
TRABAJOS

Revista de Investigación Educativa núm. 4 (p. 103-132)

PRECISIONES Y LIMITACIONES EXPLICATIVAS EN LOS MÉTODOS CORRELACIONALES. ALTERNATIVAS METODOLÓGICAS

por: *Juan Mateo Andrés*
Sebastián Rodríguez Espinar

De todos es conocido el hecho de que la investigación en las ciencias de la conducta, y por ende en lo referente al hecho educativo, está experimentando importantes cambios, tanto en sus postulados teóricos como en las técnicas de análisis empleadas.

La enorme dificultad que representan los estudios experimentales en educación ha impulsado la búsqueda de nuevas, o simplemente renovadas metodologías que, partiendo de los presupuestos de los estudios *ex post facto*, permitan ir más allá del carácter exploratorio que tradicionalmente les había sido asignado. Estas metodologías a las que nos hemos referido se encuadran en la categoría de los métodos y técnicas multivariadas, dado que el objetivo en la investigación pedagógica es encontrar cómo la manipulación o acción de uno o más factores afecta la variabilidad de uno o más indicadores del rendimiento o producto del proceso estudiado.

Precisando aún más, podríamos afirmar que dentro del conjunto de las técnicas multivariadas, la regresión múltiple ha acaparado preferente atención como un caso especial de los análisis canónicos. Como señalan Nelson y Zaichkowsky (1979), las técnicas de regresión múltiple constituyen un campo de indudable aplicación, sustitutivas en ocasiones de los tradicionales análisis de varianza. Obras como las de Kerlinger y Pedhazur (1973) y Cohen & Cohen (1975) constituyen, entre otras muchas, un claro exponente de su importancia y aplicación en el análisis de la investigación educativa.

Ahora bien, la regresión múltiple se ha utilizado fundamentalmente en estudios de tipo predictivo y en los que la correlación entre predictores y criterio constituye el punto de partida del modelo. Como hemos señalado en otros momentos (S. Rodríguez, 1982 (a), 1982 (b)), la utilización de la regresión múltiple y las consiguientes ecuaciones de predicción constituyen valiosísi-

mas ayudas para la labor del profesional de la educación, no sólo desde la óptica de la investigación, sino como instrumento técnico eficaz en la práctica diaria. Autores como García Hoz (1979, 1982) han puesto de manifiesto la necesidad de introducir en el marco escolar las técnicas de predicción extrapolativa en sus niveles de más fácil manejo técnico.

Nuestro objetivo en esta comunicación no es el de describir los procesos estadísticos que subyacen en los modelos de regresión, ni enumerar los campos de aplicación de dichos modelos, sino el de centrar nuestra atención en determinados presupuestos requeridos para una correcta utilización, así como en la adecuación o no de los mismos para superar el carácter exploratorio antes aludido y penetrar en el ámbito de los métodos confirmatorios. Es este un camino que empieza a dibujarse con cierta nitidez a partir de los trabajos de Campbell y Stanley (1963).

En definitiva, nos estamos planteando el alcance de esta metodología para la comprobación de relaciones causales. (A pesar de que la existencia de relación entre dos variables no permite ningún tipo de inferencia acerca de que una sea causa de la otra). Si no es así, ¿qué tipo de explicación obtenemos a partir de dichos métodos?

En la primera parte de nuestro trabajo trataremos de exponer una serie de precisiones y limitaciones técnicas de las propias técnicas de regresión múltiple, admitiendo el concepto de explicación desde el punto de vista estadístico (Kerlinger y Pedhazur, 1973); es decir, el de la simple explicación de la variabilidad del criterio a partir de la variabilidad de los predictores. En la segunda parte, profundizaremos en el concepto de explicación causal y abordaremos algunas de las innovaciones metodológicas que, a partir de la regresión múltiple, se están introduciendo en la investigación educativa. Como ha señalado Bentler (1980): «la piedra base en la construcción de un modelo causal está en la ecuación de regresión» (pág. 421).

1. Precisiones a la utilización de los modelos de regresión

En este apartado pasaremos rápida revista a tres tipos de precisiones, que están referidas a:

1.1. *El modelo teórico adoptado*

Es evidente que los modelos predictivos que utilizan los análisis de regresión múltiple no son en sí mismos generadores de una teoría, sino que ésta subyace en la opción que con anterioridad adopta el investigador. Los constructos que constituyen el modelo teórico del que partimos han de estar fundamentados previamente en el marco de una teoría comprensiva-explicativa. Dicha teoría deberá ser el marco en el que se engargen las supuestas relaciones entre predictores y criterio.

Por lo que respecta al rendimiento académico, punto de constante referencia en nuestra exposición, las corrientes psicologistas y sociologistas han puesto de manifiesto el hecho de que se puede llegar a semejantes conclusiones predictivas (desde la óptica estadística) a pesar de partir de presupuestos teóricos muy diferentes y utilizar diferentes «tipos» de predictores (R. Espinar, 1982 a).

El hecho de que la tecnología del ordenador haya permitido superar las dificultades de cálculo inherentes a los modelos de regresión ha producido una diáspora teórica que ha dado por resultado la excesiva focalización en el objetivo de alcanzar un alto valor de R en detrimento de la posterior explicación del propio fenómeno estudiado. Tal situación ha llevado en ocasiones a utilizar las técnicas de regresión múltiple como un «juego malabar» en el que todo vale si al final R tiene una elevada significación estadística.

De otra parte, consideramos necesario hacer referencia al objetivo final de la utilización de un modelo predictivo. Es obvio pensar que si el pronóstico es considerado como un fin en sí mismo, el término selección aparecerá inevitablemente asociado al resultado del pronóstico. Por el contrario, si la intervención para la permanencia o alteración del pronóstico es un objetivo del proceso predictivo, el dinamismo orientador y educativo en general se habrá hecho realidad.

Ahora bien, es lógico pensar que tal objetivo difícilmente podrá plantearse si no existe un marco teórico que apoye tal intervención. Desde esta perspectiva, creemos poder afirmar que el problema teórico de la predicción en educación no es sencillo. Se trata de algo más que utilizar una ecuación de regresión para unir unos predictores a un criterio.

1.2. Número de predictores y tamaño de la muestra

Con frecuencia se señala que a partir del 4.º ó 5.º predictor poco incremento se observa en el valor de R y, por tanto, en el Índice de Eficiencia Predictiva. Es cierto; pero, como se ha señalado en otro trabajo R. Espinar, 1982 (c), valiosa información reviste (sobre todo desde el punto de vista de la orientación educativa) el análisis de la secuencia de entrada de dichos predictores y la identificación de los que quedan fuera.

Tres criterios creemos que pueden utilizarse para determinar el número de predictores: a) El que se deriva del modelo teórico que adoptamos. La práctica de docencia y asesoramiento de tesis de licenciatura nos demuestra el afán por recoger la máxima cantidad de información sobre la muestra, a fin de tener el mayor número de predictores. Nuestro esfuerzo ha tenido que dirigirse a poner de manifiesto la inoperancia de tal afán por inconsistencia teórica. b) Un segundo criterio lo constituye el cumplimiento de la demanda de que los diferentes predictores deben estar altamente relacionados con el criterio y con escasa interrelación entre ellos. Realmente es difícil satisfacer esta demanda en los estudios predictivos sobre el rendimiento escolar. Por referir-

nos al simple modelo de predicción del rendimiento a partir de la inteligencia, tres exigencias deberían cumplirse (R. Espinar, 1982 (a), pp. 96-98):

- La inteligencia debe ser evaluada a través de pruebas no saturadas del criterio.
- El rendimiento debe ser evaluado de tal forma que quien obtenga el mejor resultado realmente sea el mejor.
- Debe darse una alta correlación entre inteligencia y rendimiento.

Es fácil comprender las precisiones que pueden hacerse a modelos predictivos que utilizan el rendimiento previo y pruebas aptitudinales «cristalizadas» o saturadas de aprendizaje escolar. Se intenta ver un nuevo paisaje desde el mismo punto de observación. Un cierto fatalismo se hace presente en el modelo. c) El tercer criterio viene dado por la interdependencia entre número de predictores y tamaño de la muestra*. De todos son conocidos los efectos inflacionarios que acontecen en una matriz de correlaciones cuando las interrelaciones son múltiples y la n es pequeña. Una indicación práctica recogida en la literatura sobre el tema es la de que por cada variable presente en el modelo, n sea igual a 30; es decir, para un modelo de nueve predictores, la n aconsejada sería de 300.

