

UTILIZACIÓN DE UN MODELO MULTINIVELES PARA IDENTIFICAR PREDICTORES ASOCIADOS AL RENDIMIENTO EN MATEMÁTICA DE ALUMNOS DE CUARTO AÑO BÁSICO DE LA REGIÓN DEL BIOBÍO.

Using a Multilevel Model for Identifying Predictors Associated with pupils' Mathematics Achievement at Basic fourth year in the Region Of Bio - Bío, Chile.

Valentín Vergara Hidd¹

José Manuel Merino Escobar²

Abstract

This article uses a design of cross and multilevel observational research with the purpose of identifying the predictors of Math achievements in a fourth year basic school class of the Región del Bio-Bío. The source of information is of secondary type and is based on SIMCE-2005 data with a sample of 29710 cases. The analysis was made with a minimum squared multilevel regression, proceeding that led to an optimal model explaining the variation of Mathematics score among and inside the classes. The model consists of 7 (seven) independent variables, four (4) correspond to the first analysis level containing personal and home characteristics, the other three variables belong to the second level referring to class and teacher's characteristics. The variables may be divided into three (3) groups: pupils' personal characteristics, teacher's and parents' characteristics. It was concluded there are direct effects of these 3 groups on the dependent variable, apart from indirect effects of the groups on language identified through the score variable. This agrees with the literature pointing out peer importance for the learning process and of teachers for pupils' performance in the classroom.

¹ Sociólogo. Universidad de Concepción. E-mail: valentinvergara@gmail.com

² Ph D Sociology. Profesor Titular, Departamento de Sociología y Antropología. Universidad de Concepción. jmerino@udec.cl

Key words: School performance - multilevel analysis - peer effect - teacher effect.

Resumen

Este artículo utiliza un diseño de investigación observacional, transversal y multiniveles a fin de identificar los predictores que permitan explicar el rendimiento en matemática de alumnos de cuarto año básico de la región del Biobío. La fuente de información es de tipo secundaria y corresponde a la base de datos SIMCE para el año 2005. Los casos seleccionados correspondientes a la región del Biobío fueron 29.710. El análisis fue efectuado mediante regresión multiniveles mínimo cuadrática, procedimiento que condujo a un modelo óptimo que explica la variación en puntaje de matemáticas entre y dentro de los cursos. El modelo en cuestión se compone de 7 variables independientes; 4 de ellas corresponde al primer nivel de análisis, que contiene características individuales y del hogar; las tres variables restantes forman parte del segundo nivel, que consiste en características del curso y del profesor. Estas variables pueden ser además divididas en tres grupos: características personales del estudiante, características del profesor y características de los padres. Se concluyó la existencia de efectos directos de estos tres grupos sobre la variable dependiente, además de efectos indirectos de los grupos mencionados a través de la variable puntaje en lenguaje. Todo esto concuerda con la literatura, destacando la importancia de los pares para el proceso de aprendizaje y de los profesores para el desempeño de los alumnos dentro de las aulas.

Palabras Clave: Rendimiento escolar - análisis multiniveles - efecto pares - efecto profesor.

Introducción.

La calidad de la educación en Chile ha experimentado en los últimos años un creciente interés en la opinión pública y en la academia, lo que ha incluso conducido a acciones colectivas a nivel nacional, como los movimientos de los estudiantes secundarios del año 2006. Es por eso que la investigación educativa se convierte un área del conocimiento que necesita análisis serios y rigurosos.

Si se considera la educación como un proceso social donde interactúan alumnos, familias, establecimientos educacionales y profesores, es de vital importancia conocer más profundamente el efecto que proviene de cada uno de los actores mencionados. En el contexto anterior, Carrasco (2007) establece que “el logro académico es un fenómeno multidimensional, y no se puede considerar que un solo factor sea la causa del rendimiento de los alumnos”. La intención de esta investigación es analizar las dimensiones del aprendizaje en términos de los actores involucrados en el proceso educativo. Se hace referencia sólo a *ciertos* actores involucrados, porque se pretende realizar una primera aproximación a un análisis multinivel de los factores que inciden en el proceso educativo. En este análisis, se toma como eje central de la investigación dos niveles: el primero compuesto por variables del alumno y su familia; y el segundo compuesto por variables del curso y el profesor. Se entenderá entonces como objeto de estudio los factores que inciden en el rendimiento escolar en alumnos de 4° básico de la región del Biobío, considerando el contexto social en el que se desenvuelven para lograr dichos aprendizajes.

Finalmente, la estructura de este artículo se compone de una revisión de algunas investigaciones previas en el tema, una explicación detallada de la metodología, la presentación de los resultados y su discusión.

Investigación Previa

Por lo general, la investigación educativa ha trabajado centrándose en actores particulares, utilizando, por tanto, como unidad de análisis a los alumnos, sus familias, profesores, cursos y colegios.

Entre los estudios relevantes que utilizan las escuelas como unidad de análisis, el más conocido es el informe *The Equality of Educational Opportunity* (Coleman, 1966), también llamado “informe Coleman”. En esta investigación se trabajó con una base de datos a gran escala y entre sus principales hallazgos se encuentra responder la pregunta de investigación más importante para el autor: ¿Qué tanto influyen las escuelas para reducir la inequidad que existe entre niños que provienen de distintas familias? Sin embargo, debido a que esa investigación fue

hecha hace más de 40 años, los resultados no son tan certeros como podrían ser en la actualidad, con la batería de instrumentos y técnicas a nuestra disposición. Debido a esta razón, Coleman logró identificar sólo un pequeño efecto proveniente de la escuela, casi de nivel residual. Considerando lo anterior, a partir del informe Coleman, la investigación que utiliza como unidad de análisis la escuela, por lo general trabaja con una pequeña parte de la variación del logro académico de los alumnos. En esta línea se encuentra la investigación de Raudenbush y Willms (1995), donde no queda muy claro si el logro educativo se debe a la escuela y su efecto, o al capital cultural proveniente de cada familia. Después de esto, investigaciones más actuales abordan el tema desde otra perspectiva: consideran el efecto- escuela como la suma de cada uno de los alumnos que la componen (Li y Tobias, 2003), a fin de encontrar qué es lo que hace efectiva a una escuela determinada (Fernández, 2005). Si bien la investigación antes mencionada trabaja con alumnos como unidad de análisis, no considera variación entre escuelas, por lo que está expuesta a sesgos al omitir variables que pueden llegar a reducir el porcentaje de variación de la variable dependiente que no está siendo explicado.

