

MODELO MULTINÍVEL: UMA APLICAÇÃO A DADOS DE AVALIAÇÃO EDUCACIONAL

MARIA EUGÊNIA FERRÃO BARBOSA¹
CRISTIANO FERNANDES²

1. Introdução³

Em pesquisa educacional é muito freqüente o uso dos termos 'aferição' e 'avaliação'. Os limites de um e outro são dúbios. Goldstein e Lewis (1996) usam genericamente o termo 'aferição' ('assessment') discriminando 3 funções possíveis: certificar indivíduos, ajudar no processo de aprendizagem, fazer inferências sobre o funcionamento dos sistemas e instituições. No Brasil, tem-se usado genericamente o termo 'avaliação'. Neste trabalho, faremos distinção entre 'aferição' e 'avaliação' seguindo a linha de Cullingford (1997). No processo de aferição o foco do estudo é estreito; a área de análise do processo subjacente é restrita, e não precisa ser definida em termos de outras áreas relevantes. Por exemplo, quando um grupo de alunos é submetido a um teste de matemática os resultados obtidos caracterizam a superfície visível da proficiência cognitiva em matemática. Já a avaliação dos resultados de matemática numa escola acarreta necessariamente procedimentos de aferição, mas

¹ Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro – PUC/RJ.

² Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro – PUC/RJ.

³ Os autores estão agradecidos ao Professor Creso Franco pelos comentários. Agradecem também ao Instituto Nacional de Pesquisas Educacionais (INEP) a disponibilização dos dados.

além disso leva em conta características de alunos, professores e da própria escola, explorando a relação destas com os resultados obtidos.

Os resultados da avaliação devem contribuir para que os agentes de decisão possam agir sobre o sistema avaliado. Enquanto as contribuições decorrentes da 'aferição' são superficiais e a utilidade dos seus resultados é passiva, as contribuições da 'avaliação' podem ser profundas e estruturais de forma a que a partir dela se promovam correções e melhorias no sistema. Importa enfatizar que a instituição ESCOLA é o instrumento eficaz para a promoção da equidade e mobilidade social.

Modelos de regressão são usados para estabelecer a relação entre variáveis explicativas (por exemplo características de alunos, professores, diretores, escolas, etc.) e a variável resposta (desempenho escolar). Neste artigo pretende-se mostrar as potencialidades da adoção dos modelos de regressão linear multinível na análise e modelagem dos dados de avaliação educacional.

Este artigo está organizado como segue: na próxima seção apresentam-se as limitações dos modelos de regressão linear clássico para lidar com dados com estrutura hierárquica; na seção 3 apresenta-se a especificação formal do modelo multinível; na seção 4 aplica-se um modelo de 2 níveis aos dados do Sistema de Avaliação da Educação Básica, SAEB (INEP, MEC), coletados em 1997 para a disciplina de matemática, 8ª série na região Sudeste. As conclusões são enunciadas na última seção.

2. Estrutura multinível e modelo de regressão clássico

A estrutura do sistema educacional é organizada hierarquicamente ou em níveis: um grupo de alunos constitui uma turma e um grupo de turmas constitui uma escola. Podemos ainda pensar em níveis superiores de agrupamento, tais como conjuntos de escolas agrupadas por município e estes agrupados em estados. Dados coletados sobre o sistema educacional têm a

mesma estrutura. No exemplo acima, identificam-se 5 níveis da hierarquia: alunos, turmas, escolas, municípios e estados.

Por simplicidade, neste estudo iremos considerar apenas a presença de dois níveis: alunos (unidades de nível 1 ou unidades micro) agrupados em escolas (unidades de nível 2 ou unidades macro).

Por razões sócio - geográficas e econômicas ou outras, a distribuição dos alunos pelas escolas não é aleatória. A seletividade à entrada na escola contribui desde logo para que alunos de uma mesma escola apresentem maiores semelhanças entre si do que alunos de escolas diferentes. As semelhanças aumentam à medida que decorre o processo educacional – o indivíduo interage no grupo e o grupo interage no indivíduo, com isto a estrutura de grupo é consolidada. O grau de agrupamento existente numa população é capturado pela estatística denominada de coeficiente de intra-correlação, o qual pode tomar valores entre 0 e 1. Se o valor do coeficiente de intra-correlação for próximo de zero então não existe estrutura de agrupamento, enquanto que se for próximo de 1 pode-se inferir que a estrutura de agrupamento é muito forte. No primeiro caso, os modelos de regressão clássica (Montgomery e Peck, 1982) podem ser usados com sucesso. Caso contrário, é necessário que a modelagem leve em conta a estrutura de agrupamento. O modelo de regressão multinível, ou simplesmente modelo multinível (Goldstein, 1995), é construído respeitando a estrutura de agrupamento dos dados. Na literatura este modelo também é chamado de modelo hierárquico, (Bryk e Raudenbush 1992) ou modelo de coeficientes aleatórios (Longford, 1993).

