes de elevar o desempenho acadêmico e o engajamento dos alunos, geram impactos de longo prazo, como maior probabilidade de concluir os estudos, ingressar no ensino superior e alcançar melhores condições de empregabilidade. Professores de maior qualidade podem inclusive influenciar positivamente o futuro de seus alunos em termos de rendimentos salariais e bem-estar (RIVKIN ET AL., 2005; KANE E STAIGER, 2008; ROTHSTEIN, 2010; CHETTY ET AL., 2014B; CHETTY ET AL., 2017).

Apesar da farta evidência internacional, sabemos ainda muito pouco sobre o papel dos professores em melhorar os resultados acadêmicos e laborais dos alunos em contextos de países em desenvolvimento. Será que o nível socioeconômico dos alunos e a infraestrutura da escola seriam suficientes para explicar seus resultados dos alunos? Ou será que um bom professor pode influenciar positivamente os alunos? Em que medida a eficácia docente explicaria as diferenças no desempenho dos estudantes no curto prazo (notas em avaliações padronizadas) e no longo prazo (inserção no mercado de trabalho e níveis salariais)?

Este trabalho investiga o impacto do valor adicionado dos professores (VAP) nos desdobramentos acadêmicos e profissionais dos alunos da rede pública estadual do Rio de Janeiro. O Rio de Janeiro do início dos anos 2010 constitui um cenário ideal para estimarmos esses efeitos: A secretaria estadual de educação instituiu exames nas 3 séries do ensino médio, permitindo calcular o valor adicionado de cada professor da rede estadual no ensino médio. Os dados podem ser cruzados com as matrículas dos estudantes, com os registros administrativos de emprego[1], e com os dados do ENEM. O lapso temporal entre a conclusão do ensino médio e aferição dos resultados laborais é longo o suficiente para permitir que os alunos tenham concluído o ensino superior, minimizando vieses. Por último, os questionários contextuais do exame estadual de final do ensino médio são bastante ricos e permitem verificar desde o nível socioeconômico dos alunos à suas expectativas de futuro.

Construímos um painel de dados que conecta informações do SAERJINHO, matrículas estaduais, do Censo Escolar, do ENEM e da RAIS. Por meio destes emparelhamentos e metodologias que controlam para características prévias dos estudantes, mensuramos a eficácia de milhares de professores. Posteriormente, relacionamos essa medida a indicadores como notas no ENEM, expectativas para o futuro e rendimentos no mercado de trabalho.

Primeiro, constatamos que professores com maior VAP influenciam positivamente as expectativas dos alunos em relação ao seu futuro. Estudantes expostos a docentes mais

[1] através da base de dados da Relação Anual de Informações Sociais, a RAIS, do Ministério do Trabalho

eficazes não apenas apresentam melhor desempenho acadêmico, mas também manifestam aspirações mais altas quanto à continuidade dos estudos. Esse resultado aponta que os alunos passam a ficar mais confiantes quando sentem que estão aprendendo mais, mas também apontam para a possibilidade de que professores que mais adicionam aprendizado a seus alunos também afetem dimensões não cognitivas, como motivação e autoconfiança.

Segundo, relacionamos o VAP ao desempenho no ENEM, e mostramos que alunos de professores mais eficazes apresentam maiores probabilidades de participar desse exame. Uma vez presentes na prova, alunos de professores mais eficazes obtêm notas maiores, tanto em Matemática quanto em Línguas e Códigos, aumentando assim a chance de ingresso na universidade.

Terceiro, a análise do impacto do VAP no mercado de trabalho revela uma associação consistente e estatisticamente significativa entre ter professores mais efetivos durante o ensino médio e salários mais elevados na vida adulta. Mesmo considerando cenários pessimistas, em que consideramos desempregados todos os ex-alunos não encontrados na RAIS, o coeficiente que relaciona VAP e os salários permanece estatisticamente significante. Em termos práticos, um desvio padrão a mais na qualidade média do professor ao longo do ensino médio resulta em um aumento de 2% no salário médio, não condicional a trabalhar no mercado formal. Para os que trabalham no mercado formal, um aumento de 1 desvio padrão na eficácia do professor se traduz em um aumento de mais de 6% no salário médio anual.

A discussão sobre a efetividade dos professores na aprendizagem remonta a um debate histórico centrado na "função de produção" da educação, inaugurado pelo "Relatório Coleman" (COLEMAN et al., 1966). Enquanto esse relatório e estudos subsequentes destacavam fortemente o papel do background familiar e das condições socioeconômicas como principais determinantes do desempenho estudantil, a capacidade da escola e, especialmente, dos professores de influenciar positivamente os estudantes parecia limitada. No entanto, com o acúmulo de melhores dados e metodologias mais sofisticadas, pesquisadores passaram a questionar se, para além de observáveis como formação do docente e sua experiência, haveria um componente não capturado que explicaria a significativa variação nos resultados dos alunos. Esse movimento culminou na abordagem de valor adicionado do professor (VAP), que busca isolar a contribuição individual de cada docente no desempenho acadêmico, controlando para fatores como habilidades prévias do estudante e características da escola.

Diferentemente dos estudos que tentavam correlacionar características observáveis dos professores como anos de escolaridade, certificações ou tempo de experiência com o desempenho do professor, a literatura de VAP reconhece que tais variáveis não conseguem explicar grande parte da heterogeneidade na eficácia docente (RIVKIN et al., 2005; AARONSON et al., 2007). Modelos de valor adicionado interpretam o "efeito professor" como a diferença sistemática observada nas notas dos alunos que permanece mesmo após controlar por ele-

mentos como notas passadas, condição socioeconômica e efeitos fixos de turma ou escola. Isto é, retiram todos os efeitos que não seriam do professor (CHETTY et al., 2014a; KANE e STAIGER, 2008; ROCKOFF, 2004). A literatura sobre VAP em países desenvolvidos têm mostrado robustez e estabilidade das etimativas do efeito do professor. Elas não sofreriam de viés sistemático mesmo em contextos de alocação não aleatória de alunos, e as medidas seriam estáveis ao longo do tempo (HANUSHEK e RIVKIN, 2010; CHETTY et al., 2014a).

Este trabalho contribui para a literatura da eficácia docente ao investigar o valor adicionado dos professores no contexto brasileiro, especialmente no ensino médio da rede pública do estado do Rio de Janeiro. Enquanto a maior parte das pesquisas internacionais sobre VAP (CHETTY et al., 2014a; 2014b; KANE e STAIGER, 2008; ROCKOFF, 2004) se concentra nos Estados Unidos e ocasionalmente em países de renda baixa (BAU e DAS, 2020; 2024), os estudos no Brasil ainda são escassos e muitas vezes restritos ao ensino fundamental ou a amostras pouco representativas (MORICONI, 2012; FERRAZ e FERNANDES, 2014; Venturini, 2020).

O presente trabalho expande o conhecimento disponível ao explorar uma realidade de país de renda média, evidenciando como a qualidade docente pode tanto melhorar o desempenho acadêmico, quanto repercutir em resultados de longo prazo no mercado de trabalho. Por meio do cruzamento de diferentes bases de dados, nosso estudo também se destaca por oferecer uma análise dos efeitos de professores de alta qualidade sobre múltiplas dimensões: da motivação para o futuro, a participar em um exame nacional padronizado e na inserção no mercado de trabalho. Até onde temos conhecimento, trata-se de uma investigação pioneira fora dos Estados Unidos relacionando diretamente o VAP ao desempenho laboral, à tentativa de acesso ao ensino superior e expectativas dos alunos.

Além da relevância de abordar um ambiente marcadamente desigual, onde a educação exerce um papel importante na promoção de equidade, nossa pesquisa também se destaca pelas condições da estimação do VAP. No ensino médio do brasileiro, há em geral um professor específico para cada disciplina, o que possibilita estabelecer uma vinculação direta entre docentes e estudantes. Ademais, muitos professores lecionam em mais de uma escola, aspecto que ajuda a separar o efeito individual do professor daquele relacionado à própria instituição de ensino. Outro diferencial é o uso de um currículo e de avaliações relativamente uniformes em todo o estado, simplificando comparações de desempenho e mitigando problemas de heterogeneidade curricular frequentes em outras localidades. Por fim, o período analisado (2011 a 2013) e a existência de dados longitudinais até 2019 permitem avaliar, com razoável defasagem temporal, o impacto dos professores na trajetória profissional dos estudantes, minimizando o viés para baixo que poderia advir daqueles estudantes que ainda cursam o ensino superior.

Este documento está estruturado em cinco capítulos além dessa introdução. No Capítulo 2, apresentamos o contexto socioeconômico e educacional do estado do Rio de Janeiro

na primeira metade da década de 2010. Em seguida, no Capítulo 3, apresentamos nossa estratégia de pesquisa. Neste capítulo relatamos nossas escolhas metodológicas, descrevemos as bases de dados utilizadas e o processo de construção dos painéis que cruzam informações de desempenho escolar e ocupacional ao longo do tempo. Já no Capítulo 4, apresentamos os principais resultados de nossa pesquisa. Primeiramente a análises sobre como a qualidade docente pode afetar as expectativas dos alunos em relação ao futuro. Em seguida, exploramos o efeito do VAP sobre os salários dos ex-alunos na vida adulta. Por último, relacionamos a qualidade docente ao desempenho no ENEM. O Capítulo 5 discute de forma mais ampla os achados, destacando implicações para políticas públicas e potenciais limitações. Por fim, no Capítulo 6, apresentamos as conclusões gerais do trabalho.

2 Contexto do Rio de Janeiro

O estado do Rio de Janeiro é um dos estados brasileiros com maior população e produção econômica. Localizado na região sudeste do país, o estado no início dos anos 2010 era responsável por 11% do produto interno bruto do Brasil e abrigava cerca de 16 milhões de habitantes concentrados principalmente em áreas urbanas (IBGE, 2010).

O Governo do Estado do Rio de Janeiro promoveu transformações significativas na educação pública a partir de 2010. Naquele ano, o Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (Ideb) do Rio de Janeiro no ensino médio era de 2.8, o segundo pior índice, apenas à frente do Piauí. Os péssimos resultados encontrados encorajaram o então governador a trocar o secretário de educação e introduzir diversas medidas para melhorar os índices educacionais do estado. A nova gestão da Secretaria Estadual de Educação do Estado do Rio de Janeiro (SEEDUC-RJ), liderada pelo economista Wilson Risolia, implementou um currículo mínimo comum estadual, o sistema de gestão integrada das escolas (GIDE), provas de final de ciclo, provas bimestrais e remuneração variável de professores (CAMPOS NETO, 2018).

A taxa de aprovação dos estudantes do ensino médio no Rio de Janeiro subiu de 71,4% em 2011 para 81,6% em 2013, representando um avanço em relação à média nacional, de aproximadamente 79% no mesmo ano. O IDEB, Índice de Desenvolvimento da Educação Básica, também registrou crescimento. Em 2011, o índice do Rio de Janeiro foi de 3,7, abaixo da média nacional que registrou 3,9. Em 2013, o estado alcançou um IDEB de 4,0, igualando-se a média brasileira [1]

[1] Com relação as notas do SAEB, em 2011, a nota média foi de 286,84, e, em 2013, permaneceu próxima, com 283,47. Embora abaixo do esperado, o desempenho do Rio de Janeiro se alinhava à média nacional (INEP, 2023).

Figura 2.1 – Educação no Rio de Janeiro na primeira metade da década de 2010

Fonte: INEP, 2023. Elaboração própria

Um dos pilares da estratégia de promoção da qualidade da educação no Rio de Janeiro nesta época foi a construção do Sistema de Avaliação do Estado do Rio de Janeiro, o SAERJ. O sistema abrangia, por um lado, avaliações de final de ciclo, para todos os alunos da rede estadual, no 5^o e 9^o anos do ensino fundamental e na 3^a. Tais provas, que ficaram conhecidas como provas do SAERJ, eram calibradas por teoria de resposta ao ítem (TRI), espelhando a escala do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB). Por outro lado, os alunos eram testados a cada bimestre nos exames do SAERJINHO, não calibrados por TRI.

Nesse período houve também a expansão do modelo de escolas de tempo integral, proporcionando aos estudantes uma carga horária ampliada que combinava atividades pedagógicas com práticas extracurriculares. Foram feitos também investimentos na infraestrutura das escolas, como construção de bibliotecas, laboratórios de informática e espaços esportivos. Foram introduzidos programas de bonificação por desempenho dos professores. Iniciativas de formação continuada buscaram incentivar a qualificação docente e promover a permanência de professores na rede pública.

Os avanços do estado devem ser entendidos dentro do contexto no qual ocorriam. Nesse

sentido, é importante registrar que o estado do Rio de Janeiro enfrentava desafios estruturais relacionados a desigualdades regionais e limitações de recursos em algumas escolas, por exemplo. Entretanto, em que pesem os esforços para modernizar e aprimorar a educação pública, o sistema educacional do Rio de Janeiro ainda enfrentava desafios substanciais. A desigualdade regional, problemas na oferta de professores e infraestrutura deficiente, sobretudo nas áreas periféricas, limitavam o potencial do sistema de educação estadual.

3 Estratégia Empírica

3.1 Dados

Neste capítulo, apresentaremos as bases de dados utilizadas neste estudo, que combinam informações sobre educação e mercado de trabalho em diferentes períodos. O primeiro grupo de dados contém informações sobre alunos da rede pública estadual do Rio de Janeiro entre os anos de 2011 e 2013, abrangendo variáveis como desempenho acadêmico, características demográficas; além de dados sobre as escolas e professores destes alunos. O segundo conjunto de dados refere-se às notas e informações socioeconômicas dos alunos identificados no primeiro conjunto em testes padronizados no ano de 2013. O terceiro e último grupo de dados refere-se aos mesmos indivíduos em 2019, já inseridos no mercado de trabalho, contendo informações sobre empregabilidade, salários e condições laborais. Para organizar esses dados, foram construídos dois painéis distintos. O primeiro com as notas dos estudantes em língua portuguesa e o segundo com as notas dos estudantes em matemática. Os painéis contêm o rendimento dos estudantes no ensino médio, de 2011 até 2013, e o desempenho destes mesmos estudantes no mercado de trabalho no ano de 2019. O nosso objetivo é gerar uma estimação do valor adicionado do professor com os dados do início da década e utilizar essa estimação em conjunto com os dados laborais do final da década.

