

EXPLICANDO AS DIFERENÇAS DE DESEMPENHO EDUCACIONAL NO BRASIL ENTRE ESTUDANTES DE ESCOLAS PRIVADAS E PÚBLICAS

Diogo Brito Sobreira¹, João Eustáquio de Lima², Jair Andrade de Araújo³, Wellington Ribeiro Justo⁴

RESUMO

O presente estudo analisa as desigualdades de desempenho educacional no PISA entre estudantes brasileiros de escolas privadas e públicas. A primeira abordagem busca identificar a contribuição das diferenças de fatores tangíveis e intangíveis ao gap entre as duas redes de ensino por meio da combinação de técnicas de decomposição Oaxaca-Blinder e regressões quantílicas incondicionais. Os resultados mostram que o efeito da escola privada apesar de reduzir, quando características do estudante, da família e da escola são incluídas no modelo, ainda permanece positivo e significativo, sendo esse efeito, ainda maior em quantis próximo à mediana da distribuição de desempenho. A decomposição sugere que a diferenças nos fatores tangíveis é mais importante ao longo de toda distribuição de desempenho, sendo explicada, principalmente, pelas diferenças no *background* familiar. Contudo, as diferenças entre os coeficientes tendem a aumentar sua contribuição ao gap de escolas privadas e públicas ao longo da distribuição do desempenho em Matemática. Isso se deve ao fato de que fatores não observados do indivíduo, da família e da escola passam a ter mais relevância na explicação do gap entre os estudantes com alto desempenho do que em quantis menores.

Palavras-chave: escolas privadas e públicas; desempenho educacional; PISA; decomposição.

ABSTRACT

This study analyzes the educational performance inequalities in PISA among Brazilian students from private and public schools. On the one hand, the first approach seeks to identify the contribution of the differences between tangible and intangible factors to the gap between the education networks by combining Oaxaca-Blinder decomposition techniques with unconditional quantile regressions. The results show that the effect of the private school despite reducing when we include student, family, and school characteristics, remains positive and significant, with this effect still higher in quantiles close to the median of the distribution of performance. The decomposition suggests that the differences of tangible factors are more important throughout the performance distribution, which could be explained, mainly, by the differences in the familiar background. Nevertheless, the differences between the coefficients tend to increase their contribution to the gap between private and public schools throughout the distribution of performance in mathematics. This could be attributed to the fact that unobserved individual, family, and school factors are more relevant in explaining the gap between high-performance students than in lower quantiles.

Key words: private and public schools; educational performance; PISA; decomposition.

CÓDIGO JEL: I24; I21.

Área ANPEC: Área 12 - Economia Social e Demografia Econômica.

¹ Doutor em Economia Aplicada pela Universidade Federal de Viçosa;

² Doutor em Economia Rural pela Michigan State University. Professor Titular do Departamento de Economia Rural da Universidade Federal de Viçosa;

³ Doutor em Economia pela Universidade Federal do Ceará. Professor Adjunto do Departamento de Economia Agrícola da Universidade Federal do Ceará;

⁴ Doutor em Economia pela Universidade Federal do Pernambuco. Professor Associado da Universidade Regional do Cariri – Ceará e Professor do PPGECON-UFPE.

1. INTRODUÇÃO

A política educacional brasileira nos anos de 1990 foi assentada na universalização no ensino fundamental e consolidação da universalização,⁵ ampliação das oportunidades (políticas inclusivas) e aumento do gasto público educacional nos anos 2000.⁶ Contudo, essa estratégia não foi acompanhada em termos de qualidade educacional. Mesmo diante de uma suave tendência de melhora nas pontuações *Programme for International Student Assessment (PISA)*, na última avaliação, o Brasil expressou desempenho em Matemática inferior aos países da América Latina que participaram do programa, com uma média de 377 pontos. Ademais, as diferenças observadas no desempenho PISA entre estudantes de escolas privadas e públicas, têm aumentado consideravelmente. Em 2015, a diferença foi superior a 90 pontos, enquanto que em países da *Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD)* não ultrapassa 42 pontos, em média, e tem se reduzida no mesmo período OECD (2018).

Desse modo, o relatório da OECD chama a atenção para que os investimentos em educação no Brasil sejam convertidos em melhores pontuações, visto que países como Colômbia, México e Uruguai obtiveram resultados melhores, mesmo com um custo médio por aluno inferior.⁷ Assim, o principal desafio consiste em ofertar um ensino público de qualidade, de modo que os fatores que influenciam o desempenho educacional dos estudantes sejam identificados, amenizando problemas já conhecidos, porém persistentes, como a desigualdade educacional entre escolas privadas e públicas. Nesse sentido, quais fatores e fontes, entretanto, ajudariam a explicar as desigualdades observadas entre escolas privadas e públicas? Há uma preocupação quanto ao retorno dos investimentos públicos em educação, visto que a experiência anterior não foi acompanhada por ganhos significativos no desempenho dos estudantes ou pela redução das desigualdades existentes entre escolas privadas e públicas.

Inicialmente, economistas dedicaram esforços para entender os fatores capazes de ampliar o desempenho educacional dos estudantes em avaliações. Características dos indivíduos e da família, por exemplo, são fatores fortemente associados ao desempenho acadêmico dos estudantes (por exemplo, MARKS, 2006; ENTORF; MINOIU, 2005; SCHÜTZ; URSPRUNG; WOESSMANN, 2008). Já Babcock e Betts (2009), Fertig e Wright (2005), Hanushek (2003) e Angrist e Lavy (1999) enfatizam influências positivas dos recursos e insumos escolares (tamanho da escola, tamanho da classe, qualificação dos docentes, salário dos professores, recursos educacionais, entre outros), sendo esses os aspectos tangíveis. Ademais, uma série de estudos chama a atenção para a importância dos bens intangíveis (gestão, autonomia, responsabilidades, liderança, motivação, percepção dos alunos, participação parental, etc) para o desempenho dos estudantes em avaliações de testes (MACHIN; MCNALLY, 2008; TANGKITVANICH; SASIWUTTIWAT, 2012; LOUNKAEW, 2013; PATRINOS; ARCIA; MACDONALD, 2015; TAVARES, 2015).

Em outra linha de investigação, uma recente literatura tem explorado as diferenças de desempenho educacional entre estudantes de escolas privadas e públicas. Geralmente, estudantes de escolas privadas desempenham melhor que estudantes de escolas públicas. Isso poderia ser explicado pelo fato de que escolas privadas competem por todos os estudantes e, assim, teriam incentivos para adotar práticas de ensino, recursos físicos e humanos de modo mais eficiente (JIMENEZ; LOCKHEED; PAQUEO, 1991). Por exemplo, estudantes de escolas privadas possuem mais dos aspectos tangíveis associados a melhores desempenhos do que estudantes de escolas públicas. Assim, elevados investimentos públicos seriam necessários para equipar os estudantes de escolas públicas nos aspectos tangíveis, permitindo que os alunos dessas escolas alcancem pontuações semelhantes às de estudantes de escolas privadas.

O relatório de Coleman, Kilgore e Hoffer (1982) é pioneiro nesse sentido. O estudo mostra que as escolas privadas têm desempenho melhor do que as escolas públicas. Viés de seleção e erros especificação associados a esses resultados movimentam o debate a respeito do real efeito das escolas privadas. Duncan e Sandy (2007) mostram, por outro lado, que o efeito da escola privada nos EUA reduz em magnitude, à medida que controles do *background* familiar e características das escolas são incluídos

⁵Em 2009, cerca de 98% das crianças de seis a 14 anos frequentavam escola (VELOSO, 2011).

⁶O investimento público direto em educação por estudante triplicou em termos reais, passando de R\$2.197,81, em 2000, para R\$6.669,00, em 2014, considerando todos os níveis de ensino (BRASIL, 2018).

⁷O Chile, com gasto médio por aluno semelhante ao Brasil, fez 46 pontos a mais em Matemática OECD, (2016).

no modelo, perdendo, inclusive, sua significância estatística. Já em países em desenvolvimento, segundo Jimenez, Lockheed e Paqueo (1991), estudantes de escolas privadas desempenham melhor, mesmo após controlar pelo fato de que esses estudantes possuem mais vantagens em seus antecedentes. No caso do Brasil, efeitos significativos do setor privado sobre o desempenho dos estudantes também foram identificados (ALBERNAZ; FERREIRA; FRANCO, 2002; LOCKHEED; BURNS, 1990).

Poucos estudos explicam, contudo, o quanto das diferenças entre estudantes de escolas privadas e públicas podem ser atribuídas às diferenças nas características dos estudantes (tangíveis) ou a fatores não explicados (intangíveis). Duncan e Sandy (2007) utilizam decomposições do tipo Oaxaca - Blinder (O-B) para verificar a contribuição das diferenças nas características observadas e não observadas sobre o *gap* entre escolas privadas e públicas nos EUA. Esses autores exprimem resultados para média dos dados, negligenciando o fato de que esses fatores podem contribuir de modo distinto, dependendo da performance do estudante. Abordagens baseadas em decomposições quantílicas podem, nesse sentido, trazer contribuições mais precisas ao debate em foco. No caso brasileiro, os estudos de Moraes e Belluzzo (2014) e Oliveira, Belluzzo e Pazello (2009) trazem contribuições por meio de abordagens que explicam o *gap* entre escolas privadas e públicas para dados que vão além da média, tomando como base decomposições quantílicas de MACHADO E MATA (2005) e MELLY (2005).

O presente estudo tem como objetivo analisar como as diferenças entre os fatores tangíveis e fatores intangíveis contribuem para explicar o *gap* entre estudantes de escolas privadas e públicas no Brasil, combinando técnica de decomposição O-B com regressões quantílicas incondicionais. Apresenta-se ao menos duas contribuições à literatura. A primeira consiste em fornecer resultados para além da média dos dados. A adoção do procedimento proposto por Firpo, Fortin e Lemieux (2009) pode trazer contribuições significativas ao debate dos diferenciais entre escolas privadas e públicas, uma vez que permite decompor detalhadamente o componente não explicado nos quantis de desempenho. Além disso, os resultados obtidos não dependem da ordem em que a decomposição é realizada, sendo esse outro fator limitante das outras abordagens de decomposição.

Os resultados deste estudo mostram que o efeito da escola privada sobre o desempenho dos estudantes é significativo e positivo sobre o desempenho em Matemática, contudo, decresce sistematicamente quando controlado por características dos estudantes, da família e da escola, respectivamente, sendo mais importante para estudantes em torno da mediana. Além disso, as estimativas de decomposição sugerem que o componente explicado tende a ser mais importante para explicar o *gap* entre estudantes durante toda distribuição quantílica das pontuações de Matemática, principalmente em função das diferenças de *background* familiar entre os dois grupos. Os fatores intangíveis, por outro lado, possuem participação mais efetiva na explicação do *gap* do em quantis superiores do que para estudantes na cauda inferior da distribuição.

Este texto está estruturado em outras quatro seções, além desta introdução. Primeiramente, se mostram as questões teóricas envolvidas no que concerne ao processo acumulativo educacional. Em seguida, a estratégia empírica para decompor os diferenciais de desempenho educacional entre estudantes de escolas privadas e públicas, juntamente com a descrição dos dados e variáveis consideradas nas estimações são apresentados. As duas últimas seções foram destinadas a apresentação dos resultados e conclusões, respectivamente.

2 Estrutura teórica da Função de Produção Educacional (FPE) e evidências empíricas

Na literatura de economia da educação, muito se pesquisa sobre os fatores determinantes do desempenho cognitivo dos estudantes e grande parte destas pesquisas repousa sobre o conceito de Função de Produção Educacional, inicialmente formalizado por parte de Hanushek (1970, 1979). Contudo, a tentativa inicial de entender o processo educacional ficou conhecida como “*Coleman Report*” de Coleman (1966), cuja atenção estava voltada para análises das relações dos insumos escolares e o desempenho dos estudantes. Interpretar, no entanto, as relações estimadas em uma função de produção, em vez de uma simples análise insumo-produto, trouxe não apenas uma mudança de semântica, uma vez que indicaria o máximo de produção que pode ser alcançado para uma determinada quantidade de insumo.

