

# Efeitos de Pares em Active Learning

## Explorando Alocação Exógena de Grupos\*

Vinicius Lima<sup>†</sup>

EESP/FGV

Vladimir Ponczek<sup>‡</sup>

EESP/FGV

Priscilla Tavares<sup>§</sup>

EESP/FGV

**Resumo:** Este artigo investiga efeito de pares em ambiente de active learning que coloca grande importância na interação entre alunos como insumo na função de produção de educação. A estratégia empírica usa a variação exógena na alocação dos alunos em grupos de trabalho para estimar efeito de pares em diferentes exercícios. Não há evidência de impacto da habilidade média dos pares (linear-in-means). Há evidência de um efeito não linear. O desempenho dos alunos no topo da distribuição de habilidade melhora na presença de pares de habilidade intermediária e o desempenho de alunos na faixa inferior piora na presença de alunos desse mesmo grupo. Não há evidência de que interação prévia dos alunos seja relevante para o desempenho.

Palavras-chave: efeito de pares, ensino superior, active learning.

**Abstract:** This paper investigates peer effects in higher education in an environment of active learning that gives great importance for students' interaction through group work. Our empirical strategy uses exogenous variation in group composition to estimate peer effects in different exercises. We find no evidence of peer effects in a basic linear-in-means specification. However, we find positive impact of mid-ability peers on high-ability students' achievement and negative effect from low-ability peers on low-ability students. We find no evidence of impact from peers with previous interaction.

Keywords: peer effects, higher education, active learning.

Códigos JEL: I23, C21

---

\*Agradecimentos a Fernanda Estevan, Bruno Ferman e participantes do seminário de tese da EESP/FGV por comentários sobre versões preliminares deste trabalho.

<sup>†</sup>Doutorando EESP/FGV (viniciuslimafgv@gmail.com)

<sup>‡</sup>Professor EESP/FGV

<sup>§</sup>Professora EESP/FGV

# 1 Introdução

A organização da vida humana em grupos faz das interações interpessoais algo relevante na determinação das preferências individuais e das tomadas de decisões. Para Durlauf and Young (2001), através de seus métodos a Economia pode contribuir para aprofundar o entendimento de como resultados de interesse dependem da interação entre indivíduos. De fato, nas últimas duas décadas, a literatura econômica intensificou o estudo do efeito de pares (*peer effects*) como fator relevante na determinação de resultados em diversas áreas como crime, saúde, trabalho e educação.

No contexto da educação, pares usualmente são os indivíduos que interagem em um mesmo ambiente de aprendizagem. A definição de um grupo de referência, que delimita o ambiente de interação relevante, pode ser ampla. O grupo de pares de um estudante pode ser formado por seus colegas de classe ou por um conjunto mais amplo como, por exemplo, todos seus colegas da escola. Em educação, *peer effects* são relevantes na discussão de escolha de escola, políticas de *tracking* ou *vouchers*, entre outros.<sup>1</sup>

Alguns dos primeiros trabalhos empíricos para ensino superior analisaram a interação entre colegas alocados aleatoriamente para um mesmo quarto (*roommates*) em dormitórios de universidades dos EUA. Sacerdote (2001) usa dados do Dartmouth College e estima que o desempenho acadêmico (GPA) de um dado aluno é positivamente afetado por ter um *roommate* do quartil superior da distribuição de habilidade (SAT) comparado a ter um *roommate* do quartil inferior. Explorando um mecanismo de alocação similar, Zimmerman (2003) encontra impacto positivo da habilidade verbal dos *roommates* sobre desempenho dos alunos da faixa central (70%) da distribuição de habilidade.

Entretanto, a magnitude dos efeitos em ambos os trabalhos é menor do que a magnitude do efeito positivo estimado por Carrell et al. (2009). Este último trabalho usa dados da Academia da Força Aérea Americana e define como grupo de referência o conjunto de alunos aleatoriamente alocados em cada esquadrão, isto é, o conjunto de alunos que realiza a maior parte das atividades acadêmicas em conjunto. Segundo os autores, os *roommates* são apenas um subconjunto dos pares relevantes e a diferença dos resultados evidencia a importância de definir corretamente o grupo relevante.<sup>2</sup>

Neste trabalho estudamos *peer effects* no contexto da graduação em economia da Escola de Economia de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas (EESP/FGV). O período analisado compreende coortes de alunos que interagem em um ambiente de *active learning*. Na organização das disciplinas, os alunos são distribuídos de forma exógena em pequenos grupos e durante o semestre trabalham conjuntamente em problemas semanais. A contribuição do trabalho é analisar *peer effects* num contexto em que a interação entre os alunos é um insumo fundamental na produção de educação. Ou seja, *peer effects* é um objetivo da estratégia pedagógica, o que oferece um mecanismo claro para os efeitos estimados. Além disso, a alocação dos alunos é feita a partir de uma regra determinística que nos permite implementar estratégias de identificação confiáveis do ponto de vista da validade interna das estimativas produzidas.

Além desta introdução, o trabalho contém a próxima na qual se discute *active learning* e se apre-

---

<sup>1</sup>Epple and Romano (2011) resumem diversos modelos teóricos e Sacerdote (2011) discute alguns dos resultados empíricos da literatura.

