

# Sensibilidad de las especificaciones del modelo de valor- añadido: midiendo el estatus socioeconómico

## Sensitivity of value-added model specifications: measuring socio-economic status

M<sup>a</sup> Eugenia Ferrão

Universidade da Beira Interior. Departamento de Matemática. Covilhã, Portugal

### Resumen

El artículo describe el grado en que dos medidas diferentes de estatus socioeconómico (ESE) o la exclusión de esta variable de control del modelo de valor añadido (VA) cambia las estimaciones del valor añadido de la escuela.

El modelo estadístico usado para estimar el valor añadido de la escuela es el de componentes de la varianza, donde los alumnos son las unidades de nivel uno y las escuelas las unidades de nivel dos. Se incluye también el rendimiento previo como variable explicativa. Los datos utilizados en el artículo proceden de un proyecto de investigación sobre efectividad de las escuelas (*Eficacia Escolar no Ensino da Matemática, 3EM Project*) y fueron recogidos en Cova da Beira (NUT III), Portugal. Es un conjunto de datos longitudinales que permite seguir a los estudiantes a lo largo de su escolarización. No obstante, para el propósito de este artículo, solamente se utilizaron los datos recogidos al comienzo y al final del año académico 2005-06 de los cursos 1<sup>o</sup>, 3<sup>o</sup>, 5<sup>o</sup>, 7<sup>o</sup> y 8<sup>o</sup>. Las variables de ESE consideradas son: elegibilidad del estudiante para beca de comedor y libros; y educación de los padres (del progenitor responsable del estudiante). La evidencia presentada parece sugerir que a lo largo de la trayectoria escolar, el rendimiento previo condensa los efectos del ESE. Estos resultados sugieren que los modelos de VA son sensibles a las formas como se mide el rendimiento de los estudiantes, incluso cuando solamente hay una materia.

*Palabras clave:* modelos de valor añadido, nivel socio-económico, ajuste de covariables, rendición de cuentas, sistemas de evaluación de sistemas educativos.

### **Abstract**

The paper describes the extent to which two different measures of socio-economic status (SES) or the exclusion of that controlling variable from the value-added model (VAM) changes the estimates of school value-added.

The statistical model used to estimate the school value-added is a variance component model where pupils are level one units and schools are level two units. Prior achievement is included as explanatory variable as well. The data used in this paper is derived from a school effectiveness research project (*Eficácia Escolar no Ensino da Matemática, 3EM* project) and was collected in Cova da Beira (NUT III), Portugal. It is a longitudinal data set which allows pupils to be followed through their schooling. However, for the purpose of this paper, we only used the data collected at the beginning and at the end of the academic year 2005-06 for the 1<sup>st</sup>, 3<sup>rd</sup>, 5<sup>th</sup>, 7<sup>th</sup> and 8<sup>th</sup> grades. SES variables considered are: (1) the student eligibility for Free School Meals and Books (FSM); (2) Parent's education (parent responsible for the pupil). Evidence shows that prior achievement shrinks ESE effects. Results also show that value-models are sensible to way achievement is measured, even when there is only one subject.

*Key Words:* Value-added models, socio-economical status, adjusting covariates, accountability, assessment systems.

## **El estatus socioeconómico (ESE) en la literatura de los modelos de VA**

Con el término de modelo de valor-añadido (VA) se hace referencia a una familia de modelos estadísticos que se emplean para hacer inferencias sobre la efectividad de unidades educativas, normalmente escuelas y/o profesores (Braun y Wainer, 2007). Educadores, investigadores y responsables políticos generalmente están de acuerdo en que la escolarización es solo uno de los muchos factores que afectan al rendimiento y aprendizaje de los estudiantes. Otro de los factores que tradicionalmente se ha reconocido que contribuye al progreso educativo del estudiante es su estatus socioeconómico, que es un importante predictor del rendimiento. Los sociólogos usan el término ESE para hacer referencia a la posición relativa de una familia o individuo en una estructura social jerárquica, basada sobre su acceso a, o control sobre, bienestar, prestigio y poder. La posición de ESE en esta jerarquía afecta a sus oportunidades educativas y normalmente se utiliza una medida de ESE como variable de control en los modelos de VA o de efectos de la escuela.

Thomas y Mortimore (1996) compararon cinco modelos «multinivel» de complejidad variable para elegir el mejor modelo de VA y seleccionaron aquellos cuyas variables fueran el rendimiento previo de los estudiantes en tests de capacidades cognitivas verbales y cuantitativas no verbales junto con género, edad, etnia, movilidad y beca de comedor. Encontraron que las medidas de rendimiento previo fueron el factor más importante a controlar y Gray, Jesson, Goldstein, Hedger y Rasbash (1995) coincidieron en resultados similares. En la misma línea, Sammons, Thomas y Mortimore (1995) mostraron que el rendimiento previo es el factor más importante requerido para controlar las diferencias de entrada en las medidas de VA (usando una única muestra de la zona del centro urbano de Londres) y también mostraron que la inclusión de factores socioeconómicos en el análisis es muy relevante.