O primeiro grupo de informações diz respeito à vida escolar dos estudantes no período de 2011 a 2013, extraídas do SAERJINHO e Censo Escolar. O SAERJINHO foi uma avaliação aplicada periodicamente aos alunos da rede pública estadual do Rio de Janeiro, com o objetivo de monitorar o aprendizado e identificar dificuldades dos alunos. Integrado ao Sistema de Avaliação da Educação do Estado do Rio de Janeiro (SAERJ), seu propósito era fornecer um diagnóstico do desempenho dos estudantes, especialmente nas áreas de língua portuguesa e matemática, sendo aplicado em intervalos regulares, geralmente bimestrais. Essa periodicidade permitia a identificação precoce de lacunas no aprendizado, fornecendo às escolas e professores informações para ajustar práticas pedagógicas antes do fechamento do ciclo escolar. Esses testes avaliavam competências e habilidades em língua portuguesa e matemática, alinhadas ao currículo escolar e às diretrizes estabelecidas pela SEEDUC-RJ. Cada teste era composto por questões objetivas, desenvolvidas de forma a medir o domínio dos estudantes sobre os conteúdos considerados essenciais para o avanço acadêmico. Os testes não eram calibrados por TRI, e os resultados do SAERJINHO não geravam nenhuma premiação ou punição para a escola.

É importante ressaltar que havia no período um sistema de bonificação de professores. A bonificação era baseada na taxas de aprovação dos alunos e nos resultados das provas do SAERJ (exame *high stakes*), dos anos de final de ciclo. Não existia, portanto, nenhum incen-

tivo para que os professores inflassem a nota do SAERJINHO. Dessa forma, o SAERJINHO pode ser considerado um exame *low stakes*.

O Censo Escolar é o principal levantamento estatístico da educação básica no Brasil e é realizado anualmente pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (Inep). A coleta de dados ocorre em duas etapas distintas: a primeira, realizada no início do ano letivo, abrange informações sobre instituições de ensino, turmas, alunos e profissionais escolares. A etapa subsequente registra, ao final do ano letivo, o movimento e rendimento escolar, incluindo aprovações, reprovações e evasões. Os dados são declarados diretamente pelas instituições de ensino por meio de plataforma digital com consolidação de informações em nível nacional, estadual e municipal. O Inep coordena o processo, estabelecendo o cronograma, os instrumentos de coleta e os mecanismos de controle de qualidade. Gestores estaduais e municipais de educação atuam na capacitação dos agentes escolares e na supervisão da coleta em suas respectivas redes de ensino. Os diretores das instituições de ensino são os responsáveis pelo preenchimento das informações no sistema.

Com o cruzamento das informações do SAERJINHO e Censo Escolar construímos dois painéis de dados que servirão de base para a pesquisa. Os painéis possuem variáveis idênticas, sendo diferenciados pelas notas que cada um traz, pois cada um corresponde a uma matéria específica, português e matemática. Nosso primeiro objetivo com esses painéis é de associar cada aluno com o seu professor da respectiva matéria e ano. A associação entre professor e aluno é crucial para o cálculo do valor adicionado do professor que será usada posteriormente. Conseguimos associar os alunos aos seus respectivos professores, não apenas por escola ou série, mas por turma específica de matéria e ano, permitindo estimar o impacto de cada professor de forma individualizada.

O próximo conjunto de informações diz respeito ao desempenho dos estudantes identificados no mercado de trabalho. Adicionamos ao nosso painel as informações do mercado de trabalho trazidas da RAIS de 2019. Dessa forma, trazemos informações sobre o desempenho no mercado de trabalho de no mínimo seis anos após obtermos as notas dos alunos. Esse lapso temporal é importante pois parte dos estudantes estaria fora do mercado de trabalho em um intervalo temporal inferior por ainda estarem cursando o nível superior.

A Relação Anual de Informações Sociais (RAIS) reuni os dados administrativos do mercado de trabalho formal no Brasil, sendo regulamentada pelo Ministério do Trabalho e Emprego (MTE). Instituída com o propósito de subsidiar a formulação de políticas públicas e monitorar o mercado de trabalho, a RAIS apresenta caráter obrigatório para todos os estabelecimentos públicos e privados, abrangendo trabalhadores regidos pela Consolidação das Leis do Trabalho (CLT), servidores públicos estatutários, empregados temporários e intermitentes. A obrigatoriedade abrange tanto empresas com vínculos empregatícios ativos durante o ano-base quanto aquelas sem empregados. As informações declaradas incluem dados de identificação dos trabalhadores, vínculos empregatícios, remunerações, jornada

contratada e informações cadastrais das empresas, como porte, setor de atividade econômica e localização. Além de permitir o acompanhamento das dinâmicas do mercado de trabalho, a RAIS também é usada na operacionalização de políticas como o abono salarial PIS/PASEP. A RAIS é atualizada anualmente, com os dados referentes ao ano-base sendo declarados no início do ano seguinte, conforme prazos estabelecidos pelo MTE.

Foram adicionados ao painel informações como salário nominal, salário médio anual, setor de trabalho, tempo de permanência no emprego e escolaridade. Esta última é importante pois é a nossa única fonte de informação sobre a conclusão do ensino médio e continuidade dos estudos.

O último conjunto de informações diz respeito ao desempenho dos alunos identificados anteriormente em um teste padronizado nacional. Utilizamos as notas dos alunos no Enem de 2013 para correlacionar a performance dos estudantes com o desempenho dos professores, medido pelo valor adicionado. O Enem, Exame Nacional do Ensino Médio, é uma avaliação padronizada de abrangência nacional, desenvolvida pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (Inep). O exame tem como objetivo mensurar o desempenho acadêmico dos estudantes ao final da educação básica, utilizando critérios técnicos baseados na Teoria de Resposta ao Item (TRI). A metodologia TRI avalia não apenas o número de acertos, mas também o padrão de respostas, atribuindo pesos diferentes às questões de acordo com seu nível de dificuldade e a consistência das respostas do candidato. A partir de 2009, o exame passou por uma reformulação significativa, tornando-se a principal porta de entrada para o ensino superior no Brasil, substituindo progressivamente os vestibulares tradicionais em diversas instituições de ensino.

O Enem é estruturado em quatro áreas de conhecimento: Linguagens, Ciências Humanas, Ciências da Natureza e Matemática, cada uma com 45 questões de múltipla escolha. As notas de cada área são calculadas separadamente em uma escala de pontuação não linear devido à aplicação da TRI. O que significa que candidatos com o mesmo número de acertos podem obter pontuações distintas, dependendo do padrão de respostas.

Adicionamos as informações do Enem ao nosso painel com os resultados por área de conhecimento além de um indicador de participação. Na seção seguinte apresentaremos de forma detalhada o processo de construção do painel de dados, as variáveis utilizadas para integrar os dados e os critérios utilizados.

3.2 Processo de emparelhamento das bases de dados

3.2.1 Dados de notas, alunos e professores

A construção do painel de dados utilizado nesse trabalho passou por 3 etapas. Em cada etapa são adicionados um conjunto de informações aos estudantes identificados na primeira

etapa.

A primeira etapa da construção do painel de dados parte dos resultados do SAERJINHO, inspirado na metodologia desenvolvida por VENTURINI (2020) para ligar a base do SAERJINHO à base do censo escolar, permitindo atribuir o professor às turmas e alunos aos quais ele leciona. O objetivo é construir um painel que conecte alunos e professores, incorporando as notas dos estudantes no SAERJINHO em diferentes anos. Para cada disciplina, língua portuguesa e matemática, foi organizado um painel de dados, contendo informações sobre as notas dos alunos, seus nomes e variáveis de identificação, informações socioeconômicas dos alunos e professores além de informações sobre as escolas. Essas variáveis foram utilizadas para identificação e para a realização de procedimentos de emparelhamentos.

Nossa metodologia para o cálculo do valor adicionado do professor (VAP) utiliza as notas defasadas do aluno para controlar o aprendizado prévio e características dos estudantes, isolando o impacto do professor. Dessa forma, necessitamos no painel que os alunos tenham observações de no mínimo dois anos consecutivos. Trabalhar com os dados do ensino médio é particularmente vantajoso, pois no ensino médio cada turma tem seu próprio professor para cada matéria, o que permite associar de forma mais direta o impacto do docente no desempenho dos alunos. Além disso, os professores frequentemente lecionam em diversas turmas e escolas, o que amplia a variabilidade dos dados.

Os painéis foram construídos utilizando dados disponíveis para os anos de 2011, 2012 e 2013. O cenário mais favorável para a análise ocorre com os estudantes que ingressaram no primeiro ano do ensino médio em 2011. Nesse caso, é possível acompanhar o progresso desses alunos ao longo de três anos consecutivos. Além disso, há dois casos adicionais em que é possível acompanhar os alunos por dois anos consecutivos: (i) alunos que estavam no segundo ano do ensino médio em 2011, e (ii) alunos que ingressaram no primeiro ano do ensino médio em 2012.

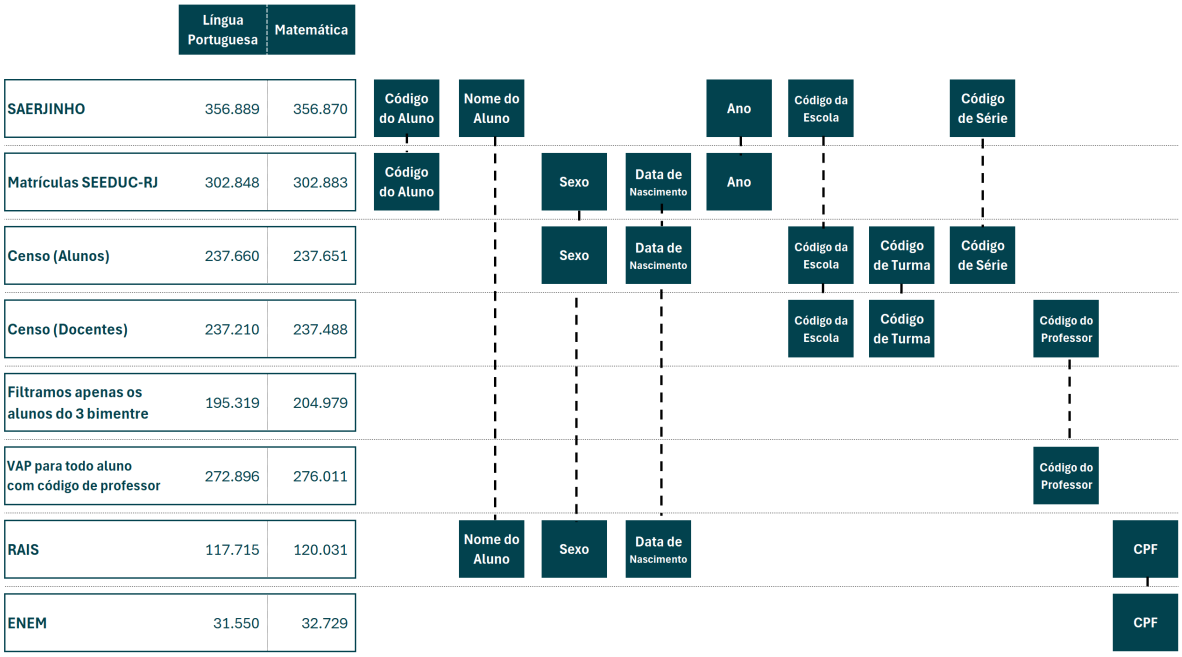
A principal informação que nos falta na base do SAERJINHO é o identificador de professor por aluno para cada ano. Para obter esses dados, foi necessário integrar os resultados do SAERJINHO com as informações disponíveis na base de matrículas e da SEEDUC-RJ e do censo escolar. Esse processo utilizou dados dos questionários de alunos e docentes do censo escolar referentes aos anos de 2011, 2012 e 2013.

O processo iniciou-se com a associação entre os resultados das provas de língua portuguesa e matemática do SAERJINHO e as informações disponíveis na base de matrícula do SEEDUC-RJ. Esse procedimento permitiu identificar aproximadamente 85% dos estudantes.

Em seguida, procedeu-se à identificação dos alunos do SAERJINHO nas bases do censo escolar. As variáveis de sexo, ano e mês de nascimento, código de escola e série foram utilizadas como critérios para o emparelhamento, sendo essas informações extraídas do questionário do aluno do censo. Essa abordagem permitiu localizar cerca de 78% dos estudantes originalmente presentes na base do SAERJINHO.

Posteriormente, os alunos foram associados aos seus respectivos professores de língua portuguesa e matemática em cada ano letivo. Essa vinculação foi realizada com base nas variáveis de código de turma e código de escola disponíveis no questionário do docente do censo escolar. O procedimento resultou na identificação dos professores de 99% dos estudantes. O infográfico abaixo traz um resumo das variáveis usadas no emparelhamento e o número de estudantes em cada etapa do processo.

Figura 3.1 – Varáveis usadas no processo de emparelhamento



Fonte: Elaboração própria

A base do SAERJINHO não continha as notas finais de cada aluno por disciplina, mas as respostas individuais para cada item. As notas dos alunos foram então calculadas e padronizadas por cada etapa do SAERJINHO, ou seja, por ano e bimestre. Primeiramente, para cada aluno i e cada questão j, foi calculada uma versão padronizada das notas de cada item subtraindo a média das respostas da questão μ_j e dividindo pelo desvio padrão σ_j da questão. Em seguida, a média das respostas padronizadas de cada aluno é calculada, considerando as respostas para todas as 26 questões, e ajustada pela média das notas médias de todos os alunos conforme a fórmula abaixo:

$$N_i' = \frac{\frac{1}{26}\sum_{j=1}^{26}\frac{(R_{ij}-\mu_j)}{\sigma_j} - \mu_N}{\sigma_N}$$

Onde:

- N_i' é a nota normalizada do aluno i;
- R_{ij} é a resposta do aluno i ao item j;
- μ_j é a média das respostas para o item j;

- σ_j é o desvio padrão das respostas para o item j;
- μ_N é a nota média para todos os alunos;
- σ_N é o desvio padrão para todos os alunos.

Para além das notas, a base de dados traz também um questionário socioeconômico com questões sobre renda, escolaridade dos pais, empenho e expectativas para o futuro. Com esses dados, construímos um índice socioeconômico que será utilizado nas estimações nas seções seguintes. A construção do índice socioeconômico é detalhada no Apêndice A.

Os dados sobre os estudantes mostram que a maioria possui acesso a serviços básicos, como água encanada, energia elétrica e coleta de lixo, embora ainda existam carências de infraestrutura em algumas regiões, como falta de asfalto. A escolaridade dos pais é relativamente baixa, com poucos alcançando o ensino superior. Além disso, uma proporção significativa dos estudantes vive em domicílios que recebem Bolsa Família, um indicativo de vulnerabilidade socioeconômica. A maior parte das escolas se mostra bem equipada em termos de infraestrutura básica, possuindo água, luz e coleta de lixo, além de biblioteca, quadra de esportes e acesso à internet em muitas unidades.

