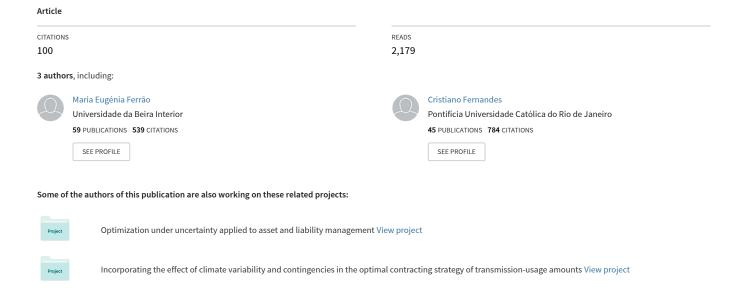
A Escola brasileira faz diferença ? Uma investigação dos efeitos da escola na proficiência em Matemática dos alunos da 4 a série por



A Escola brasileira faz diferença ? Uma investigação dos efeitos da escola na proficiência em Matemática dos alunos da 4ª série

por

Maria Eugénia Ferrão Barbosa¹ Cristiano Fernandes²

Laboratório de Estatística Computacional Departamento de Engenharia Elétrica PUC-Rio

¹ email: ferrao@ele.puc-rio.br

² email: cris@ele.puc-rio.br

Resumo

É do conhecimento geral que o desempenho escolar do aluno não depende exclusivamente das suas características individuais. A escola tem a sua parcela de responsabilidade. Determinar os fatores que marcam a diferença entre escolas e contribuem para a sua eficácia, não é matéria fácil. Controlando por nível socio-econômico, esta pesquisa aponta a motivação dos alunos, relação casa-escola, condições físicas da escola, e atributos associados aos professores como fatores importantes na explicação da proficiência em Matemática para os alunos da 4a série no Brasil. Estes resultados foram obtidos a partir do ajuste de um modelo multinível de três níveis níveis (nível 1: aluno, nível 2: turma, nível 3: escola) aos dados do Sistema de Avaliação da Educação Básica, SAEB, utilizando a amostra de 1997 da região Sudeste.

Palavras chave: avaliação educacional, SAEB-97, modelo multinível.

Agradecimentos

Os autores agradecem ao Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais (INEP/MEC), pela disponibilização dos dados, aos Professores Creso Franco e Álvaro Veiga, e aos assistentes de pesquisa Eliane Christo, Marcel Vieira e Denis Santos, pelas proficuas discussões na elaboração deste trabalho, e ao Professor Ruben Klein por todos os esclarecimentos prestados sobre a aplicação da Teoria de Resposta ao Item aos dados do SAEB.

Os possíveis erros e imperfeições são de nossa inteira responsabilidade.

1.Introdução

A última década foi muito fértil em estudos sobre a eficácia e a melhoria da escola. Apesar disso ainda há algumas dificuldades metodológicas na comparação da eficácia entre escolas através da medida do valor agregado (Goldstein et al ,1993; Creemers, 1994; Sammons et al, 1994; Goldstein e Spiegelhalter, 1996; Yang et al 1999). Mortimore (1991) define uma escola eficaz como sendo aquela que efetivamente contribui para o progresso escolar dos alunos, controlando-se pelo conhecimento trazido pelos alunos ao entrar na escola. Mais especificamente, na escola eficaz o nível do progresso do aluno após um certo período na escola, deve ser superior ao nível do seu progresso, caso o aluno estivesse fora da escola, e contasse apenas com o conhecimento adquirido na sua rede de relações sócio-culturais: família, amigos e escolas anteriores. Considerando alunos de características semelhantes distribuídos por diversas escolas, a escola eficaz agrega valor extra aos alunos comparativamente às restantes. Em contraste, a escola ineficaz é aquela onde os alunos têm progresso inferior ao esperado, dadas as suas características sócio-culturais. As principais características sócio-culturais dos alunos que devem ser levadas em conta são o nível sócio-econômico do agregado familiar e o conhecimento prévio do aluno.

A literatura internacional de avaliação divide-se no que se refere à quota de responsabilidade da escola na proficiência dos alunos. Nuttal *et al* (1989), Mortimore *et al* (1988) e Mortimore (1993) mostram que a escola tem um impacto significante nos resultados escolares dos alunos. Hill e Rowe (1994) levam em conta não só o efeito escola mas também o efeito turma e sugerem que muita da variabilidade dos resultados escolares até então atribuídos à *escola* (o efeito escola) são de fato atribuídos à *turma*, e que os professores é que fazem a diferença na aprendizagem. Este resultado, apontado já na década de 80 por Bidwell e Kasarda (1980), torna evidente a importância de se separar no "efeito escola" duas componentes distintas: o efeito da escola como organização que conduz a instrução e o efeito da escolarização como processo, que involve a relação entre os alunos e professores, sendo por isso, melhor caracterizado através das variáveis ligadas à turma. Alguns estudos feitos no Brasil (Fletcher, 1997; Barbosa e Fernandes, 2000) consideram a estrutura de agrupamento "alunos em escolas" e mostram que a variabilidade do desempenho escolar intra-escola é bastante maior do que a variabilidade entre-escolas.

Fazendo o controle pelas características individuais dos alunos, é importante determinar os fatores que estabelecem a diferenciação entre escolas (e turmas), identificando as características e práticas escolares que tornam algumas escolas mais eficazes do que outras na promoção do sucesso escolar, e que ajudam o aluno a ultrapassar o efeito da desvantagem social.

Walberg (1985) enuncia 9 fatores determinantes da 'produtividade educativa' baseando-se nas sínteses de aproximadamente 3000 estudos realizados a partir de 1970. Sammons *et al* (1995) lista 11 características determinantes das escolas eficazes, ao mesmo tempo que apresentam detalhada revisão bibliográfica sobre o assunto. Dentre os fatores mencionados nestes trabalhos podemos encontrar os seguintes: ambiente adequado à aprendizagem, qualidade na experiência educacional, estímulo e elevado nível de exigência e a relação casa-escola.

