

DESVENDANDO DESIGUALDADES DE OPORTUNIDADES EM CIÊNCIAS E EM MATEMÁTICA RELACIONADAS AO GÊNERO DO ALUNO - UMA APLICAÇÃO DE MODELAGEM MULTINÍVEL AO SAEB¹⁶ 99

(Underscovering unequal opportunities in science and mathematics related to student's gender – an application of multilevel modeling to SAEB 99)

Luciana Arruda

PUC – Rio

larruda@mat.puc-rio.br

Resumo

O objetivo deste trabalho foi investigar como se dão diferenças de resultados escolares entre meninos e meninas na 8ª série do Ensino Fundamental em Matemática e em Ciências a partir dos dados do SAEB 99 e utilizando técnicas de análise hierárquica. Existem diferenças, que em Matemática são resultado da composição social escolar e em Ciências, independem de fatores escolares.¹⁷

Palavras-chave: diferenças de gênero; ciência e matemática elementar; modelagem multinível

Abstract

The study reported here use hierarchical linear modeling techniques to investigate the effect of gender on Mathematics and Science achievement. Differences in performance between boys and girls attending 8th grade doesn't happen similarly on all schools. Results suggest that a smaller gap between the achievement of boys and girls is associated with higher social composition of schools. The data consisted of a subsample of the survey SAEB 1999.

Keywords: gender differences; elementary science and mathematics; multilevel modeling

Introdução

O objetivo deste trabalho foi investigar se há diferenças de resultados escolares entre meninos e meninas na 8ª série do Ensino Fundamental em Matemática e em Ciências. Caso exista diferença, será que esta vantagem masculina ou feminina se dá de forma semelhante entre alunos de diferentes escolas brasileiras, ou não? As diferenças são as mesmas no caso de Matemática e de Ciências? Quais as características das escolas que aumentam o desempenho médio dos alunos brasileiros? Quais as características das escolas que minoram as diferenças de desempenho escolar entre meninos e meninas? Será que esta diferença é mais acentuada em algum grupo sócio demográfico da população? Bom mesmo é não haver distinções de resultados relacionadas a gênero, mas se houverem será possível identificar algum tipo de intervenção didática capaz de minorar esta desvantagem feminina ou masculina?

A amostra de 1999 do SAEB, Sistema de Avaliação da Educação Básica, foi analisada à luz de conceitos de educação matemática de Fennema, Hart, Leder e Stanic e apoiada na teoria estatística de modelos lineares hierárquicos, desenvolvida e aplicada por Bryk, Lee e Raudenbush, que provê a ferramenta ideal para este tipo de modelagem. Pois incorpora naturalmente a estrutura

¹⁶ Sistema Nacional de Avaliação da Educação Básica.

¹⁷ Este trabalho faz parte da pesquisa realizada para minha dissertação de mestrado em Educação Matemática na PUC-Rio orientada pelos professores João Bosco Pitombeira de Carvalho e Creso Franco e apresentada em fevereiro de 2002. *Revista Brasileira de Investigação em Educação em Ciências*, 2(3)84-96, 2002.

hierárquica dos dados na regressão. Os dados educacionais possuem estrutura hierárquica: os alunos estão agrupados em turmas, as turmas em escolas, as escolas em municípios, e assim por diante (Fernandes & Barbosa, 2001). No caso dos dados do SAEB, o próprio plano amostral utilizado conduz a uma abordagem hierárquica: os alunos são agrupados em escolas. Neste trabalho considere apenas dois níveis: o do aluno e o da escola. O número de turmas avaliadas por escola se mostrou insuficiente para a consideração de mais um nível de análise (Soares et alli, 2001).

O foco desta investigação empírica foram os alunos de 8ª série do Ensino Fundamental pois o interesse aqui está na busca por diferenças de desempenho em Matemática originadas na escola, abrangendo inclusive a formação de seus professores. Ao contrário dos alunos de 4ª série, os alunos de 8ª série têm professores especializados em Matemática e em Biologia. Além disso o efeito escola impingido sobre um aluno de 8ª série diz respeito apenas à(s) instituição(ões) de ensino fundamental freqüentada(s) pelo aluno, enquanto sobre os alunos de 3ª série do Ensino Médio existem pelo menos dois tipos de efeito escola: o da escola de Ensino Médio que freqüentam e o da(s) escola(s) que freqüentaram no Ensino Fundamental. Importante também lembrar que estes são muitas vezes forçados a abandonar precocemente os bancos escolares para trabalhar e ajudar no sustento de suas famílias. O efeito escola pode se melhor observado portanto nos alunos de 8ª série.

O aplicativo utilizado para aplicação dos modelos multinível presentes neste estudo foi o HLM 5.0¹⁸.

Questões de Gênero

Existe uma certa confusão e inconsistência na literatura quanto à adequação dos termos “sexo” e “gênero”. De forma geral a expressão “diferenças de sexo” tem sido usada para denominar distinções biológicas (não passíveis de mudança), enquanto “diferenças de gênero” para características não-biológicas, psicológicas e sociais (influenciadas pelo ambiente onde ocorre a aprendizagem, por exemplo) (Deaux, 1985; Deaux & Major, 1987; Unger, 1979). Atualmente as diferenças entre os sexos são vistas com o paradigma de igualdade na diferença, não se aceitam mais diferenças assentadas simplesmente no aspecto biológico.

As “escolas segregadoras” de meninos ou de meninas e que aqui no Brasil foram denominadas de escolas femininas e escolas masculinas, são um exemplo de desigualdade de oportunidades escolares, mas felizmente praticamente não existem mais. Leder (1992) afirma que a proporção de escolas segregadoras em uma comunidade reflete o quanto se acredita que meninos e meninas necessitam de formação específica diferenciada para a vida adulta (p. 610). No Brasil, as diferenças entre o ensino de meninos e rapazes e meninas e moças são discutidas, por exemplo, em (Azevedo, 1953)¹⁹.

Como conseqüência do processo de democratização do acesso ao ensino, a preocupação volta-se para a igualdade de condições de escolarização.

Como não há consenso, Fennema (1990) aponta três direções possíveis sobre o que vem a ser equidade relacionada a gênero: igualdade de oportunidades escolares, tratamento educacional igualitário e resultados “iguais” no desempenho escolar.

¹⁸ Outros aplicativos estatísticos poderiam ter sido utilizados: GENMOD (Mason, Anderson & Hayat, 1988), ML2 (Rabash, Prosser & Goldstein, 1989) e VARCL (Longford, 1988). Contudo o aplicativo HLM é tido como o de interface mais amigável e foi ele o escolhido para este trabalho. Para uma análise comparativa entre estes aplicativos, veja: Kreft, de Leeuw e Kim (1990) – Comparing four different statistical packages for hierarchical linear regression: Genmod, HLM, ML2 e VARCL (Statistical Series No. 50). Los Angeles: University of California at Los Angeles.

