

# APLICAÇÃO DA ANÁLISE ESTATÍSTICA MULTINÍVEL EM EDUCAÇÃO

## APPLICATION OF MULTILEVEL STATISTICAL ANALYSIS IN EDUCATION

## APLICACIÓN DEL ANÁLISIS ESTADÍSTICO DE MULTINIVEL EN EDUCACION

Carlos Eduardo Pimentel (1), José Angel Vera Noriega (2), Giovanna Barroca de Moura (3) y Carlos da Silva Cirino (4)

- 
- 1.- Doutor em Psicologia Social, do Trabalho e das Organizações pela Universidade de Brasília, mestre, formado e licenciado em Psicologia pela Universidade Federal da Paraíba.
  - 2.- - Doutor em Psicologia Social pela Universidade Nacional Autónoma do México. Pesquisador e professor do Centro de Investigación en Alimentación y Desarrollo. [avera@ciad.mx](mailto:avera@ciad.mx)
  - 3.- Mestre em Cooperação ao Desenvolvimento pela Universidade de Valência (Espanha), licenciada em psicologia e formada em pedagogia pela Universidade Federal da Paraíba. Professora do curso de Pedagogia da Universidade Estadual Vale do Acaraú
  - 4.- - Mestre em Psicologia pela Universidade Federal da Paraíba, formado e licenciado em Psicologia pela Universidade Federal da Paraíba. Professor Substituto da Universidade Estadual da Paraíba.
- 

### Resumo

O presente trabalho exemplifica uma aplicação da análise estatística multinível, especificamente regressão multinível (considerando-se dois níveis) no contexto da pesquisa educacional. Antes, dissertou-se sobre níveis de explicação utilizados na psicologia e aplicações da análise multinível, considerando as suas vantagens em relação à regressão tradicional. Para se exemplificar a aplicação da regressão multinível teve-se em conta o software estatístico MLwiN 2.20 e o banco de dados de acesso público NELS:88, que corresponde a uma pesquisa educacional de tipo longitudinal de grande porte realizada no contexto estadunidense. Através do método de estimação IGLS foram testados cinco modelos, considerando efeitos fixos e aleatórios, com o objetivo de verificar a influência de variáveis do nível 1; isto é, do nível do aluno assim como variáveis do nível 2; ou seja, do nível da escola nos escores da prova de matemática. Verificaram-se os mais fortes efeitos para o nível sócio-econômico, tanto no nível da escola como no nível do aluno, da etnia no nível do aluno, assim como desta variável agregada para o nível da escola. O modelo com coeficientes fixos e aleatórios apresentou um melhor ajuste e a variável etnia teve mais forte efeito aleatório, seguido pelo sexo, mostrando que os homens e brancos e asiáticos tiveram um desempenho melhor na matemática, mas que este desempenho foi diferente entre as escolas.

**Palavras-chave:** Análise estatística multinível; pesquisa educacional; NELS:88.

### Abstract

This work illustrates an application of multilevel statistical analysis, specifically multilevel regression (considering two levels) in the context of educational research. Before, spoke out about levels of

explanation used in psychology and applications of multilevel analysis, considering its advantages over the traditional regression. To illustrate the application of multilevel regression took into account the statistical software MLwiN 2.20 and NELS: 88 database of public access, which corresponds to a kind of large longitudinal educational research held in the U.S. context. Through the IGLS estimation method were tested five models considering fixed and random effects, in order to verify the influence of variables of level 1, ie, the level of the student as well as level 2, ie, the level of school in math test scores. There were the strongest effects for socioeconomic status, both at the school level and at the level of the student, the student's ethnicity level, as this variable aggregated to the school level. The model with fixed and random coefficients showed a better fit and ethnicity variable random effect was strongest, followed by sex, showing that men and whites and Asians performed better in math, but this performance was different between the schools.

**Key-words:** Multilevel statistical analysis, educational research; NELS: 88.

### Resumen

Este trabajo ilustra una aplicación de análisis estadístico multinivel, específicamente regresión multinivel (considerando dos niveles) en el contexto de la investigación educativa. Antes, se habla acerca de los niveles de explicación utilizados en la psicología y las aplicaciones de análisis multinivel, teniendo en cuenta sus ventajas con respecto a la regresión tradicional. Para ilustrar la aplicación de la regresión multinivel se utilizó el software estadístico MLwiN 2.20 y la base de datos de acceso público NELS: 88, que corresponde al tipo de evaluación de gran escala longitudinal educativa realizada en el contexto de los EE.UU. A través de lo método de estimación IGLS se probaron cinco modelos considerando efectos fijos y aleatorios, a fin de comprobar la influencia de las variables de nivel 1, es decir, el nivel del estudiante, así como nivel 2, es decir, el nivel de escuela en las puntuaciones de la prueba de matemáticas. Se encontraron efectos significativos de la situación socioeconómica, tanto a nivel escolar como a nivel del alumno, el nivel de la etnia del estudiante, ya que este agregada como variable al nivel de escuela. El modelo con coeficientes fijos y aleatorios mostró un mejor ajuste y la etnicidad un efecto de variable aleatoria fue estadísticamente importante, seguido por sexo, muestra que los hombres y los blancos y los asiáticos obtuvieron mejores resultados en matemáticas, pero este desempeño fue diferente entre las escuelas.

