



MÁSTERES de la UAM

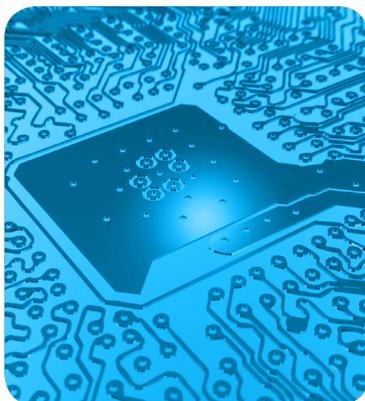
Facultad de Psicología /12-13

Máster en Metodología
de las Ciencias del
Comportamiento y de
la Salud



**Relación entre el
cambio grupal y el
cambio individual:
Del tamaño del efecto
al porcentaje de recu-
peraciones**

Eduardo Estrada Alonso



Índice

Resumen	3
Introducción	4
Método	9
Análisis de datos	12
Resultados	14
Discusión	22
Referencias	25
Apéndice A	29
Apéndice B	31
Apéndice C	32
Apéndice D	34
Apéndice E	36
Apéndice F	38
Apéndice G	39

Resumen

Antecedentes. Aunque el cambio grupal y el cambio individual son cosas bien distintas, no son cosas del todo independientes: cuanto mayor es cambio grupal (cuantificado, por ejemplo, mediante el tamaño del efecto), mayor cabe esperar que sea el porcentaje de cambios individuales. Sin embargo, esta posible relación todavía no ha sido lo suficientemente explorada. **Método.** En este trabajo se estudia la relación entre el cambio grupal y el cambio individual a partir de datos simulados en el contexto de un diseño pre-post sin grupo control. Para realizar la simulación se han utilizado distribuciones de diferentes formas, varios tamaños muestrales, varios coeficientes de fiabilidad test-retest y efectos de varios tamaños. El cambio grupal se ha cuantificado mediante el tamaño del efecto (diferencia tipificada); el cambio individual se ha cuantificado aplicando varios índices de cambio fiable. **Resultados.** Los resultados obtenidos indican que el porcentaje de cambios individuales está estrechamente relacionado con el cambio grupal. Y el modelo que mejor se ajusta a esa relación es el lineal (con valores R^2 por encima de 0,90): independientemente de la condición simulada, el porcentaje de cambios individuales aumenta 30 puntos por cada punto que aumenta el tamaño del efecto. **Conclusión.** Cuando no se tiene información sobre el porcentaje de cambios individuales, el tamaño del efecto puede utilizarse para estimar ese porcentaje.

Palabras clave: cambio individual, cambio grupal, tamaño del efecto, índices de cambio fiable.

Introducción

En diversos ámbitos de la Psicología, y muy especialmente en el ámbito clínico, es habitual tener que realizar intervenciones con el objetivo de provocar algún cambio. Valorar si esas intervenciones tienen algún efecto requiere poder determinar cuándo se ha producido un cambio.

Ahora bien, no hay una única manera de averiguar si se ha producido un cambio (ver, por ejemplo, Ogles, Lunnen, & Bonesteel, 2001): puede tenerse en cuenta el criterio del terapeuta, la información que aportan los familiares del sujeto, indicadores objetivos como pruebas médicas o recuentos de frecuencias de conductas, etc. Y también puede averiguarse si se ha producido un cambio tomando como referencia las propias respuestas de los sujetos. Esta última estrategia es muy utilizada en psicología, donde existe una larga tradición basada en medir mediante escalas y cuestionarios; y ha tomado fuerza en las dos últimas décadas en el ámbito médico para valorar, entre otras cosas, la calidad de vida relacionada con la salud (*health related quality of life, HRQOL*; Fayers & Machin, 2000; Lemieux, Beaton, Hogg-Johnson, Bordeleau, & Goodwin, 2007; Norman, Sridhar, Guyatt, & Walter, 2001) y la satisfacción con el tratamiento (Aharony & Strasser, 1993; Albrecht & Hoogstraten, 1998; Cleary & McNeil, 1988; Shikier & Rentz, 2004; Wright, 2000).

Cuando se evalúa el cambio a partir de las respuestas a escalas o cuestionarios, es habitual realizar mediciones antes (pre) y después (post) de la intervención, y aplicar algún criterio para decidir cuándo una diferencia pre-post es lo suficientemente grande como para considerar que está reflejando un cambio. Para valorar estas diferencias pre-post se utilizan, entre otras, estrategias basadas en la propia distribución de las diferencias pre-post (*distribution based methods*, ver Crosby, Kolotkin, & Williams, 2003; Lydick y Epstein, 1993; Revicki, Hays, Cella, & Sloan, 2008). Con estos métodos se intenta precisar

cuál es la cantidad de cambio más pequeña que no puede ser atribuida a las fluctuaciones del azar muestral o al error de medida (Bauer, Lambert, y Nielsen, 2004; Crosby et al., 2003; Jacobson y Truax, 1991). A este cambio se le suele llamar *estadísticamente fiable*, *mínimamente detectable* o, simplemente, *cambio fiable* (ver, por ejemplo, Beaton, Bombardier, Katz y Wrigth, 2001; de Vet et al., 2006).

Para valorar si las respuestas que se obtienen mediante una escala o cuestionario representan un cambio fiable pueden adoptarse dos perspectivas distintas: la *grupal* y la *individual*. En la perspectiva grupal se intenta valorar si el grupo en su conjunto ha experimentado o no un cambio fiable; en la perspectiva individual se intenta valorar qué individuo concreto ha experimentado un cambio fiable. Para valorar el cambio grupal se suelen comparar las medias pre-post (u otras medidas de tendencia central) mediante alguna prueba de significación o alguna medida del tamaño del efecto; para valorar el cambio grupal se suelen utilizar diferentes índices que podríamos agrupar bajo la denominación de *índices de cambio fiable* (algunos de estos índices se basan en la tipificación de las diferencias pre-post; otros, en el error típico de medida; otros más, en los pronósticos de la regresión lineal; ver Crosby et al., 2003; Pardo y Ferrer, en prensa). A pesar de que en las tres últimas décadas se han propuesto multitud de índices de cambio fiable para valorar el cambio individual, todavía siguen sin ser tan utilizados como los métodos diseñados para valorar el cambio grupal.

En principio, parece que la información que aportan las estrategias diseñadas para valorar el cambio grupal es distinta de la información que aportan las diseñadas para valorar el cambio individual. De hecho, varios autores han argumentado en este sentido. Por ejemplo, Schmitt y Di Fabio (2004, pp. 1008-1009) sostienen que “cambios estadísticamente significativos a nivel grupal pueden no ser significativos a nivel individual (...). Los cambios en la media de un grupo podrían ser el resultado de unos

pocos individuos con cambios relativamente grandes, o muchos individuos con cambios relativamente pequeños”. Algo parecido opinan Vindras, Desmurget y Baraduc (2012, p. 2) al afirmar que “el efecto de un factor puede estar afectando significativamente a cada individuo (...) mientras que las pruebas de Student y Fisher pueden tener asociada una probabilidad cercana a uno si la media de la población es suficientemente pequeña”. En el mismo sentido se manifiesta Testa (2000, p.170), quien opina que “la media (...) es a menudo inadecuada para traducir los efectos del tratamiento a planes de acción porque solamente refleja riesgos o beneficios (del tratamiento) en el centro de la distribución”. Y Ottenbacher, Johnson y Hojem (1988, p. 155) señalan que “los estudios tradicionales (...) infieren el efecto de un tratamiento basándose en comparaciones estadísticas entre condiciones grupales (...). Sus resultados están basados en la mejora media de las puntuaciones de todos los sujetos y no proporcionan información sobre el paciente individual”.

En principio, por tanto, parece que el cambio grupal y el cambio individual son cosas *distintas*: conocer el cambio grupal no permite saber nada acerca de qué individuos concretos se benefician de la intervención. Sin embargo, no parece que el cambio grupal y el cambio individual sean cosas completamente *independientes*. Cuando el objetivo de un estudio consiste en valorar el efecto de una intervención, tanto los métodos que analizan el cambio grupal como los que analizan el cambio individual aportan información útil para valorar ese efecto: los primeros indican si ha cambiado el *centro de la distribución* y si ese cambio es significativo o fiable (pruebas de significación) o relevante (medidas del tamaño del efecto); los segundos, al informar de qué sujetos cambian, permiten calcular la *proporción de cambios* y, a partir de ésta, valorar la magnitud del efecto de la intervención. Y no parece que el cambio en el centro de la distribución sea del todo independiente del porcentaje de sujetos que cambian; más bien parece que lo razonable es pensar que cuanto

mayor es el desplazamiento del centro de la distribución, mayor cabe esperar que sea la proporción de sujetos que cambian.

Esto es lo que opinan Hageman y Arrindel (1999) al afirmar que, si las diferencias pre-post se distribuyen normalmente, es posible estimar la proporción de sujetos que cambian a partir del cambio promedio. Para esto, basta con tipificar un punto de corte cualquiera de la distribución de las diferencias pre-post y calcular el tamaño del área bajo la curva normal asociada a esa tipificación.

También Norman et al. (2001), aunque en un contexto completamente distinto, han llegado a la conclusión de que el tamaño del efecto asociado a una intervención (es decir, la cantidad de cambio grupal) es el principal determinante de la proporción de sujetos que se benefician de la intervención. Basándose en datos simulados, han encontrado que la relación entre el tamaño del efecto y la proporción de cambios es básicamente de tipo lineal para efectos de tamaño menor que uno (independientemente del punto de corte elegido para decidir que se ha producido un cambio, y con distribuciones normales y moderadamente asimétricas). Lemieux et al. (2007) han llegado a conclusiones parecidas utilizando datos reales en lugar de simulados.

Las propuestas de Hageman y Arrindel (1999) y de Norman et al. (2001) apuntan en una misma dirección: el cambio grupal medio no es independiente de la proporción de cambios individuales. En ambas propuestas se considera que, bajo ciertas condiciones, el cambio grupal medio puede informar, al menos en parte, de la proporción de cambios individuales. Pero tanto la forma de abordar el estudio de esa relación como las conclusiones a las que llega en ambas propuestas son muy distintas. Y ninguna de ellas parece estar libre de problemas.

El problema de la propuesta de Hageman y Arrindell (1999) es doble. En primer lugar, los propios autores señalan que, para que su propuesta funcione correctamente, es

necesario trabajar con distribuciones normales; y ya sabemos que en el ámbito de las ciencias sociales y de la salud no es raro encontrar distribuciones alejadas de la normalidad (Micceri, 1989). En segundo lugar, la tipificación que proponen Hageman y Arrindel se basa en un error típico que incluye la fiabilidad de las diferencias pre-post; y Ferrer y Pardo (2013) ya han demostrado que esta estrategia conduce a una tasa de falsos positivos del todo inaceptable cuando se utiliza para valorar el cambio individual.