O nosso trabalho constitui uma investigação preliminar destes fatores na realidade educacional brasileira. O capítulo está organizado como segue: na próxima seção apresenta-se resumidamente a especificação do modelo multinível. Na seção 3 aplica-se o modelo multinível aos dados do SAEB (INEP/MEC), coletados em 1997 para a disciplina de Matemática, 4a. série na região Sudeste. As conclusões são enunciadas na última seção.

2. Modelo multinível

A investigação empírica realizada neste trabalho trata da relação entre algumas características escolares e o desempenho escolar dos alunos. As características da escola/escolaridade são representadas por indicadores das características de infra-estrutura da escola, práticas didáticas e características do professor, entre outras. O desempenho escolar dos alunos é o escore da aferição em Matemática (utilizando a escala TRI). A investigação faz uso de um tipo especial de modelo de regressão denominado de modelos multinível.

Os modelos multinível são adequados para a modelagem de dados que possuem estrutura hierárquica porque incorporam naturalmente essa estrutura na regressão. Os dados educacionais possuem estrutura hierárquica: os alunos estão agrupados em turmas, as turmas em escolas, as escolas em municípios, etc.

Iremos agora mostrar como os modelos multinível conseguem acomodar a estrutura hierárquica presente nos dados. A título de simplificação considere um modelo com dois níveis: alunos e escolas, e suponha que se pretende explicar o desempenho escolar dos alunos (proficiência) através de duas variáveis explicativas: uma medida no nível do aluno (por exemplo, renda familiar) e a outra no nível da escola (por exemplo, se a escola é pública ou privada). Os alunos são identificados pelo índice i e as escolas pelo índice k. O índice k varia de 1 a K e o índice i varia de 1 a n_k , sendo n_k o número de alunos que pertence à escola k. A variável resposta do modelo é a proficiência do aluno i pertencente à escola k, e a variável explicativa associada a este aluno, é a renda familiar. O modelo de regressão clássico especifica a seguinte relação entre estas duas variáveis:

$$proficiencia_{ik} = \beta_0 + \beta_1 renda_familiar_{ik} + e_{ik}$$
 (1)

onde β_0 e β_I , são o intercepto e o coeficiente de inclinação, respectivamente. Estes parâmetros são desconhecidos e devem ser estimados a partir dos dados. O intercepto β_0 pode ser interpretado como o valor esperado da proficiência para os alunos que têm valor nulo de renda³.O coeficiente de inclinação β_I , representa o impacto da renda familiar no desempenho escolar do aluno. Assim, por cada unidade adicional na renda familiar, *ceteris paribus*, a média do desempenho do aluno observará uma variação de β_I unidades. O termo e_{ik} é o distúrbio aleatório ou erro do modelo, associado aos efeitos individuais dos alunos, e o pressuposto usual é que tenha uma distribuição normal com média nula, variância σ_e^2 , constante e homogênea entre os grupos, e que também seja descorrelacionado isto é, $e_{ik} \sim NID(0, \sigma_e^2)$.

No modelo de dois níveis (alunos e escolas) tanto o intercepto como o coeficiente de inclinação são considerados variáveis aleatórias que variam de escola para escola. Na equação a seguir apresentamos o modelo em que apenas o intercepto varia aleatoriamente entre as escolas:

³ Para que essa interpretação tenha significado, na prática costuma-se centralizar a variável explicativa, ou seja, substituí-la pela diferença entre seu valor e a sua média amostral. Nesta situação o intercepto é interpretado como o valor médio da proficiência de um aluno cuja renda é igual a média da renda dos alunos de todas as escolas.

$$proficiencia_{ik} = \beta_{0k} + \beta_1 renda_f amiliar_{ik} + e_{ik}$$

$$\beta_{0k} = \gamma_{00} + u_{0k}$$

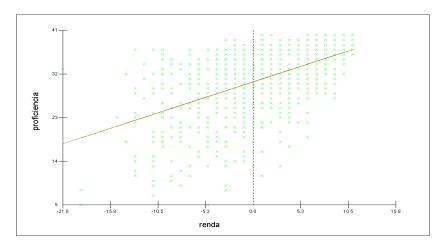
$$e_{ik} \sim N(0, \sigma_e^2)$$

$$u_{0k} \sim N(0, \sigma_{u0}^2)$$
(2)

A primeira característica a ser observada é que neste modelo os parâmetro β_{0k} tem o índice k, indicando a existência de um parâmetro para cada escola, conforme enunciado previamente. Ou seja o intercepto está decomposto no valor médio global (envolvendo todas as escolas), γ_{00} , e no efeito individual da escola, u_{0k} , que é a componente aleatória do nível 2 associada ao intercepto. Os parâmetros desconhecidos do modelo: $\beta_1, \gamma_{00}, \sigma_{u0}^2$ $e \sigma_e^2$ são estimados a partir dos dados, sendo os primeiros dois parâmetros designados por parâmetros fixos e os dois últimos por parâmetros aleatórios. A componente aleatória associada ao intercepto tem variância σ_{u0}^2 , representando a variabilidade do intercepto entre escolas. O erro de nível 1, e_{ik} , tem variância σ_e^2 e representa a variabilidade intraescola.

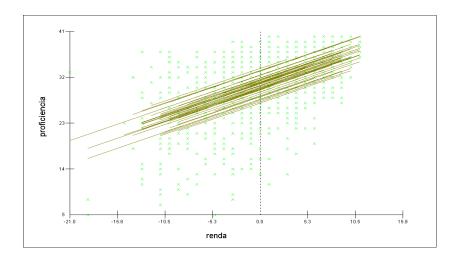
Para melhor ilustrarmos as diferenças entre a regressão clássica e a multinível, considere um conjunto de dados hipotéticos para proficiência e renda familiar dos alunos. A figura 1, representa o que seria a reta de regressão clássica para este exemplo, a qual ignora a alocação heterogênea dos alunos às escolas.

