

Túlio Silva de Paula

**EFICÁCIA ESCOLAR SOBRE O APRENDIZADO EM MATEMÁTICA:
um estudo longitudinal sobre o efeito das escolas municipais de Belo
Horizonte**

Belo Horizonte
Fevereiro de 2020

Túlio Silva de Paula

**EFICÁCIA ESCOLAR SOBRE O APRENDIZADO EM MATEMÁTICA:
um estudo longitudinal sobre o efeito das escolas municipais de Belo
Horizonte**

Tese de doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação: Conhecimento e Inclusão Social da Faculdade de Educação da Universidade Federal de Minas Gerais como requisito parcial para a obtenção do título de doutor em educação.

Linha de Pesquisa: Sociologia da Educação – Escolarização e Desigualdades Sociais.

Orientadora: Profa. Dra. Maria Teresa Gonzaga Alves.

Faculdade de Educação – UFMG
Fevereiro de 2020

P324e
T

Paula, Túlio Silva de, 1985-

Eficácia escolar sobre o aprendizado em Matemática [manuscrito]: um estudo longitudinal sobre o efeito das escolas municipais de Belo Horizonte. – Belo Horizonte, 2020.

249 f., enc., il.

Inclui bibliografia e apêndice.

Tese -- (Doutorado) - Universidade Federal de Minas Gerais, Faculdade de Educação.

Orientadora: Maria Teresa Gonzaga Alves.

1. Educação – Teses. 2. Sistemas de escolas municipais - Belo Horizonte (MG) – Teses. 3. Exclusão educacional – Teses. 4. Educação – Aspectos econômicos – Teses. 5. Educação – Aspectos sociais – Teses. 6. Eficácia no ensino – Teses. 7. Matemática (Ensino fundamental) – Teses. 8. Aprendizagem – Teses.

I. Alves, Maria Teresa Gonzaga. II. Universidade Federal de Minas Gerais, Faculdade de Educação. III. Título.

372.7



UNIVERSIDADE FEDERAL DE MINAS GERAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM EDUCAÇÃO - CONHECIMENTO E
INCLUSÃO SOCIAL



FOLHA DE APROVAÇÃO

EFICÁCIA ESCOLAR SOBRE O APRENDIZADO EM MATEMÁTICA: um estudo longitudinal sobre o efeito das escolas municipais de Belo Horizonte

TÚLIO SILVA DE PAULA

Tese submetida à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em EDUCAÇÃO - CONHECIMENTO E INCLUSÃO SOCIAL, como requisito para obtenção do grau de Doutor em EDUCAÇÃO - CONHECIMENTO E INCLUSÃO SOCIAL.

Aprovada em 21 de fevereiro de 2020, pela banca constituída pelos membros:

Prof(a). Maria Teresa Gonzaga Alves - Orientador
UFMG

Prof(a). Mariane Campelo Koslinski
UFRJ

Prof(a). Tufi Machado Soares
UFJF

Prof(a). Flavia Pereira Xavier
UFMG

Prof(a). Jose Francisco Soares
UFMG

Professora Dra. Andrea Moreno
Coordenadora do Programa de Pós-Graduação em Educação:
Conhecimento e Inclusão Social - FAE/UFMG

Belo Horizonte, 16 de dezembro de 2020.

In memoriam

Dedico este trabalho a
Margareth Souza Silva e Maria da Consolação Pereira

AGRADECIMENTOS

Agradeço à minha orientadora, Maria Teresa Gonzaga Alves, pela inabalável perseverança. Mesmo perante minhas dificuldades mais simplórias, soube encaminhar aquilo que eu era em direção ao que poderia vir a ser. Poder trabalhar com você e sua equipe no Núcleo de Pesquisa em Desigualdades Escolares (Nupede FaE/UFMG) foi um privilégio e uma inspiração. Meu muito obrigado.

À professora Flávia Xavier (FaE/UFMG), ao professor Marcos Santos (Icex/UFMG), à professora Maria Alice Nogueira (FaE/UFMG), à professora Ana Maria Hermeto Camilo de Oliveira (Cedeplar/UFMG), ao professor José Francisco Soares (FaE/UFMG), à professora Maria Eugênia Ferrão (Universidade Beira Interior, Portugal), à professora Valéria Oliveira (FaE/UFMG) meus mais sinceros agradecimentos.

Aos professores que aceitaram o convite para a banca, obrigado antecipadamente por todas as contribuições.

À Carolina, minha companheira dedicada.

À toda a minha família, aqui especialmente representados por Francisco de Paula Santos, Tânia Maria Silva de Paula e Taís Silva de Paula.

Aos companheiros e companheiras do laboratório de pesquisas, que compartilham conhecimento generosamente: Ana Paula, Bárbara, Cecília, Fred, Rafaela, Tatiana.

Aos meus amigos da pós-graduação, que amenizaram a árdua caminhada.

À professora Ângela Dalben, secretária de educação em exercício, que gentilmente cedeu as informações para a realização deste trabalho.

Agradecimentos a Eliani Maria, Hamilton Viana e Robertson Saraiva, sinceros colaboradores dessa pesquisa desde o seu início.

O presente trabalho foi realizado com apoio Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES, por meio de bolsa de doutorado.

PAULA, T. S. **Eficácia Escolar sobre o Aprendizado em Matemática**: um estudo longitudinal sobre o efeito das escolas municipais de Belo Horizonte [Tese]. Belo Horizonte: Faculdade de Educação, Universidade Federal de Minas Gerais, 2020.

RESUMO

O objetivo dessa pesquisa foi estimar o efeito das escolas da rede municipal de Belo Horizonte (MG) sobre o aprendizado em matemática entre o 3º e o 9º ano do ensino fundamental. A pesquisa tem como base os indícios da literatura brasileira sobre o desempenho insuficiente dos estudantes, principalmente aqueles de origem social desfavorecida, de acordo com os testes em larga escala. A literatura internacional sustenta que a escola não pode compensar sozinha as desigualdades sociais, mas tanto professores quanto escolas têm efeito sobre os resultados dos alunos. Uma restrição da maioria dos estudos realizados no Brasil sobre o efeito das escolas é o uso de dados transversais, limitados para estimar o efeito das escolas. Nesta pesquisa, utilizamos dados longitudinais, de 2010 a 2014, de duas fontes: o Censo Escolar e o Sistema de Avaliação da Educação Fundamental das Escolas da Prefeitura de Belo Horizonte (Avalia BH). Analisamos matrículas, a proficiência em testes de matemáticas, e questionários contextuais. Com os resultados, apontamos importantes contribuições para as pesquisas de efeito escola com dados longitudinais.

Dentre os destaques: 1) estimamos o nível socioeconômico (NSE) dos estudantes, por meio da Teoria de Resposta ao Item (TRI), para testar se o NSE se modifica ao longo dos anos; hipótese que não se confirmou. Trata-se de um achado importante para estudos longitudinais, em que essa é uma importante variável de controle. 2) Analisamos a perda de dados (atrito), problema comum em pesquisas longitudinais, mas que pode afetar as estimativas de efeito escola. Encontramos indícios de que as diferenças entre escolas ajudam a explicar o atrito das informações. 3) Utilizamos curvas de crescimento em modelos hierárquicos de três níveis para estimar o efeito das escolas. O efeito das escolas foi estimado por meio do Coeficiente de Correlação Intraclasse (CCI). Encontramos valores para o efeito das escolas abaixo dos observados em avaliações transversais e abaixo das expectativas para países em desenvolvimento. Efeitos modestos foram observados para a tendência de aprendizado na progressão por etapa: tanto a variabilidade do nível individual quanto o nível da escola explicam pouco o aprendizado.

Concluimos que o sistema municipal de Belo Horizonte parece ter um efeito homogêneo, melhor traduzido pela tendência geral de crescimento do que pelas diferenças entre as escolas. Efeitos de cor/raça, NSE e distorção idade-série mostram que uma alternativa para melhorar os resultados de aprendizado poderia ser a administração de políticas públicas voltadas para o combate dessas desigualdades.

Palavras-chave: efeito escola, aprendizado, nível socioeconômico, modelo hierárquico, estudo longitudinal, tratamento de dados ausentes.

PAULA, T. S. School Effectiveness in Mathematics Learning: a longitudinal study on the effects of public schools in Belo Horizonte/MG [Thesis]. Belo Horizonte: Faculty of Education, Federal University of Minas Gerais (UFMG), 2020.

ABSTRACT

The purpose of this research was to estimate the school effect in schools under local management (municipality) in Belo Horizonte city (MG/Brazil) on mathematics learning for students between the 3rd grade (8 years old) and 9th grade (14 years old). The research is based on evidence from the Brazilian literature on students' low performance, especially those from disadvantaged social backgrounds, according to large-scale tests. International literature arguments that schools cannot compensate for social inequalities alone, but both teachers and schools have an effect on student outcomes. A constraint of most studies carried out in Brazil on the effect of schools is the use of cross-sectional data, that poor estimate the school effect. In this research, we use longitudinal data, from 2010 to 2014, from two sources: the “Censo Escolar” (Brazilian School Census) and the “Avalia BH” (large-scale Assessment System for public schools in the City of Belo Horizonte). We analyzed enrollments, proficiency in math tests, and contextual questionnaires. We point out important contributions to the school effect research with longitudinal data.

Highlights: 1) we estimate the socioeconomic status (SES) of students, applying the Item Response Theory (IRT), to test whether the SES changes over the years; hypothesis that has not been confirmed. This is a relevant finding for longitudinal studies, in which this is an important control variable. 2) We analyzed missing data (attrition), a common problem in longitudinal surveys, but which can affect school effect estimates. We found evidence that differences between schools help to explain the attrition of information. 3) We use growth curves in three-level hierarchical models to estimate the school effect. It was estimated using the Intraclass Correlation Coefficient (CCI). We found school effect values below those observed in cross-sectional assessments and below expectations for developing countries. Modest effects were observed for the learning trend in promotion by grade: both the variability of the individual level and the school level explain little about learning.

We conclude that Belo Horizonte public schools seem to have a homogeneous effect, better explained by the general growth trend than by the differences between schools. Effects of ethnicity, SES and age-grade distortion show that an alternative to improve learning outcomes could be the administration of public policies aimed to change these inequalities.

Keywords: school effects, learning, socioeconomic status, hierarchical model, longitudinal studies, missing data analysis.

LISTA DE FIGURAS

- Figura 1: Representação-síntese da evolução dos estudantes ao longo do tempo: trajetórias de progressão e repetência entre as etapas de ensino..... 34
- Figura 2: Representação-síntese dos estudantes em escolas da rede municipal de Belo Horizonte em 2011 e sua utilização nas análises ao longo da tese. 36

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1: escolaridade da mãe entre 2010 e 2014 conforme as respostas dos estudantes do 5º ao 9º ano do ensino fundamental aos questionários socioeconômicos do Avalia BH.....	57
Gráfico 2: escolaridade do pai entre 2010 e 2014 conforme as respostas dos estudantes do 5º ao 9º ano do ensino fundamental aos questionários socioeconômicos do Avalia BH.	57
Gráfico 3: Automóveis no domicílio entre 2010 e 2014 conforme as respostas dos estudantes do 5º ao 9º ano do ensino fundamental aos questionários socioeconômicos do Avalia BH.	58
Gráfico 4: Computadores no domicílio entre 2010 e 2014 conforme as respostas dos estudantes do 5º ao 9º ano do ensino fundamental aos questionários socioeconômicos do Avalia BH.	58
Gráfico 5: Autovalores associados aos componentes principais para o procedimento 1 (esquerda) e para o procedimento 2 (direita)	61
Gráfico 6: Curva de informação do instrumento comum para o procedimento 1 (esquerda) e para o procedimento 2 (direita)	63
Gráfico 7: Curva característica (esquerda) e curva de informação (direita) do item de quantidade de TVs para o instrumento comum (procedimento 1)	65
Gráfico 8: Posição dos itens do instrumento comum segundo o parâmetro de dificuldade na escala da habilidade para o procedimento (1).....	67
Gráfico 9: Posição dos itens do instrumento comum segundo o parâmetro de dificuldade na escala da habilidade para o procedimento (2).....	67
Gráfico 10: Boxplot para a distribuição dos estudantes no indicador de NSE para os procedimentos 1 (esquerda) e para o procedimento 2 (direita).....	71
Gráfico 11: Boxplot para a distribuição da média do NSE nas escolas no indicador calculado pelo procedimento 1 (esquerda) e pelo procedimento 2 (direita).....	72
Gráfico 12: Percentual de estudantes segundo as categorias de NSE por ano para o grupo de brancos.	74
Gráfico 13: Percentual de estudantes segundo as categorias de NSE por ano para o grupo de pretos..	74
Gráfico 14: Percentual de estudantes segundo as categorias de NSE por ano para o grupo sem livros no domicílio.	76
Gráfico 15: Percentual de estudantes segundo as categorias de NSE por ano para o grupo com mais de 100 livros no domicílio.	76
Gráfico 16: Distribuição da frequência de valores observados e esperados para informações observadas (azul) e imputadas (vermelho) para a variável Proficiência em Matemática	98
Gráfico 17: Distribuição da frequência de valores observados e esperados para informações observadas (azul) e imputadas (vermelho) para a variável NSE.....	99

Gráfico 18: Tendências de crescimento da proficiência em matemática no Avalia BH segundo médias brutas, análise com informações imputadas e com exclusão de dados ausentes para etapa inicial 3 (acima) e 5 (abaixo) em 2010.....	148
Gráfico 19: Tendências de crescimento da proficiência em matemática no Avalia BH segundo análise com informações imputadas (traço) e com exclusão de dados ausentes (contínuo) por sexo do estudante.....	149
Gráfico 20: Tendências de crescimento da proficiência em matemática no Avalia BH segundo análise com informações imputadas (traço) e com exclusão de dados ausentes (contínuo) por cor/raça do estudante.....	150
Gráfico 21: Tendências de crescimento da proficiência em matemática no Avalia BH segundo análise com informações imputadas (traço) e com exclusão de dados ausentes (contínuo) por distorção idade-série	151
Gráfico 22: Tendências de crescimento da proficiência em matemática no Avalia BH segundo análise com informações imputadas (traço) e com exclusão de dados ausentes (contínuo) por grupos privilegiado e desprivilegiado	152
Gráfico 23: Curva característica do item de escolaridade da mãe para o instrumento comum (procedimento 1).....	203
Gráfico 24: Curva de informação do item de escolaridade da mãe para o instrumento comum (procedimento 1)	203
Gráfico 25: Curva característica do item de escolaridade do pai para o instrumento comum (procedimento 1).....	203
Gráfico 26: Curva de informação do item de escolaridade do pai para o instrumento comum (procedimento 1)	203
Gráfico 27: Curva característica do item de quantidade de banheiros para o instrumento comum (procedimento 1).....	204
Gráfico 28: Curva de informação do item de quantidade de banheiros para o instrumento comum (procedimento 1)	204
Gráfico 29: Curva característica do item de quantidade de geladeiras para o instrumento comum (procedimento 1).....	204
Gráfico 30: Curva de informação do item de quantidade de geladeiras para o instrumento comum (procedimento 1)	204
Gráfico 31: Curva característica do item de quantidade de TVs para o instrumento comum (procedimento 1).....	205
Gráfico 32: Curva de informação do item de quantidade de TVs para o instrumento comum (procedimento 1)	205
Gráfico 33: Curva característica do item de quantidade de máquinas de lavar para o instrumento comum (procedimento 1).....	205

Gráfico 34: Curva de informação do item de quantidade de máquinas de lavar para o instrumento comum (procedimento 1)	205
Gráfico 35: Curva característica do item de quantidade de DVDs para o instrumento comum (procedimento 1)	206
Gráfico 36: Curva de informação do item de quantidade de DVDs para o instrumento comum (procedimento 1)	206
Gráfico 37: Curva característica do item de quantidade de automóveis para o instrumento comum (procedimento 1)	206
Gráfico 38: Curva de informação do item de quantidade de automóveis para o instrumento comum (procedimento 1)	206
Gráfico 39: Curva característica do item de computador com internet para o instrumento comum (procedimento 1)	207
Gráfico 40: Curva de informação do item de computador com internet para o instrumento comum (procedimento 1)	207
Gráfico 41: Curva característica do item bolsa família para o instrumento comum (procedimento 1)	207
Gráfico 42: Curva de informação do item bolsa família para o instrumento comum (procedimento 1)	207
Gráfico 43: Curva característica do item de escolaridade da mãe para o instrumento comum (procedimento 2)	208
Gráfico 44: Curva de informação do item de escolaridade da mãe para o instrumento comum (procedimento 2)	208
Gráfico 45: Curva característica do item de escolaridade do pai para o instrumento comum (procedimento 2)	208
Gráfico 46: Curva de informação do item de escolaridade do pai para o instrumento comum (procedimento 2)	208
Gráfico 47: Curva característica do item de quantidade de banheiros para o instrumento comum (procedimento 2)	209
Gráfico 48: Curva de informação do item de quantidade de banheiros para o instrumento comum (procedimento 2)	209
Gráfico 49: Curva característica do item de quantidade de geladeiras para o instrumento comum (procedimento 2)	209
Gráfico 50: Curva de informação do item de quantidade de geladeiras para o instrumento comum (procedimento 2)	209
Gráfico 51: Curva característica do item de quantidade de TVs para o instrumento comum (procedimento 2)	210

Gráfico 52: Curva de informação do item de quantidade de TVs para o instrumento comum (procedimento 2)	210
Gráfico 53: Curva característica do item de quantidade de máquinas de lavar para o instrumento comum (procedimento 2)	210
Gráfico 54: Curva de informação do item de quantidade de máquinas de lavar para o instrumento comum (procedimento 2)	210
Gráfico 55: Curva característica do item de quantidade de DVDs para o instrumento comum (procedimento 2)	211
Gráfico 56: Curva de informação do item de quantidade de DVDs para o instrumento comum (procedimento 2)	211
Gráfico 57: Curva característica do item de quantidade de automóveis para o instrumento comum (procedimento 2)	211
Gráfico 58: Curva de informação do item de quantidade de automóveis para o instrumento comum (procedimento 2)	211
Gráfico 59: Curva característica do item de computador com internet para o instrumento comum (procedimento 2)	212
Gráfico 60: Curva de informação do item de computador com internet para o instrumento comum (procedimento 2)	212
Gráfico 61: Curva característica do item bolsa família para o instrumento comum (procedimento 2)	212
Gráfico 62: Curva de informação do item bolsa família para o instrumento comum (procedimento 2)	212
Gráfico 63: Percentual de estudantes da rede municipal de Belo Horizonte em 2011 no Censo Escolar encontrados Ponte 2011.	213
Gráfico 64: Percentual de estudantes encontrados em escolas na rede municipal de Belo Horizonte (Censo 2011) nas informações fornecidas pela Smed/BH para o ano de 2011.....	216
Gráfico 65: Percentual dos estudantes avaliados e não avaliados no banco de proficiência em matemática por edição do Avalia BH.	224
Gráfico 66: Suavização das tendências de crescimento para a proficiência de matemática de estudantes da etapa 3 / 3º ano para progressão = 0 – método lowess (esquerda) e regressão de mínimos quadrados ordinários (direita).....	232
Gráfico 67: Suavização das tendências de crescimento para a proficiência de matemática de estudantes da etapa 3 / 3º ano para progressão = 1 – método lowess (esquerda) e regressão de mínimos quadrados ordinários (direita).....	233
Gráfico 68: Suavização das tendências de crescimento para a proficiência de matemática de estudantes da etapa 3 / 3º ano para progressão = 2 – método lowess (esquerda) e regressão de mínimos quadrados ordinários (direita).....	234

Gráfico 69: Suavização das tendências de crescimento para a proficiência de matemática de estudantes da etapa 3 / 3º ano para progressão = 3 – método lowess (esquerda) e regressão de mínimos quadrados ordinários (direita).....	235
Gráfico 70: Suavização das tendências de crescimento para a proficiência de matemática de estudantes da etapa 3 / 3º ano para progressão = 4 – método lowess (esquerda) e regressão de mínimos quadrados ordinários (direita).....	236
Gráfico 71: Boxplot da distribuição das variáveis: (a) média do NSE na escola, (b) percentual de estudantes com distorção na escola.....	242
Gráfico 72: Boxplot da distribuição das variáveis: (c) percentual de meninas na escola, (d) percentual de pretos na escola	243

LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Resumo das categorias de respostas para variáveis utilizadas na construção do indicador de NSE.....	50
Quadro 2: variáveis utilizadas no estudo.....	85
Quadro 3: Ilustração para o critério para a identificação de escola única	89
Quadro 4: Resumo das associações as variáveis de exclusão e a mudança de escola.....	91
Quadro 5: Síntese dos testes de independência entre as médias dos grupos presente e ausente no monitoramento administrativo da Smed/BH em 2011.	93
Quadro 6: Descrição das variáveis utilizadas nas análises.....	132
Quadro 7: Resumo dos modelos de análise.....	134
Quadro 8: Recodificação das etapas de ensino para o tratamento do fluxo escolar nas bases de matrícula inicial do Censo Escolar – Inep.....	182
Quadro 9: Referências para a identificação da idade e etapa ideais para a produção da variável distorção idade-série utilizando como marco o ano de 2010.	218
Quadro 10: Síntese dos testes de independência entre as médias dos grupos presente e ausente no monitoramento administrativo da Smed/BH em 2011.	227
Quadro 11: Equações para os modelos multinível ajustados para a tendência de crescimento em Matemática dos estudantes da rede municipal de Belo Horizonte.	246

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Total de questionários respondidos por ano no Avalia BH – apenas entre etapa 5 / 5º ano e etapa 9 / 9º ano	46
Tabela 2: Quantidade de informações ausentes no conjunto de 17 variáveis inicialmente selecionadas para mensuração do traço latente de NSE dos estudantes da rede municipal respondentes aos questionários do AVALIA BH entre os anos de 2010 e 2014.	55
Tabela 3: Variáveis inseridas na análise MCAR.....	95
Tabela 4: Estatísticas de resultados da análise MCAR	95
Tabela 5: Casos observados e imputados para a variável etapa de ensino	96
Tabela 6: Casos observados e imputados para a variável distorção idade-série	97
Tabela 7: Casos observados e imputados para a variável progressão	97
Tabela 8: Casos observados e imputados para a variável Turno.....	98
Tabela 9: Distribuição da variável Proficiência em Matemática para as informações observadas e imputadas	98
Tabela 10: Distribuição da variável NSE para as informações observadas e imputadas	99
Tabela 11: Distribuição dos estudantes incluídos na análise segundo os critérios de etapa e escola única.	130
Tabela 12: Distribuição da variável NSE dos estudantes.....	131
Tabela 13: Distribuição da variável média do NSE na escola.....	133
Tabela 14: Efeitos fixos do modelo multinível para a tendência de crescimento	139
Tabela 15: Efeitos aleatórios do modelo multinível para a tendência de crescimento – valores absolutos de variância	141
Tabela 16: Quantidade de casos primários e duplicados no código único dos alunos entre os Censos da Educação Básica de 2010 a 2014, alunos em escolas de MG.	178
Tabela 17: Distribuição de todos os estudantes em escolas de Minas Gerais no Censo Escolar em 2014 por rede de ensino e códigos duplicados e únicos segundo diferentes critérios de otimização	179
Tabela 18: Distribuição dos estudantes em escolas de Minas Gerais no Censo Escolar em 2014 por etapa de ensino e códigos duplicados e únicos segundo diferentes critérios de otimização.	180
Tabela 19: Distribuição da matrícula inicial dos estudantes no Censo Escolar entre 2010 e 2014 nas modalidades do Ensino Regular e Educação de Jovens e Adultos.....	181
Tabela 20: Distribuição geral dos alunos imputáveis para matriculados em escolas de Minas Gerais entre os anos de 2010 e 2014.	184

Tabela 21: Taxas de fluxo dos estudantes em escolas de Minas Gerais nas transições 2010-2011 e 2011-2012 nas etapas do ensino fundamental e médio	186
Tabela 22: Taxas de fluxo dos estudantes em escolas de Minas Gerais nas transições 2012-2013 e 2013-2014 nas etapas do ensino fundamental e médio	187
Tabela 23: Distribuição das respostas aos itens do instrumento comum	192
Tabela 24: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados para o instrumento comum incluindo apenas os casos de 2010 para a estimação dos parâmetros dos itens.	197
Tabela 25: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados para o instrumento comum incluindo todos os casos entre 2010 e 2014 para a estimação dos parâmetros dos itens	197
Tabela 26: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados no questionário de 2010	198
Tabela 27: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados no questionário de 2011	199
Tabela 28: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados no questionário de 2012	200
Tabela 29: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados no questionário de 2013	201
Tabela 30: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados no questionário de 2014	202
Tabela 31: Distribuição dos estudantes previstos pelo Censo Escolar 2011 para a rede municipal de BH – construção da variável “excluídos do Censo Escolar”	214
Tabela 32: Número de estudantes por etapa segundo ciclos do ensino fundamental.....	215
Tabela 33: Distribuição de estudantes que permaneceram e mudaram de escolas durante o período segundo ciclos contemplados nas matrículas das escolas	217
Tabela 34: Distribuição dos estudantes segundo a trajetória escolar no período de 2010 a 2014.....	220
Tabela 35: Resultados da análise de atrito e mobilidade.....	221
Tabela 36: Alunos previstos, efetivos e percentual de participação por ano e etapa no Avalia-BH...	223
Tabela 37: Distribuição dos estudantes do AVALIA BH entre 2010 e 2014 segundo aqueles que foram encontrados em Ponte 2011.....	225
Tabela 38: Percentual de estudantes avaliados e não avaliados segundo presença no monitoramento administrativo da Smed/BH para o ano de 2011 (Ponte 2011) por etapa e edição do Avalia BH.	226
Tabela 39: Teste de diferença entre as médias de estudantes dentro e fora do grupo Ponte 2011 por etapa e ano.....	228
Tabela 40: Distribuição da progressão ao longo do tempo segundo grupo de análise total e <i>listwise</i>	239
Tabela 41: Distribuição do grupo com informações ausentes excluídas (<i>listwise</i>) por etapa inicial ..	240
Tabela 42: Distribuição do grupo com informações ausentes excluídas (<i>listwise</i>) por distorção inicial	240
Tabela 43: Efeitos aleatórios do modelo de crescimento multinível para os indicadores das escolas	244

Tabela 44: Efeitos fixos do modelo de crescimento multinível para os indicadores das escolas.....	245
Tabela 45: Efeitos aleatórios do modelo multinível para a tendência de crescimento – valores relativos de variância	249

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

Sigla	Significado
Abep	Associação Brasileira de Empresas de Pesquisa
Avalia BH	Sistema de Avaliação da Educação Fundamental das Escolas da Prefeitura de Belo Horizonte
BH	Belo Horizonte
Caed	Centro de Políticas Públicas e Avaliação da Educação
Cedeplar	Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional (UFMG)
CCI	Coefficiente de correlação intraclasse
DOM	Diário Oficial do Município (de Belo Horizonte)
EJA	Educação de Jovens e Adultos
Fundescola	Fundo de Fortalecimento da Escola
Geres	Estudo Longitudinal da Geração Escolar 2005
Ideb	Índice de Desenvolvimento da Educação Básica
Inep	Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira
LSAY	Longitudinal Study of Australian Youth
MCMC	Markov Chain Monte Carlo
MEC	Ministério da Educação e Cultura
MG	Minas Gerais
NSE	Nível Socioeconômico
Nupede	Núcleo de Pesquisa em Desigualdades Escolares
OCDE	Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico
OREALC	Oficina Regional de Educação para a América Latina e Caribe UNESCO
PCN	Parâmetros Curriculares Nacionais
PDE	Plano de Desenvolvimento da Escola
PISA	Programa Internacional de Avaliação de Alunos
PNE	Plano Nacional de Educação
Proalfa	Programa de Avaliação da Alfabetização
Proeb	Programa de Avaliação da Rede Pública de Educação Básica
RME	Rede Municipal de Educação de Belo Horizonte
Saeb	Sistema Nacional de Avaliação da Educação Básica
SEE/MG	Secretaria do Estado de Educação de Minas Gerais
SER	Superintendência Regional de Ensino
SGE	Sistema de Gerenciamento Escolar
Simave	Sistema Mineiro de Avaliação da Educação Pública
Smed/BH	Secretaria Municipal de Educação de Belo Horizonte
TRI	Teoria de Resposta ao Item
UFJF	Universidade Federal de Juiz de Fora
UFMG	Universidade Federal de Minas Gerais
UNESCO	Organização das Nações Unidas para a Educação, a Ciência e a Cultura

SUMÁRIO

INTRODUÇÃO	22
CAPÍTULO I – A ESTRUTURA DOS DADOS ANALISADOS NESTA PESQUISA	30
<i>Delimitação da população do estudo</i>	<i>33</i>
CAPÍTULO II – UMA MEDIDA DE NÍVEL SOCIOECONÔMICO PARA OS ESTUDANTES DA REDE MUNICIPAL DE BELO HORIZONTE	40
<i>Apresentação</i>	<i>40</i>
MEDIDAS DE NÍVEL SOCIOECONÔMICO E SUA UTILIZAÇÃO NO CAMPO DA EFICÁCIA ESCOLAR	41
A CONSTRUÇÃO DA MEDIDA DE NÍVEL SOCIOECONÔMICO	46
<i>Fonte das informações.....</i>	<i>46</i>
DEFINIÇÃO DE UM INSTRUMENTO ÚNICO DE AFERIÇÃO DO NSE	47
<i>Descrição das informações utilizadas na análise.....</i>	<i>56</i>
<i>Dois procedimentos para a definição dos parâmetros dos itens: ano inicial versus todos os anos</i>	<i>59</i>
RESULTADOS	60
<i>Autovalores associados aos componentes principais</i>	<i>60</i>
<i>Curvas de Características e de Informação dos itens</i>	<i>62</i>
<i>Interpretação substantiva do NSE: ordem dos itens na escala do indicador</i>	<i>66</i>
<i>Transformação linear aplicada ao traço latente estimado.....</i>	<i>69</i>
<i>Distribuição da população de estudantes e escolas</i>	<i>70</i>
<i>Validação: correlação entre o NSE/Avalia BH e o Inse/Inep.....</i>	<i>73</i>
<i>Coerência do NSE em relação a características dos estudantes</i>	<i>73</i>
CONSIDERAÇÕES.....	77
CAPÍTULO III – ATRITO DE INFORMAÇÕES, MOBILIDADE ESTUDANTIL E PROPOSIÇÕES SOBRE EXCLUSÃO	79
APRESENTAÇÃO.....	79
ATRITO E MOBILIDADE ESTUDANTIL EM PESQUISAS EDUCACIONAIS LONGITUDINAIS	80
<i>Associações entre atrito de informações e mobilidade estudantil</i>	<i>83</i>
<i>A Proficiência em Matemática para os estudantes encontrados e não encontrados em Ponte 2011</i>	<i>92</i>
<i>Imputação das informações ausentes dos estudantes</i>	<i>93</i>
CONSIDERAÇÕES.....	99
CAPÍTULO IV – EFICÁCIA ESCOLAR E APRENDIZADO: O USO DE INFORMAÇÕES LONGITUDINAIS PARA MODELOS DE CRESCIMENTO	103
PESQUISAS EM EFICÁCIA ESCOLAR.....	104
DOS ESTUDOS TRANSVERSAIS AOS ESTUDOS LONGITUDINAIS	108
<i>Valor acrescentado e pesquisa longitudinal.....</i>	<i>112</i>
<i>Limites para as abordagens de eficácia escolar.....</i>	<i>119</i>
PESQUISA EM EFICÁCIA ESCOLAR NO BRASIL COM INFORMAÇÕES LONGITUDINAIS.....	121
A TENDÊNCIA DE APRENDIZADO	127
<i>Informações sobre seleção de dados e variáveis utilizadas.....</i>	<i>128</i>
<i>Modelos de análise e resultados.....</i>	<i>134</i>
DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.....	142
<i>Indícios conformes à teoria da reprodução.....</i>	<i>142</i>
<i>Representações gráficas das tendências de aprendizado</i>	<i>147</i>
CONSIDERAÇÕES.....	152

CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	156
<i>Reflexões sobre as limitações da pesquisa</i>	<i>160</i>
REFERÊNCIAS	163
APÊNDICES.....	173
APÊNDICE A - COMENTÁRIOS CRÍTICOS ACERCA DO ACOMPANHAMENTO LONGITUDINAL DOS REGISTROS DE ALUNO NO CENSO ESCOLAR PARA A PRODUÇÃO DO INDICADOR DE FLUXO ESCOLAR	173
APÊNDICE B – INFORMAÇÕES ADICIONAIS SOBRE O CAPÍTULO II	191
<i>Descrição das variáveis do instrumento comum</i>	<i>191</i>
<i>Matrizes policóricas</i>	<i>196</i>
<i>Curvas de características e informação de itens para o Procedimento (1).....</i>	<i>203</i>
<i>Curvas de características e informação de itens para o Procedimento (2).....</i>	<i>208</i>
APÊNDICE C – INFORMAÇÕES ADICIONAIS SOBRE O CAPÍTULO III.....	213
<i>Informações gerais sobre a produção e distribuição das variáveis utilizadas no estudo sobre o atrito e a mobilidade estudantil.....</i>	<i>213</i>
APÊNDICE D – INFORMAÇÕES ADICIONAIS SOBRE O CAPÍTULO IV	231
<i>Escolha do ajuste do modelo</i>	<i>231</i>
<i>A progressão por etapa</i>	<i>237</i>
<i>Modelo de crescimento para os indicadores das escolas</i>	<i>241</i>
<i>Equações aplicadas aos modelos de análise</i>	<i>245</i>
<i>O Coeficiente de correlação intraclasse (CCI) para os modelos ajustados.....</i>	<i>248</i>

INTRODUÇÃO

O objetivo desta pesquisa de doutorado foi estimar o efeito de escolas da rede municipal de Belo Horizonte sobre o aprendizado em matemática entre os anos de 2010 e 2014 para um grupo de estudantes entre a etapa 3 / 3º ano e a etapa 9 / 9º ano. Utilizamos curvas de crescimento (SINGER; WILLETT, 2003) em modelos hierárquicos de três níveis (RAUDENBUSH; BRYK, 2002), agrupando ondas de avaliação (nível 1) em estudantes (nível 2), e estudantes em escolas (nível 3). Pela proposição de quantificar o efeito escola sobre o aprendizado e discutir aspectos relacionados à equidade que poderiam melhorar o aprendizado dos estudantes, a tese insere-se na linha de pesquisas em eficácia escolar.

Na literatura internacional há uma distinção entre desempenho escolar (*achievement*) e aprendizado (*learning*). O primeiro termo se refere ao status do estudante; o segundo, ao processo de aquisição de conhecimentos e habilidades: o crescimento intelectual ou físico, as mudanças dos alunos, que podem ser positivas ou negativas, ocorrendo durante a trajetória escolar (SINGER; WILLETT, 2003). A investigação do efeito das escolas para o aprendizado dos estudantes é um dos problemas mais importantes da pesquisa educacional.

A principal originalidade desta tese está na utilização de dados longitudinais para a estimação do efeito das escolas. No Brasil, predomina a informação pública de avaliações educacionais em larga escala com desenho transversal; ou seja, a maior parte da literatura em eficácia escolar se baseia em testes respondidos pelos estudantes uma única vez, geralmente no fim das etapas de ensino (ALVES; FRANCO, 2008; KARINO; LAROS, 2017). Apesar da importância desses dados para a análise da qualidade do ensino e dos padrões de desigualdades entre sistemas de ensino e escolas, a necessidade de dados longitudinais para avançar nessa linha de investigação é conhecida (GOLDSTEIN, 1999; FRANCO, 2001). Há poucas pesquisas nacionais com dados longitudinais, conforme apresentamos na revisão da literatura, em detalhes, nesta tese.

Os estudos sobre os efeitos das escolas com dados longitudinais mostram que as escolas recebem alunos com níveis de conhecimento diferenciados, em geral, associados à sua origem social. No entanto, o aprendizado não é uniforme no tempo, nem tão pouco no

indivíduo (SINGER; WILLETT, 2003). Ele varia segundo as características dos alunos, mas também em função da organização escolar e das práticas pedagógicas (WILLMS, 1992). O enfoque no aprendizado oferece um grande potencial para explicar o impacto das escolas: diminuir ou aumentar as desigualdades ao longo da trajetória escolar estão em evidência no processo do estudo, uma vez que a estimação dos efeitos das escolas se dá com o controle de resultados observados na própria escola (ALVES, 2006).

O impacto das escolas, suas políticas e práticas educativas no aprendizado dos alunos, é um tema que vem sendo estudado desde meados do século passado. O foco dessas pesquisas deu nome à corrente: ficaram conhecidas como sociologia das desigualdades educacionais. Durante o período de transformações sociais posteriores à Segunda Guerra Mundial (1939-1945), os países chamados industrializados experimentaram um intenso crescimento econômico durante trinta anos, o que possibilitou aos estados nacionais montar e equipar quadros de serviços e de proteção social, conhecido como o período dos estados de bem-estar social. Ao mesmo tempo, a explosão demográfica do pós-guerra, conhecida como baby-boom, pressionou pela expansão do acesso ao sistema educacional. Contrapondo-se ao otimismo provocado pela abundância econômica, no plano político, reivindicações de caráter étnico-racial, cultural, de gênero, de classe, e de independência política emergiram em meio ao clima de mudança social (NOGUEIRA, 1990, p. 51-52).

A conjuntura teórica da sociologia da educação no período de 1960-1970 guardou íntima relação com esse contexto. Grandes pesquisas foram desenvolvidas em alguns países industrializados (em especial, Grã-Bretanha, França e Estados Unidos), fortemente orientadas por um caráter empírico em larga escala, proporcionando informações amplas sobre os sistemas educacionais em franca expansão. Foi de especial interesse durante o período a identificação de padrões de desigualdade social persistentes no acesso e na permanência escolares, por meio de variados métodos e abordando diferentes tipos de amostras. Se, por um lado, os estudos realizados no período evidenciaram a desigualdade de acesso como “um fato estatístico maciçamente irrecusável” (FORQUIN, 1995, p. 22-23), por outro lado, abalaram profundamente as esperanças meritocráticas que acompanhavam a expansão dos sistemas e a facilitação do acesso à educação. A democratização da educação encontrou barreiras que seriam explicadas nos anos posteriores por clássicos como Bourdieu e Passeron (1964, 1970),

Bowlis e Gintis (1972, 1976), Jencks (1973), Boudon (1973), Bernstein (1975), e outros (*apud* FORQUIN, 1995).

Surgido nesse período, o *paradigma da reprodução* tem enorme influência até os dias de hoje. Trata-se de um modelo explicativo que conecta de maneira muito estreita as relações entre a escola e as hierarquias sociais. O argumento consiste em que escolas não são instituições socialmente neutras: refletem as experiências da “classe dominante”. Crianças dessa classe entram nas escolas com as disposições sociais e culturais adequadas ao ambiente, enquanto as crianças das classes trabalhadoras e mais baixas precisam adquirir os conhecimentos e habilidades necessárias para negociar sua experiência educacional somente depois que entram nas escolas. Embora elas possam adquirir as competências sociais, linguísticas e culturais que caracterizam as classes médias e médio-altas, elas nunca podem adquirir a familiaridade natural daqueles nascidos nessas classes, e são academicamente punidos em função disso. Diferenças no desempenho acadêmico são normalmente explicadas como diferenças em habilidades, não como recursos culturais transmitidos pelas famílias. Dessa forma, processa-se uma legitimação da transmissão social dos privilégios, por meio da negação das desvantagens acadêmicas das crianças das classes baixas (LAMONT; LAREAU, 1988, p. 153).

Por sua vez, os trabalhos que predominaram durante as décadas de 1980-90 (ainda que não apresentem uma designação consensual na literatura) são marcados pelas críticas ao determinismo e “hiper-funcionalismo” das teorias da reprodução. Tendem a utilizar uma postura mais interpretativa no estudo das situações locais no cotidiano das instituições escolares (NOGUEIRA, 1995, p. 64). Entretanto, a “virada” da predominância de estudos macrosociológicos para estudos microsociológicos não faz desaparecer uma perspectiva de análise em detrimento da outra. Como bem apresenta Isambert-Jamati,

Um estudo, seja ele qual for, não anula os precedentes, como se as questões já tratadas se tivessem tornado obsoletas. Continuam a ser produzidos trabalhos importantes nos primeiros campos balizados (FORQUIN, 1995, p. 17).

Seguindo em frente com os estudos de tendência macroscópica, a linha pesquisas em sociologia da educação consolidou a conclusão de que a escola não pode sozinha compensar as desigualdades da sociedade, embora seja claro que tanto escolas quanto professores tenham efeito comprovado sobre os resultados dos alunos (BRESSOUX, 2003, p. 72-73).

A expansão do acesso ao ensino fundamental no Brasil nos últimos anos (1960-2010) reduziu apenas parcialmente as desigualdades de conclusão no ensino fundamental entre as diferentes classes sociais, as desigualdades de acesso e conclusão ao ensino médio persistem, e as desigualdades de oportunidades de acesso ao nível superior aumentaram, ainda que o sistema tenha se expandido de maneira considerável (BRITO, 2017).

Depois de ampliar a capacidade instalada (escolas e vagas suficientes para a quantidade de crianças e jovens em idade escolar), o debate educacional deslocou-se para o combate à repetência (RIBEIRO, 1991) em função da melhoria do fluxo, representando essa qualidade um maior número de alunos a progredir em etapas no período esperado. Em seguida o debate se concentrou na aferição de desempenho em testes de larga escala (OLIVEIRA; ARAÚJO, 2005).

O discurso político associa a necessidade de avaliação de desempenho à melhoria da qualidade da educação. Desde o fim da década de 1980 até os anos 2000, cresceu a importância do tema político da *boa governança* em estados democráticos ocidentais, discussão essa liderada principalmente por países europeus. Suas características podem se resumir nas noções de abertura, participação, eficácia, coerência e prestação de contas (*accountability*). No campo da educação, as avaliações em larga escala assumiram um importante papel junto à responsabilização. Juntamente com a descentralização administrativa – que deslocou o eixo central da responsabilidade pelos resultados, antes depositada nos governos, para as escolas e seu pessoal docente (FERRÃO, 2012a, p. 456). Em resposta às demandas por educação de qualidade, nota-se o início de uma valorização de políticas fundamentadas em evidências (BONAMINO; OLIVEIRA, 2013, p. 35).

É nesse contexto que se deu a criação do Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (Ideb), em 2007. O Ideb tornou-se o indicador mais conhecido e utilizado para analisar a educação básica brasileira. Por essa razão, tem grande influência no debate

educacional (SOARES; XAVIER, 2013, p. 904). Uma de suas contribuições mais importantes foi trazer para o centro do debate a necessidade de contemplar um melhor desempenho dos estudantes alinhado à aprovação nas etapas, na idade adequada. Entretanto, o indicador apresenta diversas limitações, dentre elas uma forte correlação com a média do nível socioeconômico das escolas. Essa relação informa que boa parte do que o Ideb indica não está diretamente associado à qualidade da educação. Além disso, o cálculo do Ideb é feito com dados públicos transversais. Ou seja, os estudantes reprovados ou que abandonaram a escola em anos anteriores àquele em que o índice é calculado não impactam no seu valor. Esse é um problema importante de seletividade dentro do sistema de ensino que somente a análise de dados longitudinais conseguem captar (ALVES; SOARES, 2019).

A pesquisa em eficácia escolar no Brasil cumpre um papel importante na medida em que permite a ampliação do debate educacional para além das limitações de um único indicador sobre a qualidade das escolas, sem diminuir a importância que o Ideb possui para a orientação das políticas públicas e melhoria do ensino. É nessa linha de pesquisas que a presente tese se insere ao realizar uma análise dos efeitos das escolas com dados longitudinais.

A pergunta central dessa pesquisa é: qual o efeito das escolas da rede municipal de Belo Horizonte para o aprendizado dos estudantes durante a trajetória escolar no ensino fundamental? Para isso, utilizamos os dados do Sistema de Avaliação da Educação Fundamental das Escolas da Prefeitura de Belo Horizonte (Avalia-BH) e do Censo Escolar, de 2010 a 2014. Esses dados – produzidos por fontes distintas, como explicaremos – foram unificados de maneira exclusiva por meio da identificação do mesmo aluno em cada banco de dados e ano escolar. Trata-se de um esforço bastante complexo e inédito, que somente foi possível com o apoio das instituições envolvidas na realização do Avalia-BH.¹

¹ Conforme mencionado nos Agradecimentos desta tese, o desenho desta pesquisa somente foi possível graças ao apoio da Secretaria Municipal de Educação de Belo Horizonte (Smed/BH) e do Centro de Políticas Públicas e Avaliação da Educação (Caed) da Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF).

Trabalhar informações longitudinais impõe grandes desafios. Foi preciso “dar dois passos atrás” antes de avançar para o problema central. Outras perguntas de pesquisa emergiram durante o processo de investigação, a saber:

1. Qual o nível socioeconômico (NSE) dos estudantes das escolas municipais de Belo Horizonte que participaram do Avalia-BH? O NSE dos estudantes e a média do NSE dos estudantes dentro das escolas são medidas constantes ou variam nas diferentes edições das avaliações, entre 2010 e 2014?
2. Como tratar a perda de informações (atrito), um problema comum em pesquisas longitudinais, que pode afetar as análises sobre o aprendizado? Qual a relação desse problema com características individuais e escolares?
3. Qual a tendência de crescimento do aprendizado para os estudantes da rede municipal de Belo Horizonte, entre 2010 e 2014? Qual o impacto do NSE do aluno e da escola nesse crescimento? Finalmente, qual a diferença nos efeitos das escolas para o crescimento do aprendizado se estimados com dados incompletos (perda ou atrito) ou com dados completos (simulação gerada por substituição de informações)?

As questões finais detalham o principal objetivo da pesquisa; as anteriores, atendem às necessidades que a complexidade do objetivo exige. O argumento central que os resultados desta tese nos permite sustentar é que o efeito das escolas da rede municipal de Belo Horizonte sobre o aprendizado em matemática parece menor do que o esperado pela literatura internacional, quando utiliza dados transversais para verificar a eficácia das escolas. A contribuição dos estabelecimentos para o crescimento observado a cada ano também foi modesta, como mostraremos a seguir. Importa muito a condição inicial dos estudantes e das escolas. Tudo ocorre como se, à largada da corrida, uma grande parte das posições já estivesse determinada, e as mudanças fossem poucas até a linha de chegada. Nossa interpretação atribui os resultados ao grande fardo das desigualdades sociais sobre os resultados educacionais. Reforçam essa conclusão as literaturas nacional e internacional. A tendência de aprendizado observada nesse estudo é semelhante à encontrada em outros estudos longitudinais brasileiros, mas segundo critérios normativos para o desempenho adequado em matemática, está abaixo do esperado.

Para demonstrar como chegamos a esse argumento, optamos por organizar esta tese de forma menos ortodoxa, porém, mais didática. O trabalho está estruturado em quatro capítulos, além desta introdução e das considerações finais. No capítulo I, apresentamos informações essenciais sobre os bancos de dados secundários utilizados na pesquisa. A compreensão sobre a natureza desses dados, como eles foram tratados e organizados é fundamental para o leitor entender as análises estatísticas nos capítulos seguintes.

No capítulo II, respondemos ao primeiro grupo de perguntas de pesquisa. Devido à importância dada na literatura às características socioculturais das famílias sobre os resultados escolares, dedicamo-nos à elaboração de um indicador de nível socioeconômico (NSE) para os estudantes que responderam aos questionários do Avalia BH entre os anos de 2010 e 2014. Utilizar informações de diferentes anos exigiu um cuidado especial para obter um indicador comparável ao longo do tempo, de modo a evitar que variações de erro de mensuração fossem confundidas com variações reais na medida de interesse. De posse de uma medida de NSE elaborada segundo critérios reconhecidos na literatura como adequados, seria possível realizar análise mais confiáveis sobre a eficácia escolar.

No capítulo III, foi preciso lidar com o atrito de informações. Muito comum em pesquisas longitudinais, o atrito pode comprometer estimações válidas e confiáveis sobre os efeitos das escolas, e dos fatores associados aos resultados dos estudantes. Nossa preocupação foi identificar se a ocorrência de casos ausentes era completamente aleatória ou apresentava padrões sistemáticos relacionados a características individuais e escolares. Identificados os padrões, decidimos utilizar um procedimento de imputação múltipla para minimizar os impactos do atrito sobre as estimações do efeito das escolas.

Só então, no capítulo IV, procedemos para a análise do efeito das escolas sobre o aprendizado em matemática. Utilizamos modelos hierárquicos ou multinível para estimar curvas de crescimento do aprendizado a cada progressão por etapa realizada pelos estudantes.

Nas considerações finais, retomamos os principais resultados estabelecendo um diálogo com os trabalhos que foram importantes para a realização dessa pesquisa. Dedicamos também uma breve seção para tratar alguns aspectos sobre as limitações do trabalho e nos arriscamos a apontar possíveis consequências para as políticas públicas

educacionais. Depois das referências bibliográficas, um conjunto de apêndices trazem análises adicionais que deram apoio aos procedimentos estatísticos descritos ao longo da tese.

CAPÍTULO I – A ESTRUTURA DOS DADOS ANALISADOS NESTA PESQUISA

Este capítulo apresenta informações básicas sobre as bases de dados secundárias utilizadas nesta pesquisa, como elas foram unificadas organizadas e como os dados devem ser lidos longitudinalmente. O entendimento desse processo é fundamental para o leitor compreender como chegamos aos resultados que serão apresentados nos próximos capítulos.

O estudo da eficácia escolar tem como objetivo promover o aprendizado dos estudantes, e o aprendizado é um processo: precisa ser medido em vários momentos ao longo do tempo. Quanto mais aumentam as aplicações e implicações dos indicadores de eficácia escolar em políticas públicas, mais intenso é o debate sobre sua veracidade, utilidade e consequências. A produção e utilização de informações longitudinais e a verificação da precisão, validade, consistência e estabilidade das medidas norteiam a vanguarda da produção acadêmica nesse campo de pesquisas. O presente trabalho apresenta-se como um modesto acréscimo a essa produção.

Esta pesquisa teve por principal objetivo estimar o efeito das escolas sobre a tendência de aprendizado em matemática de estudantes em escolas da rede municipal de Belo Horizonte (BH). Para isso, dispomos de informações longitudinais. Utilizamos duas fontes de informações secundárias: o Censo Escolar e o Avalia BH.

O Censo Escolar é o principal instrumento de coleta de informações da educação básica. É coordenado pelo Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (Inep). Secretarias estaduais e municipais de educação atuam em regime de colaboração com o Inep, e em caráter obrigatório participam todas as escolas públicas e privadas do país. As informações do Censo estão disponíveis na plataforma eletrônica do Inep, pública e gratuitamente, até o nível dos microdados dos estudantes². Além dos microdados, o Inep também disponibiliza uma série de indicadores educacionais ainda pouco explorados na literatura educacional brasileira, como o Indicador de Esforço Docente, Indicador de Adequação da Formação do Docente da Educação Básica, o Indicador da Complexidade da Gestão nas escolas, o Indicador de Nível

² Disponível em <<http://portal.inep.gov.br/web/guest/censo-escolar>>. Acessado em 29/10/2017.

Socioeconômico das Escolas, o Indicador de Regularidade do Docente da Educação Básica, dentre outros.³

Para a elaboração das taxas de fluxo escolar (INEP, 2017), o Inep desenvolveu um código único identificador dos estudantes, que permitiu o acompanhamento longitudinal entre os anos de 2007 e 2016. Visando aos objetivos da tese, iniciamos uma análise crítica das taxas de fluxo escolar. Inicialmente, essa análise consistia em replicar os procedimentos adotados ao máximo possível, e dominar técnicas de modo a realizar estudos autônomos.⁴

Porém, as informações do Censo Escolar não podem ser ligadas à proficiência dos estudantes nas avaliações nacionais sem o acesso ao ambiente de segurança de informações, sediado em Brasília, para a garantia da confidencialidade e sigilo. Apesar de inicialmente abordar o Censo Escolar, esperávamos utilizá-lo apenas em caráter auxiliar.

Devido à experiência profissional do autor da tese no Centro de Políticas Públicas e Avaliação da Educação (Caed) da Universidade Federal de Juiz de Fora (UFJF), foi possível tomar conhecimento de que a Secretaria Municipal de Educação de Belo Horizonte (Smed/BH) havia desenvolvido uma codificação única dos estudantes, para finalidades administrativas. Esse identificador era utilizado nas avaliações em larga escala locais: o Avalia BH.

O Sistema de Avaliação da Educação Fundamental das Escolas da Prefeitura de Belo Horizonte (Avalia-BH) avaliou anualmente o desempenho dos estudantes do 3º ao 9º ano da rede municipal entre 2008 e 2014. Em 2009, foram aplicados testes de matemática e de língua portuguesa. A partir de 2010, testes de ciências da natureza também foram incluídos. A metodologia adotada pelo Sistema Nacional de Avaliação da Educação Básica (Saeb), que estabeleceu uma escala de proficiência para as competências em língua portuguesa e matemática desde 1997, é a mesma utilizada para o Avalia-BH. Um conjunto de Matrizes de Referência, orientadas pelos Parâmetros Curriculares Nacionais (PCNs) para o Ensino Fundamental e Médio, respectivamente

³ No site do Inep encontram-se as notas técnicas com detalhes sobre as formas de produção e os resultados desses indicadores. Disponível em <<http://portal.inep.gov.br/web/guest/indicadores-educacionais>>. Acessado em 29/10/2017.

⁴ Os resultados dessa análise estão disponíveis no Apêndice A.

publicados em 1997 e 2000, enumera, ordena e descreve as habilidades esperadas para os alunos em cada ponto da escala de proficiência, independentemente criada para cada disciplina por meio de Teoria de Resposta ao Item (TRI). Três parâmetros são utilizados na estimação da escala: discriminação, dificuldade e acerto ao acaso. Um banco de itens alimenta a montagem de cadernos de testes com blocos incompletos balanceados. Os testes são equalizados entre diferentes anos, para obter comparabilidade entre grupos diferentes de estudantes (coortes) ao longo do tempo. O método oferece também comparabilidade entre os resultados do Avalia BH e do Saeb.⁵

Solicitamos acesso às informações do Avalia BH junto à Smed/BH. Em um de nossos primeiros contatos, os profissionais da secretaria disponibilizaram uma tabela em que o código único do Inep para o Censo Escolar e código único dos estudantes no Avalia BH estavam justapostos para os estudantes do ano de 2011. As informações do Avalia BH foram liberadas posteriormente, e mostraram que nem todos os anos em que houve avaliação era possível realizar o acompanhamento longitudinal. Estávamos limitados entre os anos de 2010 e 2014. Os primeiros ensaios com os dados do Censo Escolar já sinalizavam que seria possível explorar informações sobre a trajetória de um número muito mais amplo de estudantes, complementando informações ausentes nas avaliações.

Porque esse banco nos permitiu conectar as informações entre as diferentes fontes secundárias, referimo-nos a ele ao longo da tese como *Ponte 2011*. O arquivo de ponte tornou possível mensurar o efeito das escolas da rede municipal de BH sobre o aprendizado dos estudantes em matemática, minimizando perdas (atrito) e cobrindo lacunas. Optamos por analisar a proficiência em matemática por seu caráter escolar. O conhecimento matemático é mais restrito do que o da língua portuguesa, pois essa é desenvolvida em vários ambientes da vida dos estudantes (FRANCO *et. al.*, 2007, p. 285). Por essa razão, esperamos que sua relação com a eficácia das escolas seja mais pronunciada.

⁵ As informações mais gerais sobre o Avalia BH estão disponíveis em <<http://www.avaliabh.caedufjf.net/diagnosticabh/>>. Acessado 07 de novembro de 2018. Incluem documentação destinada à orientação de professores e técnicos educacionais a respeito da produção dos testes, da escala de proficiência, matrizes de referência e os resultados das avaliações por regional administrativa do município.

Delimitação da população do estudo

Em 2014, Belo Horizonte continha 1.239 escolas, sendo apenas 15,3% da rede municipal de ensino; ainda assim, a rede municipal somava quase 30% das matrículas.⁶ A rede municipal de educação de Belo Horizonte compreendia 186 escolas em 2010, e aumentou esse número para 189 em 2014. No mesmo período, o número de matrículas em toda a educação básica reduziu de 174.054 em 2010 para 165.283 em 2014⁷. Aí reunidas matrículas nas modalidades de educação infantil, ensino fundamental e médio, educação de jovens e adultos, e educação especial. Para a educação infantil, além das escolas, o município contava com Unidades Municipais de Educação Infantil (UMEIs) e uma Rede Conveniada de creches que atuava em parceria com a Secretaria Municipal de Educação.⁸ O município se dividia em nove regionais, segundo localização geográfica, sendo cada regional responsável pelo apoio administrativo e pedagógico às escolas inseridas em seus limites. Para o ensino fundamental, o padrão de organização permanece o mesmo até o presente momento de finalização desta pesquisa, em 2020. São três ciclos de três anos de formação: o primeiro ciclo compreende estudantes de 6, 7 e 8 anos; o segundo ciclo, de 9, 10 e 11 anos; e o terceiro ciclo, de 12, 13 e 14 anos. Em ordem crescente, as idades correspondem ao ideal para cursar as etapas / anos que vão do 1º ao 9º do ensino fundamental.

Nas análises empíricas que serão apresentadas nos próximos capítulos, um conjunto de 97.981 casos de estudantes entre a etapa 3 / 3º ano do ensino fundamental e a etapa 9 / 9º ano do ensino fundamental tiveram seu aprendizado estimado por modelos hierárquicos lineares, de acordo com os resultados de proficiência em matemática no Avalia BH entre os anos de 2010 e 2014. Esse grupo corresponde a 94,7% do total de matrículas previsto pelo Censo no ano de 2011 para as etapas em questão⁹. Sua trajetória ao longo do tempo está descrita na tabela 40, no Apêndice D, e os detalhes da estimação encontram-se no Capítulo IV. Mas uma ilustração da progressão dos estudantes está representada na figura 1. Nessa figura, utilizamos a etapa 3 / 3º ano do ensino fundamental como exemplo, porém o mesmo foi feito para todas as etapas do 3º ao 9º. A partir da onda inicial, em 2010, os estudantes foram monitorados em sua

⁶ Sinopses Estatísticas da Educação Básica 2014.

⁷ Disponível em <qedu.org.br>. Acessado em 15 de janeiro de 2020.

⁸ Disponível em <prefeitura.pbh.gov.br>. Acessado em 15 de janeiro de 2020.

⁹ As Sinopses Estatísticas da Educação Básica indicam 103.466 matrículas entre a etapa 3 / 3º ano e a etapa 9 / 9º ano do ensino fundamental em escolas da rede municipal em Belo Horizonte no ano de 2011.

trajetória e em seus resultados nos testes. Estudantes que progrediram de etapa ao longo do tempo foram comparados aos que experimentaram repetência. Em uma trajetória regular, um estudante que inicia com idade ajustada ao ideal para a sua etapa / ano escolar passa por quatro progressões ao longo do período. Em qualquer um dos momentos, outro estudante pode sofrer uma ou mais repetências.

Figura 1: Representação-síntese da evolução dos estudantes ao longo do tempo: trajetórias de progressão e repetência entre as etapas de ensino.

	Etapa 3	Etapa 4	Etapa 5	Etapa 6	Etapa 7
2010	Início				
2011	Repetência	Progressão 1			
2012		Repetência	Progressão 2		
2013			Repetência	Progressão 3	
2014				Repetência	Progressão 4

Fonte: elaboração do autor.

Na figura 1, não representamos uma acumulação de repetências, como nas progressões da trajetória regular. No Apêndice D, podemos observar (gráficos 66 a 70) que mesmo os estudantes repetentes podem apresentar uma tendência crescente de aprendizado. Porém, essa tendência é altamente incerta, errante. Quando controlada por outras características (em alguns ensaios não disponibilizados nessa pesquisa), chegou a incorrer em uma retração: uma tendência de queda da proficiência nos testes de matemática para repetentes ao longo do tempo. Por esse motivo, no Capítulo IV, decidimos por constrear o impacto das experiências de repetência, nos modelos estatísticos, à estagnação: é mais razoável, para nossas finalidades, assumir que estudantes repetentes não obtêm o acréscimo médio de aprendizado correspondente a uma ou mais progressões.

Na figura 2, as matrículas na educação básica de 2011 em escolas da rede municipal de Belo Horizonte apresentam-se em formas geométricas. A figura foi construída tentando aproximar a área das formas à quantidade de estudantes correspondente, mas a relação é meramente ilustrativa, sem rigor matemático.

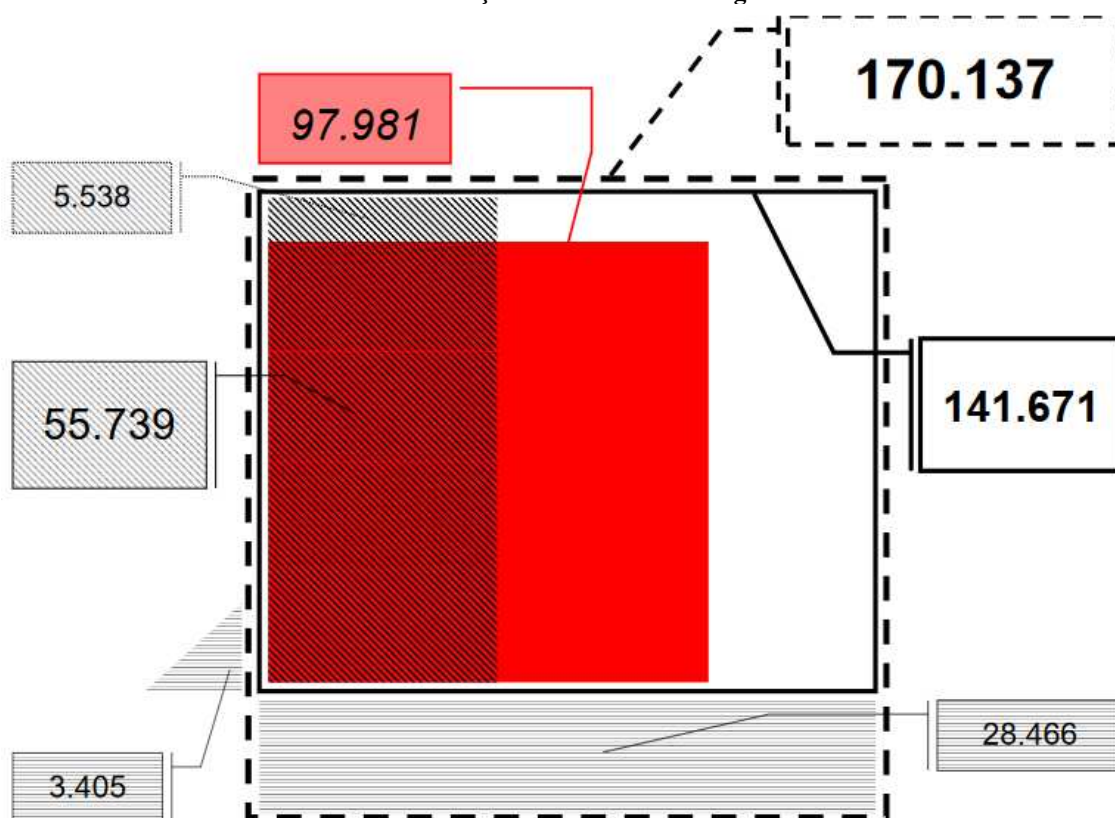
Encontramos os estudantes da análise sobre aprendizado representados na área em vermelho. Chegamos a esse grupo por meio da utilização de modelos de imputação múltipla de dados. O procedimento foi aplicado ao conjunto de 141.671 estudantes da Ponte 2011, representados pela área da figura no interior da linha contínua.

Por sua vez, esse grupo é apenas uma fração dos 170.137 estudantes de toda a educação básica em 2011: inacessíveis 28.466, assinalados com barras horizontais na figura 2, não foram identificados nos dados administrativos da Smed/BH e por consequência no Avalia BH, assim como 3.405 estudantes presentes nos questionários do Avalia BH também não foram identificados em nenhuma outra base e estão representados pelo triângulo que excede os limites da informação do Censo, em tracejado espesso.

Não foram designados na figura o total de 38.303 estudantes que não participaram da análise de aprendizado por estar fora do conjunto do 3º ao 9º ano do ensino fundamental em 2011 ou por ter apresentado mobilidade: mudanças que tornaram pouco confiável a estimação do efeito de uma única escola sobre seu aprendizado. Ainda que não assinalados, estes correspondem à área branca que constitui o interior quadrado de bordas contínuas espessas, delimitando o grupo Ponte 2011.

De forma análoga, 42.242 estudantes estão representados pela área vermelha não sobreposta por barras diagonais. Eles representam um considerável conjunto de estudantes que tiveram informações de NSE, dentre outras, substituídas pelo processo de imputação múltipla. Essa área apenas ilustra o tamanho do ganho proporcionado ao estudo com a aplicação dessa técnica.

Figura 2: Representação-síntese dos estudantes em escolas da rede municipal de Belo Horizonte em 2011 e sua utilização nas análises ao longo da tese.



* Em traçado espesso: toda a educação básica na rede municipal de Belo Horizonte em 2011.

** Em barras diagonais: estudantes com NSE calculado (Capítulo II).

*** Em linha contínua espessa: estudantes em Ponte 2011 (Capítulo III).

**** Em vermelho: estudantes utilizados na estimação do aprendizado em matemática (Capítulo IV).

***** Em barras horizontais: estudantes não identificados / não analisados.

Fonte: elaboração do autor.

A decisão de imputar informações proveio da conclusão de que a perda de casos válidos para o estudo não foi aleatória: apresentou padrões relacionados à influência das desigualdades sociais mais amplas dentro do sistema de ensino; portanto, causando resultados sem mérito educacional. O Capítulo III explica quais foram essas tendências não aleatórias e como procedemos para substituir informações ausentes por informações prováveis: com a licença da imaginação, é como se os excluídos retornassem.

Um alerta sobre os resultados da imputação múltipla: nas tabelas 3 a 8, reportamos as descrições automaticamente fornecidas por um software de auxílio. Os comandos executaram a seguinte atividade: três diferentes ensaios para cinco ondas de observações (entre 2010 e 2014) ao conjunto de 141.671 casos, como se eles estivessem presentes em todas as ondas. Ou seja, as tabelas chegam a somar 2.125.065 (= 5 ondas * 3 ensaios * 141.671 casos). Para observar apenas os resultados relativos ao ensaio

escolhido como satisfatório, basta prosseguir a leitura. No decorrer do Capítulo IV e do Apêndice D estão descritas as principais nuances desse grupo.

Uma das vantagens da substituição das informações foi permitir interpretar os modelos como dois cenários diferentes. Confrontamos os resultados da eliminação de informações ausentes, pelos mais variados motivos – um cenário mais excludente – com os resultados alcançados por meio da substituição das informações – um cenário menos excludente. Parece-nos uma sinalização interessante que o cenário menos excludente proporcione uma tendência de crescimento levemente maior, quando comparado ao excludente. Ou seja, o sistema de ensino em que mais se aprende é aquele em que mais se inclui. Isso reforça a noção já estabelecida na literatura em eficácia escolar sobre como as escolas eficazes ajudam a todos, porém ajudam mais aos alunos desfavorecidos, aqueles que mais precisam delas.

Em cenários educacionais mais excludentes – sejam eles resultados de fenômenos mais abrangentes de desigualdade social, causas internas ao sistema educacional, falhas na coleta de informação pública sobre as escolas e seus alunos ou escolhas por eliminação de informações incompletas em pesquisas acadêmicas, sem a devida consideração sobre os padrões que causam tais perdas – o efeito das escolas é enganosamente elevado; e uma miragem nos sinaliza que as diferenças individuais contribuem mais para os resultados de aprendizado. Trata-se de uma miragem que a teoria da reprodução denuncia, há várias décadas, como um efeito perverso das desigualdades de classe dentro das escolas. A noção predominante e equivocada de que as melhores escolas são aquelas que “selecionam os melhores alunos” sempre prejudicou o sistema escolar, que coloca ainda mais barreiras na trajetória dos estudantes, quando deveria pavimentar os caminhos para o aprendizado. Os resultados dessa pesquisa mostram que o abismo de desempenho gerado pelo acúmulo de repetências e distorção idade-série (aspectos da trajetória estudantil no controle da administração escolar e frequentemente associados ao equívoco da super seleção dos estudantes), com o tempo, dificultam enormemente a recuperação das habilidades em matemática.

Todas as considerações até aqui apresentadas só foram possíveis porque uma medida confiável de NSE para estudantes e escolas foi devidamente elaborada no Capítulo II. Ao todo, quase 140.000 estudantes diferentes entre 2010 e 2014 responderam aos questionários do Avalia BH. Somando-se as observações repetidas destes nas cinco

ondas de coleta, temos mais de 300.000. Em 2011, foram 64.531 estudantes contabilizados. Na figura 2, o grupo representado pela área com barras transversais teve NSE calculado diretamente por respostas aos questionários. Uma parte desse grupo (5.538) não participou do cálculo das tendências de aprendizado. Outra, já citada anteriormente (3.405), não pode ser identificada. A maioria deles (55.739) contribuiu decisivamente.

Faz parte das pesquisas em eficácia escolar representar aspectos socioculturais das famílias e seu peso sobre as desigualdades educacionais. Como se trata de uma pesquisa longitudinal, é necessário enfrentar pelo menos dois desafios: grande ocorrência de dados ausentes e a comparabilidade de uma medida em diferentes momentos. O Capítulo II discute problemas, e elenca métodos e procedimentos adotados para enfrentar esses desafios. A medida de NSE não apresentou oscilação relevante ao longo do tempo, podendo ser considerada uma característica estável e invariável das escolas, ao menos no período de cinco anos considerado nessa pesquisa.

Gostaríamos de lembrar que as impressões sobre o tamanho da eficácia escolar medida nesse estudo se devem, em boa parte, a condições da própria pesquisa.

Em primeiro lugar, nossa opção pela medida de efeito das escolas foi conservadora. Como se observa na discussão com a literatura do Capítulo IV, a partição de variância dos modelos hierárquicos é abrangente, e desconsidera interações ou efeitos indiretos das escolas sobre as características dos estudantes. A eficácia escolar aqui apontada não é, portanto, um “teto” ou “limite” para o que as escolas podem proporcionar de aprendizado. Se nossa opção fosse por observar casos extremos, como quando utilizamos os resíduos dos modelos para representar o efeito das escolas, a percepção dos resultados seria mais impactante. De fato, poderíamos reportar que entre uma escola eficaz e uma escola não eficaz há uma diferença de praticamente um ano de escolaridade no aprendizado de matemática, numa mesma etapa / série escolar, e que uma escola eficaz está próxima de obter o aprendizado esperado em matemática, conforme as expectativas dos critérios normativos, enquanto que uma escola ineficaz praticamente não acrescenta em aprendizado ao longo do tempo. Nossa escolha, no entanto, enfatizou o geral, não o específico.

Em segundo lugar, a substituição de informações ausentes pode ter induzido, indiretamente, à redução do efeito das escolas. O processo de imputação de dados *missing*, apresentado ao final do Capítulo III, utilizou apenas informações dos estudantes na predição. Inicialmente, desejávamos evitar uma “inflação” dos efeitos ao introduzir características escolares. Ironicamente, podemos ter obtido o contrário; ou seja, sua subestimação. Isso porque é possível que a omissão das variáveis das escolas no processo de imputação tenha impedido a representação adequada de seu tamanho. Por essa razão, em trabalhos futuros, consideramos razoável a inserção de alguma variável escolar para auxiliar na obtenção de valores imputados por modelos estatísticos.

Finalmente, lembramos que todas as informações de que dispomos para a análise provêm de fontes planejadas para pesquisas transversais. Nesse sentido, não houve coleta de dados adequados para um estudo longitudinal. Faltam variáveis capazes de captar processos e mudanças, ações ou programas do governo local, práticas escolares em pontos específicos no tempo, sua duração, intensidade, e informações semelhantes a essas. Dessa forma, é razoável assumir que boa parte dos efeitos escolares simplesmente não foi mensurado. Essa conclusão serve como advertência, tanto na realização de pesquisas acadêmicas quanto na coleta e processamento de informações administrativas do sistema escolar: cabe um esforço de reunir, de maneira sistemática e perene, os dados das ações escolares, das boas práticas e das políticas públicas voltadas para a melhoria do ensino. Essas informações são necessárias para subsidiar o que, esperamos, se torne o futuro da análise educacional no Brasil: o predomínio de pesquisas longitudinais, que monitoram adequadamente o aprendizado dos estudantes.

