Interpretación del Manova: Análisis de la importancia de las Variables Dependientes

Juan Camacho Rosales

Introducción

La investigación psicológica ha utilizado de una manera mayoritaria, en los últimos años, diseños de análisis de varianza con variables dependientes múltiples; de un 50% a un 60% de los estudios en clínica, evolutiva y experimental han utilizado estos diseños (Zinkgraf, 1983). Un acercamiento estadístico típico ha sido realizar análisis de varianza univariados para cada una de las variables dependientes. Sin embargo, esto presenta la dificultad de inflar el error de tipo I (Hummer y Sligo, 1971). Una técnica adecuada que controla esta deficiencia, que ocurre al contrastar diferencias entre las medias (centroides) de dos o más variables dependientes simultáneamente, es el análisis multivariado de la varianza (Manova).

El Manova dispone de pruebas globales de significación (Lambda de Wilks, Trazo de Hotelling-Lawley,...) y sus bases matemáticas son conocidas (Bock, 1975; Timm, 1975). Sin embargo, en el Manova, al existir varias variables dependientes, surge el problema de la interpretación de los resultados. Cuando se encuentran resultados significativos en la prueba global se pueden realizar análisis posteriores para estudiar la importancia de las variables dependientes (Hümmel y Sligo, 1971). En el análisis de varianza las técnicas a aplicar en los análisis posteriores están bien establecidas (Kirk, 1968; Winer, 1971), pero en Manova no existe unanimidad

QURRICULUM Nº 1, 1990, 107-120

JUAN CAMACHO ROSALES, es Profesor de Psicometría de la Universidad de La Laguna, trabaja en técnicas de análisis estadísticos multivariado y en programas de ordenador para análisis estadístico.

en cuanto a las técnicas más apropiadas (Borgen y Seling, 1978; Kaplan y Litrownik, 1977; Share, 1984; Spector, 1977; Stevens, 1972; Wilkinson, 1977).

En Manova se pueden emplear técnicas para estudiar tanto diferencias específicas entre niveles de las variables independientes como la importancia de cada una de las variables dependientes. Esta falta de unanimidad proviene, en parte, de las diferentes razones que pueden tener los investigadores para utilizar el Manova. Por ejemplo, se puede estar interesado en los efectos de una variable independiente sobre varias variables dependientes individualmente, o en las relaciones entre las variables dependientes, o/y se desea reducir las variables dependientes a un conjunto menor de dimensiones teóricas. El propósito del presente estudio es hacer una breve revisión de los diferentes métodos de interpretación propuestos en la literatura para estudiar la importancia de las variables dependientes, que se agrupan básicamente en torno al análisis discriminante y las F univariadas, y realizar un estudio de Monte Carlo para comprobar cómo las diferentes técnicas estadísticas reproducen la información original de un cierto modelo. Se verá que no existe una técnica correcta, sino que las diferentes técnicas recuperan diferentes tipos de información y pueden ser utilizados de una manera complementaria.

Técnicas Estadísticas Posteriores a un Manova Significativo

Hummel y Sligo (1971) propusieron realizar análisis univariados de varianza como técnica posterior a un resultado significativo global, basándose en que el llamado procedimiento de la F protegida (Cramer y Bock, 1966) mantiene el error global de tipo I al nivel nominal especificado. Las razones F univariadas significativas se pueden interpretar entonces (Bock, 1975), considerando únicamente importantes para explicar las diferencias entre los grupos las variables cuya F univariada sea significativa. Timm (1975) propuso un método más conservador para controlar el error de tipo I, que consiste en dividir el error alfa por el número de variables dependientes. En este acercamiento, cada razón F es la que se obtiene al realizar Anovas individuales y, por lo tanto, las razones F univariadas no tienen en cuenta las correlaciones entre las variables dependientes, lo que indica que cuanto más correlacionadas estén las variables dependientes más sesgadas son las pruebas univariadas. Las razones F indican únicamente la razón entre las diferencias intergrupos y las diferencias intragrupos, de manera que cuanto mayor sea la razón F mayor será el poder separador (discriminante) de esa variable dependiente. Este acercamiento ignora las relaciones entre las variables dependientes y, con ello, por ejemplo, la posible multidimensionalidad de los datos o los efectos perturbadores de la redundancia entre las variables dependientes o el de las variables supresoras. Aunque, si el investigador está primariamente interesado en controlar el error de tipo I o las variables dependientes no están correlacionadas, este acercamiento es adecuado (Spector, 1980).

