Luciana Soares Luz

O IMPACTO DA REPETÊNCIA NA PROFICIÊNCIA ESCOLAR: uma análise longitudinal do desempenho de repetentes em 2002-2003

Belo Horizonte, MG
UFMG/Cedeplar
2008

Livros Grátis

http://www.livrosgratis.com.br

Milhares de livros grátis para download.

Luciana Soares Luz

O IMPACTO DA REPETÊNCIA NA PROFICIÊNCIA ESCOLAR: uma análise longitudinal do desempenho de repetentes em 2002-2003

Dissertação apresentada ao curso de Mestrado em Demografia do Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional da Faculdade de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Minas Gerais, como requisito parcial à obtenção do Título de Mestre em Demografia.
Orientador: Prof. Dr. Eduardo L. G. Rios-Neto

Belo Horizonte, MG
Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional
Faculdade de Ciências Econômicas - UFMG
2008

FOLHA DE APROVAÇÃO

Para minha mãe (em memória).

AGRADECIMENTOS

Agradeço em primeiro lugar a Deus, por ter permitido que eu seguisse em frente, mesmo quando me encontrava no limite das minhas forças.

Ao Professor Eduardo Rios-Neto, pela generosidade e brilhantismo como chefe, mestre e orientador nestes seis anos em que tive o privilégio de participar de suas atividades.

À banca, Professor Reynaldo Fernandes e Professor Cláudio de Moura Castro por aceitarem o convite e contribuírem de forma decisiva para este trabalho.

Aos professores do CEDEPLAR, por atuarem na minha formação e por acreditarem naquilo que fazem e o fazer tão bem.

À minha mãe, por ter dedicado sua vida à minha, do princípio ao fim, sem nunca esmorecer ou nos permitir duvidar de que éramos a coisa mais importante. Pelo exemplo, pela coragem em todas as vezes que a vida lhe exigiu e por ter feito dos meus sonhos os seus.

Ao meu pai e meu irmão, por estarem sempre ao meu lado, pelo amor e apoio incondicionais. E pelo carinho e cumplicidade que sempre marcaram nossa família.

Ao Pedro, pelo amor e amizade em todos esses anos. Pelo companheirismo e incentivo em todos os momentos. E claro, pela paciência infinita, às vezes tão necessária.

Aos meus amigos, em especial Natalia, Mariana, Larissa e Rachel por participarem da minha vida e por compreenderem minha ausência.

Aos meus amigos do Cedeplar, funcionários e colegas que compartilharam tantos momentos desde que aqui entrei, ainda na graduação, no ano de 2002.

À CAPES, pelo apoio financeiro durante o mestrado, fundamental para o cumprimento desta etapa da minha ainda breve vida acadêmica.

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ATT – *Average Treatment Effect on the Treated*

Cedeplar – Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional

CCI – Curva Característica do Item

HOMALS – *Homogeneity Analysis by Means of Least Square*

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IDEB – Índice de Desenvolvimento da Educação Básica

INEP – Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira

MEC – Ministério da Educação

PDE – Plano de Desenvolvimento da Escola

PSM – *Propensity Score Matching*

SAEB – Sistema de Avaliação da Educação Básica

UFMG – Universidade Federal de Minas Gerais

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO..... 3

2 REPETÊNCIA: CAUSAS E CONSEQÜÊNCIAS NA LITERATURA INTERNACIONAL 8

2.1 Evidências sobre os determinantes da repetência 9

2.2 O debate sobre os efeitos da repetência 11

3 O QUE SE SABE SOBRE REPETÊNCIA NO BRASIL: uma revisão da problemática da repetência nas últimas décadas 17

3.1 Repetência X Desseriação na determinação da qualidade educacional 20

3.2 Estratégia de abordagem dos efeitos da repetência sobre o desempenho do repetente..... 23

4 O IDEB e a curva ISO-IDEB 25

4.1 O Índice de Desenvolvimento da Educação Básica – IDEB 25

4.2 A Curva ISO-IDEB e a taxa marginal de substituição entre repetência e desempenho 27

4.3 Fontes de dados e metodologia aplicada na estimação do ISOIDEB 29

4.3.1 Fontes de dados 29

4.3.2 Metodologia 30

4.4 Resultados.....31

5 O EFEITO DA REPETÊNCIA SOBRE O DESEMPENHO DO REPETENTE: evidências a partir do pareamento pelo escore de propensão 39

5.1 A estimação do efeito médio da repetência, o problema da identificação da causalidade e o escore de propensão (*propensity score*) 39

5.2 Fontes de dados 43

5.2.1 A base de dados Fatores Associados ao Desempenho escolar 43

5.2.2 Variáveis 45

5.3 Metodologia 47

5.3.1 A Teoria de Resposta ao Item (TRI).....47

5.3.2 Metodologia estatística multivariada – HOMALS.....51

5.3.3 Estimadores do Pareamento por Escore de Propensão (PSM).....54

5.4 Resultados 57

5.4.1 Análise descritiva 58

5.4.2 Análise dos resultados obtidos pelo pareamento 62

5.4.3 Análise dos resultados dos estimadores do efeito médio do tratamento no tratado (ATT).....73

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS.....80

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....84

ANEXOS.....88

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 - Taxas médias de repetência e progressão no ensino fundamental – Brasil, 1985, 1990, 1991, 1994-2000 20
GRÁFICO 2 - IDEB estimado e observado por quartil - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte 31
GRÁFICO 3 – Elasticidade de troca estimadas por quartil - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte.....33
GRÁFICO 4 – Curva ISO-IDEB – quartil 1, região Centro-Oeste 33
GRÁFICO 5 - Curva ISO-IDEB – quartil 2, região Centro-Oeste.....34
GRÁFICO 6 - Curva ISO-IDEB – quartil 3, região Centro-Oeste..... 34
GRÁFICO 7 - Curva ISO-IDEB – quartil 1, região Norte 35
GRÁFICO 8 - Curva ISO-IDEB – quartil 2, região Norte.....36
GRÁFICO 9 - Curva ISO-IDEB – quartil 3, região Norte..... 36
GRÁFICO 10 - Curva ISO-IDEB – quartil 1, região Nordeste.....37
GRÁFICO 11 - Curva ISO-IDEB – quartil 2, região Nordeste.....37
GRÁFICO 12 - Curva ISO-IDEB – quartil 3, região Nordeste.....38
GRÁFICO 13 - Escores de propensão estimados para repetentes e não repetentes em 2002 – região Centro-Oeste..... 66
GRÁFICO 14 - Escores de propensão estimados para repetentes e não repetentes em 2002 – região Nordeste..... 67
GRÁFICO 15 - Escores de propensão estimados para repetentes e não repetentes em 2002 – região Norte..... 67
GRÁFICO 16 - Escores de propensão estimados para repetentes e novatos em 2003 – região Centro-Oeste.....72
GRÁFICO 17 - Escores de propensão estimados para repetentes e novatos em 2003 – região Nordeste..... 72
GRÁFICO 18 - Escores de propensão estimados para repetentes e novatos em 2003 – região Norte..... 73

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 – Organograma das comparações entre escores de repetentes e promovidos em 2002 e 2003……...……....…… 23
FIGURA 2 – Ilustração da Curva Característica do Item (CCI).....49

FIGURA 3 – Organização dos grupos e das provas na equalização dos escores de matemática de 2002 e 2003.....51

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Média, desvio-padrão, máximo e mínimo do IDEB 2005 por quartil – regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte.....32
TABELA 2 - Amostra selecionada de alunos da 7º série em 2002, 7º e 8º séries em 2003.....58
TABELA 3 - Amostra total de alunos da 7º série em 2002, 7º e 8º séries em 2003.....58
TABELA 4 - Distribuição dos alunos da 7º série em 2002 repetentes e não repetentes por região.....59
TABELA 5 - Distribuição percentual das variáveis explicativas discretas para repetentes e não- repetentes em 2002, e novatos em 2003 – região Centro-Oeste.....59
TABELA 6 - Distribuição percentual das variáveis explicativas discretas para repetentes e não- repetentes em 2002, e novatos em 2003 – região Nordeste.....60
TABELA 7 - Distribuição percentual das variáveis explicativas discretas para repetentes e não- repetentes em 2002, e novatos em 2003 – região Norte.....60
TABELA 8 - Média e desvio-padrão das variáveis explicativas contínuas para repetentes e não- repetentes em 2002, e novatos em 2003 – regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte.....61
TABELA 9 - Média, desvio-padrão, máximo e mínimo do escore equalizado de matemática da base Fatores Associados ao Desempenho Escolar em 2002 e do escore de matemática da oitava série do ensino fundamental da base SAEB em 2003.....62
TABELA 10 - Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2002, região Centro-Oeste.....63
TABELA 11 - Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2002, região Nordeste.....64
TABELA 12 - Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2002, região Norte.....65
TABELA 13 - Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2003, região Centro-Oeste.....69
TABELA 14 - Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2003, região Nordeste.....70
TABELA 15 - Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2003, região Norte.....71
TABELA 16 - Diferença no escore de matemática em 2002 antes do pareamento entre repetentes e não repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte.....74
TABELA 17 - ATT no escore de matemática 2002 entre repetentes e não-repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte..... 74
TABELA 18 - Diferença no escore de matemática em 2003 antes do pareamento entre repetentes e não repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte.....75
TABELA 19 - ATT no escore de matemática 2003 entre repetentes e não-repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte.....76
TABELA 20 - Diferença no valor adicionado ao escore de matemática em 2003 antes do pareamento entre repetentes e não repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte.....77
TABELA 21 - ATT no valor adicionado ao escore de matemática 2003 entre repetentes e não-repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte 77

TABELA 22 - Diferença no escore de matemática em 2003 antes do pareamento entre repetentes e novatos - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte.....78
TABELA 23 - ATT no escore de matemática 2003 entre repetentes e novatos - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte..... 79

RESUMO

Este trabalho tem por objetivo principal investigar o impacto da repetência sobre a proficiência escolar do repetente. Discute em que medida a repetência é eficiente na recuperação de um aluno mal-sucedido e como se dá a relação entre proficiência e fluxo nos sistemas escolares. O trabalho se divide em duas partes. A primeira se dedica a uma análise macro da dinâmica entre aprovação e desempenho feita a partir do indicador proposto por Fernandes (2007), o IDEB, a partir dos dados da base IDEB 2005 (INEP/MEC). Na segunda, foi realizada uma comparação dos escores dos alunos repetentes e promovidos em dois pontos no tempo, a 7ª série em 2002 e a 8ª série em 2003, utilizando os dados da pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar (INEP/MEC). Observado o problema da inferência de causalidade neste tipo de comparação, foi realizado um pareamento a partir do método de escore de propensão. Os resultados apontam para uma relação diferenciada entre desempenho e fluxo de acordo com a posição da escola quanto ao IDEB. O *trade off* entre repetência e fluxo é relativamente fraco para as escolas mais deficientes, sendo possível auferir ganhos nas taxas de aprovação sem penalizar o escore dos alunos. Quanto ao efeito da repetência sobre o desempenho dos repetentes, mostramos que o ganho em proficiência tido pelos alunos que repetem é pequeno e inferior àquele tido pelos seus colegas promovidos nas mesmas condições. Ao final do ano repetido, o desempenho dos alunos repetentes é semelhante ao de seus novos colegas de turma, e muito inferior aquele apresentado pelos seus antigos pares que progrediram.

Palavras-chave: repetência, desempenho, IDEB, escore de propensão**.**

ABSTRACT

The main purpose of the present work is to investigate the impact of grade retention over the student's achievement. It discusses how efficient grade retention is to recover a low achievement student and how the relationship between proficiency and school flow works. After an analysis of the macro dynamics between approval and achievement based on the data provided by the IDEB 2005, we compare the scores of the students retained in their grade and the promoted ones. In order to do so, we use data from the research entitled Factors Associated to the Schooling Achievement (INEP/MEC) for the 7th and 8th grade in 2002 and 2003, respectively. We attempted a matching of the students based on the propensity score matching methodology, considering the causality inference issue in this kind of analysis. The results suggest a heterogeneous relationship between achievement and flow according to the school classification in the IDEB. The trade off between grade retention and flow is relatively weak among the most deficient schools. In those, it is possible to increase the approval rate without negative impacts over the student's score. Regarding the effect of grade retention over the achievement of the retained, we show that the achievement gain of the retained is smaller in comparison with the promoted students' achievement increase. After the repeated year, the achievement of the retained students is alike to the one of their new classmates and much smaller than the achievement of their old classmates that have been promoted.

Key words: grade retention, achievement, IDEB, propensity score matching.

1 INTRODUÇÃO

As tentativas de democratizar as oportunidades educacionais no Brasil enfrentam desafios tanto na ampliação do acesso ao sistema escolar, quanto à qualidade do ensino ofertado aos alunos. Neste sentido, a expansão da cobertura do Ensino Fundamental durante a década dos 90, que segundo dados do Ministério da Educação chegou a 97% das crianças entre 7 e 14 anos em 2000, se apresenta como um avanço, mas impõe novas questões à formulação de políticas. Uma delas é a queda sistemática no rendimento médio verificado pelos testes do Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB) nos últimos anos, resultado que pode ser atribuído em parte à carência do próprio sistema de ensino, mas deve ser visto principalmente como conseqüência do aumento da heterogeneidade dos alunos que o compõe. Neste resultado negativo estão expostas as dificuldades enfrentadas por aqueles com características sócio-econômicas deficientes que, em outros tempos, estariam à margem do sistema de ensino.

Juntamente com a garantia de que os indivíduos pertencentes às camadas menos favorecidas da sociedade ingressem no sistema educacional está a preocupação com a sua manutenção no ambiente escolar, além da qualidade do aprendizado que terá nesse período. O aumento na oferta de vagas, caso não esteja acompanhado de uma preocupação com a qualidade do ensino oferecido, acaba por reafirmar as diferenças sócio-econômicas trazidas pelos alunos para o ambiente escolar.

O baixo desempenho dos alunos se reflete ainda, em altas taxas de repetência, que impedem a conclusão das etapas educacionais dentro de um período temporal satisfatório, e, por vezes, culmina na evasão do sistema escolar pelo aluno. Por muito tempo acreditou-se que a evasão escolar era o principal problema no processo de escolarização, e as políticas educacionais se referiam principalmente a expansão do número de vagas. Entretanto, o diagnóstico de erros metodológicos na medição das taxas de evasão demonstrou que o evasão escolar era consideravelmente mais baixo, e estava sendo confundido com repetência (Klein, 2006; Ribeiro, 1991). A retenção de alunos nas séries iniciais não permitia que as coortes que adentravam o sistema escolar percorressem as etapas seguintes, o que resultava em taxas de atendimento infladas e por vezes superiores a 100% nas primeiras séries do ensino fundamental, e muito baixas nas posteriores. A partir de então foi possível verificar altas taxas de repetência em

todas as séries da educação básica, com especial atenção à retenção nas séries iniciais do ensino básico, por atuar na elevação da distorção idade-série[1] e na depreciação do desempenho, problemas que são levados pela coorte até a saída do sistema (Franco, 2004).

O diagnóstico do grave quadro que se apresentava permitiu a adoção de alternativas que contribuíram para baixar significativamente as altas taxas de repetência a partir da década dos 80, com a adoção de novas possibilidades no sistema de seriação, o que surtiu efeito na melhoria do fluxo escolar[2]. Vale ressaltar que a política de ciclos, apesar de muito discutida, tem ainda pouco alcance no sistema educacional brasileiro, tendo sido implementada em apenas de 19% das escolas do ensino fundamental, segundo dados de 2002 (Franco, 2004). Tais mudanças contribuíram para a queda das taxas de repetência entre 1982 e 1997, mas já em 1998 era possível perceber uma estabilização nas taxas da 5º a 8º series, ainda em níveis elevados, e um aumento nas taxas do ensino médio (Klein, 2006; Franco, 2004). A persistência de elevadas proporções de alunos retidos chama atenção para uma nova etapa na democratização das oportunidades educacionais no Brasil, na qual não é suficiente garantir o acesso dos alunos ao sistema de ensino caso esses não consigam progredir e concluir as etapas necessárias à aquisição de uma formação satisfatória para sua capacitação como profissional e cidadão.

Neste cenário, em que se alinham a queda do desempenho dos alunos e um nó no problema da repetência, cabe discutir se a diminuição no rendimento dos alunos ao longo do tempo é fruto da diminuição da seletividade provocada pela repetência, e a conseqüente inclusão dos alunos com menos habilidade; ou da piora na qualidade do ensino ofertado devido ao rompimento da relação entre aprendizagem e promoção. Pouco se sabe sobre os efeitos da repetição de uma série sobre a absorção do conteúdo lecionado, não havendo evidências de que a repetência levaria a um aumento na aprendizagem daquilo que não foi assimilado no ano anterior.

A repetência no Brasil se apresenta não só como um procedimento pedagógico, mas como uma característica inerente à formação do sistema educacional

[1] A taxa de distorção idade-série é dada pela razão entre o total de matrículas de alunos com idade superior à considerada correta para a série e o total de matrículas da mesma série (Riani e Golgher, 2004).

[2] Ferrão, Beltrão e Santos (2002) esclarecem que as políticas de não-repetência vinham sendo discutidas desde a década dos 50, mas o surgimento de alternativas consistentes se deu somente a partir da década dos 80.

brasileiro, no qual o contrato estabelecido entre o sistema escolar e o aluno é o de que atingir um rendimento mínimo é condição necessária à continuidade de seus estudos. Assim, as elevadas taxas de repetência são endêmicas em todas as camadas da sociedade, não somente nas mais vulneráveis (Gomes, 2005; Ribeiro, 1991). No entanto, a chamada "pedagogia da repetência"[3] acaba por punir os mais pobres, mais carentes nos insumos reconhecidamente importantes no desempenho educacional.[4] Apesar disso, no que se trata de garantir a igualdade das oportunidades educacionais, o sistema de ciclos não vence as diferenças trazidas pelo indivíduo para o ambiente escolar. Apesar de contribuir para a manutenção do aluno no sistema, não é capaz de promover um aprendizado satisfatório caso não haja mudança nas práticas pedagógicas, com um acompanhamento incisivo do aluno e de suas dificuldades, e na capacitação de professores (Gomes, 2005; Ferrão, Beltrão e Santos, 2002). É necessário que a correção da defasagem entre a idade do aluno e a série cursada promova não somente a melhoria do fluxo, mas garanta a aquisição do conhecimento próprio de cada etapa, sem que a diminuição no tempo gasto pelo aluno na conclusão de cada nível signifique uma perda no conteúdo aprendido (Ferrão, Beltrão e Santos, 2002).

A preocupação majoritária com a eficiência no sistema de ensino, vista a partir dos indicadores de fluxo, deve conviver com a crescente atenção à qualidade da educação ofertada, assim como a equidade de oportunidades promovida pela educação formal. Conciliar eficiência e qualidade, entretanto, é ainda um desafio, uma vez que a relação entre desempenho e repetência não está totalmente esclarecida. Apesar da conhecida correlação entre repetência e baixo rendimento, identificada por inúmeros estudos feitos acerca dos determinantes do desempenho, não se sabe ao certo se esta identidade reflete a ineficiência da repetição da série no aprendizado, ou se apenas explicita deficiências vivenciadas na sua trajetória escolar, devido a características individuais familiares e escolares.

O debate sobre a repetência no Brasil tem se detido a tratar dos problemas na mensuração das medidas de fluxo e ao componente social embutido na prática da reprovação e repetência. Entretanto, pouco se sabe sobre os ganhos reais em aprendizado promovidos pela retenção. No contrato implícito ao sistema de seriamento empregado no Brasil, está determinado que só progridem os alunos que obtiverem um

[3] Ribeiro (1991)

[4] Para uma discussão sumarizada sobre os fatores associados ao desempenho, ver Buchmann e Hannum, 2001.

rendimento mínimo na série em curso. Esta resolução supõe que aqueles que obtiveram nota suficiente para progressão estão credenciados a ser expostos a um conteúdo mais avançado, enquanto aqueles que falharam na avaliação da série atual deveriam ser expostos ao conteúdo vigente mais uma vez, a fim de absorver corretamente o que se espera daquela série, e se preparar adequadamente para a progressão. No entanto, não se sabe ao certo qual o aprendizado resultante dessa "re-exposição". Supõe-se que a repetência esteja associada a uma segunda oportunidade, e, portanto, a um ganho de aprendizado no final do processo. Neste sentido, a política de desseriação colocaria um *trade-off* aos formuladores de políticas: fluxo X aprendizado.

A possibilidade de progressão sem o rendimento considerado necessário promoveria a séries mais avançadas alunos que não apreenderam o conteúdo daquelas mais básicas, gerando, ao final do processo, alunos que apresentam idade correta em relação à série, mas conteúdo insuficiente ao esperado para tal etapa educacional. Este tipo de raciocínio é comumente usado nas críticas feitas aos sistemas de desseriação. Contudo, tal relação não encontra embasamento na literatura, que possui evidências favoráveis e contrárias à prática como forma de recuperação do aprendizado.

A discussão do quanto de aprendizado se está disposto a abrir mão em função da melhoria dos indicadores de fluxo precisa ser feita tendo em mente se estes dois produtos são mesmo paradoxais, além de compreender se o resultado promovido pela dinâmica da repetência é ou não satisfatória em termos de desempenho. Tais conclusões não podem ser retiradas de análises feitas sobre modelos que têm a repetência como variável indicadora, uma vez que o resultado negativo ali expresso conta sobre as deficiências gerais do aluno em toda sua trajetória educacional, e não sobre a adequação/inadequação dessa prática à aquisição de aprendizado.

Assim, visando contribuir para o debate sobre repetência e qualidade da educação, este trabalho tem como objetivo verificar o efeito puro da repetição da série sobre o desempenho do aluno. Para tanto, a investigação se divide em duas partes. A primeira se dedica a uma análise macro da dinâmica entre aprovação e desempenho feita a partir do indicador proposto por Fernandes (2007), o IDEB. Na segunda, foi realizada uma comparação dos escores dos alunos repetentes e promovidos em dois pontos no tempo, a 7 série em 2002 e a 8 série em 2003, utilizando os dados da pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar (INEP/MEC). Observado o problema da inferência de causalidade neste tipo de comparação, foi realizado um pareamento a partir do método de escore de propensão. O trabalho está dividido em cinco capítulos. O

primeiro aborda o debate sobre a repetência na literatura internacional. O segundo se dedica a revisar o debate nacionalmente e descrever a estratégia de análise aplicada neste trabalho e apresentada nos dois capítulos subseqüentes. O terceiro capítulo apresenta a análise macro realizada a partir do IDEB, partindo de uma descrição do indicador, assim como os dados, a metodologia e os resultados obtidos nesta parte do trabalho. O quarto capítulo se dedica a análise dos efeitos da repetência sobre o desempenho do repetente, realizada a partir do escore de propensão. Por fim, o quinto e último capítulo traz algumas considerações sobre os resultados encontrados, assim como uma reflexão de como estes se inserem no cenário educacional atual.

2 REPETÊNCIA: causas e conseqüências na literatura internacional

Ao decidir pela retenção do aluno, o objetivo central da prática seria permitir que este alcançasse o nível de conhecimento desejado para aquela série através da re-exposição ao conteúdo. Ou seja, parte-se do princípio que o problema esteja no aluno, em sua deficiência na capacidade de compreender e absorver a matéria condizente com a sua idade. A incapacidade em atingir o nível desejável para a promoção pode ser fruto da baixa qualidade do ensino oferecido, ou de fraquezas geradas por um ambiente escolar improdutivo (Patrinos e Psacharopoulos, 1996). No entanto, por atuar exclusivamente sobre o aluno, a repetência pressupõe que o indivíduo seja o ente causador do próprio fracasso e, ainda, que a oportunidade de rever o conteúdo no ano seguinte propiciará a ele um ganho relativamente maior do que aquele que seria auferido se progredisse sem o conhecimento considerado necessário. É de se esperar que um aluno que tenha sofrido dificuldades acadêmicas em uma série deva continuar a apresentar problemas na série seguinte, caso tenha sido compulsoriamente promovido. Entretanto, não se sabe ao certo se a mera repetição do conteúdo possibilita a redução dessas dificuldades (Jackson, 1975). Muito raras são as ações complementares feitas durante o ano repetido no sentido de ajudar o aluno retido a superar suas dificuldades, de forma que a repetência se dá com a recolocação do indivíduo em um programa que já se mostrou inapropriado na primeira vez, e que na segunda pode continuar ineficiente e ainda menos interessante (Jackson, 1975).

Sabendo que altas taxas de repetência apontam para um sistema ineficiente, e não somente para a deficiência do aluno, a prática tem sido revista ao longo dos anos, e por vezes abandonada em nome de políticas alternativas, em especial as de promoção automática. Por outro lado, a crescente preocupação com *accountability* nos sistemas de ensino contribuiu para aumentar popularidade da repetência, que passou a ser vista como forma de garantir padrões elevados de desempenho entre os alunos (Jimerson, 2001)[5]. Apesar do debate sobre repetência muitas vezes ser travado em termos da

[5] Owings e Kaplan (2001) argumentam que o *accountability* pode levar a uma piora na dinâmica do sistema de ensino no que diz respeito à repetência e abandono. Segundo os autores, a necessidade de cumprir as metas de desempenho acaba punindo os alunos em pior situação, que, ou são retidos pelos professores, ou evadem ao perceber que irão falhar. Os autores defendem que políticas educacionais de *accountability* devem investir em procedimentos de prevenção do insucesso, visto que a retenção e a promoção social (ou automática) falham tanto na perseguição das metas, quanto na provisão de eqüidade.

eficiência do sistema de ensino, Patrinos e Psacharopoulos (1996) lembram que a queda da repetência não é um fim em si mesmo, uma vez que o objetivo real com a redução das taxas é o aprendizado. No entanto, a questão sobre o ganho de aprendizado obtido ao final do ano repetido continua sem resposta conclusiva, o que dificulta o respaldo ou a condenação da prática de retenção como forma de reabilitar o aluno malsucedido.

Os estudos sobre repetência contemplam principalmente dois aspectos: o perfil dos repetentes, ou os determinantes da retenção, e as conseqüências da repetência para o aluno e sua trajetória acadêmica. Cabe fazer uma breve síntese dos principais resultados encontrados em cada uma das vertentes, a fim de contextualizar o quadro em que se insere a problemática abordada neste trabalho.

2.1 Evidências sobre os determinantes da repetência

A busca de um perfil dos repetentes tem como finalidade a identificação de características que depreciam a probabilidade do aluno progredir. Muitos trabalhos feitos nesta direção afirmam que os alunos mais vulneráveis à retenção apresentam características socioeconômicas menos favoráveis, pais pouco escolarizados, sendo que os homens são mais propensos a repetir que as mulheres (Owings e Kaplan, 2001; Gomes-Neto e Hanushek, 1994; Meisels e Liaw, 1993). Patrinos e Psacharopoulos (1996) investigaram os determinantes da distorção idade-série nas escolas primárias da Bolívia e Guatemala. Apesar de utilizar como variável resposta a distorção idade-série, e não a repetência, os autores afirmam que a inadequação à série se deve predominantemente a retenção. Segundo eles, a entrada tardia no sistema de ensino, problema comum nos países em desenvolvimento, não tem peso significativo na distorção em relação às altas taxas de repetência verificadas nos dois países. Com foco nos determinantes étnicos e socioeconômicos, os resultados apontam para uma maior probabilidade de estar em uma série incompatível com a idade entre os indígenas, os alunos de escolas públicas ou rurais, e os filhos de mães com baixa escolaridade. Vale ressaltar que apesar do alto poder de predição das variáveis étnicas, estas perdem grande parte de sua significância com a incorporação das variáveis socioeconômicas, com destaque para a escolaridade materna (Patrinos e Psacharopoulos, 1996).

Da mesma forma, Miesels e Liaw (1993) encontraram diferenças significativas entre retidos e não-retidos quanto a raça/etnia, sexo, escolaridade da mãe e nível

socioeconômico, sendo que o último possui o maior poder de predição entre as variáveis citadas.

Através de um estudo longitudinal sobre os fatores associados à repetência e seus desdobramentos, Jimerson et al. (1997) considera que as variáveis demográficas podem ter peso relevante na explicação da probabilidade de repetir. Apesar dos resultados inconclusivos gerados pela idade cronológica do aluno, a variável sexo apresentou alta significância no trabalho. A maior taxa de retenção entre os homens pode refletir fatores que não estão relacionados a problemas de aprendizagem e habilidade, como características comportamentais. Apesar de dar ênfase a características socioeconômicas e individuais na predição da probabilidade de repetir, o trabalho aponta o envolvimento dos pais com a escola como a variável com maior capacidade de discriminar repetentes de não-repetentes, seguida de outras duas variáveis comportamentais: um escore de aceitação pelos colegas e a saúde emocional do aluno. Estes achados causam estranheza pela pouca relevância dos indicadores de desempenho em discriminar os retidos daqueles que foram promovidos. Ao comparar o grupo de repetentes com seus colegas de baixo desempenho que passaram para a série seguinte, não há indícios de que os fatores de diferenciação mais importantes sejam fruto de mérito acadêmico, mas sim de características comportamentais. Os repetentes apresentaram pior comportamento e auto-estima, e menor freqüência às aulas que os colegas promovidos (Jimerson et al., 1997).

A aprovação baseada exclusivamente no mérito também é questionada em outros trabalhos. King et al. (1999) sugere que a promoção baseada puramente na habilidade é rejeitada em favor daquela embasada em critérios híbridos, que incluem fatores subjetivos e nem sempre mesuráveis. A performance em testes de proficiência determina a probabilidade de progredir, mas o efeito da freqüência às aulas excede o do desempenho nas provas. A freqüência dos professores também está relacionada à progressão do aluno, após controlar pela nota nos testes de proficiência. Neste caso, uma explicação possível é que professores ausentes têm pouca informação sobre as habilidades dos alunos para poderem se basear no mérito no momento da decisão de aprovar ou reprovar (King et al., 1999).

Em outro estudo longitudinal, desenvolvido por McCoy e Reynolds (1999), um grupo de alunos foi acompanhado desde a primeira série até os 14 anos com o objetivo de investigar os efeitos da retenção no desempenho escolar e na marginalidade. No que tange aos determinantes da repetência, os autores encontraram evidências de

que o desempenho no princípio da vida acadêmica seja forte preditor do desempenho futuro. Entretanto, outras variáveis como o número de transferências escolares, além do envolvimento dos pais com a escola também se mostraram importantes na determinação da probabilidade de repetir. Pierson e Connell (1992) comentam que, na percepção dos alunos, além da capacidade cognitiva, a aprovação depende do tipo de relacionamento estabelecido com o professor. A conjunção de fatores meritocráticos com outros mais subjetivos na determinação da retenção do aluno relativiza a idéia de que o indivíduo seja reprovado com o objetivo de recuperar o baixo desempenho e alcançar um determinado nível de habilidades. Em muitos casos, a repetência surge como uma estratégia punitiva para alunos desajustados em relação aos padrões estabelecidos sobre maturidade emocional e comportamento. Este aspecto, no entanto, foge ao escopo deste trabalho.