CAPÍTULO II – UMA MEDIDA DE NÍVEL SOCIOECONÔMICO PARA OS ESTUDANTES DA REDE MUNICIPAL DE BELO HORIZONTE

Apresentação

É crucial conhecer as características socioculturais das famílias dos estudantes para o entendimento das desigualdades educacionais. Em um estudo com informações longitudinais dos estudantes, enfrentamos um desafio adicional: como mensurar o nível socioeconômico ao longo do tempo? A medida utiliza métodos confiáveis para uma comparação? O construto se modifica ou tende a ser uma característica estável dos estudantes? Devido à predominância de informações transversais dos grandes *surveys* educacionais no Brasil (FRANCO, 2001), as pesquisas sobre eficácia escolar não têm a necessidade de lidar com essas questões. Pressupõe-se que elas sejam estáveis, pelo menos em um curto período de tempo.

Esse capítulo apresenta como uma medida de nível socioeconômico (NSE), foi construída para os estudantes da rede municipal de Belo Horizonte que responderam aos questionários do Avalia BH entre os anos de 2010 e 2014. O indicador foi desenvolvido com dados longitudinais de quase 140.000 alunos encontrados em diferentes momentos. Criamos um banco de dados de todas as edições do Avalia BH contendo apenas questões presentes em todas as edições das avaliações entre 2010 e 2014 e com categorias de respostas idênticas e/ou compatíveis.

Utilizamos o modelo de respostas graduadas (SAMEJIMA, 1969) para a estimação do traço latente com variáveis categóricas. O pacote “ltm” do software R proporcionou as estimações (RIZOPOULOS, 2006). Dois procedimentos diferentes foram aplicados para a produção do mesmo indicador. O procedimento (1) consiste em adotar a população do ano inicial de estudo (nesse caso, 2010) como a referência para produzir as estimações de parâmetros para os itens comuns e aplicar esses mesmos parâmetros para estimar escores para o traço latente (NSE) na população dos anos subsequentes. O procedimento (2) consiste em estimar os parâmetros com os estudantes de todo o período de análise, sem distinção de ano.

Os dois procedimentos foram comparados quanto a: o pressuposto da unidimensionalidade, as curvas de características dos itens, a posição dos itens ao longo

da escala e as estatísticas descritivas dos escores do indicador de NSE para a população em cada um dos anos de estudo. Os resultados, conforme demonstraremos a seguir, mostram que praticamente não encontramos diferenças entre os dois procedimentos. Também observamos que não há motivos para acreditar que a medida de NSE tenha oscilação relevante ao longo do tempo. O NSE aqui elaborado tem alta correlação com o Inse 2013 produzido pelo Inep, e apresenta coerência nas distribuições esperadas para características selecionadas dos estudantes.

MEDIDAS DE NÍVEL SOCIOECONÔMICO E SUA UTILIZAÇÃO NO CAMPO DA EFICÁCIA ESCOLAR

A utilização de informações sobre a educação, a ocupação e os rendimentos dos indivíduos para a criação de medidas de posição social, nível socioeconômico ou construtos correlatos faz parte da tradição de pesquisas sociológicas há longa data.¹⁰ Algumas dessas medidas optam por criar categorias, geradas para operacionalizar antagonismos entre classes; algumas utilizam a percepção de prestígio das ocupações; outras, dão origem a escalas contínuas voltadas para representar hierarquias entre posições na organização funcional do trabalho.¹¹ Na pesquisa educacional é importante representar a inserção diferenciada dos indivíduos no sistema de ensino.

No campo da educação, o fenômeno da expansão do acesso à escolarização após o fim da segunda guerra mundial foi acompanhado do desenvolvimento de pesquisas sobre os impactos da massificação do ensino (NOGUEIRA, 1995). Segundo a tese da modernização social, diante desse contexto, caberia às escolas atuar nas funções de integração social, seleção e diferenciação dos estudantes conforme seus talentos e desempenhos adquiridos, cada vez menos associados às suas características de origem familiar (PARSONS, 1968, p. 48-49). Entretanto, os resultados das grandes pesquisas sobre as consequências dessa expansão não sustentavam tais expectativas. Confirmou-se que as desigualdades escolares estavam fortemente correlacionadas à classe

¹⁰ Alves, Soares e Xavier (2014) mencionam que existem esforços consistentes nessa direção, sobretudo na sociologia norte americana, desde a década de 1950. Destacamos que, na década de 1960, foi apresentados o modelo de Blau e Duncan (1967, *apud* SEWELL; HALLER; PORTES, 1969) e o modelo psicossocial de Sewell, Haller e Portes (1969), considerados trabalhos de referência a esse respeito.

¹¹ Não constitui objetivo desse capítulo realizar um levantamento sobre tais teorias. O trabalho de Alves e Soares (2009) apresenta um resumo para essa literatura, como requisito para a construção de uma medida de nível socioeconômico aplicado à educação. Para saber sobre a orientação teórica mais abrangente da perspectiva sociológica sobre a estratificação educacional, aconselhamos Collins (1971).

socioprofissional e à escolaridade dos pais, ao pertencimento geográfico, e às diferenças étnicas (FORQUIN, 1995).

Por essa razão, passou a fazer parte da tradição de pesquisas educacionais a elaboração de medidas para representar tais desigualdades. Pesquisas de alcance internacional, como o PISA¹², desenvolveram medidas de referência. O índice de status socioeconômico (ISEI – *International Socio-Economic Index of Occupational Status*), por exemplo, utiliza a ocupação dos pais e a renda da família, sendo esta informação acessada de maneira indireta por meio da posse de bens (GANZEBOOM, 1992, 2010). Em pesquisas internacionais, os grandes desafios para a construção desse tipo de indicadores são a ocorrência de dados ausentes e a comparabilidade das variáveis entre os países (MAY, 2006, p. 64).

De acordo com Kamamura e Mazzon (2016), no Brasil existem três principais critérios de estratificação socioeconômica e cinco classificadores de domicílios: SAE (que recebe esse nome por ser elaborado pela Secretaria de Assuntos Estratégicos da Presidência da República), ABEP (Associação Brasileira de Empresas de Pesquisa) antigo, utilizado até 2014, e três novos da ABEP, com vigência a partir de 2015. O mais conhecido é o critério ABEP. O chamado novo critério ABEP baseia-se no conceito de renda permanente, que expressa riqueza do domicílio e seu poder de compra, e utiliza modelagem de classes latentes ordinais para sua elaboração. O construto de renda permanente é multidimensional, reunindo um conjunto de indicadores de renda, escolaridade, utilização de serviços públicos essenciais, posse e quantidade de bens de conforto doméstico. O critério foi construído para definir grandes classes de segmentação da população por poder aquisitivo de bens de consumo, e visa atender às necessidades de mercado. Atualmente, o Critério Brasil, como também é conhecido,

¹² *Programme for International Student Assessment* ou Programa Internacional de Avaliação de Estudantes. É um estudo comparativo internacional, realizado a cada três anos pela Organização para a Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE). O Pisa oferece informações sobre o desempenho dos estudantes na faixa etária dos 15 anos, vinculando dados sobre seus *backgrounds* e suas atitudes em relação à aprendizagem e também aos principais fatores que moldam sua aprendizagem, dentro e fora da escola. Desde sua primeira edição, em 2000, o número de países e economias participantes tem aumentado a cada ciclo. O Brasil participa do Pisa desde o início da avaliação. Disponível em <<http://portal.inep.gov.br/pisa>>. Acessado em 10 de janeiro de 2020.

divide-se em seis categorias (A, B1, B2, C1, C2, e D-E, em ordem decrescente) que representam rendas médias domiciliares entre R\$25.554,33 e R\$719,81.¹³

Em função da importância desse tipo de indicador, na pesquisa educacional brasileira há uma vasta produção científica para medidas de nível socioeconômico dos estudantes. Não há um consenso a respeito de qual é a forma mais adequada para sua mensuração. Pesquisadores adotam diferentes critérios na elaboração de suas medidas, conforme seus objetivos de pesquisa. Para uma revisão não exaustiva, destacamos alguns trabalhos que foram importantes na orientação desta pesquisa.

Soares (2005), por exemplo, apresenta a construção de um indicador de nível socioeconômico baseado em modelos de Teoria da Resposta ao Item (TRI) com dados do Sistema Mineiro de Avaliação Educacional (Simave) / Programa de Avaliação da Educação Básica (Proeb), um sistema de avaliação que inclui a rede estadual e parte da rede municipal de Minas Gerais. As informações para o cálculo provêm das respostas dos alunos aos questionários socioeconômicos aplicados junto aos testes, e reúnem itens sobre serviços públicos disponíveis no entorno do domicílio (como água encanada, eletricidade, calçamento, calçamento ou asfalto e coleta de lixo), a posse de bens de conforto no domicílio do aluno, bem como a escolaridade do pai ou responsável. O trabalho conclui pela viabilidade de simplificação do indicador, reduzindo o número de variáveis úteis para a produção de uma medida com qualidade. Também identificou que as medidas produzidas por meio de diferentes métodos (modelo de dois parâmetros para variáveis dicotômicas ou modelo de respostas graduadas, ambas especificações da TRI) são praticamente iguais, embora o modelo de respostas graduadas seja mais aconselhável.

Soares e Andrade (2006) apresentam um indicador de NSE para estimar a qualidade e equidade nas escolas de Belo Horizonte. O indicador foi estimado com base nos dados do Simave/Proeb, junto com informações dos questionários dos inscritos nos vestibulares de 2002, 2003 e 2004 da UFMG para incorporar não apenas escolas estaduais e municipais, mas também escolas federais e particulares da capital. As variáveis que compuseram o indicador incluem, além de itens de bens de conforto doméstico (como banheiro, TV, microcomputador, máquina de lavar roupas, etc.),

¹³ Valores correspondentes à Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (PNAD) Contínua 2018 (ABEP, 2019).

serviços no domicílio (empregada doméstica), escolaridade e ocupação dos pais e renda do grupo familiar, bem como o turno em que o estudante estava matriculado. O modelo estatístico utilizado para sintetizar os itens em uma medida única foi o modelo de respostas graduadas, a especificações da TRI considerada mais adequada, segundo o artigo de Soares (2005). Devido à diversidade nas fontes de informações, e para maximizar a informação de qualidade em ambas as fontes, o indicador foi elaborado em duas etapas e depois equalizado por meio dos percentis das distribuições dos alunos do 3º ano do ensino médio nas escolas públicas do Proeb e no vestibular. Os autores observam que um mesmo grupo de estudantes responde de maneira diferente, dependendo do *survey* em questão, sendo esse um problema importante nesse tipo de pesquisa (SOARES; ANDRADE, 2006, p. 115-117).

Após uma revisão literária de indicadores socioeconômicos elaborados nacional e internacionalmente para finalidades de estratificação, Alves e Soares (2009) discutem potencialidades e limites desse tipo de medida, chamam atenção para alguns pontos relativos à estabilidade dos pressupostos e estimações ao longo do tempo e destacam a importância da disponibilidade de informações de qualidade para a elaboração de medidas de nível socioeconômico. Segundo os autores, o uso de informação sobre a ocupação dos pais é muito importante por sintetizar, a um só tempo, requisitos de escolaridade e renda do trabalho, porém, apresenta grande variabilidade em diferentes estruturas ocupacionais (*idem*, p. 6). A expansão do acesso ao ensino formal reforça a suposição de uma perda de relevância explicativa da variável da escolaridade dos pais para a construção de indicadores de NSE. A informação de renda geralmente é de baixa qualidade para indivíduos com uma inserção precária no mercado de trabalho; enquanto que, no outro extremo do *continuum* dos rendimentos, é comum a omissão de rendas de capital, favorecendo a subestimação da renda familiar (*idem*, p. 7). As informações indiretas de renda advindas da posse de bens de conforto no domicílio sofrem variações espaciais e temporais devido a possíveis oscilações no valor dos bens, certos itens raros e caros rapidamente se desvalorizam e se popularizam (*idem*, p. 8).

Os autores propuseram uma alternativa pouco usual para a estimação da renda, mas que merece atenção dos pesquisadores: a estimação da renda indiretamente de acordo com o local de residência, sob o pressuposto de que “as moradias compartilham uma vizinhança que pode ser caracterizada em termos de sua composição social e

econômica” (ALVES, SOARES, 2009, p. 8). Com informações do Geres – Estudo Longitudinal da Geração Escolar 2005, o CEP de endereço da família dos estudantes foi georeferenciada e sobreposta às informações sociais e econômicas do IBGE sobre os setores censitários para Belo Horizonte, uma das cinco cidades onde a pesquisa aconteceu. Juntamente com as informações sobre a escolaridade da mãe e do adulto responsável pelo estudante com status ocupacional mais elevado, os autores utilizaram o modelo de respostas graduadas de Samejima (1969) para estimar um indicador de nível socioeconômico dos estudantes.¹⁴

O trabalho de Alves, Soares e Xavier (2014) estimou um indicador de nível socioeconômico (NSE) para todas as escolas do Brasil. O NSE das escolas de educação básica foi elaborado com informações dos questionários contextuais respondidos por estudantes na Prova Brasil de 2005, 2007, 2009 e 2011, no Sistema de Avaliação da Educação Básica (Saeb) para os anos de 2003, 2005 e 2011, e também no Exame Nacional do Ensino Médio (Enem) realizado nos anos de 2007, 2008, 2009 e 2011. Posição ocupacional e nível instrucional dos pais dos alunos e o padrão de rendimento das famílias foram sintetizados aplicando-se o modelo de Samejima (1969). Ao final, 72.018 escolas com pelo menos 15 alunos tiveram seu nível socioeconômico calculado e classificado em 7 categorias. O indicador apresentou alta correlação com as medidas já mencionadas aqui (ALVES; SOARES, 2009) e também com outras medidas de mesma natureza, em diferentes regiões do país. O agregado do Índice socioeconômico para as escolas brasileiras para os municípios também apresentou alta correlação (0,9) com o rendimento mensal per capita dos municípios, divulgado no Censo de 2010 (ALVES; SOARES; XAVIER, 2014, p. 692).

A metodologia desse trabalho foi replicada no Inep, que produziu o Indicador de Nível Socioeconômico (Inse) das escolas brasileiras.¹⁵ O Inep divulgou duas versões do Inse, uma com dados do Saeb e Enem de 2011/2013 e outra com os mesmos dados para 2015. Nesta última, o Inse apresenta uma classificação diferente para os valores do intervalo na escala do indicador, acrescentando uma categoria às sete originais.

¹⁴ Trataremos brevemente da Teoria de Resposta ao Item (TRI) e do modelo de respostas graduadas de Samejima (1969) mais à frente.

¹⁵ O Inse, bem como as notas técnicas de sua apresentação, encontram-se disponíveis no endereço <<http://portal.inep.gov.br/web/guest/indicadores-educacionais>>. Acessado em 10 de janeiro de 2020.

Para a pesquisa nacional em eficácia escolar, e para as finalidades de políticas públicas educacionais, a existência e amplo acesso desse indicador é de enorme importância. Como argumentam Alves e Soares (2009, p. 23-24), a elaboração de um indicador único para expressar o nível socioeconômico tem a forte pressuposição de simplificar diferentes dimensões da vida social, cada uma com sua respectiva importância teórica; ainda assim, para as finalidades de viabilizar estimativas confiáveis dos efeitos das escolas em estudos futuros é indispensável uma medida dessa natureza. Antes dele, comparações entre resultados de escolas com composição socioeconômica completamente distintas eram muito comuns.

A CONSTRUÇÃO DA MEDIDA DE NÍVEL SOCIOECONÔMICO

Fonte das informações

Utilizamos informações dos questionários contextuais de estudantes do Avalia BH entre os anos de 2010 e 2014. Questionários contextuais são aplicados a estudantes entre a etapa 5 / 5º ano (idade ideal: 10 anos) e a etapa 9 / 9º ano (idade ideal: 14 anos) do ensino fundamental. A tabela 1 sintetiza os números totais de alunos previstos, alunos efetivamente avaliados e alunos encontrados nos bancos de questionários por edição do Avalia BH, apenas nas etapas mencionadas. Esses números se referem às informações transversais. A quantidade de informações ausentes é muito maior, pois nem todos os questionários foram respondidos e há lacunas nas respostas aos itens nos instrumentos. Em acordo com as afirmações de Alves e Soares (2009) sobre as dificuldades para a elaboração de medidas de nível socioeconômico, nossas decisões foram fortemente influenciadas pelas limitações das informações.

Tabela 1: Total de questionários respondidos por ano no Avalia BH – apenas entre etapa 5 / 5º ano e etapa 9 / 9º ano

Edição	Alunos Previstos	Alunos Efetivos	Casos no banco de Questionários	% Questionários em relação a previstos
2010	76466	64901	59178	77.4%
2011	75099	64809	64531	85.9%
2012	73051	64934	63073	86.3%
2013	72191	60466	60425	83.7%
2014	69911	56851	53689	76.8%
Total	366718	311961	300896	82.1%

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

DEFINIÇÃO DE UM INSTRUMENTO ÚNICO DE AFERIÇÃO DO NSE

A utilização de informações longitudinais para estimar o nível socioeconômico dos estudantes no presente trabalho interpõe um desafio muito semelhante ao dos testes de proficiência nas avaliações em larga escala: a necessidade de obter medidas comparáveis e intercambiáveis através das várias edições de realização dos testes.

A TRI soluciona o problema oferecendo um conjunto de modelos estatísticos onde a probabilidade de resposta a um item é modelada como função da proficiência (habilidade) do aluno (variável não observável) e de parâmetros que expressam certas propriedades dos itens, sendo a probabilidade de um aluno acertar um item tanto maior quanto maior a sua proficiência (KLEIN, 2013, p. 40). A solução passa pelo modelo do traço latente: características de um indivíduo que não podem ser observadas diretamente são inferidas a partir da observação de variáveis secundárias que estejam relacionadas a ela (ANDRADE; TAVARES; VALLE, 2000, p. 3). A TRI permitiu o desenvolvimento de medidas com grande autonomia em relação ao conjunto do instrumento de medida (superação do problema da dependência em relação ao teste – *test-dependent*), e ao conjunto dos avaliados (superação do problema da dependência em relação à população avaliada – *group-dependent*) (PASQUALI; PRIMI, 2003).

Para resumir as propriedades da TRI, Soares argumenta:

Quando pode ser demonstrado que as respostas dos examinandos se ajustam ao modelo de resposta, os parâmetros de cada item não dependem dos examinandos avaliados em determinada ocasião, e também que as estimativas das proficiências não dependem dos itens aplicados em determinada ocasião. Da mesma forma, os procedimentos da verossimilhança acomodam bem a substituição, a eliminação e o acréscimo dos itens, assim como também toleram bem a ausência de respostas em itens que não foram resolvidos pelos alunos ou que não lhes foram apresentados. Finalmente, a TRI permite que testes diferentes aplicados a grupos distintos de alunos sejam organizados de forma que possam produzir proficiências comparáveis. Isso permite que os resultados de testes de anos diferentes possam ser confrontados. Todos estes fatos explicam o amplo uso da TRI em processos de avaliação educacional, apesar das fortes hipóteses exigidas (SOARES, 2009, p.32).

A independência entre os testes pressupõe um mínimo de itens em comum entre os instrumentos de avaliação, de tal modo que se possa realizar uma equalização. O objetivo de uma equalização (*equating*) é produzir um paralelo entre valores de dois testes de tal modo que o valor de cada teste pode ser utilizado como se tivesse vindo de um mesmo teste; ou seja, seus valores são intercambiáveis porque têm o mesmo significado. Cinco são os requerimentos para que uma ligação (*linking*) seja uma equalização (*equating*): 1) ambos os instrumentos devem medir o mesmo construto; 2) ambos os instrumentos devem possuir a mesma confiabilidade (*reliability*); 3) a transformação dos valores deve operar de maneira igual em ambos os sentidos (simetria); 4) não deve importar para os resultados qual instrumento os sujeitos responderam (equidade); 5) não deve importar para os resultados qual subpopulação ou grupo está realizando o teste (invariância populacional) (DORANS, MOSES, EIGNOR, 2010, p. 2-5).

Como os requerimentos da equalização nos pareceram demasiadamente exigentes para a simplicidade da proposta desse trabalho, decidimos retomar os pressupostos da Teoria Clássica dos Testes (TCT) e padronizar um instrumento de medida entre diferentes edições da avaliação que forneceu as informações. Permaneceram em nosso instrumento apenas itens comuns a todos os questionários dos estudantes. Aqueles que apresentaram variações nas opções de respostas tiveram suas categorias convertidas para uma categorização mais simples e idêntica para todos. Dessa maneira, assumimos um único “teste” (instrumento de medição para o NSE), evitando “confundir diferenças entre o

resultado no teste com diferenças entre as propriedades dos [diferentes] testes” (LINDEN; HAMBLETON, 1996, p. 3).¹⁶ O instrumento comum encontra-se descrito no quadro 1. Nem todas as variáveis aí presentes permaneceram até o final da elaboração do indicador de NSE. Análises preliminares das correlações policóricas e das curvas de características dos itens auxiliaram na tomada de decisões sobre como tratar alguns itens. Essas informações estão disponíveis no Apêndice B. Foram excluídas as variáveis posse de rádio, celular, e serviços de energia elétrica, água encanada, asfalto e coleta de lixo na rua do domicílio, bem como serviço de empregada doméstica. O quadro ilustra a situação final das categorias de resposta das variáveis agrupadas para a construção do traço latente.

Mantivemos o uso da TRI para obter o indicador. Vários dos itens dos questionários contextuais aplicados aos estudantes continham mais de duas categorias (politômicas), ordenadas de maneira crescente. O modelo adotado foi o de respostas graduadas (graded response model) de Samejima (1969).

¹⁶ Tradução livre do original em inglês: “...confounding differences between test scores by differences between the proprieties of the tests.”

Quadro 1: Resumo das categorias de respostas para variáveis utilizadas na construção do indicador de NSE

Questão	2010	2011	2012	2013	2014	Instrumento Comum
<i>Escolaridade da mãe (MAE)</i>	A) Nunca estudou.	A) Nunca estudou.	A) Nunca estudou.	A) Nunca estudou ou não completou a 4ª série/5º ano (antigo primário).	A) Nunca estudou ou não completou a 4ª série/5º ano (antigo primário).	Nunca estudou
	B) Entre a 1ª e a 4ª série do Ensino Fundamental.	B) Entre a 1ª e a 4ª série do Ensino Fundamental.	B) Entre a 1ª e a 4ª série do Ensino Fundamental.	B) Completou a 4ª série/5º ano, mas não completou a 8ª série/9ºano (antigo ginásio).	B) Completou a 4ª série/5º ano, mas não completou a 8ª série/9ºano (antigo ginásio).	Estudou alguma etapa do Ensino Fundamental ou Médio.
	C) Entre a 5ª e a 8ª série do Ensino Fundamental.	C) Entre a 5ª e a 8ª série do Ensino Fundamental.	C) Entre a 5ª e a 8ª série do Ensino Fundamental.	C) Completou a 8ª série/9ºano, mas não completou o Ensino Médio (antigo 2º grau).	C) Completou a 8ª série/9ºano, mas não completou o Ensino Médio (antigo 2º grau).	
	D) Entre a 1ª e a 3ª série do Ensino Médio.	D) Entre a 1ª e a 3ª série do Ensino Médio.	D) Entre a 1ª e a 3ª série do Ensino Médio.	D) Completou o Ensino Médio, mas não completou a Faculdade.	D) Completou o Ensino Médio, mas não completou a Faculdade.	
	E) Até a Faculdade (Ensino Superior).	E) Até a Faculdade (Ensino Superior).	E) Até a Faculdade (Ensino Superior).	E) Completou a Faculdade.	E) Completou a Faculdade.	Estudou até a Faculdade.

continua

Questão	2010	2011	2012	2013	2014	Instrumento Comum
<i>continuação</i>						
<i>Escolaridade do pai (PAI)</i>	A) Nunca estudou. B) Entre a 1ª e a 4ª série do Ensino Fundamental. C) Entre a 5ª e a 8ª série do Ensino Fundamental. D) Entre a 1ª e a 3ª série do Ensino Médio. E) Até a Faculdade (Ensino Superior).	A) Nunca estudou. B) Entre a 1ª e a 4ª série do Ensino Fundamental. C) Entre a 5ª e a 8ª série do Ensino Fundamental. D) Entre a 1ª e a 3ª série do Ensino Médio. E) Até a Faculdade (Ensino Superior).	A) Nunca estudou. B) Entre a 1ª e a 4ª série do Ensino Fundamental. C) Entre a 5ª e a 8ª série do Ensino Fundamental. D) Entre a 1ª e a 3ª série do Ensino Médio. E) Até a Faculdade (Ensino Superior).	A) Nunca estudou ou não completou a 4ª série/5º ano (antigo primário). B) Completou a 4ª série/5º ano, mas não completou a 8ª série/9ºano (antigo ginásio). C) Completou a 8ª série/9ºano, mas não completou o Ensino Médio (antigo 2º grau). D) Completou o Ensino Médio, mas não completou a Faculdade. E) Completou a Faculdade.	A) Nunca estudou ou não completou a 4ª série/5º ano (antigo primário). B) Completou a 4ª série/5º ano, mas não completou a 8ª série/9ºano (antigo ginásio). C) Completou a 8ª série/9ºano, mas não completou o Ensino Médio (antigo 2º grau). D) Completou o Ensino Médio, mas não completou a Faculdade. E) Completou a Faculdade.	Nunca estudou Estudou alguma etapa do Ensino Fundamental ou Médio. Estudou até a Faculdade.
<i>Quantidade de banheiros no domicílio (BANHEIRO)</i>	A) Nenhum. B) 1. C) 2. D) 3. E) 4 ou mais.	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -
<i>Quantidade de geladeiras no domicílio (GELADEIRA)</i>	A) Nenhum. B) 1. C) 2. D) 3. E) 4 ou mais.	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -

continua

Questão	2010	2011	2012	2013	2014	Instrumento Comum
<i>continuação</i>						
<i>Quantidade de aparelhos televisores no domicílio (TV)</i>	A) Nenhum. B) 1. C) 2. D) 3. E) 4 ou mais.	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -
<i>Quantidade de máquinas de lavar no domicílio (LAVAR)</i>	A) Nenhum. B) 1. C) 2. D) 3. E) 4 ou mais.	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -
<i>Quantidade de aparelhos de DVD no domicílio (DVD)</i>	A) Nenhum. B) 1. C) 2. D) 3. E) 4 ou mais.	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -
<i>Quantidade de automóveis/motos no domicílio (AUTO)</i>	A) Nenhum. B) 1. C) 2. D) 3. E) 4 ou mais.	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 D) 3 ou + -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou + - -
<i>Possui computador (PC)</i>	A) Sim, com acesso à internet. B) Sim, mas sem acesso à internet. C) Não.	A) Sim, com acesso à internet. B) Sim, mas sem acesso à internet. C) Não.	A) Sim, com acesso à internet. B) Sim, mas sem acesso à internet. C) Não.	A) Sim, com acesso à internet. B) Sim, mas sem acesso à internet. C) Não.	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou +	A) Nenhum. B) 1 C) 2 ou +
<i>Alguém no domicílio recebe Bolsa Família (BOLSA_FAM)</i>	A) Sim. B) Não.	A) Sim. B) Não.	A) Sim. B) Não.	A) Sim. B) Não.	A) Sim. B) Não.	- -
<i>continua</i>						

Questão	2010	2011	2012	2013	2014	Instrumento Comum
<i>continuação</i>						
<i>Quantidade de rádios no domicílio (RADIO)</i>	A) Nenhum.	A) Nenhum.	A) Nenhum.	-	-	-
	B) 1.	B) 1	B) 1	-	-	-
	C) 2.	C) 2	C) 2	-	-	-
	D) 3.	D) 3 ou +	D) 3 ou +	-	-	-
	E) 4 ou mais.	-	-	-	-	-
<i>Quantidade de aparelhos celulares no domicílio (CEL)</i>	-	-	-	-	A) Nenhum.	-
	-	-	-	-	B) 1	-
	-	-	-	-	C) 2 ou +	-
<i>Sua rua é asfaltada ou tem calçamento? (ASFALTO)</i>	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	-
	B) Não.	B) Não.	B) Não.	B) Não.	B) Não.	-
<i>Sua residência tem energia elétrica? (ENERGIA)</i>	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	-
	B) Não.	B) Não.	B) Não.	B) Não.	B) Não.	-
<i>Sua residência tem água na torneira? (AGUA)</i>	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	-
	B) Não.	B) Não.	B) Não.	B) Não.	B) Não.	-
<i>Sua rua tem coleta de lixo? (LIXO)</i>	-	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	-
	-	B) Não.	B) Não.	B) Não.	B) Não.	-
<i>Na sua casa trabalha alguma empregada doméstica? (EMPREGADA)</i>	A) Sim.	A) Sim.	A) Sim.	A) Não.	-	-
	B) Não.	B) Não.	B) Não.	B) Sim, uma diarista, 1 ou 2 vezes por semana.	-	-
	-	-	-	C) Sim, uma, todos os dias.	-	-
	-	-	-	D) Sim, duas ou mais.	-	-

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Nas análises descritivas desses itens, a escolaridade dos pais foi a variável que apresentou o maior número de dados ausentes. Durante a fase de análise das curvas de características dos itens (mais à frente), decidimos pela união das categorias intermediárias do ensino fundamental e médio porque não apresentavam distinção clara entre suas curvas. Provavelmente, isso se deve à mudança nas opções de respostas para os questionários de 2013 e 2014, que parece ter dificultado o entendimento das questões. Dentro do grupo de respondentes, e para as 17 questões que faziam parte do plano inicial de constituição do instrumento comum, identificamos poucos casos sem informação suficiente para estimações confiáveis. Mais de 95% dos casos no banco de dados apresentam, no máximo, 5 variáveis sem informação, conforme podemos observar na tabela 2.

Tabela 2: Quantidade de informações ausentes no conjunto de 17 variáveis inicialmente selecionadas para mensuração do traço latente de NSE dos estudantes da rede municipal respondentes aos questionários do AVALIA BH entre os anos de 2010 e 2014.

	2010		2011		2012		2013		2014		Todos os anos	
	Freq	%	Freq	%	Freq	%	Freq	%	Freq	%	Freq	%
Informação disponível em todas as variáveis	50.185	84,8%	32.966	51,1%	29.350	46,5%	25.239	41,8%	19.782	36,8%	0	0,0%
Falta informação em 1	5.335	9,0%	12.662	19,6%	12.317	19,5%	12.403	20,5%	10.155	18,9%	62.316	20,7%
Falta informação em 2	2.524	4,3%	15.190	23,5%	17.154	27,2%	17.234	28,5%	15.998	29,8%	120.185	39,9%
Falta informação em 3	517	0,9%	1.610	2,5%	1.901	3,0%	3.101	5,1%	3.336	6,2%	60.237	20,0%
Falta informação em 4	129	0,2%	530	0,8%	567	0,9%	851	1,4%	1.153	2,1%	39.267	13,1%
Falta informação em 5	59	0,1%	273	0,4%	251	0,4%	358	0,6%	562	1,0%	8.051	2,7%
Falta informação em 6 ou mais	429	0,7%	1.300	2,0%	1.533	2,4%	1.239	2,1%	2.703	5,0%	10.840	3,6%
Total	59.178	100,0%	64.531	100,0%	63.073	100,0%	60.425	100,0%	53.689	100,0%	300.896	100,0%

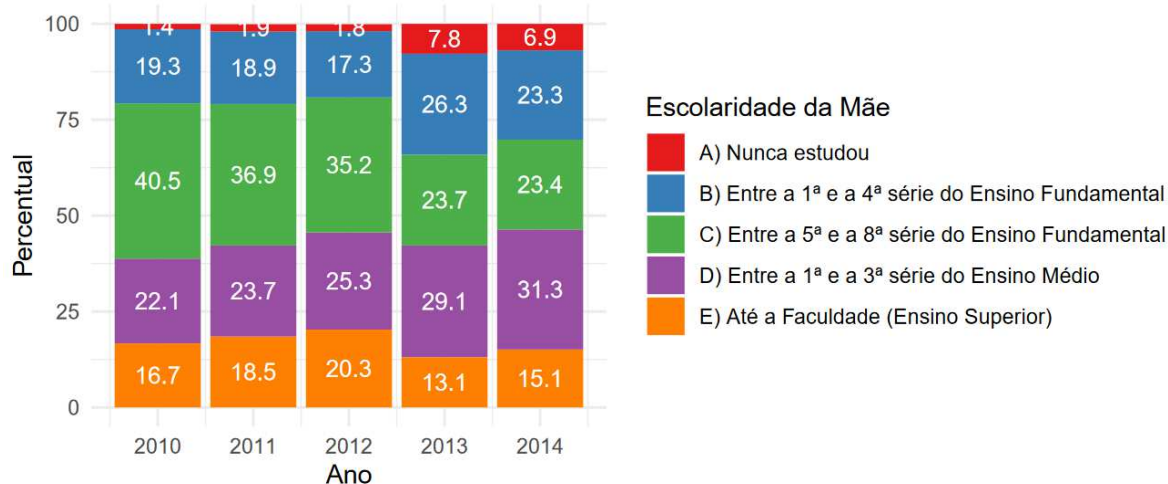
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Descrição das informações utilizadas na análise

O conjunto completo das frequências das variáveis pode ser observada no Apêndice B. A seguir, apresentamos um resumo das informações mais importantes. Essa apresentação mostra as frequências da escolaridade dos pais ainda antes das recategorizações apresentadas no quadro 1. As respostas para a escolaridade dos pais mostram uma mudança de padrão a partir do ano de 2013 (gráficos 1 e 2). Entre 2010 e 2012, as proporções de pais com escolaridade entre a 5ª e a 8ª série do ensino fundamental apresentaram uma leve queda, bem como aumentava levemente a proporção com acesso ao ensino médio e superior. As mudanças entre 2013 e 2014 provavelmente se devem à alteração da forma como a pergunta foi apresentada no questionário. A legenda dos gráficos foi padronizada arbitrariamente. Para conferir as legendas originais, consultar ao quadro 1.

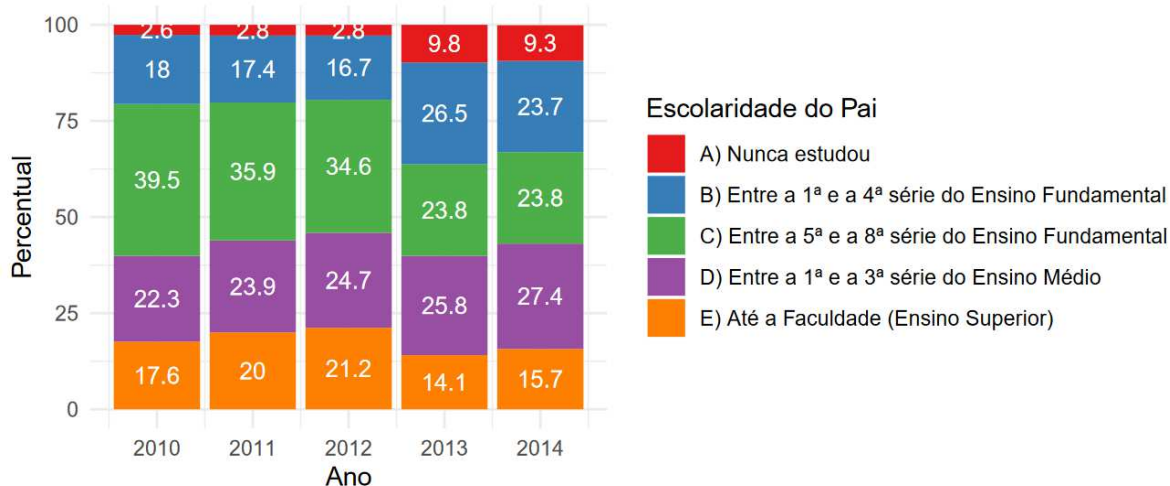
Para os itens de bens de conforto no domicílio (gráficos 3 a 4), identificamos mudanças visíveis na quantidade de automóveis e presença de computador, que se elevaram ao longo do tempo. O percentual de respondentes que informou ter dois ou mais automóveis em casa subiu de 17,9% em 2010, para 29,3% em 2014. Em 2010, os estudantes que responderam não possuir computador com internet em casa já eram minoria, 48,1%. Em 2014, apenas 17,6% responderam não possuir esse item.

Gráfico 1: escolaridade da mãe entre 2010 e 2014 conforme as respostas dos estudantes do 5º ao 9º ano do ensino fundamental aos questionários socioeconômicos do Avalia BH.



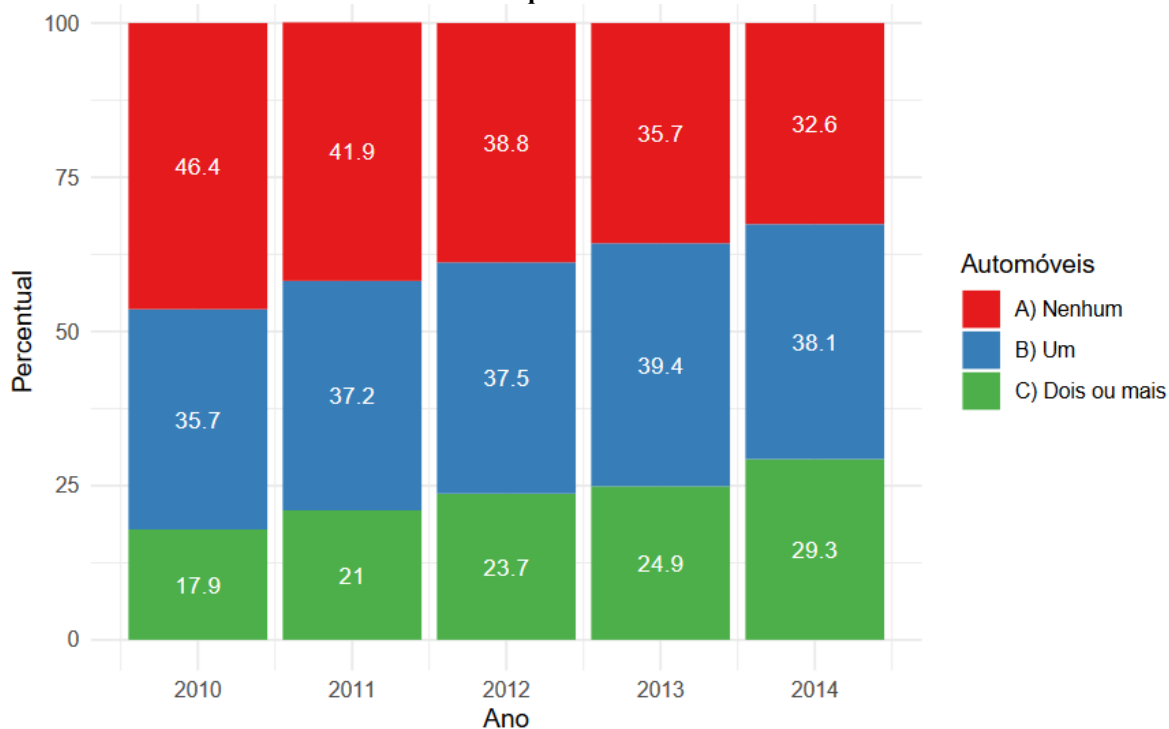
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 2: escolaridade do pai entre 2010 e 2014 conforme as respostas dos estudantes do 5º ao 9º ano do ensino fundamental aos questionários socioeconômicos do Avalia BH.



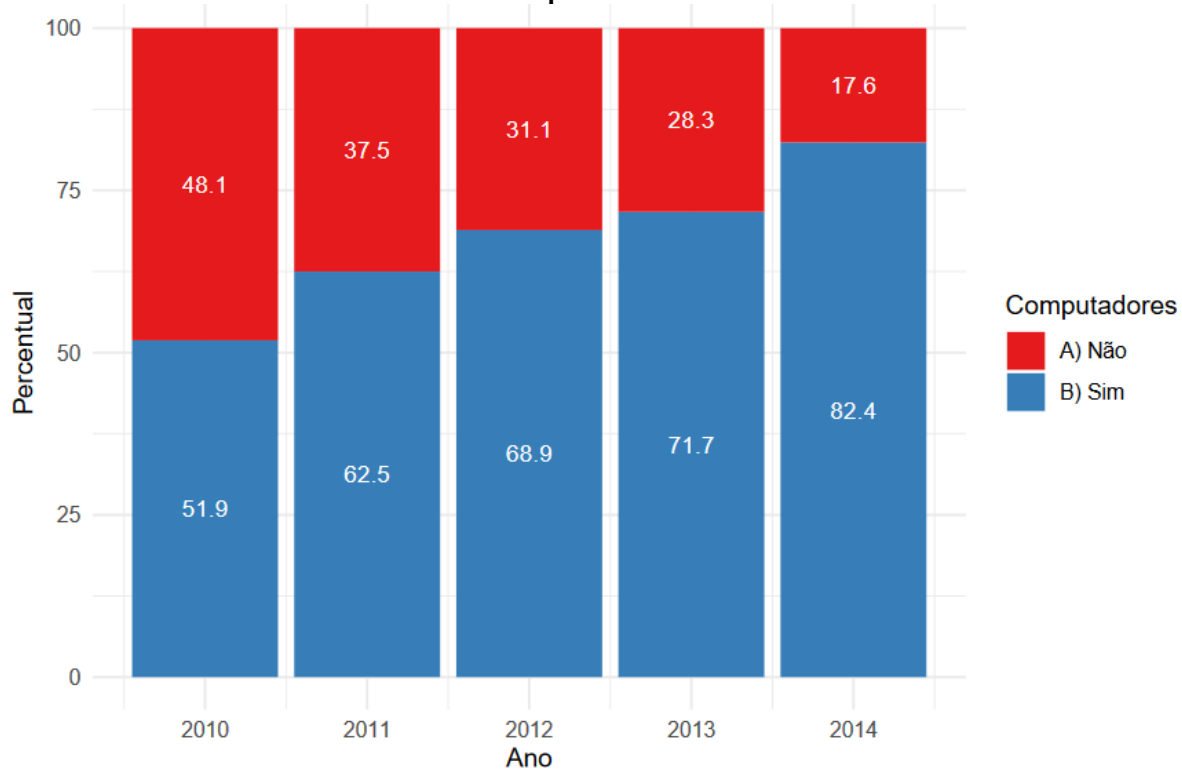
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 3: Automóveis no domicílio entre 2010 e 2014 conforme as respostas dos estudantes do 5º ao 9º ano do ensino fundamental aos questionários socioeconômicos do Avalia BH.



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 4: Computadores no domicílio entre 2010 e 2014 conforme as respostas dos estudantes do 5º ao 9º ano do ensino fundamental aos questionários socioeconômicos do Avalia BH.



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Demais variáveis praticamente não variaram ao longo do tempo em suas distribuições. Não nos fazem crer alterações relevantes dos itens de conforto no domicílio nos domicílios. Essa análise assume que os valores dos bens de conforto estão mantidos constantes ao longo do tempo, de modo a poder interpretar as mudanças no instrumento de medida como alterações reais no NSE dos estudantes. Assim sendo, a observação das frequências indica que devemos esperar do indicador de NSE apenas tímidas alterações para a população de estudantes ao longo do tempo.

Dois procedimentos para a definição dos parâmetros dos itens: ano inicial versus todos os anos

Optamos pela construção de uma variável contínua para representar o NSE, pois pode comportar uma quantidade ilimitada de distinções entre grupos e níveis, resumindo muitos detalhes em um único indicador (GANZEBOOM, et. al. 1992, p. 4). A medida não contém informação sobre a ocupação dos pais. A renda é acessada de maneira indireta, tal qual as medidas do Pisa e da Abep. O modelo estatístico escolhido – modelo Samejima (1969), TRI – foi importante devido à sua funcionalidade para lidar com os tipos de variáveis disponíveis (ordinais e binárias), a grande quantidade de informações ausentes, e para as necessidade de comparação dos resultados da medida ao longo do tempo.

O pacote “ltm” do software R foi utilizado para ajustar um modelo de variável latente segundo a abordagem da TRI. Ele disponibiliza um conjunto de ferramentas flexíveis para análise de dados dicotômicos e politômicos através de uma abordagem de máxima verossimilhança marginal (*Marginal Maximum Likelihood*). Seus algoritmos proporcionam inferências válidas sob o pressuposto de casos ausentes aleatórios. Dentro do pacote “ltm”, o comando que responde pela aplicação do modelo de respostas graduadas é chamado de “grm”. Ilustrações de suas aplicações estão descritas em Rizopoulos (2006). A seguir, trataremos dos procedimentos adotados para a produção da medida.

O indicador foi construído por meio de diferentes procedimentos. O procedimento chamado aqui de número (1) utiliza os casos disponíveis no ano de 2010 para calcular os parâmetros dos itens. Uma vez calculados os parâmetros, eles são considerados fixos. O escore individual de cada estudante para o traço latente (NSE) é calculado segundo

suas respostas ao questionário. Aplicam-se os parâmetros fixos às respostas ao mesmo conjunto de questões nos demais anos, obtendo-se assim uma medida comparável em momentos diferentes.

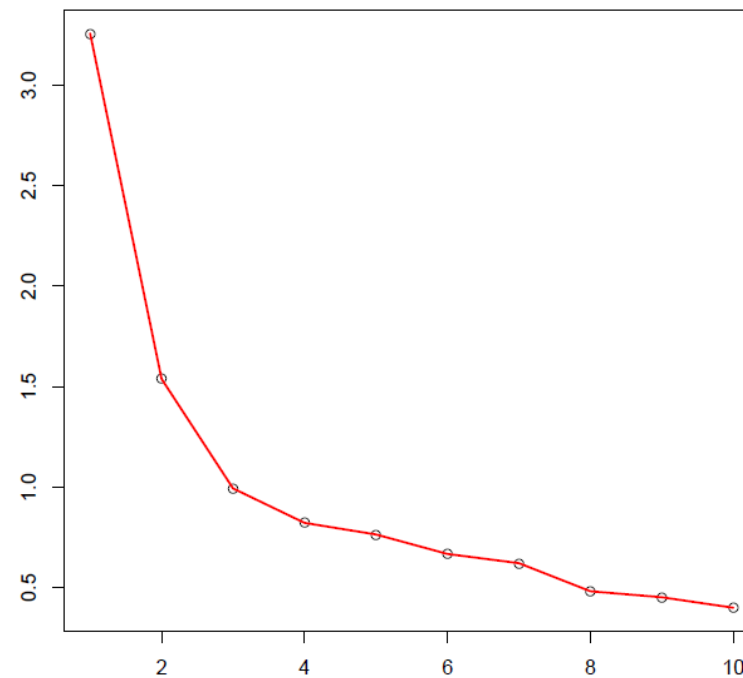
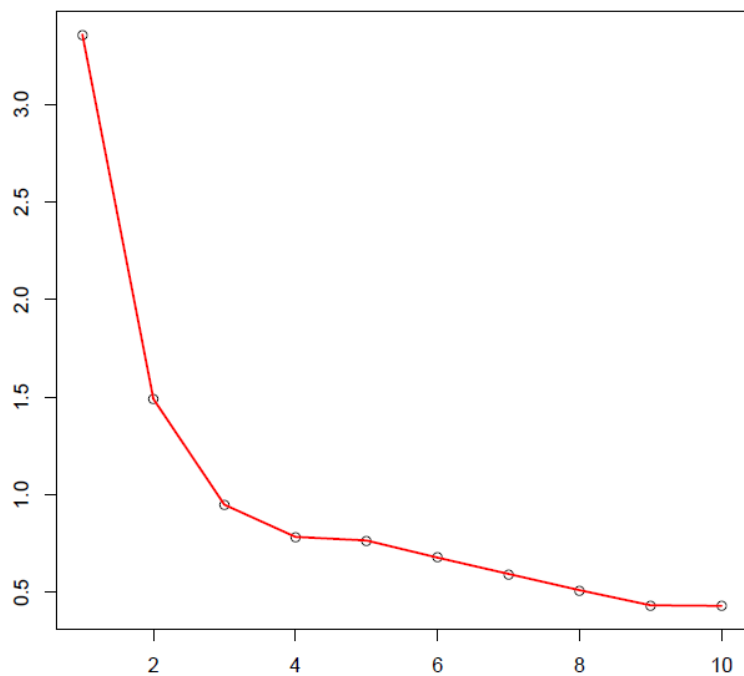
O procedimento chamado aqui de número (2) utiliza todos os casos disponíveis em todo o período de análise (de 2010 a 2014) como se pertencessem a um único banco de dados. O procedimento número (2) ignora, portanto, as variações de população entre os anos: independentemente do ano, e da possibilidade de um mesmo indivíduo responder ao mesmo instrumento em anos subsequentes, considera todos como parte de uma mesma população. Tomando o total da variação disponível para toda a população e em todos os momentos, produz-se um indicador comparável em diferentes momentos do tempo.

RESULTADOS

Autovalores associados aos componentes principais

O indicador de autovalores para os componentes principais mostra que o primeiro fator apresenta valor duas vezes maior que o segundo, independentemente do procedimento adotado (gráfico 5). Essa diferença indica que as informações se adequam ao pressuposto de unidimensionalidade para o traço latente de maneira razoável. Os fatores aqui sinalizados foram construídos utilizando apenas o conjunto de itens decididos para o indicador final. Para detalhes sobre essa informação, consultar o Apêndice B.

Gráfico 5: Autovalores associados aos componentes principais para o procedimento 1 (esquerda) e para o procedimento 2 (direita)



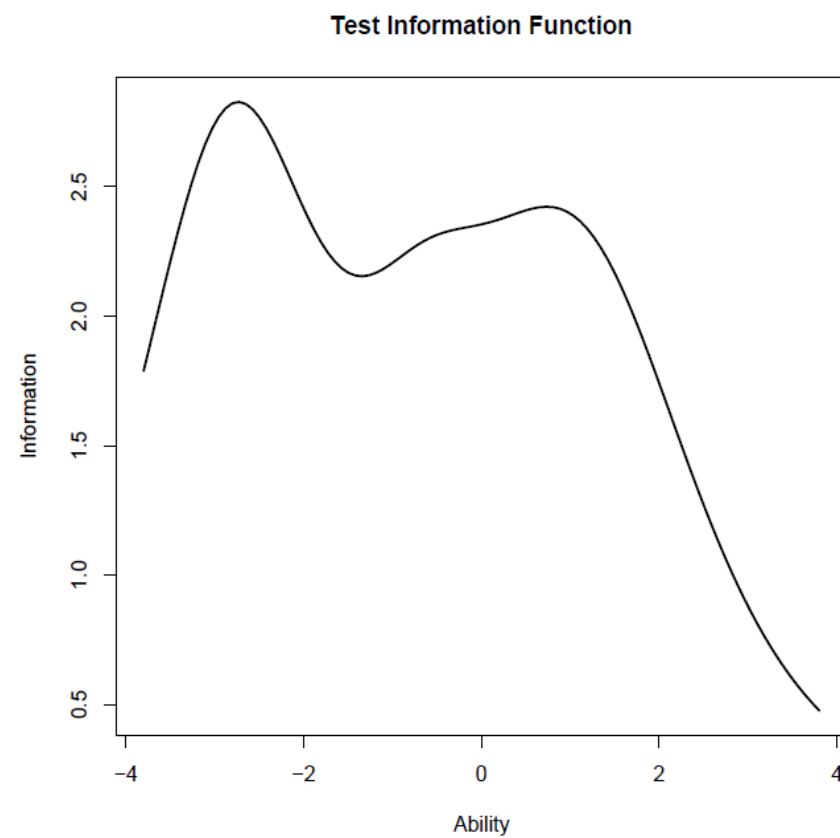
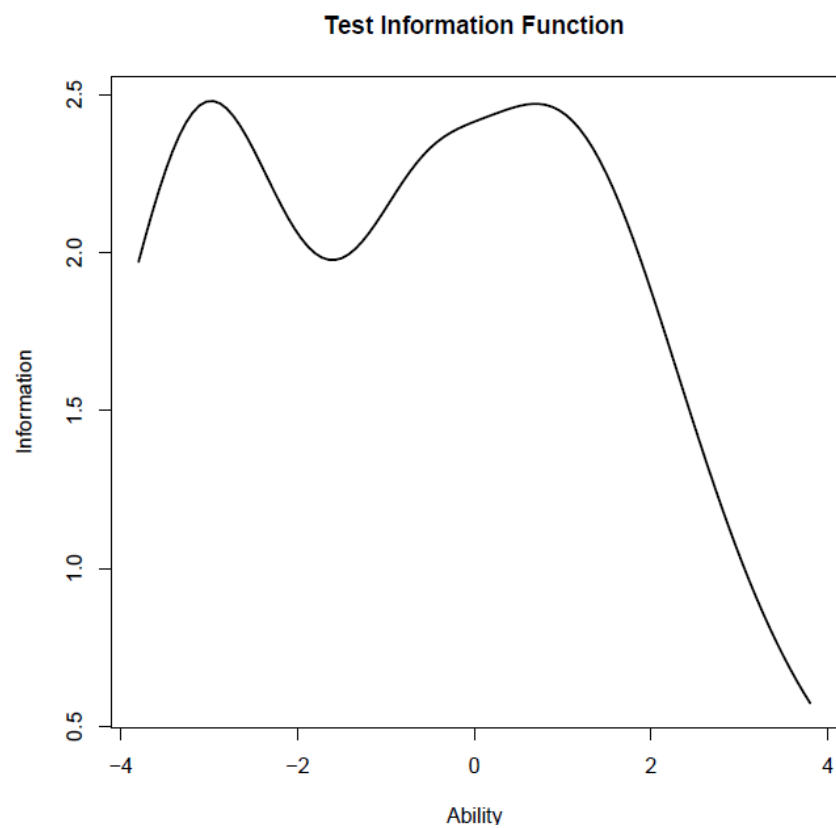
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Curvas de Características e de Informação dos itens

As curvas de características dos itens foram utilizadas de modo auxiliar, juntamente com as tabelas de correlações policóricas, no processo de seleção de itens adequados para compor o traço latente. Da mesma forma como nas correlações policóricas, as questões sobre asfalto, energia, água, coleta de lixo e disponibilidade de serviços de empregada doméstica no domicílio mostraram curvas características sem capacidade explicativa adequada para a medida.

As curvas de informação do teste mostram a relação entre a confiabilidade da medida nos diferentes valores assumidos pelo parâmetro único criado, representado no eixo x. Quanto maior a informação, representada pelo eixo y, menor o erro de medida, e portanto, maior a confiabilidade. Conforme mostra o gráfico 6, os valores de informação decrescem sistematicamente no intervalo superior, acima de +2 desvios padrão. Esse resultado mostra que o traço latente estimado é mais adequado para distinguir estudantes nos valores inferiores da escala, diminuindo sua precisão nos valores superiores.

Gráfico 6: Curva de informação do instrumento comum para o procedimento 1 (esquerda) e para o procedimento 2 (direita)



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

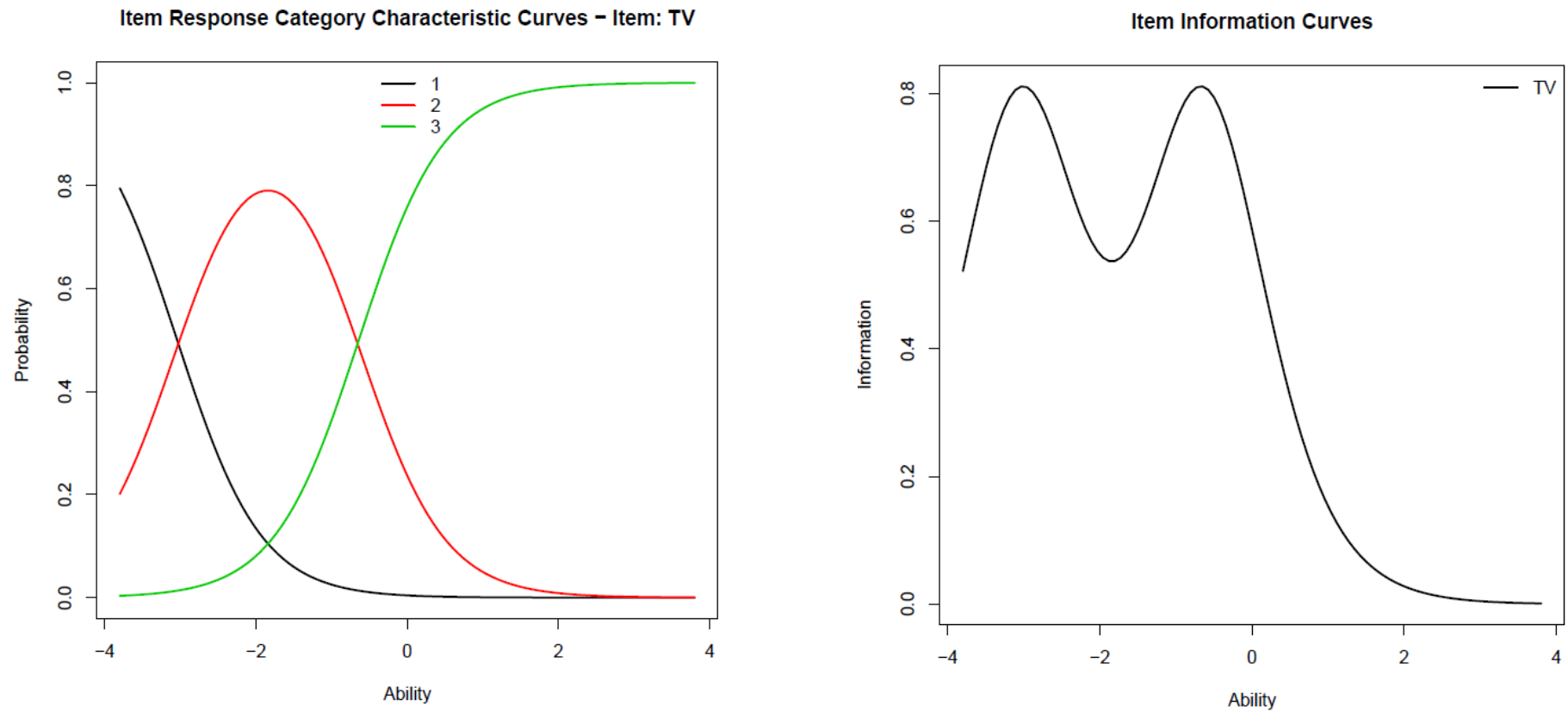
Apresentamos a seguir um exemplo de interpretação das curvas de característica do item e das curvas de informação do item (gráfico 7). Utilizamos o item quantidade de TVs no domicílio para o procedimento 1, que inclui apenas os casos de 2010 para a estimação dos parâmetros. A curva característica do item, à esquerda, mostra a probabilidade de ocorrência de uma determinada resposta (eixo Y) comparada ao valor do traço latente estimado (eixo X). Podemos observar que, para a categoria 1, nenhuma TV no domicílio, as maiores probabilidades (cerca de 0,8 ou 80%) encontram-se próximas aos valores do traço latente (-4). Para a categoria 2, uma TV no domicílio, as probabilidades estão em seu ápice próximas ao valor (-2) do traço latente. A última categoria, duas ou mais TVs no domicílio, tem alta probabilidade de ocorrer para valores acima da média do traço latente estimado. Cada categoria tem um ponto de intersecção com a curva da categoria imediatamente superior. Esse ponto tem um valor correspondente na escala do traço latente estimado. Esses valores correspondem ao parâmetro de dificuldade no modelo de respostas graduadas. Desse modo, sua interpretação não é direta como nos modelos para variáveis dicotômicas (RIZOPOULOS, 2006, p. 3).¹⁷

A curva de informação, à direita, mostra o inverso do erro da medida. Em outras palavras, para quais valores do traço latente encontramos estimações mais precisas com os parâmetros criados para esse item. Podemos observar que a informação do item é maior próximo aos pontos (-3) e (-1).

As demais curvas, tanto para o procedimento 1 quanto para o procedimento 2, podem ser interpretadas da mesma maneira, e são muito semelhantes a essa. Podemos concluir da observação dos gráficos que praticamente não há diferenças entre os resultados para os diferentes procedimentos adotados. Ambos obtêm uma boa cobertura para todo o intervalo do traço latente. Os itens com os piores resultados seriam os da escolaridade dos pais, e o da presença de algum morador no domicílio que recebe bolsa família. Para simplificar a apresentação, destinamos todas as curvas características e de informação dos itens ao Apêndice B.

¹⁷ “In GRM, b’s represent the cut-off points in the cumulative probabilities scale and thus their interpretation is not direct” (RIZOPOULOS, 2006, p. 3).

Gráfico 7: Curva característica (esquerda) e curva de informação (direita) do item de quantidade de TVs para o instrumento comum (procedimento 1)

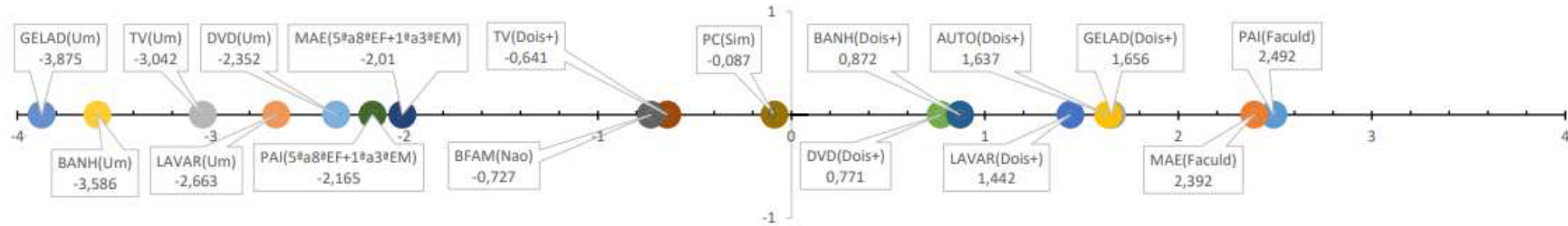


Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Interpretação substantiva do NSE: ordem dos itens na escala do indicador

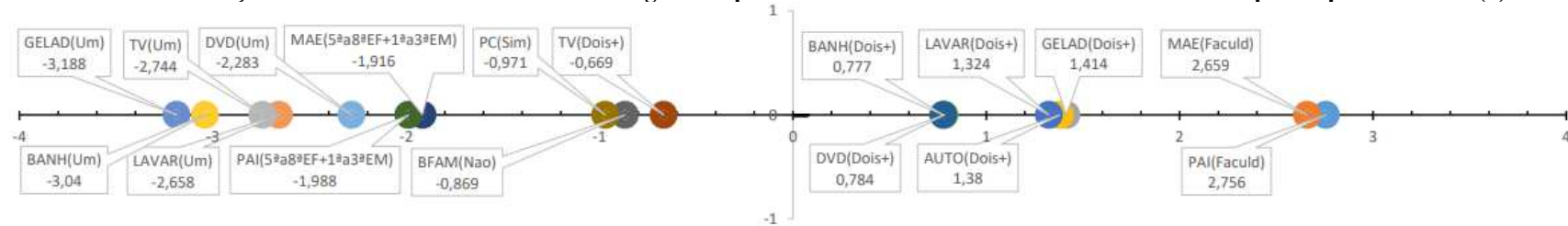
Utilizamos os valores do parâmetro de dificuldade dos modelos para representar o a posição dos itens ao longo da escala do traço latente (gráficos 8 e 9). Observamos que a distribuição dos itens ao longo da escala é praticamente a mesma entre ambos os procedimentos. Mais uma vez, não encontramos nenhum indício para acreditar em alguma vantagem relativa entre eles. Há uma consistente indiferença entre qual procedimento adotar para a produção da medida.

Gráfico 8: Posição dos itens do instrumento comum segundo o parâmetro de dificuldade na escala da habilidade para o procedimento (1)



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 9: Posição dos itens do instrumento comum segundo o parâmetro de dificuldade na escala da habilidade para o procedimento (2)



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

A disposição dos itens ao longo da escala foi utilizada para elaborar categorias com interpretação substantiva a respeito das desigualdades de NSE entre os estudantes. Independentemente do procedimento adotado, dos valores mínimos até próximo a (-2) desvios padrão, encontramos uma distinção entre a posse mínima de bens de consumo para conforto doméstico, como banheiro, geladeira, máquina de lavar, e aparelho de DVD, bem como pais com escolaridade até o ensino médio. Entre (-2) desvios padrão e o valor médio da escala, situado a 0 pontos, podemos observar maior acesso a bens de consumo. Entretanto, tal acesso ainda se restringe a condições mínimas, como por exemplo ter acesso a computador, ter renda suficiente para não possuir familiar que recebe bolsa família, e no máximo possuir dois televisores em casa. Entre o valor médio da escala e próximo a (+2) desvios padrão encontramos uma maior quantidade de bens de consumo, como duas geladeiras, máquinas de lavar e aparelhos de DVD e posse de automóveis. De (+2) desvios padrão aos valores máximos observamos que a escala acumula não apenas a posse dos bens de consumo de maneira ampliada, mas também distingue crianças e jovens que responderam ter pais com escolaridade superior.

Para ambos os procedimentos, ao compararmos os valores, em desvio padrão, com a distribuição da população de estudantes na escala padronizada do indicador, encontramos baixíssimas concentrações de estudantes além dos valores (-2) e (+2) de desvios padrão. Por essa razão, decidimos utilizar como referência para a elaboração das categorias os valores (-1), (0), (+1) sem alterar a interpretação do significado dos intervalos, como apresentados acima. Dessa forma, criamos quatro categorias. Finalmente, nesse momento da análise, como não houve diferença significativa entre a adoção do procedimento (1) ou (2) para a produção do indicador, decidimos optar por manter apenas a medida obtida por meio do segundo procedimento. Portanto, de agora em diante, quando não houver distinção explícita entre os procedimentos, trata-se de nossa medida de NSE referente ao procedimento (2).

A categoria inferior da distribuição de NSE foi nomeada de “Privação material e cultural”. Concentra estudantes que apresentam apenas uma posse mínima de bens de consumo para conforto no domicílio de residência, com maior probabilidade de pais com baixa escolaridade e maior probabilidade de encontrar no domicílio um morador que receba bolsa família.

A categoria médio-inferior da distribuição foi chamada de “Privação material moderada”. Concentra estudantes que acumulam os bens e condições anteriormente descritos, e também com maior probabilidade de terem pais com formação de ensino médio, e, portanto, superam a privação cultural. Apresentam também maior probabilidade de acesso a bens de consumo e conforto domiciliar como computador e possuir dois televisores em casa. Nesse grupo também encontramos aqueles domicílios que não recebem bolsa família.

A categoria médio-superior da distribuição foi chamada de “Acesso a consumo material” pois apresenta o que poderíamos chamar de diversificação de consumo. Observamos os bens e condições anteriormente descritos, e também uma maior quantidade de bens de conforto, como duas geladeiras, máquinas de lavar e aparelhos de DVD e posse de automóveis.

A categoria superior da escala foi chamada de “Condição cultural privilegiada” porque acumula não apenas a posse dos bens de consumo de maneira ampliada, anteriormente descritos, mas também distingue crianças e jovens com alta probabilidade de terem pais com ensino superior.

Transformação linear aplicada ao traço latente estimado

Após a geração dos escores individuais, realizamos uma transformação linear da escala padronizada de habilidade. Originalmente, a escala tem distribuição ideal entre os valores (-4; +4). Utilizamos uma função de primeiro grau para convertê-la linearmente para o intervalo de valores ideal (0; 100). Trata-se de uma transformação linear simples obtida por:

$$f(x) = ax + b \quad (1)$$

em que:

‘x’ representa os valores assumidos pela variável inicial;

' $f(x)$ ' representa os valores assumidos pela variável nova, no intervalo desejado;

' a ' representa um coeficiente angular dado pela razão:

$$a = \left\{ \frac{[Máximo_{f(x)} - mínimo_{f(x)}]}{[Máximo_{(x)} - mínimo_{(x)}]} \right\} \quad (2)$$

' b ' representa um coeficiente linear dado pela relação:

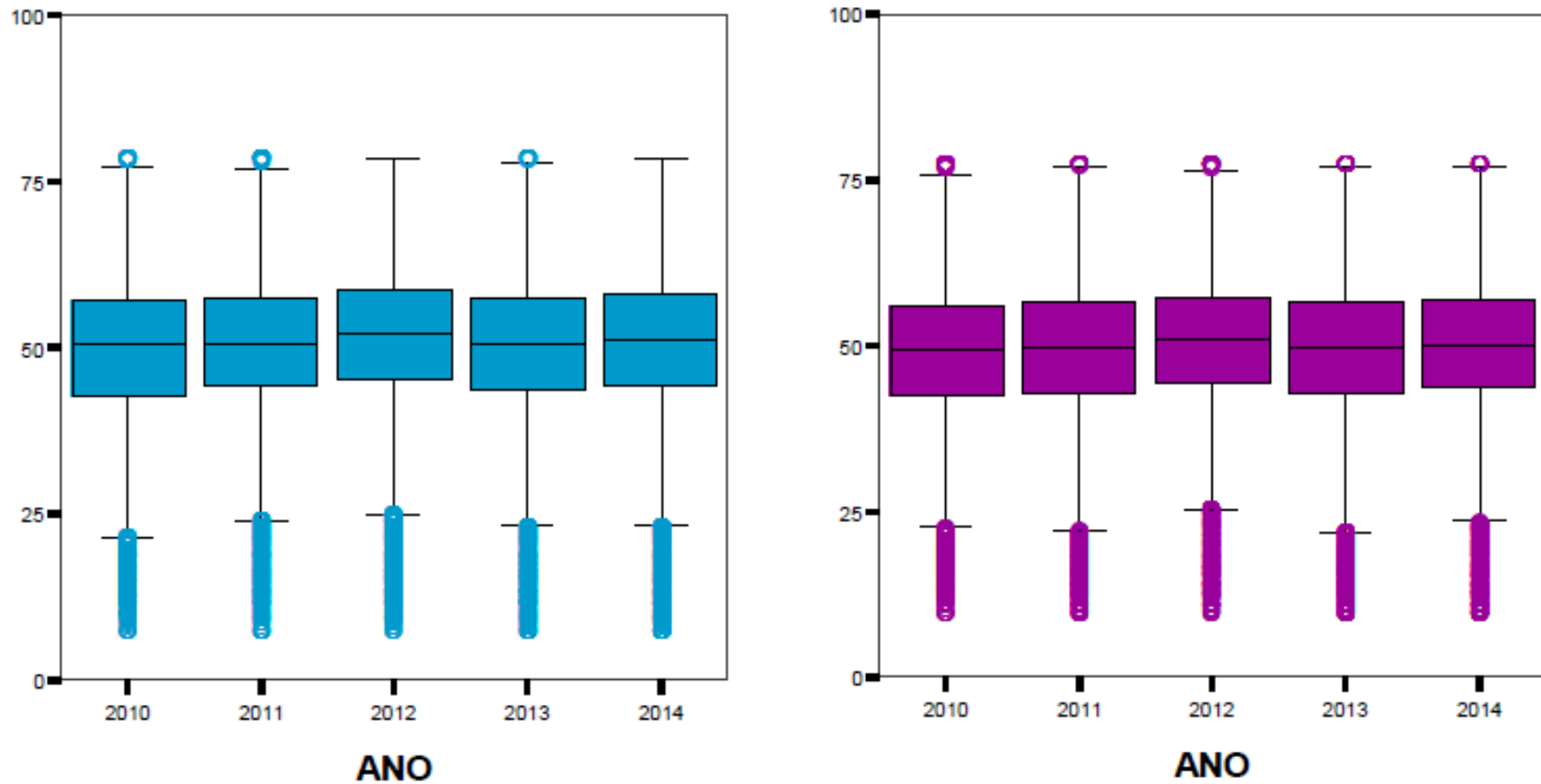
$$b = [mínimo_{f(x)} - mínimo_{(x)} * a] \quad (3)$$

Distribuição da população de estudantes e escolas

O traço latente em escala de desvios padrão (-4;+4) foi convertido por meio de uma função linear para uma nova escala (0;100). Observamos a distribuição dos valores para o indicador de NSE tanto para estudantes (gráfico 10) quanto a média do NSE para as escolas entre 2010 e 2014 por meio do (gráfico 11) de boxplot¹⁸, a seguir. Os resultados mostram que não existe alteração significativa nas médias ao longo do tempo, permanecendo tanto a tendência central quanto a variação muito semelhantes. Para as médias das escolas no ano de 2010 observamos alguns valores extremos. Também podemos notar que o ano de 2012 apresenta uma distribuição mais compacta, com menor variação em relação às demais, e um valor médio levemente superior aos demais anos.