¹⁹ A Cultura Brasileira. São Paulo: Melhoramentos.

Quanto aos resultados os números são implacáveis: existe diferença de desempenho escolar sim, especialmente em Matemática e Ciências a favor dos meninos e em Língua Portuguesa a favor das meninas.

Procurando entender a origem e o motivo das diferenças de aprendizagem entre meninas e meninos alguns modelos teóricos foram descritos por Fennema e Peterson (1985), Deaux e Major (1987), Leder (1986), Reyes e Stanic (1988), que compartilham algumas características, tais como a ênfase no ambiente social, a influência de outros personagens neste ambiente, reações dos alunos e valores culturais e pessoais (Leder, 1992, p. 609).

Inúmeras pesquisas responsabilizam atitudes dos professores por estes resultados. Sztajn (1995) comenta este pré-julgamento dos professores, ela afirma que “as percepções que professores têm sobre o que seus alunos necessitam para funcionarem nesta sociedade, e sobre seus próprios papéis sociais, moldam suas práticas escolares no ensino da matemática”. Segundo ela, nas falas e práticas das docentes frequentemente está implícita a idéia de que meninos e meninas não aprendem Matemática de forma igual. Para elas os meninos são dotados de características naturais essenciais ao aprendizado dessa disciplina, o mesmo não ocorrendo com as meninas. Algumas professoras atribuem aos meninos o raciocínio rápido, o dom e a inteligência. Por outro lado, as meninas são frequentemente vistas como lentas, esforçadas, caprichosas, mas raramente inteligentes. Manifestando então, de forma implícita e por vezes explícita em sala de aula, representações sociais de gênero estabelecidas na sociedade e desenvolvem atitudes nos seus alunos que favorecem à perpetuação da superioridade masculina em relação à Matemática.

Certamente é mais fácil estudar o efeito de atitudes dos professores, mas as famílias desempenham um papel fundamental quando fazem escolhas para seus filhos. Silva (1999) afirma que em certas famílias existe uma diversificação de investimentos: o bom aluno recebe incentivo para continuar enquanto os desinteressados são obrigados a trabalhar.

Para compreender a complexa rede de relações que envolve a aprendizagem em Matemática ou em Ciências ou em qualquer outra disciplina seria preciso obter instrumentos que quantificassem as influências sociais, as atitudes do professor, o currículo, as atitudes dos alunos e os processos em sala de aula. Mas residem aí uma boa parte dos problemas das pesquisas, quando justamente se busca determinar instrumentos para quantificar as interações entre professores e alunos e entre alunos (Reyes e Stanic, 1988, p. 38).

De qualquer forma, para Fennema (1993), as perspectivas futuras são boas. Ela conclui que diferenças de gênero podem estar diminuindo e que intervenções podem permitir que a equidade em Matemática seja alcançada (Apud Fennema & Hart, 1994, p.650-651).

O SAEB

O SAEB, Sistema de Avaliação da Educação Básica, foi implantado em 1990 e é coordenado pelo INEP em parceria com as Secretarias Estaduais e Municipais de Educação. Seu objetivo declarado é: “gerar e organizar informações sobre a qualidade, a equidade e a eficiência da educação nacional, de forma a permitir o monitoramento das políticas brasileiras, fornecendo subsídios para a melhoria da qualidade, equidade e eficiência da educação no Brasil.” (MEC/INEP, 1995; Pestana, 1998) (apud Franco, 2001, p. 16)

Os levantamentos de dados do SAEB são realizados a cada dois anos, abrangendo uma amostra probabilística complexa representativa de todas as Unidades da Federação (Estados e o Distrito Federal).

Respondem aos questionários contextuais: os diretores das escolas cujos alunos compuseram a amostra selecionada para participar do SAEB, os professores-regentes das turmas dos alunos da amostra do SAEB nas disciplinas ou áreas avaliadas e, alunos destas turmas. O questionário da escola é preenchido por um membro da equipe de execução do SAEB, a partir da verificação da infra-estrutura e das condições de conservação das escolas. A amostra do SAEB foi desenvolvida para permitir inferências a respeito do universo de alunos, de modo que qualquer inferência a partir da base de dados diz respeito sempre a alunos.

Em 1999, foi executada a quinta avaliação²⁰ do SAEB. Foram pesquisadas aproximadamente 7.000 escolas públicas e privadas, 64.000 professores, 7.000 diretores e 280.000 alunos da 4ª e 8ª séries do Ensino Fundamental e da 3ª série do Ensino Médio, nas disciplinas Língua Portuguesa, Matemática, História, Geografia e Ciências, a qual na 3ª série é desmembrada em Física, Química e Biologia. Vale notar que cada aluno responde a questões relativas a apenas uma das disciplinas testadas.

O sistema de referência adotado foi o Censo Escolar de 1998, realizado pelo MEC/INEP/SEEC. Foram utilizadas principalmente as informações das escolas e turmas que possuíam, em 1998, os alunos das séries mencionadas.

A definição dos alunos que participaram da amostra não foi feita de acordo com os pressupostos da Amostra Aleatórias Simples com Reposição (AASC), já que para tal seria necessário que os alunos participantes da amostra fossem sorteados individualmente. Naturalmente as despesas e desgastes operacionais associadas a levantamentos com bases em amostras aleatórias simples inviabilizariam grandes levantamentos educacionais como o SAEB. Por este motivo, fez-se com que a estrutura hierárquica dos sistemas educativos refletissem na amostra. A amostra, representativa a nível dos estratos (unidades da federação) e com o estabelecimento aleatório dos respondentes até o nível de turmas (conglomerados em dois estágios: escolas e turmas). Contudo, quando uma turma era sorteada para inclusão todos os seus alunos eram incluídos na amostra. Este desenho amostral resulta em diferentes probabilidades de seleção de indivíduos na amostra, i.e. indivíduos possuem diferentes representatividades em relação à população. Para resolver esta questão, incluíram-se pesos amostrais que modificam, simultaneamente, as estimativas pontuais e as variâncias dos estimadores.

Modelagem Multinível

Existe uma clara dependência de alunos em relação à escolas: pois eles partilham experiências escolares com seus pares e também pela forma como alunos são agrupados em escolas. Além disso, a relação entre alunos e aprendizagem varia de escola para escola.

Levantamento de dados educacionais, como o SAEB, coletam informações individuais sobre os alunos, e sobre as escolas. Diferentes alunos de uma mesma escola compartilham características do ambiente escolar e recursos pedagógicos disponíveis, contudo cada perfil de aluno de uma mesma escola usufrui de forma diferente destes recursos disponíveis. Por exemplo, alunos que estudam em escolas com forte pressão acadêmica (Lee, Bryk, 1989)²¹, considerada aqui como as

²⁰ As avaliações deram-se nos anos de 1990, 1993, 1995, 1997, 1999 e 2001.

