

# POLUIÇÃO DO AR E RESULTADOS EDUCACIONAIS NO MUNICÍPIO DO RIO DE JANEIRO

Daniel de Souza Pereira Pinto (UFF), André Albuquerque Sant'Anna (UFF e BNDES),  
Fabio Waltenberg (UFF)

Área ANPEC: 12 – Economia Social e Demografia Econômica

Classificação JEL: I2, Q5

## RESUMO

Este artigo analisa a relação entre poluição do ar e desempenho escolar em provas no município do Rio de Janeiro. Utilizamos uma base de dados administrativos da Secretaria Municipal de Educação do Rio de Janeiro, que contém informações relativas às notas das provas bimestrais de cada aluno, aplicadas na rede municipal da cidade, para o período entre 2013 e 2016. Para mensurar o efeito da poluição, utilizamos dados do Instituto Estadual do Ambiente (INEA), que possui estações de monitoramento da qualidade do ar distribuídas pelo estado do Rio de Janeiro. Explorando as variações diárias de material particulado com diâmetro de até 10 micrômetros ( $PM_{10}$ ), avaliamos o efeito do mesmo sobre o desempenho dos alunos. Utilizamos um modelo de dados em painel, com efeitos fixos de aluno. No modelo principal, utilizamos uma especificação não paramétrica para mensurar o efeito não-linear de diferentes categorias de poluição sobre as notas. Variáveis não-lineares são estabelecidas com base nos padrões recomendados pela Organização Mundial de Saúde e nas metas transitórias estabelecidas para locais com alta poluição. Nossos resultados apontam que quando o nível do poluente se situa acima da segunda meta transitória mais alta (no caso, a segunda mais tolerante) da Organização Mundial de Saúde, encontramos um efeito negativo de cerca de 0,5 ponto sobre as notas dos alunos (numa escala de 0 a 10).

Palavras-chave: Educação, Ensino Fundamental, Poluição Atmosférica, Rio de Janeiro, Modelos Não-Lineares

## ABSTRACT

This study evaluates the connection between air pollution and school results in tests applied at Rio de Janeiro. We use an administrative dataset from the Rio de Janeiro Education Department comprising scores in tests applied the city's public schools from the period that covers 2013 to 2016. In order to analyze the effect of pollutants on students' school performance, we use data from Rio de Janeiro's State Institute for Environment (INEA), which has a network of air monitoring stations throughout the state. Exploring daily variations in particulate matter ( $PM_{10}$ ), which includes particles of a maximum diameter of 10 micrometers, we evaluate its effect on student performance. We use a panel data model with student fixed effects. In our main model, we use a non-parametric specification to calculate the non-linear effect of different pollution levels on test results. Non-linear variables are based on the recommended guidelines of the World Health Organization, as well as the interim guidelines established for places with higher pollution levels. Our results show that when the pollutant's registered level is above the second highest (the second most tolerant) World Health Organization interim target, we find a negative effect of around 0.5 point on test scores (which are scaled from 0 to 10).

Key words: Education, Basic Education, Air Pollution, Rio de Janeiro, Non-Linear Models

## 1 INTRODUÇÃO

A qualificação educacional da população ainda é um grande desafio do Brasil. Apesar de ter atingido a quase universalização no acesso, os resultados sobre qualidade do aprendizado apontam que ainda há um longo caminho a percorrer: os dados das provas do SAEB revelam baixas taxas de aprendizado adequado.<sup>1</sup>

Simultaneamente, a ação humana tem agravado a degradação do meio ambiente sob diversas perspectivas, uma das quais é a qualidade do ar. Os altos níveis de poluição atmosférica são uma realidade de diversas grandes cidades ao redor do mundo. De acordo com a base de dados *Ambient Air Quality Database* (2018), produzida pela Organização Mundial da Saúde (OMS), o Rio de Janeiro teve uma média de poluição por material particulado com diâmetro até 10 micrômetros (PM<sub>10</sub>) de 42 µg/m<sup>3</sup> para o ano de 2015.<sup>2</sup> O valor é mais de duas vezes superior ao parâmetro definido pela própria OMS como limite recomendável para o período de um ano (20 µg/m<sup>3</sup>). Há evidências de que a exposição a poluentes atmosféricos pode afetar a saúde (Deryugina et al., 2019; Kampa e Castanas, 2008; Anderson, Thundiyil e Stolbach, 2012; Bueno et al., 2010; Jasinky et al., 2011). Além disso, estudos recentes apontam que mesmo a exposição de curto prazo a material particulado pode afetar o desempenho cognitivo em testes (Shehab e Pope, 2019).

Diante disso, este artigo tem como objetivo analisar como a poluição do ar influencia no desempenho em exames bimestrais aplicados na rede municipal do Rio de Janeiro. Para tal, utiliza-se uma base de dados administrativos disponibilizada pela Secretaria Municipal de Educação do Rio de Janeiro. Os dados são individuais e contêm todas as provas bimestrais realizadas na rede municipal entre 2013 (2º semestre) e 2016. Essa base permite acompanhar os mesmos alunos ao longo do tempo e seu desempenho em diferentes disciplinas. São utilizados dados de concentração de poluição atmosférica das estações automáticas de monitoramento da rede mantida pelo Instituto Estadual do Ambiente (INEA). A hipótese de identificação se baseia na premissa de que - condicional a efeitos fixos de aluno, série, disciplina e semana de execução do exame - variações idiossincráticas no nível de poluentes afetam o desempenho dos alunos nas provas bimestrais.

Alguns estudos examinam os efeitos da poluição atmosférica sobre desempenho cognitivo em um contexto não experimental. De modo geral, identificam impacto relevante e negativo da má qualidade do ar sobre notas de alunos (Ebenstein, Lavy e Roth, 2016; Ham, Zweig e Avol, 2014; Miller e Vela, 2013; Zhang, Chen e Zhang, 2018). Porém, usualmente, esses estudos se baseiam em locais com alta poluição e dão pouca atenção à heterogeneidade dos efeitos.

Nesse sentido, este artigo contribui com a literatura ao trazer evidências para efeitos da poluição em um país em desenvolvimento, onde a poluição atmosférica não é consistentemente alta, o que auxilia na identificação de efeitos de curto prazo. Além disso, dada a riqueza da base de dados, é possível realizar análises de heterogeneidade com base na idade dos alunos (usando ano escolar como proxy) e no nível de desempenho educacional dos estudantes.

Neste trabalho, são estimadas equações de regressão com diferentes horizontes de tempo de poluição. A especificação principal funciona de forma similar à análise de impacto de poluição sobre mortalidade e internações efetuada em Deryugina et al. (2019), com a média entre o nível de poluente no dia do exame e no dia anterior como principal variável explicativa. Em todos os horizontes temporais, utilizamos como controles a renda per capita da área de ponderação, a temperatura do dia do exame, a disciplina da prova e a série do aluno.

A literatura que avalia o impacto de poluentes sobre saúde indica que os efeitos de curto prazo podem se distribuir ao longo dos dias subsequentes ao aumento da poluição. Na estratégia de Deryugina et

---

<sup>1</sup> Dados do SAEB (Sistema Brasileiro de Avaliação da Educação Básica) mostram que, em 2017, para o 5º ano do Ensino Fundamental, 56,2% dos alunos tiveram aprendizado adequado para Língua Portuguesa e apenas 44,1% para Matemática. No 9º ano, esses valores foram de 33,8% e 15,5% para Língua Portuguesa e Matemática, respectivamente.

<sup>2</sup> Material particulado é o termo genérico para um tipo de poluente do ar que consiste em misturas complexas e variadas de partículas suspensas no ar, que variam em seu tamanho e composição e são produzidas por uma grande variedade de atividades naturais e antropogênicas” (Pöschl, 2005 apud Kampa e Castanas, 2008, p.363).

al. (2019), uma das preocupações ao construir um modelo que contabilize as mortes e internações ao longo de três dias é a de lidar com eventos que não se agravam de forma imediata. Em Castro et al. (2009), um estudo de caso do Rio de Janeiro, a média do impacto do crescimento dos níveis de  $PM_{10}$  e  $NO_2$  sobre a capacidade pulmonar dos alunos aumenta a partir do segundo dia depois da constatação do aumento do poluente.

Os principais resultados do trabalho apontam efeito negativo e estatisticamente significativo de  $PM_{10}$  sobre notas de alunos para níveis de poluição superiores a  $100 \mu g/m^3$  na média entre os registros do dia do exame e do dia anterior ao mesmo. O impacto é de 0,502 ponto sobre a nota no modelo com mais controles. O valor representa 0,22 desvio-padrão da variável de nota. O modelo com dados lineares de poluição, por sua vez, não apresentou resultados significativos. Nos modelos com efeitos heterogêneos, encontramos resultados de magnitude similar para alunos do Ensino Fundamental II (6º ao 9º ano). Por sua vez, na análise com regressões quantílicas, observamos impacto proporcionalmente maior em alunos situados nos quantis inferiores da distribuição de notas.

Os resultados trazem à tona a necessidade de políticas públicas voltadas para a contenção dos problemas decorrentes da poluição. O estabelecimento de uma rede de monitoramento mais ampla, que cubra mais regiões da cidade de forma contínua e meça mais poluentes, é uma política que traria ganhos de informação. Uma política desejável nesse cenário é a criação de um sistema de alertas de picos de má qualidade do ar, orientando também a respeito de medidas que atenuam o problema, em especial para indivíduos com condições preexistentes. O olhar local também está em linha com a ideia de justiça ambiental discutida em Acsehrad (2004), pois a poluição é distribuída de forma heterogênea, com maior prejuízo para áreas mais pobres da cidade.

