LA ESTIMACIÓN DEL TAMAÑO DEL EFECTO MEDIO EN UN META-ANÁLISIS: UNA COMPARACIÓN ENTRE LOS MODELOS DE EFECTOS FIJOS Y ALEATORIOS [13]

Tania Huedo Medina[2], Julio Sánchez Meca y Fulgencio Marín Martínez

Facultad de Psicología. Universidad de Murcia

20 de Noviembre, 2003

[1]Trabajo ganador del Accésit al premio AEMCCO, en su segunda edición

[2]Dirección postal: Tania Huedo Medina, Departamento de Psicología Básica y Metodología. Facultad de Psicología. Universidad de Murcia.Campus de Espinardo. 4021. 30100-Murcia (España). E-mail: hmtania@um.es. Tfno.: 968363471. Fax: 968364279

[3]Investigación financiada por el Plan Nacional de Investigación Científica, Desarrollo e Innovación Tecnológica 2000-03 del Ministerio de Ciencia y Tecnología y por fondos FEDER (Proyecto Nº: SEC2001-3821-C05-05).

LA ESTIMACIÓN DEL TAMAÑO DEL EFECTO MEDIO EN UN META-ANÁLISIS: UNA COMPARACIÓN ENTRE LOS MODELOS DE EFECTOS FIJOS Y ALEATORIOS

Resumen

Las técnicas estadísticas habitualmente aplicadas en meta-análisis asumen un modelo de efectos fijos. Sin embargo, recientes investigaciones metodológicas defienden la mayor adecuación del modelo de efectos aleatorios frente a lo que deberían ser los objetivos de un meta-análisis (Erez, Bloom y Wells, 1996; Field, 2001; Hedges y Vevea, 1998; National Research Council, 1992; Overton, 1998). En este trabajo se comparan las diferencias entre los resultados de aplicar técnicas basadas en efectos fijos y aleatorios, cuando se estima el tamaño del efecto medio de un meta-análisis. Se aplican ambos tipos de técnicas en un estudio de simulación Monte Carlo. La simulación se basa en estudios con un grupo experimental y un grupo de control y una variable dependiente continua, siendo la diferencia media tipificada el índice del tamaño del efecto. Se manipula la forma de la distribución del tamaño del efecto paramétrico, su magnitud, el tamaño muestral de los grupos y el número de estudios de cada meta-análisis. Los resultados muestran intervalos de confianza más estrechos pero menos justados en las técnicas bajo el modelo de efectos fijos.

PALABRAS CLAVE: Meta-análisis, modelo de efectos fijos, modelo de efectos aleatorios, tamaño del efecto, diferencia media tipificada.

Abstract

The statistical techniques usually applied in meta-analysis are based on a fixed-effects model. However, recent methodological research supports the best performance of the random-effects model to reach the true aims of a meta-analysis (Erez, Bloom & Wells, 1996; Field, 2001; Hedges & Vevea, 1998; National Research Council, 1992; Overton, 1998). This study compares the differences between the results of applying techniques based on fixed and random-effects models, when the estimate of the average effect size of a meta-analysis is the main purpose. Both sorts of techniques are applied in a Monte Carlo simulation study. The simulation is based on studies with experimental and control groups, and a continuous outcome, the standardized mean difference being the effect size index. The shape of the distribution of the parametric effect size, its magnitude, the sample size of the groups, and the number of studies of each meta-analysis were manipulated. The results showed confidence intervals narrower but less adjusted in the techniques that assumed a fixed-effects model.

KEY WORDS: Meta-analysis, fixed-effects model, random-effects model, effect size, standardized mean difference.

INTRODUCCIÓN

El meta-análisis es una metodología de investigación que localiza, selecciona, evalúa y combina los resultados de un grupo de estudios empíricos sobre un tópico concreto. Estos resultados se traducen a una métrica común, calculando índices del tamaño del efecto, como son el coeficiente de correlación, la diferencia media tipificada o el odds ratio. Un resultado fundamental de todo meta-análisis consiste en la obtención de un tamaño del efecto medio que resuma los resultados de los estudios integrados. Se han desarrollado dos modelos estadísticos para realizar inferencias sobre el tamaño del efecto medio de un grupo de estudios: el modelo de Efectos Fijos y el modelo de Efectos Aleatorios.

El modelo de efectos fijos asume que el tamaño del efecto es una constante fija y desconocida que debemos estimar, da por supuesto que los estudios individuales son homogéneos y provienen de una misma población (Hedges, 1992; Rosenthal y Rubin, 1982), con lo cual las diferencias entre las estimaciones del tamaño del efecto únicamente se deben a la variabilidad intraestudios. El modelo de efectos aleatorios considera que el tamaño del efecto proviene de una distribución de parámetros con una media y una varianza interestudios (DerSimonian y Laird, 1986; Hedges, 1983, Schmidt y Hunter, 1977), en este caso las diferencias en las estimaciones del tamaño del efecto se deben a la variabilidad intraestudios y a la variabilidad interestudios, la cual puede ser estimada por diversos procedimientos como son DerSimonian-Laird o Máxima Verosimilitud. Aunque todavía existen confusiones en la diferenciación del funcionamiento de los dos modelos y el modelo de efectos fijos es el más comúnmente usado en Ciencias del Comportamiento, recientes investigaciones metodológicas defienden la mayor adecuación del modelo de efectos aleatorios frente a lo que deberían ser los objetivos de un meta-análisis (Erez, Bloom y Wells, 1996; Field, 2001; Hedges y Vevea, 1998; National Research Council, 1992; Overton, 1998).