As variáveis explicativas podem ser medidas tanto no nível dos alunos (micro) como no nível das escolas (macro). Por exemplo:

- a) 'nível de escolaridade do pai' é uma variável que diz respeito a cada um dos alunos;
- b) 'dimensão da escola', medida através do número total de alunos, diz respeito à unidade escola.

Autores tais como Kreft e de Leeuw (1998) designam as variáveis associadas ao nível macro por variáveis de contexto.

Pretende-se estabelecer uma relação entre as variáveis explicativas e a variável resposta 'desempenho escolar'. Usando o modelo de regressão clássico com tal propósito, o analista precisa decidir qual a unidade em que vai trabalhar. Concretamente ele precisa escolher se vai analisar o nível micro ou macro. Se o analista decidir trabalhar no nível macro, precisará sumariar todos os dados referentes ao nível micro através de médias, proporções, contagens, etc. para obter as respectivas variáveis no nível macro. Desta forma, toda a variabilidade intra-escola será perdida. Em estudos de pesquisa educacional, a decomposição da variância da variável resposta pelos níveis da hierarquia mostra que a maior componente é a variância intra-escola (por exemplo, Yang et al.1999). Portanto a escolha da unidade escola (nível macro) como unidade de análise não é satisfatória.

Por outro lado, se o analista decidir optar em trabalhar no nível micro, precisará desmembrar para a unidade micro todas as variáveis explicativas referentes à escola. Neste caso, poderá ocorrer subestimação do erro padrão da estimativa do coeficiente de inclinação e conseqüentemente conduzir a inferências e conclusões inválidas.

Atendendo a que é através da instituição ESCOLA que os agentes de decisão podem intervir no sistema, especial atenção deve ser dada aos fatores que reduzem a variabilidade entre escolas.

Se o número de escolas em estudo for reduzido e se se tratar de um estudo de caso poder-se-á usar o modelo de regressão clássico ajustando um intercepto, coeficiente de inclinação e variância do erro separadamente para cada escola. Na maioria das pesquisas o número de escolas em presença é demasiado numeroso para que esta seja uma solução viável e, por outro lado, o analista está mais interessado em estudar o padrão do sistema educacional do que o desempenho de cada escola em particular.

O modelo multinível permite acomodar simultaneamente o nível micro e macro, é parcimonioso quanto ao número de parâmetros a estimar e produz estimativas eficientes.

3. Especificação do modelo multinível

Considere-se uma amostra de alunos agrupados em escolas. Alunos são identificados pelo índice i e escolas são identificadas pelo índice j . O índice j varia de 1 a J e o índice i varia de 1 a n_j , sendo J o número total de escolas na amostra e n_j o número de alunos que pertence à escola j . Define-se aluno como unidade de nível 1 e escola como unidade de nível 2.

Seja y_{ij} a variável resposta do aluno i , pertencente à escola j , e x_{ij} a respectiva variável explicativa. O modelo de regressão clássico é como segue:

$$y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 x_{ij} + e_{ij} \quad (1)$$

onde β_0 e β_1 , o intercepto e o coeficiente de inclinação, respectivamente, são parâmetros desconhecidos a estimar a partir dos dados. O termo e_{ij} é o erro do modelo cujo pressuposto é que tenha uma distribuição Normal com média nula e variância, σ_e^2 , constante e homogênea entre os grupos, $e_{ij} \sim N(0, \sigma_e^2)$.

A estimativa do intercepto, $\hat{\beta}_0$, é a média global da variável resposta para o valor nulo da variável explicativa e a estimativa do coeficiente de inclinação, $\hat{\beta}_1$, representa o efeito da variável explicativa na variável resposta por cada unidade adicional daquela. Tal como pode observar-se, o modelo de regressão clássico conduz a uma reta preditiva com um só intercepto e um só coeficiente de inclinação para todas os alunos e todas as escolas.

No modelo de dois níveis (alunos e escolas) tanto intercepto como coeficiente de inclinação são considerados variáveis aleatórias que variam de escola para escola. A sua especificação é como segue:

$$y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}x_{ij} + e_{ij} \quad (2)$$

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

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + u_{1j}$$

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

$$\begin{bmatrix} u_{0j} \\ u_{1j} \end{bmatrix} \sim N(0, \Omega_u) : \Omega_u = \begin{bmatrix} \sigma_{u0}^2 & \sigma_{u01} \\ \sigma_{u01} & \sigma_{u1}^2 \end{bmatrix}$$

onde u_{0j} e u_{1j} são as componentes aleatórias associadas respectivamente ao intercepto e coeficiente de inclinação (também podem ser designadas por erros de nível 2). $\gamma_{00}, \gamma_{10}, \sigma_{u0}^2, \sigma_{u1}^2, \sigma_{u01}, \sigma_e^2$ são parâmetros desconhecidos a estimar a partir dos dados, sendo os dois primeiros designados por parâmetros fixos e os restantes designados por parâmetros aleatórios. A componente aleatória associada ao intercepto tem variância σ_{u0}^2 representando a variabilidade do intercepto entre escolas e a componente aleatória associada ao coeficiente de inclinação tem variância σ_{u1}^2 representando a variabilidade dos coeficientes de inclinação entre escolas. A co-variância entre o intercepto e coeficiente de inclinação é σ_{u01} .