1.3. *La linealidad y aditividad del modelo de regresión*

De todos es conocido que los modelos de regresión asumen que los efectos de cada una de las variables independientes (predictores) sobre la dependiente (criterio) son lineales y aditivos. Examinemos brevemente estos supuestos y sus implicaciones.

Por lo que respecta al supuesto de linealidad, no es aventurado señalar que en múltiples ocasiones la relación real entre variables no se ajusta a dicho presupuesto. Los efectos moduladores de determinadas variables sobre el rendimiento han sido puestos de manifiesto en numerosos estudios (Pelechano, 1977; Marjoribanks, 1979).

De otra parte, los requisitos de distribución normal de las variables y linealidad en su mutua interacción son asumidos en el cálculo y uso del coeficiente de correlación de Pearson, base generalizada del modelo de regresión. Por ello no es de extrañar la atención prestada al tema por autores como Eze-

* A título anecdótico señalaremos que, sobre una $n = 28$ (Curso de 8.º) y dentro de un modelo de diagnóstico inserto en un proceso de orientación real, se obtuvo una $R = 1$, al aplicar una *stepwise regression* en la que intervenían 28 variables (aptitudes, personalidad e intereses). Como puede comprenderse, se había logrado la cuadratura del círculo.

quiel, M. y Fox, K. (1959) hace casi 25 años. Tres estrategias de comprobación de la linealidad de la relación:

- a) Calculando el denominado coeficiente *eta* (η)

$$\eta = \sqrt{1 - \frac{\sum (Y - \bar{Y}_c)^2}{\sum (Y - \bar{Y}_t)^2}}$$

Un interesante resumen de la cuestión y desarrollo de un ejemplo puede consultarse en M. Bartolomé (1978).

b) Tomando por separado los dos extremos de la distribución de la variable considerada como moduladora (pueden utilizarse los puntos de corte representados por la zona neutra de $X \pm 1$ D.T.) y comprobando la ausencia de diferencia significativa en la magnitud de los dos coeficientes de correlación calculados. Esta metodología se ha aplicado en los estudios de la relación entre ansiedad e inteligencia (Carrier, 1962; Grinker, 1966; Feldhusen, 1962; Spielberger, 1962). Todos ellos recogidos en R. Espinar, 1982 (a), pp. 113-114). En la ya citada investigación de Pelechano (1977) se adopta una metodología semejante, aunque no se deja la zona neutra correspondiente.

c) Autores como Svensson (1971) ponen reparos a la utilización en general de la metodología de los cortes o diferencias en las distribuciones, decidiéndose por la técnica de la utilización de la regresión para comprobar la distinta interacción en distintos niveles. Esta misma estrategia es la empleada por Marjoribanks (1979) en su análisis de la interacción del ambiente social y la inteligencia en el rendimiento académico.

Como nos apuntan Carabaña y otros (1978) la linealidad de las ecuaciones de regresión se pone de manifiesto al examinar si el conjunto de los residuos cumple tres requisitos: ser independientes, tener media cero y varianza constante y seguir una distribución normal. (Para examinar el proceso estadístico puede consultarse la obra de Draper y Smith (1966).

Por lo que se refiere al supuesto de *aditividad* que se asume en los modelos de regresión, ha de señalarse que se base en la hipótesis de ausencia de interacción entre las diferentes variables independientes y, por consiguiente, cada predictor *debería* ser un sumando neto e independiente. De esta forma se *tendría* eliminado el grave problema de la repartición de la explicación de la varianza del criterio, que más adelante abordaremos.

En este sentido la propia ecuación de predicción:

$$\hat{Y}_i = b_1 X_i + b_2 X_i + \dots + b_n X_i + K$$

nos está señalando dicha aditividad, y en la que la aparición de «sumandos negativos» puede representar problemas conceptuales de interpretación. Las

variables que aparecen con coeficientes de regresión negativos son denominadas por Kerlinger y Pedhazur (1973) «variables supresoras», y aunque a veces resulta difícil argumentar su aparición, es bien sabida su perfecta explicación desde el punto de vista estadístico.

No hemos de terminar este punto, sin dejar constancia de que no somos ajenos a la problemática implícita en los instrumentos de medición empleados para obtener los indicadores sobre los que operamos, pero éste es un problema que va más allá de los propios métodos de regresión. Así mismo hemos dejado fuera todo lo referente a otros múltiples modelos de predicción no basados en la regresión lineal.

Ahora bien, asumiendo que la realidad se comporte de acuerdo con el modelo en todo lo expuesto hasta el momento, los modelos de regresión nos ofrecen dos tipos de información básica:

- Una estimación de la varianza que cada variable independiente nos explica del criterio.
- Un coeficiente de regresión que nos permite predecir en cuánto se incrementaría como media la variable dependiente (criterio) si se incrementara en una unidad el predictor.

Examinemos a continuación estos dos tipos de información.

2. El problema de la explicación de la variabilidad del criterio

Aunque en sentido estricto no debería hablarse de explicación, sino de predicción, en los estudios que utilizan los métodos de regresión, todos debemos convenir en la utilización creciente de esta terminología. Tal vez tendríamos que replantearnos su adecuada utilización.

Dejando a un lado consideraciones como (Carabaña, 1978):

- a) Las varianzas explicadas por cada predictor no pueden compararse entre varias muestras a no ser que se tenga en cuenta el valor absoluto de la varianza.
- b) La permanencia constante del efecto del resto de predictores, al examinar el efecto de uno, rara vez es conseguida.
- c) La extrapolación del efecto de una variable más allá del rango de la observación medida es siempre indebida.

Vamos a centrar nuestra atención en las diferentes vías utilizadas para determinar el porcentaje de varianza del criterio explicada por cada predictor. En definitiva, vías para determinar la importancia de los predictores incluidos en nuestro modelo de predicción, no de forma global ($R \cdot 100$), sino de forma particular. Como señala Duncan (1975) poco sirve el porcentaje total

de explicación de un conjunto de variables si no podemos parcializar su particular aportación.

A fin de ilustrar nuestra exposición, presentamos en la Tabla 1 los datos referentes a un sencillo modelo de predicción obtenido, con fines didácticos, del ya amplio banco de datos correspondiente a la práctica real que desde hace varios años se lleva a cabo en la modalidad de Orientación Educativa de nuestro Departamento.

Se analizarán cuatro alternativas:

1.ª *Atendiendo a la secuencia de la «stepwise regression»*

Ya conocemos que, en el supuesto teórico de total ausencia de interrelación entre predictores, la explicación que cada uno de ellos aporta a la explicación del criterio es igual al cuadrado de la correlación del predictor con el criterio. En nuestro ejemplo, y en el supuesto de que las columnas (2) y (3) de la matriz de correlaciones de la Tabla 1 tuvieran valores igual a cero, la explicación para cada predictor sería:

$$\text{Predictor A: } r_{AD}^2 = 0,582^2 = 0,338 \text{ (33,8\%)}$$

$$\text{Predictor B: } r_{BD}^2 = 0,579^2 = 0,335 \text{ (33,5\%)}$$

$$\text{Predictor C: } r_{CD}^2 = 0,417^2 = 0,174 \text{ (17,4\%)}$$

Por tanto, la explicación total alcanzaría el 84,7%. Tal situación constituye un modelo de «pizarra», pero no adaptado a la realidad.

Ahora bien, la «stepwise regression», al apoyarse en el procedimiento de la *correlación semiparcial** considera como explicación del primer predictor que entra en la ecuación el cuadrado de su correlación de orden cero con el criterio. Pero la explicación atribuida estadísticamente al segundo predictor será la que arroje el cuadrado de su correlación parcial con el criterio**. Ahora bien, hemos de convenir en el hecho de que este porcentaje de explicación

* La correlación semiparcial $r_{1(2.3)}$ se definiría como la correlación que obtendríamos entre las variables 1 y 2 cuando quitamos a la variable 2 la influencia de la 3.

** Tabla 2, 1.ª Opción (Predictor B en 2.º lugar)

$$4,9 = r_{D(BA)}^2 \times 100 = \left(\frac{r_{DB} - r_{DA} \times r_{BA}}{\sqrt{1 - r_{BA}^2}} \right)^2 \times 100 = \left(\frac{0,579 - 0,582 \times 0,741}{\sqrt{1 - 0,741^2}} \right)^2 \times 100$$

TABLA 1

Estadísticas y matriz de correlaciones del modelo de regresión presentado.