**Palabras clave:** análisis estadístico multinivel, la investigación educativa; NELS: 88.

### Introdução

Este trabalho pretende exemplificar a aplicação da análise estatística multinível nos dados do NELS88. Inicialmente porém destacam-se exemplos de explicações multiníveis em psicologia e importância da análise estatística multinível para uma adequada compreensão dos problemas de pesquisa do psicólogo. Neste sentido, certamente a idéia de níveis de análise é tão antiga como a própria psicologia. É comum nesta disciplina se tratar de influência do indivíduo, do grupo de amigos, da família, da sociedade e mesmo de países ou culturas diferentes. Alguns exemplos podem facilitar esta compreensão.

### Exemplos de explicações multiníveis em psicologia

As explicações multiníveis podem ser vistas na equação  $C = f(PA)$  na qual Kurt Lewin destacou a necessidade de se estudar traços disposicionais que motivam o comportamento, assim como as características ambientais, que

formam a situação psicológica (Lewin, 1936). A equação, explica, pois, que o comportamento é uma função da pessoa e do ambiente. Um estudo mais sistematizado sobre níveis de análise em psicologia é o de Doise (2002) o qual teorizou sobre quatro níveis de análise em psicologia social: os níveis de análise dos processos intra-individuais, inter-individuais e situacionais, intergrupais e no nível societal ou ideológico e sobre os níveis psicológico, psicossociológico e sociológico do processo de ancoragem das representações sociais (Amaral, 1997).

Na área de comportamentos pró-sociais, como exemplo, a constatação de que estes comportamentos envolvem processos sociais, cognitivos, motivacionais e biológicos levou a abordá-los numa perspectiva multinível, considerando-se (Penner, Dovidio, Piliavin & Schroeder, 2005): a) o nível “meso” que envolve díades (foco tradicional da psicologia) no contexto de uma situação específica; b) o nível micro que envolve origens das tendências pró-sociais (bases neurais) e fontes de variação dessas tendências nos indivíduos e c) o nível macro que envolve contextos de grupos e amplas organizações – voluntariado, cooperação.

Outro exemplo vem da área de comportamentos anti-sociais. Herrenkohl et al. (2000) numa pesquisa de caráter longitudinal, e desde uma perspectiva que põe ênfase na influência dinâmica dos fatores de risco entre diferentes períodos do desenvolvimento, aqueles autores estudaram o efeito de cinco domínios de variáveis importantes (fatores de risco) na violência juvenil, a saber: individual, familiar, escolar, dos pares e da comunidade. Algumas variáveis importantes foram (domínio individual): gênero, hiperatividade; (domínio familiar): violência e criminalidade parental; (domínio escolar): baixo desempenho, mudanças de escola; (pares): ter amigos delinquentes e membros de gangs e no domínio da comunidade: deprivação econômica e desorganização da comunidade.

O último exemplo vem dos estudos de valores no qual se verifica uma intersecção da psicologia social e transcultural. De acordo com a teoria dos valores básicos, estes podem ser entendidos numa estrutura hierárquica de valores pessoais, valores centrais e valores sociais (Gouveia, 2003) e de acordo com a teoria da estrutura circular dos tipos motivacionais desenvolvida por Schwartz (1992) estes tipos motivacionais (10 valores) estariam presentes em todas as culturas como os traços de personalidade no modelo dos cinco grandes traços (McCrae & John, 1992) ou o reconhecimento das emoções (Elfenbein & Ambady, 2002). De acordo com Schwartz e Bardi (2001) que os valores se diferenciam entre indivíduos dentro de sociedades e entre nações e Fisher, Vauclair, Fontaine e Schwartz (2010) destacaram que “One of the challenges for cross-cultural psychology is to identify structures of psychological constructs at the individual and country level” (p.135).

### **Aplicações da estatística multinível**

No âmbito da pesquisa empírica estudos com a aplicação da estatística multinível têm sido desenvolvidos em diversas áreas da psicologia, como psicologia social, educacional, ambiental e do desenvolvimento (Brown, Perkins & Brown, 2003; Dedrick et al., 2009; van Den Berg, Vlek & Coeterier, 1998;

Regoeczi, 2003). Em um artigo de revisão de pesquisas com estatística multinível, Dedrick et al. destacaram que dados multinível ou hierárquicos são comuns na educação, psicologia ou sociologia. Mais enfáticos, Rasbash, Steele, Browne e Prosser (2004) afirmaram que nas ciências sociais, biológicas e médicas dados organizados hierarquicamente são a norma e se ignorar esta estrutura traz conseqüências negativas para a análise.

