

Impacto da qualidade da escola de ensino médio sobre os resultados educacionais: Evidências para o Ceará

AUTORES:

Rafael Barros Barbosa¹

Prof. Univesidade Federal do Ceará (UFC/DEA)

Pesquisador Junior do Centro de Avaliação de Políticas Públicas (CAPP - IPECE)

Alesandra de Araujo Benevides²

Prof. Univesidade Federal do Ceará (UFC/Sobral)

Pesquisadora Junior projeto Cientista-Chefe SEDUC

Francisca Zilânia Mariano³

Prof. Univesidade Federal do Ceará (UFC/Sobral)

Pesquisadora Junior do Centro de Avaliação de Políticas Públicas (CAPP - IPECE)

George Gomes

Analista da Secretaria de Educação do Estado do Ceará (SEDUC/COAVE)

Os autores agradecem a Secretaria de Educação do Estado do Ceará (SEDUC) pela disponibilização da base de dados sem os quais não seria possível a realização desta pesquisa. Um agradecimento adicional ao secretário de educação do estado do Ceará, Rogers Vasconcelos Mendes, pela iniciativa de organizar uma reunião onde os resultados preliminares deste artigo puderam ser apresentados e discutidos com o *staff* da SEDUC.

¹Email: rafaelbarrosbarbosa@gmail.com / Telefone para contato (85) 99930-1938

²Email: alesandrab@gmail.com

³Email: zilania@ufc.br

Impacto da qualidade da escola de ensino médio sobre os resultados educacionais: Evidências para o Ceará

RESUMO

Este artigo estima um modelo de valor adicionado com efeito fixo para a escola visando obter uma medida de qualidade das escolas públicas de ensino médio no estado do Ceará. A identificação é obtida por meio da utilização de estudantes que migram do 9^o ano do Ensino Fundamental para uma nova escola no Ensino Médio devido à inexistência de ensino médio em suas escolas municipais. A partir do efeito fixo estimado, as escolas são ranqueadas segundo seu efeito sobre o desempenho dos estudantes no 3^o ano do Ensino Médio, medido por meio de testes padronizados, e tal *ranking* é utilizado para verificar como a qualidade da escola impacta sobre o aprendizado dos estudantes. Verifica-se que escolas boas em matemática possuem maior impacto sobre o aprendizado do que boas escolas em português. Existe heterogeneidade em termos da qualidade das escolas sobre o desempenho dos estudantes. Alunos mais habilidosos são mais sensíveis a escolas boas e ruins. É verificado que boas escolas aumentam as oportunidades dos alunos no ensino superior, gerando resultados de longo prazo sobre os estudantes. Por fim, a qualidade da escola foi correlacionada ao número de horas aula diárias que a escola oferta e à qualidade do professor.

PALAVRAS CHAVE: Qualidade da escola, desempenho escolar, modelos de valor adicionado

ABSTRACT

This article estimates a value-added model with fixed effects in schools to measure the quality of the public high-schools in Ceará. The identification is obtained by exploring the student migration from middle to high-school due the inexistence of high-school in municipal middle-schools. The fixed effect estimates allow ranking the school according to theirs effect on student learning at end of high-school. This ranking is used as a measure of quality differences among schools. We evidence that good schools significantly affect the learning on high-school students and math has a greater effect than language. There exist heterogeneities effects of quality of school on gender and skilled students are more sensitive to changes in the quality of high-school. Good schools increase the opportunities of students in realize college. And the quality of high-school is associated to more daily hours of class and the quality of teachers.

Keywords: Quality of school, student achievement, value added models

Classificação JEL: C23, I21, I28

1. Introdução

A qualidade da escola tem sido alvo de intenso debate entre especialistas por dois motivos principais. Primeiro, ainda não é consensual qual a melhor forma de mensurar a qualidade da escola. Segundo, especialmente em relação ao ensino médio, as evidências não são conclusivas a respeito do efeito da escola sobre o aprendizado e outros resultados de longo prazo.

Com relação à primeira questão, a literatura tem convergido para modelos de valor adicionado que consideram ganhos em testes padronizados durante as etapas de ensino, como em Chetty *et al* (2014), Kane e Staiger (2008), Glazerman e Protik (2014) entre outros. Já quanto à questão do impacto da qualidade da escola, alguns estudos têm encontrado efeitos significativos da qualidade da escola sobre o aprendizado, como Deming *et al* (2014), Angrist *et al* (2017), Dobbie e Fryer (2014).

Este artigo tem o objetivo de contribuir para tal literatura ao analisar, por meio de uma base de dados administrativa ainda não utilizada, o efeito da qualidade das escolas públicas de ensino médio sobre diversos aspectos do aprendizado. Para tanto, será estimado um modelo de valor adicionado que explora um quase-experimento para identificação do efeito causal. Este quase-experimento é baseado na migração de alunos que realizam o ensino fundamental em escolas municipais que não ofertam ensino médio. Tal migração é considerada exógena às características não observadas dos alunos no 9^o ano do Ensino Fundamental (EF) e permite identificar o ganho em termos de valor adicionado em testes padronizados sobre alunos que concluem a etapa do ensino médio (EM).

A base de dados é dividida em seis coortes entre 2008 e 2017 contendo um total de 136.000 estudantes no Estado do Ceará. Estes estudantes são observados em testes padronizados promovidos pelo Governo do Estado do Ceará⁴. Assumindo que a hipótese de identificação seja satisfeita, é possível estimar um modelo de valor adicionado com efeitos fixos para escolas. Tal efeito fixo representa o valor que determinada escola impacta sobre a nota do aluno nos testes padronizados na 3^a série do EM condicionado às variáveis de controle.

A partir das estimativas de efeito fixo, as escolas são ranqueadas quanto ao seu efeito sobre a nota do aluno na 3^a série do EM. Esse *ranking* indica o quanto uma escola contribui para o aprendizado do aluno durante o ensino médio, sendo a medida da diferença de qualidade entre as escolas adotada neste trabalho. Este procedimento é adotado para evitar que erros de mensuração sejam considerados variações na qualidade da escola do efeito da qualidade da escola sobre o desempenho em testes padronizados. O impacto da colocação da escola

⁴Sistema Permanente de Avaliação da Educação no Ceará (SPAECE), no 9^o ano do EF e posteriormente, na 3^a série do EM.

no *ranking* sobre o desempenho dos alunos permite obter uma estimativa conservadora⁵.

Além da análise principal, busca-se verificar se existe efeitos heterogêneos entre gêneros e entre alunos mais ou menos habilidosos. Este trabalho também visa saber se a qualidade da escola possui impacto sobre resultados com efeito no longo prazo, isto é, se escolas com maior qualidade geram retornos futuros maiores. Para tanto, será estimado o efeito da qualidade das escolas públicas de ensino médio no Ceará sobre as notas no Enem.

Como teste de robustez, serão realizados dois exercícios. Primeiro, será verificado a existência de vies de previsão decorrente da estimação do modelo de valor adicionado. Segundo, será aplicado um teste de placebo no qual, por meio de simulação, os alunos serão distribuídos aleatoriamente entre as escolas de ensino médio. Neste caso, espera-se que o efeito escola não seja significativo. Por fim, buscou-se correlacionar o valor adicionado das escolas com indicadores da qualidade do professor e das características das turmas, por meio dos indicadores do INEP⁶.

Dos resultados encontrados, verifica-se que o efeito da qualidade da escola é significativo e é maior em matemática do que em português. Esse resultado aponta que escolas que melhoram sua qualidade podem gerar efeitos de maior magnitude no aprendizado dos alunos. Além disso, foi verificada a presença de efeitos heterogêneos sobre gênero devido à variação da qualidade da escola, e foi constatado que alunos de mais habilidosos no 9º ano do EF em matemática tendem a ser mais sensíveis a diferenças na qualidade da escola. O efeito sobre alunos mais ou menos habilidosos em português é semelhante, não apresentando significativas diferenças. Ao associar à qualidade da escola de ensino médio sobre resultados com efeitos de longo prazo, observou-se uma correlação significativa e de elevada magnitude entre a qualidade da escola e a nota obtida no Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM).

Ao correlacionar o valor adicionado das escolas com indicadores da qualidade do professor e das características das turmas, constatou-se que existe uma correlação negativa entre o valor escola e o acúmulo de tarefas necessárias para o professor exercer sua profissão (esforço do professor) e uma correlação positiva com a quantidade de horas aula por dia na escola. O esforço do professor pode ser um indicativo da qualidade do professor e este resultado está de acordo com evidência recente de que a qualidade do professor tem maior peso na qualidade da escola (PARK *et al*, 2017).