	(1)Pred. A	(2)Pred. B	(3)Pred. C	(4)Pred. D
A	$\bar{X} = 42'70$ $s = 5'24$.741	.438	.582
B		$\bar{X} = 49'68$ $s = 11.-$.332	.579
C			$\bar{X} = 70'91$ $s = 9'92$.417
D				$\bar{X} = 11'56$ $s = 5'99$

$N = 171$ alumnos 1.º E.G.B. A = Test Bohem; B = Test ThorndikeLorge; C = Test Reversal; D = P. Lectura.

está distorsionado. Dicho porcentaje corresponde al de su explicación independiente del primer predictor, pero no al de su verdadera explicación del criterio.

Como podrá observarse al examinar la Tabla 2, la secuencia de entrada de los predictores altera los valores explicativos. Como quiera que los paquetes estadísticos que se tratan por ordenador (así sucede en el BMD Stepwise Regression 02R, Dixon, 1971) y que nosotros hemos venido utilizando, parten del supuesto de jerarquización en la secuencia en virtud de la correlación de orden cero (1.º paso), correlación parcial de primer orden (2.º paso) y así sucesivamente, es evidente la dificultad de interpretación de cualquier tabla sumario del *out-put* correspondiente a una determinada investigación.

En la Tabla 2 se ofrecen las seis opciones posibles de secuencias temporales en el ejemplo propuesto en la Tabla 1. Una detenida consideración de los valores nos evitará cualquier otro comentario. No es posible «aclararse» si nos mantenemos en la estricta interpretación «numérica». De aquí que autores como Keeves (1972) hayan señalado que solamente en el caso de que la secuencia temporal de entrada de los predictores correspondiese al orden lógico o real de influencia unilateral de una variable sobre las otras, sería lícita la atribución del porcentaje de explicación de cada predictor.

TABLA 2

Tabla 2. Tabla resumen del porcentaje explicativo de cada predictor en las diferentes secuencias de entrada en el modelo de regresión

PREDICT.	1. ^a Opción		2. ^a Opción		3. ^a Opción		4. ^a Opción		5. ^a Opción		6. ^a Opción	
	n.º 0	% R ²										
A	1.º	33'8	2.º	5'2	2.º	19'7	3.º	2'7	1.º	33'8	3.º	2'7
B	2.º	4'9	1.º	33'5	3.º	4'8	1.º	33'5	3.º	4'8	2.º	21'8
C	3.º	3'2	3.º	3'2	1.º	17'4	2.º	5'7	2.º	3'3	1.º	17'4

2.ª) *Atendiendo a la contribución única e independiente de cada predictor*

Desde el punto de vista del presupuesto de independencia de los predictores es obvio afirmar que el conocimiento de la aportación *única* de cada predictor a la explicación de la variabilidad del criterio puede ser un indicador de la importancia de dicho predictor considerado en sí mismo; así lo señala el propio Keeves (1972) e igualmente aparece considerada esta alternativa en la investigación de Carabaña y otros (1978).

Uno de los procedimientos para conocer esta aportación única e independiente es el de hacer entrar el predictor en el último lugar de la secuencia. El examen de la Tabla 2 nos ofrece esta información (predictor A el 2,7%, predictor B el 4,8% y predictor C el 3,2%). Como puede observarse, el predictor A (primero en jerarquización y aportación en la 1.ª opción de la Tabla 2) pasa a ocupar el último lugar en cuanto a la consideración de su aportación única. La dificultad que entraña el cálculo de las distintas opciones puede subsanarse, pues como se señala por Carabaña y otros (o.c. pág. 70) «el resultado es el mismo de multiplicar el cuadrado del coeficiente de regresión múltiple estandarizado de una variable (β) por la diferencia entre el cuadrado de la correlación con la otra variable independiente (c) y la unidad [$\beta^2(1 - C^2)$]. Este resultado, añaden, es una infraestimación de la varianza debida a cada variable, pero como ocurre lo mismo con todas, tenemos una buena apreciación de la importancia relativa de cada una de ellas».

TABLA 3

Resumen de los diferentes enfoques explicativos de la variabilidad del Criterio (%)

Predictor	1. Corr. semiparc. Stepwise-Regres.		2. Est. Cont. únic $Co = \beta^2(2-c^2)$	3. Contrib. total		
	Orden de entrada 1.º	último		Total ($\beta \times r$)	Direct. (β^2)	Indirect. ($\beta \times r - \beta^2$)
A	33'5	2'7	2'7	14'8	6'45	8'35
B	33'5	4'8	4'8	18'8	10'60	8'20
C	17'4	3'2	3'2	8'3	4.-	4'30
					21'05	20'85
Contribución Común	---	31'20	31'20	-----		-----
Contribución Total	---	41'90	41'90	41'90		41'90

A partir de los datos ofrecidos en la Tabla 4 (coef. β) y en la Tabla 1 (matriz de correlaciones) se han calculado dichas contribuciones, las cuales se presentan para su contraste con otros procedimientos en la Tabla 3.

3.ª) *Atendiendo al denominado coeficiente de contribución*

Son evidentes los efectos inflacionarios que presenta la primera alternativa (al primar el orden de entrada) y la infraestimación que aparece en la segunda. Por estas razones, autores como Keeves (1972) optan por el denominado *coeficiente de contribución* ($B \times r$). Como tendremos oportunidad de ver, ambos factores son independientes de la secuencia temporal de la regresión. Este criterio ha sido utilizado por R. Espinar (1982 a) para explicar las aportaciones de los diferentes predictores en un modelo de predicción del rendimiento en la 2.ª etapa de EGB. En la Tabla 3 se presentan los resultados de esta alternativa para el ejemplo que venimos analizando.

Independientemente de que para determinados propósitos pueda optarse por una de las dos primeras alternativas, esta tercera representa a nuestro juicio la más ponderada solución al tema de la cuantificación de la contribución de un predictor.

4.ª) *Atendiendo a la contribución directa e indirecta*

Puede considerarse esta alternativa, presentada por Guilford y Fruchter (1973), como una variante de la anterior. Se considera contribución directa el valor del cuadrado del coeficiente β y como contribución indirecta, la diferencia entre la contribución total (calculada en la alternativa 3.ª) y la contribución directa ($\beta \cdot r - \beta^2$). En la Tabla 3 se presentan los resultados.

3. El problema del uso de los coeficientes de regresión

El objetivo de la predicción, como señalábamos en nuestra introducción, ha constituido durante bastante tiempo la principal atención en el uso de los métodos de regresión y, por consiguiente, el cálculo de los coeficientes de regresión culminaba el proceso. Dos aspectos de dichos coeficientes van a centrar nuestra atención. Por un lado, el tema de su magnitud; de otra parte, la discusión sobre el uso de coeficientes β o coeficientes b .

3.1. *¿De qué depende la magnitud de un coeficiente de regresión?*

Si, como hemos observado, la explicación de la varianza del criterio por parte de cada predictor dependía de su orden de entrada en una *Stepwise regression*, la magnitud de los coeficientes de regresión no se ve afectada por la secuencia temporal de la regresión, sino por el número de predictores utilizados y la magnitud de las interrelaciones entre dichos predictores. Es decir, la magnitud depende de la contribución única del predictor y de una parte de la contribución que comparte con otros predictores y que se le incrementará.

TABLA 4

Tabla de los coeficientes de regresión (b y β) correspondientes a la secuencia A-B-C (1.ª opción)

Paso	Predictor	Coef. b	Error Stand.	β	R	R ²	ΔR^2
1.º	A	.665	.071	.582	.582	.338	.338
2.º	A	.387	.103	.338	.622	.387	.049
	B	.179	.049	.328			
3.º	A	.290	.105	.253	.647	.419	.032
	B	.177	.048	.325			
	C	.120	.040	.199			

TABLA 5

Coefficientes de regresión (b y β) para los predictores A y B en la secuencia B-A y para los niveles de interrelación (0,741) y (0,900)

1.º Caso: $r_{BA} = .741$				2.º Caso: $r_{BA} = .900$			
Paso	Predictor	Coef. b	Coef. β	Paso	Predictor	Coef. b	Coef. β
1.º	B	.315	.579	1.º	B	.315	.579
2.º	B	.179	.328	2.º	B	.158	.290
	A	.387	.338		A	.367	.321

Al examinar las Tablas 4 y 5 se observará que no existe diferencia entre los coeficientes b o β en la regresión cuyas secuencias sean, primero el predictor A y segundo el B, o viceversa.