As tabelas a seguir trazem as estatísticas descritivas para os alunos, professores e escolas.

Tabela 3.1 – Estatísticas descritivas dos Estudantes

Variável	Valor	Percentual	Desvio Padrão
Total de Alunos	195.319		
Idade média		18,23	(5.041)
Mulheres	107.426	55,0%	(0.497)
Infraestrutura da Residência			
Sua residência tem energia elétrica?	91.432	98,1%	(0.136)
Sua rua é asfaltada ou tem calçamento?	91.294	77,9%	(0.415)
Sua residência tem água na torneira?	91.379	96,4%	(0.186)
Sua rua tem coleta de lixo?	91.019	89,5%	(0.306)
Tem alguém que mora com você que recebe bolsa família?	90.893	30,3%	(0.459)
Escolaridade da Mãe (anos de estudo)			
0 a 4 anos	11.093	12,2%	
5 a 8 anos	23.261	25,6%	
9 a 11 anos	17.671	19,5%	
12 a 15 anos	26.773	29,5%	
16 anos ou mais	4.633	5,1%	
Não sabe responder	7.341	8,1%	
Escolaridade do Pai (anos de estudo)			
0 a 4 anos	11.155	12,3%	
5 a 8 anos	20.850	23,0%	
9 a 11 anos	15.910	17,6%	
12 a 15 anos	23.130	25,5%	
16 anos ou mais	4.371	4,8%	
Não sabe responder	15.196	16,8%	

Fonte: Elaboração própria

Tabela 3.2 – Características dos Professores

Variável	Valor	Percentual	Desvio Padrão
Total de Professores	5.779		
Professores em Mais de Uma Escola	551	9,5%	0,817
Professores em Mais de Uma Turma	4.776	82,6%	3.904
Nível de Escolaridade dos Professores			
Especialização	870	15,1%	0,357
Mestrado	134	2,3%	0,15
Doutorado	19	0,3%	0,0572

Fonte: Elaboração própria

Tabela 3.3 – Infraestrutura das Escolas

Variável	Valor	Percentual	Desvio Padrão
Total de Escolas	1.234		
Luz eletrica	1.229	99,6%	0,0308
Esgoto	1.055	85,5%	0,3433
Coleta de Lixo	1.219	98,8%	0,1016
Biblioteca	1.002	81,2%	0,4056
Cozinha	1.164	94,3%	0,1910
Internet	1.173	95,1%	0,0636
Quadra de esportes	1.011	81,9%	0,3624

Fonte: Elaboração própria

Diferentemente de VENTURINI (2020), optamos por não realizar imputações de notas. Em vez disso, descartamos as observações em que não fosse observada a nota defasada. Isso nos custou em torno de 15% das observações, pois, mesmo que observássemos a nota de um aluno, não poderíamos usá-lo no cálculo do valor adicionado caso não observássemos sua nota em um ano consecutivo. Os dados e resultados com imputações para as notas estão disponíveis no Apêndice B.

Os números apresentados até aqui dizem respeito apenas aos estudantes aptos a serem usados para o cálculo do valor adicionado do professor sem imputações. Em torno de 70 mil estudantes em cada uma das bases não puderam ser usados nas estimações, pois mesmo tendo identificado o professor, temos apenas uma das notas. No entanto, como já dispomos do VAP calculado para esses professores, podemos realizar um cruzamento por meio do

identificador de professor e, assim, reincluir esses 70 mil alunos em cada uma das bases para o cruzamento com os dados subsequentes. Dessa forma, o painel de língua portuguesa passa a contar com 272.896 estudantes, enquanto o de matemática chega a 276.011.

3.2.2 Dados do mercado de trabalho

Na segunda etapa da construção do painel, adicionamos os dados do mercado de trabalho em 2019 para os estudantes identificados anteriormente que conseguimos associar a um VAP. Nosso objetivo é relacionar o valor adicionado dos professores ao desempenho dos estudantes no mercado de trabalho ao fim da década. Para tanto, realizamos o cruzamento dos dados da etapa anterior com a RAIS de 2019. Nossas variáveis de interesse são os salários (disponíveis tanto como salário médio anual quanto em múltiplos do salário-mínimo vigente), o tempo de emprego e a escolaridade dos indivíduos.

Embora o ENEM forneça informações sobre as notas obtidas na prova padronizada para ingresso no ensino superior, a base de dados não inclui informações de matrícula ou conclusão no nível superior. Assim, a RAIS é a nossa única fonte de informações sobre o nível de escolaridade atingido pelos indivíduos na vida adulta.

O cruzamento das bases de dados foi realizado com base em duas chaves principais: nome e data de nascimento. Foram identificados aproximadamente 43% dos alunos avaliados pelo SAERJINHO na base da RAIS de 2019. A RAIS inclui apenas trabalhadores formais com registro em carteira e a taxa de informalidade no Brasil em 2019 foi estimada em 41% (IBGE, 2019).

Tabela 3.4 – Estatísticas descritivas mercado de trabalho

	Língua Portuguesa	**Matemática**
Número de Alunos / Trabalhadores	117.715	120.031
Nível de Escolaridade		
Ensino Médio Incompleto	7,1%	7,0%
Ensino Médio Completo	80,0%	80,0%
Educação Superior Incompleta	8,4%	8,4%
Educação Superior Completa	4,5%	4,5%
Mestrado Completo	0,0%	0,0%
Doutorado Completo	0,0%	0,0%
Salário Médio Anual		
Média	R$ 1.508,20	R$ 1.509,63
Desvio Padrão	R$ 872,87	R$ 874,01
Tempo no emprego atual (meses)		
Tempo no emprego atual	26,25	26,26

Fonte: Elaboração própria

3.2.3 Dados do ENEM

A última etapa na construção do painel é integrar os resultados do ENEM aos dados anteriores. O número do CPF foi usado como identificador. Tanto a base do ENEM quanto a da RAIS continham os CPFs dos indivíduos. Entretanto, os dados de matrícula da SEEDUC-RJ não traziam essa informação. Assim, nos limitamos ao painel elaborado na seção anterior com os dados da RAIS para cruzar os dados com o ENEM. Esse procedimento permitiu vincular os dados educacionais da SEEDUC-RJ com os dados do ENEM de forma indireta.

Embora funcional, essa estratégia nos impõe limitações. A principal restrição foi que conseguimos identificar apenas cerca de 30 mil alunos, dentre os mais de 270 mil presentes na base inicial, com o valor adicionado do professor calculado. Além disso, por conta da necessidade de envolver os dados da RAIS, a identificação dos alunos que participaram do ENEM foi condicionada à presença deles na RAIS 2019. Isso implica que as análises baseadas no ENEM estão limitadas ao universo de indivíduos que, em 2019, estavam formalmente empregados no mercado de trabalho.

A tabela a seguir apresenta as estatísticas descritivas da amostra e da base completa do ENEM.

Tabela 3.5 – Média das Notas no ENEM por Área

Variável	Língua Port. (1)	Matemática (2)	Base Compl. ENEM (3)
Soma das Notas	1.924	1.922	1.992
	(210)	(210)	(286)
Línguas e Códigos	479	478	490
	(66,0)	(66,0)	(76,1)
Matemática	496	495	510
	(78,9)	(78,6)	(104)
Ciências Humanas	493	493	520
	(67,7)	(67,6)	(83,5)
Ciências Naturais	454	454	469
	(57,4)	(57,4)	(73,1)
Redação	398	400	359
	(233)	(232)	(270)
Observações	56.033	65.663	7.173.563
Alunos	31.550	32.729	-
Professores	4.840	4.715	-

Fonte: Elaboração própria

Observa-se que os resultados médios de desempenho nas provas de Línguas e Códigos e Matemática, bem como em outras áreas do conhecimento, são relativamente próximos entre a amostra e a base completa.

3.3 Amostra e Estimação do Valor Adicionado do Professor

Nosso objetivo é investigar como a qualidade do professor impacta os resultados de longo prazo dos alunos. Desta forma, nossa primeira tarefa é calcular o valor adicionado do professor (VAP). O VAP é uma medida que busca avaliar a contribuição específica de um professor para o desempenho acadêmico de seus alunos, isolando a influência dos professores dos demais fatores que contribuem para o aprendizado, como as características dos alunos, da escola e do contexto socioeconômico. Em outras palavras, o VAP é uma estimativa de quanto a nota de um aluno ou turma seria diferente ao final do período se estudasse com o professor A ao invés do professor B.

Essa explicação alternativa explicita o primeiro problema: somente observamos as notas dos alunos com o professor de fato alocado para a turma. O contrafactual não é observável. Seguiremos o procedimento descrito por Chetty et al. (2014a) e Bau e Das (2020),

considerando que o desempenho acadêmico dos alunos resulta de um processo cumulativo que reflete tanto experiências familiares e educacionais prévias quanto influências atuais. Fatores como o nível sócio-econômico do aluno e a qualidade da educação que ele recebeu até então estariam refletidos na nota passada do aluno. Ao condicionarmos os resultados do aluno no ano t aos resultados no ano $t-1$, estamos controlando por esses fatores, mesmo que eles não sejam observáveis.

Nesse contexto, adotamos o princípio proposto por Kane e Staiger (2008), que demonstraram que estimadores de VAP que controlam pelas notas anteriores dos alunos produzem estimativas consistentes e não viesadas. Se as características dos alunos e das turmas fossem completamente independentes da alocação dos professores, como por exemplo em uma atribuição aleatória de aluno e professor, seria suficiente comparar as médias dos resultados dos alunos para estimar a contribuição de cada professor. No entanto, é razoável supor que a formação das turmas não seja aleatória e que vários fatores, observáveis e não observáveis, possam impactar o desempenho dos alunos. Por isso, é necessário empregar métodos estatísticos mais elaborados para isolar o efeito das características dos alunos e turmas para obter uma estimativa precisa da contribuição dos professores.

No nosso modelo, a nota atual do aluno é explicada por sua nota anterior, pela contribuição do professor, efeitos específicos do ano e da série. Controlamos assim por habilidades prévias e choques específicos desses períodos. Ao incluir a nota anterior do aluno como variável de controle, buscamos capturar diferenças pré-existentes de habilidades e conhecimentos que cada estudante já possuía antes de ser exposto ao professor. Entendemos que o histórico de notas sintetiza, em grande medida, as características inobserváveis dos alunos, como habilidades cognitivas e não cognitivas, motivação e suporte familiar. Assim, evitamos atribuir ao professor efeitos que, na realidade, são decorrentes de características do próprio aluno ou de seu histórico educacional.

O modelo proposto para estimar o VAP baseia-se na ideia de que o desempenho de um aluno i em determinado ano (Y_{ijgt}) pode ser explicado por: o nível prévio de aprendizado do próprio aluno medido por suas notas anteriores ($y_{i,t-1}$), a contribuição do professor no processo de aprendizado (γ_j), diferenças temporais (α_t), e efeitos relacionados à série (μ_g):

$$Y_{ijgt} = \beta_0 + \sum_{\alpha} \beta_a y_{i,t-1} I(\text{grade} = \alpha) + \gamma_j + \alpha_t + \mu_g + \varepsilon_{ijgt}$$

A principal variável de controle é o desempenho anterior do aluno $y_{i,t-1}$, cuja importância pode variar de acordo com a série (por meio do indicador $I(\text{grade} = \alpha)$), permitindo que a relação entre a nota passada e a nota presente seja diferente para cada α. Ao mesmo tempo, controla-se também para efeitos de choques temporais α_t, que podem capturar mudanças em políticas educacionais, calendário letivo ou outros choques externos que afetem o desempenho dos estudantes em um determinado ano ou período. O termo μ_g busca capturar

características inerentes a cada nível de ensino.

A nossa variável de interesse na estimação é γ_j, que é o efeito fixo do professor j. Essa medida corresponde precisamente ao VAP, pois interpreta-se γ_j como a diferença de desempenho associada a cada professor, após controlar para o histórico de aprendizagem dos alunos e para demais variáveis externas. Em outras palavras, γ_j reflete o quanto, em média, a presença do professor j influencia a nota dos estudantes.

Para a estimação do valor adicionado do professor, utilizamos cerca de 230 mil observações organizadas em painel contendo mais de 5 mil professores e 190 mil alunos. Utilizamos aqui somente os alunos em que se observam notas em pelo menos 2 anos consecutivos. As observações utilizadas na estimação, para cada um dos painéis, estão descritas no quadro abaixo:

Tabela 3.6 – Estatísticas Gerais por Área

	Língua Portuguesa	**Matemática**
Observações	236.264	267.711
Alunos	195.319	204.979
Professores	5.779	5.410
Escolas	1.056	1.056
Turmas	19.631	21.308

Fonte: Elaboração própria

Com os dados em mãos, estimamos o modelo detalhado anteriormente. Os resultados da estimação são apresentados a seguir.

Tabela 3.7 – Estimação do VAP

	Variável dependente	
	Notas	
	Lingua Portuguesa	Matemática
Nota(t-1) (aluno 1º ano)	0.356***	0.128***
	(0.005)	(0.007)
Nota(t-1) (aluno 2º ano)	0.399***	0.161***
	(0.003)	(0.005)
Nota(t-1) (aluno 3º ano)	0.421***	0.408***
	(0.006)	(0.009)
Observações	236.264	267.711
Anotações	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

Nosso objetivo com essa regressão é de extrair os efeitos fixos de professor que repre-

sentam a contribuição individual de cada professor para os resultados dos alunos. Uma vez extraídos esses efeitos fixos, povoamos todas as observações que tínhamos um identificador de professor válido com VAP calculado, ainda que esta observação não tenha sido utilizada no cálculo do VAP. Dessa forma, o painel final, que será utilizado para as estimações seguintes, irá conter o mesmo número de professores, mas um número maior de observações e alunos.

Tabela 3.8 – Resumo dos Dados por Disciplina

	Língua Portuguesa	**Matemática**
Observações	503.604	543.283
Alunos	272.896	276.011
Professores	5.779	5.410
Escolas	1.106	1.117
Turmas	23.485	25.270

Fonte: Elaboração própria.

3.4 Testes de Robustez e Validade do VAP

Para que as estimativas do valor adicionado do professor (VAP) calculadas na seção anterior sejam usadas em nosso trabalho, é fundamental questionar se elas conseguem distinguir a contribuição do professor de outros fatores que também influenciam a performance dos estudantes. A literatura sobre valor adicionado destaca a complexidade e dificuldade de isolar os efeitos dos professores em um ambiente educacional onde os fatores individuais, familiares e escolares podem interferir nas estimativas (KANE E STAIGER, 2008; ROTHSTEIN, 2010; CHETTY ET AL., 2014A; JACKSON ET AL., 2014).