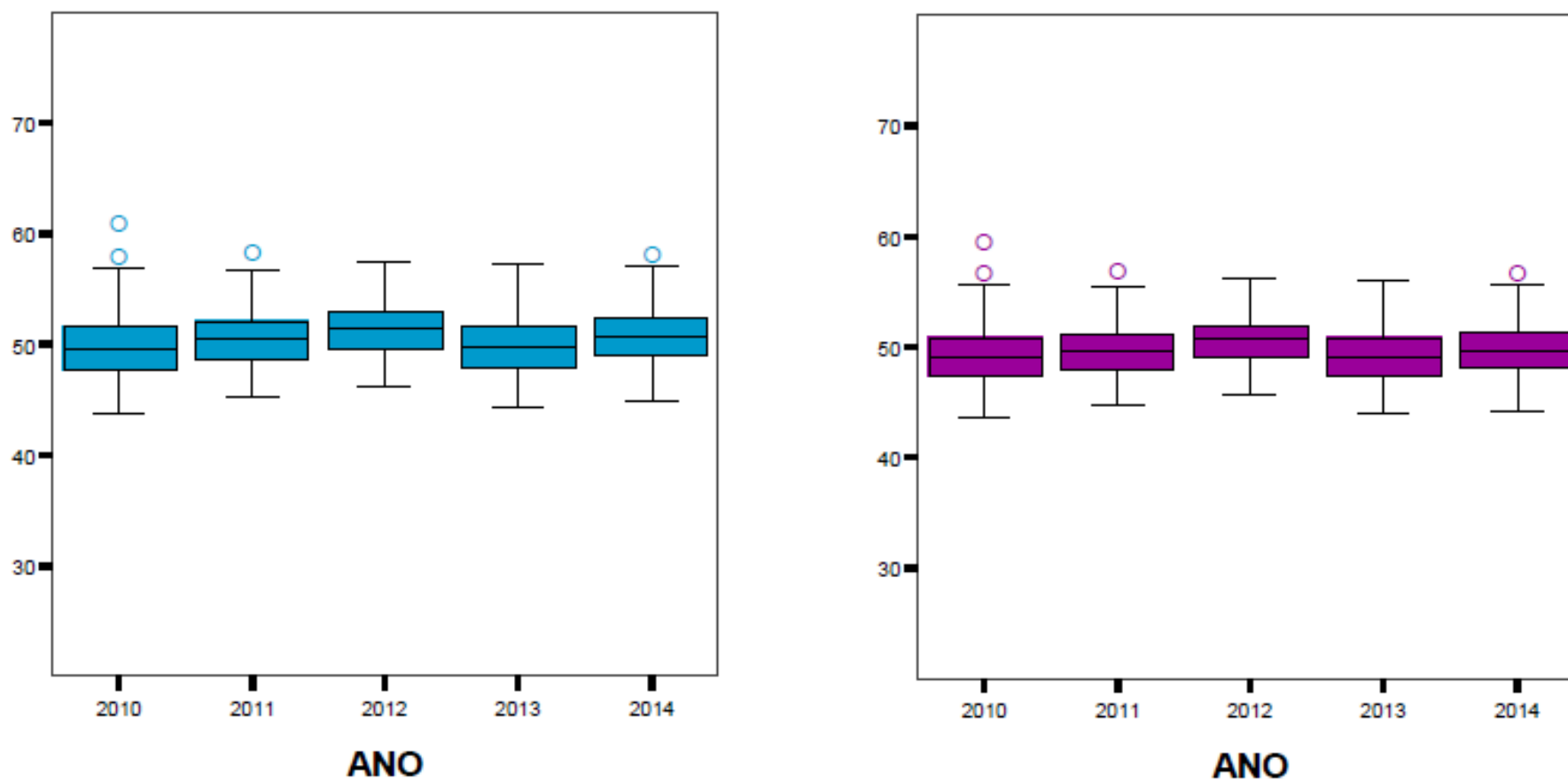
¹⁸ O gráfico de caixas ou boxplot representa por uma linha horizontal, em seu centro, a mediada da distribuição; os extremos das caixas são também linhas horizontais que representam o primeiro (Q1) e o terceiro (Q3) quartis, respectivamente na parte inferior e superior; dois suportes se estendem a partir destes para representar os valores das distribuições correspondentes a $[Q1 - 1.5 * (Q3 - Q1)]$ e $[Q3 + 1.5 * (Q3 - Q1)]$.

Gráfico 10: Boxplot para a distribuição dos estudantes no indicador de NSE para os procedimentos 1 (esquerda) e para o procedimento 2 (direita)



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 11: Boxplot para a distribuição da média do NSE nas escolas no indicador calculado pelo procedimento 1 (esquerda) e pelo procedimento 2 (direita)



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Validação: correlação entre o NSE/Avalia BH e o Inse/Inep.

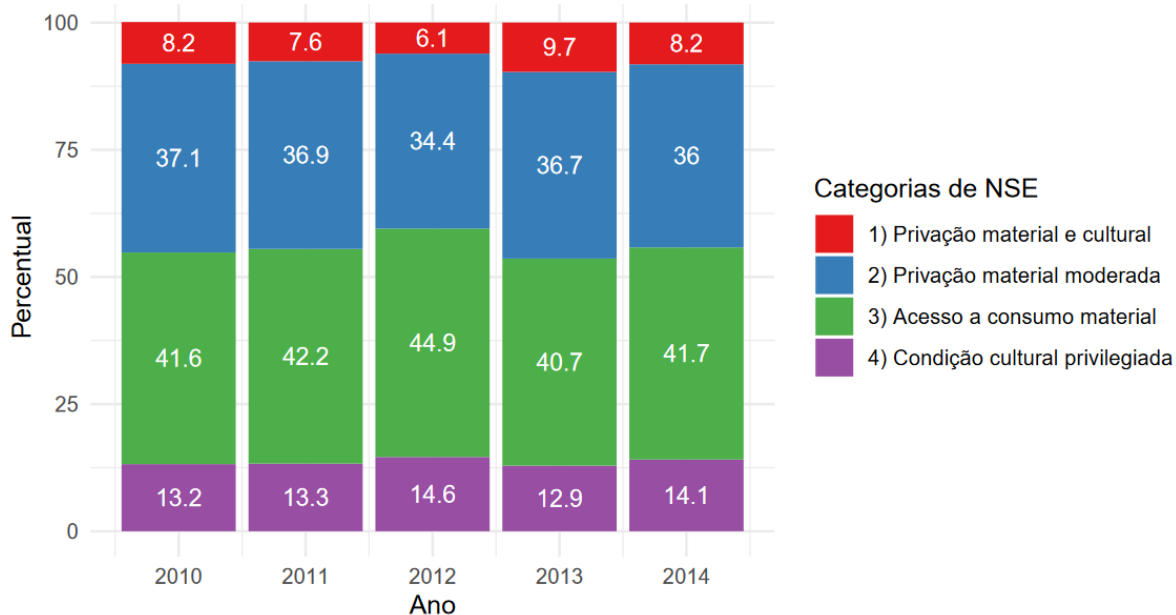
Na escala de valores entre 0 e 100 pontos, o indicador de NSE calculado por meio dos dois procedimentos aparenta grande semelhança em relação ao indicador de nível socioeconômico das escolas (Inse) produzido pelo Inep em 2013. Foram encontradas 167 escolas com informações para o indicador do Inep e os nossos indicadores, e a correlação entre o Inse e NSE obtido por meio do procedimento (2) foi de 0,906.

Coerência do NSE em relação a características dos estudantes

Comparamos as distribuições dos estudantes segundo a categorização proposta acima para as características de cor/raça e posse de bens de consumo cultural no domicílio. A intenção é verificar se estudantes localizados nas categorias privilegiadas e desprivilegiadas do indicador de NSE apresentam coerência com relações historicamente observadas de desigualdade socioeducacional. Para representar privilegiados em relação à cor/raça, selecionamos apenas estudantes da categoria branca(o), enquanto a categoria preta(o) representa os desprivilegiados. Para representar privilegiados em relação ao consumo cultural, selecionamos na variável quantidade de livros no domicílio a categoria “O bastante para encher uma estante (mais de 100 livros)”; enquanto a categoria “não tenho livros na minha residência” representa desprivilegiados. Queremos comparar extremos de desigualdade.

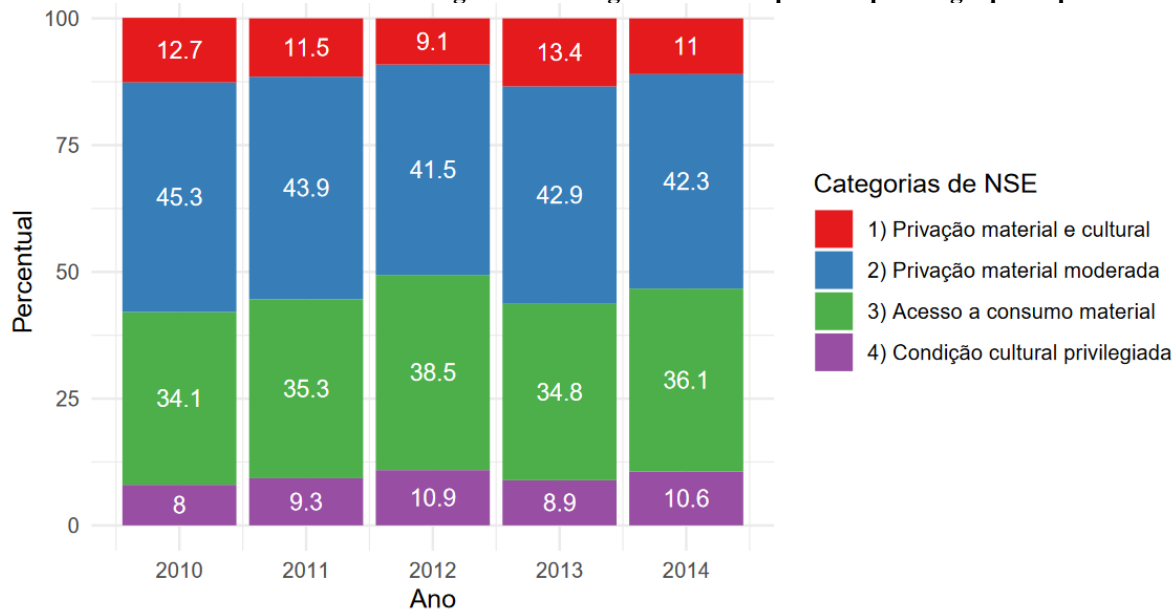
Há uma nítida concentração de percentuais mais altos para estudantes pretos nas duas categorias inferiores de NSE, quando comparados com estudantes brancos. Para estudantes brancos, a concentração é exatamente contrária: nas duas categorias superiores do indicador de NSE, há um maior percentual de brancos do que de pretos. As diferenças valem para todos os anos.

Gráfico 12: Percentual de estudantes segundo as categorias de NSE por ano para o grupo de brancos.



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

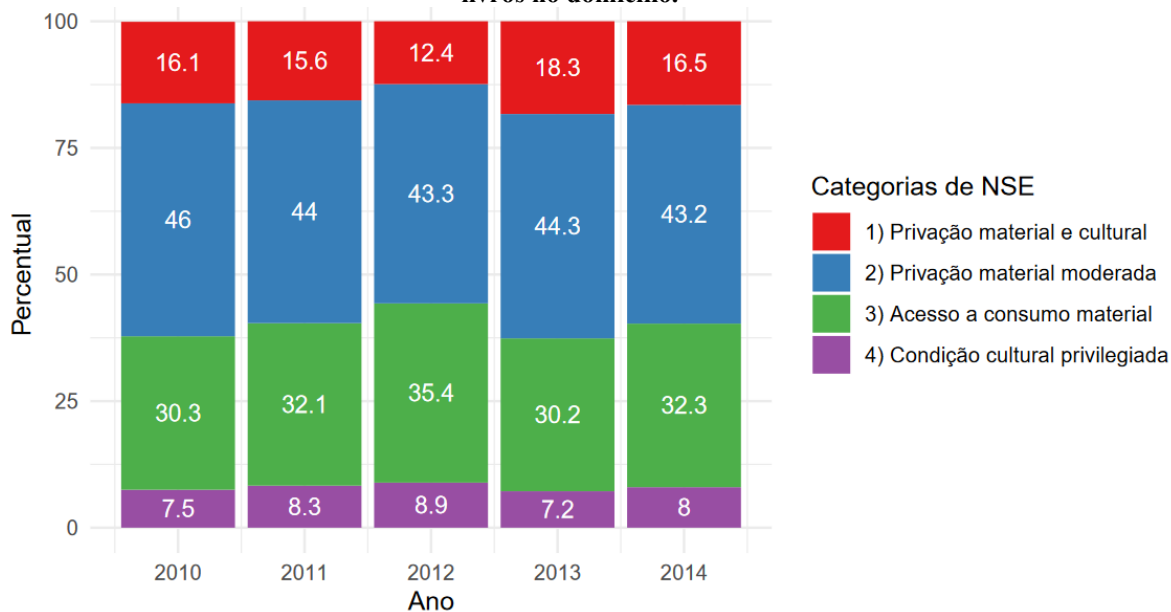
Gráfico 13: Percentual de estudantes segundo as categorias de NSE por ano para o grupo de pretos.



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

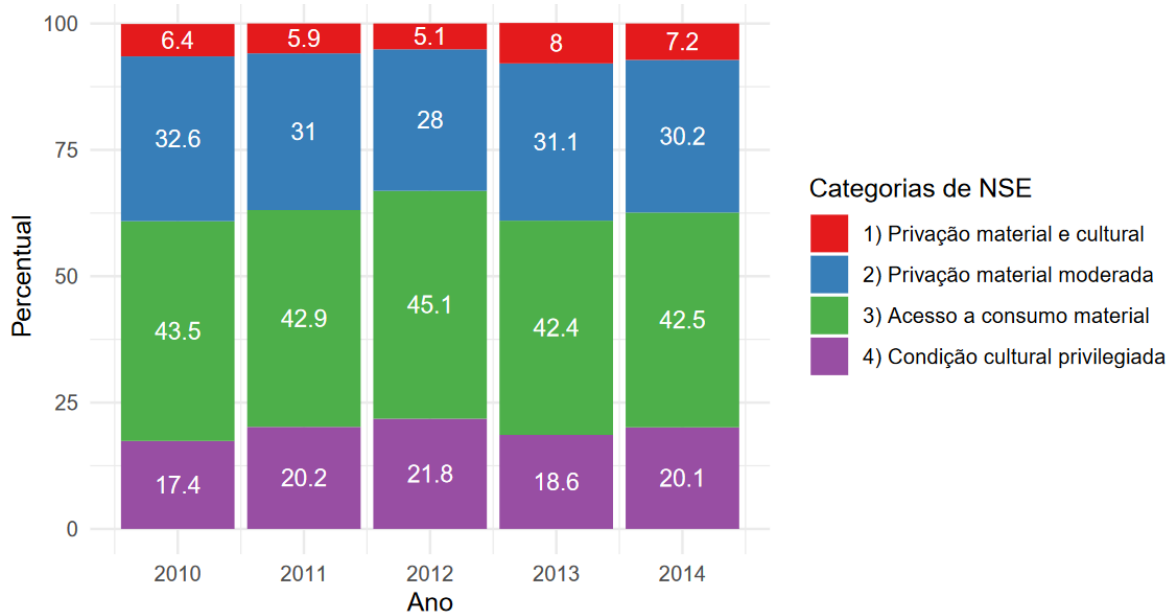
Assim como na análise dos grupos de cor/raça, as diferenças para os grupos extremos do consumo de bens culturais mostram grandes contrastes. Escolhemos para representar o consumo cultural a quantidade de livros que o estudante informou ter em casa. Estudantes que não possuem nenhum livro em casa predominam nas categorias inferiores da classificação de NSE, enquanto que estudantes com livros o bastante para encher uma estante se concentram nas categorias superiores. Mais uma vez, como esperado, é maior o percentual de estudantes com livros o bastante para encher uma estante nos domicílios em condição cultural privilegiada.

Gráfico 14: Percentual de estudantes segundo as categorias de NSE por ano para o grupo sem livros no domicílio.



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 15: Percentual de estudantes segundo as categorias de NSE por ano para o grupo com mais de 100 livros no domicílio.



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

CONSIDERAÇÕES

Nas pesquisas educacionais, uma medida sobre as desigualdades socioeconômicas entre as famílias é indispensável. Diversos são os desafios para a elaboração dessa medida. Os mais frequentes parecem ser a ocorrência de dados ausentes, e a compatibilidade de informações entre diferentes fontes e momentos para mensurar um mesmo construto. Em pesquisas no campo da eficácia escolar, a estimação adequada do efeito-escola demanda a utilização de uma medida de NSE, não apenas para as escolas, mas também para os estudantes. Por essa razão, o objetivo desse capítulo foi apresentar as etapas da construção dessa medida. Um desafio adicional no presente trabalho foi lidar com o problema da comparabilidade do indicador perante informações longitudinais. Com informações sobre escolaridade dos pais, acesso a serviços e políticas públicas, e posse de bens de conforto no domicílio advindas dos questionários contextuais dos estudantes do Avalia BH entre 2010 e 2014, elaboramos uma medida de NSE para estudantes e escolas.

Optamos por definir um instrumento único de aferição, compatível entre os questionários de todas as edições da avaliação, de modo a evitar confundir variações no “verdadeiro” NSE com variações em diferentes instrumentos de medição. Utilizamos o modelo de respostas graduadas de Samejima (1969) para estimar o traço latente, e o pacote “ltm” para o software R (RIZOPOULOS, 2006). Adotamos dois procedimentos diferentes para a definição dos parâmetros dos itens: o primeiro consistiu na utilização apenas da população do ano de 2010; o segundo, na utilização de toda a população entre 2010 e 2014, como se não houvesse distinção de tempo.

Os resultados mostram, como esperado pelo pressuposto da independência da população (*group-independent*), uma indiferença entre a adoção dos procedimentos para as características da medida final. Praticamente não houve diferenças para a unidimensionalidade, as curvas características dos itens, os parâmetros de dificuldade dos itens, e para a distribuição dos valores do NSE.

Considerando que a medida assim elaborada guarda as propriedades desejáveis de comparabilidade entre momentos e grupos diferentes, podemos dizer que o NSE dos estudantes e das escolas praticamente não oscilou durante o período, podendo ser considerado como uma característica estável e invariável das escolas, ao menos no

período de 5 anos considerados nessa pesquisa. O NSE aqui elaborado é consistente com o Inse 2013 produzido pelo Inep, e apresenta coerência nas distribuições esperadas para características selecionadas dos estudantes.

CAPÍTULO III – ATRITO DE INFORMAÇÕES, MOBILIDADE ESTUDANTIL E PROPOSIÇÕES SOBRE EXCLUSÃO

APRESENTAÇÃO

A perda de informações – ou atrito – é um problema comum em pesquisas longitudinais e pode ser a razão de vieses se as observações perdidas tornam a amostra menos representativa da população (SINGER; WILLETT, 2003). Para os estudos em eficácia escolar, esse problema pode levar a estimativas sobre os efeitos das escolas que sejam artefatos da pesquisa se as perdas estiveram sistematicamente relacionada às condições dos sujeitos ou contextos.

Neste capítulo, mostramos como lidamos com este problema em relação aos dados do Avalia-BH. Buscamos relacionar variáveis com dados ausentes a características individuais e escolares para identificar associações e tendências que elucidassem padrões nessas perdas. Propomos uma análise sobre o atrito e a mobilidade dos estudantes, em várias etapas. Primeiro, utilizamos modelos de regressão logística multinível e convencional para estimar relações entre diferentes variáveis com perdas de informações. Características individuais e escolares foram levadas em consideração para responder a uma pergunta: há indícios que sustentem um efeito significativo das escolas sobre o atrito? Segundo, observamos nos resultados dos testes de proficiência em matemática do Avalia BH se havia diferenças entre médias, por etapa e edição de avaliação, entre estudantes monitorados e não monitorados ao longo do tempo. Finalmente, realizamos um procedimento de imputação múltipla para substituição de dados ausentes, e comparamos os resultados entre informações observadas e substituídas. Esse procedimento tem mais relação com a continuidade da tese, na direção de uma estimação de tendências de aprendizado, do que com a análise das informações ausentes, propriamente dita.

Embora os resultados pareçam interessantes e promissores, destacamos que devem ser interpretados com parcimônia, e não devem ser tomados como definitivos. Acreditamos que eles permitem apontar direções para pesquisas futuras.

O leitor foi poupado de muitas informações sobre as características dos dados e os procedimentos adotados para a construção e manipulação das variáveis utilizadas. Médias e modelos estatísticos complexos tiveram seus resultados apenas representados

em forma de quadros com símbolos sobre a significância estatística e a direção dos coeficientes. Boa parte dessas minúcias podem ser encontradas no Apêndice C, ainda que não façamos menção diretas a elas ao longo do texto.

ATRITO E MOBILIDADE ESTUDANTIL EM PESQUISAS EDUCACIONAIS LONGITUDINAIS

Embora o problema de informações ausentes seja comum em pesquisas educacionais nem sempre é possível identificar com clareza sua ocorrência ou forma de tratamento. Por vezes, isso ocorre de maneira implícita ou não intencional, quando pesquisadores assumem sem questionamentos algumas operações de pacotes estatísticos. A maior parte das pesquisas adota métodos de eliminação de casos com informações ausentes ou ignoram as perdas (VINHA; LAROS, 2018, p. 159).

Pesquisas longitudinais apresentam pelos menos duas grandes dificuldades a esse respeito: *o atrito*, ou perda de casos (estudantes); e *a mobilidade estudantil*, ou as trocas de escolas, fenômeno comum na trajetória de formação. A mobilidade estudantil é uma dificuldade em estudos sobre eficácia escolar porque rompe um dos pressupostos básicos para a estimação do efeito escola: uma criança ou jovem precisa estar dentro de um estabelecimento escolar específico para que se estime o seu efeito sobre o aprendizado. Conforme explica Lee (2010, p. 536) sobre o problema em relação às pesquisas de valor agregado ou acrescentado:

De acordo com os estudiosos, as medidas de “valor agregado” de desempenho são definidas por dois elementos-chave. Em primeiro lugar, focam a mudança do desempenho dos alunos de um ano para o outro (o que exige uma avaliação anual de todas as crianças). Em segundo lugar, o crescimento do desempenho do aluno é calculado para cada estudante dentro de determinada escola. Isso poderia ser problemático para as escolas onde a mobilidade de estudantes é elevada, o que ocorre em muitos de nossos [EUA] grandes distritos escolares urbanos. Por exemplo, em Chicago, 40% dos alunos não terminam o ano na mesma escola em que começaram.

Quanto ao atrito, as perdas de informações reportadas nos estudos longitudinais são consideravelmente grandes. Cumming e Goldstein (2016) apresentam procedimentos de imputação para lidar com atrito de casos e não respostas usando dados do estudo longitudinal de jovens australianos (*Longitudinal Study of Australian Youth - LSAY*). De

uma amostra inicial de 14.117 estudantes em 1998, apenas 48,9% ainda permaneciam até a sexta onda do estudo, em 2006.

Alves e Soares (2008, p. 531) apresentam uma pesquisa longitudinal envolvendo 1.194 alunos em 7 escolas em BH, porém menos de 50% destes estiveram presentes nas três ondas, principalmente por mudanças no alunado de um ano para o outro devido a transferências ou retenções. Ferrão e Couto (2013, p. 143-144), por exemplo, identificam uma redução de casos entre a primeira e a última onda em uma análise específica utilizando informações do Geres – Estudo Longitudinal da Geração Escolar 2005: em torno de 50% nos municípios de Belo Horizonte, Campinas e Rio de Janeiro, e 74% em Campo Grande. Em estudo que identifica os mesmos estudantes entre os resultados da Prova Brasil de 2011 e 2015, Ferrão *et. al.* (2018) conseguem acompanhar 1.282.667 alunos de um total de 2.648.342 inicialmente presentes em 2011, ou seja, cerca de 48%. De uma forma geral, as evidências indicaram que a perda não foi aleatória: o atrito ocorreu com maior frequência entre grupos de alunos de menor nível socioeconômico e de menor desempenho esperado. Ou seja, essas perdas de informações podem remeter a desigualdades tradicionalmente encontradas nos estudos em eficácia escolar.

Podemos classificar os tipos de dados ausentes em relação às unidades de análise. Casos ausentes acontecem quando indivíduos (ou outra unidade qualquer) são selecionados para participar de um estudo, mas estão ausentes na coleta de dados, e não fornecem qualquer informação. A não-resposta é outro tipo de dado ausente: variáveis apresentam lacunas quando participantes da pesquisa não respondem a um ou mais itens em um questionário, por exemplo. Ocasões ausentes são mais comuns em estudos longitudinais, quando um participante falta em momentos de coletas progressivas ao longo do tempo. Outra forma de classificação da informação ausente refere-se às variáveis e ao padrão das não respostas. Em um padrão arbitrário, valores ausentes podem ocorrer em uma ou mais variáveis, e para qualquer observação; num padrão univariado, apenas uma variável tem lacunas de informação. Em pesquisas longitudinais, o padrão monótono é mais comum, em que perdas se acumulam ao longo de observações progressivas (VINHA; LAROS, 2018, p. 160-161).

O atrito está associado à discussão sobre a amostragem populacional em pesquisas longitudinais (GOLDSTEIN, *et. al.* 2015). Normalmente, é considerado um problema

inevitável. É muito comum às pesquisas educacionais eliminar todos os casos com informações ausentes (*listwise deletion*), fazer imputações pela média ou utilizar regressões para a substituição de não-respostas. Regressões logísticas multinomiais também são utilizadas para gerar ponderações e restabelecer as proporções relativas da amostra inicial (HECKMAN, 1979; CAMERON, TRIVEDI, 2009, p. 490), para lidar com a perda de casos.

Entretanto, as condições das pesquisas longitudinais impõem dificuldades a esse tipo de abordagem. Entre anos sucessivos, o cálculo dos pesos precisa ser repetido, o que exige ou a escolha de um único ano de referência – geralmente o inicial – ou a geração de vários pesos ano a ano – procedimento que não traduz a natureza longitudinal da informação. Essa característica prejudica a parcimônia dos modelos (CUMMING, GOLDSTEIN, 2016, p. 56). O tratamento dos valores ausentes por métodos de máxima verossimilhança e por imputações múltiplas apresenta a vantagem de substituir não apenas casos ausentes, mas também não-respostas em casos. Um software foi desenvolvido para realização de *imputação multinível múltipla (multilevel multiple imputation)* de casos e de informações ausentes em casos por meio de modelos *Markov chain Monte Carlo* (MCMC), em lugar das ponderações (CARPENTER, GOLDSTEIN, KENWARD, 2011). Os autores afirmam que essa estratégia é mais parcimoniosa e eficiente.

Métodos de estimação e imputação, porém, não são infalíveis. Sua eficiência depende dos propósitos da modelagem estatística visada pelo pesquisador, da quantidade de casos ausentes, e especialmente da origem dos valores ausentes em sua relação com a aleatoriedade ou com os dados observados. Os valores ausentes podem ser completamente ao acaso (*Missing Completely at Random – MCAR*), ausentes ao acaso (*Missing at Random – MAR*) ou ausentes não ao acaso (*Missing not at Random – MNAR*) (VINHA; LAROS, 2018, p. 161-163). Em MCAR, a ocorrência das perdas não tem associação a qualquer variável observada no estudo ou à própria variável que apresenta valores faltantes. Em MAR, as perdas são aleatórias ou independentes pelo menos para a variável com os casos ausentes. Pode haver associação entre as informações ausentes e outras variáveis observadas, mas depois do controle estatístico dessas associações, as ausências na variável de interesse se tornam aleatórias. Por fim, em MNAR, a ocorrência dos dados faltantes está relacionada aos valores da própria

variável de interesse na análise. Como as ausências também se relacionam a valores não observados, esse tipo é mais difícil de lidar. Métodos de máxima verossimilhança e imputação múltipla oferecem bons resultados para os tipos anteriores.

No caso da mobilidade estudantil, as abordagens são diferentes. Estatisticamente, modelos de classificação cruzada (*cross-classified models*) e pertencimento múltiplo (*multiple membership models*) (LECKIE, 2009; CHUNG, BERETVAS, 2012) são utilizados para alterar o tratamento da estrutura de variância, e representar de algum modo o efeito das mudanças sobre os resultados. Comparados aos modelos multinível tradicionais, os resultados desses novos modelos mostram que a importância das escolas é subestimada quando ignoramos o pertencimento múltiplo (mais escolas podem ser analisadas, e isso aumenta a variância do nível das escolas). Esses estudos também reportam que as escolas podem apresentar uma “capacidade” diferente de lidar com as características de seus alunos na entrada, permitindo que alguns grupos alcancem melhores resultados que outros (efeito conhecido na literatura como *eficácia diferencial*) (GOLDSTEIN, BURGESS, MCCONNELL, 2007).¹⁹

Em resumo, consideramos que um dos passos fundamentais em uma pesquisa com informações longitudinais é olhar atentamente para os dados presentes e ausentes, suas relações com variáveis observadas e identificar vieses que possam afetar as estimações. Na seção seguinte, apresentamos a utilização de modelos de regressões logísticas, multinível e convencional, para identificar associações entre o atrito das informações e a mobilidade estudantil, buscando por vieses de seleção nos casos.

Associações entre atrito de informações e mobilidade estudantil

O estudo apresentado nesta seção visa identificar associações entre as perdas de informações no grupo Ponte 2011 e no Avalia BH com a mobilidade dos estudantes durante o mesmo período. Incluímos também um modelo sobre trajetória irregular dos estudantes durante o período de 2010 a 2014 em razão da especialização das escolas em etapas de ensino, fato que poderia influenciar na mobilidade estudantil. Utilizamos modelos lineares hierárquicos generalizados (RAUDENBUSH; BRYK, 2002), também chamados de modelos de regressão logística hierárquica para análise multinível

¹⁹ Entretanto, até onde vai nosso conhecimento, a utilização modelos de pertencimento múltiplo ainda é restrita ao software MLwiN.

(WONG; MASON, 1985) quando as variáveis dependentes foram estudantes excluídos de Ponte 2011, excluídos da trajetória regular, e excluídos do Avalia BH. O objetivo foi testar a hipótese de que as diferenças entre as escolas podem afetar as características de exclusão. Quando a variável dependente foi mudar de escola, utilizamos um modelo logístico convencional (GUJARATI, 2004, p. 595), pela razão de que a mudança de escola dificulta a identificação de um efeito-escola em modelos multiníveis convencionais. As variáveis utilizadas nos modelos estão listadas no quadro 2.

Quadro 2: variáveis utilizadas no estudo.

Variáveis	Descrição / Categoria de referência
Excluído Trajetória Regular	Estudantes que apresentaram distorção idade-série ou progressão entre etapas abaixo do esperado entre os anos de 2010 e 2014. Também foram tratados como excluídos aqueles com informações ausentes para o cálculo da trajetória escolar. A categoria de referência é estudantes com trajetória regular.
Excluído Ponte	Estudantes não encontrados simultaneamente no Censo Escolar e no Avalia BH por meio da tabela de códigos únicos de identificação dos estudantes fornecida pela Smed / BH. A categoria de referência é estudantes no grupo Ponte 2011.
Excluído Avalia BH	Estudantes que não participaram ou não tiveram proficiência em matemática calculada em nenhuma das cinco avaliações do Avalia BH entre 2010 e 2014. A categoria de referência é estudantes que tiveram pelo menos uma observação de proficiência em Matemática entre 2010 e 2014.
Mudou de Escola	Estudantes que mudaram de escola pelo menos uma vez no período entre 2010 e 2014. A categoria de referência é estudantes que permaneceram na mesma escola entre 2010 e 2014.
Excluído Censo Escolar	Estudantes que estiveram ausentes em pelo menos uma das cinco observações do Censo Escolar entre 2010 e 2014. A categoria de referência é estudantes que estiveram presentes em cinco observações do Censo Escolar entre 2010 e 2014.
Nunca respondeu quest. AVALIA BH	Estudantes que não responderam a nenhum questionário do Avalia BH entre 2010 e 2014. A categoria de referência é estudantes que responderam a pelo menos um questionário entre 2010 e 2014.
Etapa (centr. etapa 3)	Etapa do estudante em 2011, centralizada na etapa 3 / 3º ano do ensino fundamental.
Fem	Sexo feminino do estudante. A categoria de referência é estudante do sexo masculino.
Branc	Estudante declarado como branco. A categoria de referência é estudante declarado como pardo.
Pret	Estudante declarado como preto. A categoria de referência é estudante declarado como pardo.
Outra cor / não declarada	Estudante declarado como amarelo, indígena ou cor/raça não declarada. A categoria de referência é estudante declarado como pardo.
Ciclos 1 e 2	Escolas especializadas no atendimento às etapas do 1º e 2º ciclos do ensino fundamental. A categoria de referência é escolas com matrículas nos três ciclos do ensino fundamental.
Outros Ciclos	Escolas com matrículas de variados padrões. A categoria de referência é escolas com matrículas nos três ciclos do ensino fundamental.

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Entre 2010 e 2014 observamos 47,8% de estudantes que se mantiveram em uma trajetória regular perfeita: não apresentaram distorção idade-série em nenhum momento do período, e progrediram de forma adequada à quantidade de observações; 29,7% que tiveram alguma intercorrência identificada foram somados a 22,5% de estudantes que não puderam ter a trajetória calculada em razão de falta de informações para formar a categoria excluídos da trajetória regular.

“Ponte 2011” foi a designação que demos aos estudantes encontrados simultaneamente no Censo Escolar e no Avalia BH por meio da tabela de códigos únicos de identificação dos estudantes fornecida pela Smed / BH. Trata-se de uma informação administrativa que somou 141.671 (83,3%) dos 170.137 matriculados na rede municipal regular de BH em 2011, segundo o Censo Escolar.²⁰ Os demais 28.466 (16,7%) foram chamados de excluídos de Ponte 2011. Os 170.137 estudantes previstos pelo Censo Escolar são também o total da referência para os percentuais citados.

Do total, 66,9% tiveram pelo menos uma observação de proficiência em matemática entre 2010 e 2014 no Avalia BH. Os demais 33,1 % não participaram ou não tiveram proficiência em matemática calculada em nenhuma das cinco ondas do Avalia BH e foram chamados de excluídos do Avalia BH.

O percentual de estudantes que mudaram de escola²¹ pelo menos uma vez no período entre 2010 e 2014 é de 75,4%, conforme informações da trajetória dos alunos no Censo Escolar. Destacamos que essa informação é importante para estudos em eficácia escolar: é difícil falar em um efeito-escola específico de um único estabelecimento sobre o aprendizado dos estudantes quando existe tanta mobilidade estudantil.

Ao todo, poderíamos obter um máximo de 5 observações no Censo Escolar para cada estudante. Essas observações foram contadas e acumuladas por indivíduo: 68% desses estudantes estavam presentes no Censo Escolar, em escolas de Minas Gerais, em todo o período entre 2010 e 2014. Outros 32% foram chamados de excluídos do Censo Escolar, e podem envolver evasão, óbito, mudança de estado ou país durante o período.

Estudantes que responderam a pelo menos um questionário entre 2010 e 2014 no Avalia BH somaram 36%. Os demais nunca responderam a nenhum questionário durante o

²⁰ Para mais informações, ver Capítulo I.

²¹ A mudança foi registrada quando um código de escola era diferente dos demais anos.

período. Essa informação nos interessa porque ela é crucial para a produção de uma medida de NSE para os estudantes.²² Informações sobre os alunos podem apresentar dados ausentes pontualmente em cada edição do Censo Escolar. Para ano de nascimento, sexo e cor/raça, consideramos a informação mais recente (2014) como referência. Quando houve dado ausente, buscamos no ano anterior se houve resposta para a variável. O procedimento foi adotado até completar todas as informações ausentes ou alcançar o fim da série de informações (2010). Para a variável cor/raça, permaneceu uma pequena parcela de informação ausente.²³ Os estudantes estão divididos ao meio segundo sexo, com um leve acréscimo de décimos para os meninos. Temos cerca 62,5% de estudantes pardos, 26,8% de brancos e 10% de pretos; apenas 0,2% de amarelos e indígenas, e 0,5% não declarados. Ano de nascimento foi utilizada para o cálculo da trajetória regular.

Para a variável etapa, centralizamos²⁴ ao início das avaliações do Avalia BH, na etapa 3 / 3º ano. Encontramos aproximadamente 8% dos estudantes em cada uma das etapas, exceto na etapa 6 / 6º ano, em que estão 11% dos estudantes. Permitimos que estudantes da educação infantil continuassem na análise, mas retiramos os estudantes na etapa 9 / 9º ou acima para o ano de 2010 porque poderiam concluir o ensino médio até o fim do período (2014), e confundir os efeitos na análise. Escolas com matrículas nos três ciclos do ensino fundamental acumulam 63,2% dos estudantes nessa análise, enquanto que as especializadas no atendimento às etapas do 1º e 2º ciclos do ensino fundamental e as escolas com matrículas de variados padrões tem cerca de 18,4% das matrículas cada. Essa informação é importante sobretudo no modelo de mudança de escolas, porque a especialização do atendimento (a determinados ciclos / matrículas) pode forçar estudantes a saírem do estabelecimento.

Devido à mobilidade estudantil, era necessário definir um critério objetivo para maximizar o número de casos na análise. À exceção dos modelos de múltiplo

²² Essa análise foi desenvolvida concomitantemente à produção do NSE, apresentado no Capítulo II. Por essa razão, o NSE não foi inserido nos modelos.

²³ No Censo Escolar, o preenchimento das informações dos alunos é de responsabilidade das escolas. O material atual de apoio orienta que um responsável maior de 16 anos da família deve ser consultado a respeito da resposta sobre cor/raça do aluno. Disponível em <<http://inep.gov.br/web/guest/censo-escolar>>. Acessado em 05 de janeiro de 2020. Porém, também é possível que a equipe escolar forneça essa resposta.

²⁴ A centralização nessa variável significa que a etapa 3 assumiu o valor zero, e cada etapa superior assume o valor da diferença em relação a 3 ($x - 3$). Dessa forma, um estudante da etapa 4 assume valor igual a 1, um estudante da etapa 5 assume valor igual a 2 e assim por diante.

pertencimento, a aplicação de modelos multinível exige que o aluno esteja identificado em apenas uma escola. Nessa análise, não foi possível realizar a aplicação de um modelo de pertencimento múltiplo (*multiple membership models*) para os dados (LECKIE, 2009; CHUNG, BERETVAS, 2012).

Para evitar a ambiguidade sobre qual escola teria seu efeito medido, e por quais alunos nela inseridos, decidimos assumir que estudantes que permaneceram por mais tempo em uma mesma escola estiveram apenas nessa escola. Estudantes com apenas uma observação no tempo têm apenas uma escola identificada. Estudantes com duas observações no tempo permaneceram na análise apenas quando seus dois códigos de escola foram iguais. Estudantes com três observações permaneceram na análise quando em dois momentos estiveram na mesma escola, e essa foi assumida como sua única escola. Estudantes com quatro observações permaneceram na análise quando três ou quatro de suas observações foram em uma mesma escola. Estudantes com cinco observações foram admitidos no modelo quando possuíam três ou mais observações em uma mesma escola, e essa foi assumida como sua escola única durante todo período. O quadro 3 ilustra os casos admitidos no modelo. As células marcadas representam casos incluídos na análise, considerados menos ambíguos quanto ao efeito escola. A escola que representa o número máximo de observações foi assumida como a única escola em todo o período entre 2010 e 2014.

Quadro 3: Ilustração para o critério para a identificação de escola única

Número máximo de observações da mesma escola por aluno					
Número de observações por aluno					
	1	2	3	4	5
1					
2					
3					
4					
5					

Fonte: elaboração do autor.

Todas as estimações para as razões de chances foram obtidas por meio do software STATA 14.0. Os resultados completos dos modelos de regressão estão no Apêndice C. O quadro 4 resume a significância estatística e o sentido dos coeficientes, e a resposta para a questão sobre a influência das diferenças entre as escolas nas variáveis de exclusão, no caso dos modelos multinível. Quando um estudante não está incluído em Ponte 2011, necessariamente não podemos identificar suas informações no Avalia BH, nem em testes ou em questionários. Por essa razão, sinalizamos com “não se aplica” (NA) o encontro dessas variáveis. Os demais NA sinalizam que a variável dependente de um modelo não pode ser utilizada como independente no mesmo modelo. Também sinalizamos que o modelo com mudança de escola não pode ter resultado multinível para o efeito das escolas.

Podemos observar que as exclusões se reforçam mutuamente: exclusão do Censo Escolar foi a única variável significativa e positiva em todos os modelos, e estudantes que nunca responderam aos questionários também reforçam a mesma tendência, na maior parte dos resultados. A primeira exceção é o resultado de que os alunos excluídos de Ponte 2011 tendem a ter mais chance de ter uma trajetória regular. A segunda exceção é o fato de que excluídos da trajetória regular tenham menores chances de mudar de escola mesmo depois de controlada a especialização por ciclos.

As características individuais não parecem ter um padrão claro nas associações dos modelos. As meninas têm menos chances que meninos de serem excluídas da trajetória regular, porém mais chances de serem excluídas em nossa análise, por meio do grupo Ponte 2011, e no Avalia BH. Quanto à cor/raça, os brancos mostram vantagens ao ter menores chances que pardos para serem excluídos da trajetória regular e do banco Ponte 2011. A única relação estatisticamente significativa para pretos informa que esse grupo tem maiores chances que pardos de serem excluídos da trajetória regular. Outra cor / cor não declarada parece ter um efeito que também reforça a tendência das exclusões.

A especialização no primeiro e segundo ciclos foi a única variável que sinalizou consistentemente estar menos associada com as exclusões e também com a mudança de escolas.

Em todas as variáveis dependentes analisadas por modelos multinível, houve significância estatística para a variância dos resultados no nível das escolas, indicando que diferenças entre elas afetam os resultados de exclusões em Ponte 2011, em trajetória regular e em avaliações no Avalia BH. Nesse caso, é plausível supor que as escolas contribuem, em parte, para as exclusões aqui analisadas.

Quadro 4: Resumo das associações as variáveis de exclusão e a mudança de escola

Variável dependente Variáveis independentes	Modelo Logístico Multinível			Modelo Logístico Comum
	Excluídos Trajetória Regular	Excluídos Ponte 2011	Excluídos Avalia BH	Mudança de Escola
Excluídos Trajetória Regular	NA	▲	▲	▼
Excluídos Ponte 2011	▼	NA	NA	▲
Excluídos Avalia BH	▲	NA	NA	▲
Mudou de Escola	▼	▲	▲	NA
Excluído Censo Escolar	▲	▲	▲	▲
Nunca respondeu quest. Avalia BH	▲	NA	▲	▲
Etapa (centr. etapa 3)	▲	▼	▼	▲
Fem	▼	▲	▲	●
Branc	▼	▼	●	▲
Pret	▲	●	●	●
Outra cor / não declarada	▼	▲	▲	▲
Ciclos 1 e 2	▼	●	▼	▼
Outros Ciclos	●	▲	▲	▼
Efeito-escola significativo?	Sim	Sim	Sim	NA

▲ – Efeito significativo e positivo

▼ – Efeito significativo e negativo

● – Efeito não significativo

NA – Não se aplica

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

A Proficiência em Matemática para os estudantes encontrados e não encontrados em Ponte 2011

Para completar a análise do atrito, observamos se os estudantes banco de dados Ponte 2011 têm proficiência diferente dos demais participantes do Avalia BH. Para essa análise, foi necessário considerar apenas aqueles com proficiência calculada no Avalia BH em cada onda de avaliação. Acompanhamos aqueles inicialmente designados como Ponte 2011 por meio dos códigos únicos, e calculamos a média desse grupo em relação a todo os demais avaliados. A quantidade de avaliados dentro do grupo Ponte 2011 reduz progressivamente até 2014, de 85.891 em 2011 para 49.499 em 2014, enquanto o número de não encontrados aumenta de 3.667 em 2011 para 27.952 em 2014. As diferenças entre as médias de proficiência em matemática foram calculadas no software IBM SPSS 20. O quadro 5 representa a significância estatística e o sentido das diferenças entre médias calculadas para os dois grupos, por etapa de ensino e ano da avaliação. Resultados completos podem ser observados no Apêndice C.

Podemos notar dois grandes grupos dentro do quadro 5: o primeiro, de tendência de diferenças entre médias estatisticamente significativas e inferiores para os demais participantes do Avalia BH, predominando até a etapa 6 / 6º ano; o segundo, de *indiferenças*: não há significância estatística para as diferenças entre médias, predominando tal tendência a partir da etapa 7 / 7º ano.

Quadro 5: Síntese dos testes de independência entre as médias dos grupos presente e ausente no monitoramento administrativo da Smed/BH em 2011.

Ano	Etapa						
	3	4	5	6	7	8	9
2010	▼	▼	●	▲	▼	▼	▲
2011	●	▼	▼	●	▼	●	●
2012	●	▼	▼	▼	●	●	▼
2013	▲	●	▼	▼	●	●	▼
2014	▲	▲	●	▼	●	●	●

▲ – Médias estatisticamente diferentes e superiores para outros participantes do Avalia BH (\neq Ponte 2011)

▼ – Médias estatisticamente diferentes e inferiores para outros participantes do Avalia BH (\neq Ponte 2011)

● – Médias estatisticamente iguais (sem significância para a diferença)

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH, Caed/UFJF.

O resultado mais importante do quadro 5 indica que o grupo presente em Ponte 2011 tende a ter média de proficiência em matemática superior em relação aos demais participantes da avaliação para as etapas iniciais do ensino fundamental (até a etapa 6 / 6º ano), mas essa tendência não predomina nas etapas finais (a partir da etapa 7 / 7º ano). Para o estudo do atrito, são indícios de que não houve perda de informações completamente ao acaso (MCAR), pelo menos para os ciclos iniciais. O padrão parece do tipo monótono de perdas, que se acumulam ao longo do tempo.

Imputação das informações ausentes dos estudantes²⁵

Decidimos utilizar um modelo de imputação das informações ausentes dos alunos para lidar com os vieses apresentados acima. A imputação não foi escolhida como uma forma de analisar os resultados, mas como um procedimento para melhorar as estimativas da tendência de aprendizado dos estudantes, a ser desenvolvida no capítulo seguinte. Optamos por uma imputação múltipla, que consiste em repetidas substituições dos valores ausentes por valores obtidos a partir da simulação da distribuição

²⁵ O procedimento de imputação foi realizado quando a medida de NSE, descrita no capítulo anterior, já estava pronta. Portanto, essa seção difere um pouco das apresentadas anteriormente. Na prática, ela adianta informações importantes para a compressão dos modelos analisados no capítulo posterior. Mantivemos aqui sua apresentação pela proximidade com a discussão implementada no presente capítulo.

condicional de probabilidade, tendo como resultado múltiplas versões do banco de dados (VINHA; LAROS, 2018, p. 169).

Utilizamos como referência o trabalho de Ferrão e Prata (2019). Em primeiro lugar, testamos a hipótese de MCAR por meio da utilização do pacote “BaylorEdPsych”, no software R. Em seguida, no mesmo software, utilizamos o pacote “mi” para obter imputações múltiplas. O pacote “mi” oferece funções de imputações de valores ausentes (*missing values*) “em uma estrutura bayesiana aproximada” (SU; GOODRICH; KROPKO, 2015).

Assumimos que a população de 141.671 estudantes simultaneamente identificados no Censo Escolar e no Avaliação BH (Ponte 2011) deveria estar presente em todos os momentos entre 2010 e 2014. Portanto, ignoramos os acréscimos de casos dos anos subsequentes à fonte (2011), e mantivemos lacunas (dados ausentes) em todos os momentos do tempo em que o mesmo aluno desse grupo 141.671 não esteve presente.

O teste da hipótese de dados ausentes completamente aleatórios (MCAR) foi aplicado a todas as variáveis que também constaram na imputação, ainda que nem todas tivessem dados ausentes. As informações sobre o número de casos ausentes das variáveis inseridas na análise constam na tabela 3.

Um alerta sobre os resultados da imputação múltipla: nas tabelas 3 a 8, reportamos as descrições automaticamente fornecidas pelo pacote. Os comandos executaram a seguinte atividade: três diferentes ensaios para cinco ondas de observações (entre 2010 e 2014) ao conjunto de 141.671 casos, como se eles estivessem presentes em todas as ondas. Ou seja, as tabelas chegam a somar 2.125.065 ($= 5 \text{ ondas} * 3 \text{ ensaios} * 141.671 \text{ casos}$). Por essa razão, as tabelas a seguir apresentam valores fora do que já foi descrito sobre o sistema; porém não há nenhum equívoco. Trata-se apenas de uma forma padronizada pelo pacote para a reportagem das informações.

Tabela 3: Variáveis inseridas na análise MCAR

	N (ausente)	% (ausente)
Ano	0	0.0%
Ano de nascimento do estudante	0	0.0%
Sexo	0	0.0%
Etapa	122134	17.2%
Distorção idade-série	122134	17.2%
Progressão	130611	18.4%
Turno	320069	45.2%
Proficiência em Matemática	367264	51.8%
NSE	467299	66.0%

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Inep; Avalia BH 2010 a 2014, Caed/UFJF; Smed/BH, 2011.

O teste identificou 19 padrões diferentes de dados ausentes e informou que a hipótese nula de dados ausentes distribuídos completamente ao acaso (MCAR) deve ser rejeitada, conforme indica o valor das estatísticas de qui-quadrado e do p valor (FERRÃO; PRATA, 2019). Nesse caso, é preciso assumir que as informações ou são ausentes ao acaso (MAR) ou não são ausentes ao acaso (MNAR).

Tabela 4: Estatísticas de resultados da análise MCAR

Teste Qui-quadrado	379782.2
Graus de liberdade	108
p valor	0.000
Padrões de dados ausentes	19

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Inep; Avalia BH 2010 a 2014, Caed/UFJF; Smed/BH, 2011.

Em seguida, foi necessário definir a quantidade e o tipo das variáveis presentes no procedimento de imputação. Seguindo a orientação de Vinha e Laros (2018, p. 178-179), acrescentamos as variáveis de ano de nascimento e sexo do estudante como auxiliares, acreditando que sua presença ajuda a produzir estimações de coeficientes com maior precisão. É importante destacar que o procedimento é altamente exigente para com os computadores, e consome muito tempo para sua concretização, a depender da quantidade de informações, de variáveis e do tipo de modelo utilizado para cada variável (FERRÃO; PRATA, 2019). Quanto maior a quantidade de variáveis categóricas, mais demorado é o processo de imputação. Para agilizar o procedimento, reduzimos os número de variáveis ao máximo possível (já listadas na tabela 3) e definimos que a variável ano de nascimento poderia ser tratada como contínua. Também

foi necessário informar que a variável turno assume categorias não ordenadas. Dessa forma, etapa, distorção idade-série e progressão, foram tratadas em modelos logit ordenados, e turno em modelo logit não-ordenado. A proficiência em matemática e o NSE foram padronizadas e estimadas em modelos lineares.²⁶

O procedimento manteve uma grande similaridade entre o percentual do total de casos imputados e o percentual do total de casos observados para as etapas entre o 3º e o 9º ano do ensino fundamental. Nesse grupo, o percentual imputado nunca foi maior do que o percentual observado. Cerca de 19% do total de dados ausentes seriam relativos a estudantes da educação infantil, e outros 11,5% como pertencentes às etapas 1 e 2 do ensino fundamental. Também mostrou que quase 7% deles se referem ao ensino médio (tabela 5).²⁷

Tabela 5: Casos observados e imputados para a variável etapa de ensino

Etapa		Observado	Imputado	% Observado	% Imputado
Educação Infantil		107259	68747	6.1%	18.8%
	Etapa 1	82362	20861	4.7%	5.7%
Ciclo 1	Etapa 2	112920	21380	6.4%	5.8%
	Etapa 3	161880	30296	9.2%	8.3%
	Etapa 4	166563	30454	9.5%	8.3%
Ensino Fundamental	Ciclo 2 Etapa 5	186807	31668	10.6%	8.6%
	Etapa 6	211713	36940	12.0%	10.1%
	Etapa 7	200037	35832	11.4%	9.8%
Ciclo 3	Etapa 8	197055	36268	11.2%	9.9%
	Etapa 9	148221	28894	8.4%	7.9%
Ensino Médio	1ª série EM	109095	16084	6.2%	4.4%
	2ª série EM	51486	6700	2.9%	1.8%
	3ª série EM	23265	2278	1.3%	0.6%
Total		1758663	366402	100.0%	100.0%

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Inep; Avalia BH 2010 a 2014, Caed/UFJF; Smed/BH, 2011.

Confirmando as expectativas de que os estudantes com informações ausentes são também aqueles que tendem a ter uma trajetória escolar irregular, os resultados da

²⁶ Solicitamos ao software o uso de 10 iterações para a produção de apenas 3 cadeias (ensaios). O pacote oferece um resumo das médias variáveis, comparando os resultados entre as três cadeias para casos observados e imputados. As médias foram muito semelhantes entre si.

²⁷ Utilizamos essas informações posteriormente para selecionar estudantes que, em 2010, estavam identificados nas etapas avaliadas pelo Avalia BH. Dessa forma, acreditamos que a imputação também auxiliou o estudo a manter seu foco de interesse apenas nos estudantes pertinentes para a estimação do aprendizado em matemática.

imputação para a variável distorção idade-série mostram que um maior percentual de estudantes com distorção é altamente provável para estudantes sem informações no banco de dados. Cerca de 52% dos estudantes com dados ausentes tiveram como informação imputada alguma distorção idade série, enquanto que no grupo observado, esse percentual é inferior a 30%.

Tabela 6: Casos observados e imputados para a variável distorção idade-série

Distorção Idade-série	Observado	Imputado	% Observado	% Imputado
0	1289019	177221	73.3%	48.4%
1	317640	112295	18.1%	30.6%
2	107805	41338	6.1%	11.3%
3	44199	35548	2.5%	9.7%
Total	1758663	366402	100.0%	100.0%

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Inep; Avalia BH 2010 a 2014, Caed/UFJF; Smed/BH, 2011.

A trajetória escolar mais provável para os estudantes com informações ausentes tende a ser irregular. Enquanto que, no acumulado do período de 2010 a 2014, observamos 11,1% de estudantes que realizam quatro progressões, e, portanto, apresentam uma trajetória regular, apenas 5% das informações ausentes foram consideradas na mesma condição. Quase 38% dos estudantes com informação ausente não progrediram de etapas durante o período de análise.

Tabela 7: Casos observados e imputados para a variável progressão

Progressão	Observado	Imputado	% Observado	% Imputado
0	494475	148022	28.5%	37.8%
1	397257	123195	22.9%	31.4%
2	359235	68298	20.7%	17.4%
3	289905	32993	16.7%	8.4%
4	192360	19325	11.1%	4.9%
Total	1733232	391833	100.0%	100.0%

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Inep; Avalia BH 2010 a 2014, Caed/UFJF; Smed/BH, 2011.

A substituição dos valores ausentes resultou em uma distribuição muito parecida à observada para a variável turno. Ainda assim, é possível notar que a proporção de estudantes considerados do turno noturno ou integral é maior no grupo que teve suas informações imputadas.

Tabela 8: Casos observados e imputados para a variável Turno

Turno	Observado	Imputado	% Observado	% Imputado
manhã	682998	564079	58.6%	58.7%
tarde	460407	361547	39.5%	37.7%
noite	20784	25808	1.8%	2.7%
integral	669	8773	0.1%	0.9%
Total	1164858	960207	100.0%	100.0%

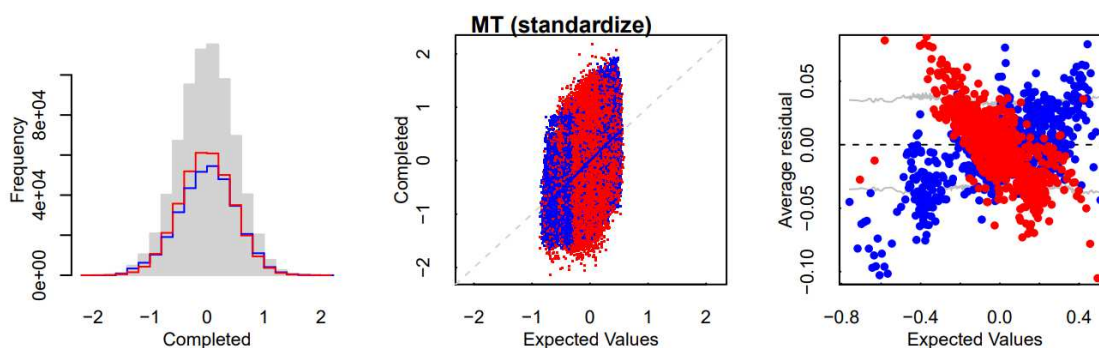
Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Inep; Avalia BH 2010 a 2014, Caed/UFJF; Smed/BH, 2011.

A distribuição dos casos imputados (cerca de 50% do total de ondas) teve valores mais extremos que aquela para os observados, embora não seja possível notar diferenças nítidas na dispersão segundo os valores de separação entre os quartis. O gráfico 16 ilustra uma leve concentração dos casos imputados (em vermelho) um pouco abaixo da distribuição dos casos observados (em azul). Vemos também que a tendência de dispersão dos resíduos em relação aos valores esperados é semelhante entre as distribuições.

Tabela 9: Distribuição da variável Proficiência em Matemática para as informações observadas e imputadas

Proficiência em Matemática (padronizada)	Mínimo	Primeiro quartil	Mediana	Média	Terceiro quartil	Máximo
Imputada	-2.14	-0.32	0.00	-0.01	0.32	2.18
Observada	-1.65	-0.33	0.02	0.00	0.34	1.93

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Inep; Avalia BH 2010 a 2014, Caed/UFJF; Smed/BH, 2011.

Gráfico 16: Distribuição da frequência de valores observados e esperados para informações observadas (azul) e imputadas (vermelho) para a variável Proficiência em Matemática

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Inep; Avalia BH 2010 a 2014, Caed/UFJF; Smed/BH, 2011.

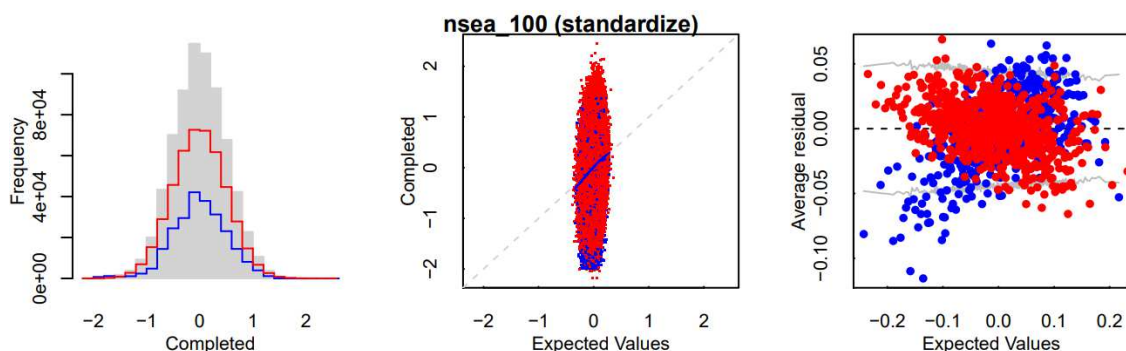
A substituição de informações para a variável NSE também apresentou valores mais extremos e poucas diferenças nítidas em relação à distribuição (tabela 10). Tanto nos valores de separação para os quartis quanto na visualização do gráfico 17, identificamos praticamente o mesmo padrão de dispersão em ambos os grupos, imputado e observado.

Tabela 10: Distribuição da variável NSE para as informações observadas e imputadas

NSE (padronizada)	Mínimo	Primeiro quartil	Mediana	Média	Terceiro quartil	Máximo
Imputada	-2.30	-0.34	0.00	0.00	0.33	2.44
Observada	-1.99	-0.32	0.00	0.00	0.34	1.36

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Inep; Avalia BH 2010 a 2014, Caed/UFJF; Smed/BH, 2011.

Gráfico 17: Distribuição da frequência de valores observados e esperados para informações observadas (azul) e imputadas (vermelho) para a variável NSE



Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Inep; Avalia BH 2010 a 2014, Caed/UFJF; Smed/BH, 2011.

CONSIDERAÇÕES

As perdas de informações são um problema importante em estudos longitudinais. Também chamadas de atrito, ameaçam estimações precisas para os fatores associados à eficácia escolar. Quando essas perdas não ocorrem completamente ao acaso (MCAR), é preciso avaliar formas de tratar as informações ausentes. Outra maneira de perder informações em estudos de eficácia escolar está associada à mobilidade estudantil. Sem poder determinar uma única escola para associar ao nível superior de análise, modelos hierárquicos ou multinível convencionais não conseguem estimar o efeito-escola. Alternativas mais sofisticadas para lidar com esses problemas estão disponíveis, porém a sua utilização ainda é rara.

Tentamos, na discussão desse capítulo, lidar com dificuldades geradas pela perda de informações em pesquisas longitudinais. Buscamos relacionar variáveis com dados ausentes a características individuais e escolares, para identificar associações e tendências que elucidassem padrões nessas perdas. Especialmente nos interessam as perdas de informações em relação aos estudantes do grupo chamado de Ponte 2011, porque é com as suas informações que poderemos, no próximo capítulo, estimar tendências de crescimento no aprendizado.

Na análise sobre o atrito e a mobilidade dos estudantes, identificamos relações que sinalizam para tendências de exclusão que se reforçam mutuamente. A exclusão no Censo Escolar acompanha as exclusões nas informações de Ponte 2011, do Avalia BH e da trajetória regular, e a não resposta aos questionários também o faz, na maior parte dos resultados. Estudantes excluídos de Ponte 2011 com maiores chances de ter uma trajetória regular é um resultado desafiante, porém de algum modo favorável à nossa análise. Podemos imaginar que vieses nas estimações da tendência de aprendizado em função de um menor número de estudantes com trajetórias irregulares é pouco provável. Como a lista dos estudantes de Ponte 2011, que dá origem às nossas análises, é um dado administrativo, seria razoável esperar que a Smed/BH acompanhe estudantes com trajetórias irregulares e que precisam de apoio administrativo.²⁸

Mudar de escola está associado a menores chances de ter uma trajetória irregular, mesmo quando os gargalos de matrículas dentro do sistema de ensino foram controlados. Esse resultado reforça a importância da linha de pesquisas sobre a relação entre famílias e escolas (ROMANELLI; NOGUEIRA; ZAGO, 2013). Há indícios de que as decisões das famílias pesam na escolha dos estabelecimentos da trajetória escolas dos alunos, mesmo com as fortes restrições do cadastro distrital em Belo Horizonte (COSTA, et. al., 2013, p. 154-156). Outros aspectos também concorrem para essas mudanças, como a dinâmica econômica da capital em relação à metrópole, e sua associação com fluxos migratórios em busca dos terrenos mais valorizados. Os imigrantes recentes têm maior média de anos de estudo que imigrantes antigos e que os nascidos na capital (CAMPOS; RIGOTTI; CERASO, 2006). A procura por

²⁸ Reforça essa hipótese o fato de que o banco de dados veio acompanhado da identificação de estudantes incluídos em programas escolares e sociais diversos, mostrando que políticas públicas associadas aos alunos são monitoradas pela Smed/BH sistematicamente. Em trabalhos futuros, pretendemos utilizar essas informações para testar a eficácia de políticas no sistema de ensino.

oportunidades econômicas e moradia dentro da capital tem impacto nas trocas de escolas.

Características individuais apresentaram resultados coerentes e esperados, como a desvantagem de pretos e a vantagem de brancos em relação à trajetória regular, mas de um modo geral não parecem ter um padrão claro nos diferentes modelos. Porém, se contempladas juntamente com as associações mostradas entre as perdas de informações e as diferenças nas médias de proficiência, temos a percepção de que o termo “exclusões” pode se referir a padrões de desigualdades escolares mais profundas e amplamente documentadas na literatura acadêmica sobre o tema.

Encontramos indícios de que as diferenças entre escolas ajudam a explicar o atrito das informações. Não é um resultado surpreendente. As escolas tanto informam sobre as variáveis que buscamos medir, no Censo Escolar e no Avalia BH, quanto produzem os resultados por meio dos processos de ensino, no caso das trajetórias escolares. É razoável reforçar uma vez mais sua importância para a qualidade das pesquisas em eficácia escolar: as contribuições acadêmicas dependem diretamente do fornecimento de informações com exatidão e rigor. Também encontramos reservas para estudos em eficácia escolar com dados longitudinais que dependem apenas dos modelos multinível convencionais: é difícil falar em um efeito escola se a mobilidade estudantil é tão alta. Esse fato exige uma grande reserva na interpretação da importância das escolas para o atrito de informações. É altamente aconselhável, nesse caso, a utilização de modelos de pertencimento múltiplo (LECKIE, 2009; CHUNG; BERETVAS, 2012).

As diferenças entre as médias de proficiência para estudantes em Ponte 2011 e para os demais participantes do Avalia BH reforçam a hipótese de que as perdas de informações não são completamente aleatórias (MCAR). Há uma tendência de que o desempenho dos estudantes dentro do grupo Ponte 2011 seja melhor em relação ao dos demais participantes do Avalia BH, para o mesmo período e mesma etapa. Simultaneamente, isso contraria nossa expectativa de que a informação administrativa oferecida pela Smed/BH se concentre nos estudantes desfavorecidos. Talvez o critério siga mais pelos aspectos externos às escolas, ou por aqueles menos diretamente relacionados ao desempenho.

Finalmente, a hipótese de dados ausentes completamente aleatórios (MCAR) foi descartada pela análise de imputação. Nesse caso, a aplicação do procedimento é altamente aconselhável (VINHA; LAROS, 2018). Estudantes com informações ausentes apresentaram como resultados mais prováveis maior distorção-idade série, trajetória de repetências, e uma distribuição de proficiência levemente mais concentrada abaixo da média. A imputação também representou um enorme ganho nas informações de NSE disponíveis para outras análises. Em relação à dispersão das informações ausentes para proficiência e NSE, o procedimento obteve resultados muito semelhantes aos dados observados.

Sabemos que os resultados aqui apresentados não são definitivos para responder às questões propostas. No caso da análise das exclusões, por exemplo, os fenômenos foram abordados por meio de regressões logísticas, mas segundo as orientações de Singer e Willett (2003, p. 305-307), são questões que se aplicam aos critérios do *se e quando* os eventos ocorrem. Nesse caso, é recomendável considerar o uso de modelos de análise de sobrevivência para verificar os mesmos efeitos. *Structural Equations Models* ou *Simultaneous Equations Models* – SEM (CAMERON; TRIVEDI, 2009, p. 23; GUJARATI, 2004, P. 715) também devem ser considerados para o estudo, pois é possível que exista uma mútua influência entre as variáveis de exclusão, e vários modelos seriam necessários para representar a interdependência entre as variáveis. As diferenças entre as médias são um recurso parcimonioso e simples, mas não exploram todo o potencial de informações longitudinais. No caso do tratamento das informações ausentes, técnicas de máxima verossimilhança são uma alternativa (VINHA; LAROS, 2018). Mas em função do tempo computacional demandado pela análise, é preciso considerar abordagens com menor exigência técnica, em favor do ganho com viabilidade para o desenvolvimento de novas pesquisas.

CAPÍTULO IV – EFICÁCIA ESCOLAR E APRENDIZADO: O USO DE INFORMAÇÕES LONGITUDINAIS PARA MODELOS DE CRESCIMENTO

O objetivo desse capítulo é estimar o efeito das escolas da rede municipal de BH sobre o aprendizado em matemática entre os anos de 2010 e 2014 para o grupo de estudantes da Ponte de 2011 entre a etapa 3 / 3º ano e a etapa 9 / 9º ano. Utilizamos curvas de crescimento (SINGER; WILLETT, 2003) em modelos hierárquicos de três níveis (RAUDENBUSH; BRYK, 2002), agrupando resultados dos testes de proficiência de ondas do Avalia BH (nível 1) em estudantes (nível 2), e estes em escolas (nível 3). A dimensão abstrata do tempo, nesse modelo, encontra-se na progressão por etapa. O efeito das escolas foi estimado por meio do Coeficiente de Correlação Intraclasse (CCI). Um conjunto de modelos analíticos foi ajustado passo a passo de modo a analisar as alterações na partição da variância e possíveis alterações nos coeficientes. Os grupos com informações apenas de casos válidos (exclusão de casos listwise) e com o total das informações (combinando casos válidos e imputações) foram comparados como representantes de cenários de sistemas educativos mais e menos excludentes, dadas as características que apresentaram nos resultados do capítulo anterior.

Para oferecer um panorama do campo de pesquisas em eficácia escolar, apresentamos brevemente, antes da análise dos modelos, a produção nacional e internacional, focando em pesquisas com uso de dados longitudinal no Brasil que auxiliaram na realização desse trabalho. Enfatizamos, de maneira menos técnica e mais compreensiva, especificidades dos modelos hierárquicos ou multinível. Discutimos diferentes maneiras de medir o efeito das escolas, e também algumas polêmicas geradas por medidas de eficácia escolar em suas aplicações em políticas públicas.

Concluimos o capítulo estabelecendo um diálogo entre nossos resultados, teorias dominantes no campo da educação e resultados de outros trabalhos em eficácia escolar. Apontamos também algumas limitações importantes, que podem balizar melhores interpretações sobre os resultados e apontar futuras direções para a pesquisa.

PESQUISAS EM EFICÁCIA ESCOLAR

Uma escola eficaz tem sido definida na literatura como aquela em que seus estudantes aprendem mais do que é esperado quando se considera seu nível de entrada ou diagnóstico inicial. Uma escola eficaz, portanto, acrescenta mais aos resultados dos estudantes, quando comparada com outras escolas com estudantes em níveis iniciais semelhantes (SAMMONS; BAKKUM, 2011, p. 11). Não se trata de definir “boas” *versus* “más” escolas. A linha de pesquisas em eficácia escolar foca deliberadamente em aproximar-se dos fatores escolares que permitem atingir objetivos educacionais, mensurados de forma clara e específica, tais como o progresso cognitivo, social e/ou afetivo dos estudantes (SAMMONS, 2007).

Algumas questões de estudo são consideradas fundamentais, e diretamente relacionadas a essa linha de pesquisas. O tema da *estabilidade* procura relacionar quando uma escola considerada eficaz no momento “ano 1” permanece eficaz no momento “ano 1 + x”. Estudos de *escopo* se preocupam em identificar quando uma escola considerada eficaz nas etapas finais também é eficaz nas etapas intermediárias ou iniciais. Quando uma pesquisa avalia a eficácia das escolas a respeito de diferentes conteúdos ou disciplinas, trata-se de uma questão de *consistência*. O tema da *eficácia diferencial* diz respeito a quando as escolas são eficazes em algum aspecto tanto para estudantes em baixo ou alto nível socioeconômico. Estudos que se preocupam com fatores no controle da organização escolar que podem interagir com efeitos de composição social; e aqueles preocupados com na medida em que o efeito de uma escola pode ser explicado pelo efeito das turmas também abordam temas fundamentais ao campo de pesquisas (SCHEERENS, 2013, p. 2).

A linha de pesquisas é ampla, sua produção, extensa; e existem muitos esforços de sistematização²⁹, de tal forma que a tradição de pesquisas está consolidada nacional e

²⁹ Não faz parte da nossa proposta uma revisão exaustiva da literatura. Indicamos algumas referências que abordam em diferentes momentos. Forquin (1995) abordou a sociologia da desigualdade escolar, um campo que antecedeu a literatura em eficácia escolar pouco antes da década de 1960 até o início década de 1980. Bressoux (2003) abordou o início da eficácia escolar, próximo à década de 1980 até o início dos anos 1990, despontar das condições conceituais e computacionais necessárias aos modelos hierárquicos ou multinível. Teddlie e Reynolds (2000) também se concentraram na literatura entre 1960-1980, mas abordaram o contexto de produção dos EUA, Reino Unido, Holanda e Austrália. Scheerens (2004) realizou uma extensiva meta-análise até o início dos anos 2000. No Brasil, Franco *et. al.* (2003) realizaram uma revisão teórica dessa literatura, de modo a subsidiar a construção dos instrumentos de coleta de informações dos estudantes, professores e diretores nos testes do Saeb. Brooke e Soares (2008) apresentam uma coletânea de textos considerados fundamentais para a compreensão do campo de

internacionalmente (BROOKE; SOARES, 2008). Já na década de 1980 foi possível fundamentar com resultados empíricos alguns dos principais fatores da organização escolar que influenciam no aprendizado dos estudantes. Aspectos de eficácia instrucional, relacionados a atividades pedagógicas e práticas dos professores, apresentaram indícios de maior impacto sobre o aprendizado do que os aspectos de eficácia escolar, relacionados à organização e funcionamento da escola em conjunto (BRESSOUX, 2003), ainda que esses últimos também tenham se mostrado relevantes.