Así mismo, puede observarse que cuando incrementamos la interrelación de los predictores A y B hasta un valor de 0,900, decrece la magnitud de dichos coeficientes en virtud de que su aportación única disminuye (1,9% para A, y 1,6% para B). Una vez más se observan las dificultades de interpretación de la importancia de los predictores cuando éstos están altamente relacionados entre sí.

3.2. *¿Coeficientes β o coeficientes b ?*

La utilización de coeficientes de uno u otro tipo, es un tema de cierta controversia entre especialistas de distintos campos de las ciencias sociales. Si Carabaña y otros (1978) afirman que «más usados en Sociología son los coeficientes de regresión standardizados, o coeficientes beta, que se definen como la variación media en unidades standard esperada en la variable dependiente cuando se varía la independiente en una unidad standard» (pág. 71), otros autores, como Richards (1982), afirman que la preferencia por los coeficientes b aparece dominante entre sociólogos, mientras que los beta son preferidos por los psicólogos. Dejando a un lado esta divergencia al no poder tomar partido por falta de constatación personal, centraremos nuestra atención en los «pros» y «contras» de cada uno de ellos en virtud de la situación planteada.

Los ejemplos que pretenden ilustrar las diferentes situaciones (Tablas 6, 7, 8 y 9) han sido tomados del excelente trabajo de recopilación llevado a cabo por Richards (1982).

3.2.1. *Estabilidad del coeficiente*

El coeficiente b es relativamente estable en diferentes muestras de una misma población, mientras que el β puede variar significativamente en función de la desviación típica de la variable (Bohrnstedt, 1969). Por lo tanto, no es posible la comparación entre coeficientes β cuando las distribuciones de las variables son diferentes.

3.2.2. *Comparación de coeficientes b*

Los coeficientes b permiten comparaciones entre muestras distintas siempre que se den dos requisitos:

- 1.º) Que las unidades de medida no varíen en la variable de una muestra a otra (examinar la Tabla 6).
- 2.º) Siempre que los coeficientes que se comparen pertenezcan a ecuaciones idénticas; en el sentido de utilizar los *mismos* (tipo y número) predictores.

res. En ocasiones se observa el olvido de este requisito en algún trabajo publicado en nuestro país. Sin duda alguna por no haber dado importancia a tal aspecto. Es obvio que la identidad de predictores no es sólo en los cuatro o cinco que aparecen a la cabeza de una regresión paso a paso, sino en el modelo inicial.

TABLA 6

Influencia de las unidades de medida en los coeficientes de regresión (b y B) en una relación hipotética peso-altura

Variable		Pies Libras	Pulgadas Onzas	Metros Kg.	Centímetros Gramos
Altura	Media	5'75	69'00	1'75	175'26
	Des.T.	0'50	6'00	0'15	15'24
Peso	Media	165'00	2640'00	74'84	74842'78
	Des. T.	15'00	240'00	6'80	6803'88
Correlación Altura-Peso		.60	.60	.60	.60
Coef. Regres.	β	.60	.60	.60	.60
	b	18'00	24'00	26'79	267'87

3.2.3. Cuando se da selección en la variable independiente

Cuando por diversos motivos selectivos se reduce la desviación típica del predictor, es más adecuada la utilización de coeficientes *b*.

Esta situación aparece en el clásico proceso de selección académica que se da en el paso de un nivel educativo a otro y que es objeto de atención y controversia en todos los países*. Especial atención se ha prestado a la relación entre el rendimiento en la E. Secundaria y el rendimiento en la Universidad, dado el carácter selectivo que tienen las calificaciones obtenidas en la E. Secundaria para el paso a la Universidad.

* En Francia, puede consultarse el estudio y controversia del paso de la clase de *troisième à la de seconde*, de M. Chauveau (1980) y E. Mullet (1981).

TABLA 7

Influencia de los diferentes niveles de selección explícita (V. Independiente) en los coeficientes de regresión (b y β) en la predicción del rendimiento en la Universidad a partir del rendimiento en la Escuela Secundaria

Variable	<i>Grupo superior seleccionado</i>				
	100%	80%	50%	20%	
Rendimiento E.Secundaria	Media: Des. T.	2'60 0'70	2'84 0'53	3'16 0'42	3'50 0'32
Rendimiento Universidad	Media: Des. T.	2'10 0'80	2'28 0'73	2'52 0'68	2'83 0'65
Correlación E. Sec. Univ.		.65	.55	.46	.36
Coef. Regres.	β b	.65 .74	.55 .74	.46 .74	.36 .74

Si, como señala García Hoz (1979), el rendimiento anterior es el mejor predictor del rendimiento futuro, no es de extrañar la atención prestada a aquél en los sistemas altamente competitivos, así como las críticas efectuadas a los sistemas psicométricos de selección*. Aunque, como reconoce Mauger (1976), buena parte de las críticas no habían tenido presentes los efectos de homogeneización que se daban en las muestras estudiadas a medida que avanzaban los cursos, derivando así el problema al criterio en vez de centrarlo en los predictores (Goldman y Slaughter, 1976).

No vamos a extendernos en la problemática que subyace en la definición operativa y subsiguiente medición de la variable rendimiento. Simplemente vamos a puntualizar la influencia que el fenómeno de selección en el predictor tiene en el valor de uno u otro tipo de coeficiente de regresión.

* Weitzman (1982) intenta arrojar luz sobre la controversia que se suscitó en la *Harvard Educational Review* (Salck & Porter, 1980 vs. Jackson, 1980) sobre la adecuación de utilizar sólo las calificaciones de la E. Secundaria como criterio de admisión en la Universidad.

Es obvio que cuando las calificaciones de un ciclo educativo se utilizan como «criterio» para dar el paso o no al ciclo siguiente, en el grupo de sujetos que pasan se produce una directa reducción de la variabilidad de las calificaciones con respecto a la totalidad de los alumnos que terminaron el ciclo anterior. Este hecho indirectamente reduce tanto la correlación entre las calificaciones del ciclo anterior y posterior, como la propia variabilidad de las calificaciones de la nueva etapa educativa (Gulliksen, 1950). Como es de suponer, los efectos se incrementan en la medida que aumenta la competitividad y el truncamiento de la distribución de la población se hace mayor.

Como señala Richards (1982), en la literatura psicométrica se denomina a este proceso como de *selección explícita* en la variable independiente (predictor: notas de la E. Secundaria) y de una *selección incidental* en la variable que indirectamente se ve afectada (criterio: notas en la Universidad).

La conclusión sobre el grado de estabilidad de uno y otro tipo de coeficiente de regresión, en los diferentes supuestos de selección del grupo que termina la E. Secundaria, es favorable por lo que respecta a los coeficientes *b*.

Ahora bien, cabe preguntarse si el supuesto de invariabilidad de la relación entre calificaciones en la E. Secundaria y calificaciones en la Universidad, que se asume en el planteamiento anterior, se da realmente en los sistemas de evaluación; o, por el contrario, la evaluación del alumno se hace, no en función de su rendimiento absoluto, sino en virtud de la comparación con el rendimiento de los componentes de un grupo de referencia. (Aquí se nos plantea toda la polémica referida a la evaluación referida al criterio o referida a la norma).

Autores como Hargens (1976) o Linn (1968), proponen la utilización de coeficientes β dado que los alumnos que llegan a centros altamente selectivos no reciben las mismas calificaciones en ellos que si hubiesen ido a centros no selectivos. Es decir, se parte del principio de que en cada centro se produce una distribución semejante de las calificaciones, prescindiendo del nivel de exigencia del centro.

Es necesario destacar en este punto que tal principio es difícil de mantener en nuestra realidad educativa, en donde generalmente la evaluación es un proceso anárquico, pues ni es referida a norma ni mucho menos a un criterio. En el análisis de las calificaciones que R. Espinar (1982 a) llevó a cabo no se encontró homogeneidad en las distribuciones de las calificaciones ni por materias ni por centros.

La Tabla 8 nos presenta una situación en la que se supone fija la media y la variabilidad del criterio. Por tanto, podemos decir que nos encontramos en el caso de aplicar diferentes unidades de medida (aspecto tratado en el punto 3.2.2) ya que se darán diferentes niveles de exigencia en los individuos para alcanzar la misma calificación en los diferentes centros. Por tanto, la citada tabla nos ofrece los efectos combinados de la selección en el predictor y el cambio de unidades de medida en el criterio.

