

Análisis de datos y psicología interconductual: Alternativas al análisis visual

*(Data analysis and interbehavioral psychology:
alternatives to visual analysis)*

M. Carmen Viladrich

Unitat de Metodologia-Facultat de Psicologia
Universitat Autònoma de Barcelona

RESUMEN

Se examinan diversas técnicas de análisis de datos enmarcados en un modelo lineal general, en un modelo lineal generalizado y en el análisis no métrico. Se argumenta que la funcionalidad de una técnica de análisis de datos está desligada relativamente del contexto en que se ha desarrollado y de la dimensión metodológica en la que se produce dicho análisis. Se considera que son los conceptos planteados por el investigador los que sugieren la planificación de un determinado diseño de obtención de datos y el uso de una o más técnicas de análisis de dichos datos, y los términos en que se interpretan los resultados.

Palabras clave: análisis de datos, independencia sustantiva.

ABSTRACT

Several data analysis techniques framed in a general linear model, a generalized lineal model and in non-metric analysis are analyzed. It is assumed that functionality of data-analysis techniques is detached from the context in which it has been developed and from the methodological dimension in which those analyses are produced. It is advocated that concepts advanced by the researcher suggest the planification of a given data-obtention design, the use of one or more analyses techniques for those data, as well as the terms in which the data are interpreted.

Key words: data analyses, substantive independence.

Cierto es que no siendo agrónomos no podemos adoptar directamente las técnicas análisis de datos de Fisher; cierto que, no aceptando las teorías de la inteligencia de principios de siglo, nos resultan inútiles los conceptos de puntuación verdadera y error de medida de Spearman; tampoco somos economistas para adoptar sin reflexión previa la técnica de análisis de series temporales. Pero igualmente cierto es que no somos fisiólogos, en el sentido de Bernard y ni siquiera en el sentido de Pávlov; y no menos cierto es que no somos conductistas en el sentido de Skinner.

En este trabajo pretendemos mostrar cómo, por lo que respecta a la estrategia de análisis de datos, nuestra práctica científica no se sitúa, ni tan lejos de unos, ni tan cerca de otros, como podría parecer. Con este fin, en el apartado 1 presentamos un estudio de la práctica del "análisis de datos", revisando algunos de los malentendidos más frecuentes, y proponiendo una forma de corregirlos. Dedicamos el apartado 2 a la reinterpretación de algunos casos producidos dentro de la literatura interconductual, reservando el tercer apartado para presentar algunas alternativas al análisis visual de los datos viables en estos y otros muchos casos. En el cuarto apartado resumimos nuestras conclusiones.

1. ESTUDIO DE LA PRACTICA DEL ANÁLISIS DE DATOS

Caricaturizando un poco podríamos decir que los textos de diseño y análisis de datos más al uso en la formación de los psicólogos, le ofrecen al investigador novel tres posibilidades, a saber: o bien debe copiar las técnicas desarrolladas en otros campos científicos con un respeto casi religioso por su ritual (piénsese en los diseños de grupos tradicionales), o bien debe interpretar los resultados en términos de los conceptos alrededor de los que se han desarrollado (piénsese en las técnicas de reducción de datos, especialmente en el análisis factorial y la teoría de respuesta al ítem), o bien debe tratar sus datos atendiendo únicamente al aspecto que ofrece su representación gráfica (piénsese en la observación visual tan ligada al análisis experimental de la conducta).

Este panorama se refleja en las publicaciones psicológicas de las que los antiguos estudiantes de los mencionados textos acabamos siendo editores y revisores, contribuyendo a conformar una práctica científica realmente caricaturesca, en la que la técnica de análisis de datos parece tener vida propia, independientemente de las hipótesis que se pretenden verificar, del diseño experimental, y de la naturaleza de los datos que se han obtenido.

Diríase que en un determinado contexto de investigación sustantiva, los investigadores nos autolimitamos el uso de determinadas técnicas de análisis de datos, criticando con ferocidad otras técnicas de análisis por deformadoras de la información original, al tiempo que somos condescendientes con las deformaciones a las que estamos habituados. Parafraseando a Kuhn (1982), podríamos calificar esta práctica como de perpetuación de la técnica de análisis de datos considerada en un momento determinado como "razonable".

Efectivamente, hemos contrapuesto el diseño de comparación de grupos al de caso único y, como una consecuencia inevitable, el análisis de la variancia al análisis visual de los datos. Hemos desechado las técnicas de reducción de datos que al menos permiten cuantificar el grado de deformación a que sometemos los datos originales, al tiempo que sugerimos que se calculen los promedios "adecuados" de observaciones para poner de manifiesto las tendencias generales en los datos (Barlow y Hersen, 1988, pp. 58 y ss.). Nos hemos escandalizado ante la técnica conocida como "fiabilidad de dos mitades" al tiempo que aconsejamos dividir en dos partes "comparables" una serie de datos nada menos que *para revelar tendencias lineales en los datos, para caracterizar la ejecución presente y para pre-*

decir la futura (Barlow y Hersen, 1988, pp. 277 y ss). Hemos tratado el análisis de series temporales, alternativamente, como la panacea para nuestros problemas o bien como una forma totalmente incorrecta de analizar nuestros datos (Huitema, 1988).

En estas discusiones se mezclan formas de obtención de datos con técnicas de análisis; características morfológicas del uso de la técnica en el campo donde se ha desarrollado con características morfológicas de su uso en nuestro propio campo, además de los distintos grados de formalización matemática implicados en cada caso y de la interpretación más frecuente de los resultados en un determinado contexto de investigación.

Incomprensiblemente, en nuestra práctica, seguimos ignorando a Coombs, a Jöreskog, y a todos los investigadores que durante la segunda mitad de nuestro siglo XX, han acometido la tarea de plantear modelos generales de análisis de datos con unos resultados realmente brillantes. En este periodo, por una parte, se ha conseguido que técnicas consideradas tradicionalmente irreconciliables, puedan presentarse como casos particulares de un mismo modelo estadístico (p.e. la regresión y el análisis de la variancia, o el análisis de datos transversales y longitudinales), y por otra, estos modelos generales se han divulgado ampliamente entre la comunidad científica gracias a su implementación en paquetes de software de extensa difusión, con gran lujo de ejemplos en los manuales. Finalmente, también se han divulgado suficientemente las diversas finalidades con que puede usarse un mismo modelo matemático o estadístico (p.e.: Coombs, 1964; McIver y Carmines, 1981; Davis y Hersh, 1989).

