

# Efeito indireto do nível socioeconômico sobre a proficiência em matemática<sup>I II</sup>

---

DANIEL ABUD SEABRA MATOS<sup>III</sup>

ERICA CASTILHO RODRIGUES<sup>IV</sup>

WALTER LANA LEITE<sup>V</sup>

<http://dx.doi.org/10.22347/2175-2753v13i41.3499>

## Resumo

O objetivo deste estudo é analisar o efeito indireto do nível socioeconômico sobre a proficiência em matemática, considerando como variável mediadora o tipo de escola (pública ou particular). A base de dados foi a pesquisa Geres. Utilizamos Modelagem de Equações Estruturais, juntamente com o método *cluster-robust standard errors*. Usamos as variáveis: NSE, sexo, raça, proficiência em matemática e tipo de escola. Em quatro dos cinco modelos ajustados, o efeito indireto foi significativo a um nível de 5% e todos apresentaram sinal positivo. Em quatro modelos, aconteceu uma mediação completa, na qual não existe efeito direto, apenas o efeito indireto (o efeito do NSE só se manifestou por meio do tipo de escola). Apesar de o NSE ter uma forte associação com o desempenho dos alunos, grande parte dessa relação parece acontecer por meio do tipo de escola.

**Palavras-chave:** Nível socioeconômico. Efeito indireto. Modelagem de Equações Estruturais.

Submetido em: 29/04/2021

Aprovado em: 14/12/2021

---

<sup>I</sup> Agência Financiadora: Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais - Fapemig (processo número APQ-02319-16).

<sup>II</sup> Esse trabalho foi publicado em dois Congressos, no formato de Resumo Expandido: V CONAVE - Congresso Nacional de Avaliação em Educação, UNESP, Bauru/SP, no período de 3 a 5 de dezembro de 2018 (<https://conave.fc.unesp.br/anais/index.php?t=TC2018110654909#>) e VI CONBRATRI - Métodos para Detecção de Fraudes em Testes - Associação Brasileira de Avaliação Educacional (ABAVE), Juiz de Fora/MG, de 29 a 31 de agosto de 2018 (<https://even3.blob.core.windows.net/anais/92819.pdf>).

<sup>III</sup> Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), Ouro Preto (MG), Brasil; <http://orcid.org/0000-0001-7955-4302>; e-mail: danielmatos@ufop.edu.br.

<sup>IV</sup> Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), Ouro Preto (MG), Brasil; <http://orcid.org/0000-0002-3305-7228>; e-mail: ericacastilho@gmail.com.

<sup>V</sup> Universidade da Flórida (UF), Gainesville (FL), Estados Unidos da América; <http://orcid.org/0000-0001-7655-5668>; e-mail: walter.leite@coe.ufl.edu.

# Indirect effect of socioeconomic *status* on mathematics proficiency

## Abstract

The objective of this study is to analyze the indirect effect of socioeconomic *status* on mathematics proficiency, considering as mediating variable the type of school (public or private). The database was the Geres survey. We used the Structural Equation Modeling, along with cluster-robust standard errors method. The variables were: socioeconomic *status*, gender, race, mathematics proficiency, and type of school. In four of the five models fitted, the indirect effect was significant at a level of 5% and all showed positive sign. In four models, a complete mediation occurred, where there was no direct effect, but only the indirect effect (the effect of socioeconomic *status* only manifested through the type of school). Despite the fact that socioeconomic *status* has a strong association with the performance of the students, much of this relationship seems to happen through the type of school.

**Keywords:** Socioeconomic *status*. Indirect effect. Structural Equation Modeling.

# Efecto indirecto del nivel socioeconómico sobre el dominio de las matemáticas

## Resumen

El objetivo de este estudio es analizar el efecto indirecto del nivel socioeconómico sobre el dominio de las matemáticas, considerando el tipo de escuela (pública o privada) como variable mediadora. La base de datos fue la encuesta de Geres. Usamos el modelado de ecuaciones estructurales, junto con el método *cluster-robust standard errors* por grupos. Usamos las variables: NSE, género, raza, competencia matemática y tipo de escuela. En cuatro modelos se produjo una mediación completa, donde no hay efecto directo, solo el efecto indirecto (el efecto NSE solo se manifestó a través del tipo de escuela). Aunque los NSE tienen una fuerte asociación con el desempeño de los estudiantes, gran parte de esta relación parece ocurrir en todos los tipos de escuelas.

**Palabras clave:** Nivel socioeconómico. Efecto indirecto. Modelos de ecuaciones estructurales.

## Introdução

Na área da Educação, assim como no campo das Ciências Humanas e Sociais em geral, mensuramos fenômenos que não são diretamente observáveis, chamados de variáveis latentes ou construtos. As variáveis latentes são inferidas por meio de outras variáveis observáveis diretamente. Para estimar o nível socioeconômico (NSE), por exemplo, usamos muitas variáveis diretamente observáveis: ocupação e escolaridade dos pais, bens domésticos, bens culturais e recursos educacionais do domicílio. Assim, o NSE é o resultado da combinação de diversos elementos, sendo necessários instrumentos como questionários para mensurá-lo (SOARES, 2005). Ou seja, o “NSE visa mensurar empiricamente um construto teórico que situa os indivíduos em classes ou estratos sociais, nos quais eles compartilham algumas características semelhantes tais como ocupação, renda ou educação” (ALVES; SOARES; XAVIER, 2013, p. 16).

No entanto, existem metodologias distintas para medir o NSE e algumas discordâncias na literatura sobre quais aspectos precisam ser considerados para estimar essa variável latente. Operacionalizar construtos em indicadores empíricos não é algo trivial, pois um mesmo construto pode ser operacionalizado de diversas formas. O Critério Brasil, utilizado pela Associação Brasileira de Empresas de Pesquisa (Abep), por exemplo, aplica um cálculo muito simples situando os indivíduos nas classes A1, A2, B1, B2, C1, C2, D ou E. Já o Programa Internacional de Avaliação de estudantes (Pisa) disponibiliza duas variáveis no seu banco de dados: 1) um indicador chamado *International Socio-Economic Index of Occupational Status* (Isej), baseado em dados sobre a ocupação dos pais dos alunos (GANZEBOOM; DE GRAAF; TREIMAN, 1992); 2) o *Pisa Index of Economic, Social and Cultural Status* (ESCS – Índice do nível econômico, social e cultural). Esse índice socioeconômico usa, a partir do questionário do estudante: a maior ocupação dos pais, a maior escolaridade dos pais expressa em anos de escolaridade, bens domésticos, que englobam bens de riqueza da família, bens culturais e recursos educacionais da casa (ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT, 2014).

Um exemplo brasileiro seria o Sistema de Avaliação da Educação Básica (Saeb), que também, juntamente com as avaliações cognitivas, aplica questionários contextuais para os estudantes, professores e diretores. Os questionários dos

estudantes coletam dados sobre aspectos da vida escolar, do NSE e do capital social e cultural.