Una segunda estrategia para la interpretación de los resultados obtenidos con Manova se realiza mediante el análisis discriminante. El análisis discriminante halla las combinaciones lineales de las p variables dependientes que mejor separan los k grupos, maximizando la razón entre la varianza inter y la varianza intra de las combinaciones lineales. El análisis discriminante produce q (menor de p y K-1) combinaciones lineales, algunas de las cuales pueden ser significativas a un cierto nivel alfa (Tatsuoka, 1971).

El análisis discriminante ha tenido dos usos generales (Huberty, 1984): separación (entre k grupos) y clasificación (a k poblaciones). El uso relevante del análisis discriminante en el análisis del Manova es el de separación, ya que al hallar q combinaciones lineales independientes entre sí, con el criterio de máxima separación, indica la dimensionalidad del problema: el número de combinaciones lineales independientes entre sí y significativas estadística y sustantivamente (importante para la interpretación teórica) (Borgen y Seling, 1978; Cooley y Lohnes, 1971). Otros usos del análisis discriminante relacionados con la interpretación del Manova son: relación entre las variables dependientes, relación entre variables dependientes y las dimensiones (combinaciones lineales); y representación geométrica de los grupos en el espacio dimensional reducido (Borgen y Seling, 1978; Cooley y Lohnes, 1971; Overall y Klett, 1972; Tatsuoka, 1971).

Una vez obtenidas las combinaciones lineales (funciones discriminantes, también llamadas funciones canónicas) se interpretan sólo las significativas. El método más usual es utilizar los coeficientes tipificados de las funciones discriminantes (Darlington, Weinberg, y Walberg, 1973; Stevens, 1972; Tatsuoka, 1971). Estos coeficientes indican la contribución relativa de cada variable dependiente a la combinación lineal, pero al igual que con los coeficientes de la regresión múltiple, las intercorrelaciones entre las variables dependientes afectan en gran medida la interpretación de los coeficientes (Darlington, 1968), y hay que tener en cuenta posibles efectos alteradores debido a las variables supresoras, multicolinearidad y variables redundantes (Finn, 1974; Wilkinson, 1975). Por ejemplo, si una variable no separa los grupos, tiene una F baja, pero está muy relacionada con otra variable que sí separa, atenuará el coeficiente discriminante de esta última variable (efecto supresor) (Yaremko, Harari et al, 1982). Por otro lado, los coeficientes discriminantes pueden variar drásticamente añadiendo o quitando ciertas variables del conjunto de variables discriminantes. Debido a estos problemas varios autores han desaconsejado su uso en la interpretación (Borgen y Seling, 1978; Finn, 1974; Spector, 1977).

Existe otro acercamiento disponible para interpretar la naturaleza de las funciones discriminantes que separan los grupos significativamente: es el de la estructura canónica (Timm, 1975). Básicamente el procedimiento consiste en hallar las correlaciones entre las variables dependientes y las combinaciones lineales, lo que produce coeficientes similares a los pesos factoriales del análisis factorial convencional. Este procedimiento da una medida de la relación entre las variables discriminantes (dependientes) y las funciones discriminantes. Sin embargo, igual que sucede con los coeficientes de la regresión múltiple, las variables dependientes forman un conjunto y cambiar el conjunto puede tener graves efectos alteradores sobre los coeficientes (Darlington, 1968). Estudios empíricos (Barcikowski y Stevens, 1975; Thorndike y Weiss, 1973) no han encontrado resultados concluyentes en cuanto a la superioridad de los coeficientes estructura sobre los coeficientes discriminantes postulada por una serie de autores (Borgen y Seling, 1978; Darlington, Weinberg y Walberg, 1973; Timm, 1975). Sin embargo, estos coeficientes representan acercamientos distintos, y no tiene por que ser superior el uno al otro, al menos desde el punto de vista heurístico. Los coeficientes discriminantes representan la contribución relativa de cada variable a la función discriminante y los coeficientes estructura representan la cantidad de varianza que comparte una variable dependiente con la función discriminante. Por esta razón estos últimos son más apropiados para la interpretación sustantiva de las funciones discriminantes.