El modelo de efectos aleatorios, al tener en cuenta la variabilidad no sólo intraestudios sino también interestudios, nos permite hacer una inferencia que va más allá del grupo de estudios con el que estemos trabajando; en cambio el modelo de efectos fijos sólo nos permite llevar a cabo inferencias condicionadas a la muestra de estudios.

El propósito de este trabajo es, por un lado, analizar las diferencias entre los modelos de efectos fijos y efectos aleatorios en cuanto al sesgo, la eficiencia de la estimación del tamaño del efecto medio y el ajuste del nivel de confianza en la estimación del tamaño del efecto medio. El tamaño del efecto medio se calcula mediante la diferencia media tipificada y manipulando diversos parámetros, lo que en las investigaciones realizadas hasta la fecha no se había probado. Por otro lado, se pretende estudiar las diferencias, no sólo en cuanto al ajuste del nivel de confianza, que ya otras investigaciones han analizado, sino también estudiando el sesgo y la eficiencia, entre los dos procedimientos, DerSimonian-Laird y Máxima Verosimilitud, para estimar la varianza interestudios.

Los modelos de efectos fijos y efectos aleatorios en meta-análisis

Partimos de un diseño de dos grupos (experimental y control) con una variable dependiente continua, siendo μ_E y μ_C las medias de la población experimental y control, respectivamente, y σ la desviación típica común a ambas poblaciones. Así pues, el tamaño del efecto paramétrico entre un grupo experimental y control se define como la diferencia media tipificada, δ, calculada como (Hedges y Olkin, 1985, ec.2, p.76):

$$\delta = \frac{\mu_E - \mu_C}{\sigma} \tag{1}$$

Asumimos que la variable sigue una distribución normal para ambos grupos, experimental y control $[Y_{iE} \sim N(\mu_E, \sigma^2);\ Y_{iC} \sim N(\mu_C, \sigma^2)]$. El tamaño del efecto paramétrico, δ, puede estimarse por medio del tamaño del efecto muestral de la siguiente forma (Hedges y Olkin, 1985, ec..3, p.78):

$$g = \frac{\bar{y}_E - \bar{y}_C}{S} \tag{2}$$

donde $\bar{y}_C$ e $\bar{y}_E$ son las medias muestrales de los grupos experimental y control, y S es la desviación típica intragrupo estimada a partir de las desviaciones típicas corregidas de los grupos experimental y control, s_E y s_C, respectivamente, (Hedges y Olkin, 1985, p.79) según:

$$S = \sqrt{\frac{(n_E - 1)S_E^2 + (n_C - 1)S_C^2}{n_E + n_C - 2}} \tag{3}$$

donde n_E y n_C son los tamaños muestrales del grupo experimental y control, respectivamente. Con el fin de corregir el sesgo positivo de la diferencia media tipificada para tamaños muestrales pequeños, se aplica al índice *g* un factor de corrección propuesto por Hedges y Olkin (1985, ec.10, p. 81) de forma que obtenemos una estimación insesgada, *d*, de δ:

$$d = c(m)g \tag{4}$$

donde c(m) es el factor de corrección obtenido mediante:

$$c(m) = 1 - \frac{3}{4m - 1} \tag{5}$$

con $m = n_E + n_C - 2$. La varianza muestral del índice *d* la estimamos como (Hedges y Olkin,1985 ec. 15, p.86):

$$S^2 = \frac{n_E + n_C}{n_E n_C} + \frac{d^2}{2(n_E + n_C)} \tag{6}$$

Partiendo de *d* como índice del tamaño del efecto, el modelo de efectos fijos viene dado por:

$$d_{i_{EF}} = \delta + \varepsilon_{i_{intra}} \qquad \text{con} \qquad \varepsilon_i \sim N(0, \sigma_i^2) \tag{7}$$

donde ε_i indica las desviaciones aleatorias en torno al tamaño del efecto paramétrico para las estimaciones de cada estudio (i = 1,2,.....,k) que se asumen independientes con media cero y varianza σ_i^2.Esto implica que la estimación del tamaño del efecto $d_{i_{EF}}$ se distribuye normalmente con media δ y varianza σ_i^2. Es decir, las estimaciones de cada estudio provienen de un mismo tamaño del efecto paramétrico que no son idénticas debido al error de muestreo cuantificado mediante la varianza intraestudios σ_i^2.El estimador del tamaño del efecto medio, $\bar{d}$, es simplemente una media ponderada por la inversa de la estimación de la varianza intraestudios, S_i^2 , de tal forma que los estudios con mayor tamaño muestral tendrán más peso. La estimación del tamaño del efecto medio quedaría como:

$$\bar{d}_{EF} = \frac{\sum w_{i_{EF}} d_i}{\sum w_{i_{EF}}} \qquad \text{donde} \qquad w_{i_{EF}} = \frac{1}{S_i^2} \tag{8}$$