En otro grupo de investigaciones la unidad de análisis es el curso. Por lo general, en estas investigaciones es importante el tamaño del curso y su efecto en el logro académico. Las opiniones sobre el tema se dividen entre aquellos que sostienen que el tamaño de la clase es un factor significativo para el logro académico (Hallinan y Sørensen, 1985), por otro lado, hay quienes argumentan que el tamaño de la clase no es relevante ni influye en el logro académico (Hanushek, 1998; Bonesrønning, 2003), un argumento compartido generalmente por administradores y encargados de generar políticas públicas, principalmente por razones de orden económico, si se considera el incremento en el gasto que significa disminuir el tamaño de los cursos.

Otra unidad de análisis ampliamente utilizada son los alumnos. Al utilizarlos como unidad de análisis, generalmente se recurre, además, a características de sus familias, debido a la importancia que estas características presentan para explicar el logro académico, como ya fue propuesto por Coleman (1966). Junto a estas características, también son tema recurrente en la investigación los efectos que producen los compañeros de un alumno determinado en su logro académico, siendo estos efectos denominados *de los pares* o *peer effects*. Se han hecho bastantes

investigaciones en el tema (Hanushek, 2000; Ammermueller, 2006; Hoxby, 2000, 2002; Bradley y Taylor, 2006; Vigdor, 2004; Zimmer y Toma, 2006; Sacerdote, 2001), en las que se identifican cuatro tipos de efectos: uno proveniente de la composición sexual del curso; otro de la composición étnica; un efecto de las características de la composición educativa de los hogares (años de estudio de las madres); y un efecto del logro global del curso. Lo particular en las investigaciones citadas, es que todos estos efectos afectan tanto el rendimiento individual como el rendimiento global de la clase.

A pesar de que un gran número de investigaciones utilizan sólo una unidad de análisis dentro de las mencionadas anteriormente, también existen en la literatura ejemplos de investigaciones educacionales utilizando múltiples niveles (Bryk y Raudenbush, 1992; Yuan y Keeves, 2001; Uribe, Murnane y Willet, 2003; Goldstein, Bonnet y Rocher, 2007), en las que se trabaja con 3 ó 4 niveles, que usualmente corresponden a alumnos insertos en cursos, a su vez insertos en colegios³. Además de compartir el diseño de múltiples niveles de análisis, todas estas investigaciones comparten ciertos elementos teóricos y metodológicos. Los elementos teóricos toman ciertos aspectos de la teoría de acción racional (Goldthorpe, 1998), como por ejemplo la acción orientada a resultados (que en este caso se traduce en logro académico), relación de metas individuales entre sí (relación entre los pares), y una tendencia a actuar racionalmente (siempre en un contexto que puede ser familia, curso o colegio). En cuanto a los aspectos metodológicos, usualmente se trabaja con una variable dependiente que corresponde a una prueba estandarizada; y con grupos anidados, donde las características del primer nivel (usualmente alumnos) son agregadas en los niveles superiores (Goldstein y Steele, 2007).

El propósito de esta investigación consiste en identificar los factores que afectan el rendimiento escolar en matemática, para alumnos de cuarto año de educación básica de la región del Bio - Bío, considerando distintos niveles para dichos efectos. Si el objetivo anterior se considera como la meta de la investigación, el desarrollo de su implementación comprende como primer paso identificar los

³ También se puede tomar un nivel adicional, considerando a los cursos anidados en algún profesor que enseñe en más de uno (Uribe, Murnane y Willet, 2003)

niveles de análisis con los que se trabajará, dentro del sistema educacional chileno, particularmente en la región del Bio - Bío; establecer modelos individuales para cada uno de los niveles, identificando las variables que expliquen de mejor manera el rendimiento en matemática; establecer efectos multiniveles que operan sobre los puntajes de matemática, a fin de distinguir diferencias entre e intra-cursos y medir el efecto que tiene cada uno de los niveles sobre el rendimiento en matemática (Vergara, 2008).

Metodología

Diseño

El diseño de esta investigación corresponde a un modelo observacional, transversal y de niveles múltiples. Este diseño permite estimaciones a partir de datos obtenidos en un punto específico de tiempo, en que no es posible la asignación aleatoria a un grupo control y un grupo tratamiento. Debido al carácter multinivel de los datos, se puede obtener una visión más clara del proceso de aprendizaje, al examinar simultáneamente las relaciones entre los distintos actores involucrados en el proceso.

Unidades de Análisis

Esta investigación postula la utilización de dos unidades de análisis jerárquicamente incluidas. Los alumnos de cuarto año y sus características familiares (micro nivel) anidados en sus cursos (macro nivel). La variable dependiente corresponde a los puntajes en matemática en la prueba SIMCE del año 2005; y será dividida en variación intra-cursos, que es explicable en términos de las diferencias individuales de los alumnos; y en variación entre-cursos que será atribuida a diferencias explicables en términos del macro-nivel descrito anteriormente.

Población

Para esta investigación se utilizarán como población a los alumnos de cuarto

básico de la región del Biobío que rindieron la prueba SIMCE el año 2005. Por lo tanto, no es necesario utilizar una muestra, ya que se dispone de la totalidad de la población que se pretende estudiar. Al construir la base de datos fueron eliminados todos los casos que no contaban con la variable dependiente (missing values), o que pertenecían a cursos con menos de 6 alumnos, siguiendo el criterio de SIMCE.