Nesse sentido, o primeiro ponto discutido em Hanushek (1979) se refere à medida de desempenho educacional que deve ser considerada como variável dependente em um modelo geral do processo de produção educativa. Hanushek (1970) utiliza os escores de testes padronizados que medem as habilidades e capacidades dos estudantes como *proxy* para o desenvolvimento cognitivo. Contudo, mesmo que as pessoas possam ser ranqueadas em relação a escores de testes cognitivos, isso não quer dizer que essa seja uma medida apropriada⁸. Por outro lado, Figueiredo, Nogueira e Santana (2014) destacam que os escores podem captar melhor as diferenças regionais e escolares a que os alunos tiveram acesso, sendo, então, uma medida mais apropriada do que anos de estudo, ou grau de instrução.

Os insumos tipicamente utilizados em função de produção industrial, por exemplo, incorporam variáveis de capital, trabalho e nível de educação dos trabalhadores. No caso da função de produção educacional, Lounkaew (2013) resume, dizendo que o conceito desse processo de produção educacional postula a ideia de que o sucesso acadêmico resulta de um processo de produção em que os estudantes são considerados como insumos, a escola é vista como a fábrica, professores e funcionários representam os trabalhadores, enquanto a estrutura física é tomada como o capital da “firma”. Posto isto, o modelo geral para explicar o processo educacional é dado pela equação (1) a seguir:

$$A_{i,t} = f(B_i^{(t)}, P_i^{(t)}, I_i, S_i^{(t)}) \quad (1),$$

em que o vetor de resultados educacionais do *i-ésimo* estudante no tempo t , $A_{i,t}$, é uma função do vetor de antecedentes familiares do *i-ésimo* estudante acumulada no tempo t , $B_i^{(t)}$; do vetor $P_i^{(t)}$ que representa as variáveis influências de pares (ou amigos dentro e fora da escola) acumuladas do *i-ésimo* estudante no período t ; das dotações inatas do *i-ésimo* estudante dada pelo vetor I_i ; e, por $S_i^{(t)}$, o vetor de insumos escolares ao *i-ésimo* estudante acumulado no período t . Assim, o desempenho educacional pode ser explicado como um processo acumulativo desses fatores, visto que estes podem ter algum efeito duradouro (TODD; WOLPIN, 2003, 2007).

O vetor de características de antecedentes familiares torna-se importante na produção educacional por diversas maneiras. As famílias fornecem as condições básicas para a criança, como abrigo e alimentação. O mais importante, no entanto, decorre do fato de que as famílias desenvolvem a comunicação e mostram como resolver possíveis problemas cotidianos e, ainda direcionam as atitudes da pessoa quando criança. Além disso, os insumos educacionais são altamente correlacionados às condições socioeconômicas da família. Nesse sentido, podem ser levados como insumos no processo produtivo variáveis como educação dos pais, ocupação dos pais, tamanho da família, entre outras. Assim como as características da família exercem influência sobre seus filhos, essas também poderiam ser transmitidas para os amigos de seus filhos. Grupos de pares incluíram características dos amigos do estudante i que estão dentro ou fora da escola. Na sua concepção, o ideal é ter informações exatas das crianças que interagem efetivamente. Obter, no entanto, esse tipo de informação em grande escala seria inviável.

Quanto ao vetor de habilidades inata do estudante, características geneticamente herdadas, no sentido de que as pessoas mais talentosas aumentariam sua produtividade, Hanushek (1970) aponta para a dificuldade para mensurar variáveis dessa natureza. Escores em teste de QI não são considerados como medida adequada para representar as habilidades inatas, uma vez que estas não podem ser diretamente mensuradas. Contudo, Glewwe (2002) argumenta que escores dos testes de QI podem captar não somente a habilidade inata, como também, outros fatores contaminantes relacionados com o ambiente passado e presente. A habilidade inata das pessoas, portanto, se encaixa em um conjunto de variáveis omitidas em funções de produção educativa, como a motivação do estudante e/ou investimentos passados em educação. O viés gerado nas estimativas dessa função em virtude das variáveis omitidas, entretanto, pode ser reduzido por meio de estimações de efeitos fixos ou utilização de dados de gêmeos. Essas opções, todavia, podem ser limitadas pela disponibilidade de dados, conforme destacam BEHRMAN, ROSENZWEIG E TAUBMAN (1994).

⁸ Para detalhes sobre os possíveis problemas com escores de testes como medida de desempenho dos estudantes, ver Hanushek (1979, p.355).

Para o caso do papel dos professores, é comum as escolas associarem o salário dos docentes à sua experiência, bem como ao nível de ensino. Isso implica dizer que as escolas esperam que o resultado educacional esteja associado positivamente a esses dois fatores. Outra suposição é atribuída ao papel dos administradores em relação às suas ações perante a escola, como a redução do tamanho das turmas. Além desses fatores, variáveis que mensuram as atitudes dos professores e administradores, a habilidade de comunicação dos professores, a estrutura física da escola, a qualidade do nível educacional dos professores, os antecedentes familiares destes, entre outras características que estão associadas à qualidade dos docentes e da escola, podem ter reflexos positivos sobre o desempenho dos alunos.

Efeitos das características dos estudantes, da família e da escola, por exemplo, são fatores fortemente associados ao desempenho acadêmico dos estudantes, embora os efeitos dessas características possam se distinguir, dependendo do quantil de desempenho considerado, como sugerem FERTIG E SCHMIDT (2002). Mais recentemente, observam-se estudos para investigar o papel de políticas educacionais que influenciam, entre outros fatores, os aspectos considerados intangíveis, como gestão, autonomia, percepção dos professores, estrutura de ensino, participação dos pais etc. Machin e McNally (2008), por exemplo, investigam o papel de mudanças na estrutura de ensino e, portanto, a percepção dos professores e alunos, promovida por programa de alfabetização que modificava o formato de ensino dos professores no Reino Unido, e encontram efeitos positivos e significativos sobre o desempenho dos estudantes. No Brasil, Tavares (2015), por exemplo, verificou influência positiva e significativa de um programa-piloto em gestão escolar no Estado de São Paulo, baseado em treinamento dos gestores, estabelecimento de metas e monitoramento dos dados sobre o desempenho dos estudantes. Já Costa (2013) avalia o efeito de um programa que promove a autonomia das escolas no Brasil, em que os recursos financeiros são administrados por um conselho escolar, formado por membros da comunidade. Evidências mostram que o programa promove melhorias sobre a infraestrutura escolar e o desempenho dos estudantes.

3 Estratégia empírica

A estratégia empírica adotada para analisar as diferenças no desempenho da avaliação PISA entre estudantes de escolas privadas e públicas está baseada na estimação de funções de produção de educação. Optou-se pelo procedimento econométrico de Regressões Quantílicas Incondicionais, tomando como base transformações conhecidas como *Re-centered Influence Function (RIF)*, uma abordagem proposta por Firpo, Fortin e Lemieux (2009), combinada às técnicas de decomposição no sentido de Oaxaca - Blinder (1973).

Segundo Fortin, Lemieux e Firpo (2011), as regressões RIF se assemelham as regressões-padrão. A diferença básica consiste na substituição da variável dependente observada pela RIF da estatística de interesse. A função influência da estatística da distribuição de interesse, $\mu(F_Y)$, representa a influência de uma realização individual à distribuição estatística. Se $IF(y, \mu)$ é a função influência correspondente à variável de resultado y , para uma estatística de distribuição de interesse $[\mu(F_Y)]$, então, uma RIF pode ser definida como $RIF(y, \mu) = \mu(F_Y) + IF(y, \mu)$, em que a estatística de interesse $\mu(F_Y) = \int RIF(y, \mu). dF(y)$.

Firpo, Fortin e Lemieux (2009) denotam a RIF com base em três elementos, $RIF(Y, \mu, F_y)$, em que Y é a variável de interesse, μ é a estatística de interesse e F_y é a distribuição da variável aleatória Y . Uma vez que a distribuição estatística de interesse na quantílica incondicional é Q_τ para o τ -ésimo quantil, então a RIF pode ser obtida por:

$$RIF(Y, Q_\tau, F_y) = Q_\tau + \frac{\tau - \mathbb{I}\{y \leq Q_\tau\}}{f_Y(Q_\tau)} \quad (2),$$

em que a função influência é o segundo termo do lado direito da equação; $\mathbb{I}\{\cdot\}$ é uma função indicador que assume valor 1 se a condição não for satisfeita e 0, caso contrário; f_Y é uma função densidade da distribuição marginal de Y estimada por métodos *Kernel* avaliada no ponto Q_τ (quantil τ da distribuição

incondicional de Y). Nesta investigação, a elaboração da RIF tomou como base estimativa de f_Y pela *Gaussian kernel function*⁹ com valor ótimo para *half-width*.¹⁰

Inicialmente, regressões da FPE à média condicional dos dados e aos quantis incondicionais da distribuição do desempenho dos estudantes no PISA foram estimadas por mínimos quadrados ordinários para avaliar a sensibilidade do efeito do setor privado em termos de magnitude e significância, à medida que controles são incluídos sucessivamente ao modelo. No caso dos quantis, o efeito do setor privado é capturado pelo coeficiente β_τ no quantil τ na regressão quantílica incondicional abaixo:

$$RIF(y_i, Q_{\tau i}) = \alpha_{\tau i} + \beta_{1\tau i} PRIVADO_i + \beta_{2\tau i} I_i + \beta_{3\tau i} F_i + \beta_{4\tau i} R_i + \beta_{5\tau i} P_i + \varepsilon_{\tau i} \quad (3),$$

em que $RIF(y, Q_\tau)$ é a RIF do quantil incondicional τ da distribuição da pontuação dos testes PISA; I é o vetor de características individuais do estudante; $\beta_{i\tau}$ é o vetor de coeficientes no quantil τ associados a cada vetor de características incluídas na regressão; $PRIVADO$ é a *dummy* que indica se o estudante pertence a uma escola privada; F é o vetor de características do *background* familiar do estudante; R é o vetor de características dos recursos físicos e humanos da escola; P é o vetor das práticas e políticas da escola e ε_τ é o termo de erro.

Em seguida, recorreu-se às regressões quantílicas incondicionais combinadas à uma técnica de decomposição Oaxaca-Blinder (1973) para analisar os diferenciais de desempenho entre escolas privadas e públicas. Essa técnica, realizada em dois estágios, permite estimar o quanto das diferenças nas distribuições de um conjunto de características dos estudantes entre escolas privadas e públicas e das diferenças nos coeficientes estimados associados a essas características contribuem para explicar o *gap* entre escolas privadas e públicas, em termos de escores nos testes do PISA, para os vários quantis da distribuição desses escores. Conforme Fortin, Lemieux e Firpo (2011), o primeiro estágio da decomposição dos diferenciais consiste em estimar regressões quantílicas incondicionais separadas para cada tipo de escola. Considere dois grupos de estudantes: Grupo A (escolas privadas) e Grupo B (escolas públicas). Em seguida, regressões quantílicas incondicionais para cada grupo foram realizadas, tal que:

$$RIF(y^g, Q_\tau^g) = \alpha_\tau^g + \beta_{1,\tau}^g I^g + \beta_{2,\tau}^g F^g + \beta_{3,\tau}^g R^g + \beta_{4,\tau}^g P^g + \varepsilon_\tau^g, \quad g = A, B \quad (4),$$

em que $RIF(y^g, Q_\tau^g)$ é a RIF do quantil incondicional τ da distribuição da pontuação dos testes PISA do grupo g ; I^g é o vetor de características individuais do estudante do grupo g ; $\beta_{i,\tau}^g$ é o vetor de coeficientes no quantil τ associado a cada vetor de características i do grupo g ; F^g é o vetor de características do *background* familiar do estudante do grupo g ; R^g é o vetor de características dos recursos físicos e humanos da escola do grupo g ; P^g é o vetor das práticas e políticas da escola do grupo g e ε_τ^g é o termo de erro no quantil incondicional τ do grupo g .