O ponto central da discussão sobre viés para estimadores de VAP está no potencial impacto de uma seleção não aleatória na alocação de professores. Frequentemente, a alocação de aluno e professor não é aleatória. Diretores de escolas podem designar docentes mais experientes para turmas consideradas mais desafiadoras ou ainda para turmas com um histórico positivo. Por outro lado, pais engajados podem influenciar na escolha de professores para seus filhos. Uma escolha não aleatória pode levar a uma correlação entre o valor adicionado dos professores e características dos alunos. Esses fatores podem levar a estimativas enviesadas que refletem características não observadas dos alunos, como motivação ou habilidades inatas, ao invés de capturar o efeito causal do professor.

Idealmente, a melhor forma de eliminar completamente o viés seria garantir a alocação aleatória de professores em salas de aula, de modo que as características da turma fossem totalmente independentes de quem leciona. Porém, no mundo real, é razoável supor algum nível de alocação não aleatória. Neste trabalho, utilizamos o desempenho dos alunos em anos anteriores como forma de capturar as características individuais dos alunos e controlar

a possível seleção na alocação dos professores. Ainda assim, se tais controles não forem suficientes para capturar todos os elementos que geram seleção não aleatória, nossas estimativas de VAP podem estar viesadas.

O primeiro teste de robustez foi desenvolvido com base nas metodologias apresentadas por Bau e Das (2020) e Chetty et al. (2014a) e consiste em verificar se a inclusão de variáveis adicionais de controle impactam as estimativas originais do modelo. O teste avalia se a introdução de informações complementares sobre características dos alunos e das escolas altera significativamente os resultados das estimativas originais de VAP. Incorporamos variáveis que não estavam presentes no modelo original, como a escolaridade dos pais, a participação de algum membro da residência no programa Bolsa Família e o número de bens duráveis no domicílio.

A ideia subjacente é que, se as estimativas iniciais forem robustas, isto é, nossos controles originais forem suficientes para capturar cada um dos efeitos, a adição de novas variáveis não deverá gerar mudanças substanciais nos valores estimados. Calculamos a correlação entre as estimativas de VAP antes e depois da inclusão dos novos controles. Uma alta correlação indica que utilizar os resultados defasados dos alunos capturou as características específicas dos alunos.

As variáveis adicionais foram obtidas a partir do questionário socioeconômico do SAERJ e abordam aspectos relacionados ao poder aquisitivo, às condições habitacionais dos alunos e à escolaridade dos pais. Estimamos novamente o valor adicionado do professor, incorporando os controles adicionais. Os resultados detalhados dessa segunda estimação são apresentados no quadro a seguir.

Tabela 3.9 – Estimação do VAP com variáveis de controle adicionais

	Variável dependente: Notas			
	Lingua Portuguesa		Matemática	
Nota(t-1) (aluno 1º ano)	0.374***	0.376***	-0.053	-0.057
	(0.098)	(0.099)	(0.082)	(0.083)
Nota(t-1) (aluno 2º ano)	0.372***	0.371***	0.126***	0.125***
	(0.005)	(0.005)	(0.007)	(0.007)
Nota(t-1) (aluno 3º ano)	0.485***	0.484***	0.326***	0.325***
	(0.006)	(0.006)	(0.009)	(0.009)
Controles	Não	Sim	Não	Sim
Observações	89.319		114.394	
Alunos	77.525		85.041	
Professores	3.290		3.374	
Correlação	0.9998		0.9999	
Anotações	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01			

Nota: A regressão é aqui apresentada repete o modelo de efeitos fixos para a estimação do VAP apresentado na seção anterior incluindo um novo vetor de controle. São adicionados como controle i) escolaridade da mãe ii) morador participante do bolça família e iii) posse de bens de consumo. Trazemos também a correlação do vetor de efeitos fixos do professor desta estimação com aquela apresentada anteriormente.

Os resultados mostram que os coeficientes pouco se alteram quando incluímos os controles (p-val Ftest = 0,999). A correlação entre os vetores de VAPs estimados com e sem os controles é proxima de 1. Tais resultados indicam uma grande consistência entre as estimativas de valor adicionado do professor antes e depois da inclusão das variáveis adicionais de controle, em linha com os resultados reportados por Bau e Das (2020), que observaram correlação de 0,89 em testes semelhantes.

O segundo teste de robustez baseia-se em uma previsão fora da amostra seguindo a metodologia de Chetty et al. (2014a). O objetivo é verificar se o estimador de VAP é capaz de prever o desempenho de alunos que mudam de escola. Ao se restringir a amostra a alunos que se transferiram, elimina-se grande parte dos vieses que poderiam surgir quando estudantes permanecem na mesma escola, pois condições como recursos e políticas institucionais deixam de incidir tanto sobre as avaliações pregressas quanto sobre as atuais. O impacto, afinal , deve ser do novo professor, e não da escola antiga.

A razão para se concentrar em alunos que trocam de escola decorre do risco de que, em uma mesma escola, os eventos que afetaram as notas passadas do aluno também devem influenciar a nova pontuação, dificultando a separação entre o impacto real do professor e esses choques escolares. Ao contrário, quando o aluno ingressa em um novo ambiente, com corpo docente e práticas pedagógicas diferentes, as condições da escola antiga não deveriam influenciar mais o desempenho do aluno no ano seguinte.

Para testar tal hipótese, é preciso verificar a capacidade do VAP do novo professor em prever as notas dos alunos que mudaram de escola. Se o VAP é do professor é estável e o efeito é homogêneo entre estudantes, o VAP do novo professor deve ter bom poder para prever o ganho de aprendizado dos novos alunos.

A especificação do modelo seguinte tem o objetivo de verificar se a VAP do novo professor é capaz de prever o desempenho dos seus novos alunos (que trocaram de escola,) controlando sempre para as notas anteriores desses mesmos estudantes. Nesse contexto, estima-se uma regressão em que a pontuação do teste do aluno no ano t (Y_{ijt}) é explicada pela VAP do seu novo professor (VAP_j), como especificado a seguir:

$$Y_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 \text{VAP}_j + \sum_a \beta_a Y_{i,t-1} I(\text{grade} = a) + \alpha_t + \mu_g + \varepsilon_{ijt}$$

Onde:

- Y_{ijt} = Nota do aluno i no período t;
- $Y_{i,t-1}$ = Nota do aluno i no período $t-1$;
- VAP_j = Valor adicionado do professor j;
- α_t = efeito fixo da turma;
- μ_g = efeito fixo da série.

Sob a hipótese de que o VAP não apresente viés, espera-se que o coeficiente $\hat{\beta}_1$ seja próximo a 1, evidenciando que um aumento na qualidade do professor se transfere integralmente para as notas dos novos alunos da escola. Isto é, os ganhos de nota são explicados pela qualidade do professor. Se $\hat{\beta}_1$ desviar sistematicamente de 1, existiria um indício de subestimação ou superestimação do papel do professor, possivelmente decorrente de seleção de alunos, variáveis omitidas ou inconsistências na forma de calcular o VAP. Os resultados da estimação são apresentados a seguir.

Tabela 3.10 – Capacidade do VAP de prever as notas dos estudantes que mudaram de escola

	Variável dependente	
	Notas	
	Lingua Portuguesa	Matemática
VAP	0.966**	0.877**
	(0.038)	(0.028)
Nota(t-1) (aluno 1º ano)	0.321**	0.073**
	(0.016)	(0.016)
Nota(t-1) (aluno 2º ano)	0.371	0.132
	(0.065)	(0.026)
Nota(t-1) (aluno 3º ano)	0.383	0.382
	(0.085)	(0.047)
Observações	15.265	16.564
Alunos	14.984	16.198
Professores	3.946	3.868
Anotações	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

Os resultados apresentados na tabela indicam que o coeficiente associado ao VAP do professor é positivo, estatisticamente significativo e relativamente próximo de 1, o que está alinhado às expectativas iniciais do modelo. No caso de língua portuguesa, não podemos rejeitar a hipótese de que 0,966 é igual de 1. No caso de matemática, rejeitamos a hipótese de que a estimativa seja igual a 1 , embora o estimador seja numericamente próximo da unidade.

Para que este teste seja válido, é também necessário considerar a possibilidade de seleção entre alunos e professores, mesmo após a troca de escola. Se os alunos mais engajados ou com maior capital cultural buscam professores mais bem avaliados, ainda que tenham mudado de instituição, tal seleção sistemática poderia viesar o teste.

Para testar essa hipótese, regredimos o VAP dos professores desses alunos no ano anterior à mudança contra a VAP dos professores no ano posterior à mudança, avaliando se há correlação entre os VAPs. Uma correlação significativa sugeriria que, mesmo após a troca de escola, as características dos alunos podem direcioná-los a professores igualmente bem avaliados.

A tabela a seguir apresenta o resultado da regressão sem controles para os painéis de língua portuguesa e matemática.

Tabela 3.11 – Capacidade do VAP do professor do ano anterior de prever o VAP do professor do ano atual para os alunos que mudaram de escola

	Variável dependente	
	VAP(t)	
	Lingua Portuguesa	Matemática
VAP(t-1)	0.001	0.003**
	(0.001)	(0.001)
Observações	15.265	16.564
Alunos	14.984	16.198
Professores	3.946	3.868
Anotações	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

Os resultados indicam que a correlação entre a VAP dos professores antes e após a mudança de escola é pequena tanto em língua portuguesa quanto em matemática. Entretanto, para matemática, apesar de pequena, a correlação é estatisticamente significante a 5%. Isso sugere que em matemática pode haver uma leve tendência de alunos serem realocados para professores com eficácia semelhante, mesmo após a troca de escola. A ausência de correlação em língua portuguesa reforça a hipótese de que mudanças de escola resultam em uma redistribuição de alunos para professores sem um padrão evidente de seleção. Já para matemática, a correlação significativa pode indicar que características dos alunos, como o engajamento ou o apoio parental, contribuem para direcionar esses alunos a professores de melhor desempenho após a troca de escola.

4 Resultados

4.1 Estimação do efeito do professor sobre salários futuros

A relação entre o aprendizado formal e as futuras condições econômicas dos indivíduos tem sido um tema central em estudos econômicos e de políticas públicas. O aprendizado formal é determinante na formação de habilidades e competências, que se traduzem em retornos econômicos concretos ao longo da vida dos indivíduos, tais como melhores salários e oportunidades de crescimento profissional. Professores são o principal insumo do processo educacional. Professores eficazes podem ter um impacto significativo e duradouro nos resultados dos alunos, não apenas em termos acadêmicos, mas também em termos econômicos e sociais na vida adulta (CHETTY et al., 2014b).

Ainda que medir o capital humano acumulado seja difícil, é razoável de se supor que o mercado de trabalho reconhece e recompensa trabalhadores mais capacitados. Funcionários que demonstram maior produtividade, domínio técnico e habilidades interpessoais são frequentemente recompensados com salários mais altos, promoções mais rápidas e maior estabilidade no emprego.

O desenvolvimento de habilidades cognitivas constitui um dos canais mais diretos pelos quais os professores impactam positivamente o futuro profissional dos alunos. Alunos alocados a professores de maior qualidade alcançam resultados acadêmicos superiores (HANUSHEK e RIVKIN, 2006). É pouco provável que os alunos utilizem diretamente todo o conteúdo dos cursos do ensino médio. Entretanto, as matérias aprendidas servem como um fundamento para as habilidades aprendidas ao longo da vida.

Além das habilidades cognitivas, ao longo do processo de ensino os professores podem desenvolver também competências não cognitivas, como disciplina, liderança e outras habilidades sociais. Essas competências, frequentemente negligenciadas, podem ser cruciais para o desempenho futuro dos alunos. Por exemplo, ao promover comportamentos positivos, como frequência regular, cumprimento de prazos, trabalho em equipe e esforço, os professores podem preparar os alunos para enfrentar desafios profissionais e pessoais (JACKSON, 2018).

Neste trabalho, estamos utilizando o valor adicionado do professor como uma medida da qualidade dos docentes. Utilizamos o VAP para estimar a contribuição dos professores para o sucesso dos alunos no mercado de trabalho. Confrontamos o salário médio anual retirado da RAIS de 2019 com o VAP calculado a partir das notas do SAERJINHO de 2011-2013 [1]. Para cada aluno foi associado o VAP dos professores que ele teve aula durante o ensino médio e seu salário no fim da década. Desta forma, estimamos:

[1] Cada observação é uma combinação de aluno e VAP de professor

$$\log(W_i) = \alpha + \beta_1(\overline{\widehat{\text{VAP}_p}})_i + \beta_2 X_i + \varepsilon_i$$

Onde:

- W_i = Salário médio anual do aluno i na RAIS 2019;
- VAP = Valor adicionado do professor;
- X = Vetor de controles.

A seguir, apresentamos os resultados para os alunos encontrados na base da RAIS:

Tabela 4.1 – Efeito do professor sobre salários futuros - Apenas alunos pareados com a RAIS 2019

	Variável dependente					
	Log (Salário médio anual + R$1)					
	Lingua Portuguesa			Matemática		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
VAP	0.091***	0.078***	0.065***	0.078***	0.070***	0.061***
	(0.015)	(0.015)	(0.015)	(0.014)	(0.014)	(0.014)
Escolaridade			0.247			0.250
(Ensino Médio)			(0.177)			(0.245)
Escolaridade			0.503**			0.513**
(Ensino Superior)			(0.244)			(0.171)
Controles	Não	Sim	Sim	Não	Sim	Sim
Alunos	117.715	117.715	117.715	120.031	120.031	120.031
Professores	5.690	5.690	5.690	5.339	5.339	5.339
Média var dependente	6.889	6.889	6.889	6.890	6.890	6.890

Nota: Esta tabela mostra o resultado da estimação do efeito do valor adicionado do professor, estimado como na regressão 1, sobre o salário médio anual dos estudantes no ano de 2019. Trazemos aqui apenas os alunos que foram identificados na base da RAIS. As colunas (1) e (4) trazem a regressão sem controles; em (2) e (5) foram adicionados idade, idade ao quadrado, sexo, raça, escolaridade da mãe e nosso índice socioeconômico como controles; (3) e (6) trazem os controles da colunas a esquerda e adicionam as informações sobre a escolaridade retiradas da RAIS como controles. Como forma de manter o número de observações, realizamos imputações de dados nas variáveis de controle marcando-as com variáveis flags e adicionamos as flags ao modelo. Significância: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Os resultados indicam que uma associação positiva e estatisticamente significativa entre a eficácia dos professores e os salários futuros dos alunos. Um ponto que chama a atenção é a consistência dos resultados entre disciplinas. Embora os coeficientes de matemática sejam ligeiramente menores em magnitude, ambos apresentam efeitos similares em magnitude e significância. Isso sugere que a qualidade dos professores afeta amplamente o desempenho dos alunos, independentemente da disciplina.