Figura 1 – Reta ajustada do modelo de regressão clássico



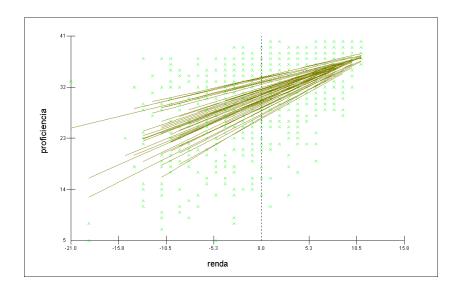
A figura 2 representa a reta ajustada sob um modelo multinível, onde cada uma das retas está associada a uma escola. Esta figura considera o intercepto aleatório (um para cada escola) e a inclinação fixa, ou seja, o efeito da renda familiar do aluno na sua proficiência não varia entre as escolas.

Figura 2 – Retas ajustadas do modelo multinível, intercepto aleatório



A figura 3, representa uma generalização do modelo multinível apresentado, onde tanto o intercepto como o coeficiente de inclinação são aleatórios, isto é, variam entre as escolas.

Figura 3 - Retas ajustadas do modelo multinível, intercepto e coef. inclinação aleatórios



A lógica da modelagem multinível está estruturada na explicação das fontes de variação da variável resposta, a partir das variações das variáveis explicativas observadas em cada um dos níveis. No nosso exemplo inicial consideramos a variável explicativa renda familiar que é medida no nível do aluno. Na seqüência iremos apresentar um modelo em que introduzimos uma variável explicativa referente ao nível da escola- por exemplo, rede escolar, uma variável binária que designa se a escola é pública ou privada. A sua inclusão no nível 2 do modelo dá-se da seguinte forma:

$$\beta_{0k} = \gamma_{00} + \gamma_{01} rede \quad escolar_k + u_{0k} \tag{3}$$

Finalmente, substituindo a equação 3 na equação 1, podemos identificar duas componentes distintas no modelo. determinística ou sistemática do modelo é dada componente pela expressão $(\gamma_{00} + \beta_1 renda familiar_{ik} + \gamma_{01} rede escolar)$, enquanto que a componente aleatória ou estocástica é dada por $(e_{ik} + u_{0k})$. Não é demais reforçar a idéia de que a parte aleatória ou estocástica do modelo representa um conjunto de numerosos efeitos aleatórios, que atuam ao nível do aluno e da escola, os quais não são capturados pela parte determinística do modelo, e que impactam a proficiência dos alunos. A importância relativa da componente aleatória em relação à componente determinística, só pode ser aferida *a posteriori*, ajustando-se o modelo a um conjunto de dados.

O modelo multinível de três ou mais níveis é uma extensão natural do modelo de dois níveis aqui apresentado, e será considerado na modelagem dos dados do SAEB, apresentado na próxima seção. O nível a ser adicionado será o nível da turma, representado pelo índice j, $j=1,..., n_j$, sendo n_j o número de turmas que pertencem à escola k. O modelo resultante tem a seguinte forma:

$$proficiencia_{ijk} = \beta_{jk} + \beta_{1} renda _familiar_{ijk} + e_{ijk}$$

$$\beta_{jk} = \gamma_{0k} + u_{0jk}$$

$$\gamma_{0k} = \gamma_{00} + v_{0k}$$

$$e_{ijk} \sim N(0, \sigma_e^2)$$

$$u_{0jk} \sim N(0, \sigma_u^2)$$

$$v_{0k} \sim N(0, \sigma_v^2)$$

$$(4)$$

De forma análoga ao modelo de 2 níveis, a substituição recursiva das equações resulta num modelo com uma única equação, onde pode ser identificadas a componentes determinística e a aleatória. Mais detalhes sobre modelos multinível podem ser encontrados em Bryk e Raudenbush (1992), Longford (1993), Goldstein (1995) ou Kreft e Leeuw (1998).

3. Aplicação aos dados do SAEB

Nesta seção aplica-se o modelo multinível aos dados do Sistema de Avaliação da Educação Básica - SAEB (INEP,1999a), considerando a sub-amostra da região Sudeste (estados de Minas Gerais, Espírito Santo, Rio de Janeiro e São Paulo). O SAEB é uma avaliação de grande escala, promovida pelo Instituto Nacional de Pesquisas Educacionais, do Ministério da Educação. Esta enquete possuí representatividade nacional e ao nível das unidades da federação, sendo obtida a partir de uma amostra de alunos da 4ª e 8ª séries do Ensino Fundamental e da 3ª série do Ensino Médio.

Os dados utilizados neste estudo foram coletados no SAEB de 1997, abrangendo 3739 alunos da 4ª série, aos quais foi aplicado o teste de proficiência em Matemática. Destes alunos, 1441 frequentam escolas estaduais, 1381 escolas municipais e os restantes 917 escolas particulares. Na amostra da região estão envolvidas 404 turmas e 175 escolas. Maiores detalhes sobre os instrumentos, provas, questionários, e escalas de medição podem ser encontrados em INEP (1999 a, p.5) ou em Bonamino e Franco (1999).

