Revista Investigación Educativa - Vol. 3 - N.º 6 - 1985 (P.236-251)

Meta-análisis correlacional sobre estudios de rendimiento escolar en España

por
Juan Mateo

INTRODUCCIÓN

La investigación educativa produce anualmente, a nivel internacional, cientos de estudios sobre un mismo tópico. Sin embargo nuestro estado del conocimiento permanece, en muchas ocasiones, estacionario, a pesar de los ingentes esfuerzos de la comunidad científica, para profundizar en la comprensión de dichos tópicos o al menos para resolver los problemas que de su ignorancia puedan derivarse.

Las causas de tanta esterilidad son diversas y no es el caso de entrar aquí en un análisis de las mismas, aunque si vamos a plantearnos desde una perspectiva metodológica una revisión de las técnicas cuantitativas agrupadas en torno al llamado meta-análisis, que al permitirnos integrar los logros obtenidos en diversos estudios sobre un mismo centro de interés, aportará un grano de arena en la superación del estaticismo a que aludíamos al principio.

Complementaremos la revisión teórica con una aplicación práctica a una serie de estudios correspondientes a los últimos años, centrados en la aportación de las variables aptitudinales en la explicación del rendimiento escolar.

Los conceptos básicos que subyacen al meta-análisis ya fueron empleados por Throndike, R.L., (1933) y Ghiselli, G., (1949) y más recientemente por Fleishman, L., y Levin, K.L., (1973, 1975) pero podemos quizás considerar a Light, J., y Smith, M.L., (1971) los pioneros en examinar de forma sistemática, al problema de integrar los resultados de diferentes estudios cuantitativos en el campo de las Ciencias Sociales. En contrapartida diremos que la mayoría de sus procedimientos requieren tener acceso a los datos originales, hecho que ha dificultado enormemente su aplicación y divulgación.

Sin embargo, no es hasta muy reciente que no aparecen y se populariza el uso de distintas técnicas cuantitativas agrupadas de forma sistemática. Es Glass, G.V., (1976) el primero en avanzar un grupo de ellas y a él debemos también el término «meta-análisis» entendido como «el análisis de los análisis» término que fue así acuñado para distinguirlo del llamado «análisis secundario». En un análisis secundario el investigador obtiene y re-analiza los datos originales sobre los que se basó un estudio anterior (Light, J., y Smith, M.L., 1971) mientras que el meta-análisis, en el sentido que le confiere Glass, *es la acumulación cuantitativa y análisis de estadísticos descriptivos recogidos a través de distintos estudios,* y no requieren tener acceso a los datos originales.

Desde su aparición, el meta-análisis se ha convertido en un importante complemento y a la vez reto de los métodos tradicionales de revisión de investigaciones (procedimientos narrativos, el método de la votación, etc.) demostrando su capacidad para inferir respuestas válidas a cuestiones fundamentales de las ciencias sociales. Su primera aplicación fue en la integración de estudios sobre los efectos de la psicoterapia (Smith, M.L., y Glass, G.V., 1977), que levantó una enorme polvareda de controversias, no acalladas en otras aplicaciones, de las que destacamos las realizadas sobre los efectos del «tamaño de la clase» (Glass, G.V., y Smith, M.L., 1979, Smith, M.L., y Glass, G.V., 1980).

No queremos ocultar en esta introducción los problemas iniciales que es necesario solventar si se quiere utilizar correctamente el meta-análisis. Entre los problemas señalamos: el *identificar y obtener los estudios más apropiados, extraer los estimadores del tamaño del efecto a partir de dicho estudios, codificar o clasificar los estudios, analizar los datos y publicar los resultados del análisis.* Finalmente diremos que la mejor fuente para quien desee documentarse técnicamente acerca del meta-análisis es, a nuestro juicio, el libro de Glass, G.V., McGaw, B., y Smith, M.L., (1981) *«Meta-analysis in Social research.»*

FÓRMULAS ACUMULATIVAS MÁS UTILIZADAS

A) TAMAÑO DEL EFECTO

El estadístico más utilizado en meta-análisis es el llamado «tamaño del efecto» y nombrado mediante una «d» (ya que no es otra cosa que la *diferencia* entre las medias grupales divididas por la desviación típica). Dicho estadístico ha sido popularizado por Glass y sus asociados (1978), podemos considerar dos variantes dentro del mismo, dependiendo de como estimemos la desviación típica, así Glass, G.V., y Smith, M.L., (1977) utilizan preferentemente como estimador la desviación típica del grupo control, mientras que Hunter, J.E., Schmidt, M.L., y Jackson, G.B., (1983) se inclinan por la desviación típica intra-grupo. (argumentan la bondad del segundo frente al primero a que se incurre en menos error de muestreo).