Ademais, Laros e Marciano (2008b) explicaram as vantagens da análise de regressão multinível em comparação à análise de regressão tradicional quando se têm dados que apresentam uma estrutura hierárquica. Estes autores explicaram que mesmo que a regressão múltipla seja frequentemente utilizada nas ciências sociais e humanas em muitos casos a independência das observações, que é um pressuposto fundamental da análise multivariada, é violada. Estes autores prosseguem explicando que tanto nas ciências sociais como nas humanas, os dados coletados incluem amiúde informações de indivíduos que são agrupadas em clusters, levando a dependência entre as observações. Esta característica dos dados por sua vez leva à subestimação dos erros padrão dos coeficientes da regressão.

Conforme comenta estes autores em casos como o acima descrito o correto é levar em conta a estrutura hierárquica dos dados e utilizar a análise multinível, pois trabalha simultaneamente com múltiplos níveis de agregação. Esta análise estima de maneira correta erros padrão, intervalos de confiança e testes de hipóteses (Laros & Marciano, 2008b). Quando os pesquisadores ignoram a estrutura hierárquica dos dados e interpretam um efeito que é do grupo como sendo do indivíduo, do ponto de vista estatística perde-se poder e informação (Tabachnick & Fidell, 2007).

Dedrick et al. (2009) explicaram que tratando do contexto escolar, os alunos se agrupam em classes que por sua vez formam escolas que formam distritos escolares. Neste sentido, mesmo que estudos tenham sido já desenvolvidos no âmbito internacional em diversas áreas, parece que no contexto nacional o seu uso tem sido mais ligado à pesquisa em avaliação educacional (Andrade & Laros, 2007; Laros & Marciano, 2008ab; Jesus, 2004). Em razão disto, apresenta-se a análise de um banco de dados disponível em avaliação educacional, conhecido como NELS:88.

#### **Método**

O NELS:88, National Education Longitudinal Study of 1988, trata-se de um banco de dados de acesso público do governo dos Estados Unidos que diz respeito a uma pesquisa longitudinal de grande porte com estudantes da oitava série (Laros & Marciano, 2008b). De acordo com estes autores esta pesquisa envolve diversas variáveis que podem ser consideradas preditoras do rendimento acadêmico, como o sexo, etnia, se faz dever de casa, nível de escolaridade dos pais do aluno, nível sócio-econômico (variáveis do nível 1; nível do aluno), percentual de minoria, região geográfica, tipo de escola (variáveis no nível 2; nível da escola).

### **Análise de regressão multinível do NELS:88**

Para a análise de regressão multinível do NELS:88 utilizou-se o *software* estatístico MLwin 2.20 estimação *iterative generalised least squares* (IGLS)

**Tabela 1.***Caracterização da amostra de acordo com dados do NELS:88*

<b>Característica</b>	<b>Crítérios</b>	<b>códigos</b>	<b>F</b>	<b>%</b>
<b>Sexo<sup>a</sup></b>	Homem	1	10564	49%
	Mulher	2	11016	51%
<b>Etnia<sup>b</sup></b>	Asiático ou Das Ilhas Pacíficas	1	1277	6%
	Hispânico	2	2633	12%
	Negro, de origem não hispânica	3	2480	11%
	Branco, de origem não hispânica	4	14933	69%
	Índio americano ou nativo do Alasca	5	257	1%
<b>Dever de casa</b>	Nenhuma	0	1779	8%
	Menos que 1 hora	1	8949	41%
	1 hora	2	4942	23%
	2 horas	3	2285	11%
	3 horas	4	1653	8%
	4 a 6 horas	5	1563	7%
	7 a 9 horas	6	262	1%
	10 ou mais horas	7	147	1%
<b>Escolaridade dos pais</b>	Ensino médio incompleto	1	2116	10%
	Ensino médio completo	2	4099	19%
	Nível técnico	3	8627	40%
	Graduação	4	3341	15%
	MBA	5	2086	10%
	Mestrado ou Doutorado	6	1311	6%
<b>Percentual de minorias</b>	Nenhum	0	2760	13%
	1 a 5%	1	4905	23%
	6 a 10%	2	2478	11%
	11-20%	3	2928	14%
	21-40%	4	3173	15%
	41-60%	5	1879	9%
	61-90%	6	1943	9%
<b>Região geográfica da escola<sup>c</sup></b>	91-100%	7	1514	7%
	Nordeste	1	4246	20%
	Norte central	2	5659	26%
	Sul	3	7470	35%
	Oeste	4	4205	19%