Em um estudo similar, Barbosa e Fernandes (2000) utilizam a amostra de alunos da 8° série (na mesma região), mostrando as vantagens e potencialidades da adoção dos modelos multinível em dados com estrutura hierárquica. Neste estudo foi ajustado um modelo de dois níveis (alunos-nível 1; escolas-nível 2). A variável resposta ali considerada é a proficiência em Matemática e as variáveis explicativas são escolaridade do pai, gênero do aluno e tipo rede (pública/não pública). O modelo explica 51% da variância entre escolas (considerando a componente aleatória associada ao intercepto) e 6% da variabilidade intra-escola. Estes resultados motivaram em grande parte a pesquisa que agora se apresenta porque, apesar de globalmente pouco explicativo, se tivermos em mente que se trata de um modelo bastante parcimonioso no que tange o número de variáveis explicativas, a porcentagem de 51%

assume particular interesse. No entanto, continuava sem resposta a questão 'quais os fatores de capital físico e humano que diferenciam as escolas entre si?'. O objetivo do presente estudo é trazer algumas contribuições para a elucidação desta questão.

3.1. Os dados

A variável resposta a modelar é a proficiência em Matemática dos alunos de 4ª série⁴. As variáveis explicativas por nós seleccionadas dividem-se em três grupos:

Grupo 1: Características individuais do aluno e seu agregado familiar

- Defasagem escolar;
- Escolaridade do pai;
- Motivação: gosta de Matemática;
- Relação casa-escola: conversa em casa sobre o que se passa na escola.

Grupo 2: Características associadas aos professores

- Didática: o aluno entende o professor;
- Escolaridade;
- Cursos de capacitação;
- Duração dos cursos de capacitação;
- Expectativa de aprovação;

Grupo 3: Infra-estruturas e equipamentos escolares

- Conservação do prédio;
- Condições de funcionamento dos espaços laboratoriais e de apoio;
- Mobiliário e equipamento mínimo;
- Instalações e áreas externas e de recreação;

⁴ Dada a inexistência de qualquer variável de controle para o conhecimento prévio do aluno supõe-se que os alunos da 4^a série são mais homogêneos relativamente a esta variável do que alunos de séries superiores.

• Rede de ensino: escola pública/particular;

A codificação destas variáveis encontra-se na tabela 1 em anexo.

A variável defasagem escolar define-se como a diferença entre o número de anos de estudo recomendado para uma criança, dada a sua idade, e o número de anos de estudo atingido pela mesma (PNUD, 1998, pg.113). O aluno que entrou na escola com 7 anos deverá atingir a 4ª série com 10 anos. A variável defasagem escolar foi obtida subtraindo 10 anos à idade do aluno.

A variável *Escolaridade do pai* é usada como controle do nível sócio-econômico do agregado familiar. Em um estudo sobre pobreza e escolaridade no Brasil, Neri *et al* (1999) conclui, confirmando um conhecimento generalizado, de que no Brasil, pobreza e baixa escolaridade estão fortemente associadas. Fletcher, (1997) e Mambrini *et al* (2000) procuram aprimorar o controle do nível sócio-econômico através da criação de índices que, além da escolaridade do pai e da mãe, levam em conta outras variáveis tais como, a situação do pai e da mãe face ao emprego, consumo de jornais e cor do aluno. A ausência da variável de controle do nível sócio-econômico pode conduzir à presença de covariância espúria, provocando, por exemplo, a sobre-estimação do efeito da variável *Rede* na proficiência⁵.

No conjunto de dados em estudo verifica-se que 35,4% dos alunos não sabem qual é a escolaridade do pai. Para que estes casos não fossem perdidos, estimou-se a escolaridade *plausível* do pai por aplicação do procedimento descrito em Franses et al. (1999).

A variável relação casa-escola é aferida pela frequência com que o aluno conversa em casa sobre os assuntos da escola. A frequência está registada em ordem decrescente.

Didática "é a técnica de dirigir e orientar a aprendizagem"⁶. Neste estudo ela é aferida através da resposta dos alunos à pergunta "Você entende o que o(a) professor(a) ensina nas aulas de Matemática?"

⁵ A ausência de um controle adequado, neste contexto, poderá alterar a magnitude e significância do efeito *Rede*, resultando num impacto significativo das diferentes estruturas de organização escolar (rede estadual, municipal e particular) na proficiência, quando na realidade esse efeito é reflexo da origem sócio-econômica dos alunos.

⁶ em Novo Dicionário Aurélio da Língua Portuguesa; nova versão revista e ampliada, Ed.Nova Fronteira

As variáveis explicativas usadas em *Infra-estruturas e equipamentos escolares* resultam da análise de fatores aplicada ao questionário de escola (INEP, 1999c). O procedimento reduziu 33 variáveis iniciais para 7 fatores, explicando 70% da variância total dos dados. Neste trabalho usamos apenas 4 fatores, os quais explicam 58% da variância total. Os fatores são enunciados no ponto Grupo 3 acima, e a tabela 2 do anexo relaciona cada fator com as principais variáveis que o compõem. Detalhes teóricos sobre a técnica de análise de fatores podem ser encontrados em Mardia *et al* (1979, cap.9), e sobre a aplicação da técnica aos dados do SAEB-97, em Vieira(1999).

3.2. Estimação e Resultados

O modelo (4) de três níveis considera a hierarquia: nível 1 – aluno, nível 2 – turma, nível 3 – escola e foi aplicada aos dados acima descritos. A estimação dos modelos multinível, utilizados neste estudo, foi realizada através do pacote estatístico *MlwiN* versão Beta (Rasbash *et al* 1999), através do procedimento de estimação *probability-weighted IGLS* (PWIGLS) (Pfeffermman *et al* 1998). A amostra do SAEB resulta dum plano de amostragem complexa para o qual o procedimento PWIGLS é adequado. Há outros pacotes computacionais, tais como SUDAAN e WesVarPC que lidam com planos amostrais complexos. Pessoa *et al* (1997) apresentam um estudo que enfatiza a importância de levar em conta o desenho amostral na modelagem.

A tabela 3 contém os resultados dos modelos ajustados.