O trabalho se distribui em cinco seções, além desta. A seção 2 traz a motivação do trabalho e apresenta a literatura relevante. Na seção 3, apresentamos dados e suas fontes. A seção 4 detalha a metodologia econométrica. A seção 5 oferece os resultados. A seção 6 expõe as principais conclusões do trabalho.

## 2 CONTEXTUALIZAÇÃO E REVISÃO DA LITERATURA

### 2.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

A cidade do Rio de Janeiro possui a segunda maior rede municipal do país, segundo dados do INEP divulgados através da Sinopse Estatística da Educação Básica de 2019. A relevância da rede municipal da capital fluminense a torna objeto de estudo frequente, casos de Palermo, Silva e Novellino (2014), Silva, Bonamino e Ribeiro (2012), que tratam da importância de práticas de gestão escolar sobre o desenvolvimento de alunos, e Costa (2010), que aborda a percepção de reputações distintas entre escolas públicas.

Diversas cidades brasileiras apresentam níveis de poluição atmosférica acima do desejável. A OMS tem parâmetros recomendáveis de poluição atmosférica de diversos poluentes em seu relatório de 2006<sup>3</sup>. Em 2018, a OMS divulgou uma base de dados denominada *Ambient Air Quality Database*, que apresenta dados de poluição por material particulado para 3.514 cidades ao redor do mundo. Para  $PM_{2,5}$  e  $PM_{10}$ , as referências de limite estabelecidas pela OMS no relatório de 2006 para a média anual são 10 e 20 microgramas por metro cúbico ( $\mu g/m^3$ ).

Considerando  $PM_{10}$ , diversas cidades brasileiras têm níveis elevados do poluente. Brasília tem a média mais elevada entre as cidades brasileiras:  $118 \mu g/m^3$  para 2013. O Rio de Janeiro tem um nível médio significativamente menor. Em 2015, a média foi de  $42 \mu g/m^3$ , levando em consideração as medições de 17 estações. Embora o Rio de Janeiro tenha níveis do poluente comparativamente baixos em relação a outras grandes cidades pelo mundo, o valor representa mais que o dobro do nível máximo recomendado pela OMS para a média de um ano. Além disso, é importante notar que a cidade apresenta importante variação da qualidade do ar entre suas diferentes áreas, o que indica níveis ainda mais altos em zonas específicas.

<sup>3</sup> Air quality guidelines for particulate matter, ozone, nitrogen dioxide and sulfur dioxide (2006).

A medição de poluição no estado do Rio de Janeiro se dá através das estações de monitoramento da qualidade do ar do INEA. De acordo com o relatório de qualidade do ar mais recente publicado pelo instituto, em 2020 (com dados de 2018), para a Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ), houve violações dos padrões de qualidade do ar definidos pela Resolução CONAMA 491/2018<sup>4</sup> para PM<sub>10</sub>, partículas totais em suspensão (PTS), dióxido de enxofre (SO<sub>2</sub>), monóxido de carbono (CO) e ozônio (O<sub>3</sub>).

Há heterogeneidade nos níveis de qualidade do ar entre as diferentes áreas da RMRJ. O Relatório de Qualidade do Ar de 2018 apresenta médias para todas as estações dessa parte do estado. Na rede de estações de monitoramento do INEA, existem estações automáticas e semiautomáticas. De acordo com a definição do INEA, as estações automáticas medem continuamente os níveis de poluentes (isto é, a cada hora), enquanto as semiautomáticas possuem medições semanais.

Para o poluente PM<sub>10</sub>, a vasta maioria das estações automáticas apresentadas tem médias anuais acima do valor de referência da OMS para o período de análise, que vai de 2013 a 2016<sup>5</sup>. As estações localizadas no município de Duque de Caxias apresentam as maiores médias anuais para esse íterim, com um pico de 69 µg/m<sup>3</sup> para o ano de 2014 na estação automática de Jardim Primavera. Considerando especificamente o município do Rio de Janeiro, as maiores médias estão nas estações do Largo do Bodegão, em Santa Cruz, que atingiu 67 µg/m<sup>3</sup> de média em 2013, e da Taquara, cuja média foi de 45 µg/m<sup>3</sup> em 2014.

A heterogeneidade dos níveis de poluição na cidade faz com que considerações sobre um fenômeno de maior escala, a justiça ambiental, ganhem relevância. Trata-se de um segmento da literatura que aponta para a desigualdade no acesso a serviços ambientais de qualidade dentro das sociedades, já que em geral os mais pobres e os segmentos mais vulneráveis das mesmas precisam viver em locais com pior conservação ambiental sob todos os aspectos (Acselrad, 2004; Banzhaf, Ma e Timmins, 2019).

## 2.2. REVISÃO DA LITERATURA

A literatura sobre efeitos de poluentes sobre a saúde humana é ampla (Kampa e Castanas, 2008). No que concerne ao material particulado, as partículas ultrafinas têm efeitos mais agressivos para a saúde respiratória e cardiovascular - os dois principais meios pelos quais a poluição causa danos ao ser humano - por exemplo, gerando inflamações pulmonares e problemas de coagulação (Anderson, Thundiyil e Stolbach, 2012). A literatura aponta que, no curto prazo, oscilações negativas da qualidade do ar em decorrência desse poluente podem ocasionar doenças cardiovasculares graves, havendo também um efeito relevante sobre mortalidade. Outro consenso sobre o tema é o agravamento de condições respiratórias pré-existentes, além do surgimento de problemas respiratórios em indivíduos que não possuem tais condições. Há também risco de agravamento de doenças cerebrovasculares por conta de elevações desse poluente, ainda que em menor escala. Deryugina et al. (2019) apontam que o aumento de 1 µg/m<sup>3</sup> no nível de PM<sub>2.5</sub> em um dia gera 0,69 mortes adicionais por milhão de idosos em um intervalo de três dias, contado a partir do dia da medição do poluente e incluindo-o.

Trabalhos brasileiros corroboram a relação negativa entre poluição e saúde. Um que possui grande importância referencial para este estudo é Castro et al. (2009), que avalia uma amostra de alunos da rede pública municipal no bairro de Manginhos, no Rio de Janeiro. Por meio de testes diários aplicados por seis semanas a um total de 118 alunos, identificou-se que a capacidade pulmonar dos estudantes é afetada negativamente, e de forma significativa, por PM<sub>10</sub> (para um aumento de 10 µg/m<sup>3</sup> houve redução de até 0,52 l/min) e por NO<sub>2</sub> (um aumento da mesma magnitude reduziu em até 0,52 l/min a função pulmonar dos alunos).

Bueno et al. (2010) encontraram conexão entre elevadas concentrações de material particulado e internações de crianças por problemas respiratórios no município de Divinópolis, Minas Gerais. Os autores observam que o quadro se atenua quando umidade relativa do ar e precipitações aumentam. Jasinky et al. (2011) identificam relação positiva entre internações e concentração dos poluentes ozônio (O<sub>3</sub>) e material

<sup>4</sup>A resolução 491/2018 do CONAMA tem como parâmetros de qualidade do ar final (PF) valores iguais aos parâmetros definidos como referências pelo relatório *Air quality guidelines for particulate matter, ozone, nitrogen dioxide and sulfur dioxide*, de 2006.

<sup>5</sup>Os dados citados estão na Figura 109 do Relatório de Qualidade do Ar do INEA (2018). Estações que não tiveram dados suficientemente representativos para um ano específico, isto é, com um percentual de dados disponíveis menor que 50%, não tiveram suas médias expostas na tabela.

particulado (PM<sub>10</sub>) em Cubatão, São Paulo. Com aumentos de um interquartil do nível dos poluentes ao longo de uma semana, o impacto nas hospitalizações foi de 10% para PM<sub>10</sub> e 2% para O<sub>3</sub>.

No Brasil, a poluição atmosférica parece não ser um problema exclusivamente urbano. Rangel e Vogl (2016) concluem que a ocorrência de um incêndio a uma distância máxima de 50 km de uma estação de monitoramento (localizada em um centro populacional local) acarreta aumento da concentração de PM<sub>10</sub> em 5%. Nesse cenário, os autores mostram que há um aumento de 8 por mil na proporção de recém-nascidos com peso abaixo do normal, além de ampliar o total de nascimentos de bebês prematuros. Rocha e Sant'Anna (2020) analisam o efeito da poluição proveniente de incêndios sobre hospitalizações na região amazônica do Brasil. O espalhamento de material particulado do tipo PM<sub>2,5</sub> decorrente dos incêndios mostra-se associado a aumento das internações por problemas respiratórios. Um acréscimo de um desvio-padrão na concentração de PM<sub>2,5</sub> ocasiona um incremento de 1,5% nesse tipo de internação.

A dimensão mais importante e diretamente afetada pela má qualidade do ar é a saúde, o que a literatura avalia por meio de hospitalizações, agravamento de doenças ou índices de mortalidade, por exemplo. Contudo, há outros aspectos através dos quais a poluição atmosférica também interfere negativamente na dinâmica da sociedade. Uma forma de interpretar esses tipos de dinâmica é pensar na estimativa da forma reduzida do impacto de poluição. A saúde é quase sempre o mecanismo pelo qual a poluição interfere em outras esferas, de modo que um modelo completo verifica o impacto de poluição sobre saúde, que por sua vez impacta, por exemplo, variáveis do mercado de trabalho.