Datos

La fuente de información corresponde a la base de datos de la prueba SIMCE del año 2005. En relación a la validación de la información, la base de datos SIMCE ha sido utilizada en distintas investigaciones a nivel nacional (Brunner y Elacqua, 2003; Mizala, Romaguera y Ostoić, 2005; Sapelli y Vial, 2005) e internacional (Chay, McEwan y Urquiola, 2005; Hsieh y Urquiola, 2003), por lo que la fiabilidad de sus datos está comprobada.

La prueba SIMCE, se tomó los días 8 y 9 de noviembre del 2005. Las pruebas de Comprensión del Medio Natural, Social y Cultural y de Educación Matemática se tomaron el primer día, mientras que la prueba de Lenguaje y Comunicación, el segundo día. La prueba evalúa contenidos mínimos de primer y segundo año de educación básica y consta de dos formas que se reparten de manera aleatoria a los alumnos. Además, se enviaron cuestionarios a los profesores y a los apoderados, donde se pudo obtener información respecto de variables socioeconómicas y de competencia profesional de los profesores. Para la octava región, todos los cuestionarios fueron respondidos por un profesor que enseña los tres subsectores evaluados.

Medidas

Las variables de esta investigación se pueden clasificar de acuerdo a 4 tipos, como sugiere Pullum (1989), que considera a los individuos (que se encuentran dentro de grupos, en este caso cursos) y a los grupos en los que se encuentran con los subíndices i y j , respectivamente. El término micro será utilizado para referirse al nivel individual, mientras que macro para hablar de los cursos. Las variables toman la siguiente nomenclatura:

- Y_{ij} : Es la variable dependiente para el alumno i en el curso j .
- X_{ij} : Es un predictor a nivel individual, para el alumno i en el curso j . Presenta la restricción de que debe variar entre los individuos que componen el curso j .
- W_j : Corresponde a un predictor de nivel macro que es composicional, es decir, se construye a partir del nivel micro como la media de alguna variable X_{ij} para el curso j . Se deben utilizar estas variables siempre y cuando su importancia se haya estimado en las hipótesis, por tanto, debe presentar relevancia teórica para el objeto de estudio en investigación.
- Z_j : La cuarta clase de variable, es descrita como una variable macro. Son características intrínsecas al curso, por lo que no se construyen a partir de características individuales. Corresponden a características compartidas por todos los miembros del curso j (Merino, 1998), y sólo sirven para explicar variación entre cursos.

Debido a que se ha utilizado el modelo de Pullum (1989), en el micro nivel se trabaja con los valores tanto de la variable dependiente como de la independiente, centrados respecto a la media, procedimiento que se realiza a fin de evitar problemas de colinealidad con las variables macro, cuando se combinen en un solo modelo (Merino, 1998, citando a Boyd e Iversen, 1979).

Tratamiento de los datos

Como ya se mencionó anteriormente, para el tratamiento de los datos se utilizó una técnica de niveles múltiples, a través de la cual se analizarán los datos mediante regresiones lineales considerando los dos niveles descritos anteriormente. La justificación para incluir sólo dos niveles, es que esta investigación es una primera aproximación a un modelo de niveles múltiples que permita explicar cómo se genera el proceso de educación. Como tal, se comenzará por la forma más simple posible, es decir, cómo afecta el rendimiento individual la variación de características intrínsecas del grupo, para en futuras investigaciones extender el modelo a más niveles.

Los pasos mediante los que se analizan los datos son los siguientes:

1.- División de la variación: Se debe calcular la variación total de la variable dependiente, que se denomina desviación inicial (Pullum, 1991, citado en Merino, 1998). Luego, esa variación debe ser dividida por el número de partes correspondientes a los niveles de análisis utilizados, es decir, debe ser dividida entre el efecto del curso y el efecto individual.

$$\sum(Y_{ij} - \bar{Y})^2 = \sum(Y_{ij} - \bar{Y}_j)^2 + \sum(\bar{Y}_j - \bar{Y})^2 \quad (a)$$

2.- Creación del modelo micro (intracursos): Para este modelo se debe tener presentes que todas las variables son centradas, por lo que la nomenclatura a utilizar será: $X_{ij} - \bar{X}_j = X'_{ij}$; a la vez que $Y_{ij} - \bar{Y}_j = Y'_{ij}$. Por lo cual, el modelo a utilizar será el siguiente:

$$Y'_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X'_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (b)$$

En (b), el término Y'_{ij} , corresponde a la variación de la variable dependiente individual con respecto a la media de cada curso; β_1 es el coeficiente de regresión de la variable X'_{ij} . El término β_0 corresponde al intercepto que debido al centramiento toma el valor de 0. ε_{ij} corresponde al término residual del nivel incluido en el modelo.

3.- Creación del modelo macro (entre cursos): Este modelo consiste en determinar cuáles predictores pueden ser considerados como determinantes significativos de la variable dependiente en el nivel de cursos. El modelo incorpora sólo predictores de nivel macro y se expresa de la siguiente forma:

$$\bar{Y}_j = \beta_0 + \beta_1 W_j + \beta_2 Z_j + \varepsilon_j \quad (c)$$

Nuevamente, β_0 es el intercepto, ε_j es la variación de \bar{Y}_j que no está siendo explicada por los predictores a nivel macro. β_1 es el coeficiente que resume los efectos explicativos de los predictores composicionales y β_2 es el coeficiente que resume los efectos de las características intrínsecas al curso. Debido a que la unidad de análisis en este caso corresponde al curso, se trabajó ponderando por el número de casos que tiene cada curso.