<sup>2</sup>Os dados em Carrell et al. (2009) também permitem usar a definição de *roommates*. Os resultados sob essa definição são consistentes com Sacerdote (2001) e Zimmerman, 2003.

sentam os dados utilizados. Na seção seguinte, alguns desafios metodológicos são discutidos assim como a estratégia empírica para lidar com eles. Em seguida são apresentados os resultados e a conclusão resume o trabalho apontando para a direção na qual seguirá a pesquisa.

## 2 Organização Institucional

*Active Learning* é uma forma de aprendizado caracterizada pelo uso de um conjunto de práticas que buscam fazer dos alunos os principais responsáveis pelo seu próprio processo de aprendizado (Prince, 2004). O *problem-based learning* (PBL) é um tipo de *active learning* que utiliza problemas concretos para motivar o processo de aprendizado. Há muitas possibilidades de implementação do PBL, mas alguns dos principais elementos são: a) o aprendizado é centrado no aluno e ocorre em pequenos grupos; b) um tutor atua como facilitador nas atividades; e c) os problemas são apresentados antes de qualquer preparação específica dos alunos e são usados como ferramentas para alcançar os objetivos de aprendizado. (Barrows, 1996, apud Gijbels et al. (2005))

Em 2013, a EESP/FGV implementou o PBL no seu curso de graduação em economia, que entre 2013 e 2016 admitiu até 60 alunos por ano dentre cerca de 1500 candidatos. Os alunos admitidos cursam cerca de 50 disciplinas ao longo de 4 anos e em quase todas os alunos matriculados são divididos em grupos de 8 a 15 alunos chamados de *tutorias*. Os alunos não escolhem as tutorias de que farão parte. A distribuição é feita pela escola de modo centralizado a partir de uma regra de alocação determinística, que se baseia no desempenho prévio dos alunos. Para disciplinas do 1º semestre, desempenho prévio é o desempenho no vestibular e para disciplinas a partir do 2º semestre, desempenho prévio é a média no curso no semestre anterior.

A cada semana, em algumas das disciplinas, todos os alunos têm uma aula com um professor responsável pela disciplina (professor-líder) e dois encontros semanais nas tutorias dirigidas por um tutor. Em outras disciplinas não há a aula semanal com o professor-líder e os alunos interagem apenas durante as tutorias. O tutor garante que todos os alunos participem ao longo das sessões e em cada uma avalia individualmente a participação dos alunos com uma nota de 0 a 1. Ao final do semestre (ou trimestre) o desempenho final é avaliado por provas e trabalhos ponderados pela nota de participação.

Há dois aspectos cruciais em trabalhos empíricos de peer effects com os quais a organização descrita acima permite lidar: (i) análise do problema para uma população em que efeito de pares sejam relevantes para o resultado de interesse e (ii) definição de um grupo de pares relevante para o aluno. Primeiro, a avaliação permanente introduz incentivo à participação durante a resolução dos problemas nas tutorias. Isso faz dos pares componentes fundamentais do processo de aprendizado do aluno, o que se relaciona com o ponto (i). Outro fato relevante é que os registros administrativos permitem saber exatamente quais são e como são compostos os grupos nos quais os alunos interagem. A dinâmica de funcionamento do curso faz com que seja do interesse do aluno trabalhar para uma disciplina com colegas do grupo ao qual foi designado naquela disciplina, o que se vincula com o ponto (ii).

Embora haja limitações com relação à validade externa dos exercícios realizados dados o tipo de organização do curso e a seletividade no ingresso no curso, a regra de alocação dos alunos nas tutorias

(discutido adiante) possibilita uma abordagem empírica que representa ganhos em termos de validade interna.

## 2.1 Regra de Alocação

A regra de alocação dos alunos nos grupos será apresentada a partir de um exemplo simplificado em que 12 alunos são admitidos e serão alocados em quatro grupos por disciplina. A colocação dos alunos no vestibular não é necessariamente consecutiva. Por exemplo, entre os matriculados o aluno de melhor desempenho pode ser o primeiro colocado no vestibular, mas o segundo de melhor desempenho pode ser o terceiro colocado.<sup>3</sup> No entanto, para efeito da alocação, os matriculados são ordenados de 1 a 12 de acordo com a sua posição no vestibular e então distribuídos nas tutorias A e B das disciplinas “X” e “Y” pelas regras:

Table 1: Regra de Alocação

	X			Y		
A	1	5	9	1	6	9
B	2	6	10	2	5	10
C	3	8	12	7	8	12
D	4	7	11	4	3	11

A depender da organização dos horários e disponibilidade de espaço físico em cada ano pode ser necessário que, no mesmo horário, os alunos dos grupos A e B curse a disciplina “X” e os alunos dos grupos C e D curse a disciplina “Y”. Isso implica que as regras de alocação das duas disciplinas sejam parecidas para não haver conflito de horários para um dado aluno. No entanto, ainda pode haver alguma variação condicional no subgrupo de alunos (posições em vermelho). De modo geral, existe sempre alguma variação entre as disciplinas, o que gera grupos diferentes. Por fim, vale notar que os grupos resultantes não são necessariamente balanceados em termos da posição no vestibular. Para “X”, por exemplo, o grupo A tem mediana menor do qualquer outro grupo. Na apresentação da seção empírica este ponto é explorado mais detidamente.