Na discussão sobre oferta de trabalho, em Hanna e Oliva (2015), explora-se a variação exógena decorrente do fechamento de uma refinaria na Cidade do México. A medida fez reduzir em cerca de 20% a concentração de dióxido de enxofre (SO<sub>2</sub>) nos bairros próximos à refinaria em comparação aos bairros mais afastados. Com isso, moradores dos bairros em que houve a melhora passaram a trabalhar 3,5% a mais em comparação aos demais. Aragon, Miranda e Oliva (2016) concluem que o efeito de PM<sub>2,5</sub> sobre a oferta de trabalho é mais acentuado para trabalhadores em idade ativa que vivem junto a indivíduos considerados mais vulneráveis, como crianças pequenas e idosos. Há uma redução de duas horas trabalhadas por semana para um aumento de 10 µg/m<sup>3</sup> de PM<sub>2,5</sub> para os que vivem com dependentes vulneráveis. Para os demais, o impacto detectado de PM<sub>2,5</sub> sobre horas trabalhadas é não-linear, acontecendo somente para níveis de poluição superiores a 75 µg/m<sup>3</sup>.

Outro fator afetado pela poluição no contexto de trabalho é a produtividade. Graff Zivin e Neidell (2012), em estudo da região central da Califórnia, identificam um impacto positivo de 4,2% na produtividade de trabalhadores rurais para reduções de 10 ppb na concentração atmosférica do ozônio. O resultado reforça a ideia de que a melhora da qualidade do ar, assim como a manutenção de outros bons parâmetros ambientais, pode ser benéfica para diversas atividades econômicas. Khanna et al. (2021) analisam como a dinâmica da migração em resposta à poluição afeta a produtividade na economia chinesa. O estudo mostra uma tendência de que trabalhadores mais qualificados migrem mais em resposta à poluição do que os menos qualificados, distorcendo a distribuição original média de qualificação dos trabalhadores entre as cidades chinesas, o que ocasiona redução da produtividade agregada na economia chinesa.

Levando a análise de impacto da qualidade do ar para o plano educacional, uma área da literatura avalia impactos de longo prazo sobre desempenho cognitivo, por exemplo, através da exposição na primeira infância, ou mesmo durante a gravidez. Outra área avalia impactos de curto prazo, com medidas de poluição em dias de testes ou períodos próximos a estes. Neste segundo tipo se enquadra este artigo. A relação entre educação, performance cognitiva e poluição ainda é uma temática pouco abordada para o caso do Brasil, mas é uma área em crescente discussão na literatura em uma perspectiva global.

Entre trabalhos que avaliam efeitos de curto prazo, Ebenstein, Lavy e Roth (2016) avaliam o impacto da exposição ao material particulado sobre o Bagrut, prova de admissão nas universidades em Israel. O estudo mostra que a exposição a níveis altos do poluente no dia do exame faz com que o desempenho dos estudantes caia, além de gerar efeitos de longo prazo sobre os salários que esses alunos obterão no futuro. Os autores verificam que o efeito se concentra no dia da prova, e não é significativo para choques no nível de poluição antes e depois dos exames.

Miller e Vela (2013) identificam uma relação negativa e robusta entre poluição e desempenho escolar no Chile. Explorando a variabilidade em dados diários de poluição, os autores encontram efeito

negativo de médias anuais de ozônio e  $PM_{10}$  sobre a nota dos alunos. Ham, Zweig e Avol (2014) verificam impacto de um desvio-padrão de ozônio e material particulado sobre a média de notas em matemática e inglês, assim como sobre o percentual de estudantes com proficiência em ambas as disciplinas. Para dióxido de nitrogênio, os resultados são significativos para matemática, mas em menor escala.

Austin, Heutel e Kreisman (2019), por sua vez, encontram efeitos positivos da instalação de filtros que atenuam as emissões de poluentes dos ônibus escolares no estado da Geórgia. A implantação de filtros em cerca de 10% da frota de ônibus escolares levou a um aumento de 0,009 desvio-padrão nas notas de testes de linguagens. Gilraine (2020) avalia o efeito da instalação de filtros de ar nas salas de aula após um vazamento de gás em um bairro da cidade de Los Angeles. Como resultado da utilização dos filtros em escolas próximas ao local do vazamento, os alunos tiveram desempenho de 0,2 desvio-padrão superior ao cenário sem os filtros em provas de matemática e linguagem.

Künn, Palacios e Pestel (2019) avaliam a influência de poluentes em ambientes fechados durante torneios de xadrez na Alemanha. Um incremento de  $10 \mu\text{g}/\text{m}^3$  na concentração de  $PM_{2,5}$  no local de competição eleva a probabilidade de o jogador efetuar um movimento errado em 2,1%. O impacto se torna maior conforme o peso da jogada para o desfecho da partida é maior, isto é, em situações de maior estresse. O efeito de dióxido de carbono ( $CO_2$ ) também é analisado, mas os resultados apontam influência da concentração de  $CO_2$  somente nas situações definidas como de alto estresse durante as partidas.

Quanto a efeitos de longo prazo, Marcotte (2017) aponta impacto de 20% de exposição continuada ao pólen sobre desenvolvimento cognitivo para matemática e linguagens na pré-escola. Parte do trabalho trata também de curto prazo, concluindo que os resultados dos alunos são de 1% a 2% piores em dias com maiores concentrações de pólen no ar. Ademais, para estudantes asmáticos, concentrações elevadas de ozônio reduzem em cerca de 10% suas notas.

Zhang, Chen e Zhang (2018) estudam o impacto sobre aprendizado na China da poluição medida pelo *Air Pollution Index*<sup>6</sup>. Há análises de exposição no curto prazo (1 e 7 dias) e no longo prazo (até 3 anos). Os resultados indicam que a exposição de longo prazo à poluição ocasiona resultados piores em testes de linguagem, sobretudo para alunos mais velhos, homens e com menor nível de instrução. Com dados de Santiago do Chile, Bharadwaj et al. (2017) estudam o impacto de exposição a monóxido de carbono (CO) durante a gravidez sobre provas na 4ª série, e concluem que um aumento de um desvio-padrão na exposição a monóxido de carbono (CO) durante o terceiro trimestre de gravidez ocasionou reduções em notas de matemática e línguas para alunos quando chegavam à quarta série.

### 3 DADOS

Trabalhamos com três conjuntos de dados. A primeira parte componente do painel de dados é referente à educação. Foram disponibilizados pela Secretaria Municipal de Educação do Rio de Janeiro bases de dados com notas dos alunos em provas bimestrais. Nesse painel, cada observação representa uma prova bimestral realizada por um aluno. As disciplinas presentes na base são: Língua Portuguesa – Leitura, Língua Portuguesa – Escrita, Matemática, Ciências e Inglês. O universo de análise é composto por todo o Ensino Fundamental (1º ao 9º ano). O período coberto vai de 2013 (somente o 2º semestre) até 2016. Trata-se do período em que obtivemos as datas exatas da aplicação das provas. Contudo, as notas dessas provas não são padronizadas, o que impõe limites à análise<sup>7</sup>. O tamanho da rede e a qualidade dos dados oferecem uma vasta gama de possibilidades para análise, nos níveis de indivíduo, turma, série e escola, além da disponibilidade de dados para cinco disciplinas.

A segunda parte do painel é composta por dados de poluição no dia, no dia anterior e na semana das provas, dados obtidos dos registros públicos disponibilizados pelo INEA, que possui estações de medição espalhadas por todo o estado. As estações podem ser do tipo automática ou semiautomática: as automáticas têm registros contínuos, enquanto as semiautomáticas têm registros semanais.

<sup>6</sup> O *Air Pollution Index* é composto pelos níveis de  $PM_{10}$ , dióxido de enxofre ( $SO_2$ ), dióxido de nitrogênio ( $NO_2$ ) e monóxido de carbono (CO).

<sup>7</sup> Essa questão é discutida de forma mais aprofundada na seção de estratégia empírica.

A terceira parte do painel consiste em dados socioeconômicos. Utilizamos dados do Censo Demográfico de 2010 do IBGE. Para obter uma variável representativa em alguma medida do padrão de vida de diferentes áreas do Rio de Janeiro, consideramos a renda per capita das áreas de ponderação do IBGE. O Censo utiliza alguns tipos de agregação geográfica para a organização de suas informações, dentre as quais há as áreas de ponderação. Trata-se de um tipo de área geográfica composta por setores censitários contíguos em um mesmo município. A variável de renda per capita foi aplicada às escolas pertencentes à respectiva área de ponderação.

A qualidade de dados e a variedade dos poluentes é significativamente maior nos registros das estações automáticas. Nas estações semiautomáticas, temos apenas observações para material particulado ( $PM_{2,5}$  e  $PM_{10}$ ). Os demais poluentes são registrados apenas pelas estações automáticas. Essas, por sua vez, não têm registro de  $PM_{2,5}$ . O único poluente com registros em ambas é o material particulado de até 10 micrômetros ( $PM_{10}$ ). Além disso, a variável de temperatura, que é um controle importante na análise de impacto sobre alunos, tem registros apenas em estações automáticas. Temperaturas extremas podem trazer impacto sobre a saúde das crianças, como discutido em Deschenes, Greenstone e Guryan (2009).