Para todas as especificações, tanto para língua portuguesa quanto para matemática, os coeficientes do VAP são significativos ao nível de 1%, sugerindo que um aumento de um desvio padrão no VAP está associado a aumentos de no mínimo 6.1% nos salários. Este é

um resultado bastante impactante, considerando o salário médio da amostra, esse efeito representaria um acréscimo de R$ 92,09 reais mensais para um aluno que estudou com um professor um desvio padrão melhor. O papel dos professores é ainda maior se considerarmos que eles contribuem para os alunos alcançarem o nível superior. Isto é, o aluno estudou com um bom professor e por isso está recebendo melhores salários. A terceira coluna da regressão mostra isso, o efeito do professor está dividido entre o VAP e a escolaridade.

Uma preocupação que tivemos foi de que os dados da RAIS trazem apenas os trabalhadores de carteira assinada, isto é, trabalhadores formais. Não só cerca de 40% da população economicamente ativa está fora da RAIS (IBGE, 2019), mas os dados faltantes tendem a ser da população de mais baixa renda. Considerando a distribuição de renda para 2019 e o valor do salário-mínimo legal, trabalhar apenas com os dados dos trabalhadores do mercado formal poderia trazer um viés para as conclusões. Desta forma, replicamos nossos cálculos para todos os alunos que tínhamos o VAP calculado, sendo eles identificados na RAIS ou não. Para aqueles que não foram encontrados na RAIS, imputamos um salário de 0 reais.

Isto representa um cenário pessimista onde consideramos todos aqueles que não foram identificados como desempregados. Certamente, boa parte desses alunos tem alguma renda, no mercado informal, como trabalhador autônomo ou até rendas patrimoniais, mas o cenário mais pessimista é útil para conseguirmos fazer análises à luz das limitações da RAIS.

Tabela 4.2 – Efeito do professor sobre salários futuros - Todos os alunos com VAP calculado

	Log (Salário médio anual + R$1)					
	Lingua Portuguesa			Matemática		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
VAP	0.082***	0.061***	0.025***	0.056***	0.043***	0.026***
	(0.011)	(0.011)	(0.007)	(0.006)	(0.006)	(0.006)
Escolaridade			0.261**			0.271*
(Ensino Médio)			(0.114)			(0.162)
Escolaridade			0.520***			0.535***
(Ensino Superior)			(0.114)			(0.162)
Controles	Não	Sim	Sim	Não	Sim	Sim
Alunos	272.896	272.896	272.896	276.011	276.011	276.011
Professores	5.779	5.779	5.779	5.410	5.410	5.410
Média var dependente	1.882	1.882	1.882	1.986	1.986	1.986

Nota: Esta tabela mostra o resultado da estimação do efeito do valor adicionado do professor, estimado como na regressão 1, sobre os salários médio anual dos estudantes no ano de 2019. Trazemos aqui todos os alunos em que foi possível calcular o VAP de seu professor. Para os alunos não encontrados na RAIS 2019 imputamos um salário de zero reais. As colunas (1) e (4) trazem a regressão sem controles; em (2) e (5) foram adicionados idade, idade ao quadrado, sexo, raça, escolaridade da mãe e nosso índice socioeconômico como controles; (3) e (6) trazem os controles da colunas a esquerda e adicionam as informações sobre a escolaridade retiradas da RAIS como controles. Como forma de manter o número de observações, realizamos imputações de dados nas variáveis de controle marcando-as com variáveis flags e adicionamos as flags ao modelo. Significância: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Conforme esperado, os coeficientes são significativamente menores nesse cenário pessimista. Entretanto, o VAP continua significativamente associado aos salários, reforçando a relevância do professor na formação do capital humano e no desempenho futuro dos alunos.

4.2 Estimação do efeito do professor sobre as Notas no Enem

O uso combinado dos dados do Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM) e do Valor Adicionado do Professor (VAP) oferece uma oportunidade para analisar os impactos da qualidade docente no desempenho dos estudantes em larga escala. O uso dos dados do ENEM como indicador de desempenho consolidado potencializa a análise do impacto docente, pois nos permite analisar um possível caminho explicativo para o aumento dos salários dos alunos.

Primeiramente, nos questionamos se os estudantes que foram alocados a professores de maior qualidade teriam maior probabilidade de fazer o ENEM. Para testar essa hipótese, estimamos a regressão da participação ou não no ENEM como variável dependente contra o valor adicionado do professor e um vetor de controles. Os resultados são apresentados a seguir.

Tabela 4.3 – Efeito do professor sobre probabilidade de fazer o ENEM

	Variável dependente			
	Participação no Enem			
	Lingua Portuguesa		Matemática	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Participar no Enem	0.064***	0.051***	0.037***	0.029***
	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.002)
Controles	Não	Sim	Não	Sim
Alunos	272.896	272.896	276.011	276.011
Professores	4.840	4.840	4.715	4.715

Nota: Esta tabela mostra o resultado da estimação do efeito do valor adicionado do professor, estimado como na regressão 1, sobre a participação no ENEM 2013. O vetor de VAPs obtido na estimação da regressão 1 é utilizado para estimar o seguinte modelo: Participação no ENEM $= \beta \cdot \text{VÂP} + \alpha_t + \theta$. Nas colunas 1 e 3, a regressão não inclui controles, enquanto nas colunas 2 e 4 controlamos pela idade do aluno, idade^2, raça e sexo. Significância: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Conforme já esperávamos, professores de maior qualidade estão correlacionados à maior participação no ENEM. Um resultado que reforça a hipótese de que docentes com maior valor adicionado influenciam não apenas o aprendizado, mas também as aspirações educacionais dos estudantes. Na coluna (1), onde a regressão foi realizada sem controles, o impacto do VAP é mais evidente: um aumento de uma unidade no VAP está associado a um

aumento de 6,4 pontos percentuais na participação no ENEM para professores de língua portuguesa e 3,7 pontos percentuais para os de matemática.

Se considerarmos que o aumento da participação no ENEM está relacionado ao impacto positivo dos professores nas expectativas educacionais dos alunos, como será discutido a seguir, as diferenças observadas entre língua portuguesa e matemática reforçam essa hipótese. Professores de língua portuguesa parecem exercer uma influência mais significativa sobre as expectativas acadêmicas dos estudantes, o que se reflete diretamente em uma maior probabilidade de esses alunos participarem do ENEM.

A seguir, voltamos nossa atenção para o desempenho dos estudantes no ENEM, estimando uma regressão onde a variável dependente corresponde às notas dos alunos em linguagens e códigos, matemática ou o total das notas nas quatro provas do exame. Cada uma dessas métricas foi analisada separadamente, resultando em três regressões distintas apresentadas no quadro de resultados. A variável explicativa principal é o Valor Adicionado do Professor (VAP). O vetor de controles inclui características individuais dos alunos, como idade, sexo, raça, escolaridade da mãe, além de variáveis socioeconômicas e demográficas.

Tabela 4.4 – Efeito dos professores sobre as notas do ENEM

	Lingua Portuguesa		Matemática	
Variável dependente:	(1)	(2)	(1)	(2)
Soma das Notas	0.057***	0.055***	0.043***	0.042***
	(0.002)	(0.002)	(0.002)	(0.002)
Linguas e Códigos	0.055***	0.053***		
	(0.003)	(0.003)		
Matemática			0.066***	0.065***
			(0.002)	(0.002)
Controles	Não	Sim	Não	Sim
Alunos	31.550	31.550	32.729	32.729
Professores	4.840	4.840	4.715	4.715

Nota: Esta tabela mostra o resultado da estimação do efeito do valor adicionado do professor, estimado como na regressão 1, sobre as notas no ENEM 2013. O vetor de VAPs obtido na estimação da regressão 1 é utilizado para estimar o seguinte modelo: $\log(\text{Nota no Enem}) = \beta \cdot \hat{\text{VAP}} + \alpha_t + \theta$. Nas colunas 1 e 3, a regressão não inclui controles, enquanto nas colunas 2 e 4 controlamos pela idade do aluno, idade^2, raça e sexo. As observações correspondem aos alunos com o VAP cálculado identificados nas bases do ENEM e RAIS. Significância: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Os resultados mostram uma relação positiva e estatisticamente significativa entre o VAP e o desempenho dos alunos no ENEM, tanto na soma das notas quanto nas disciplinas de Línguas e Códigos e Matemática. Os resultados encontrados em nossa análise mostram efeitos do valor adicionado menores do que os estimados por Bau e Das (2020). As autoras identificaram um impacto médio de 0,15 nos escores de testes em um contexto de ensino primário no Paquistão, nossos resultados indicam coeficientes mais baixos, como 0,043 em

Matemática. Essa diferença pode ser explicada pelas especificidades dos contextos educacionais e das metodologias empregadas. Em nossos dados, focados no ensino médio brasileiro, conseguimos vincular diretamente cada professor a uma matéria específica e ao desempenho de seus alunos, uma característica que reflete a estrutura especializada do ensino médio, onde os professores lecionam exclusivamente uma disciplina.

4.3 Estimação do efeito do professor sobre as expectativas dos alunos

O impacto dos professores na vida dos estudantes não se limita ao ensino, exercendo uma influência também sobre as aspirações e expectativas dos alunos. Professores eficazes são capazes de expandir seus horizontes de seus alunos, ajudando-os a vislumbrar possibilidades antes desconhecidas. Bons professores não apenas impactam as notas escolares, mas também estão associados a melhores resultados na vida adulta (CHETTY et al., 2014b). Professores que aumentam as habilidades não cognitivas de seus alunos, como resiliência, motivação e autocontrole, impactam significativamente as chances de conclusão do ensino médio, entrada em faculdades e desempenho profissional, além de resultados comportamentais, como menor incidência de suspensões e faltas escolares (Jackson, 2018). Além disso, escolas que priorizam o desenvolvimento socioemocional de seus alunos demonstram resultados mais positivos em longo prazo, como maior taxa de graduação e menor incidência de infrações disciplinares (JACKSON et al. 2020).

A influência dos professores na motivação dos seus alunos pode se dar de forma indireta, consequência de boas práticas pedagógicas e um bom aprendizado. Alunos que percebem seu amadurecimento e evolução nos estudos podem se tornar mais confiantes e essa confiança acaba se transformando em ambição para o futuro. Essa pode estimular também o engajamento dos alunos em atividades acadêmicas e não acadêmicas. Por outro lado, ao promoverem discussões os professores apresentam diferentes perspectivas de futuro, muitas vezes plantam sementes de curiosidade nos estudantes. A interação com professores ajuda também os alunos a desenvolverem habilidades socioemocionais como liderança e trabalho em equipe, preparando-os para desafios futuros. A influência de um bom professor pode ser decisiva para aumentar as aspirações educacionais e profissionais dos estudantes, particularmente entre aqueles provenientes de contextos de baixa renda ou vulnerabilidade social (JACKSON, 2014).

No capítulo anterior desenvolvemos um estimador do valor adicionado do professor que é uma medida da qualidade do professor, mais especificamente a qualidade do professor relacionada a aumentar as notas dos alunos. Não é certo, entretanto, se a habilidade de aumentar a pontuação em testes está relacionada com habilidades não cognitivas como motivação ou expectativas. No entanto, essa métrica suscita uma questão fundamental: será

que a habilidade de elevar a pontuação em exames está associada a aspectos mais amplos, como o desenvolvimento de habilidades não cognitivas, a motivação dos alunos ou suas expectativas sobre o futuro? Esse ponto é especialmente relevante quando consideramos que a motivação e as expectativas são fatores cruciais para moldar as decisões educacionais e profissionais dos alunos. Para responder essa questão usamos o questionário socioeconômico do SAERJ que no ano de 2013 trazia questionamentos sobre as expectativas futuras dos estudantes.

Figura 4.1 – Questionário SAERJ 2013 - Perguntas sobre expectativas para o futuro

Com base na nas suas expectativas, você acredita que irá:	**Sim**	**Provavelmente Sim**	**Provavelmente Não**	**Não**
34. Ingressar numa universidade pública	**(A)**	**(B)**	**(C)**	**(D)**
35. Ingressar numa faculdade particular.	**(A)**	**(B)**	**(C)**	**(D)**
36. Ingressar no ensino profissional.	**(A)**	**(B)**	**(C)**	**(D)**
37. Ter boas oportunidades no mercado de trabalho.	**(A)**	**(B)**	**(C)**	**(D)**

Fonte: SAERJ, 2013. Elaboração própria

As quatro opções de resposta foram reduzidas a duas agregando *"sim"* com *"provavelmente sim"* e *"não"* com *"provavelmente não"*. Além disso, criamos um quinto indicador reunindo as duas questões sobre o ensino superior, indicando a expectativa de cursar uma faculdade, independente de ser pública ou privada. A seguir, realizamos uma regressão dos indicadores de expectativas em relação ao valor adicionado do professor previamente estimado.

Tabela 4.5 – Efeito do professor sobre as expectativas para o futuro

	Lingua Portuguesa			Matemática		
			N			N
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Fazer Faculdade	0.061***	0.028***	(A) 56.549	0.033***	0.012***	(A) 58.497
	(0.004)	(0.004)	(P) 4.380	(0.003)	(0.003)	(P) 4.394
Faculdade Pub	0.073***	0.044***	(A) 56.074	0.036***	0.017***	(A) 58.003
	(0.005)	(0.005)	(P) 4.376	(0.005)	(0.005)	(P) 4.393
Faculdade Particular	-0.025***	-0.050***	(A) 56.674	-0.032***	-0.047***	(A) 58.625
	(0.007)	(0.007)	(P) 4376	(0.006)	(0.006)	(P) 4.393
Técnico Profissional	0.024***	0.009***	(A) 56.982	0.014***	0.004	(A) 58.947
	(0.004)	(0.004)	(P) 4.376	(0.004)	(0.004)	(P) 4.389
Merc. de Trabalho	0.030***	0.014***	(A) 56.963	0.024***	0.014***	(A) 58.931
	(0.003)	(0.003)	(P) 4.374	(0.002)	(0.002)	(P) 4.388
Controles	Não	Sim		Não	Sim	

Nota: Esta tabela mostra o resultado da estimação do efeito do valor adicionado do professor, estimado como na regressão 1, sobre as expectativas dos estudantes, de acordo com o questionário contextual do SAERJ (2013). O vetor de VAPs obtido na estimação da regressão 1 é utilizado para estimar o seguinte modelo: Expectativas $= \beta \cdot \hat{\text{VAP}} + \alpha_t + \theta$. Nas colunas 1 e 4, a regressão não inclui controles, enquanto nas colunas 2 e 5 controlamos pela idade do aluno, idade^2, raça e sexo. A terceira e quinta coluna trazem o número de alunos (A), e o número de professores (P) em cada regressão. Significância: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

As regressões mostram que professores eficazes, tanto em língua portuguesa quanto em matemática, exercem influência significativa na aspiração de entrar na faculdade, curso técnico e acreditar ter boas oportunidades no mercado de trabalho. Para todas as especificações a associação é significativa, gerando indícios de que um bom professor, ao transmitir conhecimento, também aumenta as expectativas dos alunos para o futuro. Entretanto, não está claro o mecanismo por trás dessa correlação. Talvez o aluno perceba que, com o bom professor com que estudou, suas chances no vestibular/ENEM são melhores. Por outro lado, é possível que o bom professor também seja capaz de melhor motivar os alunos ou melhorar sua autoestima.

