

Área de Submissão: Métodos Quantitativos

O Impacto da Formação das Turmas sobre o Desempenho dos Alunos: Evidências para as
Escolas Públicas Brasileiras

Victor Rodrigues de Oliveira
Doutorando em Economia Aplicada pelo Programa de Pós-Graduação em Economia Aplicada

Avenida Anita Garibaldi, 420, casa 03
CEP 94085-190 – Morada do Vale I – Gravataí/RS – Brasil
Tel: + 55 51 93065960
E-mail: victor5491@gmail.com

Área de Submissão: Métodos Quantitativos

O Impacto da Formação das Turmas sobre o Desempenho dos Alunos: Evidências para as Escolas Públicas Brasileiras

Resumo

Este artigo examina o impacto da alocação dos alunos entre as turmas sobre o desempenho escolar para as escolas públicas brasileiras. Para tanto, utilizou-se os estimadores semiparamétricos propostos por Cattaneo (2010) e os microdados do SAEB 2011. As estimativas indicaram que para os alunos do 5º ano o efeito marginal proporcionado pela regra de alocação baseada em heterogeneidade de rendimento escolar maximiza o desempenho dos alunos. Contudo, para os estudantes do último ano do ensino fundamental, de forma geral, o incremento sobre o desempenho educacional proporcionado por estratégias do tipo *ability tracking* é maior do que o resultante de alocações baseadas em *mixing*. Este resultado tem suporte na existência de complementariedade entre o *background* familiar (o incentivo familiar também) e o efeito da pré-escola para o 9º ano do ensino fundamental; para o 5º ano, encontraram-se evidências que suportam a noção de substitubilidade entre esses insumos.

Palavras-chave: alocação dos alunos, desempenho educacional, *ability tracking*, *mixing*.

Abstract

This article examines the impact of allocation of students between classes on school performance for Brazilian public schools. Therefore, we use the semiparametric estimators proposed by Cattaneo (2010) and microdata Saeb 2011. Estimates indicate that for students of the 5th year, the marginal effect provided by the allocation rule based on heterogeneity of school performance maximizes student achievement. However, for students in the final year of primary education, in general, the increase on educational performance strategies provided by the tracking ability type is greater than the resulting allocations based on mixing. This result supports the existence of complementarity between family background (family encouragement too) and the effect of pre-school to 9th grade in elementary school; for the 5th year, we found evidence supporting the notion of substitutability between these inputs.

Keywords: allocation of students, educational performance, ability tracking, mixing.

JEL codes: C31, I20, I21.

1 Introdução

A relação de dependência (direta e/ou indireta) existente entre as características dos indivíduos e o comportamento dos demais foi, de forma geral, ignorado pela literatura econômica. Esta relação direta é conhecida como interações sociais ou *non-markets interactions*. Scheinkman (2006) argumenta que uma das principais características dos modelos com interações entre o comportamento do indivíduo e o do grupo é a sua capacidade de explicar fenômenos em que ocorrem variações significativas entre grupos distintos sem que se observem diferenças relevantes nas características dos mesmos. O autor argumenta que este resultado é decorrente de uma revisão da estratégia do grupo diante de um choque inicial, isto é, considerando que haja complementariedades dentro desse grupo qualquer variação nos pressupostos implica em um deslocamento de todos os elementos que compõem o grupo na direção deste choque. Desta forma, o resultado final é a combinação do choque inicial, da sua propagação e do efeito deslocamento. Por isso, este efeito é conhecido como *social multiplier*. É interessante observar que nos modelos em que se considera a presença de interações sociais as tomadas de decisão conduzem a equilíbrios descentralizados sub-ótimos, o que permite a elaboração de políticas públicas (ou mecanismos de coordenação) que gerem ganhos de eficiência.

Os estudos sobre a identificação dos *peer effects* podem ser encontrados em muitas áreas: atividade criminal (GLAESER; SACERDOTE; SCHEINKMAN, 1996), participação social (BERTRAND; LUTTMER; MULLAINATHAN, 2000), desempenho educacional (SACERDOTE, 2001), participação em planos de aposentadoria (SAEZ; DUFLO, 2003), obesidade (TROGDON; NONNEMAKER; PAIS, 2008), etc. A análise do *peer effects* em educação tem sua origem com o relatório Coleman *et al.* (1966). A partir deste houve uma expansão do número de estudos que procuram compreender como as diversas características dos alunos, das escolas e das famílias se combinam para determinar o desempenho dos alunos.

Como ressaltado por Hanushek e Wößmann (2008) a busca por um sistema de ensino de alta qualidade é um objetivo de todas as sociedades, dado que as diferenças de qualidade na educação permitem explicar, além do efeito positivo na remuneração do trabalho oriunda dos ganhos de produtividade, as diferenças entre os países nos níveis de saúde, de criminalidade, de participação política, dentre outras. Neste sentido, os autores comparam os efeitos da qualidade e da quantidade da educação sobre a taxa de crescimento do PIB *per capita*. O resultado indica que um aumento de um desvio-padrão da quantidade da educação, mensurado pela média dos anos de escolaridade da população, eleva o PIB *per capita* em 0,26% ao ano. Em contraste, o mesmo aumento de um desvio-padrão da qualidade da educação, medido pelo resultado no teste de proficiência em matemática, pode elevar o PIB *per capita* em 1,4% ao ano.

Todavia, os estudos que investigam quais as maneiras de promover melhorias no sistema de ensino não consideram, de forma geral, a influência dos pares em suas análises. Quando se considera a presença de *peer effects* é possível definir a forma ótima de alocarem-se os estudantes entre as turmas ou políticas de *ability tracking* (PINTO, 2008; KOPPENSTEINER, 2012). A partir disso é possível agrupar os modelos teóricos que discutem a alocação dos alunos dentro de três vertentes: i) os modelos que seguem a tradição de Lazear (2001) e argumentam que a segregação dos alunos é a opção que maximizaria seus desempenhos acadêmicos; ii) os modelos que identificam e quantificam os *peer effects* por meio de interações sociais (BRAMOULLÉ; DJEBBARI; FORTIN, 2009); e iii) o modelo proposto por Hidalgo-Hidalgo (2011), que demonstra que o resultado dos alunos decorre diretamente do capital familiar e do efeito da pré-escola.

A literatura nacional que investiga o efeito dos *peer effects* é escassa, com exceção dos trabalhos de Pinto (2008) e de Koppensteiner (2012). O estudo de Pinto (2008) propõe um processo em três etapas para estimar os *peer effects*. Na primeira etapa, a autora utiliza uma versão generalizada da regressão *rank*. Na segunda e terceira etapas, utiliza-se a abordagem da função de controle proposto por Newey, Powell e Vella (1999). Esta metodologia é aplicada para estimar os efeitos de pares no último ano do ensino fundamental no Brasil. Usando como os alunos foram alocados para as salas de aula como um vetor de instrumentos, encontrou-se evidências de que os *peer effects* são positivos para os todos os alunos, independente de sua própria qualidade. Além disso, os alunos com uma qualidade média têm um benefício marginal superior de qualidade de pares do que os alunos de baixa qualidade.

Koppensteiner (2012) identifica os *peer effects* utilizando o método de regressão descontínua (*fuzzy*), que utiliza o critério de alocação dos estudantes entre as turmas como variável-chave. Os resultados para as escolas públicas brasileiras indicaram que a heterogeneidade quanto à idade reduz consideravelmente as notas nos testes padronizados para os alunos do 5º ano em cerca de 50% de um desvio padrão das notas. A informação sobre a composição dos grupos sugere que diferenças comportamentais dos pares podem ser responsáveis por efeitos de “congestionamento” e levar a externalidades negativas.

Existem na literatura diversas hipóteses acerca da forma de se alocarem os estudantes entre as turmas de acordo com seu nível de conhecimento. Hoxby e Weingarth (2006) sistematizam essas hipóteses. A hipótese conhecida como *the bad apple* sugere que a presença de um único aluno com resultados ruins prejudica os demais estudantes. Por outro lado, a hipótese *the one shining star (light)* é o oposto do modelo *bad apple*. Ela sugere que um único aluno com resultados positivos pode inspirar todos os outros para aumentar os seus esforços e, portanto, seus desempenhos acadêmicos.

Também encontramos a hipótese conhecida como *boutique*. Este modelo sugere que um aluno terá maior desempenho sempre que ele é cercado por pares com características semelhantes. Este é, essencialmente, um modelo em que os alunos apresentam melhor desempenho quando o ambiente é feito para atender ao seu tipo. Por exemplo, o modelo *boutique* significa que os professores podem organizar aulas e materiais de acordo com o processo de aprendizagem do grupo. Nesse sentido, o modelo *focus* está intimamente relacionado com o modelo *boutique*, porém sugere que a homogeneidade de pares é boa para a aprendizagem do aluno, mesmo que o próprio aluno não faça parte do grupo de alunos homogêneos. Neste modelo, a diversidade é inerentemente incapacitante, talvez porque as tarefas não podem ser bem orientadas para as necessidades de todos os alunos. O oposto do modelo *focus* é o modelo *rainbow*, assim chamado porque sugere que para todos os alunos é superior quando são forçados a trabalhar com todos os outros tipos de alunos. A lógica do modelo *rainbow* é que os alunos aprendem mais quando são expostos a uma variedade de ângulos para o mesmo conteúdo.

Winston e Zimmerman (2004) argumentam que a estimativa dos *peer effects* é difícil. Primeiro, é necessário decidir sobre o conjunto apropriado de variáveis educacionais a serem incluídas no modelo. E em segundo lugar, tem-se que considerar o fato de que o viés de seleção é expressivo na estimativa dos efeitos de pares. Neste sentido, seguiu-se a estratégia de Pinto (2008) e incluímos um amplo conjunto de covariadas, de forma a minimizar um possível processo de auto-seleção na decisão de matricular-se em uma determinada escola. Para investigar o efeito do critério de formação das turmas sobre o desempenho educacional adotou-se a estratégia de Koppensteiner (2012) e identificou-se o *peer effects* por meio da regra de alocação dos estudantes. É importante observar que a estratégia desenvolvida aqui não foi utilizada para identificar o efeito dos pares sobre o desempenho dos alunos pela literatura sobre o tema. Esta discussão ainda é inconclusiva e carece de evidências fortes o suficiente que indiquem a direção do efeito da alocação dos estudantes.

Assim, o objetivo deste estudo é investigar como a alocação dos alunos influencia seus desempenhos nos exames padronizados. Como é possível alocar os alunos utilizando-se cinco critérios distintos adotou-se um método de avaliação de tratamento de múltiplos valores. Esta estratégia baseia-se em dois estimadores semiparamétricos propostos por Cattaneo (2010). Para tanto, foram utilizados os microdados do Sistema Nacional de Avaliação da Educação Básica (SAEB) e do Censo Escolar para o ano de 2011.

Este artigo será organizado como segue. A seção apresenta a estratégia empírica utilizada, o processo de inferência e a base de dados utilizada. Os resultados serão discutidos na seção 3. Por fim, apresentam-se as principais conclusões na seção 4.

2 Estratégia Empírica

Nesta seção discute-se como será realizada a estimação dos efeitos causais de múltiplos tratamentos sob ignorabilidade, isto é, considerando os pressupostos de seleção de observáveis e suporte comum. O método utilizado aqui segue Cattaneo (2010), que propôs um procedimento de estimação semiparamétrico para avaliar o efeito do tratamento.

2.1 Modelo

Uma vasta literatura sobre análise de tratamento foca na utilização de estimadores eficientes e flexíveis (semiparamétricos ou não-paramétricos) sobre o pressuposto de *unconfoundedness*. Esta literatura concentra-se sobre os tratamentos binários, apesar do fato de que em muitas aplicações os tratamentos são implícita ou explicitamente múltiplos. Por exemplo, em atividades de treinamento os indivíduos são submetidos a diferentes números de horas de ensino, em programas de combate à pobreza as famílias recebem diferentes níveis de transferência de renda, etc. De forma geral, os estudos “geram” um novo tratamento ao criar uma variável dicotômica a partir do tratamento múltiplo, que indica a participação ou não do indivíduo. Este procedimento permite a aplicação de técnicas semiparamétricas, mas têm o custo de uma grande perda de informações subjacentes aos diferentes níveis de tratamento. Todavia, o principal problema decorrente do uso de indicadores de tratamento binários é a presença de não-linearidades e diferentes efeitos entre os níveis de tratamento que não podem ser capturados por esses. Assim, foca-se neste estudo na aplicação da técnica de tratamentos múltiplos por meio de dois estimadores semiparamétricos.