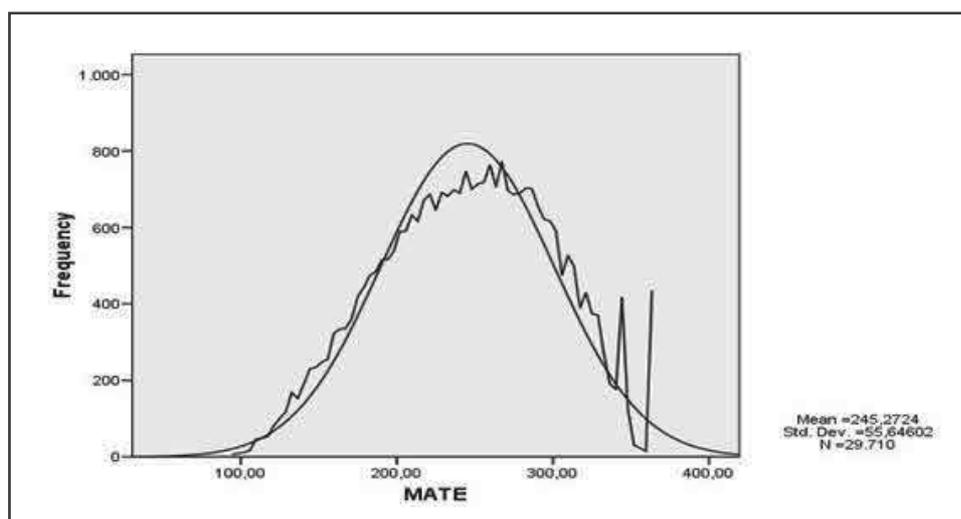
4.- Modelo Final: Contempla la combinación de los modelos micro y macro, por lo cual se representa mediante una combinación de (b) y (c):

$$Y_{ij} = \beta_0 + \beta_1 X'_{ij} + \beta_2 W_j + \beta_3 Z_j + \varepsilon_{ij} + \varepsilon_j \quad (d)$$

En (d), la variable dependiente no está centrada, ya que se están considerando efectos tanto a nivel individual como de curso. Del lado derecho de la ecuación, todos los componentes representan lo mismo que en (b) y en (c).

Debido a que la variable dependiente presenta una distribución similar a la distribución normal (Ministerio de Educación: 2005), como se puede ver en la Figura 1; para poder trabajar con (b), (c) y (d) se utilizaron regresiones de mínimos cuadrados ordinarios (OLS).

Figura N° 1
Distribución de la variable dependiente, puntajes de matemática



Resultados

Al presentar sintéticamente los resultados de las variables más importantes de la investigación, se puede apreciar en la Tabla N° 1 los puntajes de matemática y de lenguaje y las variables educación del padre y educación de la madre, medidas en años de estudio, así como también la media de edad de los profesores; la media de ingreso del hogar, medida en miles de pesos; la media del grado de satisfacción de los

padres con la escuela, medida en una escala cuyo mínimo es 0 (en caso de estar muy insatisfecho con la escuela) y cuyo máximo es 39 (en caso de estar muy satisfechos con la escuela); la media del tamaño del curso, medido en cantidad de alumnos; y las medias a nivel de curso de educación de los padres.

Tabla N° 1
VARIABLES descriptivas utilizadas en la investigación

VARIABLE MICRO - NIVEL			VARIABLE MACRO- NIVEL		
Lenguaje	Media A.	Desv. Est.	Edad Profesor	Media A.	Desv. Est.
				47,5	10.44
	254.16	52.86			
Matemática	Media A.	Desv. Est.	Educación del Padre	Media A.	Desv. Est.
				10,55	2,51
	245.27	55.65			
Educación del Padre	Media A.	Desv. Est.	Educación de la Madre	Media A.	Desv. Est.
				10.44	2.44
	10,7	3,9			
Educación de la Madre	Media A.	Desv. Est.	Tamaño del Curso	Media A.	Desv. Est.
				29,6	9,02
	10.5	3.7			
Ingreso del Hogar (miles de pesos)	Media A.	Desv. Est.	Sexo Profesor	Frecuencia	Porcentaje
			Mujer	954	84.35
	239,27	310,63	Hombre	177	16.65
Satisfacción con el Colegio (padres)	Media A.	Desv. Est.	Jornada Profesor	Frecuencia	Porcentaje
			Menos de media	338	23.49
	29,4	32,9	Media Jornada	3	0.21
			Jornada completa	1098	76.30
Sexo	Frecuencia	Porcentaje	Libros en el Hogar prof.	Frecuencia	Porcentaje
			Menos de 10	111	9.88
Femenino	14685	49.43	11 – 100	773	68.77
Masculino	15016	50.54	Más de 101	240	21.35
Libros en el Hogar	Frecuencia	Porcentaje	Perfeccionamiento	Frecuencia	Porcentaje
			Postítulo o diplomado	480	96.19
Menos de 10	17166	62.61	Magíster	19	3.81
11 – 100	9058	33.04	Doctorado	0	0
Más de 101	1193	4.35			
Antigüedad en el colegio	Frecuencia	Porcentaje	Contenidos matemática	Frecuencia	Porcentaje
			No vistos	516	36.91
Menos de un año	2956	10.87	Parcialmente	882	63.09
1 – 3 años	8302	30.53	Todos	0	0
Más de 3 años	15938	58.60			
Expectativas de futuro (padres)	Frecuencia	Porcentaje	Expectativas de futuro p	Frecuencia	Porcentaje
			Básica o menor	60	5.83
Básica o menor	1439	5.43	Media	541	52.58
Media	8547	32.23	Superior	428	41.59
Superior	16530	62.34			
Alumno posee en casa	Frecuencia	Porcentaje	Título Profesor	Frecuencia	Porcentaje
			Sin título	0	0
Computador	128	0.52	Título Técnico	147	13.04
Impresora	128	0.52	Universitario no profesor	0	0
Internet	48	0.20	Universitario	980	86.96
Textos Escolares	24092	98.75			

Los alumnos provienen de hogares donde en su mayoría hay menos de 10 libros; cuyos padres esperan que en su mayoría logren educación Universitaria (62,34%). La composición de los casos es similar en cuanto a sexo. En cuanto a antigüedad en la escuela actual, la mayoría de los alumnos llevan más de 3 años en su actual establecimiento. Sobre los profesores, un 86,96% tiene título Universitario; un 96,19% tiene postítulo o diplomado como perfeccionamiento y la mayoría son mujeres (84,35%).