Este trabalho visa contribuir para três áreas da economia da educação. Primeiro, para extensa e recente literatura que analisa do impacto da qualidade da escola de ensino médio sobre o desempenho dos estudantes. Cuellen *et al* (2010), Jackson *et al* (2013), Deming *et al* (2014), Dobbie e Fryer (2014), Angrist *et al* (2014), Lucas e Mbiti (2014) são

⁵Esta é uma estimativa conservadora pois, ao se ranquear as escolas, reduz-se a variabilidade da estimativa de efeito fixo.

⁶Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira.

exemplos desta literatura. Segundo, ao se explorar uma forma alternativa de identificação do efeito causal, este trabalho contribui para a literatura sobre a estimação de modelos de valor adicionado, como em Chetty *et al* (2014), etc. Por fim, a maior parte destes trabalhos analisa a qualidade da escola em países desenvolvidos. Entretanto, como já evidenciado em outros trabalhos, o contexto dos países em desenvolvimento é diferente (MURALIDHARAN; GLEWWE, 2017). Poucos trabalhos estimam o efeito da qualidade da escola sobre o aprendizado em países em desenvolvimento, exceções são Lucas e Mbiti (2014), Pop-Eleches e Urquiola (2013) e Jackson *et al* (2013).

Além desta introdução, este trabalho está organizado em mais seis seções. A próxima seção discute a base de dados utilizada. Na seção seguinte, é apresentada a estratégia de identificação do efeito causal, bem como as hipóteses para tal identificação. Na seção quatro são apresentados os resultados principais: efeito sobre o aprendizado, efeitos heterogêneos, associação com notas no ENEM. A seção cinco discute os testes de robustez. A seção seis apresenta a correlação com os indicadores da qualidade do professor e das turmas. Por fim, a seção sete apresenta as conclusões.

2. Base de dados

Será utilizada uma base de dados administrativa, disponibilizada pela Secretaria de Educação do Estado do Ceará (SEDUC), que possui informações sobre o teste padronizado realizado anualmente nos estudantes do Ceará em diferentes etapas do ensino, chamado de SPAECE. O interesse está nos alunos que realizaram o SPAECE no 9^o ano do Ensino Fundamental, antes de ingressarem no ensino médio, e que fizeram o SPAECE novamente na 3^a série do Ensino Médio, três anos depois.

Foram considerados seis coortes entre os anos de 2008 a 2017⁷. O coorte 2009 a 2012 não foi incluído pois em 2009 não foi realizado SPAECE no 9^o do Ensino Fundamental. A base de dados original possui 435.990 estudantes no 9^o ano do Ensino Fundamental e 312.226 estudantes na 3^a série do Ensino Médio em todos os anos entre 2008 a 2017.

O SPAECE, ao longo deste período, sofreu algumas modificações que limitaram o tamanho da base de dados, especialmente por que, em alguns anos, os testes são realizados de forma amostral e não censitária. Portanto, um aluno que tenha realizado o SPAECE em 2008 no 9^o ano do EF, por exemplo, pode não ter sido sorteado para realizar o SPAECE na 3^a série do EM em 2011. Tendo em vista a necessidade de observar o mesmo estudante antes de ingressar no Ensino Médio e no último ano desta etapa, o número total de alunos identificados restantes foi de 136.567.

⁷Os coortes são 2008-2011, 2010-2013, 2011-2014, 2012-2015, 2013-2016, 2014-2017

A tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas a respeito desta amostra. Observa-se que não existe diferenças significativas entre a amostra completa e as sub-amostras de migrantes e não migrantes.

Tabela 1: Estatísticas Descritivas

Variáveis	Toda amostra	Migrantes	Não migrantes
9 EF			
Português	232.47 (45.76)	237.16 (44.24)	240.41 (44.10)
Matemática	238.66 (45.50)	242.09 (45.22)	243.10 (44.46)
3 EM			
Português	264.53 (47.13)	264.15 (45.82)	267.15 (47.05)
Matemática	265.56 (50.80)	265.23 (49.33)	265.81 (50.44)
Demográficas			
Feminino*	0.54	0.54	0.55
Pretos*	0.36	0.33	0.31
Brancos*	0.09	0.08	0.07
Rural*	0.009	0.009	0.008
Transporte Público*	0.282	0.290	0.085
Escolas profissionalizantes	0.059	0.061	0.010
Total	312.151	113.648	22.919

NOTA: A tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas da amostra completa e das sub-amostras após a organização da base de dados. As estatísticas descritivas demográficas com asterisco indicam que apenas a base de dados para o ensino médio foram consideradas.

Alunos que abandonaram ou ficaram retidos durante o ensino médio também foram excluídos da amostra final⁸. A amostra final contém 113.648 (83%) estudantes migrantes, isto é, que foram para uma escola no ensino médio diferente da escola de ensino fundamental. O número total de escolas analisadas ensino médio é de 396 de um total de 653 escolas de ensino médio no Ceará, em 2017, o que representa uma abrangência de 60,6% das escolas públicas do Ceará. No apêndice A.1 é apresentado o gráfico de densidade da distribuição das notas padronizadas do SPAECE considerando a amostra completa e as sub-amostras finais. Os resultados indicam que a distribuição das sub-amostras não é diferente da amostra completa em cada uma das etapas.

A base de dados administrativa fornecida pela Secretaria de Educação do Estado

⁸A amostra final representa 31% dos estudantes que realizaram o SPAECE no 9º EF e 43% dos estudantes que realizaram o SPAECE no 3º EM. No apêndice A.1 é apresentado o gráfico de densidade da distribuição das notas padronizadas do SPAECE considerando a amostra completa e as sub-amostra finais. Os resultados indicam que a distribuição das sub-amostras não é diferente da amostra completa em cada uma das etapas.

do Ceará (SEDUC) foi relacionada à base de dados pública do Censo Escolar por meio do identificador próprio gerado pela SEDUC. Esse cruzamento das bases de dados permitiu obter informações demográficas sobre os estudantes como gênero, raça ou cor, se usa transporte público ou não, idade entre outros.

3. Estratégia empírica

Assumindo a hipótese de linearidade e baseando-se na função de produção educacional (TODD; WOLPIN, 2003), a nota padronizada do aluno i na 3ª série do EM que estudou na escola e pode ser decomposta por:

$$y_{i3EM,e} = \mu_e + \beta_1 y_{i,9EF} + \delta' X_i + a_i + \epsilon_i \quad (1)$$

Em que: μ_e corresponde ao efeito de realizar o ensino médio na escola e , X_i refere-se as características observáveis do aluno i , a_i corresponde a características não observáveis do indivíduo i e $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$. Observe que $u_i = a_i + \epsilon_i$ são não observados. $y_{i,9EF}$ capta a habilidade observada do aluno antes de ingressar no ensino médio, isto é, no 9ºEF e servirá como base de comparação para os ganhos em termos de aprendizado durante o ensino médio.

Para estimar consistentemente o efeito da escola é necessário assumir que a decisão do aluno de estudar em determinada escola de ensino médio é independente das características não observadas deste aluno. Ou seja, requer-se que $Cor(u_i, \mu_e) = Cor(a_i, \mu_e) = 0$.

Este trabalho explora um quase-experimento referente à organização administrativa das escolas públicas no Brasil. Segundo a Constituição Federal, promulgada em 1988, em seu artigo 211, cabe aos municípios atuarem prioritariamente no ensino fundamental e na educação infantil, já os estados devem atuar prioritariamente nos ensinos fundamental e médio. Devido a essa diferença de competência administrativa a maior parte das escolas de ensino fundamental no Ceará é administrada pelos municípios e não possui a etapa subsequente do ensino médio. Assim, um aluno que realiza o ensino fundamental neste tipo de escola precisa migrar para uma nova escola para que possa concluir o ensino médio.

É assumido neste trabalho que essa migração é exógena às características não observadas do estudante. Isto é, os estudantes migram independentemente das suas características observadas ou não. Essa é uma hipótese bastante forte, mas, caso seja válida, permite estimar a equação (1) de forma não enviesada ao se considerar apenas os alunos que migraram de escolas de ensino fundamental municipais, sem ensino médio, para escolas de ensino médio.

Tal hipótese pode não ser suficiente para garantir a exogeneidade se os alunos usam suas características não observadas para selecionar quais escolas de ensino médio irão estudar.

Caso isso ocorra, a estimativa do efeito escola será enviesada.

Entretanto, esta possibilidade é minimizada por três motivos. Primeiro, a literatura sobre escolha educacional aponta que o principal componente da demanda pela escola é representado pelo custo de deslocamento de casa até a escola⁹. Aqui, custo de deslocamento refere-se ao custo monetário, como pagamento de passagem de transporte público, como também o tempo de locomoção. Diversos autores utilizam este argumento para justificar estratégias de identificação com uso de variáveis instrumentais, como Carneiro *et al* (2016), Card (1995) e Carneiro, Heckman e Vytlačil (2011).