Muitas metodologias para avaliar os efeitos de tratamento de valores múltiplos são construídas ao contrastarem-se os parâmetros das distribuições que a variável resultado teria tido em cada nível de tratamento. Essas distribuições são chamadas distribuições do potencial resultado e são identificáveis a partir do pressuposto de seleção sob os observáveis ou *unconfoundedness*. Partindo deste pressuposto, Cattaneo (2010) deriva as propriedades assintóticas dos estimadores *inverse-probability weighted* (IPW) e *efficient-influence-function* (EIF) quando o tratamento pode ter valores distintos.

Para compreender o método utilizado aqui considere uma amostra aleatória de tamanho n oriunda de uma população na qual cada indivíduo pode receber um dos possíveis $J + 1$, $j = 0, 1, \dots, J$ tratamentos. Para cada indivíduo $i = 1, 2, \dots, n$, observa-se um vetor aleatório $\mathbf{z}_i = (y_i, w_i, \mathbf{x}'_i)'$, em que y_i denota a variável de resultado, w_i denota o nível de tratamento e \mathbf{x}_i denota um vetor $k_x \times 1$ de covariadas. Considere também uma variável indicadora $d_i(j) = \mathbf{1}(w_i = j)$, que assume valor 1 se o indivíduo i recebeu o tratamento j e 0 caso contrário. No modelo proposto $\mathbf{1}(\cdot)$ denota a função indicadora, o vetor de variáveis observáveis \mathbf{z}_i são independentes e identicamente distribuídos e $d(j) = \mathbf{1}(w = j)$. Dentro do contexto de resultados potenciais a variável de interesse (observável) é dada por:

$$y_i = d_i(0)y_i(0) + d_i(1)y_i(1) + \dots + d_i(J)y_i(J) \quad (1)$$

em que $\{y_i(0), y_i(1), \dots, y_i(J)\}'$ é uma subamostra independente e identicamente distribuída de $\{y(0), y(1), \dots, y(J)\}'$ para cada indivíduo i na amostra.

A distribuição de cada $y(j)$ é a distribuição da variável de interesse que ocorreria se os indivíduos recebessem um nível de tratamento j . Dado que ela é fundamental para a interpretação dos parâmetros, destaca-se o fato de que as distribuições de potencial resultado são marginais em relação às covariadas usadas no modelo. Como apenas um dos possíveis $J + 1$ resultados potenciais podem ser observados para cada indivíduo na amostra, a estimativa dos parâmetros da distribuição potencial dos resultados é um problema de *missing data*. Assim, são necessárias novas hipóteses para identificar a distribuição incondicional de $y(j)$ a partir dos dados observados (HECKMAN; VYTLACIL, 2007; IMBENS; WOOLDRIDGE, 2009). A hipótese seguinte, conhecida como ignorabilidade, é uma combinação dos seguintes pressupostos:

Pressuposto 1: Ignorabilidade

Para todo $j = 0, 1, \dots, J$:

(1) **Seleção dos observáveis:** $y(j) \perp\!\!\!\perp d(j)|\mathbf{x}$

(2) **Célula não-vazia:** $0 < p_{\min} < p_j(\mathbf{x})$, com $p_j(\mathbf{x}) = P(w = j|\mathbf{x})$

Fonte: Elaborado pelos autores com base em Cattaneo (2010).

em que a função $\mathbf{p}(\mathbf{x}) = \{p_0(\mathbf{x}), p_1(\mathbf{x}), \dots, p_J(\mathbf{x})\}'$ é o *propensity score* generalizado (GPS).

O pressuposto 1(1) implica que a distribuição de cada possível resultado $y(j)$ é independente do tratamento aleatório $d(j)$, condicional ao vetor de variáveis \mathbf{x} . Isto é, entre os indivíduos com as mesmas características observáveis, a atribuição de tratamento deve ser independente do resultado potencial. Esta hipótese, embora mais fraca do que a atribuição aleatória simples, é realmente forte, porque exclui a presença de características observadas que poderiam afetar tanto o tratamento quanto os resultados.

O pressuposto 1(2) diz que para todo \mathbf{x} possível na população há uma probabilidade estritamente positiva de que um indivíduo possa ser atribuído a cada nível de tratamento. Este pressuposto significa que é necessário observar indivíduos para cada conjunto de covariáveis em cada nível de tratamento para se “recuperar” a distribuição dos potenciais resultados.

Seja $F_{y(j)}(y)$ ¹ a função de distribuição do resultado potencial $y(j)$, $j = 0, 1, \dots, J$. As médias das distribuições dos potenciais resultados são

$$\boldsymbol{\mu} = (\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_J)' \quad (2)$$

em que $\mu_j = \mathbb{E}\{y(j)\} = \int y dF_{y(j)}(y)$. Do pressuposto 1 decorre que $F_{y(j)}(y) = \mathbb{E}\{F_{y(j)|\mathbf{x}}(y|\mathbf{x})\} = \mathbb{E}\{F_y(y|\mathbf{x}, w = j)\}$, em que $F_{y(j)|\mathbf{x}}(y|\mathbf{x})$ denota a função de distribuição de $y(j)|\mathbf{x}$ e $F_y(y|\mathbf{x}, w = j)$ denota função de distribuição de $y|\mathbf{x}, w = j$.

A partir disto, Cattaneo (2010) propôs dois estimadores: i) um que utiliza o *inverse-probability weighted* (IPW); e ii) um que é construído utilizando-se a forma funcional completa do *efficient-influence-function* (EIF). Ambos os estimadores semiparamétricos são consistentes.

A estimação do IPW tem por base os trabalhos de Imbens (2000), de Hirano, Imbens e Ridder (2003) e de Firpo (2007). O estimador para cada tratamento j segue a noção de que

¹ $F_{y(j)}(y)$ faz parte da classe de funções de Glivenko-Cantelli. Ver uma prova em Cattaneo (2010).

$$\mathbb{E} \left\{ \frac{d(j)(y - \mu_j)}{p_j(\mathbf{x})} \right\} = \mathbb{E} \left[\frac{\mathbb{E}\{d(j|\mathbf{x})\} \mathbb{E}\{y(j) - \mu_j|\mathbf{x}\}}{p_j(\mathbf{x})} \right] = \mathbb{E}\{y(j) - \mu_j\} = 0 \quad (3)$$

A estimação de (3) conduz a uma coleção de condições de momento baseada nos dados observados. Para a média da distribuição do potencial resultado j nós temos que:

$$\mathbb{E}[\psi_{\text{IPW},j}\{\mathbf{z}_i; \mu_j, p_j(\mathbf{x}_i)\}] = 0 \quad \text{com} \quad \psi_{\text{IPW},j}\{\mathbf{z}_i; \mu_j, p_j(\mathbf{x}_i)\} = \frac{d_i(j)(y_i - \mu_j)}{p_j(\mathbf{x}_i)} \quad (4)$$

Se assumirmos $\hat{\mathbf{p}}(\mathbf{x}) = \{\hat{p}_0(\mathbf{x}), \hat{p}_1(\mathbf{x}), \dots, \hat{p}_j(\mathbf{x})\}'$ como um desses estimadores, Cattaneo (2010) mostra que $\hat{\mu}_{\text{IPW},j}$ é um estimador resultante do seguinte problema a ser resolvido

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \psi_{\text{IPW},j}\{\mathbf{z}_i; \hat{\mu}_{\text{IPW},j}, \hat{p}_j(\mathbf{x}_i)\} = 0 \quad (5)$$

A partir de (4) e de (5) temos que:

$$\hat{\mu}_{\text{IPW},j} = \left\{ \sum_{i=1}^n \frac{d_i(j)}{\hat{p}_j(\mathbf{x}_i)} \right\}^{-1} \sum_{i=1}^n \frac{d_i(j)}{\hat{p}_j(\mathbf{x}_i)} y_i \quad (6)$$

As condições de momento para o EIF usam toda a informação disponível em vez de apenas uma parte deste conjunto como no caso do IPW. Para compreender a estrutura do EIF adicionamos a seguinte função

$$e_j(\mathbf{x}_i; \mu_j) = \mathbb{E}\{y_i - \mu_j | \mathbf{x}_i, w_i = j\} \quad (7)$$

A condição (4) é substituída neste caso por

$$\mathbb{E}[\psi_{\text{EIF},j}\{\mathbf{z}_i; \mu_j, p_j(\mathbf{x}_i), e_j(\cdot; \mu_j)\}] = 0$$

com

$$\psi_{\text{EIF},j}\{\mathbf{z}_i; \mu_j, p_j(\mathbf{x}_i), e_j(\cdot; \mu_j)\} = \frac{d_i(j)(y_i - \mu_j)}{p_j(\mathbf{x}_i)} - \frac{e_j(\mathbf{x}_i; \mu_j)}{p_j(\mathbf{x}_i)} \{d_i(j) - p_j(\mathbf{x}_i)\} \quad (8)$$

A equação (5) é substituída por

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \psi_{\text{EIF},j}\{\mathbf{z}_i; \hat{\mu}_{\text{EIF},j}, \hat{p}_j(\mathbf{x}_i), \hat{e}_j(\cdot; \hat{\mu}_{\text{EIF},j})\} = 0 \quad (9)$$

De (8) e (9) temos que:

$$\hat{\mu}_{\text{EIF},j} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left[\frac{d_i(j)}{\hat{p}_j(\mathbf{x}_i)} y_i - \left\{ \frac{d_i(j)}{\hat{p}_j(\mathbf{x}_i)} - 1 \right\} \hat{y}_i(j) \right] \quad (10)$$

Os estimadores de $\hat{p}_j(\mathbf{x}_i)$ e de $\hat{e}_j(\cdot; \hat{\mu}_{\text{EIF},j})$ devem ser estimados por algum método não-paramétricos (HIRANO; IMBENS; RIDDER, 2003).

2.2 Inferência

A exposição será realizada para o estimador EIF, mas é similar para o estimador IPW. Considere a seguinte matriz

$$\psi_{\text{EIF}}\{\mathbf{z}_i; \boldsymbol{\mu}, \mathbf{p}(\cdot), \mathbf{e}(\cdot; \boldsymbol{\mu})\} = \begin{bmatrix} \psi_{\text{EIF}}\{\mathbf{z}_i; \mu_0, p_0(\cdot), e_j(\cdot; \mu_0)\} \\ \psi_{\text{EIF}}\{\mathbf{z}_i; \mu_1, p_1(\cdot), e_j(\cdot; \mu_1)\} \\ \vdots \\ \psi_{\text{EIF}}\{\mathbf{z}_i; \mu_J, p_J(\cdot), e_j(\cdot; \mu_J)\} \end{bmatrix} \quad (11)$$

com $\mathbf{p}(\mathbf{x}) = \{p_0(\mathbf{x}), p_1(\mathbf{x}), \dots, p_J(\mathbf{x})\}'$ e $\mathbf{e}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\mu}) = \{e_0(\mathbf{x}, \mu_0), e_1(\mathbf{x}, \mu_1), \dots, e_J(\mathbf{x}, \mu_J)\}'$. Lembrando que $p_j(\mathbf{x}) = \mathbb{P}(w = j|\mathbf{x})$ e $e_j(\mathbf{x}; j) = \mathbb{E}(y - \mu_j|\mathbf{x}, w = j)$. Cattaneo (2010) propõe utilizar regressões polinomiais ou *cubic B-splines* para aproximar as funções desconhecidas $\mathbf{p}(\mathbf{x})$ e $\mathbf{e}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\mu})$, doravante $\mathbf{z}_p(\mathbf{x})$ e $\mathbf{z}_e(\mathbf{x})$, respectivamente. As estratégias para obtenção de $\mathbf{z}_p(\mathbf{x})$ e $\mathbf{z}_e(\mathbf{x})$ tem por base o método *sieve* e a utilização de regressões polinomiais.