Definiremos pues el estadístico «d» como:

$$d = \frac{\overline{Y}_E - \overline{Y}_C}{S}$$

en el primer caso a que aludíamos anteriormente identificaremos: $S = S_C$,

mientras que en el segundo:

$$S = \sqrt{\frac{(N_E-1)\,S_E^2 + (N_C-1)\,S_C^2}{N_E+N_C-2}}$$

No acaban aquí las dificultades estadísticas que entraña el uso de estas fórmulas acumulativas, así entendemos que cualquier estadístico puede ser afectado por tres tipos de artefactos:

errores de muestreo
errores de medición
errores por variaciones en el rango.

Concretamente el estadístico «d» es fundamentalmente influído por el primero y accidentalmente por el segundo. Las técnicas meta-analíticas nos permiten controlar dichos efectos.

Así, y siguiendo a Hedges, L.V. (1982), podremos encontrar la media ponderada de las d y su varianza corregida de los posibles errores de muestreo. Las fórmulas que propone son las siguientes:

$$\bar{d} = \frac{\sum (N_i d_i)}{\sum Ni}$$

$$\sigma_d^2 = \frac{\sum [N_i\,(d_i-\bar{d})^2]}{\sum Ni}$$

$$\sigma_e^2 = \frac{4(1+\bar{d}/8)k}{N}$$

$$\sigma_\delta^2 = \sigma_d^2 - \sigma_e^2$$

Siendo: K el número de estudios
N el tamaño total de la muestra entre todos los estudios.
N_i tamaño de la muestra de cada estudio i.

Si el tamaño del efecto es el mismo a través de todos los estudios entonces σ_δ será aproximadamente igual a cero. Si la variación es grande, especialmente si lo es en relación al valor medio de la d, no nos quedará más remedio que buscar posibles *variables moderadoras* que la expliquen.

Si conocemos la fiabilidad de cada una de las pruebas empleadas en la medición de las variables dependientes podamos por atenuación, corregir los efectos de los errores de medición.

La fórmula a utilizar sería la siguiente:

Para la d:

$$d_{corregida} = \frac{d}{\sqrt{r_{yy}}}$$

Siendo:

$d_{corregida}$: la nueva d

d: la anterior

R_{yy}: el coeficiente de fiabilidad de la variable dependiente.

Para la varianza del error (también se ve afectada por errores de medición)

$$\sigma_e^2 = \frac{1}{\bar{r}_{yy}} \cdot \frac{4(1 + \frac{\bar{d}^2}{8}) K}{N}$$

El proceso general a seguir sería por tanto muy sencillo, en primer lugar obtendríamos las d (en el caso de poseer información acerca de la fiabilidad de las pruebas empleadas deberíamos corregirlas por atenuación). Con las d obtenidas procederíamos a buscar su media y desviación típica incial, que sería corregida posteriormente extrayéndole la varianza debida al error (que a su vez puede también ser modificada en el caso, anteriormente contemplado, de conocer datos acerca de la fiabilidad de las pruebas).

B) ESTUDIOS CORRELACIONALES

Los estudios correlacionales mantienen la primacia en cuanto a estar entre los más empleados en la investigación educativa. De ahí, la importancia de dedicarles amplia atención en esta revisión de técnicas meta-analíticas.

El coeficiente de correlación se ve afectado también por los tres artefactos a que nos referíamos en el anterior apartado: *errores de muestreo, errores de medición y errores por variaciones en el rango.* El meta-análisis nos proveerá de medios para intentar salvarlos.

Si tenemos un conjunto de correlaciones correspondientes a diversos estudios, el mejor estimador de la correlación de la población será:

$$\bar{r} = \frac{\sum(N_i r_i)}{\sum N_i}$$

siendo:

r_i = la correlación correspondiente al estudio i

N_i = número de sujetos del estudio i

y en el de su varianza:

$$S_r^2 = \frac{\sum [N_i (r_i - \bar{r})^2]}{\sum N_i}$$

1) Errores de muestreo

Los errores de muestreo no afectarán a la correlación de la población pero sí a su varianza. Se impone por tanto su corrección.