Rubin, Stuart y Zanutto (2004) apoyan la inclusión del ESE como una variable de control en los modelos de VA:

«Así vemos que existen muchas complicaciones cuando se piensa en un experimento aleatorizado ideal e incluso surgen más cuando se considera un estudio que usa datos observacionales. Con los datos observacionales una meta clave es encontrar unidades de tratamiento y control, que sean lo más similares posible en las covariantes del contexto social. Si los grupos parecen muy diferentes en estas covariantes, los resultados probablemente se basen en supuestos del modelo no verificables y en la extrapolación. [...] Puesto que los valores de “porcentaje de minorías” y “porcentaje en pobreza” difieren mucho en diferentes escuelas, como ilustran [...] Tekwke et al. (2004), es probable que los estimadores que ajustan por estas covariantes usando modelos se basen en gran medida en la extrapolación, incluso si los estudiantes fuesen aleatoriamente asignados a estas escuelas después de ser subclasificadas en bloques (con probabilidades radicalmente distintas de asignación de tratamiento entre bloques pero probabilidades similares intra bloques). Esta situación implica una sensibilidad extrema a los supuestos de estos modelos. Si la escuela A no tiene estudiantes que “parezcan similares” a los de otras escuelas, es imposible estimar el efecto de la escuela A con relación a las escuelas de comparación sin hacer supuestos heroicos» (p.109).

Hay algunas experiencias de modelos de VA que no incluyen tales variables (Ladd y Walsh, 2002) o que concluyen que el ESE y las variables demográficas en el nivel del estudiante tienen poco efecto sobre las evaluaciones del valor añadido de los profesores,

puesto que la historia longitudinal del rendimiento de un estudiante sirve como un sustituto de las variables omitidas (Ballou, Sanders y Wright, 2004).

Ladd y Walsh (2002) no controlan el ESE en las estimaciones del VA. Proponen la inclusión de más de un año del rendimiento previo como variable instrumental para ajustar el error de medida en un modelo de desarrollo. Sin embargo, repetidamente se refieren a la influencia e importancia de este constructo para conseguir estimaciones más fiables de VA de la escuela.

«[...] muchas de las escuelas que dan servicio a estudiantes de bajo rendimiento (que también tienden a ser las que atienden a estudiantes con bajo estatus socioeconómico) habrían sido declaradas más efectivas de lo que parecían en las clasificaciones del estado y lo inverso sería cierto para las escuelas que sirven a estudiantes de alto rendimiento (p.11). [...] El resultado combinado podría ser que los profesores y administradores de alta preparación tratarían de evitar las escuelas que atienden a los estudiantes de bajo ESE en favor de las escuelas que atienden a estudiantes de alto ESE. Aunque la evidencia anecdótica de North Carolina es consistente con esta visión, no conocemos estudios sistemáticos sobre la magnitud de este efecto y creemos que debería ser objeto de más investigación. Cuanto mayores son los incentivos, el sistema de rendición de cuentas reduciría más la calidad de la educación en las escuelas en las que las ganancias de rendimiento son más necesarias» (p.16).

McCaffrey, Lockwood, Koretz y Hamilton (2003), a pesar de estar a favor de la inclusión del ESE como una variable contextual del estudiante, concluyen que controlar el ESE y otros factores demográficos solamente en el nivel del estudiante, no basta para eliminar los efectos de las características contextuales en todos los sistemas escolares, especialmente en aquellos sistemas que atienden a estudiantes heterogéneos.

## Medidas de ESE y el modelo

Para el propósito de este artículo se usaron dos variables como indicadores (*Proxy*) del ESE: la educación de los padres y la elegibilidad del estudiante para beca de comedor y libros (BCL). Estas variables son usadas a menudo en los estudios de VA o de

efectos de la escuela/profesor. No estamos completamente seguros de que estas variables sean *válidas* para representar el constructo ESE. Se está trabajando en el desarrollo de un índice compuesto para el estatus socioeconómico y cultural de los estudiantes que incluye: educación y ocupación de los padres; capital cultural (cuántas veces en el año anterior asistió el estudiante a un concierto, fue a un museo, galería de arte, teatro, etc.); y capital social («obligaciones, expectativas y confianza», Coleman, 1988). La gran cantidad de datos necesarios para obtener el índice de ESE implica que, solamente por la inclusión del índice, la cantidad de datos perdidos aumentaría en un 26%, lo que constituye una importante limitación para su uso.