A hipótese de que a distância entre a residência do estudante e a escola é exógena às características não observadas se torna mais relevante considerando o contexto de escolas públicas do Ceará, pois a demanda por determinada escola normalmente é realizada por alunos de baixa renda, o que dificulta a mobilidade e aumenta o peso do custo de deslocamento no orçamento familiar. Além disso, escolas públicas não possuem índices de mensuração de qualidade divulgados de forma clara que permitam elencar preferências de forma completa. Ou seja, o contexto do aluno de escola pública no estado Ceará é escolher uma escola cuja qualidade não é bem definida e cujo custo de deslocamento tem peso importante no orçamento familiar.

Portanto, assumindo que o custo de deslocamento dos alunos é exógeno às características não observáveis, a migração passa a ser um quase-experimento confiável para gerar estimativas não enviesadas do efeito escola.

Segundo, a estratégia de efeitos fixos utilizada para estimar o valor adicionado da escola reduz o peso do viés de escolha pela escola. Terceiro, os testes de robustez, na seção cinco, indicam que a estimativa não apresenta viés de previsão, significando que o modelo de valor adicionado prevê adequadamente a nota futura do aluno, e o efeito escola não é significativo quando os alunos são aleatoriamente designados nas escolas¹⁰. Ambos resultados de robustez apoiam a validade da estratégia de identificação.

Considerando apenas alunos que migraram de uma escola municipal sem ensino médio para uma nova escola de ensino médio, o efeito escola é calculado por meio da estimação de efeitos fixos da equação (1). O coeficiente de efeito fixo representa o quanto determinada escola contribui para a nota padronizada do aluno em determinado assunto (Português ou Matemática) em relação à contribuição das demais escolas condicionado a suas características

⁹Em um estudo recente, Carneiro, Das e Reis (2016) mostram, usando dados para o Paquistão, que a distância e o custo de mensalidade são os principais determinantes da escolha de escolas privadas. Famílias apresentam uma disposição de 75% a 115% de aumento anual de mensalidade escolar em troca de uma redução de 500 metros de distância.

¹⁰Adicionalmente, Altonji e Mansfield (2016) mostram que a inclusão de variáveis de controle de grupos, como o caso do efeito dos pares aqui neste artigo, reduz o efeito do *sorting* entre as escolas, permitindo obter estimativas não enviesadas, mesmo diante de características não observadas dos alunos.

observadas e à habilidade no 9^o ano do EF.

Para estimar a equação (1) serão utilizadas como variáveis de controle, além da nota do aluno no 9^o ano do ensino fundamental em dado assunto: a. gênero, assumindo feminino como referência; b. raça, sendo preto e pardo como referências; c. efeitos dos pares, representado pela média das notas dos alunos na mesma turma na 3^a série do ensino médio, tanto para português, como para matemática; d. Notas do 9^o ano do ensino fundamental ao quadrado e ao cubo, para controlar possíveis não linearidades, e. Interação entre as notas de português e matemática do 9^o ano do ensino fundamental, f. Variável binária indicando se o aluno realizou o ensino médio em uma escola profissionalizante.

Uma vez estimado o efeito fixo de cada escola, é possível ranquear as escolas segundo o impacto sobre a nota do aluno no final do ensino médio em cada assunto. Chetty *et al* (2014) apresenta diversos argumentos estatísticos para o uso de variáveis ranqueadas. Aqui, optou-se por utilizar o *ranking* das escolas visando reduzir erros de medida que provocam grandes variabilidades na estimação do modelo de efeito fixo¹¹. Assim, os resultados apresentados na seção seguinte são mais conservadores a respeito do efeito da qualidade da escola sobre o rendimento dos alunos.

Portanto, a equação a ser estimada utilizando todos os alunos, migrantes e não migrantes, e sobre a qual serão apresentados os resultados principais será:

$$y_{i3EM,j} = \beta_0 + \beta_1 y_{i,9EF,j} + \delta' X_i + \beta_e R_{ije} + \epsilon_{i,j} \quad (2)$$

Em que: R_{ie} representa o ranque da escola e referente ao assunto $j = \{\text{português, matemática}\}$ onde o estudante i realizou o ensino médio. Os mesmos controles utilizados para estimar o modelo (1) de efeitos fixos serão utilizados para estimar (2).

4. Resultados principais

Nesta seção serão apresentados os resultados para a estimativa da equação (2) de forma separada para os assuntos português e matemática. Nas subseções seguintes, serão mostrados os resultados para análise de heterogeneidade e o impacto da qualidade da educação sobre as oportunidades no ensino superior. Com respeito ao efeito heterogêneo, serão analisados dois aspectos: impacto da qualidade da escola sobre diferenças de rendimento entre gêneros e o efeito da qualidade da escola sobre alunos mais ou menos habilidosos.

¹¹Na seção cinco será utilizado métodos de *machine learning* para minimizar o erro de mensuração das estimativas de efeito fixo. Os resultados não diferiram muito das estimativas de efeito fixo, indicando que erros de mensuração podem não ter um efeito muito importante.

4.1 Efeito da qualidade da escola sobre o desempenho dos alunos

A tabela 2 apresenta o resultado do impacto do *ranking* das escolas segundo seu valor adicionado sobre a nota padronizada do aluno ao final do ensino médio¹². As colunas (1) são as especificações preferidas para Matemática e Português e incluem efeito fixos temporais, efeitos dos pares e não linearidades das notas dos alunos no 9º ano do EF. As colunas (2) estimam a mesma equação (2) sem incluir controle para efeitos dos pares e não linearidades e as colunas (3) excluem os efeitos fixos temporais na 3ª série do ensino médio.

Como o ranqueamento das escolas é realizado no intervalo $[0, 1]$ então a interpretação dos coeficientes *Ranking Matemática* e *Ranking Português* referem-se ao impacto sobre a nota padronizada do aluno no respectivo assunto caso seja comparado a escola pior ranqueada a escola melhor ranqueada. Os resultados serão apresentados em termos de aumentos (ou reduções) de desvios-padrões, que permitem realizar comparações com outros estudos. Entretanto, entre parênteses serão apresentados o aumento (ou redução) em termos percentuais em relação à média dos alunos no SPAECE. Esta forma de apresentação é mais intuitiva e permite identificar os ganhos em termos de escalas de proficiência do SPAECE.

Assim, o efeito da melhor escola em relação a pior escola aumenta a nota do aluno em 0,58 (40,27%) e 0,49 (33,44%) desvios-padrões, respectivamente, em matemática e em português. Portanto, a qualidade da escola tem um impacto maior sobre as notas de matemática do que as notas de português.

O efeito da escola na mediana do *ranking* de qualidade ($((0,5) \times 0,58 = 0,29 (19,8\%))$) tem efeito semelhante ao efeito das escolas profissionalizantes em matemática (0,27) e superior em português ($((0,5) \times 0,49 = 0,24 (16,4\%))$ contra 0,13). Este resultado indica que é possível alcançar os mesmos níveis de proficiência das escolas profissionalizantes elevando o valor adicionado das escolas regulares até pelo menos a mediana do ranqueamento.

Importante destacar o valor do Ensino Fundamental para a nota do aluno na 3ª série do EM. Tanto em português quanto em matemática, tais variáveis apresentam efeitos sobre a nota da 3ª série do EM semelhantes ao impacto da melhor escola. Assim, um ensino fundamental ruim pode parcialmente ser recuperado pela qualidade da escola. Este ponto será melhor discutido na seção 4.2.

¹²As notas do SPAECE foram padronizadas para ter média zero e variância um.

Tabela 2: Efeito do ranqueamento sobre o aprendizado

Variáveis dependentes	Matemática			Português		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Nota de matemática 9 EF	0.471*	0.431*	0.431*	0.193*	0.195*	0.198*
Nota de Português 9 EF	0.172*	0.189*	0.168*	0.571*	0.499*	0.476*
Feminino	-0.137*	-0.145*	-0.126*	0.134*	0.136*	0.149*
Preto/pardos	-0.005	-0.004	-0.037*	-0.006	-0.005	-0.022*
Escolas Profissionalizantes	0.271*	0.339*	0.367*	0.137*	0.188*	0.221*
Ranking de Matemática	0.580*	0.584*	0.578*	-	-	-
Ranking de Português	-	-	-	0.499*	0.498*	0.495*
Efeitos Fixos Temporais	Sim	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao
Efeito dos Pares	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao	Sim
Não linearidades nas notas	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao	Sim
<i>adj - R²</i>	0.41	0.39	0.39	0.46	0.46	0.45
<i>Teste - F (p - valor)</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

NOTA: A tabela 2 apresenta os resultados do efeito do ranqueamento das escolas segundo seu valor adicionado estimado sobre a nota padronizada no 3^o EM. Os resultados são comparados em três especificações diferentes: (1) com efeitos fixos temporais, efeitos dos pares e não linearidades nas notas do 9^o EF, (2) apenas com efeitos fixos temporais e (3) apenas sem efeito fixos temporais. É reportado adicionalmente o R^2 ajustado ($adj - R^2$) e o p-valor da estatística F. Com relação a significância: * 1%, ** 5% e *** 10%.