El problema con la propuesta de Norman et al. (2001) es distinto. Estos autores no trabajan exactamente con la proporción de cambios, sino con la proporción de sujetos que se benefician del tratamiento, la cual se obtiene (ver Guyatt, Juniper, Walter, Griffith, & Goldstein, 1998) restando la proporción de diferencias menores que un determinado punto de corte (proporción de casos que empeoran, asumiendo que la intervención hace mejorar las puntuaciones) a la proporción de diferencias mayores que otro determinado punto de corte (proporción de casos que mejoran). Esta proporción de sujetos que se benefician del tratamiento no es comparable con la proporción de sujetos que cambian; por tanto, todavía está por determinar si la forma de la relación sugerida es o no de tipo lineal. Y también falta por determinar si existe o no una función que permita pronosticar la proporción de recuperaciones a partir del cambio grupal medio. Por otro lado, Norman et al. (2001) no ofrecen ningún tipo de información sobre el proceso de simulación llevado a cabo: no informan de cómo se han simulado los datos ni tampoco de las características de las distribuciones simuladas.

La importancia de poder transferir resultados entre el nivel individual y el grupal sin que pierdan su significado ya ha sido señalada por distintos autores (Beaton et al., 2001). Pero la escasez de trabajos que profundicen en este tema y la inconsistencia de las conclusiones a las que han llegado los trabajos anteriormente citados nos llevan a pensar

que es necesario seguir investigando sobre la relación entre los métodos de cambio grupal y los métodos de cambio individual.

Teniendo en cuenta estas consideraciones, este trabajo parte con el triple objetivo de: (a) averiguar si existe o no relación entre el tamaño del efecto (cambio grupal) y la proporción de recuperaciones (cambio individual); (b) en el caso de que, tal como esperamos, tal relación exista, encontrar cuál es la forma de esa relación y cuál es la función que permite representarla; y (c) determinar bajo qué condiciones es posible afirmar que esa relación existe (normalidad, alejamientos leves moderados y severos de la normalidad) y cómo se ve afectada cuando esas condiciones cambian.

Método

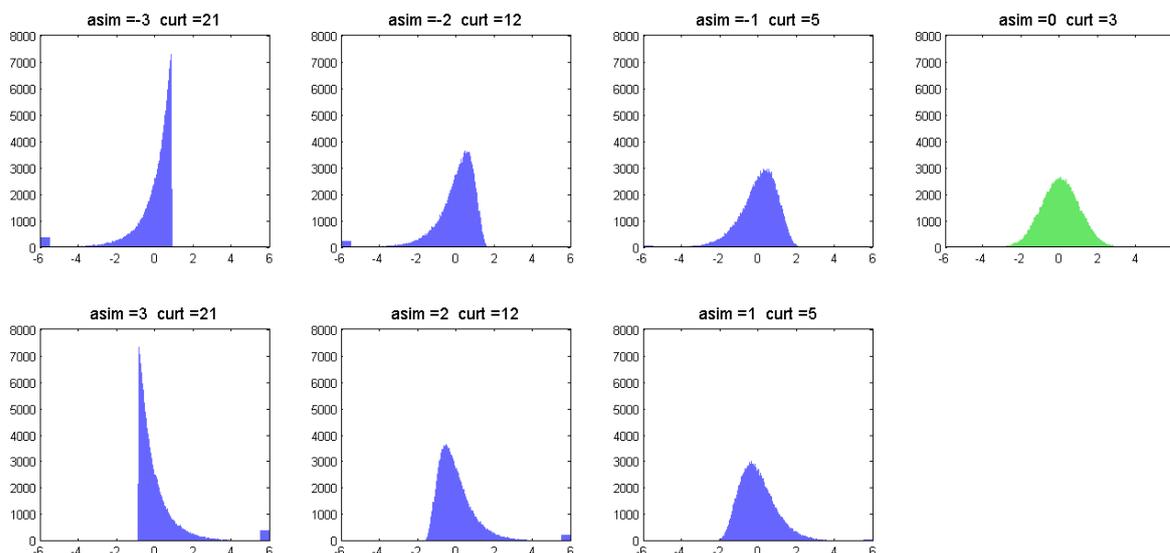
Para estudiar la relación entre el cambio grupal y el cambio individual hemos simulado datos correspondientes a un diseño pre-post sin grupo control. Por tanto, hemos adoptado como punto de partida un escenario en el que a un único grupo de sujetos se les mide una misma variable en dos momentos distintos (por lo general, antes y después de una intervención) con el objetivo de valorar si se ha producido o no algún cambio entre momentos. Para definir las diferentes condiciones de la simulación realizada hemos controlado cuatro criterios:

- El *tamaño del efecto* (d). Dado que se trata de un diseño pre-post (cada individuo tiene una puntuación antes de la intervención y otra después), el tamaño del efecto se ha definido, siguiendo a Cohen (1988), como la diferencia entre las medias del post- y del pre-test dividida entre la desviación típica de las diferencias pre-post. Hemos elegido

efectos de trece tamaños distintos: de 0 a 3,6 a intervalos de 0,3 puntos (por ejemplo, un efecto de tamaño 0,6 indica que las medias pre-post difieren en una cantidad igual a 0,6 veces la desviación típica de las diferencias). Hemos elegido estos valores para poder tener información sobre un amplio rango de efectos: desde un efecto de tamaño nulo hasta un efecto de tamaño extremo. Excepto en la condición en que el tamaño del efecto se ha fijado en cero, en todo momento se ha asumido que el efecto de la intervención hacía aumentar las puntuaciones de los sujetos. Y las diferencias las hemos obtenido restando la puntuación del pre-test a la del post-test. Por tanto, en todo momento se ha trabajado con efectos positivos (contrastes unilaterales derechos).

- El *tamaño muestral* (n). Hemos elegido tres tamaños muestrales (25, 50, 100) para representar lo que en el ámbito clínico se suele considerar tamaños pequeños, medianos y grandes (ver, por ejemplo, Crawford, y Howell, 1998).
- *Correlación test-retest* (R_{XY}): 0,7, 0,8 y 0,9. Hemos elegido estos valores para representar niveles de fiabilidad aceptables, buenos y muy buenos (Nunnally y Bernstein, 1994). Para calcular la correlación test-retest hemos utilizado el coeficiente de correlación de Pearson entre las puntuaciones del pre- y las del post-test.
- *Forma de la distribución* de las puntuaciones. Puesto que en contextos aplicados es habitual encontrar alejamientos moderados y severos de la normalidad (Micceri, 1989), hemos establecido siete valores de asimetría (desde asimetría negativa extrema a asimetría positiva extrema). La Figura 1 muestra la forma de las distribuciones simuladas y los valores de asimetría y curtosis utilizados.

Figura 1. Características de los siete tipos de distribuciones simuladas con media = 0, desv. típ. = 1 y $n = 10.000$ (los casos alejados del centro en más 5,5 desviaciones típicas se han agrupado en el extremo del correspondiente histograma).



La combinación de estos cuatro criterios ha dado lugar a $13 \times 3 \times 3 \times 7 = 819$ condiciones distintas. Para cada una de estas condiciones hemos generado 500 muestras.

La simulación la hemos llevado a cabo con el programa MatLab 2011a mediante el procedimiento que detallamos a continuación (el código de MatLab creado para realizar la simulación se incluye en el Apéndice A). En primer lugar hemos generado una matriz $\mathbf{X} = (X, Y)$ con n puntuaciones en dos variables no correlacionadas entre sí. Estas variables se han generado utilizando el sistema de distribuciones de Pearson (función *pearsrnd* de MatLab). Ambas variables se han generado con la misma media, desviación típica, asimetría y curtosis. La media se ha fijado siempre en cero y la desviación típica en uno. La asimetría y la curtosis se han ido cambiando según se explica en la Figura 1.

Para imponer el grado de relación deseado entre las dos variables simuladas, en el segundo paso del proceso hemos multiplicado la matriz \mathbf{X} por la descomposición de Cholesky (función *cholcov* de MatLab) de la matriz de correlaciones (\mathbf{R}) correspondiente a

la correlación elegida entre las dos variables generadas (R_{XY}). Como resultado de este paso, hemos obtenido una matriz $\mathbf{M} = (X, Y)$ con dos variables distribuidas según las condiciones prefijadas y correlacionando entre sí con un valor R_{XY} similar al especificado.

En el último paso del proceso de simulación hemos modificado la variable Y para reflejar cada uno de los tamaños de efecto elegidos. Esta modificación ha consistido simplemente en sumar a cada puntuación del post-test (variable Y) un determinado número de veces (de 0 a 3,6 puntos, a intervalos de 0,3) la desviación típica de las diferencias pre-post.

Análisis de datos

Tras generar las 409.500 muestras programadas, hemos comprobado, en primer lugar, si las características de las distribuciones simuladas se correspondían con las que pretendíamos simular. Para ello hemos calculado, en las distribuciones de cada condición simulada, descriptivos de tendencia central, dispersión y forma, y las correspondientes correlaciones pre-post.

En segundo lugar, hemos calculado, en cada muestra, la diferencia entre las medias del post- y del pre-test y la hemos dividido entre la desviación típica de las diferencias para obtener el tamaño del efecto empírico. Este tamaño del efecto es el que hemos utilizado para cuantificar el *cambio grupal* en cada muestra.

En tercer lugar, hemos calculado tres índices de cambio para identificar qué puntuación individual representaba un cambio fiable y, consiguientemente, para calcular, en cada muestra, la *proporción de cambios individuales* (esto es equivalente a calcular, en cada muestra, la proporción de puntuaciones que, una vez tipificadas por el procedimiento elegido, superan un determinado punto de corte). De los numerosos índices de cambio

fiable disponibles para valorar el cambio individual, hemos elegido los tres que en recientes trabajos (Ferrer y Pardo, 2013; Pardo y Ferrer, en prensa) mejor comportamiento han mostrado desde el punto de vista de la tasa de falsos positivos que generan (en el Apéndice B se incluyen las formulaciones exactas de cada índice):

- a. *Diferencia individual tipificada (standardized individual difference, SID)*. Puntuación típica resultante de dividir la diferencia pre-post entre la desviación típica de las diferencias. Esta tipificación fue propuesta inicialmente por Payne y Jones (1957) para valorar la *anormalidad* de la discrepancia entre dos puntuaciones. Si la distribución de las diferencias pre-post es normal, cabe esperar que el 95% de las *SID* se encuentre entre $\pm 1,96$, y el 90% entre $\pm 1,64$. Por tanto, en los escenarios de no-cambio (tamaño del efecto igual a cero; contraste bilateral) hemos considerado que se producía un cambio individual cuando una *SID* era mayor que 1,96 o menor que -1,96; y, en los escenarios de cambio, cuando una *SID* era mayor que 1,64 (tamaño del efecto mayor de cero; contraste unilateral derecho).
- b. *Índice de cambio fiable (reliable change index, RCI)* de Jacobson y colaboradores (Jacobson, Follette, & Revenstorf, 1984; Jacobson, Roberts, Berns, & McGlinchey, 1999; Jacobson & Truax, 1991). Este método es, probablemente, el índice de cambio individual más popular de todos. A diferencia del anterior, no se basa en la desviación típica de las diferencias, sino en el error típico de medida. De los distintos métodos disponibles para estimar la fiabilidad, Ferrer y Pardo (2013) han demostrado que la tasa más ajustada de falsos positivos se obtiene cuando la fiabilidad se estima mediante la correlación test-retest (R_{XY}). Los puntos de corte que se utilizan para tomar decisiones con este índice son exactamente los mismos que los que se utilizan con el índice *SID*.