Para aproximar o GPS, utilizamos a estratégia de Cattaneo (2010) e usamos um modelo logit multinomial não linear, ou seja, assume-se que $\mathbf{z}_p(\mathbf{x})$ pode ser representado por um polinômio de grau $f \geq 2$. Assim, estimamos os parâmetros do modelo multinomial por pseudo-máxima verossimilhança. Normalizando $\gamma_0 = \mathbf{0}$, o vetor de parâmetros γ_j é obtido pela resolução do seguinte problema:

$$\hat{\gamma}_j = \arg \max_{\gamma_j} \sum_{i=1}^n \sum_{j=0}^J d_i(j) \ln \left[\frac{\exp\{\mathbf{z}_p(\mathbf{x}_i)' \gamma_j\}}{\sum_{j=0}^J \exp\{\mathbf{z}_p(\mathbf{x}_i)' \gamma_j\}} \right] + o_p(n^{-1/2}) \quad (12)$$

em que $\boldsymbol{\gamma} = (0', \gamma_1', \gamma_2', \dots, \gamma_J)'$. A partir dos parâmetros estimados em (12) cada elemento do GPS é dado por

$$\hat{p}_j(\mathbf{x}) = \left[\frac{\exp\{\mathbf{z}_p(\mathbf{x})' \hat{\gamma}_j\}}{1 + \sum_{j=1}^J \exp\{\mathbf{z}_p(\mathbf{x})' \hat{\gamma}_j\}} \right], \quad j = 0, 1, \dots, J \quad (13)$$

No caso da expectativa condicional $\mathbf{e}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\mu})$, aproximamos cada componente do vetor utilizando o método *sieve* linear. Assim, para cada nível de tratamento nós resolvemos o seguinte problema:

$$\hat{\gamma}_j(\mu_j) = \arg \max_{\gamma_j} \sum_{i=1, w_i=j}^n \{y_i - \mu_j - \mathbf{z}_e(\mathbf{x}_i)' \gamma_j\}^2 + o_p(n^{-1/2}) \quad (14)$$

De (14) decorre que o estimador $\hat{e}_j(\mathbf{x}; \mu_j)$ é aproximado por

$$\hat{e}_j(\mathbf{x}; \mu_j) = \mathbf{z}_e(\mathbf{x})' \hat{\gamma}_j(\mu_j) \quad (15)$$

Observe que o estimador EIF é computacionalmente mais intensivo do que o IPW², uma vez que requer a estimação não-paramétrica de duas funções, mas tem a propriedade de ser duplamente robusto. Cattaneo (2010) mostra que sob certas condições³

$$\sqrt{n}(\hat{\mu}_{\text{IPW}} - \mu) \xrightarrow{D} \mathcal{N}(0, \mathbf{V}_{\text{SPEB}}) \quad (16)$$

$$\sqrt{n}(\hat{\mu}_{\text{EIF}} - \mu) \xrightarrow{D} \mathcal{N}(0, \mathbf{V}_{\text{SPEB}}) \quad (17)$$

em que $\mathbf{V}_{\text{SPEB}} = \mathbf{\Gamma}^{-1} \mathbf{V}_{\text{EIF}} \mathbf{\Gamma}^{-1}$ é a matriz de variância-covariância⁴ eficiente para μ . Além disso,

$$\mathbf{V}_{\text{EIF}} = \mathbb{E}[\psi_{\text{EIF}}\{\mathbf{z}_i; \mu, \mathbf{p}(\cdot), \mathbf{e}(\cdot; \mu)\} \psi_{\text{EIF}}\{\mathbf{z}_i; \mu, \mathbf{p}(\cdot), \mathbf{e}(\cdot; \mu)\}'] \quad (18)$$

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}(J+1) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mathbf{\Gamma}_1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mathbf{\Gamma}_k \end{bmatrix} \quad (19)$$

com $\mathbf{I}(J+1) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$ e $\mathbf{\Gamma}_\ell = \begin{bmatrix} f_{y^{(0)}}(y) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & f_{y^{(1)}}(y) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & f_{y^{(J)}}(y) \end{bmatrix}$, em que $f_{y^{(J)}}(y) = dF_{y^{(J)}}(y)/dy$.

A estimativa de $f_{y^{(J)}}(y)$, $\hat{f}_{y^{(J)}}(y)$, é obtida por meio de um estimador *kernel*, onde a *bandwidth* é selecionada por *cross-validation*.

2.3 Base de Dados

Neste estudo serão empregados os dados do Sistema Nacional de Avaliação da Educação Básica (SAEB) e do Censo Escolar para o ano de 2011. Essas duas fontes de dados foram utilizadas para gerar as variáveis de produtos, dotação e variáveis socioeconômicas dos alunos.

Na primeira etapa do SAEB são selecionadas escolas com seu conjunto de turmas e alunos da 4ª série e da 8ª série do Ensino Fundamental e da 3ª série do Ensino Médio. Na segunda etapa foram selecionadas turmas em cada uma das séries, dentro das escolas selecionadas. Uma vez selecionada uma turma para participar da avaliação, todos os alunos da turma faziam parte automaticamente da amostra e cada aluno presente no dia da avaliação foi submetido às provas das disciplinas de língua portuguesa e matemática. O desempenho dos alunos nestas provas é avaliado com base nas Escalas de Proficiência, que permitem a interpretação das habilidades e das competências destes associadas a diversos pontos da escala. Estas escalas são construídas com base na Teoria de Resposta ao Item (TRI) e no modelo de Blocos Incompletos Balanceados (BIB).

² É interessante observar que os estimadores IPW e EIF são assintoticamente equivalentes, isto é, $\sqrt{n}(\hat{\mu}_{\text{IPW}} - \hat{\mu}_{\text{EIF}}) = o_p(1)$.

³ A consistência dos estimadores é garantida por meio de três hipóteses: i) os pressupostos 1(1) e 1(2); ii) a função de distribuição do resultado potencial deve fazer parte da classe de funções de Glivenko-Cantelli; e iii) $\mathbb{E}[\sup |y_i - \mu_j|] < \infty$. Para o IPW é necessário que $\|\hat{p} - p\|_\infty = o_p(1)$ e neste caso $\hat{\mu}_{\text{IPW}} = \mu + o_p(1)$. O EIF, por sua vez, requer que $\|\hat{p} - p\|_\infty = o_p(1)$ e $\|\hat{e} - e\|_\infty = o_p(1)$ e neste caso $\hat{\mu}_{\text{EIF}} = \mu + o_p(1)$.

⁴ A matriz de variância-covariância é estimada por meio do método Delta.

A TRI é um conjunto de modelos matemáticos que procuram representar a probabilidade de um indivíduo dar uma determinada resposta a um item como função dos parâmetros deste e da habilidade (ou habilidades) do respondente. Essa relação é sempre expressa de tal forma que quanto maior a habilidade, maior a probabilidade de acerto no item. O BIB, por sua vez, é um esquema otimizado para o rodízio de blocos. Isto é especialmente útil nos sistemas de avaliação quando se deseja obter informações amplas sobre o ensino, quando se precisa limitar a quantidade de itens submetido a cada aluno num valor aceitável e adequado ao tempo de prova. A utilização da TRI e do BIB permite, assim, a construção de uma escala para cada disciplina, englobando as três séries avaliadas e ordenando o desempenho dos alunos do nível mais baixo para o mais alto. A proficiência dos alunos corresponde a escalas específicas ao assunto, 0 a 425 pontos para o ensino fundamental, permitindo avaliar as competências adquiridas pelos alunos ao longo da trajetória escolar.

O Censo Escolar é um levantamento de dados estatístico-educacionais de âmbito nacional realizado todos os anos com a participação de todas as escolas públicas e privadas do país. O Censo Escolar coleta dados sobre estabelecimentos, matrículas, funções docentes, movimento e rendimento escolar.

Utilizar-se-ão os dados da 4ª série (5º ano) e da 8ª série (9º ano) do ensino público e os resultados das provas de Matemática e Português para evitar oscilações bruscas decorrentes de turmas pequenas e comportamentos específicos de alguma série.

3 Resultados

Construíram-se duas amostras para este estudo, que diferem em termos de série avaliada (ambas avaliam o desempenho dos alunos pelas provas de Matemática e de Português). A amostra I é constituída pelos alunos do 5º ano (288.542 alunos); a amostra II, pelos alunos do 9º ano (370.258 alunos). As Tabelas 1 e 2 apresentam algumas estatísticas descritivas das duas amostras. Observa-se que a proficiência em Matemática é superior a de Português para as duas séries analisadas aqui. De forma geral, nota-se que há mais alunos do sexo masculino no 5º ano do que 9º ano do ensino fundamental; a proporção de alunos que se autodeclararam brancos é um pouco maior na amostra II; a proporção de pais com educação entre 1 e 3 anos de estudo é menor para os alunos da amostra I, assim como a proporção de alunos cujo um dos pais tem ensino superior é maior para os alunos da amostra II⁵; também se observa que a taxa de reprovação é maior, em média, entre os alunos do 9º ano do ensino fundamental; é interessante destacar que aproximadamente 46% dos alunos da amostra II iniciaram sua trajetória escolar na pré-escola vis-à-vis 38,4% dos alunos da amostra I; os indicadores de condições socioeconômicas e de incentivo aos estudos, cujos valores são maiores para os alunos do 9º ano, foram construídas por meio da técnica de análise de componentes principais, como descrito no anexo A. Estas tabelas também dispõem de estatísticas para caracterizar os professores, diretores e escolas.

Com relação ao principal critério de formação das turmas, 43,7% e 47,7% dos diretores disseram que as construíram com base na homogeneidade quanto à idade, para o 5º e o 9º ano, respectivamente. Para a amostra I também se verificou que 20,9% dos alunos eram alocados para turmas cujo critério de formação foi a heterogeneidade quanto ao rendimento escolar; para a amostra II, 20,5% dos alunos foram inseridos em turmas sem nenhum critério definido a priori. Uma forma de analisar se há diferença entre a proficiência em Matemática e em Português para os diferentes critérios de formação das turmas é analisar os Gráficos 1 a 4 abaixo. Neles apresenta-se a densidade estimada *kernel* da proficiência para o 5º e o 9º ano sob os cinco possíveis critérios de formação das turmas.

⁵ Essa variável é construída a partir do maior grau de instrução entre o pai e a mãe do aluno.

Tabela 1: Estatísticas descritivas – 5º ano do ensino fundamental

Variáveis	Min	Max	Média	Desvio-padrão
<i>Variáveis dependentes</i>				
<i>Proficiência em Português</i>	77,20	339,50	189,10	46,02
<i>Proficiência em Matemática</i>	90,13	338,20	208,10	47,54
<i>Características do aluno e background familiar</i>				
<i>Homem</i>	0	1	0,525	0,499
<i>Branco</i>	0	1	0,285	0,451
<i>Idade</i>	8	15	10,91	1,210
<i>Índice socioeconômico</i>	-1,947	3,008	-0,042	0,814
<i>Educação dos pais: 1 a 3 anos de estudo</i>	0	1	0,098	0,297
<i>Educação dos pais: 4 a 7 anos de estudo</i>	0	1	0,184	0,388
<i>Educação dos pais: 8 a 10 anos de estudo</i>	0	1	0,218	0,413
<i>Educação dos pais: até 12 anos de estudo</i>	0	1	0,218	0,413
<i>Educação dos pais: mais de 12 anos de estudo</i>	0	1	0,258	0,438
<i>Uma reprovação</i>	0	1	0,223	0,417
<i>Duas reprovações</i>	0	1	0,088	0,284
<i>Pré-escola</i>	0	1	0,384	0,486
<i>Primeira série</i>	0	1	0,217	0,413
<i>Tamanho da família</i>	1	4	3,525	0,751
<i>Incentivo para estudar</i>	-4,381	0,379	-0,069	0,863
<i>Características do professor</i>				
<i>Homem</i>	0	1	0,160	0,366
<i>Branco</i>	0	1	0,413	0,492
<i>10 anos ou mais de experiência</i>	0	1	0,686	0,464
<i>Ensino superior</i>	0	1	0,487	0,500
<i>Características do diretor</i>				
<i>Homem</i>	0	1	0,164	0,370
<i>Branco</i>	0	1	0,458	0,498
<i>10 anos ou mais de experiência</i>	0	1	0,221	0,415
<i>Ensino superior</i>	0	1	0,543	0,145
<i>Características da escola</i>				
<i>Qualidade da escola</i>	-6,490	1,292	-0,220	0,902
<i>Violência externa</i>	-0,793	5,710	-0,144	0,865
<i>Violência interna</i>	-1,005	6,948	-0,201	0,853
<i>Admissão por prova de seleção</i>	0	1	0,011	0,104
<i>Admissão por sorteio</i>	0	1	0,006	0,076
<i>Admissão por local de moradia</i>	0	1	0,288	0,453
<i>Admissão por ordem de seleção</i>	0	1	0,198	0,399
<i>Turmas homogêneas quanto à idade</i>	0	1	0,437	0,496
<i>Turmas homogêneas quanto ao rendimento escolar</i>	0	1	0,063	0,243
<i>Turmas heterogêneas quanto à idade</i>	0	1	0,091	0,288
<i>Turmas heterogêneas quanto ao rendimento escolar</i>	0	1	0,209	0,407
<i>Tamanho da turma</i>	1	32	10,837	4,298
<i>Região urbana</i>	0	1	0,893	0,309
<i>Norte</i>	0	1	0,179	0,000
<i>Nordeste</i>	0	1	0,307	0,001
<i>Sudeste</i>	0	1	0,379	0,001
<i>Sul</i>	0	1	0,093	0,000
<i>Centro-Oeste</i>	0	1	0,042	0,000