Note que existe um efeito heterogêneo da disciplina sobre a nota da 3^a série do EM em relação ao gênero. Meninas tendem a se sair pior em matemática e melhor em português, em comparação aos meninos. Este fato é evidenciado em outras pesquisas sobre o tema, como: .

Por fim, a variável preto/pardos não foi significativa nas especificações (1) e (2), somente sendo na especificação (3), que não inclui efeitos fixos temporais. Este resultado pode decorrer do fato de a amostra ser de alunos do ensino público, já caracterizados como de baixa renda. Alunos pretos/pardos neste contexto, não representam, ao contrário de comparações com alunos de escolas privadas, o peso da origem histórica em desvantagem social com reflexos socioeconômicos na atualidade. Isto faz todo sentido tendo em vista que, por todos se tratarem de alunos com baixa renda, a cor do indivíduo não tem influência na sua habilidade em aprender.

Os resultados, portanto, permitem concluir que a qualidade da escola tem impacto significativo sobre o desempenho dos alunos em testes padronizados ao final do ensino médio. Esses resultados estão de acordo com os trabalhos de Lucas e Mbiti (2014), Pop-Eleches e Urquiola (2013), Dobbie e Fryer (2014) entre outros. Entretanto, a magnitude do impacto da qualidade da escola é aparentemente maior nas escolas públicas do Ceará.

4.2 Efeitos heterogêneos

4.2.1 Qualidade da escola e a desigualdade de gênero educacional

Nesta subseção, é verificado se a qualidade da escola contribui ou não para a diferença educacional entre meninos e meninas na 3^a série do EM. A literatura indica que, em média, meninas obtêm resultados superiores aos meninos em testes padronizados e possuem maior número de anos de estudo médio. À medida que se avança nas etapas de ensino, tal diferença tende a aumentar (TERRIER, 2016).

Recentemente, alguns autores têm encontrado evidências de que escolas de melhor qualidade reduziram a desigualdade educacional, como Autor *et al* (2017) e Figlio *et al* (2016). Para contribuir com esta literatura, a equação (2) será reestimada com a inclusão de uma variável de interação entre o gênero feminino e a qualidade da escola (*Feminino* × *Ranking*).

A tabela 3 apresenta os resultados da análise da heterogeneidade por gêneros. Novamente, a especificação (1) em cada um dos assuntos é preferida, sendo as demais adicionadas para verificar o quanto os resultados são robustos a diferentes especificações.

Com relação à matemática, as meninas apresentam desempenho médio pior que os meninos, e a qualidade da escola contribui para aumentar esta diferença de forma significativa. O coeficiente da interação entre feminino e *ranking* matemática indica que à medida que a escola melhora sua posição no *ranking* a diferença entre a nota das meninas e dos meninos aumenta 0,104 (7,10%) em relação a pior escola¹³.

Por sua vez, no caso de português, as meninas têm desempenho médio superior aos meninos e a qualidade da escola tende a reduzir essa disparidade de forma significativa. Estes resultados são novos na literatura sobre o tema, pois indicam que a desigualdade entre o meninos e meninas quanto ao seu desempenho depende da disciplina e tem efeito de magnitude e sinais diferentes em relação à qualidade da escola. Autor *et al* (2016), por exemplo, encontram evidência de que piores escolas tendem a ter um diferencial sobre o desempenho maior do que escolas com elevada qualidade. Aqui, foi evidenciado que isso é verdade apenas para português. Em relação a matemática, o diferencial é pró-meninos e tende a aumentar à medida que a escola melhora sua qualidade.

¹³O aumento da disparidade entre meninos e meninas da escola na mediana do *ranking* de matemática em relação a pior escola é $(0,5) \times (-0,104) = -0,052$ (3,55%).

Tabela 3: Efeito Escola - Heterogeneidade por gêneros

Variáveis dependentes	Matemática			Português		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Feminino	-0.085*	-0.091*	-0.006*	0.184*	0.186*	0.201*
Feminino * Ranking Matemática	-0.104*	-0.108*	0.107*	-	-	-
Feminino * Ranking Português	-	-	-	-0.099*	-0.099*	-0.105*
Ranking de Matemática	0.637*	0.644*	0.638*	-	-	-
Ranking de Português	-	-	-	0.554*	0.552*	0.553*
Efeitos Fixos Temporais	Sim	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao
Efeito dos Pares	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao	Sim
Nao linearidades nas notas	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao	Sim
$adj - R^2$	0.41	0.39	0.39	0.46	0.46	0.43
$Teste - F(p - valor)$	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

NOTA: A tabela 3 apresenta os resultados do efeito do ranqueamento das escolas segundo seu valor adicionado estimado sobre a nota padronizada no 3º EM. Foram adicionadas as variáveis de interação do *ranking* da escolas em ambos os assuntos com a variável binária indicando o gênero feminino. O objetivo é captar o efeito sobre a desigualdade de gênero educacional devido a variação na qualidade da escola. É reportado adicionalmente o R^2 ajustado ($adj - R^2$) e o p-valor da estatística F. Com relação a significância: * 1%, ** 5% e *** 10%.

4.2.2 Impacto da qualidade da escola em diferentes tipos de alunos

A segunda análise de efeito heterogêneo refere-se ao impacto da qualidade das escolas sobre alunos com diferentes níveis de habilidade no 9º ano do EF. Este exercício visa identificar que tipo de aluno é mais afetado pela qualidade da escola, seja ela uma escola boa ou não. Assim, por meio do ranqueamento das escolas, serão separadas as escolas com elevado valor adicionado, representado pelo valor no *ranking* superior a 85º percentil e as piores escolas, representadas pela posição abaixo do 15º percentil.

Estas variáveis serão interagidas com a classificação dos alunos segundo os critérios de proficiência no 9º ano do EF, definidos pelo Centro de Políticas Públicas e Avaliação da Educação (CAED), responsável pela aplicação do SPAECE. Alunos classificados no 9º ano do EF como tendo desempenho crítico ou muito crítico¹⁴ serão chamados alunos com baixa habilidade e alunos classificados como tendo sido classificados como desempenho intermediário ou adequado¹⁵ serão chamados de alunos com elevada habilidade. Serão acrescentadas na equação (2) as variáveis interagidas entre tais categorias: aluno com elevada habilidade em uma escola boa, aluno elevada habilidade em escola não tão boa, aluno com baixa habilidade em uma escola boa e aluno com baixa habilidade em uma escola não tão boa.

¹⁴Os alunos são classificados nestes níveis se o desempenho em português foi inferior a 200 pontos e em matemática foi inferior a 225 pontos.

¹⁵Os alunos classificados obtiveram desempenho no SPAECE superior a 250 pontos em português e superior a 275 pontos em matemática.

Tabela 4: Qualidade da escola e tipo de aluno: Matemática

Variáveis dependentes	<i>Ranking</i> \geq 0.85			<i>Ranking</i> \leq 0.15		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Alunos mais habilitados	0.497*	0.593*	0.508*	-0.363*	-0.258*	-0.351*
Alunos menos habilitados	0.277*	0.294*	0.294*	-0.149*	-0.123*	-0.131*
Efeitos Fixos Temporais	Sim	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao
Efeito dos Pares	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao	Sim
Não linearidades nas notas	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao	Sim
<i>adj - R</i> ²	0.39	0.38	0.37	0.38	0.37	0.46
<i>Teste - F (p - valor)</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

NOTA: A tabela 4 apresenta os resultados do efeito das melhores escolas (*ranking* \geq 0.85) e das piores escolas (*ranking* \leq 0.15) sobre o rendimento dos alunos mais e menos habilitados em matemática. Os resultados são comparados em três especificações diferentes: (1) com efeitos fixos temporais, efeitos dos pares e não linearidades nas notas do 9^o EF, (2) apenas com efeitos fixos temporais e (3) apenas sem efeito fixos temporais. É reportado adicionalmente o *R*² ajustado (*adj - R*²) e o p-valor da estatística F. Com relação a significância: * 1%, ** 5% e *** 10%.