A estimação dos coeficientes e suas variâncias nas equações (3) e (4) foi realizada considerando-se as características dos dados do PISA. A primeira delas está relacionada ao método de imputação (Valores Plausíveis) para estimar o verdadeiro desempenho do estudante. O PISA estima *cinco* valores plausíveis, podendo ser interpretado como um intervalo plausível para a possível habilidade cognitiva dos estudantes avaliados. Com efeito, recomenda-se que toda estimação de uma determinada estatística ou coeficientes de regressões associados as pontuações dos estudantes no PISA considere todos esses valores de modo conjunto para obter as estimativas finais OECD (2009). O estudo sob relato adotou essa recomendação para todas as estimativas apresentadas na seção de resultado.¹¹

O desenho amostral do PISA também deve ser considerado na estimação dessas equações. Estudantes e escolas de um mesmo país podem não ter a mesma probabilidade de seleção. Assim, as estimativas foram realizadas, considerando-se o peso final dos estudantes para fornecer parâmetros

⁹Outras funções de densidade podem ser utilizadas, conforme destacam Firpo, Fortin e Lemieux (2009). As estimativas realizadas neste estudo tomam como base a *Gaussian kernel function* proposta por esses autores.

¹⁰O valor ótimo de width foi adotado, uma vez o estimador Kernel Gaussiano foi utilizado.

¹¹ Para maiores discussões sobre os problemas no uso de escore em avaliações ver (FERREIRA; GIGNOUX, 2014).

populacionais não tendenciosos. Além disso, os dados do PISA são amostrados em dois estágios no lugar de amostragem aleatória simples. No primeiro, as escolas são selecionadas e, no segundo, selecionam-se os alunos. Portanto, os selecionados dentro de uma mesma escola não são observações independentes, uma vez que possuem muitas características semelhantes a estudantes de escolas diferentes. Isso significa que o termo de erro dos estudantes de uma mesma escola pode se correlacionar em razão da influência dos fatores estocásticos em nível de escola. Sendo assim, desconsiderar o desenho amostral pode gerar estimativas enviesadas dos erros-padrão. Seguindo Woessmann (2003) e Lounkaew (2013), as estimativas das variâncias foram ajustadas por *cluster* de escola.

O segundo estágio consiste em decompor os diferenciais totais em cada quantil incondicional, tal como proposto em OAXACA-BLINDER (1973). O diferencial total entre os dois tipos de escolas no quantil incondicional τ é alcançado fazendo a diferença entre os valores esperados nas equações (4). Simplificando todos os vetores de características a um só vetor X de características, tem-se que o diferencial total é dado pela equação 5:

$$D_{\tau} = \bar{X}^A \hat{\beta}_{\tau}^A - \bar{X}^B \hat{\beta}_{\tau}^B \quad (5).$$

A equação (5) pode ser decomposta tal como a equação (6)¹², abaixo:

$$D_{\tau} = [\bar{X}^A - \bar{X}^B]' \hat{\beta}_{\tau}^A + \bar{X}^B' (\hat{\beta}_{\tau}^A - \hat{\beta}_{\tau}^B) \quad (6),$$

em que, $[\bar{X}^A - \bar{X}^B]' \hat{\beta}_{\tau}^A$ representa a parte do diferencial entre escolas privadas e públicas no quantil τ , que é explicada pelas diferenças nas características dos estudantes. Mensura a mudança esperada nos resultados médios do grupo de estudantes de escolas privadas, se os estudantes de escolas privadas tivessem as características médias dos estudantes de escolas públicas. Valores positivos para esse componente sugerem o quanto os estudantes de escolas privadas desempenhariam a menos, caso tivessem as mesmas características dos de escolas públicas. Conhecido como componente explicado, Lounkaew (2013) define esse componente como a contribuição dos bens tangíveis. Já o componente $\bar{X}^B' (\hat{\beta}_{\tau}^A - \hat{\beta}_{\tau}^B)$, conhecido como componente não explicado, representa a parcela dos diferenciais explicada pelas diferenças dos coeficientes associados às características incluídas na regressão. Mensura a mudança esperada nos resultados médios do grupo de estudantes de escolas públicas, caso os estudantes de escolas públicas tivessem os coeficientes dos de escolas privadas. Valores positivos para esse componente indicam o quanto que os de escolas públicas ganhariam em termos de pontuação caso estudassem em escolas privadas. Além disso, sugere que os alunos em escolas privadas expressam mais capacidade para converter os atributos de modo geral em pontuações de teste do que estudantes em escolas públicas, isto é, $\hat{\beta}_{\tau}^A > \hat{\beta}_{\tau}^B$. Esse componente pode ser definido como a contribuição dos bens intangíveis. Têm-se, ainda, o componente que independe das variáveis incluídas no modelo, dada pela diferença de interceptos $\{\hat{\alpha}_{\tau}^A - \hat{\alpha}_{\tau}^B\}$, que pode ser interpretada como a diferença de desempenho pura no quantil τ , explicada pelas diferenças nas características não observadas do estudante, da família e da escola.

A técnica de decomposição com base em regressões quantílicas incondicionais possui algumas vantagens em relação às decomposições-padrão expressas na literatura. Essa técnica permite realizar decomposições dos diferenciais entre grupos para estatísticas que vão além da média. Em procedimentos como os de Melly (2005) e Machado e Mata (2005), entretanto, que permitem realizar a decomposição dos diferenciais de resultados entre grupos nos quantis condicionais da distribuição, não é possível verificar a contribuição de cada característica dentro do componente não explicado. A decomposição detalhada em ambos os componentes pode ser alcançada por meio do método proposto por Junh, Murphy e Pierce (1993). Esse método, no entanto, é *path dependence*. Uma vez que distintos elementos dos contrafactuais da decomposição detalhada necessitam ser computados sequencialmente, a ordem em que a decomposição executada afeta os resultados da decomposição.

¹² Isso significa que a decomposição dos diferenciais de desempenho entre escolas privadas e públicas neste ensaio tomou os coeficientes dos estudantes de escolas privadas como referência.

Algumas limitações, porém, há em relação às estimativas das equações (3) e (4). A principal delas está associada ao problema de variáveis omitidas. Segundo Lounkaew (2013), as principais candidatas são habilidade inata, motivação e investimento passado em educação. Alternativas sugeridas para corrigir/minimizar esse viés seria por meio da utilização de dados de gêmeos ou estimação por efeitos fixos. Ambas as opções são inviáveis, em função da indisponibilidade de dados no contexto do Brasil. Outro ponto relevante, diz respeito ao viés de seleção, que pode influenciar essas estimativas, conforme destacam JIMENEZ, LOCKHEED E PAQUEO (1991). Apenas um pai motivado que reside em bairro de baixa renda está disposto a matricular o filho em uma escola privada no lugar de escola pública. Assim, havendo viés de seleção, as diferenças estimadas sem corrigir essas questões podem ser tendenciosas. Embora as estimativas das equações (3) e (4) não tenham sido controladas por uma estatística-padrão de correção, conforme proposto em Heckman (1979)¹³, os resultados extraídos aqui podem trazer informações relevantes pelos motivos há pouco expressos. Deve-se, no entanto, ter cautela à interpretação desses resultados, visto que relações causais não foram estimadas.

3.2 Fonte de dados e descrição das variáveis

Foram utilizados dados disponíveis pela OECD referentes ao *PISA (Programme for International Student Assessment)*. O PISA é uma avaliação internacional que ocorre trienalmente desde o ano 2000, realizada em todos os países da OECD e alguns parceiros. O Brasil, na qualidade de parceiro, compõe o programa desde a primeira edição. O PISA avalia o desempenho de estudantes com idade de 15 anos e três meses a 16 anos e dois meses em três áreas - Leitura, Matemática e Ciências. O teste PISA possui uma vantagem, pois, além de verificar como os estudantes conseguem reproduzir seus conhecimentos, avalia o modo de conseguem externalizar em esses conhecimentos, aplicando-os em ambientes desconhecidos, dentro e fora da escola (BRASIL, 2016). Estudantes e diretores também são questionados sobre características pessoais e da escola, respectivamente.

Dados do PISA possuem duas vantagens principais em relação a outras bases nacionais, como a Prova Brasil. Os desempenhos em avaliações externas são estimados por meio de modelos de probabilidade, tomando como base um número limitado de “questões” de uma avaliação. Assim, uma só estimativa da habilidade cognitiva do estudante, como ocorre na Prova Brasil, pode não convergir para o verdadeiro parâmetro populacional. Por outro lado, PISA oferece cinco estimativas da habilidade do estudante em um determinado assunto, em vez de uma só estimativa. Além disso, por ser uma avaliação internacional, estimativas baseadas com o conjunto de dados do PISA podem ser comparáveis entre os países participantes.

O PISA avalia as três disciplinas em cada ciclo, entretanto somente uma dessas áreas é dada atenção especial. Como demonstrado anteriormente, o Brasil demonstrou o pior desempenho em Matemática entre os países latino-americanos em 2015. Além disso, os diferenciais entre escolas privadas e públicas nessa disciplina no Brasil é historicamente maior em relação às avaliações de Leitura e Ciências. Optou-se pela adoção da base de dados referente ao ano de 2012, em que o domínio principal daquele ciclo foi a área de Matemática. Com isso, além de avaliar o desempenho em Matemática em geral, torna-se possível estudar os diferenciais entre escolas privadas e públicas em distintos conteúdos e processos do letramento em Matemática. Com efeito, o modelo principal neste estudo utiliza como **variável dependente** os cinco valores plausíveis relativos ao desempenho dos estudantes em Matemática.

Foram utilizadas características individuais, da família e da escola: **1 Características individuais do estudante: Feminino – Dummy** para identificar o sexo do estudante. Assume valor 1 se o estudante for do sexo feminino e 0 caso contrário; **Dummies** relacionadas à série em que o estudante está matriculado (*Grau 8 a Grau12*). As *dummies* de cada série que foram criadas e assumem valor 1 se o estudante pertence a série indicada. A série modal para estudantes de 15 anos é o grau de ensino 11, sendo essa *dummy*, utilizada como referência no modelo. Estudantes em séries inferiores a *Grau 11* capturam o efeito

¹³A ausência de uma boa variável de restrição para identificar um modelo de escolha da escola foi determinante para que a estratégia de correção do viés de seleção não fosse utilizada neste estudo. Jimenez, Lockheed e Paqueo (1991) sugerem a utilização da distância entre os dois tipos de escola como variável de restrição de exclusão.

da defasagem idade/série. Essas características, entretanto, incluídas no modelo isoladamente, podem capturar outros efeitos do desempenho passado do estudante. A *dummy Repetência* também foi incluída no modelo, assumindo valor 1 se o estudante repetiu alguma série e 0 caso contrário.