Um conjunto de processos está associado à eficácia de maneira recorrente em uma ampla gama de estudos: liderança, ensino estruturado, foco permanente no aprendizado, uma cultura escolar positiva, altas expectativas de desempenho para todos (estudantes e quadro administrativo escolar), ênfase em direitos e responsabilidades, monitoramento dos progressos em todos os níveis (aluno, turma e escola), desenvolvimento das competências profissionais do quadro administrativo e envolvimento parental (TEDDLIE; REYNOLDS, 2000). Por outro lado, a identificação de escolas não eficazes é diferente: não significa a mera ausência dos fatores de eficácia ou uma imagem invertida das escolas eficazes. Estão relacionados à ineficácia escolar abordagens inconsistentes do currículo e da prática de ensino em sala de aula; baixas expectativas com relação ao desempenho de estudantes desprivilegiados (baixo nível socioeconômico), grande ênfase em supervisão e comunicação sobre rotinas, pouca interação entre professor e alunos e pouco envolvimento dos estudantes com sua própria atividade escolar (SAMMONS, 2007). A produção nesse campo de pesquisas tem atuado como referência para examinar e analisar a qualidade da educação por meio de indicadores (MAYER *et. al.*, 2000), bem como orientar a construção de instrumentos com essa finalidade, de modo a subsidiar políticas públicas voltadas para o aprimoramento dos sistemas de ensino (FRANCO, *et. al.* 2003).

Críticas à pesquisa no campo podem ser resumidas a três diferentes elementos: sua natureza político-ideológica, suas limitações teóricas e suas falhas metodológicas. Do ponto de vista político-ideológico, as críticas se concentram na proximidade entre a agenda de pesquisas no campo e os interesses e preocupações dos governos com

pesquisas. Dentre eles, destacamos o artigo de Alves e Franco, especialmente voltado para sintetizar a linha de pesquisas em eficácia escolar no Brasil (BROOKE; SOARES, 2008, p. 482). Para uma atualização do mesmo tema, ver Karino e Laros (2017). Porém, é preciso ressaltar que essas referências, embora importantes, não esgotam o tema.

sistemas educacionais, de tal modo que a orientação predominante teria critérios outros que os propriamente científicos. Argumentam também que pesquisadores questionam-se pouco em relação às implicações morais e políticas de seus próprios trabalhos. A objetividade das pesquisas seria limitada, em parte pela falta de crítica da orientação político-ideológica, e em parte por não assumir um debate explícito sobre os limites daquilo que concerne à escolarização formal (LUYTEN; VISSCHER; WITZIERS, 2005, p. 251-253).

As bases teóricas utilizadas na seleção e operacionalização das variáveis nos estudos da linha de pesquisas em eficácia escolar têm sido criticadas. Por um lado, os estudos são acusados de carecer de orientações teóricas explícitas, com formulações vagas a respeito de “fatores associados”, sem expressar claramente como estes se relacionam. Quando modelos analíticos delineiam relações causais diretas e indiretas, raramente medem as relações indiretas. Argumenta-se que os fatores estão correlacionados, porém os modelos se preocupam apenas em identificar efeitos individuais, em uma perspectiva muito linear. Por outro lado, critica-se a ênfase em busca de correlações estatísticas, e o domínio no uso de informações disponíveis ou de fácil acesso ao invés da construção de pesquisas que utilizem medidas sobre o processo de aprendizagem, inclusive de natureza qualitativa. Sobretudo, em razão da utilização de informações transversais, fala-se sobre a associação ou correlação, mas pouco a respeito de causalidade (idem, p. 254-257).

Sobre as falhas metodológicas, as críticas se concentram nas comparações relativas entre escolas, sem uma referência normativa ou precisa sobre o que é a eficácia. Em razão de utilizar estudos que comparam escolas (e os resultados dependem diretamente de quais escolas entraram na análise), é possível que uma homogeneidade grande entre as escolas prejudique a observação de diferenças. Também é possível que, as diferenças, quando existem sejam baseadas em diferenças entre escolas, mas não necessariamente causadas por diferenças entre as escolas, no sentido de que as escolas não controlam as fontes dessas diferenças (idem, p. 260-261). As críticas também argumentam que a ênfase em estudos transversais torna a pesquisa fragmentada, e os estudos longitudinais, quando disponíveis, avaliam um período de tempo relativamente curto ou mínimo para fazer afirmações relevantes sobre transformações estruturais nos sistemas de ensino.

O Brasil se insere no âmbito das pesquisas em eficácia escolar por meio de pesquisas nacionais e internacionais. No contexto global, participa de experiências internacionais envolvendo estudos comparativos sobre sistemas educacionais. É o caso dos estudos promovidos pela Oficina Regional de Educação para a América Latina e Caribe (Unesco/Orealc), do Programa Internacional de Avaliação de Alunos (Pisa), e da Pesquisa Internacional sobre Ensino e Aprendizagem (Talis), as duas últimas realizadas pela Organização para Cooperação e Desenvolvimento Econômico (OCDE). Nacionalmente, as principais fontes secundárias para estudos sobre o sistema educacional são o Censo demográfico do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), a Pesquisa Nacional por Amostra de Domicílios (Pnad), as informações do Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (Inep), dentre elas o Censo Escolar, a Prova Brasil e o Saeb.

O principal indicador da qualidade da educação básica é o Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (Ideb), disponibilizado pelo Inep a partir de 2006. Sem competir com as preocupações relativas aos processos de ensino e gestão para a melhoria da eficácia escolar, o Ideb inseriu no debate a necessidade de observar o aprendizado e a regularidade na trajetória escolar, além de permitir o estabelecimento de metas claras e objetivas, e o monitoramento de seu alcance de maneira contínua. Rapidamente, o Ideb passou a ser considerado o único indicador de qualidade do sistema educacional brasileiro, apesar de suas reconhecidas limitações (SOARES; XAVIER, 2013): ignora o número de alunos ausentes aos testes; não ponderado, é mais influenciado pelo desempenho em matemática; assume que alunos de alto desempenho possam compensar alunos de baixo desempenho; é leniente com grande número de estudantes em baixo desempenho; e sobretudo, é altamente correlacionado com o NSE das escolas, fazendo crer que há eficácia escolar onde predominam apenas efeito de contexto e composição.

A linha de pesquisas em eficácia escolar no Brasil supre as lacunas que esse tipo de indicador apresenta porque aborda temas que escapam ao seu alcance, sem diminuir sua importância. Esses estudos mostram grandes variações em eficácia entre as escolas brasileiras, mas entre os alunos a variação é sempre maior, conforme os resultados de estudos internacionais. A variação das escolas aqui costuma ser maior em função da segmentação do sistema educacional. Condições desiguais de escolarização têm como consequências resultados escolares muito distintos. A influência de fatores externos

torna fundamental a utilização de variáveis que representam as diferenças socioculturais dos estudantes para compreensão dos resultados de desempenho. Esses estudos convergem a respeito de aspectos que têm efeitos positivos sobre a eficácia escolar no país (BROOKE; SOARES, 2008, p. 498): recursos escolares; organização e gestão escolar, baseada na liderança do diretor e no compromisso do corpo docente com o aprendizado dos alunos; e clima acadêmico orientado para atender às exigências do processo de ensino. Nível educacional e salário dos professores, e o estilo pedagógico sintonizado com a renovação no ensino de matemática, também foram identificados como eficazes, mas com evidências mais esparsas.

Nível socioeconômico dos estudantes, cor/raça e atraso escolar são abordados pela grande maioria dos trabalhos e apresentam os resultados mais consistentes, quando se trata do efeito das características individuais dos estudantes. Um diferencial dos resultados brasileiros é o consistente efeito da infraestrutura das escolas, mostrando desempenhos melhores quanto melhor as suas condições (KARINO; LAROS, 2017). Resultados recentes mostram que as escolas estão, de maneira geral, em melhores condições de infraestrutura, mas a maioria dos estudantes não estuda nas escolas em melhores condições. Os melhores resultados do Ideb também acompanham os melhores resultados em infraestrutura, mas outras análises são necessárias para melhor tratar dessa relação (ALVES; XAVIER, 2018).

DOS ESTUDOS TRANSVERSAIS AOS ESTUDOS LONGITUDINAIS

Para a linha de pesquisas em eficácia escolar, um dos principais avanços científicos das últimas décadas foi, sem dúvidas, o desenvolvimento dos modelos estatísticos multinível (*multilevel linear models*), também chamados de modelos hierárquicos (*hierarchical linear models*), modelos de efeitos mistos (*mixed-effects models*) ou modelos de efeitos aleatórios (*random-effects models*) (RAUDENBUSH; BRYK, 2002, p. 5-6). Sua contribuição permitiu superar vários dos entraves técnicos criticados, por exemplo, no relatório Coleman.³⁰ Como sustenta Forquin (1995), a dimensão metodológica dos estudos sociológicos em desigualdade educacional proporcionou avanços científicos sistemáticos: a utilização desses modelos permitiu discutir aspectos

³⁰ A intenção desse tópico não é a de realizar uma apresentação dos pressupostos estatísticos e matemáticos, nem detalhar aspectos técnicos sobre a construção desses modelos. Para essa finalidade, encontram-se disponíveis muitos trabalhos. Alguns dentre eles são Raudenbush e Bryk (1986, 2002), Goldstein (1986), Hox (1995, 2010), Kreft e De Leeuw (1998).

conceituais e teóricos preciosos para o campo de pesquisas das desigualdades educacionais e da eficácia escolar.

Estudos como os de Coleman, Jencks e Rutter associavam variáveis escolares ao nível dos estudantes, mas ignoravam a distribuições dos estudantes por escolas. Isso tornava a significância estatística dos testes sobrevalorizada (fazia crer que uma variável tinha efeito sobre os resultados, quando de fato não tinha). Também dizia muito pouco da real influência das escolas sobre o aprendizado dos alunos (GOLDSTEIN, 1997, p. 377).

Os resultados eram menos precisos porque amostras de estudantes em escolas geram maior variabilidade do que as escolas de fato apresentam (devido à flutuação amostral). Essa variabilidade extra aumentava o erro padrão das estimativas. A variação amostral entre escolas também representava menor precisão ao estimar os efeitos das características escolares sobre o desempenho dos estudantes, porque não era possível identificar qual parte da variação devia-se às escolas ou aos alunos. Por meio da utilização dos modelos multinível, uma estrutura de variância e covariância especial permite incluir e identificar efeitos escolares específicos. Desse modo, é possível estimar adequadamente o efeito de políticas públicas educacionais específicas perante outros fatores escolares (RAUDENBUSH; BRYK, 1986, p. 2-3).

Por intermédio dos modelos hierárquicos, pelo menos dois tipos de efeitos escolares presentes na discussão sobre eficácia escolar podem ser distintos: um deles diz respeito ao quanto pertencer a uma determinada escola pode modificar os resultados de um estudante qualquer; o outro diz respeito ao quanto uma determinada política ou prática escolar afeta os resultados dos estudantes. Ambos podem ser obtidos em estudos multinível, mas a perspectiva adotada para observar cada um deles afeta consideravelmente a interpretação do que esperamos das escolas. Na literatura, esses efeitos são chamados de forma diferente: o primeiro trata do efeito tipo A e o segundo, efeito tipo B (RAUDENBUSH; WILLMS, 1995).

O efeito de tipo A é a diferença entre o desempenho observado de um estudante, em uma determinada escola, em relação à média do conjunto das escolas; em outras palavras, sua discrepância em relação à tendência geral de desempenho das escolas. Esse efeito é aquele que mais interessa aos pais quando procuram escolher a escola ideal para seus filhos. Após considerar a soma de todos os efeitos que podem melhorar o

desempenho dos seus filhos, sejam eles práticas de ensino dos professores, as influências dos colegas com quem a criança conviverá e do bairro ou comunidade em que a escola se encontra, qual escola proporcionará maior aprendizado? Podemos identificar na literatura a respeito das escolhas escolares (de pais, e, sobretudo, de pais que também são professores) os principais critérios associados a esse efeito.

Porém, seria inadequado julgar a eficácia das escolas apenas dessa maneira. O efeito de tipo A inclui aspectos que estão fora do controle das escolas, em vários sentidos. O efeito de tipo B, desse modo, objetiva isolar o efeito de políticas e práticas escolares, essa parte cabível de manipulação pela atividade própria da organização escolar. Ele é a diferença entre o desempenho de uma criança em uma escola mediana e seu desempenho caso estivesse em uma escola que administra uma política ou prática conhecida, considerando idênticas todas as demais características de contexto dessas escolas. O efeito de tipo B desperta o interesse dos agentes do sistema escolar em conhecer e aprimorar as ações intencionais para alavancar os resultados dos estudantes, e a formuladores de políticas públicas com o intuito de verificar a eficácia de certas ações.

É importante lembrar que o efeito de tipo B não consegue isolar de maneira perfeita as ações escolares. Por um lado, enquanto as escolas normalmente administram uma série de diferentes ações para proporcionar transformações nos estudantes (cognitivas ou não), frequentemente dispomos de apenas uma ou duas indicações a respeito de como medir tais ações e resultados. Logo, o efeito de tipo B não pode isolar as práticas escolares de modo absoluto. Por outro lado, a conhecida segregação dos estudantes em escolas segundo as suas características de origem exige considerar que as matrículas são fortemente influenciadas pelo contexto comunitário e familiar. Esse contexto serve como referência para a elaboração e implementação das ações escolares.³¹ Desse modo, é mais razoável assumir que as práticas escolares, e, portanto, o efeito de tipo B, estão relacionadas de modo indissociável ao contexto escolar. Existem implementações técnicas para estimações de efeito de tipo B segundo certos limites (margens superior e inferior), considerando a distância que separa tais intervalos como um indicador da tenacidade desses efeitos (RAUDENBUSH; WILLMS, 1995, p. 312-313).

³¹ Basta lembrar, como apresentado por Bressoux (2003), que raras foram as características de efeito escola e efeito professor que não apresentaram, em algum momento, relação com o perfil do público de estudantes.

É mais comum na literatura encontrar duas abordagens diferentes para obter o efeito das escolas. A primeira delas, a que Raudenbush e Willms se referiram (1995), considera a diferença entre estimações e resíduos: a identificação de resultados mais distantes da tendência geral, acima ou abaixo da média. Essas escolas com resultados discrepantes são consideradas mais ou menos eficazes. As diferenças de aprendizado proporcionado por elas podem determinar resultados importantes nas oportunidades de vida dos alunos. A outra forma de abordar o efeito das escolas tenta quantificar o tamanho do efeito das escolas sobre os resultados dos estudantes, chamada de partição da variância. Em geral, pesquisas com essa abordagem identificam que as diferenças entre turmas explicam uma parte maior dos resultados que as diferenças entre as escolas, e que o tamanho desse efeito pode depender da etapa de ensino e da disciplina (ou outro resultado de interesse) (SAMMONS; BAKKUM, 2011, p. 11).

Seria inadequado assumir a medida de partição da variância como uma medida de limite ou teto do efeito das escolas. Aspectos escolares podem influenciar a variação dentro das escolas ao interagir com características de origem dos estudantes (RAUDENBUSH; WILLMS, 1995, p. 316). Efeitos indiretos surgem quando consideramos interações. A interação entre aspectos individuais e contexto escolar, bem como entre aspectos individuais e práticas escolares também podem ser representadas. Nesse tipo de pesquisa, não se concebe a promoção de qualidade de ensino separada da noção de equidade porque não faz sentido, do ponto de vista valorativo e também do investimento em políticas públicas promover ações que são de alta qualidade sem ser equânimes ou que resultam em baixa qualidade, porém equânimes (FRANCO *et. al.*, 2007). Seja qual for a medida de estimação para o efeito das escolas, permanece uma dificuldade em especial. Contexto e práticas escolares estão imbricados. O contexto das escolas frequentemente é influenciado por suas práticas e as práticas escolares influenciam o contexto (RAUDENBUSH; WILLMS, 1995, p. 318-319).

Encontramos respostas muito úteis para questões que podem ter implicações importantes em políticas públicas educacionais ao contemplar a utilidade dos modelos hierárquicos ou multinível. Suponhamos que um estudo disponha de informações sobre o desempenho dos estudantes ao início e ao final de um período de escolarização. Devemos considerar que todas as escolas tratam da mesma maneira as condições iniciais de entrada dos estudantes? Ou poderíamos considerar que a relação entre o

desempenho inicial e o resultado final varia de uma escola para outra? Escolas podem apresentar uma “capacidade” diferente de lidar com o *background* trazido pelos alunos. Modelos multinível permitem a identificação de eficácia diferencial (GOLDSTEIN, 1997, p. 384-385). Pesquisas em eficácia escolar mostram que quanto menor o patamar do nível de entrada, maior a variação entre as escolas nos resultados finais (GOLDSTEIN; BURGESS; MCCONNELL, 2007).

Valor acrescentado e pesquisa longitudinal

Medidas de caráter pontual ou único, como a do desempenho mensurado em pesquisas transversais, seriam inadequadas para expressar a ideia de aprendizado associada à eficácia escolar. Uma única medida sobre o desempenho dos estudantes não consegue separar os efeitos distintos relacionados à idade (e ao amadurecimento das crianças e jovens) dos efeitos de coorte (influências específicas do contexto de um período ou de um ano de nascimento) (SINGER; WILLET, 2003, p. 10).

Alternativamente ao uso de medidas pontuais, rapidamente se popularizou na literatura especializada a noção de valor acrescentado³²: representa a contribuição da escola para o progresso dos alunos, no que se refere aos objetivos educativos estabelecidos e que essa contribuição está livre da influência de outros fatores extraescolares que concorrem para o progresso educativo dos alunos. Os requisitos metodológicos para a obtenção das estimativas de valor acrescentado na educação são: o desempenho prévio, aferido ao início de um período ou à entrada na escola por meio de uma avaliação; um plano de coleta de dados que envolva no mínimo três coortes de alunos (longitudinal); representar, na estrutura dos dados, o pertencimento dos estudantes às suas respectivas escolas, de maneira hierárquica; e considerar os fatores extraescolares que influenciam os resultados de aprendizagem dos alunos (na maior das vezes o nível socioeconômico e cultural da família) (FERRÃO; COUTO, 2013, p. 134).

³² Estudos de valor acrescentado não necessariamente se restringem a apenas duas ondas de informações sobre o desempenho dos estudantes. Entretanto, devido às dificuldades de realização de pesquisas propriamente longitudinais, a maioria dos trabalhos dispõe apenas de informações em dois momentos. Há também a escolha deliberada por analisar apenas dois momentos, mesmo quando mais informação está disponível. Concentram-se nessa abordagem os trabalhos que utilizam a noção de valor acrescentado. Aqui utilizaremos a expressão valor acrescentado para representar a literatura que Willett (1989) classificou como de *incremento* (duas ondas de dados). A finalidade é diferenciar dos trabalhos longitudinais (analisam três ou mais ondas de dados) que utilizam modelos de curvas crescimento ou tendências de mudanças.

Como os requisitos técnicos tornaram-se mais exigentes nessa abordagem, a pesquisa educacional enfrenta a tensão entre a viabilidade e a disponibilidade de informações adequadas. A infraestrutura técnica e operacional para a realização de estudos longitudinais é custosa, a mensuração da aprendizagem e da sua mudança ao longo do tempo demanda a construção de uma métrica relativamente complexa, e essas limitações entram em conflito com a realização de estudos longitudinais, que demandam várias ondas de coleta de dados (FERRÃO, 2012a, p. 459). Nas raras pesquisas que vão além de uma observação momentânea, as análises concentram-se frequentemente sobre uma medida de *status* inicial em relação a uma medida de *status* final, mediada pelo conhecimento de condições intervenientes extraescolares (características processuais ou ações escolares não são um requisito considerado necessário para a elaboração de valores acrescentados). A literatura já apresenta a designação de *comparação ajustada* (GOLDSTEIN, 1997) para melhor traduzir esse tipo de abordagem, uma vez que as pesquisas sobre aprendizagem exigem que mais ondas sejam de fato utilizadas para uma estimativa adequada para as tendências de crescimento (aprendizado).

Esses modelos tornaram possíveis comparações mais adequadas para analisar as diferenças entre as escolas do que a mera comparação entre médias brutas obtidas em avaliações transversais. Ainda assim, geraram controvérsias. Na Inglaterra, desde 1992, o governo divulga tabelas ranqueamento baseadas nos resultados de avaliações. O papel dessas avaliações seria informar famílias para que tomassem suas decisões pela escolha do estabelecimento onde estudam seus filhos, viabilizando assim um sistema de quase-mercado. Inicialmente, uma medida do percentual de estudantes por nível de desempenho ordenava os *rankings*. Sem qualquer controle a respeito do desempenho prévio dos estudantes antes de entrarem nas escolas, essas medidas eram tomadas como indicadores da qualidade das escolas. Sob críticas a respeito dos efeitos perversos estimulados por essas listas (sobre investimento em estudantes mais qualificados, treinamento para testes, sobrecarga de estresse em estudantes e profissionais da educação), o governo mudou a medida que ordenava as classificações. Medidas de valor acrescentado para estimar a curva de crescimento médio dos estudantes num período de cinco anos, controladas pelo desempenho anterior e outras características de contexto fora do controle escolar tornaram-se a nova referência. Entre 2002 e 2005 foram utilizadas apenas medidas de valor acrescentado, desconsiderando diferentes contextos. A partir de 2006 até 2010, utilizou-se “valor acrescentado contextualizado”, medida

resultante do controle de características demográficas e socioeconômicas. Entre 2011 e 2015, o “progresso esperado” avaliava patamares mínimos, em que um determinado percentual de estudantes precisava atingir certo nível de desempenho (novamente, sem considerar contexto ou desempenho prévio). Em 2016, retorna uma medida de valor acrescentado, chamada agora de “progresso 8”, por englobar resultados em avaliação de língua materna, matemática e outros 6 conteúdos acadêmicos, porém novamente sem considerar o contexto demográfico e socioeconômico dos estudantes (LECKIE; GOLDSTEIN, 2017).

Em termos técnicos, os indicadores obtidos por meio de modelos multinível dependem de qual é a medida de interesse para avaliar as instituições. Sua utilização para a orientação de políticas públicas não deve se sobrepor às finalidades de compreensão a respeito das diferenças entre escolas que melhor explicam a eficácia. As especificações nos modelos (escolhas de quais variáveis entram na elaboração do indicador) têm consequências diretas nos resultados. Especialmente, o nível de confiança das medidas precisa ser levado em consideração, sobretudo se existem incentivos de alto impacto sobre o funcionamento das escolas (GOLDSTEIN, 1997). Perante essas limitações, os estudos em valor acrescentado têm demonstrado interesse crescente por critérios para julgar a consistência e a estabilidade das medidas.

Alguns estudos mostram fortes correlações entre estimativas de valor acrescentado produzidas por modelos estatísticos de diferente complexidade: da ordem de 0,7 ou superior (FERRÃO; COUTO, 2013, p. 134-135). Isso indicaria consistência nos indicadores produzidos de maneira variada para a mesma finalidade. A estabilidade diz respeito à posição relativa ao longo do tempo. A estabilidade dos indicadores parece igualmente forte: as correlações são da ordem de 0,8 a 0,6 ao longo do tempo. Ferrão (2012b) identificou um percentual de 65% de escolas que permanecem no mesmo quartil de valor acrescentado em dois anos (de um ano para outro) e apenas 11% entre três anos. Outros estudos registram estabilidade decrescente ao longo do tempo: entre dois anos encontram-se os valores maiores de correlação, com valores cada vez menores para três, quatro e cinco anos consecutivos (FERRÃO; COUTO, 2013, p. 136).

Por outro lado, há quem defenda a completa inadequação das medidas de valor acrescentado como indício de eficácia escolar. Gorard (2010), por exemplo, argumenta que os erros, lacunas e imprecisões nas fontes de informação se propagam no processo

de elaboração das medidas. Como os modelos identificam o efeito escola com base em resíduos (diferenças entre valores observados e valores estimados por modelos multinível), má especificação e aumento da imprecisão das informações dão lugar a efeitos-escola não confiáveis: quanto maior as ameaças à validade das medidas, maior o falso efeito escola. Quando os erros de medida são considerados acumuladamente (variação do *status* inicial e do próprio modelo), os resíduos, já pequenos em função do melhor ajuste do modelo, apresentam um intervalo de confiança que os tornam irrisórios. O autor também questiona o otimismo diante de correlações da ordem de 0,5 a 0,6 para as medidas de valor acrescentado entre dois anos, e argumenta que escores brutos para o desempenho das escolas apresentam-se muito mais consistentes e estáveis ao longo do tempo, mantêm altas correlações com as medidas de valor acrescentado contextualizado, sendo parcimoniosos e menos sujeitos às fontes de erros e imprecisões que indicadores de valor acrescentado (GORARD; HORDOSY; SIDDIQUI, 2013). Mesmo em intervalos de cinco anos, não haveria relação clara entre o valor acrescentado inicial e o valor acrescentado final para a grande maioria das escolas, sendo que o número de escolas com valores consistentes ao longo do tempo sequer atinge a quantidade que seria esperada aleatoriamente.

Duas críticas direcionadas à forma como consistência e estabilidade são analisadas em modelos de valor acrescentado envolvem a independência das covariáveis em relação à constituição dos agrupamentos e a forma como os resíduos são calculados. O rompimento do pressuposto da independência entre características e agrupamentos pode ser representado de uma maneira simples. Basta imaginar que as famílias que perseguem uma trajetória escolar de excelência para seus filhos buscam as escolas com melhores práticas pedagógicas. Nesse caso, a designação dos estudantes para as escolas não é aleatória, e as estimações para os efeitos das escolas (com base em resíduos) são lançadas acima das médias. Esse é um problema especialmente sério em pesquisas que buscam estimar valor acrescentado porque o desempenho prévio está altamente correlacionado com a distribuição de alunos nas escolas. A segunda crítica, mais técnica, diz respeito ao fator de “encolhimento” (*shrinkage*) utilizado nos modelos. O número de casos para a estimação da média de um agrupamento é utilizado como sua ponderação de confiança. Quando esse número cai, decresce proporcionalmente a confiança na estimação da média local. Os modelos, então, fazem o valor da média do agrupamento se aproximar do valor da média global, mais confiável. Entretanto, muitos

valores calculados dessa forma terão necessariamente alta correlação, o que sugere que essa abordagem não é a mais adequada para analisar a consistência e a estabilidade dos indicadores para o efeito escola (LECKIE, 2018).

Talvez uma crítica ainda mais poderosa aos modelos de valor acrescentado se deva ao seu foco sobre o *incremento* e à sua limitada capacidade de considerar *os processos* (WILLET, 1989). O uso de apenas duas ondas de coleta de dados torna extremamente difícil distinguir erro de medida e efeito real de mudança (Rogosa, Brand & Zimowski, 1982 *apud* SINGER; WILLET, 2003, p. 10). Desse modo, a dimensão teórica seria a maior prejudicada. Supor uma tendência processual de mudança constrangida em apenas dois pontos no tempo cria concepções imperfeitas a respeito do aprendizado. Por exemplo, a observação de uma forte correlação entre dois momentos no tempo (*status* inicial e final) faz crer que basta saber o desempenho anterior para determinar o desempenho final, retirando o foco de atenção da tendência de mudança e, portanto, do processo de aprendizado.³³ Outro equívoco provocado por essa perspectiva reside no uso dessa correlação como um indicador de validade e confiabilidade das medidas de valor acrescentado. Como veremos mais à frente, há nessa utilização uma confusão de conceitos.

Estudos longitudinais podem processar métricas de variada sensibilidade em relação ao tempo, de acordo com as necessidades do fenômeno de interesse do pesquisador (Singer e Willett, 2003, p. 11-12). A única condição é que a medida de tempo apresente variação monotônica: jamais pode reverter a sua direção. O espaçamento entre as medidas de tempo podem ser adequados ao ritmo do fenômeno de mudança estudado, e não necessariamente precisa estar distribuído de modo equânime (intervalos constantes e inconstantes podem ser combinados). A agenda de coleta das informações pode variar igualmente, assim como o número de ondas de dados para cada um dos indivíduos (o chamado *balanceamento interindividual*). Essa grande flexibilidade torna mais poderosa a análise longitudinal para lidar com diversos problemas de pesquisa e disponibilidade de dados.

³³ Ver a ilustração gráfica da relação entre status inicial e final quando abordada segundo as perspectivas de valor acrescentado e longitudinal nos trabalhos de Willett (1989, p. 356) e Alves (2006, p. 23). É fácil perceber que a forma de representar essa relação afeta o modo como os pesquisadores na área descrevem e interpretam as relações entre os resultados, mostrando que a maneira longitudinal é mais adequada para a abordagem analítica.

Na mensuração dos fenômenos de mudança não estamos interessados na busca sistemática de diferenças interindividuais no crescimento *observado*. Tentamos localizar a *verdadeira* tendência de mudança entre os indivíduos, e a que fatores tal tendência se associa (WILLET, 1989, p. 363).³⁴ Dois tipos de perguntas são centrais: (1) Como um resultado muda durante um período determinado de tempo? (2) Existem diferenças no padrão de mudança segundo características ou intervenções selecionadas pelo pesquisador? A primeira pergunta é de natureza descritiva e nos leva a definir a tendência de mudança ao longo do tempo (linear ou não linear, consistente ou variável no período etc.). A segunda questão examina a associação entre preditores e o padrão de mudança. Que tipo de influência ou condição poderia afetar o padrão de mudança das pessoas ao longo do tempo? Qual aspecto está relacionado a qual padrão de mudança? (SINGER; WILLET, 2003, p. 8).

Para o fenômeno de mudança, é preciso considerar que o conteúdo da medida de interesse e sua tendência ao longo do tempo são aspectos substantivos, e dizem respeito a teorias. Por exemplo, Huttenlocher *et. al.* (1991 *apud* RAUDENBUSH, 2001, p. 507) identificam que a tendência de crescimento do vocabulário de crianças durante o segundo ano de vida apresenta uma trajetória acelerada (polinomial quadrática) enquanto que Carter (1984 *apud* RAUDENBUSH, 2001, p. 508-509) mostra curvas de crescimento linear em língua materna e matemática, acompanhadas por pausas (estagnação) durante o período de férias de verão para crianças nos primeiros anos do ensino elementar (*The Sustaining Effects Study*). Não seria correto supor que todas as tendências de mudanças apresentam uma mesma forma ao longo do tempo.

Como medir um determinado construto, por outro lado, é uma decisão estatística (SINGER; WILLET, 2003, p. 13-15). Modelos de crescimento individual são desenhados para resultados contínuos cujos valores mudam sistematicamente ao longo do tempo. Estudos longitudinais impõem que validade, precisão, e métrica do resultado sejam preservados. A validade diz respeito ao fenômeno de interesse, ao quão bem os

³⁴ Essa consideração pretende destacar que variações em uma trajetória de aprendizado são *naturais*, no sentido de que expressam mudanças no modo como indivíduos aprendem (distinguem indivíduos por quem eles são); *causais*, no sentido de que podemos identificar fatores externos aos indivíduos relacionados a diferenças entre curvas de crescimento (distinguem indivíduos pelas características ou experiências vividas); e são *aleatórias*, no sentido estatístico de que toda medida apresenta uma flutuação relativa a dificuldades de mensuração. As mudanças observadas são um amálgama das três circunstâncias; já a “verdadeira” tendência de mudança é aquela que exclui as variações aleatórias. Essa permitiria ao pesquisador acessar apenas as variações de interesse científico, as que podem ser explicadas por fatores associados (WILLET, 1989, p. 363).

instrumentos de pesquisa representam uma suposta realidade. Realizar ajustes aos instrumentos de pesquisa de tal modo que o construto de interesse continue a identificar adequadamente o resultado de interesse configura-se nessa perspectiva como parte da construção da validade e não como uma ameaça a ela. O mesmo instrumento pode medir coisas diferentes ao longo do tempo.³⁵ Por essa razão, há necessidade de considerar se um determinado valor da métrica continua “acessando” uma porção específica dessa suposta realidade ao longo do tempo, a chamada equalização da métrica. Sem uma equivalência longitudinal, o significado da mudança observada fica comprometido.³⁶ Já a precisão da medida de mudança depende diretamente do número e espaçamento das ondas de coleta de dados, e sua adequação ao fenômeno de interesse.

Confiabilidade e o erro de mensuração estão intimamente relacionados em qualquer medida estatística porque variações aleatórias podem se confundir com variações de precisão nos métodos de mensuração. Entretanto, ainda que em condições ideais de mensuração, as flutuações aleatórias também nos fazem duvidar de determinadas estimativas, sobretudo porque uma grande semelhança entre grupos (supostamente diferentes) faz com que não se assuma (com confiança) a distinção entre eles. Essa baixa heterogeneidade entre os grupos, entretanto, diz muito pouco sobre a validade da medida: a estimativa do efeito ainda pode ser obtida. Vejamos essa relação a seguir, no exemplo das correlações retirado do trabalho de Willett (1989, p. 368-370).

Quando sujeitos estão mudando, é um erro interpretar a correlação entre suas próprias medidas em diferentes momentos como um indicador da validade do construto. Essa correlação é melhor descrita como um indicador de quanto a ordem (ranqueamento das posições) entre os indivíduos se mantém ao longo do tempo. Se os indivíduos mudam a diferentes taxas, o ranqueamento do seu *status* observado alterar-se-á naturalmente ao longo do tempo, fato que causará trajetórias cruzadas de crescimento (o valor observado de um indivíduo em um momento anterior ultrapassa o valor observado de outro indivíduo em um momento posterior) e conseqüentemente redução na correlação das medidas individuais ao longo do tempo. Ou seja, mesmo que uma medida de mudança

³⁵ Tomemos como exemplo um teste matemático a respeito das competências com as quatro operações aritméticas básicas: para uma criança, esse teste mede uma habilidade cognitiva desafiadora; para um adolescente, mede apenas o acesso à memória de longo prazo.

³⁶ Os autores ressaltam que a padronização de distribuições por ano de estudo para uso comparativo dos desvios-padrão entre anos não é suficientemente satisfatório porque o significado dos desvios é relativo às distribuições de origem: não há um controle da métrica ao utilizar esse recurso.

fosse perfeitamente válida e equalizada ao longo do tempo, as correlações temporais poderiam ser nulas ou mesmo negativas conforme a intensidade das diferenças interindividuais nas tendências de mudança.

Confiabilidade e precisão, nesse caso, precisam ser claramente distintas, em termos conceituais e estatísticos: quando as tendências de mudança entre os indivíduos são muito semelhantes entre si teremos baixa confiabilidade para diferenciá-las em relação à influência de possíveis preditores; porém a precisão da tendência de mudança pode continuar invariável, não sendo afetada pelas baixas correlações temporais.

Limites para as abordagens de eficácia escolar

Aspectos críticos precisam ser ressaltados. Diferentes objetivos terão diferentes consequências para a noção de eficácia (GOLDSTEIN, 1997, p. 371). A maior parte dos trabalhos em eficácia escolar converte o debate para os aspectos facilmente mensuráveis e altamente disponíveis em *surveys* quantitativos educacionais. Nesse quesito, o debate se dirige para a noção de validade das medidas. Goldstein (2015a), por exemplo, direciona sua análise de validade dos testes não para o caráter intrínseco do instrumento (teste são “mero artefato” ou “resultado de fato”? Essa polêmica parece infrutífera), mas para as finalidades específicas pretendidas por um pesquisador, confrontando normas científicas como falseabilidade e possibilidade de replicação. Ainda que todo o grupo de instituições consideradas em uma análise tivesse resultados satisfatórios, a modelagem estatística encontraria e evidenciaria diferenças entre elas (GOLDSTEIN, 1997, p. 370-372). Porque os modelos multinível ou hierárquicos operam produzindo medidas relativas, especial atenção é necessária à interpretação de seus resultados, e quanto ao seu potencial científico.

A discussão científica também não pode se isolar no interior da “torre de marfim”. É preciso considerar suas implicações políticas. A falta de um referencial absoluto defensável foi apontada na crítica como responsável por gerar um “jogo” de soma zero cuja única finalidade é estimular a competitividade no sistema, com consequências nefastas para a administração escolar, os profissionais envolvidos e as famílias (GORARD, 2010, p. 760).

Há indícios de que o uso das avaliações transversais em larga escala para a produção de *rankings*, e a utilização de políticas educacionais de alto impacto (*high-stakes*) sobre as organizações escolares e seus quadros profissionais tendem a gerar mais problemas do que produzir retornos positivos. Nos Estados Unidos, por exemplo, o uso inadequado das informações de avaliações gerou um quadro de efeitos não planejados (LEE, 2010, p. 535):

- Estados foram autorizados a definir suas normas de conteúdo, de sucesso e “progresso”, o que resultou em padrões progressivamente mais baixos (às vezes chamados “corrida para o fundo” – “*race to the bottom*”);
- A forma como é definido o “progresso” é falha, pois nem todos os alunos (até nos mesmos Estados) têm sido testados todos os anos;
- Muitos acreditavam que estudantes de minorias, de baixa renda ou com deficiências não deveriam ser avaliados pelos mesmos critérios, embora a legislação insistia que devam;
- Muitos argumentaram que os testes padronizados (geralmente de leitura e matemática) não eram as únicas medidas de “sucesso” para as crianças na escola; e;
- As escolas foram “culpadas” pelo baixo desempenho de seus alunos, mas não havia uma ideia clara de como a legislação poderia ajudá-las a melhorar o rendimento de seus alunos.

A linha de pesquisas reconhece uma ambiguidade inerente entre instituições e alunos: não se pode afirmar que as mesmas ações terão os mesmos efeitos para coortes de estudantes diferentes (GOLDSTEIN, 1997, p. 370-371). Os estudos mais qualificados evidenciam que há grandes incertezas associadas ao efeito escola, relacionados tanto com o número de casos dentro de cada nível, quanto com a especificação ou ajuste de modelos. Como fora observado nos clássicos estudos dos grandes *surveys* (FORQUIN, 1995) e nas pesquisas sobre o efeito escola (BRESSOUX, 2003), as instituições em um sistema apresentam muitas semelhanças entre si. É inadequado falar do efeito de *uma* escola; os resultados indicam que podemos identificar *algumas* escolas certamente discrepantes das tendências. Assim, encontramos duas consequências importantes expressas na literatura: uma crítica contundente a respeito do uso dessas informações para prover *rankings* entre escolas (GORARD, 2010; GORARD; HORDOSY; SIDDIQUI, 2013; GOLDSTEIN; LECKIE, 2016; LECKIE, GOLDSTEIN, 2017); e um debate sobre a importância das medidas de erro para a interpretação e usos adequados de indicadores de eficácia escolar (FERRÃO; GOLDSTEIN, 2009; GOLDSTEIN, 2015b).

PESQUISA EM EFICÁCIA ESCOLAR NO BRASIL COM INFORMAÇÕES LONGITUDINAIS

As pesquisas longitudinais no Brasil são raras. A opção por avaliações transversais predomina no país, apesar de suas limitações. Mesmo diante das claras razões técnicas para implementação de avaliações transversais, sobretudo ao considerar a viabilidade de custos e facilidades logísticas, é muito claro para o campo de pesquisas que modelos de valor acrescentado, de algum modo, precisariam estar presentes no cenário da avaliação em larga escala no Brasil (FRANCO, 2001).

Gaya e Bruel (2019) realizaram uma pesquisa utilizando descritores sistemáticos³⁷ em três importantes repositórios científicos: Scielo, Banco de periódicos da CAPES e Banco de Teses e dissertações da CAPES, mapeando trabalhos durante o período de 2000 a 2017 na área da educação sobre estudos longitudinais. Após utilizar também critérios de referência cruzada entre sua pesquisa, um levantamento anterior sobre o mesmo tema, e seleção por leitura prévia de resumos, somaram um total de 23 trabalhos, sendo 8 artigos, 6 teses e 9 dissertações. Os critérios de busca e seleção mesclaram trabalhos com fontes de dados nacionais e internacionais. Ao levantar as fontes de dados dos trabalhos, apenas uma tese utilizou dados primários, produzidos pela própria pesquisadora (ALVES, 2006). Foram identificadas quatro fontes secundárias de dados longitudinais brasileiras: dados de secretarias de educação locais (uma dissertação e uma tese); dados da pesquisa “Avaliação do desempenho: fatores associados”, realizada pelo INEP (uma dissertação e uma tese); dados do Censo Escolar (um artigo); e dados da pesquisa Geração Escolar 2005 (Geres) (sete dissertações e três teses). Falaremos mais adiante sobre o trabalho de Alves, por utilizar dados primários, e do Geres, em função da sua predominância no cenário das produções.

De acordo com Bonamino e Oliveira (2013. p. 40), cinco estados conduzem avaliações com desenho longitudinal em seus sistema de ensino: Ceará, Pernambuco e Rio de Janeiro coletam dados longitudinais com alunos do 1º, 2º e 3º anos do ensino médio; Minas Gerais e Espírito Santo coletam dados longitudinais no período de alfabetização e da aquisição de habilidades básicas de leitura e escrita, sendo que o primeiro estado contempla o 2º, 3º, 4º e 5º anos e o segundo, o 1º, 2º e 3º anos do ensino fundamental.

³⁷ No Scielo e no Banco de Periódicos da CAPES: “estudos longitudinais”, “estudo longitudinal” e “Brasil”. Novamente no Scielo, e também para o Banco de Teses e Dissertações da CAPES: “estudos longitudinais”, “estudo longitudinal” e “educação”.

Entretanto, as autoras não explicitam nenhuma publicação que tenha utilizado essas informações. Sabemos também que as políticas em educação no Brasil são historicamente marcadas por uma lógica de descontinuidade que dificulta processos de organização e gestão (DOURADO, 2007, p. 925). Não podemos afirmar se tais iniciativas ainda existem.

No âmbito do Fundo de Fortalecimento da Escola (Fundescola), o acordo de financiamento do Banco Mundial ao programa exigia como contrapartida do Ministério da Educação implementar a avaliação do Plano de Desenvolvimento da Escola (PDE), do qual o Fundescola era parte. A pesquisa “Avaliação do desempenho: fatores associados” foi realizada entre 1999 e 2003 com alunos de 158 escolas de Rondônia, Pará, Mato Grosso do Sul, Goiás, Pernambuco e Sergipe (FONSECA, 2010, p. 46-47).³⁸ Nessa pesquisa, o Inep realizou um estudo longitudinal para acompanhamento do desempenho escolar de estudantes entre a 4ª e a 8ª séries. Porém, uma das contrapartidas do pioneirismo desse trabalho é o fato de que sua métrica não se compara aos trabalhos desenvolvidos posteriormente, por meio da Saeb.

O Censo Escolar passou a divulgar os microdados (nível de desagregação até o aluno) para as bases a partir do censo de 2007. Um código único foi elaborado para possibilitar a identificação de um mesmo estudante ao longo do tempo. Em 27 de junho de 2017, o Inep liberou nota³⁹ sobre um novo indicador do sistema educacional brasileiro: as taxas de transição (fluxo dos estudantes) para municípios, estados, regiões e todo o Brasil. Trata-se de um conjunto de proporções de fluxo escolar com base no acompanhamento longitudinal dos registros de alunos no Censo Escolar do período de 2007 a 2016. Estava aberta a possibilidade de replicação por pesquisadores interessados, uma vez que as bases disponíveis *online*, no *site* do órgão, são de acesso público. Porém, mudanças

³⁸ A UFMG, por intermédio de convênio entre o Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional (Cedeplar) e o Inep, tem acesso às informações dessa pesquisa (ALVES, 2006, p. 4). Outros trabalhos dentro do departamento de Demografia da instituição utilizam essa fonte de dados para pesquisas. Por exemplo, Luz (2008) (*apud* RIANI; SILVA; SOARES, 2012) teria realizado uma pesquisa que utilizou essa mesma base de dados. Mas nem o trabalho de 2008 nem o de 2012, que também utiliza dados longitudinais, foram identificados por Gaya e Bruel (2019). Não faz parte do objetivo desta tese recuperar toda a produção a respeito, senão oferecer um panorama das fontes de dados longitudinais.

³⁹ Nota Técnica nº 8 / 2017 / CGCQTI / DEED: Estimativas de fluxo escolar a partir do acompanhamento longitudinal dos registros de aluno do Censo Escolar do período 2007-2016. Disponível em <http://download.inep.gov.br/informacoes_estatisticas/indicadores_educacionais/2007_2016/nota_tecnica_taxas_transicao_2007_2016.pdf>. Acessado em 29/10/2017.

aplicadas à divulgação impediram a codificação única entre as edições do Censo a partir de 2019.⁴⁰

O trabalho de Alves (2006) merece destaque por se tratar de uma pesquisa piloto em que podemos acompanhar passo a passo os requisitos necessários para o desenvolvimento de um estudo longitudinal prospectivo (dados obtidos após o início da pesquisa). Sete escolas públicas em Belo Horizonte, selecionadas em função de sua homogeneidade em características socioeconômicas (com base em informações do Simave/Proeb) e proximidade geográfica foram analisadas. Na onda inicial, 1.194 estudantes participaram da pesquisa, mas apenas cerca de 575 alunos foram sistematicamente acompanhados, a partir do início da 5ª série, durante dois anos, até o final da 6ª série (ALVES; SOARES, 2008, p. 531-538).

Em três ondas de coletas de dados, os estudantes responderam a testes de matemática e língua portuguesa, com ênfase em leitura e interpretação de textos, conforme os critérios da escala Saeb. Os testes foram elaborados com itens pré-testados do Banco de Itens do Grupo de Avaliação e Medidas Educacionais (Game / UFMG), itens públicos do Saeb e do Projeto Nova Escola (Cesgranrio), e itens elaborados pelos professores das escolas. Os testes foram equalizados para corresponder à mesma escala de desempenho do Saeb, segundo critérios da TRI para o cálculo dos parâmetros, e dispo de propriedades pedagógicas que conferem aos resultados uma interpretação substantiva. Questionários socioeconômicos aplicados aos alunos permitiram informações para manter o controle de perfis comparáveis e composição socioeconômica. Gênero, defasagem idade-série e nível socioeconômico dos alunos foram sistematicamente monitorados (ALVES; SOARES, 2007b).

Para compensar possíveis vieses nas perdas de informações ao longo do tempo, o estudo realizou também entrevistas com os profissionais das escolas e pais de alunos. Processos internos e externos do ensino que impactam nos resultados dos alunos foram abordados em entrevistas com 22 profissionais, dentre cargos de direção, coordenação e também professores em exercício nas turmas selecionadas na primeira e segunda onda do estudo. Práticas e disposições familiares ligadas à vida escolar foram abordadas em

⁴⁰ O código único de identificação dos estudantes foi substituído segundo a justificativa da proteção do dado pessoal e garantia da confidencialidade e sigilo. A normativa que regula a mudança encontra-se disponível em <http://download.inep.gov.br/microdados/Nota_informativa_versao_01.pdf>. Acessado em 15 de novembro de 2019.

38 entrevistas com famílias selecionadas em função dos resultados médios de desempenho das turmas e das escolas em que os alunos/filhos estavam inseridos, buscando obter entrevistas com familiares de alunos em todo o espectro de desempenho (ALVES; SOARES, 2007b).

A pesquisa identificou um crescimento médio de 11,2 pontos na escala de proficiência em matemática e 13,9 pontos em língua portuguesa, variável conforme as escolas, mas que tende à reprodução da posição inicial observada. O efeito da defasagem sobre o status inicial é negativo para língua portuguesa, e sua interação com a rede estadual mostrou que a tendência de aprendizado é ainda mais baixa para alunos defasados nessa rede. As meninas começam na onda 1 com desempenho superior em língua portuguesa e aprendem mais a cada onda que os meninos, mas não há diferença significativa em matemática nem para o status inicial, nem para o aprendizado. Alunos com NSE mais alto aprendem mais a cada onda em matemática. Em outra análise, foi identificado que a heterogeneidade entre as turmas em relação ao nível socioeconômico não é grande, porém, dependendo do critério de formação das turmas as desigualdades de resultados escolares podem se tornar mais intensas porque o nível socioeconômico médio nas turmas é um fator associado aos ganhos de proficiência em língua portuguesa ao longo do tempo. As entrevistas realizadas ajudaram a mostrar como a estratificação interna das turmas leva em conta o desempenho, que está correlacionado ao NSE dos alunos. As conclusões estão diretamente relacionadas à como as escolas podem utilizar seus critérios de enturmação para potencializar efeitos de aprendizado com equidade.

A pesquisa Geres – Estudo Longitudinal da Geração Escolar 2005 – tornou-se um referencial dos trabalhos acadêmicos em eficácia escolar no Brasil, em função de seu desenho. O Geres reuniu informações de mais de 21.000 alunos de 303 escolas públicas e privadas em cinco cidades do Nordeste, Sudeste e Centro-Oeste, a respeito das trajetórias de aprendizagem em Língua portuguesa e Matemática desde o princípio da 1ª série, em 2005 até o final da 4ª série do Ensino Fundamental, em 2008. As escolas da amostra localizavam-se em Belo Horizonte, Rio de Janeiro, Campinas, Campo Grande e Salvador. A pesquisa teve como objetivo identificar características escolares que maximizam a aprendizagem dos alunos e minimizam o impacto da origem social sobre o aprendizado, identificar fatores escolares que diminuem a probabilidade de repetência

dos alunos e identificar características das escolas que reduzem a probabilidade do absenteísmo (FRANCO; BROOKE; ALVES, 2008).

No Geres, a perda de informações ao longo do tempo também é uma questão relevante. Dos 21.529 alunos cadastrados na primeira onda, em 2005, apenas 10.836 (50,3%) estavam cadastrados na onda final, em 2008. A maior parte das perdas decorreu da retirada da cidade de Salvador, um ano antes do fim da pesquisa. Houve também transferências entre escolas fora da amostra, para outras redes e cidades (SOARES *et al.*, 2017, p. 64).

Resultados sobre consistência e estabilidade de medidas de valor acrescentado produzidas com informações do Geres mostram um ganho analítico considerável da utilização dessa medida em comparação com as produzidas por modelos que utilizam apenas uma medida de desempenho, como nas avaliações transversais. Há forte consistência de estimativas de valor acrescentado entre modelos utilizando diferentes variáveis; moderada consistência entre modelos utilizando diferente medidas (conteúdo/disciplinas); estabilidade moderada entre medidas calculadas por ano e calculadas para os ciclos; e estabilidade moderada a forte quando a medida de valor acrescentado envolve conteúdos curriculares diferentes (FERRÃO, 2014). Considerando o impacto que as medidas de contexto apresentaram no resultado, seria aconselhável às políticas educacionais a produção de medidas de valor acrescentado para orientar o combate às fortes desigualdades. Outro aspecto relevante está em considerar qual é o intervalo ideal de tempo entre as medidas inicial e final que dão origem ao indicador de valor acrescentado (SOARES, *et al.* 2017): medidas utilizando intervalos de tempo de maior distância, especialmente ao final de ciclos, apresentam maiores correlações que aquelas produzidas em intervalos anuais, sendo assim mais estáveis, segundo os autores.

Dentre os trabalhos produzidos com as informações dos Geres, observamos um em que as informações longitudinais foram abordadas em um modelo de crescimento (BROOKE, *et al.*, 2014). Neste trabalho, foi possível mostrar que as constantes interrupções das aulas afetam negativamente o aprendizado, tanto em Matemática quanto em Língua portuguesa. Uma das características da aprendizagem em Matemática, segundo esse estudo, é um considerável aumento no desvio-padrão ao longo das ondas, representando no mínimo o aumento das dificuldades de aprendizagem

ao longo tempo para uma boa parte dos estudantes. Outra característica importante é que o aprendizado em Língua portuguesa desacelera levemente no período, enquanto que o de Matemática parece acelerar. Isso confirmaria a expectativa de que o aprendizado em Língua portuguesa tende a se desenvolver previamente, com a experiência familiar (extraescolar), enquanto o de Matemática ocorre principalmente sob a tutela das escolas (BROOKE *et. al.*, 2014, p. 92-93). A diferença na forma como o modelo foi especificado (polinomial) torna mais difícil a comparação de seus resultados. Porém, é notável que o coeficiente (de ordem 1) associado ao aprendizado de matemática seja de 18,45 pontos. Como já foi citado que um dos grandes problemas em pesquisas longitudinais é a perda das informações ao longo do tempo, talvez parte desse efeito esteja relacionado ao atrito dos estudantes.

Foi divulgado um estudo que pela primeira vez conseguiu utilizar uma medida de valor acrescentado envolvendo dados longitudinais com cobertura nacional (FERRAO, *et. al.*, 2018). Estudantes brasileiros que realizaram a Prova Brasil em 2011 no 5º ano do ensino fundamental foram rastreados nos resultados da Prova Brasil 2015. Um total de 29.753 escolas e 1.282.667 alunos constituíram o banco de dados, que dispôs de informações sobre dependência administrativa e localização das escolas, sexo, cor/raça situação face ao trabalho e alfabetização da mãe dos estudantes. Apenas estudantes que permaneceram nas mesmas escolas e que progrediram de maneira adequada entre 2011 e 2015 fizeram parte da análise. Mesmo controlado pelos conhecimentos prévios dos alunos, o NSE, a alfabetização da mãe e a situação face ao trabalho e cor/raça têm influência nos resultados, ainda que com efeitos mais fracos. Brancos apresentam vantagens em relação a outros grupos e pretos obtêm os menores desempenhos, juntamente com o grupo não declarado de cor/raça. A decomposição da variância indica que 85% da variabilidade dos dados encontra-se entre alunos (unidades de nível 1), 7% entre escolas (nível 2), 4% entre municípios (nível 3) e 5% entre unidades da federação (nível 4). Contrariando uma convenção na literatura, a magnitude das estimativas de efeito escola no Brasil (um país em desenvolvimento) parece semelhante à de resultados obtidos em países considerados desenvolvidos. O alto impacto do desempenho anterior para explicar os resultados finais sugere que o combate às desigualdades educacionais iniciem nos anos iniciais da escolaridade, principalmente para grupos socialmente desfavorecidos.

A pesquisa educacional com informações longitudinais no Brasil mostra-se seriamente limitada pela disponibilidade de fontes de dados secundários disponíveis. Ainda assim, é possível observar que a produção disponível aborda o cerne das preocupações no campo da eficácia escolar e contribui para a inserção do país no contexto internacional dessa linha de pesquisas.

A TENDÊNCIA DE APRENDIZADO

Calculamos a tendência de crescimento (aprendizado) para os estudantes da rede municipal de BH (grupo Ponte 2011) entre 2010 e 2014 utilizando modelos hierárquicos ou multinível (RAUDENBUSH; BRYK, 2002; SINGER; WILLETT, 2003). Esse tipo de modelo se adequa ao estudo das mudanças, representando a variação intra e inter individual com uma base estatística rigorosa (WILLETT, 1997). A utilização das escolas em um nível superior é apenas uma extensão desse modelo. A equação do modelo incondicional tem a seguinte especificação:

Nível 1:

$$Y_{tij} = \pi_{0ij} + \varepsilon_{tij}$$

Nível 2:

$$\pi_{0ij} = \beta_{00j} + r_{0ij}$$

Nível 3:

$$\beta_{00j} = \gamma_{000} + u_{00j}$$

Em que Y_{tij} , ou variável resposta é a proficiência em matemática no tempo t para o aluno i na escola j ; π_{0ij} é a média do aluno i na escola j para todas as observações no tempo entre 2010 e 2014; β_{00j} é a média dos alunos da escola j em todas as ondas. O termo γ_{000} da equação de nível 3 representa a média global entre escolas, também chamada de grande média, da proficiência em matemática em todas as ondas. Cada equação apresenta uma componente aleatória, expressa pelos termos ε_{tij} , r_{0ij} , e u_{00j} , respectivamente associados aos níveis 1 (tempo), nível 2 (estudante) e nível 3 (escola). Assume-se que esses termos aleatórios são independentes e têm distribuição normal e variância constante, σ_ε^2 , σ_r^2 , e σ_u^2 , respectivamente.

O efeito escola foi calculado por meio do valor ρ , chamado de coeficiente de correlação intraclasse (CCI), que representa a proporção da variância em cada nível (FERRÃO, 2003, p. 34). O CCI para cada nível é dado por (RAUDENBUSH; BRYK, 2002, p. 230):

$\sigma_e^2 / (\sigma_e^2 + \sigma_r^2 + \sigma_u^2)$ para a proporção da variância dentro dos estudantes;

$\sigma_r^2 / (\sigma_e^2 + \sigma_r^2 + \sigma_u^2)$ para a proporção da variância entre estudantes dentro da escola;

$\sigma_u^2 / (\sigma_e^2 + \sigma_r^2 + \sigma_u^2)$ para a proporção entre escolas.

O objetivo da análise é obter medidas para verificar a eficácia das escolas no aprendizado dos estudantes. Produzimos resultados de duas maneiras diferentes. Na primeira delas, as informações que incluem casos válidos e imputados⁴¹ foram analisadas em uma série de modelos, apresentados mais adiante. Na segunda, os mesmos efeitos foram calculados para as informações ausentes excluídas (*listwise deletion*). As equações ajustadas aos dados estão disponíveis no Apêndice D. Ao final da seção, realizamos uma discussão dos resultados de maneira simplificada, interpretando as análises com imputação como resultados de um sistema escolar menos excludente; e as análises com eliminação de informações ausentes como resultados de um sistema escolar mais excludente. Oferecemos representações gráficas para demonstrar os resultados de modo mais acessível a um amplo público. A comparação dos resultados identifica padrões recorrentes de desigualdade e amplia a discussão do tema da eficácia escolar para agentes do sistema de ensino e pesquisadores. Antes, apresentaremos, na seção a seguir, as informações sobre os dados, as variáveis e os modelos utilizados.

Informações sobre seleção de dados e variáveis utilizadas

O banco de dados que fornece as informações para a análise foi obtido por meio de imputação múltipla, substituindo informações ausentes ao longo do tempo sobre proficiência em matemática, etapa, distorção idade-série, progressão por etapa, NSE dos estudantes.⁴² Restringimos o grupo de estudantes para matriculados entre a etapa 3 / 3º

⁴¹ Ver Capítulo III.

⁴² Ver Capítulo III.

ano e a etapa 9 / 9º ano em 2011 porque as informações fornecidas pela Smed/BH diziam respeito ao ano de 2011 e porque o Avalia BH abrange estudantes nessas etapas.

Nessa análise, não foi possível realizar a aplicação de um modelo de pertencimento múltiplo (*multiple membership models*) para os dados (LECKIE, 2009; CHUNG, BERETVAS, 2012). Esse modelo seria o ideal porque há muita mobilidade estudantil.⁴³ Para evitar a ambiguidade sobre qual escola teria seu efeito medido, e por quais alunos, decidimos assumir que estudantes que permaneceram por mais tempo em uma mesma escola estiveram apenas nessa escola. Estudantes com apenas uma observação no tempo têm apenas uma escola identificada. Estudantes com duas observações no tempo permaneceram na análise apenas quando seus dois códigos de escola foram iguais. Estudantes com três observações permaneceram na análise quando em dois momentos estiveram na mesma escola, e essa foi assumida como sua única escola. Estudantes com quatro observações permaneceram na análise quando três ou quatro de suas observações foram em uma mesma escola. Estudantes com cinco observações foram admitidos no modelo quando possuíam três ou mais observações em uma mesma escola, e essa foi assumida como sua escola única durante todo período. O quadro 3, no capítulo anterior, ilustra os casos admitidos no modelo: o critério foi o mesmo.

Utilizando esses critérios, a tabela 11 mostra a distribuição de seleção de casos. Ao todo, temos cerca de 98.000 estudantes incluídos na análise. Perdemos mais informação para o total de estudantes na etapa 6 / 6º ano, 24,2%. Ainda assim, em números absolutos, a quantidade de alunos é próxima à dos demais. De modo geral, ainda permaneceram cerca de 90% em cada etapa.⁴⁴

⁴³ Ver Capítulo III.

⁴⁴ É importante lembrar que essa distribuição foi obtida com informações após o procedimento de imputação, em que a etapa dos estudantes também foi substituída quando ausente. Portanto, os números absolutos aqui podem divergir dos números oficiais do Inep para as matrículas em 2011, apresentados anteriormente no capítulo III.

Tabela 11: Distribuição dos estudantes incluídos na análise segundo os critérios de etapa e escola única.

Etapa	Alunos selecionados segundo os critérios de escola única e etapa em 2011				Total na etapa	
	Efeito escola ambíguo		Efeito escola mais provável		N	%
	N	%	N	%		
3	993	6.8%	13541	93.2%	14534	100%
4	718	5.3%	12922	94.7%	13640	100%
5	1054	6.7%	14746	93.3%	15800	100%
6	4448	24.2%	13938	75.8%	18386	100%
7	1331	8.3%	14632	91.7%	15963	100%
8	724	4.5%	15513	95.5%	16237	100%
9	737	5.4%	12789	94.6%	13526	100%
Total	10005	9.3%	98081	90.7%	108086	100%

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avaliação BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

As variáveis utilizadas nos modelos estão resumidas no quadro 6. Optamos por analisar a proficiência em matemática por seu caráter escolar. O conhecimento matemático é mais restrito do que o da língua portuguesa, pois essa é desenvolvida em vários ambientes da vida dos estudantes (FRANCO *et. al.*, 2007, p. 285). Por essa razão, esperamos que sua relação com a eficácia das escolas seja mais pronunciada.

A progressão por etapa dos estudantes foi calculada conforme Inep (2017).⁴⁵ Em 2011, as informações com dados ausentes excluídos (*listwise*) mostram 92,3% de estudantes com progressão, enquanto que os estudantes totais da análise (que incluem casos válidos e imputação) somam 82,3%. Em 2014, o primeiro grupo apresenta um percentual de 65,7% de estudantes com uma progressão regular. Já para o total da análise, apenas 44,2% dos estudantes progrediram regularmente. Boa parte da vantagem do grupo com exclusão de dados ausentes se deve pela intensidade das perdas de informação, que não é considerada no cálculo dos percentuais. O grupo com exclusão de casos ausentes inicia a sequência em 2010 com 37.823 casos e em 2014 apresenta 6.678 casos, enquanto que a análise completa conta com 97.981 estudantes em 2010 e em 2014, 66.001. Em outras palavras, o ganho com o procedimento de imputação é de cerca de 10 vezes na quantidade final de casos disponíveis para a análise de todo o período.

⁴⁵ O cálculo da progressão foi detalhado no Apêndice C, referente às informações apresentadas no capítulo III.

A elaboração do NSE dos estudantes foi apresentada no capítulo II. Sintetiza as características de escolaridade dos pais do estudante, e bens de conforto no domicílio que representam aproximações da renda de seus moradores. A medida idealmente varia entre zero e cem pontos. A distribuição do total do grupo de análise apresenta valores extremos um pouco maiores que o grupo com casos ausentes excluídos. Ainda assim, a presença desses extremos não parece afetar a tendência central de distribuição da variável entre os grupos. A variável foi centralizada na média da escola. Nossa suposição é que o efeito do NSE do estudante é mediado localmente pela percepção de sua posição em relação aos pares, tanto por alunos quanto por professores comparando alunos.

Tabela 12: Distribuição da variável NSE dos estudantes

	N	Mínimo	Máximo	Amplitude	Mediana	Média	Desvio padrão
listwise	37823	10.0	77.4	67.5	49.4	49.4	9.9
grupo total da análise	97981	9.0	91.6	82.6	49.4	49.4	10.0

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

A etapa dos estudantes foi apresentada na tabela 11, acima. A distribuição apenas para o grupo com exclusão de dados ausentes é diferente. A partir da etapa 5 / 5º ano os questionários socioeconômicos do Avalia BH são aplicados. Por essa razão temos um grupo de cerca de 9.000 alunos em cada etapa, exceto para a etapa 9 / 9º ano, em que temos apenas 1.090 estudantes, somando os cerca de 38.000 estudantes ao todo. Isso corresponde a aproximadamente 25% de estudantes em cada etapa, sendo um pouco menos para a etapa 8, e apenas 2,9% na etapa 9. A variável foi centralizada⁴⁶ na etapa 3 para comparação: permitir à média do status inicial dos modelos de crescimento representar o nível de desempenho desses estudantes no ano de 2010, mesmo para o grupo listwise, que não tem estudantes nessa etapa.

A informação sobre distorção idade-série varia entre 0 (nenhuma distorção) e 3 (três anos ou mais). No grupo com dados ausentes, 78,2% dos estudantes em 2010 têm idades adequadas à sua etapa de ensino em 2010. No total da análise, são 74,5%. Temos

⁴⁶ A centralização nessa variável significa que a etapa 3 assumiu o valor zero, e cada etapa superior assume o valor da diferença em relação a 3. Ou seja, a etapa observada do aluno assume o valor (etapa obs. - 3). Dessa forma, na variável centralizada, um aluno da etapa 4 apresenta valor igual a um ($4 - 3 = 1$). Um aluno da etapa 5 assume valor 2 ($5 - 3 = 2$), e assim por diante.

63,3% estudantes no turno matutino no grupo *listwise* e 56,2% no grupo total da análise, cerca de 51% de meninos, 26,5% de brancos, 10% de pretos, e 0,5% de outra cor (amarelos, indígenas ou não declarados) em ambos. A categoria de referência da variável cor/raça, pardos, corresponde a 63% do total.

Quadro 6: Descrição das variáveis utilizadas nas análises

Nível da análise	Descrição	Tipo	Escala	Transformação
Tempo (nível 1)	Proficiência em Matemática (Variável resposta)	Contínua	0 a 500	-
	Progressão	Catégorica	0 a 4	-
Estudante (nível 2)	NSE	Contínua	0 a 100	Centralizada na média da escola
	Etapa em 2010	Catégorica	3 a 9	Centralizada na etapa 3
	Distorção em 2010	Catégorica	0 a 3	-
	Turno Matutino em 2010	Binária	0 = outro turno	-
			1 = matutino	-
	Sexo	Binária	0 = masculino	-
			1 = feminino	-
	Branco	Binária	0 = outra cor	-
			1 = branco	-
	Preto	Binária	0 = outra cor	-
1 = preto			-	
Outra cor	Binária	0 = outra cor	-	
		1 = amarelo, indígena ou não declarado	-	
Escola (nível 3)	Média do NSE da escola	Contínua	0 a 100	Centralizada na grande média entre as escolas
	Ciclos 1 e 2	Binária	0 = outros	-
			1 = matrículas apenas no 1º e no 2º ciclo	-
	Outros ciclos	Binária	0 = outros	-
			1 = matrículas mistas em várias etapas	-
	% Distorção na escola	Contínua	0 a 100%	Centralizada na grande média entre as escolas
% Meninas na escola	Contínua	0 a 100%	Centralizada na grande média entre as escolas	
% Pretos na escola	Contínua	0 a 100%	Centralizada na grande média entre as escolas	

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Utilizamos também informações para analisar os efeitos das características de contexto ou composição escolar. Foram analisadas no modelo as variáveis tipos de padrão de matrícula conforme ciclos, média do NSE dos estudantes na escola, percentual de

estudantes com distorção, percentual de meninas e percentual de pretos na escola. Ao todo, analisamos um total de 172 escolas.

A organização das etapas dentro de ciclos já foi apresentada na tabela 5, acima. Observamos o padrão das matrículas nas escolas, segundo os dados do Censo Escolar, porque escolas especializadas apenas nos ciclos 1 e 2 poderiam ter suas médias de proficiência subestimadas quando comparadas inadvertidamente com escolas que têm matrículas em etapas superiores. Observamos 100 (58,1%) escolas com matrículas nos três ciclos do ensino fundamental (da etapa 1 / 1º ano à etapa 9 / 9º ano do ensino fundamental), 48 (27,9%) com matrículas apenas no 1º e 2º ciclos (da etapa 1 / 1º ano à etapa 6 / 6º ano) e 24 (14%) escolas com matrículas em outros padrões.⁴⁷

Temos razões para acreditar que os indicadores das escolas são estáveis ao longo do tempo, pelo menos para o período de análise.⁴⁸ Por essa razão optamos pela informação de 2013 para representar essas características das escolas. Em média, as escolas apresentam 49 pontos na escala de NSE, 28,4% de estudantes com distorção idade-série, 48,8% de meninas e 9,7% de pretos (tabela 13). Todas essas variáveis foram centralizadas em torno dessas médias para que as médias representassem os resultados de uma escola típica das características locais mais comuns.

Tabela 13: Distribuição da variável média do NSE na escola

	N	Mínimo	Máximo	Amplitude	Mediana	Média	Desvio padrão
Média do NSE na escola	172	44.0	56.1	12.0	49.2	49.2	2.3
% de distorção na escola	172	0.0	55.2	55.2	28.7	28.4	9.8
% de meninas na escola	172	43.1	54.4	11.3	48.7	48.8	2.3
% de pretos na escola	172	2.9	20.9	18.0	9.2	9.7	3.2

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avaliação BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

⁴⁷ Ao todo, foram caracterizados 7 padrões de matrículas segundo os ciclos. Além das duas categorias já apresentadas (digamos, as categorias “i” e “ii”), tivemos também: iii) matrículas em todo o ciclo 2 e todo o ciclo 3; iv) matrículas em todo o ciclo 1 e todo o ciclo 3; v) matrículas em todo o ciclo 1, e em outros, parcialmente; vi) matrículas em todo o ciclo 2, e em outros, parcialmente; vii) matrículas em todo o ciclo 3, e em outros, parcialmente. Individualmente, nenhuma dessas categorias somou 10 escolas. Por esse motivo, foram todas incluídas na categoria “outros”.

⁴⁸ Uma breve análise sobre a estabilidade dos indicadores das escolas encontra-se no Apêndice D.

Modelos de análise e resultados

Foram cinco modelos aplicados aos dados, divididos entre os grupos completo, que soma casos válidos aos casos imputados, e o grupo cujos dados ausentes foram excluídos (*listwise*).

No Modelo 0, apresentamos os resultados do modelo incondicional das médias (também conhecido como o modelo nulo). No Modelo 1, inserimos a variável da progressão por etapa, representando o modelo incondicional do crescimento. No Modelo 2, introduzimos as variáveis relativas ao NSE, para os estudantes (nível 2) e para as escolas, a média do nível socioeconômico (nível 3). No Modelo 3, inserimos as variáveis relativas às características escolares mais gerais: as condições iniciais de etapa, distorção e turno dos estudantes para o ano de 2010 (nível 2); também acrescentamos nesse modelo a diferenciação das escolas pelos ciclos em que apresentam matrículas, e o percentual de estudantes com distorção na escola (nível 3). Finalmente, no Modelo 4, inserimos as características individuais dos estudantes e de composição escolar. O resumo dos modelos pode ser observado no quadro 7.

Quadro 7: Resumo dos modelos de análise

		Modelo 0	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4
		Modelo incondicional das médias	Modelo incondicional de crescimento	NSE do aluno e da Escola	Modelo da Condição Inicial	Modelo de Características e Composição
Tempo (nível 1)	Proficiência em Matemática (Variável resposta)	X	X	X	X	X
	Progressão		X	X	X	X
	NSE			X	X	X
Estudante (nível 2)	Etapa em 2010				X	X
	Distorção em 2010				X	X
	Turno Matutino em 2010				X	X
	Sexo					X
	Cor/raça					X
	Média do NSE da escola			X	X	X
	Ciclos				X	X
Escola (nível 3)	% Distorção				X	X
	% Fem					X
	% Pretos					X

Fonte: elaboração do autor.

No Apêndice D encontra-se um quadro com as equações aplicadas em cada um dos modelos e a distribuição percentual dos componentes de variância (CCI). Os resultados para efeitos fixos e aleatórios encontram-se nas tabelas 14 e 15, respectivamente a seguir. Todos os componentes de variância foram estatisticamente significativos em todos os modelos.