2.2 O debate sobre os efeitos da repetência

A discussão sobre as conseqüências da repetência sobre a trajetória acadêmica do aluno não produziu respostas definitivas sobre a eficácia da prática. Apesar do início do debate datar do princípio do século XX e do grande número de estudos realizados desde então, não há consenso sobre os efeitos da repetência sobre o aluno retido, sobre seu aprendizado e ajustamento social. Segundo Jimerson et al. (1997), isto se deve em parte à problemas na metodologia equivocada adotada pelos estudos, em especial a desenhos amostrais viesados. O principal complicador neste caso são as comparações feitas entre alunos retidos e não-retidos utilizando testes de proficiência anteriores e posteriores à retenção, com a utilização de grupo de comparação definidos de forma negligente, sem um critério claro das características utilizadas no seu desenho (Jimerson et al., 1997).

McCoy e Reynolds (1999) lembram que, durante a década dos 80, vários estudos longitudinais foram realizados na tentativa de captar os efeitos de curto e longo prazo no desempenho dos retidos, travando comparações entre grupos de retidos e promovidos que tinham como critério de definição a idade ou a série. Em tese, a comparação entre estudantes da mesma idade deveria favorecer aqueles que progrediram, pelo simples fato de que foram expostos a um conteúdo mais avançado que os pares que repetiram. Por outro lado, os alunos retidos poderiam apresentar algum ganho em relação aos colegas da mesma série, mas pelo menos um ano mais jovens,

uma vez que receberam o mesmo conteúdo mais de uma vez (McCoy e Reynolds, 1999). No entanto, comparações entre alunos retidos e promovidos sem o pareamento com base em outros parâmetros senão o status de progressão e a coorte costumam levar a resultados desfavoráveis para o grupo de repetentes (Jimerson et al., 1997). Isso ocorre porque a composição do grupo dos alunos retidos difere do grupo dos promovidos não só no desempenho anterior, que como já foi dito é forte preditor do desempenho futuro, mas em outros insumos que interferem nas habilidades do aluno e no processo de aprendizado (Jimerson et al., 1997; Jackson, 1975).

Sendo assim, Jimerson et al. (1997) baseraram sua pesquisa na comparação do grupo de repetentes com colegas de baixo desempenho da mesma série, selecionados a partir da análise dos escores obtidos na trajetória escolar pregressa. Os alunos cujo escore estivesse no primeiro quartil de qualquer uma das séries iniciais foram considerados de baixo desempenho. De fato, a análise dos escores dos dois grupos não apresentou diferenças significativas, demonstrando que se tratava de amostras comparáveis. Como resultado, os autores não encontraram diferença no desempenho escolar dos dois grupos posterior após a retenção. No curto prazo, os repetentes apresentaram uma pequena vantagem na proficiência em matemática em relação aos colegas de baixo desempenho. Contudo, o resultado não se mostrou consistente no longo prazo. De posse de tais achados, os autores argumentam que a retenção por si só não beneficia os alunos academicamente, podendo ser incipiente, quando não prejudicial, em termos comportamentais e emocionais, conforme comentado anteriormente (Jimerson et al., 1997). A comparação entre alunos de mesma série realizada por Meisels e Liaw (1993) aponta para uma significativa vantagem dos alunos não-retidos em relação às notas efetivamente recebidas na escola e aos escores obtidos em testes padronizados, mesmo após controlar pelas características demográficas e socioeconômicas. Em McCoy e Reynolds (1999), no que se refere às comparações entre grupos de mesma idade, os alunos retidos apresentam desempenho inferior ao dos promovidos em leitura e matemática, mesmo levando em conta experiências escolares anteriores semelhantes entre os dois grupos.

A comparação entre alunos de mesma série ou mesma idade esclarece sobre a possibilidade do aluno retido alcançar o nível de proficiência dos colegas promovidos, ou seja, conta sobre a eficácia da estratégia de repetir em entregar o aluno à série seguinte um ano mais tarde, mas com a habilidade desejável, equiparado com os demais. Neste sentido, vários são os estudos que reprovam a prática da repetência, por

comprovarem que sua incapacidade em recuperar o aluno de tal forma (Jimerson, 2001; McCoy e Reynolds, 1999; King et al., 1999; Meisels e Liaw, 1993; Pierson e Connel, 1992).

Os efeitos da repetência sobre o desempenho do aluno podem variar ainda em função do ponto da trajetória acadêmica em que ocorre a retenção. Meisels e Liaw (1993) demonstram que intervenções ocorridas no princípio da vida acadêmica são menos propensas a causar desajuste social e emocional no aluno que aquelas ocorridas mais tardiamente. Alunos retidos precocemente também apresentaram desempenho escolar superior ao dos colegas cuja retenção ocorreu em series mais avançadas, embora continuassem em desvantagem com relação aos nunca retidos (Meisels e Liaw, 1993).

Um efeito relacionado com freqüência pela literatura à repetência é a evasão escolar. King et al. (1999), ao analisar os efeitos da política de retenção sobre a aquisição de anos de estudo, concluiu que a promoção tem grande impacto sobre a continuidade do aluno no sistema de ensino. Os alunos promovidos apresentaram chance 40% maior que os retidos de continuarem na escola. Tal achado poderia sugerir o abandono da prática de retenção e a validação da promoção automática como forma de impedir a evasão escolar. Entretanto, a continuidade no sistema de ensino também esta fortemente relacionada ao mérito do aluno, representado pela proficiência em testes padronizados. A promoção importa para a continuidade na escola quando ela é fruto da boa performance do aluno, de forma que políticas de promoção automática podem resultar no aumento da evasão dos menos preparados (King et al., 1999).

Apesar da maioria dos estudos concluir sobre as desvantagens da repetência, alguns trabalhos apontam para seus efeitos positivos. Alexander et al. (1999) discute que a repetência pode ser benéfica, caso a triagem dos alunos retidos seja feita corretamente. Para os autores, alunos com dificuldades específicas de aprendizado e, principalmente, crianças cuja habilidade e maturidade emocional não são adequadas a sua idade cronológica, podem ser favorecidos com o tempo adicional de aprendizado proporcionado pela retenção (Alexander et. Al., 1999).

Gomes-Neto e Hanushek (1994), ao analisar dados sobre o nordeste brasileiro disponíveis na base EDURURAL, encontraram evidências de que o desempenho dos alunos reprovados é elevado com a repetência[6]. Através da estimação de uma função de

[6] A base de dados EDURURAL foi gerada para avaliação de programas de financiamento do sistema educacional pelo Banco Mundial. É restrita aos estados do Ceará, Pernambuco e Piauí, e aos anos de

produção educacional[7] que incluía uma variável indicadora para repetência, os autores procuraram estimar o efeito médio da retenção sobre o aluno, controlando pelas demais características individuais e escolares. Os resultados obtidos com tal exercício apontaram para notáveis efeitos da retenção sobre o aprendizado, sendo que o coeficiente estimado para a variável repetência foi positivo, e o escore médio observado para os retidos superou o dos colegas de mesma série. A partir deles, os autores concluem que aqueles que repetem partem de um desempenho inferior em relação ao verificado entre os promovidos, mas o ano adicional cursado é mais que suficiente para que tais alunos neutralizem o diferencial de aprendizado que existia entre eles e os promovidos, e cheguem a superar seus colegas não-repetentes, atingindo notas mais elevadas nos testes padronizados (Gomes-Neto e Hanushek, 1994).

Efeitos positivos também foram relatados por Peterson et al. (1987), em um estudo feito a partir de dados longitudinais para o ensino primário norte-americano. Os resultados encontrados merecem destaque pela adequação metodológica do exercício empírico. A partir de um pareamento feito utilizando as variáveis sexo, raça, idade, escore em leitura e escore em matemática, foram definidos grupos de comparação para os repetentes de mesma série e outro de mesma idade. No primeiro caso, os repetentes apresentaram melhor performance que os colegas mais jovens, nunca retidos, e que cursavam a mesma série, com efeito significativo nos anos posteriores. No segundo caso, os repetentes superaram o desempenho de seus colegas de mesma idade que haviam sido promovidos, resultado que contraria a maioria dos estudos feitos até então (Peterson et. al., 1987). É importante ressaltar, entretanto, que na análise dos alunos de mesma idade, os dois grupos não foram submetidos à mesma prova. A comparação foi feita entre os escores do grupo promovido na série x, no ano t, e os escores dos retidos na série x, no ano t+1. Dessa forma, apesar das provas terem o mesmo nível de dificuldade, apenas os retidos contaram com um ano a mais de escolaridade, o que pode ter favorecido sua performance em relação aos colegas promovidos. Apesar disso, a vantagem não se sustentou no tempo, sendo que dois anos após a retenção não se

1981, 1983 e 1985, não apresentando desenho longitudinal das informações (Gomes-Neto e Hanushek, 1994).

[7] A função de produção educacional (FPE) é uma analogia à função de produção utilizada na economia, na qual é possível estabelecer a relação existente entre os insumos e o produto final (Albernaz, Ferreira e Franco, 2002). Neste caso, pretende-se relacionar o desempenho acadêmico do aluno aos insumos do processo educacional. Para uma discussão detalhada sobre a especificação da FPE, ver (Todd e Wolpin, 2003).

verificou nenhuma superioridade por parte dos repetentes em relação aos pares de mesma idade e em series mais avançadas (Peterson et al, 1987).

Apesar da controvérsia em torno das conseqüências da repetência, os trabalhos apontam preponderantemente para seus efeitos negativos. Jackson (1975), em sua extensamente citada revisão sobre os efeitos da repetência, que recolheu trabalhos publicados sobre o assunto ao longo do século XX, contabilizou uma incontestável vantagem numérica dos trabalhos que concluíam contrariamente à prática da repetência, fosse pelos efeitos sobre o desempenho ou sobre o ajustamento social. Ao todo, dos 208 estudos revisados, apenas 68 arbitraram favoravelmente à prática da repetência, grande parte deles levando em conta fatores comportamentais, e não a proficiência escolar. Jackson (1975) lembra que a maioria dos trabalhos possui conclusões contestáveis por apresentarem algum tipo de viés metodológico. Conforme dito anteriormente, as pesquisas costumavam centrar a análise nos resultados obtidos a partir da aplicação de pré e pós-testes, sendo que, da forma como eram concebidos os grupos de tratamento e controle, era impossível saber se o ganho freqüentemente observado entre os repetentes era fruto da retenção em si, ou de outro fator não considerado na análise.

Crahay (2006) completa que, após a constatação do fracasso de tal estratégia empírica, os pesquisadores se voltaram para metodologias experimentais, de forma que fosse possível comparar os efeitos da repetência em dois grupos equivalentes, entre os quais a única diferença fosse o evento da retenção. O experimento natural da forma como é concebido não se aplica ao estudo da repetência. Para tanto, seria necessário que os grupos de tratamento e controle fossem definidos *a priori,* e de forma aleatória. Contudo, a escolha dos alunos que compõem o grupo de tratamento, ou seja, daqueles que receberão a intervenção – a repetência – é feita através de múltiplos critérios, e é atribuída ao professor. Sendo assim, resta aos pesquisadores se voltarem para as práticas quase-experimentais, ou seja, que se aproximam, mas não atendem ao rigor dos experimentos naturais (Crahay, 2006). Conforme discutido anteriormente, os critérios utilizados pelos professores na definição dos repetentes e promovidos são muitos, e vão além da simples medida de desempenho. Essa subjetividade na escolha dos retidos permite aos pesquisadores identificar dentro dos dois grupos, *a posteriori*, indivíduos com características semelhantes - inclusive quanto à proficiência - mas que tenham sofrido julgamentos distintos quanto à promoção (Crahay, 2006).

A utilização de estudos quase-experimentais, no entanto, não extingue os riscos da inserção de viés que comprometa os resultados da comparação. Há a

possibilidade de que o grupo controle não tenha sido corretamente identificado, graças à omissão de alguma variável relevante na diferenciação entre retidos e promovidos, de forma que as diferenças obtidas com a comparação carreguem outros componentes que não tenham relação com a repetência em si, e que desviem os resultados em favor de um ou outro grupo (Crahay, 2006; Jackson, 1975). Jackson (1975) chama atenção para o fato de que a maioria das variáveis utilizadas no pareamento entre repetentes e promovidos para a escolha do grupo controle são preditores fracos da probabilidade de repetir, o que não garante que a comparação seja feita entre alunos que sofram das mesmas dificuldades acadêmicas. Características como as notas efetivamente obtidas na trajetória escolar, os escores de testes de proficiência e índices de ajustamento social seriam as medidas mais apropriadas (Jackson, 1975).

A especificação correta do grupo controle é crucial para que se possa distinguir um efeito verdadeiro de um efeito aparente. Crahay (2006) explica que, caso o erro de medida beneficie o grupo tratamento, o efeito da intervenção será subestimado, uma vez que não se percebeu a condição inicial mais fraca dos retidos em relação aos promovidos – o grupo controle. Por outro lado, se os alunos repetentes forem colocados em posição mais desfavorável do que realmente estão em relação aos promovidos, o efeito da intervenção será superestimado, uma vez que somos levados a acreditar que o ponto de partida dos retidos era mais baixo que o real, e conseqüentemente que sua recuperação foi maior do que aquela verificada na prática.

3 O QUE SE SABE SOBRE REPETÊNCIA NO BRASIL: uma revisão da problemática da repetência nas últimas décadas

As políticas educacionais no Brasil se detiveram a ações voltadas para os aspectos quantitativos do sistema de ensino, uma vez que as grandes preocupações eram a baixa cobertura e a evasão escolar. A insuficiência das matrículas no passado foi quase totalmente superada no ensino fundamental, embora ainda configure um problema nos demais níveis de ensino. A expansão do sistema educacional se deu de forma desordenada e sem maiores preocupações com as práticas pedagógicas e capacitação cognitiva dos alunos, resultando em um cenário no qual os diplomas fornecidos pelas escolas não são referência para o conhecimento adquirido pelo aluno, nem alunos de diferentes escolas, ou dependências administrativas e estados, podem ser comparados com base nas etapas educacionais concluídas (Fletcher e Ribeiro, s.d.).

O desafio da expansão de vagas no sistema de ensino foi agravado pelo elevado crescimento populacional e o tamanho relativo de determinados grupos etários, o que acabava por absorver grande parte dos recursos públicos destinados ao investimento em qualidade (Riani, 2001). Entre 1960 e 2000, a população em idade escolar (0-25 anos) quase dobrou de tamanho absoluto, passando de 44,7 para 87,2 milhões de alunos em potencial (Soares, 2006). Visando acompanhar a pressão exercida pelas coortes entrantes no sistema de ensino, a preocupação era construir escolas, criar vagas, treinas novos professores, de forma que a análise e interferência em indicadores outros que não os de matrícula ficava obscurecida (Soares, 2006; Klein, 2006).

Soares (2006) mostra que entre 1970 e 2000 o Brasil criou 32 milhões de novas vagas Entretanto, este aumento se dividiu entre a absorção do novo contingente de alunos criado a cada ano e a melhoria do grau de cobertura do sistema de ensino. Enquanto a pressão demográfica era elevada nos grupos etários iniciais, os investimentos em estrutura contribuíram para inserir os acréscimos populacionais, sem, no entanto, modificar o baixo grau de cobertura do sistema de ensino. Isto só foi possível, e com grande rapidez, a partir da década dos 90, com a queda nas taxas de crescimento populacional (Soares, 2006). O componente demográfico, no entanto, não deixou de demandar esforços dos governantes quanto à educação. Apesar do sucesso na

universalização do ensino para a população entre 7 e 14 anos, estes se encontram majoritariamente no primeiro ciclo do ensino fundamental, problema evidenciado pelas altas taxas de distorção idade-série calculadas para o Brasil nesta etapa. Conforme estas coortes avancem no sistema de ensino, a estrutura do segundo ciclo terá de ser revista, assim como a do ensino médio, ainda muito restrita e excludente.

O fluxo deficiente dos alunos brasileiros no sistema de ensino é, juntamente com a qualidade da educação ofertada, um dos graves problemas atuais, e que só a partir da década dos 80 passou a ser identificado e tratado de forma correta (Golgher, 2004; Rigotti, 2001). Até então se acreditava que a evasão escolar era responsável pelo fracasso do sistema de ensino e dos indicadores educacionais brasileiros. Fletcher e Ribeiro (s.d.) chamavam atenção na década de 80 para os erros de mensuração presentes nos cálculos feitos sobre informações educacionais no Brasil, e as conclusões equivocadas neles baseadas. Neste trabalho, os autores apontam para as diferenças entre os resultados encontrados com base nos dados do IBGE e do SEEC/MEC[8], e creditam a supervalorização das taxas de evasão a erros metodológicos cometidos na coleta dos dados fornecidos pelo MEC. Nestes, a evasão registrada em uma escola era calculada com base no número de alunos desligados do estabelecimento de ensino, o que não significava que o mesmo havia abandonado o sistema como um todo. Da mesma forma, o aluno identificado como novo em uma escola poderia não ser um novo membro do sistema, mas sim o evadido de outro estabelecimento. Estes equívocos promoviam uma dupla contagem que inflava as taxas de matrícula e as taxas de evasão, e levavam à conclusão errônea de que o sistema de ensino era ineficiente em manter os alunos nas salas de aula (Fletcher e Ribeiro, s.d.).

A partir desta observação, Fletcher e Ribeiro (s.d.) constataram, ainda, que as taxas de repetência deveriam estar subestimadas, uma vez que a reprovação muitas vezes era seguida de transferência de escola, e os alunos repetentes estavam sendo tratados ora como evadidos, ora como novos membros. A partir da comprovação da deficiência dos dados do SEEC no cálculo dos indicadores de fluxo, modelos de cálculo indireto, como o PROFLUXO, passaram a ser usados sobre os dados do IBGE, revelando um quadro extremamente pessimista sobre a trajetória dos alunos no sistema educacional (Soares, 2006, Franco, 2004, Golgher, 2004; Ribeiro, 1991).

[8] Censo de Estabelecimento de Ensino, fonte de dados coletados pelo MEC juntamente às escolas e, até a década dos 90, única alternativa aos dados do IBGE.

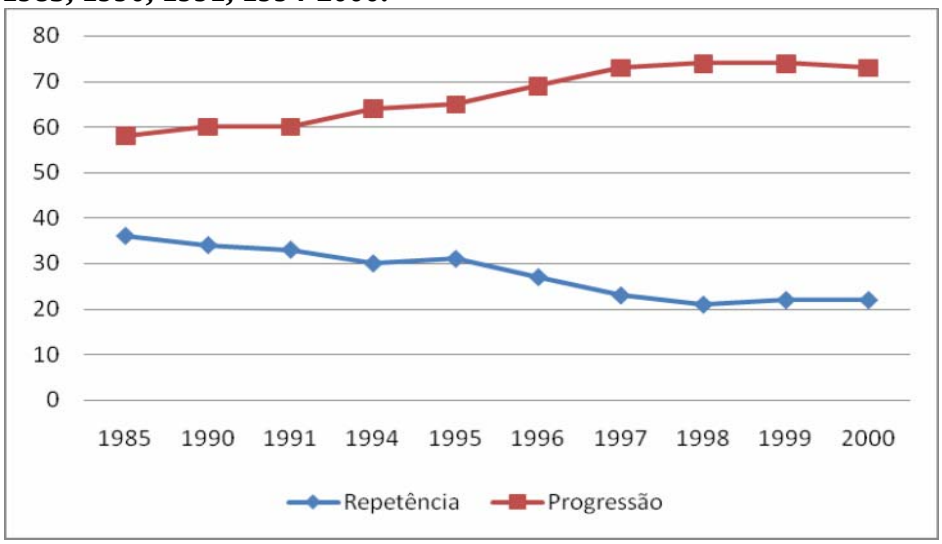
A constatação das altas taxas de repetência levou ao início do debate sobre a eficiência e implicações desse processo pedagógico. Ribeiro (1991) mostrava que a retenção ocorria principalmente na 1º série do ensino fundamental, o que repercutia em toda a vida acadêmica posterior do aluno. Segundo o autor, a probabilidade de progredir para a série seguinte do aluno repetente equivalia à metade da probabilidade do aluno não-repetente, de forma que se estabelecia um ciclo vicioso de fracassos sucessivos que culminava com o abandono do sistema de ensino. Ao contrário do que pressupunha a cultura pedagógica brasileira, o aluno não melhorava com a repetência, e a reprovação não o ajudava a prosseguir com seus estudos (Ribeiro, 1991). A chamada "pedagogia da repetência" seria um processo natural ao sistema de ensino brasileiro, aceito integralmente pelos seus componentes e presente em todos os estratos sociais, baseada no contrato implícito de que o sucesso está condicionado à comprovação de resultados mínimos (Ribeiro, 1991). O contrato implícito neste sistema prevê que a ameaça de fracasso sirva de incentivo ao desempenho, e para que esta seja crível pelos alunos, deve atingir certo número de indivíduos regularmente. Assim, os professores tendem a atingir sempre os mais fracos da turma, criando uma seletividade que percorre todas as séries, tanto maior quanto mais avançada no sistema de ensino (Crahay, 1996). O que se criou a partir disso foi um cenário educacional que não representava uma pirâmide, mas um obelisco, evidenciando o caráter excludente da rede educacional brasileira (Gomes, 2005).

Paralelamente ao debate sobre as causas e conseqüências da retenção, ocorriam tentativas de viabilizar novos tipos de processos de seriamento com base em avaliações cíclicas ou continuas. Propostas político-pedagógicas dessa natureza foram implantadas em escolas municipais e estaduais, como a Escola Plural em Belo Horizonte, a Escola sem Fronteiras em Blumenau, a Escola Cidadã em Porto Alegre, a Escola Desafio em Ipatinga, a Escola Candanga em Brasília, entre outras (Arroyo, 2000). Tais políticas, no entanto, ainda têm pouco alcance no Brasil como um todo (apenas 19% dos alunos do ensino fundamental estão expostos às práticas de desseriação), estando restritas às regiões onde os problemas educacionais, apesar de graves, são comparativamente menos preocupantes que no restante do país.

Apesar do pequeno alcance das políticas alternativas de progressão, as taxas de repetência sofreram forte queda até meados da década dos 90, passando de 36% em 1985 para 22% em 2000 no ensino fundamental (Soares, 2006). A melhora, no entanto, não gerou uma tendência persistente, já que as taxas se estagnaram em níveis muito

altos, conforme é possível observar na GRAF. 1 a seguir. Soares (2006) comenta que, com um taxa de progressão igual a 73% em 2000, 73 em cada 100 crianças progrediriam para a serie seguinte, o que, ao final dos oito anos do ensino fundamental, significaria que apenas 8 de cada 100 terminariam a etapa sem nenhuma repetição.

GRÁFICO 1: Taxas médias de repetência e progressão no ensino fundamental – Brasil, 1985, 1990, 1991, 1994-2000.



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados de Soares (2006).

3.1 Repetência X Desseriação na determinação da qualidade educacional

A implementação da Lei de Diretrizes e Bases em 1996 abriu o sistema educacional brasileiro para a possibilidade da aplicação de processos pedagógicos de seriamento alternativos na educação básica, em concordância com os compromissos previstos pelo documento da UNESCO de 1990, *Declaração Mundial sobre Educação para Todos*. A lei permitia que a educação básica se organizasse em séries anuais, semestrais, ciclos ou grupos não-seriados com base na idade, conforme fosse conveniente ao processo de aprendizagem (Gomes, 2005). A partir de então, têm sido aplicadas políticas alternativas de seriamento, como a formação de ciclos e aceleração da aprendizagem. A primeira diz respeito à reformulação do ensino básico em etapas não seriadas, mas com a progressão entre elas condicionada à avaliação. A segunda não tem como objetivo evitar a retenção, mas sim recuperar o tempo "perdido" pelos alunos já repetentes, partindo do princípio de que ao oferecer condições especiais de aprendizagem ao aluno com distorção idade-série e trabalhar na elevação de sua auto-

estima, o individuo pode superar suas deficiências e minimizar o efeito depreciativo da repetência no desempenho acadêmico (Gomes, 2005; Arroyo, 2000).

Ambas as políticas têm como ponto chave a correlação negativa entre aprendizado e distorção idade-série, de forma que, políticas que atuassem na melhoria do fluxo escolar teriam efeito positivo na proficiência dos alunos. Neste sentido, Soares (2006) relaciona os ciclos de aprendizagem ao ciclo de vida, lembrando que o estabelecimento das etapas educacionais estão socialmente (e, no caso da educação infantil, biologicamente) atreladas à determinadas idades, e que ao desconectar esses fatores via repetência, o aluno torna-se um desajustado dentro do sistema, o que deprime tanto o aprendizado quanto a duração do período pelo qual ele se mantêm inserido no ambiente escolar (Arroyo, 2000). No entanto, as evidências empíricas não corroboram com este raciocínio. No caso do Brasil, a queda das taxas de repetência e distorção-idade série não foi acompanhada de uma melhoria na proficiência medida pelo SAEB, o que pode ter sido provocado pelo ainda pequeno alcance das políticas de desseriação. Entretanto, pesquisas dedicadas ao estudo de casos localizados também não encontraram impactos positivos significativos dos ciclos sobre o desempenho, como no caso das redes estaduais de Santa Catarina e São Paulo (Gomes, 2005).

Segundo Klein (2003), a queda da distorção idade-série é necessária, mas não suficiente à melhoria da qualidade da educação. Segundo o autor, para superar os efeitos depreciativos da repetência, é crucial a forma como as políticas de desseriação são implementadas na prática. A quebra do contrato social pré-existente demanda a criação de um novo, no qual o acompanhamento constante do desempenho do aluno é fundamental para que este tenha motivação para o aprendizado (Gomes, 2005). A retirada da dicotomia fracasso/sucesso inerente à prática da retenção torna vagos os requerimentos sobre o aluno, de forma que a adoção de políticas de seriamento alternativas torna-se inócua sobre a aprendizagem caso não seja acompanhada de medidas mais amplas.

Um exemplo claro da inadequação do sistema educacional às políticas implantadas é a transferência do pico de reprovação para o fim do Ciclo Básico e para a 5º série, o que indica que o aluno chega ao fim desta etapa sem a bagagem necessária (ou desejável) para progredir. Além disso, acredita-se que os professores, em sua maioria, não estejam adaptados aos novos processos pedagógicos (Gomes, 2005; 2004). Em Minas Gerais, a Escola Plural, mesmo sendo uma das mais bem sucedidas experiências de desseriação, apresenta problemas críticos de expressão escrita e noções

básicas de matemática pelos alunos (Gomes, 2005). Discorrendo ainda sobre os pontos negativos dos ciclos, Gomes (2005) argumenta que a falta de lastro na aplicação das políticas de progressão continuada podem levar a existência de diferentes níveis de exigência quanto ao conhecimento que deve ser adquirido pelo aluno ao final do processo educacional, e à geração e reprodução de desigualdades sociais que se perpetuam fora do ambiente escolar. A implementação de medidas menos exigentes entre os menos favorecidos, mais suceptíveis ao risco da repetência, alarga a distância entre pobres e não-pobres, na medida em que a escolaridade e a capacidade cognitiva estão relacionadas às oportunidades no mercado de trabalho (Barros e Mendonça, 1996).

Se a comparação entre progressão continuada e seriação quanto aos efeitos sobre o aprendizado não favorece a primeira, também não beneficia a segunda. Resultados de avaliações de impacto das políticas de não-repetência com base no SAEB-2001 não apontam para vantagens quanto a nenhum dos dois regimes, de modo que, da forma como vem sendo implementada a política de ciclos, a melhoria nos indicadores de fluxo não surtiu efeito sobre os níveis de aprendizado (Ferrão, Beltrão e Santos, 2002). Nos estudos feitos acerca dos determinantes do desempenho escolar, a repetência tem estado sempre associada a baixo desempenho. Crahay (1996) lembra, no entanto, que a retenção não é acompanhada de uma preocupação em identificar e sanar as deficiências que levaram o aluno a repetir, de forma que, nos anos que se segue à reprovação, as carências vão sendo aprofundadas, e o desempenho não apresenta melhoras expressivas. Neste sentido, assim como a progressão continuada, a repetência pode promover ganhos de aprendizado caso seja realizada juntamente com outras medidas benéficas ao ensino ofertado.

Recentemente, o debate sobre repetência no Brasil ganhou fôlego, com a criação de uma nova perspectiva de análise. Até então, a relação entre e fluxo e de desempenho vinha sendo feita como se estes dois componentes fossem independentes, desconsiderando o fato de que se determinam mutuamente. Na busca de um indicador que expressasse as condições do sistema de ensino quanto a ambos os fatores, Fernandes (2007) apresentou o Índice de Desenvolvimento do Ensino Básico (IDEB). Tal indicador permite acompanhar a evolução das escolas quanto ao desempenho e à taxa de aprovação simultaneamente e pode ser usado como meio de monitorar os resultados das escolas em termos mais pragmáticos. O índice está calcado sobre a competição entre as taxas de aprovação e o desempenho do alunos, sob a hipótese de

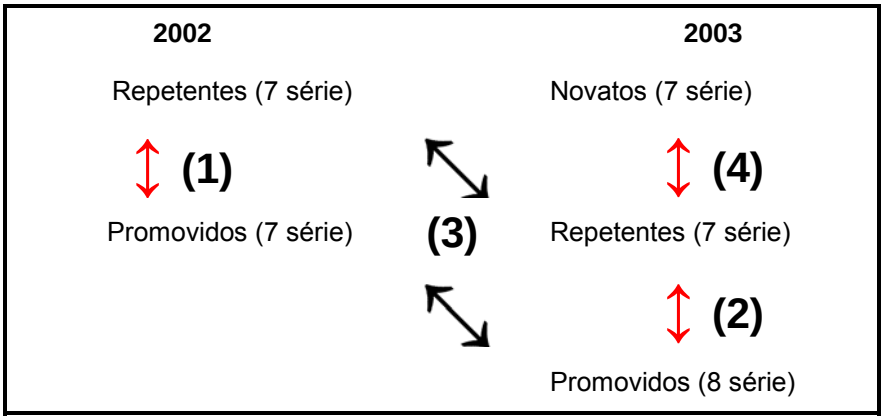
que melhorias nos indicadores de fluxo seriam penalizadas com a queda no aprendizado, e vice versa.

3.2 Estratégia de abordagem dos efeitos da repetência sobre o desempenho do repetente

Tendo em vista os aspectos comentados acima, este trabalho se divide em duas partes que visam analisar a problemática da repetência sob dois aspectos diferentes, mas complementares. A primeira parte se dedica a uma abordagem macro da relação entre desempenho e aprovação, a partir da utilização do IDEB. Neste caso, utilizaremos o conceito desenvolvido por Fernandes (2007) para observar a dinâmica entre aprendizado e fluxo, procurando verificar em que medida o *trade off* entre estes dois componentes opera. Além disso, esta análise permitirá realizar um diagnóstico inicial sobre a repetência nos sistemas escolares compreendidos na segunda parte deste trabalho.

A segunda parte da dissertação compreende uma investigação sobre os efeitos da repetência sobre o desempenho do aluno repetente. Para tanto, realizaremos comparações dos grupos de alunos repetentes e alunos promovidos em dois pontos no tempo (anos 2002 e 2003), visto que dispomos de dados longitudinais. Além disso, será feita a comparação do aluno repetente com seus colegas novatos, após a retenção. Ao contrapor os escores destes grupos, pretendemos diagnosticar perdas e ganhos da re-exposição ao conteúdo. As comparações seguem o ilustrado na FIG. 1 abaixo:

FIGURA 1: Organograma das comparações entre escores de repetentes e promovidos em 2002 e 2003



Fonte: Elaboração própria.