Tabela 3 – Resultados do modelo de 3 níveis: aluno, turma, escola							
	Estimativa	Estimativa	Estimativa	Estimativa	Estimativa	Estimativa	Estimativa
Parâmetros	(e.p.)	(e.p.)	(e.p.)	(e.p.)	(e.p.)	(e.p.)	(e.p.)
1 al ameti os	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7
Fixos							
Intercepto	195.44(2.26)	176.95(3.60)	172.34(3.59)	78.49(10.10)	76,83(9.56)	102.16(10.08)	101.23(10.08)
Esc-pai:geral		17.85(3.12)	17.28(3.21)	17.29(3.47)	17.91(3.45)	13.17(3.45)	13.24(3.45)
Esc-pai:superior		37.36(4.10)	36.04(4.22)	36.28(4.73)	36.62(4.68)	31.35(4.67)	30.73(4.69)
Conservação do prédio			9.58(1.75)	3.49(1.53)	3.74(1.34)	3.91(1.34)	3.27(1.39)
Laboratorios e apoio			10.07(1.49)	11.53(1.49)	11.49(1.37)	10.53(1.36)	8.37(1.89)
Mobiliário e equip.mínimo			21.55(2.35)	16.24(2.27)	16.12(2.00)	15.01(1.99)	13.76(2.13)
Instalações,área ext.recreação			4.82(1.62)	5.18(1.47)	4.77(1.35)	3.53(1.35)	3.63(1.35)
Didática				10.11(1.16)	9.85(1.18)	5.94(1.28)	5.97(1.28)
Expectativa-aprovação				11.99(1.54)	12.33(1.48)	10.38(1.48)	10.16(1.48)
Escolaridade-professor				3.85(1.73)	3.00(1.72)	2.19(1.69)**	2.30(1.68)***
Curso-capacitação				5.07(3.16)*			
Duração-capacitação					3.09(0.56)	2.79 (0.55)	2.66(0.55)
Motivação						3.95(0.89)	3.95(0.89)
Idade						-5.43(0.66)	-5.39(0.66)
Relação casa-escola						-1.56(0.56)	-1.54(0.56)
Rede:Particular							9.74(5.97)****
Aleatórios							
Nível 3 : Escola	681.96	530.49	164.47	49.02	0.000	6.44	6.18
	(120.1)	(101.19)	(59.73)	(45.82)		(37.79)	(37.56)
Nível 2 : Turma	280.07	270.14	261.03	181.03	187.17	171.14	169.36
	(44.48)	(43.53)	(43.12)	(39.27)	(31.57)	(37.42)	(37.21)
Nível 1 : Alunos	1633.74	1610.37	1656.45	1558.60	1549.75	1544.31	1543.67
	(39.98)	(39.54)	(41.55)	(44.17)	(44.33)	(44.44	(44.42)
-2*loglikelihood	38747.71	38470.66	36765.82	28769.930	28251.57	27922.17	27902.97
Casos usados	3739	3717	3558	2793	2737	2710	2710

^(*) p-valor=0.0548; (**)p-valor=0.0978; (***)p-valor=0.0869; (****)p-valor=0.0516

Os resultados do modelo nulo (modelo 1) mostram que a estimativa da média global da proficiência é 195.44 pontos com variância total de 2595.08. A decomposição percentual da variância total nos níveis é a seguinte: nível 3 – escola: 26%, nível 2 – turma: 11%, nível 1 – alunos (variação intra-turma): 63%.

O modelo 2 inclui como variável explicativa (neste caso de controle) escolaridade do pai. A variável foi codificada em variáveis binárias para as categorias de escolaridade geral e superior. O contraste é nenhuma escolaridade. Escolaridade do pai impacta positivamente a proficiência do aluno. Apesar desta variável representar uma característica associada ao agregado familiar do aluno, a variabilidade

entre escolas é reduzida em 22% depois da sua inclusão, confirmando que a distribuição dos alunos por escolas não é aleatória.

O modelo 3 inclui as variáveis explicativas *Infra-estruturas e equipamentos escolares*. Constata-se a importância das condições físicas e de funcionamento da escola para a promoção do sucesso escolar. O modelo 3 reduz a variância inicial entre escolas em 76%.

Os modelos 4 e 5 acrescentam as variáveis explicativas associadas aos professores (didática, expectativa de aprovação, escolaridade do professor, curso de capacitação) ao modelo 3. Todas elas apresentam efeito positivo e estatisticamente significativo na proficiência.

Verifica-se forte relação entre a *expectativa de aprovação* que o professor tem sobre os seus alunos e o desempenho efetivo dos mesmos. Isto explica-se fundamentalmente pelo fato da coleta da informação ter sido realizada no mês de outubro e o ano escolar terminar em dezembro: faltando menos de dois meses para o final do ano, é razoável supor que os professores possuam uma estimativa confiável das chances de aprovação dos seus alunos.

A principal diferença entre os modelos 4 e 5 é que enquanto o primeiro considera *curso de capacitação* como variável binária: o professor <u>fez</u> ou <u>não fez</u> curso de capacitação, o modelo 5 é mais informativo porque inclui a duração do curso de duração. Estes modelos sugerem que a realização de cursos de capacitação por parte dos professores possui um efeito estatisticamente significativo (ao nível de 6%) na melhoria dos resultados escolares dos alunos. Além disso, cursos de longa duração são "mais efetivos" do que os de curta duração. Suponha, hipoteticamente, o caso de dois professores: o professor A, que frequentou um curso com menos de 20 horas e o professor B, que frequentou um curso com mais de 180 horas. Utilizando o modelo estimado, pode-se verificar, *ceteris paribus*, que o curso que o professor A realizou adiciona, em média, 3.09 unidades na proficiência dos seus alunos e o curso que o professor B realizou contribui, em média, com 21.63 unidades.