A diferencia del modelo de efectos fijos, el modelo de efectos aleatorios no asume un único tamaño del efecto paramétrico, sino una distribución normal de parámetros del tamaño del efecto, por lo que incluye una varianza interestudios además de la intraestudios para las estimaciones del tamaño del efecto de cada estudio. Luego el modelo quedaría como:

$$d_{i_{EA}} = \delta + \varepsilon_{i_{intra}} + \varepsilon_{inter} \qquad \text{donde} \qquad \varepsilon_{i_{inter}} = N(0, \tau^2)$$

$$\text{donde} \qquad \varepsilon_{i_{intra}} = N(0, \sigma_i^2) \tag{9}$$

Asumimos que los términos de error $\varepsilon_{i_{inter}}$ y $\varepsilon_{i_{intra}}$ son independientes. La varianza paramétrica de los efectos aleatorios, τ^2, es una medida de la heterogeneidad interestudios, un parámetro del que, más adelante, veremos dos procedimientos para estimarlo. Desde este punto de vista, el modelo de efectos fijos es un caso especial del modelo de efectos aleatorios donde $\tau^2 = 0$.

Para el modelo de efectos aleatorios el tamaño del efecto medio es también una media ponderada por la inversa de la varianza, sólo que en este caso la varianza tiene dos componentes, varianza intrasujetos e intersujetos, así tendríamos:

$$\bar{d}_{EA} = \frac{\sum w_{i_{EA}} d_i}{\sum w_{i_{EA}}} \qquad \text{donde} \qquad w_{i_{EA}} = \frac{1}{s_i^2 + t^2} \tag{10}$$

Esto quiere decir que en presencia de heterogeneidad debería hacerse uso del modelo de efectos aleatorios. Para probar la heterogeneidad normalmente se usa un estadístico definido por Cochran: $Q_w = \sum w_i (d_i - \bar{d})^2$. La hipótesis nula de homogeneidad es H_0: $\tau^2 = 0$. Si asumimos que la varianza, σ_i^2 , es conocida, entonces bajo H_0, $Q_w = \chi^2_{k-1}$.Tras estimar $w_{i_{EF}} = 1/S_i^2$, si la prueba Q_w nos da un valor significativo, rechazamos la hipótesis nula de homogeneidad entre los estudios y aplicamos el modelo de efectos aleatorios. El problema es que la prueba Q_w adolece de baja potencia (Hardy y Thompson, 1998) por lo que en muchos casos estamos asumiendo homogeneidad y aplicando efectos fijos cuando en realidad deberíamos aplicar efectos aleatorios.

Investigaciones previas muestran que el modelo de efectos aleatorios produce intervalos de confianza más anchos que el modelo de efectos fijos (Brockwell y Gordon, 2001; Hedges y Vevea, 1998). El motivo fundamental que da lugar a esos intervalos de confianza más anchos en el modelo de efectos aleatorios es que éste no sólo considera la varianza intraestudios sino también una variabilidad interestudios, τ^2, entonces, al tener en cuenta más variabilidad, los pesos son menores que en el caso de efectos fijos para cada estudio, lo cual trae como consecuencia que la varianza del tamaño del efecto medio para efectos aleatorios es mayor que para efectos fijos.

La varianza interestudios, τ^2, es un parámetro fijo y desconocido que tenemos que estimar. El estimador de τ^2 más comúnmente usado ha sido propuesto por DerSimonian y Laird (1986), y consiste en despejar τ^2 de la ecuación del valor esperado de Q_w pero utilizando en la fórmula el valor observado de Q_w:

$$Q_w = \sum w_i \left(d_i - \bar{d}\right)^2$$

$$E(Q_w) = k - 1 + t^2\left(\sum w_i - \frac{\sum w_i^2}{\sum w_i}\right) \qquad t^2 = \frac{Q_w - (k-1)}{\sum w_i - \frac{\sum w_i^2}{\sum w_i}} \tag{11}$$

Como es posible obtener valores negativos con la fórmula de t^2, en ese caso se trunca en el valor 0:

$$\tau^2 = \begin{cases} t^2 & \text{si } t > 0 \\ 0 & \text{si } t \leq 0 \end{cases}$$

Debemos tener en cuenta que debido a la truncación, t^2 es un estimador sesgado de τ^2 (Brockwell y Gordon, 2001).