Para el análisis de los datos, se seguirá el esquema descrito en la sección anterior. Por esto, luego de analizar los modelos nulos tanto en el micro como en el macro nivel, se llegó a la conclusión de que el micro nivel es responsable del 69% de la variación de puntajes de matemática; mientras que al macro nivel le corresponde el 31% restante, tal como se detalla en la Tabla N° 2. Esto significa que cerca de un tercio de la variación de los puntajes de matemática se debe a diferencias que existen *entre* cursos.

Tabla N°2
División de la Variación entre los Modelos

MODELO	SUMA DE CUADRADOS	PROPORCIÓN DEL TOTAL
Micro	63387835	0.6890
Macro	28605472	0.3109
Combinado	91993307	1.0000

El siguiente paso consiste en analizar detalladamente la variación dentro del curso; utilizándose para ello regresiones lineales de mínimos cuadrados ordinarios (OLS), cuyos resultados se pueden ver en la Tabla 3. En ellas se resumen los mejores modelos con distinto número de predictores (M1 a M7). La variable predictora que destaca es el puntaje de lenguaje, que se introduce en M1, dando cuenta de un 51,69% de la variación de la variable dependiente. La utilización de una medida de logro académico centrada como indicador ha sido utilizada en otras investigaciones (Ammermueller: 2006; Hanushek: 2000; Sacerdote: 2001; Zimmer y Toma: 2000). Luego, al agregar una serie de variables pertenecientes al micro nivel se logró identificar el modelo óptimo, compuesto de 7 variables (M7). Estas variables explican un 53,50% de la variación de puntajes de matemática dentro del curso.

Tabla N° 3
Resumen de regresiones micro-nivel con coeficientes de regresión estandarizados

	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7
Intercepto (sin estandarizar)	0,145	0,150	0,138	0,168	0,187	0,256	0,154
Puntaje Lenguaje de los compañeros	0,719**	0,7248**	0,7077**	0,7022**	0,7038**	0,7045**	0,7038**
Sexo (categoría referencia: mujeres)		0,0928**	0,0931**	0,0906**	0,0909**	0,0907**	0,0906**
Expectativas de Futuro (categoría ref: no termina E. Básica)							
Completa E. M. Científico Humanista			-0,0034	-0,0028	-0,0032	-0,0057	-0,0080
Completa Carrera Técnica o C.F.T.			0,0082	0,0060	0,0050	0,0016	-0,0017
Completa Carrera Universitaria			0,0584**	0,0532**	0,0512**	0,0450**	0,0408**
Educación de la madre				0,0408**	0,0396**	0,0364**	0,0364**
Número de personas en el hogar					0,0055	0,0042	0,0043
Ingreso del hogar						0,0129*	0,0137*
Antigüedad en el colegio (cat. Ref: prekinder)							
Kínder							0,0314**
Primero							0,0175*
Cuarto							0,0102
R ²	0,5169	0,5255	0,5306	0,5330	0,5341	0,5346	0,5350
GL	1	2	9	10	11	12	17
BIC ⁵	-9303,48	-225,33	-133,78	-55,90	-22,80	-7,70	-5,28

*: p<0.05 **:p<0.0001

Para probar si cada nuevo modelo era significativamente mejor que el anterior, en un primer momento se utilizó la prueba de hipótesis del modelo general lineal incluido en la versión 9 de SAS⁵. Los resultados mostraron que casi todas las variables resultaban ser significativas a niveles de error iguales a 1 en 10.000. Este hecho sumado a la gran cantidad de casos con los que se trabajó (más de 20.000), sugieren la necesidad de encontrar otro método de comprobar la significancia de los nuevos modelos con mayor cantidad de variables. Es por esto que se optó por utilizar el *Bayesian Information Criterion* (Raftery, 1986; 1995) en su versión para regresión

⁵The SAS ® System, SAS Institute.

lineal y análisis de varianza (BIC'). La interpretación de los valores obtenidos mediante BIC' a fin de decidir elegir o rechazar un modelo consiste en examinar el valor obtenido para el modelo en cuestión: si es un valor negativo, quiere decir que el aumento en R^2 del nuevo modelo ha sido significativo. Mientras menor sea el número, mayor es la importancia del predictor incluido en el modelo.

Luego, se analizó de manera independiente el macro nivel, cuyos resultados se pueden ver de forma completa en la Tabla N° 4. Nuevamente el método de análisis fue regresión lineal OLS, pero debido a que la unidad de análisis es diferente a los modelos de la Tabla 2; para lograr una visión real de las salas de clases de 4° básico de la región del Bio - Bío, se ponderó cada curso por el número de alumnos que lo componen.

Tabla N° 4
Resumen de regresiones macro-nivel con coeficientes de regresión estandarizados.

	M8	M9	M10
Intercepto (sin estandarizar)	145,86**	153,11**	150,24**
Educación de la madre (prom. Curso)	0,7497**	0,6792**	0,6908**
Expectativa de futuro (profesores)			
Completa E.M. Científico Humanista		0,0163	0,0081
Completa Carrera Técnica o C.F.T.		0,0831*	0,0746
Completa Carrera Universitaria		0,0783*	0,0147
Edad del Profesor			0,147
R^2	0,5620	0,5819	0,5894
GL	1	8	9
BIC'	-407,81	-2008	-5,59

*: $p < 0.05$ **: $p < 0.0001$

Al igual que para los modelos anteriores, el procedimiento que permite decidir si los modelos son significativos al introducir nuevas variables es BIC', ahora para M8 hasta M10. Así, la primera variable ingresada corresponde al promedio de educación de las madres en cada curso, una variable de tipo composicional (de tipo W_i) incluida en el modelo por su importancia teórica, a fin de tener una medida de la

educación de los padres dentro del curso y entre cursos. Esta variable logra explicar un 56,2% de la variación de puntajes de matemática entre cursos. Al ingresar dos variables más se logra el modelo óptimo, representado en M10 con 3 variables. Este modelo explica un 58,94% de la variable dependiente. Examinando el conjunto de las variables en M10 es destacable que se encuentren dos variables relacionadas directamente con los profesores, algo que indica su importancia en el proceso de aprendizaje, al analizar diferencias entre cursos. Dicho de otra forma, el profesor es importantísimo al comparar los rendimientos de cursos diferentes.