- c. *Índice de Gulliksen-Lord-Novick (GLN)*. Este método también se basa en el error típico de medida, pero incorpora la media y la desviación típica de la población hipotética hacia la cual deberían tender los resultados de la medición post-test, es decir, incorpora el efecto de la regresión a la media (Hsu, 1989, 1995, 1996). Si no se tiene información relevante sobre la media y la desviación típica de la población de referencia, se usan los datos del pre-test (Hsu, 1999). Los puntos de corte que se utilizan para tomar decisiones con este índice son exactamente los mismos que se utilizan con los dos anteriores.

Finalmente, con cada cambio grupal medio y cada proporción de cambios individuales (500 pares de valores por cada condición simulada) hemos obtenido diagramas de dispersión para informar del tipo de relación subyacente entre el cambio grupal y el individual, y hemos ajustado diferentes modelos de regresión (procedimiento *curvefit* de SPSS 20) para concretar en qué medida el cambio grupal medio ayuda a pronosticar la proporción de cambios individuales (dado que para estimar algunas funciones es necesario que todos los valores de la variable dependiente sean positivos, hemos sumado a cada proporción de cambio individual una cantidad fija de 0,00001 puntos).

Resultados

La Tabla 1 contiene un resumen descriptivo (media y desviación típica) de algunos de los datos simulados; en concreto, de los datos correspondientes a las siete condiciones que verifican $n = 25$, $R_{XY} = 0,7$ y $d = 0,9$. La tabla incluye las medias y desviaciones típicas de las puntuaciones del pre (X), del post (Y) y de la diferencia pre-post (D). También incluye

los correspondientes índices de asimetría y curtosis, el coeficiente de correlación de Pearson entre el pre y el post (R_{XY}) y el tamaño del efecto observado (d).

Tabla 1. Descriptivos correspondientes a las siete distribuciones simuladas bajo la condición $n = 25$, $R_{XY} = 0,7$ y $d = 0,9$. Cada casilla contiene la media (desv. típica) de las 500 muestras simuladas en cada condición.

	<i>asim</i> = -3 <i>curt</i> = 21	<i>asim</i> = -2 <i>curt</i> = 12	<i>asim</i> = -1 <i>curt</i> = 5	<i>asim</i> = 0 <i>curt</i> = 3	<i>asim</i> = 1 <i>curt</i> = 5	<i>asim</i> = 2 <i>curt</i> = 12	<i>asim</i> = 3 <i>curt</i> = 21
\bar{X}	-.01 (.21)	.01 (.20)	.00 (.20)	.01 (.20)	.01 (.21)	.01 (.19)	.00 (.20)
\bar{Y}	.66 (.18)	.68 (.18)	.68 (.18)	.70 (.22)	.70 (.27)	.67 (.32)	.66 (.38)
\bar{D}	.67 (.18)	.68 (.15)	.68 (.15)	.69 (.18)	.70 (.23)	.66 (.29)	.66 (.33)
S_X	.97 (.41)	.95 (.26)	.99 (.19)	1.00 (.14)	.98 (.20)	.97 (.25)	.95 (.35)
S_Y	.98 (.32)	.96 (.20)	.99 (.16)	1.00 (.15)	.98 (.18)	.97 (.21)	.96 (.27)
S_D	.74 (.24)	.75 (.18)	.77 (.14)	.77 (.10)	.77 (.15)	.74 (.19)	.73 (.23)
<i>Asim.X</i>	-1.71 (.82)	-1.16 (.72)	-.73 (.56)	-.02 (.44)	.67 (.55)	1.15 (.66)	1.67 (.76)
<i>Asim.Y</i>	-1.31 (.70)	-.86 (.64)	-.54 (.52)	-.01 (.45)	.49 (.51)	.90 (.62)	1.27 (.68)
<i>Asim.D</i>	-1.11 (.96)	-.82 (.75)	-.48 (.56)	-.03 (.44)	.51 (.57)	.80 (.76)	1.04 (.95)
<i>Curt X</i>	6.18 (3.92)	4.57 (2.84)	3.49 (1.71)	2.76 (.69)	3.39 (1.54)	4.49 (2.47)	5.97 (3.52)
<i>Curt Y</i>	4.81 (2.91)	3.80 (2.21)	3.19 (1.42)	2.81 (.74)	3.14 (1.20)	3.88 (2.12)	4.69 (2.79)
<i>Curt D</i>	5.51 (3.03)	4.27 (2.20)	3.30 (1.41)	2.72 (.73)	3.30 (1.42)	4.23 (2.33)	5.24 (2.93)
R_{XY}	.68 (.18)	.68 (.16)	.69 (.13)	.70 (.11)	.68 (.13)	.70 (.15)	.68 (.18)
d	.94 (.25)	.93 (.21)	.91 (.20)	.89 (.21)	.89 (.21)	.87 (.22)	.86 (.24)

El Apéndice C incluye otras condiciones distintas de las incluidas en la Tabla 1. No obstante, puesto que los datos simulados ocupan 117 tablas como ésta (3 tamaños

muestrales \times 3 fiabilidades test-retest \times 13 efectos de distinto tamaño), el Apéndice C únicamente incluye los resultados correspondientes a los otros dos tamaños muestrales. La información sobre el resto de condiciones siguen la misma pauta y, por tanto, no aportan información nueva (el lector interesado puede consultar estos resultados, así como el resto de resultados no incluidos aquí, en:

https://www.dropbox.com/s/s8c0bhachdvpytf/EduardoEstrada_TFM_datosExtra.zip).

Dado que, al aumentar el tamaño muestral, los datos simulados se van pareciendo más y más a los valores de referencia utilizados para generarlos, los resultados obtenidos con $n = 25$ pueden dar una idea bastante exacta de la calidad de la simulación llevada a cabo. Los resultados que muestra la Tabla 1 indican que las características de las muestras generadas se corresponden con las características especificadas: el tamaño del efecto d vale aproximadamente 0,9; la media de las puntuaciones pre (X) vale aproximadamente 0; las medias de las puntuaciones post (Y) y de las diferencias pre-post (D) valen aproximadamente 0,7 (es decir, la media de X más d veces la desviación típica de las diferencias S_D); las desviaciones típicas de X e Y (S_X y S_Y) valen aproximadamente 1; R_{XY} vale aproximadamente 0,7; y la desviación típica de las diferencias (S_D) vale aproximadamente $\sqrt{2\sigma - 2\rho_{XY}} = \sqrt{2 - 2(0,7)} = 0,77$.

Únicamente el grado de asimetría y curtosis de las distribuciones simuladas se aleja de las condiciones impuestas, lo cual es debido a que, con muestras pequeñas, no es posible alcanzar valores extremos ni de asimetría ni de curtosis aunque las poblaciones muestreadas tengan asimetría y curtosis extremas.

La Tabla 2 informa sobre uno de los tres índices de cambio fiable utilizados: la *diferencia individual tipificada* (SID). Los valores que aparecen en cada casilla se han obtenido promediando primero los n valores SID de cada muestra (recordemos que tenemos un valor SID por cada puntuación simulada) y calculando después la media y la

desviación típica de esas 500 medias. La Tabla 2 solamente recoge la información relativa a las 21 condiciones que verifican $n = 25$ y $R_{XY} = 0,7$. Los resultados correspondientes a los índices *RCI* y *GLN* en esas mismas 21 condiciones son similares a los obtenidos con el estadístico *SID* (se pueden consultar en el Apéndice D). Los resultados correspondientes al resto de condiciones simuladas no aportan información adicional relevante.

Tabla 2. Media (desv. típica) del índice de cambio *SID* en las distribuciones simuladas con $n = 25$ y $R_{XY} = 0,7$.

<i>d</i>	Forma de la distribución						
	<i>asim</i> = -3 <i>curt</i> = 21	<i>asim</i> = -2 <i>curt</i> = 12	<i>asim</i> = -1 <i>curt</i> = 5	<i>asim</i> = 0 <i>curt</i> = 3	<i>asim</i> = 1 <i>curt</i> = 5	<i>asim</i> = 2 <i>curt</i> = 12	<i>asim</i> = 3 <i>curt</i> = 21
.0	.05 (.24)	.03 (.22)	.02 (.21)	.00 (.21)	-.01 (.2)	-.04 (.23)	-.04 (.23)
.3	.34 (.23)	.30 (.22)	.31 (.22)	.29 (.2)	.28 (.21)	.30 (.21)	.26 (.24)
.6	.62 (.22)	.63 (.23)	.62 (.22)	.61 (.22)	.60 (.2)	.59 (.21)	.55 (.23)
.9	.94 (.25)	.93 (.21)	.91 (.2)	.89 (.21)	.89 (.21)	.87 (.22)	.86 (.24)
1.2	1.23 (.21)	1.23 (.21)	1.22 (.22)	1.19 (.2)	1.18 (.21)	1.16 (.22)	1.16 (.23)
1.5	1.54 (.23)	1.51 (.21)	1.51 (.21)	1.49 (.22)	1.49 (.21)	1.48 (.2)	1.45 (.22)
1.8	1.84 (.22)	1.82 (.22)	1.82 (.21)	1.81 (.2)	1.78 (.21)	1.80 (.2)	1.77 (.22)
2.1	2.16 (.24)	2.13 (.23)	2.12 (.21)	2.10 (.21)	2.08 (.23)	2.08 (.21)	2.08 (.22)
2.4	2.46 (.24)	2.42 (.2)	2.43 (.2)	2.40 (.2)	2.40 (.21)	2.39 (.21)	2.35 (.24)
2.7	2.72 (.21)	2.73 (.2)	2.72 (.21)	2.70 (.2)	2.69 (.2)	2.67 (.23)	2.67 (.22)
3.0	3.04 (.22)	3.03 (.22)	3.01 (.21)	3.02 (.22)	3.00 (.22)	2.97 (.2)	2.97 (.23)
3.3	3.34 (.24)	3.32 (.21)	3.31 (.21)	3.30 (.22)	3.29 (.22)	3.28 (.2)	3.26 (.23)
3.6	3.62 (.2)	3.63 (.22)	3.61 (.2)	3.60 (.22)	3.59 (.21)	3.57 (.2)	3.59 (.22)