La teoría de máxima verosimilitud se utiliza muy a menudo para la estimación y la inferencia. Aquí presentamos un estimador basado en máxima verosimilitud para estimar τ^2 como alternativa al método de DerSimonian y Laird. Partimos de la función logaritmo obtenida de aplicar máxima verosimilitud a la función de la distribución normal:

$$logL(\bar{d}, t^2) = \frac{-1}{2}\sum log\left(2\pi\left(s_i^2 + t^2\right)\right) - \frac{1}{2}\sum \frac{(d_i - \bar{d})^2}{s_i^2 + t^2} \tag{12}$$

Para maximizar esta función derivamos respecto de uno y otro estimador, $\bar{d}$ y t^2, e igualamos a cero, obteniendo el siguiente sistema de ecuaciones no lineal:

$$\bar{d} = \frac{\sum \frac{d_i}{s_i^2 + t^2}}{\sum \frac{1}{s_i^2 + t^2}} \tag{13}$$

$$t^2 = \frac{\sum \frac{(d_i - \bar{d})^2 - s_i^2}{(s_i^2 + t^2)^2}}{\sum \frac{1}{s_i^2 + t^2}} \tag{14}$$

Para resolver este sistema de ecuaciones no lineal es necesario aplicar un procedimiento iterativo en el que partimos de t^2 obtenida por DerSimonian y Laird, que se sustituye en la fórmula de la estimación del tamaño de efecto medio. Una vez calculado $\bar{d}$ sustituimos este valor junto con la varianza interestudios obtenida de DerSimonian y Laird en la fórmula de t^2. Así repetimos el procedimiento sucesivas veces hasta obtener una diferencia inferior a 0'001 entre la última t^2 sustituida en el sistema de ecuaciones y la última t^2 obtenida.

Objetivos del estudio

Los propósitos de este trabajo son, mediante simulación Monte Carlo:

- comparar el sesgo y la eficiencia de los estimadores del tamaño del efecto mediante efectos fijos y efectos aleatorios por DerSimonian-Laird y por máxima verosimilitud;
- comparar el ajuste del nivel de confianza en la estimación del tamaño del efecto medio por efectos fijos y por efectos aleatorios, con DerSimonian- Laird y con máxima verosimilitud;
- analizar las diferencias entre los procedimientos de estimación de τ^2, DerSimonian -Laird y máxima verosimilitud. Se espera que las diferencias sean mínimas debido a que los dos métodos en los que se basan, método de los momentos y función de máxima verosimilitud, suelen dar estimadores muy precisos.

MÉTODO

La simulación se programó en Gauss (Aptech Systems, 1992). Se definieron dos poblaciones distribuidas normalmente con varianzas homogéneas, $N(\mu_E, \sigma^2)$ y $N(\mu_C, \sigma^2)$, donde μ_E y μ_C son las medias de la población experimental y control, respectivamente, y σ es la desviación estándar común.

La diferencia de medias tipificada paramétrica está distribuida también normalmente con media δ y varianza τ^2. Asumimos $\sigma^2 = 1$, $\mu_C = 0$, consecuentemente $\mu_E = \delta_i$, que además en el caso en que $\tau^2 = 0$ (efectos fijos) implica que $\mu_E = \delta$.

Cada par de muestras generadas simulaban los datos de un estudio de investigación primario y para las puntuaciones de cada estudio se calculó el índice d y su varianza muestral.

En la simulación se manipuló: (a) el tamaño muestral de cada estudio, $N = n_E = n_C$, con valores medios 30, 50 y 80, obtenidos de los vectores {12,16,18,20,84}, {32,36,38,40,104} y {62,66,68,70,134}; (b) siguiendo la clasificación de Cohen (1988), los valores de la diferencia media tipificada fueron $\delta = 0$, $\delta = 0.2$, $\delta = 0.5$ y $\delta = 0.8$; (c) siguiendo los trabajos de Hedges y Vevea (1998) y Overton (1998), los valores de la varianza interestudios fueron $\tau^2 = 0$, $\tau^2 = 0.04$, $\tau^2 = 0.08$, $\tau^2 = 0.16$, $\tau^2 = 0.32$; (d) y, por último, también manipulamos el número de estudios k = 5, 10 y 20.

Todas las manipulaciones de los factores fueron cruzadas entre sí, dando lugar a un total de 180 condiciones. Para cada una de las condiciones se generaron 10,000 réplicas. Se evaluó el sesgo de los tres modelos (efectos fijos, efectos aleatorios por DerSimonian-Laird, efectos aleatorios por máxima verosimilitud) al estimar el tamaño del efecto medio y de los dos métodos (DerSimonian-Laird y máxima verosimilitud) al estimar la varianza interestudios, como la diferencia entre la media de los 10,000 valores empíricos de cada método y el parámetro correspondiente, δ ó τ^2. Por otro lado, se estimó la variabilidad de cada método en dichas estimaciones mediante el error cuadrático medio de cada uno de los métodos. Y, por último, también se obtuvo el ajuste del nivel de confianza nominal del 0.95 en las mismas estimaciones para cada método, calculado como:

$$\bar{d} \pm 1'96 \cdot \sqrt{\frac{1}{\sum w_j}} \qquad (16)$$

Para ello, se obtuvo la proporción de intervalos de confianza que incluían al tamaño de efecto paramétrico, δ, sobre el total de las 10,000 réplicas de cada condición simulada.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Estimación del tamaño del efecto medio