Consideraremos que la verdadera varianza es:

$$\sigma_p^2 = \sigma_r^2 - \sigma_E^2$$

siendo:

$$\sigma_E^2 = \frac{(1 - \bar{r}^2)^2 K}{N}$$

K = número de estudios implicados en el meta-análisis
$N = \sum N_i \rightarrow$ tamaño total de la muestra

por tanto:

$$\sigma_p^2 = S_r^2 - \frac{(1 - \bar{r}^2)^2 K}{N}$$

2) Errores de medición

En el supuesto que conociéramos la fiabilidad de todas las pruebas utilizadas en cada uno de los estudios, podemos, por atenuación, corregir cada una de las correlaciones observadas.

$$r \text{ corregida} = \alpha \cdot r \text{ observada}$$

$$\text{Siendo } \alpha = \frac{1}{\sqrt{r_{xx} \cdot r_{yy}}}$$

La falta de fiabilidad también afectará a la varianza del error, que deberemos, consiguientemente, corregir.

$$\sigma^2_E \text{ corregida} = \alpha^2 \cdot \sigma^2 \text{ error}$$

3) Variaciones en el rango

El coeficiente de correlación se ve también afectado cuando los valores de la variable independiente difieren significativamente en los diferentes estudios. De hecho sólo serían comparables aquellas correlaciones obtenidas sobre poblaciones con la misma desviación típica en la variable independiente.

Existen fórmulas correctoras que nos permiten averiguar en que medida la correlación ha podido ser afectada por la restricción (o ampliación) del rango.

Precisaremos definir primero el valor u, que definiremos como:

$$u = \frac{s}{S}$$

siendo s: desviación típica de la población del estudio
siendo S: desviación típica de la población de referencia

Si al pasar de la población de referencia a la del estudio, hay restricción en el rango «u» tendrá un valor inferior a la unidad, por el contrario si ha habido ampliación será mayor que la unidad.

Cualquier correlación de la población referencial se vería alterada en el estudio concreto donde se ha producido la variación en el rango en la siguiente medida:

$$r \text{ estudio} = \frac{u \cdot r \text{ referencial}}{\sqrt{(u^2-1)\, r^2 \text{ referencial} + 1}}$$

Si por el contrario nosotros tenemos la correlación de un estudio específico y creemos que de alguna manera no refleja la verdadera correlación (ya que ha habido una drástica reducción en el rango) y preferimos corregirla de forma que transformemos aproximándola a la que hubiera tenido en la población de referencia, el proceso sería el siguiente:

$$U = \frac{1}{u}$$

$$r\ \text{referencial} = \frac{U \cdot r\ \text{estudio}}{\sqrt{(U^2 - 1)\ r^2\text{estudio} + 1}}$$

Quizás un pequeño ejemplo nos ayudaría a clarificar este último punto.

Supongamos que en un estudio realizado con alumnos de 8.º de EGB, se ha comprobado que la correlación entre un test de inteligencia y el rendimiento en Matemáticas es de 0,70. Al cabo de un año se vuelve a recoger información acerca de estos muchachos en 1.º de BUP, y se comprueba que la nueva correlación entre las mismas variables es de 0,44.

¿Ha variado sustancialmente el peso del factor inteligencia en el rendimiento matemático?

Se sabe que $u = 0{,}50$

$$U = \frac{1}{0{,}5} = 2$$

$$r\ \text{referencia} = \frac{2 \cdot 0{,}44}{\sqrt{(2^2 - 1)\cdot 0{,}44^2 + 1}} = 0{,}70$$

Se comprueba que una vez corregida la correlación, la diferencia observada es atribuible exclusivamente a la variación en el rango, no a una verdadera diferencia entre ellas.

Hasta ahora hemos supuesto que conocíamos toda la información necesaria para corregir correlación por correlación las alteraciones sufridas bien sea por errores de medición o por variaciones en el rango, para pasar posteriormente a buscar la media y la varianza de las correlaciones de todos los estudios y extraer finalmente la varianza del error atribuible al muestreo.