Um resultado que chama atenção é o coeficiente negativo do VAP para a expectativa de ingressar em uma faculdade particular. Aqui estamos interpretando isso como um resultado positivo. Isto é, no contexto brasileiro as universidades públicas são vistas com maior prestígio e ter um bom professor estaria fazendo os alunos almejarem a melhor faculdade, e os alunos para os quais o bom professor faz a diferença podem estar substituindo a expectativa de cursar uma faculdade particular pela expectativa de cursar uma universidade pública. Note, entretanto, que a substituição não é 1:1, e que no total, há um aumento da expectativa de se cursar uma faculdade, seja ela privada ou pública.

Por fim, os coeficientes positivos e significativos associados à variável sobre o mer-

cado de trabalho destacam que professores eficazes também fortalecem as expectativas relacionadas à inserção e ao sucesso no ambiente profissional.

Professores eficazes também estão relacionados à melhora das expectativas dos alunos para o futuro. Um aluno motivado pode optar por fazer um curso superior que julgava ser incapaz, gerando desdobramentos financeiros futuros. Isto é, o professor não só capacitou esse aluno para o ingresso na faculdade, mas também o motivou a uma janela de oportunidade. O mesmo raciocínio pode ser expandido para a busca por melhores empregos e salários. Obviamente, motivação não é algo quantificável ou observável, mas certamente tem impactos sobre a produtividade dos trabalhadores e um bom professor deve ser capaz de motivar seus alunos.

Além das influências na motivação, temos de considerar também os efeitos de um bom professor na vida acadêmica. Bons professores estão relacionados a uma maior taxa de aprovação. Alunos alocados aos melhores professores têm menores chances de abandonar a escola, menos incidentes disciplinares e menores taxas de gravidez na adolescência (DYNARSKI e GLAESON, 2002; DYNARSKI et al., 2008; HANUSHEK e RIVKIN, 2006; VENTURINI, 2020).

4.4 Compreendendo melhor os efeitos dos professores

Uma dificuldade de interpretar o efeito do professor, através da metodologia de valor adicionado reside no fato de que o ensino repercute em outras áreas e se multiplica ao longo da vida. Ao analisarmos os efeitos dos professores sobre os salários, estamos vendo o efeito do professor diretamente ou os efeitos de um nível superior, por exemplo? Para um aluno que cursou nível superior certamente uma base sólida de estudos foi importante. De forma que um professor eficaz é parcialmente responsável por aquele aluno alcançar o nível superior. Por outro lado, um bom professor, além de transmitir conhecimento, também contribui para a formação de habilidades não cognitivas. Quando vemos os efeitos do VAP sobre os salários é importante questionar se esse efeito é decorrente da aquisição de conhecimento ou do desenvolvimento de habilidades não cognitivas.

Para tentar melhor os diversos caminhos possíveis que podem fazer com que um bom professor aumente o salário futuro de seus alunos, fizemos um exercício onde os salários futuros são explicados pelo VAP, pelas notas no ENEM e pelas expectativas dos estudantes. O ENEM está sendo incluído aqui como uma medida de conhecimento ao final do ensino médio, capturando parcialmente o desenvolvimento cognitivo do aluno.

Para realizar essa análise, foi necessário utilizar os dados do ENEM, que correspondem à amostra com o menor número de estudantes do nosso trabalho. É importante frisar que esta é uma amostra bastante distinta das outras, pois contém apenas aqueles alunos que se selecionaram para fazer a prova de acesso ao ensino superior.

Os dados sobre essa amostra são apresentados a seguir.

Tabela 4.6 – Estatisticas descritivas da amostra

Estatisticas descritivas da amostra			
	N	Médias	SD
Alunos/Trabalhadores	32,664		
Idade		24.18	2.71
Salário Médio Anual		R$ 1,578.42	R$ 932.77
Notas no Enem 2013			
	N	Médias	SD
Alunos/Trabalhadores	32,664		
Soma das Notas		1928.60	210.56
Linguas e Códigos		480.14	65.88
Matemática		497.48	78.96
Ciências Naturais		455.76	57.83
Ciências Humanas		495.22	67.52
Escolaridade			
	N	Percentual	SD
Alunos/Trabalhadores	32,664		
Ensino Médio Incompleto		2.8%	0.1644
Ensino Médio Completo		71.6%	0.4511
Educação Superior Incompleta		13.6%	0.3433
Educação Superior Completa		7.9%	0.2695
Expectativas			
	Respostas	Percentual	SD
Fazer Faculdade	15,931	97.4%	0.111
Faculdade Pub	15,787	87.3%	0.333
Faculdade Particular	15,942	61.3%	0.487
Técnico Profissional	16,048	90.0%	0.210
Merc. de Trabalho	16,046	97.4%	0.160

Nosso plano é adicionar cada um dos efeitos gradualmente de forma a observar como o efeito dos professores, medido pelo VAP, se comporta após a adição dos controles. As estimações são apresentadas a seguir.

Tabela 4.7 – Efeito do professor sobre salários

	Lingua Portuguesa			
	(1)	(2)	(3)	(4)
VAP	0.074**	0.071**	0.055*	0.055*
	(0.030)	(0.031)	(0.031)	(0.031)
Escolaridade		-0.069	-0.075	-0.075
(Ensino Médio)		(0.057)	(0.057)	(0.057)
Escolaridade		0.188***	0.159**	0.159**
(Ensino Superior)		(0.065)	(0.066)	(0.066)
ENEM			0.181***	0.179***
(Soma das Notas/1000)			(0.048)	(0.048)
Expectativas				-0.051
(Fazer Faculdade Pública)				(0.043)
Expectativas				-0.051*
(Fazer Faculdade Particular)				(0.029)
Expectativas				-0.009
(Técnico Profissional)				(0.047)
Alunos	31.485	31.485	31.485	31.485
Professores	4.840	4.840	4.840	4.840
	Matemática			
	(5)	(6)	(7)	(8)
VAP	0.069***	0.070***	0.058**	0.058**
	(0.026)	(0.026)	(0.027)	(0.027)
Escolaridade		-0.051	-0.057	-0.058
(Ensino Médio)		(0.056)	(0.056)	(0.056)
Escolaridade		0.214***	0.184***	0.184***
(Ensino Superior)		(0.064)	(0.065)	(0.065)
ENEM			0.186***	0.184***
(Soma das Notas)			(0.047)	(0.047)
Expectativas				-0.043
(Fazer Faculdade Pública)				(0.041)
Expectativas				-0.044
(Fazer Faculdade Particular)				(0.028)
Expectativas				-0.013
(Técnico Profissional)				(0.045)
Alunos	32.664	32.664	32.664	32.664
Professores	4.715	4.715	4.715	4.715

Observamos pelos resultados que o efeito dos professores diminui a medida que adicionamos os controles, mas ainda permanece significante mesmo após a adição desse controles. Os resultados mostram que:

1) Alguns desses controles explicam parte do efeito da eficácia do professor em salários (em particular a nota no Enem)

2)Alguns desses controles também estão associados à maiores salários, por outras vias que não a eficácia do professor.

A parte mais interessante é dos resultados esta na inclusão do nível de educação e ENEM (colunas (2) e (3) ou (6) e (7)). A inclusão do nível de escolaridade causa uma pequena queda no efeito do VAP, mas o ENEM tem um efeito consideravelmente maior. Ainda assim, mesmo após a inclusão do ENEM, existe um efeito persistente do VAP.

É possível que o ENEM esteja capturando aqui os efeitos cognitivos do ensino. Isto é, os alunos estudaram, se tornaram mais produtivos e daí observamos maiores salários no mercado de trabalho. A nota do Enem também pode estar correlacionada com a escola da carreira do aluno. Alunos com melhores notas podem escolher carreiras mais atrativas, que pagam maiores salários. Infelizmente, não temos dados sobre o curso que o aluno acabou fazendo, o que nos permitiria controlar pela escolha profissional do aluno.

O fato de ainda observarmos algum efeito para o VAP depois da inclusão do ENEM pode significar a presença de efeitos não cognitivos e que têm impactos sobre os salários. É possível também que o Enem seja uma proxy ruim para o desenvolvimento cognitivo, uma vez que exige um preparo muito específico e que não necessariamente está muito correlacionado com o desenvolvimento cognitivo do aluno.

Para testar a contribuição de cada um desses elementos no aumento dos salários, podemos decompor o aumento em duas partes: Primeiro, o efeito do VAP em uma característica, como se formar no ensino superior. Depois, o quanto se formar no ensino superior aumenta o salário:

$$\frac{\partial \log(w+1)}{\partial \hat{VAP}} = \frac{\partial X}{\partial \hat{VAP}} * \frac{\partial(\log(w+1))}{\partial X}$$

A tabela a seguir mostra essa decomposição, feita variável a variável. Ou seja, no exemplo citado, primeiro regrido o salário no VAP estimado. Depois, regrido a probabilidade de terminar o ensino superior no VAP. E, por último, o efeito do ensino superior em salário. Cada regressão é controlada pela idade, o quadrado da idade e índice sócio econômico do aluno.

Tabela 4.8 – Contribuição das variáveis para o efeito do VAP sobre salários

	Língua Portuguesa				
	$\frac{\partial(\log(w+1))}{\partial \hat{VAP}}$	$\frac{\partial X}{\partial \hat{VAP}}$	$\frac{\partial(\log(w+1))}{\partial X}$	$\frac{(2)*(3)}{(1)}$	N
Mediador	**(1)**	**(2)**	**(3)**	**(4)**	**(5)**
Ensino Médio	**0.0741** (0.0301)	**-0.0617** (0.0080)	**-0.2373** (0.0221)	19.76%	31485
Ensino Superior	**0.0741** (0.0301)	**0.0428** (0.0051)	**0.2164** (0.0349)	12.50%	31485
Nota Final Enem	**0.0741** (0.0301)	**0.0959** (0.0037)	**0.3017** (0.0453)	39.05%	31485
Expectativa Faculdade Pública	0.0694 (0.0455)	**0.0187** (0.0090)	-0.0481 (0.0406)	-1.30%	14711
Expectativa Faculdade Particular	0.0694 (0.0455)	**-0.0724** (0.0131)	-0.0403 (0.0276)	4.20%	14711
Expectativa curso Profissional	0.0694 (0.0455)	0.0071 (0.0080)	-0.0787 (0.0449)	-0.81%	14711
	Matemática				
Mediador	**(6)**	**(7)**	**(8)**	**(9)**	**(10)**
Ensino Médio	**0.0686** (0.0259)	**-0.0369** (0.0069)	**-0.2366** (0.0217)	12.73%	32664
Ensino Superior	**0.0686** (0.0259)	**0.0259** (0.0044)	**0.2244** (0.0343)	8.47%	32664
Nota Final Enem	**0.0686** (0.0259)	**0.0725** (0.0032)	**0.3094** (0.0446)	32.70%	32664
Expectativa Faculdade Pública	0.0114 (0.0384)	0.0111 (0.0076)	-0.0416 (0.0395)	-4.05%	15568
Expectativa Faculdade Particular	0.0114 (0.0384)	**-0.0703** (0.0110)	-0.0347 (0.0269)	21.40%	15568
Expectativa curso Profissional	0.0114 (0.0384)	-0.0013 (0.0068)	-0.0761 (0.0435)	0.87%	15568

Nota: A tabela traz uma série de regressões com o objetivo de tentar decompor os efeitos sobre salários. Em (1) e (6) estimamos o modelo: $\log(\text{Salários} + 1) = \beta \cdot \hat{\text{VAP}} + \alpha_t + \theta$. Em (2) e (7) estimamos: $\text{Mediador} = \beta \cdot \hat{\text{VAP}} + \alpha_t + \theta$.. Em (3) e (8) estimamos: $\log(\text{Salários} + 1) = \beta \cdot \text{Mediador} + \alpha_t + \theta$. As colunas (4) e (9) são calculadas baseadas nas colunas anteriores e representam o efeito decomposto. As colunas (5) e (10) trazem o número de alunos para cada análise. Para todas as regressões são adicionados os seguintes controles: idade do aluno, idade^2, raça e sexo. Em negrito estão os valores significativos a pelo menos 5%.

Note que a soma das porcentagens nas colunas 4 e 9 não precisam somar 100%, pois estamos apenas olhando para a contribuição de cada variável isoladamente, sem controlar pelas outras. Nosso objetivo nessa análise é apenas entender melhor como o professor está influenciando os rendimentos futuros dos alunos, sem recorrer às metodologias de análise de mediação.

Observamos mais uma vez a importância da nota do ENEM. Não só um professor mais eficaz melhora a nota no ENEM, mas a nota também aumenta bastante o salário futuro do aluno. Combinando os dois fatores, temos que 39% do efeito do VAP sobre salários poderia advir da melhora na nota do ENEM.

Nossa interpretação aqui é que o ENEM está capturando o conhecimento cognitivo ou habilidade de realizar uma prova que, em última instância, pode determinar o acesso a carreiras mais bem pagas. Isto é, o efeito de estudar com um bom professor e adquirir uma base sólida para novos conhecimentos futuros, ou que maiores notas provavelmente estão correlacionadas a cursos com maior prêmio salarial. Por sua vez, a conclusão do ensino superior explicaria apenas 12% do efeito da eficácia do professor em salário. Possivelmente isso se deve ao recorte da amostra, que contém apenas os estudantes que realizaram o ENEM. Nossa amostra tem uma proporção maior de estudantes que cursaram o nível superior do que a base completa. As análises de expectativas ficaram comprometidas pelo mesmo motivo. Como observamos na Tabela 4.6, praticamente todos os estudantes marcaram expectativas positivas.