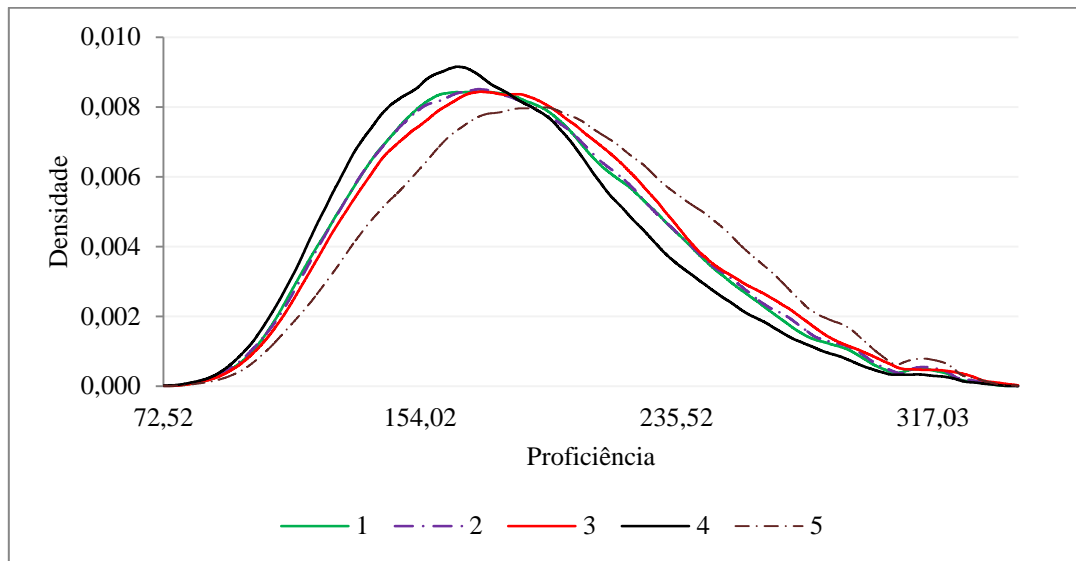
Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 2: Estatísticas descritivas – 9º ano do ensino fundamental

Variáveis	Min	Max	Média	Desvio-padrão
<i>Variáveis dependentes</i>				
<i>Proficiência em Português</i>	103,50	380,80	240,90	47,11
<i>Proficiência em Matemática</i>	106,40	398,30	247,50	48,00
<i>Características do aluno e background familiar</i>				
<i>Homem</i>	0	1	0,460	0,498
<i>Branco</i>	0	1	0,315	0,465
<i>Idade</i>	8	15	14,04	1,170
<i>Índice socioeconômico</i>	-1,947	3,008	0,033	0,792
<i>Educação dos pais: 1 a 3 anos de estudo</i>	0	1	0,110	0,312
<i>Educação dos pais: 4 a 7 anos de estudo</i>	0	1	0,204	0,403
<i>Educação dos pais: 8 a 10 anos de estudo</i>	0	1	0,205	0,403
<i>Educação dos pais: até 12 anos de estudo</i>	0	1	0,321	0,467
<i>Educação dos pais: mais de 12 anos de estudo</i>	0	1	0,142	0,349
<i>Uma reprovação</i>	0	1	0,231	0,422
<i>Duas reprovações</i>	0	1	0,101	0,302
<i>Pré-escola</i>	0	1	0,460	0,498
<i>Primeira série</i>	0	1	0,207	0,405
<i>Tamanho da família</i>	1	4	3,819	0,450
<i>Incentivo para estudar</i>	-4,381	0,379	0,054	0,711
<i>Características do professor</i>				
<i>Homem</i>	0	1	0,160	0,366
<i>Branco</i>	0	1	0,413	0,492
<i>10 anos ou mais de experiência</i>	0	1	0,686	0,464
<i>Ensino superior</i>	0	1	0,487	0,500
<i>Características do diretor</i>				
<i>Homem</i>	0	1	0,273	0,445
<i>Branco</i>	0	1	0,504	0,500
<i>10 anos ou mais de experiência</i>	0	1	0,252	0,434
<i>Ensino superior</i>	0	1	0,550	0,119
<i>Características da escola</i>				
<i>Qualidade da escola</i>	-6,490	1,292	0,172	0,902
<i>Violência externa</i>	-0,793	5,710	0,112	0,865
<i>Violência interna</i>	-1,005	6,948	0,157	0,853
<i>Admissão por prova de seleção</i>	0	1	0,014	0,104
<i>Admissão por sorteio</i>	0	1	0,008	0,076
<i>Admissão por local de moradia</i>	0	1	0,283	0,453
<i>Admissão por ordem de seleção</i>	0	1	0,191	0,399
<i>Turmas homogêneas quanto à idade</i>	0	1	0,477	0,496
<i>Turmas homogêneas quanto ao rendimento escolar</i>	0	1	0,041	0,243
<i>Turmas heterogêneas quanto à idade</i>	0	1	0,099	0,288
<i>Turmas heterogêneas quanto ao rendimento escolar</i>	0	1	0,178	0,407
<i>Tamanho da turma</i>	1	39	16,377	5,464
<i>Região urbana</i>	0	1	0,905	0,309
<i>Norte</i>	0	1	0,179	0,000
<i>Nordeste</i>	0	1	0,307	0,001
<i>Sudeste</i>	0	1	0,379	0,001
<i>Sul</i>	0	1	0,093	0,000
<i>Centro-Oeste</i>	0	1	0,042	0,000

Fonte: Elaborado pelos autores.

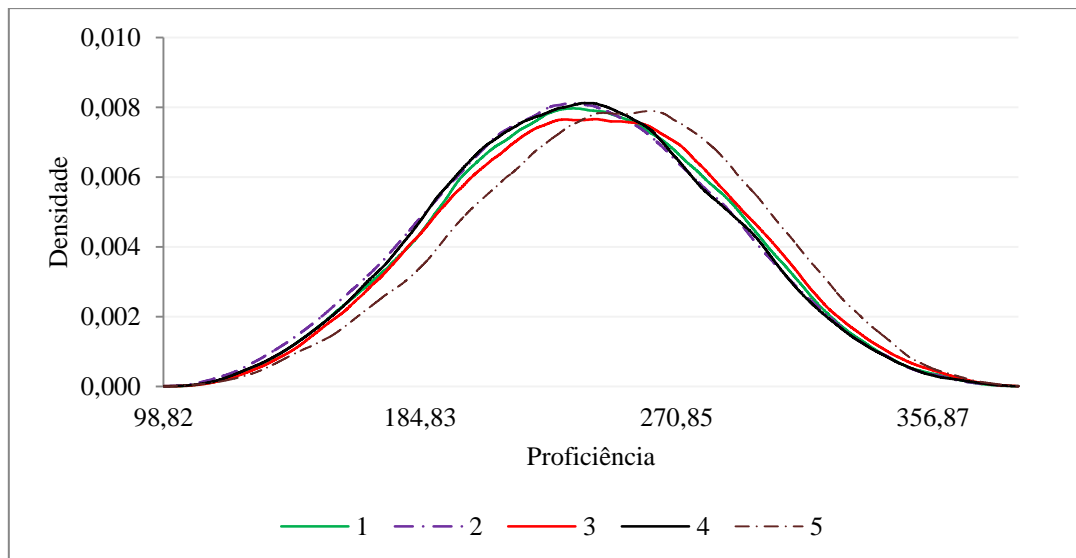
Gráfico 1: Densidade estimada por critério de formação das turmas - 5º ano - Português



Nota: “1” – Sem critério; “2” – homogeneidade quanto à idade; “3” – homogeneidade quanto ao rendimento escolar; “4” – heterogeneidade quanto à idade; “5” – heterogeneidade quanto ao rendimento escolar.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Gráfico 2: Densidade estimada por critério de formação das turmas- 9º ano - Português



Nota: “1” – Sem critério; “2” – homogeneidade quanto à idade; “3” – homogeneidade quanto ao rendimento escolar; “4” – heterogeneidade quanto à idade; “5” – heterogeneidade quanto ao rendimento escolar.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Gráfico 3: Densidade estimada por critério de formação das turmas - 5º ano - Matemática

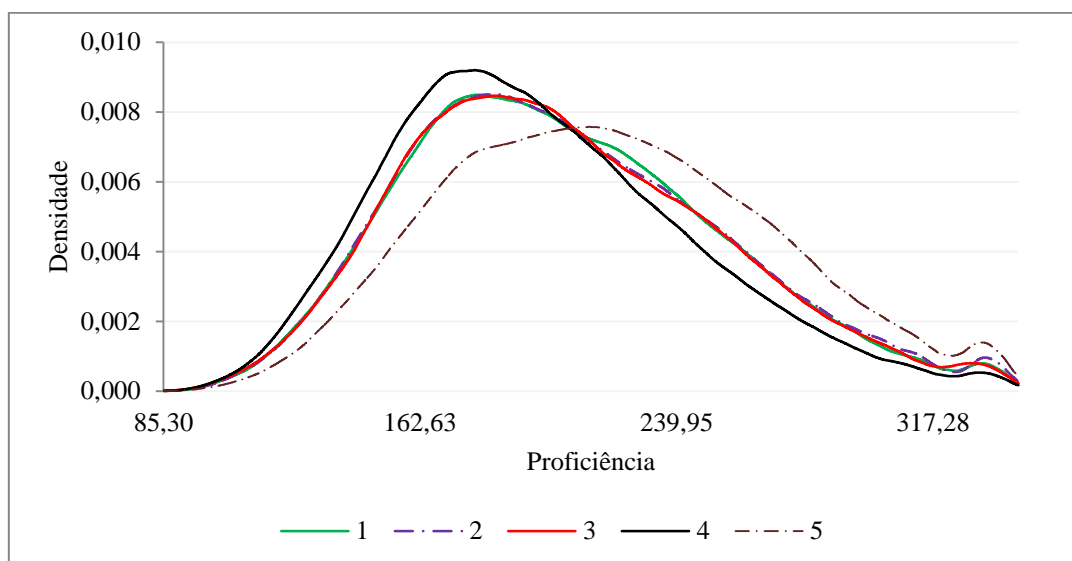
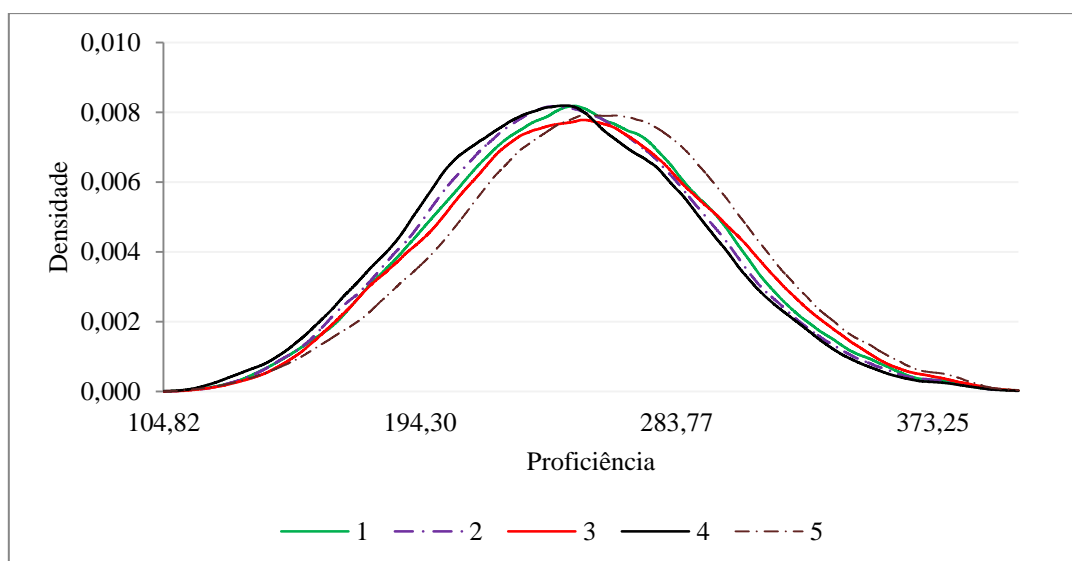


Gráfico 4: Densidade estimada por critério de formação das turmas - 9º ano - Matemática



Os alunos do 5º ano que estudaram em turmas formadas por um critério de homogeneidade quanto ao rendimento escolar apresentaram, em média, um desempenho superior aos demais. Para o 9º ano observou-se que os alunos que estudaram em turmas nas quais o critério de formação foi a homogeneidade quanto à idade e a heterogeneidade quanto à idade apresentaram melhores performances vis-à-vis os demais, para as provas de Português e de Matemática, respectivamente.