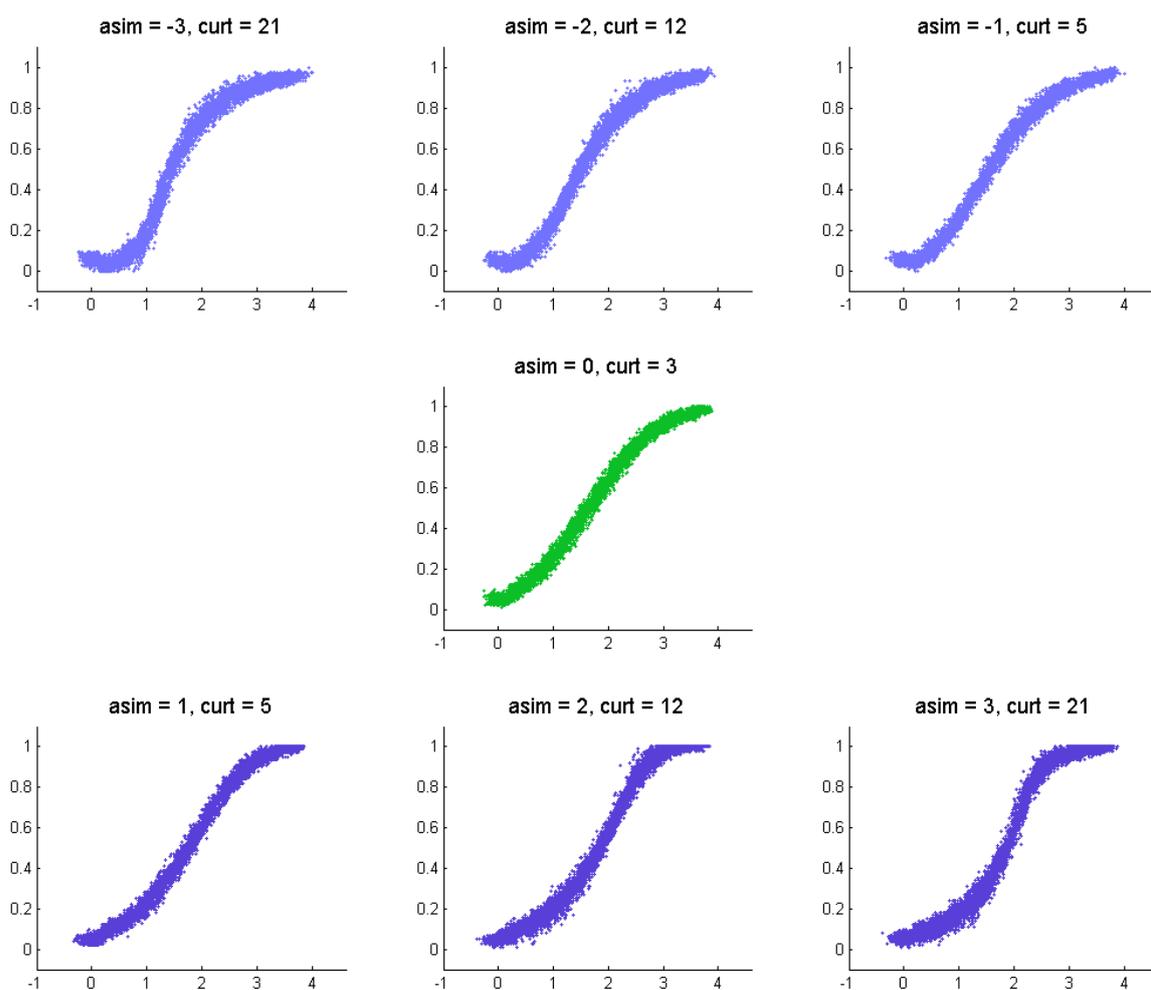
Debido a que el índice *SID* se obtiene dividiendo cada diferencia pre-post entre la desviación típica de esas diferencias, cabe esperar que la media de ese índice coincida, en una condición cualquiera, con el tamaño del efecto de esa condición. Y también cabe esperar que, al aumentar el tamaño muestral, esa correspondencia sea más exacta y con desviaciones típicas más pequeñas. Los resultados de la Tabla 2 no solamente indican que esto es justamente lo que ocurre, sino que además ocurre independientemente de la forma de la distribución simulada.

Tras comprobar que las características de los datos simulados se correspondían con las características impuestas para simularlos, hemos procedido a estudiar la relación entre el tamaño del efecto (cambio grupal) y la proporción de recuperaciones (cambio individual). Para ello, en primer lugar, hemos construido diagramas de dispersión con el tamaño del efecto en el eje horizontal y la proporción de cambios en el eje vertical. La Figura 2 muestra estos diagramas. Cada punto de estos diagramas corresponde a una de las muestras simuladas: 13 tamaños del efecto \times 500 muestras = 6.500 puntos por diagrama. La Figura 2 únicamente ofrece los diagramas obtenidos con el índice *SID* y bajo las condiciones $n = 100$ y $R_{XY} = 0,7$. Para facilitar la interpretación de la relación subyacente hemos optado por incluir los diagramas procedentes de las condiciones con el mayor de los tamaños muestrales utilizados; no obstante, con $n = 25$ y $n = 50$ se observa exactamente el mismo tipo de relación, aunque con mayor variabilidad: para un efecto dado, la proporción de cambios es más variable cuando el tamaño muestral es más pequeño, manteniendo el mismo centro.

Con $R_{XY} = 0,8$ y $R_{XY} = 0,9$ hemos encontrado el mismo tipo de pauta en la relación que con $R_{XY} = 0,7$. Y también hemos encontrado que la forma de la distribución ejerce el mismo efecto, aunque algo más acentuado.

Con las proporciones de cambio obtenidas al aplicar los otros dos índices de cambio elegidos (*RCI* y *GLN*) se obtienen resultados parecidos. Se aprecia el mismo patrón de relación, aunque con un efecto adicional: a medida que aumenta la asimetría, tanto positiva como negativa, en algunas muestras se dispara la proporción de de cambios por encima de la tendencia general. Es decir, a medida que la asimetría es más extrema, en algunas muestras se produce una proporción de cambios mayor de la que se produce en el resto de muestras. En el Apéndice E hemos incluido diagramas equivalentes a los de la Figura 2, pero obtenidos con los índices *RCI* y *GLN*.

Figura 2. Relación entre el tamaño del efecto (eje horizontal) y la proporción de cambios individuales valorada con el estadístico *SID* (eje vertical), con $n = 100$ y $R_{XY} = 0,7$.



Para obtener información cuantitativa sobre la relación detectada en los diagramas de la Figura 2, hemos ajustado a los datos simulados dos tipos de modelos: lineales y logísticos. En todos los casos hemos utilizado el *tamaño del efecto* (cambio grupal) como variable independiente y la *proporción de cambios* (cambio individual) como variable dependiente. El ajuste de estos modelos se ha llevado a cabo en cada una de las 63 condiciones resultantes de combinar los 3 tamaños muestrales, las tres fiabilidades test-retest y los 7 grados de asimetría-curtosis elegidos. La Tabla 3 ofrece el coeficiente de determinación R^2 obtenido con cada modelo. La Tabla 4 recoge los coeficientes del modelo que mejor ajusta. La información de ambas tablas se refiere a la proporciones de cambio obtenidas con el índice *SID* bajo las condiciones $n = 25$ y $R_{XY} = 0,70$.

Dado que la dispersión de las diferentes nubes de puntos se va reduciendo a medida que va aumentando el tamaño muestral, los valores de R^2 informados en la Tabla 3 son los peores (los más bajos) de todos los encontrados; es decir, con $n = 50$ y $n = 100$ mejora el ajuste de ambos tipos de modelos. Aun así, incluso con $n = 25$ el modelo de regresión lineal consigue valores R^2 en torno a 0,90 en las distribuciones asimétricas negativas y valores por encima de 0,90 en el resto de las distribuciones (llegando a 0,96). Curiosamente, el modelo logístico, que *a priori* podría pensarse que debía ser el que ofreciera mejor ajuste, hace peores predicciones que el lineal en todas las condiciones simuladas, aunque su ajuste mejora mucho más que el lineal al aumentar el tamaño muestral (quizá solo porque tiene más que mejorar), sin llegar en ningún caso a ofrecer mejor ajuste que el lineal.

En lo relativo al comportamiento de los otros dos índices de cambio elegidos, las predicciones del modelo lineal son ligeramente mejores cuando las proporciones de cambio se obtiene con el índice *SID* que cuando se obtienen con los índices *RCI* o *GLN*. El Apéndice F incluye información sobre el comportamiento de estos dos últimos.

Tabla 3. Grado de ajuste (R^2) de los modelos de regresión lineal y logística (con $n = 25$ y con las proporciones de cambio obtenida mediante el índice *SID*).

R_{XY}	Modelo lineal			Modelo logístico		
	.7	.8	.9	.7	.8	.9
<i>asim</i> = -3, <i>curt</i> = 21	.908	.899	.888	.653	.629	.604
<i>asim</i> = -2, <i>curt</i> = 12	.931	.926	.923	.672	.659	.648
<i>asim</i> = -1, <i>curt</i> = 5	.947	.945	.944	.701	.695	.689
<i>asim</i> = 0, <i>curt</i> = 3	.960	.961	.960	.722	.716	.724
<i>asim</i> = 1, <i>curt</i> = 5	.956	.956	.956	.744	.746	.751
<i>asim</i> = 2, <i>curt</i> = 12	.941	.941	.942	.753	.762	.768
<i>asim</i> = 3, <i>curt</i> = 21	.923	.919	.916	.768	.766	.775

Tabla 4. Coeficientes (y errores típicos) del modelo de regresión lineal (con $n = 25$ y con las proporciones de cambio obtenidas mediante el índice *SID*).

R_{XY}	0.7		0.8		0.9	
	B_0	B_1	B_0	B_1	B_0	B_1
<i>asim</i> = -3, <i>curt</i> = 21	.013 (.003)	.295 (.001)	.022 (.003)	.293 (.001)	.024 (.003)	.292 (.001)
<i>asim</i> = -2, <i>curt</i> = 12	.022 (.002)	.291 (.001)	.023 (.002)	.291 (.001)	.030 (.002)	.287 (.001)
<i>asim</i> = -1, <i>curt</i> = 5	.025 (.002)	.288 (.001)	.029 (.002)	.287 (.001)	.027 (.002)	.287 (.001)
<i>asim</i> = 0, <i>curt</i> = 3	.020 (.002)	.287 (.001)	.017 (.002)	.288 (.001)	.019 (.002)	.289 (.001)
<i>asim</i> = 1, <i>curt</i> = 5	.002 (.002)	.295 (.001)	-.001 (.002)	.297 (.001)	-.002 (.002)	.296 (.001)
<i>asim</i> = 2, <i>curt</i> = 12	-.010 (.002)	.301 (.001)	-.014 (.002)	.303 (.001)	-.015 (.002)	.303 (.001)
<i>asim</i> = 3, <i>curt</i> = 21	-.020 (.002)	.306 (.001)	-.023 (.002)	.307 (.001)	-.027 (.002)	.310 (.001)

La Tabla 4 ofrece los coeficientes del modelo lineal. Estos coeficientes son los que permiten estimar la proporción de cambios individuales a partir del tamaño del efecto: el término constante toma sistemáticamente un valor próximo a cero (oscila entre 0 y 0,03,

con errores típicos que no superan las 3 milésimas) y la pendiente toma sistemáticamente un valor próximo a 0,30 (oscila entre 0,29 y 0,31, con errores típicos que no superan las dos milésimas). Estos resultados se repiten en todas las condiciones simuladas. Esto significa: (a) que con efectos de tamaño cero cabe esperar que el porcentaje de cambios fiables se encuentre entre el 0% y el 3%, y (b) que por cada punto que aumente el tamaño del efecto, cabe esperar que la proporción de cambios aumente 0,30 puntos (lógicamente, puesto que se están pronosticando proporciones, los pronósticos menores que cero y mayores que uno deberán sustituirse por sus respectivos límites). En el Apéndice G se ofrecen tablas análogas a la 4 para los índices *RCI* y *GLN*.