## 3 Dados

O trabalho usa dados administrativos e de desempenho acadêmico dos alunos no vestibular e nas disciplinas do curso. As informações referem-se a alunos admitidos no período 2013-2016. Os dados administrativos contém ano de ingresso dos alunos, escola onde fizeram o ensino médio e a tutoria onde foram alocados em cada disciplina do 1º ano da graduação. As notas do vestibular, organizado pela VUNESP, são comparáveis ao longo dos anos. Serão utilizadas as notas de redação e da parte objetiva de matemática. A escolha dessas duas medidas de habilidade segue alguns trabalhos em *peer effects* como Sacerdote (2001) e Zimmerman (2003). Além disso, as duas matérias cobrem a maior parte das habilidades necessárias para bom desempenho no curso. Essas notas são normalizadas entre

<sup>3</sup>Um aluno classificado no vestibular pode optar por não se matricular.

os alunos convocados para a matrícula em cada ano.<sup>4</sup> A tabela (7) no apêndice apresenta estatísticas descritivas sobre os dados do vestibular.

São utilizados dados relativos a sete disciplinas cursadas no primeiro semestre após ingresso.<sup>5</sup> A restrição ao primeiro semestre garante que não há seleção na amostra de alunos, pois todos realizam as mesmas matérias obrigatoriamente. A medida de desempenho utilizada é a nota final usada como critério de aprovação em cada disciplina. Embora a interação formal dos alunos se dê em grupos menores durante a maior parte da disciplina, as provas são uniformes e aplicadas simultaneamente na mesma sala para todos os alunos, independente do seu grupo tutorial. No trabalho, utiliza-se a média final padronizada por disciplina em cada ano. Por fim, com a informação da escola do ensino médio é criada uma variável que conta, para um dado aluno, o número de pares do grupo que vieram da mesma escola.

## 4 Background Teórico

Os trabalhos empíricos em *peer effects* precisam lidar com alguns desafios metodológicos. Nesta seção apresentamos o problema de identificação econométrica a partir do modelo *linear-in-means*, o mais frequente em aplicações à educação (Sacerdote, 2011). Seja  $y$  o desempenho acadêmico do aluno  $i$  em um grupo  $g$  formado por  $n$  alunos:

$$y_{ig} = \alpha + \beta \underbrace{\frac{\sum_{j \neq i} y_{jg}}{n-1}}_{\tilde{y}_{ig}} + \delta \underbrace{\frac{\sum_{j \neq i} x_{jg}}{n-1}}_{\tilde{x}_{ig}} + \gamma x_i + \varepsilon_{ig}. \quad (1)$$

A variável  $x_i$  é uma medida de habilidade.<sup>6</sup> No lado direito da equação (1), além de  $x_i$ , há duas médias,  $\tilde{y}_{ig}$  e  $\tilde{x}_{ig}$ , computadas para todos os alunos em  $g$  exceto o aluno  $i$ . O coeficiente  $\gamma$  captura o efeito da habilidade do aluno no seu próprio desempenho. Já os coeficientes  $\delta$  e  $\beta$  capturam, respectivamente, os efeitos *contextual* e *endógeno*, conforme Manski (1993). O efeito contextual diz respeito ao impacto da habilidade média dos pares de  $i$  sobre o seu desempenho. Já o efeito endógeno compreende ao impacto do desempenho médio dos colegas de  $i$  sobre o desempenho dele.

No entanto, essa mesma equação, se escrita para um aluno  $j \neq i$ , mostra que o desempenho de  $i$  também afeta o desempenho de  $j$ . Desse modo, estimar a equação (1) por mínimos quadrados ordinários seria problemático pela determinação simultânea de  $y_i$  e  $y_j$ . No entanto, assumindo  $|\beta| <$

<sup>4</sup>Um fator adicional para a escolha das duas provas é o fato de que são realizadas em dias diferentes e, portanto, a combinação de ambas tem o potencial de minimizar o erro de medida.

<sup>5</sup>Os alunos são matriculados em oito disciplinas. Uma dessas disciplinas é voltada para adaptação dos alunos ao método pedagógico e praticamente não há variação de desempenho dos alunos na avaliação final da disciplina. Por isso a disciplina é excluída da análise.

<sup>6</sup>Utilizamos uma única variável explicativa para simplificar a exposição sem perda de generalidade. No trabalho usamos nota no vestibular.

1, a seguinte forma reduzida pode ser estimada por MQO (Bramoullé et al., 2009):

$$y_{ig} = \underbrace{\frac{\alpha}{1-\beta}}_{\pi_0} + \underbrace{\left[ \gamma + \frac{\beta(\gamma\beta + \delta)}{(n-1+\beta)(1-\beta)} \right]}_{\pi_1} x_i + \underbrace{\left[ \frac{\gamma\beta + \delta}{(1 + \frac{\beta}{n-1})(1-\beta)} \right]}_{\pi_2} \tilde{x}_{ig} + \varepsilon_{ig}. \quad (2)$$

A equação (2) mostra que  $x_i$ , a habilidade de  $i$ , afeta seu desempenho diretamente ( $\gamma$ ), mas também indiretamente, via seu impacto sobre os pares ( $\delta$ ) que por sua vez voltam a afetar  $i$  (via  $\beta$ ). Além disso, a equação torna evidente que se  $\gamma \neq 0$ , então  $\pi_2 \neq 0$  significa a existência de peer effects, embora não seja possível separar nessa equação os efeitos endógeno e contextual.<sup>7</sup> Identificar *peer effects* a partir de (2) requer, portanto, a observação de variação *exógena* em  $\tilde{x}_{ig}$ .