En primer lugar, hablaremos de la estimación del tamaño del efecto medio representada en la figura 1. Vemos que conforme aumenta τ^2 aumenta el sesgo negativo promedio de los tres procedimientos y también aumenta la variabilidad (disminuye la eficiencia) en la estimación del tamaño del efecto medio. En cambio cuando $\tau^2 = 0$ (efectos fijos) apenas hay diferencias. Las diferencias son notables sobre todo entre efectos fijos y efectos aleatorios, siendo más acusadas con el aumento de τ^2, debido a que el factor de ponderación en el cálculo del tamaño del efecto medio en efectos fijos no contempla la estimación de la varianza interestudios.

El aumento del tamaño del efecto paramétrico aumenta el sesgo negativo promedio de los tres procedimientos y también aumenta la variabilidad. El sesgo es casi sistemáticamente negativo debido a que a la hora de corregir por el factor c(m) se corrige demasiado la sobreestimación de g. El sesgo es sólo positivo cuando $\delta = 0$ y $\tau^2 = 0$ ó $\tau^2 = 0.32$. Si comparamos el sesgo de los tres procedimientos, DerSimonian-Laird resulta ser el menos sesgado, seguido muy de cerca por máxima verosimilitud y siendo efectos fijos el más sesgado a una mayor distancia de los otros dos. En cuanto a la variabilidad, efectos fijos es el menos eficiente frente a DerSimonian-Laird y máxima verosimilitud, entre los cuales, apenas hay diferencia.

El número de estudios no afecta al sesgo en la estimación del tamaño del efecto medio de los procedimientos, porque aunque el sesgo aumenta ligeramente esto no es sistemático a lo largo de las interacciones de k con otros parámetros, en cambio, la variabilidad disminuye pronunciadamente. Este incremento en eficiencia es el esperado cuando hacemos un meta-análisis con cada vez mayor número de estudios que hacen reducir la variabilidad del tamaño del efecto promedio en torno a δ.

Con mayores tamaños muestrales los procedimientos son menos sesgados y más eficientes, lo cual concuerda con la teoría estadística de la estimación de parámetros.

INSERTAR LA FIGURA 1 APROXIMADAMENTE AQUÍ, POR FAVOR

Ajuste del nivel de confianza

En cuanto al ajuste del nivel de confianza en la estimación del tamaño del efecto medio, la figura 2 nos muestra que el cambio en la magnitud de δ no parece afectar al ajuste del nivel de confianza en ninguno de los tres procedimientos, ni tampoco el aumento del tamaño muestral, aunque parece ser que con tamaños muestrales grandes efectos fijos ajusta cada vez peor. Comparando el ajuste de los tres procedimientos nos encontramos con que DerSimonian-Laird es el que mejor ajusta, seguido de máxima verosimilitud y el más desajustado, con intervalos de confianza mucho más estrechos, es efectos fijos, sobre todo con el aumento de la varianza interestudios que, en cambio, apenas afecta al ajuste de los otros dos procedimientos. Por otro lado, con el aumento del número de estudios las diferencias entre el ajuste para efectos fijos y aleatorios se mantienen; en cambio, las diferencias entre DerSimonian-Laird y máxima verosimilitud se disipan.

INSERTAR LA FIGURA 2 APROXIMADAMENTE AQUÍ, POR FAVOR

Estimación de la varianza interestudios

En la estimación de la varianza interestudios las diferencias entre DerSimonian-Laird y máxima verosimilitud son muy pequeñas. Observamos en la figura 3 que tanto DerSimonian-Laird como máxima verosimilitud son más sesgados conforme aumenta τ^2, pasando de una ligera sobreestimación a una infraestimación. En cambio, en cuanto a eficiencia, máxima verosimilitud se muestra más eficiente que DerSimonian-Laird, aunque con diferencias muy pequeñas. Estas diferencias en sesgo y eficiencia se van disipando conforme aumenta el número de estudios y el tamaño muestral. Lo mismo ocurre con la eficiencia.

INSERTAR LAS FIGURA 3 APROXIMADAMENTE AQUÍ, POR FAVOR

CONCLUSIONES

Frente al modelo de Efectos Fijos el modelo de Efectos Aleatorios estima con menor sesgo y más eficiencia el tamaño del efecto medio. El peor funcionamiento del modelo de Efectos Fijos se agrava con el aumento de la varianza interestudios y el tamaño del efecto paramétricos.