Discusión

El primer objetivo de este trabajo era averiguar si la proporción de cambios individuales está relacionada con el cambio grupal. Los diagramas de dispersión de la Figura 2 muestran con claridad que la proporción de cambios individuales no es independiente del cambio grupal. La relación subyacente adopta forma de *función logística* con valores mínimo y máximo en cero y uno, respectivamente (aunque, cuando la distribución de las diferencias es normal, la forma de la función sería más bien *probit*, pues las proporciones de cambio se corresponderían con las probabilidades acumuladas de una curva normal). Independientemente de la forma exacta de la función, lo que se observa es que a medida que aumenta el tamaño del efecto, también aumenta la probabilidad de encontrar cambios estadísticamente fiables (con límites en cero y uno). En realidad esto no es algo distinto de lo que cabía esperar cuando la variabilidad del pre y del post es la misma: al aumentar el tamaño del efecto, la distribución de las diferencias va desplazando su centro a un valor

mayor que cero, de modo que un mismo punto de corte va dejando cada vez más casos a la izquierda (no olvidemos que estamos realizando contratos unilaterales derechos). Falta por saber qué ocurriría si la variabilidad del pre y del post fueran distintas.

Nuestro segundo objetivo era encontrar la función capaz de representar la relación existente entre el cambio grupal y el individual. Y creemos haberla encontrado. Aunque la nube de puntos da la impresión de que se ajusta a una función logística, lo cierto es que la función que mejor ajusta (y ajusta muy bien en todas las condiciones simuladas) es la función lineal, con valores R^2 que oscilan entre 0,89 y 0,96 (y el ajuste mejora al aumentar el tamaño muestral). Junto con este dato de ajuste, el dato más relevante que hemos encontrado es que *la pendiente de la recta de regresión es aproximadamente la misma en todas las condiciones simuladas*: aproximadamente 0,30 (oscila entre 0,29 y 0,31). Esto significa que, por cada punto que aumenta el tamaño del efecto (cambio grupal), la función estima un aumento de tres décimas en la proporción de cambios fiables (cambios individuales). Las implicaciones de este hallazgo se entenderán mejor si se tiene en cuenta que, en el ámbito clínico, cada vez más profesionales se inclinan por valorar la eficacia de los tratamientos que aplican a partir del porcentaje de recuperaciones (ver, por ejemplo, Ogles et al., 2001); cuando no se conoce ese porcentaje, puede estimarse a partir del tamaño del efecto, qué sí suele conocerse.

Nuestro tercer objetivo era intentar determinar bajo qué condiciones es posible afirmar que el cambio grupal está relacionado con el cambio individual. Y lo que hemos encontrado es que esa relación se da en todas las condiciones simuladas. No obstante, el grado de ajuste de la función lineal no es idéntico en todas ellas: en las condiciones más favorables (normalidad de las distribuciones en el pre y en el post), R^2 alcanza un valor de 0,96; en las más desfavorables (asimetría negativa extrema), baja a 0,89. Pero esto ocurre con $n = 25$. Al aumentar el tamaño muestral también mejora el ajuste: con $n = 100$, por

ejemplo, R^2 llega a 0,98 en las condiciones más favorables y no baja de 0,91 en las más desfavorables.

Una inspección cuidadosa de los diagramas de la Figura 2 permite apreciar que los cambios en la forma de las distribuciones del pre y del post afectan de manera visible a la nube de puntos. En condiciones de asimetría negativa, se requiere un efecto de mayor tamaño para que la proporción de cambios se empiece a alejar de cero; y una vez que la proporción de cambios empieza a aumentar, lo hace de forma rápida.

Si nos centramos en el rango de efectos que van de 0 a 1,2, da la impresión de que, cuando las distribuciones son asimétricas negativas, podría tener sentido modelar la relación con una función no lineal; de hecho, al ajustar una función cuadrática a esa parte de la nube de puntos (es decir, al restringir el rango de la relación a los efectos con tamaño entre 0 y 1,2), R^2 toma valores que oscilan entre 0,71 y 0,83; mientras que, al ajustar una función lineal, R^2 toma valores comprendidos entre 0,47 y 0,72. Estos valores de ajuste, en especial los del modelo cuadrático, son considerablemente buenos si tenemos en cuenta la importante restricción de rango aplicada a los valores del tamaño del efecto.

Por otro lado, dado que las conclusiones a las que es posible llegar aplicando un diseño pre-post sin grupo control son bastante limitadas (no es posible, por ejemplo, valorar de forma creíble la eficacia de un tratamiento), sería interesante averiguar si la relación detectada entre el cambio grupal y el cambio individual se mantiene cuando se añade un grupo control a este diseño y el cambio individual del grupo experimental se cuantifica por comparación con el cambio individual del grupo control (como hacen, por ejemplo, Norman et al., 2001).

Como conclusión de este estudio, podemos afirmar que el cambio grupal está estrecha y linealmente relacionado con el cambio individual y que, por tanto, es posible estimar qué porcentaje aproximado de individuos cambiará tras una intervención en un

contexto aplicado, incluso si solo se tiene información sobre el cambio grupal. La relación hallada se puede resumir en la idea de que, por cada punto que aumenta el tamaño del efecto, cabe esperar un 30% de cambios individuales. Esta pauta es común a todas las condiciones estudiadas, con muy ligeras variaciones. No obstante, es necesario seguir estudiando las características de esta relación cuando las condiciones son desfavorables (asimetría negativa en contratos unilaterales derechos), cuando el tamaño del efecto es menor que uno y cuando la variabilidad del pre y del post no es la misma.

Referencias

- Aharony, L., & Strasser, S. (1993). Patient satisfaction: What we know about and what we still need to explore. *Medical Care Review*, *50*, 49-79.
doi:10.1177/002570879305000104
- Albrecht, G., & Hoogstraten, J. (1998). Satisfaction as a determinant of compliance. *Community Dentistry and Oral Epidemiology*, *26*, 139-146.
doi: 10.1111/j.1600-0528.1998.tb01940.x
- Bauer, S., Lambert, M. J., & Nielsen, S. L. (2004). Clinical Significance Methods: A Comparison of Statistical Techniques. *Journal of Personality Assessment*, *82*, 60-70.
doi:10.1207/s15327752jpa8201_11.
- Beaton, D., Bombardier, C., Katz, J., & Wright, J. (2001). A taxonomy for responsiveness. *Journal of Clinical Epidemiology*, *54*, 1204-1217.
doi:10.1016/S0895-4356(01)00407-3.
- Cleary, P. D., & McNeil, B. J. (1988). Patient satisfaction as an indicator of quality care. *Inquiry*, *25*, 25-36.
- Cohen, J. (1988). *Statistical power analysis for the behavioral sciences* (2^a ed.). Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

- Crawford, J. R., & Howell, D. C. (1998). Regression equations in clinical neuropsychology: An evaluation of statistical methods for comparing predicted and obtained scores. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, *20*, 755-762. doi:10.1076/jcen.20.5.755.1132.
- Crosby, R. D., Kolotkin, R. L., & Williams, G. R. (2003). Defining clinically meaningful change in health-related quality of life. *Journal of Clinical Epidemiology*, *56*, 395-407. doi:10.1016/S0895-4356(03)00044-1.
- de Vet, H. C., Terwee, C. B., Ostelo, R. W., Beckerman, H., Knol, D. L., & Bouter, L. M. (2006). Minimal changes in health status questionnaires: distinction between minimally detectable change and minimally important change. *Health and Quality of Life Outcomes*, *4*, 54. doi:10.1186/1477-7525-4-54.
- Fayers, P. M., & Machin, D. (2000). *Quality of life: Assessment, analysis and interpretation*. Chichester: Wiley.
- Ferrer, R., & Pardo, A. (2013). Clinically meaningful change: False positives in the estimation of individual change (manuscrito enviado para su publicación).
- Guyatt, G. H., Juniper, E.F., Walter, S. D, Griffith, L. E., & Goldstein, R. S. (1998). Interpreting treatment effects in randomised trials. *BMJ*, *316*, 690-693. doi:10.1136/bmj.316.7132.690
- Hageman, W. J. J. M., & Arrindell, W. A. (1999). Establishing clinically significant change: increment of precision and the distinction between individual and group level of analysis. *Behaviour Research and Therapy*, *37*, 1169-1193. doi:10.1016/S0005-7967(99)00032-7.
- Hsu, L. M. (1989). Reliable changes in psychotherapy: Taking into account regression toward the mean. *Behavioral Assessment*, *11*, 459-467.
- Hsu, L. M. (1995). Regression toward the mean associated with measurement error and the identification of improvement and deterioration in psychotherapy. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, *63*, 141-144. doi:10.1037/0022-006X.63.1.141
- Hsu, L. M. (1996). On the identification of clinically significant client changes: Reinterpretation of Jacobson's cut scores. *Journal of Psychopathology and Behavioral Assessment*, *18*, 371-385. doi:10.1007/BF02229141
- Hsu, L. M. (1999). Caveats concerning comparisons of change rates obtained with five methods of identifying significant client changes: Comment on Speer and Greenbaum. doi:10.1037/0022-006X.67.4.594

- IBM (2012). SPSS (Versión 20). Obtenido de: <http://www-01.ibm.com/software/analytics/spss/downloads.html>
- Jacobson, N. S., Follette, W. C., & Revenstorf, D. (1984). Psychotherapy outcome research: Methods for reporting variability and evaluating clinical significance. *Behavior Therapy, 15*, 336-352. doi:10.1016/S0005-7894(84)80002-7
- Jacobson, N. S., Roberts, L. J., Berns, S. B., & McGlinchey, J. B. (1999). Methods for defining and determining the clinical significance of treatment effects: Description, application, and alternatives. *Journal of Consulting and Clinical Psychology, 67*, 300-307. doi:10.1037/0022-006X.67.3.300.
- Jacobson, N. S., & Truax, P. (1991). Clinical significance: A statistical approach to defining meaningful change in psychotherapy research. *Journal of Consulting and Clinical Psychology, 59*, 12-19. doi:10.1037/0022-006X.59.1.12.
- Lemieux, J., Beaton, D. E., Hogg-Johnson, S., Bordeleau, L. J., & Goodwin, P. J. (2007). Three methods for minimally important difference: no relationship was found with the net proportion of patients improving. *Journal of Clinical Epidemiology, 60*, 448-455. doi:10.1016/j.jclinepi.2006.08.006.
- Lydick, E., & Epstein, R. S. (1993). Interpretation of quality of life changes. *Quality of Life Research, 2*, 221-226. doi:10.1007/BF00435226.
- Mathworks (2011). MatLab (Versión 2011a). Obtenido de <http://www.mathworks.es/products/matlab/>
- Micceri, T. (1989). The unicorn, the normal curve, and other improbable creatures. *Psychological Bulletin, 105*, 156-166. doi:10.1037/0033-2909.105.1.156.
- Norman, G. R., Sridhar, F., Guyatt, G. H., & Walter, S. D. (2001). Relation of Distribution- and Anchor-Based Approaches in Interpretation of Changes in Health-Related Quality of Life. *Medical Care, 39*, 1039-1047. doi:10.1097/00005650-200110000-00002.
- Nunnally, J. C., & Bernstein, I. (1994). *Psychometric theory* (3^a ed.). New York: McGraw Hill.
- Ogles, B. M., Lunnen, K. M., & Bonesteel, K. (2001). Clinical significance: History, application, and current practice. *Clinical Psychology Review, 21*, 421-446. doi:10.1016/S0272-7358(99)00058-6