Se os grupos fossem formados endogenamente, isto é, se resultassem de escolhas dos alunos, a exigência de variação exógena em  $\tilde{x}$  poderia não ser satisfeita e a estimativa de  $\pi_2$  seria viesada pela provável existência de fatores não observados que determinam tanto a seleção para o grupo quanto o desempenho. Como exemplo, suponha que alunos de desempenho parecido no vestibular escolhessem estar no mesmo grupo devido a alguma característica não observada. Então provavelmente observaríamos uma correlação entre  $\varepsilon$  e  $\tilde{x}$  nos grupos.

Entretanto, o modelo *linear-in-means* é restritivo. Se ele for o verdadeiro processo gerador, então em termos de bem-estar não há espaço para uma política de realocação. Ganhos a partir do realocações de alunos que aumentam a média de habilidade de um grupo são compensados pelas perdas nos grupos que tem a média reduzida pela realocação (Sacerdote, 2011). Além disso, o efeito de pares pode ser não linear. Isto é, alunos de determinada faixa de habilidade podem ser afetados de modos diferentes por pares de diferentes níveis de habilidade. A habilidade média pode não ser a característica relevante do grupo. Estimativas de forma reduzida em Carrell et al. (2009) mostram que alunos do tercil inferior da distribuição de habilidade (*low*) se beneficiam da interação com alunos do tercil superior (*high*), sem que estes sejam prejudicados por essa interação.

Carrell et al. (2013) implementam uma alocação na tentativa de obter a melhora Pareto sugerida por este último resultado.<sup>8</sup> O impacto do experimento, no entanto, é negativo sobre os alunos *low*. Os autores encontram evidência de que, como possível decorrência da formação endógena de redes, nos grupos experimentais aumenta a interação entre alunos tipo *low* e não entre alunos *low* e *high*.

Para ilustrar esse mecanismo suponha que os alunos em um grupo são divididos em dois tipos, *low* (L) e *high* (H). O desempenho acadêmico de um aluno  $i$  pode depender da composição do grupo diretamente e também através do número de conexões que ele forma com os pares de cada tipo em uma dada rede, o seu *degree*. Para simplificar, suponha que importe apenas o *degree* com alunos do

<sup>7</sup>Lee (2007) propõe um método que explora variação em  $n$  para estimar os efeitos separadamente. No entanto, não vamos estender a análise nessa direção pois há pouca variação nos tamanhos dos grupos analisados.

<sup>8</sup>A alocação gera grupos de controle com alunos alocados aleatoriamente e grupos de tratamento de dois tipos: um tipo composto predominantemente por alunos *low* e *high* e outro tipo composto por maioria de alunos *mid*. A ideia era que os grupos de primeiro tipo melhorassem o desempenho de alunos *low*, conforme as estimativas de Carrell et al. (2009).

tipo *low*,  $d_{ig}$ :<sup>9</sup>

$$y_{ig} = \Delta d_{ig} + \theta_L P_g^L + \theta_H P_g^H + u_{ig} \quad (3)$$

$$d_{ig} = \varphi_L P_g^L + \varphi_H P_g^H + e_{ig} \quad (4)$$

onde  $P_g^L$  e  $P_g^H$  são as proporções de pares de  $i$  no grupo  $g$ . Se há, por exemplo, um aumento exógeno em  $P_g^L$  e  $P_g^H$ , o impacto final sobre  $Y$  pode ser negativo se  $\Delta$  for suficientemente negativo e  $\varphi_L, \varphi_H > 0$ , mesmo que  $\theta_L, \theta_H > 0$ . O desafio empírico reside na dificuldade de medir  $d_{ig}$  e eventualmente manipular essa variável através de experimentos.

A próxima seção discute como a regra de alocação adotada pela Escola é utilizada na identificação e detalha os exercícios empíricos realizados no trabalho que percorrem as questões teóricas expostas acima.

## 5 Estratégia Empírica

No trabalho são utilizados duas estratégias de identificação. Uma das estratégias explora a possibilidade de se observar um mesmo aluno em diferentes disciplinas. Como existe variação na regra de alocação de uma disciplina pra outra, os pares de um dado aluno também variam entre as tutorias onde ele é alocado. A hipótese de identificação é de que, condicional na heterogeneidade individual, a variação nos pares entre as disciplinas é exógena. Isso é suficiente para controlar o fato de que as alocações dependem do desempenho prévio do aluno.

A outra estratégia estima os efeitos de interesse por meio da comparação de alunos semelhantes em termos de desempenho no vestibular e que são observados em tutorias diferentes para uma dada disciplina. Para entender essa estratégia, vale ressaltar dois pontos já mencionados sobre a regra de alocação: (i) A distribuição de alunos entre os grupos é baseada na posição do vestibular e (ii) entre os grupos de uma dada disciplina há variação com relação à habilidade dos alunos.