El paso final en la lógica de los modelos multiniveles es combinar micro y macro nivel, lo que queda expresado en detalle en la Tabla N° 5. En ella se puede ver como partiendo en el modelo M11 con una variable, se van agregando 6 más, hasta llegar al modelo óptimo M17. Nuevamente el criterio utilizado para elegir si los diferentes modelos son estadísticamente más explicativos de la variable dependiente no fue mediante la prueba de hipótesis del modelo general lineal, sino que mediante BIC'.

Tabla N° 5
Resumen de los modelos de regresión combinando micro y macro nivel, con coeficientes de regresión estandarizados

	M11	M12	M13	M14	M15	M16	M17
Intercepto (sin estandarizar)	245,48**	146,26**	153,73**	153,78**	153,81**	151,00**	151,00**
Lenguaje (compañeros)	0,5969**	0,5974**	0,5974**	0,6022**	0,5881**	0,5867**	0,5860**
Ed.madre (promedio curso)		0,4171**	0,3778**	0,3777**	0,3775**	0,3852	0,3852**
Ex.Futuro (profesor)							
Completa E. M. Científico H.			0,0078	0,0076	0,0076	0,0022	0,0022
Completa Carrera Técnica o C.F.T.			0,0446**	0,0445**	0,0445**	0,0390**	0,0390**
Completa Carrera Universitaria			0,0420**	0,0419**	0,0419**	0,0336*	0,0336*
Sexo				0,0776**	0,0779**	0,781**	0,0780**
Ex. Futuro Padres							
Completa E. M. Científico H.					-0,0038	-0,0045	-0,0094
Completa Carrera Técnica o C.F.T.					0,0055	0,0043	-0,0025
Completa Carrera Universitaria					0,0465**	0,0462**	0,0366**
Edad del Profesor						0,0083*	0,0083*
Antigüedad en el colegio							
Kínder							0,0261**
Primero							0,0127*
Cuarto							0,0077
R²	0,3563	0,5309	0,53,71	0,5431	0,5466	0,5482	0,5485
GL	1	2	9	10	17	18	23
BIC'	-5631,52	-4036,58	-165,45	-162,15	-93,74	-38,89	-3,69

*: p<0.05 **: p<0.0001

La primera variable ingresada es el puntaje en la prueba de lenguaje (en M11), con lo que se logra explicar un 35,63% de la variación de los puntajes en matemática dentro y entre cursos. Luego, al agregar seis variables, se obtiene el modelo M17, que corresponde al modelo óptimo y que logra explicar un 54,85% de la variación de la variable dependiente, entre y dentro del curso.

El último resultado que merece ser comentado corresponde a la forma como se trabaja con R^2 dentro de los modelos. Si se considera la división entre la suma de cuadrados del modelo óptimo (47.780.721) y la suma de cuadrados del modelo nulo (91.993.307), se obtiene un valor de 0.5194. Este valor es similar al obtenido en el R^2 del modelo óptimo (0.5485), pero es menor, debido a todos los missing values existentes en las variables independientes, que reducen el número total de casos. Si se considera el valor de 0.5194 la proporción de varianza de los puntajes de matemática siendo explicada por las variables, se puede dar cuenta de mejor manera de aquello que explica el modelo óptimo y aquello que queda sin explicación debido a variables no observadas. Se sugiere hacer este mismo ajuste para los modelos óptimos del micro y macro nivel (M7 Y M10 respectivamente).

Discusión

Una vez analizados los resultados de la investigación, surgen varios temas que permiten fructíferas reflexiones científicas. Lo primero es el porcentaje de varianza de la variable dependiente explicado que corresponde a variables de macro nivel es de 31%. Esto implica que alrededor de un tercio de la varianza del puntaje de matemática se debe a diferencias entre cursos, razón por la que adquiere importancia desarrollar modelos que contemplen simultáneamente diferencias de puntajes entre cursos y dentro del curso.

Diferencias entre cursos

Como se puede ver en M10, son tres las variables que finalmente permiten explicar las diferencias de puntajes de matemática entre cursos: la educación de las madres, la edad del profesor, y la expectativa de futuro que tenga el profesor sobre su

curso. Cuando se combinan los modelos micro y macro y se obtiene M17, las tres variables mencionadas anteriormente se mantienen. Esto demuestra la importancia del profesor para el proceso de aprendizaje cuando se intenta explicar diferencias de logro académico entre cursos diferentes, debido a que las expectativas de futuro reflejan la motivación o la dedicación con la que el profesor se enfrenta a su curso y la edad es un indicador de sus años de experiencia profesional. La otra variable que se mantiene en M17 corresponde al promedio de educación de las madres de cada curso, lo que permite aseverar que la educación de las madres es una variable que resume el efecto socioeconómico de los hogares sobre el rendimiento académico de los alumnos.

Si se consideran las variables discutidas, se puede lograr establecer los atributos que permiten explicar un tercio de la variación en puntajes de matemática debido a diferencias entre cursos, con lo que se ha logrado satisfacer el objetivo de esta aproximación multiniveles: se ha establecido que el logro académico puede también ser explicado por diferencias entre agrupaciones de alumnos, lo que implica más de un nivel de análisis.