No modelo 5 a variância entre escolas é estatisticamente não significativa e a variabilidade inicial entre turmas é reduzida em 39%.

O modelo 6 acrescenta ao anterior as variáveis explicativas associadas ao aluno: *defasagem escolar*, *motivação*, e *relação casa-escola*. O modelo mostra que o desempenho do aluno é penalizado em 5.43

pontos por cada ano de defasagem. A defasagem deve-se não só à repetência, mas também à entrada tardia na escola. A informação contida nos questionários não nos permite desagregar com rigor os alunos em repetentes e "tardios". De qualquer forma, repetência deve ser evitada. Tal como já mencionamos, os modelos mostram que o diagnóstico de aprovação feito pelos professores (aproximadamente dois meses antes do final do ano escolar) apresenta forte correlação com o desempenho efetivo dos alunos. Essa informação deveria ser aproveitada para que maior esforço educativo fosse centrado nos alunos cujo progresso escolar está em risco.

As estimativas associadas às variáveis explicativas *motivação* e *relação casa-escola* (note que a ordem da escala encontra-se em sentido decrescente) revelam impacto significativo na proficiência, indicando que os aluno que conversam mais em casa sobre a sua situação escolar, em média, possuem um melhor desempenho relativo àqueles que conversam menos ou não conversam.

Face ao modelo 5, este modelo reduz a variabilidade entre turmas em 6%. Assim, a variabilidade inicial entre turmas é explicada em 39% e a variabilidade total é explicada em 34%.

O modelo 7 é semelhante ao anterior e considera adicionalmente a variável explicativa *Rede*. Verificase que o efeito fixo de *rede: particular* é estimado em 9.74 com *p-valor* igual a 0.0516. A capacidade explicativa deste modelo face ao anterior não aumentou.

O modelo final, 7, comparado com o modelo nulo, 1, mostra que a variância total da proficiência explicada por aquele modelo é de 34%. Em termos da redução da variância por níveis, o grande impacto é na redução da variância entre escolas, 100%, e entre turmas, 40%. Dito de outra forma, no modelo 7 a variância final não explicada distribui-se percentualmente como segue: nível 3 - escola : 0%, nível 2 - turma: 60%, nível 1 – intra-turma: 94%.

Em termos globais, constata-se que os fatores de *Infra-estruturas e equipamentos escolares* têm forte impacto na proficiência e que são responsáveis por 54% da variabilidade entre escolas. Adicionalmente, as características associadas a professores reduzem a variabilidade entre escolas em 24% e entre turmas em 26%. Os resultados obtidos para os coeficientes relacionados com professores e ambiente educativo intra-turma (*didática, expectativa de aprovação, motivação do aluno*) revelam grande potencial na contribuição para a promoção do sucesso escolar. A articulação da didática do

professor com a motivação do aluno, juntamente com o diagnóstico precoce dos alunos em risco para combater a repetência, parecem ser a fórmula necessária para ultrapassar, por exemplo, o efeito de desvantagem social. Com as devidas ressalvas, chama-se a atenção de que o somatório das estimativas envolvidas (didática=5.97, motivação do aluno=3.95, expectativa de aprovação=10.16, defasagem escolar=5.39) totaliza 25.47 pontos acima da proficiência média global, enquanto a estimativa associada à escolaridade do pai é 13.24 pontos, se ele tem escolaridade até ao 2° grau, e 30.73 pontos, se ele tem escolaridade superior.

3.3. Análise de Resíduos

O resíduos são as estimativas da componente aleatória de cada nível presente no modelo. Conforme salientamos na seção 2, os efeitos não captados pela parte determinística ou sistemática do modelo ajustado estão depositados nos distúrbios aleatórios, que são estimados pelos resíduos. Os gráficos apresentados nas figuras 4, 5 mostram respectivamente os resíduos associados a turma e a escola, limitados por ± 1 erro padrão, numa sequência de ordem crescente.



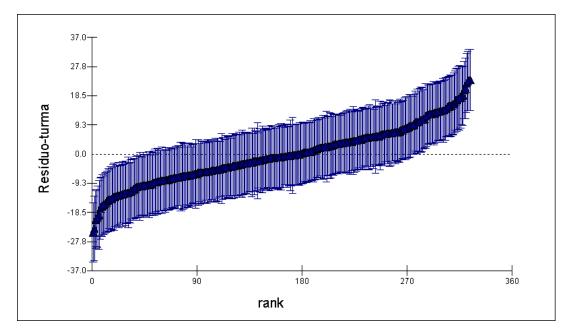
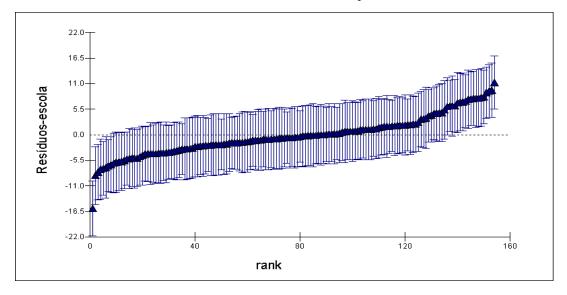


Figura 5 - Resíduos de nível 3 – ESCOLA, ordenados com +/- 1 d.p.



Em ambos os gráficos podemos observar que a maioria das estimativas dos resíduos não são significativamente diferentes de zero. Turmas e escolas podem agrupar-se em 3 grupos:

a) com resíduo não significativamente diferente de zero. Os resultados sugerem que o modelo representa satisfatoriamente as turmas e escolas classificadas neste grupo;

- b) com resíduo negativo. Devido a características não observadas ou não contempladas no modelo, o modelo *preditivo* sobre-estima a proficiência dos alunos que pertencem a estas turmas e escolas;
- c) com resíduo positivo. O modelo *preditivo* sub-estima a proficiência dos alunos que pertencem a estas turmas e escolas. O desempenho escolar efetivo é superior ao que está captado no modelo.