2 Características do Background Familiar: *Dummies* da escolaridade da mãe e do pai foram criadas com base na classificação *ISCED (International Standard Classification of Education)*¹⁴. Quatro *dummies* representativas da escolaridade tanto do pai quanto da mãe do estudante foram criadas da seguinte forma: *dummy ISCED 0* (sem escolaridade), *dummy ISCED 1* ou *2* (educação primária ou secundária inferior), *dummy ISCED 3* ou *4* (educação secundária superior, pós secundária ou não terciária), *dummy ISCED 5* ou *6* (Educação terciária ou pós graduação). Tanto para escolaridade da mãe quanto do pai, utilizou-se o nível de menor escolaridade como referência, e assumem valor 1 se a escolaridade da mãe ou do pai pertencer a esses níveis de escolaridade e, 0 se pertencer a outro nível. Para representar o *status* ocupacional dos pais, foi utilizado o índice *HISEI*, disponibilizado pela própria base de dados, que reflete o maior *status* ocupacional dos pais, cuja pontuação pode variar de 11 a 90. Maior escore *HISEI* indica maior *status* ocupacional que o pai ou a mãe do estudante possuem.¹⁵ Além disso, foi incluído um índice sobre as posses da família em Recursos Educacionais em Casa - *Home Educational Resources (HEDRES)* disponibilizado pela base de dados do PISA.¹⁶

3 Características de recursos físicos e humanos da escola: optou-se pela utilização de variáveis que indicam o *tamanho da escola*, mensurada pelo número de matrículas e tamanho médio das classes, calculado pela razão *Número de estudante/Número de professores*; a disponibilidade de computadores foi capturada pela razão entre o número de computadores para fins educacionais e o número de estudantes de 15 anos de idade que frequentavam a classe modal. Além dessas, foram incluídas duas *dummies* que representam a *escassez de professores* qualificados em Matemática e *escassez de recursos educacionais* (livros textos, por exemplo), em que assume valor 1 se o diretor da escola afirmou que a falta desses itens prejudica a capacidade instrucional da escola e 0 caso contrário.

4 Práticas e políticas da escola: a variável *objetivos da escola* representa um índice calculado com base na frequência em que o diretor da escola utiliza o desempenho dos estudantes para desenvolver os objetivos da escola, bem como a frequência em que ele garante que as atividades de desenvolvimento profissional dos professores ou a forma que eles trabalham estejam de acordo com os objetivos da escola ou a frequência em que discute os objetivos da escola em reuniões com o corpo docente;¹⁷ *dummy* de práticas de *habilidade em grupo* foram incluídas e assumem valor 1, se as aulas da escola atendem estudantes com diferentes habilidades e 0 caso contrário; e, *dummy* para identificar se a escola *acompanha dados* de forma sistêmica por meio de um registro das taxas de frequência e aprovação dos estudantes e professores, resultados dos testes e desenvolvimento profissional dos professores.

Após ajustar os valores ausentes de cada característica, a amostra final ficou em 11.050 observações, sendo 9.350 estudantes de escolas públicas e 1.700 de escolas privadas. Uma limitação dos dados do PISA é a incapacidade de captar se de fato um estudante teve acesso exclusivamente ao serviço privado ou público. Estudantes podem ter frequentado distintos tipos de escolas ou até mesmo frequentar os dois tipos de escolas ao mesmo tempo. Além disso, o efeito do valor agregado do professor ao longo da vida estudantil dos participantes do PISA sobre o desempenho dos estudantes não pode ser capturado no modelo. Isso seria possível em um conjunto de dados longitudinais, em que os mesmos estudantes e

¹⁴ O ISCED define qualificação educacional nas seguintes categorias: *ISCED 0: Nenhum; ISCED 1: Educação Primária; ISCED 2: Educação secundária inferior; ISCED 3C: Educação secundária superior pré-vocacional; ISCED 3B: Educação secundária superior vocacional; ISCED 3A: Educação secundária superior geral; ISCED 4: Educação pós secundária e não terciária; ISCED 5B: Educação terciária vocacional; ISCED 5A: Educação terciária orientada teoricamente; ISCED 6: pós-graduação.*

¹⁵ As ocupações dos pais foram codificadas conforme a *International Standard Classification of Occupations (ISCO)* e mapeadas pelo *International Socio-Economic Index (ISEI)* do status ocupacional que tem sido desenvolvida como uma escala que é refletida do *status* socio-educacional e é comparável entre os países.

¹⁶ *HEDRES*, valores positivos sinalizam mais recursos em casa e valores negativos indicam menos recursos educacionais em casa OECD (2014).

¹⁷ Com base nessas respostas e metodologia disponível em OECD (2014), o índice pode assumir valores negativos e positivos. Os valores positivos indicam mais liderança dos diretores no planejamento e comunicação dos objetivos da escola e valores negativos sugerem menor liderança em relação aos objetivos da escola.

professores são acompanhados no tempo. Até onde se conhece, entretanto, o Brasil não dispõe de uma base de dados com essas características, o que inviabilizaria uma análise de dados em painel.

4 Resultados e Discussão

Estatísticas descritivas dos estudantes brasileiros que participaram do teste PISA, em 2012, são disponibilizadas nas Tabelas 1¹⁸. Os resultados aqui apresentados na Tabela 1 se reportam ao desempenho em Matemática, uma vez que essa disciplina consistiu o foco do PISA em 2012. Além da média de desempenho em Matemática, a Tabela 1 também contém informações sobre a média e desvio-padrão (D.P.) do desempenho desses estudantes segundo o tipo de escola (escolas privadas e públicas) e quantis incondicionais da distribuição do desempenho, permitindo obter a diferença média observada entre os dois tipos de escolas. Observaram-se as diferenças nas características médias segundo o tipo de escola e seus respectivos desvios-padrão são expressos. Importantes constatações sobre as diferenças entre as médias de desempenho em Matemática dos estudantes de escolas públicas e privadas podem ser inferidas por meio da Tabela 1. Primeiro, estudantes educados em escolas privadas desempenham melhor do que aqueles educados em escolas públicas. Em média, a diferença observada ultrapassa 84 pontos na avaliação de Matemática. Ressalta-se que 30 pontos no PISA equivalem a um ano letivo de aprendizado, segundo os critérios da organização. Além disso, a diferença aumenta conforme o quantil de desempenho no teste é maior, ou seja, o hiato tende a ser ainda maior entre os estudantes com alta performance. Esse resultado pode sugerir que o efeito da escola privada é ainda mais importante para os estudantes de melhor desempenho. Essas diferenças foram estatisticamente significantes ao nível de 1%.

Tabela 1 – Pontuação média em Matemática, segundo o quantil incondicional e o tipo de escola – Brasil – 2012

	Geral		Escola Privada		Escola Pública		Diferença	<i>t</i> -statistic
	Média	D.P.	Média	D. P.	Média	D. P.		
Média	403,956	76,747	472,966	79,693	388,755	67,142	84,212	46,141
Q10	315,697	91,976	368,638	114,693	304,036	81,587	64,602	28,003
Q20	343,514	85,521	400,622	101,902	330,935	75,890	69,687	32,857
Q30	365,282	86,696	428,422	100,351	351,375	76,667	77,047	36,183
Q40	383,695	89,469	452,324	101,744	368,578	78,865	83,746	38,363
Q50	401,500	94,631	473,116	102,016	385,725	85,184	87,390	37,672
Q60	419,698	100,146	493,800	106,304	403,375	90,944	90,426	36,691
Q70	439,221	108,276	514,642	112,821	422,608	99,855	92,034	34,236
Q80	462,892	124,571	542,042	126,362	445,458	117,183	96,584	30,876
Q90	496,231	154,596	580,767	159,424	477,610	147,065	103,158	26,252
Nº de Obs. ¹⁹	11050		1700		9350			

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012.

Em relação às características individuais dos estudantes, aqueles de escolas privadas frequentam em maior proporção o grau de ensino adequado para idade de 15 anos ou grau superior e repetem em menor proporção em relação a estudantes educados em escolas públicas. Escolas públicas e privadas são formadas por uma maioria de estudantes do sexo feminino, sendo essa proporção ligeiramente superior em escolas públicas. Quanto ao *background* familiar, estudantes de escolas privadas possuem pais com níveis de escolaridade mais elevados, melhor *status* de ocupação e usufruem de mais recursos educacionais em casa. Além disso, estudantes de escolas privadas frequentam, em média, escolas menores, menores turmas, maior disponibilidade de computadores por estudante, menor escassez de professores e materiais de instrução. Quanto às práticas e políticas da escola, a única diferença considerável se restringe ao maior percentual de escolas públicas em que organizam o ensino do conteúdo por nível de dificuldade. Embora as diferenças observadas com relação ao índice de estruturação e comunicação dos objetivos e desenvolvimento do currículo escolar e a proporção de escolas em que o diretor acompanha frequência e resultados dos estudantes não sejam amplas, as escolas privadas também

¹⁸ Por falta de espaço outras tabelas descritivas não são apresentadas, mas podem ser disponibilizadas.

¹⁹ Todas as estimativas foram ponderadas pelo fator de representatividade final do estudante utilizando a opção de pesos analíticos (*aweights*). Após a expansão, os 11.050 estudantes considerados na amostra representam 1.384.359 observações, sendo 249.908 de escolas privadas e 1.134.451 de escolas públicas.

se beneficiam com indicadores ligeiramente superiores em relação a esses dois fatores. Testes de igualdade de proporções e de médias entre grupos de estudantes de escolas privadas e públicas revelam que as diferenças entre as características foram estatisticamente significantes ao nível de 1%²⁰.

Portanto, os estudantes de escolas privadas, em média, possuem vantagens com relação às características que, em teoria, estariam associadas a níveis de desempenho mais altos, o que explicaria as diferenças médias observadas entre os tipos de escola. Por exemplo, Angrist e Lavy (1999) e Krueger e Whitmore (2001) mostram que classes menores estão associadas a maiores desempenhos em pontuações de testes. Já Lee e Loeb (2000) mostram que escolas de tamanho menor possuem vantagens sobre o desempenho dos estudantes em relação às escolas de tamanhos médios ou maiores, uma vez que os professores apresentam atitudes mais positivas sobre o aprendizado dos alunos que aprendem mais com isso.

4.1 Efeito da escola privada e dos insumos no processo educacional

O efeito da escola privada sobre o desempenho dos estudantes em pontuações de teste é discutido na literatura. Rouse (1998), por exemplo, mostra que, ao colocar estudantes de baixa renda em escolas privadas, estes tiveram ganhos sobre o desempenho de Matemática em relação aos grupos de comparação (estudantes de escolas públicas). O efeito da escola privada, entretanto, pode não ser robusto em função de problemas associados à endogeneidade em decorrência a omissão de características correlacionadas à qualidade da escola. Nesse sentido, seguindo a estratégia adotada por Duncan e Sandy (2007), o efeito da escola privada foi estimado adicionando sequencialmente grupos de características de controles para testar a robustez e sensibilidade do efeito do setor sobre o desempenho dos estudantes.

A Tabela 2 mostra o efeito da escola privada sobre o desempenho em Matemática quando controles são adicionados sequencialmente e segundo o quantil incondicional da distribuição de desempenho. Ao todo, cinco modelos foram estimados, indicados pelos números entre chaves. Na coluna {1}, apenas a *dummy* de escola privada foi incluída na regressão. Em seguida, adicionaram-se os controles de características individuais (coluna {2}), *background* familiar (coluna {3}), estrutura da escola (coluna {4}) e práticas e políticas da escola (coluna {5}). Efeitos positivos e estatisticamente significativos da escola privada sobre o desempenho em Matemática ao nível de 1% foram encontrados.

Contudo, esse efeito diminui quando controlado pelas características dos estudantes {2} e, ainda mais, quando adicionados os controles de *background* familiar {3} e estrutura da escola {4}. Porém, o efeito é pouco sensível quando o último vetor de controles é adicionado. Apesar da redução observada, o efeito permanece positivo e estatisticamente significativo. Duncan e Sandy (2007) e Witte (1992) também relacionam menor vantagem da escola privada à medida que controles de *background* familiar e características da escola. O efeito da escola privada observado no modelo inicial é explicado, em parte, pela má especificação do modelo, ao omitir variáveis relacionadas ao *background* familiar e estrutura da escola. Embora exista ampla discussão sobre o efeito efetivo da escola privada sobre o desempenho de estudantes em pontuações de testes, os resultados deste estudo sugerem que a escola privada no Brasil influencia significativamente o desempenho em Matemática. Efeitos significativos da escola privada no Brasil sobre Matemática, também, são relatados por SAKELLARIOU (2017).