Diferencias dentro de los cursos

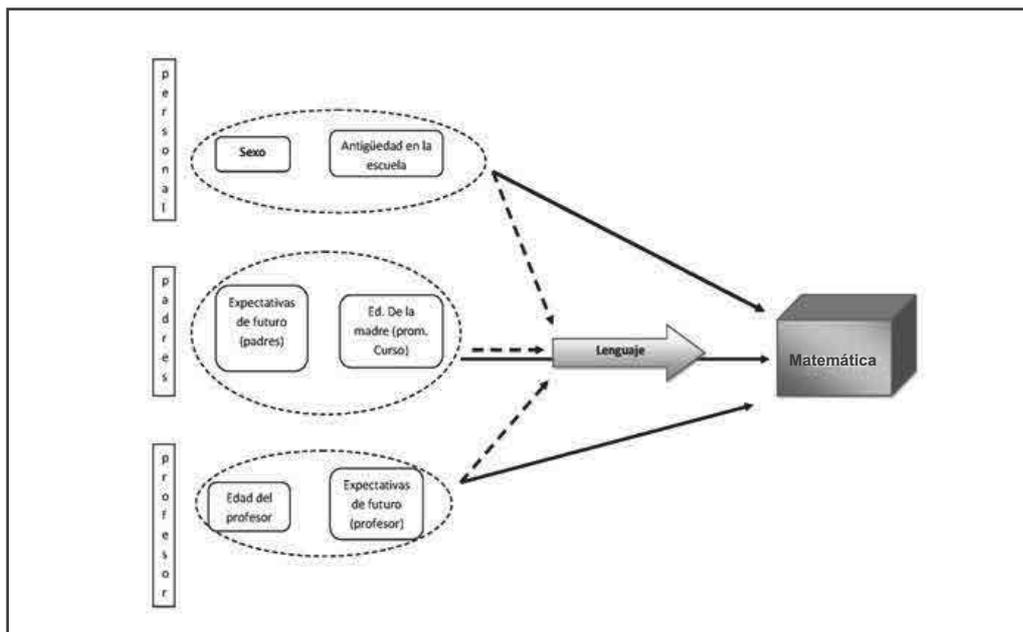
En cuanto a las diferencias dentro del curso, el predictor que por sí solo logra explicar una mayor variación del puntaje en la prueba de matemática es el puntaje en la prueba de lenguaje. Al agregar el resto de las variables que componen M7: sexo, expectativas de futuro de los padres, educación de la madre, número de personas en el hogar, ingreso del hogar y antigüedad en la escuela; la proporción de variación dentro del curso que se explica aumenta en menos de 2 puntos porcentuales. De esta forma, se establece la importancia primordial del puntaje en lenguaje para poder entender cómo cada alumno influye sobre el grupo y a su vez el grupo influye sobre él. Esta interacción social de tipo endógeno es parte de la problemática abordada por Manski (1993) que convierte este tema en un campo de interés para futuras investigaciones.

Modelo global e investigación futura

En síntesis, tal como se ilustra en la Figura 2, los predictores que determinan

el rendimiento en matemática de los alumnos de cuarto año de enseñanza básica se pueden agrupar en tres grupos. En primer lugar, los predictores de índole personal, representando características propias de los alumnos. El segundo grupo se compone de características de los padres, en el nivel micro, las expectativas de futuro de los padres; y en el nivel macro los promedios de años de estudios de las madres de cada curso. El tercer grupo está compuesto por características del profesor, por lo que ambas pertenecen al macro nivel. Los tres grupos antes mencionados, además de influir directamente en la variable dependiente, tiene también un efecto sobre uno de los predictores. Por esto, se puede afirmar que el puntaje de lenguaje de los compañeros tiene un efecto directo sobre los puntajes de matemática, mientras que las seis variables restantes tienen a la vez un efecto directo e indirecto sobre el puntaje de matemáticas, a través de lenguaje. Debido a lo anterior, concluyo a partir de esta investigación que el modelo multiniveles resulta efectivo para tratar el fenómeno del proceso del aprendizaje, identificando variables macro que atribuyan la diferencia de puntajes de matemática a características que tienen que ver con comparación entre grupos, ayudando a conocer de manera más precisa cómo se desarrolla el aprendizaje y los actores que participan de su formación.

Figura N° 2
Modelo conceptual de la investigación



Finalmente, se deja para futuras investigaciones tratar el tema de la variación de puntaje de matemática explicada entre cursos. Esto, porque en el presente estudio se ha utilizado dos niveles de análisis y se ha logrado explicar un poco más de la mitad de la variable dependiente, de la que un tercio se puede explicar a partir de diferencias entre-cursos. Si en futuras investigaciones se aumentaran los niveles de análisis, se establecería modelos que probablemente expliquen una mayor cantidad de variación de la variable dependiente, identificando si esta variación proviene de diferencias dentro del curso, entre cursos, entre escuelas, entre comunas, etc.

BIBLIOGRAFÍA

- AMMERMUELLER, A. (2006) "Peer Effects in European Primary Schools: Evidence from PIRLS". *IZA Discussion Paper No. 2077*. Abril 2006.
- BONESRØNNING, H. (2003) "Class Size Effects on student Achievement in Norway: Patterns and Explanations". *Southern Economic Journal*. Vol. 96, No. 4, pp. 952-965.
- BRADLEY, S.; TAYLOR, J. (2006) "Do peers matter? Estimation of peer effects from pupil mobility between schools" *Department of Economics, Lancaster University*.
- BRUNNER, J.; ELACQUA, G. (2003) *Informe Capital Humano en Chile*. Universidad Adolfo Ibáñez. Escuela de Gobierno.
- BRYK, A.S., & RAUDENBUSH, S.W. (1992). *Hierarchical linear models*. Newbury Park, NJ: Sage.
- CARRASCO, G. (2007) Informe final "Calidad y Equidad en las escuelas peruanas: un estudio del efecto escuela en la prueba de matemática PISA 2000". *CIES, Consorcio de Investigación económica y social*.
- CERVINI, R. (2006) "Los efectos de la escuela y del aula sobre el logro en matemáticas y en lengua de la educación secundaria. Un modelo multinivel". *Perfiles Educativos*. Vol. XXVIII, núm. 112, pp.68-97.
- CHAY, K.; MCEWAN, P.; URQUIOLA, M. (2005) "The Central Role of Noise in Evaluating Interventions that use Test scores to rank Schools". *American Economic Review*. Vol. 95, No. 4, pp. 1237-1258