Para avaliar qual o efeito da formação das turmas sobre o desempenho dos alunos, por meio dos estimadores *inverse-probability weighted* (IPW) e *efficient-influence-function* (EIF), é necessário “encontrar” qual a forma funcional ótima para o modelo que descreve a média condicional e o *propensity score* generalizado. Cattaneo (2010) dá os passos para a implementação do algoritmo que resulta no polinômio ótimo. A ideia é construir uma série de polinômios e avaliar qual se adapta melhor aos dados por meio de critérios de informação, como o critério de informação de Akaike (AIC) ou o critério de informação Bayesiano (BIC), ou o erro quadrático médio (MSE) – ver Tabela 3. Serão apresentados os resultados para a média condicional e o efeito do potencial resultado - estimadores IPW e EIF⁶.

Tabela 3: Critérios de seleção para o modelo de média condicional

Matemática				
Critério de seleção	5º ano		9º ano	
	Linear	Não linear	Linear	Não linear
<i>AIC</i>	2.913.640	2.910.404	3.763.731	3.762.292
<i>BIC</i>	2.914.104	2.911.112	3.764.206	3.763.016
<i>MSE</i>	40,839	40,605	42,958	42,872
<i>Teste LR</i>	-	[0,0000]	-	[0,0000]

Português				
Critério de seleção	5º ano		9º ano	
	Linear	Não linear	Linear	Não linear
<i>AIC</i>	3.748.808	2.895.673	3.748.808	3.747.997
<i>BIC</i>	3.749.284	2.896.137	3.749.284	3.747.273
<i>MSE</i>	39,568	39,34	42,085	41,995
<i>Teste LR</i>	-	[0,0000]	-	[0,0000]

Fonte: Elaborado pelos autores.

Como os resultados encontrados foram, de forma geral, semelhantes discutir-se-ão os mesmos para a amostra I (prova de Matemática)⁷. Por meio da análise de regressão encontrou-se que os alunos do sexo masculino apresentaram, em média, um resultado inferior sobre o seu desempenho (avaliado pelo SAEB). Também se observou uma relação negativa entre os alunos que se autodeclararam brancos e os alunos mais velhos. É interessante notar as evidências encontradas com relação às características da família. Leon e Menezes-Filho (2002) apontam que as características familiares são um dos principais responsáveis pela manutenção do ciclo intergeracional de pobreza. O índice socioeconômico⁸ e o tamanho da família apresentaram uma correlação positiva com a proficiência do aluno, mas esses crescem a taxas decrescentes (índice socioeconômico ao quadrado e tamanho da família ao quadrado).

A variável educação dos pais (faixas de estudo da mesma), que deve ser analisada em relação à categoria omitida (pais que nunca estudaram), apresentou um sinal positivo e significativo, indicando que famílias com maior grau de instrução podem dar um maior suporte ao aluno. Leon e Menezes-Filho (2002) demonstram que a educação dos pais é

⁶ Os resultados do *propensity score* generalizado podem ser solicitados junto aos autores.

⁷ Os resultados completos podem ser solicitados junto aos autores.

⁸ Ver Anexo A.

relevante na chance de progresso escolar dos filhos e, em menor grau, na qualidade educacional. Moon (2008) demonstra que diferenças importantes nos ambientes familiares e os investimentos nas crianças são importantes fatores para o seus resultados a longo prazo. Nesse sentido incluímos uma variável que procura capturar como o incentivo dos pais⁹ aos estudos dos filhos relaciona-se com as suas proficiências nos exames padronizados. Notou-se que quanto maior o apoio e a preocupação dos pais com a vida escolar dos filhos maior será a performance dos mesmos nas avaliações de desempenho. Além disso, notou-se que essa relação positiva cresce a taxas crescentes. Sowell (1994), Charney (2004), Masten (2004) e Masten, Burt e Coatsworth (2006) apresentam evidências que corroboram a noção de que o incentivo familiar apresenta efeitos mais duradouros sobre a qualidade do desempenho do aluno do que as condições socioeconômicas. Os autores mostram que, de forma geral, esta variável é um dos fatores-chave responsáveis pelo sucesso da criança em uma situação de vulnerabilidade social, como a pobreza.

Leon e Menezes-Filho (2002) argumentam que um dos principais problemas da baixa qualidade do ensino público brasileiro e da evasão escolar são as altas taxas de reprovação, que em parte estão relacionadas ao atraso escolar. Conforme os dados do SAEB 2011, 31,15% e 33,28% dos alunos da amostra I e da amostra II, respectivamente, já foram reprovados, sendo que 8,82% e 10,15% destes repetiram alguma série duas vezes ou mais. Para esta variável encontrou-se um resultado comum na literatura que avalia os determinantes do desempenho educacional, a saber, uma relação negativa entre reprovação e proficiência escolar.

Considerou-se também quando o aluno iniciou os estudos (creche, pré-escola e primeira série ou depois). A importância do investimento em educação pré-primária tem sido destacada pela literatura internacional e nacional, visto que a educação infantil tem por objetivo o desenvolvimento físico, emocional, social e intelectual da criança, com o intuito de estimular sua autonomia, autocontrole e confiança para se expressar e se comunicar. Diversas pesquisas demonstraram que a educação infantil possui um considerável efeito no desempenho dos alunos em testes de proficiência e na habilidade comportamental não cognitiva, como atenção, esforço, disciplina e participação em aula (GARCES; THOMAS; CURRIE, 2002; CURI; MENEZES-FILHO, 2009; BARROS *et al.*, 2011). Ao considerar a trajetória do aluno, notou-se que os estudantes que iniciaram a vida escolar na 1ª série ou depois, com relação aos que a iniciaram na creche, obtiveram um menor desempenho escolar. O resultado negativo encontrado indica que a creche possui um efeito importante e duradouro sobre o desenvolvimento do aluno, sendo este menor e transitório se o aluno iniciou os estudos na 1ª série ou depois.

Os resultados dos termos de interação, com relação às variáveis do aluno e do seu *background* familiar, revelam nuances que não poderiam ser observadas sem as suas inclusões. Por um lado observa-se que a taxa de crescimento da relação entre o índice socioeconômico e a proficiência escolar é maior se o aluno é branco, mas não é significativa caso o aluno seja homem. Por outro, notou-se que o impacto do incentivo escolar sobre o resultado do aluno é decrescente para os homens e para os alunos que se autodeclararam brancos, mas crescente para aqueles que já foram reprovados (menor para os que foram reprovados duas vezes ou mais). No tocante à educação dos pais observou-se que a mesma tem um papel central no desenvolvimento do aluno. Quanto maior o estoque de capital humano da família do aluno maior será o impacto do incentivo dos pais aos estudos sobre a performance dos mesmos.

A admissão dos estudantes para uma escola é um processo de decisão familiar não aleatório e a manutenção dos estudantes na escola depende de como a escola é atraente. Isto

⁹ Ver Anexo A.

faz com que as piores escolas concentrem os alunos menos diligentes. Assim, pode haver uma provável correlação positiva entre o índice socioeconômico e os determinantes não-observáveis do desempenho do aluno¹⁰ - *endogenous membership* (MANSKI, 2003). Para contornar este problema de auto-seleção utilizou-se um amplo vetor de controles, de forma a minimizar esta possível correlação. Para tanto, considerou-se variáveis demográficas (se a escola se localiza em zona urbana e em qual região geográfica), características do professor e do diretor (raça, sexo, experiência, escolaridade), informações a cerca da estrutura física da escola, do processo de seleção e de formação das turmas e da violência na escola. Portanto, após a imposição desse grupo de variáveis qualquer variação no desempenho dos alunos não será, provavelmente, resultante de nenhum processo de auto-seleção¹¹.

Conforme Rockoff (2004), Hanushek *et al.* (2005), Rivkin, Hanushek e Kain (2005), Kane, Rockoff e Staiger (2006) e Aaronson, Barrow e Sander (2007) a qualidade do professor¹² – formação superior e anos de experiência –, variável *proxy* para a produtividade destes, é o insumo mais importante na determinação do desempenho dos alunos. Os resultados encontrados aqui apontam para a manutenção desta evidência, isto é, verificou-se a existência de uma relação positiva entre estes atributos e a nota dos alunos na avaliação SAEB.

Todavia, também se verifica que os estudos consideram as características dos diretores, de forma geral, como controles, ao invés de variáveis que assumem um papel importante na determinação do desempenho dos alunos. Os diretores são responsáveis, em parte, pela composição do corpo docente, pela escolha do conteúdo do curso, pelo monitoramento da qualidade do ensino oferecido pelos professores, dentre outros. Poucos estudos têm abordado se os diretores afetam o desempenho escolar. A literatura é escassa, em parte, por causa das dificuldades enfrentadas na definição e mensuração da eficácia da gestão do diretor principal e em parte por causa da escassez de dados. As estimativas revelam que as escolas geridas por diretores do sexo masculino apresentaram, em média, menor desempenho escolar. Outro resultado interessante está relacionado ao fato de que diretores com formação superior também estão negativamente correlacionados à proficiência dos alunos. Porém, observou-se que a experiência do diretor (variável *dummy* que indica se possui dez anos ou mais de experiência) é um importante insumo para a manutenção do desempenho dos alunos. Este resultado pode estar associado ao fato de que um maior número de anos de experiência permite uma maior habilidade na gestão dos recursos escolares (eficiência), na resolução de conflitos, na motivação de professores, na participação da comunidade, etc. Ainda, percebeu-se que a existência de diferenças raciais entre os alunos e os professores e os alunos e os diretores minimiza a performance dos estudantes.

Por fim, é importante avaliar a contribuição dos insumos escolares. Observou-se que a qualidade da escola¹³ apresentou um sinal positivo e significativo (essa variável ao quadrado também apresentou um sinal positivo).

A violência, por sua vez, é outro problema inerente ao cenário brasileiro. Entre 2000 e 2009 a taxa de homicídios geral no Brasil cresceu aproximadamente 11 %, sendo esse número 8,4% entre os jovens de 15 a 29 anos (WAISELFISZ, 2011). Assim, dados os problemas de falta de qualidade educacional e de violência procurou-se verificar se existe uma possível

¹⁰ As famílias com melhores condições socioeconômicas podem matricular seus filhos em escolas cuja qualidade dos professores é superior, por exemplo.

¹¹ Heckman (1996) argumenta que as pessoas tomam decisões tendo mais informações sobre os resultados do que os estatísticos que as estudam. Dessa forma, procura-se reduzir esse viés.

¹² As características que definem um bom professor estão relacionadas a aspectos que não podem ser observados, tais como dedicação, paciência, didática, a forma como resolve conflitos em sala, etc. Dessa forma, utilizou-se a experiência e o grau de instrução dos professores como variável *proxy* para a sua produtividade e, em certa medida, para capturar a qualidade do professor.

¹³ Ver Anexo A.

relação entre estes. Tal discussão é relevante uma vez que a violência pode induzir alguns tipos de comportamento aos agentes educacionais que vão contra os objetivos de melhoria da qualidade do ensino e do aumento da frequência escolar. Evidências empíricas demonstraram que as características do ambiente escolar, o desempenho dos alunos e o comportamento na escola estão fortemente relacionados. A literatura internacional indica que alunos que foram vítimas de algum ato de violência e/ou que residem em um ambiente de insegurança tendem a ter piores desempenhos educacionais, comprometendo a acumulação de capital humano e dificultando sua inserção futura no mercado de trabalho (AISENBERG; ELL, 2005; JONES, 2007). Encontrou-se que a violência (externa ou interna)¹⁴ tem um efeito nocivo sobre o resultado do aluno, sendo maior nas escolas com um histórico de atitudes violentas.