### **Relação entre nível socioeconômico, desempenho dos alunos e tipo de escola**

O que confere ao NSE uma importância crucial na área da Educação é a sua forte associação com o desempenho dos alunos. Pesquisas clássicas como o Relatório Coleman<sup>VI</sup> foram importantes historicamente no sentido de fomentar esse debate. Atualmente, não existem dúvidas sobre esse fenômeno: trabalhos brasileiros e internacionais já documentaram de forma muito robusta evidências dessa grande relação entre o NSE e o desempenho educacional (MATIAS, 2018; SIRIN, 2005; SOARES; COLLARES, 2006; WHITE, 1982).

Várias dimensões do NSE apresentam um impacto importante no desempenho escolar, como os que já mencionamos anteriormente: recursos econômicos (renda familiar), condições de moradia, capital cultural e distribuição da educação entre os membros da família, dentre outros (SILVA; HASENBALG, 2002). Ou seja, podemos afirmar que qualquer pesquisa que analise desempenho educacional precisa levar em consideração o NSE dos estudantes, especialmente no contexto brasileiro em que as desigualdades educacionais e sociais são enormes.

No entanto, geralmente as pesquisas focam no efeito direto do NSE sobre a proficiência dos alunos. Brooke *et al.* (2014), por exemplo, por meio de modelos lineares hierárquicos, compararam duas abordagens de valor agregado para dados do Estudo Longitudinal da Geração Escolar 2005 (Geres). Na primeira abordagem, usando um modelo diferente para cada ano, analisaram fatores do aluno, da turma e da escola associados ao desempenho escolar. A segunda abordagem analisa o efeito das variáveis de estudante, turma e escola nas curvas de evolução da proficiência ao longo dos anos investigados. O modelo hierárquico utilizado foi de três níveis: aluno, turma e escola. Nesse sentido, o NSE foi utilizado nesses três níveis, sendo no caso da turma e da escola a média do NSE. No nível do aluno, tanto em Língua Portuguesa quanto em Matemática, as variáveis com maior associação a ganhos de proficiência são a proficiência prévia e o NSE. Assim, quanto maior a

---

<sup>VI</sup> Importante pesquisa realizada nos Estados Unidos, em que foram produzidos os primeiros estudos relevantes sobre eficácia escolar. Um estudo que se destacou foi feito por James S. Coleman e colaboradores em 1966. Preocupados com a qualidade da educação, eles pesquisaram a distribuição diferencial de oportunidades educacionais. Daí a denominação Relatório Coleman.

proficiência prévia do estudante e maior seu NSE, maior seu ganho nas escalas do Geres de um ano para outro.

Outros resultados indicam que, em diversos modelos, os estudantes pertencentes a turmas com maior NSE médio tendem a apresentar maior proficiência em Língua Portuguesa e Matemática, ilustrando o conhecido efeito dos pares sobre a aprendizagem. Os estudantes pertencentes a escolas com maiores níveis de média da prática de leitura, NSE e média de prática de aula tendem a possuir uma proficiência maior. Portanto, segundo Brooke *et al.* (2014), esses resultados confirmam pesquisas anteriores que evidenciam uma associação forte entre o NSE da família e o ponto de partida do estudante. Outros exemplos de estudos sobre o Geres relacionados com o foco da nossa pesquisa (NSE e proficiência) são: Almeida, Dalben e Freitas (2013), Dalben (2014), Oliveira e Bonamino (2015).

Já Alves e Soares (2013) analisaram a relação entre o Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (Ideb) e o contexto escolar, considerando o perfil dos estudantes e as características das instituições de ensino. Por meio de modelos de regressão linear múltipla, os autores usaram dados da Prova Brasil, do Censo Escolar e do Ideb 2009. Como esperado na literatura, os resultados indicam que as escolas que atendem a estudantes de menor NSE apresentam resultados piores, mesmo com o controle de outras variáveis (porcentagem de alunos brancos, porcentagem de alunos do sexo masculino, infraestrutura da escola, complexidade da escola). Para essas instituições, é muito mais difícil elevar o valor do Ideb, devido às suas condições contextuais desfavoráveis.

Duarte (2013), por meio de análise de regressão multinível, analisou o impacto da pobreza no Ideb de 2009 das escolas usando variáveis como o percentual de beneficiários do Programa Bolsa Família das escolas. A presença de estudantes em situação de pobreza teve um efeito negativo forte no Ideb da escola. Soares e Alves (2013) analisaram o Ideb 2011 de escolas brasileiras, usando três indicadores para contextualizar seus resultados: NSE dos estudantes, infraestrutura e dificuldade da gestão pedagógica. As instituições são muito heterogêneas em relação aos valores dos indicadores, mas fica claro que escolas que trabalham em condições mais favoráveis do ponto de vista contextual conseguem resultados muito melhores. Assim, obter bons resultados é bem mais difícil em algumas instituições do que em outras.

Outros estudos nacionais e estrangeiros também registram de maneira bastante clara a associação entre NSE e o desempenho educacional. Tomados em conjunto, todos esses estudos que abordam a associação entre NSE e proficiência evidenciam um forte impacto da condição socioeconômica na proficiência dos alunos. Entretanto, como destacado anteriormente, esses estudos focam no efeito direto do NSE.

Nesse sentido, existem poucos trabalhos que consideram o efeito indireto do NSE (mediado por outras variáveis) sobre a proficiência dos estudantes. Matos *et al.* (2017), por exemplo, investigaram o impacto de recursos e práticas familiares no desempenho escolar de alunos dos anos iniciais do Ensino Fundamental. Os autores mensuraram o impacto do NSE na proficiência de uma maneira indireta (mediada pelas práticas familiares) por meio de Modelagem de Equações Estruturais (MEE). Nos resultados foram encontradas situações em que o NSE impacta a prática familiar, mas a prática familiar não impacta a proficiência e vice-versa. Por exemplo: os fatores capital informacional<sup>VII</sup> e interação pais e filhos<sup>VIII</sup> foram preditos de forma estatisticamente significativa pelo NSE. Entretanto, essas práticas familiares não impactaram a proficiência em português de maneira estatisticamente significativa. Ou seja: esse tipo de análise possibilita uma maior sofisticação e refinamento dos estudos sobre o NSE, na medida em que permite interpretações mais detalhadas.

Além disso, o NSE também se mostra associado ao tipo de escola (pública ou particular), sendo que, no ensino básico brasileiro, o desempenho cognitivo médio de estudantes de escolas privadas em avaliações externas é geralmente superior. Além do NSE, o tipo de escola está associado também à infraestrutura e aos equipamentos da instituição (FERRÃO; FERNANDES, 2003). Nesse sentido, a maioria dos estudantes oriundos de famílias com um maior NSE estuda em escolas privadas. Mesmo quando situadas em bairros de classe média/alta, as escolas públicas têm um número significativo de alunos de origem mais desfavorecida (ALVES; SOARES, 2007).

Portanto, a relação entre o tipo de escola e o NSE é bastante relevante para o Brasil, pois explicita os processos de seleção, concentração e segregação da

---

<sup>VII</sup> Conjunto de conhecimentos e informações sobre a organização e funcionamento da instituição escolar que se revertem em vantagens no mercado escolar.