5 Discussão

Os efeitos de um bom professor reverberam ao longo da vida dos estudantes. Um professor eficaz pode abrir portas, inspirar e elevar o potencial de seus alunos, influenciando significativamente suas trajetórias acadêmicas e profissionais. Nossa pesquisa buscou estudar os efeitos de um bom professor ao longo da vida dos estudantes. Para isso, consideramos questões de impacto salarial, mas também questões como motivação para os estudantes prestarem o ENEM e expectativas dos jovens em relação ao futuro. A literatura demonstra que professores de maior qualidade estão associados a resultados positivos tanto na vida escolar quanto em oportunidades futuras (RIVKIN et al., 2005; KANE e STAIGER, 2008; ROTHSTEIN, 2010; CHETTY et al., 2014b).

Nossos resultados corroboram com essa literatura. Primeiramente concluímos que o efeito de um professor com um VAP de um desvio padrão acima da média era de 6,1% sobre os salários (Tabela 4.2 Coluna 2). Considerando que o salário médio da amostra é de R$ 1.509,63, temos que esse efeito se traduz em um acréscimo salarial de R$ 92,09 por aluno por mês. Em termos anuais, isso corresponde a um incremento de renda de R$ 1.105,05. Se considerarmos o salário fixo ao longo dos anos, uma taxa de desconto anual de 5%, em uma jornada de 30 anos o ganho nominal acumulado por aluno chega a um valor presente de R$ 17.836,68. Quando ampliamos essa análise para uma turma de 25 alunos, os ganhos salariais agregados chegam ao montante de R$ 445.916,99 ao longo do período considerado. Estes valores podem ser entendidos como o ganho privado dos alunos quando aumentamos a eficácia do professor em 1 desvio padrão. Estes valores desconsideram todos os outros efeitos indiretos que a conclusão do ensino médio ou do ensino superior podem gerar para a sociedade, como melhoras nos índices de saúde, menor dependência da assistência social e menores índices de violência.

Se substituíssemos todos os professores com VAP abaixo da média por docentes com VAP médio, teríamos um impacto econômico substancial na trajetória salarial dos alunos. Nesse exercício. o efeito da melhoria na qualidade docente se traduz em um acréscimo de R$ 1.648,52 no salário médio anual de cada aluno. Quando acumulado ao longo de uma carreira de 30 anos, resulta em um ganho total de R$ 26.608,82 por aluno, ou R$ 665.220,44 por turma trazidos a valor presente. Tais valores seriam suficiente para aumentar a remuneração do professor em R$ 3.434,41 [1] por mês, durante 30 anos, por cada turma em que leciona, considerando que o professor se apropriasse integralmente do valor que gera.

Se considerarmos que o professor trabalharia por 25 anos e carregaria esse aumento para os anos de aposentadoria devido ao princípio de paridade, o valor seria suficiente para

[1] R$ 1.648* 25 alunos/ 12 meses

aumentar sua remuneração em R$ 2.781,50 por mês [2]. Esse exercício serve para explicitar os ganhos potenciais de uma melhora geral na qualidade dos professores.

Nossos resultados foram maiores do que aqueles encontrados por Chetty et al, 2014b, que chegou a um efeito do VAP sobre salários de 1,3%. Porém, os autores analisam o valor adicionado dos professores em séries mais baixas, no ensino fundamental. Na presença de complementaridade dinâmica do acúmulo de capital humano (Chunha e Heckman, 2007), os retornos de longo prazo podem se menores caso os professores das séries seguintes tenham eficácia mediana. Já no caso do ensino médio brasileiro, há poucos professores para diluir o efeito nos anos seguintes pois os alunos já estão completando a educação básica. Além disso, a transição entre o ensino médio e o ensino superior é o grande ponto de virada na vida de qualquer aluno. É o acesso ao ensino superior que define se o aluno pobre terá mobilidade ascendente ou não. Segundo estudo do IBRE/FGV, o premio salarial de quem completa a graduação no Brasil é de 126% em relação à quem termina o ensino médio, e de 263% em relação a quem tem apenas o ensino fundamental completo. Ter um professor que estimula a completar o ensino médio e que ajuda a entrar na universidade pode fazer uma grande diferença na vida do aluno.

Considerando o valor que um bom professor pode agregar para os alunos e para o conjunto da sociedade, pensar sobre a promoção de políticas públicas na área de educação que busquem identificar professores com VAP mais elevado pode contribuir para atração e retenção de professores de alto valor.

Uma política recente do governo brasileiro tem o objetivo de atrair estudantes para a carreira de licenciatura, o programa Mais Professores, também conhecido como o "pé-de-meia das licenciaturas". Essa política tem o objetivo de atrair estudantes com alto desempenho no ENEM (nota igual ou superior a 650 pontos) para os cursos de licenciatura e carreiras docentes. Para isso, paga-se uma bolsa mensal de R$ 1.050,00 aos estudantes de licenciatura com ingresso pelo Sisu, Prouni ou Fies Social. Desse valor há possibilidade de saque imediato de R$ 700,00, o valor restante de R$ 350,00 irá compor uma poupança que poderá ser sacada após o ingresso do beneficiário em uma rede pública de ensino em até cinco anos (MEC, 2025). Essa política pode ser integrada a políticas fundamentadas no uso do VAP. Uma possibilidade é oferecer aos beneficiários do programa Mais Professores estágios supervisionados por professores com o VAP elevado. Essa interação pode permitir que os estudantes de licenciatura sejam expostos desde a formação inicial a bos práticas pedagógicas de alto impacto.

Em relação à retenção de professores de alto valor, políticas públicas fundamentadas no VAP podem oferecer uma contraprestação financeira diretamente ligada ao valor do professor. Essa bonificação pode ser realizada por bônus ou gratificações, por exemplo. Uma

[2] Considerando que o professor trabalharia por 25 anos e receberia aposentadoria por mais 35 anos

possibilidade é criar intervalos para cada valor e quanto mais alto o VAP maior o valor a ser recebido a título de gratificação. Para além dos efeitos financeiros, políticas públicas fundamentadas no VAP podem contribuir para a atração e retenção de professores, por intermédio de programas de reconhecimento e valorização. Professores com altos valores podem ser incentivados por posições de liderança educacional ou prioridade na escolha da lotação e mobilidade, por exemplo.

Existe ainda a possibilidade de utilizar políticas baseadas no VAP em conjunto com a aferição anual de desempenho dos servidores públicos. O valor adicionado do professor pode ser um dos indicativos objetivos para compor tal avaliação. A adição do VAP nessas avaliações pode contribuir para a redução da subjetividade da nota, uma vez que para um gestor oferecer uma avaliação ruim para um professor de VAP elevado seria essencial detalhar as causas daquela avaliação. Nesse mesmo sentido, tem-se a possibilidade de utilizar o VAP para compor as avaliações parciais e a avaliação final do estágio probatório. Professores com o VAP considerados positivos dificilmente receberiam avaliações que pudessem prejudicar sua efetivação ao final do estágio probatório.

Por outro lado, haveria a possibilidade de professores com o VAP reiteradamente abaixo do mínimo desejado não serem efetivados. Essa abordagem pode contribuir para a associação de que os professores das escolas públicas possuem um nível de excelência medido tanto no ingresso da carreira (com as avaliações do estágio probatório), quanto ao longo de sua carreira (com as avaliações periódicas de desempenho). Essa associação construída entre professores da rede pública e excelência, por consequência, pode contribuir com a valorização da carreira docente e maior retenção de bons professores.

6 Conclusão

A literatura tem mostrado que professores de maior valor adicionado podem produzir ganhos substanciais tanto em testes de proficiência quanto em indicadores de longo prazo, como frequência ao ensino superior e salários na idade adulta (CHETTY et al., 2014b; JACKSON, 2018).

Ao longo do trabalho, apresentamos evidências de que professores mais eficazes não apenas elevaram o desempenho dos alunos em avaliações padronizadas, mas também exerceram influência positiva sobre suas expectativas de futuro e, sobre seus rendimentos no mercado de trabalho.

Inicialmente, vimos que a atuação de professores efetivos contribui para a melhora das expectativas dos estudantes para o futuro. Alunos expostos a docentes com maior capacidade demonstraram uma motivação maior para a continuidade dos estudos. Demonstramos que os alunos de professores mais eficazes apresentaram maiores probabilidades de participar do ENEM e, ao fazê-lo, obtiveram notas significativamente melhores. Nossas análises indicaram uma relação robusta e estatisticamente significativa entre a exposição a professores de alto VAP e maiores salários na vida adulta.

Nossas descobertas dialogaram com a literatura internacional e as especificidades do contexto brasileiro. Nossos achados robustecem a evidência de que a qualidade docente desempenha papel crucial na formação dos estudantes, não apenas durante o período escolar, mas também em sua inserção e ascensão no mercado de trabalho.

7 Bibliografia

AARONSON, D.; BARROW, L.; SANDER, W. Teachers and student achievement in the Chicago public high schools. *Journal of Labor Economics*, v. 25, n. 1, p. 95–135, 2007.

ARAUJO, M. C. et al. Teacher quality and learning outcomes in kindergarten. *IZA Discussion Paper*, n. 9796, 2016.

BAU, N.; DAS, J. Teacher value added in a low-income country. *American Economic Journal: Economic Policy*, v. 12, n. 1, p. 62–96, 2020. DOI: 10.1257/pol.20170243.

BRASIL. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP). Resultados do IDEB 2023 – divulgações por regiões e Unidades da Federação. Disponível em: *https://download.inep.gov.br/ideb/resultados/divulgacao_regioes_ufs_ideb_2023.zip*. Acesso em: 21 dez. 2024.

CAMPOS NETO, P. F. SAERJ/SAERJINHO: Política pública de melhoria da educação fluminense (?). 2018. Dissertação (Mestrado em Políticas Públicas e Formação Humana) – Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Centro de Educação e Humanidades, Rio de Janeiro, 2018. Disponível em: http://www.bdtd.uerj.br/handle/1/14864. Acesso em: 21 dez. 2024

CARD, D. The causal effect of education on earnings. In: ASHENFELTER, O.; CARD, D. (Org.). *Handbook of Labor Economics*. v. 3. Elsevier, 1999. p. 1801–1863.

CHETTY, R.; FRIEDMAN, J. N.; ROCKOFF, J. Measuring the impacts of teachers I: evaluating bias in teacher value-added estimates. *American Economic Review*, v. 104, n. 9, p. 2593–2632, 2014a. DOI: 10.1257/aer.104.9.2593.

CHETTY, R.; FRIEDMAN, J. N.; ROCKOFF, J. Measuring the impacts of teachers II: teacher value-added and student outcomes in adulthood. *American Economic Review*, v. 104, n. 9, p. 2633–2679, 2014b. DOI: 10.1257/aer.104.9.2633.

CHETTY, R.; FRIEDMAN, J. N.; ROCKOFF, J. Measuring the impacts of teachers: reply. *American Economic Review*, v. 107, n. 6, p. 1685–1717, 2017.

COLEMAN, J. et al. *Equality of educational opportunity*. Washington, DC: National Center for Educational Statistics (DHEW/OE), 1966. (Report Number OE-38001)

CUNHA, F.; HECKMAN, J. J. The technology of skill formation. *American Economic Review*, v. 97, n. 2, p. 31–34, 2007.

DYNARSKI, M. et al. Dropout prevention: a practice guide. *ZEW Discussion Papers*, n. 2008-4025. National Center for Education Evaluation and Regional Assistance, Institute of Education Sciences, 2008.

DYNARSKI, M.; GLEASON, P. M. How can we help? What we have learned from recent federal dropout prevention programs. 2002. [Relatório não publicado ou sem indicação de

editora/organização.]

FERRAZ, C.; FERNANDES, B. Does merit pay affect student performance? Evidence from a nationwide teacher incentive program. *American Economic Journal: Applied Economics*, v. 6, n. 4, p. 231-259, 2014.

HANUSHEK, E. A.; RIVKIN, S. G. Teacher quality. In: HANUSHEK, E. A.; WELCH, F. (Org.). *Handbook of the Economics of Education*. v. 2. Elsevier, 2006. p. 1051–1078.

HANUSHEK, E. A.; RIVKIN, S. G. Generalizations about using value-added measures of teacher quality. *American Economic Review*, v. 100, n. 2, p. 267-271, 2010.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Sinopse do Censo Demográfico 2010*.
Disponível em: *https://censo2010.ibge.gov.br/sinopse/index.php?dados=4&uf=00*. Acesso em: 06 jan. 2025.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA (IBGE). *Síntese de Indicadores Sociais: uma análise das condições de vida da população brasileira*. 2019. Disponível em: *https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/trabalho/9221-sintese-de-indicadores-sociais.html?edicao=25875*. Acesso em: 06 jan. 2025.

JACKSON, C. Kirabo. Teacher quality at the high-school level: the importance of accounting for tracks. *Northwestern University*, 2014.

JACKSON, C. Kirabo. What do test scores miss? The importance of teacher effects on non-test score outcomes. *Northwestern University*, 2018.

JACKSON, K.; ROCKOFF, J. E.; STAIGER, D. O. Teacher effects and teacher-related policies. *Annual Review of Economics*, v. 6, n. 1, p. 801–825, 2014. DOI: 10.1146/annurev-economics-080213-040845.

KANE, T. J.; STAIGER, D. Estimating teacher impacts on student achievement: an experimental evaluation. *NBER Working Paper*, n. 14607, 2008.

KOEDEL, C.; MIHALY, K.; ROCKOFF, J. E. Value-added modeling: a review. *Economics of Education Review*, v. 47, p. 180-195, 2015.

MORICONI, G. Medindo a eficácia dos professores: o uso de modelos de valor agregado para estimar o efeito do professor sobre o desempenho dos alunos. 2012. Tese (Doutorado) – Escola de Administração de Empresas de São Paulo, Fundação Getulio Vargas, 2012.

PSACHAROPOULOS, G.; PATRINOS, H. A. Returns to investment in education: a decennial review of the global literature. *Education Economics*, v. 26, n. 5, p. 445–458, 2018.

RIVKIN, S. G.; HANUSHEK, E. A.; KAIN, J. F. Teachers, schools, and academic achievement. *Econometrica*, v. 73, n. 2, p. 417-458, 2005.

ROCKOFF, J. E. The impact of individual teachers on student achievement: evidence from panel data. *American Economic Review*, v. 94, n. 2, p. 247-252, 2004.

ROTHSTEIN, J. Teacher quality in educational production: tracking, decay, and student achievement. *The Quarterly Journal of Economics*, v. 125, n. 1, p. 175–214, 2010.