Constata-se que os achados acima mantêm um padrão tanto para média dos dados quanto para os quantis incondicionais do desempenho. Percebe-se que estudantes de escolas privadas exprimem uma vantagem na pontuação de Matemática em torno de 47 pontos para média dos dados (modelo {5}). O tipo de escola, porém, influencia de modo distinto quando se analisa o efeito entre os quantis. As vantagens de estudar em escolas privadas são maiores para estudantes em torno da mediana e menores nas extremidades dos quantis, semelhantemente a um padrão em forma de U invertido. Esse resultado é semelhante ao encontrado por MORAES E BELUZZO (2014). Eles mostram que o efeito tratamento quantílico total da escola pública é negativo em todos os quantis, em que o efeito apresenta um formato de U com maior diferencial ao centro da distribuição, sugerindo que o setor privado é mais eficiente nesses quantis.

²⁰ Por falta de espaço a tabela com essas informações não foi incluída, mas pode ser disponibilizada.

Tabela 2 – Efeito da escola privada segundo, os quantis incondicionais da distribuição do desempenho em Matemática – Brasil – 2012

<i>Estatística</i>	<i>[1]</i>	<i>[2]</i>	<i>[3]</i>	<i>[4]</i>	<i>[5]</i>
<i>Média</i>	84,212*** (9,362) [0,178]	72,764*** (9,146) [0,331]	53,384*** (8,142) [0,37]	47,108*** (8,469) [0,391]	47,287*** (8,288) [0,396]
<i>Q10</i>	64,602*** (6,54) [0,074]	56,853*** (6,405) [0,127]	46,885*** (6,655) [0,138]	46,047*** (6,894) [0,144]	46,86*** (6,758) [0,146]
<i>Q20</i>	69,687*** (8,039) [0,099]	60,87*** (7,922) [0,182]	48,948*** (7,816) [0,197]	46,168*** (7,689) [0,206]	46,641*** (7,741) [0,208]
<i>Q30</i>	77,047*** (8,705) [0,117]	67,068*** (8,668) [0,213]	52,669*** (8,324) [0,233]	48,908*** (8,111) [0,244]	49,47*** (8,179) [0,246]
<i>Q40</i>	83,746*** (9,435) [0,13]	72,909*** (9,445) [0,234]	56,762*** (9,041) [0,256]	52,416*** (8,796) [0,269]	53,066*** (8,963) [0,271]
<i>Q50</i>	87,39*** (10,001) [0,126]	75,385*** (9,939) [0,239]	57,109*** (9,255) [0,263]	51,732*** (9,202) [0,276]	52,272*** (9,373) [0,278]
<i>Q60</i>	90,426*** (10,981) [0,121]	77,561*** (10,863) [0,234]	57,155*** (9,937) [0,261]	50,639*** (10,011) [0,276]	50,902*** (10,056) [0,279]
<i>Q70</i>	92,034*** (11,664) [0,107]	78,294*** (11,377) [0,215]	55,773*** (10,079) [0,241]	47,903*** (10,341) [0,257]	48,015*** (10,106) [0,26]
<i>Q80</i>	96,584*** (12,772) [0,089]	82,37*** (12,489) [0,178]	55,44*** (11,005) [0,206]	45,18*** (11,859) [0,22]	44,954*** (11,367) [0,225]
<i>Q90</i>	103,158*** (14,644) [0,066]	88,512*** (14,214) [0,13]	57,081*** (12,043) [0,153]	43,691*** (14,773) [0,165]	42,935*** (13,852) [0,169]
<i>Características Individuais</i>	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
<i>Background Familiar</i>	Não	Não	Sim	Sim	Sim
<i>Recursos da escola</i>	Não	Não	Não	Sim	Sim
<i>Práticas da escola</i>	Não	Não	Não	Não	Sim
<i>Nº Obs.</i>	11050	11050	11050	11050	11050

Fonte: Elaborado pelo autor com base nos dados do PISA 2012. Erros-padrão robustos estimados por cluster de escola entre parênteses. R-quadrado entre colchetes. *** Significativo a 1%.

Outros fatores omitidos, no entanto, foram desconsiderados nos modelos descritos há pouco, por exemplo, características associadas à qualidade dos professores. Esta, geralmente, está associada ao tipo de escola que o estudante frequenta. Por exemplo, os salários dos professores são considerados uma *proxy* para medir a qualidade dos professores; contudo, a base de dados do PISA não dispõe dessas informações. A alternativa seria considerar a proporção de professores com ensino superior disponível no PISA, porém, essa variável é objeto de problemas de valores ausentes, e sua inclusão poderia reduzir a precisão das estimativas. Fazendo um exercício considerando essa variável no modelo 4, constata-se que o efeito da escola privada, para média e quantis, não se modifica. Desse modo, para obter estimativas mais precisas, optou-se pela não inclusão dessa variável. Como se esperava, o erro-padrão do coeficiente estimado do tipo de escola aumentou de 8,469 para 8,511, no caso da média, em virtude da inclusão desse controle que reduz a amostra em 2,65%. Ademais, ressalta-se que o efeito da qualidade do professor foi medido apenas no período em que o aluno fez o teste. É comum que um mesmo professor participe da formação educacional de um mesmo aluno no decurso de sua vida estudantil. Isto é, o valor adicionado do professor pode influenciar em alguma medida o desempenho dos estudantes no período corrente, que também está correlacionado com o tipo de escola. A alternativa para reduzir a influência de fatores omitidos sobre o efeito da escola privada seria a utilização de dados em painel. Infelizmente, até onde se conhece, o Brasil não dispõe de uma base de dados com essas características e que sejam representativas da população de estudantes.

Estimativas para a função de produção educacional completamente especificada, isto é, controlada por todos insumos de características individuais, da família e da escola, são reportadas na Tabela 3. As estimativas foram obtidas para a média condicional e estudantes com baixo (Q 10), mediano (Q 50) e alto (Q 90) do desempenho em Matemática. No tocante às características individuais, os resultados se mostram consistentes com a literatura de FPE, sendo esses efeitos estatisticamente significantes ao nível de 1%. Estudantes do sexo feminino e os que repetiram algum ano letivo têm desempenho pior em Matemática do que estudantes do sexo masculino ou que nunca repetiram, respectivamente, para média e ao longo dos quantis incondicionais. Essa relação negativa é ainda mais intensa para estudantes no topo superior da distribuição da pontuação em Matemática. Além disso, estudantes em graus de ensino mais atrasados têm desempenho inferior em relação aos estudantes da classe modal aos 15 anos no Brasil (Grau 11), sendo essa relação ainda mais prejudicial para estudantes com desempenho mediano que pertencem às classes de ensino mais afastadas da classe modal (Grau 8 e 9). Além disso, os estudantes, em classe superior a classe modal, denotam maiores pontuações em Matemática, sendo esse efeito crescente em relação ao quantil de desempenho. A importância de características individuais relacionadas ao grau de escolaridade e sexo do estudante sobre o desempenho em pontuações de testes também foi identificada em estimativas para países europeus, como mostra Coutinho (2010) para o caso de Portugal, ou em países europeus de baixo (Espanha, a Grécia e a Itália) e alto (Bélgica, a Finlândia e os Países Baixos) desempenho.

Tabela 3 – Função de produção educacional, segundo os quantis distribuição do desempenho em Matemática – Brasil – 2012

Características	Média	Q10	Q50	Q90
<i>Privado</i>	47,287*** (8,288)	46,86*** (6,758)	52,272*** (9,373)	42,935*** (13,852)
<i>Feminino</i>	-26,498*** (1,73)	-14,875*** (2,501)	-26,762*** (2,236)	-39,421*** (4,225)
<i>Grau 8</i>	-68,075*** (4,391)	-67,506*** (10,356)	-75,434*** (5,784)	-60,552*** (7,025)
<i>Grau 9</i>	-54,078*** (4,216)	-43,983*** (7,974)	-61,144*** (5,852)	-56,923*** (6,991)
<i>Grau 10</i>	-27,313*** (2,672)	-14,077*** (2,995)	-28,18*** (3,46)	-42,428*** (5,359)
<i>Grau 12</i>	18,581*** (4,981)	5,178* (2,897)	18,687*** (5,561)	32,704*** (13,3)
<i>Repetência</i>	-18,795*** (2,308)	-10,771*** (3,439)	-18,841*** (3,276)	-24,937*** (4,073)
<i>Isced 1/2 (mãe)</i>	3,532 (2,912)	5,7 (4,663)	2,111 (4,104)	1,497 (5,584)
<i>Isced 3/4 (mãe)</i>	8,002** (3,259)	9,005* (5,152)	6,866 (4,513)	9,24 (6,429)
<i>Isced 5A/5B/6 (mãe)</i>	11,422*** (3,938)	8,557 (5,895)	9,39* (5,382)	18,797** (8,05)
<i>Isced 1/2 (pai)</i>	3,598 (2,554)	2,526 (4,21)	6,74* (3,687)	5,093 (4,795)
<i>Isced 3/4 (pai)</i>	6,278* (3,235)	4,385 (4,94)	9,694** (4,415)	5,714 (6,056)
<i>Isced 5A/5B/6 (pai)</i>	8,212** (3,861)	-2,587 (6,083)	11,076** (4,838)	23,541*** (8,882)
<i>Maior status ocupacional dos pais</i>	0,414*** (0,048)	0,296*** (0,071)	0,355*** (0,064)	0,534*** (0,102)
<i>Recursos educacionais em casa</i>	4,563*** (0,874)	3,089*** (1,151)	5,242*** (1,153)	5,649** (2,293)
<i>Tamanho da escola</i>	0,012*** (0,004)	0,007*** (0,002)	0,012*** (0,004)	0,017** (0,007)
<i>Razão Estudante/Professor</i>	-0,391*** (0,142)	-0,3*** (0,098)	-0,442*** (0,167)	-0,376* (0,201)
<i>Razão Computador/Estudante</i>	18,824 (11,478)	7,316 (7,456)	15,818 (11,194)	36,793 (23,084)
<i>Escassez: professores</i>	0,587 (3,713)	5,188* (3,072)	2,36 (3,912)	-6,321 (7,149)
<i>Escassez: materiais de instrução</i>	-2,954 (4,173)	1,164 (3,259)	-4,473 (4,779)	-3,782 (7,09)
<i>Objetivos da escola</i>	5,097** (2,047)	4,395** (1,964)	3,782* (2,024)	7,1* (4,127)
<i>Agrupamento</i>	-9,136 (5,811)	-1,938 (4,924)	-4,027 (5,772)	-21,288** (10,82)
<i>Acompanhamento</i>	4,142 (4,261)	2,536 (4,29)	4,381 (4,882)	6,275 (6,855)
<i>Intercepto</i>	399,241*** (9,733)	301,379*** (8,984)	397,919*** (10,807)	497,393*** (18,406)
<i>R-quadrado</i>	0,396	0,146	0,278	0,169
<i>Nº de Obs.</i>	11050	11050	11050	11050

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012. Erros- padrão robustos estimados por cluster de escola entre parênteses. *** Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. * Significativo a 10%.

A escolaridade da mãe e do pai, o *status* ocupacional dos pais e a disponibilidade de recursos educacionais possuem relação positiva e significativa sobre o desempenho em Matemática. Estudantes filhos de pais ou mães com ensino superior, no entanto, parecem usufruir melhor dessa característica do que estudantes com pais sem escolaridade. A transmissão intergeracional da escolaridade dos pais com ensino superior foi estatisticamente significativa para média, mediana e estudantes com alto desempenho.

O *status* ocupacional dos pais e recursos educacionais disponíveis em casa também estão correlacionados positiva e significativamente com o desempenho dos estudantes em Matemática. Maior disponibilidade de recursos educacionais em casa e pais com maior *status* ocupacional, no entanto, parecem ser mais importantes para aqueles estudantes com alto desempenho.