²¹ Os autores descrevem na página 176 a composição de variáveis utilizada para construir o conceito de “academic press”. No caso do SAEB 99 a melhor medida que encontrei foi a frequência de lições de casa passadas pelos professores.

escolas cujos professores de Matemática e de Ciências passam lições de casa diárias, podem fazer ou não estes deveres. O rendimento escolar dos alunos que fazem diariamente a lição de casa que lhes são passadas é diferente do rendimento dos seus colegas de escola que não agem assim.

Bidwell e Kassarda (1980) buscaram respostas para questões levantadas após o Relatório Coleman²² principalmente no que diz respeito a medidas do efeito escola no desempenho dos alunos. Eles concluíram que há viés sistemático que subestima o efeito da variável agregada (da escola) quando se modela em um único nível dados que possuem estrutura hierárquica. Concluíram também que esta subestimação é mais grave quando os alunos são agrupados pela sua origem social, exatamente como ocorre com a composição da clientela de uma escola. Esta subestimação do efeito escola só é enfrentada adequadamente pelos modelos multinível!

Lee, V. e Bryk, A. (1989) conscientes da possibilidade de se chegar a resultados errôneos quando se estuda o efeito escola utilizando apenas um nível de análise, acrescentam que felizmente recentes progressos na teoria estatística de modelos lineares hierárquicos podem agora prover a ferramenta ideal para este tipo de modelagem.

A proposta dos modelos multinível é justamente contemplar ao mesmo tempo informações sobre indivíduos (alunos) e grupos (escolas) e estabelecer para cada grupo um modelo de regressão, e oferecer uma única estrutura que combina a informação intra e entre unidades para produzir explicações mais acuradas dos resultados (Draper, 1995 apud Heck, 2000).

Modelos multinível conferem uma abordagem menos baseada em resultados médios, que subestimam os efeitos das características escolares, possibilitando ainda a identificação de escolas mais eficientes e igualitárias, além de identificar as características das escolas mais equânimes.

Vale notar que a adequação de modelos multinível refere-se não somente às características da amostra, mas também às questões de pesquisa envolvidas. Neste caso a questão de pesquisa é uma questão multinível: diferenças de desempenho em Matemática e em Ciências entre meninos e meninas ocorrem da mesma forma nas escolas brasileiras?

A Amostra

A amostra da 8ª série inclui informações sobre o desempenho em Matemática de 17890 alunos: 9469 meninas e 8344 meninos; e sobre o desempenho de Ciências de outros 17862 alunos: 9688 meninas e 8174 meninos pertencentes à 2588 escolas: 1613 públicas e 975 particulares.

A média de proficiência em Matemática dos alunos da amostra de 8ª série do Ensino Fundamental em 1999 é 254,72 com desvio padrão de 51,40. 47% da amostra é de meninos e a média de proficiência destes meninos é 262,17 com desvio padrão de 51,46 enquanto a média das meninas é 248,43 com desvio padrão de 50,42. A média de proficiência em Ciências dos alunos da amostra de 8ª série do Ensino Fundamental em 1999 é 251,70 com desvio padrão de 50,21. 46% da amostra é de meninos e a média de proficiência destes meninos é 256,41 com desvio padrão de 52,15 enquanto a média das meninas é 247,86 com desvio padrão de 48,06.²³

²² Publicado em 1966, O Relatório Coleman ou Equality of Educational Opportunity Report, Relatório de Igualdade de Oportunidades Educacionais, que foi um dos primeiros levantamento de dados a utilizar o computador, suscitou muitas críticas. O cerne das controvérsias advinha da grande relação encontrada entre origem familiar dos alunos e o desempenho escolar dos mesmos e da diminuta parcela de variância no desempenho escolar explicada por recursos escolares.

²³ Dados obtidos fazendo uso do SPSS 10.0.

Partindo destas diferenças de resultados e confiante que neurônios a mais ou a menos não são os responsáveis por elas, investigou-se como as desigualdades de oportunidades escolares interferem de forma diferenciada no aprendizado de meninos e meninas.

Trabalhou-se com os grupos de alunos de Matemática e de Ciências juntos, desta forma o tamanho médio de alunos por escola que era no caso de Matemática de apenas 6,9 alunos por escola passou a ser de 13,9 alunos por escola, aprimorando o cálculo das variáveis agregadas da escola. Contudo a análise hierárquica não se valeu deste benefício pois as análises foram feitas separadamente. A média de 6,9 alunos por escola é considerada baixa principalmente quando deseja-se modelar uma das inclinações, mas em modelos multinível este “problema” é resolvido utilizando-se princípios bayesianos que complementam informações de escolas com poucas observações, com observações de outras escolas similares àquela em questão. Esta “complementação” é arriscada pois para amostras em que o número de observações por unidade (alunos por escola) é pequeno, o erro padrão associado é grande, fazendo com que o “grau de semelhança” entre escolas fique pouco apurado, conseqüentemente a dita “complementação” se dará por escolas na verdade nada semelhantes (Heck, 2000, p. 18-22).

Vale notar que o número de grupos, neste caso escolas, é 2588 que é grande o suficiente para utilização de modelos multinível.

Modelo

Um modelo estatístico consiste em um conjunto de equações que descrevem os relacionamentos entre grandezas randômicas. Uma técnica estatística é uma função que, a partir dos dados da amostra, produz estimativas para os parâmetros desconhecidos. Muito freqüentemente uma técnica estatística decorre da aplicação de um princípio estatístico ao modelo. Este princípio estatístico pode ser o da máxima verosimilhança ou mínimos quadrados.

Por outro lado, técnicas são implementadas por algoritmos. Assim como é possível ter diferentes algoritmos implementando a mesma técnica estatística, pode-se ter também um algoritmo implementado por diferentes aplicativos. O princípio mais utilizado pelos desenvolvedores de técnicas multinível é o da máxima verosimilhança.

Um modelo de regressão linear clássico que descreva desempenho em Matemática pode começar da seguinte forma: $PROF_i = \beta_0 + \beta_1 NSE_i + r_i$ onde $PROF_i$ é a variável dependente e representa o desempenho em Matemática do i-ésimo aluno da amostra, e NSE_i é uma variável independente ou explicativa e representa uma medida de nível sócio-econômico deste i-ésimo aluno. Os coeficientes β_0 e β_1 são, respectivamente, a interseção com o eixo vertical, dito intercepto (Barbosa e Fernandes, 2001, p. 157), e o coeficiente de inclinação, que são desconhecidos e serão estimados a partir dos dados. O coeficiente β_0 pode ser interpretado como o valor esperado do desempenho em matemática para os alunos que têm valor nulo²⁴ de nível sócio-econômico. O coeficiente de inclinação representa o efeito do nível sócio-econômico no desempenho escolar do aluno. Por fim, r_i é o distúrbio aleatório ou erro do modelo, é o residual do desempenho do i-ésimo aluno, não explicado por seu nível sócio-econômico.