Sin embargo, lo habitual es no poder disponer de toda la información que nos permitiera actuar así. Aún en estos casos el meta-análisis provee de las técnicas necesarias para poder de alguna forma corregir los efectos de dichos artefactos. Procederemos justamente al revés de como lo habíamos hecho hasta ahora, primero calcularemos la media y la varianza de las correlaciones no corregidas para corregir posteriormente los efectos a que antes aludíamos y que evidentemente no deseamos (las fórmulas para ello fueron desarrolladas por Schmidt, M.L., y Hunter, J.E., 1977).

Cabe considerar dos situaciones, la más común en que se observa errores de medición en ambas variables (x e y) pero no restricción en el rango, y en las que intervienen los tres artefactos mencionados.

En el primer caso y utilizando una notación similar a la propuesta por Callender, J.C., y Osburn, H.G., (1980), procederíamos de la siguiente manera:

Llamaremos:

$$a = \sqrt{r_{xx}}$$

$$b = \sqrt{r_{yy}}$$

Recogeremos estudios con estimaciones de r_{XX} , r_{YY} y r_{XY} y tras las raíces (donde corresponde) buscaremos sus distribuciones y a partir de ellas obtendremos sus medias y sus varianzas.

Estimaremos los valores de la correlación de la población, a partir de:

$$\bar{\rho}_{xy} = \bar{r}_{xy}$$

$$\sigma^2_{\rho xy} = \sigma^2_{rxy} - \sigma^2_E$$

Finalmente eliminaremos los efectos de los errores de medición y obtendremos los parámetros de la población ya definitivamente corregidos:

$$\bar{P} \text{ corregida} = \frac{\bar{\rho}_{xy}}{\bar{a}\,\bar{b}}$$

$$\sigma^2_\rho \text{ corregida} = \frac{\sigma^2_{pxy} - \bar{\rho}^2 \text{ corregida } (\bar{a}^2\ \sigma^2_b + \bar{b}^2\ \sigma^2_a)}{\bar{a}^2\,\bar{b}^2}$$

Seguiremos para el segundo caso con las notaciones de Callender y Osburn. Definimos los siguientes valores:

$$a = \sqrt{r_{xx}}$$

$$b = \sqrt{r_{yy}}$$

$$c = \frac{u}{\sqrt{(u^2-1)\rho^2+1}}$$

$$\text{donde: } u = \frac{\sigma \text{ de la población del estudio}}{\sigma \text{ de la población referencial}}$$

También se puede averiguar «c» con una fórmula alternativa derivada por Callender, J.C., y Osburn, M.G., (1980).

$$c = \sqrt{u^2 + (1 - u^2)\rho^2_{xy}}$$

$$r_{xy} = \rho_{xy} + e$$

$$p_{xy} = a \cdot b \cdot c \cdot \rho_{ref.}$$

donde:

ρ_{xy} = es la correlación de la población en el estudio.

$\rho_{ref.}$ = es la correlación en la población referencial.

$$p^2 = r_{xx} \cdot r_{yy} \cdot \rho^2_{ref.}$$

$$\bar{\rho}_{xy} = \bar{r}_{xy}$$

$$\sigma^2_{\rho xy} = \sigma^2_{rxy} - \sigma^2_E$$

$$\sigma^2_E = \frac{(1-\bar{r}^2_{xy})\, K}{N}$$

Una vez definidos todos los valores podemos pasar a considerar las fórmulas definitivas, estas serán:

$$\bar{\rho}_{Ref} = \frac{\bar{r}_{xy}}{\bar{a}\,\bar{b}\,\bar{c}}$$

$$\sigma^2_{\rho\, ref.} = \frac{\sigma^2_{\rho xy} - \bar{\rho}^2_{Ref.}\,(\bar{b}^2\,\bar{c}^2\,\sigma^2_a + \bar{a}^2\bar{c}^2\,\sigma^2_b + \bar{a}^2\,\bar{b}^2\,\sigma^2_c)}{\bar{a}^2 \cdot \bar{b}^2 \cdot \bar{c}^2}$$

Dada la complejidad de las últimas formulaciones, incluyo a modo de ilustración un ejemplo extraído del libro de Hunter, J.E., Schmidt, F.H., y Jackson, G.B., (1983, pág. 87).