Cliff y Krus (1976) mostraron que la rotación de los coeficientes estructura preservaba las propiedades de las soluciones canónicas y podía incrementar su interpretabilidad. Hall (1969) utilizó técnicas de rotación del análisis factorial para interpretar los resultados del Manova. Y aunque una serie de autores (Bentler y Huba, 1980; Cooley y Lohnes, 1971; Krus, 1976; Tatsuoka, 1977; Wilkinson, 1977) recomiendan su uso, porque facilita la interpretación, la rotación presenta un problema potencial: la distribución de la varianza explicada entre las diferentes funciones discriminantes (Bray y Maxwell, 1982). Por otro lado, este es un aspecto relativamente nuevo en la interpretación del Manova y no está totalmente desarrollado (Reynolds y Jackosfsky, 1981).

Finalmente, aunque no directamente relacionado con la importancia de las variables dependientes, se pueden representar los centroides de los grupos en el espacio discriminante. Ello permite la interpretación de las diferencias entre los grupos (Borgen y Seling, 1978; Kaplan y Litrownik, 1978; Tatsuoka, 1971). Mediante este análisis gráfico se puede observar la posición de los grupos con respecto a los ejes discriminantes.

El propósito del presente estudio es construir un determinado modelo y comprobar cómo el acercamiento de las F protegidas y las técnicas englobadas en torno al aspecto separador del análisis discriminante reproducen el modelo construido. Se analizará el valor de cada técnica estadística para la interpretación del Manova.

Método

Se eligió un modelo tridimensional. En este estudio había 9 variables dependientes y el número de grupos fue de 8; de manera que el número máximo de dimensiones posibles en este estudio era de 7. Se generaron 8 muestras aleatorias de 60 sujetos cada una. Barcikowski y Stevens (1975,1976) recomiendan una relación de 40/60 a 1, por lo menos, entre número de sujetos y número de variables dependientes, para obtener estimadores estables de los coeficientes. En el presente estudio: 480/9=53.3.

La Tabla 1 muestra las medias teóricas y las medias obtenidas en las muestras simuladas. Estas medias reflejaban un poder discriminativo creciente, la dimensión X tenía una diferencia media de 15; la dimensión Y, una diferencia de 20; y la dimensión Z, una diferencia de 25. La desviación típica en todos los grupos y de todas las variables fue de 20.

Tabla 1. Medias teóricas (T) y medias obtenidas (O), para los ocho grupos en las nueve variables

GRUPO	X1		X2		X3		Y1		Y2		Y3		Z1		Z2		Z3	
	T	O	T	O	T	O	T	O	T	O	T	O	T	O	T	O	T	O
1	40	42.9	50	49.1	60	60.9	55	55.8	65	68.0	75	72.0	80	79.8	90	89.2	100	98.9
2	55	53.8	65	65.6	75	71.1	55	57.2	65	64.8	75	79.1	80	80.2	90	88.3	100	99.1
3	40	41.1	50	51.8	60	59.8	75	73.4	85	87.1	95	92.7	80	78.9	90	89.2	100	101.7
4	55	59.4	65	64.6	75	76.7	75	74.8	85	87.5	95	99.5	80	76.3	90	88.7	100	102.9
5	40	42.1	50	47.6	60	60.6	55	55.8	65	66.8	75	75.4	105	105.3	115	114.2	125	125.8
6	55	54.5	65	64.5	75	75.1	55	54.6	65	67.7	75	74.0	105	106.2	115	111.8	125	125.2
7	40	39.2	50	47.8	60	62.0	75	75.5	85	86.5	95	98.2	105	102.8	115	111.0	125	125.2
8	55	58.3	65	66.5	75	77.1	75	75.8	85	84.2	95	95.7	105	106.0	115	114.9	125	126.5