²⁴ A prática de reparametrizar as variáveis explicativas, substituindo-as pela diferença entre o valor original e a sua média, visa essencialmente dar significado ao intercepto.

Note que em modelos multinível estima-se uma reta de regressão para cada unidade de nível 2, neste caso para cada escola. Observe que se para escolas m e n vale $\beta_{0m} > \beta_{0n}$, isto quer dizer que o desempenho médio dos alunos da escola m é superior aos da escola n ! Por outro lado, se $\beta_{1m} > \beta_{1n}$ pode-se afirmar que o nível sócio-econômico tem menor influência no desempenho dos alunos da escola n .

Na situação ideal de não haver seletividade ao se designar a escola de cada aluno, poder-se-ia afirmar que a escola m é mais eficaz enquanto a escola n é mais equitativa. Ou seja, a modelagem do intercepto está relacionada com eficácia enquanto a modelagem do coeficiente de inclinação está relacionada com equidade. Especificamente nesta pesquisa, a questão está relacionada a equidade de resultados em Matemática (ou Ciências) relacionada ao gênero do aluno. Portanto o coeficiente de inclinação relacionado ao gênero será também modelado.

Naturalmente deseja-se filtrar efeitos das escolas e professores que o aluno teve em sua trajetória escolar. O efeito escola que deseja-se apreender aqui diz respeito à escola em que o aluno está matriculado e ao(s) seu(s) atual (atuais) professor(es) de Matemática e de Ciências. A cada dois anos o SAEB realiza uma única prova, que mede efetivamente conhecimentos e competências matemáticas apropriadas ao longo da vida escolar de cada aluno. Faz-se necessário portanto controlar as proficiências em Matemática e em Ciências $PROF_{ij}$ pela trajetória escolar do aluno $TRESC_{ij}$.

Além disso, foram utilizados também como controle o nível econômico do aluno NSE_{ij} ²⁵ e a dedicação do aluno aos estudos, que no questionário de 1999 é representado apenas pela frequência com que o aluno faz lições de casa $FAZLC_{ij}$. O esforço (Fennema, 1990, p. 58) e a dedicação do aluno são considerados fatores que promovem bons resultados de desempenho escolar. Como o objetivo primordial nesta pesquisa é investigar questões de gênero, está variável, GEN_{ij} teria que ser forçosamente incluída no modelo, que por enquanto pode ser descrito pela equação abaixo:

$$PROF_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}GEN_{ij} + \beta_{2j}TRESC_{ij} + \beta_{3j}NSE_{ij} + \beta_{4j}FAZLC_{ij} + r_{ij}$$

Equação 1

Como a falta de dados não é randômica, eliminá-los sumariamente é uma forma de introduzir viés nas estimativas. Eles foram minimizados ao máximo com a técnica de preenchimento por regressão linear.

A tabela abaixo exhibe resultados dos modelos incondicionais: o de Matemática e o de Ciências.

²⁵ Optou-se por não utilizar o Critério Brasil para nível sócio-econômico pois este é um critério considerado urbano.
Revista Brasileira de Investigação em Educação em Ciências, 2(3)84-96, 2002.

Efeito Aleatório	Variância	Graus de liberdade	χ^2	valor P
Média da escola (Matemática)	855,51	2568	14809,69	0,000
Efeito do aluno (Matemática)	1634,35			
Média da escola (Ciências)	644,13	2573	11220,55	0,000
Efeito do aluno (Ciências)	1773,17			

Tabela 1: Tabela de efeitos aleatórios dos modelos incondicionais.

Como resultado do modelo incondicional, tem-se o teste de homogeneidade, i.e. verificar se faz diferença estudar em uma determinada escola ou em outra qualquer. Este teste envolve o uso de uma estatística χ^2 . Isto produz uma estatística de teste para o desempenho médio das turmas de 14809,69 com 2568 graus de liberdade no caso de Matemática e de 11220,55 com 2573 graus de liberdade no caso de Ciências. Para as duas disciplinas, $p < 0,001$ o que nos leva a rejeitar a hipótese nula de nenhuma variabilidade, e concluir que as escolas variam de forma significativa em torno da média nacional.

Além disso, a correlação intra-classe, calculada a partir das variâncias da **tabela 1** acima,

$$\hat{\rho} = \frac{\hat{\tau}_{00}}{\left(\hat{\tau}_{00} + \hat{\sigma}^2 \right)} = \frac{856}{856 + 1635} = \frac{856}{2491} = 0,34, \text{ mostra o grau de dependência dos escores}$$

dentro das escolas e a correlação entre pares de escores na mesma escola. Em Matemática $\hat{\rho} = 0,34$ e em Ciências, $\hat{\rho} = 0,27$. Isto quer dizer que 34% da variância total do desempenho em Matemática ocorre entre as escolas e que 27% da variância total do desempenho em Ciências ocorre entre as escolas.

Matemática é uma boa disciplina para ser trabalhada com modelos multinível pois apresenta $\hat{\rho}$'s maiores que em língua portuguesa, por exemplo. Veja o cálculo abaixo para as 3 amostras do SAEB, de 1995, 1997 e 1999:

	Matemática	Língua Portuguesa
SAEB 1999	0,34	0,25
SAEB 1997	0,28	0,18
SAEB 1995	0,30	0,22

Tabela 2: Correlação intra-classe das amostras de 8ª série de Matemática e de Língua Portuguesa calculadas a partir das bases do SAEB 1995, 1997 e 1999.

Prosseguindo com as investigações, foram construídos modelos de coeficientes aleatórios utilizando apenas variáveis do aluno. Veja **Equação 1**.

<i>Variáveis</i>	<i>Matemática</i>		<i>Ciências</i>	
	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>Coefficiente</i>	<i>Erro Padrão</i>
Proficiência	240,98	0,79	241,22	0,77
Gênero	15,32	0,81	9,05	0,83
Faz lição de casa	8,78	0,62	8,64	0,66
Nível econômico	11,78	0,41	8,35	0,40
Trajetória escolar	8,77	0,33	9,10	0,34

Tabela 3: Tabela de efeitos fixos dos modelos de coeficientes aleatórios.

Os modelos podem ser descritos pelas equações:

$$PROF_{ij} = (241 + u_{0j}) + (15 + u_{1j}) \times GEN_{ij} + 9 \times TRESC_{ij} + 12 \times NSE_{ij} + 9 \times FAZLC_{ij} + r_{ij}$$

Equação 2: Modelo para desempenho em Matemática.

$$PROF_{ij} = (241 + u_{0j}) + (9 + u_{1j}) \times GEN_{ij} + 9 \times TRESC_{ij} + 8 \times NSE_{ij} + 9 \times FAZLC_{ij} + r_{ij}$$

Equação 3: Modelo para desempenho em Ciências.

Detalhes sobre a construção das variáveis acima encontram-se em anexo.