Embora a colocação no vestibular dos alunos matriculados não seja necessariamente consecutiva, o fato é que entre os ingressantes no período analisado 59,6% dos *alunos* podem ser agrupados em blocos de 2 ou 3 alunos de posição consecutiva no *vestibular*. Isto é, num dado ano, podemos por exemplo definir vários blocos de alunos adjacentes na classificação do vestibular.<sup>10</sup> Se a definição do bloco é relaxada para admitir alunos a duas posições de distância (14 e 16, por ex.), então 83% dos alunos podem ser agrupados em blocos de 2 ou 3 alunos. Como no primeiro semestre todos os alunos têm que cursar as mesmas disciplinas, a proporção de *observações* correspondentes a alunos organizados segundo as duas definições de blocos é muito próxima às proporções de alunos por bloco: 60,4% e 83,7%.

A tabela (2) abaixo mostra que para uma dada disciplina a correlação entre posição no vestibular e “qualidade” dos grupos não é estatisticamente significativa (condicional no bloco de alunos).<sup>11</sup> Em

<sup>9</sup>Baseado em Jackson (2010, cap. 13) com modificações.

<sup>10</sup>Exemplos: Bloco com os alunos de classificações 15 e 16 ou bloco com os alunos de classificações 22, 23 e 24.

<sup>11</sup>A qualidade dos grupos de uma disciplina é definida pelo ordenamento a partir da mediana do vestibular em cada um: 1º Grupo - Menor mediana / 4º Grupo - Maior mediana.

cada bloco um dos alunos vai para um grupo de menor mediana e como a tabela mostra isso não está correlacionado com a posição do aluno no bloco. A hipótese de identificação dos efeitos de interesse nesse caso é de que alunos semelhantes, no sentido de estarem no mesmo bloco, teriam desempenho em média parecidos se expostos ao mesmo grupo de pares. Na subsecção a seguir, a implementação das estratégias é detalhada para cada um dos exercícios realizados no trabalho.

Table 2: Exogeneidade da Alocação

	Vestibular	Vestibular
1º Grupo	-1.14 (2.06)	0.56 (1.53)
2º Grupo	-1.88 (2.00)	0.16 (1.57)
3º Grupo	-0.32 (2.09)	-0.05 (1.59)
Constant	9.71*** (1.68)	8.34*** (1.57)
Observations	833	1170
Def. de Bloco	Consecutivo	Até 2 posições

Baseline: Grupo de maior mediana. Erro-padrão robusto em parênteses.

Dummies de ano, disciplina e bloco. Significância: \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$

## 5.1 Especificações

### Linear-in-Means

Este exercício reproduz a abordagem básica em diversos trabalhos já mencionada. A estimativa de *peer effects* usando a variação dos pares entre disciplinas para um mesmo aluno é obtida a partir da equação

$$y_{id} = \beta' \tilde{x}_{id} + c_i + u_{id} \quad (5)$$

onde  $y_{id}$  é a nota do aluno  $i$  na disciplina  $d$ ,  $\tilde{x}_{id}$  é a média de habilidade dos pares de  $i$  na disciplina e  $c_i$  é um efeito-fixo de aluno que controla a heterogeneidade individual.

Usando a estratégia da comparação de alunos em um mesmo bloco a equação estimada é

$$y_{ibd} = \beta' \tilde{x}_{ibd} + \eta_b + \eta_d + u_{ibd} \quad (6)$$

onde  $y_{ibd}$  é o desempenho do aluno  $i$  do bloco  $b$  na disciplina  $d$ . A variável  $\tilde{x}_{ibd}$  é um vetor com medidas de habilidade média dos pares de  $i$  no grupo onde foi alocado para a disciplina  $d$ . As estimativas de  $\beta$  são obtidas condicional no bloco do aluno ( $\eta_b$ ) e na disciplina ( $\eta_d$ ).



## Não Linear

Neste exercício o objetivo é avaliar se há *peer effects* através de outras dimensões do conjunto de pares. As estimativas são obtidas a partir das equações

$$y_{id} = \beta_1 P_{id}^{low} + \beta_2 P_{id}^{mid} + \beta_3 P_{id}^{high} + c_i + u_{id} \quad (7)$$

usando a variação within e

$$y_{ibd} = \beta_1 P_{ibd}^{low} + \beta_2 P_{ibd}^{mid} + \beta_3 P_{ibd}^{high} + \eta_b + \eta_d + u_{ibd} \quad (8)$$

usando a variação no bloco de alunos. As variáveis  $P^t$  indicam o número de pares do tipo  $t$  que o aluno  $i$  tem no grupo em que foi alocado para a disciplina  $d$ . As categorias de alunos são definidas a partir dos tercis da lista de classificação dos ingressantes no vestibular.