<sup>VIII</sup> Mediação na transmissão dos capitais familiares, incluindo questões como a presença física dos adultos e a atenção dada às crianças.

população escolar (ALVES *et al.*, 2015, ERNICA; BATISTA, 2012). Nogueira (2013), por exemplo, aponta que a chamada (nova) classe média não escolhe a escola particular em função apenas da qualidade do ensino oferecido. Outros critérios utilizados são: preocupação com a segurança das crianças dentro e fora da instituição, público atendido ("boas e más companhias"), questões disciplinares na sala de aula e o tratamento pedagógico recebido pelos estudantes (individualizado ou massificado).

Já Alves *et al.* (2015) explicitam esses processos de seleção até mesmo dentro de uma mesma rede. Os autores investigaram relações de interdependência competitiva entre escolas, incluindo processos e práticas de seleção empregados por escolas públicas (estaduais e municipais) situadas em regiões periféricas. Destacaram-se dois processos de seleção: 1) evitamento: negação de cadastro e não aceitação de matrículas quando os estudantes são percebidos como supostas ameaças à disciplina e 2) expulsão velada: estudantes indesejados são "convidados" a procurar outra instituição, em função de conflitos e problemas comportamentais. Em ambos os casos, o princípio é tentar gerar um ambiente escolar disciplinado, o que influencia diretamente no desempenho escolar e na qualidade de ensino ofertado. Os resultados indicam ainda que esses processos acabam por penalizar principalmente famílias com níveis socioeconômico e cultural mais baixos.

Assim, a questão da concentração e segregação no ambiente escolar possui grande importância para a análise da qualidade e equidade dos sistemas educacionais (justiça social, num sentido mais amplo) (COSTA; BARTHOLO, 2014). Esses processos de seleção e segregação estão relacionados a vários aspectos. Além dos que já mencionamos, outro exemplo seria o fenômeno da repetência: pesquisas recentes têm demonstrado que a composição socioeconômica da escola está fortemente correlacionada com a proporção de repetentes da escola, e ambos estão relacionados à probabilidade individual de reprovação dos estudantes (FERRÃO; COSTA; MATOS, 2017). Instituições com uma proporção de repetentes muito elevada tendem a apresentar pior desempenho educacional. Assim:

Evidências de diferentes países, incluindo o Brasil, sugerem que concentrar alunos com características específicas em determinadas escolas pode influenciar a forma como eles são tratados, a qualidade do ensino e a aspiração para os níveis subsequentes de educação (COSTA; BARTHOLO, 2014, p. 1185).

Portanto, tomando em conjunto todas essas questões, consideramos que a nossa pesquisa fornece uma contribuição importante para a área educacional, especialmente no que tange à sofisticação das análises e melhor compreensão dos impactos do NSE sobre a proficiência.

Quanto ao nosso objetivo de pesquisa, ele é: analisar o efeito indireto do NSE sobre a proficiência em matemática no ensino fundamental, considerando como variável mediadora o tipo de escola (pública ou particular). Isso possibilita um melhor entendimento sobre o aprendizado dos alunos e outras formas de influência do NSE sobre a proficiência dos estudantes que estão pouco documentadas na literatura (efeitos indiretos). Assim, nossa hipótese é que, além do efeito direto do NSE, já largamente documentado, também existe um efeito indireto do NSE sobre a proficiência em matemática.

Outro objetivo do nosso trabalho é metodológico: para a análise da estrutura hierárquica dos dados, utilizamos um método chamado *cluster-robust standard errors* (CR-SEs), considerado uma alternativa ao *hierarchical linear model* (HLM). No Brasil, geralmente as alternativas metodológicas para o HLM são pouco conhecidas e utilizadas.

## **Metodologia**

### **Amostra**

Utilizamos a base de dados da Pesquisa Geres 2005. Esta pesquisa adotou um desenho longitudinal de painel e a mesma amostra de escolas e estudantes foi observada durante quatro anos, em cinco cidades brasileiras (Rio de Janeiro, Belo Horizonte, Campinas, Campo Grande e Salvador). Participaram 21.529 alunos do 2º ano do ensino fundamental, pertencentes a 310 escolas e 883 salas de aula. A primeira onda de medida aconteceu em 2005 e a última onda, em 2008. Dos 21.529 estudantes cadastrados em 2005, quase a metade já não se encontrava mais em escolas do estudo em 2008. A maior parte da diminuição da amostra foi devido à retirada de Salvador um ano antes do final da pesquisa, ocasionando a perda do último ano do painel dessa cidade. Após estas perdas, o número de estudantes que estiveram presentes nas escolas da pesquisa até o final de 2008 foi composto de 10.836 casos (BROOKE; BONAMINO, 2011). Essas perdas amostrais em estudos longitudinais são frequentemente relatadas na literatura, em função da complexidade do acompanhamento de alunos durante anos.



## Variáveis

As variáveis utilizadas nos modelos foram: NSE do aluno, sexo do aluno (masculino ou feminino), raça do aluno (branco, pardo, preto), proficiência em matemática do aluno (inclusive proficiência prévia como controle), tipo de escola (pública ou particular). Essas são variáveis clássicas na literatura de avaliação educacional, sempre descritas como muito significativas na explicação do desempenho dos estudantes. O NSE foi estimado na pesquisa do Geres (BROOKE; BONAMINO, 2011), sendo analisado como uma variável latente que evidencia a relação entre nível de instrução, ocupação dos pais e renda familiar (incluindo questões como padrão de consumo de bens e serviços da família) (ALVES; SOARES, 2009). O NSE foi estimado via Teoria de Resposta ao Item (TRI).

Os testes cognitivos de matemática tiveram cinco ondas: foram aplicados anualmente, de 2005 a 2008, sendo que 2005 teve duas aplicações. A partir da quarta onda, os testes incorporaram itens do Saeb, sendo possível então produzir uma equalização entre os resultados dos estudantes do Geres (na escala do Geres) e os resultados da população brasileira avaliada pelo Saeb. A elaboração dos itens para os testes esteve sob a coordenação de especialistas em matemática ligados à Universidade Federal de Juiz de Fora (BROOKE; BONAMINO, 2011). Para a elaboração dos testes cognitivos de matemática, também foi usada a TRI. O Quadro 1 sintetiza todas as variáveis.

Quadro 1 – Variáveis e estatísticas descritivas

Variável	Estatística descritiva
<b>Nível socioeconômico</b> (elaborado via Teoria de Resposta ao Item)	Média: -0.03 Desvio-padrão: 0.56
<b>Sexo (menina)</b> 0 = menino; 1 = menina	Porcentagem de meninas: 47%
<b>Raça I (pardo)</b> 0 = branco; 1 = pardo	Porcentagem de pardos: 45%
<b>Raça II (preto)</b> 0 = branco; 1 = preto	Porcentagem de pretos: 13%

*Continua*

Conclusão

Variável	Estatística descritiva
<b>Proficiência em Matemática</b> (teste padronizado)	<b>Proficiência em matemática onda 1</b> Média: 108.3 - Desvio-padrão: 28.67
	<b>Proficiência em matemática onda 2</b> Média: 136.49 - Desvio-padrão: 32
	<b>Proficiência em matemática onda 3</b> Média: 151.68 - Desvio-padrão: 55.86
	<b>Proficiência em matemática onda 4</b> Média: 190.72 - Desvio-padrão: 62.06
	<b>Proficiência em matemática onda 5</b> Média: 235.37 - Desvio-padrão: 64.96
<b>Tipo de escola (particular)</b> 0 = pública; 1 = particular	Porcentagem de particulares: 13%

Fonte: Os autores (2020).