El modelo tenía tres variables por dimensión y cada dimensión tenía la misma estructura factorial. Las variables 1 y 2 de cada dimensión tenían un peso factorial de 0.80 y la variable 3, un peso de 0.40, esto produjo las siguientes intercorrelaciones teóricas: r(1,2)=0.64 y r(1,3)=r(2,3)=0.32. (Para conseguir esta estructura factorial (en cada grupo) se partió de 12 variables N(0,1) aleatorias, tres de las cuales representaban los factores y las otras nueve las variables error. En todos los grupos las variables que representaban a los factores fueron las mismas, pero se generaron 9 nuevas variables error para cada nuevo grupo. La correlación entre factores se mantuvo por debajo de 0.01 y las correlaciones entre variables error por debajo de 0.10). Una explicación más detallada del procedimiento de la obtención simulada de los datos se puede ver en Camacho (1985). La matriz de correlaciones intragrupo obtenida se puede ver en la Tabla 2. Obsérvense las correlaciones dentro de cada dimensión (grupo de variables, X, Y, y Z) y se verá que reflejan aproximadamente las intercorrelaciones teóricas. Obsérvense también, las bajas correlaciones entre variables de dimensiones diferentes.

Tabla 2. Matriz de correlaciones intragrupo (error).

	X1	X2	X3	Y1	Y2	Y3	Z1	Z2	Z3
X1	1.000								
X2	0.645	1.000							
X3	0.331	0.331	1.000						
Y1	-0.005	-0.005	0.012	1.000					
Y2	0.010	-0.008	0.022	0.662	1.000				
Y3	-0.014	-0.019	0.018	0.307	0.326	1.000			
Z1	-0.015	0.000	0.041	0.007	-0.009	0.023	1.000		
Z2	0.001	0.007	0.030	0.018	0.001	0.029	0.652	1.000	
Z3	-0.013	0.022	0.009	0.023	0.013	-0.010	0.328	0.327	1.000

Resultados

Primero, mediante el análisis multivariado de la varianza de una vía se comprobó si existían diferencias significativas entre los centroides de los grupos. Para el Manova existen varios estadísticos de contraste (O'Brien, 1982; Tatsuoka, 1971); se informa de los cuatro más utilizados. La lambda de Wilks (Máxima separación para lambda=0) fue de 0.322 y la aproximación F de Rao dió un resultado significativo $F(63,2619.4)=9.27$, $p\_<0.0001$. En los otros contrastes también se obtuvieron resultados significativos: el trazo de Hotelling-Lawley fue 1.387 y su aproximación chi cuadrado fue de Chi cuadrado$(56.53)=594.09$, $p<0.0001$; la raíz mayor de Roy fue 0.396, $p\_<0.0001$; y el trazo de Pillai-Bartlett fue 0.943, p_<0.0001. Stevens (1979) y Barker y Barker (1984) recomiendan la lambda de Wilks como el estadístico de contraste más sensitivo a las diferencias entre centroides cuando existen dos o más dimensiones (estructura difusa) en el conjunto de variables dependientes y recomiendan la raíz mayor de Roy cuando existe una sola dimensión (estructura concentrada). Olson (1976,1979) recomienda el trazo de Pillai-Bartlett cuando existe heterogeneidad entre las matrices de varianzas y covarianzas de los grupos. En el presente estudio las matrices son iguales por diseño y la prueba de Box de diferencias entre matrices de varianzas y covarianzas no arrojó resultados significativos.

A continuación se computaron las F univariadas de cada variable dependiente (ver Tabla 3). Todas las F resultaron significativas tanto al nivel nominal alfa de 0.05 o con el procedimiento de Timm, alfa/ p=0.0056, F(7,472)=3.47 para p<0.001.

Tabla 3. F univariadas y correspondientes lambdas para las nueve variables dependientes del estudio.