En nuestra opinión, el concepto de desligamiento (Ribes y López, 1985) describe de forma coherente lo que es, y anima a pensar en lo que debería ser, nuestro uso de las diversas técnicas de análisis de datos, tanto si se encuentran bien desarrolladas como si no. Creemos que una gran parte del problema radica en el uso de una regla puramente contextual para evaluar la bondad de las distintas técnicas de análisis de datos en la solución de nuestros problemas de investigación. Esta regla parece proceder, por una parte, del anclaje en los aspectos morfológicos del uso de dichas técnicas dentro del campo concreto en que se desarrollaron, y por otra, de la ligazón entre técnicas de análisis y estrategias metodológicas.

La mayoría de problemas se resuelven si somos capaces de evaluar las técnicas de análisis de datos con una regla transituacional como la siguiente: En el contexto de una investigación, el uso de una técnica de análisis de datos es adecuado si permite contestar la(s) pregunta(s) planteada(s) con la mayor claridad manteniendo el respeto por los datos originales obtenidos con un diseño determinado. Su funcionalidad no está ligada ni a una forma particular de obtención de los datos, ni a la complejidad del tratamiento matemático a que se someten, ni mucho menos, a la interpretación de los parámetros en función de los conceptos que favorecieron su desarrollo como técnicas analíticas.

Concretando más, la afirmación anterior nos conduce a cuatro conclusiones: (1) Las técnicas de análisis de datos son adecuadas para realizarlo, no en función del ritual que se haya seguido en la obtención de dichos datos, sino en función de si se contesta la pregunta planteada con una mayor claridad, y de si los supuestos necesarios para deducir una técnica son compatibles con los datos originales. (2) Las recomendaciones sobre la forma de obtención de datos para que sean susceptibles de análisis con una determinada técnica, deben leerse en su espíritu de optimizar la precisión o mantener la comparabilidad, más que en su letra sobre cómo hacerlo. (3) Aumentar la formalización matemática es útil si permite transmitir gran cantidad de información sobre los datos a partir de unos pocos parámetros y formas funcionales, dejando de serlo cuando conlleva la deformación de los datos originales. Y (4) la interpretación de los resultados del análisis debe realizarse, obviamente, en términos de los conceptos que se pretende estudiar.

Cierto que estas consecuencias se producen en la aplicación de las técnicas de Fisher a los datos de productividad de las espigas de sus parcelas. Cierto que se producen cuando se aplica el análisis de series temporales a datos de evolución de ventas a lo largo de los meses del año. Cierto que se producen con la simple observación de metabolitos de origen vegetal o animal en la orina de varios animales vegetarianos, en el famoso experimento de Bernard. Cierto que se dan en la observación visual de los registros acumulativos de Skinner.

Pero no tiene ningún sentido pensar que las técnicas de análisis de la variancia sólo pueden aplicarse a datos procedentes de parcelas donde se cultiva maíz. Hay que aclarar de una vez que la obtención de datos en intervalos de tiempo constantes, recomendada para someterlos a análisis de series temporales, no obliga a definir la unidad de tiempo mediante un reloj. Sabemos perfectamente que la representación gráfica no es la única forma de resumir una serie de datos con el fin de evidenciar sus regularidades. Y deberíamos saber que los arqueólogos no han sentido jamás la obligación de suponer la presencia de una "variable latente" causante del aspecto de los objetos, cuyas características describen provechosamente mediante el uso de técnicas de reducción de datos, basadas en el cálculo de combinaciones lineales de sus formas, tamaños, materiales y localización geográfica.

Por lo que respecta a la asociación entre estrategias metodológicas y técnicas de análisis de datos, se producen consecuencias igualmente desafortunadas. Efectivamente, puede pensarse que el análisis de promedios no contesta una determinada pregunta de investigación; puede pensarse que la variabilidad residual, que funciona como elemento de contraste en un análisis de la variancia, es el resultado de un incorrecto control experimental, o incluso, de una inadecuada conceptualización del tipo de regularidades que sería productivo estudiar. Evidentemente, pensamos que la significación estadística no constituye una garantía respecto a la corrección o la productividad, ni del planteamiento de un problema de investigación, ni de la estrategia metodológica con la que se afronta su resolución. Sin embargo, es igualmente incorrecto pensar que siempre que

calculamos promedios estamos estimando un supuesto parámetro poblacional, como también lo es pensar que un modelo estadístico sólo puede utilizarse con finalidad inferencial, o únicamente para comparar promedios grupales.

En realidad los investigadores calculamos "promedios" más o menos formalmente cada vez que debemos interpretar una gran cantidad de datos y, por su parte, las técnicas estadísticas pueden utilizarse con la simple finalidad de resumir datos, sean éstos transversales o longitudinales, tanto si se han obtenido en condiciones controladas como si no.

El análisis de la variancia, como su nombre lo indica, sólo constituye una estrategia para descomponer la variabilidad de las observaciones; variabilidad cuantificada mediante un índice estadístico (la variancia). Si estamos de acuerdo con Moreno (1988, p. 16) en que la investigación se basa en la realización acciones comparativas que incluyen la *apreciación de la covariación o relación que pueda existir entre los diferentes valores de dos hechos*, entonces no tiene nada de particular que, para su análisis, descompongamos la variabilidad observada en uno de ellos en función del otro; lo que se puede discutir es si la variancia resulta un indicador de variabilidad más o menos adecuado, o si la descomposición ortogonal es la más indicada en cada caso particular.

En este sentido, la intención de extrapolar o no los resultados, así como la intención de explorar datos o bien de verificar hipótesis sobre ellos, resultan hasta cierto punto irrelevantes. Estas finalidades concretarán hipótesis particulares sobre los datos (v.g. hipótesis estadísticas o no, grado de precisión de las hipótesis previas sobre la forma o la intensidad de las relaciones, etc.) pero no modificarán la estructura relacional básica entre ellos, puesto que dicha estructura se deriva directamente del concepto que se pretende investigar.

Lo mismo puede decirse sobre la pretensión de postular relaciones causales o no. La justificación de este tipo de relaciones dependerá de la interpretación del término "relación causal" y del tipo de diseño, mucho más que de la estrategia de análisis de datos. Estos conceptos tienen relación con la dimensión (véase Moreno, 1991) o perspectiva en la que se sitúa el investigador al conceptualizar el problema, pero, desde luego, ésta no determina ni mucho menos un procedimiento único para extraer conclusiones.

En realidad, la afirmación de que una determinada técnica de análisis de datos es "exploratoria", "inferencial", "confirmatoria" o "prescriptiva" sólo se refiere a aspectos secundarios como son el tipo de índices que se utilizarán para evaluar los resultados del análisis y las hipótesis complementarias necesarias para deducirlos. Y, en el peor de los casos, decir que una técnica de análisis garantiza la interpretabilidad de los efectos en términos causales es cruzar conceptos de filosofía de la ciencia con conceptos matemáticos.