Vale notar que todos o valor-P associados às variáveis acima estão abaixo de 0,001. A partir da tabela de efeitos fixos do modelo de coeficientes aleatórios acima, observam-se associações fortes e coerentes entre trajetória escolar, nível econômico e dedicação do aluno (lição de casa) com os rendimentos em Matemática e em Ciências. Fazendo o controle por estas três variáveis do aluno, pode-se focalizar melhor na questão de pesquisa: o gênero do aluno. Observa-se também que os meninos estão em vantagem tanto para Matemática quanto para Ciências, contudo esta diferença é maior em Matemática, que é uma disciplina que trabalha muito o raciocínio lógico, habilidade tida como masculina. A vantagem social também se dá com maior intensidade em Matemática.

O sistema de equações que representa o modelo multinível construído até o momento é o seguinte:

$$\left\{ \begin{array}{l} PROF_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j} GEN_{ij} + \beta_{2j} TRESC_{ij} + \beta_{3j} NSE_{ij} + \beta_{4j} FAZLC_{ij} + r_{ij} \\ \beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j} \\ \beta_{1j} = \gamma_{10} + u_{1j} \\ \beta_{2j} = \gamma_{20} \\ \beta_{3j} = \gamma_{30} \\ \beta_{4j} = \gamma_{40} \\ \beta_{5j} = \gamma_{50} \end{array} \right.$$

Equação 4: Modelo de nível 1

<i>Efeito Aleatório</i>	Variância	Graus de liberdade	χ^2	valor P
Média da escola - Matemática	450,73	2259	5755,02	0,000
Gênero – inclinação – Matemática	287,31	2259	2396,61	0,022
Efeito do aluno - Matemática	1453,47			
Média da escola - Ciências	332,36	2271	4487,44	0,000
Gênero – inclinação – Ciências	272,53	2271	2337,77	0,161
Efeito do aluno - Ciências	1636,01			

Tabela 4: Tabela de efeitos aleatórios dos modelos de coeficientes aleatórios.

A proporção de variância explicada pelo modelo de nível 1 em Matemática é de 11% e em Ciências de 8%. Observe que o valor-P associado ao gênero do aluno, no caso de Ciências é de 0,161. Não permitindo portanto rejeitar a hipótese de que a variância entre escolas é nula, quando se considera o nível de significância em 5%. Este resultado desencoraja o desenvolvimento de um modelo multinível completo para o caso de desempenho em Ciências.

Prosseguiu-se portanto com o modelo multinível completo apenas para a disciplina Matemática. É importante determinar os fatores que estabelecem a diferenciação entre escolas, identificando as características e práticas escolares que tornam algumas escolas mais eficazes do que outras na promoção do sucesso escolar das meninas em Matemática e que ajudam suas alunas a ultrapassar o efeito da “desvantagem de gênero”. Buscou-se incansavelmente medidas, como a de conservação e segurança das escolas, que poderiam ser úteis em tomadas de decisão acerca de investimentos de políticas públicas, mas nenhuma delas se mostrou estatisticamente significativa.

Na construção do modelo completo, acrescentou-se fatores promotores de eficácia escolar em Matemática para modelar o intercepto, são eles: características da clientela como trajetória escolar média dos alunos e nível sócio-econômico médio dos alunos, além de “pressão acadêmica” citada por Lee e Smith (1999), que no questionário do SAEB 1999, melhor identificou-se como a frequência com que professores de Matemática e de Ciências passam lição de casa, a partir de declarações dos seus alunos.

O sistema de equações que representa o modelo multinível completo construído para a disciplina Matemática é o seguinte:

$$\begin{cases} PROF_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}GEN_{ij} + \beta_{2j}TRES_{ij} + \beta_{3j}NSE_{ij} + \beta_{4j}FAZLC_{ij} + r_{ij} \\ \beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}PA_{.j} + \gamma_{02}\overline{NSE}_{.j} + \gamma_{03}\overline{TRES}_{.j} + u_{0j} \\ \beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}\overline{NSE}_{.j} + u_{1j} \end{cases}$$

Equação 5: Modelo Multinível completo.

Abaixo o modelo heurístico com as variáveis utilizadas:

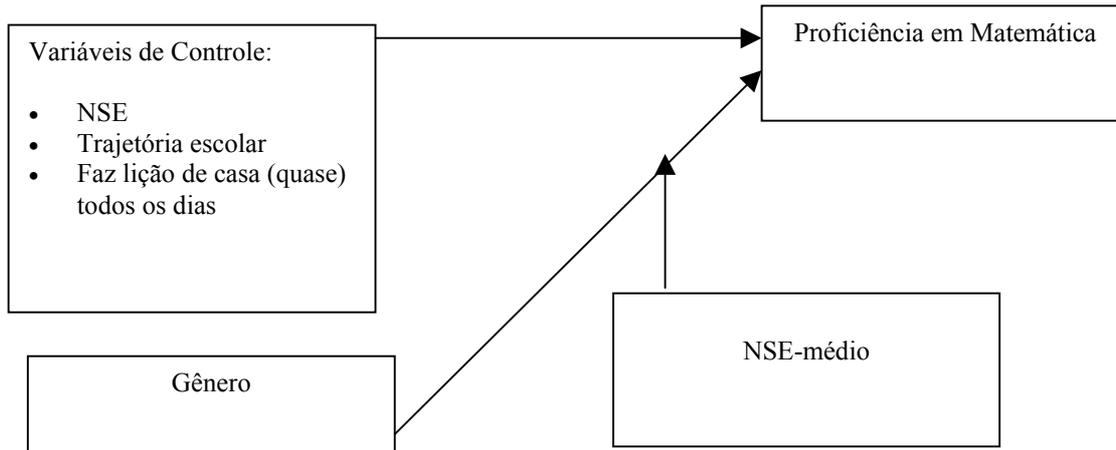


Figura 1: Modelo heurístico da proficiência em Matemática apresentado com os controles no nível do aluno e com a modelagem da inclinação-gênero.

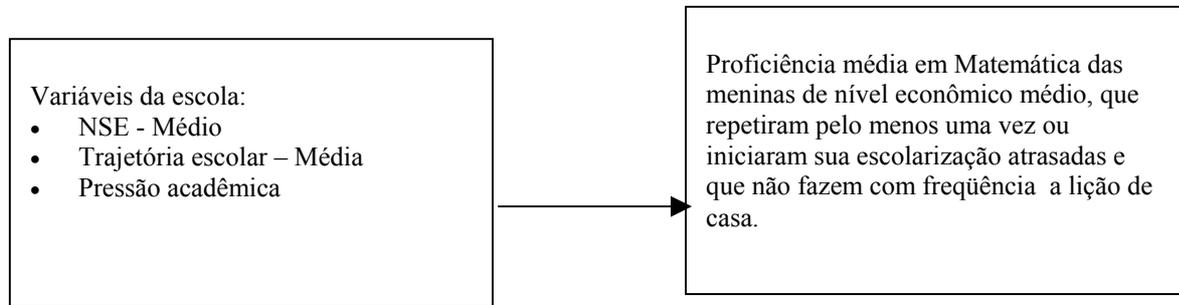


Figura2: Modelo heurístico da proficiência em Matemática apresentado com a modelagem do intercepto.