Consideramos un modelo de componentes de la varianza de dos niveles con los estudiantes (indexados por  $i$ ) en el nivel uno y las clases-escuelas (indexadas por  $f$ ) en el nivel dos. Así, el VA se cuantifica mediante los residuos ajustados ( $\hat{u}_{os}$ ) de la ecuación de nivel dos;  $\hat{u}_{os}$  representan la desviación del rendimiento de la clase/escuela ( $\hat{\beta}_{os}$ ) de la media general ( $\hat{\gamma}_{00}$ ), ajustando el rendimiento previo del estudiante ( $x1_{js}$ ) y el ESE del estudiante y de la escuela ( $x2_{js}$  y  $x3_{js}$ , respectivamente). El modelo para la población que deseamos estimar, se escribe como:

$$\begin{aligned} y1_{js} &= \beta_{0s} + \beta_1 x1_{js} + \beta_2 x2_{js} + \beta_3 x3_{js} + \varepsilon_{js} \\ \beta_{0s} &= \gamma_{00} + u_{0s} \\ \varepsilon_{js} &\sim N(0, \sigma_\varepsilon^2) \\ u_{0s} &\sim N(0, \sigma_{u0}^2) \end{aligned}$$

La variable respuesta es la puntuación normalizada en matemáticas (puntuación dos) vinculada<sup>1</sup> (*linked*) con la puntuación de rendimiento previo en matemáticas (puntuación uno). Los datos utilizados en el artículo se obtuvieron de un proyecto de investigación sobre efectividad de las escuelas (*Eficácia Escolar no Ensino da Matemática, proyecto 3EM*) y fueron recogidos en Cova da Beira (NUT III), Portugal. La población objetivo la constituyen los estudiantes matriculados en enseñanza obligatoria (Primaria -cuatro años-, Elemental -dos años-, y Secundaria Inferior -tres años-). La muestra aleatoria es representativa en el nivel del área y de la región NUT III (Vicente, 2006). La muestra inicial fue sobremuestreada para tener en cuenta el posible no consentimiento de los padres, abandono y mortandad experimental, que son un problema conocido en los estudios longitudinales. La mayor tasa de abandono fue del 4,8% en el 8<sup>o</sup> curso. En las clases de educación primaria la tasa fue inferior al 1%. La

<sup>1)</sup> Vinculación (*linking*) por el procedimiento de ítems comunes.

actuación de los profesores y de los directores contribuyó en gran medida a mantener las tasas en un bajo nivel.

Los abandonos y casos perdidos, que se debieron principalmente a la variable educación de los padres, redujeron el número de casos en un 6,1%, 5,7%, 10%, 8,1% y 10,3%, en cada curso, respectivamente. Para el propósito de la estimación de parámetros, los casos perdidos fueron considerados «perdidos al azar» (Little y Rubin, 2002). El diseño de la encuesta fue longitudinal, lo que permitió seguir a los estudiantes durante sus años de escolarización y consistió en tres oleadas: 2005-06, 2006-07 y 2007-08, y los datos se recogieron al comienzo y al final de cada curso académico. Para el propósito de este artículo, usamos solamente los datos recogidos en el curso académico 2005-06 en los cursos 1<sup>o</sup>, 3<sup>o</sup>, 5<sup>o</sup>, 7<sup>o</sup> y 8<sup>o</sup>.

## Resultados

En la Tabla I se presenta el número de unidades estadísticas utilizadas en el análisis y en la Tabla II algunos estadísticos descriptivos de las variables de ESE, como la proporción de estudiantes elegibles para beca de comedor y libros (BCL), la desviación típica de la proporción para el conjunto de las escuelas (una medida de la heterogeneidad del ESE entre escuelas), la desviación típica de la educación de los padres por escuela (una medida de la heterogeneidad del ESE entre escuelas).

TABLA I. Composición de la muestra 1<sup>a</sup> oleada

Curso	Número de:		
	Alumnos	Clases	Escuelas
1	309	35	35
3	327	37	37
5	306	19	9
7	287	18	11
8	248	16	11

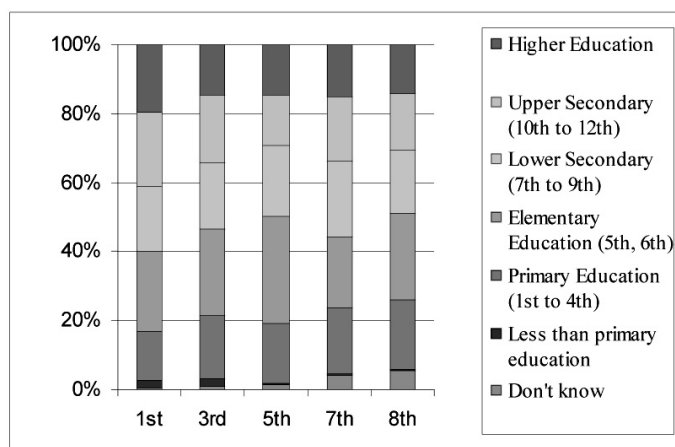
TABLA II. Estadísticos descriptivos de ESE