Desde nuestro punto de vista, la funcionalidad de una técnica de análisis de datos está relativamente desligada no sólo del contexto en que se ha desarrollado, sino también de la dimensión metodológica en la que se produce dicho análisis; o por decirlo en otras palabras, los supuestos de las técnicas de análisis de

datos son matemáticos y no son sustantivos y ni tan siquiera metodológicos, a pesar de que se da el caso de que algunos de ellos encajan particularmente bien en algún campo sustantivo o en alguna de las dimensiones metodológicas.

La verdadera cuestión es hasta qué punto las propiedades de claridad y respeto se mantienen invariantes al importar una técnica para contestar las preguntas planteadas en nuestra investigación. En la medida en que dichas propiedades se mantengan, podremos utilizar técnicas desarrolladas en otros contextos, y estaríamos de acuerdo con Lord en que "los datos no saben de donde proceden". Si no es así, nuestra tarea consistirá también en desarrollar nuevas técnicas de análisis de datos y estaríamos de acuerdo con la réplica de Stevens en el sentido de que "los investigadores sí saben qué tipo de juicios resultan adecuados respecto a sus datos".

En consecuencia, y de acuerdo con la comunicación anterior, consideramos que son los conceptos planteados por el investigador los que sugieren no tan sólo la planificación de un determinado diseño de obtención de datos, sino también el uso de una o más técnicas de análisis de dichos datos, y los términos en que se interpretarán los resultados. Todo ello, con relativa independencia de las tradiciones asociadas al campo de investigación y a la técnica de análisis.

2. ANÁLISIS DE CASOS PARTICULARES

Para centrar la discusión, vamos a suponer que todo análisis de datos pretende describir o representar las relaciones o estructuras presentes o supuestas en los datos originales en términos matemáticos. Nos referimos a los datos observados u originales pensando en una colección de registros sobre cualquier aspecto del comportamiento (frecuencia, intensidad, duración, etc.) obtenidos con una técnica de observación y con un diseño determinados, puesto que todo análisis de datos se realiza con la pretensión de contestar de forma clara la pregunta de investigación para la que se planificaron el diseño y el procedimiento de obtención de datos. De esta forma, nuestro estudio se refiere a los casos en que dicha claridad se consigue utilizando las Matemáticas como ciencia auxiliar.

Así pues, independientemente de la dimensión en la que se produce el análisis de datos y del contexto en que éstos se hayan obtenido, podemos describir la tarea del analista diciendo que pretende concretar y resolver una ecuación del siguiente tipo:

$$Y = f(X) * E_1$$

donde

Y es una matriz de datos observados en determinadas condiciones, con la intención de interpretarlos de una forma más simple;

$f(X)$ identifica el tipo de interpretación que pretendemos dar a los elementos de Y ; E representa la posibilidad de admitir que los datos originales presentan as-

pectos no relevantes en esta forma de interpretación, siendo * la regla de combinación de dichos aspectos con los interpretables.

En términos de análisis de datos, todo el material que hemos estudiado constituye un caso particular de la ecuación anterior. Veamos tres ejemplos redefinidos en estos términos. La selección de los ejemplos se debe a que su reinterpretación permite ilustrar el desligamiento de las técnicas de análisis de datos tanto de los aspectos sustantivos como de los metodológicos.

Uno de ellos es el primero de los estudios que presentan Ribes y Martínez (1990) (véase el diseño en la tabla 1).

Linea		Regla Correcta				Regla Falsa				Regla Propia				
TRATAMIENTO	Base	entrenado				entrenado				entrenado				
ESTIMULOS	no	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4	no
SESION	1	BMA	BMA	BMA	BMA	BMA	BMA	BMA	BMA	BMA	BMA	BMA	BMA	BMA
DIFICULTAD														
ORDEN	SUJ													
	1													
C-F-P	2													
	3													
	4													
F-P-C	5													
	6													
	7													
P-V-F	8													
	9													

TABLA 1: Esquema del diseño del primer experimento de Ribes y Martínez (1990) que ilustra la combinación de factores intra sujeto (Tratamiento * Tipo de Estímulos * Sesión * Dificultad) y entre sujetos (Orden de los tratamientos * Sujetos experimentales). Se registró el porcentaje de aciertos para cada sujeto en cada condición experimental. Véase el texto para más detalles.

Los datos Y son el porcentaje de respuestas correctas en la línea base, en cada sesión experimental, así como en la prueba de transferencia al final de cada una de las tres condiciones de tratamiento, para los 9 sujetos que participaron.

X puede interpretarse en este caso, como en la mayoría de diseños complejos, de distintas formas. Una forma de verlo es como un diseño mixto de $3 \times (3 \times 3 \times 2)$, puesto que, en el diseño intra sujeto se cruzan fundamentalmente tres factores, a saber, Tratamiento con 3 categorías (regla correcta, regla falsa, regla generada por el sujeto), Dificultad de la tarea con 3 categorías (baja, media, alta) y Tipo de estímulos con 2 categorías (entrenados, no entrenados). Los 3 grupos experimentales se obtienen por contrabalanceo incompleto de los tres tratamientos. Otra posibilidad es verlo como un diseño mixto de $3 \times (4 \times 3)$, donde el diseño entre sujetos es idéntico al anterior, cruzándose completamente en el diseño intra sujeto dos factores, puesto que puede considerarse la línea base como una

cuarta categoría de tratamiento cruzada igualmente con los tres niveles de dificultad aunque obviamente, sólo para estímulos no entrenados. Una tercera posibilidad, consiste en considerar el factor Sesión (el sujeto se somete a cada uno de los tres entrenamientos durante 4 sesiones consecutivas), obteniendo un diseño mixto de $3 \times (3 \times 3 \times 4)$ o de Grupo* (Tratamiento * Dificultad * Sesión). Evidentemente, pueden extraerse varias combinaciones más, siempre que se respete la comparabilidad entre condiciones experimentales. En particular, existe la posibilidad de considerar únicamente el efecto de la historia de interacción sobre los resultados finales, tratándose en este caso un diseño entre sujetos con 3 categorías de tratamiento.

Según la hipótesis, las condiciones experimentales (X) afectarán los resultados (Y) de una forma (f) tan sólo precisada en términos ordinales (p.e. "la regla correcta proporcionará mayores porcentajes de aciertos que la regla falsa").