N	r_{xx}	r_{yy}	u	r_{xy}	a	b	c
68	.49	—	.40	.02	.70	—	.43
68	—	.64	—	.26	—	.80	—
68	.49	.64	—	.33	.70	.80	—
68	—	—	.60	.09	—	—	.62
68	.49	—	—	.02	.70	—	—
68	—	.49	.40	.24	—	.70	.43
68	.49	.49	—	.30	.70	.70	—
68	—	—	.60	.06	—	—	.62
68	.64	—	.40	.28	.80	—	.43
68	—	.64	—	.04	—	.80	—
68	.64	.64	—	.12	.80	.80	—
68	—	—	.60	.34	—	—	.62
68	.64	—	—	.26	.80	—	—
68	—	.49	.40	.02	—	.70	.43
68	.64	.49	—	.09	.80	.70	—
68	—	—	.60	.33	—	—	.62

Las cuatro medias y varianzas que necesitamos son:

$\bar{r}_{xy} = 0{,}175$ $\bar{a} = 0{,}75$ $\bar{b} = 0{,}75$ $\bar{c} = 0{,}525$

$\sigma^2_r = 0{,}0151$ $\sigma^2_a = 0{,}0025$ $\sigma^2_b = 0{,}0025$ $\sigma^2_c = 0{,}009$

Usamos la media y la varianza de las correlaciones observadas para corregir los errores de muestreo:

$$\bar{\rho}_{xy} = \bar{r}_{xy} = 0{,}175$$

$$\sigma^2_{\rho xy} = \sigma^2_{rxy} - \sigma^2_E = 0{,}0151 - 0{,}013819 = 0{,}001281$$

Finalmente pasamos a corregir los valores, elimando los efectos de los errores de medición y de variación en el rango:

$$\bar{\rho}_{Ref} = \frac{0{,}175}{(0{,}75)\,(0{,}75)\,(0{,}525)} = 0{,}59$$

$$\sigma^2_{\rho Ref} = \frac{0{,}001281 - 0{,}59^2\,(0{,}75^2)(0{,}525^2)\,0{,}0025 + 0{,}75^2\,(0{,}525^2)\cdot 0{,}0025 + 0{,}75^2(0{,}75^2)\,0{,}009}{(0{,}75^2)\,(0{,}75^2)\,(0{,}525^2)} = 0{,}000229$$

Es decir que la verdadera correlación de la población podemos cifrarla en 0,59 y σ_ρ = 0,015, muy cercano a $\bar{\rho}$ = 0,60 y σ_ρ = 0,00 que fueron los valores utilizados para construir la tabla.

SÍNTESIS

A fin de intentar no perder una visión global de tema, perdidos en tantos detalles, resumiríamos esta parte de revisión metodológica indicando que cualquier investigación está sometida, a tres fuentes de variación que podemos controlar mediante el meta-análisis: *Errores de muestreo, errores de medición y variaciones en el rango.*

Los dos primeros son habituales en cualquier estudio y un meta-análisis completo debería corregir ambos, exceptuando naturalmente el caso de que no sean publicados los datos referentes a la fiabilidad de las medidas usadas. Hay algunas áreas de investigación que habrá que añadir el control sobre los efectos derivados de las restricciones en el rango.

Simplemente conociendo los tamaños de las muestras N_i y cada correlación r_i se pueden corregir los efectos de los errores de muestreo. La media y la varianza de las correlaciones observadas en las muestras son usadas para estimar la media y la varianza de las correlaciones de la población.

Tras corregir los errores de muestreo podemos enfrentarnos a eliminar los errores de medición, dándose habitualmente dos posibilidades: que tengamos información de la fiabilidad para cada estudio o solamente de algunos. En el primer caso se corrige cada correlación por separado por atenuación y se procede a meta-analizarlas posteriormente. En el segundo se procede primero a corregir los errores de muestreo de la varianza de las correlaciones observadas para pasar posteriormente a corregir los efectos de los errores de medición mediante la información que tengamos acerca de la distribución de las fiabilidades.

En el caso que nos enfrentemos a los tres artefactos se procede de forma análoga al apartado anterior. Si se tiene toda la información se corrige primero los errores de medición y los debidos a variaciones en el rango para proceder posteriormente a efectuar el meta-análisis. En el caso de que no se posea la información completa deberemos como antes tras eliminar los errores de muestreo servirnos de las fórmulas generadas por las distribuciones para corregir los otros dos efectos.