Los intervalos de confianza bajo un modelo de Efectos Aleatorios ajustan el nivel de confianza nominal mucho mejor que los derivados bajo un modelo de Efectos Fijos. El desajuste en el modelo de Efectos Fijos empeora con el aumento de la varianza interestudios y del tamaño muestral

En la práctica no parece haber diferencias relevantes entre los procedimientos de DerSimonian-Laird y Máxima Verosimilitud para la estimación de la varianza interestudios.

FIGURAS

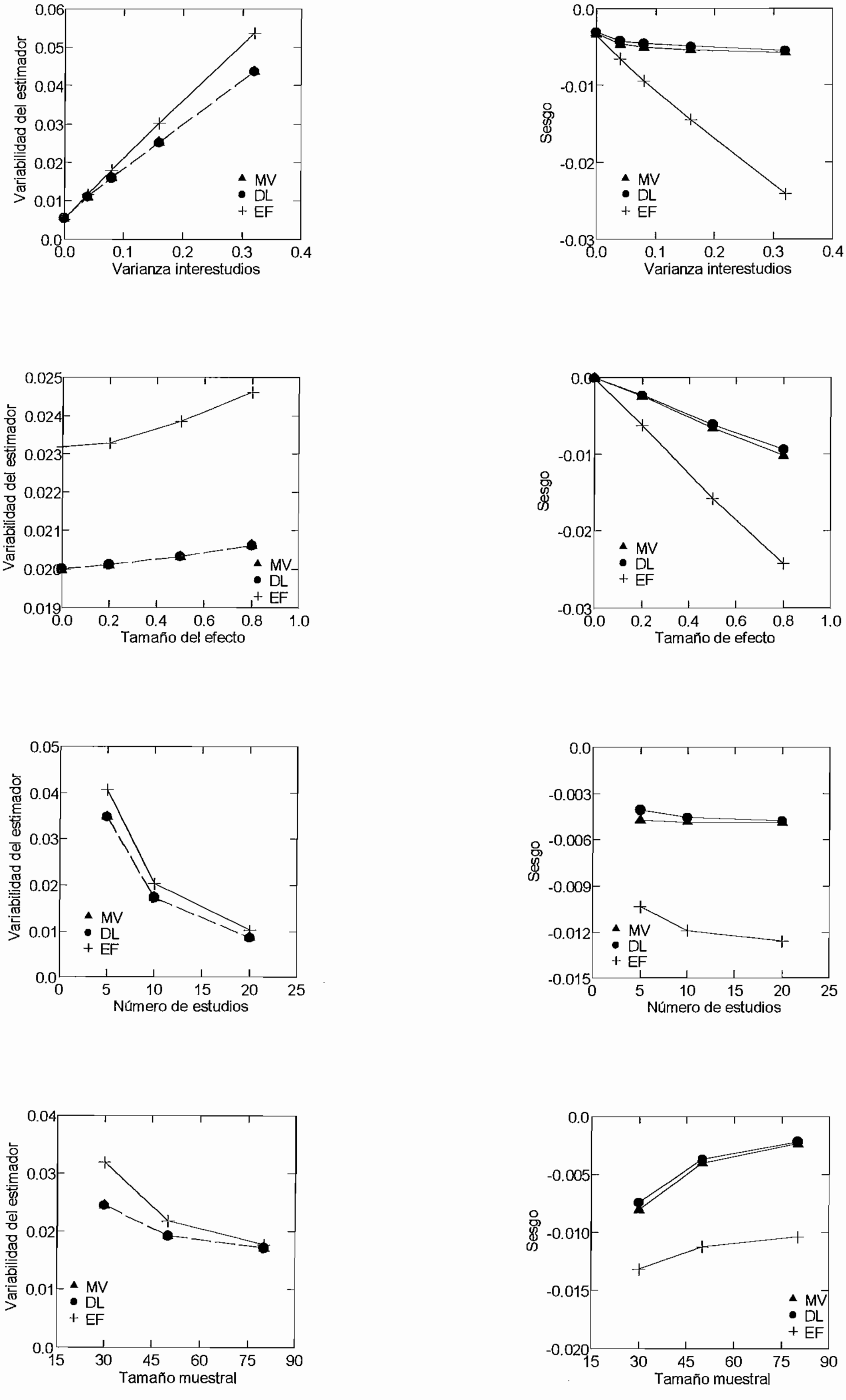

Figura 1. Sesgo y eficiencia de la estimación del tamaño del efecto medio en función de: la varianza interestudios, la diferencia media tipificada, del número de estudios y del tamaño muestral