## Análises

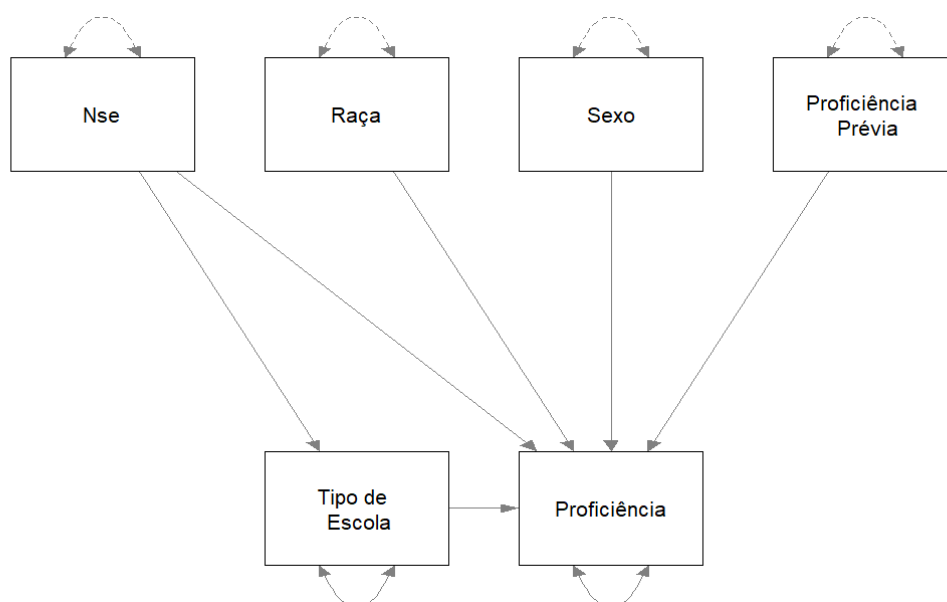
O método empregado foi a MEE, que pode ser definida como uma combinação de aspectos da regressão múltipla e da análise fatorial para estimar diversas relações de dependência inter-relacionadas simultaneamente. Sua grande vantagem é que ela examina uma série de relações de dependência complexas, sendo particularmente adequada quando uma variável dependente se torna independente em relações de dependência subsequentes. Ou seja, em situações nas quais o pesquisador quer responder a um conjunto de questões inter-relacionadas (KLEM, 2000).

A MEE é particularmente útil para distinguir efeitos diretos e indiretos de variáveis no modelo. O efeito indireto acontece quando uma variável exógena influencia uma variável endógena por meio da mediação de pelo menos outra variável. Uma variável exerce a função de mediadora quando ela é responsável pela relação entre a variável exógena, no caso o NSE, e a variável resposta, no caso, a proficiência dos alunos. Esse tipo de relação ocorre em cadeia. Variações no nível da variável exógena afetam de maneira significativa a variável mediadora. A variável mediadora, por sua vez, afeta de maneira significativa a variável resposta. Variáveis exógenas podem ter efeitos diretos e indiretos simultaneamente, ou seja,

parte do relacionamento entre a variável exógena e endógena acontece através do mediador e parte acontece sem passar pelo mediador.

Nesse sentido, existem três tipos de mediação: 1) mediação completa: não existe efeito direto e a associação entre as variáveis é completamente explicada pelo efeito indireto; 2) mediação parcial: tanto o efeito direto quanto o indireto são significativos; e 3) sem mediação: não existe efeito indireto (RUCKER *et al.*, 2011). Nesse estudo, a hipótese é: o NSE do aluno afeta significativamente o tipo de escola em que ele estuda, sendo que o tipo de escola afeta o desempenho dos alunos. O estudo examina tanto se existe efeito indireto quanto direto do NSE na proficiência dos estudantes.

O modelo para a MEE está definido na Figura 1. O modelo proposto permite estimar o efeito indireto do NSE sobre a proficiência em matemática, considerando como variável mediadora o tipo de escola. Nesse sentido, cinco modelos foram testados. As variações entre os modelos se dão sempre em função da proficiência testada. Por exemplo: a proficiência em matemática na onda 2 é controlada pela proficiência na onda 1 e assim por diante. Todas as outras variáveis testadas continuaram as mesmas em todos os cinco modelos: NSE, sexo, raça e tipo de escola (variável mediadora). Também testamos um modelo levando em consideração toda a extensão temporal do projeto: a proficiência da onda 5 sendo controlada pela proficiência prévia na onda 1. Especificamos a seguir as variações dos cinco modelos.



Fonte: Os autores (2020).

Modelos:

- (1) proficiência em matemática na onda 2 controlada pela proficiência na onda 1.
- (2) proficiência em matemática na onda 3 controlada pela proficiência na onda 2.
- (3) proficiência em matemática na onda 4 controlada pela proficiência na onda 3.
- (4) proficiência em matemática na onda 5 controlada pela proficiência na onda 4.
- (5) proficiência em matemática na onda 5 controlada pela proficiência na onda 1.

Assim como qualquer outra MEE, esse modelo também deve ser avaliado quanto à sua qualidade, seguindo os mesmos critérios. Os índices de ajuste do modelo utilizados para a MEE foram o chi-quadrado como uma medida de ajuste exato, e três índices de ajuste aproximado: o índice de ajuste comparativo (CFI), a raiz do erro quadrático médio de aproximação (RMSEA) e o WRMR (*Weighted Root Mean Square Residual*). Um bom ajuste dos dados ocorre quando o  $CFI \geq 0.95$ , o  $RMSEA \leq 0.05$ ,  $WRMR \leq 1.00$  (HU; BENTLER, 1999; FAN; SIVO, 2007). O *software* Mplus foi utilizado para a realização das análises, que foram conduzidas usando um estimador robusto para a análise de variáveis categóricas denominado *Mean and variance-adjusted weighted least squares estimator* (WLSMV). Este estimador usa todos os dados disponíveis e, portanto, não foi preciso remover nenhum caso incompleto.

Por fim, os dados analisados apresentam uma estrutura hierárquica: alunos agrupados em escolas. Segundo Mcneish, Stapleton e Silverman (2017), modelos multiníveis (HLM) não são os únicos métodos disponíveis para analisar dados agrupados. Nesse sentido, escolhemos o método CR-Ses, que ajusta os erros-padrão dos coeficientes do modelo utilizando estimadores robustos para dados agrupados em *clusters*.

Os estimadores de mínimos quadrados ordinários têm como um de seus pressupostos básicos a independência entre as observações. Porém, quando os dados apresentam algum tipo de agrupamento, as estimativas pontuais não são afetadas e os erros-padrão são subestimados. Isso acontece, pois, dentro de cada

um dos grupos, no nosso caso escolas, existe uma alta correlação entre as observações (alunos). Dessa maneira, a informação sobre cada um deles deixa de ser uma informação independente das demais. Portanto, temos mais incerteza sobre os valores observados e, conseqüentemente, erros-padrão também maiores. Quando os erros-padrão são maiores do que os valores estimados, os intervalos de confiança apresentam uma amplitude menor do que a real e todos os testes de hipóteses acabam sendo rejeitados com maior frequência do que deveriam. Isso significa que uma variável pode aparentar ser significativa no modelo, quando na verdade não é.