Os recursos físicos, humanos e práticas educacionais da gestão da escola também se mostraram relevantes sobre o desempenho dos estudantes. O tamanho da escola, apesar de expressar uma correlação positiva sobre o desempenho em Matemática, a contribuição dessa característica da escola sobre o desempenho dos estudantes em Matemática parece ser apenas marginal, não diferindo entre os quantis. Já o tamanho da classe parece influenciar negativa e significativamente o desempenho dos estudantes em Matemática. Os estudantes de desempenho mediano e alto, contudo, parecem ser mais prejudicados em turmas maiores. O tamanho da turma é algo bastante discutido na literatura, entretanto os achados parecem divergir sobre a importância do tamanho da turma sobre o desempenho dos estudantes. Babcock e Betts (2009), no entanto, mostram que turmas maiores diminuem desproporcionalmente as conquistas dos estudantes de baixo desempenho no primeiro ano de escola.

Já em relação às práticas educacionais da gestão escolar, pode-se destacar o fato de que a frequência em que os diretores procurem garantir que os objetivos e desenvolvimento curricular da escola sejam desenvolvidos pelos professores influencia positivamente os estudantes, sendo essa relação mais intensiva para estudantes com alta performance. Além disso, escolas onde ocorrem agrupamentos por habilidade em aulas de mesmo ou conteúdo distintos influenciam negativamente estudantes com alta performance. Esse resultado parece ser consistente com a abordagem descrita por Boaler, William e Brown (2000), ao afirmarem que a ansiedade gerada por alta expectativa, ritmo acelerado e pressão para sucesso pode oferecer desvantagens a estudantes com alto desempenho.

4.2 Funções de produção educacional: estimativas segundo o tipo de escola

Os resultados expressos até então não fornecem explicações sobre o hiato entre escolas privadas e públicas. Desse modo, foram estimadas regressões separadas, segundo o tipo de escola, com base em regressões quantílicas incondicionais e, no segundo estágio, aplicadas técnicas de decomposição do tipo O-B. Na Tabela 4 são reportadas as estimativas para a média e quantis incondicionais da distribuição do desempenho em Matemática. As regressões se mostraram semelhantes à função de produção educacional completamente especificada da Tabela 3. Mudanças de sinais e significância podem ser observadas para algumas características. Algumas diferenças, contudo, podem ser verificadas sobre os efeitos dos recursos e práticas da escola acerca do desempenho de estudantes de escolas públicas. Por exemplo, o efeito das práticas de agrupamento por habilidades não foi significativo para estudantes de escolas públicas no quantil 90 da distribuição de desempenho em Matemática. Já a proporção de computadores por estudantes se correlaciona positiva e significativamente o desempenho dos estudantes com alto e médio desempenho (TABELA 4). Além disso, os efeitos das faixas de escolaridades mais altas, tanto do pai quanto da mãe (ISCED 5), se mostram distintos em relação às estimativas da Tabela 4, visto que essa característica não influencia significativamente o de desempenho mediano.

Para escolas privadas, os resultados são relativamente mais distintos. Além de diferenças em relação ao efeito dos recursos e práticas da escola, também são notadas perda de significância no efeito das características individuais e *background* familiar. Por exemplo, no caso de estar dois ou três graus atrasados em relação à classe modal, os efeitos permanecem negativos e estatisticamente significantes, contudo, para esse tipo de escola, a influência negativa é mais intensiva em quantis inferiores do que em quantis superiores. Por outro lado, estar um grau acima da classe modal, exerce influência positiva e significativa apenas para estudantes com baixo desempenho. Efeitos significativos da escolaridade do pai em pontos distintos da distribuição da pontuação de Matemática para estudantes brasileiros matriculados na 8ª série do ensino fundamental, nesse tipo de escola, também foram encontrados em MORAES E BELUZZO (2014). Para estudantes de escolas privadas, contudo, apenas mães com a mais alta escolaridade são capazes de influenciar o desempenho dos seus filhos, especificamente aqueles com desempenho médio.

Tabela 4 – Função de produção educacional, segundo o tipo de escola e quantis da distribuição do desempenho em Matemática – Brasil – 2012

Características	Média		Q10		Q50		Q90	
	Privado	Público	Privado	Público	Privado	Público	Privado	Público
Feminino	-31,06*** (3,38)	-25,99*** (1,901)	-17,28** (7,889)	-14,89*** (2,439)	-34,5*** (5,775)	-25,702*** (2,385)	-47,42*** (10,52)	-37,85*** (4,526)
Grau 8	-102,7*** (22,192)	-67,34*** (4,469)	-168,3** (70,878)	-62,62*** (10,151)	-104,55*** (21,668)	-74,778*** (5,909)	-61,48*** (20,009)	-61,48*** (7,619)
Grau 9	-74,9*** (9,493)	-51,12*** (4,213)	-94,2*** (28,335)	-35,58*** (7,314)	-85,667*** (14,863)	-58,069*** (5,879)	-57,6*** (17,916)	-57,6*** (7,347)
Grau 10	-27,47*** (6,163)	-26,92*** (2,53)	-20,224* (11,103)	-12,51*** (2,819)	-29,321*** (8,754)	-28,114*** (3,329)	-37,99*** (12,642)	-41,82*** (5,545)
Grau 12	9,625 (10,549)	20,29*** (5,486)	15,904** (6,718)	2,331 (3,124)	16,891 (12,641)	18,404*** (5,843)	-0,207 (24,507)	40,98*** (15,201)
Repetência	-28,12*** (5,88)	-16,9*** (2,338)	-16,904 (13,376)	-9,922*** (3,477)	-25,44*** (9,71)	-17,4*** (3,414)	-36,05*** (10,071)	-22,0*** (4,038)
Isced 1/2 (mãe)	26,57 (21,476)	4,284 (2,901)	55,386 (69,521)	6,967 (4,588)	17,121 (26,673)	3,063 (4,12)	15,201 (24,956)	1,766 (5,64)
Isced 3/4 (mãe)	27,64 (20,381)	11,07*** (3,282)	68,382 (68,963)	11,248** (5,065)	17,756 (24,776)	10,856** (4,571)	9,728 (23,023)	12,78** (6,479)
Isced 5A/5B/6 (mãe)	37,85* (20,265)	7,345* (4,083)	72,028 (68,763)	5,419 (5,807)	33,401 (25,02)	2,881 (5,463)	24,811 (25,058)	15,3* (9,173)
Isced 1/2 (pai)	36,85* (19,112)	3,743 (2,461)	34,358 (49,936)	3,201 (4,05)	45,124* (26,002)	7,178** (3,62)	28,363 (23,071)	4,674 (4,767)
Isced 3/4 (pai)	33,7* (18,164)	8,469*** (3,108)	31,234 (52,57)	6,434 (4,488)	40,748* (23,447)	12,164*** (4,423)	23,446 (21,335)	8,538 (6,091)
Isced 5A/5B/6 (pai)	44,7** (17,529)	1,191 (4,025)	21,379 (51,445)	-3,102 (5,631)	51,18** (23,75)	4,089 (4,988)	65,04*** (21,946)	9,238 (9,895)
Maior status ocup. Pais	0,756*** (0,164)	0,328*** (0,048)	0,848*** (0,263)	0,186*** (0,061)	0,639*** (0,216)	0,272*** (0,067)	0,84*** (0,266)	0,458*** (0,112)
Recursos educ. em casa	1,324 (2,24)	5,77*** (0,9)	4,805 (3,945)	3,136*** (1,077)	3,053 (2,884)	6,322*** (1,232)	-1,133 (5,482)	7,755*** (2,479)
Tamanho da escola	0,03*** (0,007)	0,007** (0,003)	0,013** (0,005)	0,004* (0,002)	0,03*** (0,007)	0,007** (0,003)	0,045*** (0,014)	0,009 (0,006)
Razão Estudante/Professor	-1,297*** (0,43)	-0,3*** (0,113)	-0,381 (0,417)	-0,272*** (0,089)	-1,589*** (0,534)	-0,311*** (0,12)	-1,49*** (0,489)	-0,3* (0,178)
Razão Comput/Estud	2,265 (9,563)	33,084** (16,327)	9,406 (8,653)	0,904 (7,695)	2,362 (11,923)	22,223 (13,671)	-3,593 (13,364)	86,472** (36,84)
Escassez: prof.	13,993 (12,221)	-1,72 (3,573)	23,63** (11,461)	2,284 (3,225)	14,524 (13,87)	-0,245 (3,831)	3,044 (21,368)	-7,319 (6,423)
Escassez: mat. Instrução	-12,366 (13,296)	-0,204 (3,715)	-2,04 (11,647)	2,127 (3,256)	-19,439 (16,267)	-0,904 (3,921)	-12,154 (15,185)	-0,25 (6,923)
Objetivos da escola	-1,98 (5,042)	6,27*** (2,066)	3,227 (5,411)	4,563** (2,154)	-3,693 (5,41)	5,112** (2,045)	-9,095 (8,34)	9,607*** (3,601)
Agrupamento	2,005 (14,687)	-9,014* (5,265)	20,466 (15,552)	-6,106 (4,128)	12,906 (15,277)	-4,854 (5,131)	-29,529 (24,889)	-15,547 (9,924)
Acompanhamento	5,171 (10,482)	2,536 (4,412)	4,341 (15,693)	1,981 (4,29)	-0,079 (12,404)	4,082 (4,996)	16,902 (14,017)	0,644 (7,423)
Intercepto	385,94*** (35,466)	401,74*** (9,176)	211,07** (94,066)	309,79*** (8,417)	402,775*** (43,087)	398,766*** (9,655)	527,803*** (36,522)	495,066*** (18,165)
R2	0,372	0,269	0,145	0,078	0,256	0,175	0,187	0,116
N	1700	9350	1700	9350	1700	9350	1700	9350

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012. Erros- padrão robustos estimados por cluster de escola entre parênteses. *** Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. * Significativo a 10%.

Já em relação ao *status* ocupacional dos pais, os estudantes de escolas privadas são influenciados de modo distinta em relação aos de escolas públicas, uma vez que o efeito dessa característica para estudantes de escolas privadas denota um formato de U no curso da distribuição do desempenho em Matemática. Destaca-se, também, que os recursos educacionais em casa, liderança do diretor das escolas em relação aos objetivos da escola e a prática escolar de agrupamento por habilidade não foram estatisticamente significantes para estudantes educados em escolas privadas em nenhum ponto da distribuição de desempenho expresso na Tabela 5. Os resultados sugerem uma correlação positiva entre escassez de professores e estudantes com baixo desempenho em escolas privadas. Numa situação de escassez, os professores e a escola podem estar interessados em que não haja uma piora nos indicadores em função desse problema, e direcionem maior atenção aos estudantes com baixo desempenho.

As estimativas da Tabela 4 são, por diversas vezes, consistentes com os achados de Duncan e Sandy (2007), no caso de regressões à média dos dados de estudantes estadunidenses e Moraes e Beluzzo (2014) no caso dos quantis condicionais de estudantes brasileiros.

4.3 Decompondo o *gap* de desempenho em Matemática

O resultado dessa decomposição mostra o quanto da diferença é explicado pelas diferenças nas características observadas e o quanto é atribuída a fatores não observados. Além disso, a contribuição de cada característica ou conjunto de características pode ser verificada dentro desses dois componentes. A decomposição do *gap* de desempenho entre estudantes de escolas privadas e públicas foi realizada tanto para média condicional dos dados quanto para quantis incondicionais da distribuição. Para a média condicional dos dados, o componente explicado possui maior participação sobre o *gap*, 47 pontos (56,2%). Esses resultados sugerem que a principal fonte da desigualdade educacional entre escolas

privadas e públicas pode estar associada à diferença nos insumos observados. Assim, qualquer tentativa de reduzir o *gap* entre os dois tipos de escolas perpassa uma distribuição mais igualitária dos insumos. Esses resultados também são observados em Duncan e Sandy (2007), contudo, esse componente tende a ser menos importante no caso brasileiro.