O erro de nível 1, e_{ij} , tem variância σ_e^2 e representa a variabilidade intra-escola.

Note-se que no modelo multinível (2) os parâmetros β_{0j} e β_{1j} têm o índice j indicando a existência de um parâmetro para cada escola j .

Suponha a existência de uma variável explicativa associada a escola, w_j . A sua inclusão no nível 2 do modelo dá-se da seguinte forma:

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}w_j + u_{0j} \quad (3)$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}w_j + u_{1j}$$

Substituindo as equações de nível 2 (3) no nível 1, obtêm-se

$$y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}x_{ij} + \gamma_{01}w_j + \gamma_{11}w_jx_{ij} + u_{0j} + u_{1j}x_{ij} + e_{ij}. \quad (4)$$

A primeira linha do lado direito de (4) é a parte determinística do modelo e a segunda linha a parte aleatória.

4. Aplicação aos dados do SAEB

O modelo multinível foi aplicado aos dados do SAEB (INEP, 1999a) da região Sudeste (estados de Minas Gerais, Espírito Santo, Rio de Janeiro e São Paulo). A amostra é representativa ao nível da Unidade de Federação. Os dados em estudo foram coletados em 1997, abrangendo 2821 alunos da 8ª série aos quais foi aplicado o teste de proficiência em Matemática. Destes alunos, 939 freqüentam escolas estaduais, 879 escolas municipais e os restantes 1003 escolas particulares. Na amostra da região estão envolvidas 125 escolas.

A variável resposta é proficiência em Matemática. As variáveis explicativas aqui consideradas associadas ao nível de aluno são gênero (feminino contrastando a masculino) e nível de escolaridade do pai, com 6 categorias possíveis :

0. Nunca freqüentou a escola,
1. Completou a 4ª série,
2. Completou a 8ª série,
3. Completou o 2º grau do ensino médio,
4. Completou o ensino superior,
5. Pós-graduação.

Esta variável é usada como indicador do nível sócio econômico do agregado familiar do aluno. Neri et al. (1999) apresenta a desagregação dos índices de pobreza no Brasil pela escolaridade dos chefes de domicílio mostrando que pobreza está associada a baixa escolaridade.

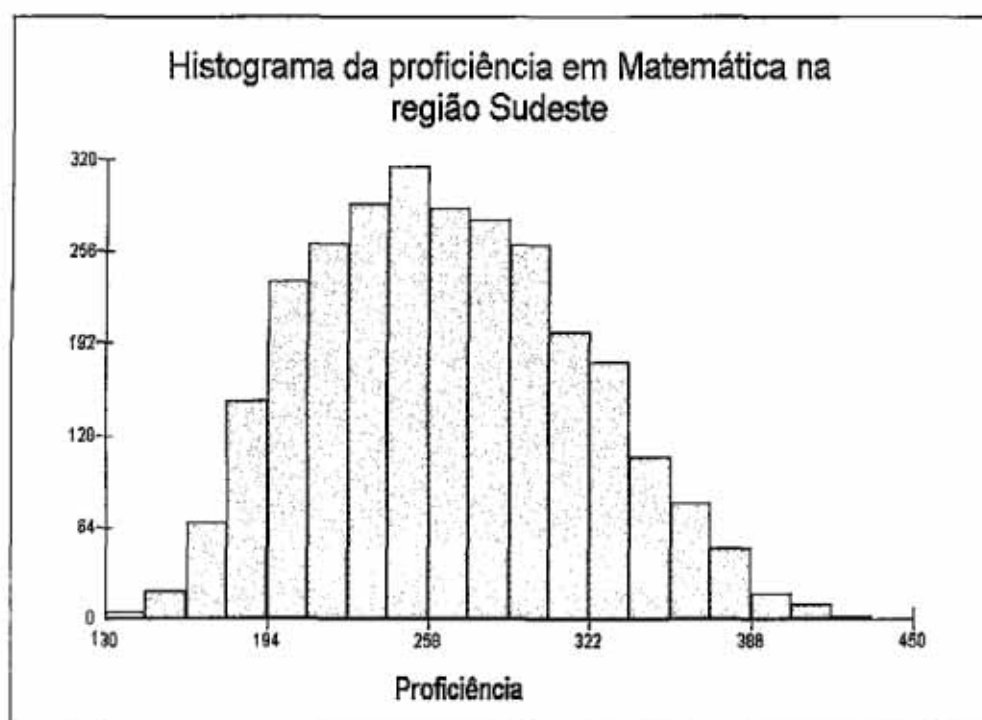
A variável explicativa considerada associada a escola foi o tipo de rede: Estadual e Particular contrastando com Municipal. Maiores detalhes sobre os instrumentos, provas e questionários, e

escalas de medição podem ser encontrados em INEP (1999a p.5) ou em Bonamino e Franco (1999).