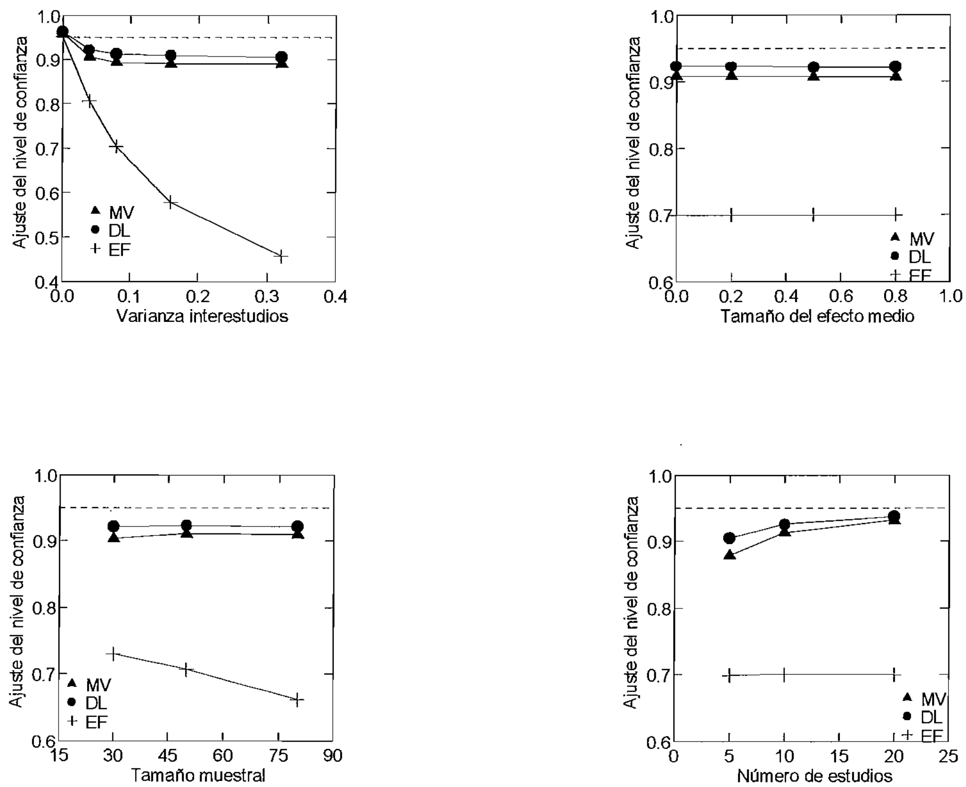

Figura 2. Ajuste de la tasa de Error Tipo I al nivel de confianza nominal 0.95 en la estimación del tamaño del efecto medio, en función la varianza interestudios, de la diferencia media tipificada, del tamaño muestral y del tamaño muestral