En principio, no parece que se plantee la presencia del término E , y sin embargo, su consideración está implícita en varios aspectos del diseño y del análisis de datos. Por una parte, a pesar de ser la hipótesis de tipo general, esta se comprueba en un reducido grupo (9) de estudiantes universitarios faltos de experiencia en tareas de discriminación condicional que colaboran a cambio de créditos, lo que sugiere que la variabilidad individual se considera irrelevante o, en otras palabras, se espera que la intervención tenga resultados evidentes. En segundo lugar, los 9 estudiantes se asignan al azar a los tres grupos experimentales, lo que sugiere que, a pesar de todo, se desea neutralizar la posible influencia de dicha variabilidad. Y, en tercer lugar, si bien se presenta una tabla con los porcentajes de aciertos observados en todos los casos y en todas las condiciones, éstos se comentan (inevitablemente, por supuesto) en términos del comportamiento de la mayoría de los sujetos (aunque se indican también los casos particulares). Desde nuestro punto de vista, está implícita la consideración de la variabilidad individual como presente, pero despreciable.

El segundo ejemplo, corresponde al estudio de Peñaloza, Hickman, Moreno, Cepeda y Ribes (1988) (véase el diseño en la tabla 2).

Los datos Y son los de adquisición (porcentaje de aciertos durante las sesiones de entrenamiento y en pretest-posttest) y transferencia (porcentaje de aciertos en pruebas intradimensional y extradimensional) de 18 niños.

Dichos datos se interpretan en términos (X) de las condiciones experimentales aportadas por un diseño mixto de $(3 \times 2) \times (2 \times 2)$. Los factores entre sujetos son la primera fase de entrenamiento con 3 categorías: diferencial (aciertos y errores) y no diferencial (sólo aciertos; sólo errores) y la edad con 2 categorías: preescolares y escolares. Los factores intra sujeto son las dos fases del entrenamiento y la naturaleza de las figuras en el test de transferencia (conocidas y nuevas). Nuevamente existen otros puntos de vista alternativos; en particular, y como forma de control, los datos Y se interpretan también en términos de la posición del estímulo seleccionado (con 3 categorías), factor que podría añadirse al diseño entre sujetos.

Puesto que la situación experimental permitía elegir entre dos arreglos contingenciales concurrentes, los datos Y se toman para cada uno de los dos arreglos y son básicamente la frecuencia de respuestas y la frecuencia de cambios realizados por 6 sujetos que participaron voluntariamente.

Dichos datos se interpretan en términos (X) de las probabilidades y cantidades acumuladas de reforzamiento en cada una de cuatro fases con contingencias abiertas (con diseño A-B-C-A), más una quinta de control con contingencias cerradas, en dos ocasiones distintas separadas por un lapso de tiempo de un año.

Se pretende probar hipótesis (f) descritas en términos de similitudes y diferencias (p.e. "los datos Y presentarán consistencias intra sujeto y heterogeneidad entre sujetos").

El término E se trata de nuevo como en los casos anteriores. Por lo que respecta al análisis de datos, en todos los casos, los resultados se presentan individualmente en diagramas de frecuencias y se someten a análisis visual con el fin de comparar los resultados obtenidos en las distintas condiciones experimentales. En el trabajo de Ribes y Sánchez, se realiza además un estudio de las relaciones en términos de una función polinómica para cada individuo.

Desde nuestro punto de vista, las tres colecciones de datos son susceptibles de otros tipos de análisis. Con ello queremos decir que los análisis alternativos no deforman los datos originales en mayor medida que el análisis visual y, en cambio, resultan ventajosos en cuanto a la claridad de la información que se desprende de ellos.

Si atendemos a los aspectos que resultan relevantes para decidir sobre la técnica de análisis de datos, estos diseños son perfectamente comparables entre sí y con otros muchos que podrían plantearse a partir de hipótesis interconductuales. En este sentido, es totalmente irrelevante el hecho de que sólo en el último ejemplo las hipótesis se refieren a categorías disposicionales, como lo es el hecho de que en el primer ejemplo el diseño entre sujetos se obtenga por contrabalanceo y en el segundo por selección de individuos. La equivalencia se producirá siempre que las hipótesis se refieran a la influencia de determinadas situaciones estimulares sobre las respuestas de los sujetos.

Efectivamente, en general, para dar respuesta a este tipo de preguntas de investigación, dispondremos de datos multivariantes puesto que defendemos que debe prestarse atención a diversas características de las respuestas (algunas de las citadas por Ribes y López (op. cit.) son geografía, duración, intensidad, precisión, latencia, etc.). En los ejemplos que comentamos, se trata del número de aciertos, del número de elecciones y el número de cambios. Los casos con una sola variable dependiente, constituyen casos particulares.

Por otra parte, se tratará de diseños mixtos puesto que en la mayoría de los casos dispondremos de datos con medidas repetidas (línea base, adquisición, transferencia, o fases, en general) tomados en diversos grupos (constituidos, en los ejemplos anteriores, por las categorías de edad, tipo de entrenamiento, por el contrabalanceo, o bien por cada individuo).

El diseño general para todos estos casos se presenta en la tabla 4. De dicha tabla se deducen una infinidad de casos particulares. Por lo que respecta a la po-

sibilidad de analizar los datos, evidentemente, no existe ninguna obligación de que en todos los estudios se crucen completamente todos los niveles de todos los factores, ni de tomar en cuenta todas las posibilidades características de las respuestas, ni tampoco de que en todos los casos se dé un diseño entre sujetos. No está limitado en ningún sentido ni el número de grupos (pueden quedar definidos por los valores de una variable continua), ni el número de medidas que se toman para cada individuo. En este sentido, la única limitación se sitúa en la posible complejidad de la interpretación de los índices que se obtendrán. No es necesario que los conceptos que figuran en las filas sean individuos biológicos, sino que se refieren a cualquier dimensión de análisis en la que cada unidad resulte independiente de las demás. No está limitado el número de individuos por grupo, puesto que este hecho sólo afecta a la interpretabilidad del término interactivo de mayor orden, que se confunde con la variabilidad residual en el caso de que exista un solo individuo por grupo. Finalmente, tampoco resulta obligatorio considerar sucesiones de datos en cada condición, sino que puede ser perfectamente razonable reducir esta información a un dato (como se hace habitualmente con todos los ensayos de una sesión).