Si la varianza una vez corregida difiere significativamente de cero puede estar indicando la presencia de variables moderadoras, que deberemos localizar bien sea analizando los estudios clasificados por subconjuntos o bien categorizándolos y generando vectores susceptibles de ser analizados mediante la técnica de la regresión.

Finalmente creo que es importante el señalar que a pesar de la popularidad del estadístico d, personalmente me inclino más a sustituirlo por un índice de correlación. En el fondo el estadístico d no es sino una transformación de la correlación biserial puntual (ver Glass, McGaw y Smith (1981)).

$$r_{bp} = \frac{d}{\sqrt{d^2 + \frac{4\,(N-2)}{N}}}$$

Con la ventaja de que una correlación biserial puntual pueda ser insertada en una matriz de correlaciones y pueda ser tratada métricamente a través de diversas pruebas (correlación parcial, análisis de sendas, etc. etc.). Podemos aplicar todo lo dicho hasta aquí de la correlación de Pearson a la biserial puntual, simplemente teniendo en cuenta que ésta necesita ser corregida en el caso de que los tamaños de las muestras sean distintos:

$$r \text{ corregida} = \frac{r_{bp}}{\sqrt{4\,pq\,(1-r_{bp}) + r_{bp}^2}}$$

$$\text{siendo } pq = \frac{N_e N_c}{N^2}$$

UNA APLICACIÓN ESPECÍFICA

Vamos a exponer a continuación un meta-análisis llevado a cabo con veinte estudios correlacionales, que tratan (muchos de ellos no exclusivamente) sobre la aportación de las variables aptitudinales en la explicaciodn de la varianza del rendimiento escolar. Dichos estudios corresponden a los últimos años (1977-85) y aunque no está la total población de posibles trabajos que traten sobre el tema, si constituyen, a nuestro juicio, una muestra representativa de los realizados últimamente en España.

Tal como señalamos en un anterior trabajo (Garanto, Mateo y Rodríguez 1985), la relación entre factores aptitudinales y rendimiento escolar presenta una constancia en los resultados que no se da con otras variables (de personalidad por ejemplo). Sin embargo este hecho intuído por muchos no ha conducido a una constatación objetivo-estadística que nos permita zanjar el tema y sigamos incluyendo en cualquier estudio correlacional sobre el tema las mismas variables y utilizando idéntica metodología, que nos conducirá irremediablemente a parecidos resultados, gastando energía inúltimente en algo que quizá ya deberíamos considerar superado.

Presentamos a continuación un cuadro resumen con los 20 estudios mencionados anteriormente, para posteriormente meta-analizarlos:

CUADRO RESUMEN DE ESTUDIOS

AUTOR	NIVEL	MUESTRA	TIPO PREDICTORES	N.º	CRITERIO RENDTO.	R	R^2
Pelechano, V. (1977)	1.º BUP	2.487	Intelec. (PMV-V, PMA-R EVR Analog. y EVR Inferenc.	4	Global curso	.317	.1005
Pérez, M. (1979)	5.º EGB	470	Intelc. (THE, THG, TCV)	3	Global curso	.364	.1325
Martínez, A. (1980)	Alumnos: E.U. Form. Profesor.	181	Intelc. (Puntuación conjunta varias pruebas	1	Global materias comunes.	.470	.2209
Pérez Gzlez. J. (1980)	1.º EGB	208	Intelc. (ABC)	8	Expr. Verbal	.389	.1513
Pérez Gzlez. J. (1980)	1.º EGB	208	Intelec. (ABC)	8	Expr. Numérica	.386	.1490
Pérez Gzlez. J. (1980)	1.º EGB	208	Intelec. (Aptitudes Cognoscitivas de Thorndike, Hagan y Lorge).	4	Expr. Verbal	.419	.1756
Pérez Gzlez. J. (1980)	1.º EGB	208	Intelec. (Aptitudes cognoscitivas de Thorndike, Hagan y Lorge).	4	Expr. Numérica	.479	.2294
Corominas, E. (1981)	8.º EGB	385	Intelec. (D-48, PMA-Vyy, PMA-N)	3	Media Leng. Mat. y A. Social	.570	.3249
Corominas, E. (1981)	8.º EGB	285	Intelec. (D-48, PMA-Vyy, PMA-N)	3	Matemáticas	.532	.2820
Estany Bassa, S. (1981)	FP 1.º	114	Intelec. (D-70, PMA-RyV, García Yague APT-N	5	Global curso	.540	.2916
Estany Bassa, S. (1981)	FP 2.º	42	Intelec. (D-70, PMA-RyV, García Yague APT-N	5	Global curso	.380	.1444
Seisdedos, N. y López, N. (1981)	8.º EGB	246	Intelec. (Factores: Ap. Técnicas, Numérica y Verbal)	3	Global curso	.382	.1459
Rodríguez, S: (1982)	6.º EGB	340	Intelec. (D-48, K-A, DAT-AR)	3	Media Leng. Mat. y A. Social	.503	.2530
Rodríguez, S. (1982)	7.º EGB	326	Intelec. (D-48, K-A, DAT-AR)	3	Media Leng. Mat. y A. Social	.378	.1429
Rodríguez (1982)	8.º EGB	334	Intelec. (D-48, K-A, DAT-AR)	3	Media Leng. Mat. y A. Social	.406	.1648
García, J. (1983)	8.º EGB	262	Intelec. (D-48, DAT-VR y DAT-NA)	3	Medio Leng. Mat. y A. Social	.474	.2246
García, J. (1983)	8.º EGB	262	Intelec. (D-48, DAT-VR y DAT-NA)	3	Matemáticas	.438	.1918
Turón, J. (1984)	1.º Univ. Biológ.	103	Intelec. (D-48, DAT-VR y DAT-NA)	3	Matemáticas	.430	.1849
Buendia Eisman, L. (1985)	Ciclo Inc. y Medio	1190	Intelec. (Test Aptitud. escolares TEA)	5	Nota Global	.383	.1467
Garanto, J. Mateo, J. y Rodríguez, S. (1985)	8.º EGB	251	Intelec. (Escala colectiva de Nivel. Intelect. de Pierre Benedetto)	5	Media Leng. y Matemáticas	.532	.2830

Procedimiento de cálculo:

N_i	r_i	$N_i\, r_i$	r_i - r	$(r_i - r)^2$	$N_i\, (r_i - r)^2$
2487	0,317	788,379	0,083	0,006889	17,133
470	0,364	171,08	0,036	0,001296	0,609
208	0,389	80,912	0,011	0,000121	0,025
208	0,386	80,288	0,014	0,000106	0,041
208	0,419	87,152	0,019	0,000361	0,075
208	0,479	99,632	0,079	0,006241	0,003
181	0,470	85,07	0,07	0,0046	0,887
385	0,570	219,45	0,17	0,0289	11,126
385	0,532	204,82	0,132	0,017424	6,708
114	0,540	61,56	0,14	0,0196	2,234
42	0,380	15,96	0,02	0,0004	0,017
246	0,382	93,972	0,018	0,000324	0,080
340	0,503	171,02	0,103	0,010609	3,607
326	0,378	123,228	0,022	0,000484	0,158
334	0,406	135,604	0,006	0,000036	0,012
262	0,474	124,188	0,074	0,005476	1,435
262	0,438	114,756	0,038	0,001444	0,278
103	0,430	44,29	0,03	0,0009	0,093
1190	0,383	455,77	0,017	0,000289	0,344
251	0,532	133,532	0,132	0,017424	4,373
Σ: 8210		Σ: 3290,663			Σ: 49,338

$$\boxed{\bar{r} = \frac{3290,663}{8210} = 0,4008} \qquad S_r^2 = \frac{49,338}{8210} = 0,0060095$$

$$\sigma_e^2 = \frac{(1 - 0,4^2)^2 \cdot 20}{8210} = 0,002$$

$$\sigma_p^2 = 0,006 - 0,002 = 0,004$$

$$\boxed{\sigma_p = 0,'06}$$

Hemos incluído únicamente a modo de ilustración los cálculos manuales del meta-análisis. En realidad fueron averiguados (y nos sirvieron de comprobación) con una sencilla calculadora que incluía algunas funciones estadísticas (Media y desviación típica).