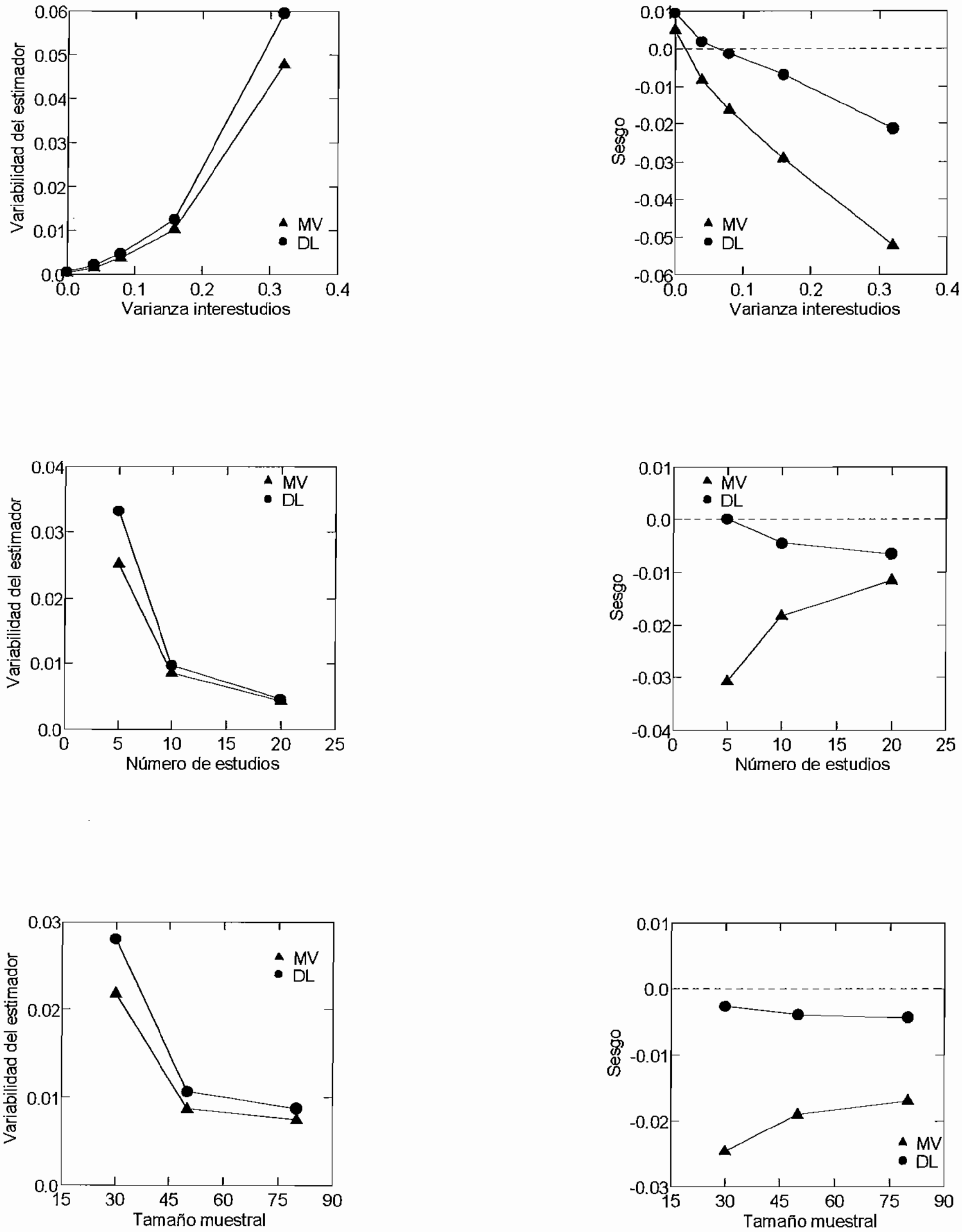

Figura 3. Sesgo y eficiencia de la estimación de la varianza interestudios en función de τ^2, número de estudios y el tamaño muestral

REFERENCIAS

Biggerstaff, B.J. y Tweedie, R.L. (1997). Incorporating variability in estimates of heterogeneity in the random effects model in meta-analysis. *Statistics in Medicine, 16, 753-768.*

Brockwell, S.E. y Gordon, R.I.(2001) A comparison of statistical methods for meta-analysis. *Statistics in Medicine, 20, 825- 840.*

Cohen, J. (1988). *Statistical Power Analysis for the Behavioral Sciences* (2nd ed.). New York: Academic Press.

Cooper, H.M. y Hedges, L.V. (Eds.) (1994). *The Handbook of Research Synthesis.* New York: Sage.

DerSimonian, R. y Laird, N. (1986) Meta-analysis in clinical trials. *Controlled Clinical Trials, 7, 177-188*

Erez. A.; Bloom, M.C. y Wells, M.T. (1996). Using random rather than fixed effects models in meta-analysis: implications for situational specificity and validity generalization. *Personnel Psychology, 49, 275-306.*

Field, A.P. (2001). Meta-analysis of correlation coefficients: A Monte Carlo comparison of Fixed- and Random-Effects methods. *Psychological Methods,. 6, 161-180.*

GAUSS (1992). *The GAUSS System* (Vers. 3.0). Washington: Aptech Systems, Inc.

Hardy, R.J. y Tompson, S.G. (1996). A likelihood approach to meta-analysis with random effects. *Statistics in Medicine, 15, 619-629*

Hedges, L.V. (1983). *The Handbook of Research Synthesis.* New York: Sage.

Hedges, L.V. (1992). Meta-analysis. *Journal of Educational Statistics, 17, 279-296.*

Hedges, L.V. y Olkin, I. (1985). *Statistical methods for meta-analysis.* New York: Academic Press.

Hedges, L.V. y Vevea, J.L. (1998). Fixed- and Random-Effects models in meta-analysis. *Psychological Methods, 3, 486-504.*

Hunter, J.E. y Schmidt, F.L. (1990). *Methods of meta-analysis: Correcting error and bias in research findings.* Newbury Park, CA: Sage.

Hunter, J.E. y Schmidt, F.L. (2000). Fixed Effects vs Random Effects meta-analysis models: Implications for cumulative Research knowledge. *International Journal of selection and assessment, 8, 275-292*

Lee, W.L., Bausell, R.B. y Berman, B.M. (2001). The gowth of health- related meta-analysis published from 1980 to 2000. *Evaluation and the Health Professions, 24, 327-335.*

National Research Council. (1992). *Combining information: Statistical issues and opportunities for research.* Washington, DC: National Academy Press

Overton, R.C. (1998). A comparison of Fixed-Effects and Mixed (Random-Effects) models for meta-analysis tests of moderator variable effects. *Psychological Methods, 3, 354-379.*

Rosa Alcázar, A.I.; Sánchez Meca, J.; Olivares Rodríguez, J.; López Pina; J.A. (2002, septiembre). *Eficacia diferencial del tratamiento de la fobia social: Un estudio meta-analítico.* Comunicación presentada al IV Congreso Internacional de la Sociedad Española para el Estudio de la Ansiedad y el Estrés, SEAS, Benidorm (Alicante)

Rosenthal, R. y Rubin, D.B. (1982). Comparing effect sizes of independent studies. *Psychological Bulletin, 92, 500-504.*

Schmidt, F.L. y Hunter, J.E. (1977). A critical analysis of the statistical and ethical implications of various definitions of test fairness. *Psychological Bulletin, 83, 1053-1071.*