O modelo incondicional das médias (Modelo 0) não inclui nenhuma variável explicativa. Esse modelo é tradicionalmente utilizado para descrever a estrutura de variância entre os diferentes níveis. Observamos grandes diferenças entre as informações com imputação e com exclusão de casos ausentes. No grupo com imputação, a maior parte da variação é explicada entre observações, no nível 1 de análise (61,5%), enquanto no grupo com exclusão, a maior parte da variação é explicada entre indivíduos, no nível 2 (55,2%). Também notamos que o nível das escolas responde por 5,2% da variação no primeiro grupo, e por 10% no segundo. A média de proficiência do grupo com imputação é cerca de 10 pontos de proficiência menor que a do grupo com exclusão de informações.

O modelo incondicional da tendência de crescimento (Modelo 1) inclui a variável da progressão por etapa. A inserção dessa variável ajustou a média de proficiência em matemática para corresponder ao desempenho inicial incondicional para o ano de 2010. Houve uma redução de 12 pontos no grupo com imputação e de 10 pontos no grupo com exclusões de informações. Já o efeito médio de um ano de estudos com progressão é da ordem de 9,5 pontos para o grupo com imputação, e 12 pontos para o grupo com exclusão de dados.

Na estrutura de variância dos efeitos aleatórios, observamos maiores mudanças no grupo *listwise*. Diferenças entre indivíduos explicam agora 61,9% da variância, mas apenas 1,2% diz respeito à tendência de crescimento. Diferenças entre escolas explicam 10,6% da variância, mas apenas 0,4% do total dizem respeito à tendência de crescimento. No grupo com imputação, praticamente não há variância explicada para os componentes da tendência de crescimento, e os valores observados para o grupo com exclusão de casos ausentes ainda são pequenos. Se considerarmos apenas a variância dentro de cada nível, nas diferenças entre os alunos (nível 2), o crescimento é responsável por apenas 0,8% da explicação da variância para o grupo com imputações e apenas 2% para o grupo com exclusões. Para o total da variância dada pelas diferenças

entre as escolas (nível 3), apenas 1,4% está associado ao componente do crescimento no grupo com imputações, e 4% no grupo com exclusão de casos ausentes.⁴⁹

O modelo do NSE (Modelo 2) mostra que a inserção do controle das características socioeconômicas dos estudantes e sua agregação nas escolas tem maior impacto sobre o status inicial. Os coeficientes do grupo com exclusões *listwise* são maiores tanto para os efeitos do NSE individual quanto para a média de NSE na escola. Entretanto, o efeito do NSE sobre a tendência de crescimento foi estatisticamente significativo apenas no grupo com imputação, correspondendo a um efeito negativo do NSE individual. Isso indica que estudantes de NSE mais baixo tendem a aprender um pouco mais que aqueles com NSE maior. Porém, o tamanho desse efeito é pequeno. A inserção das variáveis sobre o NSE do aluno e da escola não afetaram o tamanho dos coeficientes do status inicial ou da tendência de crescimento.

O modelo da condição inicial recebeu acréscimo das variáveis de etapa, distorção e turno ao início da série dados, em 2010 (nível 2), e também o controle para as matrículas por ciclos e o percentual de estudantes com distorção na escola (nível 3). Após o controle de características da condição inicial, houve uma redução no valor absoluto total da variância para ambos os grupos, mas principalmente no grupo com exclusões de casos ausentes (quando comparada ao tamanho da variância no modelo 2). Quando observamos apenas a variância no nível das escolas, há um aumento no tamanho relativo do componente de crescimento: no grupo com imputações, 7,4% das diferenças de resultados em matemática se deve em relação ao aprendizado diferenciado pelas escolas, enquanto que no grupo com exclusões de casos ausentes, são 14,7%.

A inserção das variáveis do modelo 3 ajustaram as médias do status inicial para corresponder ao desempenho esperado para estudantes da etapa 3 / 3º ano do ensino fundamental. Assim, temos agora uma proficiência de 200 pontos para o grupo com imputações, e 208,6 pontos na proficiência em matemática para o grupo com exclusões. O status inicial é significativamente menor apenas no grupo com imputações, para as escolas com matrículas apenas no 1º e 2º ciclos, mas o sinal do coeficiente para o grupo

⁴⁹ Fazemos a ressalva de que o CCI não é diretamente interpretável para os modelos que incluem interceptos associados a diversas covariáveis explicativas, uma vez que o cálculo do componente está condicionado às variáveis que foram inseridas no modelo (GOLDSTEIN; BROWNE; RABASH, 2002). Em outras palavras, o cálculo do CCI nessas condições deveria ser mais complexo, porém nossos resultados utilizam apenas o cálculo mais simples. Ainda assim, realizamos essa comparação quando as diferenças nos pareceram teoricamente relevantes.

com exclusões também foi negativo. O percentual de distorção idade-série na escola não afeta o status inicial, embora os coeficientes estimados indiquem um sentido negativo. As diferenças entre as etapas são da ordem de 6 pontos na proficiência de matemática, e o efeito de cada ano de distorção idade-série em 2010 é maior que essa diferença entre etapas mais de duas vezes no grupo com imputações e quase de três vezes no grupo com exclusão de informações ausentes. O turno inicial do estudante em 2010 só tem efeito significativo para o grupo com imputações, sinalizando que os matriculados nas aulas da manhã têm uma proficiência maior que os alunos dos demais turnos.

No modelo 3, a informação que merece maior destaque é a alteração na tendência de crescimento. Após o controle das condições iniciais, o aprendizado médio por progressão anual é maior para o grupo com imputações: são, em média, 10,2 pontos a mais de proficiência a cada progressão. Para o grupo com exclusões *listwise*, agora o incremento é de 7,3 pontos, em média.

O grupo com exclusão de informações *listwise* sinaliza que estudantes em escolas especializada nas matrículas do 1º e 2º ciclos aprenderiam, em média, 5,1 pontos a mais em matemática a cada progressão anual por etapa do que aqueles em escolas com matrículas em todos os ciclos do ensino fundamental. A tendência equitativa em relação ao NSE dos estudantes sobre o aprendizado permaneceu com a inclusão das variáveis de condição inicial. Alunos que foram encontrados em etapas superiores ao início da série também tenderam a aprender mais rapidamente ao longo do tempo que seus colegas nas etapas abaixo. Estudantes com distorção aprendem um pouco mais rápido que estudantes sem distorção no grupo com imputações, mas o resultado é contrário no grupo com exclusões de informações ausentes. Por fim, aqueles matriculados no turno matutino apresentaram uma tendência de crescimento um pouco mais lenta que a dos demais, mas apenas no grupo com imputações.

Em nosso último modelo (4), a inserção das variáveis de contexto e composição não alterou nenhum dos resultados anteriores, à exceção de um: tornou-se significativo o coeficiente para efeito da variável “outros ciclos” sobre o status inicial.

Nos efeitos associados ao status inicial, o percentual de meninas e pretos na escola não altera as médias no grupo com exclusões, mas há um resultado estatisticamente significativo para o grupo com imputações, mostrando uma tendência de redução das

médias de desempenho. Ambos os grupos identificam que as meninas começam 2010 com um desempenho em matemática abaixo de meninos, que estudantes brancos começam em vantagem e estudantes pretos começam em desvantagem em relação a pardos, e as desigualdades são sempre maiores no grupo com exclusão de casos *listwise*.

Entretanto, na tendência de aprendizado, o único efeito de características individuais e composição escolar estatisticamente significado mostra que as meninas tendem a aprender um pouco mais rápido ao longo do tempo. Nenhuma das categorias de cor/raça parecem ter vantagens ou desvantagens em relação às demais na tendência de aprendizado. A composição escolar também não está relacionada à tendência de crescimento.

Tabela 14: Efeitos fixos do modelo multinível para a tendência de crescimento

Efeitos fixos			Modelo 0		Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4	
Tempo (nível 1)	Estudante (nível 2)	Escola (nível 3)	Imputação	Listwise	Imputação	Listwise	Imputação	Listwise	Imputação	Listwise	Imputação	Listwise
		Intercepto n3	220.2***	231.3***	207.8***	221.0***	207.9***	221.6***	200.3***	208.6***	199.1***	207.8***
		<i>Média do NSE</i>					3.3***	4.4***	2.8***	3.5***	2.3***	3.1***
		Ciclos 1 e 2							-6.5***	-5.1	-6.8***	-5.2
	Intercepto n2	Outros ciclos							3.1	0.7	4.1**	0.8
		% <i>Distorção</i>							-0.1	-0.2	-0.1	-0.2
		% <i>Fem</i>									-0.2	-0.2
		% <i>Pretos</i>									-0.5***	-0.2
Status inicial	NSE						0.3***	0.4***	0.3***	0.3***	0.3***	0.3***
	Etapa(i)								5.7***	6.6***	5.7***	6.6***
	Dist(i)								-13.9***	-18.1***	-13.7***	-18.0***
	Matutino(i)								3.1***	-1.7	3.1***	-1.7
	Fem										-0,9**	-2.0***
	Branca										6.1***	7.1***
	Preta										-2.9***	-3.5***
	Outra cor										3.5	3.2

Legenda

Negrito: Variável centralizada na média***Negrito e Itálico:*** Variável centralizada na média

*** p < 0,001

** p < 0,005

* p < 0,01

continua

continuação

Efeitos fixos			Modelo 0		Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4	
Tempo (nível 1)	Estudante (nível 2)	Escola (nível 3)	Imputação	Listwise	Imputação	Listwise	Imputação	Listwise	Imputação	Listwise	Imputação	Listwise
		Intercepto n3			9.5***	12.0***	9.6***	12.2***	10.2***	7.3***	10.1***	7.1***
		<i>Média do NSE</i>					0.1	0.1	0.0	0.1	0.0	0.1
		Ciclos 1 e 2							0.5	5.1***	0.5	5.1***
	Intercepto n2	Outros ciclos							-1.2	-0.6	-1.3	-0.6
		<i>% Distorção</i>							0.0	0.0	0.0	0.0
		<i>% Fem</i>									0.0	0.2
		<i>% Pretos</i>									0.0	0.1
Tendência de crescimento (Progressão)	NSE						-0.1***	-0.0	-0.1***	-0.0**	-0.1***	-0.0**
	Etapa(i)								0.3***	1.5***	0.3***	1.5***
	Dist(i)								0.4***	-0.6***	0.5***	-0.5***
	Matutino(i)								-0.9***	0.2	-0.9***	0.2
	Fem										0.4***	0.7***
	Branca										-0.2	-0.3
	Preta										-0.4	-0.4
	Outra cor										-0.6	-0.1

Legenda

Negrito: Variável centralizada na média**Negrito e Itálico:** Variável centralizada na média

*** p < 0,001

** p < 0,005

* p < 0,01

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Tabela 15: Efeitos aleatórios do modelo multinível para a tendência de crescimento – valores absolutos de variância

		Entre observações (nível 1)	Entre indivíduos (nível 2)		Entre escola (nível 3)		Total
			Status inicial Intercepto n2	Tendência de crescimento Progressão n2	Status inicial Intercepto n3	Tendência de crescimento Progressão n3	
		σ_e^2	σ_{r0}^2	σ_{r1}^2	σ_{u0}^2	σ_{u1}^2	
Modelo incondicional das médias (Modelo 0)	Imputação	1686.6	913.1	-	143.3	-	2743.0
	Listwise	818.2	1299.1	-	234.6	-	2351.9
Modelo incondicional de crescimento (Modelo 1)	Imputação	1522.8	909.1	7.0	158.5	2.3	2599.8
	Listwise	597.6	1324.8	26.7	222.8	9.2	2181.2
Modelo do NSE do aluno e da Escola (Modelo 2)	Imputação	1522.6	897.9	6.6	98.3	2.3	2527.7
	Listwise	597.6	1309.8	26.6	102.2	10.1	2046.3
Modelo da condição inicial (Modelo 3)	Imputação	1518.4	715.3	6.7	26.6	2.1	2269.3
	Listwise	593.7	1140.6	28.6	43.0	7.4	1813.3
Modelo de Características e Composição (Modelo 4)	Imputação	1518.2	707.4	6.7	22.6	2.1	2257.0
	Listwise	593.8	1127.7	28.4	40.3	7.1	1797.2

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

A proposta de comparar resultados que combinam casos válidos com imputações múltiplas *versus* resultados que excluem informações com dados ausentes é menos uma verificação da eficiência de diferentes tratamentos para *missing data* e mais um recurso de reflexão. Convidamos pesquisadores, formuladores de políticas públicas e agentes do sistema educacional a imaginar possíveis implicações de sistemas educacionais mais e menos inclusivos. O que ocorre quando excluimos (estudantes das informações oficiais do Censo ou do Avalia BH, medidas de testes e avaliações, casos ausentes em modelos analíticos) e como isso afeta nossa interpretação sobre o sistema educacional? Desse modo, interpretaremos os resultados do grupo com imputações como um cenário menos excludente, pois substituímos informações ausentes de estudantes como se os trouxéssemos de volta às suas escolas. E os resultados do grupo *listwise* serão abordados como um sistema educacional mais excludente, pois vimos que sua ausência está associada a desigualdades mais amplas e que atuam no sistema, prejudicando nossa compreensão a seu respeito.⁵⁰

Indícios conformes à teoria da reprodução

Nosso modelo de partida (modelo 0) mostrou que a variância explicada pelas diferenças entre escolas encontra-se no limite do aconselhado pela literatura (LEE, 2001a, p. 36-37) quando analisada em modelos com exclusão, e se encontra abaixo da recomendação no grupo com imputação. Pode parecer um pouco frustrante, mas é preciso lembrar que o estudo se restringe a escolas em um mesmo município. Ainda que seja uma grande capital brasileira, a variação nas características escolares fica bastante reduzida pela delimitação local. Se esse estudo pudesse observar escolas em mais capitais, ou em mais municípios no mesmo estado, os resultados poderiam ser diferentes. Também é importante lembrar, como mostram Raudenbush e Willms (1995, p. 316-317) que a partição da variância em modelos hierárquicos não é uma determinação absoluta sobre o tamanho do efeito das escolas. Há variações em características escolares que se

⁵⁰ Essa proposta tem seus limites esclarecidos nesse trabalho. Já comentamos anteriormente, no Capítulo III, que nossas escolhas sobre modelagens estatísticas, seleção de casos, métodos de imputação etc. poderiam ser diferentes, e isso influencia nos resultados. O mesmo se aplica à análise realizada nesse capítulo, e faremos suas ressalvas mais à frente. Portanto, a discussão aqui realizada não deve ser tomada como definitiva, mas como um recurso para melhor entender os resultados, e por meio deles o sistema educacional. Seguindo também a orientação de Lee (2011b, p. 56), tentamos trazer a discussão de resultados complexos para uma aparência o menos técnica possível, de modo que faça sentido para uma audiência o maior possível.

manifestam nos efeitos do nível dos estudantes. Logo, seria um empobrecimento da análise multinível tomar os percentuais de partição da variância como limitantes dos efeitos das escolas.

Esse modelo também mostrou um grande hiato na variação explicada pelas diferenças entre os indivíduos (nível 2): os resultados com exclusão podem nos fazer crer que os indivíduos têm mais importância nos resultados escolares. Seria uma interpretação equivocada fazer desse resultado a leitura de que o sistema de ensino é uma instituição neutra, trata alunos como iguais de uma maneira formal, e assim permite o deflorar dos méritos individuais (CATANI *et. al.*, 2017, p. 327-328). Trata-se de uma ideia cujas origens remetem à manutenção de uma desigualdade social estabelecida, como evidencia a teoria da reprodução de Bourdieu e Passeron (2014). Porém, o resultado se deve, em parte, de uma seletividade ao longo da trajetória escolar e, em parte, de uma restrição a observações facilmente disponíveis.⁵¹ Se as imputações mostram um sistema escolar menos excludente, então observamos que há mais variação a ser explicada nas diferenças entre ondas, e, portanto, há mais a se conhecer sobre o processo de aprendizado.⁵²

O modelo incondicional da tendência de crescimento (Modelo 1) trouxe uma contribuição para esse diálogo: embora a progressão nas etapas seja uma parte muito importante do processo, as diferenças entre os alunos (no nível 2) e as diferenças entre as escolas (no nível 3) explicam melhor o *status* inicial dos estudantes, ou seja, a sua entrada ou momento em que começamos a analisar suas informações. Uma vez mais, temos um indício que nos lembra sobre a importância de uma série de desigualdades estabelecidas anteriormente, e que entram em relação com o ambiente escolar. Nesse modelo, os resultados com maior exclusão apresentam tendência de crescimento maior que os resultados de maior inclusão, e esse cenário só muda depois de levados em conta o NSE e as condições de matrícula e histórico escolar dos alunos, representados na

⁵¹ Como nos mostraram as chances de exclusão de informações disponíveis para essa análise, no Censo Escolar, no AVALIA BH, e as chances de exclusão da trajetória regular e mobilidade estudantil, analisadas no capítulo III.

⁵² Boa parte da variação existente entre observações no tempo (nível 1) se deve a erros de mensuração e flutuação aleatória da própria medida. Logo, não devemos interpretar que todas as diferenças nesse nível se devam a características de aprendizado. Entretanto, as pesquisas em eficácia escolar buscam desenvolver estudos longitudinais justamente para identificar a “verdadeira” tendência de aprendizado, como se refere Willms (1989), para que possa ser explicada pelas características do processo de ensino. Ou seja, parte dos efeitos sobre o aprendizado também se encontram nesse nível.

etapa, distorção idade-série e turno em 2010, bem como os contextos de organização das matrículas e percentual de distorção idade-série nas escolas.

Com o modelo que utiliza as variáveis de NSE do aluno e seu agregado na escola (Modelo 2), vimos que os efeitos dessa representação sociocultural foi sempre maior no grupo com maior exclusão, e que seu impacto recai principalmente na explicação do *status* inicial. Vimos que estudantes de NSE mais baixo tendem a aprender um pouco mais rápido que aqueles com NSE maior. Em parte, isso pode se dever ao fato de que esses estudantes estão em um patamar mais baixo da escala de proficiência em matemática. Obter melhoras nessa condição é relativamente mais fácil que progredir em conhecimentos avançados, como observamos para a maior parte dos alunos com NSE alto. Na literatura isso é chamado de “efeito teto” (*ceiling effect*) (ALVES, 2006, p. 23).

Mas, se consideramos que o ensino voltado para os conhecimentos mais básicos atende diretamente às suas necessidades dos estudantes desprivilegiados (EDMONDS, 1979), pode-se interpretar como um resultado de equidade proporcionado pelo sistema de ensino. Porém, o tamanho desse efeito é pequeno para compensar as desigualdades iniciais, mesmo se persistente a longo prazo.

Apesar da utilização das variáveis de NSE, sabe-se que parte do efeito de origem socioeconômica é indissociável das estimções de efeito escola porque os alunos não são designados para escolas de maneira aleatória (RAUDENBUSH; WILLMS, 1995, p. 311-313). Se estudantes com alto desempenho prévio tendem a se matricular em escolas mais eficazes, temos medidas de efeito escola sobre-estimados (LECKIE, 2018, p. 5-6). As matrículas no sistema municipal de BH obedecem a um regime distrital, e as famílias têm suas estratégias para agir quando isso contraria seus interesses sobre onde seus filhos estudam (ROMANELLI; NOGUEIRA; ZAGO, 2013, p. 154-156). Os efeitos do NSE são mais pronunciados em função da seletividade escolar, como nos mostram os resultados mais excludente, e isso reforça desigualdades pré-existentes. Também podemos esperar maior sobrestimação de efeito das escolas por razões espúrias, não relacionados diretamente à verdadeira eficácia escolar, em função do uso de informações facilmente acessíveis e falta de tratamento de casos ausentes. Se os resultados são factíveis, pesquisadores precisam estar atentos para esse problema, de modo a evitar oferecer imagens do sistema escolar que não correspondem com fidelidade às suas características.

O controle das condições de matrícula e trajetória anterior dos estudantes, por meio da etapa inicial, da distorção idade-série e do turno, bem como da organização em ciclos e do percentual de estudantes com distorção idade-série na escola, permitiu observar que havia agora mais variação relativa ao aprendizado dentro do total das diferenças entre escolas.⁵³ O turno parece fazer diferença no desempenho inicial dos estudantes, em 2010, quando há mais alunos para serem analisados. Porém, os resultados que merecem mais atenção talvez sejam as diferenças médias entre as etapas, o pesado efeito da distorção idade-série, e a alteração nas tendências de crescimento.

Se considerarmos, conforme Soares (2009), que o nível adequado em matemática para estudantes da etapa 5 / 5º ano exige 225 pontos de proficiência no teste, e 300 pontos para estudantes da etapa 9 / 9º ano, temos uma diferença de 75 pontos a serem alcançados ao longo de 4 anos de escolarização. Essa evolução corresponde a um crescimento médio de 18,75 pontos por ano, uma referência ideal para o efeito de um ano de escolaridade. Então, seria de se esperar diferença semelhante entre os patamares médios que separam os estudantes nas etapas. Encontramos um número muito menor, independentemente do grupo analisado: entre 5,5 a 6,5 pontos de proficiência em matemática. Já a diferença devida a um ano de distorção idade-série corresponde, em média, a menos 14 pontos no grupo inclusivo e 18 pontos no grupo excludente.

Uma etapa imediatamente superior tem uma tendência de aprendizado maior que a inferior, a partir do momento inicial, em 2010. Mas, reforçando o padrão de desigualdade entre os grupos, o efeito da etapa inicial sobre o aprendizado é maior na análise com mais exclusões; e estudantes com distorção idade-série tendem a aprender mais a cada progressão na análise com mais inclusões, enquanto tendem a aprender menos no grupo mais excludente.

Em estudo de 2002, Ferrão, Beltrão e Santos mostram que o desempenho de alunos com distorção idade-série é menor que aqueles em idade adequada para a etapa de ensino, que algumas escolas penalizam mais que outras a distorção dos alunos, e que o efeito da distorção não é linear. Além disso, identificam que políticas de progressão automática contribuiriam para o combate da distorção idade-série, sem perda da qualidade no ensino (FERRÃO; BELTRÃO; SANTOS, 2002). Para resumir como os fenômenos de

⁵³ Lembramos a ressalva de que a partição da variância calculada de maneira simples e direta já não é mais uma medida muito adequada para avaliar o tema, dado que há diversos fatores envolvidos.

distorção idade-série, repetência e abandono estão associados, Crahay (2013, p. 24) afirma: “A repetência de um ano é sinal de outras repetências, aumentando o risco de abandono da escola”. Para dois alunos com condições de aprendizado semelhantes em um ano, aquele aprovado para a etapa superior no ano seguinte tem desempenho superior ao seu colega reprovado. Este, ao final do ano seguinte, apresenta resultados semelhantes ao mesmo grupo que iniciou pela primeira vez a etapa. Resultados semelhantes foram encontrados para estudantes da etapa 3 e 4 / 3º e 4º ano do ensino fundamental em escolas de Minas Gerais, utilizando informações do Proalfa entre 2008 e 2009 (RIANI; SILVA; SOARES, 2012), que também utilizou dados longitudinais. Esse certamente é um dos mecanismos por meio dos quais o sistema de ensino produz excluídos do interior (BOURDIEU, 2001, 481-486).

A tendência de crescimento a cada progressão anual encontra-se abaixo da expectativa ideal de 18,75 pontos de incremento ao ano em matemática. Entretanto, é notável que no modelo 3 a tendência do grupo menos excludente passou a ser maior que a do grupo mais excludente. O tamanho do efeito identificado para o crescimento também foi semelhante ao encontrado em outros estudos longitudinais para BH (ALVES; SOARES, 2008), embora abaixo dos 18,45 pontos identificados para matemática no Geres (BROOKE, *et. al.*, 2014).⁵⁴

No modelo final, observamos que as variáveis de composição escolar não alteram nem o status inicial em 2010, nem a tendência de aprendizado, exceto o percentual de pretos na escola, para o status inicial na análise mais inclusiva. Em um contexto de universalização do acesso, o resultado reflete porque é importante realizar controles das características de estudantes atendidos pelas escolas: alguns contextos socioculturais podem confundir estimações sobre a eficácia escolar. Por essa razão, algumas políticas que utilizam avaliações em larga escala para obter indicadores de eficácia escolar migraram de médias brutas para indicadores após controle de contextos (LECKIE; GOLDSTEIN, 2017). Nenhuma das tendências observadas anteriormente mudou. Mas alguns dos resultados mais interessantes apareceram aqui. Utilizaremos as estimativas finais para ilustrar alguns aspectos importantes por meio de gráficos.

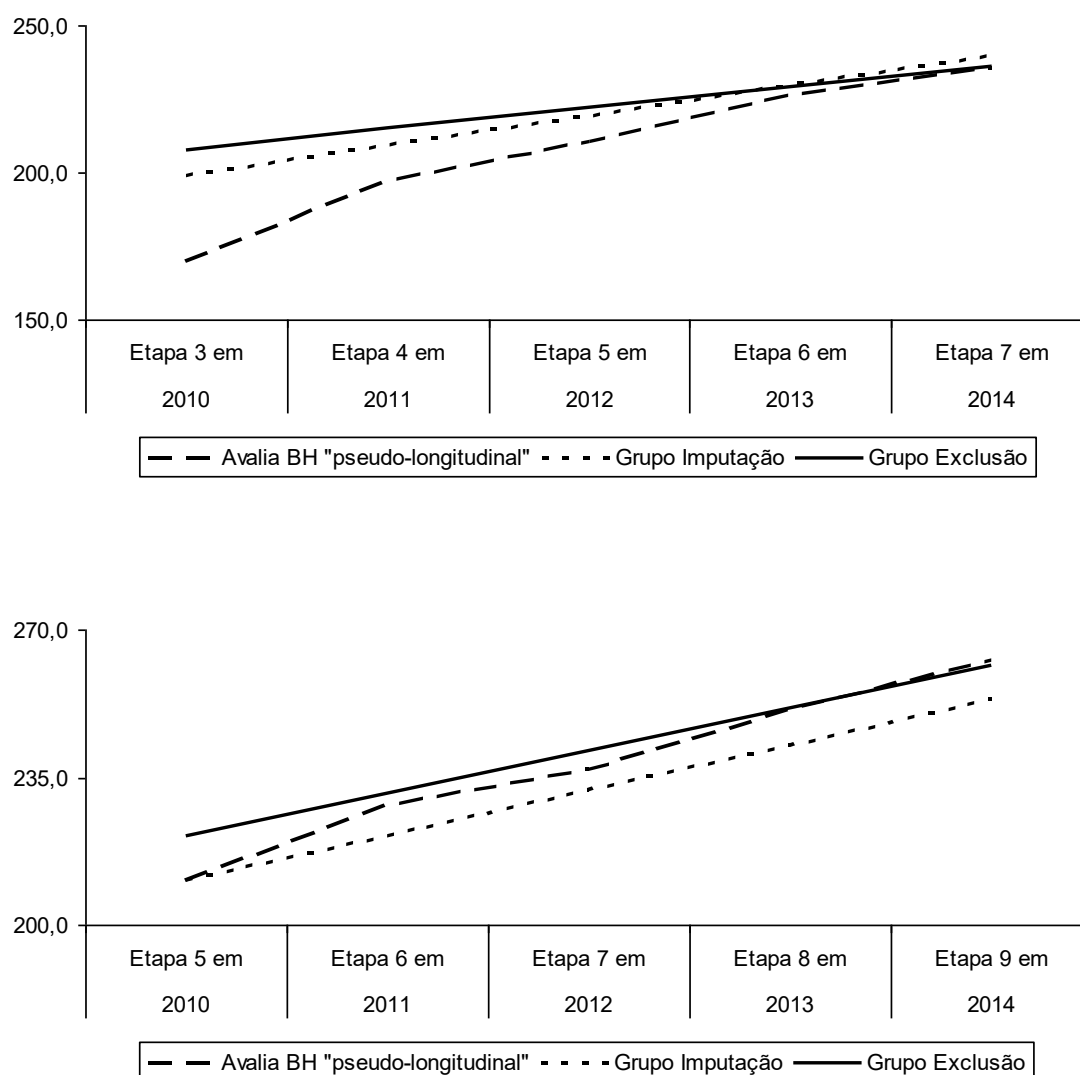
⁵⁴ Porém, nesse último estudo, o tratamento das informações ausentes não foi explicitado, o que nos leva a crer que houve *listwise deletion*, ou seja exclusão de dados ausentes, sem tratamento adequado para possíveis vieses presentes nessa seleção.

Representações gráficas das tendências de aprendizado

Com base nas médias brutas divulgadas como resultados oficiais do Avalia BH, podemos criar uma representação “pseudo-longitudinal”: um painel com os resultados transversais que ilustram o que seria uma progressão regular ao longo do tempo. Assim, tomamos a média de proficiência em matemática para a etapa 3 / 3º ano em 2010, para a etapa 4 / 4º ano em 2011, e prosseguimos de tal forma até atingir a etapa 7 em 2014. Tomamos também a etapa 5 / 5º ano em 2010, a etapa 6 / 6º ano em 2011, até alcançar a etapa 9 / 9º ano em 2014. Essas duas sequências diferentes, com informações iniciais em 2010 e evolução própria até 2014, são coortes fictícias. Elas foram comparadas com sequências paralelas criadas a partir dos coeficientes dos modelos para as análises menos excludente e mais excludente.

O gráfico 18 mostra como os modelos suavizaram as tendências a partir da etapa 3 / 3º ano em 2010. As médias brutas do Avalia BH apresentaram uma variação muito maior na trajetória através do tempo. Também podemos observar que as curvas convergem para resultados semelhantes, e que a tendência de aprendizado calculada para o cenário menos excludente superou a tendência mais excludente devido ao seu maior coeficiente para progressão por etapas. Porém, nas etapas finais do ensino fundamental, onde aumentam os efeitos da seletividade escolar, observamos que a coorte fictícia com resultados brutos do Avalia BH se afasta da tendência da análise com inclusão e se aproxima da tendência da análise com exclusão. Nas etapas mais iniciais, onde o efeito de interação entre etapas mais avançadas e aprendizado ainda não escalou, podemos observar que a vantagem da tendência de crescimento do grupo menos excludente faz o aprendizado deste superar aquele estimado para o grupo mais excludente. Nas etapas mais avançadas, seria necessário uma série de dados ainda maior para que o mesmo ocorresse.

Gráfico 18: Tendências de crescimento da proficiência em matemática no Avalia BH segundo médias brutas, análise com informações imputadas e com exclusão de dados ausentes para etapa inicial 3 (acima) e 5 (abaixo) em 2010

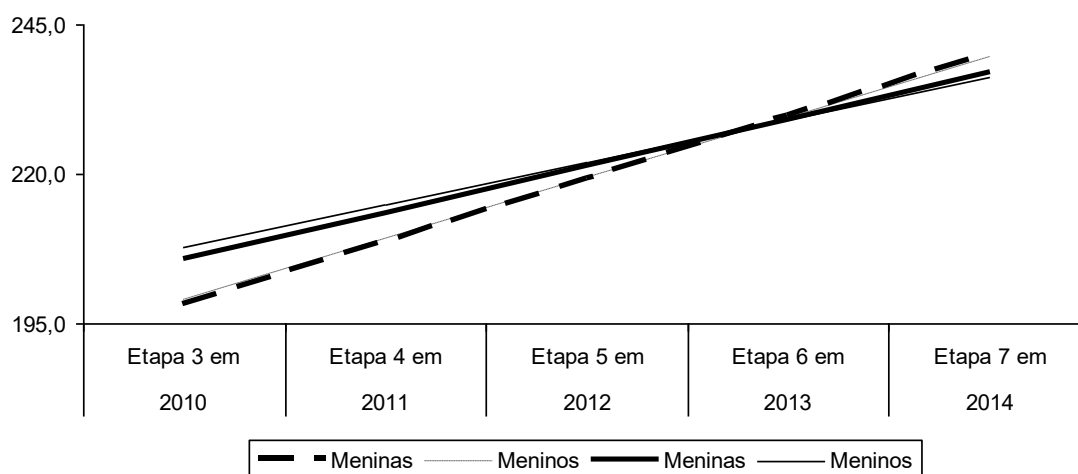


Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Para os efeitos das características individuais, informações brutas do Avalia BH foram excluídas. Analisamos apenas os cenários menos e mais excludente. Ambos identificam que as meninas começam 2010 com um desempenho em matemática abaixo de meninos, que estudantes brancos começam em vantagem e estudantes pretos começam em desvantagem em relação a pardos, sendo essas diferenças sempre um pouco maiores no grupo com exclusão. Porém, somente no caso das meninas existe uma leve tendência de um aprendizado maior para uma mesma progressão por etapa. Ainda que pequeno,

esse efeito foi suficiente para superar o desempenho dos meninos em ambos os grupos. É o que o gráfico 19 nos mostra: curvas tracejadas correspondem aos efeitos da análise com maior inclusão e curvas contínuas correspondem à análise com maior exclusão. Curvas de maior espessura dizem respeito à tendência de aprendizado das meninas.

Gráfico 19: Tendências de crescimento da proficiência em matemática no Avalia BH segundo análise com informações imputadas (traço) e com exclusão de dados ausentes (contínuo) por sexo do estudante



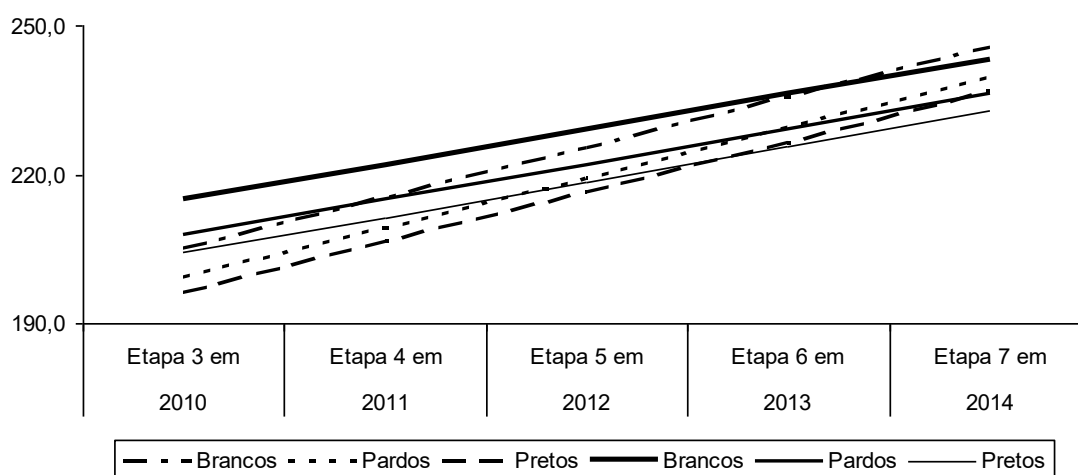
Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Para os efeitos de cor/raça, um dilema permanece: não há efeitos significativos para oferecer a nenhuma das categorias raciais uma vantagem ou uma desvantagem no aprendizado. Porém, essa suposta neutralidade faz perdurar ao longo da trajetória escolar uma diferença nos resultados, como mostra o gráfico 20. Dessa forma, não podemos dizer que o sistema de ensino apresenta características equitativas em suas tendências gerais. Seria necessário explorar de maneira mais complexa a relação entre efeitos individuais e as características escolares.

A literatura mostra que os alunos que se autodeclaram pretos apresentam sistematicamente um menor nível de proficiência, maior atraso escolar e maiores taxas de repetência (BELTRÃO; LEITE; FERRÃO, 2002). Encontramos resultados semelhantes a outros trabalhos que identificam um hiato maior entre estudantes brancos e pretos, e um menor entre brancos e pardos, todos favoráveis ao desempenho dos

brancos (SOARES; ALVES, 2003). Além disso, Soares e Alves (2003) também identificaram que fatores associados à eficácia favorecem aos grupos privilegiados, em sua maioria alunos brancos, fato que acaba por acirrar as desigualdades educacionais com base em cor/raça. Alunos pretos estão inseridos em contextos sociais menos favorecidos, em escolas com pior infraestrutura, professores menos preparados e interagem com colegas com maior atraso escolar. Há trabalhos que também indicam que alunos pretos não dispõem das mesmas características e práticas escolares que influenciam positivamente seus resultados (COURI, 2010).

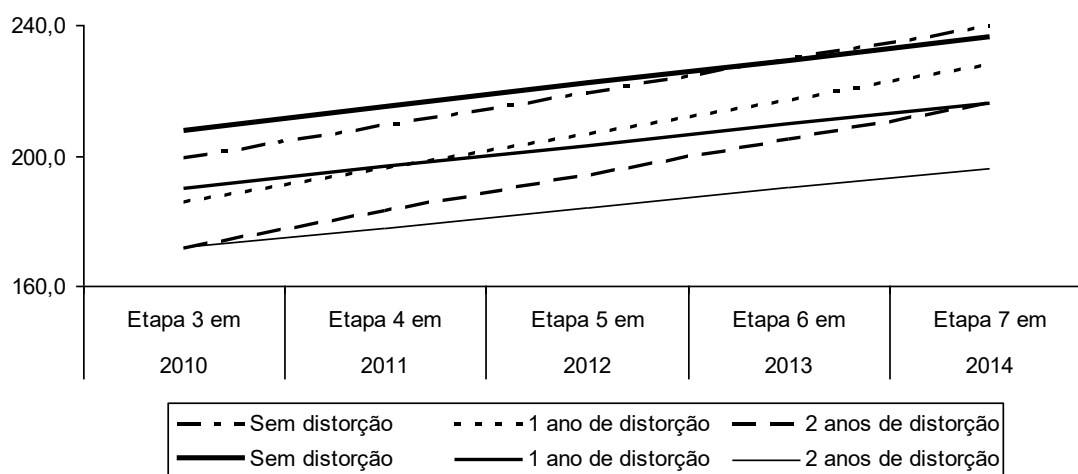
Gráfico 20: Tendências de crescimento da proficiência em matemática no Avalia BH segundo análise com informações imputadas (traço) e com exclusão de dados ausentes (contínuo) por cor/raça do estudante



Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

No caso do efeito da distorção-idade série, a diferença entre o efeito compensatório na aprendizagem para o grupo menos excludente e o efeito perverso para o grupo mais excludente aparece em forma de uma leve aproximação entre as curvas tracejadas e um leve afastamento entre as curvas contínuas, respectivamente. Nesse caso, embora seja um sinal positivo a ideia de que num cenário menos excludente também exista uma tendência compensatória, também notamos que o tamanho do efeito ainda é pequeno para compensar as desigualdades previamente existentes.

Gráfico 21: Tendências de crescimento da proficiência em matemática no Avalia BH segundo análise com informações imputadas (traço) e com exclusão de dados ausentes (contínuo) por distorção idade-série

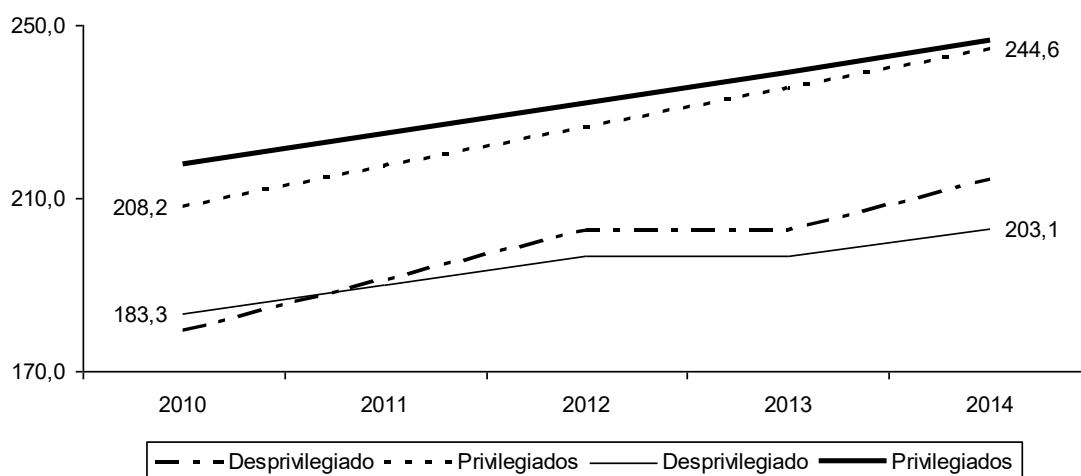


Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Por fim, para melhor ilustrar como é grande o desafio de combater os efeitos das desigualdades escolares, criamos dois perfis ideais de estudantes. Esses perfis utilizaram os impactos, calculados nos modelos estatísticos apresentados acima, das características dos estudantes e da trajetória escolar. Um grupo, chamado de privilegiado, teve em sua curva acrescidos os efeitos de 10 pontos a mais de NSE do indivíduo em relação à média de NSE na sua escola, ser branco, com idade adequada para a etapa 3 / 3º ano, e desenvolveu uma trajetória regular durante todo o período de 2010 a 2014. Outro grupo, chamado de desprivilegiado, teve sua curva elaborada com os efeitos de 10 pontos a menos de NSE do indivíduo em relação à média de NSE na sua escola, ser preto, iniciar a série com um ano de distorção na etapa 3 / 3º ano, e experimentou uma repetência de 2012 para 2013.

O gráfico 22 mostra o tamanho do desafio a superar: são praticamente 20 pontos de proficiência separando o grupo privilegiado na análise menos excludente do grupo desprivilegiado na análise mais excludente, ao início da série, para cerca de 40 pontos, ao final do período.

Gráfico 22: Tendências de crescimento da proficiência em matemática no Avalia BH segundo análise com informações imputadas (traço) e com exclusão de dados ausentes (contínuo) por grupos privilegiado e desprivilegiado



Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Mesmo cientes de que esses resultados não são definitivos, que as diferenças entre as médias por vezes são pequenas, e que devem contar com a devida ponderação das limitações da pesquisa (conforme faremos ao longo do tópico a seguir), gostaríamos de destacar uma interpretação que eles permitem: a alternativa mais adequada e viável para tomar os rumos em busca de melhor eficácia escolar não passa por uma maior seletividade dos “melhores estudantes” (ou seja, mais exclusão), e sim por escolas que promovam maior acesso e permanência de todos os estudantes (ou seja, mais inclusão).

CONSIDERAÇÕES

Esse capítulo apresentou um panorama da produção em eficácia escolar, de maneira geral e utilizando informações longitudinais, destacando aspectos predominantes na literatura internacional e nacional. Dedicou-se também às especificidades dos modelos hierárquicos ou multinível, que são pré-requisito para os estudos no campo. Existem diferentes formas de medir o efeito das escolas. Em todas elas é muito importante levar em conta as características dos estudantes e do contexto das escolas. As pesquisas têm

se deslocado, à medida do possível, em direção às abordagens que utilizam duas ou mais mensurações de um mesmo estudante ao longo do tempo. Quanto mais aumentam as aplicações em políticas públicas dos indicadores de eficácia escolar, e quanto maiores os incentivos associados a essas aplicações, mais intenso é o debate sobre sua utilidade e seus impactos, maior a preocupação com a utilização de informações longitudinais e com a verificação da precisão, validade, consistência e estabilidade das medidas.

Utilizamos informações de um grupo de estudantes da rede municipal de 2011 de BH, matriculados entre a etapa 3 / 3º ano e a etapa 9 / 9º ano do ensino fundamental para estimar a tendência de aprendizado em matemática a cada progressão por etapa entre os anos 2010 e 2014, com informações combinadas entre o Censo Escolar e o Avalia BH. Uma técnica de imputação múltipla foi utilizada para substituir informações ausentes ao longo do tempo, de modo a reduzir os vieses de desigualdade causados pelo atrito.⁵⁵ Cerca de 98.000 estudantes em 172 escolas tiveram sua tendência de aprendizado estimada. Os grupos com imputações e o grupo de casos válidos (eliminação de casos ausentes *listwise*) tiveram seus resultados analisados, de modo a comparar cenários menos e mais excludentes, respectivamente. Os efeitos das escolas, representado pela partição da variância, e os efeitos das características individuais e de contexto escolar foram interpretados pela perspectiva dessa simulação.

Assim como nos resultados de Ferrão e colegas (2018), encontramos valores para o efeito das escolas menores do que os patamares normalmente observados em avaliações transversais, contrariando as expectativas da literatura sobre a tendência superior desses efeitos em países em desenvolvimento. Mas lembramos que se trata de um estudo local, portanto com variação reduzida em relação a comparações internacionais. Encontramos efeitos especialmente modestos sobre a tendência de aprendizado na progressão por etapa, tanto para o nível individual quanto para o nível das escolas. Entretanto, destacamos que, como mostram Raudenbush e Willms (1995), a partição da variância em modelos hierárquicos não deve ser tomada como um valor para o limite da contribuição das escolas para o aprendizado. Seria um empobrecimento da análise multinível, e por consequência, da devida contribuição das escolas para o desenvolvimento dos alunos.

⁵⁵ Ver capítulo III.

A simulação entre resultados menos e mais excludentes sinaliza que o indicador para o efeito das escolas é maior nas informações com exclusões, assim como é maior o efeito atribuído às diferenças entre alunos. Isso serve como um alerta para pesquisadores e profissionais dos sistemas de ensino ao analisar informações que inevitavelmente têm que lidar com muitas perdas de informações ou não tomam o devido cuidado com o tratamento de dados ausentes. Uma imagem de um sistema mais eficaz quanto maior a sua seleção é exatamente o que a teoria da reprodução denuncia como um efeito perverso das desigualdades de classe dentro das escolas (CATANI, 2017, p. 327-329). Nesse caso, estudos em eficácia escolar podem acabar por legitimar funcionamentos institucionais que se realizam por meio da “externalização” de um público que não atende os pré-requisitos para o seu funcionamento (ÉRNICA; BATISTA, 2011). Muito pelo contrário, os estudantes de todos os grupos e todas as características devem ser incluídos no sistema escolar para a garantia do direito à educação.

Acreditamos que a melhor interpretação para o reduzido efeito escola, também presente na literatura nacional e internacional, é a grande importância dos fatores externos às escolas sobre o aprendizado. O que diferencia alunos e suas escolas são as características pregressas dos estudantes e o seu conjunto nas escolas, formando um contexto de fatores externos. Se a forma como esses estudantes chegam até as escolas não é aleatória, então a realidade cria problemas para nossas abordagens metodológicas. Conforme apresentaram Leckie (2018) e Raudenbush e Willms (1995), é razoável esperar que o histórico antecedente dos estudantes e suas famílias estejam relacionados à distribuição dos estudantes entre escolas, ainda que essa imbricação seja um rompimento dos pressupostos dos modelos hierárquicos, e prejudique estimações válidas e confiáveis.

O foco deveria recair, então, sobre qual é a tendência de aprendizado, qual é o seu tamanho, e que variáveis estão relacionadas a ela. A tendência de aprendizado observada nesse estudo é semelhante à encontrada em um dos estudos longitudinais (ALVES; SOARES, 2008), mas diverge de outro (BROOKE, *et. al.*, 2014). Segundo um critério normativo para o nível adequado em matemática dos estudantes (SOARES, 2009), nenhum dos grupos em nossa análise atinge a expectativa anual de aprendizado dos estudantes. Por essa razão, é possível concluir que as atuais condições de ensino precisam melhorar significativamente. As diferenças entre o grupo considerado menos e

mais excludente não são grandes, e por isso não devem ser tomadas como decisivas. Mas nos parece uma sinalização interessante que o cenário menos excludente proporcione uma tendência de crescimento maior, quando comparado ao excludente. Isso reforça a noção já estabelecida na literatura em eficácia escolar sobre como as escolas eficazes ajudam mais alunos desfavorecidos, aqueles que mais precisam delas (SAMMONS, 2007).

O impacto das características individuais sobre a tendência de aprendizado indica a importância de políticas públicas de equidade. O hiato gerado pelo acúmulo de desigualdades de cor/raça, NSE, distorção idade-série e repetência mostra um abismo de dois anos de escolaridade⁵⁶ ao início de 2010, e outro ainda maior, de 4 anos de escolaridade ao final de 2014.

⁵⁶ Estamos usando a tendência de crescimento observada no modelo menos excludente como referência para considerar o efeito de um ano de escolaridade.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Faz parte da tradição das pesquisas em eficácia escolar (re)conhecer os aspectos socioculturais das famílias dos estudantes. O grande peso dessas características para a explicação das desigualdades educacionais exige dos pesquisadores no campo um cuidado na identificação de indicadores para representar, pelo menos em parte, o capital cultural e econômico que distingue a origem social dos estudantes. Esse tipo de medida também auxilia a representar o contexto geral das escolas. Uma noção sobre o agregado do NSE dos estudantes nas escolas é indispensável para entender os diferentes desafios enfrentados pelos estabelecimentos, e também para realizar comparações mais justas entre escolas que receberem, em sua maioria, discentes privilegiados e desprivilegiados. Em pesquisas no campo da eficácia escolar, a estimação adequada do efeito-escola demanda a utilização de uma medida de NSE, não apenas para as escolas, mas também para os estudantes.

Entretanto, em uma pesquisa longitudinal, é necessário também enfrentar pelo menos dois desafios: grande ocorrência de dados ausentes e a comparabilidade de uma medida em diferentes momentos. Por esse motivo, dedicamos um capítulo à construção de uma medida de nível socioeconômico (NSE). Quase 140.000 estudantes das edições do Avalia BH entre 2010 e 2014 (cerca de 300.000 observações ao todo) que responderam aos questionários contextuais aplicados junto aos testes ofereceram informações para um grupo de itens comuns a todo o período. Os itens envolviam aspectos como a escolaridade dos pais, acesso a serviços e políticas públicas, e posse de bens de conforto no domicílio. Optamos por definir um instrumento único de aferição, compatível entre os questionários de todas as edições da avaliação, de modo a evitar confundir variações no “verdadeiro” NSE com variações em diferentes instrumentos de medição. Utilizamos o modelo de respostas graduadas (SAMEJIMA, 1969), e o pacote “ltm” para o software R (RIZOPOULOS, 2006), para a estimação do traço latente com variáveis categóricas. Diferentes procedimentos resultaram em medidas praticamente idênticas, como esperado pelo pressuposto da independência da população (*group-independent*) da TRI. Essa experiência com os procedimentos pode servir para orientar outros pesquisadores sobre quais decisões tomar em suas próprias pesquisas utilizando dados longitudinais.

Um dos aspectos positivos da utilização da TRI para a construção desse indicador foi lidar de maneira a superar o problema da grande quantidade de não-resposta à

escolaridade dos pais nos questionários de alunos. Isso permitiu a utilização de mais informações sobre estudantes nas análises realizadas subsequentemente. A medida de NSE não apresentou oscilação relevante ao longo do tempo, podendo ser considerado uma característica estável e invariável das escolas, ao menos no período de 5 anos considerados nessa pesquisa. O indicador tem alta correlação com o Inse 2013 produzido pelo Inep, e apresenta coerência nas distribuições esperadas para características selecionadas dos estudantes que estão associadas à desigualdade social no Brasil.

Porém, os questionários não foram a única fonte de atrito. Tivemos perdas na tentativa de compatibilizar diferentes bases de dados para uma mesma pesquisa. Tivemos casos ausentes, não-resposta a itens e lacunas nas observações de ondas de avaliação. Ponderamos sobre como lidar com estudantes que mudam de escolas, e que, com isso, trazem uma ambiguidade para o problema principal da pesquisa: qual escola terá seu efeito medido e por qual conjunto de alunos dentro delas? É comum em pesquisas sociais adotar a eliminação de casos ausentes, como uma estratégia parcimoniosa. Pacotes estatísticos adotam esse procedimento de maneira padrão. Mas a eficiência desse recurso depende de um forte pressuposto: a ocorrência das perdas precisa ser completamente aleatória. Quando esse pressuposto não é atendido, tendências ficam implícitas nas relações entre as variáveis, comprometendo resultados de pesquisas. Tentamos lidar com dificuldades geradas pela perda de informações (atrito) relacionando características de estudantes e escolas aos dados ausentes, para identificar associações e tendências que elucidassem padrões nessas perdas. Caso essas relações fossem confirmadas, estimações precisas para medidas de eficácia escolar, e para os fatores associados a ela, estariam ameaçadas, e algum procedimento adicional seria necessário.

Modelos de regressão logística multinível e convencional estimaram relações entre diferentes variáveis e as perdas de informações. Identificamos que exclusão de informações se reforçam mutuamente. Dados ausentes no Censo Escolar acompanham as perdas de informações no banco de dados chamado aqui de Ponte 2011, nossa principal fonte para estimar o efeito das escolas. Lacunas em ondas de avaliação no Avalia BH para a proficiência de matemática, trajetória não regular na progressão por etapas e adequação da idade à série, bem como não resposta aos questionários também

fazem o mesmo. Como estudantes pretos têm mais chances de apresentar uma trajetória irregular, e estudantes brancos têm mais chances de trajetória regular, a correlação entre trajetória irregular e atrito mostra que este também está sujeito às desigualdades extraescolares sobre o sistema de ensino, de forma indireta. As diferenças de média de proficiência em matemática dos estudantes dentro e fora de nosso grupo de análise (Ponte 2011), desfavoráveis em sua maioria para o grupo de matriculados em 2011 nas etapas 3 / 3º ano até a etapa 6 / 6º ano, reforçam ainda mais a suspeita de que as exclusões de informações nas bases de dados refletem desigualdades sociais mais amplas, que, por sua vez, produzem mais desigualdades nos resultados escolares.

Mudar de escola está associado a menores chances de ter uma trajetória irregular, mesmo quando os gargalos de matrículas dentro do sistema de ensino foram controlados. Finalmente, uma das conclusões mais importantes dessa análise, encontramos indícios estatísticos de que as diferenças entre as escolas explicam a ocorrência de informações ausentes. As escolas tanto informam sobre as variáveis que buscamos medir, no Censo Escolar e no Avalia BH, quanto produzem os resultados por meio dos processos de ensino, no caso das trajetórias escolares. Portanto, não se trata de um resultado surpreendente. Entretanto é um resultado que alerta aos profissionais do sistema escolar sobre a importância de acompanhar cuidadosamente seus estudantes, e fornecer informações escolares com precisão e rigor. Alerta também pesquisadores sobre os possíveis problemas da adoção inadvertida da eliminação de casos ausentes.

Especialmente para os pesquisadores em eficácia escolar, os resultados dessa análise apontam que estimações de indicadores podem apresentar vieses consideráveis sem um tratamento adequado para as informações ausentes. Também destacam que é difícil falar em efeito escola se a mobilidade estudantil é tão alta. Nesses casos, é fortemente aconselhável a utilização de modelos de pertencimento múltiplo (LECKIE, 2009; CHUNG; BERETVAS, 2012). Infelizmente, não nos foi possível desenvolver essa análise. Porém, trata-se de uma pretensão em pesquisas futuras.

Como uma consequência desses resultados, realizamos um procedimento de imputação múltipla para substituição de dados ausentes, aconselhado na literatura em caso de rejeição da hipótese de ocorrência de dados ausentes completamente aleatórios (VINHA; LAROS, 2018). Comparamos os resultados entre informações observadas e substituídas. Estudantes com informações ausentes apresentaram maior distorção idade-

série, trajetória de repetências, e uma distribuição de proficiência levemente mais concentrada abaixo da média. A imputação também representou um enorme ganho nas informações de NSE disponíveis. Em relação à dispersão das informações ausentes para proficiência em matemática e NSE, o procedimento obteve resultados muito semelhantes aos dados observados.

Supondo que os padrões observados nesses resultados são verdadeiros, realizamos um ensaio analítico. Consideramos como um sistema escolar menos excludente o grupo em que constam casos válidos juntamente com imputações. A eliminação de dados ausentes representa um sistema mais excludente. De posse dessas informações, iniciamos a abordagem da estimação da tendência de crescimento em matemática, para então ter uma noção sobre qual é o efeito das escolas de BH sobre o aprendizado dos alunos. Julgamos necessário realizar um breve levantamento sobre a literatura em eficácia escolar, especialmente aquela que trata de modelos hierárquicos ou multinível para estimar tendências de crescimento. Buscamos abordar aspectos técnicos de maneira mais compreensiva. Sem a pretensão de uma revisão exaustiva, apresentamos pesquisas longitudinais no Brasil que foram importantes para a realização deste trabalho.

Ao todo, cerca de 98.000 estudantes em 172 escolas da rede municipal de BH matriculados entre a etapa 3 / 3º ano e a etapa 9 / 9º ano do ensino fundamental ajudaram a estimar a tendência de aprendizado em matemática a cada progressão por etapa entre os anos 2010 e 2014, combinando informações do Censo Escolar e do Avalia BH. Utilizamos a partição da variância, representada pelo Coeficiente de Correlação Intraclasse (CCI), como indicador do efeito das escolas.

Em acordo com estudos recentes (FERRÃO, *et. al.*, 2018), encontramos valores para o efeito das escolas menores do que os patamares normalmente observados em avaliações transversais, contrariando as expectativas da literatura sobre a tendência de efeitos-escola maiores em países em desenvolvimento. Especialmente modestos foram os efeitos para explicar a tendência de aprendizado na progressão por etapa, tanto para o nível individual quanto para o nível das escolas. Confirmando as conclusões mais bem estabelecidas na literatura em eficácia escolar, o peso das características de origem é grande, e a forma como elas se expressam encontra-se não apenas nos coeficientes associados às características dos alunos, mas no tamanho do CCI relativo ao status inicial; ou seja, logo ao início da análise, nas informações de entrada ou de diagnóstico.

O sistema municipal em BH parece ter um efeito homogêneo, melhor traduzido pela tendência geral de crescimento do que pelas diferenças entre as escolas. Análises de sistemas mais amplos, incluindo maior variabilidade entre as escolas, poderiam chegar a outros resultados. O tamanho da tendência de aprendizado é baixo em relação aos referenciais normativos, embora seja semelhante ao observado em outras pesquisas. O fato de observarmos pouca variabilidade entre as escolas e uma tendência de aprendizado abaixo do esperado traz à tona a necessidade de melhorias consideráveis no sistema de ensino. Um dos caminhos poderia ser o combate às desigualdades de ensino dadas pelas características individuais dos estudantes, por meio de políticas públicas. Vimos que as tendências de perpetuação das desigualdades associadas à cor/raça criam grandes hiatos de desempenho. Políticas de combate à distorção idade-série e correção de fluxo também poderiam atingir fatores que, como mostram os resultados, penalizam o aprendizado dos estudantes com muita intensidade.

Nossos resultados também guardam um recado para pesquisadores e a forma como tratam informações ausentes. Eliminação de informações de maneira inadvertida pode fazer com que estudos acadêmicos sejam também agentes da desigualdade escolar, premiando escolas não eficazes com falsos diagnósticos de eficácia.

Reflexões sobre as limitações da pesquisa

Uma análise que recorre a tantos procedimentos e precisa realizar uma série de escolhas deve considerar em que medida as próprias condições da produção da pesquisa limitam suas conclusões.

A construção do NSE, no capítulo II, depende da qualidade das informações dos questionários. É possível que estudantes com menor proficiência não respondam aos questionários, ou estejam associados a não resposta. Esse não foi um dos tópicos aos quais nos detemos para analisar os dados ausentes, embora a correlação entre as chances de perda de informações indiquem isso indiretamente. Variações na redação das questões e nas alternativas de respostas foram assumidas como irrelevantes, mas as descrições da escolaridade dos pais, e suas curvas características de item indicam que tais alterações tiveram algum efeito.

No capítulo III, citamos que os modelos utilizados para associar as variáveis que descrevem as perdas de informações podem ser revistos. Mas a análise das perdas poderia se restringir também ao estudo de coortes específicas. A seleção das etapas poderia ser diferente. Talvez o foco apenas nos ciclos mais avançados, onde a exclusão é maior e a proficiência parece mais confiável, tornasse os resultados de um estudo mais esclarecedores.

O procedimento de imputação múltipla, no capítulo III, poderia contar com alternativas para uso de variáveis auxiliares. Esse tipo de alteração pode ter impacto direto nos resultados das modelagens estatísticas utilizadas no capítulo IV. Inicialmente, recusamos a ideia de inserir como variáveis auxiliares características escolares, temendo com isso aumentar correlações de efeitos contextuais das escolas (uma vez que não dispomos de informações de práticas escolares). Entretanto, trata-se de uma possibilidade a ser estudada em trabalhos futuros.

Um problema comum em estudos longitudinais é garantir que a medida de teste está equalizada ou escalonada verticalmente (*vertical scaling*). Isso significa que o resultado de um teste em uma etapa foi “conectado” (*linking*) aos resultados de um teste em uma ou mais etapas (superior ou inferior), de tal maneira que os testes podem ser comparados de maneira significativa em diferentes etapas (CASTELLANO; HO, 2013, p. 23-24). No melhor dos cenários, a técnica de *linking* encontra testes medindo o mesmo construto, com a mesma estrutura, e mesmos descritores distribuídos em testes paralelos, com mesmo método de obtenção das proficiências e populações equivalentes. Variações nessas condições afetarão a precisão dos resultados (SILVA; SOARES, 2010). Entretanto, nenhum dos requisitos acima mencionados sobre a métrica na escala de proficiência em matemática foi verificado para essa análise. Assumimos que o Avalia BH, aos moldes das avaliações em larga escala estaduais e municipais compatíveis com o Saeb, mantém os padrões de procedimentos relacionados à validade e confiabilidade das medidas produzidas por meio da TRI.

A amplitude das etapas que aqui foram comparadas pode, literalmente, forçar os dados e resultados. Pelo gráfico 18, em que observamos a tendência de crescimento predita em paralelo com as médias brutas do Avalia BH, observamos uma grande distância entre as médias brutas do Avalia BH e as médias preditas para a etapa 3 / 3º ano e etapa 4 / 4º ano, tanto na curva menos excludente quanto na mais excludente. No Apêndice D,

também podemos observar que as informações sem imputação apresentam grandes oscilações para a proficiência, mesmo em categorias com muitas progressões acumuladas, em que esperaríamos resultados com menor variação. Essa imprecisão pode dever-se a flutuações intrínsecas aos indivíduos analisados, ou ao processo de aprendizado, ou até mesmo ao erro da medida; mas também pode ser resultado das limitações na verticalização da escala de proficiência.

É difícil obter boa precisão para pontuações próximas aos valores de 150 pontos, pois eles delimitam as habilidades de alfabetização básica. Para estudantes da etapa 3 / 3º ano, são essas as habilidades esperadas. O número de itens respondido nos testes é menor para este grupo, o que também aumenta a imprecisão da medida de proficiência.

A ausência de informações sobre os processos educacionais relacionados à eficácia limitou nossas análises. Identificar fatores de impacto significativo sobre as tendências de aprendizado, ainda que não haja variabilidade a ser explicada no nível das escolas, forneceria pistas sobre práticas eficazes locais, relativas à atuação sobre o aprendizado dos alunos. Consideramos como possibilidade para estudos futuros identificar junto às bases do Censo Escolar, ou em parceria com a Smed/BH possíveis *proxys* para as práticas eficazes.

REFERÊNCIAS

ABEP – ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE EMPRESAS DE PESQUISAS. Alterações na aplicação do Critério Brasil, válidas a partir de 01/06/2019. **ABEP – Associação Brasileira De Empresas de Pesquisas**, p. 1-6, 2019. Disponível em <http://www.abep.org/criterioBr/01_cceb_2019.pdf>. Acessado em 15/11/2019.

ALVES, M. T. G. **Efeito escola e Fatores Associados ao Progresso Acadêmico dos Alunos Entre o Início da 5ª Série e o Fim da 6ª Série do Ensino Fundamental**: Um Estudo Longitudinal em Escolas Públicas no Município de Belo Horizonte – MG. Tese de Doutorado. Belo Horizonte: Faculdade de Educação da Universidade Federal de Minas Gerais, 2006.

ALVES, M. T. G.; FRANCO, C. A pesquisa em eficácia escolar no Brasil: evidências sobre o efeito das escolas e fatores associados à eficácia escolar. In BROOKE, N.; SOARES, J. F. (Org.). **Pesquisa em eficácia escolar: origens e trajetórias**. Belo Horizonte: UFMG, 2008.

ALVES, Maria Teresa G.; SOARES, José Francisco. Trajetórias escolares no ensino fundamental: análise longitudinal do Censo Escolar. Texto apresentado em 10ª Reunião da **Abave – Avaliação Educacional no Brasil: o desafio da Qualidade**. São Paulo, 28 a 30 de agosto de 2019.

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**, Belo Horizonte, v. 45, p. 25-58, jun., 2007a.

ALVES, M. T. G.; SOARES, J. F. **Estado e Sociedade**, Brasília, v. 22, n. 2, p. 435-473, maio/ago, 2007b.

ALVES, M. T. G.; SOARES, J. F. O efeito das escolas no aprendizado dos alunos: um estudo com dados longitudinais no Ensino Fundamental. **Educação e Pesquisa**, São Paulo, v. 34, n. 3, p. 527-544, set./dez. 2008.

ALVES, M. T. G.; SOARES, J. F. O efeito das escolas no aprendizado dos alunos: um estudo com dados longitudinais no Ensino Fundamental. **Educação e Pesquisa**, São Paulo, v. 34, n. 3, p. 527-544, set./dez. 2008.

ALVES, M. T. G.; SOARES, J. F. Medidas de Nível socioeconômico em pesquisas sociais: uma aplicação aos dados de uma pesquisa educacional. **Opinião Pública**, Campinas, v. 15, n. 1, p. 1-30, junho, 2009.

ALVES, M. T. G.; SOARES, J. F.; XAVIER, F. P. O Nível Sócioeconômico das Escolas de Educação Básica Brasileiras. **Anais da VII Reunião da ABAVE – Avaliação e Currículo: um diálogo necessário**, n.1, p. 15-32, 2013.

ALVES, M. T. G.; SOARES, J. F.; XAVIER, F. P. Índice Socioeconômico das Escolas de Educação Básica Brasileiras. **Ensaio: Avaliação de políticas públicas em Educação**, Rio de Janeiro, v. 22, n. 84, p. 671-704, jul./set. 2014.

ALVES, M. T. G.; XAVIER, F. P. Indicadores multidimensionais para avaliação da infraestrutura escolar: o ensino fundamental. **Cadernos de Pesquisa**, v. 48, n. 169, p. 708-746, jul./set., 2018.

ANDRADE, D. F. de; TAVARES, H. R.; VALLE, R. C. **Teoria de Resposta ao Item: conceitos e aplicações**. São Paulo: Associação Brasileira de Estatística; 2000.

BELTRÃO, K. I.; LEITE, I. C.; FERRÃO, M. E. O Ambiente escolar no desempenho acadêmico do aluno: criação de uma escola a partir do Saeb-99. **Estudos em Avaliação Educacional**, São Paulo, n. 26, p. 75-91, jul./dez. 2002.

BONAMINO, A. M. L.; OLIVEIRA, L. H. G. Estudos longitudinais e pesquisa na educação básica. **Linhas Críticas**, Brasília, DF, v. 19, n. 38, p. 33-50, jan./abr. 2013.

BOURDIEU, P. **A Miséria do Mundo**. Rio de Janeiro: Editora Vozes, 2001.

BOURDIEU, P.; PASSERON, J-C. **A reprodução**: elementos para uma teoria do sistema de ensino. 7ª edição. Petrópolis, RJ: Vozes, 2014.

BRESSOUX, P. As pesquisas sobre o efeito escola e o efeito professor. **Educação em Revista**, nº 38, p. 17-88, Belo Horizonte, 2003.

BROOKE, N.; BONAMINO, A. (Orgs.). **Geres 2005: Razões e resultados de uma pesquisa longitudinal sobre eficácia escolar**. Rio de Janeiro : WalPrint, 2011.

BROOKE, N.; FERNANDES, N. S.; MIRANDA, I. P. H.; SOARES, T. M. Modelagem do crescimento da aprendizagem nos anos iniciais com dados longitudinais da pesquisa GERES. **Educação e Pesquisa**, São Paulo, v40, n1, p. 77-94, jan/mar, 2014.

BROOKE, N.; SOARES, J. F. (Org.). **Pesquisa em eficácia escolar: origens e trajetórias**. Belo Horizonte: UFMG, 2008.

CAMERON, A. C.; TRIVEDI, P. K. **Microeconometrics: Methods and Applications**. Cambridge University Press, New York, May, 2009. 1034 p.

CAMPOS, J.; RIGOTTI, J. I. R.; CERASO, A. F. F. L. A Escolaridade Recente no Município de Belo Horizonte: Uma Abordagem Intra-Municipal. **XIV Encontro Nacional de Estudos Populacionais**, Caxambú, MG: ABEP, 18- 22 de Setembro, 2006.

CARPENTER, J. R.; GOLDSTEIN, H.; KENWARD, M. G. REALCOM-IMPUTE Software for Multilevel Multiple Imputation with Mixed Response Types. **Journal of Statistical Software**, v. 45, issue 5, December, p. 1-14, 2011.

CASTELLANO, K. E.; HO, A. D. **A Practitioner's guide to growth models**. Council of Chief State School Officers, 2013.

CATANI, A. M. *et. al.* (Orgs.) **Vocabulário Bourdieu**. Belo Horizonte: Autêntica Editora, 2017.

CRAHAY, M. Como a escola pode ser mais justa e eficaz? **Cadernos Cenpec**, São Paulo, v. 3, n. 1, p.9-40, jun., 2013.

CHUNG, H.; BERETVAS, N. S. The impact of ignoring multiple membership data structures in multilevel models. **British Journal of Mathematical and Statistical Psychology**, vol. 65, p. 185-200, 2012.

CLEVELAND, W. S. Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots. **Journal of the American Statistical Association**, v. 74, p. 829–836, 1979.

COLLINS, R. Functional and Conflict Theories of Educational Stratification. **American Sociological Review**, vol. 36, nº 6, pp. 1002-1019, dec., 1971.

COSTA, M.; ALVES, M. T. G.; MOREIRA, A. M.; SÁ, T. C. D. Oportunidades e Escolhas: Famílias e escolas em um sistema escola desigual. *In* ROMANELLI, G.; NOGUEIRA, M. A.; ZAGO, N. (Orgs.) **Família & Escola: novas perspectivas de análise**. Petrópolis, RJ: Vozes, 2013.

CUMMING, J.; GOLDSTEIN, H. Handling attrition and non-response in longitudinal data with an application to a study of Australian youth. **Longitudinal and Life Course Studies**, v. 7, issue 1, p. 53-63, 2015.

COURI, C. Nível socioeconômico e cor/raça em pesquisas sobre efeito-escola. **Estudos em Avaliação Educacional**, São Paulo, v. 21, n. 47, p. 449-472, set./dez. 2010.

DORANS, N. J.; MOSES, T. P.; EIGNOR, D. R. **Principles and Practices of Test Score Equating**. Educational Testing Services (ETS), Princeton, New Jersey, December, 2010. Disponível em <<http://www.ets.org/research/contact.html>>. Acessado em 15 de outubro de 2018.

FERRÃO, M. E.; BARROS, G. T. F.; BOF, A. M.; OLIVEIRA, A. S. Estudo Longitudinal sobre Eficácia Educacional no Brasil: comparação entre resultados contextualizados e valor acrescentado. **DADOS – Revista de Ciências Sociais**, Rio de Janeiro, v. 61, n. 4, p. 265-300, 2018.

FERRÃO, M. E.; COUTO, A. Indicador de valor acrescentado e tópicos sobre consistência e estabilidade: uma aplicação ao Brasil. **Ensaio: Avaliação de políticas públicas em Educação** v. 21 nº 78, Rio de Janeiro, Jan./Mar. p. 131-164, 2013.

FERRÃO, M. E.; PRATA P. Computing Topics on Multiple Imputation in Big Identifiable Data Using R: An Application to Educational Research. *In*: Misra S. et al. (eds) **Computational Science and Its Applications – ICCSA 2019**. Lecture Notes in Computer Science, v. 11621, Springer, 2019.

DOURADO, L. F. Políticas e gestão da educação básica no Brasil: limites e perspectivas. **Educ. Soc.**, Campinas, v. 28, n. 100 - Especial, p. 921-946, out. 2007.

EDMONDS, R. Effective schools for the Urban Poor. **Educational Leadership**, v. 37, n. 1, p. 15-24, Oct, 1979.

ÉRNICA, M.; BATISTA, A. A. G. Educação em territórios de alta vulnerabilidade social na metrópole: um caso na periferia de São Paulo. **Informe de Pesquisa – Cenpec**, São Paulo, novembro, 2011. Disponível em <https://www.cenpec.org.br/wp-content/uploads/2015/08/Informe_de_Pesquisa3a.pdf>. Acessado em: 15 de novembro de 2019.

FERRÃO, M. E. **Introdução aos Modelos de Regressão Multinível em Educação**. Campinas, São Paulo: Komedi, 2003.