Por outro lado, o Gráfico 1 mostra a contribuição desses fatores nos quantis incondicionais da distribuição de desempenho em Matemática. Os resultados, entretanto, sugerem que o componente explicado em todos os pontos da distribuição de desempenho supera a importância do componente não explicado para explicar o *gap* em Matemática, conforme mostra o Gráfico 1A. Contudo, a importância relativa do componente explicado se reduz no curso da distribuição de desempenho. A contribuição das diferenças nos atributos entre estudantes de escolas privadas e públicas cai de 65% entre os de baixo desempenho (Q10) para 55% entre os estudantes de maior desempenho (Q90). Maior parte do *gap* no Brasil é explicada por diferenças nos atributos dos estudantes, contudo esse componente é ainda mais importante para os que possuem baixo desempenho, conforme se observa no Gráfico 1B. As estimativas de erros-padrão se sobrepõem em toda a distribuição de desempenho, sinalizando que as diferenças entre os dois componentes não sejam estatisticamente significantes.

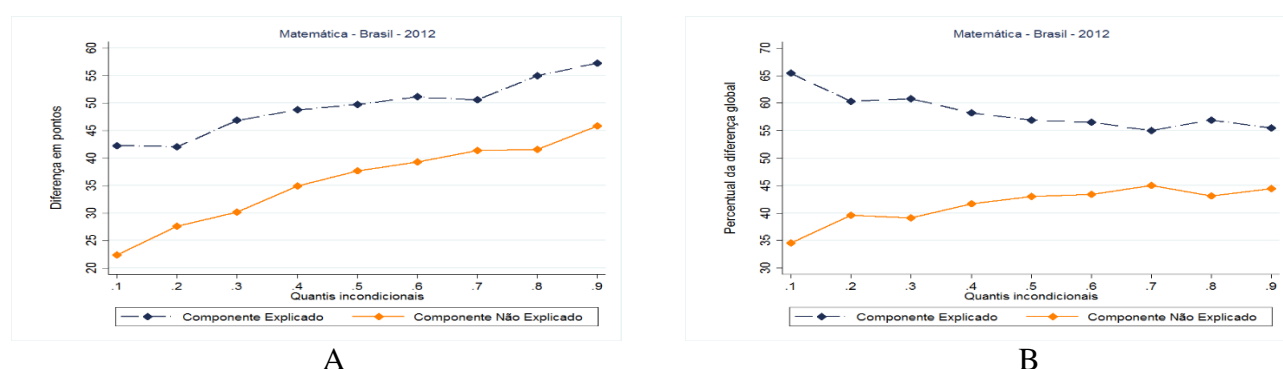


Gráfico 1 – Decomposição agregada da diferença em pontuações de Matemática segundo os quantis da distribuição – Brasil 2012

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012.

O componente não explicado indica o ganho de um estudante com características médias de um estudante de escola pública caso frequentasse a escola privada. Os resultados se mostram positivos e significativos para o componente não explicado em todos os quantis, ou seja, colocá-lo em uma escola privada aumentaria sua pontuação, sendo esse aumento ainda maior, em termos de pontos, para estudantes com alto desempenho. Em geral, isso ocorre porque a capacidade de um estudante educado em escolas privadas em converter seus atributos, observáveis ou não, no agregado é superior à de estudantes que são educados em escolas públicas, permitindo que a mudança de setor possibilite benefícios àqueles estudantes com características de estudantes de escolas públicas (GRÁFICO 1). Tais resultados sugerem que seria vantajoso adotar políticas que incentivassem o acesso de estudantes de escolas privadas, como um sistema de *vouchers*. Lamarche (2008) mostra que esse sistema nos Estados Unidos amplia o desempenho dos estudantes com alta performance, mas reduz para os de baixa performance. Os resultados aqui mostrados, em partes, também seguem ao encontro dos achados de Moraes e Belluzzo (2014) e Oliveira, Belluzzo e Pazello (2009).

Pode-se, no entanto, estar interessado em saber quanto que cada variável ou grupo de características contribuem ao *gap* entre as duas redes de ensino. Decomposições detalhadas que expliquem o *gap* entre escolas privadas e públicas nos Estados Unidos foram realizadas por Duncan e Sandy (2007). No caso brasileiro, observam-se os estudos de Moraes e Beluzzo (2014) e Oliveira, Beluzzo e Pazella (2009). No primeiro caso, os resultados extraídos são obtidos apenas para média negligenciando que os fatores podem contribuir ao *gap* de modo distinto em variados pontos da distribuição. Os outros dois estudos tentam superar essa limitação, no entanto, não permite extrair informações detalhadas dentro do componente não explicado. Ressalta-se a importância do componente não explicado cuja importância tende a aumentar em quantis mais elevados. A contribuição de cada

característica do componente não explicado em distintos pontos da distribuição é a principal contribuição desta pesquisa.

A Tabela 5 reporta-se à contribuição detalhada para cada conjunto de fatores, para explicar o *gap* no desempenho em Matemática. Para os estudantes com menor performance (Q10), por exemplo, o hiato entre escolas privadas e públicas foi de 64,602, em que 42,259 pontos são atribuídos às diferenças nas características entre os dois grupos e 22,343 pontos atribuídos a diferenças nos coeficientes. Portanto, a diferença em fatores observados é relativamente mais importante para explicar o *gap* entre estudantes com baixo desempenho, 65,4% (42,259/64,602). Essa participação, contudo, se reduz nos quantis: por exemplo, para estudantes com desempenho mediano (56,9%) e alto desempenho (55,5%). Consequentemente, o componente não explicado passa a ter importância relativa crescente nos quantis. O componente explicado para estudantes com baixo desempenho é obtido somando-se a contribuição da contribuição conjunta das características individuais (13,439 pontos), do *background* familiar (33,597 pontos), dos recursos da escola (- 3,307 pontos) e das práticas da escola (-1,471). Assim, diferenças nas características da família e individuais dos estudantes possuem participações expressivas para explicar o *gap* na cauda inferior da distribuição, enquanto que diferenças nos atributos da escola parecem contribuir pouco.²¹

Especificamente, diferenças entre o *status* ocupacional dos pais e nas proporções de estudantes com pais e mães de alta escolaridade parecem ser os fatores que mais contribuem dentro do componente explicado e para o *gap* total.²² A importância relacionada à alta escolaridade dos pais, no entanto, tem o efeito minimizado quando se considera, também, o efeito das diferenças nas proporções de estudantes com pais de baixa escolaridade. O *status* ocupacional dos pais possui importante contribuição sobre *gap*. No caso da média, o *gap* total em razão dessa característica é de 34,4 pontos, sendo 17,6 pontos dessa diferença explicada pelo fato de os estudantes de escolas privadas possuírem pais com melhores *status* ocupacional do que estudantes de escolas públicas e 16,8 pontos são explicados porque estudantes educados em escolas privadas possuem capacidade maior de converter esse atributo em pontuações de Matemática do que estudantes de escolas privadas. Isso significa que os estudantes de escolas privadas poderiam pontuar até 17,6 pontos a menos caso tivessem o mesmo nível de *status* ocupacional dos pais de estudantes de escolas públicas, enquanto que os estudantes de escolas públicas pontuariam até 16,8 pontos a mais, caso fossem educados em escolas privadas. O componente explicado dessa característica possui relativamente a mesma importância que o componente não explicado, no caso da média, e permanece contribuindo relativamente semelhante independentemente do quantil analisado. Porém, a contribuição do componente explicado em relação ao *gap* total, nota-se que as diferenças no *status* ocupacional dos pais parecem ser mais importantes para estudantes com baixo desempenho, 30,6% (= 19,766/64,602), do que para estudantes com alto desempenho, 18,9% (= 19,467/103,157).

O efeito do componente não explicado parece ter uma participação mais efetiva no topo superior da distribuição do que no inferior. Isso ocorre porque o efeito desse componente para característica observadas e não observadas, ou conjunto delas, se comportam inversamente na explicação do *gap* total nos extremos da distribuição. Por exemplo, entre os estudantes de menor desempenho, somando-se o componente não explicado atribuído às características individuais (-15,011), ao *background* familiar (98,114), aos recursos físicos e humanos da escola (15,241) e às práticas da escola (22,725), observa-se que, juntos, explicam até 187% do *gap* entre escolas privadas e públicas no quantil inferior. Isto é, no agregado, a capacidade que estudantes de escolas públicas com baixo desempenho possuem para converter seus atributos observáveis em pontuações de teste é inferior ao de estudantes de escolas privadas, fazendo com que os estudantes de escolas públicas aumentassem suas pontuações em até 187%, caso esses estudantes tivessem os coeficientes dos estudantes de escolas privadas. Essa capacidade, no entanto, é compensada negativamente pelo efeito do intercepto (-98,726) que explicaria uma redução no desempenho dos estudantes de escolas públicas em até -152% do *gap* entre as escolas nesse quantil. A diferença entre os interceptos captura a diferença nos desempenhos médios que independem das

²¹ A importância relativa das diferenças nas características de *background* familiar sobre o *gap* médio de escolas privadas e públicas nos Estados Unidos, por exemplo, é observada por Ducan e Sandy (2007).

²² Outras estimativas detalhadas foram omitidas da Tabela 6 por questões de espaço e podem ser enviadas mediante solicitação.

características incluídas na regressão e pode ser interpretada como uma diferença pura de performance causada pelas características não mensuradas do estudante, da família e da escola. Por essa razão, o componente explicado, no agregado, passa a ter uma importância maior do que o componente não explicado nesse quantil.

Tabela 5 - Decomposição detalhada da diferença em pontuações de Matemática, segundo os quantis incondicionais da distribuição de desempenho – Brasil – 2012

	Explicado				Não Explicado			
	Média	Q10	Q50	Q90	Média	Q10	Q50	Q90
Diferença agregada	47,32*** (11,526)	42,259*** (14,901)	49,749*** (12,977)	57,263*** (21,074)	36,891*** (8,969)	22,343 (15,325)	37,642*** (10,996)	45,894*** (15,546)
Individuais	13,78*** (2,69)	13,439*** (4,023)	14,053*** (3,08)	15,013*** (3,791)	-10,158** (3,999)	-15,011 (9,235)	-11,242* (6,002)	-9,465 (12,525)
Background Familiar	31,529*** (7,637)	33,597** (13,636)	31,013*** (8,915)	38,268*** (11,569)	67,545** (33,059)	98,114 (91,429)	60,989 (40,351)	50,37 (39,881)
Isced 1/2 (mãe)	-8,374 (7,859)	-17,46 (25,407)	-5,397 (9,743)	-4,792 (9,116)	9,774 (10,98)	21,239 (35,369)	6,167 (13,661)	5,893 (12,9)
Isced 3/4 (mãe)	1,192 (1,242)	2,948 (3,927)	0,765 (1,32)	0,419 (1,177)	5,486 (7,884)	18,913 (26,489)	2,284 (9,609)	-1,01 (9,065)
Isced 5A/5B/6 (mãe)	13,681 (8,613)	26,033 (28,938)	12,072 (10,555)	8,967 (10,532)	4,218 (3,296)	9,208 (11,045)	4,219 (4,076)	1,314 (4,195)
Isced 1/2 (pai)	-9,998 (6,09)	-9,322 (15,733)	-12,243 (8,27)	-7,695 (7,293)	14,305 (9,622)	13,463 (25,043)	16,396 (13,103)	10,236 (11,716)
Isced 3/4 (pai)	2,338 (1,726)	2,167 (4,384)	2,827 (2,237)	1,627 (1,835)	7,614 (6,416)	7,485 (18,422)	8,627 (8,3)	4,5 (7,666)
Isced 5A/5B/6 (pai)	14,356** (6,81)	6,866 (19,2)	16,437* (9,144)	20,887** (8,645)	5,765** (2,759)	3,244 (7,932)	6,24* (3,719)	7,394** (3,623)
Maior status ocup. dos pais	17,619*** (4,651)	19,766*** (7,278)	14,9** (5,962)	19,467*** (7,355)	16,742** (7,635)	25,928** (12,126)	14,378 (10,117)	14,764 (12,778)
Recursos educ. em casa	0,716 (1,405)	2,599 (2,488)	1,651 (1,813)	-0,613 (3,438)	3,641 (2,243)	-1,366 (3,839)	2,678 (2,905)	7,279 (5,561)
Recursos da escola	2,114 (8,893)	-3,307 (7,321)	6,125 (10,931)	1,189 (11,186)	-7,468 (18,384)	15,241 (14,099)	-18,34 (22,174)	-9,974 (24,478)
Práticas da escola	-0,102 (1,997)	-1,471 (3,07)	-1,443 (2,325)	2,794 (4,337)	2,771 (16,327)	22,725 (18,543)	2,225 (18,264)	-17,774 (25,715)
Intercepto					-15,8 (42,013)	-98,726 (109,222)	4,009 (50,756)	32,737 (45,792)

Fonte: Elaboração própria, com base nos dados do PISA 2012. Erros- padrão robustos estimados por cluster de escola entre parênteses. *** Significativo a 1%. ** Significativo a 5%. * Significativo a 10%.