Notas: a = recodificado: 2 = 0; b = recodificado: 1 e 4 = 1 e 2, 3 e 5 = 0;  
c = recodificado: 1 e 2 = 0 e 3 e 4 = 1

considerando a parte randômica e fixa do modelo (Rasbash, Steele, Browne & Goldstein, 2009; Snijders, 2007). Especificamente, foram testados cinco modelos para explicar a variável math; ou seja, para explicar o rendimento dos alunos em matemática. O Modelo 1 é o modelo vazio; o Modelo 2 é o modelo com a inserção das variáveis de controle, status sócio econômico e educação

dos pais, tanto no nível do aluno como no nível da escola; o Modelo 3 é o modelo com a inserção das variáveis do nível 1, ou seja, as variáveis no nível do aluno (raça, sexo e dever de casa); o Modelo 4 é o modelo com as variáveis do nível da escola (raça agregada, sexo agregado, dever de casa agregado, minoria e região geográfica) e o Modelo 5 é o modelo depois de inserir variáveis do nível 1 que têm um coeficiente de regressão randômico.

## Participantes/dados

Para um melhor entendimento dessas variáveis estas são caracterizadas na Tabela 1 abaixo de acordo com os participantes/dados do estudo. As variáveis foram recodificadas para se obter resultados sempre positivos (p.ex.: homem = 1 e mulher = 0).

Os dados ainda podem ser caracterizados no tocante ao nível sócio-econômico da escola (M = -0,04, DP = 0,51) e nível sócio-econômico do aluno (M = -0,03, DP = 0,79).

**Tabela 2.**

*Resultados de regressão multinível para os modelos apenas com o intercepto (Modelo 1) e do modelo com as variáveis de controle (Modelo 2).*

VARIÁVEIS EXPLICATIVAS		MODELO 1 (M1)		
Efeito fixo		Efeito	EP	Razão t
Intercepto		50,80	0,17	—
<b>Efeito randômico - Nível 2 - <math>\sigma^2_{u0}</math></b>				
Variância – Intercepto		26,56	1,37	19,39
<b>Efeito randômico - Nível 1 - <math>\sigma^2_e</math></b>				
Variância de $R_{ij}$		76,62	0,76	100,82
Correlação Intra-Classe (ICC)	0,26			
<i>Deviance</i> M1	156.965			
Nº de parâmetros estimados	3			
VARIÁVEIS EXPLICATIVAS		MODELO 2 (M2)		
Efeito fixo		Efeito	EP	Razão t
Intercepto		50,98	0,10	—
Nível Sócio-Econômico da Escola		3,81	0,80	4,75
Nível Sócio-Econômico do Aluno		3,43	0,15	22,87
Escolaridade dos Pais		0,58	0,09	6,44
Escolaridade dos Pais Agregada		0,52	0,54	0,96
<b>Efeito randômico - Nível 2 - <math>\sigma^2_{u0}</math></b>				
Variância – Intercepto		6,77	0,46	14,72
<b>Efeito randômico - Nível 1 - <math>\sigma^2_e</math></b>				
Variância de (R <sub>ij</sub> )		69,71	0,69	101,03
Correlação intra-classe condicional	0,09			
<i>Deviance</i> M2	153.941			
Nº de parâmetros estimados	7			
Diferença <i>Deviance</i> M1 - <i>Deviance</i> M2	3.025			
Diferença de parâmetros M2 – M1	4			
Teste $\chi^2$	756			
Variância do Nível 1 explicada	9%			
Variância do Nível 2 explicada	75%			



## Resultados e discussão

Para a apresentação dos resultados seguiu-se o formato daqueles apresentados por Laros e Marciano (2008ab).

Inicialmente se apresentam os resultados do primeiro modelo (modelo nulo, M1, modelo com efeitos fixos e randômicos), que é o modelo apenas com o intercepto, o qual apresentou um valor de 50,98. De acordo com Laros e Marciano (2008b) neste caso tal valor se entende como a média geral no teste de Matemática. Uma vez que a variância do intercepto apresentou uma razão  $t$  de 19,39, muito  $>1,96$ , interpreta-se que esta média não é igual entre as escolas. A variância  $R_{ij}$  (76,62, com razão  $t = 100,82$ ) mostra que nas escolas há variabilidade (intra-escola) entre os escores do teste de Matemática.

O ICC de 0,26 representa que cerca de 26% da variabilidade dos escores no teste de Matemática se explica pelo nível da escola. Sugere-se que valores altos mostram que não há independência nas observações e certamente justifica o uso da análise multinível no lugar de uma análise de regressão tradicional (Laros & Marciano, 2008b; Tabachnick & Fidell, 2007). Tem-se sugerido, por outro lado, que este valor deve ao menos ser diferente de zero para se justifica o uso da análise multinível (Hox, 2002). Ademais, tem-se verificado que mesmo um valor pequeno deste coeficiente pode inflar o erro do Tipo I (Tabachnick & Fidell, 2007).