Toda a computação foi realizada com o *software MlwiN* versão Beta (Rasbash et al.1999), o *design* da amostra foi considerado tendo-se usado o procedimento de estimação RIGLS (Goldstein, 1995).

A proficiência média na região Sudeste é de 265.06 com desvio padrão de 53.15.

Figura 1



A proporção de alunas é de 52%. Na tabela 1 encontram-se a contagem e proporção do número de alunos segundo o nível de escolaridade do pai.

Tabela 1
Distribuição dos alunos segundo o nível de escolaridade dos pais

NÍVEL DE ESCOLARIDADE DO PAI	NÚMERO DE ALUNOS	PORCENTAGEM
Nunca freqüentou a escola	114	4,0
Completo a 4ª série	663	23,5
Completo a 8ª série	875	31,0
Completo o 2º Grau – Ensino Médio	487	17,3
Completo o Ensino Superior	460	16,3
Pós-graduação	222	7,9

A tabela 2 contém os resultados do modelo de dois níveis, ajustado sem variáveis explicativas (modelo nulo).

Tabela 2
Resultados do modelo multinível ajustado sem várias explicativas

PARÂMETROS	ESTIMATIVA (ERRO-PADRÃO)
FIXOS	
Intercepto	253.815 (2.96)*
ALEATÓRIOS	
Nível 2: σ_{u0}^2	993.71 (145.98)*
Nível 1: σ_e^2	1727.31 (47.03)*

* Estatisticamente significativa ao nível de 5%.

Os resultados do modelo nulo estimado mostram que a estimativa da média global da proficiência é 253,82 pontos com variância total de 2721.02, da qual 993.71 é da responsabilidade da variabilidade entre escolas e 1727.31 da responsabilidade da variabilidade intra-escola. O coeficiente de intra-correlação, calculado pela fórmula.

$$\rho = \frac{\sigma_{u0}^2}{\sigma_e^2 + \sigma_{u0}^2}$$

Assume, portanto, o valor de 0.37, indicando a necessidade da modelagem multinível.

O próximo modelo a ser considerado, inclui escolaridade do pai como variável explicativa (variável associada ao nível 1) e os resultados encontram-se na tabela 3.

Tabela 3
Modelo "Escolaridade do pai"

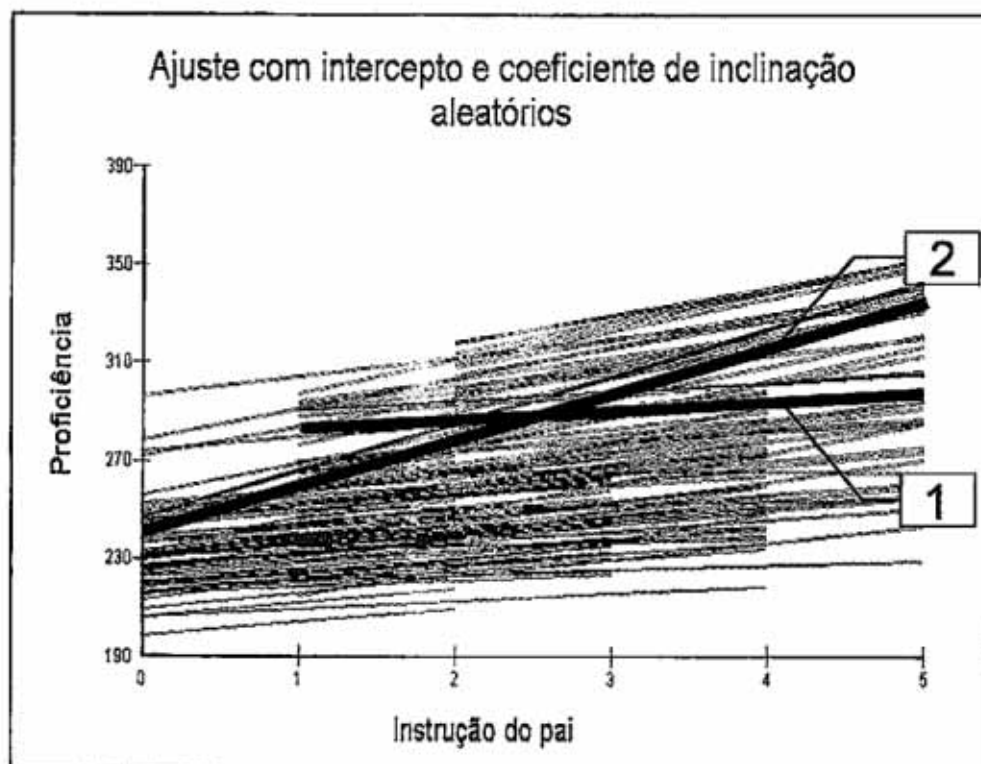
PARÂMETROS	ESTIMATIVA (ERRO-PADRÃO)
FIXOS	
Intercepto	235.63 (3.07)*
Intercepto	7.67 (0.92)*
ALEATÓRIOS	
Nível 2 (intercepto): σ_{u0}^2	721.31 (170.33)*
Nível 2 (escol. do pai): σ_{u1}^2	34.23 (16.36)*
Nível 2 (intercepto/escol. do pai): σ_{u01}	-50.86 (46.02)
Nível 1: σ_e^2	1662.88 (45.96)*

Verifica-se que a escolaridade do pai tem impacto positivo na proficiência e, em média, cada ciclo adicional na escolaridade do pai representa um acréscimo de 7.67 pontos na proficiência. Tanto o intercepto como o coeficiente de inclinação associado a escolaridade do pai variam de escola para escola, mas a covariância entre eles é não significativa.