Curso	Proporción P(BCL=5)	FSM DT (Promedio de la proporción de BCL de la escuela)	Desviación típica de la educación de los padres (promedio de la escuela)
1	0.19	0.16	0.54
3	0.13	0.12	0.57
5	0.39	0.20	0.49
7	0.31	0.13	0.49
8	0.33	0.17	0.46

Comparando la distribución de probabilidad de la BCL en educación primaria con las de educación elemental y secundaria inferior se pueden observar valores muy diferentes, por lo que parece improbable que sean precisos, teniendo en cuenta que es la misma

población de base en términos de la distribución del ESE. Mientras que en la educación primaria la responsabilidad y gestión de los fondos de ayudas sociales a los estudiantes depende del gobierno local (autarquía), en los niveles de educación elemental y superiores, la responsabilidad y gestión depende de cada escuela. Los criterios y los recursos son diferentes en cada subsistema de educación. Así, la BCL parece que es una medida de ESE con error, lo que normalmente se conoce como error de clasificación. Es necesario más trabajo e investigación para ajustar esta clasificación incorrecta. Ferrao y Goldstein (2008) muestran el impacto del error de medida en los estimadores de VA.

FIGURA I. Distribución de la educación de los padres



La Figura I muestra la distribución de la educación de los padres de los estudiantes. El aumento de la educación de los padres entre los cursos primero y quinto es claramente visible en las categorías de secundaria no obligatoria y universidad. En el quinto curso estas categorías representan aproximadamente el 30% mientras que en el primer curso representan el 41%.

## Valor añadido: Estimaciones de parámetros

Las Tablas en el anexo A presentan los estimadores de parámetros del modelo de VA, la especificación del modelo (uno) con diferentes conjuntos de variables de control:

	X2, ESE de los estudiantes <sup>2</sup>	X3, ESE de la escuela
<b>Modelo 0</b>	---	---
<b>Modelo 1</b>	Educación de los padres	---
<b>Modelo 2</b>	Educación de los padres	Educación promedio de los padres
<b>Modelo 3</b>	BCL	---
<b>Modelo 4</b>	BCL	Proporción de BCL

Los parámetros fijados del «modelo 0» son todos estadísticamente significativos ( $p \leq .05$ ) y sus estimadores muestran la fuerte correlación entre la variable respuesta (puntuación dos) y el rendimiento previo (puntuación uno).

La proporción de varianza explicada por el «modelo 0» (puntuación uno) es de 19%, 26%, 48%, 34% y 19%, respectivamente en cada curso. Esto confirma la importancia del rendimiento previo en el modelo de VA. Especialmente en algunos cursos, el rendimiento previo está moderadamente correlacionado con la educación de los padres<sup>3</sup>, por ejemplo en el tercer curso es de -0,33, en quinto es -0,38 y en séptimo es -0,34.

Con respecto al efecto de la educación de los padres sobre las puntuaciones en matemáticas, los resultados del modelo uno muestran una relación negativa ( $p \leq .01$ , para el octavo curso) con la excepción del séptimo curso. El coeficiente de determinación es del 52% para el quinto curso.

El modelo dos, que incluye la variable contextual de educación de los padres no añade otros resultados relevantes, a no ser que el parámetro fijado relacionado a la variable contextual, no es estadísticamente significativo.

Los estimadores de parámetros del modelo tres sugieren que la BCL es solamente estadísticamente significativa en el quinto curso. Anteriormente se ha mencionado la falta de fiabilidad de la BCL como una variable de ESE, desarrollaremos más trabajo sobre esta cuestión antes de comentar los resultados. Lo mismo se aplica al modelo cuatro en el que los resultados sugieren que la variable contextual basada en la BCL solamente es estadísticamente significativa en los cursos primero ( $p \leq .05$ ) y quinto ( $p \leq .01$ ).

<sup>(2)</sup> Educación de los padres- escala invertida y estandarizada

<sup>(3)</sup> Escala invertida



## Comparación de estimadores de VA

Los residuos de nivel dos (estimadores de VA) y los rangos (ordenaciones) producidos por todos los modelos fueron comparados para cada curso. Las Matrices I y II muestran las correlaciones entre los estimadores en el primer curso y la correlación entre los rangos. Entre los modelos que incluyen la variable ESE la correlación es menor (aunque con valores muy altos) en los modelos uno, dos y cuatro.