Em situações quando o agrupamento não é o foco da pesquisa, o método CR-SEs para obter erros-padrão é uma alternativa interessante, tanto em termos de simplificação das interpretações quanto da diminuição dos pressupostos do modelo. O ajuste é todo feito em um único nível, como no caso usual, e somente modificam-se as estimativas dos erros-padrão dos coeficientes levando-se em conta a estrutura do agrupamento. Essa correção, após o ajuste do modelo, é realizada utilizando seus resíduos. Um dos pressupostos dessa abordagem é de que os indivíduos dentro de um grupo são correlacionados, mas os grupos são independentes entre si. Basicamente o que é feito, portanto, é somar os resíduos por *cluster* e não por indivíduo. Isso leva a estimativas dos erros-padrão que refletem melhor a variabilidade dos coeficientes do modelo, pois os dados apresentam uma estrutura hierárquica. Outra suposição desse tipo de ajuste é de que a amostra tem um tamanho razoável, a fim de garantir os resultados assintóticos (MCNEISH; STAPLETON; SILVERMAN, 2017). Essa suposição foi satisfatória para o conjunto de dados analisado.

As estimativas pontuais dos coeficientes do modelo não se alteram e podem, portanto, ser interpretadas da mesma forma que um modelo de regressão linear usual. Além disso, não são estimados os efeitos aleatórios, como se faz nos modelos hierárquicos usuais. A variância total dos dados não é particionada entre os níveis do modelo. Portanto, todas as medidas de ajuste do modelo original podem ser analisadas sem qualquer alteração. Isso simplifica bastante a interpretação dos resultados. Ao mesmo tempo, não deixamos de considerar a estrutura hierárquica dos dados (alunos agrupados em escolas) nas nossas análises, nas quais ajustamos os erros-padrão e os índices de ajuste para o efeito dos *clusters*.

Vale ainda destacar uma questão que apontamos anteriormente: nosso trabalho apresenta como contribuição metodológica o uso do método CR-SEs, pouco conhecido no Brasil, como uma alternativa ao HLM. No entanto, não estamos afirmando que um método seja melhor do que outro. Existem várias formas de lidar com dados agrupados, que variam em nível de complexidade técnica e computacional. Mas tudo depende do problema de pesquisa que está sendo investigado. No nosso caso, o agrupamento não é o foco do estudo. Dessa forma, o método CR-Ses foi a escolha neste trabalho, por ser de implementação e interpretação mais simples, além da diminuição dos pressupostos do modelo. Para mais informações sobre essa metodologia, consultar Cameron e Miller (2015).

O efeito indireto foi obtido como o produto do efeito direto da variável exógena no mediador e o efeito direto do mediador na variável endógena. Os erros-padrão do efeito indireto foram obtidos com a aproximação descrita por Sobel (1982). O cálculo do efeito indireto e do erro-padrão do efeito indireto foi executado pelo Mplus.

## Resultados e Discussão

A Tabela 1 apresenta os índices de ajuste dos cinco modelos.

Tabela 1 – Comparação dos índices de ajuste dos modelos

Modelo	Qui-quadrado (gl)	CFI	RMSEA	WRMR
1	30.520* (4)	0.986	0.028	1.408
2	19.757* (4)	0.996	0.022	1.110
3	17.208* (4)	0.999	0.018	1.038
4	28.671* (4)	0.996	0.022	1.362
5	19.502* (4)	0.992	0.021	1.117

Fonte: Os autores (2020).

O qui-quadrado dos modelos indica que não houve ajuste exato, mas os índices de ajuste CFI e RMSEA indicam que houve ajuste aproximado para os modelos. Já o índice WRMR também apresentou valores indicando ajustes aproximados dos modelos 2, 3, 5 e valores marginais nos modelos 1 e 4. Tomados em conjunto, os índices de ajuste produzem evidência de ajuste aproximado.

A Tabela 2 apresenta os coeficientes padronizados do efeito direto e indireto do NSE, bem como os p-valores e erros-padrão associados a eles.

Tabela 2 – Efeitos direto e indireto do nível socioeconômico sobre a proficiência

Modelo	N	Efeito direto	Erro-padrão	P-valor	Efeito indireto	Erro-padrão	P-valor	Efeito total
1	8.397	0.017	0.025	0.492	0.136	0.026	0.000	0.136
2	8.454	0.001	0.030	0.967	0.173	0.029	0.000	0.173
3	9.873	0.029	0.022	0.188	0.042	0.023	0.064	---
4	12.618	0.018	0.021	0.399	0.072	0.021	0.001	0.072
5	8.421	-0.050	0.051	0.321	0.258	0.048	0.000	0.258

Nota: coeficientes padronizados. Efeito direto: estimativa do efeito direto do NSE sobre a proficiência. Efeito indireto: estimativa do efeito indireto do NSE sobre a proficiência, tendo como variável mediadora o tipo de escola. A variação no N se deve aos dados disponíveis nas ondas. Por exemplo, cada modelo da pesquisa exigia que um mesmo aluno tivesse realizado dois testes seguidos de proficiência (controle pela proficiência prévia).

Fonte: Os autores (2020).

Em quatro dos cinco modelos ajustados, o efeito indireto foi significativo a um nível de 5% e todos apresentaram sinal positivo. Isso significa que o NSE, mediado pelo tipo de escola do aluno (pública ou privada), tem um impacto positivo na proficiência. Quanto ao efeito direto, observamos que ele não foi significativo em nenhum modelo. Nesse sentido, o efeito total do NSE, que é a soma dos efeitos direto e indireto, acabou sendo representado nos modelos 1, 2, 4 e 5 apenas pelo efeito indireto. Além disso, no modelo 5, o efeito direto do NSE é negativo, porém, assim como nos outros modelos, não foi significativo.

Primeiramente, o nosso modelo considerou tanto o efeito direto quanto o indireto do NSE, sendo o efeito total do NSE a soma desses dois efeitos. Nesse sentido, o fato de o efeito total ter um impacto positivo na proficiência está de acordo com a literatura brasileira e internacional, que indica de maneira bastante robusta a associação entre o NSE e o desempenho educacional (MATIAS, 2018; SIRIN, 2005; SOARES; COLLARES, 2006; WHITE, 1982). Todas as pesquisas que abordam a associação entre NSE e proficiência evidenciam um forte impacto da condição socioeconômica na proficiência dos estudantes. As escolas que atendem a estudantes de menor NSE apresentam resultados piores, mesmo com o controle de outras variáveis educacionais. Para essas instituições, é muito mais difícil elevar o seu

desempenho educacional (ALVES; SOARES, 2013; DUARTE, 2013). Entretanto, como destacamos anteriormente, esses estudos focam no efeito direto do NSE.