<i>Efeito Fixo</i>	Coefficiente	Erro Padrão	Razão t	g.l.	valor P
Modelo para médias de escola					
Intercepto					
Intercepto	236,17	0,84	278,67	2565	0,000
Pressão Acadêmica	8,91	0,99	8,99	2565	0,000
NSE-Médio	22,06	0,74	29,54	2565	0,000
Trajetória escolar - Média	2,84	0,60	4,71	2565	0,000
Gênero - inclinação					
Intercepto	15,05	0,79	19,03	2567	0,000
NSE-Médio	-3,86	0,80	-4,78	2567	0,000
Faz lição de casa - inclinação	8,21	0,60	13,50	17880	0,000
Nível econômico - inclinação	3,74	0,46	8,00	17880	0,000
Trajetória escolar - inclinação	7,00	0,33	20,83	17880	0,000
Efeito Aleatório	Variância	Graus de liberdade	χ^2	valor P	
Média da escola	193,53	17880	3373,53	0,000	
Gênero - inclinação	273,69	17880	2325,13	0,159	
Efeito do aluno	1405,52	17880			

Tabela 5: Tabela de efeitos fixos e aleatórios do modelo multinível completo.

A modelagem do intercepto diz respeito à eficácia da escola. A composição da clientela no que se refere ao nível sócio-econômico médio e à trajetória escolar média estão fortemente correlacionadas com o desempenho médio em Matemática. Observa-se também que as escolas com forte pressão acadêmica (todos os alunos da escola afirmam que seus professores de Matemática passam lição de casa) promovem também uma melhor eficácia. Este resultado encoraja os professores a passarem (e cobrarem) mais tarefas de casa para seus alunos.

A questão da equidade é bem mais complexa. O resultado obtido indica que quanto maior o nível sócio-econômico médio dos alunos de uma escola, menor a diferença de gênero! Este é um efeito da composição escolar e, sendo bastante pessimista, eu diria que não há o que fazer para minimizar esta desigualdade. Observa-se que não há mais variância a ser explicada: valor $P = 0,288$.

O gráfico a seguir representa acréscimos na proficiência em Matemática de meninos e meninas que estudam em escolas com NSE-Médio (NSE2, na legenda do gráfico abaixo), e médio $\pm 1,5$ desvio padrão (NSE1 e NSE3, na legenda do gráfico abaixo). Note que quanto maior for o nível sócio-econômico médio da clientela da escola menor é a diferença de desempenho entre meninos e meninas.

Muito importante notar que o valor-P associado à inclinação de Gênero é maior que 0,1 levando a não rejeitar a hipótese de que a variância entre as escolas é nula. A variância entre as escolas no que diz respeito à questões de gênero pode ser explicada pela composição escolar.

O resultado mais interessante deste modelo é que quanto maior o NSE_médio da escola, menor a diferença de gênero, como pode-se observar na **Figura 3**.

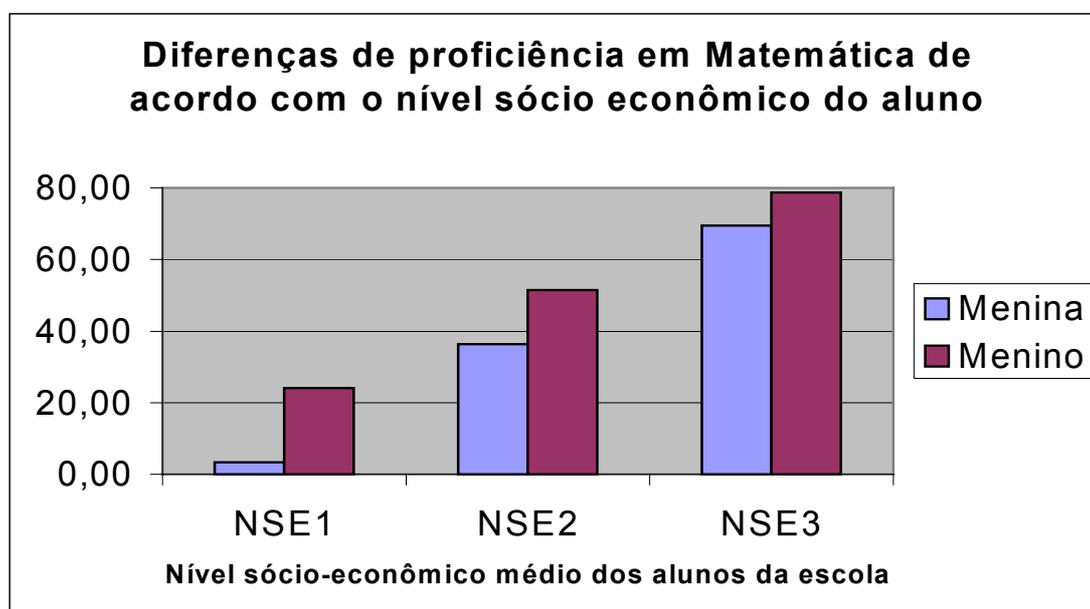


Figura 3: Diferença de proficiência em Matemática de alunos que estudam em escolas com NSE_Médio: médio e médio $\pm 1,5$ desvio padrão. A referência assumida é de meninas que estudam em escolas com NSE_Médio baixo.