## Schoolmates

No período analisado, vários ingressantes de um mesmo ano fizeram pelo menos o 3º ano do ensino médio na mesma escola. Cerca de um terço dos ingressantes vieram das mesmas seis escolas, por exemplo. Isso faz com que haja tutorias onde foram alocados exogenamente dois ou mais alunos vindos da mesma escola (*schoolmates*).<sup>12</sup> Se esse alunos já interagiram previamente ao ingresso na graduação, então é possível que a presença de um *schoolmate* na tutoria esteja correlacionada, positiva ou negativamente, com a formação de uma conexão relevante para o desempenho na disciplina. Assim, uma variável indicando o número de *schoolmates* no grupo,  $S_{id}$  pode ser vista como um instrumento para o número de conexões que um aluno forma no grupo num contexto similar ao das equações (3) e (4)

$$y_{id} = \Delta d_{id} + c_i + u_{id} \quad (9)$$

$$d_{id} = \theta S_{id} + e_{id} \quad (10)$$

Como não há informação sobre o *degree*  $d_{id}$ , estimamos a forma reduzida

$$y_{id} = \pi S_{id} + c_i + v_{id} \quad (11)$$

onde  $\pi = \Delta\theta$ . Entretanto, nesta aplicação utiliza-se apenas a abordagem do efeito-fixe de aluno, uma vez que é preciso controlar as diferentes probabilidades de se ter um *schoolmate* no grupo para diferentes alunos.<sup>13</sup>

---

<sup>12</sup>Do total das observações, 12,9% correspondem a alunos com 1 *schoolmate* no grupo, 4,9% com 2 *schoolmates* e 1,7% com 3 *schoolmates*.

<sup>13</sup>Por exemplo, um aluno oriundo de um colégio que teve 3 ingressantes tem maior chance de observar um *schoolmate* no seu grupo do que um aluno de um colégio com apenas 2 ingressantes.

## 6 Resultados

### 6.1 Linear-in-Means

A tabela (3) apresenta os resultados para o modelo linear-in-means sob as diferentes estratégias de identificação. As variáveis em  $\tilde{x}$  são as médias de matemática e redação dos pares no vestibular.

Table 3: Linear-in-Means

	Nota	Nota	Nota
Matemática	0.07 (0.12)	0.05 (0.11)	0.06 (0.11)
Redação	0.10 (0.14)	-0.07 (0.12)	-0.03 (0.10)
Observations	833	1170	1364
Identificação	Consecutivo	Até 2 posições	Within

Erro-padrão robusto em parênteses.

Dummies de disciplina e bloco em (1) e (2).

Efeito-fixo de aluno em (3).

Significância: \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$

A coluna “Bloco 1” mostra os resultados a partir da variação do grupo de pares para alunos de classificação consecutiva. Para interpretar o coeficiente, vale notar que para essa definição de bloco os alunos nos grupos de menor mediana do bloco tem pares com média de matemática 6% de desvio-padrão maior, em média. Isso significa que o coeficiente para matemática implicaria um efeito de  $6\% \times 7\% = 0,42\%$  de um desvio-padrão na média da disciplina. No entanto, sob os níveis usuais de significância não se rejeita efeito zero tanto para habilidade média dos pares em matemática quanto em redação. Sob a definição de bloco para alunos a uma distância de até 2 posições (coluna “Bloco 2”) e utilizando efeito fixo de aluno (coluna “Within”) as estimativas também não são estatisticamente diferente de zero. Como já discutido, a média de habilidade dos pares pode não uma característica relevante para o efeito de pares. Além disso, embora haja diferença entre os grupos em termos de posição dos alunos no vestibular, talvez a variância das medidas de habilidade dos pares seja insuficiente para o poder do teste de hipótese.

### 6.2 Não Linear

A tabela (4) mostra as estimativas do impacto da composição dos grupos sobre desempenho. Os resultados em todas as especificações sugerem efeito positivo do número de pares no tercil intermediário da distribuição de habilidade (medida pela posição no vestibular) e efeito negativo do número de pares no tercil inferior (exceto na segunda coluna). A presença de um aluno *low* a mais está associado em média a um desempenho cerca de 4% de um desvio-padrão menor e um par *mid* a mais está associado em média a um desempenho cerca de 6% de um desvio-padrão maior.

Quando se observam os efeito por tipo de aluno (tabela 6 no apêndice), verifica-se que os alunos impactados negativamente pelo pares *low* são os alunos de tipo *low*. O impacto varia entre 7% a 11%

Table 4: Não Linearidade

	Nota	Nota	Nota
<i>Nº de Pares</i>			
Low	-0.05** (0.02)	-0.02 (0.02)	-0.04* (0.02)
Mid	0.07*** (0.03)	0.06*** (0.02)	0.06*** (0.02)
High	-0.02 (0.03)	-0.02 (0.03)	-0.01 (0.03)
Observations	833	1170	1364
Identificação	Consecutivo	Até 2 posições	Within

Erro-padrão robusto em parênteses.

Dummies de disciplina e bloco em (1) e (2).

Efeito-fixo de aluno em (3).

Significância: \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$

de um desvio-padrão a menos no desempenho conforme a especificação. Esse resultado pode decorrer da dinâmica de formação do grupo de pares relevantes.<sup>14</sup> Para o aluno *low*, ter à disposição mais alunos *low* pode tornar mais provável a formação de conexões entre alunos desse tipo, aumentando a distância (no sentido de rede) para os alunos *mid* e *high* e, portanto, reduzindo o benefício de *peer-teaching* (Kimbrough et al., 2017).<sup>15</sup> Alternativamente, a diferença na composição pode simplesmente alterar a dinâmica de funcionamento das atividades no grupo, isto é, o nível de profundidade da abordagem dos tópicos ou o andamento das discussões, por exemplo. Com os dados à disposição não é possível distinguir entre as duas hipóteses.