- COLEMAN, J. (1986) "Social Theory, Social Research, and a Theory of Action". *The American Journal of Sociology*. Vol. 91, No. 6. pp. 1309-1335.
- DELWICHE, L.; SLAUGHTER, S. (2003). *The Little SAS Book: A premier, Third Edition*. Cary, NC: SAS Institute Inc.
- FERNÁNDEZ, T. 2003. "Métodos estadísticos de estimación de los efectos de la escuela y su aplicación al estudio de las escuelas eficaces". *Revista electrónica sobre Calidad, Eficacia y Cambio en la Educación*. Vol. 1, No. 2.
- GOLDSTEIN, H.; BONNET, G.; ROCHER, T. (2007) "Multilevel Structural Equation Models for the Analysis of Comparative Data on Educational Performance". *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, Vol. 32, No. 3, pp. 252-286.
- GOLDSTEIN, H.; STEELE, F. (2007) "Multilevel Models in Psychometrics". *Handbook of Statistics*, Vol. 26, pp. 401-420.
- GOLDTHORPE, J. (1998) "Rational Action Theory for Sociology". *British Journal of Sociology*. Vol. 49, No. 2.
- HALLINAN, M.; SORENSEN, A. (1985) "Class Size, Ability Group Size and Student Achievement". *American Journal of Education*, Vol. 94, No. 1, pp. 71-89.
- HANUSHEK, E. (1998) "The Evidence on Class Size". Summary of testimony: Subcommittee on Early childhood, youth and families. Committee on education and the workforce. U.S. House of Representatives.
- et al. 2000. "Does Peer Ability Affect Student Achievement?" *Stanford University, National Bureau of Economic Research*.
- HOXBY, C. (2002) "The power of peers". *Education Next*, Summer 2002.
- 2000. "Peer Effects in the classroom: Learning from gender and race variation". *NBER Working Paper 7867*
- HSIEH, C.; URQUIOLA, M. (2003). "When Schools compete, How do they compete? An assessment of Chile's Nationwide School Voucher Program". Working Paper 10008, *National Bureau of Economic Research*.
- LI, M.; TOBIAS, J. (2003) "Bayesian Modeling of School Effects Using Hierarchical Linear Models with Smoothing Priors". *Iowa State University, Department of Economics. Staff General Research Papers*. No. 12246.
- MANSKI, C. (1993) "Identification of endogenous social effects: the reflection

- problem” *The Review of economic Studies*. Vol. 60, No. 3 pp. 531-542.
- MERINO, J. (1998). “Efectos Contextuales y Fecundidad Marital: Un modelo de niveles múltiples de la paridez en la región del Biobio. Chile”. *Revista Notas de Población*. CEPAL. Año XXVI, No. 67 68.
- MINISTERIO DE EDUCACIÓN, Chile. 2005. *Manual de uso de la base de datos SIMCE 2005 para 4° básico*.
- MIZALA, A.; ROMAGUERA, P.; OSTOIC, C. (2005) “Equity and Achievement in the Chilean School Choise System”. *Centro de Economía Aplicada. Departamento de Ingeniería industrial, Universidad de Chile*.
- PULLUM, T. (1989) Capítulo 11: “Models for Multilevel Analysis Using Variation Between and Within Levels” en *Effects of contextual factors on fertility regulation and on fertility*. Batelle Human Affairs Research Center and University of Washington, Seattle.
- RAFTERY, A. (1995) “Bayesian Model Selection in Social Research”. *Sociological Methodology*. Vol. 25, pp. 111-163.
- RAFTERY, A. (1986) “Choosing Models for Cross - Classifications”. *American Sociological Review*. Vol. 51, No. 1, pp.145-146.
- RAUDENBUSH, S.; WILMS, D. (1995) “The Estimation of School Effects”. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*. Vol. 20, No. 4, pp.307-335
- SACERDOTE, B. (2001) “Peer Effects with Random Assignment: Results for Dartmouth Roomates”. *The Quarterly Journal of Economics*. Vol. 116. No. 2, pp. 681 704
- SAPELLI, C.; VIAL, B. (2005) “Peer Effects and Relative Performance in Voucher Schools in Chile”. Documento de trabajo No. 256. *Instituto de Economía, Pontificia Universidad Católica de Chile*.
- URIBE, C.; MURNANE, R.; WILLET, J. (2003) “Why do students learn more in some classrooms than in others? Evidence from Bogotá”. *Harvard Graduate School of Education*. DRAFT.
- VERGARA, V. (2008) “Estudio Multiniveles sobre el Rendimiento Escolar en Alumnos de Cuarto Básico de la región del Biobío”. Memoria no publicada para optar al título de Sociólogo. *Universidad de Concepción*.
- VIEYTES, R. (2005) *Metodología de la Investigación en Organizaciones, Mercado y Sociedad*. Editorial de las Ciencias.

- VIGDOR, J.; NECHYBA, T. (2004) "Peer Effects in elementary school: Learning from "apparent" random assignment". *Duke University and NBER*
- YUAN, R.; KEEVES, J. (2001) "The multilevel analysis of students' achievement in learning the Chinese language". *International Educational Journal*. Vol. 2, No. 3.
- ZIMMER, R.; TOMA, E. (2000) "Peer Effects in private and public schools across countries". *Journal of Policy Analysis and Management*, Vol. 19, No. 1