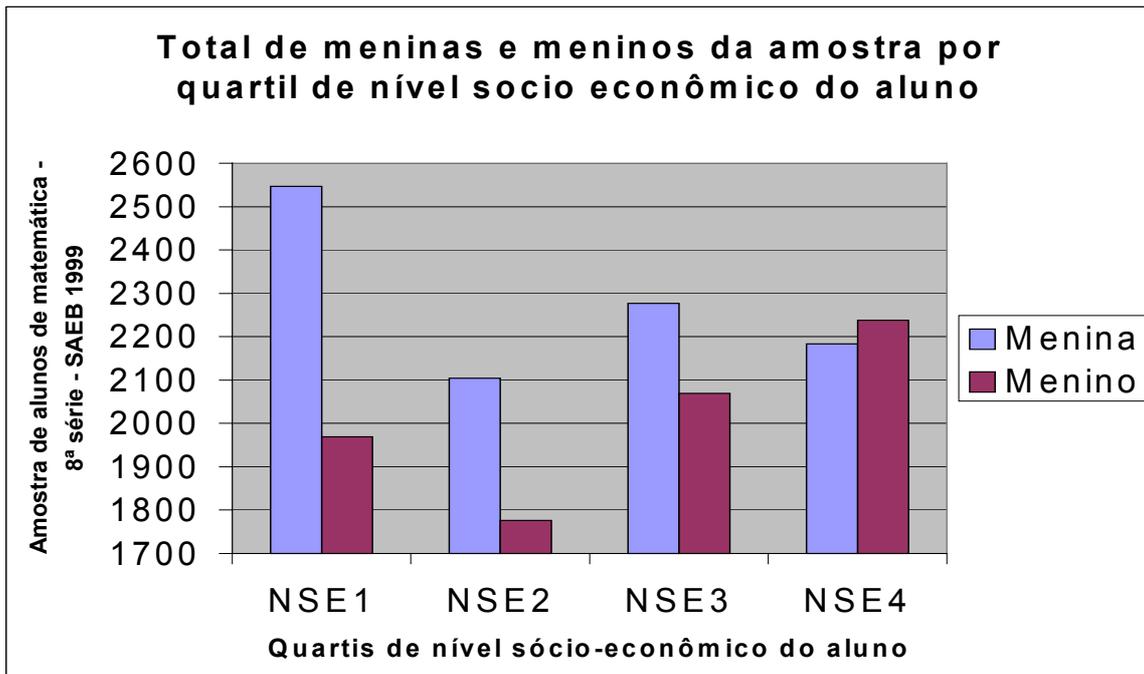


Figura 4: Total de meninas da amostra por quartil de nível sócio econômico.

Observe (**Figura 4**) que na amostra o número de meninas é maior que o de meninos, mas esta proporção varia muito de acordo com o quartil de nível sócio-econômico. Nas classes mais desfavorecidas provavelmente os meninos se afastam da escola para trabalhar e os que ficam na escola já foram “selecionados” pela vida ou por suas famílias por serem bons alunos e por isso permanecem na escola. É bem verdade que as ocupações típicas das meninas das classes mais desfavorecidas permite que elas continuem a freqüentar a escola, mesmo trabalhando, enquanto os meninos ocupam outras funções que inviabilizam ou dificultam muito a sua permanência na escola. Walkerdine (1989) afirma que “a classe social é o caracterizador mais importante das diferenças entre meninos e meninas” (apud Atweh e Cooper, 1995, p. 307).

No perfil do aluno brasileiro: um estudo a partir dos dados do SAEB 97, Veiga Filho et alli. (1999) já haviam relatado que

“mais mulheres do que homens permanecem no sistema, completando esses (...) importantes níveis da formação escolar. Tal informação indica o crescimento da escolaridade das mulheres, fato observado em outros países (Establet, 1992). A saída dos homens do sistema educacional pode ser indicativo da necessidade de ingresso desses no mercado de trabalho. Pode-se também supor uma distribuição diferenciada por sexo no mercado de trabalho: uma pressão maior dos homens sobre o mercado formal, enquanto as mulheres podem encontrar alternativas nos setores informais, nos quais os horários são menos rígidos” (Veiga Filho, 1999).

Carraher (1988) afirma que nas famílias das camadas mais desfavorecidas “a situação social e econômica ... é tal que os membros dessas classes não valorizam a educação, pois não lhe atribuem valor prático e não podem permitir a seus filhos o “luxo” de uma educação prolongada diante de sua necessidade de emprega-los precocemente para contribuir para o sustento da casa”.

Talvez esta escolha familiar favoreça a permanência das meninas na escola enquanto provavelmente os meninos se afastam dela para trabalhar, e os que ficam na escola já foram “selecionados” pela vida ou por suas famílias por serem bons alunos, por isso permanecem na escola.

Conclusão

É possível afirmar que as diferenças de gênero encontradas são na verdade diferenças sociais. Elas ocorrem preponderantemente nas escolas que atendem às classes mais desfavorecidas, nas quais a grande maioria das meninas permanece na escola e provavelmente apenas os bons alunos-meninos prosseguem seus estudos, enquanto seus colegas-meninos partem precocemente para o trabalho.

Um dos motivos de não ter sido possível encontrar fatores escolares responsáveis pela diferença de desempenho em Matemática relacionada ao gênero do aluno pode se dever ao que Fennema (1993) afirmou, quando relatou que estas diferenças de gênero estão diminuindo. Poderiam estar até mesmo se invertendo. A coleta de dados longitudinais permitirá investigar melhor esta questão.

Faltam instrumentos no SAEB que quantifiquem as interações entre professor e aluno e entre alunos (Reyes e Stanic, 1988), faltam também questões afetivas, a única disponível diz respeito a gostar ou não de Matemática (Meyer e Koehler, 1990) (Leder, 1990). Sem contar com ausências relacionadas às práticas pedagógicas dos professores.

Sobre avaliação educacional Soares et alli (2001) afirmam que

“A Avaliação Educacional é um sistema de informações que tem como objetivos fornecer diagnóstico e subsídios para a implementação ou manutenção de políticas educacionais. Além disso, ela deve prover um contínuo monitoramento do sistema educacional com vistas a detectar os efeitos positivos ou negativos de políticas adotadas. ... O SAEB vem desenvolvendo este papel, permitindo o acompanhamento da evolução do desempenho dos alunos e dos diversos fatores incidentes na qualidade e na efetividade do ensino ministrado nas escolas. Porém, as análises do SAEB, ... têm sido basicamente descritivas.”
(Soares et alli, 2001, p. 143)

Por fim, vale a citação de Babbie (1999): “Nenhum survey satisfaz plenamente os ideais teóricos da investigação científica. Cada um representa um conjunto de compromissos entre o ideal e o possível.” O desenho amostral com poucos alunos por escola, muitos dados faltantes, questionários com ausências importantes que poderiam relacionar com mais precisão gênero e desempenho em Matemática podem ter dificultado esta investigação. Quanto ao efeito de gênero em Ciências, ele apresentou ser independente de fatores escolares.

Referências

- ATWEH, B.; COOPER, T. *The Construction of Gender, Social Class and Mathematics in the Classroom*. Educational Studies in Mathematics, 28: 293-310, 1995.
- AZEVEDO, F. *A Cultura brasileira*. 3ª ed., 3 vol. São Paulo: Melhoramentos, 1953.
- BABBIE, E. *Métodos de Pesquisa de Survey*. CEZARINO, G. (trad.) Belo Horizonte: Editora UFMG, 1999.
- Revista Brasileira de Investigação em Educação em Ciências*, 2(3)84-96, 2002.