A		A (1)			..	A (l)			..	A (l)				
B		B(1)	..	B(j)	..	B(J)				B(1)	..	B(j)	..	B(J)
C	D													
	D(1)													
C(1)	:													
	D(1)													
	:													
	D(L)													
	:													
	D(1)													
C(k)	:													
	D(1)													
	:													
	D(L)													
	:													
	D(1)													
C(k)	:													
	D(1)													
	:													
	D(L)													

TABLA 4: Esquema del diseño general en el que los diseños analizados constituyen casos particulares. Se representa el cruce de dos factores intra sujeto (A * B), dos factores entre sujetos (C * D), y dos sucesiones de datos (.,) en cada condición experimental. Se utilizan las expresiones (i), (j), (k) y (l) para representar un nivel cualquiera dentro de un factor, indicando las mayúsculas el nivel máximo de dicho factor. Véase el texto para más detalles.

3. ALTERNATIVAS AL ANÁLISIS VISUAL DE LOS DATOS

Estrictamente hablando, en la tabla 4 sólo se presentan dos tipos de problemas de análisis. El primero es el que se realiza en términos *direccionales*: se pretende estudiar la influencia de las condiciones definidas por los conceptos presentes en las filas y en las columnas sobre las características de las respuestas. En otras palabras, se pretende modelizar los datos (Y) en función de criterios externos (X) cuyos valores se han determinado en la obtención de los datos. En este sentido, los dos grupos de edad del segundo ejemplo juegan el mismo papel que la cantidad de reforzamiento acumulado en cada momento temporal del tercer ejemplo.

El segundo problema se refiere a la conceptualización de las características de las respuestas como variables dependientes. Si éstas se ven como aspectos distintos a analizar, entonces se trata de realizar un análisis direccional para cada uno de dichos aspectos. En cambio, si se ven como aspectos de los que se desea derivar un concepto más general, entonces la solución correcta consiste en resumir la información y someter el resumen al análisis direccional. Un ejemplo de ello lo constituye la combinación de la tasa de respuesta con su precisión, una variable interesante, por ejemplo, en el análisis de interacciones deportivas (Riera, 1985). La combinación de ambos aspectos puede realizarse mediante el uso de un índice predefinido, o también puede optarse por el uso de una técnica de reducción de datos (componentes principales, factorial, u otras). En este último caso se está realizando un análisis *adireccional*, o lo que es lo mismo, un análisis basado en criterios de consistencia interna entre los datos. No será necesario insistir en que, suponiendo que en una investigación interese únicamente este tipo de análisis, ésta será un caso particular de los presentados en la tabla 4. El ejemplo más evidente de este último caso se adivina en las asociaciones entre estilos interactivos propuestas por Ribes y Sánchez (1990). La contrastación empírica de éstas implicará, con toda probabilidad, el uso de una técnica de este tipo.

La solución de ambos problemas pasa por la concreción de los términos de la ecuación que hemos planteado anteriormente. Efectivamente, los puntos a concretar en cada análisis de datos son:

1. Respecto a las variables Y : número (una o más de una); repetición (sí o no) distribución (Normal, binomial, Poisson, etc.); tipo de asociación (independencia, dependencia lineal o de otro tipo, serial o no, etc.)
2. Respecto a las variables X : número distribución (pueden ser fijas); tipo de asociación.
3. Respecto a la función f : forma (lineal, polinomial, exponencial, monótona, etc.)
4. Respecto a las variables E : número (puede ser 0); repetición (sí o no) distribución tipo de asociación.
5. Respecto a la regla de combinación *, cabe señalar que suele escogerse el caso más simple (combinación aditiva), pero no hay motivos para pensar que se trata de la única concebible.

Ni las hipótesis teóricas ni los diseños de obtención de datos que hemos comentado definen completamente todos los aspectos citados. Por ello, el analista de los datos tiene todavía una cierta libertad para escoger la técnica más oportuna. Esta decisión se tomará a partir de la exploración de las características de los datos de que se dispone (fundamentalmente se exploran las distribuciones y la forma de las relaciones) con el fin de respetar al máximo dichas características.

Por este motivo, se pueden proponer alternativas a la inspección visual. En concreto, en este documento se revisan tres posibilidades, basadas en la modelización estadística de los datos, puesto que se trata de uno de los contenidos de las matemáticas que mejor se adapta a la solución de estos problemas. Sin embargo, ello no significa, como habrá quedado ya claro, ni que ésta se asocie a los diseños de comparación de grupos, excepto cuando interesa comparar grupos; ni que se esté pensando en términos inferenciales, excepto cuando se desee pensar en estos términos; ni que se esté sustituyendo el control experimental por el control estadístico, excepto cuando así se haya previsto en el diseño de obtención de datos. Simplemente, se sugiere que, dados unos datos originales, podemos realizar el análisis de su variabilidad de forma más clara a través del uso de índices estadísticos; protegiéndonos, además, contra la posibilidad de deformaciones inaceptables de dichos datos mediante la exploración de sus características (estadísticas), y del cálculo de índices (estadísticos) de ajuste del modelo a los datos. Con esta intención, revisamos las posibilidades de uso del modelo lineal general, del modelo lineal generalizado y del análisis no métrico.

A fin de concretar argumentación, explicamos únicamente la aplicación de estos análisis al estudio de los datos del primer experimento de Ribes y Martínez (op.cit.). La elección se debe al hecho de que estos autores publican todos los datos obtenidos en dicho estudio, lo cual nos ha permitido comprobar aquellas afirmaciones que lo han requerido. Con todo, pensamos que los términos de nuestra argumentación son generalizables a todos los casos particulares deducibles de la tabla 4. En este sentido, el trabajo de Moreno et al. (1991) constituye un ejemplo de buena práctica de lo que sostenemos en esta última afirmación.

3.1. MODELO LINEAL GENERAL

La descripción de los resultados que publican Ribes y Martínez a partir del análisis visual de los datos, se consigue también utilizando la técnica de análisis de la variancia para un diseño mixto (véase p.e: Horton, 1978; Riba, 1990), que en este caso es de Grupo * (Tratamiento * Dificultad * Tipo), aplicado a los datos promedio de las cuatro sesiones de entrenamiento y a los datos de transferencia. Pero además, si se realiza el análisis del diseño Grupo * (Tratamiento * Dificultad * Sesión) se observa la interacción entre tratamiento y sesión.

En consecuencia, con el uso de esta técnica de análisis se obtienen nuevas informaciones relacionadas con las hipótesis de partida, además de las que se

conseguían con el análisis visual. Pero, desde luego, esta práctica no estaría justificada si estos resultados se consiguieran por deformación de los datos originales. A continuación pretendemos mostrar que ello no es así revisando la concordancia de las características de dichos datos con los supuestos del modelo mixto de análisis de la variancia (ANOVA en adelante).

Por lo que respecta al tipo de datos que se analizan, las variables independientes son categóricas y las dependientes métricas, puesto que se analiza el incremento en el recuento de aciertos en función de las categorías de tratamiento. Además, los grupos experimentales son del mismo tamaño, lo que facilitará la interpretación de los resultados del ANOVA.