A partir da diferença nos escores de repetentes e não repetentes em 2002 (comparação 1) e da mesma diferença em 2003 (comparação 2) poderemos dissertar sobre como a repetência afetou o aprendizado do aluno retido, em relação aquele que progrediu, tendo em vista a sua condição no ano base e no ano seguinte. Ou seja, será possível perceber como o diferencial entre os dois grupos se comportou no tempo dada a intervenção (repetência). Outra análise feita a partir dos grupos em questão é o valor adicionado ao desempenho em cada um dos casos, dada pela diferença nos escores de 2003 e 2002 dos repetentes menos a diferença no mesmo intervalo dos promovidos (comparação 3). O valor adicionado nos permitirá dizer qual dos dois grupos ganha mais em termos de aprendizado em relação a ele mesmo, ou seja, dado seu ponto de partida, qual obteve maior beneficio durante o ano de 2003. Por fim, para fechar todo o rol de possibilidades de comparações dadas pela base de dados, iremos contrapor o escore dos repetentes em 2003 ao de seus colegas novatos no mesmo ano (comparação 4). Ou seja, realizaremos aqui uma comparação análoga àquela realizada em 1, mas desta vez os colegas de turma são mais novos. Neste caso, pretendemos entender como o aluno repetente se coloca dentro da turma em termos de proficiência durante o ano repetido, procurando observar se ele está em vantagem ou desvantagem em relação aos colegas mais jovens e com um ano de escolaridade a menos.

É importante ressaltar que a primeira e a segunda partes deste trabalho estão interligadas, não só porque abordam a mesma problemática, ou seja, a relação entre a aprovação e o aprendizado, mas porque ambos os exercícios foram realizados utilizando rigorosamente a mesma amostra de escolas. Tal amostra corresponde àquela retirada da pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar (INEP/MEC) e compreende escolas publicas das regiões metropolitanas das capitais dos estados do Pará, Rondônia, Sergipe, Pernambuco, Goiás e Mato Grosso do Sul.

4 O IDEB e a curva ISO-IDEB

Neste capítulo procuramos apresentar o IDEB, indicador recentemente desenvolvido pelo INEP/MEC, mas já amplamente utilizado e divulgado. Após seu entendimento, ele foi utilizado na estimação de curvas relacionando fluxo e desempenho com o objetivo de entender como estas duas variáveis caras às políticas educacionais se relacionam nas escolas compreendidas neste estudo. A seguir, além de uma breve introdução sobre o indicador, serão apresentadas as fontes de dados e a metodologia aplicada na estimação destas curvas, e, finalmente, os resultados encontrados.

4.1 O Índice de Desenvolvimento da Educação Básica - IDEB

Os indicadores utilizados no diagnóstico do sistema educacional no Brasil são medidas isoladas de fluxo e desempenho, sem que a combinação entre estes dois aspectos seja feita. A interdependência desses indicadores é clara. Um sistema que reprova mais que aprova tem estudantes de baixo desempenho, que retidos no sistema de ensino podem chegar a abandoná-lo, não cumpre com o que se espera de um processo educacional. Nem tampouco o faz um sistema em que o tempo necessário à conclusão dos ciclos é respeitado e a retenção é baixa, mas no qual os alunos saem com baixo desempenho escolar.

Procurando buscar uma alternativa que permitisse identificar e mensurar essa correlação, Fernandes (2007) propôs um indicador sintético, o Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB), que concilia informações de rendimento e de aprendizagem escolar. O IDEB é resultado da junção de dois indicadores: i) a pontuação média dos estudantes em exame padronizado ao final de uma etapa do ensino básico, e ii) a taxa média de aprovação dos estudantes nesta mesma etapa de ensino. O indicador proposto torna claro o *trade-off* entre fluxo e desempenho, e esclarece uma questão cara às políticas educacionais: quanto se está disposto a perder em proficiência para se obter uma melhora nas taxas de aprovação? Note que, um valor intrínseco ao IDEB é a correlação negativa entre fluxo e desempenho, uma vez que a melhora no fluxo acarreta perda na proficiência. Conseqüentemente o indicador pressupõe que a retenção e capaz de elevar o nível de aprendizado.

A forma geral do IDEB, como proposta por Fernandes (2007), e dada por:

$$IDEBji = Nji*Pji; \qquad 0<=Nj<=10 \text{ e } 0<=Pj<=1. \quad (1)$$

em que,

i = ano do exame de proficiência e dados de fluxo;

Nji = média da proficiência em Língua Portuguesa e Matemática, padronizada para um indicador entre 0 e 10, dos alunos da unidade j, obtida em determinada edição do exame realizado ao final da etapa de ensino;

Pji = indicador de rendimento baseado na taxa de aprovação da etapa de ensino dos alunos da unidade j;

A proficiência média padronizada Nji é calculada a partir das proficiências médias de português e matemática dos estudantes submetidos a testes padronizados no fim do ciclo de interesse. Nji é dado por:

$$Nji = (n^{port}{}_{ji} + n^{mat}{}_{ji})/2 \text{ e } n^{a}{}_{ji} = (S^{a}{}_{ji} - S^{a}{}_{inf})/ (S^{a}{}_{sup} - S^{a}{}_{ji}) \quad (2)$$

em que,

$n^{a}{}_{ji}$ = proficiência na disciplina α, obtida pela unidade j, no ano i, padronizada para valores

entre 0 e 10;

a = a disciplina (Matemática ou Língua Portuguesa);

$S^{a}{}_{ji}$ = proficiência média (em Língua Portuguesa ou Matemática), não padronizada, dos alunos da unidade j obtida no exame do ano i;

$S^{a}{}_{inf}$ = limite inferior da média de proficiência (Língua Portuguesa ou Matemática), dado pela média subtraída do desvio padrão;

$S^{a}{}_{sup}$ = limite superior da média de proficiência (Língua Portuguesa ou Matemática), dado pela média adicionada do desvio padrão.

Para as escolas em que $S^{a}{}_{ji} < S^{a}{}_{inf}$, a proficiência é fixada em $S^{a}{}_{inf.}$. Da mesma forma, para as escolas em que $S^{a}{}_{ji} > S^{a}{}_{sup}$, a proficiência e fixada em $S^{a}{}_{sup.}$

O indicador de rendimento, Pji, é dado por:

$$Pji = 1/ Tji \text{ , sendo que } Tji = \Sigma\ 1/p^{r} = n/ Pji. \quad (3)$$

A equação 3 acima nos diz que o rendimento médio (*Pji)* é o inverso do tempo médio gasto na conclusão da etapa considerada (*Tji).* Este último, por sua vez, é calculado levando-se em conta a taxa de aprovação em cada serie do ciclo (p^{r}). Fernandes (2007) chama atenção para o fato de que, na ausência de evasão durante o ciclo, e em equilíbrio estacionário, *n/ Pji*, nos informa o tempo médio para a conclusão de uma etapa *(Tji).*

Manipulando as equações 1 e 3, temos que:

$$IDEB = Nji / Tji \quad (4).$$

Ou seja, em 4 vemos que o IDEB é diretamente proporcional ao aprendizado obtido pelo aluno em um determinado ciclo de ensino, e inversamente proporcional ao tempo necessário para que este ciclo seja completado.

De volta a forma geral do indicador conforme o proposto por Fernandes (2007) temos que:

$$IDEB_{ji} = N_{ji}^{\alpha} * P_{ji}^{\beta}; \quad (5)$$

onde α e β representam, respectivamente, o peso do desempenho médio e do tempo de conclusão do ciclo no cálculo do IDEB. Se extrairmos o diferencial da equação 5 acima, e igualarmos igual a 0, veremos que a taxa de troca entre desempenho e aprovação é dado por (Fernandes, 2007):

$$\Delta\%N_j \ / \ \Delta\%P_j = -\beta / \alpha \qquad (6)$$

A taxa de troca expressa acima no permite dizer o quanto se está disposto a perder em termos de aprendizado, para que se tenha uma melhora no fluxo escolar, ou vice e versa. Em termos analíticos, é importante pensar no caso em que β = α, ou seja, a taxa de troca equivale a -1. Neste caso, cada perda em desempenho é compensada por um ganho equivalente em termos de aprovação. Ou seja, a troca entre aprendizado e fluxo se dá de forma igualitária, para um IDEB constante. Este cenário será o ponto de partida da nossa análise, pois funciona como um parâmetro de comparação para outros casos em que a troca entre estes dois componentes educacionais não se dá de forma simétrica. A partir desta situação teórica será possível diagnosticar em que situação real se encontra os sistemas escolares nos quais temos interesse, através do cálculo da taxa de troca que efetivamente opera em cada um deles e da utilização das curvas ISO-IDEB, conforme detalhado a seguir.

4.2 A Curva ISO-IDEB e a taxa marginal de substituição entre repetência e desempenho

Para testar a hipótese descrita anteriormente e que ilustra o Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB), de que a taxa de troca entre o ganho no desempenho escolar e a melhora no fluxo equivale à -1, lançaremos mão de um conceito caro à teoria econômica, a curva de indiferença. A curva de indiferença é a expressão gráfica do dilema do consumidor quando está sujeito a uma restrição de recursos, e

escolhe entre várias combinações de consumo possíveis cujo total é igual ao orçamento de que dispõe (Mankiw, 2001). Dentro de uma mesma curva, as combinações são igualmente satisfatórias àquele que escolhe, de forma que o consumidor é indiferente à qual delas é preferível.

A inclinação em qualquer ponto da curva equivale à taxa pela qual o consumidor está disposto a trocar um determinado bem por outro, ou seja, quanto ele aceita perder de A para adquirir um pouco mais de B (Mankiw, 2001). Essa inclinação é denominada taxa marginal de substituição, e varia ao longo da curva.

No caso do IDEB, a analogia se dá pelo fato de termos várias combinações possíveis de taxas de aprovação e escore médio que geram uma função com elasticidade unitária e negativa. Neste caso, podemos dizer que a taxa de troca entre uma unidade de aprovação, ou melhor, um ponto percentual na taxa de aprovação, equivale a uma unidade de desempenho, ou, um ponto no escore médio de português e matemática. Em outras palavras, ao trocar no mesmo montante aprovação por desempenho, ou vice-versa, o sistema escolar cujo IDEB tem valor X e elasticidade -1, continuaria no mesmo nível de satisfação. Dessa forma, cabe ao gestor apenas a decisão de qual dos dois indicadores é preferível, ou seja, em qual nível devem estar aprovação e desempenho de forma que sua combinação recaia sobre esta curva de indiferença.

A suposição de que a dinâmica educacional se dê de forma a compensar igualitariamente maior aprovação com menor desempenho é consideravelmente forte, e aponta para duas questões: i) maiores taxas de repetência resultariam em mais aprendizado por parte dos alunos? e ii) a resposta dos diferentes sistemas escolares, em termos de ganhos no desempenho, é a mesma quando se trata de trocar aprovação por proficiência? No caso da primeira questão levantada, é importante pensar no quão verdadeiro é o *trade off* que se coloca no processo de construção do IDEB. Parte-se do principio de que mais rigor na aprovação e progressão dos alunos resultaria em um maior aprendizado por parte dos mesmos. Tal afirmação pode ser verdadeira, se pensarmos que quanto mais rigoroso o sistema de ensino nos critérios de aprovação, mais seletivo ele se torna ao longo das séries, o que resulta em um conjunto de alunos com proficiência mais elevada e assim é possível verificar maior desempenho. Entretanto, outra interpretação para a relação inversa entre aprovação e desempenho pode ser oferecida. A de que um sistema mais rígido pode impor aos alunos padrões mais elevados de desempenho, sob pena destes repetirem a série para que possam

atingi-los. Ou seja, faz a suposição de que a repetência seja capaz de recuperar, ou pelo menos melhorar o desempenho de um mau aluno.

No caso da segunda questão, é provável que sistemas diferentes respondam de formas diferentes à troca de aprovação por desempenho. Pode ser que em alguns casos, encontremos sistemas que com pequenas perdas nos indicadores de fluxo, consigam grandes avanços em termos de desempenho. Por outro lado, é possível que em alguns casos a queda da taxa de aprovação e a elevação da repetência não seja capaz de elevar o nível de aprendizado dos alunos. É possível que essa relação varie tanto para escolas de melhor ou pior infra-estrutura, quanto em relação ao nível socioeconômico dos alunos que as compõe, uma vez que reagem de forma diferente quanto aos ganhos em proficiência. Além disso, é possível que esta relação varie na própria distribuição do IDEB, que organiza as escolas e sistemas de acordo com uma gradação de eficiência.

Na tentativa de testar as questões aqui levantadas, procuramos analisar a relação existente entre aprovação e desempenho nos sistemas escolares dos estados de Rondônia, Pará, Pernambuco, Sergipe, Mato Grosso do Sul e Goiás, agrupados por região.

4.3 Fontes de dados e metodologia aplicada na estimação do ISOIDEB

4.3.1 Fontes de dados

Os dados utilizados na estimação da curva fazem parte da Base IDEB 2005, divulgada pelo INEP/MEC, que fornece o índice já calculado, além de cada um de seus componentes, para os anos iniciais e finais do ensino fundamental, além do ensino médio. Tal base de dados tem como fontes primárias de informação o SAEB/Prova Brasil e o Censo Escolar.

Aqui, optamos por utilizar as informações referentes apenas aos anos finais do ensino fundamental (5º a 8º série). Tal escolha se deve a intenção de atrelar a análise do mecanismo de troca entre desempenho e fluxo realizada nesta primeira parte do trabalho ao estudo feito sobre o efeito da repetência sobre o aprendizado realizado em um segundo momento, que diz respeito somente à 7º e 8º séries. Da mesma forma, para manter a coerência desta primeira análise com a segunda, restringimos a amostra de escolas àquela existente na base de dados utilizada no estudo dos efeitos da repetência, que compreende escolas públicas das regiões metropolitanas de Rondônia,

Pará, Pernambuco, Sergipe, Mato Grosso do Sul e Goiás. Devido ao número reduzido de escolas por estado, o que dificulta as estimações relatadas no sub-item a seguir, optamos por realizar a análise em um nível mais agregado, o de regiões. Assim, as informações das escolas selecionadas foram trabalhadas considerando as regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste. É importante lembrar que a amostra utilizada não é representativa destas regiões e que tal agrupamento foi realizado visando apenas a simplificar a análise dos dados disponíveis.

4.3.2 Metodologia

A estimação da curva ISO-IDEB foi feita utilizando as combinações de taxa de aprovação e escore médio das escolas de ensino fundamental que compõem o ensino público dos seis estados citados anteriormente. A partir deles, foram estimadas regressões para cada quartil da distribuição das escolas, ordenadas de acordo com o IDEB do ano de 2005, para cada uma das três regiões consideradas. Partindo da equação 7 abaixo, temos que:

$$Nji = IDEBji / Pji \quad (7)$$

$$ln(Nji) = ln(IDEB/ Pji) \quad (8)$$

Desenvolvendo 8, chegamos a:

$$ln\ (Nji) = ln\ (IDEB) - ln(Pji)^{-1} \quad (9)$$

A equação 9 acima expressa o modelo utilizado nas regressões, estimadas através do método de Minimos Quadrados Ordinários (MQO). Conforme é possível perceber em 9, a constante estimada, após linearizada, nos informa qual o IDEB médio estimado para aquele quartil. Da mesma forma, o parâmetro estimado para a taxa de aprovação, após ser linearizado, nos fornece a taxa de troca entre aprovação e desempenho que opera em cada um dos grupos de escolas, separados pela posição que ocupam na distribuição do IDEB. Ou seja, é possível comparar como a troca entre aprovação e desempenho ocorre em cenários mais ou menos eficientes.

A partir destes dois valores devidamente linearizados, a constante e o coeficiente da taxa de aprovação, foram traçadas as curvas ISO-IDEB de cada quartil, para cada uma das três regiões aqui investigadas. Para tanto, simulamos pares de escore médio e taxa de aprovação que correspondessem ao IDEB e elasticidade de troca estimados em cada um dos quartis. Como forma de facilitar a análise, também traçamos as curvas ISO-IDEB teóricas, cuja elasticidade de troca é igual a-1, a partir da simulação de pares de escore médio e taxa de aprovação para o mesmo valor de IDEB

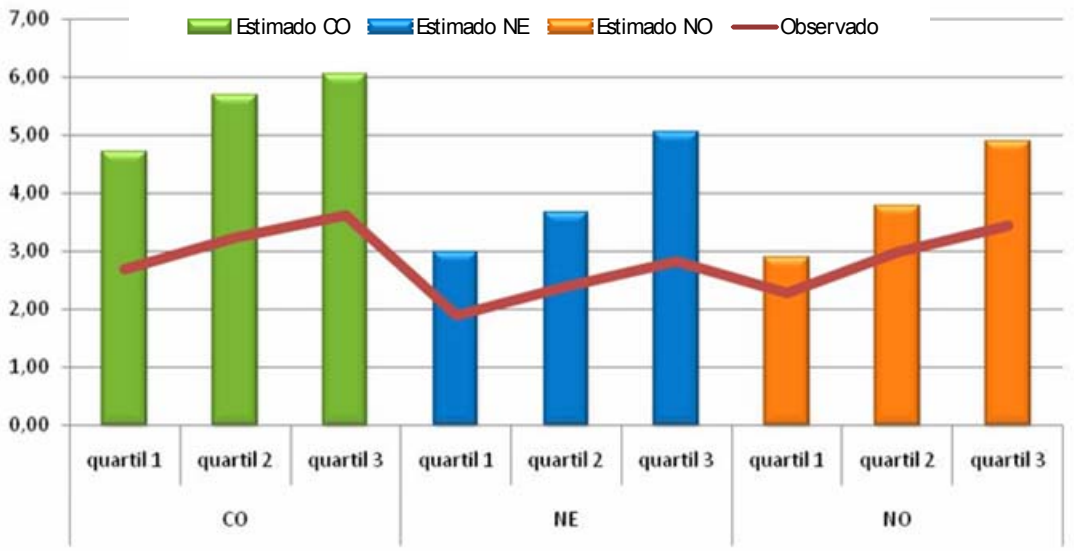
estimado em cada quartil, substituindo, no entanto, a elasticidade estimada. Assim, cada quartil conta com duas curvas ISO-IDEB, a teórica e a empírica, o que possibilita distinguir o quanto o mecanismo de troca efetivamente encontrado se afasta do hipotético, no qual os fatores desempenho e fluxo se equivalem.

4.4 Resultados

A seguir serão apresentadas as curvas ISO-IDEB teóricas e empíricas estimadas para as regiões Norte, Nordeste e Centro-Oeste. As informações relativas às regressões estimadas para cada uma das regiões estão disponíveis no anexo deste trabalho.

No GRAF. 2 abaixo estão apresentados os valores do IDEB estimados, e aos quais dizem respeito as curvas que serão apresentadas a seguir. Para cada quartil da distribuição de escolas foi estimado um IDEB, que equivale ao exponencial da constante estimada, conforme comentado anteriormente. Juntamente com o IDEB estimado em cada quartil, apresentamos também o IDEB médio observado para que se possa verificar a adequação das estimações feitas e das curvas à distribuição real do indicador.

GRÁFICO 2: IDEB estimado e observado por quartil – regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

Como podemos perceber no GRAF.2 acima, os valores referentes ao IDEB estimados são superiores aqueles observados em todos os quartis da distribuição das

escolas pelo índice. A TAB.1 a seguir mostra as estatísticas descritivas do IDEB das escolas da amostra, por quartil e região. É possível perceber que o valor médio estimado para o IDEB em cada quartil é superior não só à média observada, mas também ao valor máximo observado. Sendo assim, vale contemporizar que as curvas apresentadas dizem respeito a escolas de nível um pouco superior àquelas de fato encontradas na amostra. No entanto, a comparação entre quartis e entre regiões não será comprometida visto que a superestimação ocorre de forma relativamente homogênea em todos os grupos.

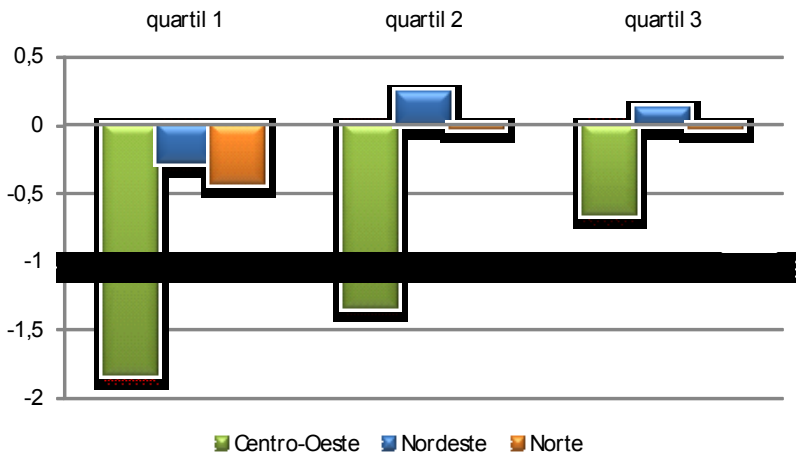
TABELA 1
Média, desvio-padrão, máximo e mínimo do IDEB 2005 por quartil – regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

		Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
CO	quartil 1	2,70	0,22	2,30	3,00
	quartil 2	3,23	0,09	3,10	3,30
	quartil 3	3,63	0,20	3,40	3,90
NE	quartil 1	1,89	0,23	1,50	2,10
	quartil 2	2,40	0,15	2,20	2,60
	quartil 3	2,83	0,08	2,70	2,90
NO	quartil 1	2,29	0,28	1,70	2,60
	quartil 2	3,00	0,10	2,80	3,10
	quartil 3	3,46	0,13	3,20	3,60

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

No GRAF. 3 vemos os valores das elasticidades de troca estimadas por quartil e por região. Podemos perceber que mesmo o valor máximo de cada quartil é superior ao valor médio do IDEB estimado pelo método aqui descrito.

GRÁFICO 3: Elasticidade de troca estimadas por quartil - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

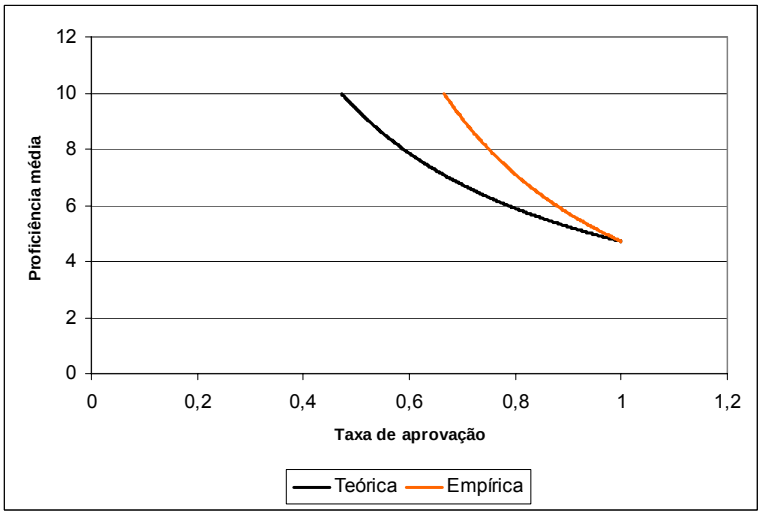


Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

Conforme podemos verificar no GRAF.3 acima, quanto maior o quartil, e melhor a posição da escola na distribuição do IDEB, menos negativa é a taxa de troca entre desempenho e aprovação. Na análise por região podemos perceber que quanto melhor a condição das escolas da região, mais próxima de -1 é a elasticidade estimada. As escolas da região Centro-Oeste, cujo IDEB médio é mais elevado (3,42), são as que apresentam valores mais aproximados da elasticidade de troca teórica, seguidas pelas escolas da região Norte (3,16), e por aquelas situadas na região Nordeste (2,56).

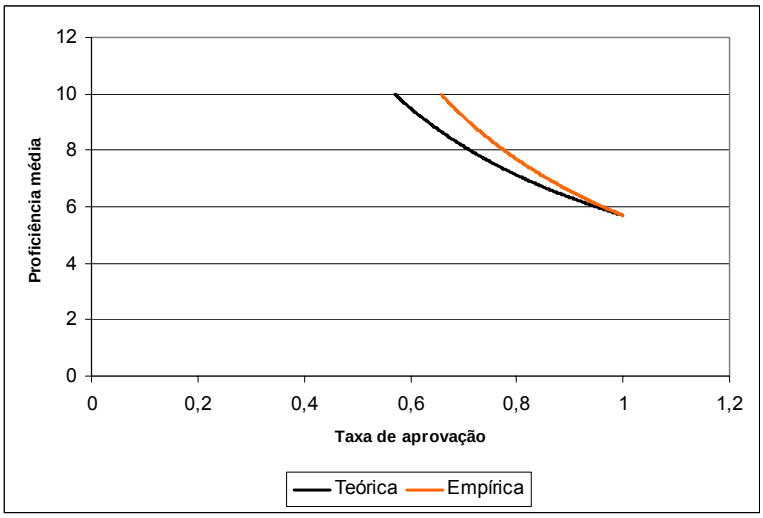
Os GRAF. 4, 5 e 6 a seguir mostram as curvas ISO-IDEB teóricas e estimadas para os quartis 1, 2 e 3 na região Centro-Oeste.

GRÁFICO 4: Curva ISO-IDEB – quartil 1, região Centro-Oeste



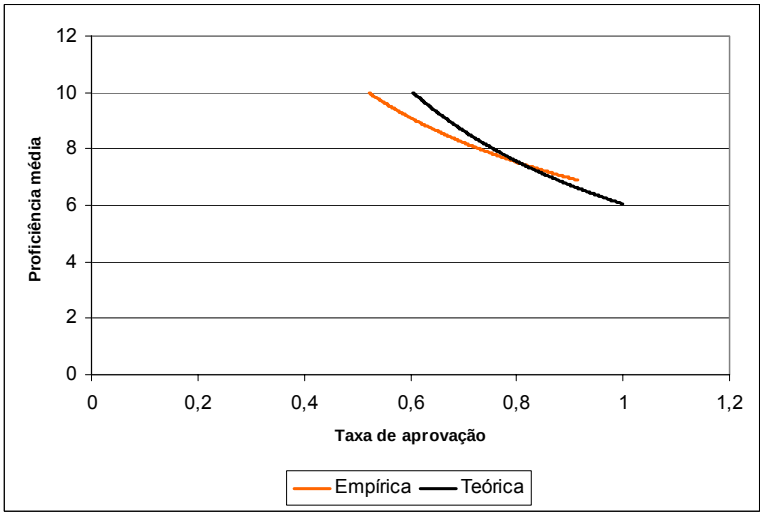
Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

GRÁFICO 5: Curva ISO-IDEB – quartil 2, região Centro-Oeste



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

GRÁFICO 6: Curva ISO-IDEB – quartil 3, região Centro-Oeste



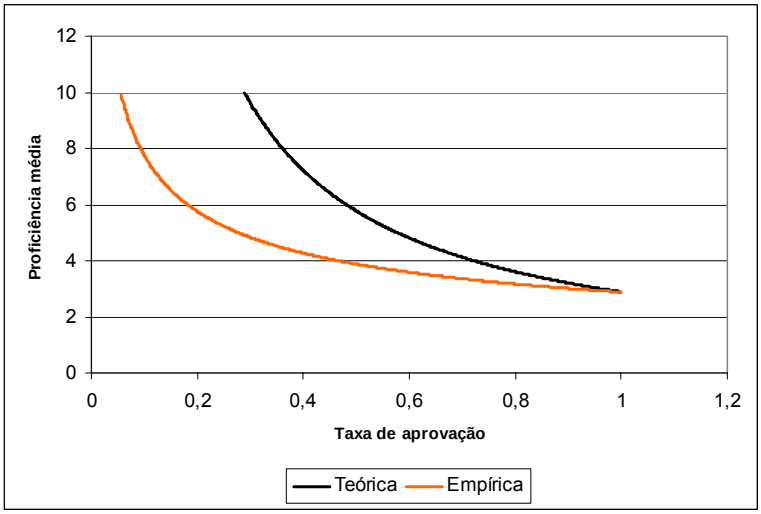
Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

Ao comparar as curvas empírica e teórica nos GRAF. 4, 5 e 6, vemos que a variação no desempenho que compensa uma mudança na taxa de troca é maior que 1 nos dois primeiros grupos, ou seja, a perda de proficiência é maior que o ganho ocasionado por uma melhora no fluxo. Já no último grupo, formado pelas escolas em melhores condições, a curva ISO-IDEB empírica está abaixo da teórica, indicando que é possível obter ganhos em aprovação com uma penalização relativamente pequena em termos de aprendizado. Em suma, a diminuição da inclinação da curva empírica se dá à medida que as escolas melhoram, indicando que o "preço" pago em termos de

desempenho por um ganho na taxa de aprovação é menor entre as melhores escolas em relação às piores. Faz sentido pensar que, nas melhores escolas, nas quais o desempenho dos alunos já é mais elevado, a melhora no aprendizado não se dê às custas de reprovação, mas de características da própria escola que já vinham sendo bem sucedidas. Por outro lado, nas escolas onde o desempenho dos alunos é baixo, a elevação na taxa de aprovação implica em promover alunos que de outra forma não progrediriam, e reproduzir suas deficiências nas séries seguintes. Não faremos aqui nenhuma consideração sobre os benefícios/malefícios da repetência e progressão de alunos deficientes, tema que abordaremos no capítulo seguinte.

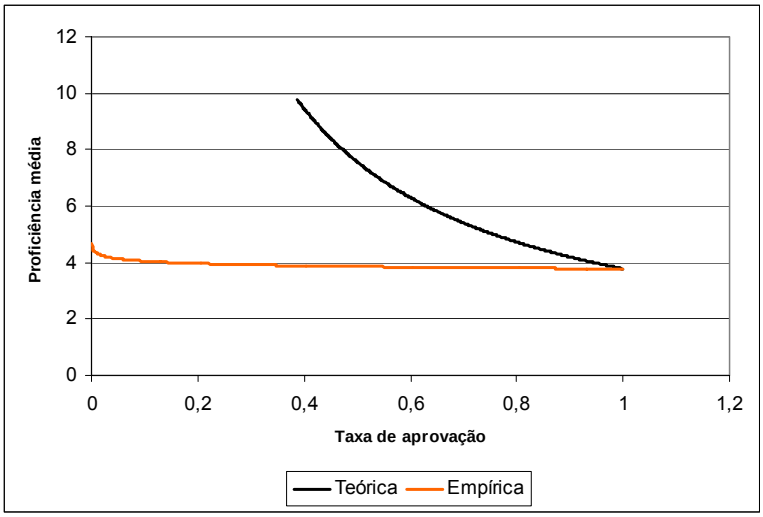
Os GRAF. 7, 8 e 9 a seguir apresentam as curvas ISO-IDEB para a região Norte. Em todos os casos, a curvas empíricas se encontra abaixo da teórica, na qual a troca entre desempenho e taxa de aprovação se dá de forma equivalente. Observando as curvas abaixo vemos que o ganho em termos de aprovação provoca uma perda consideravelmente pequena no desempenho dos alunos, e que este prejuízo é tão menor quanto melhor for a escola. Da mesma forma que na região Centro-Oeste, vemos que sistemas escolares em melhores condições podem obter ganhos nas taxas de aprovação comprometendo pouco o aprendizado dos alunos. Escolas que apresentam baixo rendimento, no entanto, pagam um preço maior ao tentar melhorar tal indicador.