No agregado, o efeito do componente não explicado em razão de a características incluídas na regressão, é positivo para o *background* familiar, sugerindo que, se os estudantes de escolas públicas tivessem os mesmos coeficientes de escolas privadas associadas ao *background* familiar, aumentariam seus desempenhos, independentemente do quantil analisado. A influência desse conjunto de características, no entanto, entre os estudantes de maior desempenho é menor relação a influência exercida pelo mesmo componente a estudantes de baixo, mediano e médio desempenho. Além disso, estudantes de escolas públicas com alto desempenho denotam uma capacidade maior de converter atributos das características individuais, dos recursos e práticas da escola, no agregado, do que estudantes de escolas privadas. Isto é, ao passo que características do *background* familiar ampliariam o desempenho do estudante de escola pública em até 50,37 pontos, o retorno negativo das demais características em conjunto reduziria esse efeito a 13,2 pontos. Nesse sentido, o efeito do componente não explicado associado às características não observadas do aluno, da família e da escola (efeito do intercepto) desempenha relevante papel na explicação do *gap* total entre escolas privadas e públicas (31,7%), aproximadamente.

Duncan e Sandy (2007), entretanto, mostram que o efeito do componente não explicado associado, às características da família, é negativo no caso da média, sugerindo que no agregado a esses fatores os estudantes de escolas públicas reduziriam seu desempenho caso tivessem os mesmos retornos que os estudantes de escolas privadas possuem em relação ao *background* familiar. Segundo os autores, esse resultado poderia estar associado a retornos decrescentes, uma vez que estudantes de escolas privadas possuem mais das características associadas com melhor desempenho, mas retornos menores; contudo, no caso brasileiro expressado aqui, esse argumento parece não ser válido para estudantes com baixo rendimento, uma vez que, no agregado, os coeficientes dos estudantes de escolas públicas são maiores do que estudantes de escolas privadas. Já no caso dos estudantes com alto desempenho, esse argumento não seria válido em resposta às mudanças do *background* familiar.

5 Conclusões

Este estudo buscou analisar o efeito da escola privada, bem como os fatores que mais contribuem para explicar o *gap* de desempenho entre escolas privadas e públicas. Os efeitos foram estimados ao

longo dos quantis incondicionais da distribuição das pontuações dos estudantes brasileiros no PISA, especialmente na área de Matemática, em que o *gap* é mais acentuado. Conclui-se que o efeito positivo das escolas privadas sobre o desempenho dos estudantes é positivo e significativo, mesmo quando controlado por características individuais, do *background* familiar e da escola. Apesar de esse efeito ser decrescente à medida que controles são adicionados ao modelo, o efeito positivo continua significativo, sobretudo para estudantes com performance mediana. Ademais, diferenças nas características observadas - fatores tangíveis – entre os estudantes de escolas privadas e públicas contribuem significativamente para explicar o *gap* de desempenho entre os dois setores, principalmente para aqueles que possuem baixo, mediano e médio desempenho do que para estudantes de alto desempenho. A participação dos fatores não observados aumenta no decorrer da distribuição de desempenho. Diferenças no *background* familiar são, entretanto, os fatores que mais pesam sobre o *gap* atribuído a diferenças do componente explicado. Por outro lado, as diferenças observadas entre os estudantes de escolas privadas e públicas com alta performance tendem a ser explicadas em maior proporção pelas diferenças em fatores não observados associados às características individuais, do *background* familiar e da escola não incluídas nas regressões.

Tais implicações convergem favoravelmente para a políticas de *voucher*, em que os pais dos estudantes recebem um cupom de financiamento da educação do seu filho, permitindo matriculá-lo em escolas privadas. Esses resultados, entretanto, desconsideram os custos associados a esse tipo de política, sejam eles éticos ou econômicos. Por exemplo, uma implementação parcial de uma política de cupons educacionais teria que privilegiar determinado grupo de estudantes em detrimento de outros. Além disso, os custos associados a essa política podem onerar ainda mais os gastos governamentais em educação e, conseqüentemente, reduzir a competitividade, via qualidade, entre as escolas por novos alunos.

Já os resultados da decomposição dos diferenciais mostram ainda que as diferenças entre os fatores não observados podem ser tão importantes quanto as diferenças em fatores observáveis, especialmente para estudantes com alta performance. Para estudantes de baixa e média performance, por exemplo, uma política que equiparasse as pessoas em termos de recursos, principalmente nos antecedentes familiares, poderia reduzir os diferenciais entre os dois tipos de escolas em maior proporção do que equiparar os aspectos intangíveis. Por outro lado, políticas que influenciem aspectos não observáveis das famílias e escolas, como motivação, liderança, gestão e autonomia, percepção, participação dos pais, entre outras, seriam mais importantes para reduzir o *gap* de desempenho entre estudantes de escolas privadas e públicas com alta performance. Pesquisas que busquem relações cada vez mais causais dos aspectos considerados intangíveis para explicar o *gap* entre os estudantes de escolas privadas e públicas podem ampliar as contribuições para esse tema.

Referências Bibliográficas

- ALBERNAZ, A.; FERREIRA, F.; FRANCO, C. Qualidade e equidade no ensino fundamental brasileiro. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 32, n. 3, p. 453–476, 2002.
- BABCOCK, P.; BETTS, J. R. Reduced-class distinctions: Effort, ability, and the education production function. **Journal of Urban Economics**, v. 65, n. 3, p. 314–322, 2009.
- BOALER, J.; WILIAM, D.; BROWN, M. Students' experiences of ability grouping-disaffection, polarisation and the construction of failure. **British Educational Research Journal**, v. 26, n. 5, p. 631–648, 2000.
- BRASIL. Ministério da Educação. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais 'Anísio Teixeira'. **Brasil no PISA 2015: Análises e reflexões sobre o desempenho dos estudantes brasileiros**. 2016. OECD-Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico. — São Paulo : Fundação Santillana, 2016. Disponível em: http://download.inep.gov.br/acoes_internacionais/pisa/resultados/2015/pisa2015_completo_final_baixa.pdf. Acesso em: 26 de abril de 2018.
- BRASIL. Ministério da Educação. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais 'Anísio Teixeira'. **Indicadores financeiros educacionais**. Disponível em: <<http://portal.inep.gov.br/indicadores-financeiros-educacionais>>. Acesso em: 26 de novembro de 2018.
- COLEMAN, J.; KILGORE, S.; HOFFER, T. Public and private schools. **Society**, v.19, n.2, p.4–9, 1982.

COSTA, J. S. M. **Decentralization and school quality: evidence from Brazil's direct cash to school program**. 2013.159f. Tese (Doutorado em Economia) - Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Economia, 2013. Disponível em: http://www2.dbd.puc-rio.br/pergamum/tesesabertas/0912870_2013_completo.pdf. Acesso em: 28 de fevereiro de 2019.

DUNCAN, K. C.; SANDY, J. Explaining the performance gap between public and private school students. **Eastern Economic Journal**, v. 33, n. 2, p. 177–191, 2007.

ENTORF, H.; MINOIU, N. What a difference immigration policy makes: a comparison of PISA scores in Europe and traditional countries of immigration. **German Economic Review**, v. 6, n. 3, p. 355–376, 2005.

FERTIG, M.; WRIGHT, R. E. School quality, educational attainment and aggregation bias. **Economics Letters**, v. 88, n. 1, p. 109–114, 2005.

FIGUEIREDO, E. A.; NOGUEIRA, L. C. B.; SANTANA, F. L. Igualdade de Oportunidades: Analisando o papel das circunstâncias no desempenho do ENEM. **Revista Brasileira de Economia**, v. 68, n. 3, p. 373–392, 2014.

FIRPO, S.; FORTIN, N. M.; LEMIEUX, T. Unconditional quantile regressions. **Econometrica**, v. 77, n. 3, p. 953–973, 2009.

FORTIN, N. M.; LEMIEUX, T.; FIRPO, S. Decomposition methods in economics. **Handbook of Labor Economics**, v. 4, n. 1, p. 1–102, 2011.

HANUSHEK, E. A. **The production of education, teacher quality and efficiency**. Washington, D. C: ERIC Price, 1970.

HECKMAN, J. Sample selection bias as a specification error. **Econometrica**, v. 47, n. 1, p. 153–161, 1979.

KRUEGER, A. B.; WHITMORE, D. M. The effect of attending a small class in the early grades on college-test taking and middle school test results: Evidence from Project STAR. **The Economic Journal**, v. 111, n. 468, p. 1–28, 2001.

LAMARCHE, C. Private school vouchers and student achievement: A fixed effects quantile regression evaluation. **Labour Economics**, v. 15, n. 4, p. 575–590, 2008.

LEE, V. E.; LOEB, S. School size in Chicago elementary schools: effects on teachers' attitudes and students' achievement. **American Educational Research Journal**, v. 37, n. 1, p. 3–31, 2000.

LOCKHEED, M. E.; BURNS, B. **School effects on achievement in secondary mathematics and Portuguese in Brazil**. Policy, Research, and External Affairs, Working P. N°525, The World Bank, 1990.

LOUNKAEW, K. Explaining urban – rural differences in educational achievement in Thailand : evidence from PISA literacy data. **Economics of Education Review**, v. 37, n. 6, p. 213–225, 2013.

MACHADO, J. A. F.; MATA, J. Counterfactual decomposition of changes in wage distributions using quantile regression. **Journal of Applied Econometrics**, v. 20, n. 4, p. 445–465, 2005.

MARKS, G. N. Family size, family type and student achievement: Cross-national differences and the role of socioeconomic and school factors. **Journal of Comparative Family Studies**, v. 37, n. 1, p. 1–24, 2006.

MORAES, A. G. E. DE; BELLUZZO, W. O diferencial de desempenho escolar entre escolas públicas e privadas no Brasil. **Nova Economia**, v. 24, n. 2, p. 409–430, 2014.

OAXACA, R. Male-female wage differentials in urban labor markets. **International Economic Review**, v. 14, n. 3, p. 693–709, 1973.

OECD. Organisation for Economic Co-operation and Development. **PISA products**. 2018. Disponível em: <http://www.oecd.org/pisa/pisaproducts/pisa2012database-downloadabledata.htm>. Acesso em: 05 de maio de 2018.

OLIVEIRA, P. R. DE; BELLUZZO, W.; PAZELLO, E. T. Public-private sector differentials in Brazilian education: a counterfactual decomposition approach. *In*: Encontro Brasileiro de Econometria, 31., 2009, Foz do Iguaçu. **Anais [...]** Foz do Iguaçu, 2009.

SAKELLARIOU, C. Private or public school advantage? Evidence from 40 countries using PISA 2012-Mathematics. **Applied Economics**, v. 49, n. 29, p. 2875–2892, 2017.

TANGKITVANICH, S.; SASIWUTTIWAT, S. Revamping the Thai education system: Quality for all. **Thailand Development Research Institute Quarterly Review**, v. 27, n. 2, p. 3-12, 2012.

TAVARES, P. A. The impact of school management practices on educational performance: Evidence from public schools in São Paulo. **Economics of Education Review**, v. 48, n. 1, p. 1–15, 2015.