- Ottenbacher, K. J., Johnson, M. B., y Hojem, M. (1988). The Significance of Clinical Change and Clinical Change of Significance: Issues and Methods. *American Journal of Occupational Therapy*, 42, 156-163. doi:10.5014/ajot.42.3.156.
- Pardo, A., & Ferrer, R. (en prensa). Significación clínica: falsos positivos en la estimación del cambio individual. *Anales de Psicología*.
- Payne, R. W., & Jones, G. (1957). Statistics for the investigation of individual cases. *Journal of Clinical Psychology*, 13, 115-121.
doi:10.1002/1097-4679(195704)13:2<115::AID-JCLP2270130203>3.0.CO;2-1
- Revicki, D., Hays, R. D., Cella D., & Sloan, J.A. (2008). Recommended methods for determining responsiveness and minimally important differences for patient-reported outcomes. *Journal of Clinical Epidemiology*, 61, 102-109.
doi:10.1016/j.jclinepi.2007.03.012
- Schmitt, J. S., & Di Fabio, R. P. (2004). Reliable change and minimum important difference (MID) proportions facilitated group responsiveness comparisons using individual threshold criteria. *Journal of Clinical Epidemiology*, 57, 1008-1018.
doi:10.1016/j.jclinepi.2004.02.007.
- Shikiar, R., & Rentz, A. M. (2004). Satisfaction with medication: an overview of conceptual, methodologic, and regulatory issues. *Value in Health*, 7, 204-215.
doi:10.1111/j.1524-4733.2004.72252.x
- Testa, M. A. (2000). Interpretation of quality-of-life outcomes: issues that affect magnitude and meaning. *Medical care*, 38(9 Suppl), II166-74.
- Vindras, P., Desmurget, M., & Baraduc, P. (2012). When One Size Does Not Fit All: A Simple Statistical Method to Deal with Across-Individual Variations of Effects. *PLoS ONE*, 7(6), e39059. doi:10.1371/journal.pone.0039059.
- Wright, J. G. (2000). Evaluating the outcome of treatment. Shouldn't we be asking patients if they are better? *Journal of Clinical Epidemiology*, 53, 549-553. doi:10.1016/S0895-4356(99)00225-5

Apéndice A

Código de MatLab para generar los datos

```

% December 17th 2012
% Eduardo Estrada - eduardo.estrada@uam.es
%
% effects size range = [0:.3:3.6] (13 effect sizes)
%
% [filename, data] = sampleGenLoop(n, nRepl, skewn, rxy, write)
% n = sample size
% nRepl = number of replicas for each effect size
% skewn = skewness of distributions
% kurt = kurtosis of distributions
% rxy = pearson correlation between measures pre and post treatment
% write = [true/false] write data into a text file

function [data] = sampleGenLoop(n, nRepl, skewn, kurt, rxy, write)

ESs = 0 : .3 : 3.6; % Effect sizes definition
nES = length(ESs); % Lenght of ES vector (number of samples to create)
nStats = 11;

COR = [1,rxy;rxy,1]; % correlation matrix between x and y

% initiate empty matrix for output global database
totalNrows = nRepl* n * nES;
data = zeros(totalNrows,nStats);
writeInRowGlob = 1;

for repl=1:nRepl

    dataForReplLoop = zeros(n * nES,nStats);
    writeInRowLocal = 1;

    for ES = 1:nES

        X = pearsrnd(0,1,skewn,kurt,n,2); % generate matrix X of random values
                                         % 2 columns and 'nsuj' rows
        MAT = X*(cholcov(COR)); % Cholesky-like covariance decomposition of 'COR'
                                % multiplying X

        varx = MAT(:,1); % re-scale x to defined metric
        vary = MAT(:,2); % re-scale y to defined metric

        difYX = vary-varx; % calculate vector of differences between y and x
                           % for each row

        DESVDIF = std(difYX); % standard deviation of the differences

        EStoApply = ESs(ES)*DESDIF;

        vary1 = vary + repmat(EStoApply,n,1);

        skewx = repmat((skewness(varx)), n, 1);
        skewy = repmat((skewness(vary)), n, 1);
        skewdifYX = repmat((skewness(difYX)), n, 1);
        kurtx = repmat((kurtosis(varx)), n, 1);
        kurty = repmat((kurtosis(vary)), n, 1);
        kurtdifYX = repmat((kurtosis(difYX)), n, 1);

        nrepl = zeros(n,1);

        dataForESloop = [nrepl+repl, repmat(ESs(ES),n,1), varx, vary1,...
                        repmat(EStoApply, n, 1), skewx, skewy, skewdifYX,...
                        kurtx, kurty, kurtdifYX];

        dataRows = size(dataForESloop,1); % number of rows in current database

        % write current database in output global database
        dataForReplLoop( writeInRowLocal:writeInRowLocal + dataRows-1, : ) = dataForESloop;

        % dataForESloop from next loop will be written right after dataForESloop from this loop
        writeInRowLocal = writeInRowLocal+dataRows;

    end % for ES = 1:nES

    dataRows = size(dataForReplLoop,1); % number of rows in current database

    % write current database in output global database
    data( writeInRowGlob:writeInRowGlob + dataRows-1, : ) = dataForReplLoop;

```

```

    % dataForESloop from next loop will be written right after dataForESloop from this loop
    writeInRowGlob = writeInRowGlob+dataRows;

end % for repl=1:replicas

filename = strcat(num2str(nRepl),'loop', 'N', num2str(n),...
    'skewn', num2str(skewn), 'Rxy', num2str(rxy), '.txt');

if write == true
    disp('now writing data on file')
    disp(filename)
    disp(' ')
    dlmwrite(filename,data,'delimiter','\t','precision','%8.3f');
else
    disp(filename)
    disp('will not be written on hard disk')
    disp(' ')
end % if write == true

end % function sampleGenLoop

-----

nRepl = 500;
n1 = 25;
n2 = 50;
n3 = 100;

skewn_array = [-3 -2 -1 0 1 2 3];
rxy_array = [.7 .8 .9];

nConditions = length(skewn_array)*length(rxy_array);

data = cell(nConditions,2,2,3);

%% program to generate data

condition = 1;

for skewn = skewn_array
    if (skewn == 0)
        kurt = 3;
        disp([skewn kurt])
    else
        kurt = skewn^2 + abs(skewn)*4;
        disp([skewn kurt])
    end

    for rxy = rxy_array
        datanamelist = genvarname({...
            strcat('dataN1skn',num2str(skewn),'krt',num2str(kurt),'r',num2str(rxy*10)),...
            strcat('sumDataN1skn',num2str(skewn),'krt',num2str(kurt),'r',num2str(rxy*10)),...
            strcat('dataN2skn',num2str(skewn),'krt',num2str(kurt),'r',num2str(rxy*10)),...
            strcat('sumDataN2skn',num2str(skewn),'krt',num2str(kurt),'r',num2str(rxy*10)),...
            strcat('dataN3skn',num2str(skewn),'krt',num2str(kurt),'r',num2str(rxy*10)),...
            strcat('sumDataN3skn',num2str(skewn),'krt',num2str(kurt),'r',num2str(rxy*10))});

        data{condition,1,1,1} = datanamelist{1};
        data{condition,1,2,1} = datanamelist{2};
        data{condition,2,1,1} = sampleGenLoop(n1, nRepl, skewn, kurt, rxy, false);
        data{condition,2,2,1} = samplesSummaryLoop(data{condition,2,1,1}, n1, nRepl, skewn, rxy, true);

        data{condition,1,1,2} = datanamelist{3};
        data{condition,1,2,2} = datanamelist{4};
        data{condition,2,1,2} = sampleGenLoop(n2, nRepl, skewn, kurt, rxy, false);
        data{condition,2,2,2} = samplesSummaryLoop(data{condition,2,1,2}, n2, nRepl, skewn, rxy, true);

        data{condition,1,1,3} = datanamelist{5};
        data{condition,1,2,3} = datanamelist{6};
        data{condition,2,1,3} = sampleGenLoop(n3, nRepl, skewn, kurt, rxy, false);
        data{condition,2,2,3} = samplesSummaryLoop(data{condition,2,1,3}, n3, nRepl, skewn, rxy, true);

        condition = condition + 1;

    end % for r = rxy_array
end; % for skewn = skewn_array

```

Apéndice B

Índices de cambio fiable

Siendo:

n = tamaño de la muestra.

X_i = i -ésima puntuación en el momento *pre*.

Y_i = i -ésima puntuación en el momento *post*.

D_i = i -ésima diferencia post-pre.

S = desviación típica.

R_{XY} = fiabilidad test-retest (correlación *pre-post*)

1. Diferencia individual tipificada (*standardized individual difference, SID*):

$$SID = \frac{D_i}{S_D}$$

2. Índice de cambio fiable de Jacobson y colaboradores (*reliable change index, RCI*):

$$RCI = \frac{D_i}{\sqrt{2(S_X \sqrt{1 - R_{XY}})^2}}$$

3. Índice de Gulliksen-Lord-Novick

$$GLN = \frac{(Y_i - \bar{X}) - R_{XY}(X - \bar{X})}{S_X \sqrt{1 - R_{XY}^2}}$$

Apéndice C

Características de las distribuciones simuladas con $n = 50$ y $n = 100$

Tabla 1.a. Descriptivos correspondientes a las siete distribuciones simuladas bajo la condición $n = 50$, $R_{XY} = 0,7$ y $d = 0,9$. Cada casilla contiene la media (desv. típica) de las 500 muestras simuladas en cada condición.

	<i>asim</i> = -3 <i>curt</i> = 21	<i>asim</i> = -2 <i>curt</i> = 12	<i>asim</i> = -1 <i>curt</i> = 5	<i>asim</i> = 0 <i>curt</i> = 3	<i>asim</i> = 1 <i>curt</i> = 5	<i>asim</i> = 2 <i>curt</i> = 12	<i>asim</i> = 3 <i>curt</i> = 21
\bar{X}	.01 (.14)	-.01 (.14)	.00 (.14)	-.01 (.14)	.00 (.14)	.00 (.14)	-.01 (.14)
\bar{Y}	.69 (.15)	.68 (.13)	.69 (.14)	.69 (.16)	.69 (.19)	.70 (.22)	.67 (.29)
\bar{D}	.68 (.13)	.68 (.12)	.69 (.11)	.69 (.12)	.69 (.16)	.69 (.2)	.68 (.26)
S_X	.96 (.26)	.98 (.2)	1.00 (.14)	1.00 (.1)	.99 (.13)	.98 (.19)	.95 (.26)
S_Y	.97 (.21)	.98 (.16)	1.01 (.12)	.99 (.09)	.98 (.12)	.99 (.15)	.98 (.22)
S_D	.75 (.19)	.74 (.13)	.77 (.09)	.77 (.08)	.76 (.1)	.76 (.13)	.75 (.2)
<i>Asim.X</i>	-2.04 (.82)	-1.39 (.71)	-.84 (.51)	.00 (.32)	.80 (.44)	1.40 (.68)	1.99 (.86)
<i>Asim.Y</i>	-1.56 (.73)	-1.05 (.58)	-.58 (.42)	.01 (.31)	.59 (.41)	1.06 (.56)	1.55 (.74)
<i>Asim.D</i>	-1.42 (1.03)	-.93 (.69)	-.59 (.46)	.01 (.32)	.56 (.49)	1.01 (.76)	1.43 (1)
<i>Curt X</i>	8.32 (5.42)	5.79 (3.85)	4.02 (2.07)	2.83 (.56)	3.85 (1.67)	5.85 (3.63)	8.11 (5.64)
<i>Curt Y</i>	6.32 (4.27)	4.64 (2.62)	3.40 (1.32)	2.83 (.64)	3.44 (1.31)	4.67 (2.63)	6.25 (4.33)
<i>Curt D</i>	7.41 (4.9)	4.97 (2.91)	3.74 (1.5)	2.88 (.6)	3.67 (1.49)	5.31 (3.45)	7.30 (5.04)
R_{XY}	.69 (.14)	.70 (.11)	.70 (.08)	.69 (.08)	.70 (.09)	.69 (.11)	.69 (.13)
d	.93 (.15)	.93 (.15)	.91 (.14)	.90 (.13)	.90 (.15)	.89 (.15)	.89 (.15)

Tabla 1.b. Descriptivos correspondientes a las siete distribuciones simuladas bajo la condición $n = 100$, $R_{XY} = 0,7$ y $d = 0,9$. Cada casilla contiene la media (desv. típica) de las 500 muestras simuladas en cada condición.