La correlación de la población podemos fijarla en *0,40* (pensamos para valorar dicho índice, que la muestra de estudios incluye a 8210 sujetos) El valor de la desviación típica 0,06, es los suficientemente bajo como para que no sea necesario el pensar en identificar variables moderadoras.

Finalmente cabe añadir que al no disponer de más información no hemos podido eliminar los otros artefactos mencionados en nuestro trabajo. Proponemos que en las publicaciones se exija el incluir al menos aquellos índices que facilitarán este tipo de análisis.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BUENDIA, L., (1985). *Factores Determinantes del Rendimiento en E.G.B.* I.C.E. Universidad de Granada.

CALLENDER, J.C. y OSBURN, H.G., (1980) Development and test of a new model for generalization of validity. *Journal of applied Psychology.* 65, 543-558.

COROMINES, E. (1981) *Predicción del rendimiento en alumnos de 8.º de E.G.B. Estudio longitudinal.* Tesina de licenciatura inédita. Universidad de Barcelona.

ESTANY, S. (1981) *Batería Predictiva i Diferencial per a FP 1.* Tesis de Licenciatura inèdita. Universidad de Barcelona.

GARANTO, J., MATEO y RODRÍGUEZ, S. (1985). Modelos y técnicas de análisis del rendimiento académico. En prensa. Barcelona.

GARCÍA, J., (1983) *La motivación escolar en un modelo predictivo del rendimiento.* Tesis de licenciatura inédita. Universidad de Barcelona.

GLASS, G.V. (1976). Primary, secondary, and meta-analysis of researhc. *Educational Research, 5,* 3-8.

GLASS, G.V., (1978) Integrating findings: The meta-analysis of researcha. In. L.S. Shalman (Ed.) *Review of Research in Education, 5,* F.E. Peacock, Itasca.

GLASS, G.V., (1980). On criticism of class size/student achievement research: No points conceded. *Phi Delta Kappa.* 242-244.

GLASS, G.V., McGAW, B. y SMITH, M.L., (1981). *Meta-analysis in social research.* Sage. Beverly Hills..

GLASS, G.V., y SMITH, M.L., (1979) Meta-analysis of the relationship between class-size and achievement. *Educational Evaluation and Policy Studies, 1,* 2-16.

HEDGES, L.V. (1983) *Statiscal Methodology in Meta-analysis.* Eric/T.M. Report 83.

HUNTER, J.E., SCHMIDT, F.L., y JACKSON, G.B., (1983) *Meta-Analysis. Cumalating Research findings across studies.* Sage, Beverly Hills.

MARTÍNEZ, A., (1980) Estudio analítico del rendimiento académico de los grupos. *Rev. Española de Pedagogía, 145,* 29-41.

PELECHANO, V., (1977) *Personalidad, inteligencia, motivación y rendimiento en el B.U.P.* I.C.E. de la Universidad de La Laguna.

PÉREZ GONZÁLEZ, J., (1980). Predictores en los inicios del aprendizaje formal. *Rev. Española de Pedagogía, 149,* 113-120.

PÉREZ, M., (1979). Relación entre fracaso escolar, timidez y rendimiento. *Revista de Educación, 99-10,* 299-337.

RODRÍGUEZ, S., (1982) *Factores de rendimiento escolar.* Oikos-Tau. Barna.

SEISDEDOS, N. y LÓPEZ, N., (1981). Las evaluaciones y una batería de tests (en 8.º EGB). *Rev. de Psicol. Gral. y Aplicada, 169,* 255-262.

SMITH, M.L., y GLASS, G.V., (1977) Meta-Analysis of psychotherapy outcome studies. *American Psychologist, 32,* 752-760.

SMITH, M.L., y GLASS, G.V., (1980). Meta-analysis of class size and its relaionship to attitudes and instruction. *American Educational Research Journal, 17,* 419-433.

SCHMIDT, F.L., y HUNTER, J.E., (1977) Development of a general solution to the problem of validity generalization. *Journal of Applied Psychology. 62,* 529-540.

THORNDIKE, R.L., (1933) The effect of the internal between test and retest on the constancy of the I.Q. *Journal of Educational Pychology, 25,* 543-549.

TURON, J., (1984). *Factores de rendimiento académico en la Universidad.* EUNSA. Pamplona.