MATRIZ I. Correlación entre estimadores de VA – Primer curso

	Mod5	Mod4	Mod3	Mod2	Mod1	Mod0
Mod5	1.0000					
Mod4	0.9875	1.0000				
Mod3	0.9201	0.9311	1.0000			
Mod2	0.9028	<b>0.8881</b>	0.9818	1.0000		
Mod1	0.9032	<b>0.8875</b>	0.9795	0.9998	1.0000	
Mod0	0.8821	0.9106	0.9685	0.9843	0.9818	1.000

MATRIZ II. Correlación entre rangos – Primer curso

	Mod5	Mod4	Mod3	Mod2	Mod1
Mod5	1.0000				
Mod4	0.9801	1.0000			
Mod3	0.9157	0.9273	1.0000		
Mod2	0.8940	<b>0.8856</b>	0.9742	1.0000	
Mod1	0.8918	<b>0.8806</b>	0.9710	0.9985	1.0000
Mod0	0.8879	0.8801	0.9966	0.9742	0.9710

Las Figuras II, IIa y IIb ilustran el impacto de los diferentes modelos sobre los estimadores de VA de la escuela. La dispersión de los estimadores que resultan de los modelos uno y cuatro muestran una tendencia general al acuerdo entre estimadores, con la excepción de la escuela mostrada en el triángulo de mayor tamaño rojo. La mayor diferencia entre la posición de la escuela en el rango dado por el modelo uno y su posición en el rango dado por el modelo cuatro es de 15 puestos (Figuras IIa y IIb).

FIGURA II. Dispersión de los estimadores de VA en el primer curso

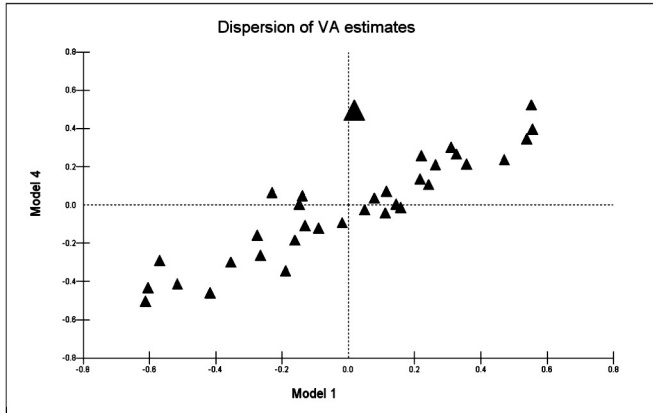
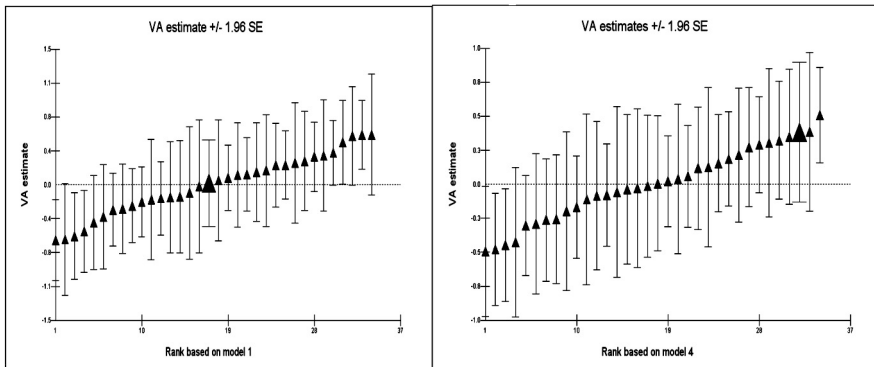
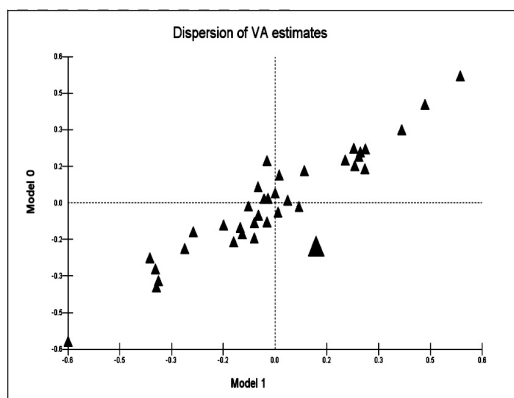


FIGURA IIa y IIb. Intervalos de Confianza (95%) para el VA



En el tercer curso, la correlación entre los estimadores de VA producidos por diferentes modelos es mayor que 0,93. El menor valor de la correlación entre rangos es de 0,88, y la mayor diferencia en las ordenaciones de los modelos es de 20 puestos.