As tabelas 4 e 5 reportam tais resultados para a heterogeneidade do tipo de aluno em escolas com diferentes qualidades. A tabela 4 refere-se à matemática e a tabela 5 refere-se a português. Os resultados são apresentados considerando o tipo de escola que alunos mais ou menos habilitados estudaram. Por exemplo, na coluna *ranking* \geq 0,85 foi reestimada a equação (2) incluindo variáveis interadas binárias entre o *ranking* da escola ser maior que o 85^o percentil e o aluno ser considerado mais ou menos habilitado. Assim, para a variável aluno habilitado em *ranking* \geq 0,85 é atribuído valor 1 para o aluno com esta característica na escola de *ranking* superior a 85^o percentil e zero para os demais alunos. O mesmo é realizado com as demais regressões.

Tabela 5: Qualidade da escola e tipo de aluno: Português

Variáveis dependentes	<i>Ranking</i> \geq 0.85			<i>Ranking</i> \leq 0.15		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Alunos mais habilitados	0.238*	0.269*	0.249*	-0.218*	-0.258*	-0.259*
Alunos menos habilitados	0.291*	0.293*	0.297*	-0.185*	-0.123*	-0.193*
Efeitos Fixos Temporais	Sim	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao
Efeito dos Pares	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao	Sim
Não linearidades nas notas	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao	Sim
<i>adj - R</i> ²	0.45	0.44	0.43	0.44	0.44	0.43
<i>Teste - F (p - valor)</i>	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

NOTA: A tabela 5 apresenta os resultados do efeito das melhores escolas (*ranking* \geq 0.85) e das piores escolas (*ranking* \leq 0.15) sobre o rendimento dos alunos mais e menos habilitados em português. Os resultados são comparados em três especificações diferentes: (1) com efeitos fixos temporais, efeitos dos pares e não linearidades nas notas do 9^o EF, (2) apenas com efeitos fixos temporais e (3) apenas sem efeito fixos temporais. É reportado adicionalmente o *R*² ajustado (*adj - R*²) e o p-valor da estatística F. Com relação a significância: * 1%, ** 5% e *** 10%.

Os resultados da tabela 4 indicam que o efeito da qualidade da escola é maior sobre

os alunos mais habilidosos do que sobre os menos habilidosos. De fato, uma escola com boa qualidade eleva em 0,497 (33,44%) a nota do aluno na 3ª série do EM e uma escola de baixa qualidade reduz a nota do aluno em $-0,363$ (-24,77%). Considerando o aluno menos habilidoso no 9º ano do EF, o efeito da qualidade da escola com elevada e com baixa qualidade é, respectivamente, 0,277 (18,9%) e $-0,149$ (-10,17%).

Estes resultados indicam que a qualidade da escola é mais importante para alunos mais habilidosos do que para alunos menos habilidosos. Os primeiros aumentam ou reduzem muito mais intensamente o impacto sobre a nota da 3ª série do EM em decorrência de estudar em escola de boa ou baixa qualidade. Pode-se conjecturar que alunos menos habilidosos são menos expostos ao efeito escola.

O mesmo exercício é replicado considerando o assunto português. Entretanto, neste caso como reportado na tabela 5, o efeito da qualidade da escola não difere muito entre os alunos mais e menos habilidosos. Isto indica que, para esta disciplina, os alunos são igualmente expostos ao efeito da qualidade da escola.

4.3 Impacto sobre as oportunidades no Ensino Superior

Uma questão importante é saber se a qualidade da escola possui impacto sobre resultados de longo prazo, isto é, se escolas com maior qualidade geram retornos futuros maiores. Para endereçar esta questão, será estimado nesta seção o efeito da qualidade das escolas públicas de ensino médio no Ceará sobre as notas no ENEM.

Para tanto, será usada a base de microdados do Enem disponibilizada pelo INEP¹⁶ para os anos de 2011 a 2017. Este período refere-se aos anos em que os alunos completaram o ensino médio na base utilizada para calcular o valor adicionado. Por meio do código identificador da escola em ambas as bases de dados foi possível relacionar o *ranking* das escolas as notas dos alunos no Enem.

Esta abordagem tem uma limitação importante. As bases de dados não permitem identificar o desempenho do aluno em testes padronizados antes de realizar o ENEM. Apenas é possível identificar se determinado aluno que realizou o ENEM estudou ou não em dada escola. Essa restrição impede uma caracterização adequada da habilidade do aluno antes de entrar no ensino médio. Por isso, os resultados apresentados nesta seção não devem ser analisados como sendo de efeito causal, mas sim, como uma análise de associação entre a qualidade da escola e a nota do aluno no ENEM.

Visando aumentar a exposição do aluno que realiza o ENEM em relação à qualidade da escola que ele estudou durante o ensino médio serão considerados apenas os alunos que

¹⁶www.portal.inep.gov.br/web/guest/microdados

estudaram os três anos do ensino médio na mesma escola, não reprovaram e nem abandonaram a escola durante o ensino médio e estão completando esta etapa no mesmo ano que realizam o ENEM. A amostra final contém 46.537 alunos que realizaram o ENEM e que estudaram em uma das escolas ranqueadas.

A base de dados do ENEM, embora não permita a junção das bases de dados ao nível do aluno, fornece informações importantes que podem servir como bons previsores da habilidade do estudante, como: etapa de ensino completada pelo pai e pela mãe (educação do pai e da mãe) e a renda familiar. Além destas variáveis foram utilizadas como variáveis de controle: a idade do aluno ao realizar o ENEM, sendo este um indicador da qualidade do aluno antes de entrar no ensino médio, autodeclaração de cor preta, gênero feminino e se reside em zona rural.

As notas do ENEM consideradas serão: nota em matemática e suas tecnologias (Nota Enem Matemática) e nota em linguagens e códigos (Nota Enem Português). A variável de interesse será a posição da escola no *ranking* de matemática e de português, estimado anteriormente. Ambas as notas do Enem foram padronizadas para ter média zero e variância um.

Os resultados apresentados na tabela 6 indicam que a qualidade da escola, mensurada pela sua posição no *ranking*, tem uma associação significativa com a nota do aluno no respectivo assunto. Com relação à matemática, a correlação é da magnitude de 0,33 (22,5%) e em português é de 0,32 (21,9%). Assim, alunos que estudaram nas escolas melhor ranqueadas tiveram suas notas no ENEM mais elevadas em relação àqueles que estudaram em escolas pior ranqueadas.

Importante notar que a qualidade da escola é o fator que possui maior grau de associação em relação as notas no ENEM. De fato, a correlação entre a nota do ENEM e a renda familiar é, respectivamente, 0,10 (6,84%) e 0,11 (7,53%), para matemática e português. Já a educação do pai e da mãe tem magnitudes similares da ordem 0,05 (3,42%).

Estes resultados indicam que a qualidade da escola pode ser um elemento mais importante para a nota do aluno no Enem do que a educação do pai e da mãe e do que a própria renda familiar. Assim, elevar a qualidade da escola pode aumentar as chances de o aluno ingressar na Universidade, mesmo ante a adversidades decorrentes da baixa renda e da falta de escolaridade dos pais.

Um outro aspecto desses resultados é que estes servem como um teste de validação externa para a medida de qualidade da educação estimada anteriormente. Caso o valor adicionado estimado não representasse a qualidade da escola, o grau de correlação entre o *ranking* da escola e a nota do Enem não deveria ser significativo. Entretanto, por meio de uma base de dados não utilizada para estimar a qualidade da escola, foi verificado que o

ranking das escolas possui associação com notas mais elevadas no Enem. Assim, é de se esperar que a qualidade da escola realmente represente o efeito da escola sobre o aprendizado dos alunos.

Tabela 6: Efeito de longo prazo da qualidade da escola

Variáveis dependentes	Nota Enem Matemática	Nota Enem Portugues
Intercepto	0.122*	-0.202*
Ranking_Matemática	0.338*	-
Ranking_Português	-	0.324*
Preta	0.022	0.064*
Feminino	-0.298	0.083*
Educacao do Pai	0.053*	0.069*
Educacao da Mãe	0.057*	0.061*
Rural	-0.010	-0.039
Renda Familiar	0.107*	0.113*
Idade	-0.030*	-0.037*
Efeitos fixos temporais	Sim	Sim
N ^o . observações	46.537	46.537
$adj - R^2$	0.095	0.128
$Teste - F (p - valor)$	0.000	0.000

NOTA: A tabela 6 apresenta os resultados do efeito do ranqueamento das escolas segundo seu valor adicionado estimado sobre a nota no Exame Nacional do Ensino Médio (ENEM). Os resultados referem-se a especificação preferida que inclui efeitos fixos temporais. É reportado adicionalmente o R^2 ajustado ($adj - R^2$) e o p-valor da estatística F. Com relação a significância: * 1%, ** 5% e *** 10%.