GRÁFICO 7: Curva ISO-IDEB – quartil 1, região Norte



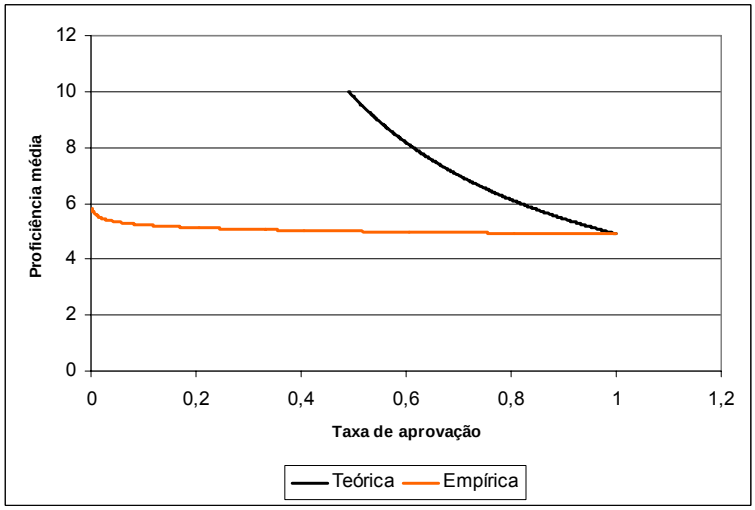
Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

GRÁFICO 8: Curva ISO-IDEB – quartil 2, região Norte



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

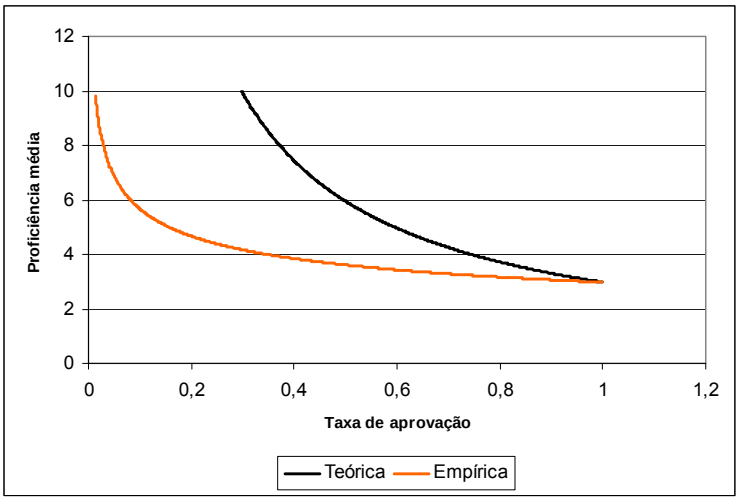
GRÁFICO 9: Curva ISO-IDEB – quartil 3, região Norte



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

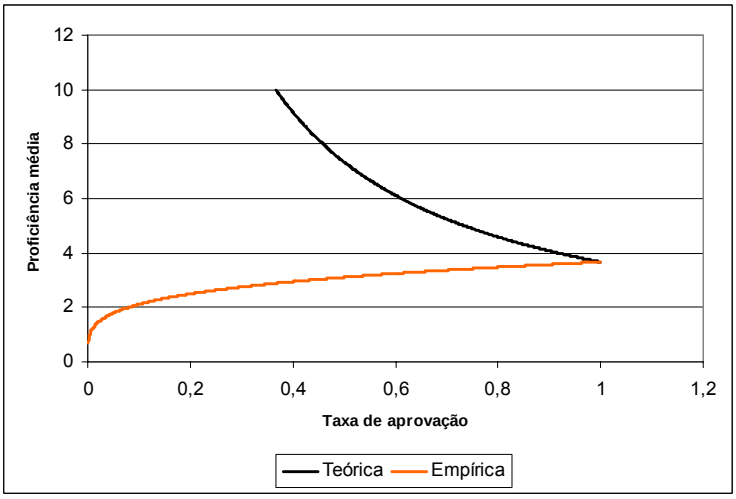
Por fim, os GRAF. 10, 11 e 12 a seguir ilustram as curvas teóricas e empíricas estimadas para a região Nordeste. Assim como o verificado nas regiões anteriores, as curvas empíricas apontam para a possibilidade de se manipular a taxa de aprovação com poucas perdas em termos de desempenho.

GRÁFICO 10: Curva ISO-IDEB – quartil 1, região Nordeste



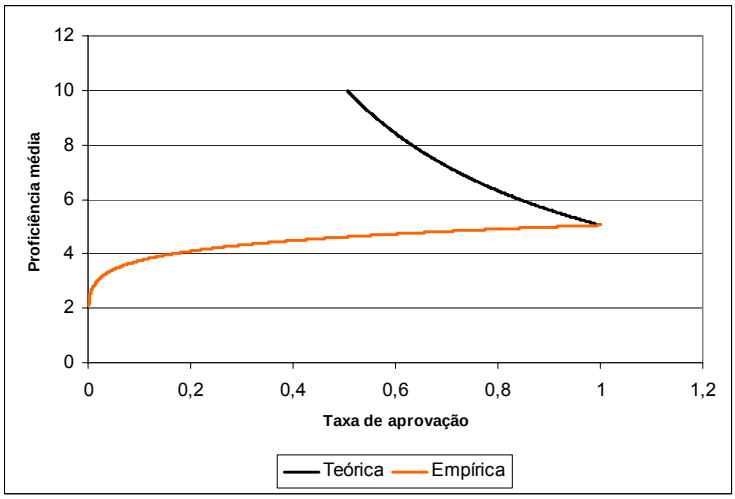
Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

GRÁFICO 11: Curva ISO-IDEB – quartil 2, região Nordeste



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

GRÁFICO 12: Curva ISO-IDEB – quartil 3, região Nordeste



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005

A observação das curvas expressas nos GRAF. 11 e 12 apontam para uma mudança curiosa no padrão visto até aqui, e que havia sido indicado pelas elasticidades de troca estimadas e apresentadas no GRAF. 3. A inclinação da curva empírica se mostra positiva nestes casos, indicando que o *trade off* entre desempenho e taxa de aprovação é inexistente. Tal mudança é mais visível à medida que se caminha em direção às escolas com melhor IDEB na região. Assim como visto anteriormente, percebemos que a relação dicotômica entre aprendizado e fluxo se enfraquece com a na qualidade da escola.

A reflexão a respeito dos resultados encontrados aponta para a inadequação do *trade off* entre desempenho e aprovação nas escolas de pior rendimento segundo o IDEB. O pequeno valor da elasticidade estimada, em especial nas regiões Norte e Nordeste, que se encontram em pior situação em relação ao Centro-Oeste, indica que a retenção dos alunos visando a melhora do aprendizado pode ser inócua, quando não ineficiente. Se ganhos de fluxo podem ser obtidos sem a necessidade de perdas no desempenho dos alunos, se pode pensar que a repetência em si não é capaz de recuperar alunos deficientes. Maiores considerações a respeito da atuação da repetência sobre o desempenho serão feitas no capítulo a seguir.

5 O EFEITO DA REPETÊNCIA SOBRE O DESEMPENHO DO REPETENTE: evidências a partir do pareamento pelo escore de propensão

Neste capítulo realizamos uma investigação sobre o efeito da repetência sobre o aluno reprovado, tendo como base de comparação os colegas que progrediram. Este tipo de análise requer alguns cuidados. Por exemplo, auferir a diferença no desempenho entre repetentes e progredidos a partir da simples comparação entre seus escores pode levar a conclusões equivocadas devido a diferenças na composição entre os dois grupos quanto a características individuais, escolares, comunitárias, etc. A seguir, comentaremos brevemente o problema do viés existente nestas comparações, como ele torna perigosa qualquer inferência sobre causalidade e os meios de contornar esta dificuldade. Procurando estimar corretamente o efeito da repetência sobre o repetente, tendo em vista a comparação do seu desempenho ao de seus colegas promovidos, apresentaremos as fontes de dados, métodos e resultados obtidos nesta tentativa.

5.1 A estimação do efeito médio da repetência, o problema da identificação da causalidade e o escore de propensão (*propensity score*)

Verificar o efeito da repetência sobre o escore do repetente envolve mais do que contrapor seus resultados acadêmicos aos de seus pares que progrediram e cursaram uma série superior. Ao fazer isto, deduzindo que a diferença entre eles se deve apenas ao evento repetência, estaríamos considerando que ambos são idênticos em todo resto. O problema em atribuir toda a diferença à repetência é que tratamos como efeito da retenção o papel de outras disparidades importantes na determinação do desempenho destes alunos e que, muito provavelmente, agiam antes mesmo da aprovação/reprovação de cada um.

Ao considerar como grupo tratamento um conjunto de alunos repetentes, e como controle aqueles que foram promovidos, a comparação dos resultados de desempenho médio revela, além da retenção, fatores individuais e escolares que contribuíram para que o aluno fosse inserido em um ou outro grupo. O status socioeconômico do aluno ou as características da escola que freqüenta estão altamente relacionados ao seu desempenho, mas não informam sobre a eficácia do tratamento em

si. Tais fatores, enquanto estão agregados na análise, confundem o que seria o impacto da prática pedagógica com variáveis exógenas, presentes antes mesmo da intervenção. Não é difícil perceber que o grupo dos alunos promovidos é também aquele que apresenta melhores insumos individuais e escolares que contribuíram para sua performance acadêmica, de forma que sua habilidade para lidar com o conteúdo de qualquer uma das duas séries é superior. Da mesma forma, o grupo de alunos reprovados, ao final do ano letivo já contavam no princípio com características desfavoráveis e com menores níveis de habilidade. Visto isso, comparar o escore destes dois grupos ao final de cada ano é comparar piores e melhores em dois momentos distintos, mas em condições semelhantes.

O cálculo do efeito médio da repetição da série sobre o desempenho acadêmico do aluno é dificultado pela ausência de dados extraídos de pesquisas experimentais, que permitissem acompanhar no tempo grupos de tratamento e controle definidos de forma aleatória previamente à intervenção. Neste caso, por se tratar de amostras definidas aleatoriamente, seria possível contrapor os resultados em testes padronizados pré e pós-repetência/promoção, e assim discutir o impacto da retenção no aprendizado do aluno. A aleatoriedade dos grupos tratamento é importante à medida que garante que o resultado médio de cada grupo não é afetado por características individuais que estejam relacionadas à obtenção do tratamento e, ainda, à variável de interesse. Entretanto, a inexistência de dados experimentais não inviabiliza os estudos de análise de impacto, desde que se possa lidar com os fatores de confundimento presentes nos resultados dos grupos que foram expostos ou não ao tratamento. Para captar o efeito puro da repetência sobre o desempenho do aluno é necessário identificar um grupo controle que tenha como característica a promoção, mas que não se distinga dos retidos quanto aos demais fatores relacionados ao aprendizado.

Para Dehejia e Wahba (1998), o problema em identificar um efeito causal é a impossibilidade de verificar a variável de interesse em ambos os regimes, tratamento e controle. Uma observação presente no grupo tratamento não pode ser encontrada no grupo controle. Caso isso fosse possível, teríamos o contrafactual perfeito, no qual a única diferença entre ambos seria a intervenção, uma vez que as demais características, mesmo as não observadas, são garantidamente as mesmas. Neste caso, qualquer diferença verificada na variável de interesse se deveria à intervenção. Tal raciocínio pode ser formalizado conforme demonstrado a seguir (Dehejia & Wahba, 1998).

Seja i o índice que indica uma observação da população analisada, Y_{i1} o valor da variável de interesse quando i é submetida ao tratamento (1), Y_{i0} o valor da mesma variável quando i é incluída no grupo controle (0) e T_i uma variável indicadora de pertencimento ao grupo de tratamento ou controle. O efeito do tratamento para a observação i é dado por τ_i, definido como $\tau_i = Y_{i1} - Y_{i0}$. O primeiro efeito do tratamento a ser considerado seria a diferença entre as médias da variável de interesse nos dois grupos, dada por:

$$\tau \mid_{T=1} = E(Y_{i1} \mid T_i = 1) - E(Y_{i0} \mid T_i = 0).$$

Tal diferença nos daria um valor viesado do impacto da variável de interesse, conforme discutido anteriormente. Em um segundo momento, um efeito puro poderia ser obtido através de:

$$\tau \mid_{T=1} = E(Y_{i1} \mid T_i = 1) - E(Y_{i0} \mid T_i = 1).$$

No entanto, é impossível observar $E(Y_{i0} \mid T_i = 1)$, uma vez que o valor esperado de Y referente à observação i presente no grupo controle (0) não apresenta correspondente simultâneo no grupo tratamento. Ou seja, Y_{i0} implica em $T_i = 0$. Da mesma forma, Y_{i1} implica em $T_i = 1$.

Uma forma de corrigir o viés provocado pela falta de dados experimentais é identificar em um conjunto de observações que potencialmente sirvam como controle, as mais parecidas àquelas existentes no grupo tratamento, a partir de um vetor de covariáveis X_i (Becker & Ichino, 2002, Dehejia & Wahba, 1998). Como a escolha de pares para as observações do grupo tratamento com base em um múltiplas variáveis é de difícil operacionalização, o escore de propensão é apontado como forma de reduzir a dimensionalidade deste vetor a apenas um fator, e a partir dele parear os elementos dos grupos tratamento e controle (Becker & Ichino, 2002). Ao incorporar as variáveis explicativas X_i na análise, Dehejia e Wahba (1998) estendem o arcabouço descrito anteriormente conforme as proposições a seguir:

Proposição 1- Balanceamento:

Se para cada observação nos observarmos um vetor de covariáveis X_i, e Y_{i1}, $Y_{i0} \perp\!\!\!\perp T_i \mid X_i$, então o efeito do tratamento na população tratada pode ser identificado.

A proposição 1 assume que após condicionar a participação no experimento às variáveis explicativas presentes em X, temos grupos controle e tratamento

aleatorizados, o que implica que a distribuição das covariáveis, observadas ou não, é a mesma entre os grupos, independente do status de tratamento (Becker e Ichino, 2002; Dehejia & Wahba, 1998).

Proposição 2- Redução da dimensionalidade e independência condicional:

Se $p(X_i)$ é a probabilidade de uma unidade i ser incluída no grupo de tratamento, definido como $p(X_i) \equiv Pr(T = 1 \mid X_i) = E(T_i \mid X_i)$, então:

$$(Y_{i1}, Y_{i0}) \perp\!\!\!\perp T_i \mid X_i)$$

$$ou, (Y_{i1}, Y_{i0}) \perp\!\!\!\perp T_i \mid p(X_i).$$

A proposição 2 nos diz que, se o valor de Y_i é independente de T_i dado um vetor de variáveis explicativas X_i, este também o será dada a probabilidade de participar do tratamento condicionada nessas variáveis.

A eficiência do escore de propensão na redução do viés de seletividade depende primordialmente da qualidade da especificação do modelo a partir do qual o escore é calculado. O viés pode ser eliminado se a exposição ao tratamento for completamente aleatória entre os indivíduos cujo valor do escore é o mesmo (Becker e Ichino, 2002). Entretanto, na maioria dos casos é possível apenas minimizar o viés, e não eliminá-lo, por causa da ação de fatores observados que não foram incluídos no modelo e estão correlacionados á variável de interesse, e de características não-observadas.

O grau de importância da especificação do modelo na estimação do escore de propensão é fruto de controvérsias na literatura sobre avaliação de impacto. Ao tentar quantificar a exatidão com a qual os métodos econométricos conseguem auferir o real impacto de uma intervenção a partir de dados não-experimentais, Lalonde (1986) contrapôs os resultados de uma avaliação experimental e de métodos de análise não-experimentais que utilizavam os mesmos dados. Para o autor, ao contrário da avaliação experimental, os métodos não-experimentais são sensíveis à especificação utilizada na modelagem da variável de interesse, de forma que a adição ou omissão de determinadas características no modelo podem gerar diferentes medidas de impacto (Lalonde, 1986). Lalonde (1986) não utilizou o escore de propensão em seu estudo, mas a aplicabilidade de suas conclusões a este método foi testada por Dehejia e Wahba (1999) em um artigo que utilizava os mesmos dados trabalhados pelo autor e afirmava que o escore de propensão apresentava pouca sensibilidade à variações na especificação e produzia os resultados mais próximos ao impacto calculado via método experimental. O debate teve sequência com o estudo de Smith e Todd (2000) que, a partir das informações utilizadas

nos dois trabalhos anteriores, questionava a eficiência dos métodos de pareamento na análise de impacto, e reafirmava a preocupação de Lalonde (1986) com a especificação correta na modelagem dos dados.

5.2 Fontes de dados

Este item contém uma descrição das fontes de dados utilizadas na segunda parte do trabalho, dedicada ao pareamento e a compreensão do efeito da repetência sobre o aluno repetente.

O banco de dados utilizado contém primordialmente dados extraídos da base Fatores Associados ao Desempenho Escolar – Cedeplar/INEP. Como fonte de dados secundária foi utilizada a base Censo Escolar – INEP 2001, da qual foram extraídas características da escola. O cruzamento entre os dados referentes às bases Fatores Associados ao Desempenho Escolar e Censo Escolar é possível graças à presença da mesma chave de identificação da escola em ambas as fontes de dados. Devido a pouca utilização da primeira, faremos a seguir uma breve descrição de seu histórico e suas características.

5.2.1 A base de dados Fatores Associados ao Desempenho escolar

O banco de dados é fruto do convênio Cedeplar/INEP e foi pensado inicialmente como meio de se avaliar o impacto das ações do Plano de Desenvolvimento da Escola (PDE) nas escolas participantes do programa FUNDESCOLA. Com recursos provenientes do Banco Mundial, o Instituto Nacional de Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP) recomendou a realização de uma pesquisa longitudinal que possibilitasse a análise de impacto do programa sobre o desempenho das escolas participantes (MIRANDA, 2006).

A pesquisa teve duração de cinco anos, e incluiu seis rodadas de coleta de dados, indo a campo a partir da 4º série do ensino fundamental em 1999 até a 8º em 2003. Dessa forma, a meta de acompanhar os alunos em sua trajetória pelas séries finais do ensino fundamental estaria alcançada. Entretanto, os alunos que de fato foram acompanhados desde 1999 até 2003 compõem uma sub-amostra dentro da amostra total, uma vez que muitos se perderam no processo por repetência, evasão, abandono ou transferência para escolas não amostradas. As perdas de casos ao longo da pesquisa geraram uma preocupação com a seletividade provocada pela saída de alunos da amostra á medida que a série avançava. É de se esperar que os alunos remanescentes a

cada ano sejam aqueles com melhor desempenho, melhores condições socioeconômicas e com características individuais favoráveis. Sendo assim, a análise no tempo do desempenho e das características dos alunos seria afetada por um efeito de composição que tornaria tais indicadores mais positivos com o passar dos anos pelo simples fato de que a amostra do ano X será sempre melhor (ou mais selecionada) que a do ano X-1, independente de haver ou não uma melhora real.

Como forma de reconhecer e minimizar tal viés, a pesquisa decidiu, em sua ultima rodada, coletar informações tanto da 8º série, quanto da 7º, que havia participado da sessão do ano anterior. Dessa forma, se esperava encontrar os repetentes que haviam estado na pesquisa anteriormente, mas que sairiam da amostra em 2003 por não terem progredido para a 8º série. No entanto, devido à transferência entre escolas, mudança de alunos para o turmas noturnas, evasão, abandono e morte, pouco alunos puderam ser recuperados, de forma que a amostra de repetentes em 2003 é relativamente pequena em relação ao número de alunos que foram reprovados em 2002.

A amostra contempla escolas de dois estados de cada uma das regiões brasileiras atendidas pelo FUNDESCOLA, ou seja, Norte, Nordeste e Centro-Oeste. Assim, foram incluídas escolas dos estados de Rondônia (RO), Pará (PA), Pernambuco (PE), Sergipe (SE), Mato Grosso do Sul (MS) e Goiás (GO) que fossem públicas, que oferecessem todas as séries do ensino fundamental no período diurno, que atendessem ao mínimo de 200 alunos e que estivessem localizadas na microrregião correspondente à capital do estado. Foram coletadas informações sobre características sócio-econômicas do aluno (Questionário do Aluno), do professor (Questionário do Professor) e do diretor (Questionário do Diretor), além de dados sobre a infra-estrutura escolar (Roteiro Escola), e da aplicação de testes padronizados de português e matemática.

É importante ressaltar que, procurando minimizar a interferência da pesquisa na rotina das escolas, foram coletadas informações sobre todos os alunos presentes em sala de aula no momento da aplicação dos instrumentos, independentemente de sua participação em rodadas anteriores. Dessa forma, além da trajetória completa (4º a 8º série), é possível identificar alunos que estiveram na pesquisa em apenas uma, duas ou três rodadas.

No caso deste trabalho, estamos interessados nos alunos que cursaram a 7º série em 2002, e que progrediram ou repetiram a mesma série em 2003, independente de

seu status pregresso na pesquisa. Além deles, utilizamos os alunos que ingressaram na 7º série em 2003 como mais um grupo de comparação para os repetentes. Para a análise do impacto da repetência no desempenho escolar, utilizamos os escores da prova de matemática em 2002 e 2003, além das informações extraídas do Questionário do Aluno 2002, fonte de dados sobre as características individuais e socioeconômicas dos indivíduos amostrados.

A utilização dos dados da 7º série em 2003 demandou uma re-identificação dos alunos repetentes. Constatou-se que o número de casos que constavam na base cujo número de identificação era compatível com o utilizado no ano anterior, 2002, era muito pequeno. Visando coletar o maior número possível de casos que participaram da pesquisa na 7º série em 2002, e que repetiram e continuaram em 2003, mas que por problemas na elaboração do banco de dados não foram corretamente identificados, traçamos uma estratégia de busca que permitiu aumentar significativamente o tamanho da amostra de repetentes utilizada, ainda que esta tenha continuado relativamente pequena. A estratégia consiste em procurar em 2002 alunos com data de nascimento (dia, mês e ano) e UF equivalentes às encontradas em 2003. Dessa forma foi possível atribuir números de identificação corretos e recuperar as informações dos alunos que haviam repetido.

5.2.2 Variáveis

Variáveis de interesse

- Escore de matemática na 7º série em 2002: Foi utilizado o escore de matemática equalizado da prova aplicada no ano de 2002.
- Escore de matemática na 7º série em 2003: Foi utilizado o escore de matemática equalizado da prova aplicada no ano de 2003. Neste caso, se trata da prova respondida pelos alunos que repetiram a 7ºsérie. É importante ressaltar que a prova respondida por eles foi a mesma aplicada em 2002.[9]

[9] Voltaremos a comentar sobre a distribuição das provas por série a seguir, quando falarmos da utilização da Teoria de Resposta ao Item (TRI) no tratamento do escore. Tal distribuição pode ser melhor entendida a partir da FIG. 3 exposta no sub-item seguinte.

- Escore de matemática na 8º série em 2003: Foi utilizado o escore de matemática equalizado da prova aplicada no ano de 2003. Neste caso, se trata da prova respondida pelos alunos aprovados no biênio 2002-2003.

Variáveis explicativas

Aluno

- Sexo: Variável tipo dummy na qual a categoria omitida é o masculino.
- Raça: A pergunta feita aos alunos em 2002 apresenta quatro categorias – branco, preto, pardo ou mulato e indígena. Para a inserção nos modelos, a variável foi recodificada em uma dummy cuja categoria omitida é a não-branco, que corresponde à soma das categorias preto, pardo ou mulato e indígena.
- Lição de casa: A questão possui quatro opções de resposta: 1)não, porque meus professores não passam lição de casa; 2) não, mesmo quando tenho lição de casa; 3) sim, faço lição de casa de vez em quando; 4) sim, faço quase todos os dias em que tenho lição de casa; 5) sim, faço todos os dias em que há lição de casa. Foi recodificada em uma dummy cuja categoria omitida é não faz lição de casa, correspondente à soma das respostas 1 e 2.
- Já repetiu de ano: O item possui três opções de resposta: 1) não, 2) sim, uma vez, 3) sim mais de uma vez. Para a inserção no modelo, foi transformada em uma variável binária cuja categoria omitida é não repetiu.
- Já abandonou a escola: Variável binária cuja categoria omitida e nunca abandonou.
- Nível socioeconômico: O questionário apresenta cerca de 12 tipos de bens duráveis. Entretanto, apenas 9 deles integram a análise, conforme o critério de classificação econômica proposto pela ANEP- Associação Nacional das Empresas de Pesquisa. São eles: televisão em cores, rádio, geladeira, vídeo cassete, freezer, aspirador de pó, banheiro, automóvel e máquina de lavar. A partir delas, foi estimado o índice através da Análise de Homogeneidade (HOMALS).

Escola

- Nível socioeconômico médio (NSE médio): Após a estimação do índice socioeconômico, foi criado o NSE médio da escola, levando em consideração a situação no meio em que o aluno está inserido.
- Serviços públicos na escola: Aqui estão incluídas informações sobre as os serviços públicos prestados às escolas, como a existência de água encanada, coleta de lixo e esgoto tratado. Assim como o NSE, o índice também foi estimado a partir da Análise de Homogeneidade (HOMALS). As variáveis incluídas neste fator foram retiradas do Censo Escolar 2002.
- Infra-estrutura da escola: Índice formado por informações sobre as instalações das escolas, como a existência de quadra, cantina, biblioteca, laboratório de informática e laboratório de ciências. Assim como o NSE, o índice também foi estimado a partir da Análise de Homogeneidade (HOMALS). As variáveis incluídas neste fator foram retiradas do Censo Escolar 2002.
- Dependência administrativa: A amostra é composta apenas por escolas públicas (estaduais e municipais) e urbanas. Para captar as diferenças de desempenho atribuídas a cada instância administrativa, foi inserida uma dummy cuja categoria omitida é a opção municipal.

5.3 Metodologia

A seguir, serão apresentados os métodos utilizados na estimação do escore de propensão e do efeito médio do tratamento sobre o tratado (ATT). Métodos tidos como secundários, ou seja, que não atuaram diretamente na elaboração dos resultados que respondem às questões tidas como objetivos do trabalho foram discutidos de forma mais sucinta e menos pormenorizada. Este é o caso da Teoria de Resposta ao Item (TRI) e da Análise de Homogeneidade (HOMALS). Já ao método de Pareamento por Escore de Propensão foi dedicado uma descrição mais detalhada, uma vez que se encontra no cerne do exercício proposto nesta dissertação.

5.3.1 A Teoria de Resposta ao Item (TRI)

De posse dos dados, as constatações que nos interessa fazer acerca do impacto da repetência sobre o desempenho não se limitam à comparação dos escores em dois pontos no tempo. Conforme o discutido no capitulo 2, o efeito de composição dos

grupos de repetentes e não-repetentes faz com que a simples diferença de desempenho entre os grupos não seja indicativa apenas da influência da repetência no aprendizado final. Além do viés embutido na análise pelas diferenças existentes entre os dois grupos quanto a suas características, diferenças existentes entre as provas aplicadas em dois anos distintos também podem interferir nas conclusões. Como vamos utilizar escores de provas diferentes, aplicadas em dois pontos no tempo (2002 e 2003), devemos garantir que estes representem medidas comparáveis, e que seu valor absoluto informe o nível de aprendizado real do aluno no momento da prova.

Contrapor resultados de provas diferentes, feitas por alunos em séries distintas requer a confecção de uma medida que reflita não só o numero de acertos obtido no teste, mas que leve em conta a dificuldade da prova aplicada e a capacidade do aluno que a responde. A Teoria de Resposta ao Item (TRI) possibilita estimar tal medida, chamada de habilidade, a partir de um conjunto de modelos matemáticos que representam a probabilidade do aluno acertar determinado item da prova, levando em conta a capacidade do aluno e a dificuldade do item em questão (Andrade, Tavares e Valle, 2000).

Neste trabalho, a estimação da habilidade foi feita através do modelo logístico de três parâmetros, por ser o mais completo e utilizado atualmente (Andrade, Tavares e Valle, 2000). O modelo é dado por (Valle, 1999):

$$P(\theta_j) = c_i + (1 - c_i)\frac{1}{1 + e^{-Da_i(\theta_j - b_i)}}$$

Sendo i= 1, 2,..., m; e j= 1, 2, ..., n. Onde:

X_{ij} é a variável dicotômica que assume os valores 1 e 0, quando o individuo j responde de forma correta ou errada ao item i, respectivamente.

Θ_j é a habilidade do j-ésimo indivíduo.

$P(X_{ij} = 1 \mid \Theta_j)$ é a probabilidade do individuo j cuja habilidade é Θ_j responder corretamente o item i.

b_i é o parâmetro que indica a dificuldade do item i. Assim, quanto maior a dificuldade do item, menor a probabilidade de acerto associada a ele.

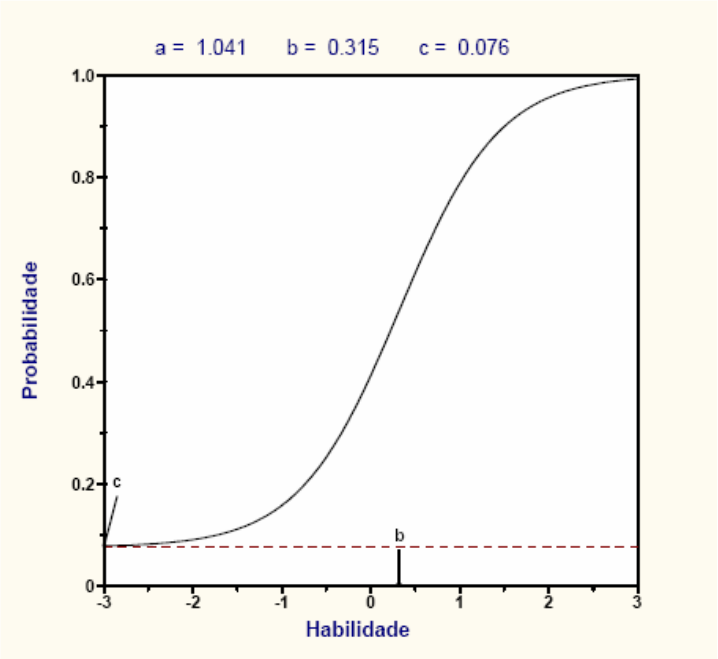
a_i é o parâmetro de discriminação do item i. Aqui, quanto maior a discriminação do item, maior é a sua capacidade de separar os alunos de baixa habilidade e daqueles com capacidade elevada.

c_i é o parâmetro de acerto casual do item i. Ele representa a probabilidade de um individuo com baixa habilidade responder ao item por acaso corretamente por acaso, sem apresentar a habilidade requerida para tanto.

D é um fator de escala igual a 1,7, constante que permite obter da função logística resultados próximos ao da função ogiva normal.

O modelo descrito acima parte do principio de que alunos com maior habilidade possuem maior probabilidade de acertar um item (Valle, 1999). A relação estabelecida entre habilidade e dificuldade é exposta na TRI pela Curva Característica do Item (CCI), representada na FIG. 2 abaixo.

FIGURA 2: Ilustração da Curva Característica do Item (CCI)



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003.

Os parâmetros a e b estão definidos na mesma escala de habilidade. Neste sentido, a habilidade necessária para se acertar um item de dificuldade b é igual a (1+c)/2, de forma que, quanto maior o b, mais difícil o item e maior a habilidade exigida (Valle, 1999). Essas ligações podem ser vista na FIG.2 acima. A inclinação da CCI é

dada pelo parâmetro a, que é proporcional à derivada da curva no ponto de inflexão. Pode-se perceber pelo gráfico que, quanto mais inclinada a CCI (e maior o valor de a), maior a diferença na probabilidade de acerto de dois indivíduos com habilidades distintas. Sendo assim, quanto maior o a, maior a discriminação ele promove no grupo de respondentes quanto a sua capacidade de responder o teste. Em suma, temos que a capacidade de um item informar sobre a habilidade do aluno é maior (Valle, 1999):

- quando b_i se aproxima de Θ_j ;
- quanto mais elevado for a_i ;
- quanto mais próximo de 0 for c_i.