Embora a variável explicativa seja associada ao aluno, podemos verificar que a variância intra-escola, ou variância entre alunos, caiu muito pouco. No entanto, a variância do intercepto entre escolas caiu em aproximadamente 27.4%. Esta constatação confirma o que adiantamos na seção introdutória de que a distribuição dos alunos pelas escolas não é aleatória. O controle pela variável sócio econômica ajuda a diminuir a variância entre escolas.

A figura 2 contém o gráfico com as retas ajustadas para cada escola resultantes do modelo 'Escolaridade do pai'.

Figura 2 – Retas preditivas por escola resultantes do modelo “Escaridade do Pai”



Observe-se, por exemplo, a diferença entre a reta assinalada com 1 e a reta assinalada com 2. A primeira corresponde a uma escola que promove a equidade social, pois o desempenho escolar dos alunos não é afetado pelo nível sócio – econômico do agregado familiar. O intercepto desta escola está acima da média global.

O desempenho dos alunos da escola correspondente à reta número 2 é fortemente influenciado pelo seu nível sócio – econômico. Alunos provenientes de famílias socialmente desfavorecidas têm menor desempenho escolar.

A ESCOLA – modelo que se procura é aquela que tem elevado intercepto e coeficiente de inclinação nulo.

Parafrazeando INEP (1999b, p.7), “No campo da Educação, todo o esforço de pesquisas sobre as desigualdades escolares

parece ter permitido que se sedimentasse entre uma parcela importante de acadêmicos e gestores de políticas públicas a convicção de que a escola *faz diferença*. Mesmo entre os mais cépticos, crescem os grupos convictos que ela *pode fazer diferença*". O exemplo acima torna evidente de que a escola *faz diferença*.

Na seqüência, iremos incluir no modelo a variável explicativa gênero (de nível 1) e rede (de nível 2). Os resultados constam da tabela 4. O modelo cujos resultados estão na coluna (a) incluem as novas variáveis, estimando mais três parâmetros fixos:

- feminino por contraste a masculino,
- municipal por contraste a estadual,
- particular por contraste a estadual.

O modelo é especificado como segue:

$$y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10} \text{escolaridade_do_pai}_{ij} + \gamma_{01} \text{feminino}_{ij} + \gamma_{02} \text{municipal}_j + \gamma_{03} \text{particular}_j + u_{0j} + u_{1j} \text{escolaridade_do_pai}_{ij} + e_{ij}. \quad (6)$$

Se recordarmos a estrutura do modelo (4) e (5) verificamos que (6) tem uma estrutura semelhante mas, neste caso, as variáveis explicativas do nível 2 ('municipal' e 'particular') foram incluídas apenas na equação do intercepto. Não existe o termo cruzado representando a interação escola – aluno.

A informação que este modelo acrescenta face ao anterior é que, em média, as alunas têm pior desempenho comparativamente com os rapazes (*baseline*), os alunos das escolas da rede municipal têm desempenho semelhante (nível de significância de 5%) aos das escolas estaduais, e os alunos das escolas da rede particular apresentam desempenho superior aos das escolas da rede estadual (*baseline*).

O modelo cujos resultados constam da coluna (b) incluem termos de interação entre rede (variável de nível 2) e escolaridade do pai (variável de nível 1). Para facilitar a interpretação ajustam-se as interações para todas as categorias da rede. O modelo tem a seguinte especificação:

$$\begin{aligned}
 y_{ij} = & \gamma_{00} + \gamma_{01} \text{feminino}_{ij} + \gamma_{02} \text{municipal}_{ij} + \gamma_{03} \text{particular}_{ij} + \gamma_{11} \text{estadual}_{ij} \times \text{escolarida de_do_pai}_{ij} + \\
 & + \gamma_{12} \text{municipal}_{ij} \times \text{escolarida de_do_pai}_{ij} + \gamma_{13} \text{particular}_{ij} \times \text{escolarida de_do_pai}_{ij} + \\
 & + u_{0j} + u_{1j} \text{escolarida de_do_pai}_{ij} + e_{ij}.
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

Segundo o modelo (7), resultados da coluna (b) da tabela 4, podemos verificar que o efeito das variáveis de interação do tipo de rede com escolaridade do pai é mais forte nas escolas da rede municipal. As estimativas dos parâmetros aleatórios não tiveram grande alteração face ao modelo na coluna a) e o valor da verossimilhança também permanece idêntico. A variabilidade entre escolas continua significativa no intercepto. Aplicou-se o teste da *deviance* ao parâmetro de variância associado ao coeficiente de inclinação e os resultados mostram que a sua presença é significativa. O efeito 'rede' não explica a presença de variabilidade entre escolas no diz respeito ao coeficiente de inclinação.