TABLA 8

Influencia de los diferentes niveles de selección explícita (V. independiente) en los coeficientes de regresión (b y B) en la predicción del rendimiento en la Universidad a partir del rendimiento en la E. Secundaria, cuando las calificaciones en la Universidad se consideran relativas.

Variable		Grupo superior seleccionado			
		100%	80%	50%	20%
Rendimiento E.Secundaria	Media: Des. T.	2'60 0'70	2'84 0'53	3'15 0'42	3'50 0'32
Rendimiento Universidad	Media: Des. T.	2'10 0'80	2'10 0'80	2'10 0'80	2'10 0'80
Correlación E. Sec. Univ.		.65	.55	.46	.36
Coef. Regres.	B	.65	.55	.46	.36
	b	.74	.82	.87	.91

La conclusión no se hace esperar: ni uno ni otro tipo de coeficiente es insensible en la nueva situación, aunque la variabilidad es relativamente mayor en los coeficientes B al considerar las dos situaciones extremas (23% en los b y 45% en los B).

3.2.4. Cuando se da selección explícita en la variable dependiente (Criterio).

Esta situación aparece cuando la no selectividad está presente en la política de admisiones de una institución o ciclo educativo, pero donde el fracaso en el nuevo centro o etapa educativa lleva al abandono y consiguientemente se da una directa reducción de la desviación típica del criterio.

En la Tabla 9 se ofrece información sobre la influencia de los distintos niveles de *selección explícita* en el criterio de rendimiento en la Universidad. En este ejemplo, al igual que en el expuesto en el punto 3.2.3. (Tabla 7) se asume que se da una absoluta relación entre calificaciones en la E. Secundaria y calificaciones en la Universidad. Así mismo, se parte de la consideración de que el valor de la correlación entre ambas variables para el total de la población sería el mismo que el de la Tabla 7 (0,65).

TABLA 9

Influencia de los diferentes niveles de selección en la variable dependiente (rendimiento en la Universidad) en los coeficientes de regresión (b y β)

Variable		Grupo superior seleccionado			
		100%	80%	50%	20%
Rendimiento E. Secundaria	Media Des. T.	2'60 0'70	2'76 0'64	2'97 0'60	3'24 0'57
Rendimiento Universidad	Media Des. T.	2'10 0'80	2'37 0'61	2'74 0'48	3'22 0'36
Correlación E. Sec. Univ.		.65	.55	.46	.36
Coef. Regres.	β	.65	.55	.46	.36
	b	.74 (.57)*	.53 (.57)*	.37 (.57)*	.23 (.57)*

* (0,57). Este valor correspondería a los coeficientes *b* si en la regresión se tomase como v. dependiente el rendimiento en la E. Secundaria. Estaríamos en un tipo de «predicción» *forward* («hacia atrás»), atendiendo a su secuencia temporal.

las diferencias entre las Tablas 7 y 9, como señala el propio Richards (1982), han de entenderse desde la perspectiva de que toda correlación entre dos variables incluye *dos* regresiones. Y es conocido que la regresión que es invariable bajo selección es la regresión de la variable afectada por la *selección incidental* sobre la variable afectada por la *selección explícita*. Por lo tanto, la regresión de la variable independiente (calificaciones en la E. Secundaria) sobre la variable dependiente (calificaciones en la Universidad) es invariable bajo *selección explícita* de esta última. Pero es comprensible la inadecuación de tal tipo de regresión para realizar *inferencias causales a partir de los coeficientes de regresión**. Tales inferencias necesariamente conllevan que la regresión sea de la variable dependiente sobre la independiente.

* El subrayado es nuestro. El autor, a nuestro juicio, ha superado etapas de interrogación que nosotros aún no hemos contestado.

La inspección de la Tabla 9 nos muestra la variabilidad de ambos tipos de coeficientes de regresión en los diversos supuestos de nivel de selección del criterio, aunque es clara la menor proporción de variabilidad en los coeficientes B.

De las situaciones analizadas no se desprende una clara conclusión sobre la mayor estabilidad de un tipo de coeficiente sobre otro. No hemos abordado otra serie de situaciones como las de *selección explícita en una variable mediadora*, *cambios en la longitud de los ítems del predictor*, o la *variabilidad del error de varianza en la variable dependiente** o en la variable independiente*, porque los resultados apuntan en la falta de estabilidad de ambos tipos de coeficientes.

A MODO DE CONCLUSIÓN DE LA PRIMERA PARTE

En otros momentos (R. Espinar, 1982 (b), 1982 (c)) hemos dejado patente la utilidad de las técnicas de predicción, basadas en la regresión múltiple, en el campo educativo. Pero a la serie de consideraciones allí expuestas que señalaban su uso restrictivo, más allá de la consideración simplemente técnica, tendremos que añadir un mayor nivel de exigencia en los planteamientos e interpretaciones técnicas.

Creemos que en la medida en que nuestras conclusiones derivadas de trabajos predictivos tengan presentes las limitaciones y precisiones aquí expuestas, sentiremos la necesidad de búsqueda de alternativas que satisfagan el objetivo de todo investigador: *comprender* el fenómeno estudiado dentro de un paradigma explicativo. ¿Es esto posible en el ámbito de las Ciencias de la Educación? Estamos seguros de que no se regatearán esfuerzos para su logro. El éxito es otra cuestión.

ALTERNATIVAS METODOLOGICAS

A través de las precisiones efectuadas hemos podido constatar las dificultades de interpretación que el análisis de la regresión entraña. Nuestra intencionalidad al mostrarlo fue doble: Por un lado pretendíamos concienciar al investigador en Ciencias de la Educación, de que dicho análisis, si bien constituye uno de los instrumentos de análisis más potente que poseemos, debemos usarlo con precisión y precaución, basándonos en un auténtico conocimiento de sus posibilidades y limitaciones.

** En este supuesto el coeficiente b permanece invariable a diferencia del B.

Por otro lado hemos querido presentar un amplio abanico de intentos de encontrar una reglamentación, que permita saber en cada contexto, a partir de qué coeficiente de entre los que ofrece la regresión, se puede valorar adecuadamente la incidencia de cada predictor sobre el criterio, observándose, sin embargo, la inestabilidad de la mayoría de ellos.

Analizamos los hechos y consideramos que si repetidamente los esfuerzos de los expertos en el tema, no han conseguido ofrecer un esquema de acción universalmente válido, máxime con los medios técnico-matemáticos con que cuentan, obedece, a nuestro juicio, a que el modelo de la regresión agota sus posibilidades en la exploración de la regresión entre las variables, haciéndose preciso una alternativa metodológica que, sin renunciar a las cualidades de la investigación no experimental, permita profundizar en los aspectos explicativos e interpretativos.

A las limitaciones técnicas ya indicadas, cabe añadir otra de orden filosófico. Así, por todos es aceptado que la presencia de correlación entre variables no prueba la relación causa-efecto, ya que la noción de «causa», en el ámbito lógico-positivista, implica «control-activo» sobre la variable considerada como causa (independiente) y la noción «efecto» supone ausencia de este tributo (ver Feigl. 1953), cumpliéndose esta premisa únicamente dentro de la metodología experimental, mientras que en los estudios correlacionales no se introduce ninguna manipulación experimental, ni se seleccionan los sujetos que intervienen en la investigación, limitándose habitualmente el investigador a observar los hechos, tras producirse, en un contexto natural.

Sin embargo, este refinado concepto de causalidad no siempre resulta adecuado en las Ciencias de la Educación, ya que una investigación experimental estrechamente controlada (aspecto sumamente deseable desde el punto de vista de la validez interna) puede, por su artificialidad, englobar una área muy reducida de la realidad, adoleciendo de falta de posibilidad de generalización o validez externa.

Podríamos resumir lo dicho hasta ahora afirmando que la característica positiva básica de los estudios experimentales es el control, mientras que la de los estudios correlacionales es la aproximación a la realidad. Mas esta dicotomía ya señalada en el artículo (ya clásico) de Cronbach «The two Disciplines of Scientific Psychology» (1957), puede, en la actualidad, pecar de excesiva simplicidad, imponiéndose una revisión de la misma.

De entre los dos tipos de validez (interna y externa), Campbell y Stanley apostaron por la interna, considerándola absolutamente prioritaria frente a la externa (1973, pág. 16). A nuestro juicio, cabe el cuestionar dicha afirmación. Señalaremos, en primer lugar, la aparición de algunos estudios que ponen en duda que, a través del método experimental, se alcance el absoluto control de las variables implicadas; en ellos se habla del llamado «efecto del experimentador» (Rosenthal 1966) y las «características de la demanda» (Orne 1962).