Na Tabela 2 também são mostrados os resultados para o M2, que é o modelo com o acréscimo das variáveis de controle: nível sócio-econômico da escola, nível sócio-econômico do aluno, escolaridade dos pais e escolaridade dos pais agregada. Com exceção desta última variável todas foram estatisticamente significativas ( $>1,96$ ) de acordo com a razão  $t$ . Todos os efeitos foram positivos; o que indica que quanto maior o nível sócio-econômico e escolaridade dos pais, maior a probabilidade de notas mais altas em matemática. A variância do nível da escola que era de 26,56 no M1 caiu para 6,77 no M2, bem como a variância do nível do aluno que era de 76,62 caiu para 69,71.

Laros e Marciano (2008b) explicaram que a redução da variância no nível da escola pode se entender pelo fato da proporção de cada uma das variáveis inseridas ter sido distribuída de forma desigual entre as escolas. Exemplificando-se teríamos escolas com muitos meninos e poucas meninas ou o contrário. Esta diminuição nas variâncias dos níveis resultou numa correlação intra-classe condicional de 0,09. O *deviance* do M2 (153.941) foi reduzido em comparação ao M1 (156.965), o que era esperado com a entrada de variáveis explicativas de controle. O teste  $\chi^2$ , dado pela diferença dos *deviances* dividido pela diferença dos parâmetros estimados, de 756 (muito superior ao ponto de corte 1,96) mostra que o M2 é melhor do que o primeiro modelo. A variância explicada dos níveis foi calculada de acordo com a fórmula de Hox (2002) resultando em um percentual muito mais elevado no nível da escola (75%) em comparação ao nível do aluno (9%).

O M3 acrescentou as variáveis do nível 1: etnia, dever de casa e sexo (ver Tabela 3). O que resultou numa melhora do *deviance* (152,589) em relação ao modelo anterior. O modelo mostra que alunos de etnia asiática ou branca (categorizados como 1), com mais horas dedicadas ao dever de casa

**Tabela 3.**

Resultados de regressão multinível para os modelos no nível do aluno (Modelo 3) e da escola (Modelo 4).

VARIÁVEIS EXPLICATIVAS		MODELO 3 (M3)		
Efeito fixo		Efeito	EP	Razão t
Intercepto		45,85	0,18	—
Nível Sócio-Econômico da Escola (Controle)		1,83	0,73	2,50
Nível Sócio-Econômico do Aluno (Controle)		2,72	0,15	18,13
Nível de Escolaridade dos Pais (Controle)		0,62	0,09	6,89
Nível de Escolaridade dos Pais Agregado (Controle)		1,22	0,49	2,49
Etnia (Nível 1)		3,34	0,16	20,88
Dever de casa (Nível 1)		1,20	0,04	30
Sexo (Nível 1)		0,51	0,11	4,64
<b>Efeito randômico - Nível 2 - <math>\sigma^2_{u0}</math></b>				
Variância – Intercepto		5,06	0,37	13,68
<b>Efeito randômico - Nível 1 - <math>\sigma^2_e</math></b>				
Variância de $R_{ij}$		65,94	0,65	101,45
Correlação intra-classe condicional	0,07			
Deviance M3	152.589			
Nº de parâmetros estimados	10			
Diferença Deviance M2 – M3	1.352			
Diferença Parâmetros M3 - M2	3			
Teste $\chi^2$	450,67			
Variância explicada do Nível 1	5%			
Variância explicada do Nível 2	25%			
VARIÁVEIS EXPLICATIVAS		MODELO 4 (M4)		
Efeito fixo		Efeito	EP	Razão t
Intercepto		45,21	0,33	—
Nível Sócio-Econômico da Escola		0,58	0,77	0,75
Nível Sócio-Econômico do Aluno		2,76	0,15	18,4
Escolaridade dos Pais		0,62	0,09	6,89
Escolaridade dos Pais Agregada		1,69	0,50	3,38
Etnia		2,97	0,18	16,5
Dever de casa		1,20	0,04	30
Sexo		0,51	0,11	4,64
Etnia agregada		3,35	0,66	5,08
Região		0,50	0,19	2,63
Percentual de minoria		0,24	0,08	3
<b>Efeito randômico - Nível 2 - <math>\sigma^2_{u0}</math></b>				
Variância – Intercepto		4,82	0,36	13,39
<b>Efeito randômico - Nível 1 - <math>\sigma^2_e</math></b>				
Variância de (R <sub>ij</sub> )		65,91	0,65	101,4
Correlação intra-classe condicional	0,07			
Deviance M4	152.552			
Nº de parâmetros estimados	13			
Diferença Deviance M3 – Deviance M4	37			
Diferença de parâmetros M4 – M3	3			
Teste $\chi^2$	12,33			
Variância explicada do Nível 1	5%			
Variância explicada do Nível 2	29%			