Tabela 4 – Modelo “Escolaridade do pai, gênero e rede”

PARÂMETROS	ESTIMATIVA (ERRO PADRÃO) (A)	ESTIMATIVA (ERRO PADRÃO) (B)
FIXOS		
Intercepto	233.92 (3.03)*	234.21 (3.27)*
Escolaridade do pai	7.08 (0.86)*	—
Sexo: feminino	-10.99 (1.56)*	-10.98 (1.56)*
Rede: Municipal	6.82 (5.32)	-0.15 (5.45)
Rede: Particular	55.33 (5.73)*	56.14 (9,02)*
Estadual - escol. do pai	—	6.94 (1.04)*
Municipal – escol. do pai	—	8.23 (2.35)*
Particular – escol. do pai	—	6.74 (2.12)*
ALEATÓRIOS		
Nível 2 (intercepto): σ_{u0}^2	478.48 (134.415)*	484.31 (135.21)*
Nível 2 (escol. do pai): σ_{u1}^2	23.12 (13.72)*	24.38 (13.94)
Nível 2 (intercepto/escol. do pai): σ_{u01}	-50.33 (39.1)	-52.86 (39.51)
Nível 1 : σ_e^2	1627.42 (44.90)*	1627.62 (44.91)*

* Estatisticamente significativa ao nível de 5%.

A qualidade do ajuste desta classe de modelos pode ser inferida através duma estatística denominada de *Deviance* (McCullagh e Nelder, 1983, pg.17). O teste da *Deviance* orientou a seqüência de modelos aqui apresentados. Por exemplo a estatística de teste do último modelo face ao modelo nulo é igual 143.12, que comparada com o valor crítico de χ^2_8 resulta significativa.

O poder explicativo deste modelo ainda é limitado, o que se pode constatar pelos elevados valores das componentes de variância do nível 1 e 2, ou através do coeficiente de determinação, R^2 , adaptado ao modelo multinível (R^2 é superior 0.4 no que se refere à variância de nível 2; tratando-se de modelo de coeficiente aleatório, esta estatística deve ser usada com reserva). A investigação dos fatores que mais diferenciam as escolas e outras contribuições estão sendo pesquisadas.

Os resíduos do nível 2 são as estimativas das componentes u_{0j} e u_{1j} (componentes aleatórias do nível 2).

Os gráficos que se apresentam na figura 3 do apêndice A são os *QQ-plot* dos resíduos padronizados do nível 2. Pode constatar-se que o pressuposto de Normalidade para u_{0j} e u_{1j} é adequado. A escola cujo respectivo resíduo está assinalado com círculo pode ser considerado *outlier*.

Os resíduos usados no *QQ-plot* são estimativas pontuais e cada qual tem erro padrão associado. O gráfico apresentado na figura 4 mostra estes resíduos limitados por ± 1 erro padrão numa seqüência de ordem crescente.