Hacemos referencia con el término «efecto del experimentador» al hecho de que ciertas características del experimentador influyen en los resultados

que obtiene en sus experimentos. Con el concepto «características de la demanda» se entiende que el sujeto, a partir de los indicios experimentales, intentará averiguar qué se espera de él (haciéndose una idea de la hipótesis experimental), orientando de acuerdo a su propia personalidad la conducta a seguir. Ambos efectos raramente son tenidos en cuenta en el diseño de la investigación, siendo por sus características intrínsecas, difícilmente controlables.

Sin entrar en polémica acerca de la capacidad de los citados estudios para minar la avasalladora potencialidad del método experimental, diremos con Blalock (1961 pág. 6) que el pensamiento causal pertenece al nivel teórico y que las leyes causales nunca pueden ser demostradas empíricamente; sin embargo, es altamente importante en el proceso de construcción de una ciencia, el pensar causalmente y por tanto desarrollar modelos causales que tengan implicaciones indirectamente comprobables. A pesar de los estudios ya citados, creemos que el método experimental es el más capacitado para comprobar dichos modelos, pero dado el tipo de contexto en el que trabajamos en las Ciencias de la Educación, no resulta siempre el más adecuado; a nuestro entender, *más importante que asegurar la validez interna frente a la externa, es llegar al óptimo compromiso posible entre ambos tipos de validez*, y a este fin se han dedicado grandes esfuerzos durante las dos últimas décadas, muy especialmente a partir de áreas como las ciencias sociológicas, políticas y económicas, a fin de desarrollar técnicas que, a pesar de estar basadas en las de la regresión, permite realizar inferencias causales a partir de datos no experimentales, *hablamos de los llamados modelos estructurales causales*.

Dichos modelos tienen sus antecedentes en el análisis factorial de Spearman, en la correlación parcial de Yule, en el «Path Analysis» de Wright y en las ecuaciones estructurales de los econométricos de los años 40, pero no es hasta muy recientemente que han logrado su formalización. Podríamos citar a los siguientes autores como los formalizadores y difusores más importantes de esta alternativa metodológica: Blalock (1961), Duncan (1975), Heise (1975), Joreskog (1973, 1977), Kenny (1979), Bentler (1980) y Saris (1980).

Es muy importante matizar que los modelos estructurales, no están pensados para que se usen como un método que explora las posibles relaciones causales entre las variables a partir del análisis de datos no experimentales. El proceso que sigue es justamente el contrario y así su correcta utilización exige el tener a priori una concepción clara, precisa y explícita de la red de relaciones causales entre las variables, relación que pueda posteriormente ser expresada como un sistema de ecuaciones. Combina la conceptualización teórica acerca del fenómeno a estudiar y el cálculo matemático, y es justamente a la luz de la teoría como se establecerá el isomorfismo adecuado entre las relaciones de covarianza o correlación de las variables y las relaciones de causa-efecto. *Nos serviremos del análisis de los modelos estructurales para comprobar una teoría, no para generarla*.

Aclarado el anterior aspecto, vamos a señalar de forma breve los pasos a

seguir en un análisis causal. Al primero de ellos se le conoce como *especificación del modelo*. Hemos subdividido esta fase en varios subapartados:

a) *Desarrollo de un modelo causal*

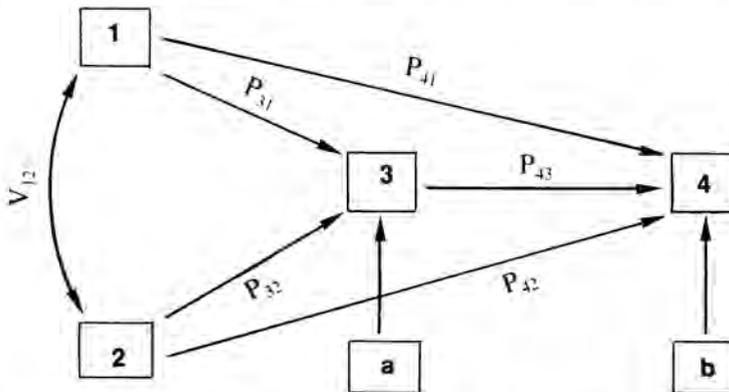
En esta fase el investigador deberá desarrollar un modelo causal basado sobre un patrón teórico elaborado a partir de consideraciones teóricas e investigaciones previas. A pesar de lo tremendamente difícil que resulta el simplificar «el mundo real», se debe intentar. El investigador asume que las variables escogidas para integrar el modelo son las verdaderamente relevantes, mientras que nos referiremos a todas las otras, que no entran directamente en el modelo, como «residuales».

b) *Representación del diagrama causal*

A continuación intentaremos representar el modelo gráficamente. Debemos distinguir entre variables *exógenas* y *endógenas*. Una variable exógena es aquella cuya variabilidad se supone que está determinada por causas externas al modelo. Consecuentemente, su determinación no entrará en consideración en el modelo, como tampoco sus relaciones con otras variables exógenas.

Las *variables endógenas*, en cambio, son aquellas cuya variación es explicada por variables exógenas y endógenas del sistema.

Algún ejemplo nos servirá para aclararlo. Supongamos el siguiente gráfico extraído del libro de Kerlinger y Pedhazur (1973, pág. 308):



Las variables 1 y 2 son exógenas. La relación entre las variables exógenas se representa mediante una línea curva con flechas en ambos extremos, indicando que el investigador no concibe que una variable sea la causa de la otra. Consecuentemente, las relaciones entre las variables exógenas no serán analizadas en el sistema.

Las variables 3 y 4 son endógenas. Las direcciones se representan en forma de flechas unidireccionales, que van desde las variables tomadas como

causas (independientes) hacia las variables tomadas como efectos (dependientes).

Una variable endógena tratada como dependiente en un grupo de variables puede también ser concebida como variable independiente en relación con otras variables. Así, en el esquema, la variable 3 es considerada como dependiente de las variables 1 y 2, y como independiente respecto de la variable 4.

Dada la imposibilidad de explicar totalmente la varianza del criterio, se han introducido las variables residuales para indicar los efectos de las variables no incluidas en el sistema. En los esquemas a y b son variables residuales.

b) *Escritura de las ecuaciones estructurales*

«Las ecuaciones estructurales (esencialmente son ecuaciones matemáticas corrientes) son afirmaciones sobre la dependencia de una variable con respecto a otra u otras que la preceden en la cadena causal que se ha establecido como hipótesis» (Baltes et al. 1981 pág. 267). A partir del modelo hipotetizado con todas sus definiciones, limitaciones y supuestos, elaboramos las ecuaciones estructurales que intentarán reflejarlo fielmente y será a partir de ellas como se iniciará el análisis.

Cabe finalizar este apartado indicando que, por muy cuidadosos que seamos en esta primera etapa, estamos expuestos a errores de especificación. El análisis causal que propondremos proporciona medios para comprobar y evaluar «a posteriori» los efectos de dichos errores, permitiéndonos un replanteamiento y rectificación de los mismos.

Tras especificar el modelo causal, básicamente a través de las correspondientes ecuaciones estructurales, se plantea el problema de su *identificación*. Esencialmente, el problema consiste en que al servirnos de las ecuaciones estructurales para modelar una cadena causal, estamos en el fondo interesados en resolver los parámetros no conocidos del modelo, y hay que enfrentarse con la cuestión planteada por el número de incógnitas y el número de ecuaciones. Si nuestra especificación ha dado lugar a más incógnitas que ecuaciones, será imposible su solución, diciéndose que el modelo está *infraidentificado*; si el número es exactamente el mismo, estará *identificado* y si hay más ecuaciones que incógnitas, se denominará *supraidentificado*. Sólo podrán resolverse los dos últimos.

El siguiente paso será la *evaluación* del modelo. Aquí el investigador tendrá que afrontar el problema de decidir si el modelo hipotetizado se ajusta o no al modelo empírico. Fijémonos en que, desde el inicio, se ha ido estableciendo una dualidad: por un lado, hablamos de un modelo generado a partir de consideraciones teóricas y, por otro lado, recogemos datos empíricos y relacionamos, a partir de ellos, variables. Pues bien, ahora llega el momento del contraste entre ambos: nuestro modelo teórico quedará validado si se ajusta al empírico; la distribución más utilizada como prueba general de bondad de ajuste de modelos estructurales, es la distribución χ^2 , y ésta es la prueba im-

plementada en los programas LISREL a los que nos referiremos posteriormente.