Goldstein et *al* (1993) e Goldstein e Spiegelhalter (1996), mostram a impossibilidade técnica de estabelecer uma lista ordenada rigorosa da eficácia das instituições baseados na análise de resíduos. O problema fundamental é que a ordenação das escolas utilizando apenas a estimativa pontual dos resíduos não é adequada, pois ignora a imprecisão da estimativa, expressa através de um intervalo de confiança. Escolas diferentes sob a ótica da estimativa pontual, podem tornar-se iguais se houver sobreposição nos seus intervalos de confiança.

4. Conclusões

A partir da investigação empírica realizada neste estudo é possível apontar alguns resultados preliminares sobre os fatores escolares que impactam, de forma significativa, o desempenho em Matemática dos alunos da 4ª série da região Sudeste do Brasil. É sabido que o desempenho escolar do aluno é resultante de uma complexa interação de vários fatores que atuam, simultaneamente, nos diversos níveis de sua inserção social: os condicionantes sócio-econômicos da família, o ambiente sócio-cultural da escola, as relações e práticas didáticas na turma, entre outros. Um dos objetivos deste estudo foi o de tentar determinar a contribuição de fatores da escola, associados a características físicas e de capital humano, que impactam significativamente os resultados escolares dos alunos. Para alcançar este objetivo utilizamos o modelo multinível de 3 níveis nos dados do SAEB - região Sudeste, coleta de 1997, considerando como variável resposta a proficiência em Matemática na 4ª série. O modelo considera a estrutura hierárquica: aluno, turma, escola. Feito o controle por nível sócio-econômico do aluno, encontramos evidências de que as variáveis de Infra-estruturas e equipamentos escolares têm forte impacto na proficiência dos alunos e explicam 54% da variabilidade da proficiência entre escolas. Feito o controle por Infra-estruturas e equipamentos escolares, as características associadas ao professor e à sua interação com a turma aparecem com grande poder explicativo do desempenho escolar. Mostrou-se que o diagnóstico precoce dos alunos em risco é possível através da atuação dos professores; esta informação deve ser aproveitada para combater o insucesso escolar. Além disso, motivação do aluno e relação casa-escola surgem também com impacto na proficiência, mostrando que o gosto pela Matemática leva à obtenção de melhores resultados e que os alunos que mais conversam em casa sobre o que ocorre na escola também são, em média, melhores alunos.

O modelo final apresenta capacidade explicativa de 34%. A variabilidade entre escolas é completamente captada pelas variáveis explicativas do modelo e, por isso, a componente aleatória associada a escola é estatisticamente não significativa. A capacidade explicativa da variabilidade entre turmas é de 40% e intra-turma é de 6%.

Retomando a pergunta "Escola brasileira faz diferença?" temos evidências para responder afirmativamente – sim, a escola brasileira faz diferença. Tanto ao nível da *escola* como da *turma* há contribuição possível a dar para a melhoria progressiva dos resultados escolares.

Bibliografia

- Andrade D F, Klein, R (1999). Métodos estatísticos para avaliação educacional: Teoria de Resposta ao Item. *Boletim da Associação Brasileira de Estatística*, 43, 21-28.
- Barbosa M, Fernandes C (2000). Modelo multinível: uma aplicação a dados de avaliação educacional. *Estudos em Avaliação Educacional*, 22:135-153.
- Bonamino, A, Franco, C. (1999). Avaliação e política educacional: o processo de institucionalização do SAEB. *Cadernos de Pesquisa*, 108.
- Bryk, A, Raudenbush, S.(1992). Hierarchical Linear Models. Sage Publications, Newbury Park, CA.
- Creemers, B. P. M. (1994). The history, value and purpose of school effectiveness studies. Em D Reynolds et al (eds) Advances in school effectiveness research and practice, Oxford: Pergamon.
- Cullingford, C. (1997). Assessment versus Evaluation. Cassell, London.
- Fletcher, P. (1997). À Procura do Ensino Eficaz. Relatório de pesquisa, PNUD/MEC/SAEB.
- Franses, P H, Geluk I, Homelen V P (1999). Modeling item nonresponse in questionnaires. *Quality & Quantity*, vol.33, 203-213.
- Goldstein H (1995). Multilevel statistical models. Edward Arnold, London.
- Goldtein H, Rasbash J, Yang M, Woodhouse G, Pan H, Nuttal D, Thomas S (1993). A Multilevel Analysis of School Examination Results. *Oxford Review of Education*, vol.19, 4:425-433.
- Goldstein H, Lewis T (1996). The scope of assessment. Em: Assessment: problems, developments and statistical issues. Eds. Goldstein H, Lewis T. John Wiley & Sons, Chichester.
- Goldstein H, Spiegelhalter D J (1996), League tables and their limitations: statistical issues in comparisons of institutional performance. *Journal of the Royal Statistical Society*, A 159:385-443.
- Goldstein H, Rasbash J, Plewis I, Draper D, Browne W, Yang M, Woodhouse G, Healy M (1999). A user's guide to MlwiN. Multilevel models project, Institute of Education, University of London, London.
- Kreft I, de Leeuw J (1998). Introducing multilevel modeling. Sage Publications, London.
- Hambleton, R K (1993). Principles and selected applications of Item Response Theory. Em Educacional Measurement, ed. Robert L Linn. American Council on Educacion, Oryx Press.
- Hill, P. e Rowe, K. (1994). Multilevel modelling of school effectiveness research. International Congress for School Effectiveness and Improvement, Melbourne.
- INEP (1999a). Saeb 97 Primeiros Resultados. Ministério da Educação e Cultura, Brasília.
- INEP (1999b). O perfil da escola brasileira: um estudo a partir dos dados do SAEB 97. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais, Brasília.
- INEP (1999c). Questionários e Manuais SAEB/97. Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais, Brasília.
- Longford N (1993). Random Coefficient Models. Clarendon Press, Oxford.