FERRÃO, M. E. Avaliação educacional e modelos de valor acrescentado: tópicos de reflexão. **Educação e Sociedade**, v. 33, nº 119, Campinas, abril/junho, p. 455-469, 2012(a).

FERRÃO, M. E. On the stability of value added indicators. **Quality and Quantity** v. 46, issue 2, p. 627-637, February, 2012(b).

FERRÃO, M. E. School effectiveness research findings in the Portuguese speaking countries: Brazil and Portugal. **Educational Research Policy and Practice**, v. 13, n1. p. 3-24, feb., 2014.

FERRÃO, M. E.; BARROS, G. T. F.; BOF, A. M.; OLIVEIRA, A. S. Estudo Longitudinal sobre Eficácia Educacional no Brasil: comparação entre resultados contextualizados e valor acrescentado. **DADOS – Revista de Ciências Sociais**, Rio de Janeiro, v. 61, n. 4, p. 265-300, 2018.

FERRÃO, M. E.; BELTRÃO, K. I.; SANTOS, D. P. O impacto de políticas de não-repetência sobre o aprendizado dos alunos da 4ª série. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 32, n. 3, p. 495-513, 2002.

FERRÃO, M. E.; COUTO, A. Indicador de valor acrescentado e tópicos sobre consistência e estabilidade: uma aplicação ao Brasil. **Ensaio: Avaliação de políticas públicas em Educação** v. 21 nº 78, Rio de Janeiro, Jan./Mar. p. 131-164, 2013.

FERRÃO, M. E.; GOLDSTEIN, H. Adjusting for measurement error in the value added model: evidence from Portugal. **Quality and Quantity** v. 43 issue 6, p. 951-963, November, 2009.

FONSECA, I. C. da. **Trajetórias escolares de pretos, pardos e brancos no ensino fundamental: um estudo longitudinal com dados coletados em escolas do Norte, Nordeste e Centro-Oeste entre 1999 e 2003**. 2010. Dissertação (Mestrado em Sociologia) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2010.

FORQUIN, J. C. Sociologia das desigualdades de acesso à educação: principais orientações, principais resultados desde 1965. *In*: FORQUIN, Jean Claude (org.). **Sociologia da Educação: Dez anos de pesquisa**. Petrópolis, Rio de Janeiro: Editora Vozes, 1995.

FRANCO, C. O SAEB – Sistema de Avaliação da Educação Básica: potencialidades, problemas e desafios. **Revista Brasileira de Educação**, n. 17, maio/jun/jul/ago, p. 127-155, 2001.

FRANCO, C. et al. O referencial teórico na construção dos questionários contextuais do SAEB 2001. **Estudos em Avaliação Educacional**, São Paulo, n. 28, p. 39-71, 2003.

FRANCO, C. et al. Qualidade e equidade em educação: reconsiderando o significado de ‘fatores intra-escolares’. **Ensaio: Avaliação de políticas públicas em Educação**, Rio de Janeiro, v15, n55, p.277-298. abr. / jun, 2007.

FRANCO, C.; BROOKE, N.; ALVES, F. Estudo longitudinal sobre qualidade e equidade no ensino fundamental brasileiro: Geres 2005. **Ensaio: Avaliação de políticas públicas em Educação**, Rio de Janeiro, v16, n61, p.625-638. out. / dez, 2008.

GANZEBOOM, H. B. G.; GRAAF, P. M. De; TREIMAN, D. J.; LEEUW, J. A Standard International Socio-Economic Index of Occupational Status. **Social Science Research**, v. 21, p.1-56, 1992.

GAYA, T. F. M.; BRUEL, A. L. Estudos longitudinais em educação no Brasil: revisão de literatura da abordagem metodológica e utilização de dados educacionais para pesquisas em Educação. **Revista de Estudios Teóricos y Epistemológicos en Política Educativa**, v. 4, p. 1-18, 2019. Disponível em: <<http://www.revistas2.uepg.br/index.php/retepe>>. Acessado em 15 de novembro de 2019.

GOLDSTEIN, H. Multilevel mixed linear model analysis using iterative generalized least squares. **Biometrika**, Great Britain, v. 73, n. 1, p. 43-56, jan. 1986.

GOLDSTEIN, Harvey. Methods in School Effectiveness Research. **School Effectiveness and School Improvement**, v. 8, n° 4, p. 369-395, abr. 1997.

GOLDSTEIN, Harvey. Evaluating educational changes: a statistical perspective. **Ensaio: Avaliação de políticas públicas em Educação** v. 21 n° 78, Rio de Janeiro, Jan./Mar. p. 101-114, 2013.

GOLDSTEIN, Harvey. Validity, science and educacional measurement. **Assessment in Education: Principles, Plicy & Practice**, v. 22, n° 2, september, p. 193-201, 2015a.

GOLDSTEIN, Harvey. Jumping to the wrong conclusions. **Significance**, v. 2, issue 5, october, p. 18-21, 2015b.

GOLDSTEIN, H. Models for reality: new approaches to the understanding of educational processes. **Professorial Lecture, 2**. Institute of Education University of London, 1998. Disponível em: <<http://www.bristol.ac.uk/media-library/sites/cmm/migrated/documents/models-for-reality.pdf>>. Acessado em: 15 de novembro de 2019.

GOLDSTEIN, H.; BROWNE, W.; RABASH, J. Partitioning Variation in Multilevel Models. **Understanding Statistics**, v. 1, n. 4, p. 223-231, 2002.

GOLDSTEIN, H.; BURGESS, S.; MCCONNELL, B. Modelling the effect of pupil mobility on school differences in educational achievement. **Journal of Royal Statistical Society**, series A, vol. 170, nº 4, p. 941-954, 2007.

GOLDSTEIN, H.; LYNN, P.; MUNIZ-TERRERA, G. & HARDY, R.; O’MUIRCHARTAIGH, C.; SKINNER, C. & LEHTONEN, R. Population sampling in longitudinal surveys debate. **Longitudinal and Life Course Studies**, v. 6, issue 4, p. 447-475, 2015.

GORARD, Stephen. Serious doubts about school effectiveness. **British Educational Research Journal**, v. 36, nº 5, October, p. 745-766, 2010.

GORARD, S.; HORDOSY, R.; SIDDIQUI, N. How unstable are ‘school effects’ assessed by a value-added technique? **International Education Studies**, v. 6, nº 1, p. 1-9, 2013.

GUJARATI, D. **Basic Econometrics**. 4th Edition, McGraw-Hill Companies, New York, 2004.

HECKMAN, J. J. Sample Selection Bias as a Specification Error. **Econometrica**, v. 47, n. 1, p. 153-161, jan. 1979. Disponível em: <<http://www.jstor.org/stable/1912352>>. Acesso em: 01 jan. 2017.

HOX, J. J. **Applied multilevel analysis**. Amsterdam: TT Publikaties, 1995.

HOX, J. J. **Multilevel analysis: techniques and applications**. New York: Routledge Taylor & Francis e-Library, 2010.

INEP; CGCQTI; DEED. Estimativas de fluxo escolar a partir do acompanhamento longitudinal dos registros de aluno do Censo Escolar do período 2007-2016. **Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais**, Nota Técnica nº 8, 2017.

KAMAMURA, W.; MAZZON, J. A. Critérios De Estratificação e Comparação de Classificadores Socioeconômicos no Brasil. **RAE – Revista de Administração de Empresas**, FGV/EAESP, São Paulo, v. 56, n. 1, p. 55-70, jan-fev, 2016.

KARINO, C. A.; LAROS, J. A. Estudos brasileiros sobre eficácia escolar: uma revisão de literatura. **Revista Examen**, Brasília, v 1., n.1, p. 95-165 jul.-dez, 2017.

KLEIN, R. Alguns aspectos da Teoria de Resposta ao Item relativos à estimação das proficiências. **Ensaio: Avaliação de políticas públicas em Educação**, Rio de Janeiro, v. 21, n. 78, p. 35-56, jan./mar., 2013.

KLEIN, R.; MARINO, L. L. Cálculo das Taxas de Transição entre Séries. IN: VIII Reunião da ABAVE. **Anais da VIII Reunião da ABAVE - Avaliação de Larga Escala no Brasil: Ensinamentos, Aprendizagens e Tendências**, [S.L], n. 8, p. 291-312, jan./dez. 2015.

KREFT, I.; LEEUW, J. de. **Introducing multilevel modeling**. London: SAGE Publications, 1998.

LAMONT, M.; LAREAU, A. Cultural Capital: allusions, gaps and glissandos in recent theoretical developments. **Sociological Theory**, v. 6, p. 153-168, Fall, 1988.

LECKIE, G. The complexity of school and neighborhood effects and movements of pupils on school differences in models of educational achievement. **Journal of Royal Statistical Society**, series A, vol. 172, n° 3, p. 537-554, 2009.

LECKIE, G. Avoiding Bias When Estimating the Consistency and Stability of Value-Added School Effects. **Journal of Educational and Behavioral Statistics**, n. 43, v. 4, p. 440-468, 2018.

LECKIE, G.; GOLDSTEIN, H. The evolution of school league tables in England 1992-2016: 'contextual value-added', 'expected progress' and 'progress 8'. **British Educational Research Journal**, v. 43, n. 2, p. 193-212, april, 2017.

LEE, V. E. What are multilevel questions, and how might we explore them with quantitative methods. **Estudos em Avaliação Educacional**, São Paulo, n. 24, p. 31-45, 2001(a).

LEE, V. E. Using multilevel methods to investigate research questions that involve nested data. **Estudos em Avaliação Educacional**, São Paulo, n. 24, p. 46-68, 2001(b).

LEE, V. E. Dados longitudinais em educação: um componente essencial da abordagem de valor agregado no que se refere à avaliação de desempenho escolar. **Estudos em Avaliação Educacional**, São Paulo, v21, n47, p. 531-542, set./dez., 2010.

LINDEN, W. J. van der; HAMBLETON, R. K. **Handbook of modern item response theory**. New York: Springer; 1996.

LUYTEN, H.; VISSCHER, A.; WITZIERS, B. School effectiveness Research: from a review of the criticism to recommendations for further development. **School Effectiveness and School Improvement**, v. 16, n. 3, p. 249-279, September, 2005.

MAY, H. A. Multilevel Bayesian Item Response Theory for Scaling Socioeconomic Status in International Studies of Education. **Journal of Educational and Behavioral Statistics**, v. 31, n. 1, Spring, p. 63-79, 2006.

MAYER, D. P.; MULLENS, J. E.; MOORE, M. T. **Monitoring school quality: An indicators report**. Washington, DC: U.S. Department of Education, 2000.

NOGUEIRA, Maria Alice. A Sociologia da Educação do Final dos Anos 60 / Início dos Anos 70: O Nascimento do Paradigma da Reprodução. **Revista Em Aberto**, Brasília, ano 9, n° 46, abr-jun, 1990.

NOGUEIRA, M. A. A Sociologia da Educação do imediato pós-guerra: Orientações teórico-metodológicas. **Caderno de Ciências Sociais**, Belo Horizonte, v. 4, n° 6, dez, 1995.

NOGUEIRA, Maria Alice. A Sociologia da Educação e suas duas tensões. *In* BITTAR *et. al.* (Org.) **Pesquisa em Educação no Brasil: balanços e perspectivas**. EdUFSCar: São Paulo, 2012.

OLIVEIRA, R. P. ARAÚJO, G. C. Qualidade do Ensino: uma nova dimensão na luta pelo direito à educação. **Revista Brasileira de Educação**, n. 28, jan-abr, 2005.

PARSONS, T. Classe como sistema social. *In* BRITTO, Sulamita. **Sociologia da Juventude III: A vida coletiva e juvenil**. Rio de Janeiro: Jorge Zahar Editora, p. 47-76, 1968.

PASQUALI, L.; PRIMI, R. Fundamentos da Teoria da Resposta ao Item – TRI. **Avaliação Psicológica**, v. 2, n. 2, p. 99-110, 2003.

RAUDENBUSH, S. Comparing Personal Trajectories and drawing causal inferences from longitudinal data. **Annual Review of Psychology**, v. 52, p. 501-525, 2001.

RAUDENBUSH, S.; BRYK, A. S. A Hierarchical Model For Studying School Effects. **Sociology of Education**, v. 59, p. 1-17, jan. 1986.

RAUDENBUSH, S. W.; BRYK, A. S. **Hierarchical Linear Models: Applications and Data Analysis Methods**. Sage Publications, Second Edition, 2002.

RAUDENBUSH, S. W.; WILLMS, J. D. The estimation of school effects. **Journal of Educational and Behavioral Statistics**, v. 20, nº 4, winter, p. 307-335, 1995.

RIANI, J. L. R.; SILVA, V. C.; SOARES, T. M. Repetir ou progredir? Uma análise da repetência nas escolas de Minas Gerais. **Educação e Pesquisa**, São Paulo, v. 38, n. 3, p. 623-636, jul-set, 2012.

RIBEIRO, S. C. A pedagogia da repetência. **Estud. av.**, São Paulo, v. 5, n. 12, p. 07-21, Aug. 1991.

RIGOTTI, J. I. R.; CERQUEIRA, C. A. As bases de dados do INEP e os indicadores educacionais: conceitos e aplicações. *In* RIOS-NETO, E. L.; RIANE, J. L. R. (Org.). **Introdução à demografia da educação**. Campinas: Associação Brasileira de Estudos Populacionais - ABEP, 2004.

RIZOPOULOS, D. ltm: An R Package for Latent Variable Modeling and Item Response Theory Analyses. **Journal of Statistical Software**, v. 17, n. 5, November, 2006.

ROMANELLI, G.; NOGUEIRA, M. A.; ZAGO, N. (Orgs.) **Família & Escola: novas perspectivas de análise**. Petrópolis, RJ: Vozes, 2013.

SAMEJIMA, F. Estimation of Latent Ability Using a Response Pattern of Graded Scores **Psychometrika**, Volume 34, Issue 1 Supplement, March, 1969.

SAMMONS, P. **School effectiveness and equity: making connections**. Executive Summary, 2007. Disponível em: <

<https://pdfs.semanticscholar.org/0f94/5a63fd0bfbad35045321f55c0ae76f1b44c3.pdf>>.
Acessado em 10 de outubro de 2019.

SAMMONS, P. BAKKUM, L. Effective schools, equity and teacher effectiveness: a review to the literature. **Professorado – Revista de curriculum y formación del profesorado**, v. 15, n. 3, p. 9-26, diciembre, 2011.

SCHEERENS, J. **Review of school and instructional effectiveness research**. Background paper prepared for the Education for All global monitoring report 2005, the quality imperative. Paris: UNESCO, 2004.

SCHEERENS, J. The use of theory in school effectiveness research revisited. **School Effectiveness and School Improvement**, v. 24, n. 1, p. 1-38, 2013.

SILVA, W.; SOARES, T. M. Eficácia dos processos de linkagem na avaliação educacional em larga escala. **Estudos em Avaliação Educacional**, São Paulo, v21, n45, p. 191-211, jan./abr., 2010.

SINGER, J. D.; WILLETT, J. B. **Applied Longitudinal Data Analysis: Modeling change and event occurrence**. New York: Oxford University Press, 2003.

SOARES, J. F. Índice de desenvolvimento da Educação de São Paulo – IDESP bases metodológicas. **Revista São Paulo em Perspectiva**, São Paulo, v. 23, n. 1, p. 29-41, jan./jun. 2009.

SOARES, J. F.; ALVES, M. T. G. Desigualdades raciais no sistema brasileiro de educação básica. **Educação e Pesquisa**, São Paulo, v. 29, n. 1, p. 147-165, jan-jul., 2003.

SOARES, J. F.; ANDRADE, R. J. Nível socioeconômico, qualidade e equidade das escolas de Belo Horizonte. **Ensaio: Avaliação de políticas públicas em Educação**, Rio de Janeiro, v. 14, n. 50, p. 107-126, jan/mar, 2006.

SOARES, J. F.; XAVIER, F. P. Pressupostos educacionais e estatísticos IDEB. **Educação e Sociedade**, Campinas, v.34, nº 124, p. 903-923, jul-set, 2013.

SOARES, T. M.; BONAMINO, A.; BROOKE, N.; FERNANDES, N. Modelos de valor agregado para medir a eficácia das escolas Geres. **Ensaio: Avaliação de políticas públicas em Educação**, Rio de Janeiro, v. 25, n. 94, p. 59-89, 2017.

SOARES, T. M. Utilização da Teoria da Resposta ao Item na Produção de Indicadores Sócioeconômicos. **Pesquisa Operacional**, v.25, n.1, p.83-112, Janeiro a Abril de 2005.

SU, Y. -S.; GOODRICH, B.; KROPKO, J. Package “mi”. Disponível em <http://127.0.0.1:21127/library/mi/doc/mi_vignette.pdf>. Acessado em 15/10/2019.

TEDDLIE, C.; REYNOLDS, D. **The International Handbook of School Effectiveness Research**. London: Falmer Press, 2000.

VINHA, L. G. A.; LAROS, J. A. Dados ausentes em avaliações educacionais: comparação de métodos de tratamento. **Estudos em Avaliação Educacional**, São Paulo, v. 29, n. 70, p. 156-187, jan./abr., 2018.

WILLETT, J. B. Measuring change: What individual growth modeling buys you. *In* AMSEL, E.; RENINGER, A. (Orgs) **Change and Development**. Mahwah, NJ: Erlbaum, p. 213-243, 1997.

WILLETT, John B. Questions and Answers in the measurement of Change. **Review of Research in Education**, v.15, p. 345-422, 1989.

Willms, J. D. (1992). **Monitoring School Performance: a guide for educators**. London; Washington, D.C.: The Falmer Press.

WONG, G. Y.; MASON, W. M. The Hierarchical Logistic Regression Model for Multilevel Analysis. **Journal of the American Statistical Association**, v. 80, n. 391, p. 513-524, set., 1985.

ZAGO, N. (Orgs.) **Família & Escola: novas perspectivas de análise**. Petrópolis, RJ: Vozes, 2013.

APÊNDICES

APÊNDICE A - COMENTÁRIOS CRÍTICOS ACERCA DO ACOMPANHAMENTO LONGITUDINAL DOS REGISTROS DE ALUNO NO CENSO ESCOLAR PARA A PRODUÇÃO DO INDICADOR DE FLUXO ESCOLAR

Esse trabalho propõe uma análise crítica das estimativas de fluxo escolar a partir do acompanhamento longitudinal dos registros de aluno do Censo Escolar do período 2007-2016, divulgado em 2017 pelo próprio Inep. A partir da utilização de um código único para acompanhar os mesmos estudantes ao longo do tempo, o Inep abre as portas para uma agenda de estudos longitudinais sobre o sistema educacional brasileiro. Entretanto, essas informações ainda demandam uma série de cuidados que dizem respeito não apenas à especificidade das análises longitudinais, mas também às características dos dados divulgados.

Por meio do Censo escolar, selecionamos estudantes em escolas em funcionamento no estado de Minas Gerais, entre os anos de 2010 e 2014, em todas as redes de ensino, em todas as etapas do ensino fundamental e médio, e em todas as modalidades, à exceção da Educação Especial - Modalidade Substitutiva. Demonstramos uma série de características dessa informação longitudinal. Destacamos, dentre outros aspectos, a necessidade de: divulgação de informações sobre os eventos que envolvem a escolarização dos estudantes ao final do ano (por parte do Inep), melhor compreensão do fenômeno de casos duplicados, critérios alternativos de imputação de informações para casos ausentes, e consistência dos resultados divulgados. Acreditamos que o novo indicador produzido pelo Inep, bem como a possibilidade de utilização de informações longitudinais sobre os estudantes merecem a atenção da comunidade acadêmica.

O Inep datou em 27 de junho de 2017 a divulgação de nota⁵⁷ sobre um novo indicador do sistema educacional brasileiro: as taxas de transição (fluxo dos estudantes) para municípios, estados, regiões e todo o Brasil. Trata-se de um conjunto de proporções de fluxo escolar (promoção, repetência, evasão e migração para a EJA) com base no acompanhamento longitudinal dos registros de alunos no Censo escolar do período de

⁵⁷ Nota Técnica nº 8 / 2017 / CGCQTI / DEED: Estimativas de fluxo escolar a partir do acompanhamento longitudinal dos registros de aluno do Censo Escolar do período 2007-2016. Disponível em <http://download.inep.gov.br/informacoes_estatisticas/indicadores_educacionais/2007_2016/nota_tecnica_taxas_transicao_2007_2016.pdf>. Acessado em 29/10/2017.

2007 a 2016. Este documento inclui detalhes sobre como foram processadas informações dos estudantes, a formalização do cálculo das taxas de transição, e explicações sobre uma imputação estatística que reajusta as taxas de evasão para valores mais plausíveis. O documento apresenta também os resultados gerais das taxas de transição para o Brasil, grandes regiões e estados nos anos iniciais e finais do ensino fundamental, e também para o ensino médio. O endereço eletrônico do Inep disponibiliza as taxas desagregadas até o nível dos municípios (*ver nota de rodapé 3*).

O acompanhamento longitudinal dos alunos apenas é possível quando o registro individual ou cadastro é único, como uma identidade. A variável do banco de matrículas dos alunos que corresponde a essa identidade é o `CO_PESSOA_FISICA`.⁵⁸

Por motivos variados, uma mesma pessoa pode receber dois códigos únicos diferentes. Quando isso ocorre, o código mais novo induz ao erro: considera-se que um novo indivíduo entrou no banco de dados, e o código mais antigo passa a ser interpretado como evasão (equivocada), porque ele não mais será utilizado para se referir àquela mesma pessoa nos anos seguintes.

A nota informa que o cadastro de discentes e docentes do Censo possui um processo de manutenção do registro único, chamado de “deduplicação”. Consiste na busca de pares de registros cujas informações em vários campos (como nome, nome dos pais, data de nascimento, campos de documentação, dentre outros) apresentam grande similaridade fonética (INEP, 2017, p. 4 e nota de rodapé 9). Quando uma duplicidade é encontrada, a informação mais antiga (o código único anterior) é preservada, a informação nova é acrescentada a esse, e o código mais recente é eliminado. Esse procedimento busca evitar um falso diagnóstico de evasão.

Entretanto, a nota dá a entender que os dados oficialmente divulgados no Censo não são afetados por esse tratamento: “os microdados da pesquisa não são influenciados por esse processo, apenas as tabelas internas do Inep” (INEP, 2017, p. 4). Logo, seria

⁵⁸ Esse é o nome da variável de registro único a partir do ano de 2015, conforme informam os dicionários que acompanham os microdados do Censo Escolar. Em anos anteriores, essa variável foi chamada de `FK_COD_ALUNO`. Não se deve confundir essa variável com o `ID_MATRICULA` (nome atual da antiga `PK_COD_MATRICULA`), que serve para designar com exclusividade as matrículas dentro de um ano. Um mesmo aluno pode receber um ou mais `ID_MATRICULA` durante um ano de referência, o que significa que seu `CO_PESSOA_FISICA` pode estar repetido dentro do banco de dados.

correto considerar que as informações disponíveis *online* para o público em geral não incorporam as vantagens da deduplicação.

Erros no cadastro não são a única fonte de duplicação de estudantes nos bancos do Censo Escolar. Um mesmo aluno pode ter mais de uma matrícula no ensino regular, pois o sistema permite que, por exemplo, um aluno se matricule na parte da manhã em uma escola de uma rede escolar e na parte da tarde em uma escola de outra rede (KLEIN, MARINO, 2016, p. 293). Logo, a inflação nas taxas de evasão tem, pelo menos, duas fontes distintas: uma parte desconhecida das duplicações se deve a erros de registro enquanto outra se deve à possibilidade de dupla matrícula de um mesmo estudante em escolas de redes diferentes.

A nota técnica para as taxas de transição informa que, em todo o Brasil, essa duplicação de casos foi menor que 1%. Isso leva a crer que, apesar de possível, a ocorrência da dupla vinculação é pouco provável. Para evitar que essas matrículas afetassem o cálculo das taxas de fluxo do novo indicador, o Inep utilizou outros critérios de exclusão de duplicações, levando em conta a “situação” do aluno à conclusão de um determinado ano. A tabela de Situação do Aluno refere-se à segunda etapa do Censo Escolar, que organiza as informações de rendimento (aprovação ou reprovação) e movimento (abandono, transferência, falecimentos etc.) ao final do ano letivo. A situação trata do destino de cada uma das matrículas iniciais, primeira etapa do Censo Escolar em um ano de referência.

A partir da tabela de situação, o Inep ordenou – ou seja, priorizou – as matrículas segundo as seguintes variáveis: ano mais antigo (NU_ANO_CENSO, crescente); código único mais antigo (CO_PESSOA_FISICA, crescente); estudante no ensino regular (IN_REGULAR, decrescente); fora da EJA (IN_EJA, crescente); fora da educação especial exclusiva (IN_ESPECIAL_EXCLUSIVA, crescente); dentro das etapas seriadas dos anos iniciais e finais do ensino fundamental, e até a terceira série do ensino médio (variáveis dicotômicas criadas para especificar cada uma etapa/série desses níveis⁵⁹, decrescente); alunos aprovados sobre alunos reprovados sobre alunos que abandonaram (TP_SITUACAO aprovado > reprovado > abandono), alunos em etapas mais avançadas (segundo a variável TP_ETAPA_FLUXO⁶⁰, decrescente), e códigos de

⁵⁹ Ver “Tabela 2” em Inep (2017).

⁶⁰ Ver “Tabela 2” em Inep (2017).

matrícula mais antigos (ID_MATRICULA, crescente). Apenas o primeiro registro de um aluno foi mantido no banco de dados de cada ano. Desse modo, as trajetórias do fluxo (promoção, repetência, evasão ou migração para EJA) puderam ser identificadas ao longo do tempo.

Um dos problemas desse procedimento para a agenda de pesquisas com informações educacionais do Inep é o fato de que a tabela de situação do aluno não é divulgada para o público em geral. Estão disponíveis *online* os indicadores educacionais de rendimento desagregados apenas até o nível das escolas. Isso significa que a replicação dos procedimentos acima descritos não é possível sem a solicitação, junto ao Inep, das tabelas após o procedimento de “deduplicação” e com as informações de situação do aluno.

Entretanto, a mesma nota informa que foi necessário adotar ainda um cuidado adicional em relação às trajetórias. Informações ausentes ou inconsistentes foram substituídas por informações consideradas consistentes ou “válidas”. A imputação é realizada de tal maneira que o “doador” de informação válida em algum momento esteve na mesma escola, etapa de ensino, e modalidade do aluno de informação ausente ou incoerente a receber informação “doada” (trajetória mais plausível). Tal procedimento exigiu a criação de uma base apenas com alunos cuja trajetória foi considerada inconsistente, e outra em que constavam apenas estudantes com trajetórias consistentes (chamados “elegíveis”). Em síntese, são alunos que aparecem pela primeira vez no sistema com trajetórias aparentemente regulares, ou que desapareceram por um período e retornaram aparentemente promovidos.

Já os alunos considerados “elegíveis” (doadores de informação), não apresentam “pulos” em sua trajetória de escolarização. Por exemplo, um aluno registrado no 4º ano do ensino fundamental em 2008 que aparece no 6º ano em 2009, ou um aluno de mesma etapa em 2008 que apareça no 3º ano em 2009, não pode ser considerado elegível, pois apresenta uma trajetória não usual. A nota não deixa claro se alunos evadidos podem fazer parte do banco de “elegíveis”. Dentre o conjunto de alunos elegíveis que satisfazem aos critérios adotados (INEP, 2017, p. 9, tabela 3), um único deles é aleatoriamente selecionado para “doar” suas informações ao aluno inconsistente. Quando não havia um elegível correspondente aos critérios para um estudante com informações incoerentes, esse permanecia na base sem alteração em suas informações.

Dadas todas essas condições, a nota técnica informa os critérios para classificar os alunos como “promovido”, “repetente”, “evadido” ou “migrou para EJA”.

Aluno promovido:

Aluno na etapa k , no ano t , que no ano $t + 1$ esteja matriculado em etapa superior a k ;

Aluno matriculado na terceira série do ensino médio no ano t , aprovado, concluinte ou que no ano $t + 1$ esteja matriculado na quarta série do ensino médio ou na educação profissional subsequente.

Aluno repetente:

Aluno na etapa k , no ano t , que no ano $t + 1$ esteja matriculado em etapa igual ou inferior a k .

Aluno evadido:

Aluno matriculado no ano t nas etapas seriadas de interesse que não se matricula no ano $t + 1$.

Aluno que migrou para EJA:

Aluno matriculado no ano t nas etapas seriadas de interesse, que no ano $t + 1$ se matricula na EJA (INEP, 2017, p. 11).

As quatro situações totalizam a transição. As taxas de fluxo de uma etapa k do ano t são produzidas através da razão de qualquer uma delas em $(t + 1)$ pela soma das quatro situações para cada etapa k no ano t .

Os procedimentos do Inep para produção das taxas de transição foram eficazes para reduzir a sobre-representação esperada para as taxas de evasão nas informações sobre o fluxo dos estudantes. As estimativas de evasão são cerca de 3% maiores quando os procedimentos de deduplicação, exclusão de casos duplicados e imputação não são adotados (INEP, 2017, Apêndice 1).

Os questionamentos levantados por esse trabalho seriam: até que ponto um pesquisador qualquer pode utilizar as informações longitudinais do Censo Escolar para reproduzir as taxas de fluxo escolar apresentadas acima e a quais resultados ele pode chegar utilizando apenas os microdados oficialmente divulgados *online*? Quais avaliações e julgamentos podemos fazer dos procedimentos adotados pelo Inep, e quais as suas consequências para a agenda de pesquisa longitudinal em educação no país?

Métodos

Antes de responder a tais perguntas, faremos uma abordagem das informações atualmente disponíveis no site do Inep⁶¹. As bases de microdados correspondem apenas à matrícula inicial para cada um dos anos de referência. Nesse trabalho, utilizaremos apenas os anos de 2010 a 2014 do Censo Escolar, e restringimo-nos apenas a estudantes em escolas em funcionamento no estado de Minas Gerais, entre os anos de 2010 e 2014, em todas as redes de ensino, em todas as etapas do ensino fundamental e médio, e em todas as modalidades. Após essa a seleção, é preciso identificar os casos únicos e duplicados na variável CO_PESSOA_FISICA.

Tabela 16: Quantidade de casos primários e duplicados no código único dos alunos entre os Censos da Educação Básica de 2010 a 2014, alunos em escolas de MG.

Identidade	Casos Duplicados	%	Casos primários	%	Total	Processo de desambiguação
Censo 2010	320.849	6,1	4.961.091	93,9	5.281.940	Minimização de perda de informações
Censo 2011	360.213	6,8	4.912.650	93,2	5.272.863	
Censo 2012	367.790	7,1	4.820.754	92,9	5.188.544	
Censo 2013	449.348	8,6	4.746.998	91,4	5.196.346	
Censo 2014	462.648	9,0	4.701.618	91,0	5.164.266	

Fonte: elaboração do autor. Inep/MEC, Microdados do Censo Escolar 2010/2011/2012/2013/2014.

Diante da impossibilidade de realizar os procedimentos de “deduplicação” e da ausência de informações sobre a situação desses estudantes ao final do ano, o pesquisador é obrigado a adotar critérios alternativos para a exclusão dos casos duplicados. Nesse trabalho, consideramos que a maximização de casos com informações válidas seria o critério mais importante. Selecionamos um conjunto de variáveis no banco de dados em que havia informações ausentes para os estudantes. Priorizamos os códigos de indivíduos com o menor número de casos ausentes. Também testamos a hipótese de que os ordenamentos de casos no banco de dados segundo algumas variáveis poderiam afetar significativamente as distribuições de matrículas entre etapas e redes de ensino.

⁶¹ O acesso aos microdados do Censo Escolar está disponível em <<http://portal.inep.gov.br/web/guest/microdados>>. Acessado em 29/10/2017.

A maximização de casos válidos obedeceu aos seguintes procedimentos:

- I. Encontramos variáveis dos alunos nos bancos de dados que apresentam dados ausentes: estado e município de nascimento, estado e município de endereço, modalidade de ensino e etapa de ensino.
- II. Realizamos a soma de informações ausentes para cada indivíduo.
- III. Dentre os casos duplicados, optamos por aquele que contivesse o maior número possível de informações válidas nas variáveis em que havia dados ausentes.

Ignoramos qualquer outro critério para a exclusão de casos duplicados. Adotar critérios semelhantes aos do Inep, como priorizar o ensino regular, as etapas seriadas ou a dependência administrativa pública não alterou em nada o cenário, conforme podemos observar nas tabelas 17 e 18, que utilizam os dados de 2014 para ilustrar essa indiferença entre procedimentos (a alteração dos critérios também afetou pouco as distribuições nos demais anos). O sistema municipal permanece com o maior percentual de casos duplicados excluídos em todos os cenários. Em relação às etapas, o percentual de duplicados na 1ª série do ensino médio é consideravelmente maior. Isso pode estar relacionado com o maior percentual de casos únicos no ensino médio profissional.

Tabela 17: Distribuição de todos os estudantes em escolas de Minas Gerais no Censo Escolar em 2014 por rede de ensino e códigos duplicados e únicos segundo diferentes critérios de otimização

		[1]		[2]		[3]		Total
		Duplicados	Únicos	Duplicados	Únicos	Duplicados	Únicos	
Federal	N	1.219	33.039	2.322	31.936	834	33.424	34.258
	%	3,6%	96,4%	6,8%	93,2%	2,4%	97,6%	100%
Estadual	N	142.241	2.144.190	129.999	2.156.432	130.684	2.155.747	2.286.431
	%	6,2%	93,8%	5,7%	94,3%	5,7%	94,3%	100%
Municipal	N	282.253	1.785.299	282.496	1.785.056	281.900	1.785.652	2.067.552
	%	13,7%	86,3%	13,7%	86,3%	13,6%	86,4%	100%
Privada	N	36.935	739.090	47.831	728.194	49.230	726.795	776.025
	%	4,8%	95,2%	6,2%	93,8%	6,3%	93,7%	100%
Total	N	462.648	4.701.618	462.648	4.701.618	462.648	4.701.618	5.164.266
	%	9,0%	91,0%	9,0%	91,0%	9,0%	91,0%	100%

[1] Apenas maximização de válidos.

[2] Maximização de válidos, etapas seriadas do fundamental antes do médio, sistema público antes do privado (nessa ordem).

[3] Maximização de válidos, municipal, federal, estadual e privado, e etapas seriadas (nessa ordem).

Fonte: elaboração do autor. INEP/MEC, Microdados do Censo Escolar 2010/2011/2012/2013/2014.

Tabela 18: Distribuição dos estudantes em escolas de Minas Gerais no Censo Escolar em 2014 por etapa de ensino e códigos duplicados e únicos segundo diferentes critérios de otimização.

		[1]		[2]		[3]		Total
		Duplicados	Únicos	Duplicados	Únicos	Duplicados	Únicos	
Educação Infantil (creche/pré)	N	1.364	706.528	1.268	706.624	1.296	706.596	707.892
	%	0,2%	99,8%	0,2%	99,8%	0,2%	99,8%	100%
1º Ano	N	85	303.545	139	303.491	134	303.496	303.630
	%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	100%
2º Ano	N	165	276.946	177	276.934	177	276.934	277.111
	%	0,1%	99,9%	0,1%	99,9%	0,1%	99,9%	100%
3º Ano	N	221	266.677	232	266.666	227	266.671	266.898
	%	0,1%	99,9%	0,1%	99,9%	0,1%	99,9%	100%
4º Ano	N	209	275.159	213	275.155	210	275.158	275.368
	%	0,1%	99,9%	0,1%	99,9%	0,1%	99,9%	100%
5º Ano	N	108	302.639	114	302.633	107	302.640	302.747
	%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	100%
6º Ano	N	58	340.536	51	340.543	52	340.542	340.594
	%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	100%
7º Ano	N	48	341.259	42	341.265	47	341.260	341.307
	%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	100%
8º Ano	N	54	340.919	36	340.937	52	340.921	340.973
	%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	100%
9º Ano	N	39	297.245	23	297.261	29	297.255	297.284
	%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	100%
Ensino Médio - 1ª Série (todos os tipos)	N	2.283	306.467	61	308.689	122	308.628	308.750
	%	0,7%	99,3%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	100%
Ensino Médio - 2ª Série (todos os tipos)	N	5.461	245.624	49	251.036	726	250.359	251.085
	%	2,2%	97,8%	0,0%	100,0%	0,3%	99,7%	100%
Ensino Médio - 3ª Série (todos os tipos)	N	7.566	213.079	38	220.607	1.091	219.554	220.645
	%	3,4%	96,6%	0,0%	100,0%	0,5%	99,5%	100%
Ensino Médio - 4ª Série (todos os tipos)	N	31	14.896	0	14.927	1	14.926	14.927
	%	0,2%	99,8%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	100%
EJA Anos Iniciais (todos os tipos)	N	12	42.825	12	42.825	9	42.828	42.837
	%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	0,0%	100,0%	100%
EJA Anos Finais (todos os tipos)	N	63	131.915	108	131.870	74	131.904	131.978
	%	0,0%	100,0%	0,1%	99,9%	0,1%	99,9%	100%
Ensino Médio - Não Seriado (todos os tipos)	N	30	730	29	731	28	732	760
	%	3,9%	96,1%	3,8%	96,2%	3,7%	96,3%	100%
Educação Profissional (todos os tipos)	N	25.920	135.870	40.782	121.008	40.229	121.561	161.790
	%	16,0%	84,0%	25,2%	74,8%	24,9%	75,1%	100%
EJA Ensino Médio (todos os tipos)	N	1.709	158.641	2.052	158.298	815	159.535	160.350
	%	1,1%	98,9%	1,3%	98,7%	0,5%	99,5%	100%
Total	N	45.426	4.701.500	45.426	4.701.500	45.426	4.701.500	4.746.926
	%	1,0%	99,0%	1,0%	99,0%	1,0%	99,0%	100%

[1] Apenas maximização de válidos.

[2] Maximização de válidos, etapas seriadas do fundamental antes do médio, sistema público antes do privado

[3] Maximização de válidos, municipal, federal, estadual e privado, e etapas seriadas (nessa ordem).

Fonte: elaboração do autor. INEP/MEC, Microdados do Censo Escolar 2010/2011/2012/2013/2014.

Por uma perspectiva exclusivamente empírica, observamos que os diferentes critérios afetam principalmente as distribuições entre as redes federal e privada, na dependência administrativa; e dos ensinos médio regular e médio profissional, nas etapas. Essas poderiam ser pistas iniciais para a abordagem do problema de casos duplicados nas bases do Censo Escolar.

De todo modo, diante do fato de que não há variações significativas, optamos pelo critério [1], maximização de informações válidas, e ignorar todos os demais, por se tratar do critério mais parcimonioso. Também excluimos os casos de estudantes da Educação Especial - Modalidade Substitutiva antes de seguir com a análise.

Tabela 19: Distribuição da matrícula inicial dos estudantes no Censo Escolar entre 2010 e 2014 nas modalidades do Ensino Regular e Educação de Jovens e Adultos

		2010	2011	2012	2013	2014	Total
Ensino Regular	N	4.549.184	4.508.589	4.437.510	4.376.703	4.349.969	22.221.955
	%	92,4%	92,5%	92,7%	92,9%	93,2%	92,8%
Educação de Jovens e Adultos	N	371.894	365.710	347.143	334.774	316.329	1.735.850
	%	7,6%	7,5%	7,3%	7,1%	6,8%	7,2%
Total	N	4.921.078	4.874.299	4.784.653	4.711.477	4.666.298	23.957.805
	%	100%	100%	100%	100%	100%	100%

Fonte: elaboração do autor. Inep/MEC, Microdados do Censo Escolar 2010/2011/2012/2013/2014.

Recodificamos a variável TP_ETAPA_ENSINO para criar uma variável adequada para calcular o fluxo dos estudantes no período, conforme a tabela abaixo. Note-se que a recodificação tornou compatível as etapas de 8 e 9 anos do ensino fundamental seriado. A educação de jovens e adultos, o ensino médio profissionalizante e o médio não seriado foram separados da progressão por dezenas, centenas e milhares. Apesar de permanecer na variável, não foram considerados para o cálculo do fluxo dos estudantes no ensino fundamental. A classificação difere muito pouco da utilizada pelo Inep em sua análise de fluxo.

Quadro 8: Recodificação das etapas de ensino para o tratamento do fluxo escolar nas bases de matrícula inicial do Censo Escolar – Inep.

TP_ETAPA_ENSINO – Etapa de ensino da matrícula		ETAPA_FLUXO Etapa de ensino da matrícula Para cálculo do fluxo	
Cód.	Descrição	Cód.	Descrição
1	Educação Infantil – Creche	0	Educação Infantil (creche/pré)
2	Educação Infantil - Pré-escola		
14	Ensino Fundamental de 9 anos - 1º Ano	1	1º Ano
4	Ensino Fundamental de 8 anos - 1ª Série	2	2º Ano
15	Ensino Fundamental de 9 anos - 2º Ano		
5	Ensino Fundamental de 8 anos - 2ª Série	3	3º Ano
16	Ensino Fundamental de 9 anos - 3º Ano		
6	Ensino Fundamental de 8 anos - 3ª Série	4	4º Ano
17	Ensino Fundamental de 9 anos - 4º Ano		
7	Ensino Fundamental de 8 anos - 4ª Série	5	5º Ano
18	Ensino Fundamental de 9 anos - 5º Ano		
8	Ensino Fundamental de 8 anos - 5ª Série	6	6º Ano
19	Ensino Fundamental de 9 anos - 6º Ano		
9	Ensino Fundamental de 8 anos - 6ª Série	7	7º Ano
20	Ensino Fundamental de 9 anos - 7º Ano		
10	Ensino Fundamental de 8 anos - 7ª Série	8	8º Ano
21	Ensino Fundamental de 9 anos - 8º Ano		
11	Ensino Fundamental de 8 anos - 8ª Série	9	9º Ano
41	Ensino Fundamental de 9 anos - 9º Ano		
25	Ensino Médio - 1ª Série	10	Ensino Médio - 1ª Série (todos os tipos)
30	Ensino Médio - Integrado 1ª Série		
35	Ensino Médio - Normal/Magistério 1ª Série		
26	Ensino Médio - 2ª Série	11	Ensino Médio - 2ª Série (todos os tipos)
31	Ensino Médio - Integrado 2ª Série		
36	Ensino Médio - Normal/Magistério 2ª Série		
27	Ensino Médio - 3ª Série	12	Ensino Médio - 3ª Série (todos os tipos)
32	Ensino Médio - Integrado 3ª Série		
37	Ensino Médio - Normal/Magistério 3ª Série		
28	Ensino Médio - 4ª Série	13	Ensino Médio - 4ª Série (todos os tipos)
33	Ensino Médio - Integrado 4ª Série		
38	Ensino Médio - Normal/Magistério 4ª Série		
43	EJA – Presencial - Ens. Fundamental Anos Iniciais	55	EJA Anos Iniciais (todos os tipos)
46	EJA - Semipresencial – Ens. Fundamental Anos Iniciais		
44	EJA – Presencial - Ens. Fundamental Anos Finais	99	EJA Anos Finais (todos os tipos)
47	EJA - Semipresencial – Ens. Fundamental Anos Finais		
60	EJA – Presencial – Integrada à Ed. Profissional de Nível Fundamental – FIC		
61	EJA - Semipresencial – Integrada à Ed. Profissional de Nível Fundamental – FIC		
65	EJA – Presencial - Ens. Fundamental Projovem (Urbano)		
29	Ensino Médio - Não Seriada	100	Ensino Médio - Não Seriado (todos os tipos)
34	Ensino Médio - Integrado Não Seriada		
39	Educação Profissional (Concomitante)	110	Educação Profissional (todos os tipos)
40	Educação Profissional (Subsequente)		

TP_ETAPA_ENSINO – Etapa de ensino da matrícula		ETAPA_FLUXO Etapa de ensino da matrícula Para cálculo do fluxo	
Cód.	Descrição	Cód.	Descrição
45	EJA – Presencial - Ensino Médio	1212	EJA Ensino Médio (todos os tipos)
48	EJA - Semipresencial - Ensino Médio		
62	EJA – Presencial – Integrada à Ed. Profissional de Nível Médio		
63	EJA - Semipresencial – Integrada à Ed. Profissional de Nível Médio		

Fonte: elaboração do autor. INEP/MEC, Microdados do Censo Escolar 2010/2011/2012/2013/2014.

Resultados

Assim como o esperado, as distribuições por etapa, conforme a classificação acima, diferem muito pouco dos resultados oficialmente divulgados pelo Inep nas Sinopses Estatísticas da Educação Básica, para todo o estado de Minas Gerais, entre os anos de 2010 e 2014⁶², assim como encontramos também números muito próximos para as matrículas iniciais totais, por rede e por etapa em Minas Gerais e na cidade de Belo Horizonte.⁶³ As poucas divergências podem se dever tanto aos procedimentos inevitavelmente diferentes de exclusão de casos duplicados e à exclusão da Educação Especial – Modalidade Substitutiva em nossos bancos de dados. Por motivo de parcimônia, não exibiremos aqui esses resultados. Faremos apenas uma breve síntese da descrição das divergências para o ano de 2014. A tendência geral das diferenças, quando ocorrem: em nossos cálculos, menores quantidades de matrículas nos anos iniciais, e na rede privada, observados independentemente, tanto para Minas Gerais quanto para Belo Horizonte. Não houve divergências em relação à rede Federal. Para a rede municipal de Belo Horizonte, apenas o segundo ano do ensino fundamental apresentou variações em relação às Sinopses Estatísticas.

Possibilidades de imputação nas informações sobre trajetórias

Tentamos replicar as trajetórias consideradas como imputáveis pelo Inep em seu cálculo de transição dos alunos para os alunos matriculados em escolas de Minas Gerais entre

⁶² As Sinopses Estatísticas da Educação Básica estão disponíveis no site do Inep no endereço <<http://portal.inep.gov.br/web/guest/sinopses-estatisticas>>. Acessado em 29/10/2017.

⁶³ Ver nota de rodapé 7 para acesso *online*. Juntamente com os microdados do Censo Escolar encontra-se um documento que informa sobre os filtros necessários para replicar os números de matrículas iniciais conforme a metodologia do Inep. As escolhas a respeito de Minas Gerais, Belo Horizonte, etapas do ensino fundamental regular, exclusão da educação especial – modalidade substitutiva etc., devem-se aos objetivos de análise da tese de doutorado do autor, em andamento.

os anos de 2010 e 2014. A nota técnica do Inep sobre o cálculo das taxas de transição apresentou cinco trajetórias passíveis de imputação, e um conjunto de alunos elegíveis para fornecer informações válidas para cada uma dessas trajetórias. Dentre as cinco, identificamos que apenas as trajetórias 1, 2 e 4 podem ser adaptadas para esse trabalho (INEP, 2017, p. 9, tabela 3). Não podemos adaptar a trajetória 3 por utilizar informações da tabela SITUACAO. A trajetória 5 foi ignorada porque pressupõe uma distinção entre a progressão tendo o estudante prestado ou não matrículas no ensino infantil, creche ou pré-escola. Essa distinção não nos interessa.

No grupo 1 encontramos estudantes que estiveram matriculados em um determinado ano (t) em uma etapa qualquer (x), desapareceram por um ou mais anos (n), retornando no ano (t + n) em uma etapa de ensino (x + n), esboçando trajetória regular (sem evasão ou repetência aparentes).

No grupo 2 encontramos estudantes que estiveram matriculados em um determinado ano (t) em uma etapa qualquer (x), desapareceram por um ou mais anos (n), retornando no ano (t + n) em uma etapa de ensino (x' tal que $x' < x + n$), esboçando trajetória irregular (com pelo menos uma evasão ou repetência aparentes).

No grupo 4 encontramos estudantes que apareceram no banco de dados pela primeira vez após 2010 em etapa igual ou superior ao 4º ano do ensino fundamental. Ele pode apresentar uma trajetória sem ou com distorção idade-série em relação ao tempo em que esteve desaparecido do banco de dados.

Tabela 20: Distribuição geral dos alunos imputáveis para matriculados em escolas de Minas Gerais entre os anos de 2010 e 2014.

	Grupo 1		Grupo 2		Grupo 4	
	Frequência	%	Frequência	%	Frequência	%
Não imputável	7.280.507	98,8	7.272.389	98,7	7.083.909	96,1
Imputável	87.375	1,2	95.493	1,3	283.973	3,9
Total	7.367.882	100	7.367.882	100	7.367.882	100

Fonte: elaboração do autor. INEP/MEC, Microdados do Censo Escolar 2010/2011/2012/2013/2014.

Podemos observar que os estudantes a serem imputados afetam pouco o total (não mais que 4% no grupo 4, por exemplo). Não há como discutir em que medida esses percentuais se aproximam dos observados para os dados de todo o Brasil porque tal informação não consta na nota técnica do Inep sobre as taxas de transição. Identificamos apenas que o tamanho absoluto dos grupos 1 e 4 foi muito semelhante na nota técnica

do Inep, enquanto em nossa análise, o grupo 4 foi muito maior, em termos absolutos, que o grupo 1. É preciso lembrar que, em nossa análise, mantivemos estudantes do 4º ano do ensino médio e em todas as etapas da EJA.

Cálculo das taxas de fluxo dos estudantes

Para o cálculo das taxas de fluxo dos estudantes obedecemos aos mesmos critérios para definição das transições (promoção, repetência, evasão e migração para EJA) utilizada pelo Inep, e apresentada na seção de Introdução do presente trabalho. Em nossa apresentação de resultados, utilizaremos apenas as informações de Minas Gerais para ilustrar tendências mais amplas e que também foram verificadas para o município de Belo Horizonte.

Tabela 21: Taxas de fluxo dos estudantes em escolas de Minas Gerais nas transições 2010-2011 e 2011-2012 nas etapas do ensino fundamental e médio

MG	De 2010 para 2011					De 2011 para 2012				
	Progressão	Repetência	Migrou EJA	Evadiu	Total	Progressão	Repetência	Migrou EJA	Evadiu	Total
1º Ano	93,8%	2,3%	0,0%	4,0%	100,0%	94,6%	1,8%	0,0%	3,6%	100,0%
2º Ano	90,7%	5,5%	0,0%	3,8%	100,0%	93,4%	3,2%	0,0%	3,4%	100,0%
3º Ano	87,3%	8,9%	0,1%	3,7%	100,0%	89,7%	7,0%	0,0%	3,3%	100,0%
4º Ano	92,5%	3,9%	0,1%	3,5%	100,0%	93,7%	3,1%	0,1%	3,2%	100,0%
5º Ano	89,0%	5,1%	0,2%	5,6%	100,0%	90,7%	4,0%	0,2%	5,1%	100,0%
Anos Iniciais	90,6%	5,2%	0,1%	4,1%	100,0%	92,3%	3,9%	0,1%	3,7%	100,0%
6º Ano	76,3%	15,0%	1,3%	7,4%	100,0%	78,9%	13,7%	1,2%	6,1%	100,0%
7º Ano	79,5%	12,2%	1,7%	6,6%	100,0%	81,3%	11,3%	1,8%	5,5%	100,0%
8º Ano	78,0%	10,5%	2,6%	8,9%	100,0%	79,0%	10,1%	2,8%	8,1%	100,0%
9º Ano	76,3%	11,0%	2,3%	10,4%	100,0%	78,9%	9,7%	2,3%	9,1%	100,0%
Anos Finais	77,5%	12,3%	1,9%	8,3%	100,0%	79,5%	11,4%	2,0%	7,1%	100,0%
Fundamental	84,6%	8,5%	0,9%	6,0%	100,0%	86,3%	7,4%	1,0%	5,3%	100,0%
Ensino Médio - 1ª Série (todos os tipos)	65,4%	15,7%	3,1%	15,8%	100,0%	65,1%	16,1%	3,8%	15,0%	100,0%
Ensino Médio - 2ª Série (todos os tipos)	75,7%	8,0%	2,9%	13,4%	100,0%	77,1%	7,7%	3,3%	11,8%	100,0%
Ensino Médio - 3ª Série (todos os tipos)	1,3%	4,9%	1,3%	92,6%	100,0%	0,8%	4,1%	1,1%	93,9%	100,0%
Ensino Médio - 4ª Série (todos os tipos)	0,0%	47,1%	0,5%	52,5%	100,0%	0,0%	36,8%	0,1%	63,1%	100,0%
Médio	51,7%	10,8%	2,5%	34,9%	100,0%	51,5%	11,2%	2,9%	34,4%	100,0%

Fonte: elaboração do autor. INEP/MEC, Microdados do Censo Escolar 2010/2011/2012/2013/2014.

Tabela 22: Taxas de fluxo dos estudantes em escolas de Minas Gerais nas transições 2012-2013 e 2013-2014 nas etapas do ensino fundamental e médio

MG	De 2012 para 2013					De 2013 para 2014				
	Progressão	Repetência	Migrou EJA	Evadiu	Total	Progressão	Repetência	Migrou EJA	Evadiu	Total
1º Ano	93,8%	1,4%	0,0%	4,7%	100,0%	92,8%	1,0%	0,0%	6,1%	100,0%
2º Ano	93,4%	2,3%	0,0%	4,3%	100,0%	93,6%	1,5%	0,0%	4,9%	100,0%
3º Ano	88,8%	6,8%	0,0%	4,4%	100,0%	91,1%	4,4%	0,0%	4,5%	100,0%
4º Ano	92,7%	2,9%	0,1%	4,3%	100,0%	93,1%	2,3%	0,0%	4,5%	100,0%
5º Ano	89,1%	4,0%	0,2%	6,8%	100,0%	91,2%	2,7%	0,1%	5,9%	100,0%
Anos Iniciais	91,4%	3,6%	0,1%	4,9%	100,0%	92,3%	2,4%	0,1%	5,2%	100,0%
6º Ano	79,9%	12,1%	1,1%	6,8%	100,0%	82,0%	9,3%	0,9%	7,7%	100,0%
7º Ano	81,8%	9,9%	1,8%	6,5%	100,0%	84,6%	7,5%	1,6%	6,4%	100,0%
8º Ano	79,5%	8,6%	3,0%	9,0%	100,0%	83,7%	6,1%	2,5%	7,7%	100,0%
9º Ano	78,5%	8,4%	2,3%	10,8%	100,0%	83,6%	4,8%	1,8%	9,8%	100,0%
Anos Finais	80,0%	9,9%	2,0%	8,1%	100,0%	83,4%	7,1%	1,7%	7,8%	100,0%
Fundamental	85,9%	6,7%	1,0%	6,5%	100,0%	88,0%	4,7%	0,8%	6,5%	100,0%
Ensino Médio - 1ª Série (todos os tipos)	64,5%	15,0%	4,1%	16,5%	100,0%	67,7%	11,1%	3,7%	17,5%	100,0%
Ensino Médio - 2ª Série (todos os tipos)	75,6%	7,6%	3,5%	13,2%	100,0%	78,4%	6,3%	2,4%	12,9%	100,0%
Ensino Médio - 3ª Série (todos os tipos)	0,9%	3,8%	1,0%	94,3%	100,0%	0,5%	2,9%	2,0%	94,6%	100,0%
Ensino Médio - 4ª Série (todos os tipos)	0,0%	9,9%	0,2%	90,0%	100,0%	0,0%	38,5%	0,1%	61,4%	100,0%
Médio	50,7%	9,8%	3,1%	36,4%	100,0%	52,3%	8,1%	2,8%	36,8%	100,0%

Fonte: elaboração do autor. INEP/MEC, Microdados do Censo Escolar 2010/2011/2012/2013/2014.

O fluxo calculado como descrevemos acima (apenas com as informações oficiais disponíveis *online*) está subestimando as taxas de promoção em cerca de 3%, e superestimando as taxas de evasão também em cerca de 3%. A tendência de erro em nossos cálculos é maior para as etapas iniciais do ensino fundamental, em especial o 1º ano, e para os anos mais recentes, em especial na transição de 2013 para 2014. As taxas de repetência e migração para a EJA são praticamente idênticas: variam apenas em décimos, o que pode ser resultado de mero arredondamento.

Notamos que a variação observada pode ser resultado de não realizar imputações. De fato, a nota técnica do Inep (2017) sobre as taxas de transição informa que a melhora obtida nas estimações é de ordem semelhante às diferenças que observamos entre nossos resultados e os oficiais. É também interessante notar que o percentual identificado como “imputável” é de ordem semelhante às diferenças entre as taxas oficiais e a dos nossos resultados.

Discussão

Podemos sintetizar as conclusões a que chegamos através do exposto nos seguintes tópicos:

- 1) O Inep não divulga para o público em geral as informações após o procedimento de “deduplicação” (exclusão de casos duplicados segundo grande similaridade fonética), o que significa que parte das duplicações de estudantes continuam nas informações disponíveis *online* nos microdados do Censo Escolar;
- 2) Também não são divulgadas as tabelas de situação dos alunos ao final do ano. Apenas as taxas de rendimento (aprovação, reprovação e abandono) desagregadas até as unidades escolares;
- 3) Os casos duplicados em função de dupla matrícula em escolas de redes diferentes, em diferentes turnos, são relevantes do ponto de vista teórico porque levantam questionamentos sobre quais seriam as suas características específicas, quando comparados aos demais estudantes, e em que medida isso afetaria (ou não) sua trajetória e resultados escolares.

- 4) Os critérios de exclusão de casos duplicados carregam implicitamente um viés que aumenta a probabilidade de resultados de promoção no fluxo (alunos no ensino regular, fora da EJA e da modalidade especial exclusiva, aprovados ao final do ano, em etapas mais avançadas etc.). Ou seja, mais as informações “desejáveis” de um determinado ponto de vista, e menos a informação fornecida pelo sistema.
- 5) Observamos que os diferentes critérios de ordenamento de algumas informações alteram muito pouco as distribuições. Quando o fazem, afetam principalmente as distribuições entre as redes federal e privada, na dependência administrativa; e dos ensinos médio regular e médio profissional, nas etapas. Essas poderiam ser pistas iniciais para a abordagem do problema de casos duplicados nas bases do Censo Escolar.
- 6) Os critérios de imputação são mais adequados que os de exclusão de casos duplicados, na medida em que utilizam um sorteio aleatório de estudantes “elegíveis” (trajetórias consistentes) para oferecer informação local (mesma escola, etapa e modalidade) a estudantes “imputáveis” (trajetórias inconsistentes). Entretanto, não fica claro se os eventos de evasão são igualmente passíveis de pertencer ao grupo “elegíveis”. Caso não sejam, há novamente um viés de sobre-representação de promoções.
- 7) Não há como comparar os resultados observados para os estudantes “imputáveis” na nota do Inep e os aqui apresentados, uma vez que na primeira, não fica claro qual é o seu tamanho em relação ao total do banco de dados por grupo; e, no presente trabalho, a imputação não foi de fato efetuada, mas apenas aventada para fins de sondagem.
- 8) O fluxo calculado por um pesquisador que tem acesso apenas às bases divulgadas *online*, e não realiza procedimentos de imputação semelhantes aos do Inep subestima as promoções e superestima as evasões. A tendência de erro em nossos cálculos é maior para as etapas iniciais do ensino fundamental, em especial o 1º ano, e para os anos mais recentes, em especial na transição de 2013 para 2014 (a mais recente). Entretanto, as taxas de repetência e migração para EJA são praticamente as mesmas. É aconselhável, então, preferi-las para as finalidades de pesquisas independentes das informações produzidas pelo Inep.

- 9) O tratamento das informações realizado pelo Inep (“deduplicação”, exclusão de casos duplicados e imputações) parece ter efeito sobre as taxas de fluxo dos estudantes, reduzindo as proporções de evasões, das quais esperamos uma superestimação dados os erros advindos da duplicação de casos e de trajetórias incoerentes.

Acreditamos que o novo indicador de taxas de fluxo tem qualidade notória e que precisa entrar na agenda de pesquisas educacionais no Brasil o quanto antes. Abrem-se portas promissoras para o início de uma sólida agenda de pesquisas longitudinais no país.

APÊNDICE B – INFORMAÇÕES ADICIONAIS SOBRE O CAPÍTULO II

Descrição das variáveis do instrumento comum

A tabela 23 apresenta a distribuição das respostas dos estudantes aos questionários por ano para o conjunto de variáveis inicialmente selecionadas para compor o instrumento comum a todas as ondas de obtenção das informações. Como veremos mais à frente, nos resultados das matrizes policóricas e dos gráficos de curva característica dos itens, algumas das variáveis aí presentes foram excluídas do indicador final.

Tabela 23: Distribuição das respostas aos itens do instrumento comum

		2010		2011		2012		2013		2014		Total	
		N	%	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
MAE	1 Nunca estudou.	817	1.4	865	1.9	743	1.8	3,024	7.8	2,244	6.9	7,693	3.6
	2 Entre a 1ª e a 4ª série do Ensino Fundamental.	10,863	19.3	8,578	18.9	7,137	17.3	10,239	26.3	7,549	23.3	44,366	20.7
	3 Entre a 5ª e a 8ª série do Ensino Fundamental.	22,856	40.5	16,755	36.9	14,555	35.2	9,250	23.7	7,605	23.4	71,021	33.1
	4 Entre a 1ª e a 3ª série do Ensino Médio.	12,445	22.1	10,751	23.7	10,457	25.3	11,331	29.1	10,147	31.3	55,131	25.7
	5 Até a Faculdade (Ensino Superior).	9,385	16.7	8,411	18.5	8,400	20.3	5,109	13.1	4,889	15.1	36,194	16.9
	Não sei.	0	0.0	0	0.0	0	0.0	0	0.0	0	0.0	0	0.0
	Subtotal	56,366	100.0	45,360	100.0	41,292	100.0	38,953	100.0	32,434	100.0	214,405	100.0
	Total	56,366	100.0	45,360	100.0	41,292	100.0	38,953	100.0	32,434	100.0	214,405	100.0
PAI	1 Nunca estudou.	1,423	2.6	1,117	2.8	1,015	2.8	3,230	9.8	2,567	9.3	9,352	4.9
	2 Entre a 1ª e a 4ª série do Ensino Fundamental.	9,892	18.0	6,845	17.4	5,946	16.7	8,742	26.5	6,543	23.7	37,968	19.9
	3 Entre a 5ª e a 8ª série do Ensino Fundamental.	21,672	39.5	14,141	35.9	12,349	34.6	7,856	23.8	6,572	23.8	62,590	32.9
	4 Entre a 1ª e a 3ª série do Ensino Médio.	12,229	22.3	9,398	23.9	8,827	24.7	8,515	25.8	7,551	27.4	46,520	24.4
	5 Até a Faculdade (Ensino Superior).	9,629	17.6	7,869	20.0	7,553	21.2	4,639	14.1	4,329	15.7	34,019	17.9
	Não sei.	0	0.0	0	0.0	0	0.0	0	0.0	0	0.0	0	0.0
	Subtotal	54,845	100.0	39,370	100.0	35,690	100.0	32,982	100.0	27,562	100.0	190,449	100.0
	Total	54,845	100.0	39,370	100.0	35,690	100.0	32,982	100.0	27,562	100.0	190,449	100.0

continua

		2010		2011		2012		2013		2014		Total	
		N	%	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
continuação													
BANHEIRO	1 Nenhum	1,064	1.8	1,249	2.0	1,379	2.2	2,503	4.4	2,888	5.7	9,083	3.1
	2 Um	40,354	68.9	42,516	67.3	40,562	66.0	37,392	65.3	31,260	62.2	192,084	66.1
	3 Dois ou mais	17,148	29.3	19,379	30.7	19,508	31.7	17,383	30.3	16,145	32.1	89,563	30.8
	Subtotal	58,566	100.0	63,144	100.0	61,449	100.0	57,278	100.0	50,293	100.0	290,730	100.0
	Total	58,566	100.0	63,144	100.0	61,449	100.0	57,278	100.0	50,293	100.0	290,730	100.0
RADIO	1 Nenhum	4,456	7.6	5,704	9.1	6,332	10.3	0	0.0	0	0.0	16,492	9.0
	2 Um	27,571	47.3	29,920	47.5	28,864	47.1	0	0.0	0	0.0	86,355	47.3
	3 Dois ou mais	26,265	45.1	27,343	43.4	26,073	42.6	0	0.0	0	0.0	79,681	43.7
	Subtotal	58,292	100.0	62,967	100.0	61,269	100.0	0	0.0	0	0.0	182,528	100.0
	Total	58,292	100.0	62,967	100.0	61,269	100.0	0	0.0	0	0.0	182,528	100.0
GELADEIRA	1 Nenhum	1,087	1.9	1,306	2.1	1,215	2.0	2,206	3.8	2,403	4.8	8,217	2.8
	2 Um	47,099	81.1	49,899	79.7	48,009	78.6	45,313	77.9	37,554	74.7	227,874	78.5
	3 Dois ou mais	9,921	17.1	11,407	18.2	11,855	19.4	10,621	18.3	10,326	20.5	54,130	18.7
	Subtotal	58,107	100.0	62,612	100.0	61,079	100.0	58,140	100.0	50,283	100.0	290,221	100.0
	Total	58,107	100.0	62,612	100.0	61,079	100.0	58,140	100.0	50,283	100.0	290,221	100.0
TV	1 Nenhum	1,054	1.8	1,519	2.4	1,207	2.0	2,100	3.6	2,069	4.1	7,949	2.7
	2 Um	17,575	30.1	18,022	28.7	15,125	24.7	16,617	28.6	14,121	27.9	81,460	28.0
	3 Dois ou mais	39,771	68.1	43,294	68.9	44,899	73.3	39,348	67.8	34,386	68.0	201,698	69.3
	Subtotal	58,400	100.0	62,835	100.0	61,231	100.0	58,065	100.0	50,576	100.0	291,107	100.0
	Total	58,400	100.0	62,835	100.0	61,231	100.0	58,065	100.0	50,576	100.0	291,107	100.0
LAVAR	1 Nenhum	4,663	8.0	5,182	8.2	3,882	6.3	4,090	7.0	3,706	7.3	21,523	7.4
	2 Um	40,994	70.2	44,558	70.7	42,246	68.9	40,681	69.6	34,646	68.5	203,125	69.6
	3 Dois ou mais	12,759	21.8	13,278	21.1	15,223	24.8	13,690	23.4	12,237	24.2	67,187	23.0
	Subtotal	58,416	100.0	63,018	100.0	61,351	100.0	58,461	100.0	50,589	100.0	291,835	100.0
	Total	58,416	100.0	63,018	100.0	61,351	100.0	58,461	100.0	50,589	100.0	291,835	100.0
continua													

		2010		2011		2012		2013		2014		Total	
		N	%	N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
<u>continuação</u>													
ENERGIA	1 Não	595	1.0	1,072	1.7	1,123	1.8	1,162	2.0	1,878	3.7	5,830	2.0
	2 Sim	58,302	99.0	62,183	98.3	60,492	98.2	57,978	98.0	49,084	96.3	288,039	98.0
	Subtotal	58,897	100.0	63,255	100.0	61,615	100.0	59,140	100.0	50,962	100.0	293,869	100.0
	Total	58,897	100.0	63,255	100.0	61,615	100.0	59,140	100.0	50,962	100.0	293,869	100.0
AGUA	1 Não	585	1.0	992	1.6	949	1.5	1,161	2.0	1,460	2.9	5,147	1.8
	2 Sim	58,351	99.0	62,276	98.4	60,675	98.5	57,972	98.0	49,307	97.1	288,581	98.2
	Subtotal	58,936	100.0	63,268	100.0	61,624	100.0	59,133	100.0	50,767	100.0	293,728	100.0
	Total	58,936	100.0	63,268	100.0	61,624	100.0	59,133	100.0	50,767	100.0	293,728	100.0
LIXO	1 Não	0	0.0	5,006	7.9	4,436	7.2	4,877	8.3	4,405	8.7	18,724	8.0
	2 Sim	0	0.0	58,130	92.1	57,109	92.8	53,813	91.7	46,478	91.3	215,530	92.0
	Subtotal	0	0.0	63,136	100.0	61,545	100.0	58,690	100.0	50,883	100.0	234,254	100.0
	Total	0	0.0	63,136	100.0	61,545	100.0	58,690	100.0	50,883	100.0	234,254	100.0
EMPREGADA	1 Não	54,165	92.6	55,023	87.5	53,621	87.6	51,558	88.4	0	0.0	214,367	89.0
	2 Sim	4,301	7.4	7,834	12.5	7,600	12.4	6,794	11.6	0	0.0	26,529	11.0
	Subtotal	58,466	100.0	62,857	100.0	61,221	100.0	58,352	100.0	0	0.0	240,896	100.0
	Total	58,466	100.0	62,857	100.0	61,221	100.0	58,352	100.0	0	0.0	240,896	100.0

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Matrizes policóricas

Apresentamos a seguir as matrizes de correlação policóricas para os itens do instrumento comum segundo os dois procedimentos utilizados nesse trabalho: procedimento (1), de calibração dos parâmetros apenas com os casos do ano de 2010; e procedimento (2), de calibração dos parâmetros com todos os casos entre 2010 e 2014.

De uma maneira geral, as correlações mostram maior associação entre as variáveis de bens de consumo no domicílio. Escolaridade dos pais e alguém no domicílio que receba bolsa família aparecem com as menores correlações. Essa tendência não muda quando os casos de todos os anos são incluídos.

Observar essas correlações policóricas foi importante para sustentar a decisão de retirar algumas variáveis do processo de construção do indicador do traço latente de nível socioeconômico. Variáveis como a presença de asfalto, energia elétrica, água encanada, coleta de lixo e disponibilidade do serviço de empregada doméstica no domicílio apresentaram correlações com valor negativo, e, portanto, no sentido contrário ao esperado para dimensão latente. A análise de curva de característica desses itens confirmou sua baixa capacidade explicativa.

Variáveis como coleta de lixo e quantidade de rádios no domicílio foram excluídas do instrumento comum porque não estão presentes em todos os anos da série.

Disponibilizamos também essas correlações nas tabelas 24 a 30, a seguir.

Tabela 24: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados para o instrumento comum incluindo apenas os casos de 2010 para a estimação dos parâmetros dos itens.