Por otra parte, según se desprende de la observación de las gráficas publicadas, los promedios no deformarán los datos originales más de los que los pueda deformar el comentario sobre el comportamiento mayoritario de los sujetos. Y, si se desea, el análisis de residuales permitirá detectar los casos particulares.

Respecto a la posible dependencia serial de los datos, nos referiremos a tres aspectos. En primer lugar, los datos que se someten a análisis son puntos y no curvas (la línea base para cada sujeto se ha cuantificado como un solo dato y no como una curva, así como los resultados de cada sesión y del test de transferencia). Por otra parte, la posible fluctuación temporal de la variable "sesión" puede analizarse perfectamente mediante el uso de contrastes polinómicos en un ANOVA. Y, finalmente si existen efectos secuenciales entre tratamientos, éstos se detectarán a través de la comparación de los resultados de los tres grupos puesto que la única diferencia interpretable entre ellos es precisamente el contrabalanceo de los tratamientos.

Atendiendo a los supuestos del modelo, los datos originales no vulneran de forma evidente ninguno de los tres supuestos necesarios para utilizar el ANOVA como técnica descriptiva (aditividad de los efectos, completitud del modelo y errores insesgados) y además, puede comprobarse previamente si en este caso particular las condiciones de aplicación de la prueba F (homogeneidad y componente de simetría de la matriz de variancia-covariancias, y normalidad multivariante) se vulneran o no, aun cuando las conclusiones respecto a estos puntos serán muy débiles debido al escaso número de sujetos.

En conclusión, los datos originales resumidos mediante la técnica ANOVA, no sufrirán deformaciones capaces de distorsionar los resultados del estudio y, en cambio, puesto que dicha técnica se basa en la comparación conjunta de todos los datos, evita la tentación de extraer conclusiones basadas en un solo grupo o un solo sujeto, conclusiones que, como se muestra en la comunicación anterior, no son válidas en este caso.

Por otra parte, puesto que las hipótesis estaban planteadas en términos ordinales, se contestará a estas preguntas interpretando el sentido de las diferencias significativas observadas entre las distintas condiciones. Sin embargo, si se desea reespecificar la teoría concretando la magnitud de los efectos de dichas condiciones, pueden utilizarse estos resultados para hablar en términos de incre-

mentos del porcentaje de aciertos atribuibles a los distintos tratamientos. Finalmente, para facilitar la divulgación de los resultados, no hay inconveniente alguno en publicar conjuntamente dichos resultados con los diagramas de barras que ilustran la actuación de aquellos sujetos que se consideren representativos, o incluso, si es necesario, de todos y cada uno de ellos.

Con este tipo de análisis, la ecuación planteada se concreta de la siguiente forma:

1. Respecto a las variables Y : número: una; repetición: sí; distribución: Normal con variancia constante en cada grupo; tipo de asociación: independencia entre individuos correlación constante entre medidas
2. Respecto a las variables X : número: 5; distribución: fijas; tipos de asociación: independientes por manipulación experimental.
3. Respecto a la función f : forma: lineal o polinómica.
4. Respecto a las variables E : número: una; repetición: sí; distribución: Normal con variancia constante en cada grupo; tipo de asociación: independencia entre individuos correlación constante entre medidas.
5. Regla de combinación *: aditiva.

El análisis de regresión polinómica que presentan Ribes y Sánchez es un caso particular de la ecuación anterior, donde cada uno de los individuos constituye un "grupo experimental", sólo se considera una variable X que covaría con el tiempo, y la forma de la función f es polinómica.

En caso de haber observado otras características de las respuestas, puede optarse por realizar un análisis individualizado de cada una de ellas, o bien por someter a análisis la o las componentes principales que se deducen de dichas observaciones utilizando el análisis multivariante de la variancia (véase p.e: Horton, op.cit.; Riba, op.cit.). En general, se sacará más partido de este tipo de análisis cuando las distintas características presenten algún grado de asociación entre sí y cuando las componentes deducidas sean interpretables en términos de un concepto más general que cada una de las características particulares. En este caso, la ecuación queda especificada tal como sigue:

1. Respecto a las variables Y : número: más de una; repetición: sí; distribución: Normal multivariante en cada grupo; tipo de asociación: independencia entre individuos correlación constante entre medidas lineal entre variables.
2. Respecto a las variables X : número: 5; distribución: fijas; tipo de asociación: independientes por manipulación experimental.
3. Respecto a la función f : forma: lineal o polinómica.
4. Respecto a las variables E : número: igual al número de Y ; repetición: sí; distribución: Normal multivariante en cada grupo. Tipo de asociación: independencia entre individuos correlación constante entre medidas independientes entre variables.
5. Regla de combinación *: aditiva.

En esta misma línea, los modelos de ecuaciones lineales simultáneas (véase p.e.: Viladrich, 1983; McDonald, 1986) constituyen una forma alternativa de realizar análisis de este tipo, utilizando el análisis factorial como técnica de reducción de datos; permitiendo la presencia de variables X con asociación lineal entre ellas, y el establecimiento de jerarquías de dependencia lineal entre variables Y .

Un último caso se produce cuando o bien las variables Y o bien los términos E presentan dependencia serial, que puede modelizarse linealmente a través de la conocida técnica de análisis de series temporales (véase, p.e: Box y Jenkins, 1976; Uriel, 1985). En estas circunstancias, el caso general, difícilmente podrá resolverse a partir de modelos globales puesto que se hallan relativamente poco desarrollados. Sin embargo, puede recurrirse a series multivariantes y/o interrumpidas. Constituyen ejemplos de este tipo de análisis los realizados por Doval y Viladrich (1991) en el contexto de la modelización de estilos interactivos, y por Capdevila (1989) en el análisis de un diseño mixto de 3×2 donde se modelizan las curvas de frecuencia cardíaca de los sujetos, comparándose además las curvas obtenidas en las diferentes condiciones experimentales.

3.2 MODELO LINEAL GENERALIZADO

A pesar de que no se vulneran de forma evidente, tal vez los aspectos más discutibles del análisis anterior aplicado a los datos de Ribes y Martínez sean las suposiciones sobre la distribución de los porcentajes de aciertos en las distintas condiciones experimentales y sobre la forma lineal de las relaciones entre variables. La segunda alternativa de análisis que proponemos, basada en el modelo lineal generalizado (véase, p.e: Haberman, 1978, 1979; McCullag y Nelder, 1983) difiere del modelo lineal precisamente en estos puntos. Es más flexible en cuanto a las posibles distribuciones de las variables y también en cuanto a la forma de las relaciones. En este marco, pueden combinarse formas funcionales de tipo exponencial con distribuciones no necesariamente normales. De hecho, el modelo anterior constituye un caso particular de éste.