- Mambrini, J., Soares, J.F., Cesar, C.C. (1999). Determinantes de desempenho dos alunos do ensino básico brasileiro: evidências do SAEB 1997. Relatório Interno. Departamento de Estatística da Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte.
- Mardia K V, Kent J T, Bibby J M (1979). Multivariate Analysis. Academic Press, London.
- McCullagh P, Nelder J A (1983). Generalized linear models. Chapman and Hall, London.
- Montgomery D, Peck E (1982). Introduction to linear regression analysis. John Wiley & Sons, New York.
- Mortimore, P. (1991). The nature and findings of school effectiveness research in primary sector. Em S. Riddell e S. Brown (eds) School effectiveness research: its messages for school improvement, HMSO: Londres.
- Mortimore, P., Sammons, P., Stoll, L., Lewis, D., and Ecob, R. (1988). Scool matters: the junior years. Wells: Open Books.
- Neri M, Considera C, Pinto A (1999). A evolução da pobreza e da desigualdade brasileiras ao longo da década de 90. *Economia Aplicada*, vol. 3, 3, 383-406.
- Nuttal D N, Goldstein H, Prosser R e Rasbash J (1989). Differential school effectiveness. *Journal of Educational Research*, 13:769-776.
- Pessoa, D.G.C., Nascimento Silva, P.L.D., Duarte, R.P.N. (1997). Análise estatística de dados de pesquisas por amostragem: problemas no uso de pacotes padrão. *Revista Brasileira de Estatística*, vol.58, 210:53-75.
- Pfeffermann, D., Skinner, C. J., Holmes, D. J., Goldstein, H., Rasbash, J. (1998). Weighting for unequal selection probabilities in multilevel models. *Journal of the Royal Statistical Society*, B, 1:23-40.
- PNUD Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (1998). Desenvolvimento humano e condições de vida: indicadores brasileiros. IPEA.
- Rasbash, J., Browne W., Healy, M, Cameron, B., Charlton C. (1999). MlwiN Beta version. Multilevel models project, Institute of Education, University of London, Londres.
- Sammons, P. Thomas, S., Motimore, P., Owen, C. e Pennell, H. (1994). Assessing school effectiveness: developing measures to put school performance in context, Office for standards in Education, Londres.
- Sammons, P., Hillman, J., Mortimore, P. (1995). Key characteristics of effective schools. Office for Standards in Education, Londres.
- Vieira M T (2000). Utilização de técnicas de estatística multivariada para análise de dados educacionais. Relatório Interno, PUC-Rio, Rio de Janeiro.
- Yang M, Rasbash J, Goldstein H, Barbosa M (1999). MlwiN macros for advanced multilevel modelling, version 2.0. Multilevel Models Project, Institute of Education, University of London, London.

- Yang M, Goldstein H, Rath T, Hill N (1999). The use of assessment data for school improvement purposes. *Oxford Review of Education*, 25, 469-483.
- Walberg, H.J. (1984). Improving the productivity of America's schools. *Educational Leadership*, 41,19-27.
- Wyatt, T. (1996). School effectiveness research: dead end, damp squib or smouldering fuse?. *Issues in Educational Research*, 6 (1), 79-112.

ANEXO

Tabela 1 – Codificação das variáveis explicativas					
	Variáveis	Codificação			
Grupo 1: Escolaridade do pai		1: 4ª série; 2: 8ª série; 3: 2° grau; 4: superior; 5: pós-graduação			
Características individuais	Defasagem escolar	Idade do aluno - 10 anos			
	Relação casa-escola: Conversa em casa	1: quase todos os dias; 2: uma vez por semana; 3: quando recebo as notas; 4: no final do ano; 5: não converso			
	Motivação: Gosta de matemática	1: não gosto;2: gosto pouco; 3: gosto; 4: gosto muito			
Grupo 2: Professores	Didática: Aluno entende o professor	1: não entendo nada; 2: entendo um pouco; 3: quase tudo; 4: entendo tudo			
	Escolaridade	1: 4ª série; 2: 8ª série; 3: 2° grau ; 4: superior ; 5: pós-graduação			
	Curso de capacitação	1: fez curso; 0: não fez curso			
	Duração dos cursos de capacitação	1: menos de 20 horas; 2: de 20 a 40 horas 3: de 41 a 60 horas; 4: de 61 a 80 horas 5: de 81 a 120 horas; 6: de 121 a 180 horas 7: mais de 180 horas;			
Grupo 3: Escola	Expectativa de aprovação	1: menos de 50%; 2: de 50% a 79%; 3: de 80% a 89%; 4: de 90% a 99%; 5: 100%			
	Rede	1: particular; 0:pública			

Tabela 2 – Composição dos fatores de <i>Infra-estruturas e equipamento escolar</i>					
Fator	Variáveis que compõe o fator ^(a)				
Fator I: Conservação do Prédio	Telhado, Paredes, Piso, Portas e janelas, Banheiros, Cozinha, Instalações hidraúlicas, Instalações elétricas, Iluminação, Sala de aula, Quadro Negro				
Fator II: Condições de funcionamento dos espaços laboratoriais e de apoio	Biblioteca, Laboratório de Ciências, Laboratório de Informática, Auditório, Quadra de Esportes ou Ginásio, Vestiários, Projetor de slides				
Fator III: Mobiliário e equipamento mínimo	Carteiras, Mesas, Máquina fotocopiadora, Máquina datilografia				
Fator IV: Instalações, áreas externas e de recreação	Ventilação, Iluminação, Ruídos, Área externa (pátio, jardins), Espaço para recreação infantil, Sala de professores				