A mesma tabela mostra que o impacto positivo dos alunos *mid* ocorre para os alunos *high*. O efeito na estimativa mais conservadora é de 9% de um desvio-padrão. Nesse caso não parece plausível haver *peer-teaching*, uma vez que se esperaria observar impacto positivo dos alunos de maior habilidade para os de menor habilidade. Novamente, a dinâmica formação de grupos pode ocorrer de modo que alguma característica da interação entre *mid* e *high* seja benéfica para estes. No entanto, para as coortes analisadas não há dados sobre a rede de alunos das tutorias para testar essas hipóteses. Uma tentativa de se analisar a relevância da formação de conexões para o desempenho é analisada de maneira indireta no próximo exercício.

### 6.3 Schoolmates

Para investigar em alguma medida a relevância da formação de conexões dentro dos grupos, analisamos a seguir os resultados da presença de *schoolmates* nas tutorias (tabela 5). Como discutido na apresentação da estratégia empírica, os resultados podem ser interpretados como forma reduzida de um modelo em que a presença no grupo de alguém com quem já houve interação prévia (potencial-

<sup>14</sup>Essa hipótese é consistente com Carrell et al. (2013), por exemplo.

<sup>15</sup>A *distância* no sentido de rede significa quantos pares existem entre dois alunos quaisquer que não se conectam diretamente.

mente) aumenta (ou reduz) a chance se de formar uma conexão relevante e que essa conexão importa para desempenho.

Table 5: Presença de Schoolmate

	Todos	Low	Mid	High
Schoolmate	0.06 (0.05)	0.05 (0.10)	0.06 (0.09)	0.09 (0.09)
Observations	1364	486	436	442

Variável dependente: nota padronizada. Apenas variação within.

Erro-padrão robusto em parênteses.

Dummies de disciplina e bloco em (1) e (2).

Efeito-fixo de aluno em (3).

Significância: \* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$

Os resultados mostram estimativas pontuais de um impacto na ordem de 6% de um desvio-padrão sobre o desempenho para toda a amostra, mas em todos os casos são estimativas imprecisas. Estimativas separando a amostra por tipo de alunos também não apresentam resultados estatisticamente significante. Uma possibilidade para a ausência de efeito positivo é de que potencial interação prévia é um fator irrelevante para formação de conexões no contexto analisado. Ou mesmo que fosse algo relevante, a variável utilizada pode ser uma medida inapropriada de interação prévia. Isto é, pode haver heterogeneidade na interação prévia de alunos da mesma escola, que pela medida utilizada têm um padrão simétrico. Alternativamente, a interação prévia relevante pode ser aquela ocorrida em ambientes diferentes da escola de origem, como num curso preparatório para o vestibular. Em resumo, o exercício não sugere a prevalência de alguma das explicações para *peer effects* não lineares.

## 7 Conclusão

O trabalho investigou *peer effects* numa instituição de ensino superior que adota o *problem based learning* como estratégia pedagógica. Esse ambiente oferece a oportunidade de se observar grupos de alunos cuja interação é um elemento central tanto do aprendizado quanto da avaliação. A alocação dos alunos nos grupos a partir de uma regra determinística implica variação exógena nos grupos de pares que diferentes alunos têm em diferentes disciplinas. Essa característica fortalece a validade interna dos resultados obtidos com as estratégias empíricas implementadas.

As estimativas de efeito a partir do modelo *linear-in-means* são imprecisas. Em nenhum dos casos se rejeita a hipótese de efeito zero. No caso do impacto de da habilidade média de matemática dos pares sobre desempenho, a magnitude dos coeficientes varia de 5% a 7% de um desvio-padrão das notas finais nas disciplinas. Já com relação à habilidade média em redação, o sinal varia sob diferentes seleções de amostra. O modelo *linear-in-means* é um tanto restritivo e nesse sentido a média de habilidade dos pares pode não ser a característica relevante para desempenho. No entanto, a regra determinística de alocação faz com que haja pouca variação na habilidade dos pares entre grupos, embora os grupos sejam diferentes e exista variação em termos da posição do vestibular.

Os resultados para o modelo em que o efeito de pares varia conforme os níveis de habilidade dos pares e do aluno mostram que os alunos *low* tem desempenho cerca de 9% de um desvio-padrão menor quando têm no seu grupo um aluno *low* a mais e que alunos *high* têm desempenho cerca de 9% de um desvio-padrão maior quando tem um aluno *mid* a mais no grupo. Com os dados disponíveis não é possível distinguir entre um impacto da presença desses alunos sobre o funcionamento das atividades ou impacto via formação de redes. No exercício que analisa o impacto da presença de um *schoolmate*, não há evidência de que diferentes tipos de alunos têm o desempenho afetado pela presença de pares com os quais possivelmente já houve interação prévia.

Concluindo, o trabalho mostrou evidência de um efeito de pares que depende da posição de alunos e pares na distribuição de habilidade, mas com os dados disponíveis não foi possível distinguir entre explicações alternativas. A pesquisa pode ser estendida no sentido comparar o desempenho de alunos alocados exogenamente com o desempenho em grupos onde existe algum padrão de interação não aleatório. Para isso, torna-se indispensável o mapeamento das redes de alunos para aprofundar o entendimento de como políticas de alocação ótima de alunos podem ser desenvolvidas.