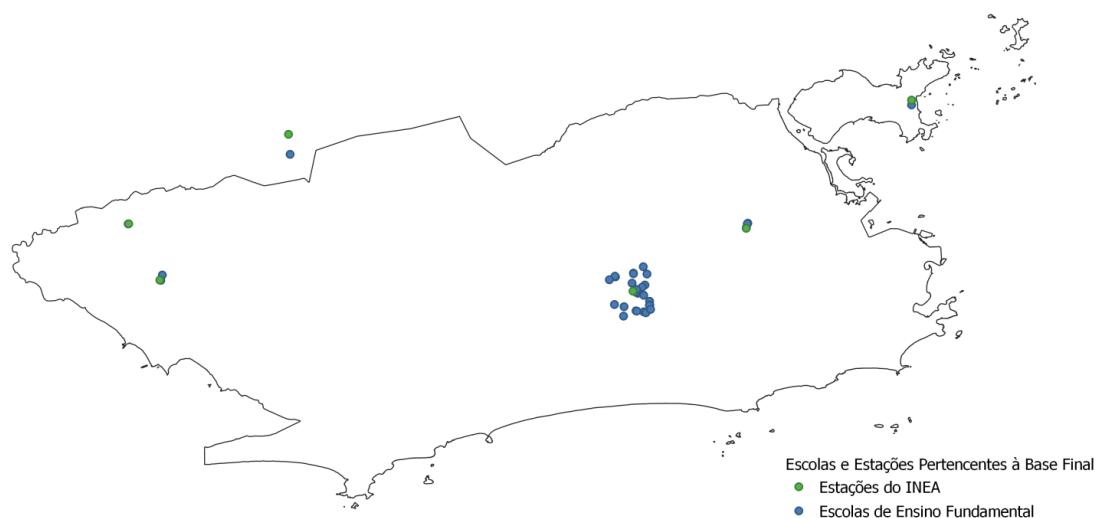
Levando em consideração a ausência de registros de temperatura nas estações semiautomáticas e como consequência de a frequência de dados de poluentes ser maior para as estações automáticas, optamos por nos restringir aos registros de poluição desse último tipo de estação.

Outra definição importante é a do poluente a ser tratado. Dois poluentes apresentam uma quantidade maior de observações não-nulas na base de dados do INEA: ozônio ( $O_3$ ) e material particulado de até 10 micrômetros ( $PM_{10}$ ). Contudo, a formação de ozônio troposférico depende, entre outros fatores, também da exposição de raios ultravioleta e da temperatura. Desse modo, ozônio é endógeno a um outro fator que potencialmente afeta o desempenho cognitivo, a temperatura. Por essa razão, optamos por analisar apenas os efeitos do material particulado.

A base final é construída associando geograficamente escolas e estações automáticas de monitoramento do INEA. Cada estação tem um raio de abrangência definido em relatório elaborado pelo INEA em 2010, a partir das características geográficas da região onde a estação se localiza. No caso de estações que não constavam nesse relatório, o método escolhido foi o de considerar como distância máxima de influência a menor distância existente dentre as elencadas pelo mesmo – no caso, 0,5 km, uma estimativa conservadora.

Ao final do processo de elaboração do painel, restaram, na base de provas, observações referentes a 24.530 alunos e 33 escolas, vinculadas a 6 estações automáticas do INEA (Jardim Guandu – Nova Iguaçu, Adalgisa Nery – Santa Cruz, Largo do Bodegão – Santa Cruz, Taquara, Engenhão e Ilha do Governador). Na Figura 1, apresentamos as 33 escolas em questão (em azul), junto às seis estações de monitoramento do INEA (em verde) cujos dados utilizamos para análise.

Figura 1 – Estações de monitoramento do INEA e escolas da rede pública municipal utilizadas na análise<sup>8</sup>



Fonte: Elaboração própria, baseada nas coordenadas geográficas em que se situam as escolas municipais do Rio de Janeiro e as estações de monitoramento do INEA.

Restringimos a amostra às observações associadas a registros com informações de  $PM_{10}$  em pelo menos um dos horizontes temporais considerados em nossa análise (dia do exame, véspera do exame ou semana do exame). Dessa forma, ao final do processo restam 376.398 observações no painel.

Foram criadas variáveis binárias que demarcam os intervalos de poluição estabelecidos em OMS (2006). Considerando todas as perspectivas temporais (semana da prova, dia da prova, dia anterior à prova e média entre o dia da prova e o dia anterior), construímos variáveis binárias representativas desses intervalos para cada horizonte de tempo.

A primeira variável, IG4,<sup>9</sup> assume valor 1 para observações acima de  $150 \mu\text{g}/\text{m}^3$  e 0 para as demais. Na segunda, IG3, o valor é 1 para observações entre  $100$  e  $150 \mu\text{g}/\text{m}^3$  e 0 para outros valores. A terceira, IG2, mostra 1 para valores entre  $75$  e  $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$  e 0 para os demais. A variável IG1 é não-nula quando  $PM_{10}$  está entre  $50$  e  $75 \mu\text{g}/\text{m}^3$ . Por fim, definimos uma variável IG0 para registros de  $PM_{10}$  abaixo de  $50 \mu\text{g}/\text{m}^3$ , que é o limite máximo recomendado pela organização para o período de um dia.

A Tabela 1 apresenta as estatísticas descritivas do painel de dados resultante de todas as adaptações executadas para o estudo. No total, ficamos com 376.398 observações, sendo cada observação uma prova realizada por um aluno. A nota média dos alunos é levemente superior à média dos dados brutos totais de educação (6,24 contra 5,54). Pode estar havendo, portanto, um leve viés de seleção positivo para a qualidade dos alunos em nossa amostra.

Dentre as escolas que passaram pelo nosso filtro de distância das estações do INEA, a distância média observada é de 934 metros, e o valor máximo é de 2 km. Portanto, nossa base é exclusivamente composta por escolas com proximidade significativa das estações. A variável de temperatura tem média de 24 graus, com valor máximo de  $32^\circ\text{C}$  para o dia e  $28^\circ\text{C}$  para a semana. É importante ressaltar que na base de dados diários do INEA, os valores são referentes a médias dos registros de um dia. Em momentos específicos de um dia, as temperaturas podem atingir valores mais altos.

A variável de renda apresenta a média de R\$ 1.507 por observação (como cada observação é uma prova, não se trata de uma média das áreas de ponderação que restaram na base). Os valores oscilaram entre R\$ 835,55 e R\$ 2.606,67. O valor mínimo ocorreu no Km 32 (Nova Iguaçu), onde se situa a escola Classe

<sup>8</sup>A escola municipal Classe em Cooperação Guandu se situa no território do município de Nova Iguaçu, mas está subordinada à Secretaria Municipal de Educação do Rio de Janeiro.

<sup>9</sup>IG significa *interim guideline*, ou meta transitória, termo utilizado em OMS (2005).



em Cooperação Guandu. Já o valor máximo da base foi referente à área denominada pelo IBGE como Jacarepaguá 2, que está geograficamente próxima à estação de monitoramento da Taquara.

Quanto às variáveis de poluição atmosférica por PM<sub>10</sub>, em seus diferentes referenciais temporais, têm valores médios entre 38 e 41 µg/m<sup>3</sup>, dentro do IG0, portanto. No total, temos entre 326.939 (para média de dois dias de poluição) e 376.398 (para a semana) observações válidas para o poluente.

Levando em conta que o valor das variáveis binárias pode somente ser 0 ou 1, o valor médio representa o percentual de observações (excetuando as observações ausentes) em que o valor é positivo. A variável IG4 construída se torna redundante, visto que em nossa amostra final resultante seu valor é sempre zero, portanto, não aparece na Tabela 1. Considerando os diferentes horizontes temporais, a variável IG3, que no caso do Rio de Janeiro é 1 para o grupo de observações com os maiores níveis de poluição, tem valores médios entre 0,003 e 0,008, isto é, representando um máximo de 1% da amostra. Seguindo a mesma linha de raciocínio, a variável IG2 tem valor médio entre 0,02 e 0,05, IG1 está entre 0,20 e 0,26 e IG0 (observações de valores dentro do parâmetro recomendado pela OMS) fica entre 0,69 e 0,78.

Tabela 1 – Estatísticas Descritivas – base de dados final<sup>10</sup>

Variáveis	Observações	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Nota	376398	6.24	2.28	0	10
Ano Escolar (Série)	376398	5.76	2.17	1	9
Distância Escola-Estação (km)	376398	.93	.68	.04	2
Renda per capita	376398	1507.16	484.43	835.55	2606.67
Renda per capita (log)	376398	7.26	.34	6.73	7.87
Fundamental II (Variável Binária)	376398	.55	.5	0	1
Fundamental I (Variável Binária)	376398	.45	.5	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – semana do exame	376398	38.66	18.22	13.66	134.1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – dia do exame	329438	40.67	20.91	7.33	143.97
PM10 µg/m <sup>3</sup> – dia anterior	328414	38.48	19.19	7.33	143.97
PM10 µg/m <sup>3</sup> – média de 2 dias	326939	39.44	18.52	10.79	125.38
PM10 µg/m <sup>3</sup> – semana do exame (IG3)	376398	.003	.06	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – semana do exame (IG2)	376398	.02	.14	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – semana do exame (IG1)	376398	.2	.4	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – semana do exame (IG0)	376398	.78	.42	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – dia do exame (IG3)	329438	.008	.09	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – dia do exame (IG2)	329438	.05	.21	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – dia do exame (IG1)	329438	.26	.44	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – dia do exame (IG0)	329438	.69	.46	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – dia anterior (IG3)	328414	.004	.06	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – dia anterior (IG2)	328414	.05	.22	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – dia anterior (IG1)	328414	.24	.43	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – dia anterior (IG0)	328414	.71	.46	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – média de 2 dias (IG3)	326939	.004	.06	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – média de 2 dias (IG2)	326939	.03	.18	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – média de 2 dias (IG1)	326939	.24	.42	0	1
PM10 µg/m <sup>3</sup> – média de 2 dias (IG0)	326939	.73	.45	0	1
Temperatura °C (dia do exame)	339152	24.3	3.01	18.11	31.5
Temperatura °C (semana)	354186	24.24	2.29	19.39	27.9

#### 4 METODOLOGIA

A estratégia de identificação se baseia na hipótese de que a influência do nível do poluente sobre as notas de alunos é exógena, uma vez que elementos não-observáveis e invariáveis ao longo do tempo não

<sup>10</sup> Estas são as estatísticas descritivas da base final. Cada linha do painel é uma nota de um aluno em uma prova de uma disciplina específica em um bimestre específico. O painel está balanceado com relação a dados de PM<sub>10</sub> no horizonte de tempo semanal, que é o com maior número de observações não-ausentes. Nos demais horizontes de tempo, a quantidade de observações válidas é levemente inferior, assim como no caso da temperatura.

estejam correlacionados com a poluição do ar. Os efeitos fixos de indivíduo ajudam a contornar essa possibilidade. Na ausência desses efeitos fixos, pode haver diferentes tipos de endogeneidade, como por exemplo, em relação à localização de escolas em regiões usualmente mais poluídas, podendo enviesar os resultados.