Finalmente, resta hablar de la *interpretación*. Si el modelo supera la prueba de ajuste al nivel de confianza que hayamos establecido, se pasará a interpretar los datos. Es ahora cuando las limitaciones a que aludíamos inicialmente pueden encontrar vía de solución.

Los aspectos causales ya han sido considerados, y ahora, en la interpretación, podremos abordar posiblemente el *explicar*, dentro del contexto creado por el modelo causal, la importancia de las diferentes variables, superando las incomodidades que ofrecía la interpretación a partir de los coeficientes b o β , tal como se hace en el análisis de la regresión.

LA SOLUCIÓN LISREL

Al «Path Analysis» de Wright (1934), como método de Análisis Causal, han sustituido otras técnicas y procedimientos que proceden a calcular los valores de los parámetros y comprobar la calidad del ajuste. Todos ellos implican engorrosos cálculos matriciales y conocimientos matemáticos que están habitualmente fuera del alcance del investigador medio de las áreas de las Ciencias Humanas. Sin embargo, recientemente se han elaborado análisis y programas de computadora para estos fines (ver Duncan y Goldberger 1973), que facilitan enormemente el proceso y que centran el esfuerzo del investigador en los problemas conceptuales iniciales y la interpretación del «output» final, más que en el procedimiento de cálculo. De entre ellos, destaca por su calidad y difusión el conocido como LISREL (Lineal Structural Relationships), elaborado por Joreskog y Sorbom, del que en sus versiones IV y V, se está procediendo a la compilación en el Laboratorio de Cálculo de la Universidad de Barcelona. Dicho programa ajusta y prueba modelos de relaciones lineales estructurales, utilizando variables observables o latentes. Bastará que el investigador introduzca la matriz de correlaciones (o los datos directos, si se prefiere), especificando el diagrama causal a evaluar, para que el programa proceda a su análisis.

Creemos que el aspecto más comprometido reside en la interpretación del «output». Nos serviremos de un sencillo ejemplo analizado con dicha solución, para dar unas pinceladas acerca de la interpretación. Evidentemente, el uso a tope de sus inmensas posibilidades, requiere un largo entrenamiento, en el cual se hallan actualmente inmersos los autores de esta comunicación.

Datos del ejemplo

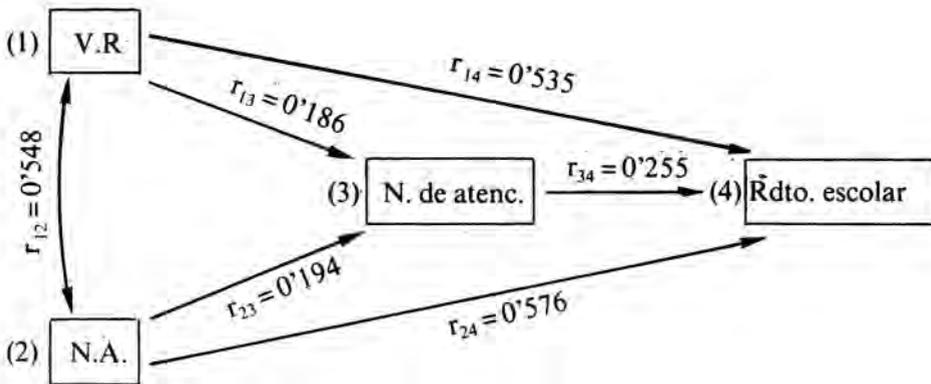
Sobre una muestra de 222 varones, alumnos de 8.º de E.G.B., pertenecientes a cinco centros de EGB de Barcelona, se midieron e intercorrelacionaron las siguientes variables:

1. Razonamiento Verbal
2. Aptitud Numérica
3. Nivel de atención
4. Rendimiento escolar

La matriz de correlaciones obtenidas fue la siguiente:

	<u>V.R.</u>	<u>N.A.</u>	<u>Atención</u>	<u>Rendimiento</u>
V.R.	1	0,548	0,186	0,535
N.A.		1	0,194	0,576
Atención			1	0,255
Rendimiento				1

Se especificó el siguiente diagrama causal (incluimos las correlaciones obtenidas):



Procedimos a analizar el modelo mediante la solución LISREL de Jöreskog y Sorbom. El paquete utilizado corresponde a su serie n.º 4. En el capítulo 10 del volumen I de la obra de Saris y Stronkhorst «Introduction to causal models in nonexperimental research» (1981) se puede encontrar una buena explicación del uso de esta prueba de ajuste en el contexto de las ecuaciones estructurales simultáneas asociadas a los modelos causales.

Muy sucintamente diremos que las bases de la validación del modelo residen en las matrices extraídas del listado ofrecido por el ordenador y que pasamos a considerar:

a) La primera matriz corresponderá a los residuales. El modelo logra su validación a medida que estos residuales se acercan a 0. Aproximadamente el razonamiento es el siguiente: hay una contrastación entre la variabilidad explicada por el modelo causal-teórico y el empírico, si ambos coinciden (si ajustan), los residuales serán mínimos (o inexistentes, como en nuestro caso, en el que el ajuste es total).

		Y 1-ATENC	Y 2-RENDI	XI-DAT-VR	X2-DAT-NA
Y	1	0.000			
Y	2	0.000	0.000		
X	1	0.000	0.000	0.000	
X	2	0.000	0.000	0.000	0.000

Tal como habíamos indicado anteriormente, el «output» del LISREL IV ofrece el valor de $\chi^2 = 0$, que indica ajuste total. Obviamente no podía haber discrepancia entre la matriz de residuales y χ^2 : en ambos casos se validaba globalmente el modelo. Pensemos también que la matriz de residuales nos ofrece una información adicional, ya que una simple inspección de la misma nos permitirá ver aquellos residuales que se alejan de 0 y que, consecuentemente, nos están indicando la variable cuya localización en la cadena causal pueda ser dudosa; podremos optar por eliminarla o reordenar el modelo tras un proceso crítico acerca de la hipótesis que lo originó.

b) Una segunda matriz nos ofrece los coeficientes «p». Según Wright (1934, pág. 162), dichos coeficientes son:

«La fracción de desviación típica de la variable dependiente (con el signo apropiado) de la que el factor designado es directamente responsable, entendiendo por fracción la que encontraríamos si el factor variara en la misma medida que en los datos observados, mientras que todos los otros (incluyendo los factores residuales) permanecen constantes», y Kerlinger lo sintetiza de forma más sencilla (1973, pág. 310):

«El coeficiente p indica el efecto directo de una variable tomada como una de las causas sobre una variable tomada como efecto».

Estos coeficientes viales se simbolizan con una «p» con dos subíndices, el primero indicando el efecto (o variable dependiente) y el segundo subíndice indicando la causa (variable independiente).

En la siguiente tabla recogemos dichos coeficientes (efectos directos). También incluimos los efectos indirectos que no son sino la diferencia entre cada correlación y su respectivo efecto directo ($r - p$)

	Efectos directos	Efectos indirectos	Efectos totales
variable 1 sobre 3 (p31)	0,114	0,072	0,186
variable 2 sobre 3 (p32)	0,122	0,072	0,194
variable 1 sobre 4 (p41)	0,299	0,236	0,535
variable 2 sobre 4 (p42)	0,388	0,188	0,576
variable 3 sobre 4 (p43)	0,124	0,131	0,255

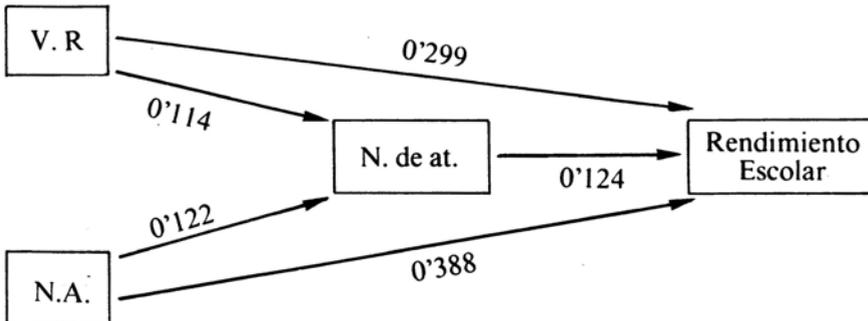
c) Existe una tercera matriz que muestra los valores «t» para poder evaluar la significación o no de los aportes particulares dentro del modelo de cada una de las variables que intervienen.