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
MAE (1)	1,000	0,561	0,189	0,090	0,175	0,130	0,164	0,220	0,317	0,222
PAI (2)	0,561	1,000	0,167	0,068	0,158	0,115	0,155	0,174	0,272	0,182
BANHEIRO (3)	0,189	0,167	1,000	0,421	0,409	0,294	0,303	0,336	0,311	0,229
GELADEIRA (4)	0,090	0,068	0,421	1,000	0,408	0,363	0,331	0,261	0,141	0,070
TV (5)	0,175	0,158	0,409	0,408	1,000	0,366	0,542	0,300	0,344	0,194
LAVAR (6)	0,130	0,115	0,294	0,363	0,366	1,000	0,336	0,301	0,248	0,093
DVD (7)	0,164	0,155	0,303	0,331	0,542	0,336	1,000	0,300	0,282	0,116
AUTO (8)	0,220	0,174	0,336	0,261	0,300	0,301	0,300	1,000	0,335	0,175
PC (9)	0,317	0,272	0,311	0,141	0,344	0,248	0,282	0,335	1,000	0,331
BOLSA FAM (10)	0,222	0,182	0,229	0,070	0,194	0,093	0,116	0,175	0,331	1,000

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Tabela 25: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados para o instrumento comum incluindo todos os casos entre 2010 e 2014 para a estimação dos parâmetros dos itens

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)
MAE (1)	1,000	0,595	0,193	0,085	0,174	0,114	0,150	0,201	0,278	0,225
PAI (2)	0,595	1,000	0,171	0,074	0,166	0,097	0,140	0,151	0,224	0,179
BANHEIRO (3)	0,193	0,171	1,000	0,469	0,426	0,292	0,292	0,313	0,265	0,215
GELADEIRA (4)	0,085	0,074	0,469	1,000	0,419	0,371	0,327	0,263	0,123	0,059
TV (5)	0,174	0,166	0,426	0,419	1,000	0,380	0,506	0,278	0,303	0,162
LAVAR (6)	0,114	0,097	0,292	0,371	0,380	1,000	0,340	0,279	0,228	0,060
DVD (7)	0,150	0,140	0,292	0,327	0,506	0,340	1,000	0,272	0,221	0,081
AUTO (8)	0,201	0,151	0,313	0,263	0,278	0,279	0,272	1,000	0,332	0,182
PC (9)	0,278	0,224	0,265	0,123	0,303	0,228	0,221	0,332	1,000	0,296
BOLSA FAM (10)	0,225	0,179	0,215	0,059	0,162	0,060	0,081	0,182	0,296	1,000

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Tabela 26: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados no questionário de 2010

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
MAE (1)	1,000	0,527	0,195	0,134	0,082	0,173	0,120	0,153	0,221	0,160	0,118	0,046	0,169	0,239	0,320
PAI (2)	0,527	1,000	0,173	0,124	0,060	0,159	0,111	0,150	0,189	0,133	0,104	0,091	0,134	0,199	0,275
BANHEIRO (3)	0,195	0,173	1,000	0,308	0,430	0,434	0,296	0,314	0,337	0,096	0,178	0,055	0,214	0,226	0,307
RADIO (4)	0,134	0,124	0,308	1,000	0,345	0,430	0,299	0,382	0,221	0,102	0,138	0,087	0,123	0,163	0,263
GELADEIRA (5)	0,082	0,060	0,430	0,345	1,000	0,422	0,374	0,347	0,235	0,025	0,047	-0,022	0,154	0,064	0,149
TV (6)	0,173	0,159	0,434	0,430	0,422	1,000	0,348	0,530	0,301	0,121	0,198	0,155	0,172	0,192	0,341
LAVAR (7)	0,120	0,111	0,296	0,299	0,374	0,348	1,000	0,339	0,287	0,057	0,090	0,050	0,144	0,084	0,246
DVD (8)	0,153	0,150	0,314	0,382	0,347	0,530	0,339	1,000	0,286	0,070	0,119	0,072	0,180	0,109	0,278
AUTO (9)	0,221	0,189	0,337	0,221	0,235	0,301	0,287	0,286	1,000	0,089	-0,064	-0,036	0,290	0,214	0,370
ASFALTO (10)	0,160	0,133	0,096	0,102	0,025	0,121	0,057	0,070	0,089	1,000	0,408	0,311	0,042	0,123	0,212
ENERGIA (11)	0,118	0,104	0,178	0,138	0,047	0,198	0,090	0,119	-0,064	0,408	1,000	0,629	-0,257	0,115	0,196
AGUA (12)	0,046	0,091	0,055	0,087	-0,022	0,155	0,050	0,072	-0,036	0,311	0,629	1,000	-0,273	-0,070	0,138
EMPREGADA (13)	0,169	0,134	0,214	0,123	0,154	0,172	0,144	0,180	0,290	0,042	-0,257	-0,273	1,000	0,085	0,217
BOLSA FAM (14)	0,239	0,199	0,226	0,163	0,064	0,192	0,084	0,109	0,214	0,123	0,115	-0,070	0,085	1,000	0,322
PC (15)	0,320	0,275	0,307	0,263	0,149	0,341	0,246	0,278	0,370	0,212	0,196	0,138	0,217	0,322	1,000

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Tabela 27: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados no questionário de 2011

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)
MAE (1)	1,000	0,566	0,206	0,125	0,077	0,173	0,119	0,144	0,235	0,146	0,175	0,170	0,110	0,132	0,256	0,331
PAI (2)	0,566	1,000	0,184	0,111	0,069	0,162	0,103	0,137	0,196	0,124	0,176	0,167	0,107	0,129	0,215	0,286
BANHEIRO (3)	0,206	0,184	1,000	0,296	0,452	0,423	0,291	0,309	0,342	0,076	0,133	0,095	0,062	0,167	0,208	0,284
RADIO (4)	0,125	0,111	0,296	1,000	0,330	0,405	0,287	0,375	0,208	0,067	0,087	0,091	0,083	0,085	0,131	0,225
GELADEIRA (5)	0,077	0,069	0,452	0,330	1,000	0,402	0,369	0,346	0,238	0,005	0,057	0,061	0,017	0,087	0,022	0,114
TV (6)	0,173	0,162	0,423	0,405	0,402	1,000	0,327	0,517	0,305	0,112	0,184	0,190	0,110	0,117	0,174	0,315
LAVAR (7)	0,119	0,103	0,291	0,287	0,369	0,327	1,000	0,334	0,279	0,033	0,013	0,033	0,043	0,097	0,044	0,209
DVD (8)	0,144	0,137	0,309	0,375	0,346	0,517	0,334	1,000	0,276	0,059	0,063	0,080	0,047	0,131	0,082	0,225
AUTO (9)	0,235	0,196	0,342	0,208	0,238	0,305	0,279	0,276	1,000	0,083	0,003	0,003	0,047	0,218	0,220	0,372
ASFALTO (10)	0,146	0,124	0,076	0,067	0,005	0,112	0,033	0,059	0,083	1,000	0,498	0,489	0,397	0,024	0,146	0,194
ENERGIA (11)	0,175	0,176	0,133	0,087	0,057	0,184	0,013	0,063	0,003	0,498	1,000	0,868	0,476	-0,143	0,055	0,169
AGUA (12)	0,170	0,167	0,095	0,091	0,061	0,190	0,033	0,080	0,003	0,489	0,868	1,000	0,476	-0,136	0,022	0,159
LIXO (13)	0,110	0,107	0,062	0,083	0,017	0,110	0,043	0,047	0,047	0,397	0,476	0,476	1,000	-0,006	0,118	0,161
EMPREGADA (14)	0,132	0,129	0,167	0,085	0,087	0,117	0,097	0,131	0,218	0,024	-0,143	-0,136	-0,006	1,000	0,025	0,138
BOLSA FAM (15)	0,256	0,215	0,208	0,131	0,022	0,174	0,044	0,082	0,220	0,146	0,055	0,022	0,118	0,025	1,000	0,316
PC (16)	0,331	0,286	0,284	0,225	0,114	0,315	0,209	0,225	0,372	0,194	0,169	0,159	0,161	0,138	0,316	1,000

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Tabela 28: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados no questionário de 2012

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)	(16)
MAE (1)	1,000	0,564	0,192	0,108	0,062	0,162	0,102	0,133	0,227	0,139	0,192	0,175	0,146	0,124	0,254	0,316
PAI (2)	0,564	1,000	0,165	0,102	0,069	0,160	0,089	0,126	0,190	0,129	0,164	0,163	0,130	0,121	0,203	0,265
BANHEIRO (3)	0,192	0,165	1,000	0,269	0,441	0,404	0,266	0,277	0,327	0,060	0,135	0,134	0,069	0,157	0,216	0,250
RADIO (4)	0,108	0,102	0,269	1,000	0,330	0,383	0,279	0,359	0,200	0,071	0,080	0,081	0,094	0,081	0,126	0,208
GELADEIRA (5)	0,062	0,069	0,441	0,330	1,000	0,408	0,350	0,325	0,228	-0,023	0,020	0,034	-0,004	0,085	0,031	0,097
TV (6)	0,162	0,160	0,404	0,383	0,408	1,000	0,321	0,491	0,292	0,101	0,190	0,226	0,108	0,092	0,144	0,293
LAVAR (7)	0,102	0,089	0,266	0,279	0,350	0,321	1,000	0,312	0,266	0,028	0,039	0,018	0,028	0,077	0,040	0,200
DVD (8)	0,133	0,126	0,277	0,359	0,325	0,491	0,312	1,000	0,263	0,039	0,070	0,052	0,049	0,113	0,063	0,204
AUTO (9)	0,227	0,190	0,327	0,200	0,228	0,292	0,266	0,263	1,000	0,061	-0,002	-0,024	0,058	0,194	0,223	0,351
ASFALTO (10)	0,139	0,129	0,060	0,071	-0,023	0,101	0,028	0,039	0,061	1,000	0,492	0,503	0,462	-0,009	0,153	0,190
ENERGIA (11)	0,192	0,164	0,135	0,080	0,020	0,190	0,039	0,070	-0,002	0,492	1,000	0,836	0,612	-0,146	0,102	0,174
AGUA (12)	0,175	0,163	0,134	0,081	0,034	0,226	0,018	0,052	-0,024	0,503	0,836	1,000	0,599	-0,193	0,048	0,190
LIXO (13)	0,146	0,130	0,069	0,094	-0,004	0,108	0,028	0,049	0,058	0,462	0,612	0,599	1,000	-0,004	0,127	0,189
EMPREGADA (14)	0,124	0,121	0,157	0,081	0,085	0,092	0,077	0,113	0,194	-0,009	-0,146	-0,193	-0,004	1,000	0,007	0,106
BOLSA FAM (15)	0,254	0,203	0,216	0,126	0,031	0,144	0,040	0,063	0,223	0,153	0,102	0,048	0,127	0,007	1,000	0,299
PC (16)	0,316	0,265	0,250	0,208	0,097	0,293	0,200	0,204	0,351	0,190	0,174	0,190	0,189	0,106	0,299	1,000

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Tabela 29: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados no questionário de 2013

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
MAE (1)	1,000	0,621	0,204	0,088	0,194	0,108	0,141	0,219	0,308	0,267	0,162	0,265	0,265	0,153	0,047
PAI (2)	0,621	1,000	0,193	0,088	0,198	0,102	0,142	0,193	0,270	0,229	0,145	0,226	0,272	0,158	0,021
BANHEIRO (3)	0,204	0,193	1,000	0,517	0,472	0,321	0,311	0,315	0,245	0,220	0,080	0,162	0,167	0,071	0,076
GELADEIRA (4)	0,088	0,088	0,517	1,000	0,474	0,422	0,354	0,241	0,108	0,072	0,003	0,166	0,110	0,015	0,057
TV (5)	0,194	0,198	0,472	0,474	1,000	0,429	0,507	0,285	0,286	0,176	0,122	0,332	0,312	0,166	-0,049
LAVAR (6)	0,108	0,102	0,321	0,422	0,429	1,000	0,378	0,290	0,203	0,062	0,042	0,141	0,117	0,052	0,039
DVD (7)	0,141	0,142	0,311	0,354	0,507	0,378	1,000	0,279	0,213	0,094	0,055	0,135	0,135	0,070	0,056
AUTO (8)	0,219	0,193	0,315	0,241	0,285	0,290	0,279	1,000	0,336	0,219	0,089	0,026	0,005	0,035	0,183
PC (9)	0,308	0,270	0,245	0,108	0,286	0,203	0,213	0,336	1,000	0,272	0,221	0,285	0,273	0,190	-0,019
BOLSA FAM(10)	0,267	0,229	0,220	0,072	0,176	0,062	0,094	0,219	0,272	1,000	0,136	0,071	-0,037	0,075	0,007
ASFALTO (11)	0,162	0,145	0,080	0,003	0,122	0,042	0,055	0,089	0,221	0,136	1,000	0,509	0,527	0,452	-0,104
ENERGIA (12)	0,265	0,226	0,162	0,166	0,332	0,141	0,135	0,026	0,285	0,071	0,509	1,000	0,805	0,579	-0,427
AGUA (13)	0,265	0,272	0,167	0,110	0,312	0,117	0,135	0,005	0,273	-0,037	0,527	0,805	1,000	0,582	-0,438
LIXO (14)	0,153	0,158	0,071	0,015	0,166	0,052	0,070	0,035	0,190	0,075	0,452	0,579	0,582	1,000	-0,196
EMPREGADA (15)	0,047	0,021	0,076	0,057	-0,049	0,039	0,056	0,183	-0,019	0,007	-0,104	-0,427	-0,438	-0,196	1,000

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Tabela 30: Matriz de correlação policórica dos itens selecionados no questionário de 2014

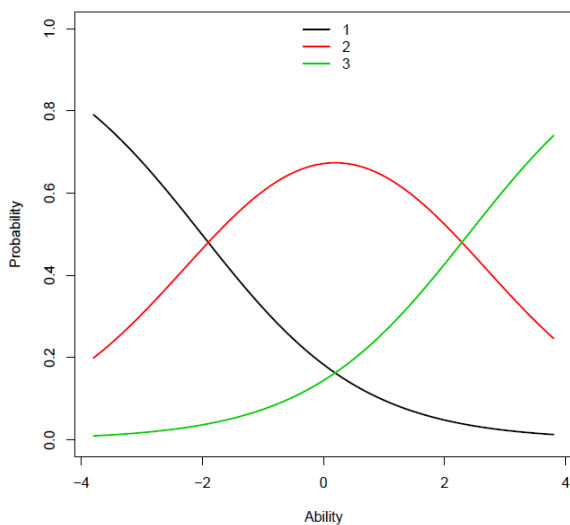
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)	(15)
MAE (1)	1,000	0,621	0,193	0,069	0,154	0,086	0,123	0,221	0,170	0,298	0,163	0,172	0,151	0,179	0,253
PAI (2)	0,621	1,000	0,168	0,055	0,147	0,076	0,111	0,178	0,163	0,260	0,136	0,147	0,172	0,167	0,208
BANHEIRO (3)	0,193	0,168	1,000	0,499	0,425	0,298	0,262	0,296	0,340	0,295	0,078	0,154	0,141	0,078	0,212
GELADEIRA (4)	0,069	0,055	0,499	1,000	0,385	0,368	0,289	0,265	0,236	0,217	-0,018	0,079	0,075	0,021	0,099
TV (5)	0,154	0,147	0,425	0,385	1,000	0,392	0,438	0,225	0,549	0,324	0,165	0,300	0,295	0,202	0,119
LAVAR (6)	0,086	0,076	0,298	0,368	0,392	1,000	0,346	0,268	0,323	0,282	0,058	0,088	0,088	0,056	0,046
DVD (7)	0,123	0,111	0,262	0,289	0,438	0,346	1,000	0,240	0,368	0,292	0,052	0,074	0,078	0,066	0,056
AUTO (8)	0,221	0,178	0,296	0,265	0,225	0,268	0,240	1,000	0,144	0,363	0,041	0,009	-0,002	0,034	0,202
CEL (9)	0,170	0,163	0,340	0,236	0,549	0,323	0,368	0,144	1,000	0,353	0,208	0,369	0,385	0,254	0,140
PC (10)	0,298	0,260	0,295	0,217	0,324	0,282	0,292	0,363	0,353	1,000	0,121	0,080	0,076	0,128	0,209
ASFALTO (11)	0,163	0,136	0,078	-0,018	0,165	0,058	0,052	0,041	0,208	0,121	1,000	0,551	0,593	0,513	0,063
ENERGIA (12)	0,172	0,147	0,154	0,079	0,300	0,088	0,074	0,009	0,369	0,080	0,551	1,000	0,854	0,646	0,107
AGUA (13)	0,151	0,172	0,141	0,075	0,295	0,088	0,078	-0,002	0,385	0,076	0,593	0,854	1,000	0,665	0,019
LIXO (14)	0,179	0,167	0,078	0,021	0,202	0,056	0,066	0,034	0,254	0,128	0,513	0,646	0,665	1,000	0,107
BOLSA FAM (15)	0,253	0,208	0,212	0,099	0,119	0,046	0,056	0,202	0,140	0,209	0,063	0,107	0,019	0,107	1,000

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Curvas de características e informação de itens para o Procedimento (1)

Gráfico 23: Curva característica do item de escolaridade da mãe para o instrumento comum (procedimento 1)

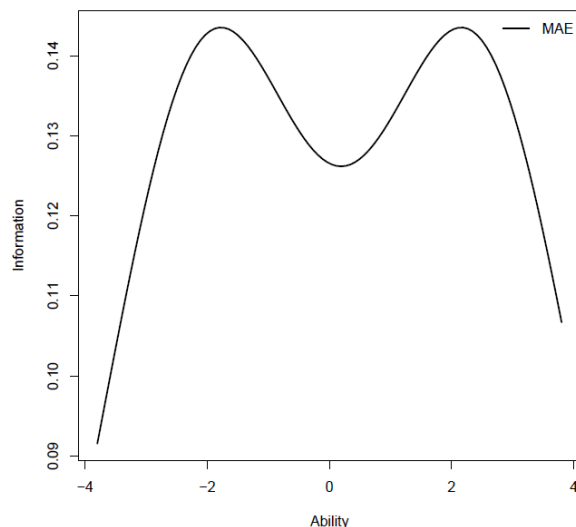
Item Response Category Characteristic Curves – Item: MAE



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 24: Curva de informação do item de escolaridade da mãe para o instrumento comum (procedimento 1)

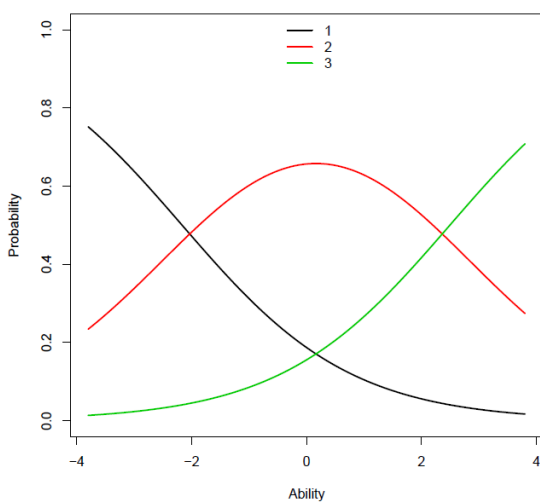
Item Information Curves



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 25: Curva característica do item de escolaridade do pai para o instrumento comum (procedimento 1)

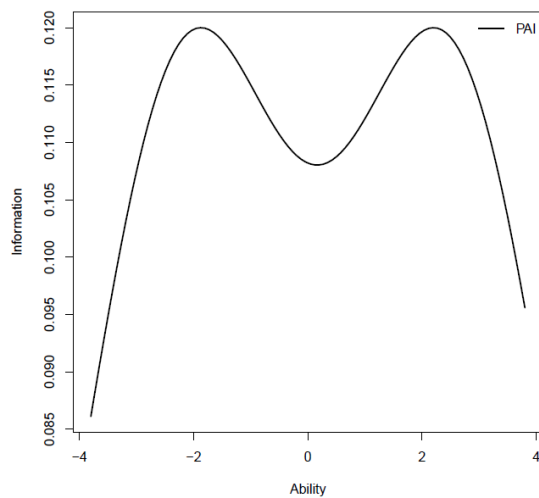
Item Response Category Characteristic Curves – Item: PAI



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 26: Curva de informação do item de escolaridade do pai para o instrumento comum (procedimento 1)

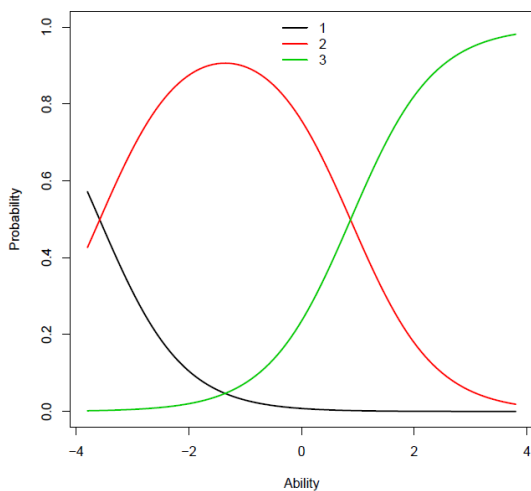
Item Information Curves



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 27: Curva característica do item de quantidade de banheiros para o instrumento comum (procedimento 1)

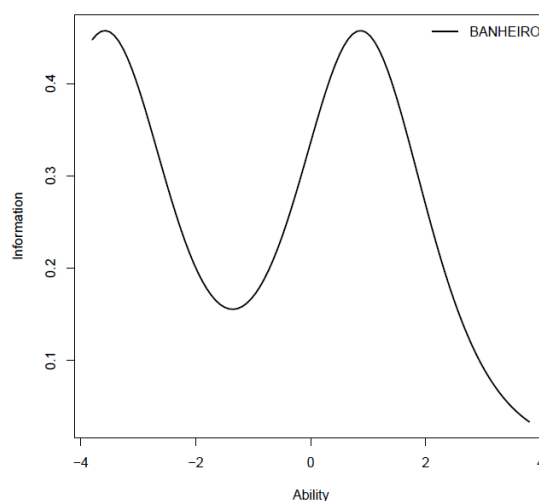
Item Response Category Characteristic Curves - Item: BANHEIRO



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 28: Curva de informação do item de quantidade de banheiros para o instrumento comum (procedimento 1)

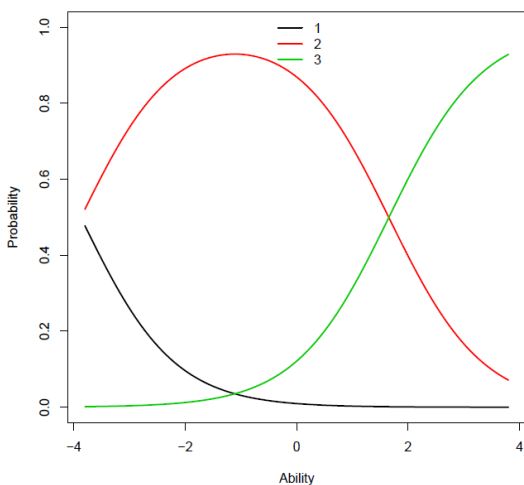
Item Information Curves



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 29: Curva característica do item de quantidade de geladeiras para o instrumento comum (procedimento 1)

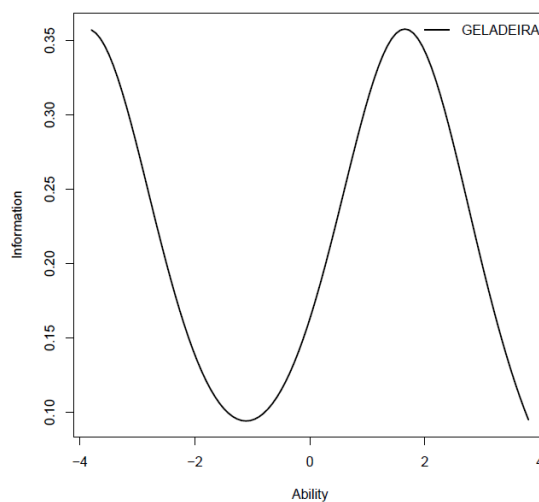
Item Response Category Characteristic Curves - Item: GELADEIRA



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

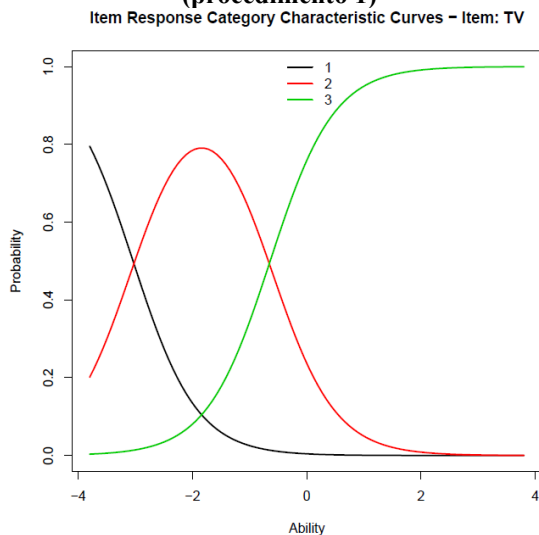
Gráfico 30: Curva de informação do item de quantidade de geladeiras para o instrumento comum (procedimento 1)

Item Information Curves



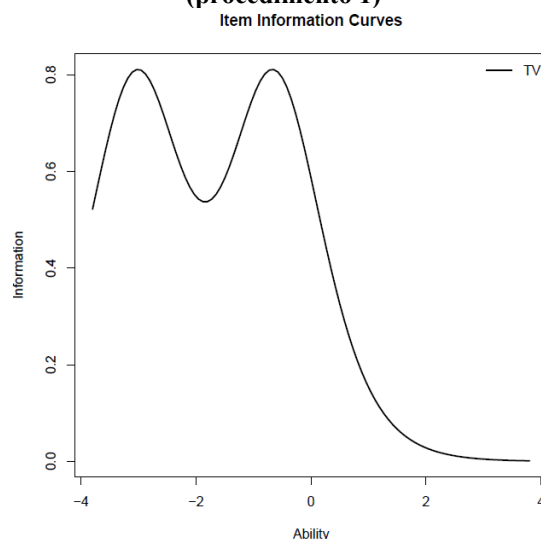
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 31: Curva característica do item de quantidade de TVs para o instrumento comum (procedimento 1)



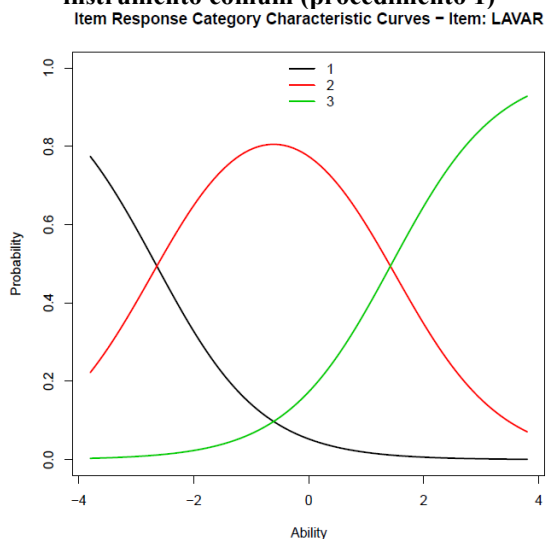
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 32: Curva de informação do item de quantidade de TVs para o instrumento comum (procedimento 1)



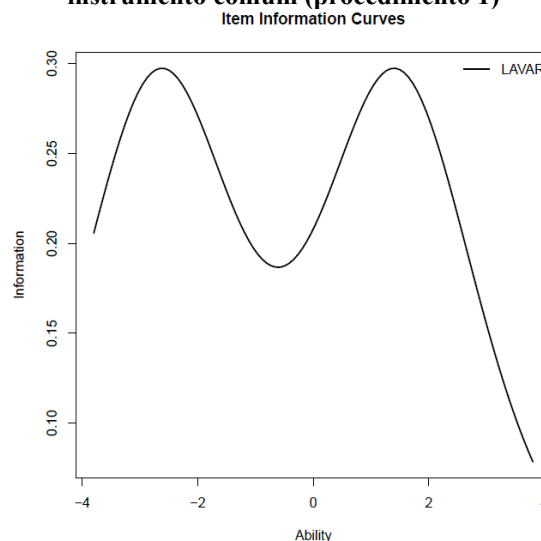
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 33: Curva característica do item de quantidade de máquinas de lavar para o instrumento comum (procedimento 1)



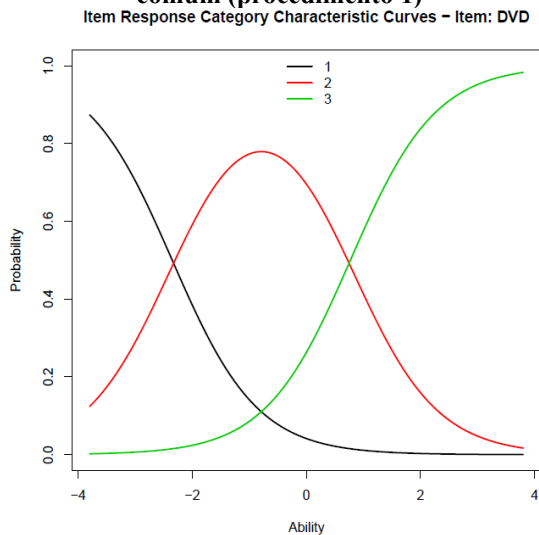
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 34: Curva de informação do item de quantidade de máquinas de lavar para o instrumento comum (procedimento 1)



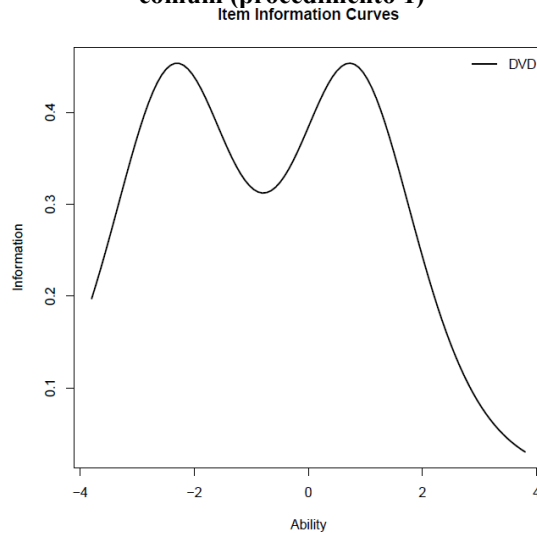
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 35: Curva característica do item de quantidade de DVDs para o instrumento comum (procedimento 1)



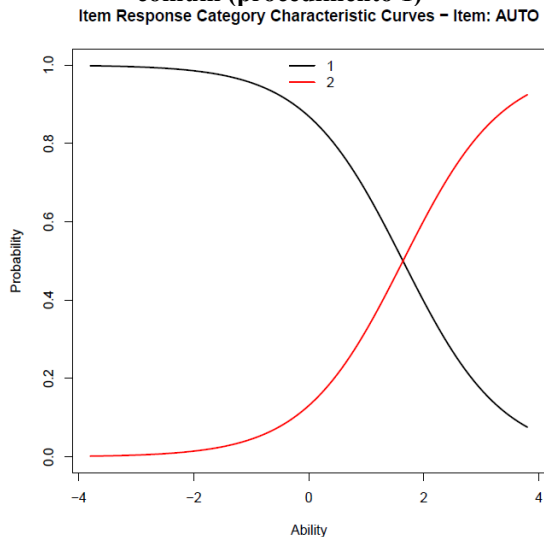
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 36: Curva de informação do item de quantidade de DVDs para o instrumento comum (procedimento 1)



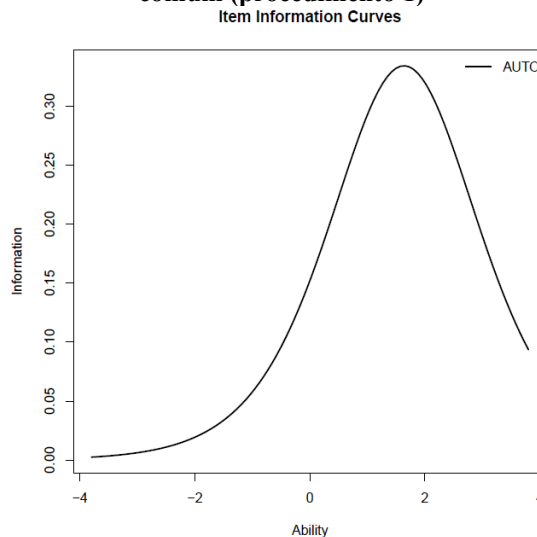
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 37: Curva característica do item de quantidade de automóveis para o instrumento comum (procedimento 1)



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

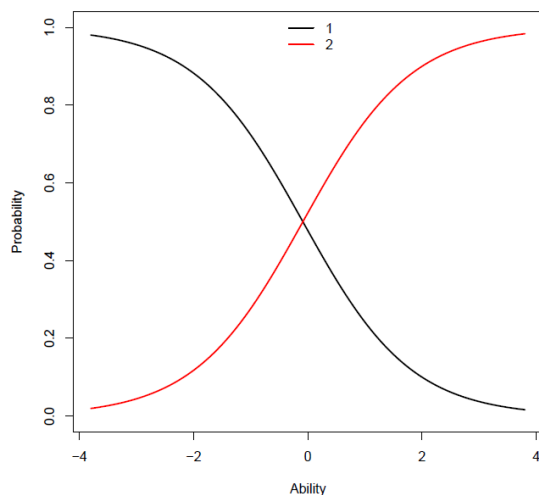
Gráfico 38: Curva de informação do item de quantidade de automóveis para o instrumento comum (procedimento 1)



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 39: Curva característica do item de computador com internet para o instrumento comum (procedimento 1)

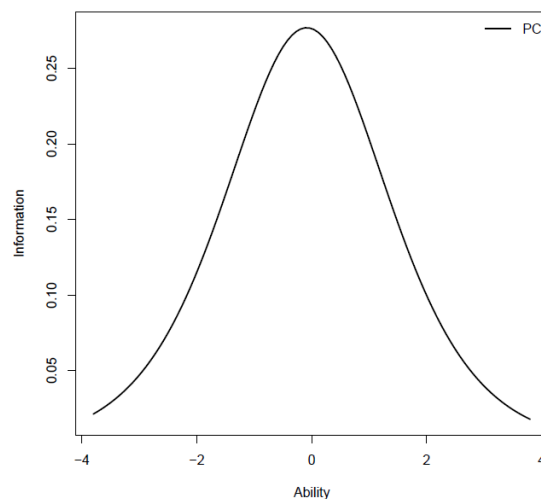
Item Response Category Characteristic Curves - Item: PC



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 40: Curva de informação do item de computador com internet para o instrumento comum (procedimento 1)

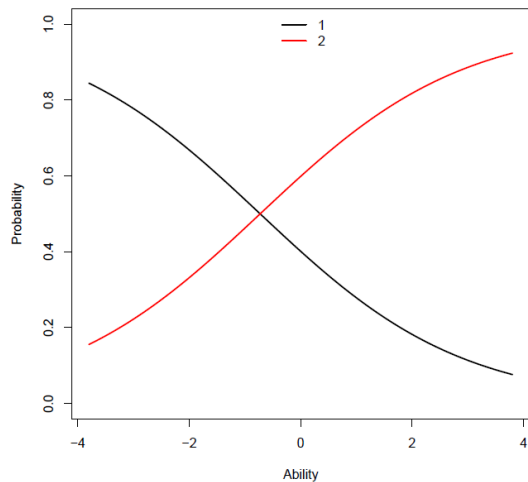
Item Information Curves



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 41: Curva característica do item bolsa família para o instrumento comum (procedimento 1)

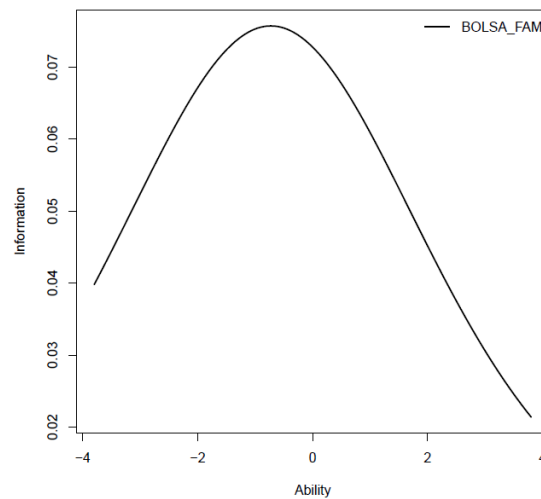
Item Response Category Characteristic Curves - Item: BOLSA_FAM



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 42: Curva de informação do item bolsa família para o instrumento comum (procedimento 1)

Item Information Curves

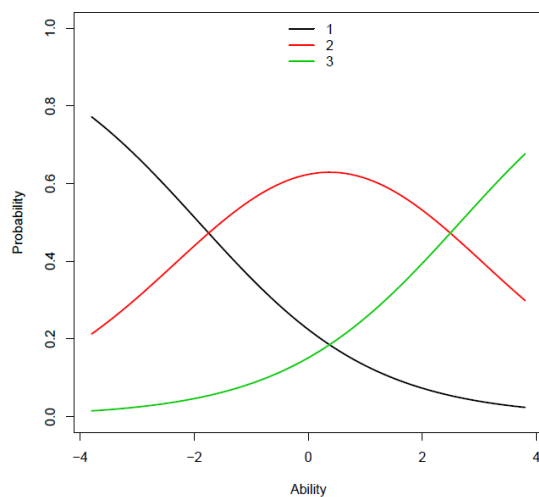


Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Curvas de características e informação de itens para o Procedimento (2)

Gráfico 43: Curva característica do item de escolaridade da mãe para o instrumento comum (procedimento 2)

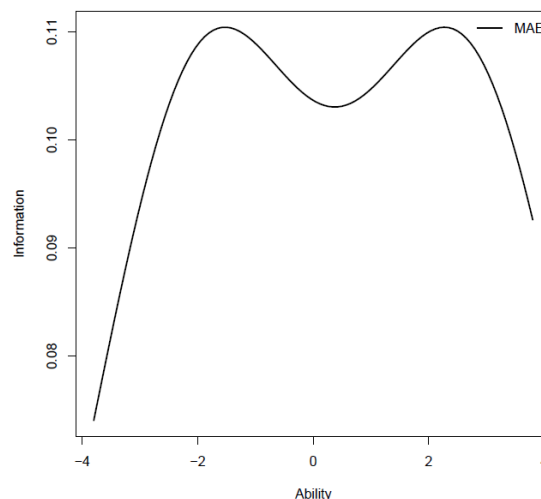
Item Response Category Characteristic Curves - Item: MAE



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 44: Curva de informação do item de escolaridade da mãe para o instrumento comum (procedimento 2)

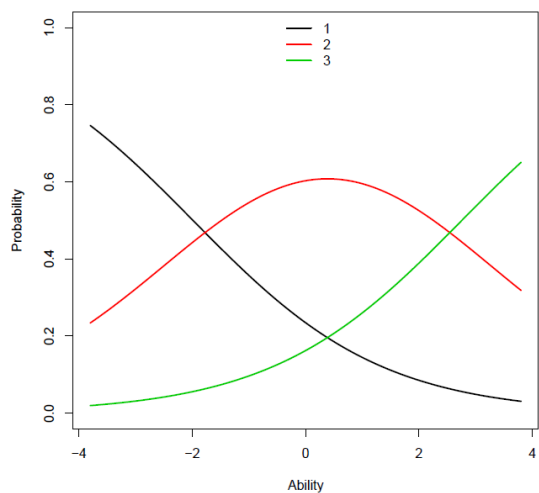
Item Information Curves



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 45: Curva característica do item de escolaridade do pai para o instrumento comum (procedimento 2)

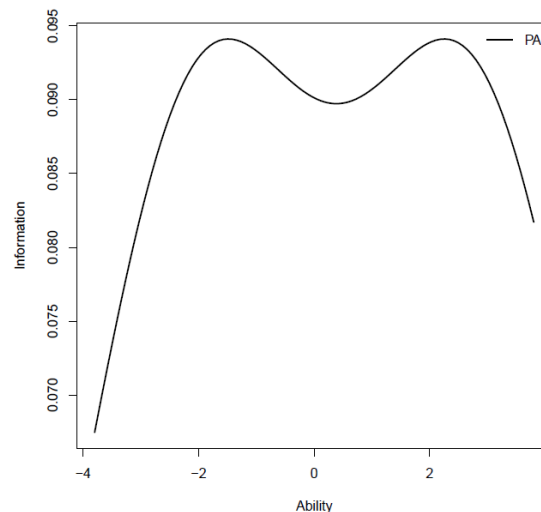
Item Response Category Characteristic Curves - Item: PAI



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 46: Curva de informação do item de escolaridade do pai para o instrumento comum (procedimento 2)

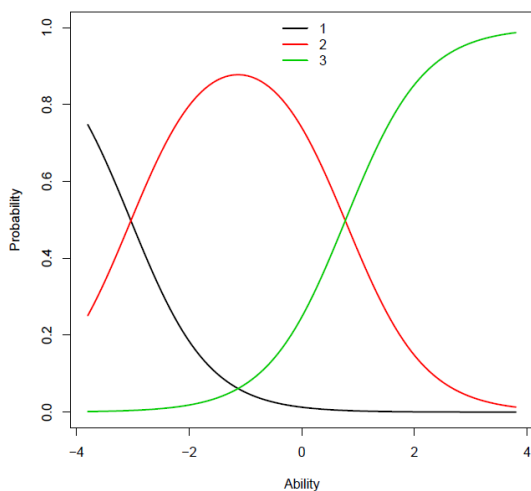
Item Information Curves



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 47: Curva característica do item de quantidade de banheiros para o instrumento comum (procedimento 2)

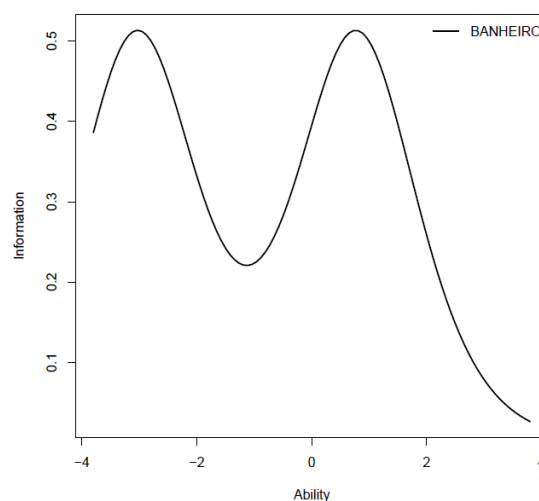
Item Response Category Characteristic Curves - Item: BANHEIRO



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 48: Curva de informação do item de quantidade de banheiros para o instrumento comum (procedimento 2)

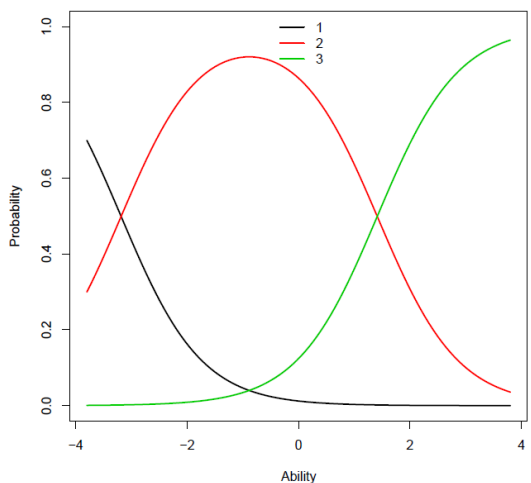
Item Information Curves



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 49: Curva característica do item de quantidade de geladeiras para o instrumento comum (procedimento 2)

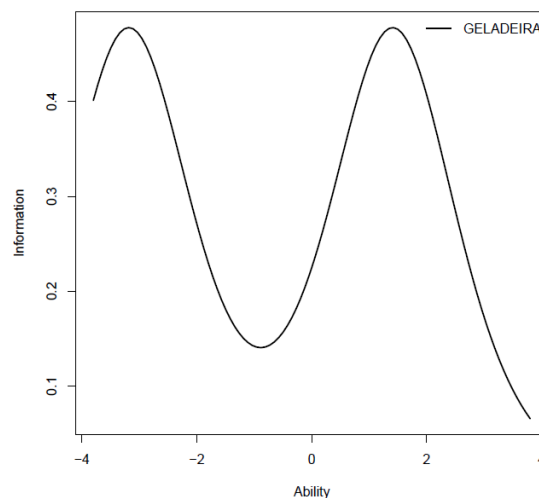
Item Response Category Characteristic Curves - Item: GELADEIRA



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

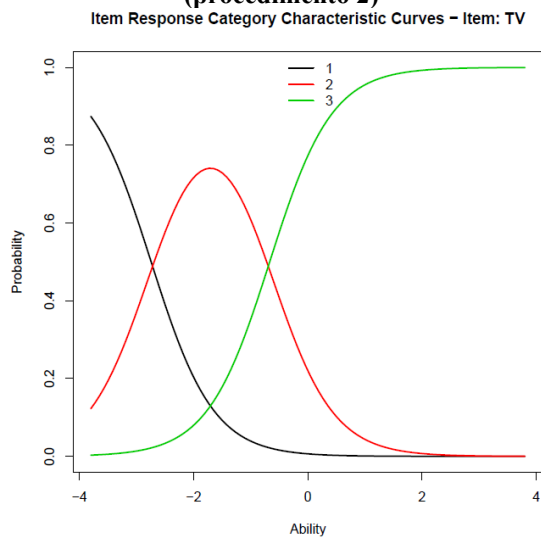
Gráfico 50: Curva de informação do item de quantidade de geladeiras para o instrumento comum (procedimento 2)

Item Information Curves



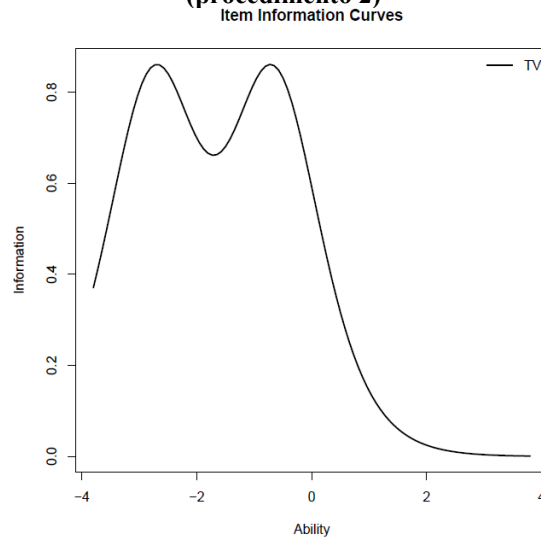
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 51: Curva característica do item de quantidade de TVs para o instrumento comum (procedimento 2)



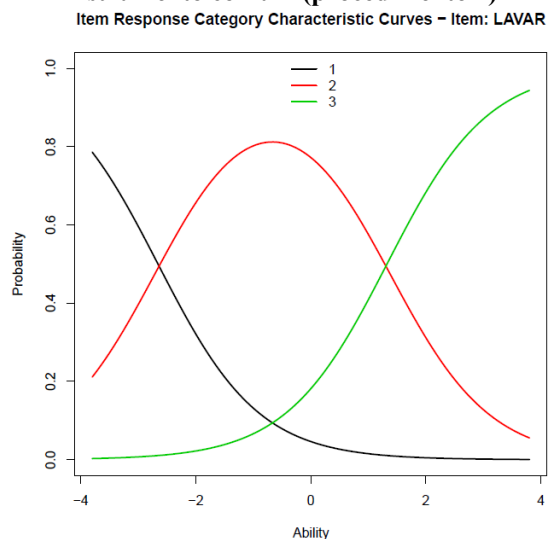
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 52: Curva de informação do item de quantidade de TVs para o instrumento comum (procedimento 2)



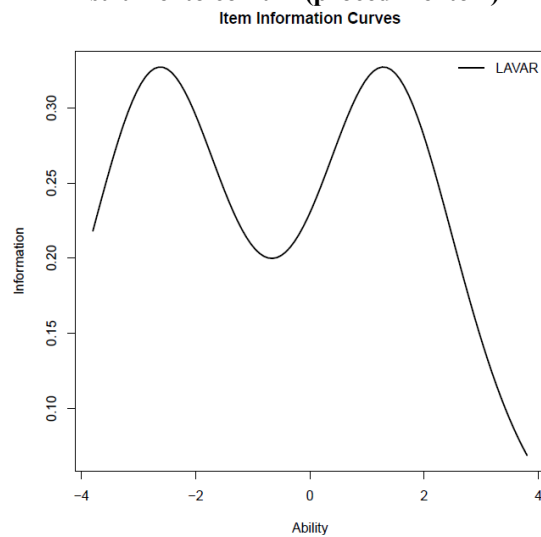
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 53: Curva característica do item de quantidade de máquinas de lavar para o instrumento comum (procedimento 2)



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

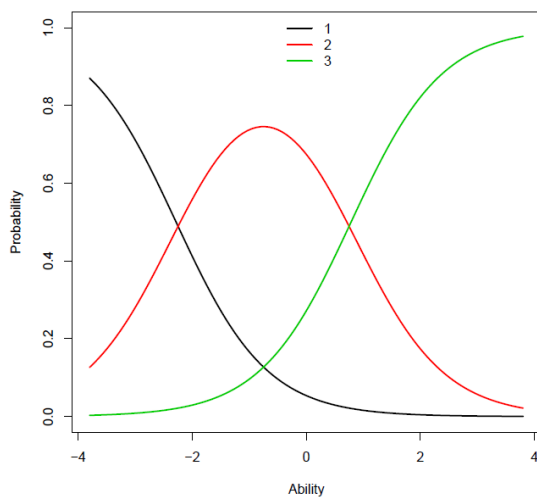
Gráfico 54: Curva de informação do item de quantidade de máquinas de lavar para o instrumento comum (procedimento 2)



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 55: Curva característica do item de quantidade de DVDs para o instrumento comum (procedimento 2)

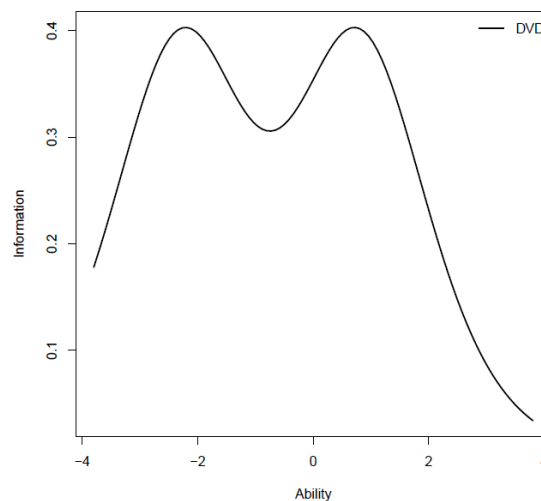
Item Response Category Characteristic Curves - Item: DVD



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 56: Curva de informação do item de quantidade de DVDs para o instrumento comum (procedimento 2)

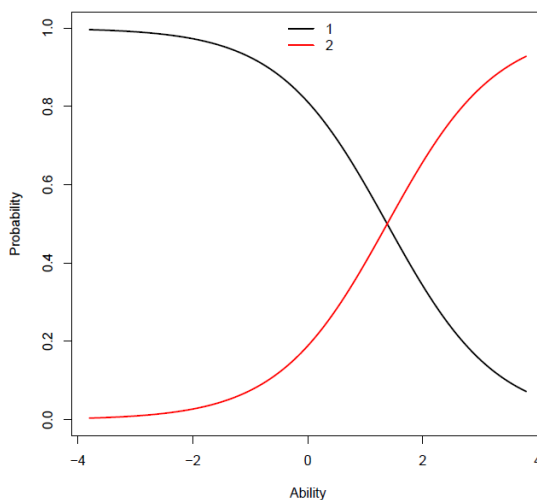
Item Information Curves



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 57: Curva característica do item de quantidade de automóveis para o instrumento comum (procedimento 2)

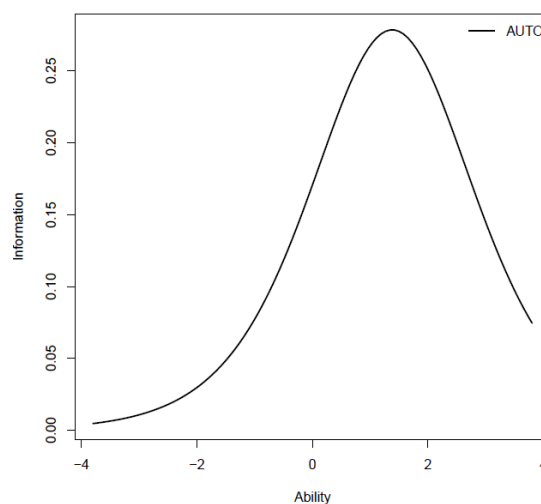
Item Response Category Characteristic Curves - Item: AUTO



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 58: Curva de informação do item de quantidade de automóveis para o instrumento comum (procedimento 2)

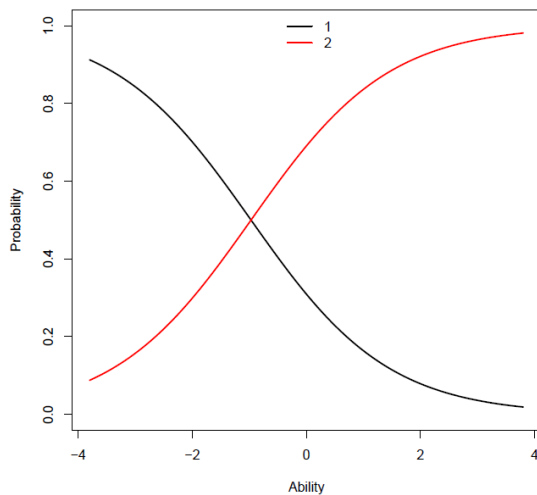
Item Information Curves



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 59: Curva característica do item de computador com internet para o instrumento comum (procedimento 2)

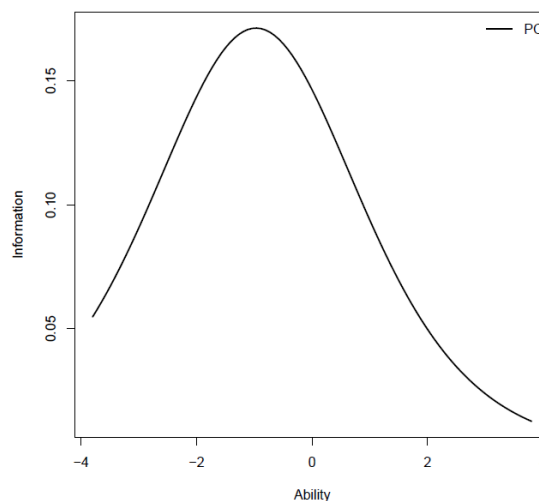
Item Response Category Characteristic Curves - Item: PC



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 60: Curva de informação do item de computador com internet para o instrumento comum (procedimento 2)

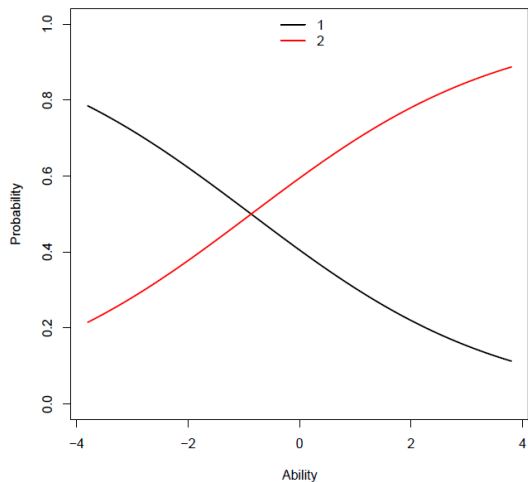
Item Information Curves



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 61: Curva característica do item bolsa família para o instrumento comum (procedimento 2)

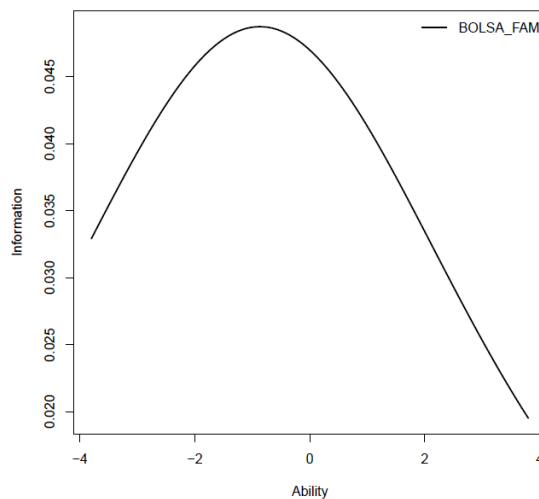
Item Response Category Characteristic Curves - Item: BOLSA_FAM



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

Gráfico 62: Curva de informação do item bolsa família para o instrumento comum (procedimento 2)

Item Information Curves



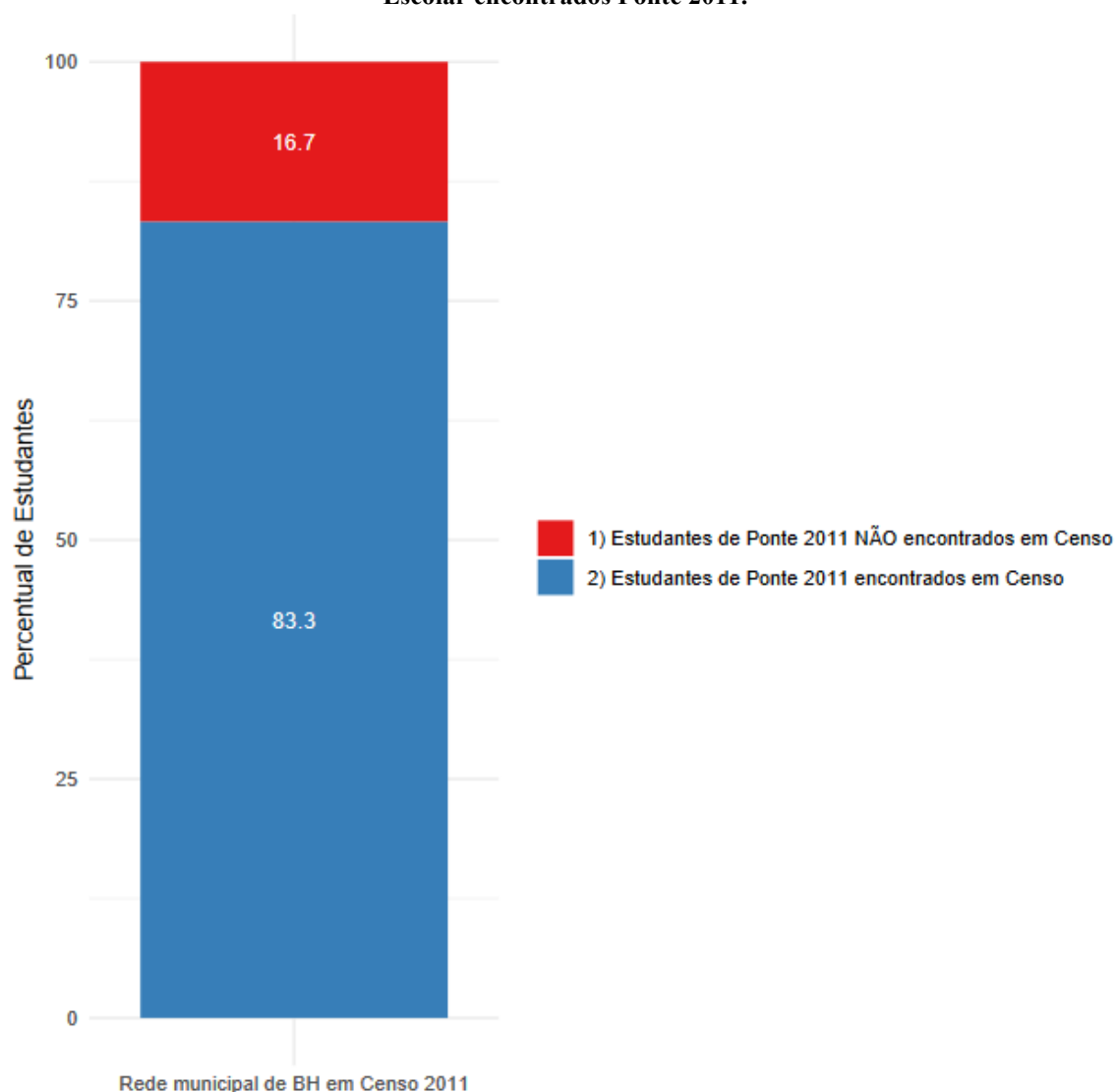
Fonte: elaboração do autor. Avalia BH, Smed/BH, Caed/UFJF.

APÊNDICE C – INFORMAÇÕES ADICIONAIS SOBRE O CAPÍTULO III

Informações gerais sobre a produção e distribuição das variáveis utilizadas no estudo sobre o atrito e a mobilidade estudantil.

A variável excluídos de Ponte 2011 foi produzida com as informações ausentes dos códigos únicos em comum para o Censo Escolar e o Avalia BH. Essa variável determina um grupo de estudantes passível de análise para modelos de aprendizado com um menor viés de seleção, pois permite combinar informações de estudantes em ambas as fontes de dados.

Gráfico 63: Percentual de estudantes da rede municipal de Belo Horizonte em 2011 no Censo Escolar encontrados Ponte 2011.



Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010/2011/2012/2013/2014, Smed/BH 2011.

A busca pelos códigos únicos de aluno nos bancos do Inep foi realizada de modo ampliado: em primeiro lugar, selecionamos apenas estudantes em escolas no estado de Minas Gerais entre os anos 2010 e 2014. Desse modo, a contagem de observações dos alunos ao longo do tempo incluiu aqueles que mudaram da rede municipal ou mudaram de município durante o período. Apenas aqueles que se mudaram para fora do estado ou do país não puderam ser contabilizados. Ao todo, poderíamos obter um máximo de 5 observações. Essas observações foram contadas e acumuladas por indivíduo para o grupo previsto pelo Censo Escolar na rede municipal de BH em 2011. A tabela 31 descreve que 68% desses estudantes estavam presentes no Censo Escolar em Minas Gerais em todo o período. Esse grupo foi considerado incluído (não excluído). Os demais formam o que chamamos de excluídos do Censo Escolar.

Tabela 31: Distribuição dos estudantes previstos pelo Censo Escolar 2011 para a rede municipal de BH – construção da variável “excluídos do Censo Escolar”

		N	%
Exclusão do Censo Escolar	Uma observação	5754	3.4%
	Duas observações	10727	6.3%
	Três observações	11973	7.0%
	Quatro observações	26028	15.3%
Incluídos	Cinco observações	115655	68.0%
Total		170137	100.0%

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avaliação BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Identificamos 13 escolas exclusivamente de educação infantil, com 5.269 matrículas. Retiramos essas escolas e os casos relativos a elas. Para análise das exclusões, selecionamos apenas estudantes matriculados até a etapa 8 / 8º ano do ensino fundamental em 2010. Estudantes da etapa 9 / 9º ano em 2010 podem concluir o ensino básico em trajetória regular durante o período, e sua informação poderia confundir os efeitos nas análises de exclusão. Como mostra a tabela 32, as escolas se especializam em determinados ciclos. Observamos um grupo, o primeiro da esquerda para a direita, em que as matrículas não apresentaram um padrão claro. Foram 41 escolas, inclusive aquelas com matrículas exclusivamente em educação infantil. As escolas especializadas no 1º e 2º ciclos somaram 43. Por fim, temos 99 escolas no grupo especializado nos 3 ciclos.

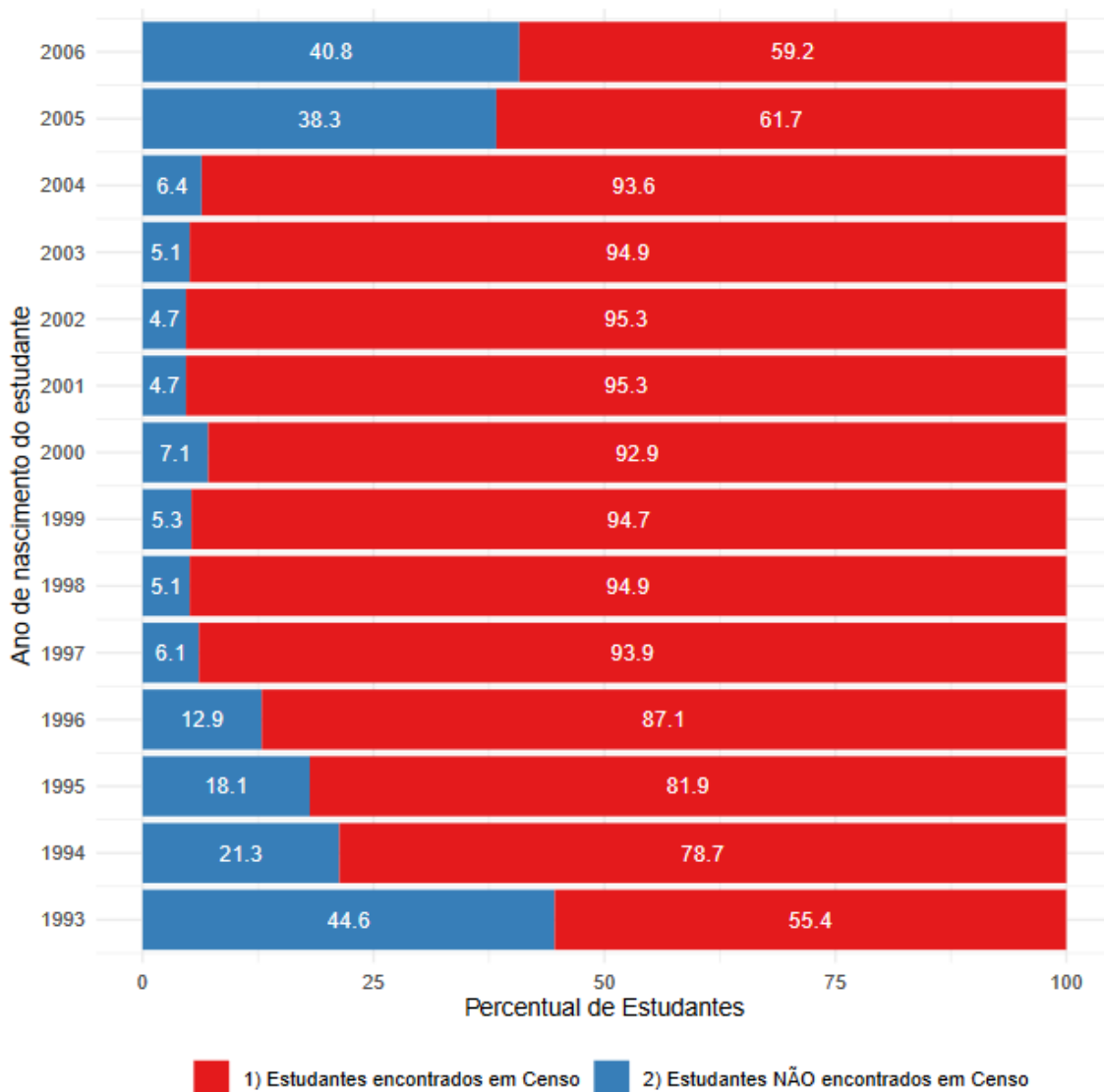
Tabela 32: Número de estudantes por etapa segundo ciclos do ensino fundamental

Categorização das escolas de acordo com os ciclos que contemplam						
		Outros padrões de matrícula	Matriculas no 1º e 2º ciclos	Matriculas nos 3 ciclos	Total por etapa	
Educação infantil		6384	3064	10262	19710	
Ensino Fundamental	Ciclo 1	1º ano	613	3144	5959	9716
		2º ano	703	4076	7703	12482
		3º ano	694	4659	9208	14561
	Ciclo 2	4º ano	454	4505	8420	13379
		5º ano	464	5023	10147	15634
		6º ano	1971	4574	11592	18137
	Ciclo 3	7º ano	4233	0	9883	14116
		8º ano	4577	0	10130	14707
		9º ano	4266	0	8597	12863
Ensino Médio	1ª série	1566	0	0	1566	
	2ª série	1141	0	0	1141	
	3ª série	1068	0	130	1198	
Total válido		28134	29045	92031	149210	
Dado ausente		3033	2482	15412	20927	
TOTAL		31167	31527	107443	170137	

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

A cobertura de coortes por ano de nascimento dos estudantes foi considerada adequada. Para os estudantes nascidos entre 1997 (idade adequada para a etapa 9 / 9º ano do ensino fundamental em 2011) e 2004 (idade adequada para a etapa 2 2º ano do ensino fundamental em 2011), obtivemos mais de 90% dos previstos pelo Censo para 2011, conforme podemos observar no gráfico 64.

Gráfico 64: Percentual de estudantes encontrados em escolas na rede municipal de Belo Horizonte (Censo 2011) nas informações fornecidas pela Smed/BH para o ano de 2011.



Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010/2011/2012/2013/2014, Smed/BH 2011.

Dentre os estudantes que mudam de escolas (que chegam a somar 75% do total), encontramos 67,6% em escolas com matrículas nos três ciclos. A descrição leva a crer que a necessidade de mudar de escola para obter progressão entre etapas não é a razão mais importante para a mobilidade estudantil.

Tabela 33: Distribuição de estudantes que permaneceram e mudaram de escolas durante o período segundo ciclos contemplados nas matrículas das escolas

Ciclos contemplados nas matrículas das escolas	Permaneceu na mesma escola		Mudou de escola	
	N	%	N	%
Outros padrões de matrícula	9055	21.6%	22112	17.2%
Matrículas no 1º e 2º ciclos	12054	28.8%	19473	15.2%
Matrículas nos 3 ciclos	20785	49.6%	86658	67.6%
Total	41894	100.0%	128243	100.0%

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avaliação BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Calculamos a distorção idade-série dos alunos utilizando as informações do Diário Oficial do Município (DOM/BH). O DOM/BH publica as portarias e informativos oficiais da Smed/BH, incluindo as Resoluções Conjuntas da Secretaria do Estado da Educação SEE/MG - Smed/BH. As resoluções conjuntas regulam, de acordo com a Lei no 11.274, de 6 de fevereiro de 2006 (Ensino Fundamental de 9 anos), o cadastro escolar das crianças que entram no ensino fundamental a partir dos 6 anos de idade. Observamos as datas limite do ano de nascimento para completar 6 anos de idade e poder entrar no ensino fundamental. O quadro 9 mostra a data de publicação da resolução conjunta no DOM, o ano do cadastro escolar em questão, a data precisa (em dia, mês e ano) considerada como limite para a admissão do estudante no cadastro de referência, e a etapa e idade ideal para o ano de 2010.

Exemplo: no cadastro escolar do ano de 2010, duas famílias diferentes apresentaram crianças para matrícula na etapa 1 do ensino fundamental. A primeira família apresentou certidão de nascimento com data de 30/06/2004, enquanto a segunda, com data de 01/07/2004. Para todas as finalidades práticas, a resolução conjunta informa que a primeira criança completará 6 anos no período ideal, e, portanto, deve ser matriculada na etapa 1 / 1º ano. A segunda criança foi considerada ainda com 5 anos, e permaneceu matriculada na educação infantil em 2010. Utilizamos as referências do dia e do mês para corrigir o ano de nascimento. No exemplo acima, consideramos todas as crianças nascidas entre 01/07/2003 (referência do cadastro escolar de 2009) e 30/06/2004 (referência do cadastro escolar de 2010) como nascidas no ano de 2004. Essa é a coorte de entrada na etapa 1 do ensino fundamental em 2010. O procedimento foi repetido exatamente conforme as datas de referência do quadro acima para todas as crianças e

juvens com informações de data de nascimento disponíveis no Censo Escolar, entre os anos de 2010 e 2014.

Quadro 9: Referências para a identificação da idade e etapa ideais para a produção da variável distorção idade-série utilizando como marco o ano de 2010.

Data da resolução conjunta	Cadastro escolar referente ao ano	Data limite de nascimento (para completar 6 anos de idade e poder entrar no ensino fundamental).	Etapa Ideal Em 2010	Idade em 2010
10/08/1999	2000	30/04/1994	2ª série EM	16
11/08/2000	2001	30/04/1995	1ª série EM	15
08/08/2001	2002	30/04/1996	Etapa 9	14
13/08/2002	2003	30/04/1997	Etapa 8	13
02/08/2003	2004	30/04/1998	Etapa 7	12
22/07/2004	2005	30/04/1999	Etapa 6	11
16/07/2005	2006	30/04/2000	Etapa 5	10
06/06/2006	2007	30/06/2001	Etapa 4	9
27/05/2007	2008	30/06/2002	Etapa 3	8
28/05/2008	2009	30/06/2003	Etapa 2	7
27/05/2009	2010	30/06/2004	Etapa 1	6
26/05/2010	2011	31/03/2005	Educação infantil	5 ou menos

Fonte: elaboração do autor. DOM/BH.

Destacamos que tal procedimento faz de nossa variável não uma aproximação, mas o cálculo exato e rigoroso da distorção idade-série, e conseqüentemente, para a trajetória regular, quando as informações necessárias estão disponíveis.

Temos uma perda de informações de 20.927 (12,3% do total) para a variável distorção idade-série em função de dados ausentes no Censo Escolar. Para o total de casos válidos, 78,3% dos estudantes não apresentam distorção em 2011; 13,5% apresentam um ano de distorção; 5% apresentam dois anos; e 3,2% apresentam três anos ou mais (ao todo, 21,7% de estudantes com alguma distorção idade-série). Quando observamos a distorção durante todo o período, o número de informações ausentes sobe um pouco: 25.695 (15,1% do total). Para o total de casos válidos, 63,8% dos estudantes não apresentam distorção em nenhum momento do tempo, enquanto que 36,2% apresentam pelo menos um ano de distorção em algum momento entre 2010 e 2014.

Para ano de nascimento, sexo e cor/raça, consideramos a informação mais recente (2014) como referência. Quando houve dado ausente, buscamos no ano anterior se houve resposta para a variável. O procedimento foi adotado até completar todas as informações ausentes ou alcançar o fim da série de informações (2010). Para a variável

cor/raça, permaneceu uma pequena parcela de informação ausente. No Censo Escolar, o preenchimento das informações dos alunos é de responsabilidade das escolas. O material atual de apoio orienta que um responsável maior de 16 anos da família deve ser consultado a respeito da resposta sobre cor/raça do aluno.⁶⁴

Unimos a informação de distorção-idade série à progressão dos estudantes para calcular a trajetória regular. A progressão ou promoção de etapas foi elaborada conforme a nota técnica do Inep para a construção das taxas de fluxo escolar (INEP, 2017). Foi considerado progressão quando um aluno i , matriculado numa etapa k no ano t , foi encontrado no ano $(t + 1)$ numa etapa $(k + 1)$ ou acima. Logo, a progressão foi calculada para pares justapostos de anos. Nos casos ausentes em 2010 e que apareceram nos bancos de dados do Censo Escolar nos anos subsequentes, ou que apresentaram intermitências durante o período (ausentes em um ou mais anos no período considerado), consideramos o tempo ausente e a etapa de retorno. Se o estudante surgiu no banco de dados após 2010, porém com idade ajustada à etapa em questão, ou se o retorno do estudante ocorreu em uma etapa que correspondia ao período de ausência, a progressão foi deduzida, e imputada como adequada. Esse procedimento foi importante para minimizar as perdas de informações válidas.