Contrastando os resultados dos parâmetros relacionados ao processo de seleção dos alunos e como eles são alocados entre as turmas notou-se que aqueles que foram admitidos por sorteio e os que foram alocados em turmas com base na heterogeneidade quanto ao rendimento escolar apresentaram, em média, um maior desempenho escolar.

O tamanho das turmas é uma das discussões mais controversas em economia da educação. Lazear (2001) argumenta que em turmas maiores a atenção do professor para cada aluno decresce, gerando perdas de eficiência. Porém, não há evidências conclusivas acerca do seu efeito. Observou-se a presença de economias de escala, isto é, uma relação positiva entre o tamanho das turmas e o desempenho dos alunos. Dessa forma, a existência de um ambiente escolar com mais alunos e mais diversificados gera externalidades positivas, beneficiando toda a turma.

No que diz respeito às variáveis demográficas as escolas localizadas nas zonas urbanas e nas regiões Sul, Sudeste e Centro-Oeste apresentaram um maior nível de proficiência.

Os resultados a priori demonstraram que os alunos alocados em turmas cujo critério de formação é a heterogeneidade quanto ao rendimento escolar apresentaram um desempenho superior em ambas as provas de avaliação para o ensino fundamental. Isso parece sugerir que estratégias do tipo *mixing* versus *tracking* garantem melhor desempenho escolar, isto é, este resultado pode favorecer a ideia de que ao aumentar a gama de habilidades dos alunos dentro da sala de aula, os professores podem direcionar a aula para um nível adequado às necessidades destes do que em ambientes mais homogêneos. Este resultado é diferente do encontrado por Lazear (2001), que propôs um modelo teórico para avaliar o efeito dos *peer effects* sobre o desempenho dos alunos e demonstrou que a segregação dos alunos por nível de habilidade é a melhor forma de alocar os alunos. Hidalgo-Hidalgo (2011) apontou que as estratégias *mixing* estão associadas à possibilidade de substituição entre o nível de habilidade inicial do aluno (efeito da pré-escola) e as características do grupo no qual o indivíduo está localizado (essas características são sumarizadas pela habilidade média do grupo ou *peer effect*).

Todavia, como os estimadores utilizados são semiparamétricos estes valores não podem ser interpretados de forma direta. Além disso, nessas estimativas não se fixa o grupo de controle. Para contornar estas limitações calculam-se os efeitos marginais variando o grupo de tratamento a cada rodada de estimação¹⁵. Assim, cada um dos cinco critérios de formação das turmas é considerado o grupo de controle em cada rodada e avalia-se qual seria o efeito da mudança do aluno de uma turma formada segundo um critério para outro no nível de proficiência do mesmo. Os resultados principais do estudo estão apresentados nas Tabelas 10 e 11, quando as provas de Matemática e de Língua Portuguesa são utilizadas para avaliar a

¹⁴ Ver Anexo A.

¹⁵ “1” – equivale às turmas formadas sem nenhum critério a priori; “2” – turmas formadas quanto à homogeneidade à idade; “3” – turmas formadas quanto à homogeneidade ao rendimento escolar; “4” – turmas formadas quanto à heterogeneidade à idade; “5” – turmas formadas quanto à heterogeneidade ao rendimento escolar.

performance dos alunos, respectivamente. Uma vez que as funções (12) e (14) têm mais de um máximo local, os algoritmos convencionais tendem a falhar neste caso, dado que mesmo quando estes convergem não há nenhuma garantia de que eles encontraram o máximo global. Para encontrar o máximo global das funções definidas por (12) e (14) utilizou-se um algoritmo de busca global, chamado *simulated annealing*. Este algoritmo é um procedimento de pesquisa iterativo que se move em todas as direções, evitando os máximos locais encontrados durante as interações. Assim, ele procura o máximo sobre toda a superfície da função; otimiza a função enquanto se move para cima e para baixo, o que lhe permite escapar de máximos locais e encontrar o máximo global.

A análise do estimador IPW revela que o desempenho dos alunos seria maximizado caso os mesmos fossem alocados em turmas cujo critério de formação é a heterogeneidade quanto ao rendimento escolar, seja esse avaliado pelas provas de Matemática ou de Português, para o 5º ano e o 9º ano do ensino fundamental. O resultado é reforçado pelas evidências encontradas para os alunos que já se encontravam alocados em turmas que utilizavam esse critério: a mudança desses para escolas que utilizam outro critério de alocação dos estudantes reduziria sua proficiência esperadas nas avaliações padronizadas. A discussão anterior para a média condicional e para as estimativas dos efeitos potenciais já haviam indicado resultados semelhantes.

Estimou-se, também, o efeito da alocação dos estudantes sobre o desempenho acadêmico por meio do estimador *efficient-influence-function*, que tem a propriedade de ser duplamente robusto. Para os alunos do 5º ano as estimativas indicaram que o efeito marginal proporcionado pela regra de alocação baseada em heterogeneidade de rendimento escolar maximiza o desempenho dos alunos. Quando estes já se encontram em uma turma constituída segundo essa estratégia o deslocamento para turmas formadas sem nenhum critério *a priori* é o que menos reduz a performance do aluno. Contudo, para os estudantes do último ano do ensino fundamental, de forma geral, o incremento sobre o desempenho educacional proporcionado por estratégias do tipo *ability tracking* é maior do que o resultante de alocações baseadas em *mixing*.

Hidalgo-Hidalgo (2011) demonstra que a acumulação de capital humano por parte dos alunos depende diretamente do *background* familiar (o incentivo familiar também) e do efeito da pré-escola. O grau de complementaridade entre esses insumos mostra-se fundamental para a comparação entre as estratégias *mixing* e *ability tracking*. Derivadas cruzadas positivas fornecem informações sobre a complementariedade entre os insumos educacionais. Assim, valores positivos para essas indicam complementariedade e valores negativos substitutibilidade. A autora mostra que quando existe (inexiste) algum grau de complementariedade o capital humano médio dos alunos é maximizado quando as escolas adotam o sistema *tracking* (*mixing*). Observamos a existência de complementariedade entre o *background* familiar (o incentivo familiar também) e o efeito da pré-escola para o 9º ano do ensino fundamental. Para o 5º ano, encontraram-se evidências que suportam a noção de substitutibilidade entre esses insumos.

Assim, as evidências encontradas aqui indicaram que turmas formadas por alunos com ampla gama de habilidades educacionais têm um efeito positivo sobre o desempenho dos estudantes do 5º ano (o desempenho anual de um aluno típico pode ser elevado em 18%); para os alunos do 9º ano, a homogeneidade quanto ao rendimento escolar tem um efeito marginal superior (13%). No primeiro caso, os alunos estão finalizando um ciclo educacional (educação infantil) e iniciando uma nova etapa (ensino fundamental). Eles passam grande parte do seu tempo interagindo com os demais colegas que fazem parte do seu grupo (dentro ou fora escola) e essas interações podem afetar o aprendizado dos alunos. Assim, a qualidade dos trabalhos em grupo e, portanto, do aprendizado ocorrido neste processo, dependerá da qualidade do grupo como um todo. Ao final deste ciclo educacional (ensino fundamental) –

Tabela 10: Efeitos marginais da formação das turmas sobre o desempenho dos alunos - Matemática

Ano	Tratamento	Estimador EIF		Estimador IPW	
		Efeito marginal	Desvio-padrão	Efeito marginal	Desvio-padrão
5°	2 versus 1	-0,5666	0,2172	-2,6494	0,2172
5°	3 versus 1	-0,6374	0,3565	-1,9145	0,3565
5°	4 versus 1	-2,0722	0,3093	-8,1110	0,3095
5°	5 versus 1	0,8448	0,2572	7,9969	0,2576
5°	1 versus 2	0,2623	0,2041	-0,2626	0,2041
5°	3 versus 2	-0,0708	0,3269	0,7349	0,3269
5°	4 versus 2	-1,5056	0,2747	-5,4616	0,2748
5°	5 versus 2	1,4114	0,2144	10,6463	0,2151
5°	1 versus 3	0,3111	0,3457	-0,6571	0,3458
5°	2 versus 3	0,0488	0,3232	-0,3945	0,3232
5°	4 versus 3	-1,4348	0,3941	-6,1966	0,3942
5°	5 versus 3	1,4822	0,3548	9,9114	0,3551
5°	1 versus 4	2,1767	0,2928	7,1794	0,2929
5°	2 versus 4	1,9144	0,2657	7,4420	0,2659
5°	3 versus 4	1,8655	0,3853	7,8366	0,3855
5°	5 versus 4	2,9170	0,3074	16,1080	0,3084
5°	1 versus 5	-1,3066	0,2407	-13,2783	0,2417
5°	2 versus 5	-1,5689	0,2069	-13,0157	0,2081
5°	3 versus 5	-1,6178	0,3475	-12,6212	0,3481
5°	4 versus 5	-3,4834	0,2948	-20,4578	0,2965
9°	2 versus 1	-0,5339	0,1970	-4,6670	0,1971
9°	3 versus 1	3,3169	0,3997	0,9922	0,3998
9°	4 versus 1	-0,1398	0,2811	-5,0963	0,2813
9°	5 versus 1	2,9022	0,2495	5,3998	0,2495
9°	1 versus 2	0,4210	0,1864	3,2144	0,1865
9°	3 versus 2	3,8508	0,3777	5,6592	0,3777
9°	4 versus 2	0,3942	0,2489	-0,4294	0,2489
9°	5 versus 2	3,4361	0,2126	10,0668	0,2129
9°	1 versus 3	-3,3738	0,3705	-3,2404	0,3839
9°	2 versus 3	-3,4487	0,3346	-6,4549	0,3658
9°	4 versus 3	-3,4567	0,4276	-6,0886	0,4276
9°	5 versus 3	-0,4147	0,4076	4,4076	0,4077
9°	1 versus 4	0,1727	0,2649	4,0936	0,2707
9°	2 versus 4	0,0979	0,2396	0,8792	0,2443
9°	3 versus 4	3,5466	0,4017	7,3341	0,4151
9°	5 versus 4	2,6971	0,2748	13,2109	0,2817
9°	1 versus 5	-3,1619	0,2327	-9,1172	0,2329
9°	2 versus 5	-3,5830	0,2015	-12,3316	0,2020
9°	3 versus 5	0,7637	0,3915	-5,8767	0,3916
9°	4 versus 5	-3,4461	0,2813	-13,2109	0,2817

Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 11: Efeitos marginais da formação das turmas sobre o desempenho dos alunos - Português

Ano	Tratamento	Estimador EIF		Estimador IPW	
		Efeito marginal	Desvio-padrão	Efeito marginal	Desvio-padrão
5°	2 versus 1	-0,7153	0,2103	-2,0460	0,2103
5°	3 versus 1	-0,1260	0,3444	-1,5160	0,3445
5°	4 versus 1	-1,5479	0,3008	-6,4960	0,3009
5°	5 versus 1	1,4304	0,2485	7,2156	0,2487
5°	1 versus 2	0,4767	0,1973	-0,6778	0,1974
5°	3 versus 2	0,5893	0,3158	0,5300	0,3158
5°	4 versus 2	-0,8326	0,2675	-4,4500	0,2675
5°	5 versus 2	2,1457	0,2070	9,2616	0,2074
5°	1 versus 3	-0,0627	0,3342	-0,8090	0,3342
5°	2 versus 3	-0,5394	0,3127	-0,1411	0,3127
5°	4 versus 3	-1,4219	0,3820	-4,9800	0,3821
5°	5 versus 3	1,5564	0,3424	8,7316	0,3427
5°	1 versus 4	1,6028	0,2865	7,1794	0,2929
5°	2 versus 4	1,1260	0,2599	7,4420	0,2659
5°	3 versus 4	1,6655	0,3739	7,8366	0,3855
5°	5 versus 4	2,9783	0,2984	13,7116	0,2991
5°	1 versus 5	-1,3066	0,2407	-13, 2783	0,2417
5°	2 versus 5	-1,5689	0,2069	-13,0157	0,2081
5°	3 versus 5	-1,6178	0,3475	-12,6212	0,3481
5°	4 versus 5	-3,4834	0,2948	-20,4578	0,2965
9°	2 versus 1	-0,1532	0,1940	-2,8032	0,1940
9°	3 versus 1	2,9516	0,3875	1,5513	0,3875
9°	4 versus 1	-0,0571	0,2758	-3,7024	0,2759
9°	5 versus 1	2,3008	0,2433	5,5061	0,2434
9°	1 versus 2	-0,0748	0,1825	-1,2297	0,1825
9°	3 versus 2	3,1048	0,3654	4,3545	0,3654
9°	4 versus 2	0,0961	0,2440	-0,8992	0,2440
9°	5 versus 2	2,4541	0,2065	8,3093	0,2068
9°	1 versus 3	-3,3738	0,3705	-3,7309	0,3705
9°	2 versus 3	-3,4487	0,3528	-4,9606	0,3528
9°	4 versus 3	-3,0088	0,4147	-5,2537	0,4147
9°	5 versus 3	-0,6508	0,3939	3,9548	0,3939
9°	1 versus 4	0,2841	0,2707	4,9036	0,2707
9°	2 versus 4	-0,1368	0,2443	0,8792	0,2443
9°	3 versus 4	4,2099	0,4151	7,3340	0,4151
9°	5 versus 4	2,3580	0,2848	9,2085	0,2850
9°	1 versus 5	-3,1619	0,2327	-9,3592	0,2455
9°	2 versus 5	-3,5830	0,2015	-10,5889	0,2100
9°	3 versus 5	0,7637	0,3915	-5,6282	0,3564
9°	4 versus 5	-3,4461	0,2813	-11,9267	0,2583

Fonte: Elaborado pelos autores.

segundo caso – os alunos iniciarão a última etapa de estudos na escola (ensino médio) e começarão a direcionar as suas escolhas futuras: continuar estudando, trabalhar, etc. Nesse sentido, o foco na qualidade de seus estudos representa um papel central na sua trajetória futura e, desse modo, a qualidade do grupo ao qual pertence influenciará fundamentalmente seu comportamento.