No caso deste trabalho, utilizamos o modelo logístico de três parâmetros aplicado a mais de uma população. Tal particularidade impõe ao modelo algumas modificações, conforme o apresentado na equação abaixo (Miranda, 2006).

$$P(X_{ijk} = 1 \mid \theta_{jk}) = c_i + (1 - c_i)\frac{1}{1 + e^{-Da_i(\theta_{jk} - b_i)}}$$

onde:

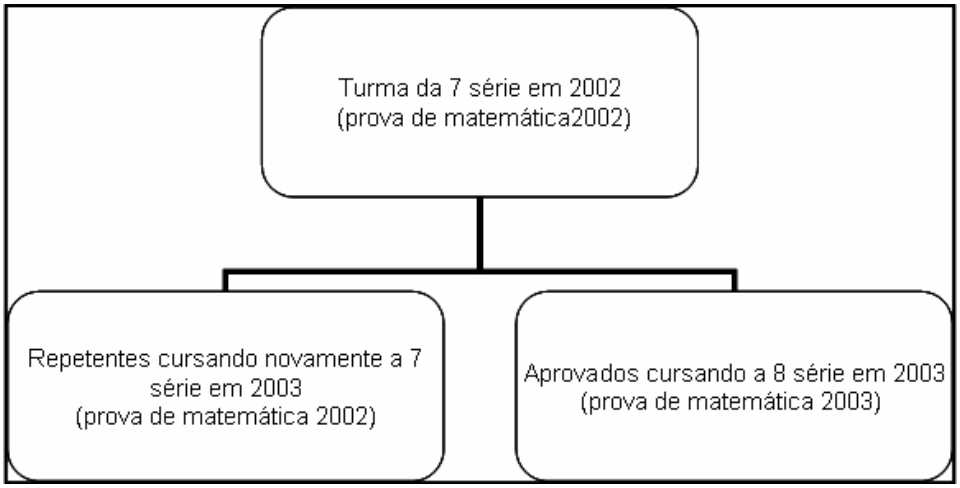
Xijk é uma variável dicotômica que assume o valor 1, quando o aluno *j* da população *k* responde corretamente ao item *i*, e o valor 0, quando o aluno não erra o item *i*;

θjk é a habilidade do j-ésimo aluno da população *k*;

P(Xijk=1| θjk) é a probabilidade de um aluno j da população k, com habilidade θjk acertar o item *i*.

Esta adaptação se deve ao fato de que temos a população da sétima série respondendo à prova em 2002, a população da sétima série repetente respondendo à mesma prova em 2003, e a população da oitava série respondendo a uma prova diferente em 2003. É importante ressaltar que os dois últimos são sub-grupos do primeiro. A FIG.3 abaixo ilustra o esquema de provas e grupos com que trabalhamos.

FIGURA 3: Organização dos grupos e das provas na equalização dos escores de matemática de 2002 e 2003.



Fonte: Elaboração própria.

A aplicação da TRI em dados desse tipo requer a utilização de um processo de equalização dos dados, de forma a tornar comparáveis itens de provas diferentes e habilidades de alunos distintos. Vimos anteriormente que a TRI possibilita estimar parâmetros em uma mesma escala, garantindo que a prova expresse a real habilidade do aluno. Entretanto, quando desejamos trabalhar com grupos distintos, seja quanto ao tempo ou a prova, é necessário garantir também que os parâmetros desses grupos estejam colocados em uma escala semelhante. Ou seja, a estimação da habilidade deve ser feita de forma a proporcionar uma igualdade de escala intra e inter grupos, só assim a comparação dos escores é viável.

Existem dois tipos de equalização possíveis, a horizontal[10], feita a partir da população; e a vertical, feita a partir de itens comuns entre as provas (Andrade, Tavares e Valle, 2000). Neste caso, foi feita a equalização via itens comuns, na qual as questões semelhantes entre os testes servem de ligação entre as populações envolvidas. Não nos dedicaremos à análise da qualidade dos itens, ou à interpretação de seus parâmetros, uma vez que tal exercício foge ao escopo deste trabalho.

5.3.2 Metodologia estatística multivariada – HOMALS

Como forma de condensar as diversas informações existentes nas bases de dados Fatores Associados ao Desempenho Escolar e Censo Escolas em alguns poucos

[10] Para uma discussão pormenorizada dos tipos de equalização e das possibilidades de combinações entre populações e testes, ver Andrade, Tavares e Valle, 2000.

fatores e tornar a análise dos dados mais parcimoniosa, foi utilizado o método de análise de homogeneidade (HOMALS – Homogeneity Analysis by Means of Least Square), um tipo de Análise de Correspondência Múltipla (ACM), na estimação do índice socioeconômico e do índice de serviços públicos prestados à escola.

A análise de homogeneidade consiste em analisar simultaneamente uma população de n indivíduos a partir de j variáveis nominais ou das categorias que compõem estas variáveis. A determinação das relações entre categorias é dada pela forma como estas incidem nos casos, se junto ou separadamente. Para duas categorias j e k quaisquer, o critério de comparação entre elas é dado pela distância, calculada segundo a métrica qui-quadrado através da seguinte fórmula:

$$d^2_{j,k} = n\,[(n_j - n_{j,k} / n_{j,k}) + (n_k - n_{j,k} / n_j n_k)] \qquad (1)$$

onde

$n_{j,k}$ é a freqüência dos casos que apresentaram as categorias j e k simultaneamente, n_j é a freqüência dos casos que apresentaram somente a categoria j e n_k , somente a categoria k.

A fórmula pode ser interpretada da seguinte forma: o quadrado da distância entre as categorias j e k é dado pela proporção de casos que pertencem somente à categoria j, mais a proporção daqueles que pertencem somente à categoria k. A distância entre as categorias cresce quanto menor for a prevalência de casos que compartilhem ambas as categorias, ou melhor, quanto maior for a exclusividade entre elas. Além disso, a distância entre as categorias é inversamente proporcional à importância relativa de cada uma delas (Rodrigues & Simões, 2004).

A análise das relações é feita geralmente em termos de localização desses valores no espaço, mais especificamente, no plano cartesiano, que possibilita uma comparação simplificada das múltiplas correlações existentes. Assim, é possível dizer, de acordo com a equação 1, que: (i) categorias pertencentes a uma mesma variável estarão obrigatoriamente separadas no espaço, (ii) categorias que são comuns a maioria dos indivíduos se situarão próximas e (iii) categorias pouco freqüentes se localizarão bem separadas das demais.

Os resultados obtidos a partir da análise de homogeneidade são os autovalores (*eigenvalue*) para cada dimensão, as medidas de discriminação

(*discrimination measures*) de cada variável, o escore (*object score*) atribuído a cada unidade de observação e as quantificações das categorias.

Os autovalores medem quanto da informação categórica é atribuído a cada dimensão (ou componente), ou seja, qual parcela da variância total entre as categorias é explicada por cada dimensão. A análise de homogeneidade gerar resultados para várias dimensões, sendo que o número máximo de dimensões é igual ao número de categorias menos o número de variáveis. Entretanto, é recomendável que a análise seja feita com o menor número possível de dimensões devido à maior facilidade para se interpretar os resultados e ao pequeno papel exercido pelas ultimas dimensões na explicação da variância. (Homogeneity,1994).

As medidas de discriminação das variáveis são geradas para cada dimensão, e correspondem à variância desta naquela dimensão. Tem o valor máximo igual a 1, que é atingido quando todas as categorias se encontram em grupos exclusivos e os escores atribuídos aos indivíduos são idênticos dentro de uma mesma categoria. Assim, variáveis que apresentam medidas de discriminação elevadas possuem categorias bem separadas umas das outras, e, conseqüentemente, representam papel importante na definição do poder de explicação da dimensão sobre as relações existentes entre as categorias.

A quantificação categórica corresponde à transformação dos dados categóricos em novas variáveis numéricas que são combinações lineares das variáveis originais. Os valores numéricos indicam o grau de significância de cada categoria em cada dimensão e são dados pela média dos escores atribuídos às unidades de observação que pertencem a cada uma delas (Rodrigues & Simões, 2004). Estes valores funcionam como coordenadas, possibilitando que as categorias sejam expressas em gráficos que explicitam suas inter-relações, dadas pela distância chi-quadrado calculada entre elas.

Dessa forma, a análise de homogeneidade busca agrupar os indivíduos em conjuntos homogêneos através de quantificações feitas considerando os padrões estabelecidos quanto às relações entre as categorias. Neste trabalho, a técnica foi utilizada tendo como principal finalidade a estimação dos escores dos componentes que pudessem representar grupos de variáveis dentro dos modelos de pareamento. Sendo assim, a apresentação e discussão pormenorizada sobre a forma como tais variáveis se comportam conjuntamente foge ao escopo do trabalho.

5.3.3 Estimadores do Pareamento por Escore de Propensão (PSM)

Posteriormente ao balanceamento das covariáveis no cálculo do escore de propensão, através da especificação correta do modelo probabilístico, é necessário recorrer a técnicas que permitam definir as amostras de tratamento e controle com base nos valores calculados. Idealmente, formariam pares os indivíduos que tivessem o mesmo valor de escore de propensão à participar do tratamento. Entretanto, por se tratar de uma variável de distribuição contínua, é pouco provável que encontremos um componente do grupo controle definido pelo mesmo valor exato que um componente do tratamento. Dessa forma, é necessário lançar mão de estimadores capazes de racionalizar esta escolha.

Rubin (2001) classifica as técnicas de pareamento em três tipos: *matching*, subclassificação e ponderação, sendo que todas se baseiam no escore de propensão como componente fundamental, mas diferem tanto na forma como os pares são escolhidos, quanto no cálculo do efeito médio do tratamento no tratado (*average treatment effect on the treated* - ATT). Primeiramente, o *matching* se refere ao pareamento de unidades de tratamento e controle com base em valores iguais ou aproximados do escore de propensão. Feito isso, as unidades não-pareadas são descartadas e os grupos de tratamento e controle utilizados para a avaliação de resultado são compostos pelos indivíduos cujo par pode ser identificado (Rosenbaum e Rubin, 1983; Rubin, 2001). Em segundo, a subclassificação ordena todas as unidades com base no escore de propensão e divide a distribuição em blocos compostos por unidades de tratamento e controle com valores próximos. Ao contrario do *matching*, onde o ATT é calculado através da média das diferenças entre os pares, na subclassificação o resultado de impacto é dado com pelo efeito médio entre os blocos (Rubin, 2001). Por fim, os métodos de ponderação usam o inverso do escore de propensão como peso para cada unidade que recebeu tratamento, e um menos o inverso do escore de propensão como peso para os indivíduos do grupo controle (Imbens e Hirano, 2002; Rubin, 2001). Rubin (2001) comenta que, da forma como são concebidos, os métodos de ponderação equivalem a técnicas de subclassificação levadas ao limite, onde o número de observações e blocos tendem a infinito.

Neste trabalho, utilizaremos o pareamento por escore de propensão na definição dos grupos tratamento e controle. Entretanto, como veremos a seguir, parte importante de sua operacionalização depende do estimador de pareamento escolhido, que define os critérios segundo os quais uma observação de controle é selecionada

dentre várias outras como a mais apropriada para uma determinada unidade de tratamento. Neste trabalho, como forma de garantir a robustez do resultado encontrado para o ATT, foram utilizados três diferentes tipos de estimadores no pareamento dos grupos tratamento e controle. São eles: *Nearest Neighbor Matching,* Pareamento Radial e o Método de Estratificação.

- ***Nearest Neighbor Matching***

Este método consiste em procurar no grupo controle uma observação com o valor de escore de propensão o mais próximo possível daquele observado em um determinado caso do tratamento. Geralmente, a técnica é utilizada fazendo a reposição dos casos de controle já utilizados, ou seja, um mesmo individuo pode servir de controle para mais de um caso do grupo de tratamento. Formalmente, o método Nearest *Neighbor Matching* consiste em (Becker e Ichino, 2002):

$$C(i) = \min_j \| pi - pj \|,$$

sendo C o conjunto de unidades de controle, C(i) o subconjunto de unidades do grupo controle pareadas ao tratamento, e p o valor do escore de propensão. A expressão acima nos informa que o controle será escolhido de forma que a diferença entre o seu escore de propensão e o do tratamento seja a menor possível. Idealmente, a definição dos pares desta forma resultaria em um único controle para cada tratamento. Entretanto, existe a possibilidade, ainda que pequena, de que mais de um caso se adeqüe ao mesmo individuo do grupo de tratamento. Becker e Ichino (2002) ressaltam que, ainda que seja possível, a existência de múltiplos controles que atendam à condição de *nearest neighbor* é muito reduzida caso haja variáveis contínuas entre as covariáveis incluídas no vetor X, no momento da estimação do escore de propensão.

Operacionalmente, o método *Nearest Neighbor Matching* ordena todas as observações quanto ao escore de propensão e procura o controle com valor mais próximo que esteja acima ou abaixo de cada tratamento (Becker e Ichino, 2002). Se para uma mesma unidade de tratamento forem encontrados casos de controle igualmente bons acima e abaixo, a escolha é realizada com base em uma das duas vertentes existentes do método em questão. Na primeira vertente, o programa atribui pesos iguais aos controles localizados acima e abaixo do tratamento em questão. Na segunda, a escolha entre os controles é feita aleatoriamente. Dada a baixa incidência de múltiplos *nearest neighbors*, os valores finais calculados para o ATT devem ser iguais, senão muito próximos qualquer que seja a definição da técnica de escolha dos pares (Becker e Ichino, 2002).

Finalmente, o estimador do método *Nearest Neighbor Matching* é dado por (Becker e Ichino, 2002):

$$\tau^K = \Sigma[\, Y_i^T - \Sigma w_{ij} Y^C{}_J] \,/\, N^T$$

$$= [\Sigma Y_i^T - \Sigma \Sigma w_{ij} Y^C{}_J] \,/ N^T$$

$$= \Sigma Y_i^T \,/ N^T - \Sigma w_{ij} Y^C{}_J \,/ N^T$$

Onde o peso é dado por w_{ij}, definido por:

$$w_{ij} = 1 / N^C{}_{i,}$$

e $N^C{}_{i,}$ denota o número de controles pareados à observação i.

- **Pareamento Radial (*Radius Matching*)**

A escolha de uma unidade de controle cujo valor do escore de propensão é o mais aproximado possível do escore apresentado pela unidade de tratamento, conforme o realizado pelo método discutido acima, não garante necessariamente um pareamento seguro. Isso ocorre porque, apesar do valor do par tratamento-controle ser próximo, não há critério para tal proximidade, ou seja, o controle mais parecido a um tratamento pode ser fundamentalmente diferente, ainda que seja o melhor disponível.

O método de Pareamento Radial surge como forma de driblar esta dificuldade, impondo limites quanto à quão longe se pode ir ao buscar um controle para uma determinada unidade de tratamento. Nesta técnica, cada individuo do grupo de tratamento é pareado somente a casos de controle que estejam ao seu entorno, dentro de um intervalo pré-determinado de escore de propensão. Becker e Ichino (2002) lembram que, caso a dimensão do intervalo seja muito pequena, é possível que alguns casos de tratamento fiquem sem par e sejam excluídos do calculo do ATT. Por outro lado, quanto mais criteriosa a escolha desta restrição, melhor e mais confiável será o pareamento realizado.

O estimador apresentado para o método *Nearest Neighbor Matching* é equivalente aquele utilizado pelo Pareamento Radial, de forma que nos limitaremos a apresentá-lo na sessão anterior.

- **Método de Estratificação *(Stratification Method)***

Neste método a distribuição do escore de propensão é divida em blocos, de forma que dentro de cada bloco a média do escore seja a mesma entre membros do grupo de tratamento e controle (Becker e Ichino, 2002). Assim, o ATT é dado pela média do efeito do tratamento em cada bloco, que por sua vez corresponde à média da

diferença entre os resultados das unidades de tratamento e controle. Vale ressaltar que, como a técnica de definição dos blocos no método de estratificação segue a mesma lógica utilizada na estimação do escore de propensão, as covariáveis também se encontram balanceadas dentro dos blocos, e a participação no tratamento pode ser considerada aleatória dentro deles (Becker e Ichino, 2002).

Sendo que o identificador dos blocos definidos ao longo da distribuição do escore de propensão, I(q) as unidades incluídas no bloco q, e N^T_q e N^C_q o número de unidades de tratamento e controle inseridas em cada bloco q, temos que (Becker e Ichino, 2002):

$$\tau^S_q = \Sigma_{i\epsilon I(q)} Y^T_i / N^T_q - \Sigma_{i\epsilon I(q)} Y^C_i / N^C_q$$

Na expressão acima podemos visualizar cálculo do ATT dentro de cada bloco, dado pela diferença entre o atributo médio do grupo tratamento e controle. Ao passarmos para a equação a seguir, temos o cálculo do ATT total, dado pela média entre as médias dos blocos:

$$\tau^S = \Sigma \tau^S_q \, (\Sigma_{i\epsilon I(q)} D_i / \Sigma_i D_i),$$

na qual os pesos de cada bloco são atribuídos a partir da proporção de observações de tratamento nele incluídas.

Becker e Ichino (2002) ressaltam que, uma das desvantagens na utilização do método é que, caso exista um bloco no qual não há casos de tratamento ou de controle, todas as observações nele inseridas são descartadas, o que pode acarretar na perda de informações importantes para a análise. Vale lembrar ainda que, como os blocos definem faixas especificas de escore de propensão, a exclusão dos casos não é feita de forma aleatória, o que pode viesar o resultado final.

Nesta breve descrição dos métodos utilizados neste trabalho para o pareamento das observações de tratamento e controle, e o cálculo do efeito médio do tratamento sobre o tratado, não explicitamos a formalização do cálculo da variância, que é diferente em cada uma das técnicas. Tal opção foi feita uma vez que optamos neste trabalho pela estimação da variância via *bootstrap*, em todas as estimações feitas para o ATT.

5.4 Resultados

Os resultados obtidos na tentativa de estimar o efeito da repetência sobre o aluno repetente estão divididos em três partes, apresentados a seguir. Primeiramente,

será apresentada uma análise descritiva da amostra e das variáveis independentes utilizadas no processo de pareamento. Em seguida, os resultados obtidos na estimação dos modelos logito para cada região na estimação do escore de propensão. E por fim, a análise dos resultados do efeito médio do tratamento no tratado (ATT) segundo cada um dos quatro estimadores utilizados para tanto.

5.4.1 Análise descritiva

Será apresentada a seguir uma análise descritiva da amostra usada neste trabalho e das variáveis explicativas selecionadas dentre as várias existentes nas duas fontes de dados utilizadas. Esta análise exploratória permitirá compreender as particularidades da amostra quanto a sua distribuição espacial e diferenças entre repetentes e não repetentes, fundamentais no entendimento dos resultados obtidos posteriormente, na fase do pareamento.

A TAB. 2 a seguir apresenta o número total de alunos em cada um dos sub-grupos de comparação utilizados: os alunos da 7º série em 2002 com informação em 2003, os promovidos da 7º para a 8º série em 2003, os repetentes da 7º série em 2003 e os novatos na 7º série em 2003.

TABELA 2
Amostra selecionada de alunos da 7º série em 2002, 7º e 8º séries em 2003

2002	2003		
total (7º série)	promovidos (8º série)	repetentes (7º série)	novatos (7º série)
5381	5057	324	13427

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003.

A TAB. 3 mostra os total de alunos existentes na base de dados em cada um dos sub-grupos citados acima.

TABELA 3
Amostra total de alunos da 7º série em 2002, 7º e 8º séries em 2003

2002	2003		
total (7º série)	8º série	repetentes (7º série)	novatos (7º série)
13998	12066	324	13427

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003.

A diferença existente entre os valores referentes à amostra selecionada e a amostra total nas TAB. 2 e 3 se devem ao fato de terem sido excluídos os alunos da 7º série de 2002 que não apresentavam informação em 2003 no grupo de repetentes ou de promovidos. Da mesma forma, os alunos da 8º série em 2003 que não foram amostrados

em 2002, também foram excluídos da análise, uma vez que um dos objetivos do trabalho é o valor adicionado ao desempenho escolar entre 2002 e 2003.

A seguir, na TAB. 4, é apresentada a distribuição dos alunos que compõem a amostra no ano base (7º série de 2002) por região e por status em 2003.

TABELA 4
Distribuição dos alunos da 7º série em 2002 repetentes e não repetentes por região

	Centro-Oeste	Nordeste	Norte	Total
Repetentes	151	116	57	324
Não-repetentes	2631	238	2188	5057
Total	**2782**	**2154**	**2245**	**5381**

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003.

Como é possível perceber na TAB. 4 acima, o pequeno número de casos tratamento em relação ao número de controles dificultou as estimativas do escore de propensão, o que exige uma análise de seus resultados, a serem mostrados posteriormente, mais criteriosa.

A distribuição entre repetentes e não-repetentes, e novatos, de cada uma das variáveis explicativas discretas utilizadas está exposta nas TAB. 5, 6 e 7 abaixo, para as três regiões investigadas.

TABELA 5
Distribuição percentual das variáveis explicativas discretas para repetentes e não-repetentes em 2002, e novatos em 2003 – região Centro-Oeste

	Variáveis explicativas	Repetentes	Não-repetentes	Novatos
aluno	sexo (proporção de mulheres)	39,10	55,00	38,10
	cor (proporção de brancos)	49,70	48,00	46,40
	faz lição de casa	40,40	62,80	75,60
	já repetiu de ano alguma vez (anterior a 2002)	51,70	30,90	34,40
	já abandonou o sistema escolar	6,60	6,70	8,00
escola	controle de entrada na escola	95,40	86,00	92,40
	refeitório	6,00	3,80	4,80
	transporte	48,30	40,30	34,30
	atendimento odontológico	8,60	10,70	15,30
	atendimento médico	4,00	5,60	4,80
	banheiro feminino e masculino	94,00	86,50	80,70
	dependência administrativa (proporção de alunos em escolas estaduais)	75,50	72,70	71,30

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

TABELA 6
Distribuição percentual das variáveis explicativas discretas para repetentes e não-repetentes em 2002, e novatos em 2003 – região Nordeste

	Variáveis explicativas	Repetentes	Não-repetentes	Novatos
aluno	sexo (proporção de mulheres)	44,00	57,60	43,10
	cor (proporção de brancos)	35,30	32,50	41,10
	faz lição de casa	31,90	56,90	59,10
	já repetiu de ano alguma vez (anterior a 2002)	49,10	39,50	43,30
	já abandonou o sistema escolar	8,60	8,60	8,80
escola	controle de entrada na escola	87,90	74,00	82,60
	refeitório	26,70	30,10	32,80
	transporte	20,70	23,50	21,40
	atendimento odontológico	1,70	2,50	1,70
	atendimento médico	1,70	2,50	1,60
	banheiro feminino e masculino	78,40	73,80	80,50
	dependência administrativa (proporção de alunos em escolas estaduais)	89,70	77,80	74,60

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

TABELA 7
Distribuição percentual das variáveis explicativas discretas para repetentes e não-repetentes em 2002, e novatos em 2003 – região Norte

	Variáveis explicativas	Repetentes	Não-repetentes	Novatos
aluno	sexo (proporção de mulheres)	47,40	44,30	44,80
	cor (proporção de brancos)	40,40	31,40	40,20
	faz lição de casa	38,60	54,60	64,70
	já repetiu de ano alguma vez (anterior a 2002)	56,30	44,40	42,80
	já abandonou o sistema escolar	2,90	8,20	7,70
escola	controle de entrada na escola	80,70	76,10	74,20
	refeitório	43,90	46,50	44,80
	transporte	7,00	5,10	6,40
	atendimento odontológico	3,50	9,40	8,60
	atendimento médico	0,00	2,10	1,30
	banheiro feminino e masculino	64,90	66,90	72,40
	dependência administrativa (proporção de alunos em escolas estaduais)	66,70	61,50	61,8

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

Como é possível perceber nas TAB. 5, 6 e 7 acima, a maioria das variáveis explicativas apresentam proporções parecidas para repetentes, não repetentes e novatos,

por região. Tal homogeneidade entre os sub-grupos distintos de alunos se deve as características da amostra compreendida pela base de dados Fatores Associados ao Desempenho Escolar. Por amostrar apenas turmas diurnas e de escolas públicas e urbanas nas regiões metropolitanas das capitais dos estados do Mato Grosso do Sul, Goiás, Pernambuco, Sergipe, Pará e Rondônia, a variabilidade das características é pequena, uma vez que se trata em sua maioria de alunos igualmente pobres e inseridos em escolas precárias e comunidades de baixo nível socioeconômico. Tal igualdade de características também afetou as estimativas do escore de propensão, conforme voltaremos a discutir.

Por fim, falta apresentar as características das variáveis explicativas contínuas utilizadas na estimação dos escores de propensão para os sub-grupos de alunos repetentes, não-repetentes e novatos. É importante lembrar que as variáveis índice de infra-estrutura escolar, índice de serviços públicos na escola e índice socioeconômico do aluno foram geradas a partir do método HOMALS de análise de componentes principais. Mais especificamente, utilizamos o primeiro componente gerado (o mais explicativo) como variável independente. O valor das médias e desvio-padrão de cada um deles está exposto na TAB. 8 a seguir. Entretanto, as características dos componentes, como a quantidade da variabilidade explicada e a importância de cada variável no poder explicativo do componente estão expostas no anexo deste trabalho.

TABELA 8
Média e desvio-padrão das variáveis explicativas contínuas para repetentes e não-repetentes em 2002, e novatos em 2003 – regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

	Váriaveis	Promovidos	Repetentes	Novatos
Centro-Oeste	nivel socioeconômico	0,373 (0,934)	0,365 (1,043)	0,198 (1,051)
	nivel socioeconômico médio	0,377 (0,307)	0,306 (0,2320	0,195 (0,239)
	infra-estrutura escolar	0,281 (1,076)	0,457 (1,075)	-0,211 (1,11)
	serviços públicos	0,495 (1,241)	0,585 (1,150)	0,480 (1,207)
Nordeste	nivel socioeconômico	-0,320 (1,051)	-0,391 (0,925)	-0,222 (1,029)
	nivel socioeconômico médio	-0,360 (0,415)	-0,389 (0,328)	-0,219 (0,214)
	infra-estrutura escolar	-0,010 (0,956)	-0,268 (0,789)	0,071 (0,926)
	serviços públicos	-0,256 (0,735)	-0,439 (0,644)	-0,278 (0,737)
Norte	nivel socioeconômico	0,129 (0,985)	0,097 (1,222)	0,160 (1,113)
	nivel socioeconômico médio	0,131 (0,367)	0,001 (0,505)	0,174 (0,307)
	infra-estrutura escolar	0,004 (1,015)	-0,331 (0,836)	0,221 (0,838)
	serviços públicos	-0,164 (0,773)	-0,197 (0,798)	-0,148 (0,865)

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

Como podemos perceber na TAB. 8, assim como as variáveis explicativas discretas, as variáveis contínuas apresentam pouca diferença entre os alunos repetentes, não-repetentes e novatos.

Em seguida, passaremos à análise dos resultados obtidos pelo pareamento e pela utilização dos estimadores do efeito do tratamento sobre o tratado (ATT), ou seja, do efeito da repetência sobre o aluno repetente. Entretanto, como a base Fatores Associados ao Desempenho Escolar (INEP/MEC), utilizada neste trabalho, ainda é pouco utilizada e difundida nos estudos sobre educação, consideramos necessária a contextualização do escore em relação a uma base de dados mais conhecida, com o objetivo de situar o leitor sobre os valores absolutos dos quais trataremos mais adiante. Sendo assim, a TAB. 9 abaixo apresenta a média, o desvio-padrão, o máximo e mínimo do escore da base Fatores Associados ao Desempenho Escolar em 2002, após a aplicação da TRI, além dos mesmos indicadores para a base Sistema de Avaliação da Educação Básica (SAEB) para a oitava série do ensino fundamental no ano de 2003 em todo o Brasil. É possível perceber pela TAB. 9 que a distribuição do escore é consideravelmente diferente quanto a magnitude de seus valores nas duas bases de dados. Da mesma forma, vemos que o desvio-padrão calculado é proporcionalmente menor na base Fatores Associados ao Desempenho Escolar em relação ao SAEB. O conhecimento do valor do desvio-padrão aqui apresentado permitirá dimensionar de forma mais consistente a diferença encontrada no desempenho de alunos repetentes e não-repetentes, além de contextualizá-la no conjunto dos escores dos alunos como um todo.

TABELA 9
Média, desvio-padrão, máximo e mínimo do escore equalizado de matemática da base Fatores Associados ao Desempenho Escolar em 2002 e do escore de matemática da oitava série do ensino fundamental da base SAEB em 2003.

	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002	53,30	5,72	28,66	78,06
SAEB 2003	244,97	51,04	116,32	428,24

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 , e SAEB 2003.

5.4.2 Análise dos resultados obtidos pelo pareamento

As estimativas realizadas na tentativa de parear os alunos repetentes e não-repetentes entre 2002 e 2003 serão apresentadas a seguir. Primeiramente, foram

calculados escores de propensão que medem a probabilidade do aluno estar entre o grupo dos que repetiram para cada uma das três regiões representadas neste trabalho (Centro-Oeste, Nordeste e Norte). As TAB. 10, 11 e 12 abaixo apresentam os modelos logitos estimados para as região Centro-Oeste, Nordeste e Norte respectivamente, a partir dos dados da 7º série de 2002.