Nesse sentido, o que nossos resultados fornecem são uma sofisticação das análises e melhor compreensão dos impactos do NSE sobre a proficiência. Em outras palavras, nossos resultados mostram que, apesar do impacto positivo do NSE sobre a proficiência, o efeito total do NSE se manifestou apenas pelo efeito indireto. O efeito direto não foi significativo em nenhum dos modelos. Portanto, ao se analisar a associação entre NSE e proficiência sem levar em consideração o efeito mediador do tipo de escola do estudante, muita informação importante pode ser perdida. Esse resultado se encontra de acordo com o trabalho de Matos *et al.* (2017), que investigaram o impacto do NSE na proficiência de uma maneira indireta (mediada pelas práticas familiares). Os resultados apresentaram diversas situações em que o NSE teve um efeito indireto na proficiência. Assim, esse tipo de análise permite uma maior sofisticação das pesquisas sobre o NSE, com interpretações mais detalhadas.

Para os modelos 1, 2, 4 e 5, aconteceu uma mediação completa, em que não existe efeito direto, apenas o efeito indireto. Portanto, o efeito do NSE só se manifesta por meio do tipo de escola. Isso significa que, se eu tenho a informação sobre o tipo de escola do aluno, controlando pelas demais variáveis do modelo, o seu NSE passa a ser desnecessário para predizer a proficiência. Já o modelo 3 é sem mediação, pois não existe efeito indireto. No entanto, o p-valor está muito próximo do nível de significância.

Acreditamos que esse resultado está em consonância com a literatura brasileira sobre a relação entre NSE e o tipo de escola (pública ou particular). Nesse sentido, reforça os achados da literatura sobre processos de seleção, concentração e segregação da população escolar (ALVES *et al.*, 2015; ERNICA; BATISTA, 2012). Como destacamos, esses processos de seleção podem acontecer até mesmo dentro da mesma rede, por meio de mecanismos como negação de cadastro, não aceitação de matrículas e expulsão velada, penalizando principalmente famílias com NSE e cultural mais baixo (ALVES *et al.*, 2015). Esses processos de seleção e segregação ainda estão relacionados a outros aspectos, como a repetência: a composição socioeconômica está muito correlacionada com a proporção de repetentes da escola (FERRÃO; COSTA; MATOS, 2017). Assim, essa concentração de



estudantes com características específicas traz consequências importantes para a qualidade do ensino e a educação como um todo (COSTA; BARTHOLLO, 2014).

Vale ainda destacar que analisar o efeito indireto do NSE sobre a proficiência em matemática, considerando como variável mediadora o tipo de escola (pública ou particular), é diferente de analisar a interação entre NSE e tipo de escola. A interação mede o quanto a relação entre o NSE e a proficiência muda de acordo com o tipo de escola. Pode acontecer, por exemplo, do efeito do NSE na proficiência ser maior na escola pública do que na escola privada. Franco e Menezes Filho (2017) mostram, por exemplo, que as variáveis socioeconômicas, como ter computador em casa, morar com os pais e nível educacional dos pais, têm impacto maior na proficiência dos alunos que estudam em escolas privadas do que nas públicas. Esse é um caso típico de efeito de interação, pois o tipo de escola muda a forma como as variáveis socioeconômicas impactam no desempenho do aluno.

Já na mediação, o efeito ocorre em cadeia: o NSE impacta o tipo de escola que, por sua vez, afeta a proficiência do aluno. Speybroeck *et al.* (2012), por exemplo, analisam o efeito indireto do NSE na proficiência de crianças sendo mediado pela expectativa dos professores. Para o caso da proficiência em leitura ocorre a mediação completa, ou seja, a única forma pela qual o NSE afeta o desempenho das crianças é na maneira como ele atua nas expectativas dos professores. Já para a matemática, os autores encontram uma mediação parcial, o que significa que as expectativas dos professores são apenas um dos elos possíveis entre o NSE e o desempenho dos alunos.

Outro aspecto importante da nossa pesquisa: nos modelos ajustados, na maioria dos casos, somente o efeito indireto do NSE foi significativo. Porém, é importante destacar aqui que a proficiência prévia é usada como variável de controle em todos os modelos e essa variável explica grande parte da variabilidade da proficiência do aluno. Essa possibilidade de controle pela proficiência prévia do estudante é algo muito raro em dados educacionais brasileiros.

A Tabela 3 mostra os valores das demais variáveis dos modelos e a Tabela 4, o R quadrado. Nenhum dos coeficientes do indicador de estudante pardo foi significativo, indicando que o desempenho dos alunos pardos não foi diferente dos alunos brancos. Os coeficientes do indicador de estudantes pretos foram significantes e negativos, mostrando que estudantes pretos tiveram desempenho

menor do que estudantes brancos. A diferença em favor dos estudantes brancos variou substantivamente entre os modelos, indicando uma flutuação no desempenho através dos anos. Os coeficientes do indicador de sexo foram significantes no modelo 1, 4 e 5 apontando que meninas tiveram desempenho maior que meninos. Como era esperado, todos os coeficientes de proficiência prévia foram significantes e substanciais, indicando um relacionamento forte entre o desempenho prévio e o desempenho atual.

Tabela 3 - Coeficientes de regressão das demais variáveis dos modelos

Modelo	N	Tipo escola	Pardo	Preto	Sexo	Proficiência prévia
1	8.397	0.179*	-0.002	-0.092*	0.039*	0.621*
2	8.454	0.224*	-0.005	-0.138*	-0.006	0.686*
3	9.873	0.056	-0.002	-0.085*	0.004	0.800*
4	12.618	0.098*	0.008	-0.087*	0.048*	0.783*
5	8.421	0.337*	0.013	-0.226*	0.064*	0.531*

Nota: coeficientes padronizados. \*Estatisticamente significativa ( $p < .05$ ).

Fonte: Os autores (2020).

Tabela 4 -  $R^2$  proficiência em matemática e tipo de escola

Modelo	$R^2$ proficiência	Pseudo- $R^2$ tipo escola
1	0.520	0.578
2	0.642	0.593
3	0.709	0.561
4	0.697	0.544
5	0.498	0.586

Fonte: Os autores (2020).

A Tabela 4 mostra a proporção de variância explicada pelos preditores de proficiência e tipo de escola. Como a proficiência é uma variável contínua, a proporção de variância explicada é medida pelo  $R^2$ . O conjunto de preditores incluídos nos modelos explicaram mais da metade da variância em desempenho em todos os modelos, exceto o modelo 5, em que explicaram 49.8% (que pode ser considerado 50%). É importante considerar que, como o desempenho prévio foi incluído no modelo e o seu relacionamento com desempenho atual é forte, estas

grandes proporções de variância são esperadas. Como a variável tipo de escola é binária, o Mplus fornece o Pseudo- $R^2$ , que é a proporção de variância explicada se existisse uma variável latente contínua por trás da variável binária (em teoria, é como se o tipo de escola fosse um *continuum* que tivesse sido categorizado em escola pública e privada). Como o NSE é o único preditor de tipo de escola incluído no modelo, estes Pseudo- $R^2$  indicam que o NSE é um fator importante para prever o tipo de escola.

### Considerações finais

Este trabalho analisa um fenômeno pouco explorado na literatura educacional brasileira (efeito indireto). As análises mostram que, apesar de o NSE ter uma forte associação com o desempenho dos alunos, grande parte dessa relação parece acontecer por meio do tipo de escola (mediação) em que ele estuda. Para quase todos os modelos ajustados, essa relação foi inclusive totalmente dominada pelo efeito indireto do tipo de escola. Isso significa que, ao se analisar a associação entre NSE e proficiência sem levar em consideração o efeito mediador do tipo de escola do aluno, perde-se muita informação relevante.