5. Análise de robustez

5.1 Viés de previsão

Uma das características ideais de um modelo de valor adicionado é a de que ele preveja adequadamente a nota em testes padronizados dos alunos. Modelos de valor adicionado que apresentam viés de previsão são considerados inválidos. Assim, mensurar o viés de previsão é utilizado pela literatura como uma estratégia de validação de estimativas (KANE; STAIGER, 2008; CHETTY *et al*, 2014; GLAZERMAN; HICKS, 2014; BACHER-HICKS *et al*, 2017).

Nesta seção, será verificado se o modelo de valor adicionado com efeito fixo utilizado para ranquear as escolas possui ou não viés de previsão. Para tanto, a amostra de 113.648 alunos migrantes será dividida aleatoriamente em duas subamostras: amostra de treino, contendo 75% da amostra total (85.236), e uma amostra de teste, contendo os 25% restantes (28.412). O modelo de valor adicionado com efeitos fixos será estimado na amostra de treino e o seu poder de previsão será avaliado na amostra de teste, não utilizada para realizar a

estimação.

Seja $\hat{y}_{i3EM,j}$, j a previsão gerada pela estimação da equação (2) usando a amostra de treino para a nota do aluno i no SPAECE da 3^a série do EM que estudou na escola j . Considere a seguinte regressão sobre a amostra de teste:

$$y_{i3EM,j} = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{y}_{i3EM,j} + u_{ij} \quad (3)$$

Se inexistir viés de previsão, então, a estimativa de α_1 é estatisticamente igual a um ($H_0 : \hat{\alpha}_1 = 1$), indicando que a previsão gerada pelo modelo estimado na amostra tem uma correlação muito próxima do que realmente ocorre na nota do aluno. A equação (3) pode ser estimada por meio dos mínimos quadrados ordinários (MQO).

Um problema com tal abordagem é que a estimação do modelo de valor adicionado com efeitos fixos potencialmente possui erros de mensuração que podem aumentar o desvio-padrão dos parâmetros da equação (3). Isto pode levar a uma conclusão errada do teste para a hipótese H_0 . Para corrigir este problema, é comum a utilização de métodos de *shrinkage* que aumentam o poder de previsão dos modelos de valor adicionado. Com respeito à literatura sobre valor adicionado do professor, o método de shrinkage mais frequente é o bayesiano empírico (EB), como em Kane e Staiger (2013), Chetty *et al* (2014), Koedel *et al* (2015) entre outros.

Tal método é inapropriado a modelos de efeito fixo, pois todos os parâmetros para cada escola devem ser estimados, não havendo possibilidade de regularização. Assim, Abadie e Kasy (2017) recomendam a utilização de um método de *shrinkage* de Ridge¹⁷ que ao mesmo tempo que reduz a variabilidade da previsão, às custas do aumento de viés, não realiza regularização. Isso implica que todos os parâmetros de efeitos fixos serão estimados.

A tabela 7 apresenta os resultados para a estimação do viés de previsão. Na especificação principal, representada pelo modelo (1), tanto para português quanto para matemática, as estimativas de MQO e Ridge da equação (3) indicaram ausência de viés de previsão. Para cada método de estimação, a primeira linha apresenta o parâmetro α_1 estimado, a segunda linha apresenta o desvio-padrão (dp) e a terceira linha reporta o intervalo de confiança estimado ($\hat{\alpha}_1 \pm 1, 96 \times dp$). Ambos os intervalos de confiança para MQO e Ridge incluem o valor um, indicando que não se pode rejeitar a hipótese de que a estimativa seja igual a este valor.

¹⁷O método de Ridge consiste em uma estimação de mínimos quadrados que penaliza a estimação de parâmetros com elevada variabilidade. A penalização empregada pelo método de Ridge é do tipo quadrática. Assim, os k parâmetros são estimados buscando minimizar o seguinte problema:

$$\min_{\beta} \sum_{i=1}^n (y_i - \beta' x_i)^2 - \lambda \left(\sum_{j=1}^k \beta_j^2 \right).$$

Assim, este resultado reforça a robustez da estratégia empírica adotada para classificar as escolas segundo seu valor adicionado estimado.

Tabela 7: Estimação do viés de previsão: MQO e Ridge

Variáveis	Matematica			Portugues		
	(1)	(2)	(3)	(1)	(2)	(3)
Valor adicionado - MQO	1,008 (0,007) [0,99; 1,02]	0.981 (0,008) [0,96; 0,99]	0.980 (0,008) [0,96; 0,99]	0.996 (0,007) [0,98; 1,00]	0.993 (0,007) [0,97; 1,00]	0.994 (0,007) [0,98; 1,00]
Valor adicionado - Ridge	1,008 (0,007) [0,99; 1,02]	0.981 (0,008) [0,96; 0,99]	0.980 (0,008) [0,96; 0,99]	0.996 (0,007) [0,98; 1,00]	0.993 (0,007) [0,97; 1,00]	0.994 (0,007) [0,98; 1,00]
Efeitos Fixos Temporais	Sim	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao
Efeito dos Pares	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao	Sim
Nao linearidades nas notas	Sim	Nao	Sim	Sim	Nao	Sim

NOTA: A tabela 7 apresenta os resultados da previsão do modelo de valor adicionado sobre a nota do aluno no 3^oEM. A amostra foi aleatoriamente separada em amostra de teste (25%) e amostra de treino (75%). Foram utilizados dois modelos para realizar a previsão: MQO e Ridge, sendo o último um método de *shrinkage*. Em parênteses é reportado o desvio padrão da previsão e em colchetes o intervalo de confiança. Os resultados são comparados em três especificações diferentes: (1) com efeitos fixos temporais, efeitos dos pares e não linearidades nas notas do 9^o EF, (2) apenas com efeitos fixos temporais e (3) apenas sem efeito fixos temporais.

5.2 Efeito placebo

Nesta seção é apresentado os resultados para um experimento placebo em que os alunos são randomicamente distribuídos entre as escolas. Uma vez que é realizada a distribuição aleatorizada dos alunos é esperado que a qualidade da escola não tenha efeito significativo sobre a nota padronizada do SPAECE no 3^a série do ensino médio. Este exercício, portanto, tem o objetivo de verificar a não ocorrência do impacto da qualidade da escola, quando este não é esperado.

Desta forma, após estimar o modelo de efeito fixo por meio da equação (1) e ranquear as escolas segundo o seu impacto sobre a nota padronizada ao final do ensino médio, os alunos são aleatoriamente distribuídos entre as escolas. A equação (2) é reestimada para toda a amostra, contendo alunos migrantes e não migrantes, e o efeito do *ranking* é verificado.

A tabela 8 apresenta os resultados do teste placebo para a especificação preferida¹⁸. Como esperado as variáveis que representam diferenças entre a qualidade da escola não foram significativas a 1%. Assim, pode-se concluir que o efeito tratamento de ir para determinada escola apenas é verificado se o *ranking* das escolas for estimado considerando o ganho em termos de desempenho durante a etapa do ensino médio. Este efeito não é significativo caso a nota padronizada do aluno não represente o ganho decorrente da qualidade da escola.

¹⁸Tal especificação inclui efeito dos pares, não linearidades e efeito fixo temporal.

Tabela 8: Teste do efeito placebo

Variáveis dependentes	Matemática	Português
Nota de matemática 9 EF	0.0001	-0.005
Nota de Português 9 EF	0.001	0.001
Feminino	-0.002	0.001
Preto/pardos	-0.0001	-0.003
Escolas Profissionalizantes	-0.002	-0.009
Ranking de Matemática	-0.008	-
Ranking de Português	-	0.0004
Efeitos Fixos Temporais	Sim	Sim
Efeito dos Pares	Sim	Sim
Não linearidades nas notas	Sim	Sim
$adj - R^2$	0.001	0.0001
<i>Teste - F (p - valor)</i>	0.368	0.936

NOTA: A tabela 8 apresenta os resultados do teste de efeito placebo em que os alunos são randomicamente distribuídos entre as escolas. Este teste visa rejeitar a presença do tratamento, quando realmente este não é verdadeiro. Apenas a especificação preferida que inclui efeitos fixos temporais, efeitos dos pares e não linearidades nas notas do 9º EF é reportada. É reportado adicionalmente o R^2 ajustado ($adj - R^2$) e o p-valor da estatística F. Com relação a significância: * 1%, ** 5% e *** 10%.

6. Mecanismos

Nesta seção, serão analisados os possíveis mecanismos que afetam a qualidade da escola. Para tanto, será realizada uma análise exploratória de correlação do valor escola estimado com cinco indicadores da qualidade dos professores ou das características da escola computados pelo INEP¹⁹. Os indicadores foram extraídos para o ano de 2014. Foram considerados os seguintes indicadores: média de alunos por turma em cada escola, regularidade do professor, horas aula média por dia em cada escola, esforço docente e proporção de docentes com ensino superior. Estes indicadores são muitas vezes utilizados como medida da qualidade da escola (BERNAL; MITTAG; QURESHI, 2016). A variável regularidade do professor informa quais escolas apresentam maior rotatividade de professores. Já a variável esforço do professor indica o número de tarefas que um determinado professor realiza para exercer sua profissão²⁰.