	VARIABLE								
	X1	X2	X3	Y1	Y2	Y3	Z1	Z2	Z3
F	9.87	11.07	8.81	14.85	16.43	21.41	30.01	24.19	26.92
LAMBDA	0.87	0.86	0.88	0.82	0.80	0.76	0.69	0.73	0.71

Estas razones F reflejan el efecto diferencial discriminante de los tres grupos de variables. El valor descriptivo de la lambda de Wilks radica en que varía entre 0 y 1, y el cero indica máxima separación de los grupos. Se realizó, después, un análisis discriminante utilizando las variables dependientes como variables discriminantes. Los resultados (ver Tabla 4) muestran que hay únicamente tres dimensiones significativas, y además el porcentaje acumulado de varianza de los tres primeros valores propios fue de 96.36%. El valor de la V de Bartlett (Chi-cuadrado) asociado con la lambda de Wilks es significativa para las tres primeras funciones sólo, de manera que, únicamente, son necesarias tres dimensiones para explicar el 96.36% de la variación de las variables discriminantes.

Tabla 4. Resultados del análisis discriminante.

Función	Valor Propio	% de varianza	(1) Lambda de Wilks	V de Bartlett	Grados libertad	Probabilidad
1	0.657	47.34	0.322	533.2	63	0.0001
2	0.452	32.58	0.533	295.7	48	0.0001
3	0.228	16.44	0.775	120.2	35	0.0001
4	0.025	1.77	0.951	23.5	24	0.4877
5	0.017	1.21	0.974	12.1	15	0.6698
6	0.007	0.50	0.991	4.3	8	0.8312
7	0.002	0.16	0.997	1.0	3	0.7933

(1) la lambda de Wilks para la función 1 es la lambda global, la lambda para la función 2 es la lambda conseguida después de eliminar la lambda de la primera función, y así sucesivamente. Sólo las tres primeras funciones son significativas.

Una vez establecida la existencia de tres dimensiones se estudió la importancia de cada una de las variables dependientes. En la Tabla 5 se pueden ver los coeficientes discriminantes tipificados de las variables dependientes y también las correlaciones entre las variables discriminantes y las funciones discriminantes (matriz estructura).

Tabla 5. Coeficientes tipificados discriminantes y correlaciones estructura de las nueve variables discriminantes en las tres funciones significativas.

Variables Discriminantes	Coeficientes Tipificados Discriminantes			Coeficientes Estructura		
	FUNC 1	FUNC 2	FUNC 3	FUNC 1	FUNC 2	FUNC 3
X1	0.0331	0.0736	0.3244	-0.0209	0.1481	0.7628
X2	-0.0793	0.0718	0.4523	-0.0324	0.1415	0.8128
X3	0.0331	0.1080	0.4533	0.0484	0.1753	0.7046
Y1	-0.0135	0.2861	0.0095	-0.0194	0.6833	-0.1648
Y2	-0.0246	0.2928	-0.2569	-0.0401	0.6996	-0.2472
Y3	-0.0336	0.6502	-0.0153	-0.0312	0.8305	-0.1015
Z1	0.4837	-0.1194	0.0521	0.8210	-0.0294	0.0265
Z2	0.2478	0.0457	-0.0553	0.7373	0.0382	-0.0106
Z3	0.5359	0.1300	-0.0169	0.7732	0.1111	-0.0112

Se puede observar que la función 1 corresponde al conjunto de variables Z (coef. tipif.: 0.48, 0.24 y 0.53); pero la variable Z3, a pesar de tener menor influencia en la dimensión que las variables Z1 y Z2, debido a la redundancia entre Z1 y Z2 (Bock, 1975, p. 419), tiene un coeficiente discriminante mayor que las variables Z1 y Z2. La función 2 se identifica claramente con el conjunto de variables Y y los coeficientes discriminantes (0.28, 0.29 y 0.65) presentan un fenómeno similar al del conjunto Z. La función 3 se identifica con el conjunto de variables X (coeficientes discriminantes de 0.32, 0.45 y 0.45). Al observar la matriz estructura se señalan más claramente las variables que identifican a cada dimensión. Estos coeficientes señalan correlaciones similares entre las variables de cada grupo y cada función significativa correspondiente, a pesar de que, teóricamente, las variables 1 y 2 de cada dimensión tenían más importancia en la función. El criterio utilizado para hallar las funciones discriminantes da máxima prioridad a la separación producida por cada variable. Las correlaciones estructura de las variables (que identifican a cada función) con las correspondientes funciones están ordenadas de igual manera que las correspondientes F univariadas, lo que indica que están parcialmente afectadas por el poder separador de las variables dentro de cada grupo.