Como em Graff Zivin e Neidell (2013), há diferentes camadas da endogeneidade nos níveis de poluição associados aos indivíduos nesse tipo de estudo, como o *avoidance behaviour* (situação em que indivíduos conscientemente tomam medidas em seu cotidiano para evitar poluição) e as escolhas residenciais decorrentes dessa preferência por menos poluição. O efeito fixo de indivíduo ajuda também a controlar para esses fatores não-observáveis. Outro obstáculo apontado pelos autores são erros de medida, que se devem a limitação física de quantidade de equipamentos de medição e a dificuldade em captar deslocamentos diários da população, assim como a duração da exposição aos picos dos poluentes. Dados os raios de abrangência estimados pelo próprio INEA, o temor de que haja erro de medida é menor no contexto deste trabalho.

Em nosso estudo, além de apurar o efeito linear de maiores níveis de poluição, também trabalhamos com variáveis binárias, pois há um conjunto de trabalhos que apontam para efeitos não lineares da poluição (Deschenes e Greenstone, 2011; Rocha e Sant’Anna, 2020; Aragon, Miranda e Oliva, 2016).

Em relação ao tempo necessário para que a poluição exerça efeito, são testados distintos períodos. De acordo com Deryugina et al. (2019), uma janela de tempo de três dias (o dia da observação e os dois subsequentes) seria o mais adequado para efeitos sobre mortalidade.

Nosso modelo principal considera o nível de poluição no dia anterior e no próprio dia do exame. Isso se dá por dois motivos principais: o primeiro é a maior variabilidade dos dados nesse nível de tempo (dia), que permite que exploremos oscilações em períodos mais curtos. O segundo é relativo também à ideia de *avoidance behavior*. Como colocado em Graff Zivin e Neidell (2013), esse comportamento é muito mais difícil de ser internalizado pelas pessoas quando são expostas a variações em um curto espaço de tempo.

A equação a seguir apresenta o modelo a ser estimado:

$$Nota_{i,g,m,d} = \alpha + \beta_1 * PM10_{i,s,d} + \beta_2 * X_{i,s,p,d} + M_m + W_w + A_i + G_g + \varepsilon_{i,g,m,d,s,p,w} \quad (\text{Eq. 1})$$

Onde  $Nota_{i,g,m,d}$  é a nota obtida pelo aluno  $i$  da série  $g$  na disciplina  $m$  no período de tempo  $d$ .  $PM10_{i,s,d}$  é o nível médio de material particulado medido pela estação  $s$  ao qual o aluno  $i$  está exposto entre o dia do exame e o dia anterior (para fins de simplificação da notação, chamamos esse período de  $d$ )<sup>11</sup>. O vetor  $X$  incorpora os controles de temperatura e renda. Para temperatura, utilizamos o nível da estação  $s$  no dia da aplicação do exame. O controle de renda per capita se aplica no nível da respectiva área de ponderação  $p$  do IBGE no Censo 2010, sendo cada área associada às escolas que se situam em seu território. As variáveis de controle atribuídas aos alunos  $M_m$ ,  $W_w$ ,  $A_i$  e  $G_g$  são, respectivamente, efeitos fixos de disciplina, semana de aplicação da prova, aluno e série.  $\varepsilon_{i,g,m,d,s,p,w}$  é o erro-padrão consistente com a autocorrelação de observações nos mesmos *clusters* (isto é, associadas às mesmas estações).

Os efeitos fixos de semana têm dois objetivos centrais. Além do controle para variações intertemporais em fatores comuns a todos os alunos, os efeitos fixos de tempo ajudam a compensar a incomparabilidade ao longo do tempo das notas de provas bimestrais – que não são padronizadas. Trata-se, no entanto, de um método com limitações para este último fim.

Em Deryugina et al. (2019), o efeito fixo de tempo para controlar tendências intertemporais de poluição é no nível do mês. Em nosso caso, o período de análise não é contínuo, pois se dá nos períodos de prova, que são usualmente realizadas na mesma semana. Por conta dessa característica do sistema de avaliação e como forma de captar tendências de um período abrangente e ao mesmo tempo relevante para a análise, a escolha foi pelo referencial de semana para o efeito fixo de tempo.

Os erros-padrão são clusterizados no nível das estações de monitoramento. Abadie et al. (2017) argumentam que em um modelo com efeitos fixos no nível dos *clusters* aplicados, deve existir heterogeneidade nos efeitos do tratamento para que se justifique utilizar erros com clusters. Como temos

<sup>11</sup> Uma premissa importante é que há pouca distância a ser percorrida pelos alunos, de modo que a estação de monitoramento atribuída à escola é a relevante para aquele aluno. Tendo em vista a distribuição de escolas públicas pela cidade e a sua acessibilidade, essa premissa parece razoável (Pereira et al., 2020).

observações de alunos em escolas situadas em diferentes partes da cidade, provavelmente há elementos não-observáveis constantes no tempo dentro do raio de influência de uma mesma estação. Contudo, há elementos que provavelmente são diferentes entre as diversas áreas da cidade. Os erros com *cluster* são a forma de obter estimadores consistentes com a autocorrelação dos erros dentro dos *clusters*.

Em complemento ao modelo principal, efetuamos testes com possíveis heterogeneidades. Inicialmente, avaliamos possíveis efeitos heterogêneos sobre alunos de diferentes séries. Aproveitamos a divisão já existente no Ensino Fundamental no Brasil em dois segmentos: Ensino Fundamental I e II. O Ensino Fundamental I é composto pelas séries do 1º ao 5º ano, enquanto o Fundamental II vai do 6º ao 9º ano. Sob a perspectiva econométrica, efetuamos as mesmas quatro regressões do cenário geral, mas restringindo a amostra aos alunos de cada segmento em cada regressão.

Efetuamos ainda regressões quantílicas por quartil de nota do aluno, visando mensurar diferenças de efeito do poluente sobre alunos de diferentes padrões de desempenho. O modelo é similar ao principal, mas há sutis diferenças: todas as equações já possuem controle de aluno, que é a variável de identificação do painel, além de os erros não serem consistentes com a autocorrelação nos *clusters* de estação.

Para cada quartil (25%, 50% e 75%), efetuamos três regressões. A especificação mais simples não considera efeitos fixos de tempo e série do aluno. Na segunda especificação, é incluído o efeito fixo de tempo (semana). A terceira e mais completa tem todos os elementos da segunda, além do efeito fixo para a série do aluno.

Por fim, efetuamos testes nos mesmos modelos da equação 1, novamente com variáveis binárias de poluição por  $PM_{10}$ , com o objetivo de avaliar o impacto de poluição em outros horizontes de tempo sobre o desempenho dos alunos. O objetivo é avaliar se, para outros intervalos de tempo que antecedem a prova, há algum tipo de efeito diferenciado do poluente sobre as notas. Realizamos, nesse sentido, análises com dados de poluição do dia anterior ao exame, do dia do exame e na semana do exame.

## 5 RESULTADOS

Os resultados apontam uma relação negativa não-linear entre a poluição do ar por parte de material particulado de até 10 micrômetros ( $PM_{10}$ ) e o desempenho escolar no ensino fundamental do município do Rio de Janeiro, considerando a média entre o nível de poluentes do dia anterior ao da prova e do dia em que a mesma é aplicada.

Para as tabelas 2 e 3, observa-se o seguinte padrão de controles nas colunas: na coluna 1, estimamos um modelo simples, medindo a correlação entre poluição e notas, controlando para temperatura no dia do exame, renda per capita da área de ponderação do IBGE em que se situa a escola, além da disciplina da prova. Na coluna 2, adicionamos o efeito fixo de tempo (semana). A coluna 3 adiciona efeito fixo de aluno. Na coluna 4, incluímos efeito fixo para a série cursada pelo aluno. Em todas as colunas, as estimações são realizadas com erros do tipo cluster para as estações do INEA.