FIGURA III. Dispersión de los estimadores de VA en el tercer curso

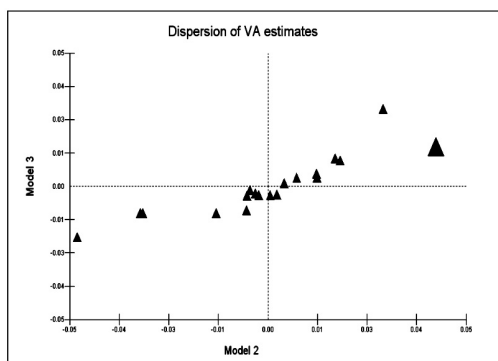


MATRIZ I. Correlación entre estimadores de VA – Quinto curso

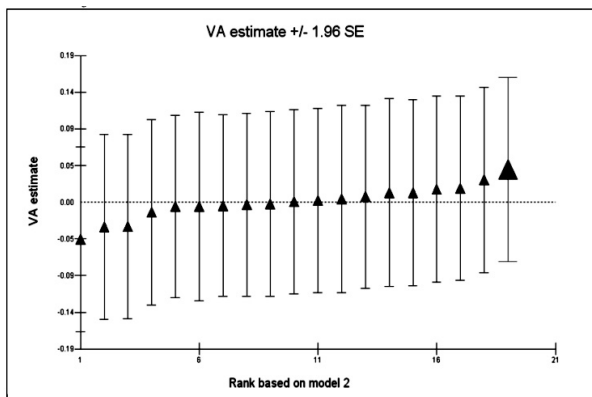
	Mod 3	Mod 2	Mod 1	Mod 0
Mod 3	1.0000			
Mod 2	0.6091	1.0000		
Mod 1	0.9980	0.6035	1.0000	
Mod 0	0.9155	0.8032	0.9199	1.0000

En el quinto curso la correlación entre los estimadores de VA generados por el modelo dos y los del modelo tres es de 0,61 (véase Figuras IV y V). La correlación en términos de la posición en los rangos es de 0,96.

FIGURA IV. Dispersión de los estimadores de VA en el quinto curso



FIGURAV. Intervalos de Confianza del 95% de estimadores de VA . Modelo dos



El modelo uno sugiere que en el quinto curso, después de controlar el rendimiento anterior y la educación de los padres, el VA no es estadísticamente diferente de cero.

En el séptimo curso, la correlación entre estimadores de VA producidos por los modelos de cero a cuatro es mayor que 0,96, y la correlación entre los respectivos rangos es mayor que 0,94. El rendimiento previo es el predictor más importante. En general, esta evidencia se mantiene también para el octavo curso, véase Figuras VII y VIII, que ilustran la comparación entre los estimadores de VA basados en el modelo cero (ajustando el rendimiento previo) y el modelo uno (que ajusta el rendimiento previo y la educación de los padres). Es importante tener en cuenta que el coeficiente de partición de la varianza (CPV) es bastante bajo en la educación elemental y en la secundaria inferior (véase Tabla III).

FIGURA VI. IC (VA)95%; modelo uno

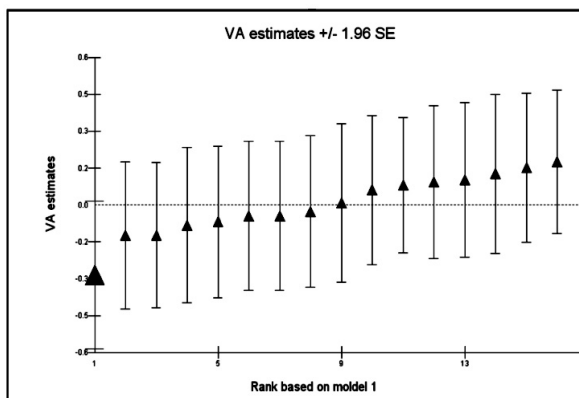


FIGURA VII. Dispersión de estimadores de VA en el octavo curso

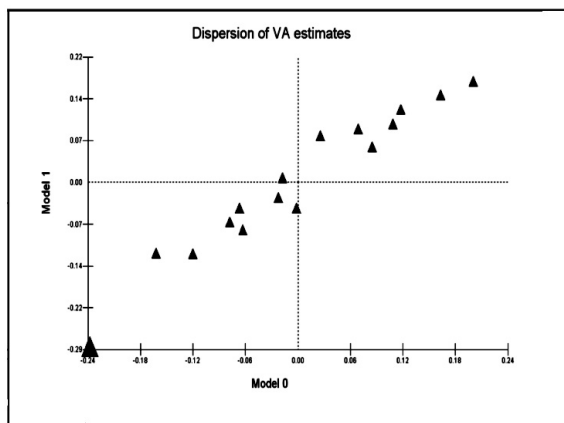


TABLA III. Estimadores de modelo nulo

	Grado				
	1 <sup>o</sup>	3 <sup>o</sup>	5 <sup>o</sup>	7 <sup>o</sup>	8 <sup>o</sup>
Intercepto	-0.019	-0.122	-0.005	-0.038	-0.003
	(0.092)	(0.088)	(0.086)	(0.091)	(0.100)
Parámetros aleatorios					
$\sigma_e^2$	0.155	0.164	0.077	0.080	0.096
	(0.067)	(0.066)	(0.045)	(0.048)	(0.057)
$\sigma_u^2$	0.848	0.857	0.918	0.911	0.897
	(0.073)	(0.072)	(0.079)	(0.080)	(0.086)
PVC	0.15	0.16	0.08	0.08	0.10