En el caso que se pretenda modelizar datos Y de naturaleza cualitativa (p.e. acierto-error), suelen resultar adecuados los supuestos de que su distribución es binomial o de Poisson y que su relación con las variables independientes tiene forma exponencial.

La adecuación de estas suposiciones depende de las características del fenómeno, de la planificación del diseño y también de la sensibilidad de la medición, pudiendo tenerse en cuenta todo ello cuando se prepare el procedimiento de obtención de datos; pero en cualquier caso, la última palabra la tiene el examen de las características de los datos obtenidos.

Por lo que respecta a las posibilidades de aplicar el modelo lineal generalizado a los datos obtenidos con los casos particulares de diseños multivariantes mixtos, cierto es que éste no goza de la tradición del ANOVA y, consecuente-

mente, no se encuentra actualmente en el mismo estadio de desarrollo. En este sentido, para los diseños entre sujetos, dicho análisis está muy bien desarrollado e implementado en paquetes estadísticos de amplia difusión. Para los diseños intra sujeto, de medidas repetidas, existen algunas propuestas (véase p.e. Cox y Snell, 1989), si bien su generalidad se encuentra todavía limitada. Dado el alto grado de dedicación de los especialistas al desarrollo de este tipo de modelos, cabe esperar que las soluciones adecuadas para estos casos así como para otros más complejos, como pueden ser los diseños mixtos, se vayan concretando en un futuro próximo.

Respecto al análisis de este tipo de datos suponiendo que se presente asociación entre variables dependientes, pensamos también que no tardarán en desarrollarse soluciones satisfactorias. Razonando por analogía en el caso métrico donde se recurre al análisis en componentes principales o al factorial con el fin de expresar dicha covariación de una forma más conveniente, resulta lógico pensar que tarde o temprano, recurriremos con fines parecidos a las técnicas de reducción de datos no métricos como son el análisis de correspondencias, el análisis factorial logístico o el análisis de clases latentes (véase, p.e. McDonald, op.cit.). Todo ello, a pesar de que, probablemente, los dos últimos deban superar el "handicap" de haber iniciado su desarrollo como "técnicas psicométricas" y de hallarse divulgados como "teoría de respuesta al ítem", "modelos de rasgo latente" o "modelos de clases latentes". Cabe pensar que la interpretación de los resultados de estos análisis en términos de "variables latentes causantes de las observaciones" que actualmente parece inevitable, seguirá el mismo camino, dictado por el sentido común, que han seguido sus homólogos métricos.

Por otra parte, también puede modelizarse la dependencia serial exponencialmente a través de la regresión logística, y hacer intervenir otras variables en el análisis gracias a los modelos de Cox.

En cualquier caso, el uso de este tipo de modelos de análisis de datos goza de una larga tradición dentro de la Psicología conductista, sobre todo en relación con el cálculo de parámetros de la ecuación de Herrnstein (véase, p.e., diversos capítulos en Honig y Staddon, 1977). En el contexto de la modelización de estilos interactivos, el análisis de datos realizado por Portell y Viladrich (1991) ilustra varias formas de explotación de las posibilidades de los índices estadísticos asociados a este tipo de técnicas.

3.3 ANALISIS NO METRICO

Los dos tipos de análisis recién descritos se fundamentan en dos supuestos, a saber, (1) las distribuciones de los datos que se pretende modelizar (Y) se comportan según leyes de probabilidad cuyas propiedades son bien conocidas (p.e. distribución normal, binomial, de Poisson, etc.) y (2) la estructura relacional que se pretende poner de manifiesto (f) tiene una forma funcional métrica (lineal, ex-

ponencial, etc.). A pesar de que estas características no siempre se cumplen perfectamente, sobre todo por lo que respecta a la especificación de la forma funcional de las relaciones, dichas técnicas se adaptan muy bien a la finalidad de dar respuesta a una gran variedad de preguntas de investigación a partir de datos obtenidos en las más diversas circunstancias. Probablemente, esta situación deba atribuirse al hecho de que el grado de desarrollo de las teorías que manejamos nos conduce a plantear hipótesis y a planificar diseños encaminados a contrastar la igualdad o diferencia y, como mucho, el orden entre los conceptos implicados. Ambos tipos de conclusiones son perfectamente deducibles de los resultados de las técnicas de análisis que hemos descrito, siempre que los datos originales no vulneren de forma ostensible las formas funcionales y las leyes de probabilidad que se sitúan en su base. En estos casos, su uso resulta cómodo dada su implementación en paquetes estadísticos de ordenador asequibles a la inmensa mayoría de los investigadores.

Sin embargo, suponiendo que se produzca una evidente vulneración de estas hipótesis, o bien que la teoría plantee explícitamente formas relacionales de tipo ordinal o distribuciones de datos no paramétricas, se puede recurrir a un amplio conjunto de técnicas no métricas, basadas estrictamente en supuestos ordinales. Entre ellas, cabe destacar no tan sólo las más divulgadas técnicas de reducción de datos (véase p.e. Kruskal y Wish, 1978) sino también las técnicas de medida conjunta numérica, que resultan eficaces en la contrastación de relaciones ordinales de dependencia entre variables (véase, p.e. Green y Srinivasan, 1978). También en este caso, la divulgación de estas técnicas entre los "experimentalistas" viene condicionada por su origen claramente "psicométrico" o mejor dicho, "psicofísico", pero confiamos que el conocimiento de sus posibilidades por parte de investigadores capaces de razonar transituacionalmente, las libere de su estatus de "técnicas para inferir continuums de sensación".

4. CONCLUSIONES

La funcionalidad de una técnica de análisis de datos depende de la claridad con que permita poner de manifiesto la estructura relacional de los datos originales sin deformar sus características.

Este logro guarda mayor grado de relación con la dimensión matemática de los supuestos de una técnica, que con sus posibles dimensiones sustantivas y/o metodológicas.

Desde este punto de vista, no resulta adecuado ligar su uso ni al contexto sustantivo en que se desarrolló la técnica, ni a la dimensión metodológica en la que se ha inscrito tradicionalmente. Estos ligamientos pueden producir resultados inadecuados, tanto por lo que respecta al juicio sobre la aplicabilidad de una técnica a un caso particular, como en la interpretación de los resultados, siendo muy frecuente que ello suceda cuando se trata de técnicas estadísticas. Este pun-

to de vista no entra en contradicción con el hecho de que algunas técnicas resulten particularmente adaptadas a la resolución de problemas planteados en determinados contextos sustantivos o desde determinadas posiciones metodológicas.