A Tabela 2 apresenta os principais resultados econométricos do trabalho, com o modelo que consiste em estimar o efeito da concentração de  $PM_{10}$  na véspera e no dia dos exames sobre as notas dos alunos. A parte I dessa tabela exhibe os coeficientes das variáveis binárias, isto é, as estimações de efeitos não-lineares da poluição. No intervalo de poluição IG3, que contém as observações de provas realizadas em escolas próximas às estações com mais poluição (acima de  $100 \mu g/m^3$  na média dos 2 dias), observa-se impacto negativo e significativo da poluição sobre a nota dos alunos em dois dos quatro modelos, com níveis de -0,507 e -0,502 nas colunas 3 e 4, respectivamente. O fato de os resultados permanecerem significativos nas especificações com efeito fixo de aluno (a partir da coluna 3) ajuda a respaldar nosso modelo, uma vez que o efeito fixo de indivíduo contém elementos não-detectáveis que não variam com o tempo e podem estar correlacionados com o nível de poluição da estação próxima de onde os alunos estudam.

Tabela 2 – Impacto da média de poluição por PM10 entre o dia da prova e o dia anterior sobre notas nas provas bimestrais

Variáveis	(1) Nota	(2) Nota	(3) Nota	(4) Nota
Parte I - Variáveis não-lineares de poluição				
IG3 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	-0.665** (0.176)	-0.752 (0.806)	-0.507** (0.138)	-0.502** (0.148)
IG2 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	0.183 (0.141)	0.238 (0.533)	-0.049 (0.131)	-0.043 (0.130)
IG1 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	-0.016 (0.076)	0.072 (0.327)	0.041 (0.026)	0.047 (0.028)
Temperatura (dia)	0.010 (0.017)	0.108 (0.074)	0.121* (0.054)	0.120* (0.054)
Renda per capita (log)	0.453 (0.424)	0.528 (0.405)	-0.754*** (0.020)	-0.630*** (0.066)
Observações	293,645	293,645	290,453	290,453
R <sup>2</sup>	0.015	0.030	0.471	0.474
Parte II - Variável linear de poluição				
PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup>	-0.000 (0.002)	0.002 (0.009)	0.001 (0.002)	0.001 (0.002)
Temperatura (dia)	0.010 (0.016)	0.111 (0.069)	0.123* (0.053)	0.122* (0.053)
Renda per capita (log)	0.459 (0.425)	0.528 (0.405)	-0.753*** (0.020)	-0.629*** (0.064)
Observações	293,645	293,645	290,453	290,453
R <sup>2</sup>	0.014	0.029	0.470	0.474
Controles				
Disciplina	Sim	Sim	Sim	Sim
Tempo (semana)	Não	Sim	Sim	Sim
Aluno	Não	Não	Sim	Sim
Série	Não	Não	Não	Sim
Cluster (estação)	Sim	Sim	Sim	Sim

Notas: Na Parte I, as variáveis explicativas de poluição são binárias. Na Parte II, temos uma variável explicativa de poluição linear. Todas as colunas incluem efeito fixo para disciplina e erros-padrão do tipo cluster no nível das estações. Na coluna 2, é incluído o efeito fixo de tempo (semana). A coluna 3 acumula efeito fixo de indivíduo em relação à segunda coluna. Por fim, a coluna 4 acrescenta efeitos fixos para a série do aluno. Erros-padrão robustos em parênteses. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1.

Dois elementos chamam a atenção nesses resultados: o fato de se tornarem consistentes nos modelos mais completos (colunas 3 e 4), assim como sua magnitude, pois se trata de um impacto de mais de 0,5 ponto sobre as notas. Considerando o desvio-padrão de 2,28 da variável de notas apresentado na Tabela 1, o coeficiente da coluna 4 para o intervalo de poluição 3 representa cerca de um quinto de desvio-padrão (0,22).

Para os alunos incluídos nos intervalos IG1 e IG2 de poluição, os coeficientes resultantes, ainda que sem uma direção consistente, não foram significativos estatisticamente. Na parte II, com os resultados das variáveis lineares, não se observa nenhum coeficiente relevante em magnitude ou estatisticamente significativo na variável de PM<sub>10</sub>. Os resultados indicam, portanto, que poluição atmosférica afeta, de fato, apenas de maneira não-linear o desempenho educacional. Tendo em conta a ausência de efeito detectável de variáveis lineares, para os demais horizontes de tempo, não efetuamos testes com esse tipo de especificação, restringindo a análise a efeitos não-lineares de poluição.

Além disso, nas partes I e II, os coeficientes para o controle pela renda per capita se tornam negativos e significativos nas colunas 3 e 4, que são os modelos com efeitos fixos de aluno incluídos. Não há interpretação trivial. Porém, levando em conta as particularidades de nosso modelo, é possível extrair informações desse resultado.

É importante lembrar que a renda em nosso painel está associada à área de ponderação do IBGE. A conexão entre alunos e áreas de ponderação se dá através da localização das escolas. Como utilizamos um referencial temporal único para a renda, que é o Censo de 2010, isso significa que a renda não varia

para uma área de ponderação, e por consequência para uma escola e seus alunos, durante todo o período considerado pelo painel. As únicas variações de renda possíveis entre alunos são nos casos de alunos que mudam de escola (e somente mudanças que envolvam mudança de área de ponderação). Caso não houvesse esses casos, a inclusão de efeitos fixos de aluno tornaria redundante o controle pela renda per capita. Esse coeficiente, quando condicionado ao efeito fixo de aluno, considera somente os alunos que estudaram em escolas de diferentes áreas de ponderação.

A interpretação dos coeficientes negativos e estatisticamente significativos para o logaritmo da renda é a de que alunos que mudaram para uma área de ponderação com maior renda tiveram desempenho pior. É um resultado que merece maior investigação. Possíveis explicações incluem dificuldades de adaptação a uma nova escola, assim como possíveis mudanças de *background* dos colegas. Estudos como os de Palermo, Silva e Novellino (2014) Silva, Bonamino e Ribeiro (2012) e Costa (2010) apresentam perspectivas de como a gestão e o ambiente escolar podem influenciar na capacidade de aprendizagem dos alunos na rede pública municipal do Rio de Janeiro.

### 5.1 HETEROGENEIDADE E REGRESSÕES QUANTÍLICAS

Em seguida, avaliamos como a poluição pode apresentar efeitos heterogêneos de acordo com o nível de desempenho dos alunos e se estão no Ensino Fundamental I ou Ensino Fundamental II.

A Tabela 3 apresenta a diferença nos efeitos estimados de acordo com a etapa do Ensino Fundamental. Observam-se efeitos negativos significativos da poluição sobre as notas no intervalo de poluição 3. Porém, os resultados são mais consistentes para alunos do Ensino Fundamental II. Isso acontece já que para o primeiro segmento (Parte I), os resultados significativos se dão nas duas primeiras colunas, com estimadores que não consideram efeito fixo de aluno.

Em paralelo a isso, no segundo segmento do Ensino Fundamental, exibido na Parte II, os resultados são negativos e significativos nas colunas 3 e 4, seguindo o padrão do resultado geral. Os dois coeficientes que representam esses efeitos, ambos no intervalo 3, têm valor absoluto de 0,627 (coluna 3) e 0,641 (coluna 4). O comportamento das regressões foi similar ao da amostra total, mas com resultados em patamar levemente superior. Em nosso modelo mais completo, a ocorrência de um nível de poluição do intervalo 3 implica uma queda de mais de seis décimos na nota dos alunos. Os resultados indicam que o cenário apresentado tende a afetar mais os alunos mais velhos (de séries mais altas) do que os mais novos.<sup>12</sup>

---

<sup>12</sup> Uma possibilidade a ser investigada é a de alunos mais velhos terem maior deslocamento entre suas casas e a escola e por isso sofrerem maior exposição.

Tabela 3 – Efeito heterogêneo em alunos do Ensino Fundamental

Variáveis	(1) Nota	(2) Nota	(3) Nota	(4) Nota
Parte I - Ensino Fundamental I				
IG3 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	-0.707*** (0.102)	-0.996** (0.276)	0.005 (0.291)	0.037 (0.249)
IG2 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	0.146 (0.130)	-0.239 (0.160)	0.011 (0.137)	0.004 (0.155)
IG1 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	-0.014 (0.066)	-0.163 (0.099)	0.063 (0.059)	0.088 (0.055)
Temperatura (dia)	-0.010 (0.015)	0.111** (0.036)	0.098* (0.038)	0.093* (0.040)
Renda per capita (log)	0.869** (0.307)	0.938*** (0.208)	-0.134*** (0.030)	0.096** (0.026)
Observações	134,971	134,971	132,825	132,825
R <sup>2</sup>	0.057	0.078	0.549	0.555
Parte II - Ensino Fundamental II				
IG3 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	-0.755** (0.206)	-0.460 (0.987)	-0.627* (0.209)	-0.641* (0.221)
IG2 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	0.233 (0.140)	0.894 (0.387)	-0.129 (0.135)	-0.110 (0.127)
IG1 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	-0.023 (0.076)	0.288 (0.355)	0.016 (0.054)	0.018 (0.056)
Temperatura (dia)	0.037 (0.025)	0.086 (0.102)	0.148 (0.068)	0.148 (0.068)
Renda per capita (log)	0.377 (0.628)	0.357 (0.617)	-0.767*** (0.035)	-0.727*** (0.010)
Observações	158,674	158,674	155,528	155,528
R <sup>2</sup>	0.047	0.065	0.448	0.450
Controles				
Disciplina	Sim	Sim	Sim	Sim
Tempo (semana)	Não	Sim	Sim	Sim
Aluno	Não	Não	Sim	Sim
Série	Não	Não	Não	Sim
Cluster (estação)	Sim	Sim	Sim	Sim

Notas: A Parte I tem somente alunos do 1º ao 5º ano do Ensino Fundamental. A Parte II é composta por alunos do 6º ao 9º ano. Todas as colunas incluem efeito fixo para disciplina e erros-padrão do tipo cluster no nível das estações. Na coluna 2, é incluído o efeito fixo de tempo (semana). A coluna 3 acumula efeito fixo de indivíduo (código de aluno) em relação à segunda coluna. Por fim, a coluna 4 acrescenta efeitos fixos para a série do aluno. Erros-padrão robustos em parênteses. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1.