Isto posto, o modelo *rainbow* parece se adequar mais ao caso do 5º ano; para o 9º ano, o modelo *boutique*. Comparando-se os resultados encontrados aqui com as evidências apontadas pela literatura percebe-se que o modelo teórico proposto por Lazear (2001) e que indica a segregação como estratégia ótima para otimização do resultado dos alunos é válido somente para os alunos que estão cursando o último ano do ensino fundamental. Também nota-se que as evidências encontradas por Koppensteiner (2012) são corroboradas pelos resultados encontrados neste estudo. A dispersão dos alunos dentro de sala de aula tem efeitos negativos sobre sua trajetória escolar, uma vez que esta parece estar associada a maiores taxas de reprovação e de evasão escolar e, portanto, ser uma das responsáveis pelo atraso escolar (WALTENBERG, 2005).

O conjunto de resultados encontrados aqui tem implicações para a formulação de políticas públicas, uma vez que a realocação de estudantes não apresentam custos. Em outras palavras, é possível gerar ganhos de qualidade no ensino sem que haja necessidade de aumento nos recursos destinados ao ensino público.

4 Discussão

Este artigo procurou contribuir com a literatura sobre *peer effects* ao avaliar a influência da formação das turmas do ensino público brasileiro (ensino fundamental) sobre o desempenho dos alunos. Para tanto se utilizou um método de avaliação de tratamento de múltiplos valores. Cattaneo (2010) propõe um algoritmo para detectar-se a forma funcional ótima para a especificação da média condicional. Após essa etapa calculam-se os efeitos da alocação dos estudantes entre as turmas, alterando-se em cada etapa de estimação o grupo de controle. Para esta última etapa utilizaram-se dois estimadores semiparamétricos.

Encontrou-se um efeito importante e significativo da realocação dos estudantes entre as turmas sobre seus desempenhos escolares. Para o 5º ano do ensino fundamental o efeito marginal da realocação dos estudantes de uma turma formada por algum critério para turmas baseadas em heterogeneidade quanto ao rendimento escolar pode aumentar a proficiência do aluno em 18%. Este resultado dá suporte às evidências de estratégias baseadas em *mixing*, resultado apoiado pela substitubilidade entre o *background* familiar (o incentivo familiar também) e o efeito da pré-escola. Para os alunos do final deste ciclo escolar (9º ano) as turmas organizadas por meio do sistema *tracking* podem aumentar o desempenho médio do aluno em 15%, uma vez que os resultados indicaram a complementariedade entre o *background* familiar e o efeito da pré-escola. Este último resultado encontra suporte em Lazear (2001).

É possível que estes resultados estejam associados ao incentivo dos pais aos estudos. Moon (2008) demonstrou que diferenças importantes nos ambientes familiares e os investimentos nas crianças são importantes fatores para o seus resultados a longo prazo. Notou-se que quanto maior o apoio e a preocupação dos pais com a vida escolar dos filhos maior será a performance dos mesmos nas avaliações de desempenho. Além disso, notou-se que essa relação positiva cresce a taxas crescentes. De forma geral, esta variável é um dos fatores-chave responsáveis pelo sucesso da criança em uma situação de vulnerabilidade social, como a pobreza.

Outro fator associado a estes resultados é a trajetória escolar do aluno. A importância do investimento em educação pré-primária tem sido destacada pela literatura internacional e nacional, visto que a educação infantil tem por objetivo o desenvolvimento físico, emocional, social e intelectual da criança, com o intuito de estimular sua autonomia, autocontrole e confiança para se expressar e se comunicar. Diversas pesquisas demonstraram que a educação infantil possui um considerável efeito no desempenho dos alunos em testes de proficiência e na habilidade comportamental não cognitiva, como atenção, esforço, disciplina e participação em aula (GARCES; THOMAS; CURRIE, 2002; CURI; MENEZES-FILHO, 2009; BARROS *et al.*, 2011). Ao considerar a trajetória do aluno, notou-se que os estudantes que iniciaram a vida escolar na 1ª série ou depois, com relação aos que a iniciaram na creche, obtiveram um menor desempenho escolar. O resultado negativo encontrado indica que a creche possui um efeito importante e duradouro sobre o desenvolvimento do aluno, sendo este menor e transitório se o aluno iniciou os estudos na 1ª série ou depois.

As características dos diretores e dos professores também parecem assumir um papel importante na formação dos alunos. Os diretores são responsáveis, em parte, pela composição do corpo docente, pela escolha do conteúdo do curso, pelo monitoramento da qualidade do ensino oferecido pelos professores, dentre outros. Observou-se que a experiência do diretor é um importante insumo para a manutenção do desempenho dos alunos. Este resultado pode estar associado ao fato de que um maior número de anos de experiência permite uma maior habilidade na gestão dos recursos escolares (eficiência), na resolução de conflitos, na motivação de professores, na participação da comunidade, etc. Estas conclusões podem ser estendidas aos professores.

Assim, a partir do conjunto de evidências encontradas neste estudo para o ensino público brasileiro é possível a elaboração de políticas públicas que gerem ganhos de eficiência e de qualidade no ensino sem que haja necessidade de aumento nos recursos destinados ao ensino público.

5 Referências Bibliográficas

AARONSON, D.; BARROW, L.; SANDER, W. Teachers and Student Achievement in the Chicago Public High Schools. *Journal of Labor Economics*, v. 25, n. 11, pp. 95–135, 2007.

AISENBERG, E.; ELL, K. Contextualizing community violence and its effects: an ecological model of parent-child interdependent coping. *Journal of Interpersonal Violence*, v. 20, n. 7, pp. 855-871, 2005.

BARROS, R. P.; CARVALHO, M.; FRANCO, S.; MENDONÇA, R.; ROSALÉM, A. Uma Avaliação do Impacto da Qualidade da Creche no Desenvolvimento Infantil. *Planejamento e Pesquisa Econômica*, v. 41, n. 2, pp. 213-232, 2011.

BERTRAND, M.; LUTTMER, E. F. P.; MULLAINATHAN, S. Network effects and welfare cultures. *Quarterly Journal of Economics*, v. 115, pp. 1019–1056, 2000.

CATTANEO, M. D. Efficient semiparametric estimation of multi-valued treatment effects under ignorability. *Journal of Econometrics*, v. 155, pp. 138-154, 2010.

- CHARNEY, D. S. Psychobiological Mechanisms of Resilience and Vulnerability: Implications for Successful Adaptation to Extreme Stress. *American Journal of Psychiatry*, v. 161, n. 2, pp. 195–216, 2004.
- COLEMAN, J. S.; CAMPBELL, E. Q.; HOBSON, C. J.; MCPARTLAND, J.; MOOD, A. M.; WEINFELD, F. D.; YORK, R. L. *Equality of educational opportunity*. Washington, D.C.: U.S. Government Printing Office, 1966.
- CURI, A. Z.; MENEZES-FILHO, N. A. A Relação entre Educação Pré-Primária, Salários, Escolaridade e Proficiência Escolar no Brasil. *Estudos Econômicos*, v. 39, n. 4, pp. 811-850, 2009.
- GARCES, E.; THOMAS, D.; CURRIE, J. Longer-term effects of head start. *The American Economic Review*, v. 92, n. 4, pp. 999-1012, 2002.
- GLAESER, E.; SACERDOTE, B.; SCHEINKMAN, J. Crime and social interaction. *Quarterly Journal of Economics*, v. 111, n. 2, pp. 507–548, 1996.
- HANUSHEK, E. A.; KAIN, J. F.; O'BRIEN, D. M.; RIVKIN, S. G. The Market for Teacher Quality. *NBER Working Paper* 11154. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2005.
- HANUSHEK, E. A.; WÖßMANN, L. The role of cognitive skills in economic development. *Journal of Economic Literature*, v. 46, n. 3, pp. 607-668, 2008.
- HECKMAN, J. J.; VYTLACIL, E. J. *Econometric evaluation of social programs, part I: Causal models, structural models and econometric policy evaluation*. In: HECKMAN, J.; LEAMER, E. (Eds.), *Handbook of Econometrics*, vol. VI. Elsevier Science B.V, pp. 4780-4874, 2007.
- HIDALGO-HIDALGO, M. On the optimal allocation of students when peer effects are at work: tracking vs. Mixing. *Journal of the Spanish Economic Association*, v. 2, n. 1, pp. 31-52, 2007.
- HIRANO, K.; IMBENS, G. W.; RIDDER, G. Efficient estimation of average treatment effects using the estimated propensity score. *Econometrica*, v. 71, pp. 1161-1189, 2003.
- HOXBY, C.; WEINGARTH, G. Taking race out of the equation: School reassignment and the structure of peer effects. Harvard University. *Working Paper*, 2006.
- IMBENS, G. W. The role of the propensity score in estimating dose-response functions. *Biometrika*, v. 87, pp. 706-710, 2000.
- IMBENS, G. W.; WOOLDRIDGE, J. M. Recent developments in the econometrics of program evaluation. *Journal of Economic Literature*, v. 47, pp. 5-86, 2009.
- JONES, J. M. Exposure to Chronic Community Violence: Resilience in African American Children. *Journal of Black Psychology*, v. 33, n. 2, pp.125-149, 2007.

- KANE, T. J.; ROCKOFF, J. N.; STAIGER, D. O. What Does Certification Tell Us About Teacher Effectiveness? Evidence from New York City. *NBER Working Paper* 12155. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research, 2006.
- KOPPENSTEINER, M. F. Class Assignment and Peer Group Effects: Evidence from Brazilian Primary Schools. University of Leicester, UK. *Working Paper* No. 12/03, 2012.
- LAZEAR, E. Education Production. *Quarterly Journal of Economics*, v. 96, n. 3, pp. 777-802, 2001.
- LEON, F. L. P.; MENEZES-FILHO, N. A. Reprovação, Avanço e Evasão Escolar no Brasil. *Pesquisa e planejamento econômico*, v. 32, n. 3, pp. 417-452, 2002.
- MANSKI, C. F. Identification of endogenous social effects: The reflection problem. *The Review of Economic Studies*, v. 60, pp. 531–542, 1993.
- MASTEN, A. S. Regulatory processes, risk and resilience in adolescent development. *Annals of the New York Academy of Sciences*, v. 1021, pp. 310–319, 2004.
- MASTEN, A. S.; BURT, K. B.; COATSWORTH, J. D. *Competence and Psychopathology in Development*. In: COHEN, D. J. (Ed.), *Developmental Psychopathology: Risk, Disorder, and Adaptation*: John Wiley and Sons, pp. 696–738, 2006.
- MOON, S. H. *Skill Formation Technology and Multi-Dimensional Parental Investment*. Tese de doutorado. Universidade de Chicago, Departamento de Economia, 2008.
- NEWHEY, W. K.; POWELL, J.; VELLA, F. Nonparametric Estimation of Triangular Simultaneous Equations Models. *Econometrica*, v. 67, n. 3, pp. 565-603, 1999.
- PINTO, C. C. X. Semiparametric estimation os peer effect in classrooms: Evidence for brazilian schools in 2003. *Mimeo*, 2008.
- ROCKOFF, J. E. The Impact of Individual Teachers on Student Achievement: Evidence from Panel Data. *American Economic Review*, v. 94, n. 2, pp. 247-252. 2004.
- RIVKIN, S. G.; HANUSHEK, E. A.; KAIN, J. F. Teachers, Schools and Academic Achievement. *Econometrica*, v. 73, n. 2, pp. 417–58, 2005.
- SACERDOTE, B. Peer effects with random assignment: Results for darmouth nroommates. *Quarterly Journal of Economics*, v. 116, n. 2, pp. 681–704, 2001.
- SAEZ, E.; DUFLO, E. The role of information and social interactions in retirement plan decisions: Evidence from a randomized experiment. *Quarterly Journal of Economics*, v. 118, pp. 815–842, 2003.
- SCHEINKMAN, J. A. *Social Interactions*. Princeton University and NBER, 2006.
- SOWELL, T. *Race and Culture: A World View*. New York: Basic Books, 1994.