TABELA 10
Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2002, região Centro-Oeste

	Covariáveis	Coeficiente	P valor
aluno	sexo	-0,3622 (0,1923)	0,060
	raça	0,2490 (0,1866)	0,182
	já repetiu de ano	0,9192 (0,1875)	0,000
	NSE	-0,0262 (0,1048)	0,802
	faz lição de casa	-0,7445 (0,1904)	0,000
escola	dependência administrativa	-0,8525 (0,2837)	0,003
	transporte	-0,3416 (0,2900)	0,239
	serviços públicos	-0,0222 (0,1506)	0,882
	banheiro feminino e masculino	1,6499 (0,4781)	0,001
	atendimento odontológico	-0,2934 (0,3501)	0,402
	Goiás	-0,8017 (0,2540)	0,002
	NSE médio	-0,9647 (0,3738)	0,010
	constante	-4,3683 (0,7493)	0,000
	Log likelihood chi2		103,610
	Prob > chi2		0,000
	Log likelihood		-465,924
	Pseudo R2		0,101
	N		2782

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

TABELA 11
Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2002, região Nordeste

	Covariáveis	Coeficiente	P valor
aluno	sexo	-0,5444 (0,2277)	0,017
	raça	0,3504 (0,2604)	0,178
	já repetiu de ano	0,6763 (0,2251)	0,003
	NSE	-0,1684 (0,1247)	0,177
	faz lição de casa	-0,7611 (0,2294)	0,001
escola	dependência administrativa	-0,8756 (0,3909)	0,025
	serviços públicos	-0,6235 (0,2722)	0,022
	controle de entrada na escola	1,7018 (0,6271)	0,007
	sinais de depredação na escola	1,6147 (0,4079)	0,000
	refeitório	-0,6090 (0,3605)	0,091
	transporte	0,3976 (0,4438)	0,370
	atendimento odontológico	-0,0001 (0,0000)	0,005
	infra-estrutura	-0,2103 (0,1515)	0,165
	Pernambuco	1,6175 (0,4626)	0,000
	NSE médio	-0,5706 (0,5896)	0,333
	constante	-6,1157 (1,1346)	0,000
	Log likelihood chi2		125,110
	Prob > chi2		0,000
	Log likelihood		-314,472
	Pseudo R2		0,166
	N		2154

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

TABELA 12
Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão- 7º série 2002, região Norte

	Covariáveis	Coeficiente	P valor
aluno	já repetiu de ano	0,5999 (0,3184)	0,060
	NSE	-0,1166 (0,1833)	0,525
	faz lição de casa	-0,5557 (0,3183)	0,081
escola	serviços públicos	-0,6878 (0,1849)	0,000
	banheiro feminino e masculino	-1,5537 (0,6223)	0,013
	refeitório	-0,8447 (0,4823)	0,080
	transporte	2,0188 (0,7603)	0,008
	atendimento odontológico	-1,5631 (0,8275)	0,059
	infra-estrutura escolar	-0,7407 (0,3179)	0,020
	Pará	-2,9435 (0,5343)	0,000
	NSE médio	-0,3326 (0,6455)	0,606
	constante	-2,7288 (0,9555)	0,004
	Log likelihood chi2		70,700
	Prob > chi2		0,000
	Log likelihood		-183,475
	Pseudo R2		0,161
	N		2245

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

Variáveis que indicam características individuais do aluno, como o sexo, se faz lição de casa e se já havia repetido alguma vez anteriormente se mostraram capazes de diferenciar os alunos repetentes dos não repetentes. No entanto, como é possível perceber pelos dados mostrados nas tabelas acima, variáveis reconhecidamente importantes na explicação de resultados educacionais, sejam eles de performance ou rendimento, como nível socioeconômico e educação da mãe[11]se mostraram não significativas no procedimento realizado. Cabe esclarecer que a não-significância destas variáveis no modelo se deve principalmente à homogeneidade da base de dados quanto às características dos alunos e escolas, o que pôde ser verificado na análise descritiva apresentada anteriormente.

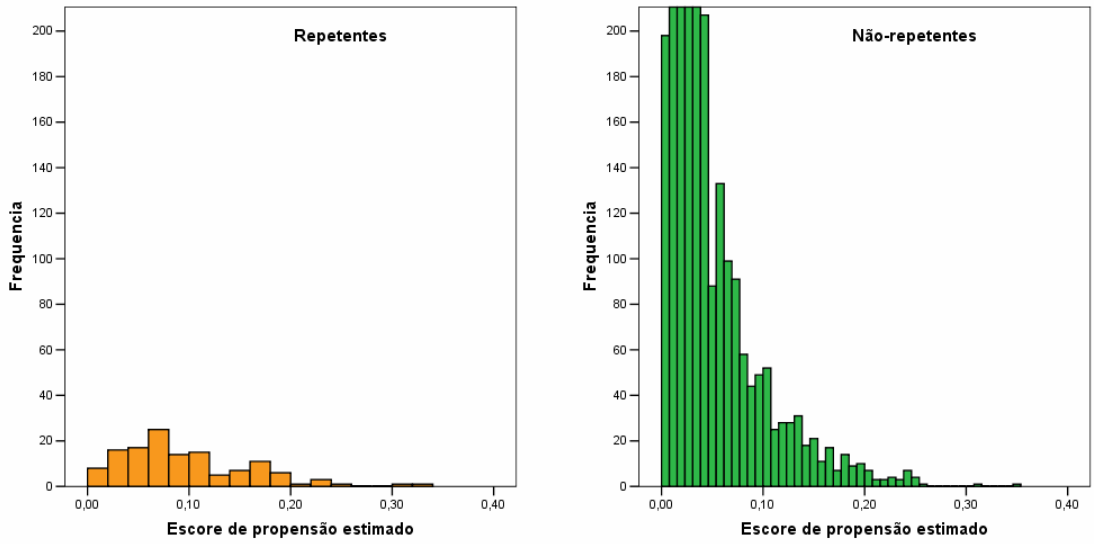
A amostra compreendida pela base de dados foi selecionada de tal maneira que inclui majoritariamente alunos com baixo nível socioeconômico, vindos de famílias nas quais a escolaridade materna (e paterna) é baixa, inseridos em escolas cuja estrutura

[11] A variável educação da mãe foi retirada do modelo final, mas pode ser vista nos modelos estimados previamente, presentes no anexo deste trabalho.

física é precária, assim como as práticas pedagógicas e a capacitação dos professores. Essa indesejável homogeneidade é relativizada apenas entre os estados, como se pode perceber pelas dummies inseridas nos modelos. Além disso, a pouca variabilidade nos dados dos alunos repetentes e promovidos se deve à seletividade exercida previamente pelo sistema escolar. O fato do teste ter sido aplicado apenas aos alunos da sétima série do ensino fundamental que reprovaram, mas permaneceram na mesma escola e em turno diurno, é outra fonte de seletividade que aproxima o conjunto dos repetentes de seus colegas promovidos.

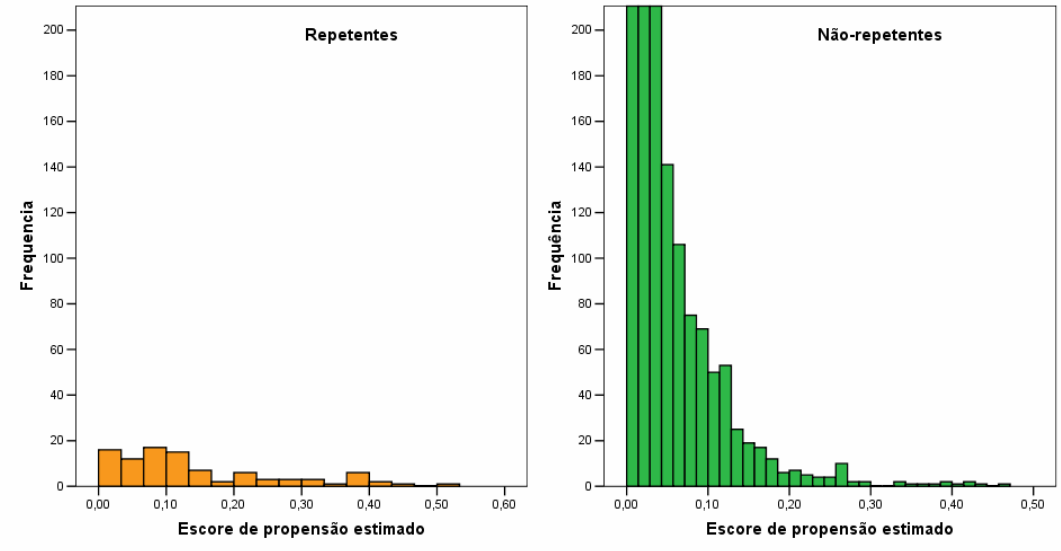
Tais problemas na estimação do escore de propensão resultaram no baixo poder de predição do modelo quanto à probabilidade de repetir, não sendo capaz de distinguir perfeitamente os alunos pertencentes ao grupo tratamento daqueles pertencentes ao grupo controle. Os GRAF. 13, 14 e 15 a seguir apresentam a distribuição dos escores de propensão dos dois grupos para as regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte respectivamente.

GRÁFICO 13: Escores de propensão estimados para repetentes e não repetentes em 2002 – região Centro-Oeste



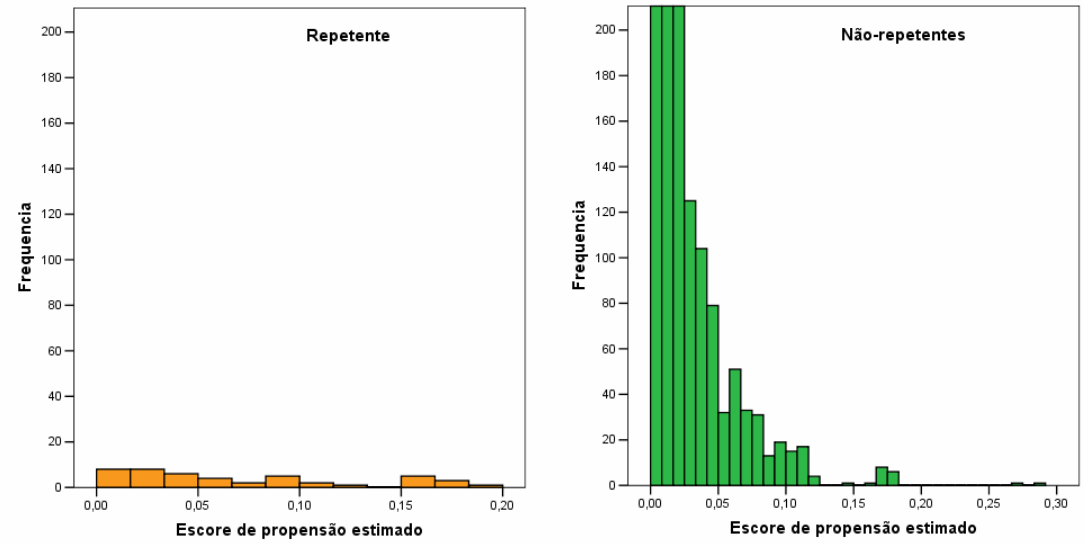
Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

GRÁFICO 14 : Escores de propensão estimados para repetentes e não-repetentes em 2002 - região Nordeste



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

GRÁFICO 15 : Escores de propensão estimados para repetentes e não-repetentes em 2002 - região Norte



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

No entanto, apesar da pouca diferença percebida no escore de propensão estimado para repetentes e não-repetentes, os três modelos estimados foram corretamente balanceados no processo de pareamento. Isto quer dizer que a média das variáveis explicativas é igual para repetentes e não-repetentes dentro dos blocos

definidos pelo software STATA no momento da estimação. O balanceamento se deu em 5 blocos na região Centro-Oeste, 7 na Norte e 5 na Nordeste. Sendo assim, apesar da aparente incapacidade em apontar diferenças entre os alunos quanto à probabilidade de repetir, os modelos estimados são bem sucedidos em equiparar e agrupar repetentes e não repetentes semelhantes quanto a suas características. Isso assegura que em cada bloco, os alunos elegíveis para serem controles são, em termos médios, equivalentes aos tratados, o que assegura um cálculo satisfatório do ATT.

Para a comparação entre repetentes na 7º série de 2003 e seus colegas novatos, foi necessária a estimação de um novo escore de propensão, desta vez utilizando os não-repetentes da sétima série em 2003 como possíveis controles. Neste caso, foi estimado um escore de propensão para a probabilidade de estar no grupo dos repetentes, ou seja, o controle não mais será um aluno que tinha características para repetir mas progrediu, e sim um aluno que tem características para vir a fazer parte do grupo de repetentes aqui considerado. Os modelos logitos estimados por região estão apresentados nas TAB. 13, 14 e 15 a seguir.

TABELA 13
Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2003, região Centro-Oeste

	Covariáveis	Coeficiente	P valor
aluno	sexo	-0,4174 (0,1869)	0,026
	raça	0,3941 (0,1818)	0,030
	já repetiu de ano	3,9441 (0,5099)	0,000
	NSE	0,0089 (0,0844)	0,916
	faz lição de casa	-0,0567 (0,2517)	0,882
escola	dependência administrativa	-0,9806 (0,3702)	0,008
	transporte	-0,3218 (0,2430)	0,185
	coleta de lixo	-0,0096 (0,4684)	0,984
	quadra	-0,0360 (0,2463)	0,884
	atendimento odontológico	-0,0609 (0,2647)	0,818
	refeitório	-1,0438 (0,4079)	0,011
	Goiás	-0,8348 (0,2355)	0,000
	NSE médio	0,1238 (0,4394)	0,778
	constante	-7,6231 (0,9077)	0,000
	Log likelihood chi2		276,060
	Prob > chi2		0,000
	Log likelihood		-473,691
	Pseudo R2		0,226
	N		5588

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

TABELA 14
Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2003, região Nordeste

	Covariáveis	Coeficiente	P valor
	sexo	-0,2191 (0,2106)	0,298
	raça	0,1724 (0,2295)	0,452
aluno	já repetiu de ano	3,9101 (0,7166)	0,000
	NSE	-0,2998 (0,1280)	0,019
	faz lição de casa	-0,2179 (0,2278)	0,339
	dependência administrativa	-1,2942 (0,3880)	0,001
	rede de esgoto	-0,6867 (0,2559)	0,007
	coleta de lixo	0,4567 (0,3681)	0,215
escola	transporte	0,6497 (3023)	0,032
	infra-estrutura	-0,3431 (0,1402)	0,014
	Pernambuco	1,0233 (0,3433)	0,003
	NSE médio	-0,5261 (0,5419)	0,332
	constante	-9,1559 (1,1567)	0,000
	Log likelihood chi2		179,480
	Prob > chi2		0,000
	Log likelihood		-358,344
	Pseudo R2		0,2
	N		4029

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

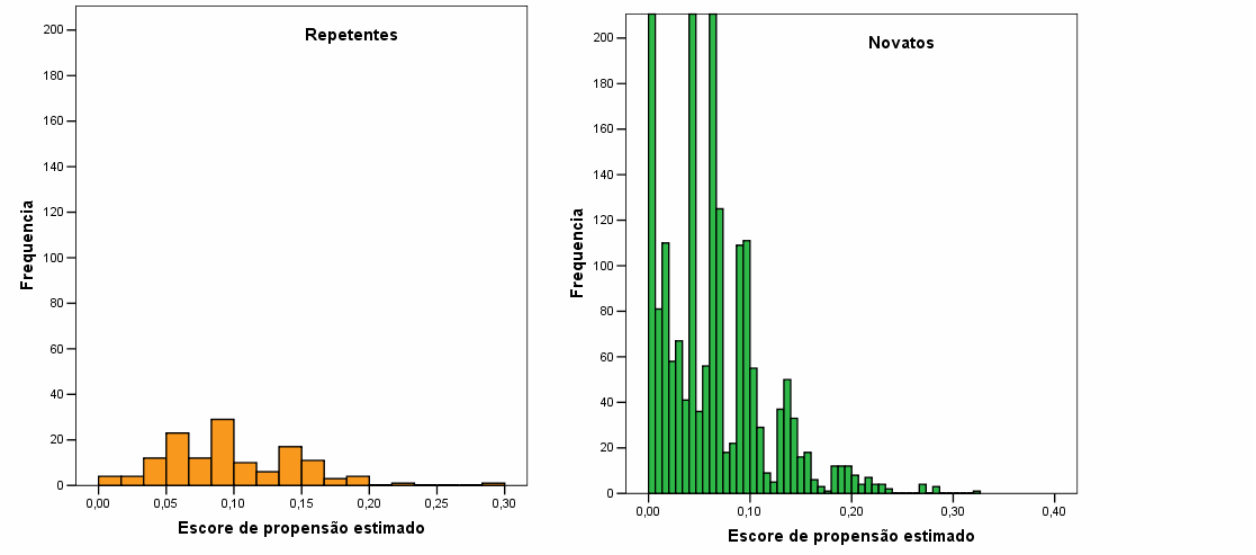
TABELA 15
Coeficientes, desvio-padrão e p-valor estimados pelo modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2003, região Norte

	Covariáveis	Coeficiente	P valor
aluno	sexo	-0,0948 (0,2971)	0,750
	raça	0,1121 (0,3308)	0,735
	já repetiu de ano	4,1105 (1,0136)	0,000
escola	NSE	-0,1122 (0,1715)	0,513
	dependência administrativa	-0,5756 (0,3465)	0,097
	refeitório	-1,5859 (0,4203)	0,000
	rede de esgoto	-1,7239 (0,5067)	0,001
	quadra	-0,9203 (0,4213)	0,029
	Pará	-2,6307 (0,4826)	0,000
	NSE médio	-0,9152 (0,6503)	0,159
	constante	-4,4498 (1,3561)	0,001
	Log likelihood chi2		114,830
	Prob > chi2		0,000
	Log likelihood		-197,801
	Pseudo R2		0,225
	N		4134

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

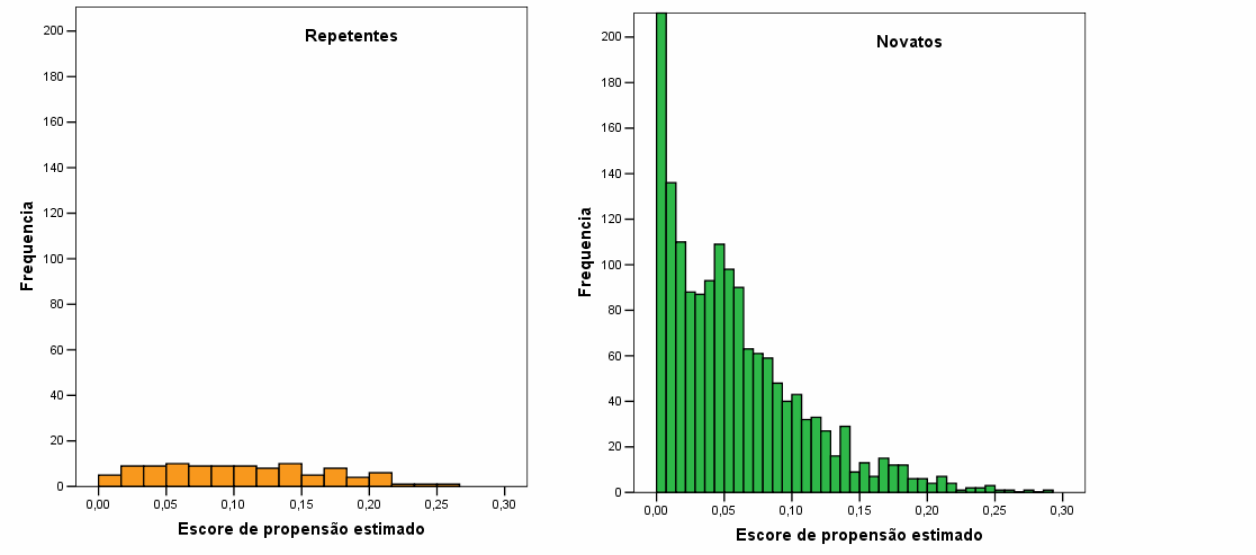
Da mesma forma que na análise do escore de propensão estimado anteriormente, é possível constatar problemas no poder de predição dos modelos acima, o que é melhor visualizado pela análise dos GRAF. 16, 17 e 18 a seguir.

GRÁFICO 16: Escores de propensão estimados para repetentes e novatos em 2003 – região Centro-Oeste



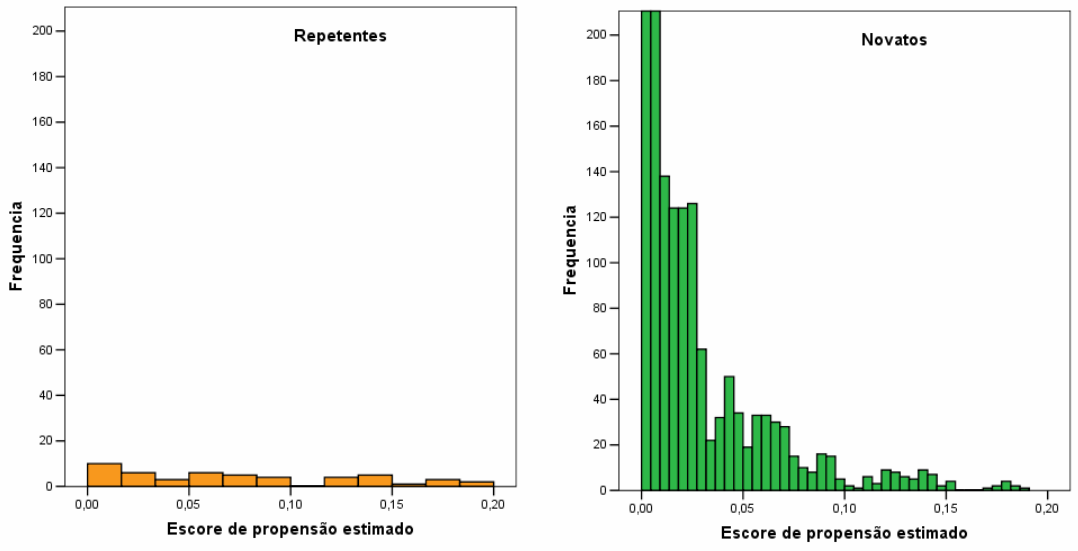
Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

GRÁFICO 17: Escores de propensão estimados para repetentes e novatos em 2003 – região Nordeste



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

GRÁFICO 18: Escores de propensão estimados para repetentes e novatos em 2003 – região Norte



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

Os GRAF. 16, 17 e 18 apresentam os escores de propensão estimados que, conforme podemos perceber pela equivalência entre os valores atribuídos aos dois grupos, não distinguem satisfatoriamente os alunos repetentes daqueles que acabaram de entrar na sétima série, problema que atribuímos às mesmas limitações existentes na base de dados que foram relatadas a pouco.

Da mesma forma que no primeiro grupo de modelos apresentados (TAB. 10, 11 e 12), os três modelos expostos nas TAB. 13, 14 e 15 alcançaram o balanceamento de suas variáveis explicativas, de forma que dentro de cada um dos blocos de alunos divididos pelo programa, a média das covariáveis é estatisticamente a mesma para repetentes e não repetentes. Para tanto, o STATA dividiu os alunos da região Centro-Oeste em 5 blocos, os da região Norte em 4 e os da Nordeste em 6.

5.4.3 Análise dos resultados dos estimadores do efeito médio do tratamento no tratado (ATT)

A seguir serão apresentados os resultados calculados do efeito médio do tratamento sobre o tratado segundo três diferentes estimadores de pareamento, o *Nearest Neighbor Matching,* o pareamento radial e o método de Estratificação, sendo que o primeiro apresenta duas variações, conforme o explicitado na sessão metodológica deste capítulo. Serão mostradas também as diferenças brutas, pré-pareamento, calculadas nas comparações de cada sub-grupo.

Como forma de facilitar a compreensão do efeito da repetência sobre o desempenho dos dois grupos entre os anos analisados, começaremos com a descrição da diferença entre repetentes e promovidos no ano base, 2002. A TAB. 16 abaixo mostra a diferença entre os escores de matemática de repetentes e não-repetentes ma 7º série de 2002 antes do pareamento, enquanto a TAB. 17 mostra o ATT para os alunos pareados, segundo cada um dos estimadores. O arquivo completo das estimativas, incluindo o erro-padrão estimado, foram incluídos no anexo deste trabalho.

TABELA 16
Diferença no escore de matemática em 2002 antes do pareamento entre repetentes e não repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

	Centro-Oeste	Nordeste	Norte
Repetentes	52,130	50,925	49,832
Não-repetentes	55,029	52,034	52,706
Diferença	**-2,899**	**-1,109**	**-2,874**

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003.

TABELA 17
ATT no escore de matemática 2002 entre repetentes e não-repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

	Nearest neighbor matching (aleatório)	*Nearest neighbor matching (equal weight)*	Pareamento radial *(Radius matching)*	Método de estratificação *(Stratification*
Centro-oeste	-3,296	-3,518	-3,148	-3,011
Nordeste	-1,864	-1,728	-1,218	-0,885
Norte	-2,728	-2,769	-2,837	-2,978

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

Conforme é possível perceber na análise das TAB. 16 e 17, a diferença no escore de matemática é mais alta entre os alunos da região Centro-Oeste, seguidos pelos alunos da região Norte e região Nordeste, nesta ordem. Essa tendência é consistente em todos os quatro estimadores utilizados, e segue o encontrado no cálculo da diferença pré-pareamento. Pode-se notar que a diferença entre repetentes e promovidos é tão maior quanto melhor é a região analisada, seja quanto a características do aluno ou quanto a características da escola. Tal padrão pode indicar que os alunos que progrediram ao final do ano em questão possuíam alguma vantagem sobre os que foram reprovados e repetiram, e que tal vantagem era maior nas regiões em melhores condições. Entretanto, é pequena a diferença entre as regiões.

É importante ressaltar que a vantagem do grupo tratamento é reduzida, e que ainda assim, ao final do processo, os integrantes do grupo tratamento foram considerados inaptos para progredirem para a oitava série. Neste caso, cabe o questionamento sobre o quão objetivo é o critério de que define quais alunos devem ser retidos, e quais podem ser promovidos. Alguns autores comentam sobre o grau de subjetividade presente nas escolhas feitas sobre a progressão do aluno, especialmente pelo professor, que é afetado pelo tipo de relacionamento que mantém com o indivíduo, além do próprio julgamento sobre seu grau de maturidade e de capacidade cognitiva para cursar a série seguinte (King et al., 1999; Jimersonn et al., 1997; Pierson e Connel, 1992).

Na sequência, serão apresentados os resultados dos diferencias de desempenho entre repetentes e não repetentes em 2003. Aqui, o efeito do tratamento sobre os repetentes é dado pela diferença entre os escores dos repetentes na sétima série e dos promovidos na oitava, o que pode ser visto como impacto da repetência sobre o aprendizado do grupo de tratamento, vis-a-vis o ganho tido pelo grupo similar que cursou uma série mais avançada. A TAB. 18 a seguir apresenta os valores calculados para a diferença entre os escores de repetentes e não-repetentes antes do pareamento, enquanto a TAB. 18 trás as estimativas do ATT em 2003 para as regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte.

TABELA 18
Diferença no escore de matemática em 2003 antes do pareamento entre repetentes e não repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

	Centro-Oeste	Nordeste	Norte
Repetentes	54,138	52,088	51,518
Não-repetentes	65,499	59,364	59,911
Diferença	**-11,361**	**-7,276**	**-8,393**

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003.

TABELA 19
ATT no escore de matemática 2003 entre repetentes e não-repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

	Nearest neighbor matching (aleatório)	*Nearest neighbor matching (equal weight)*	Pareamento radial *(Radius matching)*	Método de estratificação *(Stratification*
Centro-oeste	-9,369	-9,369	-11,043	-8,476
Nordeste	-4,290	-4,117	-6,831	-4,651
Norte	-5,308	-5,394	-8,425	-5,849

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

Os valores presentes nas TAB. 18 e 19 demonstram um aumento na diferença de desempenho entre os dois grupos, que é tão maior quanto melhor é a região em questão. É possível concluir que o benefício retirado pelo aluno do contato com um novo conteúdo é consideravelmente maior que aquele obtido pela re-exposição ao conteúdo antigo, dado que os dois grupos tinham níveis de desempenho mais próximos em 2002[12]. Tal resultado vai de encontro à maioria dos estudos acerca da repetência, que consideram a prática nociva ao aprendizado. A depreciação no desempenho e o distanciamento em relação ao grupo controle, antes tão próximo, se devem não só a privação do conteúdo mais avançado, mas também à forma como a repetência atua na auto-estima do aluno e no posicionamento que este terá durante o ano repetido em relação aos estudos (Jimerson et al. 1997). Caso o impacto da repetência fosse benéfico, verificaríamos uma redução da diferença entre os grupos tratamento e controle, em relação a 2002. Neste caso, ainda que o resultado fosse negativo, permanecendo a vantagem dos que progrediram sobre os que repetiram, perceberíamos que o ano repetido serviu para recuperar o aluno que foi reprovado, e assim a prática tão extensamente utilizada encontraria embasamento.

Ainda sobre a TAB. 19, é possível notar que a diferença entre tratamento e controle é maior nas regiões que apresentam características mais favoráveis ao aprendizado, o que pode indicar que o aluno se beneficiaria mais da progressão nessas regiões.

Para completar a análise do diferencial de desempenho entre os repetentes e progredidos de 2002/2003, nos resta avaliar o ganho auferido pelos dois grupos entre os

[12] Vale lembrar que os alunos foram submetidos a provas diferentes em 2003. O grupo controle, que progrediu e cursou a oitava série respondeu a uma prova inédita, e o grupo tratamento respondeu à mesma prova que havia feito no anterior. Para corrigir tal vantagem do grupo de repetentes foi aplicada a Teoria de Resposta ao Item (TRI), conforme colocado anteriormente.

anos considerados, ou seja, o valor adicionado pelo ano de 2003 ao aprendizado do aluno. Os resultados estimados para o valor adicionado no escore de matemática em 2003 estão apresentados nas TAB. 20 e 21 a seguir.

TABELA 20
Diferença no valor adicionado ao escore de matemática em 2003 antes do pareamento entre repetentes e não repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

	Centro-Oeste	Nordeste	Norte
Repetentes	2,008	1,163	1,686
Não-repetentes	10,470	7,330	7,204
Diferença	**-8,462**	**-6,167**	**-5,518**

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003.

TABELA 21
ATT no valor adicionado ao escore de matemática 2003 entre repetentes e não-repetentes - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

	Nearest neighbor matching (aleatório)	*Nearest neighbor matching (equal weight)*	Pareamento radial *(Radius matching)*	Método de estratificação *(Stratification*
Centro-oeste	-9,450	-9,450	-8,635	-8,406
Nordeste	-4,297	-4,087	-6,050	-4,559
Norte	-4,634	-4,634	-5,970	-5,786

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

A análise do impacto sobre o valor adicionado equivale à compararmos a diferença entre os dois grupos em 2003 eliminando a disparidade de desempenho pregressa. Como podemos observar na TAB. 21, a diferença no valor adicionado ao escore de matemática é um pouco menor que aquela estimada para a diferença do escore de 2003 em si, o que demonstra que, quanto ao ganho de aprendizado desde 2002, os repetentes não estão tão distantes dos promovidos quanto mostra a análise do ATT no escore de 2003 na TAB. 20. No entanto, o diferencial entre os dois grupos ainda é bastante elevado neste caso, o que reafirma o efeito prejudicial da repetência sobre o desempenho daqueles que foram retidos.

Já a análise por região reafirma o que foi visto até aqui. A diferença é maior nas regiões que apresentam os melhores indicadores, o que, neste caso, significa dizer que o ano adicional de estudo foi mais bem aproveitado pelos alunos inseridos nas regiões em melhor condição.

Até aqui, discorremos a respeito do efeito da repetência sobre o desempenho do aluno levando em consideração o aprendizado de seus similares que progrediram para a série seguinte. No entanto, para fechar todas as comparações possíveis que possam esclarecer a respeito da evolução dos repetentes antes e depois da retenção, falta contrapor a situação do repetente em 2003 contra a de seus novos colegas de turma na sétima série.

As TAB. 22 e 23 informam sobre o diferencial estimado entre novatos e repetentes quanto ao escore de matemática em 2003. A pequena diferença constatada dos repetentes em relação aos novos colegas ressalta a ineficácia da retenção como forma de recuperar o desempenho do aluno com aprendizado insuficiente. Por possuírem um ano adicional de escolaridade em relação aos colegas, e estarem sendo expostos ao conteúdo da sétima série pela segunda vez, era de se esperar que o grupo tratado pela repetência obtivesse um desempenho consideravelmente superior ao dos novos colegas. Entretanto, os alunos se colocam quase que no mesmo nível dos novatos. Vale chamar atenção para o fato de que a pequena diferença existente entre os repetentes e os novos colegas é próxima daquela estimada para os repetentes e seus colegas promovidos na primeira vez que cursaram a série (2002). Tal comparação indica que, passado um ano, os retidos se mantém em posição parecida no contexto da própria turma.