VENTURINI, P. C. Contribuição dos professores ao aprendizado dos alunos no estado do Rio de Janeiro. 2020. Dissertação (Mestrado) – Instituto de Economia, Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2020.

Apêndices

Apêndice A – Índice de Renda

Utilizamos o questionário do SAERJ, aplicado aos estudantes junto à prova, para a construção de um índice que sintetiza as condições socioeconômicas dos respondentes. O objetivo foi consolidar as informações em uma medida única que possa capturar as variações no contexto socioeconômico e permitir análises subsequentes. A construção do índice foi baseada em uma análise de componentes principais (ACP), uma técnica estatística utilizada para reduzir a dimensionalidade de dados enquanto preserva a variância total explicada. Foram utilizadas 11 variáveis do questionário socioeconômico, abrangendo aspectos de infraestrutura domiciliar, como acesso a água, energia elétrica e coleta de lixo, bens de consumo, como automóveis e eletrodomésticos e a inclusão de moradores no programa bolsa família. Segue abaixo uma imagem retirada do questionário apresentado aos estudantes.

Figura A.1 – Questionário Socioeconômico do SAERJ

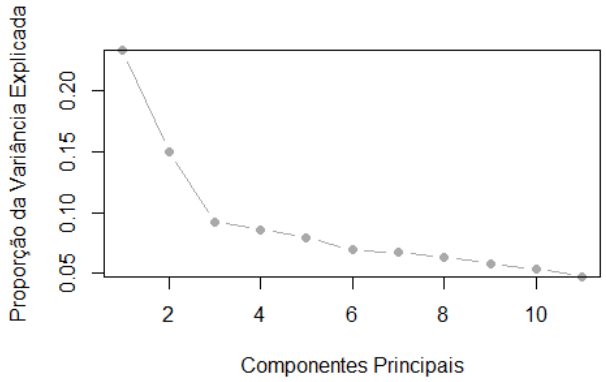
Considerando o local onde você mora, responda as seguintes questões:	**Sim**	**Não**
17. Sua rua é asfaltada ou tem calçamento?	(A)	(B)
18. Sua residência tem energia elétrica?	(A)	(B)
19. Sua residência tem água na torneira?	(A)	(B)
20. Sua rua tem coleta de lixo?	(A)	(B)
21. Tem alguém que mora com você que recebe bolsa família?	(A)	(B)

Quantos dos seguintes itens existem no local onde você mora?	**Nenhum**	**1**	**2 ou mais**
22. Banheiro	(A)	(B)	(C)
23. Geladeira	(A)	(B)	(C)
24. TV em cores	(A)	(B)	(C)
25. Máquina de lavar roupa	(A)	(B)	(C)
26. Aparelho de DVD	(A)	(B)	(C)
27. Automóvel (carro/moto)	(A)	(B)	(C)
28. Aparelho Celular	(A)	(B)	(C)
29. Computador	(A)	(B)	(C)

Fonte: SAERJ, 2013. Elaboração própria

As cargas fatoriais indicaram que ela é fortemente influenciada por itens relacionados ao nível de conforto e acesso a bens de consumo, como geladeiras, televisores e máquinas de lavar, bem como por aspectos estruturais como presença de banheiros e condições de calçamento. Esses resultados estão alinhados à literatura, que identifica tais variáveis como preditores relevantes das condições socioeconômicas.

Figura A.2 – Screeplot - Índice Socioeconômico



Fonte: SAERJ, 2013. Elaboração própria

O índice foi validado pelo critério Kaiser-Meyer-Olkin (KMO). Valores de KMO variam entre 0 e 1, sendo que valores acima de 0,6 são considerados aceitáveis, e acima de 0,8 indicam boa adequação. No presente estudo, o índice KMO geral foi de 0,76, o que confirma a viabilidade da ACP aplicada. Além disso, a primeira componente foi selecionada por explicar a maior parte da variância total, indicando que os dados foram bem representados por essa dimensão.

Apêndice B – Estimações com Imputações

No corpo do trabalho apresentamos as estimações do valor adicionado sem realizar qualquer imputação de dados. Ocorre que, na primeira etapa do processo de junção das bases de dados, onde associamos os alunos ao professor, foram perdidas muitas observações. Essas observações perdidas na etapa inicial acabam por agravar a dificuldade de emparelhar as bases de dados subsequentes. O segundo maior motivo para perda de observações foi o de não identificarmos duas notas consecutivas para os alunos (o primeiro foi o de não conseguir um código do professor válido associado ao aluno). Como forma de tentarmos preservar o número de observações podemos imputar uma nota para os alunos que temos notas faltantes.

Apresentamos a seguir uma abordagem conservadora onde imputamos para aqueles alunos com notas faltantes a menor nota de sua turma. Com essa abordagem conseguimos aumentar em certa de 22% o número de alunos utilizados para a estimação do valor adicionado. A estimação segue o mesmo modelo apresentado anteriormente e os resultados estão expostos a seguir:

Tabela B.1 – Estimação do VAP - Com imputações

	Variável dependente	
	Notas	
	Lingua Portuguesa	Matemática
Nota(t-1) (aluno 1º ano)	0.269***	0.139***
	(0.004)	(0.007)
Nota(t-1) (aluno 2º ano)	0.296***	0.141***
	(0.003)	(0.005)
Nota(t-1) (aluno 3º ano)	0.346***	0.327***
	(0.005)	(0.009)
Observações	292.449	326.594
Alunos	238.374	245.370
Professores	5.828	5.410
Escolas	1.063	1.063
Turmas	29.087	22.418
Anotações	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

Realizamos a seguir os mesmos testes de robustez que fizemos anteriormente. Primeiramente verificamos se os nossos controles estão captando efetivamente as especificidades dos alunos. Para isso adicionamos controles adicionais ao nosso modelo e verificamos a

correlação entre o VAP calculado previamente com aquele calculado com os controles adicionais.

Tabela B.2 – Estimação do VAP com variáveis de controle adicionais

	Variável dependente	
	Notas	
	Lingua Portuguesa	Matemática
Nota(t-1) (aluno 1º ano)	0.744***	0.602***
	(0.049)	(0.052)
Nota(t-1) (aluno 2º ano)	0.245***	0.124***
	(0.004)	(0.007)
Nota(t-1) (aluno 3º ano)	0.384***	0.266***
	(0.006)	(0.008)
Observações	107.769	134.714
Alunos	92.010	97.571
Professores	3.534	3.584
Correlação	0,8453	0,8454

Nota: A regressão é aqui apresentada repete o modelo de efeitos fixos para a estimação do VAP incluindo um novo vetor de controle. São adicionados como controle i) escolaridade da mãe ii) morador participante do bolça família e iii) posse de bens de consumo. Trazemos também a correlação do vetor de efeitos fixos do professor desta estimação com aquela apresentada anteriormente. Significância: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Em linha com os resultados da base de dados sem imputações, obtivemos uma alta correlação no teste. O que mais uma vez evidencia que controlar pelas notas em períodos anteriores é uma forma eficaz de controlar as características individuais dos alunos.

Nosso segundo teste de robustez consiste em uma previsão fora da amostra. Testamos se o VAP é capaz de prever as notas dos estudantes que mudaram de escola. Considerando que os estudantes mudaram de escola, é pouco provável que existam outros efeitos além do professor e suas próprias características influenciando as notas. Desta forma, esperamos um coeficiente para o VAP próximo da unidade.

Tabela B.3 – Capacidade do VAP de prever as notas dos estudantes que mudaram de escola

	Variável dependente	
	Notas	
	Lingua Portuguesa	Matemática
VAP	0.979**	0.890**
	(0.062)	(0.047)
Nota(t-1) (aluno 1º ano)	0.180***	0.069**
	(0.002)	(0.005)
Nota(t-1) (aluno 2º ano)	0.176	0.088
	(0.073)	(0.021)
Nota(t-1) (aluno 3º ano)	0.259*	0.215**
	(0.040)	(0.015)
Observações	23.148	24.770
Alunos	22.636	24.078
Professores	4.578	4.414
Anotações	*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01	

A seguir, repetimos os testes feitos na seção de resultados para verificar o efeito do professor sobre as expectativas dos alunos, os salários e sobre os resultados no ENEM. Os resultados foram bastante semelhantes aos encontrados anteriormente. Para as expectativas com o futuro professores de maior qualidade impactam positivamente na expectativa de fazer faculdade, fazer faculdade pública, expectativas quanto ao ensino técnico e expectativas de uma boa colocação no mercado de trabalho, enquanto que diminuem as expectativas de fazer uma faculdade particular.

Tabela B.4 – Efeito do professor sobre as expectativas para o futuro - Com imputações

	Lingua Portuguesa			Matemática		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Fazer Faculdade	0.050***	0.023***	(A) 56.572	0.029***	0.008***	(A) 58.509
	(0.002)	(0.002)	(P) 4.401	(0.002)	(0.002)	(P) 4.415
Faculdade Pub	0.055***	0.031***	(A) 56.097	0.029***	0.011***	(A) 58.014
	(0.003)	(0.004)	(P) 4.397	(0.003)	(0.003)	(P) 4.413
Faculdade Particular	-0.017***	-0.038***	(A) 56.697	-0.027***	-0.041***	(A) 58.637
	(0.004)	(0.004)	(P) 4.398	(0.004)	(0.003)	(P) 4.414
Técnico Profissional	0.023***	0.009***	(A) 57.005	0.013***	0.004*	(A) 58.959
	(0.003)	(0.003)	(P) 4.398	(0.002)	(0.002)	(P) 4.410
Merc. de Trabalho	0.025***	0.011***	(A) 56.985	0.021***	0.011***	(A) 58.942
	(0.002)	(0.002)	(P) 4.396	(0.001)	(0.001)	(P) 4.409
Anotações			(o) Observações (A) Alunos (P) Professores			

Nota: Esta tabela mostra o resultado da estimação do efeito do valor adicionado do professor, estimado como na regressão 1, sobre as expectativas dos estudantes, de acordo com o questionário contextual do SAERJ (2013). O vetor de VAPs obtido na estimação da regressão 1 é utilizado para estimar o seguinte modelo: Expectativas $= \beta \cdot \hat{\text{VAP}} + \alpha_t + \theta$. Nas colunas 1 e 4, a regressão não inclui controles, enquanto nas colunas 2 e 5 controlamos pela idade do aluno, idade^2, raça e sexo. A terceira e quinta coluna trazem o número de observações, o número de professores e de alunos em cada regressão.

Observamos aqui um resultado similar ao anterior apresentado no corpo do texto. Inclusive, manten-se o resultado negativo do professor eficiente para as expectativas de fazer faculdade particular. Os resultados para a estimação de salárioas são apresentados a seguir.

Tabela B.5 – Efeito do professor sobre salários futuros - Com imputações

	Variável dependente					
	log(salários + 1)					
	Lingua Portuguesa			Matemática		
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
VAP	0.090***	0.074***	0.021***	0.080***	0.070***	0.026***
	(0.007)	(0.007)	(0.004)	(0.007)	(0.007)	(0.004)
Escolaridade			0.266**			0.207*
(Ensino Médio)			(0.114)			(0.109)
Escolaridade			0.529***			0.465***
(Ensino Superior)			(0.114)			(0.110)
Alunos	273.215	273.215	273.215	276.263	276.263	276.263
Professores	5.828	5.828	5.828	5.446	5.446	5.446

Nota: Esta tabela mostra o resultado da estimação do efeito do valor adicionado do professor, estimado como na regressão 1, sobre os salários médio anual dos estudantes no ano de 2019. Trazemos aqui todos os alunos em que foi possível calcular o VAP de seu professor. Para os alunos não encontrados na RAIS 2019 imputamos um salário de zero reais. As colunas (1) e (4) trazem a regressão sem controles; em (2) e (5) foram adicionados idade, idade ao quadrado, sexo, raça, escolaridade da mãe e nosso índice socioeconômico como controles; (3) e (6) trazem os controles da colunas a esquerda e adicionam as informações sobre a escolaridade retiradas da RAIS como controles. Como forma de manter o número de observações, realizamos imputações de dados nas variáveis de controle marcando-as com variáveis flags e adicionamos as flags ao modelo. Significância: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Com relação aos salários os mesmos resultados se repetem com o VAP tendo um coeficiente reduzido nas colunas (3) e (6). Entendemos isso como um efeito do professor que está sendo dividido. Isso porque os professores tiveram uma contribuição importante para o aluno alcançar o nível superior.

Os resultados para o Enem são apresentados a seguir.

Tabela B.6 – Efeito do professor sobre probabilidade de fazer o ENEM - Com imputações

	Variável dependente			
	Participação no Enem			
	Lingua Portuguesa		Matemática	
	(1)	(2)	(3	(4)
Participar no Enem	0.059***	0.045***	0.039***	0.027***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
Alunos	273.215	273.215	276.263	276.263
Professores	4.840	4.840	4.715	4.715

Nota: Esta tabela mostra o resultado da estimação do efeito do valor adicionado do professor, estimado como na regressão 1, sobre a participação no ENEM 2013. O vetor de VAPs obtido na estimação da regressão 1 é utilizado para estimar o seguinte modelo: Participação no ENEM $= \beta \cdot \hat{\text{VAP}} + \alpha_t + \theta$. Nas colunas 1 e 3, a regressão não inclui controles, enquanto nas colunas 2 e 4 controlamos pela idade do aluno, idade^2, raça e sexo. Significância: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Tabela B.7 – Efeito dos professores sobre as notas do ENEM - Com imputações

	Lingua Portuguesa		Matemática	
	(1)	(2)	(3)	(4)
Soma das Notas	0.046***	0.044***	0.040***	0.039***
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
Linguas e Códigos	0.045***	0.043***		
	(0.002)	(0.002)		
Matemática			0.061***	0.060***
			(0.002)	(0.002)
Alunos	31.550	31.550	32.729	32.729
Professores	4.840	4.840	4.715	4.715

Nota: Esta tabela mostra o resultado da estimação do efeito do valor adicionado do professor, estimado como na regressão 1, sobre as notas no ENEM 2013. O vetor de VAPs obtido na estimação da regressão 1 é utilizado para estimar o seguinte modelo: log(Nota no Enem) = $\beta \cdot \hat{\text{VAP}} + \alpha_t + \theta$. Nas colunas 1 e 3, a regressão não inclui controles, enquanto nas colunas 2 e 4 controlamos pela idade do aluno, idade^2, raça e sexo. As observações correspondem aos alunos com o VAP cálculado identificados nas bases do ENEM e RAIS. Significância: *p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Os resultados para o ENEM também são bastante similares aos encontrados anteriormente. No geral, vemos que as imputações não alteraram significativamente os resultados.