Os conhecimentos produzidos com essa pesquisa poderão contribuir para uma elaboração cientificamente orientada de ações voltadas para a melhoria da qualidade e equidade da Educação, especialmente por considerar o tipo de escola atrelado aos efeitos do NSE (direto e indireto) por meio de dados longitudinais (expressos aqui através do controle pela proficiência prévia). Dessa forma, poderemos entender melhor o aprendizado dos alunos, pensado como realmente uma aquisição de conhecimentos durante sua trajetória escolar.

Outra contribuição da nossa pesquisa é metodológica: para a análise da estrutura hierárquica dos dados, utilizamos o método CR-SEs, considerado uma alternativa ao HLM. No Brasil, geralmente as alternativas para o HLM são pouco conhecidas e utilizadas. Como destacamos, não estamos defendendo que um método seja melhor do que outro. Existem diversas maneiras de analisar dados agrupados, que variam em nível de complexidade. Tudo vai depender do problema de pesquisa que está sendo investigado. No nosso caso, o agrupamento não é o foco do estudo. Assim, escolhemos o método CR-SEs por ser de implementação e interpretação mais simples, além da diminuição dos pressupostos do modelo.

Lembrando que esse método também leva em consideração a estrutura hierárquica dos dados (alunos agrupados em escolas), o que é fundamental para a análise de dados educacionais.

Por fim, para ampliar a possibilidade de considerações mais consistentes sobre o efeito indireto do NSE sobre a proficiência, estudos complementares são necessários com outros bancos de dados e outras abordagens analíticas.

## Referências

- ALMEIDA, L. C.; DALBEN, A.; FREITAS, L. C. O Ideb: limites e ilusões de uma política educacional. *Educação e Sociedade*, Campinas, v. 34, n. 125, p. 1153-1174, 2013. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/es/a/FGHLWhm47PZpFSHWNxs5GLM/?format=pdf>. Acesso em: 2 ago. 2021.
- ALVES, L. *et al.* Seleção velada em escolas públicas: práticas, processos e princípios geradores. *Educ. Pesqui.*, São Paulo, v. 41, n. 1, p. 137-152, mar. 2015. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/ep/a/czLZ45CdP4tMryzwzvcD6Bh/?format=pdf&lang=pt>. Acesso em: 2 ago. 2021.
- ALVES, M. T. G.; SOARES, J. F. Medidas de nível socioeconômico em pesquisas sociais: uma aplicação aos dados de uma pesquisa educacional. *Opinião Pública*, v. 15, n. 1, p. 1-30, 2009. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/op/a/ZPqgk8hQZ4hwFMMknJf6pnQ/?lang=pt>. Acesso em: 2 ago. 2021.
- ALVES, M. T. G.; SOARES, J. F. Efeito-escola e estratificação escolar: o impacto da composição de turmas por nível de habilidade dos alunos. *Educação em Revista*, v. 45, p. 25-58, 2007. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/edur/a/YQbr5ZSkZNdFkkDMCrp948t/?lang=pt>. Acesso em: 2 ago. 2021.
- ALVES, M. T. G.; SOARES, J. F. Contexto escolar e indicadores educacionais: condições desiguais para a efetivação de uma política de avaliação educacional. *Educação e Pesquisa*, São Paulo, v. 39, n. 1, p. 177-194, 2013. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/ep/a/PkVXrTbnCJDktQxLZNK7dDj/?lang=pt&format=pdf>. Acesso em: 2 ago. 2021.
- ALVES, M. T. G.; SOARES, J. F.; XAVIER, F. P. O Nível Socioeconômico das Escolas de Educação Básica Brasileiras. In: REUNIÃO DA ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE AVALIAÇÃO EDUCACIONAL, 7. 2013, Brasília. *Anais [...]* Brasília: ABAVE, 2013.
- BROOKE, N.; BONAMINO, A. (Eds.). *GERES 2005: razões e resultados de uma pesquisa longitudinal sobre eficácia escolar*. Rio de Janeiro: Walprint, 2011.
- BROOKE, N. *et al.* Modelagem do crescimento da aprendizagem nos anos iniciais com dados longitudinais da pesquisa GERES. *Educ. Pesqui.*, São Paulo, v. 40, n. 1, p. 77-94, mar. 2014. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/ep/a/YyjsPWdHbMYs5hQHNC3VGjf/?format=pdf&lang=pt>. Acesso em: 2 ago. 2021.
- CAMERON, A. C.; MILLER, D. L. A practitioner's guide to cluster-robust inference. *Journal of Human Resources*, [s. l.], v. 50, n. 2, p. 317-372, 2015. Disponível em: [http://cameron.econ.ucdavis.edu/research/Cameron\\_Miller\\_JHR\\_2015\\_February.pdf](http://cameron.econ.ucdavis.edu/research/Cameron_Miller_JHR_2015_February.pdf). Acesso em: 2 ago. 2021.

COSTA, M.; BARTHOLO, T. L. Padrões de segregação escolar no Brasil: um estudo comparativo entre capitais do país. *Educação & Sociedade*, Campinas, v. 35, n. 129, p. 1183–1203, 2014. Disponível em:

<https://www.scielo.br/j/es/a/4SnRBWq5V8TFnsmYmywhyTF/?format=pdf&lang=pt>.

Acesso em: 2 ago. 2021.

DALBEN, A. *Fatores associados à proficiência em leitura e matemática: uma aplicação do modelo linear hierárquico com dados longitudinais do projeto GERES*. 2014. 482 p. Tese (Doutorado em Educação) - Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 2014. Disponível em:

[http://repositorio.unicamp.br/bitstream/REPOSIP/253935/1/Dalben\\_Adilson\\_D.pdf](http://repositorio.unicamp.br/bitstream/REPOSIP/253935/1/Dalben_Adilson_D.pdf).

Acesso em: 2 ago. 2021.

DUARTE, N. S. O impacto da pobreza no Ideb: um estudo multinível. *Revista Brasileira de Estudos Pedagógicos*, Brasília, v. 94, n. 237, p. 343–363, 2013. Disponível em:

<https://www.scielo.br/j/rbeped/a/9rCJD4RtTJm5F8qVYfBc4SM/?lang=pt&format=pdf>

. Acesso em: 2 ago. 2021.

ERNICA, M.; BATISTA, A. A. G. A escola, a metrópole e a vizinhança vulnerável. *Cadernos de pesquisa*, São Paulo, v. 42, n. 146, p. 640–666, ago. 2012. Disponível em:

<https://www.scielo.br/j/cp/a/ZfKXfNYDspZSkbzQpmGkJVD/abstract/?lang=pt>.

Acesso em: 2 ago. 2021.

FAN, X.; SIVO, S. A. Sensitivity of fit indices to model misspecification and model types. *Multivariate Behavioral Research*, London, v. 42, n. 3, p. 509–529, 2007. Disponível em:

<https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00273170701382864>. Acesso em: 2

ago. 2021.