Figura 3 – QQ-plot dos resíduos de nível 2

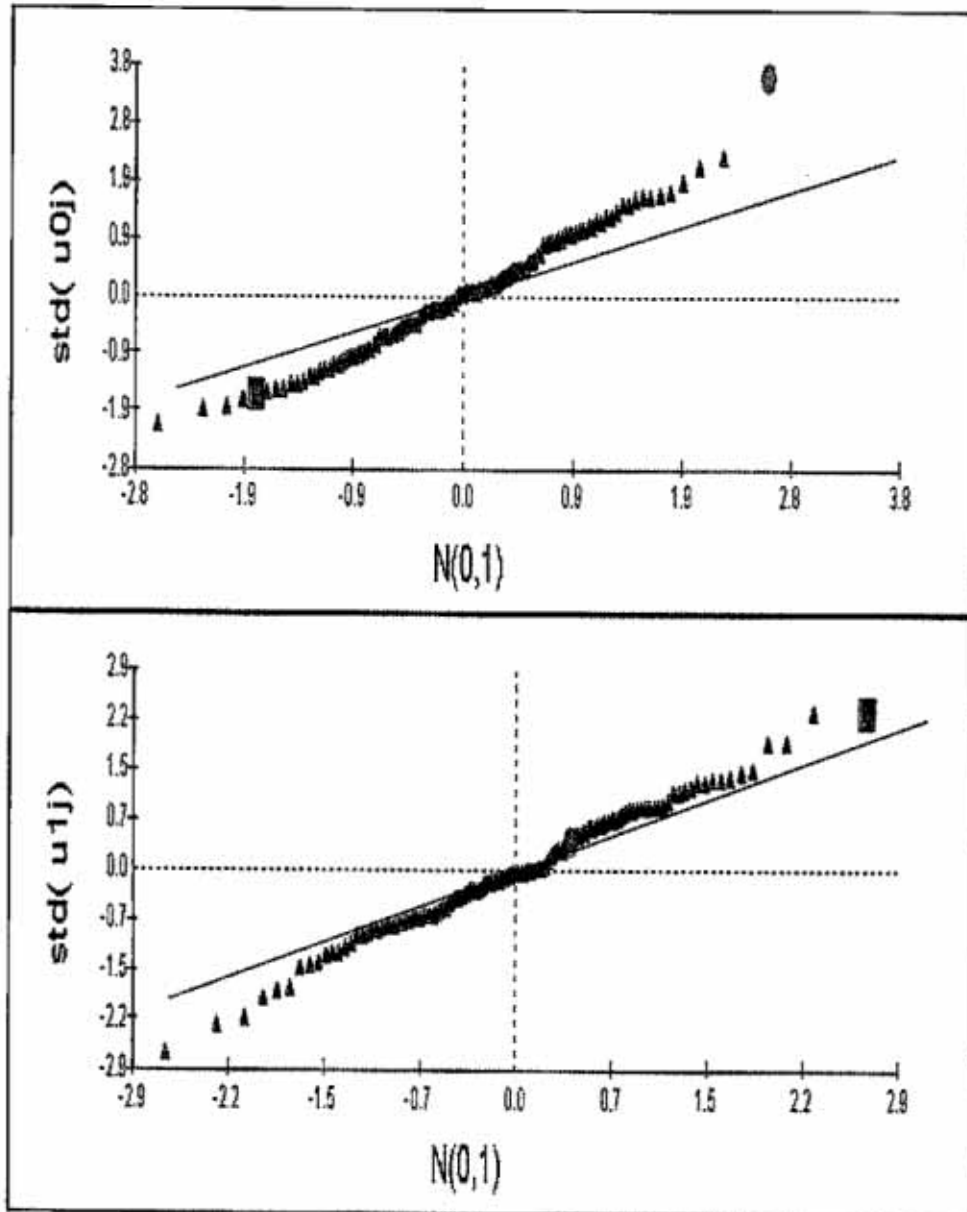
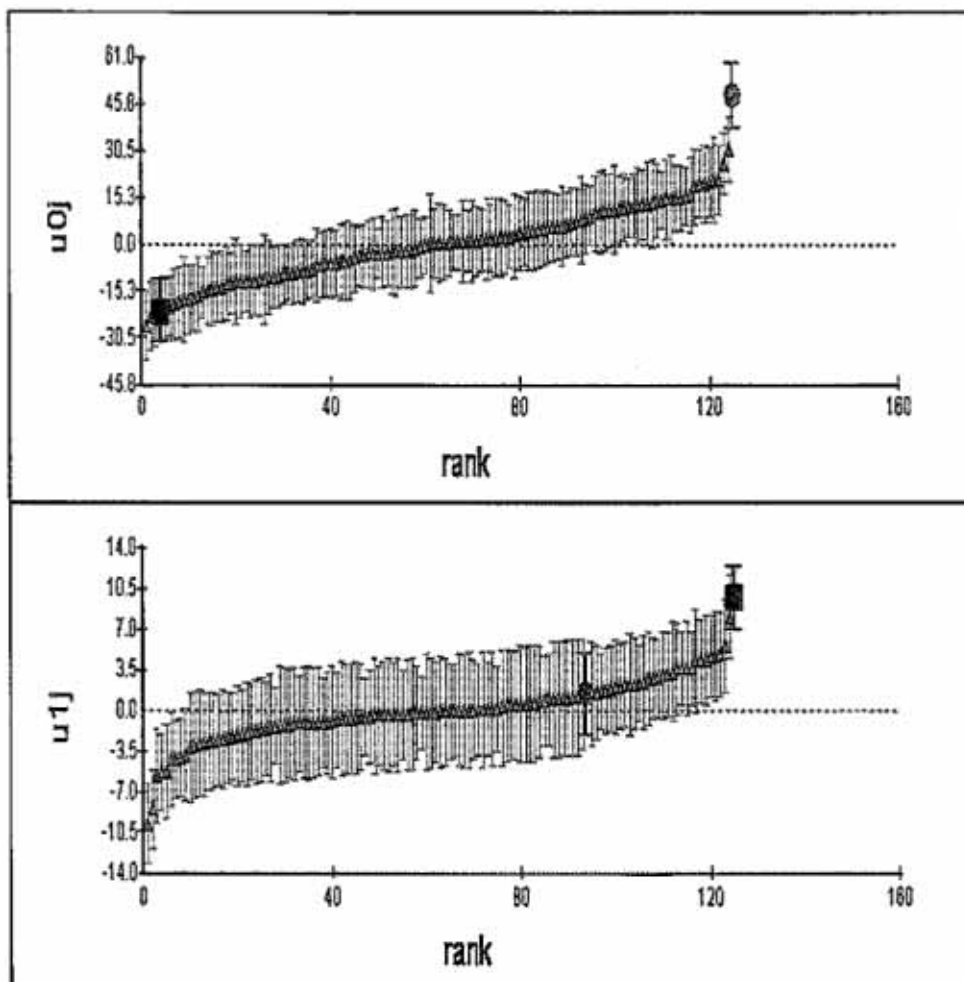


Figura 4 – Gráfico de resíduos ordenados ('rank dos resíduos')



Nos dois gráficos podemos verificar que a maioria das estimativas dos resíduos de nível 2 são não significativamente diferentes de zero. Dado que cada par (u_{0j}, u_{1j}) corresponde à escola j , podemos afirmar que este grupo de escolas não apresenta diferenças significativas entre si além das que estão sendo capturadas pelo modelo.