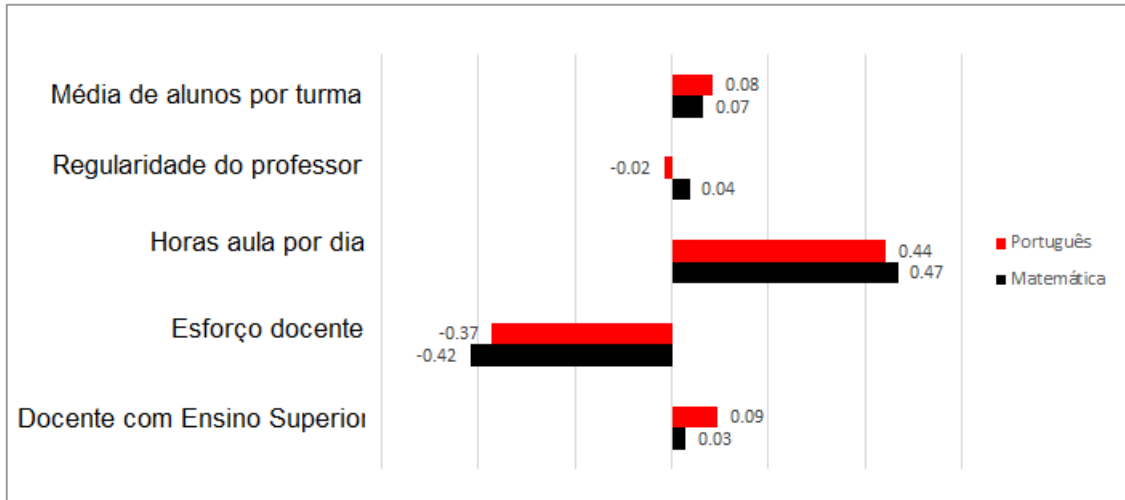
A Figura 1 apresenta as correlações do valor adicionado para português, em vermelho, e matemática, em preto, com cada um dos cinco indicadores. Apenas duas variáveis apresentaram correlação significativa com o valor adicionado estimado para os dois assuntos: horas aula média por dia (correlação positiva) e esforço do docente (correlação negativa).

¹⁹Tais indicadores podem ser acessados na seguinte página: <http://portal.inep.gov.br/indicadores-educacionais>.

²⁰A denominação “esforço do professor” não parece adequada para representar o que se deseja. Mais apropriado seria chamar tal variável de “excesso de trabalho do professor”. Entretanto, aqui optou-se por seguir a classificação segundo o INEP.

As demais variáveis apresentaram correlação não significativa com o valor adicionado, com exceção da proporção de docentes com ensino superior para o assunto português.

Figura 1: Correlação do valor adicionado com indicadores do INEP (2014)



NOTA: A figura 1 apresenta a correlação dos valores adicionados estimados, para português (em vermelho) e matemática (preto), com cinco indicadores de características da escola e da qualidade dos professores: Média de alunos por turma, regularidade do professor, horas aula média por dia, esforço docente e proporção de docentes com ensino superior. Apenas as variáveis horas aula média por dia e esforço docentes foram significativas ao nível de 5% de significância por meio do teste de correlação de Pearson. Para português a variável proporção de docentes com ensino superior também foi significativa ao mesmo nível.

Assim, existe uma aparente associação entre a qualidade da escola e o número de horas aula médio, indicando que mais horas aula por dia implicam em um valor adicionado maior para ambos os assuntos.

Por outro lado, e estando de acordo com a recente literatura que afirma que a qualidade da escola é em grande parte transmitida pela qualidade dos professores (LUCAS e MBITI, 2014), o valor adicionado é negativo e significativamente correlacionado com o esforço docente para ambos os assuntos. O esforço docente mensura o número de atividades que um professor precisa realizar para exercer sua profissão. Esta variável é construída a partir do número de escolas que o professor atua, número de turnos de trabalho, número de alunos atendidos e número de etapas que leciona. Portanto, escolas que possuem professores que se esforçam mais para exercer sua profissão apresentam menor valor adicionado.

Em português, o indicador de proporção de professores com ensino superior aumenta significativamente o valor adicionado. Esta constitui mais uma evidência de que o efeito da qualidade do professor pode ser o principal canal para a qualidade da escola. Ou seja, para elevar a qualidade da escola, possivelmente, deve-se focar em políticas públicas que elevem a qualidade dos professores.

É importante observar que estas conclusões requerem pesquisas mais adequadas para indicar o efeito destes indicadores sobre a qualidade da escola. Esta seção realiza, apenas,

uma investigação exploratória visando indicar áreas de pesquisa futura.

7. Conclusões

Este artigo investigou o impacto que as diferenças de qualidade das escolas de ensino médio possuem sobre o aprendizado dos alunos e os seus efeitos sobre resultados de longo prazo. Para tanto, foi estimado um modelo de valor adicionado com efeitos fixos para as escolas que permitiu ranquear as escolas segundo seu impacto sobre a nota do aluno na 3ª série do EM.

Para que o *ranking* realmente reflita a qualidade da escola, foi necessário adotar uma estratégia de identificação de um quase-experimento que explorou as diferenças entre as competências administrativas das escolas de ensino fundamental, geralmente administradas pelos municípios, e as escolas de ensino médio, de competência administrativa do estado. Assim, crianças que estudam em escolas municipais durante o ensino fundamental necessitam migrar para escolas que possuam ensino médio para concluir os estudos obrigatórios no Brasil. Foi argumentado que essa decisão de migrar é independente de características não observadas dos alunos ao final do 9º ano do EF.

Usando uma base de dados não explorada em outros trabalhos para o estado do Ceará, foi estimado o modelo de valor adicionado com efeitos fixos que permite obter o efeito da escola de ensino médio ao final desta etapa. A partir dessas estimativas foi possível ranquear as escolas segundo seu efeito sobre a nota dos alunos.

Dos resultados, foi verificado que a qualidade da escola tem um efeito significativo sobre o aprendizado dos alunos na 3ª série do EM. Este efeito foi mais relevante em matemática do que em português. Além disso, constatou-se que existe heterogeneidade no impacto da qualidade da escola de ensino médio entre gêneros e entre alunos mais ou menos habilitados. Alunos mais habilitados são os mais sensíveis à qualidade da escola em matemática e, em português, o efeito da escola é parecido em ambos os grupos de estudantes.

Dois exercícios de robustez permitiram validar a estratégia adotada. Foi evidenciado que o modelo de valor adicionado não possui viés de previsão e que em testes placebo, quando o efeito da escola não é esperado, realmente este não se mostrou significativo.

Quanto aos resultados de longo prazo, mostrou-se que a qualidade da escola tem correlação significativa sobre as notas dos alunos no Enem nos respectivos assuntos, sendo matemática a maior correlação. Este resultado indica que a qualidade da escola está associada ao aumento da oportunidade de ingresso no Ensino Superior, sendo este um indicativo importante de retornos educacionais futuros. Além disso, este resultado serviu como uma validação externa da medida da qualidade da escola, uma vez que era esperado que escolas

que aumentam o aprendizado do aluno também elevem sua nota em exames externos à escola.

Por fim, investigou-se os mecanismos pelos quais o efeito escola pode estar correlacionado. Constatou-se que a qualidade da escola é correlacionada com a organização administrativa da escola, tendo associação positiva e significativa com o número de aulas diárias médias, e com a qualidade do professor, pois quanto maior é o esforço do professor para exercer suas atividades, menor tende a ser o efeito da escola.

Diversas questões decorrentes destas evidências poderão ser abordadas em trabalhos futuros. Uma questão interessante é entender as causas da relação entre a qualidade da escola e desigualdade entre gêneros, observada em outros trabalhos com Autor *et al* (2017). Adicionalmente, é preciso entender os custos em termos de políticas públicas para aumentar a qualidade da escola. Os resultados apontam que estes custos estão associados à melhoria da qualidade do professor e à expansão de horas aula diárias. Portanto, é preciso verificar qual a política específica possui uma relação custo-benefício menor.

Referências

ALTONJI, J., MANSFIELD, R. Estimating Group Effects Using Averages of Observables to Control for Sorting on Unobservables: School and Neighborhood Effects. **American Economic Review**, a ser publicado.

ANGRIST, J. HULL, P. PATHAK, P. e WALTERS, C. Leveraging Lotteries for School Value-Added: Testing and Estimation. **Quarterly Journal of Economics**, 132 (2), 871–919, 2016.