A Tabela 4 apresenta os resultados das regressões quantílicas. A parte I exibe os resultados para o quartil 25%, a parte II, o quartil 50%, e a parte III, o quartil 75%. A coluna 1 consiste em um modelo simples, com o efeito das notas nas variáveis binárias de intervalos de poluição no dia anterior, controlando para temperatura, disciplina, aluno e renda per capita. Na coluna 2, adicionamos o efeito fixo de tempo (semana). A coluna 3 acumula efeito fixo de série.

Para o intervalo IG3 de poluição, a direção dos coeficientes é a mesma para todos os quartis. Os coeficientes são consistentemente negativos em todos os modelos, tornando-se maiores em valor absoluto à medida que aumenta o quartil de referência, o que representa um impacto maior. Concentrando a análise nas colunas 3 (modelo mais completo) do intervalo de poluição 3, numericamente o maior impacto está no quartil 75% (Parte III): -0,236. Na Parte II, esse mesmo coeficiente é de -0,182, enquanto na Parte I é de -0,124.

Levando em consideração os dados de notas por quartil, temos que a média de notas para o quartil 25% é 3,27. Considerando o coeficiente negativo de 0,124, temos um impacto médio de 3,79% sobre a nota. Para o quartil 50%, a média dentre esses alunos é de 5,65. O coeficiente negativo de 0,182 representa

um impacto sobre a nota de 3,22%. Por fim, temos o terceiro quartil (75%), cuja média de notas é 7,39. O coeficiente de -0,236 representa um impacto médio de 3,19% sobre as notas de alunos.

O impacto médio relativo dos coeficientes sobre as notas é próximo para todos os quartis (entre 3,19% e 3,79%), entretanto, é decrescente conforme o quartil de desempenho torna-se maior. Alunos com notas piores sofrem maior prejuízo em cenários de poluição acima de 100  $\mu\text{g}/\text{m}^3$ . Isso indica que nessas situações, pode haver um agravamento das diferenças já existentes de desempenho entre alunos, o que potencializa a heterogeneidade no nível de aprendizagem em uma turma ou escola, podendo gerar desigualdade de aprendizado entre os alunos para além das que as instituições de ensino já precisam lidar.

Tabela 4 – Regressões quantílicas: quartis 25%, 50% e 75%

Variáveis	(1) Nota	(2) Nota	(3) Nota
Parte I - Quantil 25			
IG3 (PM <sub>10</sub> - $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	-0.312*** (0.000)	-0.097*** (0.000)	-0.124*** (0.000)
IG2 (PM <sub>10</sub> - $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	-0.050 (0.067)	0.036 (0.099)	0.018 (0.098)
IG1 (PM <sub>10</sub> - $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	-0.104* (0.060)	0.024 (0.071)	0.014 (0.070)
Temperatura (dia)	0.000 (0.002)	0.112*** (0.005)	0.111*** (0.005)
Renda per capita (log)	-0.913*** (0.098)	-0.862*** (0.099)	-0.740*** (0.097)
Observações	303,503	303,503	303,503
Parte II - Quantil 50			
IG3 (PM <sub>10</sub> - $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	-0.377*** (0.000)	-0.170*** (0.000)	-0.182*** (0.000)
IG2 (PM <sub>10</sub> - $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	-0.013 (0.049)	0.087 (0.070)	0.123* (0.070)
IG1 (PM <sub>10</sub> - $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	-0.097** (0.043)	0.021 (0.051)	0.017 (0.050)
Temperatura (dia)	0.002 (0.001)	0.119*** (0.004)	0.117*** (0.004)
Renda per capita (log)	-0.854*** (0.071)	-0.814*** (0.070)	-0.701*** (0.070)
Observações	303,503	303,503	303,503
Parte II - Quantil 75			
IG3 (PM <sub>10</sub> - $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	-0.436*** (0.000)	-0.236*** (0.000)	-0.236*** (0.000)
IG2 (PM <sub>10</sub> - $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	0.021 (0.064)	0.134 (0.091)	0.220** (0.090)
IG1 (PM <sub>10</sub> - $\mu\text{g}/\text{m}^3$ )	-0.090 (0.057)	0.018 (0.065)	0.019 (0.065)
Temperatura (dia)	0.003* (0.002)	0.124*** (0.005)	0.123*** (0.005)
Renda per capita (log)	-0.800*** (0.094)	-0.770*** (0.091)	-0.666*** (0.090)
Observações	303,503	303,503	303,503
Controles			
Disciplina	Sim	Sim	Sim
Aluno (variável de identificação)	Sim	Sim	Sim
Tempo (semana)	Não	Sim	Sim
Série	Não	Não	Sim

**Notas:** A Parte I analisa o quartil 25% das notas. A Parte II analisa o quartil 50% das notas, enquanto o quartil 75% é analisado na Parte III. Todas as colunas incluem efeito fixo para disciplina e código do aluno. Na coluna 2, é incluído o efeito fixo de tempo (semana). Por fim, a coluna 3 acrescenta efeitos fixos para a série do aluno. Erros-padrão robustos em parênteses. \*\*\*  $p < 0.01$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*  $p < 0.1$ .

## 5.2 ROBUSTEZ

Efetuamos testes com o efeito sobre outros horizontes temporais, como forma de avaliar a robustez dos resultados. Apresentamos esses resultados em uma única tabela, a Tabela 5, que contém três colunas, uma para cada horizonte de tempo. Em cada coluna, temos o modelo mais completo da Tabela 2, isto é, incluímos efeito fixo de disciplina, tempo (semana), aluno, série, além de termos erro do tipo cluster em relação à estação. A coluna 1 avalia os impactos da poluição somente do dia anterior ao das provas. Na coluna 2, analisamos o impacto específico do dia das provas. Por fim, a coluna 3 da tabela mostra o impacto acumulado de poluição nos dias na semana da prova.

Tabela 5 – Impacto da média de poluição por PM10 em outros horizontes temporais

VARIABLES	(1)	(2)	(3)
	Nota Dia Anterior	Nota Dia do Exame	Nota Semana do Exame
IG3 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	-0.455** (0.144)	-0.222 (0.273)	0.074 (0.111)
IG2 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	0.081 (0.040)	-0.101 (0.122)	-0.074 (0.083)
IG1 (PM <sub>10</sub> - µg/m <sup>3</sup> )	0.036 (0.067)	0.065 (0.033)	0.008 (0.036)
Temperatura (dia)	0.122* (0.054)	0.124* (0.050)	
Temperatura (semana)			0.017 (0.020)
Renda per capita (log)	-0.628*** (0.065)	-0.632*** (0.067)	-0.457*** (0.056)
Observações	291,081	292,951	353,274
R <sup>2</sup>	0.475	0.474	0.474
Controles			
Disciplina	Sim	Sim	Sim
Tempo (semana)	Sim	Sim	Sim
Aluno	Sim	Sim	Sim
Série	Sim	Sim	Sim
Cluster (estação)	Sim	Sim	Sim

Notas: Todas as especificações aqui apresentadas consistem no modelo completo da Tabela 2, isto é, com efeitos fixos para disciplina, tempo (semana), código do aluno, série do aluno e erros-padrão com clusters de estação do INEA. A primeira coluna tem a variável poluição mensurada no dia anterior ao exame. Na segunda, o referencial de tempo é o dia do exame, e na terceira, a semana em que se realiza o exame. Erros-padrão robustos em parênteses. \*\*\* p<0.01, \*\* p<0.05, \* p<0.1.

A medição de impacto da poluição no dia anterior à realização dos exames traz resultados em direção e patamares similares aos da Tabela 2. Os coeficientes dos alunos que se encontram no intervalo 3 de poluição são negativos e significativos para os modelos das colunas 3 e 4 da referida tabela. Ambos estão na faixa de impacto de 0,5, levemente acima do 0,45 ponto registrado na Tabela 5.

Quanto ao nível de poluição no dia específico do exame, o coeficiente estimado para o nível mais alto de poluição também é negativo, porém sem significância estatística. O conjunto dos resultados nos leva a crer que o mecanismo de transmissão principal pelo qual a poluição por PM<sub>10</sub> impacta o desempenho é pelo nível no dia anterior, quer seja por afetar a capacidade de preparação dos estudantes, quer seja por causar problemas de saúde que não se manifestam imediatamente ao respirar um ar mais poluído.

Em relação à estimação com a média semanal, os coeficientes de poluição não se mostram significativos estatisticamente em nenhum intervalo. A média semanal suaviza a variação nos poluentes captados pelas estações em nível diário, o que ajuda a compreender o porquê de haver efeitos pouco claros e não relevantes estatisticamente sobre notas ao considerarmos a média semanal de poluição.



## 6 CONCLUSÕES

Aponta-se uma relação negativa entre poluição atmosférica e notas dos alunos da rede pública municipal do Rio de Janeiro. Conclui-se que há relação negativa e não-linear entre maiores índices de poluição por  $PM_{10}$  e notas de estudantes. O efeito é registrado quando os níveis do poluente ultrapassam a barreira de  $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$  na média do dia da prova com a véspera.