Consecuentemente, no cabe esperar que una técnica en particular constituya la mejor solución en todos los casos que comparten marco sustantivo, diseño experimental y/o procedimiento. Si con frecuencia es así, ello se debe a que las características de distribución de las variables y forma de las relaciones suelen resultar comparables, y no al seguimiento de un ritual particular en la obtención de los datos. Por ese motivo, es imprescindible la exploración de estas características de los datos antes de iniciar su análisis.

El abanico de posibilidades que se ha sugerido, no pretende ser exhaustivo, ni favorecer la idea de que no existen otras posibilidades dentro y fuera de la estadística. Desde luego, existen muchas otras y se están desarrollando otras más a buen ritmo. Lo que se ha pretendido mostrar es que las matemáticas y, en particular, la estadística, sólo constituye para nosotros una herramienta auxiliar, de la que debemos extraer todo el partido posible examinando atentamente los datos antes de iniciar el análisis y optando por la técnica analítica que mejor los resume con el fin de contestar a las preguntas planteadas.

Aunque esta última afirmación pueda parecer una verdad de Perogrullo, no lo es si atendemos a nuestra relación con Sir Ronald y Monsieur Claude, y a nuestra falta de relación con Mister Clyde.

REFERENCIAS

- Barlow, D.H. y Hersen, M. (1988) *Diseños experimentales de caso único*. Barcelona: Martínez Roca. (ed. or. en inglés en Pergamon, 1984).
- Box, G. y Jenkins, G. (1976) *Time series analysis: Forecasting and control*. San Francisco: Holden Day.
- Capdevila, Ll. (1989) *Efectes de l'entrenament psicològic sobre l'estrès de competició i sobre l'eficiència cardio respiratoria en atletes migfondistes*. Tesis doctoral. Universitat Autònoma de Barcelona.
- Coombs, C. (1964) *A theory of data*. New York: Wiley.
- Cox, D.R. y Snell, R.J. (1989) *Analysis of binary data, Second edition*. Monographs on statistics and applied probability, 32. London: Chapman and Hall.
- Davis, P.J. y Hersh, R. (1989) *El sueño de Descartes*. Barcelona: Labor. (ed. or. en inglés en Harcourt Brace Jovanovich, 1986).
- Doval y Viladrich (1991) Contribución del análisis de la autocorrelación al estudio de la personalidad: aplicación de modelos ARIMA en la evaluación de estilos comportamentales. *II Symposium Nacional de Metodología de las Ciencias Humanas, Sociales y del Comportamiento*. Puerto de la Cruz (España).
- Green, P.E y Srinivasan, V. (1978) Conjoint analysis in consumer research: issues and outlook. *Journal of consumer research* 5, 103-123.
- Haberman, S.J. (1978) *Analysis of qualitative data. Vol. 1: Introductory topics*. New York: Academic Press.
- Haberman, S.J. (1979) *Analysis of qualitative data. Vol. 2: New developments*. New York: Academic Press.
- Honig, W.K. y Staddon, J.E.R. (1977) *Handbook of operant behavior*. Englewood Cliffs: Prentice Hall.
- Horton, R.L. (1978) *The general linear model. Data analysis in the social and behavioral sciences*. New York: Mc Graw Hill.
- Huitema, B.E. (1988) Autocorrelation: 10 years of confusion. *Behavioral assessment* 10, 253-294.
- Khun, T.S. (1982) La función de la medición en la física moderna. en Khun, T.S. *La tensión esencial*. Madrid: Fondo de Cultura Económica. (ed. or. de 1961 en *Isis* 52, 161-190).
- Kruskal, J.B. y Wish, M. (1978) *Multidimensional scaling*. Series QASS. Beverly Hills: Sage.
- McCullag y Nelder (1983) *Generalized linear models*. Monographs on statistics and applied probability. New York: Chapman & Hall.
- McDonald, P.M. (1986) *Factor analysis and related methods*. Hillsdale: L.E.A.
- McIver, J.Pr. y Carmines, E.G. (1981) *Unidimensional scaling*. Series QASS. Beverly Hills: Sage.
- Moreno, R. (1988) Prólogo a la edición castellana de Barlow y Hersen (op.cit.)
- Moreno, R. (1991) Introducción al análisis competencial del método científico. Extracto del capítulo 5 del texto de Ribes, E. y Moreno, R. *El método de la*

- ciencia como objeto de investigación científica: un estudio interconductual (en preparación).*
- Moreno, R.; Martínez, R.; Morales, J.M.; Pérez Gil, J.A. y Trigo, E. (1991) *Utilización de los niveles de interacción psicológica en la enseñanza de la metodología Científica*. Memoria de investigación correspondiente a las convocatorias de proyectos de investigación educativa en materia universitaria del I.C.E. de la Universidad de Sevilla.
- Peñaloza, E.; Hickman, E.; Moreno, D.; Cepeda, M.L. y Ribes, E. (1988) Efectos del entrenamiento discriminativo simple en la adquisición de una tarea discriminativa condicional en niños. *Revista Mexicana de Análisis de la Conducta* 14, 61-84.
- Portell y Viladrich (1991) Modelización matemática de la decisión entre consecuencias seguras y probables según las perspectivas cognoscitiva, conductual e interconductual. *II Congreso de Asociaciones de Terapia y Modificación del Comportamiento de Países de Lenguas Latinas "Latini Dies"*. Sitges (España).
- Riba, M.D. (1990) *Modelo lineal de análisis de la variancia*. Barcelona: Herder.
- Ribes, E. y López, F. (1985) *Teoría de la Conducta*. México: Trillas.
- Ribes, E. y Martínez, H. (1990) Interaction of contingencies and rule instructions in the performance of human subjects in conditional discrimination. *The Psychological Record*, 40, 565-586.
- Ribes, E. y Sánchez, S. (1990) El problema de las diferencias individuales: un análisis conceptual de la personalidad. En Ribes, E. *Psicología General*. México: Trillas.
- Ribes, E. y Sánchez, S. (en prensa) Individual behavior consistencies as interactive styles: how related to personality? *The Psychological Record*.
- Riera, J. (1985) *Introducción a la psicología del deporte*. Barcelona: Martínez Roca.
- Uriel, E. (1985) *Análisis de series temporales. Modelos ARIMA*. Madrid: Paraninfo.
- Viladrich, M.C. (1983) *Models d'equacions estructurals en recerca no experimental*. Documentos del Laboratorio de Psicología Matemática. Universitat Autònoma de Barcelona.