FERRÃO, M. E.; FERNANDES, C. O efeito-escola e a mudança: dá para mudar? Evidências da investigação Brasileira. *Revista Electrónica Iberoamericana sobre Calidad, Eficacia y Cambio en Educación*, [s. l.], v. 1, n. 1, p. 1–13, 2003. Disponível em: <https://revistas.uam.es/reice/article/view/5343>. Acesso em: 2 ago. 2021.

FERRÃO, M. E.; COSTA, P. M.; MATOS, D. A. S. The relevance of the school socioeconomic composition and school proportion of repeaters on grade repetition in Brazil: a multilevel logistic model of PISA 2012. *Large-scale Assess Educ.*, [s. l.], v. 5, n. 7, 2017. Disponível em:

<https://largescaleassessmentsineducation.springeropen.com/articles/10.1186/s40536-017-0036-8>. Acesso em: 2 ago. 2021.

FRANCO, A. M. P.; MENEZES FILHO, N. A. Os Determinantes do Aprendizado com Dados de um Painel de Escolas do SAEB. *Economia Aplicada*, São Paulo, v. 21, n. 3, p. 525–548, 2017. Disponível em:

<https://www.revistas.usp.br/ecoa/article/view/139785>. Acesso em: 02 de ago. 2021.

GANZEBOOM, H. B. G.; DE GRAAF, P. M.; TREIMAN, D. J. A standard international socio-economic index of occupational status. *Social Science Research*, Amsterdam, v. 21, n. 1, p. 1–56, 1992. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0049089X9290017B>. Acesso em: 2 ago. 2021.

HU, L.; BENTLER, P. M. Cutoff criteria for fit indexes in covariance structure analysis: conventional criteria versus new alternatives. *Structural Equation Modeling*, [s. l.], v. 6, n. 1, p. 1-55, 1999. Disponível em: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10705519909540118>. Acesso em: 2 ago. 2021.

KLEM, L. Structural equation modeling. In: GRIMM, L. G.; YARNOLD, P. R. (org.). *Reading and Understanding More Multivariate Statistics*. Washington: APA, 2000. p. 227-260.

MATIAS, N. C. F. Relações entre nível socioeconômico, atividades extracurriculares e alfabetização. *Psico-USF*, Campinas, v. 23, n. 3, p. 567-578, jul. 2018. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/psuf/a/NTQyrD9mbT6qGbpvNCCd63f/abstract/?lang=pt>. Acesso em: 2 ago. 2021.

MATOS, D. A. S. et al. Impactos das práticas familiares sobre a proficiência em Língua Portuguesa e Matemática no Ensino Fundamental. *Pro-Posições*, Campinas, v. 28, n. 1, p. 33-54, abr. 2017. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/pp/a/DP4FLCqqxBq7tj9JFNGfw5y/abstract/?lang=pt>. Acesso em: 2 ago. 2021.

MCNEISH, D.; STAPLETON, L. M.; SILVERMAN, R. D. On the unnecessary ubiquity of hierarchical linear modeling. *Psychological Methods*, [s. l.], v. 22, n. 1, p. 114-140, 2017. Disponível em: <https://www.semanticscholar.org/paper/On-the-Unnecessary-Ubiquity-of-Hierarchical-Linear-McNeish-Stapleton/e417b917df4914e73e345c33b92889796bfa3943>. Acesso em: 2 ago. 2021.

NOGUEIRA, M. A. No fio da navalha: a (nova) classe média brasileira e sua opção pela escola particular. In: ROMANELLI, G.; NOGUEIRA, M. A.; ZAGO, N. (org.). *Família & escola: novas perspectivas de análise*. Petrópolis: Vozes, 2013. p. 109-130.

OLIVEIRA, L. H. G.; BONAMINO, A. Efeitos diferenciados de práticas pedagógicas no aprendizado das habilidades de leitura. *Ensaio: aval. pol. públ. Educ.*, Rio de Janeiro, v. 23, n. 87, p. 415-435, jun. 2015. Disponível em: <https://www.redalyc.org/pdf/3995/399541532007.pdf>. Acesso em: 2 ago. 2021.

ORGANISATION FOR ECONOMIC CO-OPERATION AND DEVELOPMENT: PISA 2012. *Technical Report*. Paris, 2014. Disponível em: <https://www.oecd.org/pisa/pisaproducts/PISA-2012-technical-report-final.pdf>. Acesso em: 2 ago. 2021.

RUCKER, D. D. et al. Mediation analysis in social psychology: Current practices and new recommendations. *Social and Personality Psychology Compass*, [s. l.], v. 5, n. 6, p. 359-371, 2011. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1751-9004.2011.00355.x>. Acesso em: 2 ago. 2021.

SILVA, N. V.; HASENBALG, C. Recursos familiares e transições educacionais. *Cad. Saúde Pública*, Rio de Janeiro, v. 18, p. 67-76, 2002. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/csp/a/CbBgghFhp97bgGfFCPbVnwx/?lang=pt&format=pdf>. Acesso em: 2 ago. 2021.

SIRIN, S. R. Socioeconomic status and academic achievement: a meta-analytic review of research. *Review of educational research*, [s. l.], v. 75, n. 3, p. 417-453, 2005. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/235356240\\_Socioeconomic\\_Status\\_and\\_Academic\\_Achievement\\_A\\_Meta-Analytic\\_Review\\_of\\_Research](https://www.researchgate.net/publication/235356240_Socioeconomic_Status_and_Academic_Achievement_A_Meta-Analytic_Review_of_Research). Acesso em: 2 ago. 2021.

SPEYBROECK, S. *et al.* The role of teachers' expectations in the association between children's SES and performance in kindergarten: A moderated mediation analysis. *PloS ONE*, [s. l.], v. 7, n. 4, p. e34502, 2012. Disponível em: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371%2Fjournal.pone.0034502>. Acesso em: 2 ago. 2021.

SOARES, J. F.; COLLARES, A. C. M. Recursos familiares e o desempenho cognitivo dos alunos do ensino básico brasileiro. *Dados*, Rio de Janeiro, v. 49, n. 3, p. 1-23, 2006. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/dados/a/Qj6FYy5qTYrZRFVmvFcP9HM/?lang=pt>. Acesso em: 2 ago. 2021.

SOARES, J. F.; ALVES, M. T. G. Escolas de ensino fundamental: contextualização dos resultados. *Revista Retratos da Escola*, Brasília, v. 7, n. 12, p. 145-158, 2013. Disponível em: <http://retratosdaescola.emnuvens.com.br/rde/article/view/268>. Acesso em: 2 ago. 2021.

SOARES, T. M. Utilização da teoria da resposta ao item na produção de indicadores sócio-econômicos. *Pesquisa Operacional*, Rio de Janeiro, v. 25, n. 1, p. 83-112, 2005. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/pope/a/PTwTYngCFf655TGxXT8M9tf/?lang=pt>. Acesso em: 2 ago. 2021.

SOBEL, M. E. Asymptotic confidence intervals for indirect effects in structural equation models. In: LEINHARDT, S. (org.). *Sociological Methodology*. Washington: American Sociological Association, 1982. p. 290-312.

WHITE, K. R. The relation between socioeconomic status and academic achievement. *Psychological bulletin*, Washington, v. 91, n. 3, p. 461-481, 1982. Disponível em: <https://psycnet.apa.org/record/1982-24392-001>. Acesso em: 2 ago. 2021.