TABELA 22
Diferença no escore de matemática em 2003 antes do pareamento entre repetentes e novatos - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

	Centro-Oeste	Nordeste	Norte
Repetentes	51,800	50,886	51,373
Não-repetentes	52,700	52,138	52,281
Diferença	**-0,900**	**-1,252**	**-0,908**

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003.

TABELA 23
ATT no escore de matemática 2003 entre repetentes e novatos - regiões Centro-Oeste, Nordeste e Norte

	Nearest neighbor matching (aleatório)	*Nearest neighbor matching (equal weight)*	Pareamento radial *(Radius matching)*	Método de estratificação *(Stratification*
Centro-oeste	0,596	0,596	0,482	0,723
Nordeste	-1,818	-1,759	0,232	0,296
Norte	0,251	0,229	0,261	0,207

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003, e Censo Escolar 2001.

Por fim, cabe fazer uma ressalva quanto às conclusões retiradas a partir dos resultados apresentados. Devido ás limitações do escore de propensão estimado, e impostas pela seleção na base de dados, os efeitos expressam diferenciais de desempenho consistentes, mas há de se ter cautela na constatação de impacto, uma vez que não é possível dizer se o viés existente na definição dos grupos tratamento e controle foi satisfatoriamente retirado. Acreditamos que a prudência, no entanto, serve para que não haja generalizações e conclusões equivocadas, o que não deve invalidar os resultados encontrados, uma vez que todos os modelos utilizados neste trabalho foram aprovados no teste de balanceamento das variáveis, indicando que, em termos médios, foram capazes de parear os repetentes aos seus colegas promovidos equivalentes.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Neste trabalho procuramos discutir a repetência tendo em vista seus efeitos sobre o aprendizado do aluno que repete, e investigar em que medida esta prática é eficiente na recuperação de um aluno mal-sucedido. O debate da repetência no Brasil por muito tempo foi feito em termos de suas implicações sociais, e, mais recentemente, focado na trajetória dos indicadores de fluxo e nas alternativas à prática da retenção. Entretanto, a discussão sobre os fatores associados à repetência e o sucesso dos métodos de desseriação são feitos sob a dúvida quanto a quais os benefícios em termos de aprendizado à prática é capaz de prover, e consequentemente, quais os ganhos e perdas relacionados à sua extinção. Por isso, tentamos estimar o efeito puro da repetência, para que pudéssemos compreender o quanto um aluno de fato ganha deixando de progredir para recuperar o conteúdo que teoricamente deveria ter aprendido ao final daquela etapa.

A visão pragmática da evolução do escore, desconsiderados os benefícios ou malefícios sociais e psicológicos da repetência, permite munir os formuladores de políticas educacionais de informações que permitam decidir sobre a retenção com a clareza dos efeitos gerados por ela, e de quais elementos devem ser priorizados na garantia do bem estar do aluno. Neste sentido, a revisão da literatura internacional sobre o assunto mostra a existência de prejuízos na adequação social e no desenvolvimento psíquico do aluno repetente, o que por si só já serviria de argumento contra a prática. Nossos resultados se alinham a essas evidências contrárias à repetência, e à maioria dos trabalhos que mostram especificamente a ineficácia da prática em promover a melhora no desempenho do aluno. No entanto, apesar da contrariedade em relação à repetência estar presente em grande parte dos trabalhos acadêmicos, sua aplicação ainda é majoritária no sistema de ensino.

Neste trabalho, pudemos perceber através da estimação das curvas ISO-IDEB que o *trade off* entre proficiência e fluxo é relativamente fraco para a maioria das escolas, e que é possível auferir ganhos nas taxas de aprovação sem penalizar o escore dos alunos. Tendo em vista que este teste foi aplicado em um conjunto de escolas carentes, podemos pensar se o enfraquecimento dessa relação se deve a incapacidade da escola em promover o aprendizado do aluno. Ou seja, uma escola deficiente, que foi incapaz de elevar o desempenho de um aluno problemático em um ano dificilmente o seria no ano seguinte. Vimos que a relação entre desempenho e fluxo é um pouco mais

dicotômica nas escolas da região Centro-Oeste, que apesar de carentes, representam a parte mais bem sucedida da amostra. Nestas escolas, a taxa de troca estimada entre aprovação e desempenho desencoraja atitudes como a melhora artificial do fluxo, uma vez que o resultado alcançado seria a queda na proficiência dos alunos em um montante muito superior ao ganho obtido com o aumento da aprovação. Os resultados da nossa análise macro da relação entre aprovação e proficiência realizada a partir do IDEB leva a crer que escolas em melhores condições, mais capazes de promover ganhos de aprendizado nos alunos, tenham mais a perder com um aumento forçado nas taxas de aprovação, ou seja, um aumento que não seja fruto do desempenho dos próprios alunos.

A investigação do efeito micro da repetência, ou seja, da sua contribuição efetiva para o aprendizado do aluno mostrou que o ganho dos alunos repetentes é pequeno e inferior aquele tido pelos seus colegas promovidos nas mesmas condições. Encontramos evidências de que a re-exposição ao conteúdo fez com que o aluno repetente tivesse uma melhora no desempenho entre os dois anos considerados. Entretanto, a evolução propiciada por este ano adicional de estudo teria sido maior se ele tivesse progredido. Isto é claramente demonstrado pelo crescimento da distância entre o repetente e seus colegas promovidos ao longo do ano repetido, sendo que os dois grupos apresentavam desempenhos consideravelmente próximos antes da retenção. Veja que estamos falando de estudantes cuja única diferença é o fato de terem progredido ou repetido, pois após o pareamento acreditamos que as demais diferenças entre eles foram superadas. A pequena diferença de desempenho constatada entre os dois grupos no momento inicial lança dúvida sobre o quão objetivos são os critérios utilizados dentro das escolas no momento de aprovar/reprovar os alunos. E, mais importante, o aumento da diferença entre estes dois grupos de características semelhantes e desempenhos parecidos permite concluir que um ano adicional de estudo significa muito para o aluno que, mesmo apresentando desempenho fraco, evolui no sistema de ensino, o que não ocorre com aquele que permanece no mesmo ponto.

Ainda sobre evoluir ou permanecer, cabe dizer que os alunos repetentes se mantêm na mesma posição dentro do contexto da sua turma, um ano após a retenção, quando olhamos para o desempenho do repetente em comparação com o de seus novos colegas de classe. Apesar de contar com um ano a mais de escolaridade, o aluno retido se mostra com o mesmo nível de proficiência dos alunos novatos, nos fazendo questionar se houve de fato algum ganho auferido durante o ano repetido.

As evidências encontradas sobre a incapacidade da repetência em recuperar o aluno deficiente são tão mais fortes quanto piores as condições do sistema escolar analisado. Vimos que o diferencial entre repetentes e promovidos, e repetentes e novatos, é maior nas escolas das regiões Nordeste e Norte, nesta ordem, em relação àquelas localizadas na região Centro-Oeste. Da mesma forma que o encontrado nas curvas ISO-IDEB, é possível que escolas mais deficientes, e que atendam a alunos mais deficientes, tenham mais dificuldade em melhorar o desempenho dos alunos, repetentes ou não, e que um ano adicional exposto às mesmas carências vividas anteriormente não gere maiores benefícios ao aluno.

Conjugando os resultados da análise macro realizada pela observação das curvas ISO-IDEB, e da análise micro promovida pela comparação das diferenças nos escores após o pareamento, vemos que a repetência penaliza os alunos retidos ao os impedir de ter acesso ao conteúdo do ano seguinte, o que se mostrou mais produtivo em termos de desempenho. Além disso, penaliza também a escola, ao contribuir para a manutenção de um IDEB baixo visto que atua depreciando os dois componentes do indicador: diminui sua taxa de aprovação e não é eficiente na elevação do desempenho dos seus alunos.

É importante ter em mente que o dano causado pela prática da repetência é mais intenso naqueles sistemas e alunos mais carentes. Ou seja, ajuda a aprofundar as diferenças já existentes entre regiões e mesmo entre escolas. Mais importante, ainda, é que atua reforçando assimetrias de habilidade entre os alunos, deprimindo mais os mais deficitários, o que torna o cenário pós-escola ainda mais desigual e heterogêneo. Sendo assim, é preciso pensar as políticas educacionais voltadas para o problema de fluxo tendo em vista que sistemas diferentes responderão de formas diferentes em termos de desempenho. E que ações generalizadas podem gerar resultados contraditórios, dependendo do cenário no qual a escola e o aluno estão inseridos. Visto isso, é importante ter cautela no monitoramento das escolas e sistemas escolares através do IDEB, uma vez que ganhos no indicador podem ser auferidos sem nenhum ou pouco aumento de aprendizado, e sem modificações na qualidade do ensino ofertado.

Por fim, cientes dos problemas gerados nas estimações pela seletividade e existente na base de dados e pelo reduzido número de alunos tratados na amostra, esperamos que trabalhos futuros, realizados com dados mais apropriados, possam se dedicar à eliminação do viés existente entre os grupos de repetentes e promovidos, e que o façam a partir de amostras mais generalizadas e heterogêneas que possibilitem

expandir as conclusões para todo o território nacional. Além disso, ressaltamos que conclusões de longo prazo acerca dos efeitos da repetência sobre o desempenho do aluno, tendo em vista a sua trajetória completa, demandaria acompanhá-lo em anos subseqüentes, de forma que fosse possível avaliar seu desempenho nas séries seguintes àquela repetida. Entretanto, conforme já dissemos, tais conclusões devem aguardar a existência de dados apropriados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBERNAZ, Â., FERREIRA, F. H. G., & FRANCO, C. Qualidade e eqüidade na educação fundamental brasileira. Rio de Janeiro: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Economia, 2002.

ALEXANDER, K., ENTWISLE, D., KABBANI, N. *Grade retention, social promotion, and "third way" alternatives*. Paper presented at the National Invitational Conference hosted by the Laboratory for Student Success at Temple University for Research in Human Development and Education. Alexandria, Virginia (November 29 -December 1). 1999.

ANDRADE, D.F; TAVARES, H.R.; VALLE, R.C. *Teoria da resposta ao item*: conceitos e aplicações. Caxambu: Associação Brasileira de Estatística, 2000.

ARROYO, M. G. Fracasso/Sucesso: um pesadelo que perturba nossos sonhos. *Em Aberto*, Brasília, v.17, n.71, p.33-40, janeiro, 2000.

BARROS, R. P.; MENDONCA, R. S. Os determinantes da desigualdade no Brasil. In: *Economia brasileira em perspectiva*. Rio de Janeiro: IPEA, p. 421-474, 1996.

BECKER, S.; ICHINO, A. Estimation of average treatment effects based on propensity scores. *The Stata Journal*, 2, 4, 2002.

BUCHMANN, C.; HANNUM, E. *Education and stratification in developing countries*: a review of theories and research. *Annu.Rev.Sociol***,** v. 27, p. 77-102, 2001.

CRAHAY, M. *Podemos lutar contra o insucesso escolar?* Lisboa: Instituto Piaget, 1996.

CRAHAY, M. É possível tirar conclusões sobre os efeitos da repetência? In: *Cadernos de Pesquisa*, v. 36, n.127, p. 223-246, jan/abr. 2006.

DEHEJIA, R.; WAHBA, S.: Propensity Score Matching Methods for Nonexperimental Causal Studies, *NBER* Working Paper nº.6829, 1998.

DEHEJIA, R.; WAHBA, S. Causal Effects in Noexperimental Studies: Reevaluating the Evaluation of Training Programs. *Journal of the American Statistical Association,* 94(448), p.1053-1062, 1999.

DEHEJIA, R.; WAHBA, S. Propensity score-matching methods for non-experimental causal studies. *The Review of Economics and Statistics*, v. 84, n. 1, p. 151-161, Feb. 2002.

FELÍCIO, F., FERNANDES, R. *O efeito da qualidade da escola sobre o desempenho escolar: uma avaliação do ensino fundamental no estado de São Paulo*. Trabalho apresentado no XXXI Encontro Nacional de Economia. ANPEC, Natal, 2005.

FERNANDES, R. Índice de Desenvolvimento da Educação Básica (IDEB). Textos para discussão*,* n.26, Brasília: Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais Anísio Teixeira (INEP), maio, 2007.

FERRÃO, M.A., BELTRÃO, K.I., SANTOS, D.P. O impacto de políticas de não-repetência sobre o aprendizado de alunos da 4º série. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, 32(3):495–513, 2002.

FLETCHER, R.P., RIBEIRO, S.C. A educação na estatística nacional. In: SAWYER, D. O. (Org) *PNADs em foco: anos 80***.** Belo Horizonte , Associação Brasileira de Estudos Populacionais - ABEP,.

FRANCO, C. Ciclos e letramento na fase inicial do ensino fundamental. *Revista Brasileira de Educação*, v. 25, n. 25, p. 30-38, Rio de Janeiro, 2004.

GOLGHER, A. Modelo profluxo e indicadores derivados. In: RIOS-NETO, E., RIANI, J.(Org.) *Introdução à Demografia da Educação***,** Campinas, Associação Brasileira de Estudos Populacionais – ABEP, 2004.

GOMES, C.A. Quinze anos de ciclos para o ensino fundamental: um balanço das pesquisas sobre sua implantação. *Revista Brasileira de Educação,* Rio de Janeiro, n.25, p.39-52, Jan/Abr. 2004.

GOMES, C.A. Desseriação escolar: alternativa para o sucesso? *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação,* vol. 13, n.46, p.11-38, Rio de Janeiro, Jan/Mar. 2005.

GOMES-NETO, J.B., HANUSHEK, E.A. *Causes and Consequences of Grade Repetition:* Evidence from Brazil. *Economic Development and Cultural Change* 43 (1): 117-148. 1994.

HOMOGENEITY analysis. In: *SPSS Categories*. Chicago: SPSS Inc. 1994.

JACKSON, G. The research evidence on the effects of grade retention. *Review of Educational Research*, 45, 613–635. 1975.

JIMERSON, S., CARLSON, E., ROTERT, M., EGELAND, B., SROUFE, L.A. A Prospective, longitudinal study of the correlates and consequences of early grade retention. *Journal of School Psychology*, 35, 3-25. 1997.

JIMERSON, S.R. *Meta-analysis of grade retention research*: Implications for practice in the 21st century. *School Psychology Review*, 30(3), 420-438. 2001.

LALONDE, R. Evaluating the Econometric Evaluations of Training Programs. *American Economic Review***,** v.76:4, p.604-620, setembro,1986.

KING, E.M., ORAZEM, P.F., PATERNO, E.M. *Promotion with and without learning*: Effects on student dropout. Working Paper Series on Impact Evaluation of Education Reforms 18, Development Research Group. World Bank, Washington, 1999.

KLEIN, R. Por uma educação de qualidade. *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação***,** v.11, n.38, p. 115-120, Rio de Janeiro, Jan./Mar. 2003.

KLEIN, R. Como está a educação no Brasil? O que fazer? ? *Ensaio: Avaliação e Políticas Públicas em Educação***,** v.14, n.51, p. 139-172, Rio de Janeiro, Abr./Jun. 2006.

MANKIW, G. *Introdução à Economia*. Rio de Janeiro: Editora Campus. 2001.

MCCOY, A.R., REYNOLDS, A.J. *Grade retention and school performance*: An extended investigation. *Journal of School Psychology*, 37(3), 273-298. 1999.

MEISELS, S.J., LIAW, F. R. *Failure in grade*: Do retained students catch up? *Journal of Educational Research*, 87(2), 69–77. 1993.

MIRANDA, D. R., *Fatores associados ao desempenho escolar nas disciplinas de matemática e de português no ensino fundamental:* uma perspectiva longitudinal. 2006. 118 f. Tese (Doutorado em Demografia) – Centro de Planejamento e Desenvolvimento Regional, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2006.

OWINGS, W.A., KAPLAN, L.S. Standards, retention, and social promotion. *NASSP Bulletin*, 85(629), 57-66. 2001.

PATRINOS, H., PSACHAROPOULOS, G. *Socioeconomic and Ethnic Determinants of Grade Repetition in Bolivia and Guatemala*. The World Bank, Policy Research Working Papers No. 1028. 1992.

PETERSON, S.E., DEGRACIE, J.S., AYABE, C.R. A longitudinal study of the effects of retention/promotion on academic achievement. *American Educational Research Journal***,** 24(1), 107–118. 1987.

PIERSON, L. H., CONNELL, J. P. Effect of grade retention on self-system processes, school engagement, and academic performance. *Journal of Educational Psychology*, 84, 300–307. 1992.

RIANI, J.L. R. Impactos da estrutura etária em indicadores de educação no Brasil, 1991. *Revista Brasileira de Estudos Populacionais*, v**.**18, n1/2, p.15-34, jan./dez, 2001.

RIANI, J.R., GOLGHER, A.B. Indicadores educacionais confeccionados a partir de base de dados do IBGE. . In: RIOS-NETO, E., RIANI, J.(Org.) *Introdução à Demografia da Educação***,** Campinas, Associação Brasileira de Estudos Populacionais – ABEP, 2004.

RIBEIRO, S.C. A pedagogia da repetência. *Estudos em Avaliação Educacional*, nº 4, p. 73-86, São Paulo, Jul./Dez. 1991.

RIGOTTI, J.I.A transição da escolaridade no Brasil e as desigualdades regionais. *Revista Brasileira de Estudos Populacionais*, v**.**18, n1/2, p.59-73, jan./dez, 2001.

RODRIGUES, Clarissa Guimarães e SIMÕES, Rodrigo Ferreira. *Aglomerados Industriais e Desenvolvimento Sócio-Econômico:* uma análise multivariada para Minas Gerais. *Revista da Fundação de Economia e Estatística da Universidade Federal do Rio Grande do Sul*, Porto Alegre, v.25, n. 1, p.203-232, 1º semestre, 2004.

ROSENBAUM, P.R., RUBIN, D.B. The central role of the propensity score in observational studies for causal effects. *Biometrika*, v.70, p. 41–55, 1983.

RUBIN, D.B. Using propensity scores to help design observational studies: Application to the tobacco litigation. *Health Services Outcome Research Methodology, 2,* 169–188, 2001.

SETUBAL, M. A. Os programas de correção de fluxo no contexto das políticas educacionais contemporâneas. *Em Aberto*, Brasília, v.17, n.71, p.9-19, janeiro, 2000.

SMITH, J.; TODD, P. Does Matching Overcome Lalonde's Critique of Non Experimental Estimators? *Pier Working Paper***.** n 01-035, 2000.

SOARES, S. Os fatores que determinam o sucesso educacional. *Pesquisa e Planejamento Econômico.* v.32, n.3. Dezembro 2002.

SOARES, S. *Aprendizado e seleção*: uma análise da evolução educacional brasileira de acordo com uma perspectiva de ciclo de vida. *Revista Brasileira de Estudos Pedagógicos*, v. 87, n.216 p145-177. Brasília, Agosto 2006.

TODD, P., WOLPIN, K. On the especification and estimation of the production function for cognitive achievement. *The Economic Journal*. Oxford, v.113, n.485, p. F3-F33, Fevereiro 2003.

UNESCO. Declaração Mundial sobre Educação para Todos. Satisfação das Necessidades Básicas de Aprendizagem. Jomtiem, 1990.

VALLE, R. C. *Teoria da resposta ao item*. Dissertação (Mestrado em Estatística) – Instituto de Matemática e Estatística, Universidade de São Paulo, São Paulo, 1999.

ANEXOS

Anexo I - Resultados da Análise de Correspondência Múltipla (ACM) realizada a partir do método HOMALS

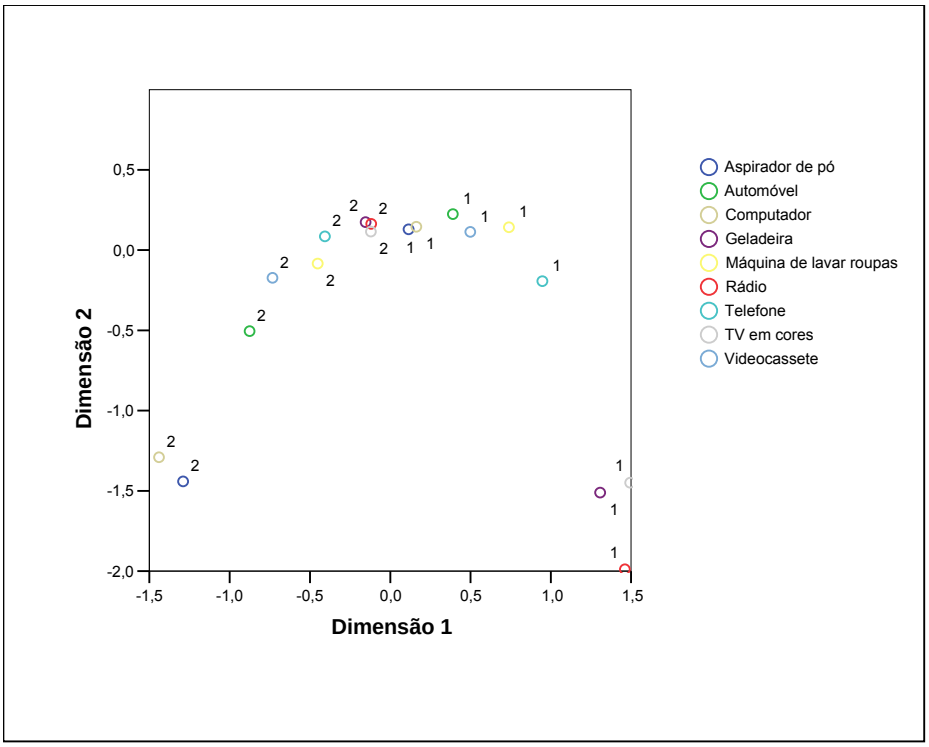
Nível socioeconômico

TABELA 1
Medidas de discriminação e autovalor das dimensões 1 e 2 – Nível socioeconômico

	Dimensão 1	Dimensão 2
TV em cores	0,179	0,168
Videocassete	0,364	0,020
Computador	0,232	0,187
Máquina de lavar roupas	0,332	0,012
Aspirador de pó	0,144	0,180
Telefone	0,381	0,016
Automóvel	0,339	0,113
Rádio	0,168	0,312
Geladeira	0,200	0,266
Autovalor	0,260	0,141

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003

QUADRO 1: Medidas de discriminação das variáveis nas dimensões 1 e 2 – nível socioeconômico



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003

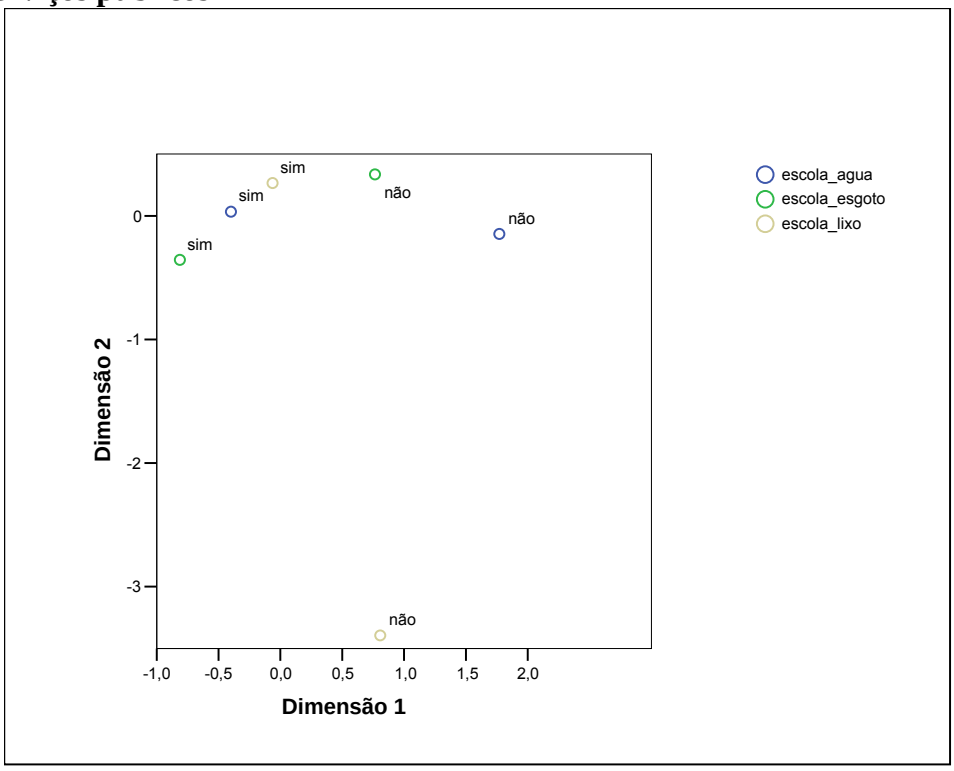
A) Serviços públicos

TABELA 2
Medidas de discriminação e autovalor das dimensões 1 e 2 – Serviços públicos

	Dimensão 1	Dimensão 2
escola_água	0,707	0,005
escola_esgoto	0,622	0,119
escola_lixo	0,051	0,899
Autovalor	0,460	0,341

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003

QUADRO 2: Medidas de discriminação das variáveis nas dimensões 1 e 2 - serviços públicos



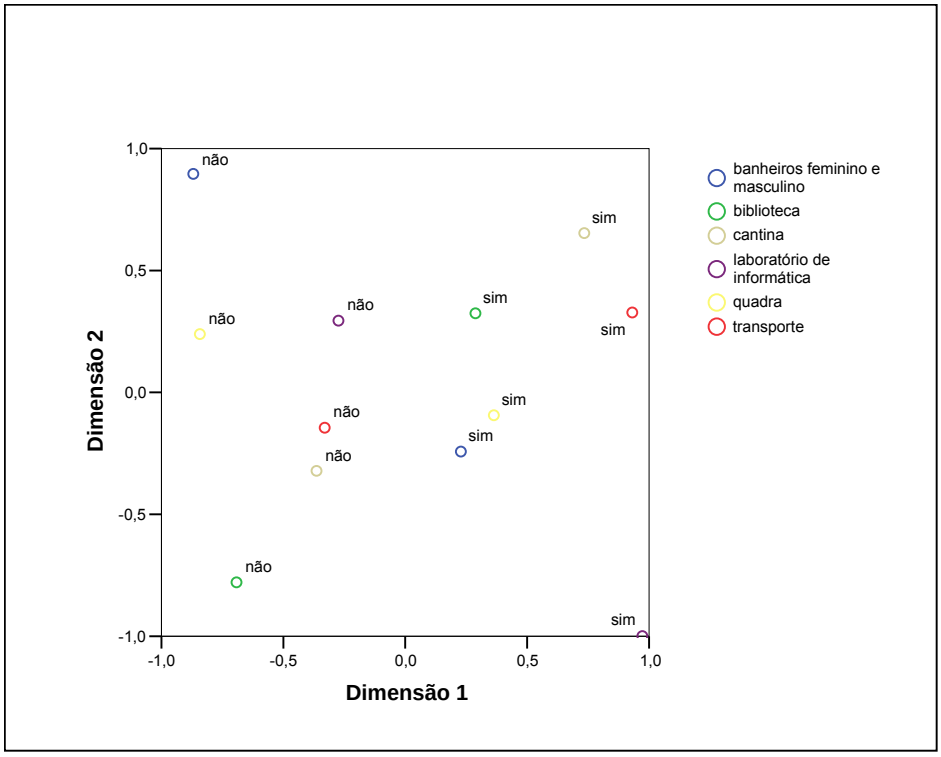
Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003

B) Infra-estrutura escolar

TABELA 3
Medidas de discriminação e autovalor das dimensões 1 e 2 – Infra-estrutura

	Dimensão 1	Dimensão 2
banheiros feminino e masculino	0,199	0,214
transporte	0,290	0,041
biblioteca	0,197	0,250
cantina	0,269	0,212
quadra	0,304	0,023
laboratório de informática	0,269	0,290
Autovalor	0,415	0,172

QUADRO 3: Medidas de discriminação das variáveis nas dimensões 1 e 2 - infra-estrutura



Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da Pesquisa Fatores Associados ao Desempenho Escolar 2002 e 2003

Anexo II – Resultados da estimação das regressões quantílicas para as curvas ISO-IDEB empíricas

TABELA 4
Coeficientes estimados por regressão quantílica por quartil para a curva ISO-IDEB – Centro-Oeste - 2005

Decil	Variável	Coeficiente
1 quartil	lntaxa8	-1,84*
(Pseudo R2=0,087)	constante	1,55*
2 quartil	lntaxa8	-1,34**
(Pseudo R2=0,049)	constante	1,74*
3 quartil	lntaxa8	-0,66
(Pseudo R2=0,036)	constante	1,80*

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005
* significativo a 1%; ** significativo a 5%.

TABELA 5
Coeficientes estimados por regressão quantílica por quartil para a curva ISO-IDEB – Norte - 2005

Decil	Variável	Coeficiente
1 quartil	lntaxa8	-0,43
(Pseudo R2=0,068)	constante	1,06*
2 quartil	lntaxa8	-0,030
(Pseudo R2=0,074)	constante	1,33*
3 quartil	lntaxa8	-0,028
(Pseudo R2=0,079)	constante	1,59*

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005
* significativo a 1%; ** significativo a 5%.

TABELA 6
Coeficientes estimados por regressão quantílica por quartil para a curva ISO-IDEB – Nordeste - 2005

Decil	Variável	Coeficiente
1 quartil	lntaxa8	-0,28
(Pseudo R2=0,062)	constante	1,09**
2 quartil	lntaxa8	0,24
(Pseudo R2=0,081)	constante	1,30*
3 quartil	lntaxa8	0,13
(Pseudo R2=0,072)	constante	1,62*

Fonte: Elaboração própria a partir dos dados da base IDEB 2005
* significativo a 1%; ** significativo a 5%.