- BARBOSA, M. E. F.; FERNANDES, C. *A Escola Brasileira Faz Diferença? Uma Investigação dos Efeitos da Escola na Proficiência em Matemática dos Alunos da 4ª Série*. In: FRANCO, C. (org.). *Avaliação, Ciclos e Promoção na Educação*. Porto Alegre: Artmed Editora, 2001.
- BIDWELL, C. E.; KASSARDA, J. D. *Conceptualizing and measuring the effects of schools and schooling*. American Journal of Education 88, pp.401-430, 1980.
- BRYK, A. S.; RAUDENBUSH, S. W. *Hierarchical linear models: applications and data analysis methods. Advanced quantitative techniques in the social sciences*, 1. Newbury Park, CA: Sage, 1992.
- CARRAHER, T. N.; CARRAHER, D. W.; SCHLIEMANN, A. D. *Na vida dez, na escola zero*. São Paulo: Cortez Editora, 1988.
- COLEMAN, J. S. *Equality of Educational Opportunity*. Harvard University Press, 1969.
- FENNEMA, E. *Justice, Equity, and Mathematics Education*. In: FENNEMA, E.; LEDER, G. (Ed.) *Mathematics and Gender*. New York: Teachers College Press, 1990.
- FENNEMA, E.; HART, L. E. *Gender and the JRME*. Journal for Research in Mathematics Education, 25: (6) 648-659, 1994.
- FENNEMA, E.; PETERSON, P.; CARPENTER, T. P.; LUBINSKI, C. A. *Teachers' Attributions and Beliefs about Girls, Boys, and Mathematics*. Educational Studies in Mathematics, 21: 55-69, 1990.
- FIorentini, D. *Alguns modos de ver e conceber o ensino de matemática no Brasil*. Revista Zetetiké, 3: (4), pp. 1-37, 1995.
- FLETCHER, P. *A procura do ensino eficaz*. Relatório de Pesquisa. PNUD/MEC/SAEB, 1997.
- FRANCO, C. e SZTAJN, P. - *Educação em Ciências e Matemática: identidade e implicações para políticas de formação continuada de professores* in Moreira, A. *Currículo: Políticas e Práticas* 1999
- GUIMARÃES, E. *Escola, Galeras e Narcotráfico*. Rio de Janeiro: Editora UFRJ, 1998.
- HECK, R. H.; THOMAS, S. L. *An introduction to multilevel modeling techniques*. Lea, Hillsdale, 2000.
- KOEHLER, M. R. *Classrooms, Teachers, and Gender Differences in Mathematics*. In: FENNEMA, E.; LEDER, G. (Ed.) *Mathematics and Gender*. New York: Teachers College Press, 1990.
- KREFT, I.; LEEUW, J. *Introducing multilevel modeling*. London: Sage Publications, 1998.
- LEDER, G. C. *Teacher / Student Interactions in the Mathematics Classroom: A Different Perspective*. In: FENNEMA, E.; LEDER, G. (Ed.) *Mathematics and Gender*. New York: Teachers College Press, 1990.
- LEDER, G. C. *Mathematics and gender: Changing perspectives*. In GROUWS, D. A. (ed.), *Handbook of research on mathematics teaching and learning*. NCTM. New York: Macmillan pp. 597-622, 1992.
- LEE, V. E.; BRYK, A. S. *A Multilevel model of the social distribution of high school achievement*. Sociology of Education, 62, 172-192, 1989.
- Lee, V. E. e Smith, J. B. - *Reconstructing high schools for equity and excellence* - Sociology of Education
- LEE, V. E.; SMITH, J. B. *Social Support and Achievement for Young Adolescents in Chicago: the Role of School Academic Press*. American Educational Research Journal, 36: (4), pp.907-945, 1999.
- MELLO, G.- *Educação Escolar: Paixão, Pensamento e Prática*. São Paulo: Autores Associados/Cortez, 1986.
- MEYER, M. R.; KOEHLER, M. S. *Internal Influences on Gender Differences in Mathematics*. In: FENNEMA, E.; LEDER, G. (Ed.) *Mathematics and Gender*. New York: Teachers College Press, 1990.
- RAUDENBUSH, S. W.; FOTIU, R. P.; CHEONG, Y. F. *Inequality of Access to Educational Resources: A National Report Card for Eighth-Grade Math*. Educational Evaluation and Policy Analysis, 20: (4) pp. 253-267, 1998.

- RAUDENBUSH, S. W.; WILLMS, J. D. *The Estimation of School Effects*. Journal of Educational and Behavioral Statistics, 20: (4) pp. 307-335, 1995.
- REYES, L. H.; STANIC, G. M. A. *Race, Sex, Socioeconomic Status, and Mathematics*. Educational Studies in Mathematics, 19: (1) 26-43, 1988.
- SILVA, J. de S. "*Por que uns e não outros?*" *Caminhada de Estudantes da Maré para a Universidade*. Tese de doutorado, PUC-Rio, 1999.
- SOARES, J. F.; CESAR, C. C.; MAMBRINI, J. *Determinantes de Desempenho dos Alunos do Ensino Básico Brasileiro: Evidências do SAEB de 1997*. In: FRANCO, C. (org.). *Avaliação, Ciclos e Promoção na Educação*. Porto Alegre: Artmed Editora, 2001.
- SZTAJN, P. - *Conteúdos, Atitudes e Ideologia: A Formação do Professor de Matemática IN Magistério: Construção cotidiana* - CANDAU, V. 1995
- VEIGA FILHO, A.; FRANCO, C.; FERNANDES, C.; SZTAJN, P.; BRANDÃO, Z. *O perfil do aluno brasileiro*. Em INEP/MEC, *O perfil do aluno brasileiro: um estudo a partir dos dados do SAEB 97*. Brasília: INEP/MEC, pp. 7-36, 1999.

Submetido em 18.01.2002

Aceito em 29.10.2002

Variáveis do Aluno:

Proficiência	Proficiência do aluno em Matemática ou em Ciências (TRI)
Gênero	Variável indicadora: 0 – meninas e 1 – meninos
Trajetória Escolar	Escore z do mínimo entre as medidas da distorção idade-série (aferida a partir da data de nascimento do aluno) e o número de vezes que o aluno declarou ter repetido de ano.
Nível Econômico	Escore z da média ponderada de 3 fatores obtidos pela análise fatorial com rotação Varimax de 19 variáveis do questionário do aluno. Estes 3 fatores explicam 50,26% da variância das 19 variáveis iniciais, entre elas: posse de bens de consumo (TV, VCR, telefone fixo e celular, computador, automóvel), tamanho da residência (cozinha e salas), condições de habitação / saneamento (água e eletricidade) Obs: Usei regressão linear no tratamento a dados faltantes.
Faz lição de casa todos, ou quase todos, os dias.	Variável indicadora: 0 – o aluno faz dever de casa só de vez em quando; 1 – o aluno faz dever de casa todo ou quase todo dia. Obs: Usei regressão linear no tratamento a dados faltantes.

Variáveis da Escola:

Nível Econômico - Médio	Escore z da média da variável NSE em cada escola.
Trajetória Escolar – Média	Escore z da média da variável Trajetória Escolar em cada escola.
Pressão Acadêmica	Variável indicadora: 1 – todos os alunos de Matemática e de Ciências de cada escola declararam que seus professores nestas disciplinas passam lição de casa; 0 – caso contrário.