na semana e do sexo masculino apresentam melhor desempenho no teste de Matemática. O teste  $\chi^2$  foi de 450,67, corroborando que este modelo tem um ajuste melhor do que o M2. Ademais, todas as variáveis mostraram um efeito estatisticamente significativo (razão  $t > 1,96$ ). Chama a atenção, particularmente o efeito da variável etnia (3,34). Outra variável que merece consideração diz respeito a variável de controle nível sócio-econômico do aluno (2,72). A variância do nível 1 em comparação com o modelo anterior diminuiu e a do nível 2 resultou numa correlação intra-classe de 0,07. Por fim, mesmo com a entrada das variáveis no nível do aluno verifica-se que a maior percentagem de variância explicada está no nível da escola (25%). Isto certamente também justifica o uso da análise multinível.

No M4 verificou-se maior efeito da etnia agregada (3,35) mas também forte impacto da etnia (2,97) para explicar os escores dos alunos na prova de Matemática (ver Tabela 3), mostrando que os asiáticos e brancos predizem melhor desempenho. Neste modelo mais uma vez também chama a atenção do nível sócio-econômico do aluno (2,76), mostrando que o nível mais alto se associa com maiores escores no teste de matemática. Por outro lado, com base no M2, se verificou 29% de variância explicada no nível da escola e um percentual de 5% de variância explicada no nível do aluno. O *deviance* desse modelo foi um pouco menor (152.552) do que o anterior (152.589) e o Teste  $\chi^2 = 12,33$  mostra que o M4 é melhor do que o M3.

Como se pode observar na Tabela 4, os resultados para o modelo com a inclusão das variáveis do nível do aluno, fixando-se coeficientes randômicos no nível da escola (M5) mostram que os coeficientes são estatisticamente significativos (neste caso todos  $>1$ ). Estes coeficientes randômicos são coeficientes que variam entre os grupos (Tabachnick & Fidell, 2007). Isto significa que as variáveis etnia, sexo, dever de casa, nível sócio-econômico do aluno e escolaridade dos pais tem um efeito diferente nas escolas. Por exemplo, a etnia, variável com maior efeito na prova de matemática, pode ter apresentado um efeito muito grande numa escola e mediano em outra.

Com relação à contribuição individual das variáveis, verifica-se que o efeito fixo nível sócio-econômico da escola não foi estatisticamente significativa, mas existem recomendações de se considerar o modelo como um todo (Kreft & Leeuw, 1998). Neste sentido, verifica-se que o *deviance* do M5 foi de 152.444, o qual é menor do que aquele apresentado pelo M4 e o Teste  $\chi^2$  de 5,4 possibilita concluir que o M5 mostra um ajuste estatisticamente melhor. Optou-se ainda por não interpretar os coeficientes de variância explicada, uma vez que se trata de um modelo (complexo) de coeficientes randômicos.

Em suma, através destas análises verificamos fortes efeitos principalmente do nível sócio-econômico e da etnia no nível da escola e do aluno. De acordo com a fórmula de Hox (2002) o nível da escola explicou mais variância em comparação ao nível do aluno. O modelo com coeficientes fixos e aleatórios apresentou o melhor ajuste. Neste modelo a variável etnia teve mais forte efeito aleatório, seguido pelo sexo, mostrando que os homens brancos e asiáticos predizem melhor desempenho na prova de matemática, mas que este desempenho foi diferente entre as escolas.

**Tabela 4.**

Resultados da regressão multinível para o modelo com coeficientes randômicos no nível do aluno (Modelo 5).