TROGDON, J.; NONNEMAKER, J.; PAIS, J. Peer effects in adolescent overweight. *Journal of Health Economics*, v. 27, n. 5, pp. 1388–1399, 2008.

WAISELFISZ, J. J. *Mapa da violência 2011: os jovens do Brasil*. Instituto Sangari, 2001.

WALTENBERG, F.D. Iniquidade Educacional no Brasil: Uma Avaliação com Dados do PISA 2000. *Economia*, v. 6, n. 1, pp. 67-118, 2005.

WINSTON, G.; ZIMMERMAN, D. *Peer Effects in Higher Education*. In: HOXBY, C. M. (Ed.), *College Choices: The Economics of Where to Go, When to Go, and How to Pay For It*. University of Chicago Press, 2004.

Anexo A

O índice socioeconômico utilizado neste estudo como variável *proxy* para as condições de vida da família dos alunos, a medida de incentivo aos estudos, o índice de qualidade da escola e os índices de violência interna e externa são obtidos por meio da técnica de análise de componentes principais. Assim, assume-se que existe uma relação linear entre um conjunto de perguntas respondidas pelos alunos com um conjunto de fatores latentes, isto é,

$$A - \mu = RF + \varrho$$

em que A é o conjunto de perguntas do questionário dos alunos, μ é a média de A , R representa uma matriz de ponderação e F é o fator. Assume-se que F são variáveis ortogonais independentes de ϱ . Disto decorre que $\mathbb{E}[F] = 0$ e $\text{Cov}[F] = I$. Finalmente, $\mathbb{E}[\varrho] = 0$ e $\text{Cov}[\varrho] = \Omega$. Uma vez que se assumiu que ϱ e F são independentes é possível estabelecer que

$$Y = \text{Cov}[A] = RR' + \Omega$$

A análise de componentes principais permite decompor Y , de tal forma que $Y \sim \Gamma \Lambda \Gamma^t + \Omega$, em que Λ é uma matriz diagonal que contém os autovalores e Γ é uma matriz com os autovetores associados. Os fatores F de interesse são obtidos pela escolha do maior autovetor que é associado ao maior autovalor. Este autovetor é a base de construção do componente principal. O componente principal é o produto da raiz quadrada do autovalor pelo autovetor.

Para o índice socioeconômico foram utilizadas a resposta de 6 perguntas: número de TVs (0, 1, 2 mais), número de geladeiras (0, 1 ou mais), número de carros (0, 1, 2 ou mais), computadores (0 se não tem, 1 se não tem acesso à internet e 2 se tem acesso à internet), número de dormitórios (0, 1, 2, 3 ou mais) e se há empregada doméstica em sua casa (0 se não tem, 1 se for diarista, 2 se for uma e 3 se for mais de duas empregadas).

Para a medida de incentivo aos estudos considerou-se se os pais incentivam o aluno: a estudar (0, não; 1, sim), a fazer o dever de casa (0, não; 1, sim), a ler (0, não; 1, sim), a ir a escola (0, não; 1, sim) e se conversam sobre a escola (0, não; 1, sim).

O índice de qualidade da escola foi construído utilizando-se a seguintes variáveis para indicar se a escola tem (0, não; 1, sim): acesso a rede água pública, acesso a rede de energia elétrica, acesso a coleta de lixo, tem cozinha, sala de diretoria, sala de professores, laboratório de informática, laboratório de ciência, quadra de esportes descoberta, quadra de esportes coberta, biblioteca, sala de leitura, sanitário dentro do prédio e sanitário fora do prédio.

O índice de violência externa considera a incidência de atentado à vida de professores, alunos ou funcionários, furtos, roubos, consumo de bebida e drogas, tráfico de drogas e atuação de gangues (causados por agente externo).

O índice de violência interna considera a incidência de atentado à vida de professores, alunos ou funcionários, furtos, roubos, consumo de bebida e drogas, tráfico de drogas, posse de armas, agressões físicas e verbais entre alunos, funcionários e professores e atuação de gangues (causados por agente externo).

Tabela 4: Descrição das variáveis utilizadas – média condicional

Variáveis	Descrição das variáveis (conteúdo)
<i>Proficiência em Português</i>	Nota do aluno na prova SAEB
<i>Proficiência em Matemática</i>	Nota do aluno na prova SAEB
<i>Homem</i>	1 se o aluno for do sexo masculino; 0 caso contrário
<i>Branco</i>	1 se o aluno se autodeclarou branco; 0 caso contrário
<i>Idade</i>	Idade do aluno: 8 a 15 anos
<i>Índice socioeconômico</i>	Indicador de condições socioeconômicas
<i>Educação dos pais: 1 a 3 anos de estudo</i>	1 se os pais do aluno têm 1 a 3 anos de estudo; 0 caso contrário
<i>Educação dos pais: 4 a 7 anos de estudo</i>	1 se os pais do aluno têm 4 a 7 anos de estudo; 0 caso contrário
<i>Educação dos pais: 8 a 10 anos de estudo</i>	1 se os pais do aluno têm 8 a 10 anos de estudo; 0 caso contrário
<i>Educação dos pais: até 12 anos de estudo</i>	1 se os pais do aluno têm até 12 anos de estudo; 0 caso contrário
<i>Educação dos pais: mais de 12 anos de estudo</i>	1 se os pais do aluno têm 12 anos ou mais de estudo; 0 caso contrário
<i>Uma reprovação</i>	1 se o aluno foi reprovado uma vez; 0 caso contrário
<i>Duas reprovações</i>	1 se o aluno foi reprovado duas vezes ou mais; 0 caso contrário
<i>Pré-escola</i>	1 se o aluno iniciou a trajetória escolar na pré-escola uma vez; 0 caso contrário
<i>Primeira série</i>	1 se o aluno iniciou a trajetória escolar na primeira série uma vez; 0 caso contrário
<i>Tamanho da família</i>	Número de membros da família
<i>Incentivo para estudar</i>	Indicador de incentivo dos pais ao estudo dos filhos
<i>Professor homem</i>	1 se o professor for do sexo masculino; 0 caso contrário
<i>Professor branco</i>	1 se o professor se autodeclarou branco; 0 caso contrário
<i>Professor: 10 anos ou mais de experiência</i>	1 se o professor tem 10 anos ou mais de experiência; 0 caso contrário
<i>Professor: ensino superior</i>	1 se o professor tem ensino superior completo; 0 caso contrário
<i>Diretor homem</i>	1 se o diretor for do sexo masculino; 0 caso contrário
<i>Diretor branco</i>	1 se o diretor se autodeclarou branco; 0 caso contrário
<i>Diretor: 10 anos ou mais de experiência</i>	1 se o diretor tem 10 anos ou mais de experiência; 0 caso contrário
<i>Diretor: ensino superior</i>	1 se o diretor tem ensino superior completo; 0 caso contrário
<i>Qualidade da escola</i>	Indicador de infraestrutura escolar
<i>Violência externa</i>	Indicador de violência (agente causador externo)
<i>Violência interna</i>	Indicador de violência (agente causador interno)
<i>Admissão por prova de seleção</i>	1 se o aluno foi selecionado por prova de seleção; 0 caso contrário

<i>Admissão por sorteio</i>	1 se o aluno foi selecionado por sorteio; 0 caso contrário
<i>Admissão por local de moradia</i>	1 se o aluno foi selecionado por local de moradia; 0 caso contrário
<i>Admissão por ordem de seleção</i>	1 se o aluno foi selecionado por ordem de seleção; 0 caso contrário
<i>Turmas homogêneas quanto à idade</i>	1 se a turma foi formada por homogeneidade quanto à idade; 0 caso contrário
<i>Turmas homogêneas quanto ao rendimento escolar</i>	1 se a turma foi formada por homogeneidade quanto ao rendimento escolar; 0 caso contrário
<i>Turmas heterogêneas quanto à idade</i>	1 se a turma foi formada por heterogeneidade quanto à idade; 0 caso contrário
<i>Turmas heterogêneas quanto ao rendimento escolar</i>	1 se a turma foi formada por heterogeneidade quanto ao rendimento escolar; 0 caso contrário
<i>Tamanho da turma</i>	Número de alunos por turma
<i>Região urbana</i>	1 se a escola se localiza na região urbana; 0 caso contrário
<i>Norte</i>	1 se a escola se localiza na região Norte; 0 caso contrário
<i>Nordeste</i>	1 se a escola se localiza na região Nordeste; 0 caso contrário
<i>Sudeste</i>	1 se a escola se localiza na região Sudeste; 0 caso contrário
<i>Sul</i>	1 se a escola se localiza na região Sul; 0 caso contrário
<i>Centro-Oeste</i>	1 se a escola se localiza na região Centro-Oeste; 0 caso contrário

Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 5: Descrição das variáveis utilizadas – probabilidade de formação das turmas

Variáveis	Descrição das variáveis (conteúdo)
<i>Treinamento</i>	1 se o professor fez cursos de atualização; 0 caso contrário
<i>Proj_{pedag}: secretaria de educação</i>	1 se o projeto pedagógico foi elaborado pela secretaria de educação; 0 caso contrário
<i>Proj_{pedag}: diretor</i>	1 se o projeto pedagógico foi elaborado pelo diretor; 0 caso contrário
<i>Proj_{pedag}: diretor_{início}</i>	1 se o projeto pedagógico foi elaborado pelo diretor e apresentado para os professores posteriormente; 0 caso contrário
<i>Proj_{pedag}: prof_{início}</i>	1 se o projeto pedagógico foi elaborado pelos professores e apresentado para o diretor posteriormente; 0 caso contrário
<i>Proj_{pedag}: prof – diretor</i>	1 se o projeto pedagógico foi elaborado pelos professores e pelo diretor conjuntamente; 0 caso contrário
<i>Proj_{pedag}: comunidade – escolar</i>	1 se o projeto pedagógico foi elaborado pela comunidade escolar; 0 caso contrário
<i>Proj_{pedag}: outras</i>	1 se o projeto pedagógico foi elaborado de outras formas; 0 caso contrário
<i>Proj_{pedag}: não existe</i>	1 se o projeto pedagógico não existe; 0 caso contrário
<i>Admissão por prova de seleção</i>	1 se o aluno foi selecionado por prova de seleção; 0 caso contrário
<i>Admissão por sorteio</i>	1 se o aluno foi selecionado por sorteio; 0 caso contrário
<i>Admissão por local de moradia</i>	1 se o aluno foi selecionado por local de moradia; 0 caso contrário
<i>Admissão por ordem de seleção</i>	1 se o aluno foi selecionado por ordem de seleção; 0 caso contrário
<i>Redução de evasão</i>	1 se há projeto de redução de evasão escolar; 0 caso contrário
<i>Redução de reprovação</i>	1 se há projeto de redução de reprovação; 0 caso contrário
<i>Reforço escolar</i>	1 se há projeto de reforço escolar; 0 caso contrário
<i>Livro: professores</i>	1 se os livros foram escolhidos pelos professores; 0 caso contrário
<i>Livro: administração escolar</i>	1 se os livros foram escolhidos pela administração escolar; 0 caso contrário
<i>Livro: coordenador</i>	1 se os livros foram escolhidos pelo coordenador pedagógico; 0 caso contrário
<i>Livro: diretor</i>	1 se os livros foram escolhidos pelo diretor; 0 caso contrário
<i>Livro: externo</i>	1 se os livros foram escolhidos pela secretaria de educação; 0 caso contrário

Fonte: Elaborado pelos autores.