En nuestro ejemplo dichos valores fueron los siguientes:

efecto directo	t
p 31	1,541
p 32	1,676
p 41	4,845
p 42	6,268
p 43	2,355

Puede observarse fácilmente que existen dos efectos (p₃₁ y p₃₂) cuya incidencia no es significativa.

Reproducimos finalmente el modelo causal con los coeficientes averiguados. La alta significación de algunos coeficientes se simboliza con un trazo más grueso en la flecha



Resumimos y finalizamos esta comunicación indicando el proceso que se acostumbra a seguir en la interpretación del «OUTPUT» ofrecido por el programa LIS REL IV. En primer lugar, χ^2 nos indicará la bondad del ajuste y consecuentemente validará o no globalmente al modelo. Si éste queda aceptado, procederemos a reproducir el modelo causal inicialmente hipotetizado, indicando junto a las flechas los respectivos valores de los efectos directos entre las variables. A partir de esta información, se procederá a interpretar la importancia del valor aportado por cada una de ellas (valores t) y a interpretar adecuadamente las cadenas causales establecidas.

Si el modelo no fuera inicialmente validado, se debe modificar. La matriz de residuales inicial, nos proporcionará información acerca de las variables que menos ajustaron y, por tanto, más sujetas a crítica, tanto por su presencia, como por su localización dentro del modelo.

BIBLIOGRAFÍA

- BALTES, P.B. et al.: *Métodos de investigación en psicología evolutiva: Enfoque del ciclo vital*. Madrid, Morata, 1981.
- BARTOLOMÉ, M.: *Estudios correlacionales y predictivos en la investigación pedagógica*. Barcelona, Univ. de Barcelona, 1978.
- BENTLER, P.M.: «Multivariate analysis with latent variables: causal modeling». *Ann. Review of Psychology*, 1980, 31, 419-456.
- BLALOCK, H.M.: *Causal inferences in nonexperimental research*. Chapell Hill, Univ. of North Carolina, 1961.
- BOHRNSTEDT, G.W.: «Observations on the measurement of change». En E. BORGATTA (Ed.), *Sociological Methodology 1969*, S. Francisco, CA. Jossey-Bass, 1969.
- CAMPBELL, D. & STANLEY, J.: *Experimental and quasi-experimental designs for research*. Chicago, Rand McNally, 1963.
- CARABAÑA, J. et al.: *Igualdad de Oportunidades*. Madrid, INCIE, 1978.
- CHAVEAU, M.: «L'adaptation des élèves en classe de seconde» *L'Orientation scolaire et professionnelle*, 1980, 9, 111-140.
- COHEN, J. & COHEN, P.: *Applied Multiple Regression/Correlation analysis for the behavioral sciences*. Hillsdale, N.J. Lawrence Erlbaum Assoc. Pub., 1975.
- CRONBACH, L.: «The two disciplines of scientific psychology». *American Psychologist*, 1957, 12, 671-684.
- DIXON, W.J.: *B M D. Biomedical Computer Programs*. Berkeley, CA., University of California Press, 1971.

- DRAPER, N.R. & SMITH, H.: *Applied Regression Analysis*. N. York, J. Wiley, 1966.
- DUNCAN, O.D. & GOLDBERGER, A.S. (Eds.): *Structural equation models in the social sciences*. N. York, Academic Press, 1973.
- DUNCAN, O.D.: *Introduction to structural equation models*. N. York, Academic Press, 1975.
- EZEQUIEL, M. & FOX, K.: *Methods of Correlation and Regression Analysis Linear and Curvilinear*. London, J. Wiley, 1959.
- FEIGL, H.: «Notes on causality». En : H. FEIGL & M. BRODBEK (Eds.), *Readings in the philosophy of science*, N. York, Appleton-Century, 1963.
- GARCIA HOZ, V.: «Tablas de predicción de rendimiento escolar: Concepto, construcción y uso». *R. Española de Pedagogía*, 1979, 146, 3-17.
- GARCIA HOZ, V.: «La Orientación, quehacer pedagógico». *Revista de Educación*, 1982, 270, 7-22.
- GOLDMAN, R.D. & SCHLAUGHTER, R.E.: «Why College grades point average is difficult to predict?» *J. or Educational Psychology*, 1976, 68, 9-14.
- GUILFORD, J.B. & FRUCHTER, B.: *Fundamental statistic in psychology and education*. N. York, McGraw-Hill, 1973 (5th Ed.).
- HARGENS, L.L.: «A note on standardized coefficients as structural parameters». *Sociological Methods and Research*, 1976, 5, 247-256.
- HEISE, D.R.: *Causal Analysis*. N. York, J. Wiley, 1975.
- JACKSON, R.: «The Scholastic Aptitude Test: A response to Slack and Porter's Critical Appraisal». *Harvard Educational Review*, 1980, 50, 382-391.
- JORESKOG, H.G. «A general method for estimating a linear structural equation system». En: DUNCAN, O.D. & GOLDBERGER, A.S. (Eds.), *Structural equation models in the social sciences*. N. York, Academic Press, 1973.
- Structural equation models in the social sciences: specification, estimation and testing*. P.R. Krishnaiah, Amsterdam North-Holland, 1977.
- KEEVES, J.P.: *Educational Environment and Student Achievement*. Stockholm, Almqvist & Witsell, 1972.
- KERLINGER, F.N. & PEDHAZUR, E.M.: *Multiple regression in behavioral research*. N. York, Holt Rinehart & Winston, 1973 (2nd Ed.).
- LINN, R.L.: «Range restriction problems in the use of self-selection groups for test validation». *Psychological Bulletin*, 1968, 68, 69-73.
- MARJORIBANKS, K.: «Intelligence, Social Environment, and Academic Achievement: A Regression Surface Analysis». *J. Experimental Education*, 1979, 49, 346-351.
- MAUGER, P.A.: «Is the prediction of grades fleeting only in Illinois?» *J. of Educational Psychology*, 1976, 68, 520.
- MULLET, E.: «Le valeur pronostique de certains prédicteurs utilisés pour l'orientation». *L'Orientation Scolaire et professionnelle*, 1981, 10, 167-175.

- NELSON, L.R. & ZAICHKOWSKY, L.D.: «A case for Using Multiple Regression Instead of ANOVA in Educational Research». *J. of Experimental Education*, 1979, 47., 324-330.
- PELECHANO, V.: *Personalidad, inteligencia, motivación y rendimiento académico en el BUP*. I.C.E. Universidad de La Laguna, 1977.
- RICHARDS, J.M.: «Standardized versus Unstandardized Regression Weights». *Applied Psychological Measurement*, 1982, 6, 201-212.
- RODRIGUEZ ESPINAR, S. a) *Factores de Rendimiento Escolar*. Oikos-Tau, Barcelona, 1982.
 b) «Diagnóstico y Predicción en Orientación». *Rev. de Educación*, 1982, 270, 113-140.
 c) «Los Métodos Predictivos en Orientación Educativa» Ponencia II Seminario Iberoamericano de O. Escolar y Profesional, Madrid, 1982.
- **SARIS, W.: «Linear structural relationships». *Quality and Quantity*, 1981, 14, 181-204.
- SARIS, W. & STRONKHORST, L.H.: *Introduction to causal models in non-experimental research*. Amsterdam, Free University, 1981 (V.I.).
- SLACK, W.V. & PORTER, D.: «The Scholastic Aptitude Test: A Critical Appraisal». *Harvard Educat. Rev.*, 1980, 50, 154-175.
- SOLER, E.: «La evaluación en los centros de E.G.B.». *Vida Escolar*, 1975, 174, 21-345.
- SVENSSON, A.: *Relative Achievement*. Stockholm, Almqvist & Wiksell, 1971.
- WEITZMAN, R.A.: «The prediction of College Achievement by the Scholastic Aptitude Test and the High School Record». *J. of Educational Measurement*, 1982, 19, 179-191.
- WRIGHT, S.: «The method of path coefficients». *Annals of Mathematical Statistics*, 1934, 5, 161-215.
- *ORNE, M.T.: «On the social psychology of the psychological experiment: with particular reference to demand characteristics and their implications». *American Psychologists*, 1962, 17, 776-783.
- **ROSENTHAL, R.: *Experiments effects in behavioral research*. N. York, Appleton-Century-Crofts, 1966.

Los profesores Juan Mateo y Sebastian Rodriguez pertenecen al Departamento de Pedagogía Experimental, Terapéutica y Orientación de la Universidad de Barcelona.
 Ambos han trabajado el tema del Rendimiento desde distintas perspectivas.