	<i>asim</i> = -3 <i>curt</i> = 21	<i>asim</i> = -2 <i>curt</i> = 12	<i>asim</i> = -1 <i>curt</i> = 5	<i>asim</i> = 0 <i>curt</i> = 3	<i>asim</i> = 1 <i>curt</i> = 5	<i>asim</i> = 2 <i>curt</i> = 12	<i>asim</i> = 3 <i>curt</i> = 21
\bar{X}	.00 (.1)	.00 (.1)	.00 (.1)	.00 (.09)	-.01 (.11)	-.01 (.1)	.00 (.1)
\bar{Y}	.68 (.11)	.69 (.09)	.69 (.1)	.69 (.11)	.68 (.13)	.69 (.17)	.69 (.19)
\bar{D}	.69 (.11)	.69 (.08)	.70 (.08)	.69 (.09)	.69 (.11)	.69 (.15)	.69 (.17)
S_X	.98 (.19)	1.00 (.16)	.99 (.1)	1.00 (.07)	.98 (.11)	.98 (.15)	.99 (.19)
S_Y	.99 (.16)	1.00 (.12)	.99 (.08)	1.00 (.07)	.99 (.09)	.99 (.12)	.99 (.15)
S_D	.76 (.14)	.76 (.1)	.77 (.07)	.77 (.06)	.77 (.07)	.77 (.11)	.76 (.13)
<i>Asim.X</i>	-2.31 (.88)	-1.67 (.77)	-.88 (.4)	.00 (.25)	.89 (.46)	1.61 (.7)	2.32 (.84)
<i>Asim.Y</i>	-1.73 (.67)	-1.25 (.57)	-.63 (.33)	.00 (.23)	.65 (.36)	1.22 (.58)	1.74 (.65)
<i>Asim.D</i>	-1.62 (.92)	-1.11 (.69)	-.65 (.4)	.01 (.24)	.65 (.39)	1.20 (.77)	1.60 (.92)
<i>Curt X</i>	10.65 (7.49)	7.74 (5.62)	4.28 (1.94)	2.94 (.45)	4.46 (2.6)	7.35 (5.06)	10.66 (7.01)
<i>Curt Y</i>	7.51 (4.95)	5.74 (3.51)	3.67 (1.18)	2.92 (.47)	3.76 (1.5)	5.65 (3.55)	7.50 (4.67)
<i>Curt D</i>	8.82 (6.33)	6.17 (3.73)	4.00 (1.58)	2.97 (.45)	4.03 (1.68)	6.71 (4.97)	8.86 (6.17)
R_{XY}	.70 (.1)	.70 (.08)	.70 (.06)	.70 (.05)	.69 (.07)	.69 (.08)	.70 (.1)
d	.91 (.1)	.91 (.11)	.91 (.1)	.90 (.1)	.90 (.1)	.89 (.1)	.89 (.1)

Apéndice D
Índices de cambio *RCI* y *GLN*

Tabla 2.a. Media (desv. típica) del índice de cambio *RCI* en las distribuciones simuladas con $n = 25$ y $R_{XY} = 0,7$.

<i>d</i>	Forma de la distribución						
	<i>asim</i> = -3 <i>curt</i> = 21	<i>asim</i> = -2 <i>curt</i> = 12	<i>asim</i> = -1 <i>curt</i> = 5	<i>asim</i> = 0 <i>curt</i> = 3	<i>asim</i> = 1 <i>curt</i> = 5	<i>asim</i> = 2 <i>curt</i> = 12	<i>asim</i> = 3 <i>curt</i> = 21
.0	.03 (.26)	.02 (.24)	.02 (.21)	.00 (.22)	-.01 (.21)	-.02 (.24)	-.02 (.26)
.3	.35 (.23)	.31 (.22)	.31 (.22)	.30 (.2)	.30 (.24)	.33 (.25)	.31 (.32)
.6	.66 (.21)	.66 (.22)	.63 (.21)	.63 (.24)	.63 (.24)	.64 (.29)	.62 (.33)
.9	1.01 (.27)	.97 (.2)	.93 (.19)	.91 (.23)	.93 (.27)	.92 (.3)	.96 (.39)
1.2	1.33 (.27)	1.29 (.25)	1.25 (.22)	1.22 (.24)	1.22 (.28)	1.24 (.36)	1.29 (.45)
1.5	1.67 (.29)	1.59 (.23)	1.57 (.23)	1.53 (.27)	1.54 (.3)	1.59 (.38)	1.61 (.52)
1.8	1.99 (.33)	1.91 (.24)	1.87 (.23)	1.84 (.25)	1.85 (.34)	1.95 (.49)	1.97 (.54)
2.1	2.33 (.36)	2.23 (.28)	2.18 (.25)	2.16 (.28)	2.16 (.38)	2.20 (.45)	2.32 (.68)
2.4	2.64 (.4)	2.58 (.33)	2.51 (.27)	2.45 (.29)	2.49 (.4)	2.57 (.56)	2.59 (.64)
2.7	2.99 (.56)	2.91 (.43)	2.82 (.31)	2.76 (.31)	2.80 (.43)	2.84 (.56)	2.98 (.77)
3.0	3.27 (.48)	3.20 (.39)	3.12 (.32)	3.09 (.35)	3.12 (.45)	3.14 (.56)	3.29 (.8)
3.3	3.65 (.63)	3.51 (.45)	3.42 (.34)	3.37 (.36)	3.41 (.5)	3.52 (.7)	3.58 (.92)
3.6	3.99 (.78)	3.83 (.48)	3.73 (.37)	3.69 (.38)	3.72 (.48)	3.76 (.58)	4.07 (1)

Tabla 2.b. Media (desv. típica) del índice de cambio GLN en las distribuciones simuladas con $n = 25$ y $R_{XY} = 0,7$.

d	Forma de la distribución						
	$asim = -3$ $curt = 21$	$asim = -2$ $curt = 12$	$asim = -1$ $curt = 5$	$asim = 0$ $curt = 3$	$asim = 1$ $curt = 5$	$asim = 2$ $curt = 12$	$asim = 3$ $curt = 21$
.0	.03 (.28)	.01 (.26)	.02 (.23)	.00 (.23)	.00 (.23)	-.02 (.27)	-.01 (.28)
.3	.38 (.24)	.34 (.23)	.34 (.23)	.33 (.22)	.33 (.27)	.37 (.28)	.36 (.37)
.6	.72 (.21)	.72 (.23)	.68 (.22)	.68 (.26)	.69 (.27)	.70 (.33)	.69 (.4)
.9	1.10 (.27)	1.06 (.21)	1.01 (.2)	.99 (.26)	1.02 (.31)	1.01 (.37)	1.07 (.48)
1.2	1.45 (.3)	1.41 (.26)	1.36 (.23)	1.32 (.26)	1.33 (.33)	1.37 (.44)	1.43 (.58)
1.5	1.84 (.34)	1.73 (.25)	1.71 (.25)	1.66 (.29)	1.68 (.36)	1.74 (.46)	1.77 (.65)
1.8	2.17 (.38)	2.09 (.28)	2.04 (.25)	2.01 (.28)	2.01 (.4)	2.16 (.61)	2.18 (.68)
2.1	2.55 (.44)	2.44 (.33)	2.38 (.28)	2.35 (.31)	2.36 (.47)	2.42 (.57)	2.58 (.88)
2.4	2.89 (.52)	2.81 (.41)	2.73 (.31)	2.67 (.32)	2.72 (.49)	2.82 (.7)	2.85 (.81)
2.7	3.30 (.74)	3.19 (.52)	3.07 (.34)	3.00 (.35)	3.06 (.53)	3.11 (.7)	3.30 (1.03)
3.0	3.59 (.61)	3.51 (.48)	3.40 (.38)	3.37 (.38)	3.41 (.56)	3.42 (.68)	3.65 (1.05)
3.3	4.02 (.81)	3.84 (.54)	3.74 (.4)	3.67 (.4)	3.73 (.62)	3.86 (.87)	3.96 (1.26)
3.6	4.39 (.99)	4.19 (.62)	4.07 (.44)	4.02 (.43)	4.07 (.61)	4.12 (.75)	4.53 (1.34)

Apéndice E
Diagramas de dispersión para RCI y GLN

Figura 2a. Relación entre el tamaño del efecto (eje horizontal) y la proporción de cambios individuales valorada con el estadístico RCI (eje vertical), con $n = 100$ y $R_{XY} = 0,7$.