VARIÁVEIS EXPLICATIVAS	MODELO 5 (M5)		
	Efeito	EP	Razão t
<b>Efeito fixo</b>			
Intercepto	45,23	0,33	
Nível Sócio-Econômico da Escola (Controle)	0,52	0,77	0,68
Nível Sócio-Econômico do Aluno (Controle)	2,72	0,15	18,13
Nível de Escolaridade dos Pais (Controle)	0,62	0,09	6,89
Nível de Escolaridade dos Pais Agregado (Controle)	1,80	0,50	3,6
Etnia (Nível 1)	2,94	0,20	14,70
Dever de casa (Nível 1)	1,19	0,04	29,75
Sexo (Nível 1)	0,52	0,13	4
Etnia agregada	3,39	0,67	5,06
Região geográfica	0,55	0,19	2,89
Percentual de minoria	0,23	0,08	2,88
<b>Efeito randômico - Nível 2 - <math>\sigma^2_{u0}</math></b>			
Variância - Intercepto	5,06	0,37	13,68
Variância - Inclinação Nível Sócio-Econômico do Aluno	0,96	0,92	1,04
Variância - Inclinação Escolaridade dos Pais	0,37	0,32	1,16
Variância - Inclinação Etnia	5,23	1,24	4,22
Variância - Inclinação Dever de Casa	0,33	0,08	4,13
Variância - Inclinação Sexo	3,75	0,08	46,88
<b>Efeito randômico - Nível 1 - <math>\sigma^2_e</math></b>			
Variância de $R_{ij}$	63,37	0,68	101,45
<i>Deviance</i> M5	152.444		
Nº de parâmetros estimados	33		
Diferença <i>Deviance</i> M4 – M5	108		
Diferença Parâmetros M5 - M4	20		
Teste $\chi^2$	5,4		

Estes resultados podem ser importantes para subsidiar políticas públicas, direcionando programas educacionais a grupos específicos por exemplo, com o fim de atenuar as discrepâncias presentemente observadas.

## Conclusões

Estima-se que neste trabalho com análise multinível, através da técnica de regressão multinível, do banco de dados do NELS:88 exemplificou-se satisfatoriamente o uso da técnica no contexto educacional. Desta forma, acredita-se que o objetivo deste trabalho tenha sido plenamente alcançado. A utilidade da análise estatística multinível já foi ressaltada para as ciências humanas e sociais. No caso específico do Brasil, verifica-se que esta técnica tem sido muito mais aplicada na área educacional. No entanto, a revisão teórica levada a cabo neste trabalho permite vislumbrar que sua utilização pode ser de grande importância também para a psicologia social. Mesmo que pesquisas já tenham sido desenvolvidas nesta direção é importante que se estabeleçam *guidelines* para os pesquisadores (Dedrick et al., 2009).

Esta técnica estatística, portanto, mostra-se de grande valia para a psicologia social quando se deseja verificar a influência de grupos por exemplo. Deve-se destacar, por outro lado, que muitas vezes não se tem o aparato

necessário para se realizar estudos de grande portes como o estudo educacional exemplificado com o banco de dados do NELS:88. Realmente pode ser um empecilho para a aplicação da técnica a coleta de dados para compor grandes amostras. Neste sentido, explica-se que se a amostra do nível 2 é pequena, considerada de 50 ou menos, a análise já seria prejudicada, pois levaria a estimativas enviesadas de erros-padrões do nível 2 (Maas & Hox, 2005). De fato esta é uma dificuldade quando se deseja mensurar o nível de influência do tipo de escolas, universidades ou cidades, pois nem toda a pesquisa conta com recursos financeiros para tal.

No que concerne às melhorias das políticas públicas das avaliações educacionais permite-se refletir sobre a importância e consolidação das condições educacionais. Permite refletir sobre o uso deste recurso estatístico e a melhorias nas metas e indicadores no contexto brasileiro: apontar possibilidades de criação de medidas que configurem um planejamento mais sólido e, conseqüentemente, um melhor aproveitamento de políticas e programas. Isso implica, entre tantas outras questões, enfrentar impasses e lacunas históricas sobre as condições de mensuração educacional e possíveis adequações de um modelo mais assertivo, passível de identificar focos específicos e pontuais no processo de formação.

Ainda no campo da psicologia social e políticas públicas, especificamente, nos trabalhos dedicados ao conhecimento no campo educacional brasileiro, isso faz-nos cogitar uma abertura de demanda de trabalho para a psicologia. Na participação de pesquisa de avaliação e/ou monitoramento de programas políticos educacionais, ou no apoio a outras equipes de trabalho desenvolvido em instituições que pautam e priorizam melhoria neste setor. É como enfatiza Sampaio (2011) é a partir das estatísticas, traduzidas por bons indicadores, modelos explicativos, modelos preditivos, que gestores podem construir bases para as políticas públicas fundamentadas em diagnósticos. O desenho de uma política baseada em diagnóstico não resolve a educação, mas acentua a necessidade permanente de monitoramento e avaliação. O que mais uma vez configura o papel imperativo dos modelos estatísticos.

## Referências

- Amaral, V. (1997). Níveis de análise de ancoragem das representações sociais da inteligência e do seu desenvolvimento: Das posições sociais objetivas às identidades sociais. *Análise Psicológica*, 15(2), 305-317.
- Andrade, J.M., & Laros, J. A. (2007). Fatores Associados ao Desempenho Escolar: estudo multinível com dados do SAEB/2001. *Psicologia. Teoria e Pesquisa*, 23, 33-42.
- Berg, A.E. v. D., Vleck, C.A.J., & Coeterier, J.F. (1998). Group differences in the aesthetic evaluation of nature development plans: A multilevel approach. *Journal of Environmental Psychology*, 18, 141-157.
- Brown, B., Perkins, D.D., & Brown, G. (2003). Place attachment in a revitalizing neighborhood: Individual and block levels of analysis. *Journal of Environmental Psychology*, 23, 259-271.