As escolas cujos resíduos são significativamente diferentes de 0, grupos situados nos extremos, têm características não

explicadas pelo modelo que impactam positivamente (grupo da extremidade à direita) ou negativamente (grupo da extremidade à esquerda) o intercepto (u_{0j}) ou o coeficiente de inclinação (u_{1j}).

Vejamos, a título de exemplo, o caso da escola cujo resíduo estimado está assinalado com círculo. O resíduo estimado associado ao intercepto está significativamente acima de zero. Isto quer dizer que a proficiência média desta escola está bastante acima do padrão representado pelo modelo.

A escola cujo resíduo está assinalado com quadrado tem características não capturadas pelo modelo que fazem com que a proficiência média desta escola seja significativamente inferior ao valor predito pelo modelo (pois u_{0j} estimado é significativamente menor do que zero). Quanto ao resíduo associado ao coeficiente de inclinação, u_{1j} , o seu valor estimado é significativamente superior a zero indicando tratar-se de uma escola onde o nível de escolaridade do pai influencia a proficiência acima do valor predito pelo modelo.

5. Conclusões

Este trabalho mostra as potencialidades do modelo multinível face ao modelo de regressão clássico em estudos de avaliação educacional. Os dados de pesquisa educacional carregam a estrutura hierárquica do sistema donde são coletados. O modelo multinível acomoda simultaneamente qualquer número de níveis da hierarquia, permitindo estabelecer relações entre variáveis explicativas medidas em qualquer nível e a variável resposta, estudar o impacto de variáveis de interação entre níveis e desagregar a variância total por níveis da hierarquia.

Foi realizada a aplicação do modelo multinível sobre dados do Sistema de Avaliação da Educação Básica, SAEB, utilizando a amostra de 1997. O modelo de dois níveis, nível 1: aluno e nível 2: escola, foi construído com duas variáveis explicativas medidas no nível 1, gênero e escolaridade do pai, e uma variável explicativa medida no nível 2, tipo de rede a que a escola pertence.

A desagregação da variância total por níveis permite evidenciar a estrutura de agrupamento existente na população. As variáveis explicativas 'escolaridade do pai' e 'rede' tem mais efeito na redução da variância do nível 2 do que na variância do nível 1. Sendo 'escolaridade do pai' *proxy* para nível sócio – econômico do agregado familiar, isto mostra que, em parte, a distribuição dos alunos pelas escolas depende bastante do seu nível sócio – econômico. Identificaram-se escolas onde o nível sócio – econômico do agregado familiar do aluno não afeta o seu desempenho escolar e outras onde acontece o oposto.

Fazendo uso do coeficiente de determinação, R^2 , adaptado ao modelo multinível, verifica-se que o modelo final explica mais de 40% da variância entre escolas (variância de nível 2). Em termos da explicação da variabilidade global da variável resposta ou do poder de explicação da variância de nível 1, os modelos aqui apresentados são limitados. Note-se que incorporam apenas três variáveis explicativas. A pesquisa decorre explorando outros fatores associados a escolas, diretores e professores que têm impacto no desempenho escolar do aluno e que contribuem para a diferenciação das escolas. Outros controles ao nível do aluno estão sendo considerados.

Em todos os modelos apresentados neste artigo a estrutura de agrupamento revelou-se significativa, não obstante outras formas de agrupamento possíveis. É de assinalar que todos os modelos trazem evidências inequívocas de que escola faz diferença.

Bibliografia

- 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.
- CULLINGFORD, C. (1997). *Assessment versus Evaluation*. Cassell, London.

- GOLDSTEIN, H. (1995). **Multilevel statistical models**. Edward Arnold, London.
- GOLDSTEIN H., LEWIS T. (1996). *The scope of assessment*. In: **Assessment : problems, developments and statistical issues**. Eds. Goldstein H, Lewis T. John Wiley & Sons, Chichester.
- 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., LEEUW J. de (1998). **Introducing multilevel modeling**. Sage Publications, London.
- 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.
- LONGFORD, N. (1993). **Random Coefficient Models**. Clarendon Press, Oxford.
- 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.
- 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.
- RASBASH, J., BROWNE, W., HEALY, M., CAMERON, B., CHARLTON, C. (1999). MLwiN Beta version. **Multilevel models project**, Institute of Education, University of London, London.
- 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.