## Referências

- Barrows, H. S. (1996). Problem-based learning in medicine and beyond: A brief overview. *New directions for teaching and learning*, 1996(68):3–12.
- Bramoullé, Y., Djebbari, H., and Fortin, B. (2009). Identification of peer effects through social networks. *Journal of econometrics*, 150(1):41–55.
- Carrell, S. E., Fullerton, R. L., and West, J. E. (2009). Does your cohort matter? measuring peer effects in college achievement. *Journal of Labor Economics*, 27(3):439–464.
- Carrell, S. E., Sacerdote, B. I., and West, J. E. (2013). From natural variation to optimal policy? the importance of endogenous peer group formation. *Econometrica*, 81(3):855–882.
- Durlauf, S. N. and Young, H. P. (2001). The new social economics. *Social dynamics*, pages 1–14.
- Epple, D. and Romano, R. (2011). Peer effects in education: A survey of the theory and evidence. *Handbook of social economics*, 1(11):1053–1163.
- Gijbels, D., Dochy, F., Van den Bossche, P., and Segers, M. (2005). Effects of problem-based learning: A meta-analysis from the angle of assessment. *Review of educational research*, 75(1):27–61.
- Jackson, M. O. (2010). *Social and economic networks*. Princeton university press.
- Kimbrough, E. O., McGee, A. D., and Shigeoka, H. (2017). How do peers impact learning? an experimental investigation of peer-to-peer teaching and ability tracking. Technical report, National Bureau of Economic Research.
- Lee, L.-f. (2007). Identification and estimation of econometric models with group interactions, contextual factors and fixed effects. *Journal of Econometrics*, 140(2):333–374.

- Manski, C. F. (1993). Identification of endogenous social effects: The reflection problem. *The review of economic studies*, 60(3):531–542.
- Prince, M. (2004). Does active learning work? a review of the research. *Journal of engineering education*, 93(3):223–231.
- Sacerdote, B. (2001). Peer effects with random assignment: Results for dartmouth roommates. *The Quarterly Journal of Economics*, 116(2):681–704.
- Sacerdote, B. (2011). Peer effects in education: How might they work, how big are they and how much do we know thus far? *Handbook of the Economics of Education*, 3(3):249–277.
- Zimmerman, D. J. (2003). Peer effects in academic outcomes: Evidence from a natural experiment. *Review of Economics and statistics*, 85(1):9–23.

Table 6: Não linearidade - Impacto por tipos de alunos

<b>Subamostra: Alunos <i>Low</i></b>			
Low	-0.073*	-0.112**	-0.093**
	(0.039)	(0.044)	(0.037)
Mid	-0.008	0.002	0.038
	(0.040)	(0.049)	(0.039)
High	0.013	0.011	-0.033
	(0.048)	(0.064)	(0.045)
Observações	304	299	486
<b>Subamostra: Alunos <i>Mid</i></b>			
Low	-0.060**	-0.035	-0.033
	(0.030)	(0.030)	(0.033)
Mid	-0.016	0.013	0.051
	(0.033)	(0.034)	(0.037)
High	0.010	-0.040	-0.015
	(0.037)	(0.038)	(0.041)
Observações	440	449	436
<b>Subamostra: Alunos <i>High</i></b>			
Low	-0.005	0.055	0.019
	(0.043)	(0.039)	(0.037)
Mid	0.177***	0.140***	0.094**
	(0.047)	(0.037)	(0.037)
High	-0.100*	-0.014	0.032
	(0.059)	(0.047)	(0.046)
Observações	283	422	442
Identificação	Consecutivo	Até 2 posições	Within

Variável dependente: Nota padronizada. Erro-padrão robusto em parênteses.

Dummies de disciplina e bloco em (1) e (2). Efeito-fixo de aluno em (3).

\* $p < 0.10$ , \*\* $p < 0.05$ , \*\*\* $p < 0.01$ .

Table 7: Estatísticas Descritivas

	2013			2014			2015			2016		
	Média	Desv. Pad.	<i>N</i>	Média	Desv. Pad.	<i>N</i>	Média	Desv. Pad.	<i>N</i>	Média	Desv. Pad.	<i>N</i>
Matemática	6.08	0.73	55	5.96	0.87	52	6.27	0.80	61	5.98	0.75	46
Redação	5.15	0.90	55	5.20	1.00	52	5.19	1.01	61	5.25	0.97	46
Vestibular (mediana)	77.00			101.00			64			70		

Notas da prova objetiva de matemática e de redação. Embora usualmente haja 60 vagas, os registros de 2015 computam empate entre dois candidatos.

Table 8: Número de pares nos grupos por tipo

	2013				2014				2015				2016			
	Média	Mínimo	Máximo	<i>N</i>	Média	Mínimo	Máximo	<i>N</i>	Média	Mínimo	Máximo	<i>N</i>	Média	Mínimo	Máximo	<i>N</i>
Low	4.42	2.00	7.00	440	4.377	0.00	7.00	446	4.54	1	7	417.00	3.76	1	7	339
Mid	4.20	2.00	6.00	440	4.827	2.00	7.00	446	3.995	1	7	417.00	3.71	1	7	339
High	4.21	2.00	7.00	440	4.146	1.00	7.00	446	3.695	2	6	417.00	3.76	1	7	339

As categorias *low*, *mid* e *high* são definidas por tercís da classificação no vestibular

A média significa o número de pares que um aluno tem em média nos grupos.