- Dedrick, R. F., Ferron, J.M., Hess, M.R., Hogarty, K.Y., Kromrey, J.D., Lang, T. R., Niles, J.D., & Lee, R.S. (2009). Multilevel modeling: A review of methodological issues and applications. *Review of Educational Research, 79*, 69-102.
- Doise, W. (2002). Da psicologia social à psicologia societal. *Psicologia: Teoria e Pesquisa, 18*, 1, 027-035.
- Elfenbein, H.A., & Ambady, N. (2002). On the universality and cultural specificity of emotion recognition: A meta-analysis. *Psychological Bulletin, 128*, 2, 203-235.
- Fischer, R., Vauclair, C.-M., Fontaine, J.R.J. & Schwartz, S.H. (2010). Are individual-level and country-level value structures different? Testing Hofstede's legacy with the Schwartz Value Survey. *Journal of Cross-Cultural Psychology, 41*(2), 135-151.
- Gouveia, V.V. (2003). A natureza motivacional dos valores humanos: Evidências acerca de uma nova tipologia. *Estudos de Psicologia, 8* (3), 431-443.
- Herrenkohl, T.I., Maguin, E., Hill, K.G., Hawkins, J.D., Abbott, R.D. & Catalano, R.F. (2000). Developmental risk factors for youth violence. *Journal of Adolescent Health, 26*, 176-186.
- Hox, J. (2002). *Multilevel analysis: techniques and applications*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Jesus, G. R. de. (2004). *Fatores que afetam o desempenho em português: um estudo multinível com dados do SAEB 2001*. Dissertação de Mestrado, Universidade de Brasília, Brasília.
- Kreft, I. G. G.; De Leeuw, J. (1998). Introducing multilevel modeling. Acessado em 23 de dezembro de 2010 de: <http://www.stat.ucla.edu/~deleeuw/sagebook>
- Laros, J. A., & Marciano, J.L.P. (2008a). Análise multinível aplicada a dados do NELS:88. *Estudos em Avaliação Educacional, 19*, 263-278.
- Laros, J. A., & Marciano, J.L.P. (2008b). Índices educacionais associados à proficiência em Língua Portuguesa: um estudo multinível. *Avaliação Psicológica, 7*, 371-389.
- Lewin, K. (1973). *Princípios de Psicologia Topológica*. São Paulo: Cultrix. (Trabalho original publicado em 1936).
- Maas, C.J.M., & Hox, J.J. (2005). Sufficient sample sizes for multilevel modeling. *Methodology, 1*(3), 86-92.
- McCrae, R. R., & John, O. P. (1992). An introduction to the five-factor model and its applications. *Journal of Personality, 60*(2), 175-215.
- Penner, L.A., Dovidio, J.D., Piliavin, J.A. & Schroeder, D.A. (2005). Prosocial behavior: Multilevel perspectives. *Annual Review of Psychology, 56*, 365-392.
- Rasbash, J., Steele, F, Browne, W., & Goldstein, H. (2009). *A user's guide to MLwiN Version 2.10*. London: Centre for Multilevel Modeling, Institute of Education.
- Rasbash, J., Steele, F, Browne, W., & Prosser, B. (2005). *A user's guide to MLwiN Version 2.0*. London: Centre for Multilevel Modeling, Institute of Education.

- Regoeczi, W.C. (2003). When context matters: A multilevel analysis of household and neighbourhood crowding on aggression and withdrawal. *Journal of Environmental Psychology, 23*, 457–470.
- Sampaio, C. E. M. (2011). Monitoramento e avaliação do plano nacional de educação. Em Dourado, L. F. (org.) (2011). Plano Nacional de Educação (2011-2012): avaliação e perspectivas. 2 ed. Goiana: Editora UFG; Belo Horizonte: Autêntica Editora.
- Schwartz, S.H., & Bardi, A. (2001). Value hierarchies across cultures: Taking a similarities perspective. *Journal of Cross-Cultural Psychology, 32*, 268-290.
- Schwartz, S.H. (1992). Universals in the context and structure of values: Theoretical advances and empirical tests in 20 countries. Em M. Zanna (Ed.). *Advances in experimental social psychology*, vol. 25 (pp. 1-65). Orlando, FL: Academic Press.
- Snijders, T.A.B. (2007). *Example session MLwiN*. University of Oxford of Groningen.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2007). *Using Multivariate Statistics*. Boston: Pearson Education.