Anexo III – Resultados da estimação do escore de propensão

- **Modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2002, região Centro-Oeste (*Output* STATA)**

```
. pscore  repetente7  asexo  a2licao  a2nrep   a2raca_rec   nse_1   nse_medio   banheiro
>  e2atodo_1  serviços_publicos_escola  infra_estrut  escola_refeitorio  transporte
>  depend   go , pscore(mypscore) blockid(blocos) numblo(3) logit

**************************************************
Algorithm to estimate the propensity score
**************************************************

The treatment is repetente7

 repetente7 |      Freq.     Percent        Cum.
------------+-----------------------------------
          0 |      2,631       94.57       94.57
          1 |        151        5.43      100.00
------------+-----------------------------------
      Total |      2,782      100.00

Estimation of the propensity score

Iteration 0:   log likelihood = -517.72893
Iteration 1:   log likelihood =  -475.7639
Iteration 2:   log likelihood =  -466.3945
Iteration 3:   log likelihood = -465.93149
Iteration 4:   log likelihood = -465.92459
Iteration 5:   log likelihood = -465.92458

Logistic regression                               Number of obs   =       2574
                                                  LR chi2(16)     =     103.61
                                                  Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -465.92458                       Pseudo R2       =     0.1001

------------------------------------------------------------------------------
 repetente7 |      Coef.   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
 asexo      |  -.3622353   .1923947    -    0.060   -.739322    .0148514
 a2licao    |  -.7445823   .1904985    -    0.000   -1117952   -.3712122
 a2nrep     |   .9192132   .1875469   4.90  0.000   .5516282    1286798
 a2raca_rec |   .2490091   .1866807    -    0.182   -.6148965   .1168784
 nse_1      |  -.0262649   .1048535    -    0.802   -.2317739   .1792442
 nse_medio  |   .9647721   .3738197   2.58  0.010   .2320989    1697445
 banheiro   |   1649957    .4781344   3.45  0.001   .7128304    2587083
 e2atodo_1  |  -.2934891   .350171    -    0.402   -.9798117   .3928335
 serviços_p~a |  -.0222867   .1506218    -    0.882   -.3174999   .2729265
 infra_estrut |   .3233901   .172861    1.87  0.061   -.0154112   .6621914
 escola_ref~o |   .412224    .4119278   1.00  0.317   -.3951397   1219588
 transporte |  -.3416548   .2900202    -    0.239   -.9100839   .2267743
 depend     |   .8525114   .2837828   3.00  0.003   .2963072    1408716
 go         |  -.8017861   .2540318   3.16  0.002   .303893     1299679
  _cons     |  -4368395    .749355    -    0.000   -5837104    -2899686
------------------------------------------------------------------------------

Description of the estimated propensity score
```

```
                Estimated propensity score
-------------------------------------------------------------
      Percentiles      Smallest
 1%    .0019944       .0014812
 5%    .0055015       .0015039
10%    .0090169       .0015046       Obs               2574
25%    .0183738       .0015248       Sum of Wgt.       2574

50%    .0344878                      Mean          .0508936
                        Largest       Std. Dev.     .0480123
75%    .0678167       .3148838
90%    .1183457       .3177116       Variance      .0023052
95%    .1547804       .3249009       Skewness      1.831972
99%    .2240875       .3499513       Kurtosis      6.948076

*****************************************************
Step 1: Identification of the optimal number of blocks Use option detail if you want more detailed output
*****************************************************

The final number of blocks is 5

This number of blocks ensures that the mean propensity score is not different for treated and controls in
each block

*********************************************************
Step 2: Test of balancing property of the propensity score Use option detail if you want more detailed
output
*********************************************************

The balancing property is satisfied

This table shows the inferior bound, the number of treated and the number of controls for each block

  Inferior |
  of block |      repetente7
of pscore  |        0          1 |     Total
-----------+----------------------+----------
         0 |     1,653        45 |     1,698
  .0416667 |       572        46 |       618
  .0833333 |       327        43 |       370
  .1666667 |        78        17 |        95
  .3333333 |         1         0 |         1
-----------+----------------------+----------
     Total |     2,631       151 |     2,782

*******************************************
End of the algorithm to estimate the pscore
*******************************************
```

- **Modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2002, região Nordeste (*Output* STATA)**

```
. pscore  repetente7  asexo  a2licao  a2nrep   a2raca_rec    banheiro    nse_1   nse_
> medio   e2scest_1 e2atodo_1  e2sdepr_1 serviços_publicos_escola  infra_estrut  escola_refeitori
> o  transporte   pe , pscore(mypscore) blockid(blocos) numblo(3) logit

*************************************************
Algorithm to estimate the propensity score
```

****
The treatment is repetente7

repetente7	Freq.	Percent	Cum.
0	2,038	94.61	94.61
1	116	5.39	100.00
Total	2,154	100.00	

Estimation of the propensity score

Iteration 0: log likelihood = -377.02496
Iteration 1: log likelihood = -334.82121
Iteration 2: log likelihood = -316.01065
Iteration 3: log likelihood = -314.52509
Iteration 4: log likelihood = -314.47221
Iteration 5: log likelihood = -314.47209

Logistic regression Number of obs = 1897
LR chi2(17) = 125.11
Prob > chi2 = 0.0000
Log likelihood = -314.47209 Pseudo R2 = 0.1659

repetente7	Coef.	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf. Interval]	
asexo	-.5444193	.2277906	-2.39	0.017	-.9908807	-.0979578
a2licao	-.7611819	.2294556	-3.32	0.001	-1.210.907	-.3114571
a2nrep	.6763503	.2251987	3.00	0.003	.234969	1.117.732
a2raca_rec	-.3504343	.2604354	-1.35	0.178	-.8608783	.1600096
banheiro	.6613946	.4928415	1.34	0.180	-.304557	1.627.346
nse_1	-.1684921	.1247762	1.35	0.177	-.0760648	.413049
nse_medio	-.5706313	.5896346	-0.97	0.333	-1.726.294	.5850313
e2scest_1	1.701.894	.6271521	2.71	0.007	.4726987	293.109
e2atodo_1	.0001633	.000058	2.81	0.005	.0000496	.000277
e2sdepr_1	161.476	.4079836	3.96	0.000	.8151267	2.414.393
serviços_p~a	-.6235677	.2722762	-2.29	0.022	-1.157.219	-.0899162
infra_estrut	-.2103569	.151545	-1.39	0.165	-.5073797	.0866659
escola_ref~o	-.6090234	.36057	-1.69	0.091	-1.315.728	.0976809
transporte	.3976088	.4438826	-0.90	0.370	-1.267.603	.4723852
pe	1.617.548	.4626821	3.50	0.000	.7107075	2.524.388
cons	-6.115.705	1.134.672	-5.39	0.000	-8.339.622	-3.891.787

Description of the estimated propensity score

Estimated propensity score

Percentiles		Smallest		
1%	.0007794	.0004048		
5%	.0018677	.0004463		
10%	.0031458	.0004463	Obs	1897
25%	.008862	.0004463	Sum of Wgt.	1897
50%	.0271653		Mean	.0500791
		Largest	Std. Dev.	.0654245
75%	.0655173	.4372175		
90%	.1207509	.4613518	Variance	.0042804
95%	.1697326	.4662309	Skewness	2.858084
99%	.3631247	.5332597	Kurtosis	13.88279

```
*****************************************************
Step 1: Identification of the optimal number of blocks Use option detail if you want more detailed output
*****************************************************
The final number of blocks is 6

This number of blocks ensures that the mean propensity score is not different for treated and controls in
each block

*********************************************************
Step 2: Test of balancing property of the propensity score Use option detail if you want more detailed
output
*********************************************************
The balancing property is satisfied

This table shows the inferior bound, the number of treated and the number of controls for each block

  Inferior |
  of block |      repetente7
of pscore  |         0          1 |     Total
-----------+----------------------+----------
         0 |     1,051         28 |     1,079
  .0208333 |       353         13 |       366
  .0416667 |       326         18 |       344
  .0833333 |       238         29 |       267
  .1666667 |        60         17 |        77
  .3333333 |        10         11 |        21
-----------+----------------------+----------
     Total |     2,038        116 |     2,154

*******************************************
End of the algorithm to estimate the pscore
*******************************************
```

- **Modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2002, região Norte (*Output* STATA)**

```
pscore repetente7 a2licao a2nrep banheiro nse_1 nse_medio e2atodo_1 serviços_publico
> s_escola infra_estrut escola_refeitorio transporte pa , pscore(mypscore) blockid(blocos) nu
> mblo(3) logit

*****************************************************
Algorithm to estimate the propensity score
*****************************************************

The treatment is repetente7

 repetente7 |      Freq.     Percent        Cum.
------------+-----------------------------------
          0 |      2,188       97.46       97.46
          1 |         57        2.54      100.00
------------+-----------------------------------
      Total |      2,245      100.00

Estimation of the propensity score

Iteration 0:   log likelihood = -218.71095
Iteration 1:   log likelihood = -200.04515
Iteration 2:   log likelihood = -185.35621
```

```
Iteration 3:   log likelihood = -183.57157
Iteration 4:   log likelihood = -183.47631
Iteration 5:   log likelihood = -183.47578
Iteration 6:   log likelihood = -183.47578

Logistic regression                       Number of obs   =       2159
                                          LR chi2(11)     =      70.47
                                          Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -183.47578               Pseudo R2       =     0.1611

------------------------------------------------------------------------------
repetente7 |      Coef.   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
a2licao |    -.5557447   .3183987    -     0.081   -1.179.795    .0683053
a2nrep |     .5999505   .3184782   1.88   0.060   -.0242554    1.224.156
banheiro |   -155.371    .6223751    -     0.013   -2.773.543   -.3338775
nse  1 |     -.1166184   .1833911    -     0.525   -.4760583    .2428215
nse  medio |  -.332617   .6455004    -     0.606   -1.597.775   .9325405
e2atodo  1 |  -1.563.113 .8275999    -     0.059   -3.185.179   .0589528
serviços  p~a |  -.6878634  .184903    -     0.000   -1.050.267   -.3254601
infra  estrut |  -.7407821  .3179285  2.33   0.020   .1176538     136.391
escola  ref~o |  -.8447682  .4823747  -     0.080   -1.790.205   .1006689
transporte |   2.018.827   .7603163  2.66   0.008   .5286349     350.902
pa |          -2.943.539  .5343424    -     0.000   -3.990.831   -1.896.247
  cons |      -2.728.895  .9555198    -     0.004   -460.168     -.8561107
------------------------------------------------------------------------------

Description of the estimated propensity score

                Estimated propensity score
-----------------------------------------------------------
      Percentiles      Smallest
 1%    .0001067       .0000541
 5%    .0003581       .0000572
10%    .0006096       .0000574       Obs               2159
25%     .001812       .0000581       Sum of Wgt.       2159

50%     .008559                      Mean           .020843
                        Largest       Std. Dev.     .0303649
75%    .0264563       .1806247
90%    .0595465       .1906628       Variance       .000922
95%    .0819385       .2705034       Skewness      2.803052
99%    .1642982        .286556       Kurtosis      14.02947

*****************************************************
Step 1: Identification of the optimal number of blocks Use option detail if you want more detailed
output
*****************************************************

The final number of blocks is 7
This number of blocks ensures that the mean propensity score is not different for treated and controls
in each block

*******************************************************
Step 2: Test of balancing property of the propensity score
Use option detail if you want more detailed output
*******************************************************

The balancing property is satisfied

This table shows the inferior bound, the number of treated and the number of controls for each block
```

```
  Inferior |
  of block |      repetente7
of pscore  |         0          1 |     Total
-----------+----------------------+----------
         0 |     1,240         17 |     1,257
  .0104167 |       277          5 |       282
  .0208333 |       359         12 |       371
  .0416667 |       226          6 |       232
  .0833333 |        68          8 |        76
      .125 |         2          5 |         7
  .1666667 |        16          4 |        20
-----------+----------------------+----------
     Total |     2,188         57 |     2,245

*****************************************
End of the algorithm to estimate the pscore
*****************************************
```

- **Modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2003, região Centro-Oeste (*Output* STATA)**

```
. pscore  idrepete   a7sexo  raca_rec  nse_1  nse_medio  a7licao   a7nrep   coleta_lixo
>  refeitorio  quadra  odontologico  transporte banheiro_fem_mas  go  depend, pscore(m
> ypscore) blockid(blocos) numblo(3) logit comsup

*****************************************************
Algorithm to estimate the propensity score
*****************************************************
The treatment is idrepete

   idrepete |      Freq.     Percent        Cum.
------------+-----------------------------------
          0 |      5,437       97.30       97.30
          1 |        151        2.70      100.00
------------+-----------------------------------
      Total |      5,588      100.00

Estimation of the propensity score

Iteration 0:   log likelihood = -611.72209
Iteration 1:   log likelihood = -535.57537
Iteration 2:   log likelihood = -482.00682
Iteration 3:   log likelihood = -474.69613
Iteration 4:   log likelihood = -473.74169
Iteration 5:   log likelihood = -473.69194
Iteration 6:   log likelihood = -473.69169

Logistic regression                               Number of obs   =       4450
                                                  LR chi2(16)     =     276.06
                                                  Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -473.69169                       Pseudo R2       =     0.2256
```

idrepete	Coef.	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf. Interval]	
a7sexo	-.4174728	.1869694	-2.23	0.026	-.7839261	-.0510194
raca_rec	.3941815	.1818947	-2.17	0.030	-.7506886	-.0376744
nse_1	.0089562	.0844989	0.11	0.916	-.1566585	.1745709
nse_medio	.1238042	.4394215	0.28	0.778	-.7374461	.9850545
a7licao	-.0567235	.2517457	-0.23	0.822	-.550136	.4366891
a7nrep	3.944.123	.5099961	7.73	0.000	2.944.549	4.943.697
coleta_lixo	-.0096704	.4684259	-0.02	0.984	-.9277683	.9084274
refeitorio	1.043.857	.4079521	2.56	0.011	.2442861	1.843.429
quadra	-.0360905	.2463624	-0.15	0.884	-.5189519	.4467709
odontologico	-.0609733	.2647653	-0.23	0.818	-.5799038	.4579571
transporte	-.3218862	.243091	-1.32	0.185	-.7983359	.1545634
banheiro_f~s	1.357.582	.3894545	3.49	0.000	.5942649	2.120.898
go	-.8348547	.2355166	-3.54	0.000	-1.296.459	-.3732506
depend	-.9806768	.3702121	2.65	0.008	.2550744	1.706.279
cons	-7.623.129	.9077743	-8.40	0.000	-9.402.334	-5.843.924

Note: the common support option has been selected
The region of common support is [.00189676, .29704566]

Description of the estimated propensity score in region of common support

Estimated propensity score

Percentiles		Smallest		
1%	.0019198	.0018968		
5%	.0020176	.0018968		
10%	.0021388	.0018968	Obs	2608
25%	.0033842	.0018968	Sum of Wgt.	2608
50%	.0434592		Mean	.0517678
		Largest	Std. Dev.	.0516735
75%	.0818191	.2826985		
90%	.1293636	.2837038	Variance	.0026702
95%	.1496725	.2837149	Skewness	1.183464
99%	.2116746	.2970457	Kurtosis	4.395128

****
Step 1: Identification of the optimal number of blocks Use option detail if you want more detailed output
****

The final number of blocks is 5

This number of blocks ensures that the mean propensity score
is not different for treated and controls in each block

****
Step 2: Test of balancing property of the propensity score Use option detail if you want more detailed output
****

The balancing property is satisfied

This table shows the inferior bound, the number of treated
and the number of controls for each block

Inferior of block of pscore	idrepete 0	1	Total

```
-----------+----------------------+----------
  .0018968 |     1,029          4 |     1,033
  .0208333 |       206         10 |       216
  .0416667 |       669         41 |       710
  .0833333 |       491         73 |       564
  .1666667 |        76          9 |        85
-----------+----------------------+----------
     Total |     2,471        137 |     2,608
```

Note: the common support option has been selected

****
End of the algorithm to estimate the pscore
****

- **Modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2003, região Nordeste (*Output* STATA)**

```
. pscore  idrepete  asexo    raca_rec  a7nrep   a7licao nse_1  nse_medio  depend  in
> fra_estrutura  esgoto    coleta_lixo transporte  pe, pscore(mypscore) blockid(b
> locos) numblo(3) logit comsup
```

****
Algorithm to estimate the propensity score
****

The treatment is idrepete

```
   idrepete |      Freq.     Percent        Cum.
------------+-----------------------------------
          0 |      3,913       97.12       97.12
          1 |        116        2.88      100.00
------------+-----------------------------------
      Total |      4,029      100.00
```

Estimation of the propensity score

```
Iteration 0:   log likelihood =  -448.0861
Iteration 1:   log likelihood = -388.36362
Iteration 2:   log likelihood = -363.27684
Iteration 3:   log likelihood = -359.10566
Iteration 4:   log likelihood = -358.39859
Iteration 5:   log likelihood = -358.34468
Iteration 6:   log likelihood = -358.34413

Logistic regression                               Number of obs   =       2896
                                                  LR chi2(15)     =     179.48
                                                  Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -358.34413                       Pseudo R2       =     0.2003
```

idrepete	Coef.	Std. Err.	z	P>|z|	[95% Conf. Interval]	
asexo	-.2191941	.2106288	-1.04	0.298	-.632019	.1936308
raca_rec	.1724502	.2295193	0.75	0.452	-.2773994	.6222998
a7nrep	3.910.147	.7166985	5.46	0.000	2.505.443	531.485
a7licao	-.217936	.2278155	-0.96	0.339	-.6644462	.2285743
nse_1	-.2998551	.1280056	-2.34	0.019	-.5507414	-.0489687
nse_medio	.5261115	.5419777	0.97	0.332	-.5361453	1.588.368
depend	1.294.204	.3880799	3.33	0.001	.5335812	2.054.827
infra_estr~a	-.3431497	.140241	2.45	0.014	.0682824	.6180169

esgoto |	.6867015	.2559178	2.68	0.007	.1851119	1.188.291
coleta_lixo |	.4567049	.3681465	1.24	0.215	-.264849	1.178.259
transporte |	.6497599	.3023467	2.15	0.032	.0571713	1.242.348
pe |	102.331	.3433329	2.98	0.003	.3503894	169.623
cons |	-9.155.949	1.156.755	-7.92	0.000	-1.142.315	-6.888.751

Note: the common support option has been selected The region of common support is [.00185609, .2560178]

Description of the estimated propensity score in region of common support

Estimated propensity score

	Percentiles	Smallest		
1%	.0019078	.0018561		
5%	.0021565	.0018572		
10%	.0025096	.0018621	Obs	1930
25%	.0081065	.0018621	Sum of Wgt.	1930
50%	.0406717	Mean		.0530328
	Largest	Std. Dev.		.0518828
75%	.0806904	.2467342		
90%	.1264049	.2467342	Variance	.0026918
95%	.1644644	.2518225	Skewness	1.216389
99%	.2129607	.2560178	Kurtosis	4.093111

****
Step 1: Identification of the optimal number of blocks Use option detail if you want more detailed output
****

The final number of blocks is 5

This number of blocks ensures that the mean propensity score is not different for treated and controls in each block

****
Step 2: Test of balancing property of the propensity score
Use option detail if you want more detailed output
****

The balancing property is satisfied

This table shows the inferior bound, the number of treated
and the number of controls for each block

Inferior of block of pscore	idrepete 0	1	Total
.0018561	700	7	707
.0208333	262	11	273
.0416667	466	24	490
.0833333	326	41	367
.1666667	72	21	93
Total	1,826	104	1,930

Note: the common support option has been selected

****

End of the algorithm to estimate the pscore

- **Modelo logito para o escore de propensão – 7º série 2003, região Norte (*Output* STATA)**

```
. pscore  idrepete  asexo    raca_rec  a7nrep   nse_1  nse_medio  depend    esgoto  coleta_lixo
>  quadra  refeitorio  pa, pscore(mypscore) blockid(blocos) numblo(3) logit comsup

**************************************************
Algorithm to estimate the propensity score
**************************************************

The treatment is idrepete

   idrepete |      Freq.     Percent        Cum.
------------+-----------------------------------
          0 |      4,077       98.62       98.62
          1 |         57        1.38      100.00
------------+-----------------------------------
      Total |      4,134      100.00

Estimation of the propensity score

Iteration 0:   log likelihood =  -255.2157
Iteration 1:   log likelihood = -228.03149
Iteration 2:   log likelihood = -202.80706
Iteration 3:   log likelihood = -198.56229
Iteration 4:   log likelihood = -197.87353
Iteration 5:   log likelihood = -197.80317
Iteration 6:   log likelihood = -197.80156
Iteration 7:   log likelihood = -197.80156

Logistic regression                               Number of obs   =       3320
                                                  LR chi2(12)     =     114.83
                                                  Prob > chi2     =     0.0000
Log likelihood = -197.80156                       Pseudo R2       =     0.2250

------------------------------------------------------------------------------
 idrepete |      Coef.   Std. Err.      z    P>|z|     [95% Conf. Interval]
-------------+----------------------------------------------------------------
 asexo |     -.0948739   .2971691    -0.32   0.750    -.6773146    .4875667
 raca_rec |   .1121643   .3308164     0.34   0.735    -.536224     .7605526
 a7nrep |     4.110.553   1.013.674   4.06   0.000     2.123.788   6.097.318
 nse_1 |     -.112232    .1715881    -0.65   0.513    -.4485386    .2240745
 nse_medio |  -.9152486   .6503653    -1.41   0.159    -2.189.941   .359444
 depend |    -.5756132   .346525     -1.66   0.097     -125.479    .1035634
 esgoto |       -1.723.987 .5067999    3.40   0.001    .7306775     2.717.297
 coleta_lixo |  -.8718093   .7373368    -1.18   0.237    -2.316.963   .5733443
 quadra |    -.9203977   .4213212    -2.18   0.029    -1.746.172   -.0946233
 refeitorio |     -158.591  .4203858    -3.77   0.000    -2.409.852   -.7619694
 pa |         -2.630.742  .4826646    -5.45   0.000    -3.576.747   -1.684.736
  _cons |      -4.449.848   1.356.106  -3.28   0.001    -7.107.767   -1.791.929
------------------------------------------------------------------------------

Note: the common support option has been selected
The region of common support is [.00075443, .19124047]

Description of the estimated propensity score in region of common support

                 Estimated propensity score
-------------------------------------------------------------
      Percentiles      Smallest
 1%     .0007777       .0007544
```

```
 5%    .0008883      .0007544
10%     .001098      .0007544      Obs              2130
25%    .0026996      .0007544      Sum of Wgt.      2130

50%    .0085661                    Mean          .0228689
                    Largest       Std. Dev.     .0325145
75%    .0264113      .1846989
90%    .0654143      .1848024      Variance      .0010572
95%    .0917363      .1887022      Skewness      2.363155
99%    .1496853      .1912405      Kurtosis      9.036316
```

****
Step 1: Identification of the optimal number of blocks Use option detail if you want more detailed output
****
The final number of blocks is 4

This number of blocks ensures that the mean propensity score is not different for treated and controls in each block

****
Step 2: Test of balancing property of the propensity score
Use option detail if you want more detailed output
****

The balancing property is satisfied

This table shows the inferior bound, the number of treated
and the number of controls for each block

```
  Inferior |
  of block |      idrepete
of pscore  |         0          1 |     Total
-----------+----------------------+----------
  .0007544 |     1,723         17 |     1,740
  .0416667 |       245         13 |       258
  .0833333 |       103         14 |       117
  .1666667 |        10          5 |        15
-----------+----------------------+----------
     Total |     2,081         49 |     2,130
```

Note: the common support option has been selected

****
End of the algorithm to estimate the pscore
****

Anexo IV – Resultados da estimação do ATT

A) Centro-Oeste

- **ATT no escore de matemática 2002 entre repetentes e não-repetentes e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) ***Nearest neighbor matching (aleatório)***

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
151	324	-3.296	0.875	-3.768

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

2) ***Nearest neighbor matching (equal weight)***

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(equal weights version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
151	324	-3.518	0.740	-4.750

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

3) Pareamento radial ***(Radius matching)***

ATT estimation with the Radius Matching method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
130	2441	-3.148	0.439	-7.167

Note: the numbers of treated and controls refer to actual matches within radius

5) Método de estratificação ***(Stratification method)***

ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
131	2443	-3.011	0.416	-7.240

- **ATT no escore de matemática 2003 entre repetentes e não-repetentes e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) ***Nearest neighbor matching (aleatório)***

```
ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors
-----------------------------------------------------------
n. treat.   n. contr.        ATT   Std. Err.         t
-----------------------------------------------------------
     130        120     -9.369       1.100     -8.515
-----------------------------------------------------------
Note: the numbers of treated and controls refer to actual
nearest neighbour matches
```

2) ***Nearest neighbor matching (equal weight)***

```
ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(equal weights version)
Bootstrapped standard errors

-----------------------------------------------------------
n. treat.   n. contr.        ATT   Std. Err.         t
-----------------------------------------------------------
     130        120     -9.369       1.320     -7.098
-----------------------------------------------------------
Note: the numbers of treated and controls refer to actual
nearest neighbour matches
```

3) Pareamento radial *(Radius matching)*

```
ATT estimation with the Radius Matching method
Bootstrapped standard errors
-----------------------------------------------------------
n. treat.   n. contr.        ATT   Std. Err.         t
-----------------------------------------------------------

     123       1686    -11.043       0.604    -18.275

-----------------------------------------------------------
Note: the numbers of treated and controls refer to actual
matches within radius
```

4) Método de estratificação *(Stratification method)*

```
ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

-----------------------------------------------------------
n. treat.   n. contr.        ATT   Std. Err.         t
-----------------------------------------------------------
     130       2401     -8.476       0.513    -16.520
-----------------------------------------------------------
```

- **ATT no valor adicionado ao escore de matemática 2003 entre repetentes e não-repetentes e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) ***Nearest neighbor matching (aleatório)***

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
130	120	-9.450	1.168	-8.090

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

2) ***Nearest neighbor matching (equal weight)***

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(equal weights version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
130	120	-9.450	1.228	-7.693

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

3) Pareamento radial *(Radius matching)*

ATT estimation with the Radius Matching method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
123	1686	-8.635	0.569	-15.168

Note: the numbers of treated and controls refer to actual matches within radius

4) Método de estratificação *(Stratification method)*

ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
130	2401	-8.406	0.502	-16.745

- **ATT no escore de matemática 2003 entre repetentes e novatos e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) ***Nearest neighbor matching (aleatório)***

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
137	2	0.596	0.587	1.016

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

2) ***Nearest neighbor matching (equal weight)***

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(equal weights version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
137	2	0.596	0.487	1.225

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

B) Nordeste

- **ATT no escore de matemática 2002 entre repetentes e não-repetentes e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) ***Nearest neighbor matching (aleatório)***

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
116	320	-1.864	0.885	-2.107

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

2) ***Nearest neighbor matching (equal weight)***

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(equal weights version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
116	320	-1.728	0.848	-2.038

Note: the numbers of treated and controls refer to actual
nearest neighbour matches

3) Pareamento radial *(Radius matching)*

ATT estimation with the Radius Matching method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
93	1800	-1.218	0.601	-2.025

Note: the numbers of treated and controls refer to actual
matches within radius

4) Método de estratificação *(Stratification method)*

ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
95	1802	-0.885	0.549	-1.614

- **ATT no escore de matemática 2003 entre repetentes e não-repetentes e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) ***Nearest neighbor matching (aleatório)***

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
94	84	-4.290	1.518	-2.825

Note: the numbers of treated and controls refer to actual
nearest neighbour matches

2) Nearest neighbor matching (equal weight)

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(equal weights version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
94	84	-4.117	1.637	-2.515

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

3) Pareamento radial *(Radius matching)*

ATT estimation with the Radius Matching method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
79	862	-6.831	0.836	-8.172

Note: the numbers of treated and controls refer to actual matches within radius

4) Método de estratificação *(Stratification method)*

ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
94	1666	-4.651	0.873	-5.330

- **ATT no valor adicionado ao escore de matemática 2003 entre repetentes e não-repetentes e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) *Nearest neighbor matching (aleatório)*

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
94	84	-4.297	1.372	-3.131

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

2) Nearest neighbor matching (equal weight)

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method

(equal weights version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
94	84	-4.087	1.510	-2.707

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

3) Pareamento radial *(Radius matching)*

ATT estimation with the Radius Matching method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
79	862	-6.050	0.815	-7.420

Note: the numbers of treated and controls refer to actual matches within radius

4) Método de estratificação *(Stratification method)*

ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
94	1666	-4.559	0.820	-5.557

- **ATT no escore de matemática 2003 entre repetentes e novatos e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) *Nearest neighbor matching (aleatório)*

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
116	480	-1.796	0.738	-2.434

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

2) Nearest neighbor matching (equal weight)

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method

(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
116	480	-1.759	0.734	-2.397

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

4) Método de estratificação *(Stratification method)*

ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
104	1826	0.296	0.496	0.596

C) NORTE

- **ATT no escore de matemática 2002 entre repetentes e não-repetentes e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) *Nearest neighbor matching (aleatório)*

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
57	166	-2.728	1.107	-2.464

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

2) Nearest neighbor matching (equal weight)

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(equal weights version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
57	166	-2.769	1.162	-2.382

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

3) Pareamento radial *(Radius matching)*

ATT estimation with the Radius Matching method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
44	2112	-2.837	0.814	-3.485

Note: the numbers of treated and controls refer to actual matches within radius

4) Método de estratificação *(Stratification method)*

ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
45	2114	-2.978	1.127	-2.643

- **ATT no escore de matemática 2003 entre repetentes e não-repetentes e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) *Nearest neighbor matching (aleatório)*

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
45	42	-5.308	1.677	-3.165

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

2) Nearest neighbor matching (equal weight)

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(equal weights version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
45	42	-5.394	1.661	-3.247

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

3) Pareamento radial *(Radius matching)*

ATT estimation with the Radius Matching method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
37	830	-8.425	1.361	-6.192

Note: the numbers of treated and controls refer to actual matches within radius

4) Método de estratificação *(Stratification method)*

ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
44	1582	-5.849	0.945	-6.192

- **ATT no valor adicionado ao escore de matemática 2003 entre repetentes e não-repetentes e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) *Nearest neighbor matching (aleatório)*

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
45	42	-4.634	2.079	-2.229

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

2) Nearest neighbor matching (equal weight)

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(equal weights version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
45	42	-4.634	1.599	-2.899

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

3) Pareamento radial *(Radius matching)*

ATT estimation with the Radius Matching method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
37	830	-5.970	1.230	-4.852

Note: the numbers of treated and controls refer to actual matches within radius

4) Método de estratificação *(Stratification method)*

ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
44	1582	-5.922	1.157	-5.121

- **ATT no escore de matemática 2003 entre repetentes e novatos e erro padrão estimado por bootstrap (resultado retirado do o*utput* exibido pelo programa STATA)**

1) *Nearest neighbor matching (aleatório)*

ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
57	269	0.251	1.246	0.202

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

2) Nearest neighbor matching (equal weight)
ATT estimation with Nearest Neighbor Matching method
(random draw version)
Analytical standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
57	269	0.229	0.908	0.252

Note: the numbers of treated and controls refer to actual nearest neighbour matches

4) Método de estratificação *(Stratification method)*

ATT estimation with the Stratification method
Bootstrapped standard errors

n. treat.	n. contr.	ATT	Std. Err.	t
49	2081	0.207	0.772	0.269

Livros Grátis

(http://www.livrosgratis.com.br)

Milhares de Livros para Download:

Baixar livros de Administração
Baixar livros de Agronomia
Baixar livros de Arquitetura
Baixar livros de Artes
Baixar livros de Astronomia
Baixar livros de Biologia Geral
Baixar livros de Ciência da Computação
Baixar livros de Ciência da Informação
Baixar livros de Ciência Política
Baixar livros de Ciências da Saúde
Baixar livros de Comunicação
Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE
Baixar livros de Defesa civil
Baixar livros de Direito
Baixar livros de Direitos humanos
Baixar livros de Economia
Baixar livros de Economia Doméstica
Baixar livros de Educação
Baixar livros de Educação - Trânsito
Baixar livros de Educação Física
Baixar livros de Engenharia Aeroespacial
Baixar livros de Farmácia
Baixar livros de Filosofia
Baixar livros de Física
Baixar livros de Geociências
Baixar livros de Geografia
Baixar livros de História
Baixar livros de Línguas

Baixar livros de Literatura
Baixar livros de Literatura de Cordel
Baixar livros de Literatura Infantil
Baixar livros de Matemática
Baixar livros de Medicina
Baixar livros de Medicina Veterinária
Baixar livros de Meio Ambiente
Baixar livros de Meteorologia
Baixar Monografias e TCC
Baixar livros Multidisciplinar
Baixar livros de Música
Baixar livros de Psicologia
Baixar livros de Química
Baixar livros de Saúde Coletiva
Baixar livros de Serviço Social
Baixar livros de Sociologia
Baixar livros de Teologia
Baixar livros de Trabalho
Baixar livros de Turismo