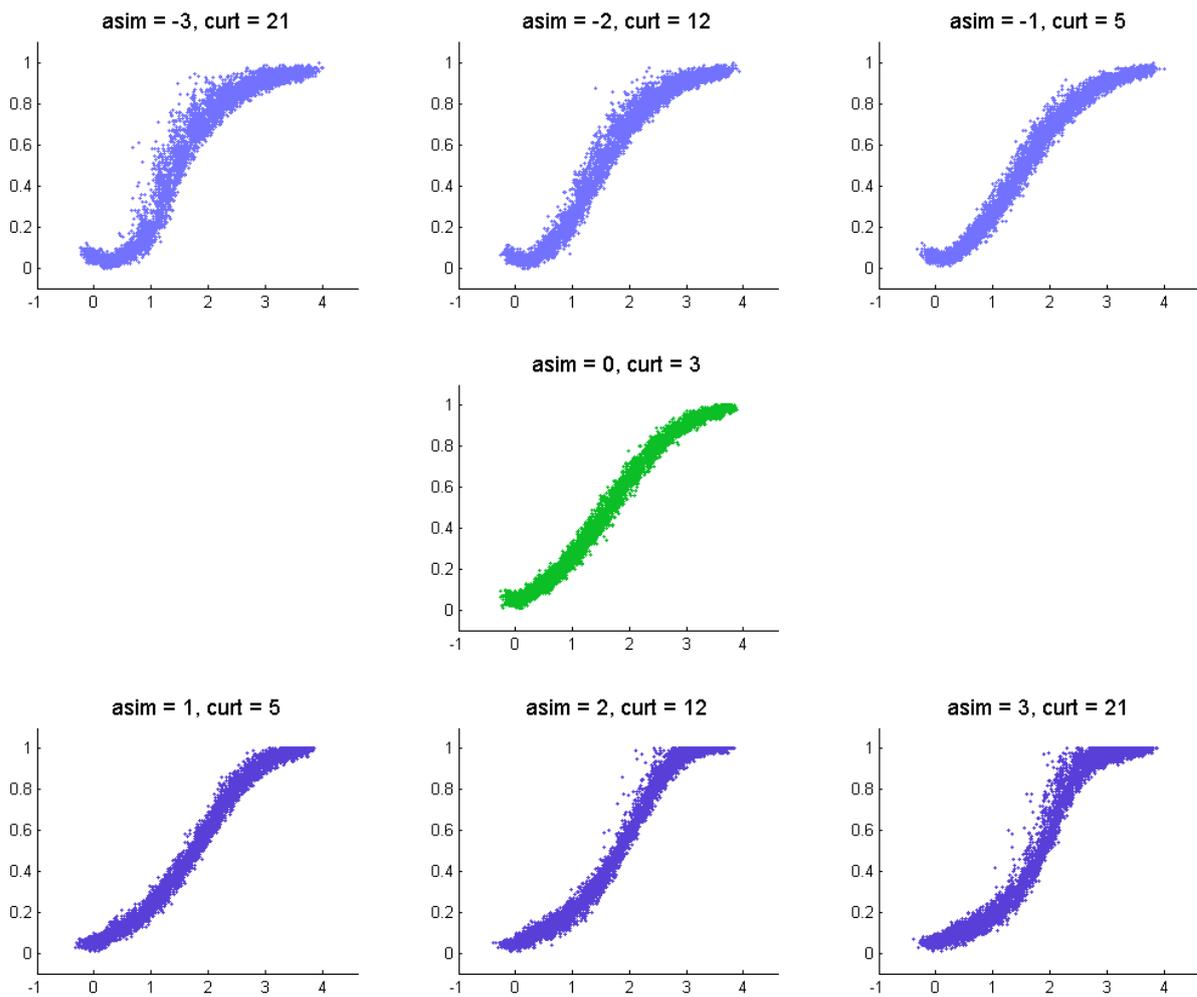
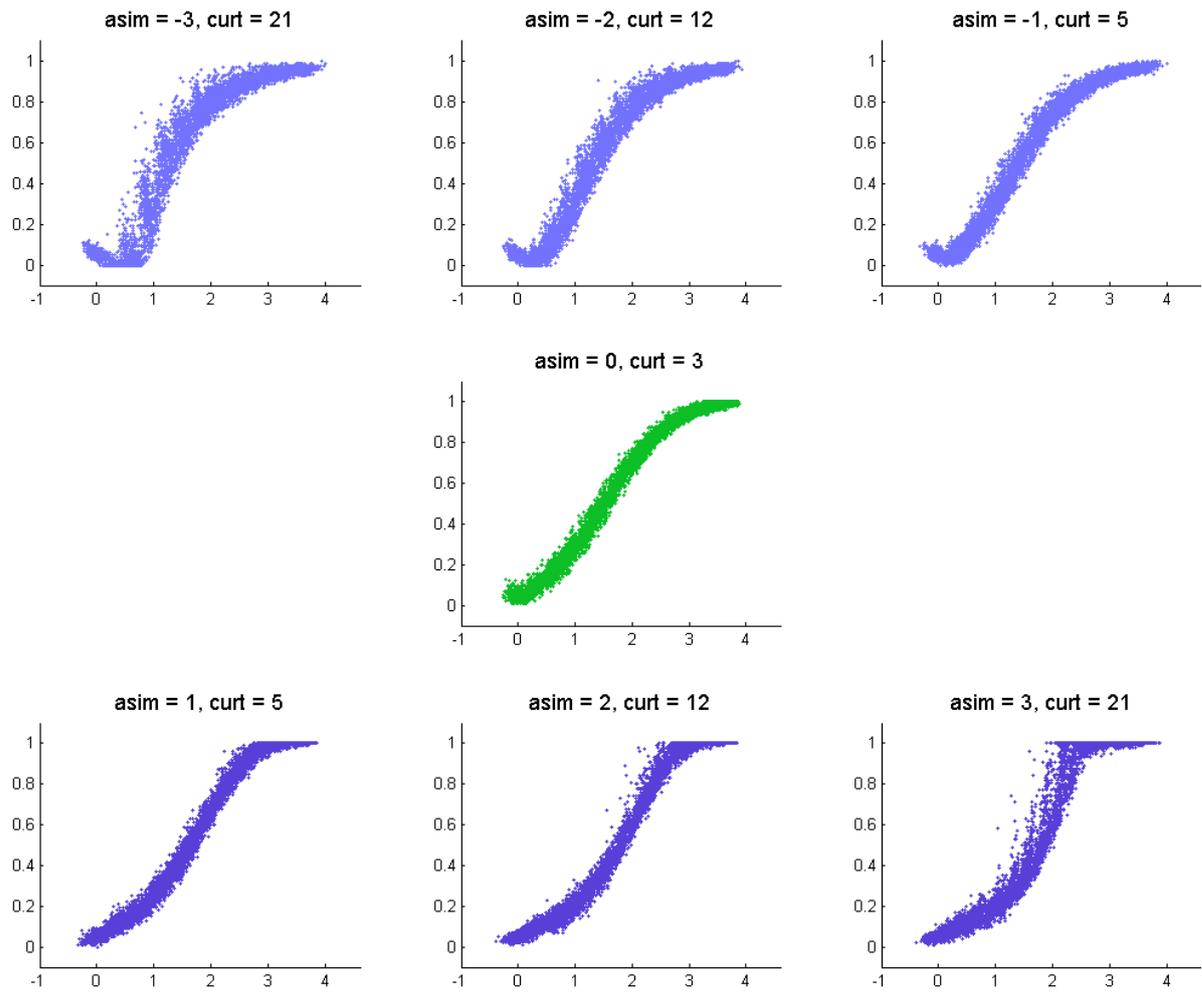


Figura 2b. Relación entre el tamaño del efecto (eje horizontal) y la proporción de cambios individuales valorada con el estadístico GLN (eje vertical), con $n = 100$ y $R_{XY} = 0,7$.



Apéndice F
Grado de ajuste con RCI y GLN

Tabla 3.a. Grado de ajuste (R^2) de los modelos de regresión lineal y logística (con $n = 25$ y con la proporción de cambios obtenida mediante el índice RCI).

R_{XY}	Modelo lineal			Modelo logístico		
	.7	.8	.9	.7	.8	.9
<i>asim</i> = -3, <i>curt</i> = 21	.866	.870	.867	.684	.645	.601
<i>asim</i> = -2, <i>curt</i> = 12	.903	.906	.909	.688	.680	.649
<i>asim</i> = -1, <i>curt</i> = 5	.929	.932	.935	.698	.696	.692
<i>asim</i> = 0, <i>curt</i> = 3	.950	.953	.956	.708	.711	.718
<i>asim</i> = 1, <i>curt</i> = 5	.946	.949	.951	.729	.740	.749
<i>asim</i> = 2, <i>curt</i> = 12	.928	.930	.936	.734	.751	.767
<i>asim</i> = 3, <i>curt</i> = 21	.901	.906	.908	.738	.744	.767

Tabla 3.b. Grado de ajuste (R^2) de los modelos de regresión lineal y logística (con $n = 25$ y con la proporción de cambios obtenida mediante el índice GLN).

R_{XY}	Modelo lineal			Modelo logístico		
	.7	.8	.9	.7	.8	.9
<i>asim</i> = -3, <i>curt</i> = 21	.830	.844	.855	.576	.580	.573
<i>asim</i> = -2, <i>curt</i> = 12	.877	.887	.900	.640	.637	.641
<i>asim</i> = -1, <i>curt</i> = 5	.910	.922	.929	.687	.682	.681
<i>asim</i> = 0, <i>curt</i> = 3	.938	.946	.953	.739	.728	.725
<i>asim</i> = 1, <i>curt</i> = 5	.935	.942	.948	.788	.776	.767
<i>asim</i> = 2, <i>curt</i> = 12	.915	.922	.934	.799	.799	.793
<i>asim</i> = 3, <i>curt</i> = 21	.885	.896	.904	.796	.795	.797

Apéndice G

Coeficientes del modelo de regresión lineal: *RCI* y *GLN*

Tabla 4.a. Coeficientes (y errores típicos) del modelo de regresión lineal (con $n = 25$ y con la proporción de cambios obtenida mediante el índice *RCI*).

R_{XY}	0.7		0.8		0.9	
<i>Coeficientes</i>	B_0	B_1	B_0	B_1	B_0	B_1
$asim = -3, curt = 21$.061 (.003)	.283 (.001)	.062 (.003)	.283 (.001)	.058 (.003)	.284 (.001)
$asim = -2, curt = 12$.055 (.002)	.282 (.001)	.052 (.002)	.284 (.001)	.054 (.002)	.282 (.001)
$asim = -1, curt = 5$.043 (.002)	.284 (.001)	.046 (.002)	.283 (.001)	.043 (.002)	.284 (.001)
$asim = 0, curt = 3$.030 (.002)	.285 (.001)	.027 (.002)	.287 (.001)	.029 (.002)	.287 (.001)
$asim = 1, curt = 5$.014 (.002)	.294 (.001)	.010 (.002)	.296 (.001)	.010 (.002)	.296 (.001)
$asim = 2, curt = 12$.008 (.002)	.300 (.001)	.004 (.002)	.302 (.001)	.000 (.002)	.302 (.001)
$asim = 3, curt = 21$.010 (.003)	.304 (.001)	.003 (.003)	.305 (.001)	-.007 (.003)	.308 (.001)

Tabla 4.b. Coeficientes (y errores típicos) del modelo de regresión lineal (con $n = 25$ y con la proporción de cambios obtenida mediante el índice *GLN*).

R_{XY}	0.7		0.8		0.9	
<i>Coeficientes</i>	B_0	B_1	B_0	B_1	B_0	B_1
$asim = -3, curt = 21$.101 (.003)	.279 (.002)	.093 (.003)	.279 (.001)	.075 (.003)	.281 (.001)
$asim = -2, curt = 12$.091 (.003)	.281 (.001)	.077 (.003)	.283 (.001)	.067 (.003)	.281 (.001)
$asim = -1, curt = 5$.072 (.002)	.286 (.001)	.064 (.002)	.285 (.001)	.054 (.002)	.285 (.001)
$asim = 0, curt = 3$.052 (.002)	.292 (.001)	.041 (.002)	.291 (.001)	.035 (.002)	.290 (.001)
$asim = 1, curt = 5$.028 (.002)	.303 (.001)	.019 (.002)	.302 (.001)	.013 (.002)	.299 (.001)
$asim = 2, curt = 12$.023 (.002)	.309 (.001)	.014 (.002)	.308 (.001)	.005 (.002)	.306 (.001)
$asim = 3, curt = 21$.025 (.003)	.311 (.001)	.013 (.003)	.311 (.001)	-.002 (.003)	.312 (.001)