## Discusión

En este artículo hay dos resultados importantes. El primero es que el parámetro fijado ESE es estadísticamente significativo en todos los cursos, con la excepción del séptimo. El segundo es que el impacto de la elección de modelo (entendido como un conjunto diferente de variables de ajuste) sobre los estimadores de VA es particularmente importante en la Educación Primaria. En la educación elemental y en Secundaria inferior principalmente, los resultados de los modelos parecen confirmar los resultados de Ballou et al. (2004), sobre las relaciones entre ESE y rendimiento anterior. La

evidencia presentada parece sugerir que a lo largo de la trayectoria escolar, el rendimiento previo condensa los efectos del ESE. Es necesario investigar más sobre esto, pero si es cierto, esto constituye otro reto para la investigación futura sobre la equidad (buscar las escuelas que realmente «compensan» la desventaja en ESE).

Una de las limitaciones más importantes del trabajo presentado es la validez y fiabilidad de las variables de ESE, particularmente de la BCL. Períodos de observación más largos y datos poblacionales son también características muy relevantes para conocer el «verdadero» VA de la escuela. Continuamos investigando para complementar los análisis presentados con los datos longitudinales recogidos en 2006-07 y 2007-08.

Hay otros temas de interés relacionados a esta cuestión que también son objetivos para la investigación futura. Por ejemplo, Lockwood, McCaffrey, Hamilton, Stecher, Le y Martinez (2007) utilizaron datos longitudinales de una cohorte de estudiantes de escuela media de un distrito escolar y compararon varios modelos de VA (efectos del profesor). Encontraron que la variación intra profesores entre medidas de rendimiento es mayor que la variación entre profesores. Estos resultados sugieren que los modelos de VA son sensibles a las formas como se mide el rendimiento de los estudiantes, incluso cuando solamente hay una materia. En el número especial del *Journal of Educational and Behavioral Statistics* sobre modelos de VA, Reckase (2004) destaca la importancia de la evaluación: «los sofisticados procedimientos estadísticos descritos en estos artículos pueden proporcionar un final brillante a resultados de evaluación mal enfocados. Antes de otorgar mucha confianza a los resultados de estos análisis, es preciso investigar con mayor detalle el funcionamiento de las evaluaciones (p.120)».

## Referencias bibliográficas

- BALLOU, D., SANDERS, W. Y & WRIGHT, P. (2004). Controlling for Student Background in Value-Added Assessment of Teachers. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 29, 37-66.
- BRAUN, H. (2005). *Using student progress to evaluate teachers: a primer on value-added models*. Policy Information Perspective, Princeton, NJ: ETS.
- BRAUN, H. Y & WAINER, H. (2007). Value-Added Modeling. In C.R. RAO Y & S. SINHARAY, S. (eds.) *Handbook of statistics 26, Psychometrics* (475-501). Amsterdam: Elsevier.
- COLEMAN, J. (1988). Social capital in the generation of human capital. *American Journal of Sociology*, 94, 95-120.

- FERRÃO, M.E. (2007). *Value-Added Models in Portugal*. Background paper prepared for the 1st meeting VAM project.
- FERRÃO, M.E. & GOLDSTEIN, H. (in press). Adjusting for Measurement Error in the Value Added Model: evidence from Portugal. *Quality & Quantity*.
- GRAY, J., JESSON, D., GOLDSTEIN, H., HEDGER, K. & RASBASH J. (1995). A multilevel analysis of school improvement: changes in schools' performances over time. *School Effectiveness and School Improvement*, 6, 97-114.
- LADD, H.F. & WALSH, R.P. (2002). Implementing value-added measures of school effectiveness: Getting the incentives right. *Economics of Education Review*, 21, 1-17.
- LITTLE, R.J.A. & RUBIN, D.B. (2002). *Statistical analysis with missing data*, (2nd edition) 9. Wiley: New York.
- LOCKWOOD, J.R., MCCAFFREY D.F., HAMILTON, L.S., STECHER, B.M., LE, V. & MARTINEZ, F. (2007). The sensitivity of value-added teacher effect estimates to different mathematics achievement measures. *Journal of Educational Measurement*, 44, 47-67.
- MCCAFFREY, D., LOCKWOOD, J.R., KORETZ, D.M. & HAMILTON, L.S. (2003). *Evaluating Value-Added Models for Teacher Accountability*. Santa Mónica, CA: RAND Corporation.
- RUBIN, D.B., STUART, E.A. & ZANUTTO, E.L. (2004). A potential outcomes view of value-added assessment in Education. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*, 29, 103-116.
- SAMMONS, P., THOMAS, S. & MORTIMORE, P. (1997). *Forging links: effective schools and effective departments*. London: Chapman.
- THOMAS, S. Y & MORTIMORE, P. (1996). Comparison of value-added models for secondary school effectiveness., *Research Papers in Education*, 11, 5-33.
- VICENTE, P. (2006). O plano amostral do projecto 3EM. En M. E. FERRÃO, C. NUNES Y C. BRAUMANN (eds.), *Proceedings of the XIV Annual Conference of the Portuguese Statistical Society*: Lisboa: SPE.