O padrão de efeito sobre notas para níveis de poluição acima de  $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$  acontece também ao considerarmos apenas o dia anterior ao exame. Nas análises que consideram exclusivamente o nível de  $PM_{10}$  do dia da prova e da semana da prova, os resultados não apresentam significância estatística. No modelo em que avaliamos o efeito linear do poluente, tampouco foram observados efeitos claros do poluente sobre as notas.

Na análise de efeito heterogêneo entre alunos dos anos iniciais e finais do Ensino Fundamental, os alunos dos anos finais (ou Ensino Fundamental II), isto é, do 6º ao 9º ano, apresentam um efeito negativo similar ao da regressão principal para os mesmos níveis de poluição, porém levemente superior (magnitude de 0,6 ponto).

É também importante pensar sob a ótica de políticas públicas que possam atenuar o prejuízo causado aos estudantes nas provas. Uma possível implicação de política é a necessidade de ampliação da atual rede de monitoramento, para que mais regiões da cidade possam ter um acompanhamento mais preciso. O investimento em uma estrutura ampla de monitoramento da qualidade do ar, com mais estações automáticas e mais poluentes medidos constantemente, pode oferecer mais proteção às áreas mais poluídas com políticas territorialmente focalizadas.

Refletir sob a ótica local traz a perspectiva de incluir justiça ambiental na orientação de política pública, uma vez que regiões mais vulneráveis de cidades e países tendem a lidar com os piores efeitos da má conservação ambiental. No caso do Rio de Janeiro, a Zona Norte e principalmente a Zona Oeste apresentam os piores índices de qualidade do ar.

Outra perspectiva em que a ampliação do monitoramento implicaria melhora seria ao pensarmos sob a ótica de saúde da família. Uma estrutura mais ampla e em comunicação permanente com postos de saúde, unidades de pronto-atendimento e mesmo as escolas, devido à importância comunitária que possuem, pode ajudar a orientar os cidadãos a tomarem medidas de proteção em cenários de pico de poluição, além de alertar quanto ao agravamento de condições preexistentes, principalmente as respiratórias, cardiovasculares e cerebrovasculares.

## BIBLIOGRAFIA

- Abadie, Alberto, et al. *When should you adjust standard errors for clustering?* No. w24003. National Bureau of Economic Research, 2017.
- Acselrad, Henri. "Meio Ambiente e Justiça: estratégias argumentativas e ação coletiva." *Justiça ambiental e cidadania. Rio de Janeiro: Relume-Dumará* (2004): 23-39.
- Anderson, Jonathan O., Josef G. Thundiyil, and Andrew Stolbach. "Clearing the air: a review of the effects of particulate matter air pollution on human health." *Journal of medical toxicology* 8.2 (2012): 166-175.
- Aragón, Fernando M., Juan Jose Miranda, and Paulina Oliva. *Particulate matter and labor supply: The role of caregiving and non-linearities*. The World Bank, 2016.
- Austin, Wes, Garth Heutel, and Daniel Kreisman. "School bus emissions, student health and academic performance." *EconomicsofEducation Review* 70 (2019): 109-126.
- Banzhaf, H. Spencer, Lala Ma, and Christopher Timmins. "Environmental justice: Establishing causal relationships." *Annual Review of Resource Economics* 11 (2019): 377-398.
- Básica, Anuário Brasileiro da Educação. "Todos pela educação." *São Paulo* (2019).
- Básica, Anuário Brasileiro da Educação. "Todos pela educação. 2019." (2020).
- Bharadwaj, Prashant, et al. "Gray matters: Fetal pollution exposure and human capital formation." *Journal of the Association of Environmental and Resource Economists* 4.2 (2017): 505-542.

- Bueno, Flávia Faria, et al. "Qualidade do ar e internações por doenças respiratórias em crianças no município de Divinópolis, Estado de Minas Gerais." *Acta Scientiarum. Health Sciences* 32.2 (2010): 185-189.
- Castro, Hermano Albuquerque de, et al. "Effect of air pollution on lung function in schoolchildren in Rio de Janeiro, Brazil." *Revista de saúde pública* 43 (2009): 26-34.
- Costa, Márcio da. "Famílias e acesso diferenciado a escolas públicas prestigiadas: um estudo de caso." *Educação em Revista* 26.2 (2010): 227-247.
- Deryugina, Tatyana, et al. "The mortality and medical costs of air pollution: Evidence from changes in wind direction." *American Economic Review* 109.12 (2019): 4178-4219.
- Deschênes, Olivier, and Michael Greenstone. "Climate change, mortality, and adaptation: Evidence from annual fluctuations in weather in the US." *American Economic Journal: Applied Economics* 3.4 (2011): 152-85.
- Deschênes, Olivier, Michael Greenstone, and Jonathan Guryan. "Climate change and birth weight." *American Economic Review* 99.2 (2009): 211-17.
- Ebenstein, Avraham, Victor Lavy, and Sefi Roth. "The long-run economic consequences of high-stakes examinations: Evidence from transitory variation in pollution." *American Economic Journal: Applied Economics* 8.4 (2016): 36-65.
- Gilraine, Michael. "Air filters, pollution and student achievement." *Annenberg Institute at Brown University* (2020).
- Graff Zivin, Joshua, and Matthew Neidell. "The impact of pollution on worker productivity." *American Economic Review* 102.7 (2012): 3652-73.
- Graff Zivin, Joshua, and Matthew Neidell. "Environment, health, and human capital." *Journal of Economic Literature* 51.3 (2013): 689-730.
- Ham, John C., Jacqueline S. Zweig, and Edward Avol. "Pollution, Test Scores and Distribution of Academic Achievement: Evidence from California Schools 2002-20081."
- Hanna, Rema, and Paulina Oliva. "The effect of pollution on labor supply: Evidence from a natural experiment in Mexico City." *Journal of Public Economics* 122 (2015): 68-79.
- Instituto Estadual do Ambiente (RJ). Relatório da qualidade do ar do Estado do Rio de Janeiro : ano base 2018 / Instituto Estadual do Ambiente (RJ). – Rio de Janeiro, 2020. 163 p. : il. col.
- Jasinski, Renata, Luiz Alberto Amador Pereira, and Alfésio Luís Ferreira Braga. "Poluição atmosférica e internações hospitalares por doenças respiratórias em crianças e adolescentes em Cubatão, São Paulo, Brasil, entre 1997 e 2004." *Cadernos de Saúde Pública* 27 (2011): 2242-2252.
- Kampa, Marilena, and Elias Castanas. "Human health effects of air pollution." *Environmental pollution* 151.2 (2008): 362-367.
- Khanna, Gaurav, et al. "The productivity consequences of pollution-induced migration in China." *NBER Working Paper* w28401 (2021).
- Künn, Steffen, Juan Palacios, and Nico Pestel. "Indoor air quality and cognitive performance." (2019).
- Marcotte, Dave E. "Something in the air? Air quality and children's educational outcomes." *Economics of Education Review* 56 (2017): 141-151.
- Miller, Sebastian, and Mauricio Vela. "The effects of air pollution on educational outcomes: evidence from Chile." (2013).
- Palermo, Gabrielle A., Denise Britz do Nascimento Silva, and Maria Salet Ferreira Novellino. "Fatores associados ao desempenho escolar: uma análise da proficiência em matemática dos alunos do 5º ano do ensino fundamental da rede municipal do Rio de Janeiro." *Revista Brasileira de Estudos de População* 31.2 (2014): 367-394.
- Pereira, Rafael Henrique Moraes et al. Desigualdades socioespaciais de acesso a oportunidades nas cidades brasileiras–2019. 2020.
- Pöschl, Ulrich. "Atmospheric aerosols: composition, transformation, climate and health effects." *Angewandte Chemie International Edition* 44.46 (2005): 7520-7540.
- Rangel, Marcos A., and Tom Vogl. *Agricultural fires and infant health*. No. w22955. National Bureau of Economic Research, 2016.

Rio de Janeiro (Estado). Secretaria Estadual do Ambiente. *O estado do ambiente: indicadores ambientais do Rio de Janeiro* / Organizadoras: Júlia Bastos e Patrícia Napoleão. – Rio de Janeiro: SEA; INEA, 2011. 160 p. : il. ; 29,7 cm

Rocha, Rudi, and André Sant'Anna. *Winds of Fire and Smoke: Air Pollution and Health in the Brazilian Amazon*. Tech. rep. Instituto de Estudos para Políticas de Saúde (IEPS), 2020.

Shehab, M. A.; Pope, F. D. Effects of short-term exposure to particulate matter air pollution on cognitive performance. *Scientific reports*, v. 9, n. 1, p. 1-10, 2019.

Silva, Jaqueline Luzia da, Alicia Maria Catalano de Bonamino, and Vera Masagão Ribeiro. "Escolas eficazes na educação de jovens e adultos: estudo de casos na rede municipal do Rio de Janeiro." *Educação em Revista* 28.2 (2012): 367-392.

World Health Organization. *WHO Air quality guidelines for particulate matter, ozone, nitrogen dioxide and sulfur dioxide: global update 2005: summary of risk assessment*. No. WHO/SDE/PHE/OEH/06.02. World Health Organization, 2006.

Zhang, Xin, Xi Chen, and Xiaobo Zhang. "The impact of exposure to air pollution on cognitive performance." *Proceedings of the National Academy of Sciences* 115.37 (2018): 9193-9197.