AUTOR, D.FIGLIO, K., ROTH, J. WASSERMAN, M. School Quality and the Gender Gap in Educational Achievement, **NBER Working paper**: 21908, 2016.

BACHER-HICKS, A., KANE, T. e STAIGER, D. Validating Teacher Effect Estimates Using Changes in Teacher Assignments in Los Angeles. **NBER working paper**: 20657, 2014.

BERNAL, P. MITTAG, N. e QURESHI, J. Estimating effects of school quality using multiple proxies. **Labour Economics**, 39, p.1-10, 2016.

CARD, D. Using Geographic Variation in College Proximity to Estimate the Return to Schooling, **Aspects of Labour Economics: Essays in Honour of John Vanderkamp**, editado por Louis Christofides, E. Kenneth Grant and Robert Swindinsky. University of Toronto Press, 1995.

CARNEIRO, P. LOKSHIN, M., RIDAO-CANO, C., UMAPATHI, N. Average and Marginal Returns to Upper Secondary Schooling in Indonesia, **Journal of Applied Econometrics**, 31(4), 2016.

CARNEIRO, P., DAS, Jishnu, REIS, Hugo. The Value of Private Schools: Evidence from Pakistan. **IZA** dp. 9960, 2016.

CARNEIRO, P., HECKMAN, J. e VYTLACIL, E. Estimating Marginal Returns to Education, **American Economic Review**, 101(6), 2011.

CHETTY, Raj, FRIEDMAN, J. e ROCKOFF, J. Measuring the Impacts of Teachers I: Evaluating Bias in Teacher Value-Added Estimates. **American Economic Review**, 104(9), pp. 2593-2632, 2014

CULLEN, J., JACOB, B. e LEVITT, S. The Effect of School Choice on Participants: Evidence from Randomized Lotteries, **Econometrica**. 74(5), pp. 1191-1230, 2006.

DEMING, D., HASTINGS, J., KANE, T. e STAIGER, D. School Choice, School Quality, and Postsecondary Attainment, **American Economic Review**, 104(3), pp 991-1013, 2014.

DOBBIE, W. e FRYER, R. The Impact of Attending a School with High-Achieving Peers: Evidence from New York City Exam Schools. **American Economic Journal: Applied Economics**, 6(3), pp. 58-75, 2014.

FIGLIO, K., AUTOR, D. ROTH, J. WASSERMAN, M. Family Disadvantage and the Gender Gap in Behavioral and Educational Outcomes. **NBER Working paper**: 22267, 2016.

GLAZERMAN, Steve e PROTIK, A. Validating value-added measures of teacher performance. **Annual meeting of the American Economic Association**, 2014.

JACKSON, Kirabo. Match Quality, Worker Productivity, and Worker Mobility: Direct Evidence From Teachers. **Review of Economics and Statistics**, 95(4), pp. 1096-1116, 2013.

KANE, T. e STAIGER, D. Estimating Teacher Impacts on Student Achievement: An Experimental Evaluation, **NBER Working Paper** 14607, 2008.

KANE, T. MCCAFFREY, D., MILLER, T. e STAIGER, D. Have We Identified Effective Teachers? Validating Measures of Effective Teaching Using Random Assignment. Seattle, WA: Bill & Melinda Gates Foundation., 2013.

KOEDDEL, C., MIHALY, K., ROCKOFF, J, Value-Added Modeling: A Review. **Economics of Education Review** 47, 180-195, 2015.

LUCAS, A. e MBITI, I. Effects of School Quality on Student Achievement: Discontinuity Evidence from Kenya. **American Economic Review**, 6 (3), pp. 234-263, 2014.

MURALIDHARAN, K. e GLEWWE, P. Improving Education Outcomes in Developing Countries - Evidence, Knowledge Gaps, and Policy Implications. **Handbook of the Economics of Education** Volume 5, editado por Eric Hanushek, Steve Machin, and Ludger Woessman, 2017.

POP-ELECHES, C. e URQUIOLA, M. Going to a Better School: Effects and Behavioral Responses, **American Economic Review**, 103(4), pp 1289-1324, 2013.

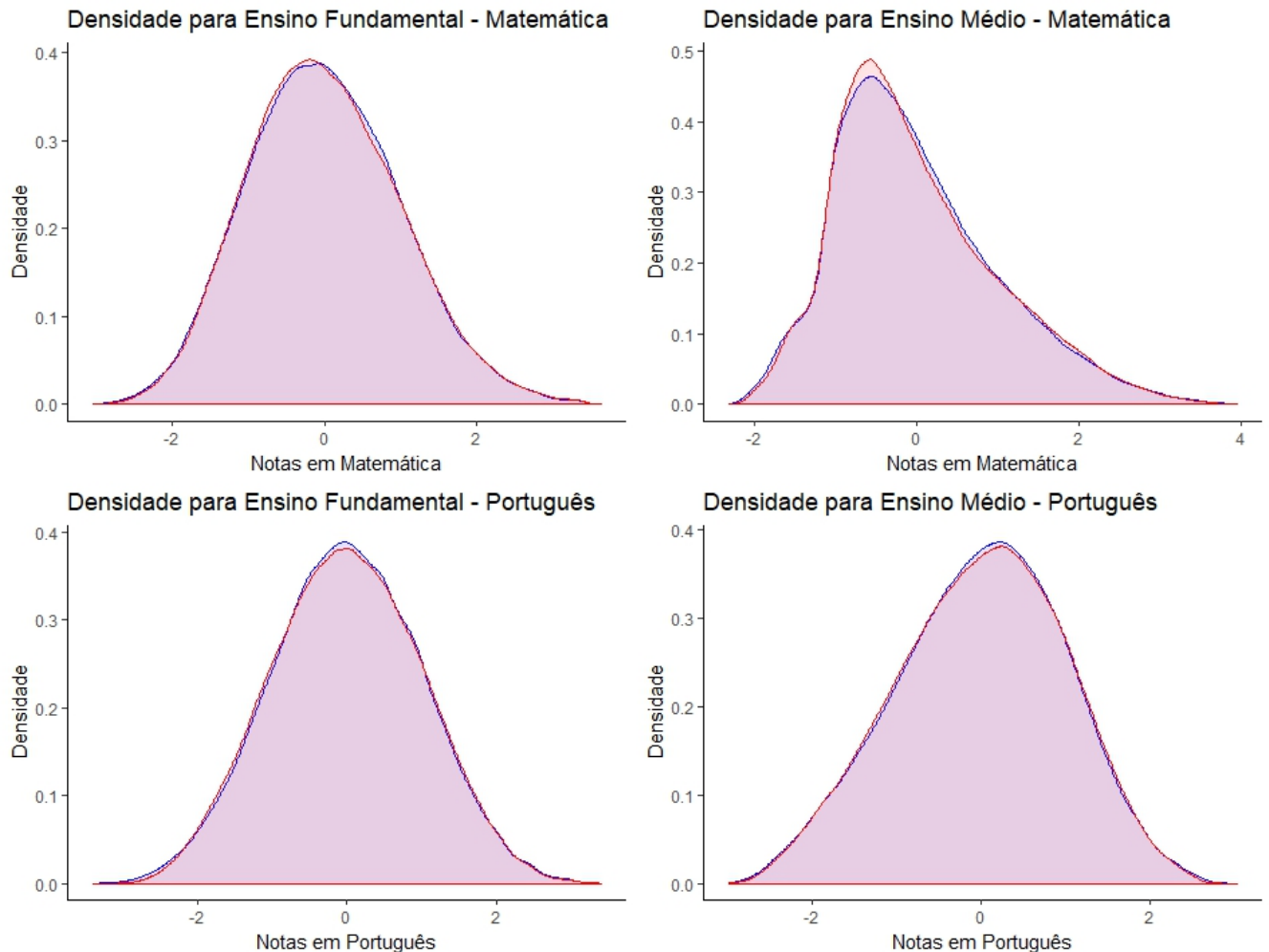
TERRIER, C. Boys lag behind: How teachers' gender biases affect student achievement. Working paper 2016.07. School Effectiveness & Inequality Initiative (SEII), 2016.

TODD, P. e WOLPIN, K. On the Specification and Estimation of the Production Function for Cognitive Achievement. **Economic Journal**, 113, 2003.

Apêndice

A.1 Distribuições das amostras completa e sub-amostras

Figura 2: Densidade para amostra completa e sub-amostras



NOTA: A figura 2 apresenta as densidades das distribuições das notas padronizadas dos alunos antes e depois de ser realizado a limpeza dos dados. Visualmente, não aparenta haver indícios de que as distribuições sejam diferentes. Isso indica que o atrito pode não ser relevante para viesar as estimativas.