**Dirección de contacto:** M<sup>a</sup> Eugénia Ferrão. Universidade da Beira Interior. Departamento de Matemática. Universidade da Beira Interior. Rua Marqués d'Avila e Bolama. 6200-001 Covilhã, Portugal. e-mail: mferrao@ubi.pt

## Anexo A

### Estimadores de los parámetros

Modelo 0	Curso 1		Curso 3		Curso 5		Curso 7		Curso 8	
Fixed	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET
cons	-0.015	0.090	-0.075	0.071	-0.022	0.048	-0.022	0.074	0.000	0.075
score_1	0.476	0.050	0.502	0.049	0.683	0.043	0.587	0.050	0.410	0.060
<b>Random</b>										
Level 2 var	0.172	0.065	0.089	0.041	0.011	0.014	0.052	0.032	0.035	0.032
Level 1 var	0.637	0.055	0.654	0.055	0.513	0.044	0.606	0.054	0.773	0.074
-2*log likelihood	745.828		788.950		636.784		650.076		606.510	

Modelo 1	Curso 1		Curso 3		Curso 5		Curso 7		Curso 8	
Fixed	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET
cons	-0.014	0.093	-0.046	0.076	-0.039	0.046	-0.042	0.077	-0.008	0.078
score_1	0.468	0.051	0.443	0.052	0.656	0.047	0.599	0.056	0.374	0.063
par_edu_stand	-0.113	0.054	-0.209	0.054	-0.117	0.047	-0.037	0.057	-0.113	0.065
<b>Random</b>										
Level 2 var	0.179	0.068	0.112	0.048	0.005	0.013	0.054	0.034	0.037	0.035
Level 1 var	0.636	0.057	0.632	0.055	0.479	0.043	0.642	0.059	0.770	0.079
-2*log likelihood	701.896		735.763		553.206		614.581		543.728	

Modelo 2	Curso 1		Curso 3		Curso 5		Curso 7		Curso 8	
Fixed	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET
cons	-0.017	0.096	-0.054	0.077	-0.039	0.046	-0.046	0.077	-0.006	0.078
score_1	0.468	0.052	0.447	0.053	0.653	0.047	0.600	0.056	0.370	0.064
par_edu	-0.116	0.057	-0.225	0.058	-0.106	0.050	-0.046	0.060	-0.104	0.070
par_edu_sch	0.023	0.167	0.101	0.140	-0.060	0.108	0.079	0.172	-0.069	0.189
<b>Random</b>										
Level 2 var	0.179	0.068	0.112	0.048	0.004	0.013	0.053	0.034	0.036	0.034
Level 1 var	0.636	0.057	0.632	0.055	0.479	0.043	0.642	0.059	0.771	0.079
-2*log likelihood	701.876		735.254		552.896		641.371		543.594	

Modelo 3	Curso 1		Curso 3		Curso 5		Curso 7		Curso 8	
Fixed	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET
cons	0.014	0.091	-0.070	0.074	0.071	0.058	-0.009	0.083	0.011	0.086
score_1	0.466	0.051	0.498	0.050	0.666	0.045	0.585	0.051	0.423	0.061
FSM	-0.172	0.131	-0.058	0.144	-0.235	0.092	-0.043	0.109	-0.027	0.131
<b>Random</b>										
Level 2 var	0.159	0.062	0.096	0.043	0.002	0.013	0.056	0.033	0.032	0.032
Level 1 var	0.637	0.055	0.657	0.055	0.513	0.046	0.608	0.054	0.788	0.077
-2*log likelihood	744.142		788.816		587.235		639.959		589.532	

Modelo 4	Curso 1		Curso 3		Curso 5		Curso 7		Curso 8	
Fixed	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET	Estimador	ET
cons	0.206	0.121	-0.076	0.101	0.206	0.095	0.180	0.204	0.069	0.159
score_1	0.467	0.050	0.498	0.050	0.653	0.045	0.586	0.051	0.420	0.062
FSM	-0.101	0.135	-0.061	0.149	-0.172	0.099	-0.024	0.110	-0.009	0.138
Prop_FSM	-1.117	0.503	0.039	0.561	-0.413	0.236	-0.616	0.613	-0.193	0.444
<b>Random</b>										
Level 2 var	0.130	0.054	0.100	0.044	0.000	0.000	0.052	0.032	0.031	0.027
Level 1 var	0.635	0.055	0.658	0.055	0.510	0.044	0.608	0.054	0.789	0.077
-2*log likelihood	739.456		788.856		584.232		638.969		589.344	