Em seguida, cada progressão foi acumulada e comparada com a quantidade de observações do aluno. Quando o estudante obteve o máximo ou acima das progressões possíveis para sua quantidade de observações (progressão perfeita), e simultaneamente não apresentou distorção idade-série em nenhum momento, consideramos que houve uma trajetória regular. Para os estudantes que apresentaram apenas uma observação, não há progressão; portanto, se estes estavam ajustados (não apresentaram distorção idade-série) foram considerados como em trajetória regular. A tabela 34 mostra nas informações válidas, para o período de cinco anos, que encontramos 61,7% de estudantes continuamente em trajetória regular; 38,3% enfrentam alguma intercorrência na trajetória escolar. Em relação ao total dos casos, o tamanho do grupo sem informações para a trajetória regular é considerável, 22,5%.

⁶⁴ Disponível em <<http://inep.gov.br/web/guest/censo-escolar>>. Acessado em 05 de janeiro de 2020.

Tabela 34: Distribuição dos estudantes segundo a trajetória escolar no período de 2010 a 2014

	N	% Total	% válido
Trajetória irregular	50506	29.7%	38.3%
Trajetória regular	81311	47.8%	61.7%
Total válido	131817	77.5%	100.0%
Dado ausente	38320	22.5%	-
Total	170137	100.0%	-

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avaliação BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Para a análise de exclusão da trajetória regular, dados ausentes foram considerados como trajetória irregular.

Os resultados completos para os modelos de regressão logística multinível e convencional da análise de atrito e mobilidade estudantil constam na tabela 35, a seguir.

Tabela 35: Resultados da análise de atrito e mobilidade

Tipo de Modelo		Modelo Logístico Multinível				Modelo Logístico Comum			
Variável dependente		Excluídos Ponte		Excluídos Trajetória Regular		Excluídos Avaliação		Mudou de Escola	
Variáveis independentes		Coefficiente	sig.	Coefficiente	sig.	Coefficiente	sig.	Coefficiente	sig.
Excluídos Ponte		-	-	0.37	0.000	-	-	1.09	0.003
Excluídos Trajetória Regular		1.36	0.000	-	-	2.78	0.000	0.60	0.000
Excluídos AVALIA BH		-	-	5.54	0.000	-	-	1.19	0.000
Mudou de Escola		2.11	0.000	0.64	0.000	1.84	0.000	-	-
Excluído Censo Escolar		12.57	0.000	4.52	0.000	8.75	0.000	1.30	0.000
Nunca respondeu quest. AVALIA BH		-	-	1.12	0.000	34.83	0.000	1.42	0.000
Etapa (centr. etapa 3)		0.71	0.000	1.02	0.000	0.76	0.000	1.07	0.000
Fem		1.09	0.000	0.57	0.000	1.10	0.000	1.03	0.026
Branc		0.89	0.000	0.79	0.000	1.01	0.754	1.09	0.000
Pret		0.98	0.571	1.21	0.000	0.95	0.155	1.00	0.865
Outra cor / não declarada		1.44	0.004	0.74	0.002	1.56	0.001	3.98	0.000
Ciclos 1 e 2		0.87	0.038	0.52	0.000	0.66	0.000	0.36	0.000
Outros Ciclos		1.35	0.000	0.97	0.694	2.22	0.000	0.55	0.000
(Constante)		0.03	0.000	0.84	0.000	0.00	0.000	3.25	0.000

continua

Significância do parâmetro aleatório das escolas	Parâmetro sd (_cons)	Prob >= chibar2	Parâmetro sd (_cons)	Prob >= chibar2	Parâmetro sd (_cons)	Prob >= chibar2	Não se aplica	
	0.33	0.000	0.38	0.000	0.43	0.000		
	N	N Escolas	N	N Escolas	N	N Escolas	N	Pseudo R2
	120,551	169	120,551	169	120,551	169	140,036	0.0445
	Obs por escola		Obs por escola		Obs por escola		Obs por escola	
	min	146	min	146	min	146		
	média	713.3	média	713.3	média	713.3	Não se aplica	
	max	1,397	max	1,397	max	1,397		

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

A participação descreve o tamanho relativo do número de estudantes efetivamente avaliados em relação ao número de estudantes previstos para realizar os testes. A informação de previstos provém da matrícula inicial do Censo Escolar. Em todos os anos e para todas as etapas o percentual de participação foi acima de 80% (tabela 36).

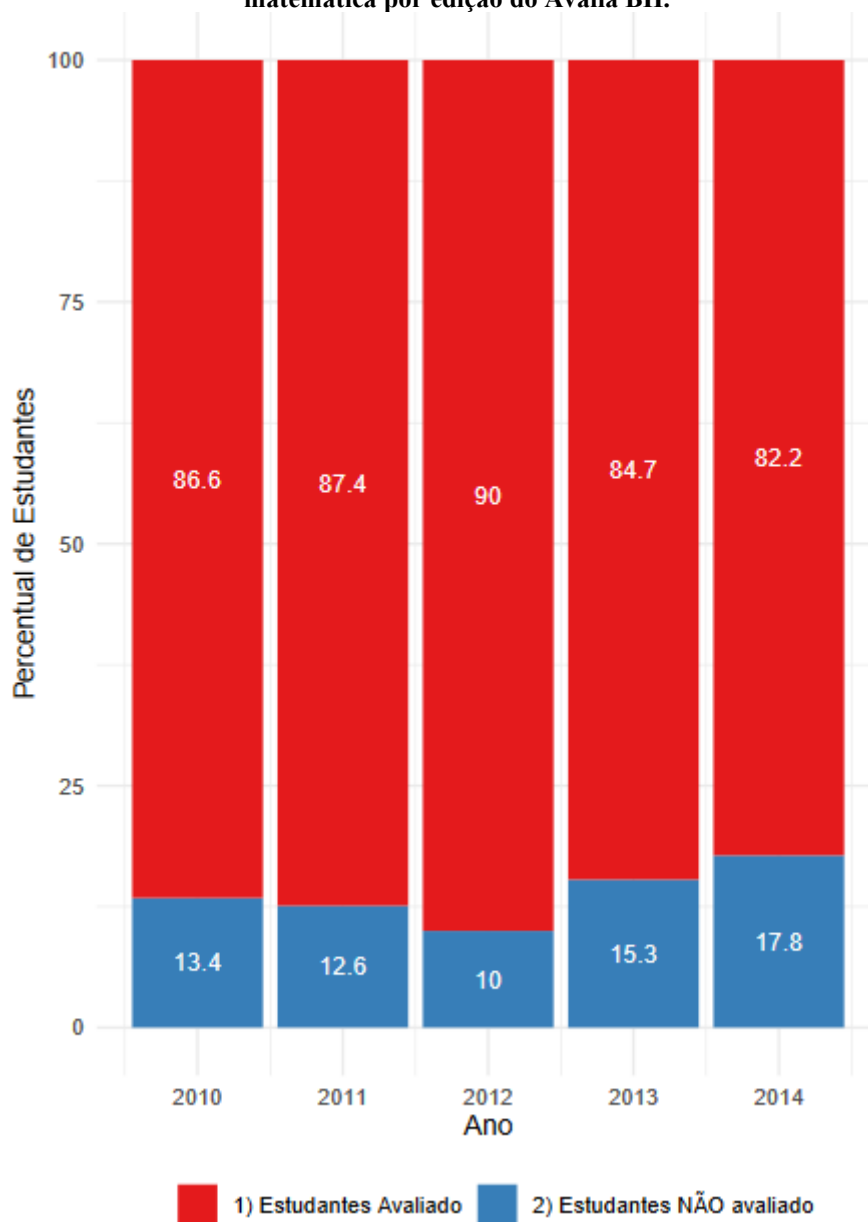
Tabela 36: Alunos previstos, efetivos e percentual de participação por ano e etapa no Avalia-BH

Etapa	Edição	Alunos Previstos	Alunos Efetivos	Percentual de Participação
Etapa 3	2010	15.578	14.155	90,9
	2011	14.679	13.302	90,6
	2012	14.739	13.738	93,2
	2013	12.616	11.201	88,8
	2014	13.132	11.710	89,2
Etapa 4	2010	15.935	14.484	90,9
	2011	13.478	12.179	90,4
	2012	12.702	11.789	92,8
	2013	13.671	11.891	87,0
	2014	11.167	9.692	86,8
Etapa 5	2010	14.891	13.501	90,7
	2011	15.737	14.174	90,1
	2012	13.321	12.394	93,0
	2013	12.822	11.022	86,0
	2014	12.834	10.910	85,0
Etapa 6	2010	17.708	15.442	87,2
	2011	18.167	16.050	88,4
	2012	18.605	16.969	91,2
	2013	16.678	14.386	86,3
	2014	15.006	12.746	84,9
Etapa 7	2010	15.368	12.768	83,1
	2011	14.052	11.899	84,7
	2012	14.105	12.502	88,6
	2013	15.195	12.735	83,8
	2014	13.457	10.893	80,9
Etapa 8	2010	14.493	11.927	82,3
	2011	14.511	12.184	84,0
	2012	12.622	11.159	88,4
	2013	13.723	11.487	83,7
	2014	14.067	11.384	80,9
Etapa 9	2010	14.006	11.263	80,4
	2011	12.632	10.502	83,1
	2012	11.166	9.883	88,5
	2013	10.850	9.051	83,4
	2014	11.209	9.095	81,1

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH, Caed/UFJF.

Dentro dos participantes, podemos encontrar estudantes para os quais não se pode calcular a proficiência, chamados de não avaliados. Em 2012, houve um menor percentual de estudantes não avaliados. Durante o período de 2010 a 2014, aumentou o percentual de estudantes não avaliados no AVALIA BH.

Gráfico 65: Percentual dos estudantes avaliados e não avaliados no banco de proficiência em matemática por edição do Avalia BH.



Fonte: elaboração do autor. Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH, Caed/UFJF.

Encontramos um número cada vez menor de estudantes de Ponte 2011 ao longo do tempo. Ainda que o número absoluto total de estudantes diminua, o percentual de não

encontrados em Ponte 2011 tende a aumentar devido à entrada de novos estudantes nas avaliações, a partir de 2012.

Tabela 37: Distribuição dos estudantes do AVALIA BH entre 2010 e 2014 segundo aqueles que foram encontrados em Ponte 2011.

	Não encontrados em Ponte 2011	%	Encontrados em Ponte 2011	%	Total (Ano)	%
2010	21185	22.6%	72355	77.4%	93540	100.0%
2011	3667	4.1%	85891	95.9%	89558	100.0%
2012	13010	14.5%	76707	85.5%	89717	100.0%
2013	20654	25.1%	61700	74.9%	82354	100.0%
2014	27952	36.1%	49499	63.9%	77451	100.0%

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH, Caed/UFJF.

O percentual de estudantes não avaliados é sistematicamente maior, em todas as etapas, dentre os demais participantes do Avalia BH (ou seja, diferentes dos encontrados em Ponte 2011) do que dentro do grupo encontrado (tabela 38). As diferenças são maiores nos anos de 2010 a 2012, mas tendem a reduzir nos anos de 2013 e 2014. Apenas na etapa 9 / 9º ano e para o ano de 2010 encontramos um percentual maior de estudantes avaliados no grupo não encontrado do que no grupo Ponte 2011. Isso indica uma tendência de seletividade já na participação da avaliação. Estudantes fora do grupo disponibilizado pela Smed/BH em 2011 são também aqueles que tendem a não participar das avaliações.

Tabela 38: Percentual de estudantes avaliados e não avaliados segundo presença no monitoramento administrativo da Smed/BH para o ano de 2011 (Ponte 2011) por etapa e edição do Avalia BH.

Proficiência em Matemática		2010		2011		2012		2013		2014	
		Avaliado	Não Avaliado	Avaliado	Não Avaliado	Avaliado	Não Avaliado	Avaliado	Não Avaliado	Avaliado	Não Avaliado
Etapa 3	Não Encontrado	78,9%	21,1%	85,9%	14,1%	89,8%	10,2%	88,9%	11,1%	88,3%	11,7%
	Ponte 2011	92,7%	7,3%	90,7%	9,3%	93,7%	6,3%	88,4%	11,6%	88,0%	12,0%
Etapa 4	Não Encontrado	77,1%	22,9%	83,5%	16,5%	88,9%	11,1%	84,4%	15,6%	85,7%	14,3%
	Ponte 2011	92,9%	7,1%	90,5%	9,5%	93,4%	6,6%	87,4%	12,6%	86,0%	14,0%
Etapa 5	Não Encontrado	77,9%	22,1%	84,2%	15,8%	88,1%	11,9%	82,8%	17,2%	80,2%	19,8%
	Ponte 2011	92,9%	7,1%	90,2%	9,8%	93,7%	6,3%	86,6%	13,4%	83,6%	16,4%
Etapa 6	Não Encontrado	76,0%	24,0%	84,1%	15,9%	88,0%	12,0%	83,4%	16,6%	82,4%	17,6%
	Ponte 2011	91,2%	8,8%	88,6%	11,4%	92,0%	8,0%	87,1%	12,9%	84,8%	15,2%
Etapa 7	Não Encontrado	61,7%	38,3%	78,2%	21,8%	84,9%	15,1%	81,6%	18,4%	79,2%	20,8%
	Ponte 2011	88,8%	11,2%	84,9%	15,1%	89,3%	10,7%	84,2%	15,8%	80,4%	19,6%
Etapa 8	Não Encontrado	59,6%	40,4%	71,4%	28,6%	84,0%	16,0%	82,5%	17,5%	79,2%	20,8%
	Ponte 2011	88,5%	11,5%	84,4%	15,6%	88,9%	11,1%	83,8%	16,2%	80,5%	19,5%
Etapa 9	Não Encontrado	82,5%	17,5%	76,7%	23,3%	69,3%	30,7%	69,7%	30,3%	69,7%	30,3%
	Ponte 2011	73,4%	26,6%	83,3%	16,7%	85,1%	14,9%	81,1%	18,9%	77,4%	22,6%

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH, Caed/UFJF.

O quadro 5 (Capítulo III) é uma representação visualmente mais agradável para um esforço de síntese dos testes de independência entre as médias dos estudantes presentes em Ponte 2011 e os demais participantes do Avalia BH. O quadro 10, a seguir, foi o primeiro ensaio para a constituição do quadro 5.

Quadro 10: Síntese dos testes de independência entre as médias dos grupos presente e ausente no monitoramento administrativo da Smed/BH em 2011.

Ano	Teste de independência entre as médias dos grupos presente e ausente em Ponte 2011.	Etapa						
		3	4	5	6	7	8	9
2010	Médias estatisticamente diferentes?	Sim	Sim	Não	Sim	Sim	Sim	Sim
	Grupo excluído é inferior?	Sim	Sim	Sim	Não	Sim	Sim	Não
2011	Médias estatisticamente diferentes?	Não	Sim	Sim	Não	Sim	Não	Não
	Grupo excluído é inferior?	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Não	Sim
2012	Médias estatisticamente diferentes?	Não	Sim	Sim	Sim	Não	Não	Sim
	Grupo excluído é inferior?	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Não	Sim
2013	Médias estatisticamente diferentes?	Sim	Não	Sim	Sim	Não	Não	Sim
	Grupo excluído é inferior?	Não	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim	Sim
2014	Médias estatisticamente diferentes?	Sim	Sim	Não	Sim	Não	Não	Não
	Grupo excluído é inferior?	Não	Não	Sim	Sim	Não	Não	Sim

Fonte: elaboração do autor. Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH, Caed/UFJF.

Os resultados brutos do teste de independência entre as médias constam na tabela 39.

Tabela 39: Teste de diferença entre as médias de estudantes dentro e fora do grupo Ponte 2011 por etapa e ano

Ano	Etapa		N	Média	Desvio padrão	Erro padrão da média	Sig. < 0,01 (Teste de Levene)	Diferença entre médias	Erro padrão da diferença	Sig. < 0,01 (2-extremos)	
2010	3	"Ponte 2011"	12.499	170,0	53,6	0,48	Variâncias diferentes	-4,9	1,42	Sim	
		Não encontrados	1.656	165,1	54,2	1,33					
	4	"Ponte 2011"	12.912	202,6	47,1	0,41	Variâncias diferentes	-6,7	1,31	Sim	
		Não encontrados	1.572	195,9	49,2	1,24					
	5	"Ponte 2011"	11.779	210,8	45,0	0,41	Variâncias iguais	-1,0	1,17	Não	
		Não encontrados	1.722	209,9	47,4	1,14					
	6	"Ponte 2011"	11.926	222,6	46,5	0,43	Variâncias diferentes	3,4	0,91	Sim	
		Não encontrados	3.516	226,0	47,6	0,80					
	7	"Ponte 2011"	10.778	228,6	42,6	0,41	Variâncias iguais	-6,9	1,04	Sim	
		Não encontrados	1.990	221,7	44,1	0,99					
	8	"Ponte 2011"	10.075	236,5	42,9	0,43	Variâncias diferentes	-11,1	1,05	Sim	
		Não encontrados	1.852	225,4	41,4	0,96					
	9	"Ponte 2011"	2.386	229,0	45,6	0,93	Variâncias diferentes	25,2	1,06	Sim	
		Não encontrados	8.877	254,3	47,1	0,50					
	2011	3	"Ponte 2011"	12.687	168,1	50,0	0,44	Variâncias diferentes	-4,7	2,36	Não
			Não encontrados	475	163,4	50,6	2,32				
		4	"Ponte 2011"	11.663	197,8	45,2	0,42	Variâncias diferentes	-9,9	2,50	Sim
			Não encontrados	391	188,0	48,7	2,46				
5		"Ponte 2011"	13.610	213,3	44,2	0,38	Variâncias diferentes	-10,3	2,25	Sim	
		Não encontrados	454	203,1	47,3	2,22					
6		"Ponte 2011"	14.769	228,5	45,1	0,37	Variâncias diferentes	-2,0	1,38	Não	
		Não encontrados	1.161	226,5	45,3	1,33					
7		"Ponte 2011"	11.308	232,7	43,9	0,41	Variâncias diferentes	-6,4	2,08	Sim	
		Não encontrados	495	226,3	45,3	2,04					
8		"Ponte 2011"	11.724	239,1	44,4	0,41	Variâncias diferentes	2,5	2,43	Não	
		Não encontrados	382	241,6	46,8	2,39					
9		"Ponte 2011"	10.130	257,2	49,0	0,49	Variâncias diferentes	-0,5	2,82	Não	
		Não encontrados	309	256,7	48,8	2,78					

Ano	Etapa	N	Média	Desvio padrão	Erro padrão da média	Sig. < 0,01 (Teste de Levene)	Diferença entre médias	Erro padrão da diferença	Sig. < 0,01 (2-extremos)	
2012	3	"Ponte 2011"	11.841	167,1	49,7	0,46	Variâncias diferentes	-1,2	1,27	Não
		Não encontrados	1.801	165,9	50,3	1,18				
	4	"Ponte 2011"	10.119	198,7	45,1	0,45	Variâncias iguais	-6,9	1,23	Sim
		Não encontrados	1.585	191,8	47,5	1,19				
	5	"Ponte 2011"	10.809	211,9	43,3	0,42	Variâncias iguais	-9,6	1,21	Sim
		Não encontrados	1.473	202,3	46,5	1,21				
	6	"Ponte 2011"	13.356	229,0	45,3	0,39	Variâncias diferentes	-5,9	0,87	Sim
		Não encontrados	3.456	223,1	45,8	0,78				
	7	"Ponte 2011"	10.468	237,1	43,2	0,42	Variâncias diferentes	-0,4	1,06	Não
		Não encontrados	1.938	236,7	42,9	0,97				
8	"Ponte 2011"	9.827	244,4	44,2	0,45	Variâncias diferentes	0,6	1,35	Não	
	Não encontrados	1.234	245,0	44,8	1,28					
9	"Ponte 2011"	10.287	253,3	46,8	0,46	Variâncias diferentes	-5,2	1,34	Sim	
	Não encontrados	1.523	248,0	48,9	1,25					
2013	3	"Ponte 2011"	6.090	163,4	49,7	0,64	Variâncias diferentes	5,9	0,95	Sim
		Não encontrados	4.944	169,2	49,8	0,71				
	4	"Ponte 2011"	9.391	195,4	46,0	0,47	Variâncias diferentes	-1,2	1,09	Não
		Não encontrados	2.328	194,2	47,5	0,98				
	5	"Ponte 2011"	8.742	215,5	49,2	0,53	Variâncias iguais	-6,4	1,20	Sim
		Não encontrados	2.161	209,2	52,2	1,12				
	6	"Ponte 2011"	10.296	227,7	47,4	0,47	Variâncias iguais	-5,2	0,90	Sim
		Não encontrados	3.871	222,6	49,3	0,79				
	7	"Ponte 2011"	9.356	235,2	45,6	0,47	Variâncias diferentes	-1,6	0,95	Não
		Não encontrados	3.121	233,7	46,0	0,82				
8	"Ponte 2011"	9.151	251,1	44,0	0,46	Variâncias diferentes	-0,1	1,08	Não	
	Não encontrados	2.194	251,0	45,6	0,97					
9	"Ponte 2011"	8.674	259,8	48,5	0,52	Variâncias diferentes	-6,6	1,20	Sim	
	Não encontrados	2.035	253,2	49,0	1,09					

Ano	Etapa	N	Média	Desvio padrão	Erro padrão da média	Sig. < 0,01 (Teste de Levene)	Diferença entre médias	Erro padrão da diferença	Sig. < 0,01 (2-extremos)	
2014	3	"Ponte 2011"	3.645	173,6	52,8	0,87	Variâncias diferentes	3,7	1,05	Sim
		Não encontrados	7.934	177,3	52,0	0,58				
	4	"Ponte 2011"	4.971	197,7	45,8	0,65	Variâncias iguais	4,7	0,92	Sim
		Não encontrados	4.615	202,5	43,9	0,65				
	5	"Ponte 2011"	8.420	207,6	49,6	0,54	Variâncias diferentes	-1,9	1,12	Não
		Não encontrados	2.748	205,6	51,3	0,98				
	6	"Ponte 2011"	8.732	231,8	48,7	0,52	Variâncias iguais	-6,0	0,96	Sim
		Não encontrados	3.874	225,8	51,9	0,83				
	7	"Ponte 2011"	7.467	235,4	47,2	0,55	Variâncias iguais	0,3	1,00	Não
		Não encontrados	3.301	235,6	49,0	0,85				
	8	"Ponte 2011"	8.274	246,3	45,2	0,50	Variâncias iguais	0,8	0,98	Não
		Não encontrados	3.000	247,1	47,6	0,87				
	9	"Ponte 2011"	7.990	258,0	49,1	0,55	Variâncias diferentes	-2,7	1,14	Não
		Não encontrados	2.480	255,3	49,7	1,00				

Fonte: elaboração do autor. Censo escolar 2010 a 2014, Avaliação BH 2010 a 2014, Smed/BH, Caed/UFJF.

APÊNDICE D – INFORMAÇÕES ADICIONAIS SOBRE O CAPÍTULO IV

Escolha do ajuste do modelo

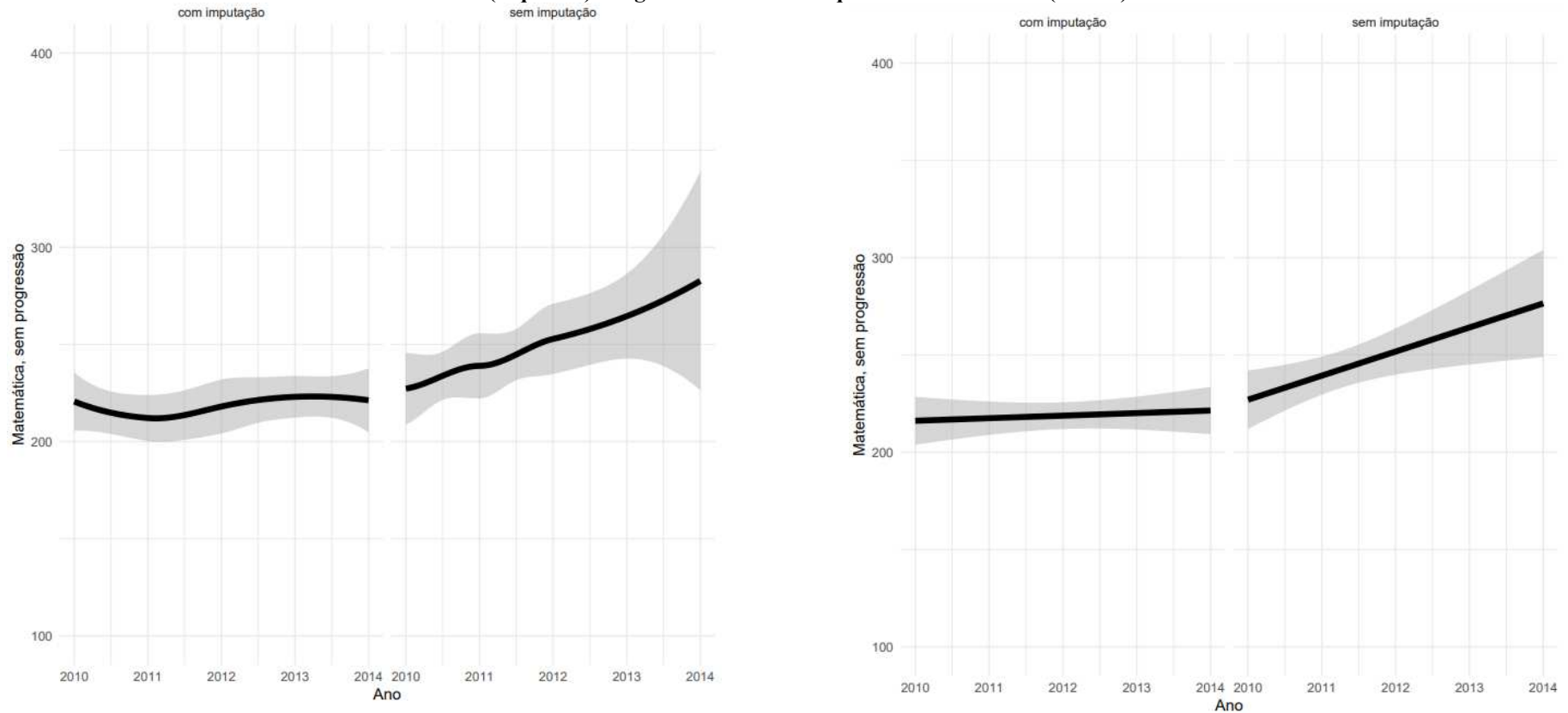
Utilizamos a proficiência em matemática dos estudantes da etapa 3 / 3º ano para observar as tendências das observações no tempo (ondas) de avaliação, e definir um ajuste razoável para o modelo. Utilizamos representações gráficas para simplificar a evolução da proficiência. Linhas de tendências com margens de erro padrão das medidas foram traçadas segundo dois métodos, regressões locais (CLEVELAND, 1979), também conhecidos como *lowess smoothing*⁶⁵, e regressões de mínimos quadrados ordinários (*ordinary least squares – ols*). As estimações e representações são computacionalmente exigentes. Fizemos amostras de 100 estudantes dentro dos cinco grupos de progressão por etapa: nenhuma progressão, uma progressão, duas progressões, três progressões e quatro progressões. Comparamos os gráficos pelo método *lowess* e *ols*, conforme a seguir.

Como os resultados são produzidos com base em amostras, cada recálculo proporcionou gráficos diferentes. Em outras etapas, os resultados foram semelhantes. Mas o procedimento amostral também nos mostrou que as oscilações nos resultados são muito grandes, e essa ressalva é importante para a interpretação dos resultados. Há uma boa parte da variação que provavelmente se deve a flutuações aleatórias. Essa conclusão também reforça a necessidade de utilização de modelos para suavizar os resultados e traçar “verdadeiras” tendências de crescimento.

Observamos que, para as informações sem imputação (ou seja, com exclusão *listwise*), as margens de erro padrão são bem maiores do que para as informações com imputação. Observamos também que existem oscilações muito maiores e que contrariam nossas expectativas sobre a relação esperada entre a progressão e a proficiência no grupo sem imputações. Outras variáveis relevantes para melhor ajustar os dados não foram utilizadas nessa análise. Mas, ainda assim, as informações com imputação apresentam tendências mais razoáveis, conforme as expectativas.

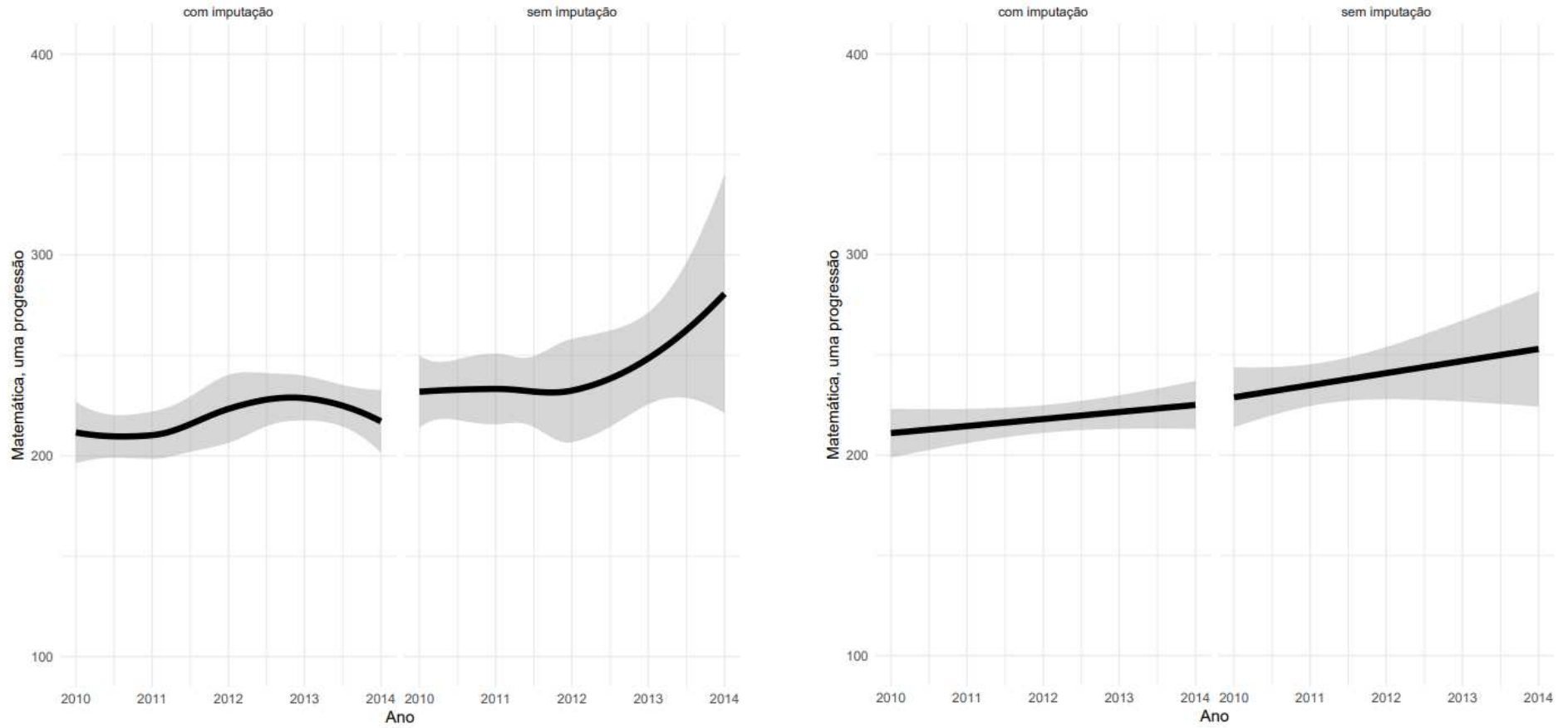
⁶⁵ O método *lowess smoothing* consiste em ajustar regressões robustas ponderadas localmente. O valor para x_k é o valor de um ajuste polinomial para os dados usando mínimos quadrados ponderados onde o peso do par ordenado a ser representado em cada ponto do gráfico (x_i, y_i) é maior se x_i está próximo de x_k e menor se não está. Um procedimento robusto de estimação previne distorções causadas por pontos desviantes (CLEVELAND, 1979).

Gráfico 66: Suavização das tendências de crescimento para a proficiência de matemática de estudantes da etapa 3 / 3º ano para progressão = 0 – método lowess (esquerda) e regressão de mínimos quadrados ordinários (direita)



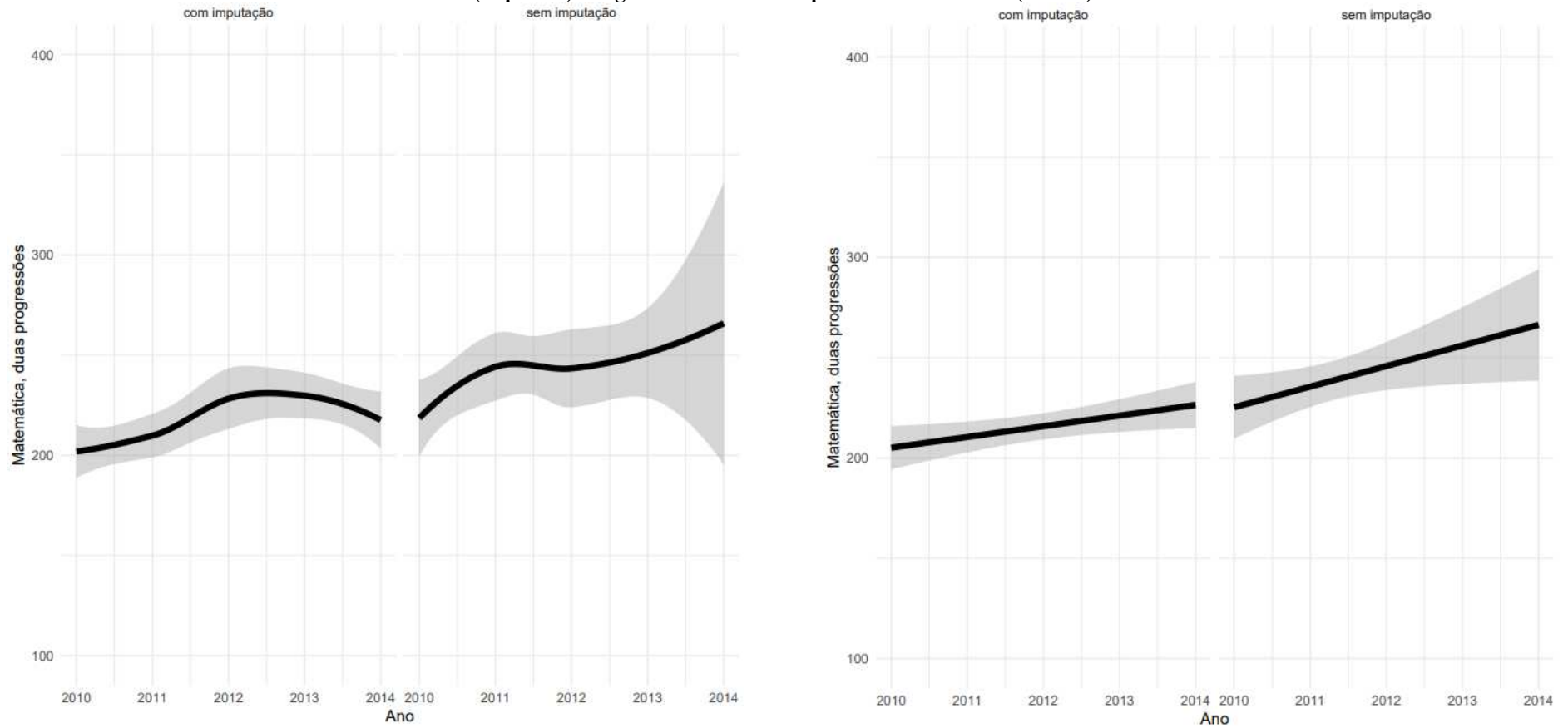
Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Gráfico 67: Suavização das tendências de crescimento para a proficiência de matemática de estudantes da etapa 3 / 3º ano para progressão = 1 – método lowess (esquerda) e regressão de mínimos quadrados ordinários (direita)



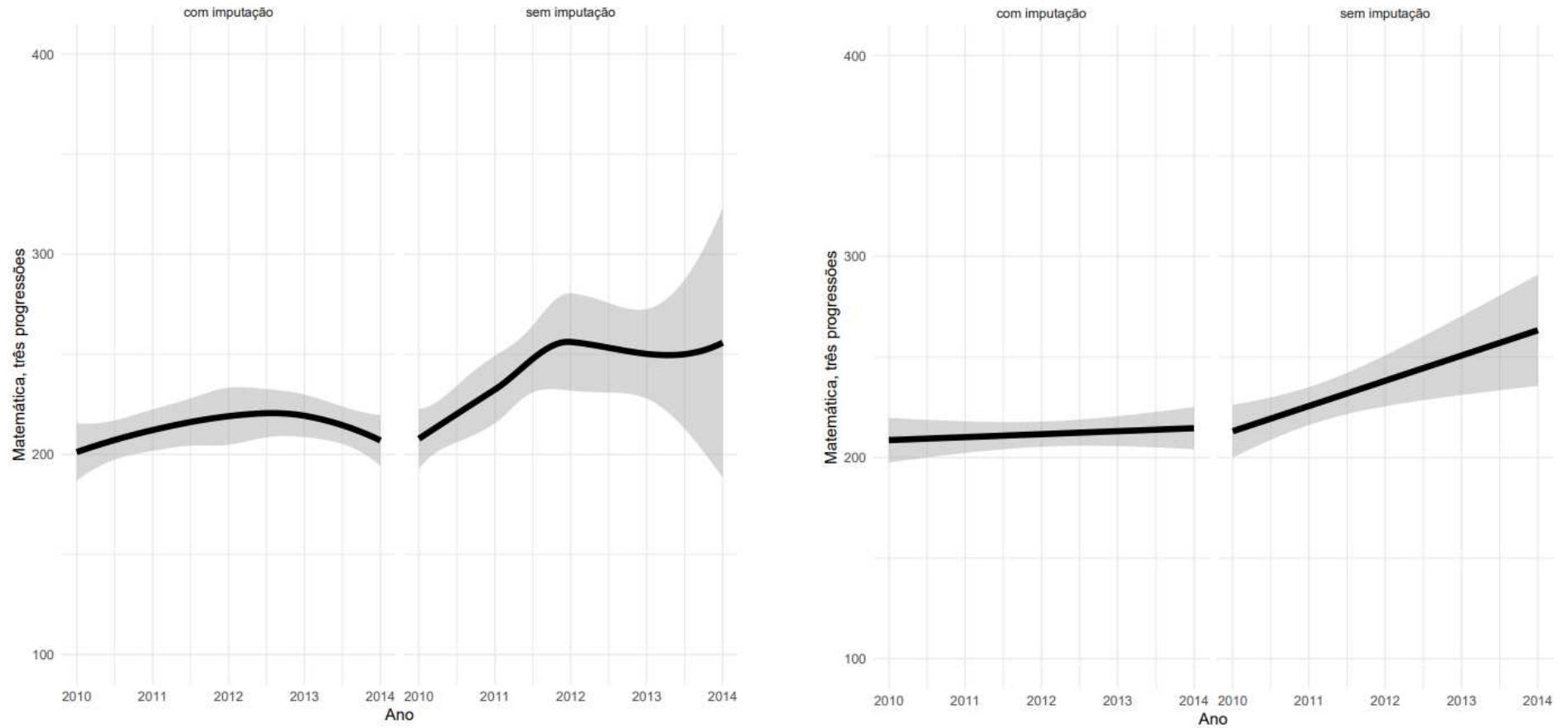
Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Gráfico 68: Suavização das tendências de crescimento para a proficiência de matemática de estudantes da etapa 3 / 3º ano para progressão = 2 – método lowess (esquerda) e regressão de mínimos quadrados ordinários (direita)



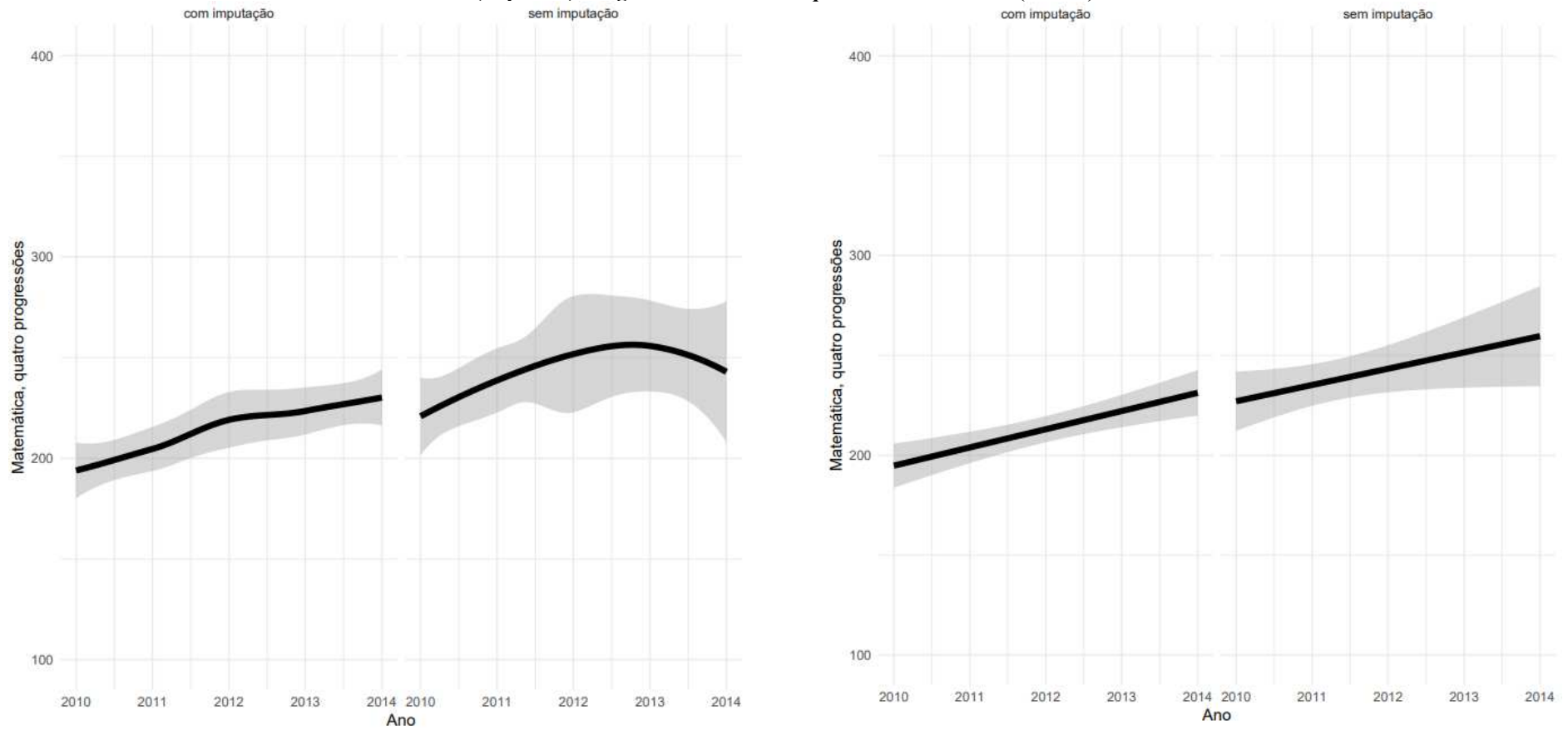
Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Gráfico 69: Suavização das tendências de crescimento para a proficiência de matemática de estudantes da etapa 3 / 3º ano para progressão = 3 – método lowess (esquerda) e regressão de mínimos quadrados ordinários (direita)



Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Gráfico 70: Suavização das tendências de crescimento para a proficiência de matemática de estudantes da etapa 3 / 3º ano para progressão = 4 – método lowess (esquerda) e regressão de mínimos quadrados ordinários (direita)



Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Os gráficos 66 a 70 indicam-nos que a utilização da imputação proporciona um ganho para a estimação das tendências de crescimento do aprendizado dos estudantes, reduzindo oscilações extremas e erros de medida. Também representam uma simplificação útil e necessária para com a quantidade de informações em ondas ou observações dos mesmos alunos. Optamos por ajustar tendências de crescimento lineares, uma vez que o método *lowess* não revelou tendências quadráticas sistemáticas para todas as categorias de progressão por etapa.

A progressão por etapa

Os detalhes sobre o cálculo da progressão por etapa foram apresentados no Anexo C, referente ao capítulo III. Em primeiro lugar, observamos uma forte tendência à perda de ondas no grupo com exclusões de informações ausentes. O grupo final é praticamente a sexta parte do grupo inicial. Nas informações completas para análise também existe uma perda de informações. Essa não era a intenção inicial, mas a exclusão em virtude da mobilidade estudantil pareceu-nos incontornável. Optamos por analisar o máximo possível de informações de proficiência, e por isso incluímos etapas finais do ensino fundamental, que não podem ser acompanhadas até o ensino médio e desaparecem ao longo do tempo. Para trabalhos futuros, planejamos realizar análise apenas de grupos que podem ser acompanhados ao longo de todo o período, e utilizar modelos de pertencimento múltiplo, de modo a não perder informações em razão da mobilidade estudantil.

A progressão se mostra maior para as informações com dados ausentes excluídos (*listwise*). Em 2014, 65,7% dos estudantes apresentaram uma progressão regular (acumularam 4 progressões em 5 anos). Para o total das informações (que incluem casos válidos e imputações), foram 44,2%. A queda na quantidade de informações disponíveis no grupo com informações ausentes excluídas é, em boa parte, responsável por essa diferença entre os percentuais de progressão. Enquanto o grupo com exclusões de informação apresenta 37.823 observações ao início da sequência de dados, em 2010, e termina com 6.678 em 2014, o grupo total da análise começa com 97.981 estudantes em 2010 e finaliza com 66.001 em 2014. A tabela 40 sintetiza as informações a cada ano. Podemos observar que poucos casos apresentaram progressões maiores que uma etapa ao longo do tempo. Esse é um resultado da imputação que não atrapalha a tendência geral dos resultados.

É importante justificar que optamos pela utilização da progressão por etapa em lugar da variável tempo (ano/edição da avaliação). Em primeiro lugar, a correlação entre as duas informações é forte, quase 80%. Em segundo lugar, a progressão tem um significado teórico mais relevante para o campo educacional. Em terceiro lugar, realizamos ensaios com modelos em que o tempo era representado no nível 1 e a progressão estava acumulada no nível do aluno, como uma variável individual. Nesse modelo, a tendência de crescimento no tempo apresentou valor menor, a progressão igualmente. Após os controles das variáveis de nível socioeconômico, condições iniciais, características e composição, o coeficiente do tempo se tornou negativo. Consideramos que esse resultado poderia ser mal interpretado (alunos estão “desaprendendo” ao longo do tempo). A opção pelo uso da variável progressão também parece ter subestimado um pouco a variância do nível 3 (escolas). Dessa forma, outro desafio para trabalhos futuros seria dedicar à modelagem mais adequada da dimensão do tempo e de sua relação com covariáveis temporais.

Tabela 40: Distribuição da progressão ao longo do tempo segundo grupo de análise total e *listwise*

		2010		2011		2012		2013		2014	
Progressão		N	%	N	%	N	%	N	%	N	%
Apenas casos válidos (<i>listwise</i>)	0	37823	100.0%	2681	7.7%	324	1.4%	35	0.2%	5	0.1%
	1	0		32354	92.3%	3211	13.5%	468	3.3%	67	1.0%
	2	0		0	0.0%	20195	85.1%	2711	19.4%	381	5.7%
	3	0		0	0.0%	0	0.0%	10796	77.1%	1839	27.5%
	4	0		0	0.0%	0	0.0%	0	0.0%	4386	65.7%
	Total	37823	100.0%	35035	100.00%	23730	100.0%	14010	100.0%	6678	100.0%
Todos os casos (válidos + imputação)	0	97981	100.0%	16413	16.8%	8616	10.1%	6363	8.6%	2673	4.0%
	1	0		81342	83.0%	16724	19.6%	12904	17.4%	12295	18.6%
	2	0		215	0.2%	59688	70.1%	12939	17.4%	10947	16.6%
	3	0		9	0.0%	97	0.1%	41916	56.5%	10915	16.5%
	4	0		2	0.0%	12	0.0%	75	0.1%	29171	44.2%
	Total	97981	100.0%	97981	100.00%	85137	100.0%	74197	100.0%	66001	100.0%
Correlação (Prog , Tempo)	Pearson: 0.7889 Spearman: 0.7889										

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Conforme a tabela 41 informa, é importante lembrar que o grupo *listwise* tem informações apenas a partir da etapa 5, quando os questionários do Avalia BH são aplicados. A variável foi centralizada na etapa 3 para permitir à média do status inicial dos modelos de crescimento representar o nível de desempenho desses estudantes no ano de 2010, mesmo para o grupo *listwise*, que não tem estudantes nessa etapa. O menor grupo aí representado são os estudantes na etapa 9 / 9º ano do ensino fundamental. Os demais grupos têm um tamanho muito semelhante, porém muito inferior ao esperado pelas informações de matrícula do Inep.⁶⁶

Tabela 41: Distribuição do grupo com informações ausentes excluídas (*listwise*) por etapa inicial

Etapa	N	%
5	9540	25.2%
6	9702	25.7%
7	9033	23.9%
8	8458	22.4%
9	1090	2.9%
Total	37823	100.0%

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Os detalhes sobre a produção da variável distorção idade-série podem ser observados no Apêndice C. Podemos observar na tabela 42 que os estudantes no total da análise têm um percentual de distorção idade série um pouco maior que o grupo com informações ausentes excluídas.

Tabela 42: Distribuição do grupo com informações ausentes excluídas (*listwise*) por distorção inicial

Distorção inicial	Listwise		Total da análise	
	N	%	N	%
0	29567	78.2%	72959	74.5%
1	6110	16.2%	18758	19.1%
2	1541	4.1%	4262	4.3%
3	605	1.6%	2002	2.0%
Total	37823	100.0%	97981	100.0%

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

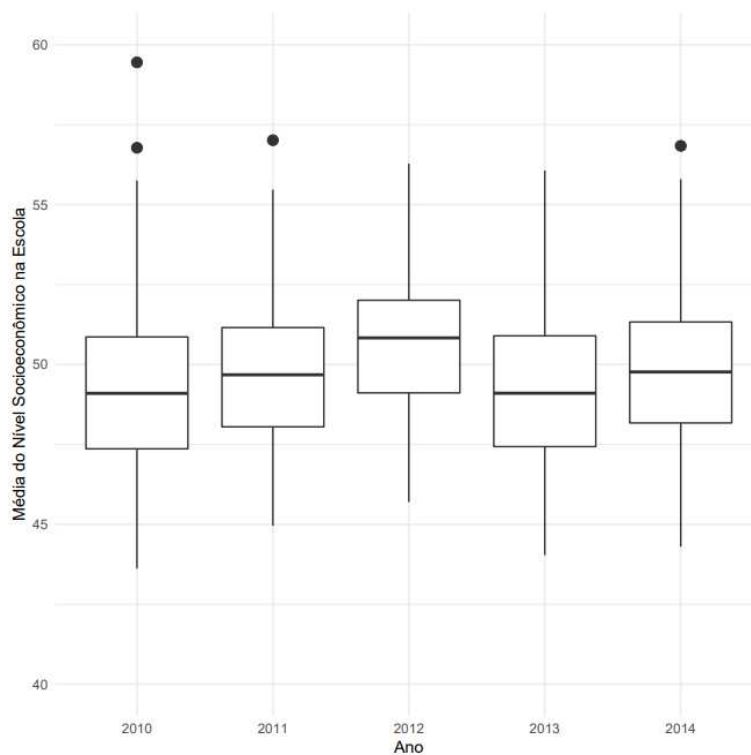
As demais características dos indivíduos foram resumidas ao longo do capítulo IV.

⁶⁶ Ver capítulo III.

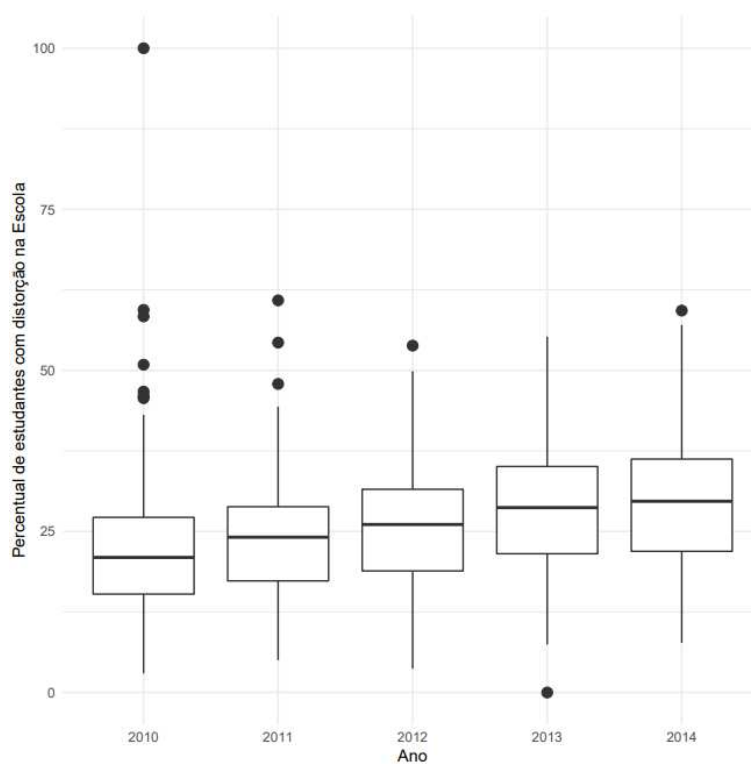
Modelo de crescimento para os indicadores das escolas

A distribuição os indicadores escolares de média do NSE dos alunos, percentual de estudantes com distorção idade-série, percentual de meninas e percentual de pretos foi observada em todos os anos da série de informações por meio dos gráficos 71 e 72. O percentual de distorção idade-série – representado pelo (b) no gráfico 71 – é o único que parece ter um percentual crescente ao longo do tempo. As demais variáveis não apresentam um padrão visual claro. Também seria possível que as distribuições apresentassem uma tendência de oscilação crescente ou decrescente relevante, porém imperceptível nesse tipo de representação gráfica. Por essa razão, optamos por modelar uma possível tendência de mudança nos indicadores em função do tempo.

Gráfico 71: Boxplot da distribuição das variáveis: (a) média do NSE na escola, (b) percentual de estudantes com distorção na escola



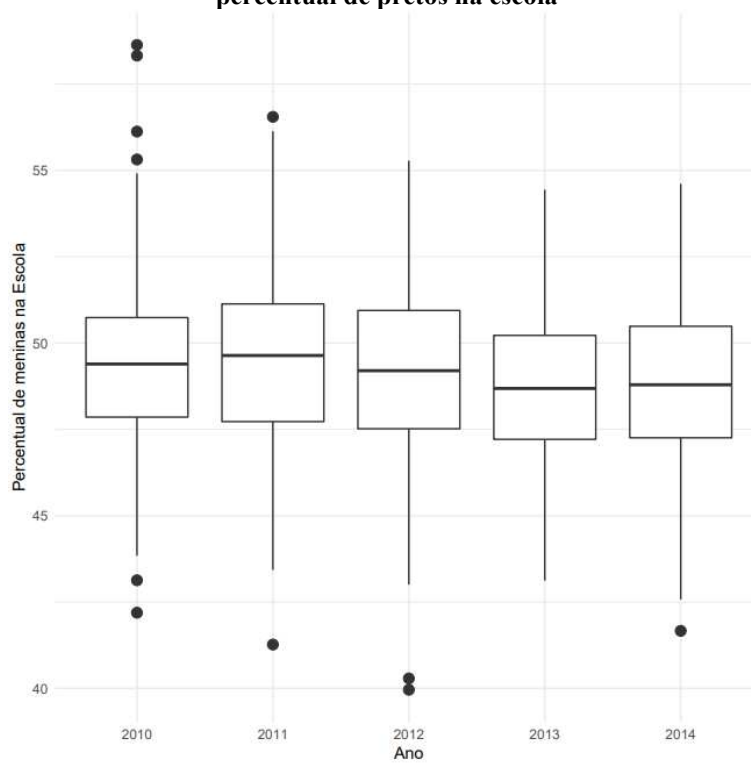
(a)



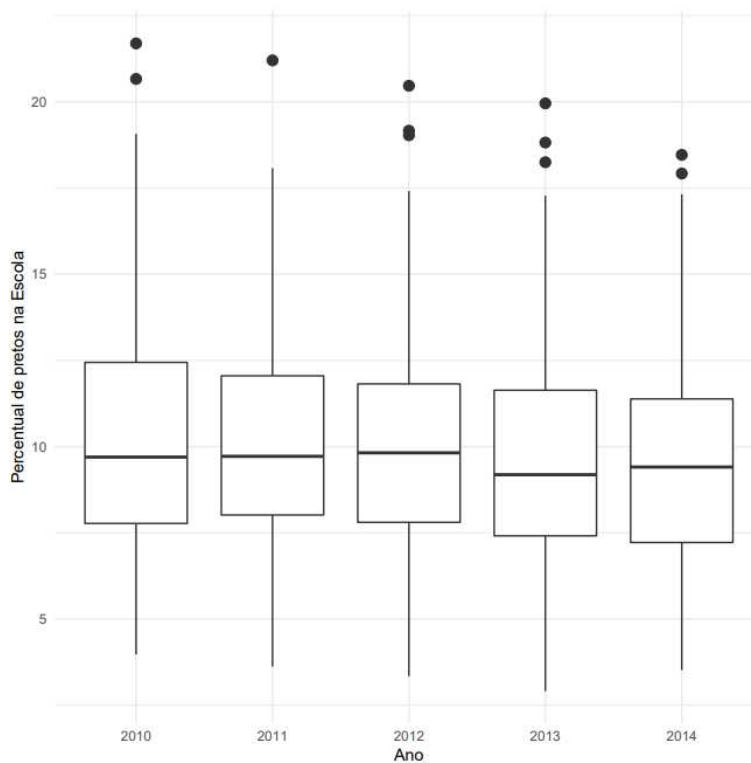
(b)

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Gráfico 72: Boxplot da distribuição das variáveis: (c) percentual de meninas na escola, (d) percentual de pretos na escola



(c)



(d)

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avalia BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Testamos a hipótese de que esses indicadores apresentam variação relevante ao longo do tempo utilizando modelos de crescimento multinível. Utilizamos cada um dos indicadores como variáveis resposta. As medidas repetidas formaram as informações de nível um, e o código das escolas representou o nível 2. A variável explicativa utilizada foi a sequência dos anos, representada como tempo: o marco zero foi o ano de 2010, com uma unidade a mais a cada ano.

Os resultados dos modelos estão apresentados nas tabelas 43 e 44. Apenas a variável de média do NSE dos estudantes na escola não apresentou convergência para as iterações nos modelos em que o efeito do tempo foi assumido aleatório. A maior parte da variância em todos esses modelos está relacionada ao componente do intercepto, que representa o status inicial em 2010. Ou seja, as diferenças nas medidas são melhor explicadas por diferenças entre escolas em sua condição inicial do que por suas oscilações no tempo.

Tabela 43: Efeitos aleatórios do modelo de crescimento multinível para os indicadores das escolas

Variável dependente	Efeitos aleatórios: percentual em relação à variância total		
	(intercepto)	Tempo	Resíduo
MNSE*	70,1%	-	29,9%
% distorção	71,6%	12,6%	15,8%
% meninas	57,8%	13,1%	29,1%
% pretos	71,8%	10,4%	17,8%

* Resultado de modelo multinível sem flutuação aleatória para a variável tempo.

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avaliação BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Em todos os modelos, o intercepto e o tempo apresentaram coeficientes significativos. Média do NSE na escola e percentual de estudantes com distorção apresentam tendência de aumento, enquanto percentual de meninas e pretos na escola apresentam tendência de queda. Apesar disso, o tamanho do efeito do tempo é muito pequeno. O maior deles é o do modelo para o percentual de distorção idade-série. Entretanto, é importante lembrar que a distribuição do percentual de distorção, para o ano de 2013 (tabela 13), apresenta um desvio padrão de 9,81 pontos percentuais (mais de cinco vezes o tamanho do coeficiente de tempo nesse modelo).

Tabela 44: Efeitos fixos do modelo de crescimento multinível para os indicadores das escolas

	Efeitos Fixos			
	(intercepto)	Tempo	N observações	N escolas
Variável dependente				
MNSE*	49,54	0,09	828	169
% distorção	22,53	1,80	847	173
% meninas	49,58	-0,20	851	173
% pretos	10,31	-0,18	851	173

* Resultado de modelo multinível sem flutuação aleatória para a variável tempo.

Para todos os coeficientes: $p < 0,001$

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avaliação BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

Considerando esses resultados, descartamos a hipótese de que os indicadores variaram de modo significativo ao longo do tempo. Pelo menos durante o período da análise, os indicadores escolares podem ser considerados estáveis no tempo. Assumimos apenas os resultados do ano de 2013 como aqueles que representam as características das escolas porque ano de 2013 nos pareceu ter menos casos extremos. Para as três escolas que não apresentaram indicador de média de NSE, substituímos a informação ausente pelo valor da grande média entre as escolas.

Equações aplicadas aos modelos de análise

O quadro 11 apresenta as equações aplicadas a cada um dos modelos da tendência de crescimento. Optamos por não representar a equação composta (em que todas as variáveis são apresentadas apenas em uma única equação, por motivo de parcimônia).

Quadro 11: Equações para os modelos multinível ajustados para a tendência de crescimento em Matemática dos estudantes da rede municipal de Belo Horizonte.

Modelo	Modelos de nível 1	Modelos de nível 2	Modelos de nível 3
0	$Y_{ij} = \pi_{0ij} + \varepsilon_{ij}$	$\pi_{0ij} = \beta_{00j} + r_{0ij}$	$\beta_{00j} = \gamma_{000} + u_{00j}$
1	$Y_{ij} = \pi_{0ij} + \pi_{1ij}$ (Progressão _{ij}) + ε_{ij}	$\pi_{0ij} = \beta_{00j} + r_{0ij}$ $\pi_{1ij} = \beta_{10j} + r_{1ij}$	$\beta_{00j} = \gamma_{000} + u_{00j}$ $\beta_{10j} = \gamma_{100} + u_{10j}$
2	$Y_{ij} = \pi_{0ij} + \pi_{1ij}$ (Progressão _{ij}) + ε_{ij}	$\pi_{0ij} = \beta_{00j} + \beta_{01j} * (NSE_i - NSE_j) + r_{0ij}$ $\pi_{1ij} = \beta_{10j} + \beta_{11j} * (NSE_i - NSE_j) + r_{1ij}$	$\beta_{00j} = \gamma_{000} + \gamma_{001} * (MNSE_j - MNSE_j) + u_{00j}$ $\beta_{01j} = \gamma_{010}$ $\beta_{10j} = \gamma_{100} + \gamma_{101} * (MNSE_j - MNSE_j) + u_{10j}$ $\beta_{11j} = \gamma_{110}$
3	$Y_{ij} = \pi_{0ij} + \pi_{1ij}$ (Progressão _{ij}) + ε_{ij}	$\pi_{0ij} = \beta_{00j} + \beta_{01j} * (NSE_i - NSE_j)$ + $\beta_{02j} * (Etapa_inicial_i)$ + $\beta_{03j} * (Distorção_inicial_i)$ + $\beta_{04j} * (Matutino_inicial_i) + r_{0ij}$ $\pi_{1ij} = \beta_{10j} + \beta_{11j} * (NSE_i - NSE_j)$ + $\beta_{12j} * (Etapa_inicial_i)$ + $\beta_{13j} * (Distorção_inicial_i)$ + $\beta_{14j} * (Matutino_inicial_i) + r_{1ij}$	$\beta_{00j} = \gamma_{000} + \gamma_{001} * (MNSE_j - MNSE_j) + \gamma_{002} * (Ciclos1e2_j) + \gamma_{003} * (Ciclos_outros_j) + \gamma_{004} * (%Distorção_j - \%Distorção_o_j) + u_{00j}$ $\beta_{01j} = \gamma_{010}$ $\beta_{02j} = \gamma_{020}$ $\beta_{03j} = \gamma_{030}$ $\beta_{04j} = \gamma_{040}$ $\beta_{10j} = \gamma_{100} + \gamma_{101} * (MNSE_j - MNSE_j) + \gamma_{102} * (Ciclos1e2_j) + \gamma_{103} * (Ciclos_outros_j) + \gamma_{104} * (%Distorção_j - \%Distorção_o_j) + u_{10j}$ $\beta_{11j} = \gamma_{110}$ $\beta_{12j} = \gamma_{120}$ $\beta_{13j} = \gamma_{130}$ $\beta_{14j} = \gamma_{140}$

continua

Modelo	Modelos de nível 1	Modelos de nível 2	Modelos de nível 3
			$\beta_{00j} = \gamma_{000} + \gamma_{001} * (MNSE_j - MNSE_j) + \gamma_{002} * (Ciclos_{le2_j}) + \gamma_{003} * (Ciclos_{outros_j}) + \gamma_{004} * (\%Distorção_j - \%Distorção_j) + \gamma_{005} * (\%fem_j - \%fem_j) + \gamma_{006} * (\%Pret_j - \%Pret_j) + u_{00j}$
		$\pi_{0ij} = \beta_{00j} + \beta_{01j} * (NSE_i - NSE_j) + \beta_{02j} * (Etapa_{inicial_i}) + \beta_{03j} * (Distorção_{inicial_i}) + \beta_{04j} * (Matutino_{inicial_i}) + \beta_{05j} * (Fem_i) + \beta_{06j} * (Branc_i) + \beta_{07j} * (Pret_i) + \beta_{08j} * (Outracor_i) + r_{0ij}$	$\beta_{01j} = \gamma_{010}$ $\beta_{02j} = \gamma_{020}$ $\beta_{03j} = \gamma_{030}$ $\beta_{04j} = \gamma_{040}$ $\beta_{05j} = \gamma_{050}$ $\beta_{06j} = \gamma_{060}$ $\beta_{07j} = \gamma_{070}$ $\beta_{08j} = \gamma_{080}$
4	$Y_{ij} = \pi_{0ij} + \pi_{1ij} (Progressão_{ij}) + \varepsilon_{ij}$	$\pi_{1ij} = \beta_{10j} + \beta_{11j} * (NSE_i - NSE_j) + \beta_{12j} * (Etapa_{inicial_i}) + \beta_{13j} * (Distorção_{inicial_i}) + \beta_{14j} * (Matutino_{inicial_i}) + \beta_{15j} * (Fem_i) + \beta_{16j} * (Branc_i) + \beta_{17j} * (Pret_i) + \beta_{18j} * (Outracor_i) + r_{1ij}$	$\beta_{10j} = \gamma_{100} + \gamma_{101} * (MNSE_j - MNSE_j) + \gamma_{102} * (Ciclos_{le2_j}) + \gamma_{103} * (Ciclos_{outros_j}) + \gamma_{104} * (\%Distorção_j - \%Distorção_j) + \gamma_{105} * (\%fem_j - \%fem_j) + \gamma_{106} * (\%Pret_j - \%Pret_j) + u_{10j}$ $\beta_{11j} = \gamma_{110}$ $\beta_{12j} = \gamma_{120}$ $\beta_{13j} = \gamma_{130}$ $\beta_{14j} = \gamma_{140}$ $\beta_{15j} = \gamma_{150}$ $\beta_{16j} = \gamma_{160}$ $\beta_{17j} = \gamma_{170}$ $\beta_{18j} = \gamma_{180}$

Fonte: elaboração do autor.

O Coeficiente de correlação intraclasse (CCI) para os modelos ajustados

Disponibilizamos a tabela 45, com os valores percentuais para os componentes de variância dos modelos em dois totais diferentes: o primeiro, para a variância total do modelo, representando o nível 1 [$\sigma_e^2 / (\sigma_e^2 + \sigma_m^2 + \sigma_{un}^2)$], o nível 2 [$\sigma_{ri}^2 / (\sigma_e^2 + \sigma_m^2 + \sigma_{un}^2)$], e o nível 3 [$\sigma_{ui}^2 / (\sigma_e^2 + \sigma_m^2 + \sigma_{un}^2)$]; e o segundo, para o total apenas dentro do nível. Nesse último caso, estamos comparando a importância relativa para explicar os resultados na proficiência de matemática entre status inicial e tendência de crescimento dentro do nível dos indivíduos [$\sigma_{ri}^2 / (\sigma_{ri}^2 + \sigma_m^2)$] e dentro do nível das escolas [$\sigma_{ui}^2 / (\sigma_{ui}^2 + \sigma_{un}^2)$]. Entretanto, lembramos que essas não são representações perfeitamente adequadas para o coeficiente de correlação intraclasse quando os modelos recebem mais de uma covariável explicativa porque a relação das variâncias por nível deixa de ser direta. Os componentes têm valores condicionados às variáveis de controle inseridas no modelo, tornando o cálculo do CCI com múltiplas variáveis mais complexo (GOLDSTEIN; BROWNE; RABASH, 2002).

Tabela 45: Efeitos aleatórios do modelo multinível para a tendência de crescimento – valores relativos de variância

		Entre observações (nível 1)		Entre indivíduos (nível 2)		Entre escola (nível 3)		Total
		σ_e^2	Status inicial Intercepto n2 σ_{r0}^2	Tendência de crescimento Progressão n2 σ_{r1}^2	Status inicial Intercepto n3 σ_{u0}^2	Tendência de crescimento Progressão n3 σ_{u1}^2		
Modelo incondicional das médias (Modelo 0)	Imputação	% em relação ao total	61.5%	33.3%	-	5.2%	-	100.0%
		% dentro do nível	-	-	-	-	-	-
	Listwise	% em relação ao total	34.8%	55.2%	-	10.0%	-	100.0%
		% dentro do nível	-	-	-	-	-	-
Modelo incondicional de crescimento (Modelo 1)	Imputação	% em relação ao total	58.6%	35.0%	0.3%	6.1%	0.1%	100.0%
		% dentro do nível	100.0%	99.2%	0.8%	98.6%	1.4%	-
	Listwise	% em relação ao total	27.4%	60.7%	1.2%	10.2%	0.4%	100.0%
		% dentro do nível	100.0%	98.0%	2.0%	96.0%	4.0%	-
NSE do aluno e da Escola (Modelo 2)	Imputação	% em relação ao total	60.2%	35.5%	0.3%	3.9%	0.1%	100.0%
		% dentro do nível	100.0%	99.3%	0.7%	97.7%	2.3%	-
	Listwise	% em relação ao total	29.2%	64.0%	1.3%	5.0%	0.5%	100.0%
		% dentro do nível	100.0%	98.0%	2.0%	91.0%	9.0%	-
Modelo condição inicial (Modelo 3)	Imputação	% em relação ao total	66.9%	31.5%	0.3%	1.2%	0.1%	100.0%
		% dentro do nível	100.0%	99.1%	0.9%	92.6%	7.4%	-
	Listwise	% em relação ao total	32.7%	62.9%	1.6%	2.4%	0.4%	100.0%
		% dentro do nível	100.0%	97.6%	2.4%	85.3%	14.7%	-
Modelo de Características e Composição (Modelo 4)	Imputação	% em relação ao total	67.3%	31.3%	0.3%	1.0%	0.1%	100.0%
		% dentro do nível	100.0%	99.1%	0.9%	91.5%	8.5%	-
	Listwise	% em relação ao total	33.0%	62.7%	1.6%	2.2%	0.4%	100.0%
		% dentro do nível	100.0%	97.5%	2.5%	85.0%	15.0%	-

Fonte: elaboração do autor. Censo Escolar 2010 a 2014, Avaliação BH 2010 a 2014, Smed/BH 2011, Caed/UFJF.