Se realizó, también, la rotación de los coeficientes estructura. El resultado de la rotación Varimax (que enfatiza la simplicidad dimensional a expensas de la simplicidad de las variables) perfiló claramente (ver Tabla 6) las dimensiones.

Tabla 6. Matriz de correlaciones estructura rotada.

	FUNC 1	FUNC 2	FUNC 3
X1	-0.0166	-0.0188	0.7769
X2	-0.0285	-0.0355	0.8244
X3	0.0540	0.0170	0.7254
Y1	0.0126	0.7029	-0.0138
Y2	-0.0071	0.7375	-0.0905
Y3	0.0073	0.8334	0.0799
Z1	0.8187	-0.0718	0.0141
Z2	0.7384	0.0060	-0.0070
Z3	0.7775	0.0756	0.0080

Finalmente se analizaron los grupos gráficamente. En la Tabla 7 están los valores de los centroides en este mismo espacio.

Tabla 7. Centroides de los grupos en el espacio tridimensional discriminante.

GRUPO	FUNC1	FUNC2	FUNC3
1	-0.8033	-0.7292	-0.4716
2	-0.8258	-0.5513	0.3896
3	-0.7765	0.5226	-0.4498
4	-0.8034	0.7859	0.5585
5	0.8398	-0.6275	-0.5096
6	0.8002	-0.7045	0.3840
7	0.7095	0.7229	-0.4872
8	0.8595	0.5812	0.5861

La función 1 corresponde al conjunto Z; la función 2, al Y; y la función 3, al X. Si se comparan las figuras 1 y 2, se observa que se reproduce con bastante fidelidad la estructura teórica. Se puede observar también las diferentes diferencias producidas por cada dimensión. El valor medio absoluto de las tres dimensiones fue de 0.8022, 0.6535 y 0.4795, lo que indica que se reproduce adecuadamente las diferencias del modelo: 25, 20 y 15 para las funciones 3, 2 y 1, respectivamente. En la dimensión Z se producen las máximas diferencias.

Discusión

El presente estudio de Monte Carlo ha estudiado el valor de diferentes procedimientos estadísticos para interpretar un Manova significativo. El acercamiento de las F univariadas (Hummel y Sligo, 1971) indicó acertadamente el diferente poder separador de las variables de cada dimensión. El análisis discriminante identificó las dimensiones, mostró la contribución relativa de las variables a las dimensiones (coeficientes discriminantes típicos), mostró también las variables que se identificaban con cada función (coeficientes estructura) y produjo gráficas que ayudaron en la interpretación de las diferencias entre los grupos.

Cuando se estudia una estructura difusa, el análisis discriminante es el método más apropiado ya que permite determinar la dimensionalidad de los datos y las intercorrelaciones entre las p variables discriminantes. Además, para facilitar la interpretación de las funciones discriminantes, se utilizan uno o más índices que muestran la contribución de cada variable a la separación entre grupos. Los coeficientes discriminantes indican la contribución relativa de cada variable a cada función. Los coeficientes estructura indican la correlación entre cada variable discriminante y cada función discriminante. Y las F univariadas proveen una estimación del efecto de los grupos en cada variable.

Sin embargo, la contribución relativa de las variables a cada dimensión, no fue reproducida por los coeficientes estructura. Las diferencias entre grupos prevalecieron parcialmente sobre las contribuciones teóricas de cada variable a la dimensión. Lo cual es congruente con la noción de Bartlett (1948), (citado por Tate, 1983), de entender el análisis discriminante como un análisis factorial externo. En el caso presente, aunque tanto la estructura interna como externa eran tridimensionales, se puede sugerir que la estructura interna teórica (simulada) produjo coeficientes estructura similares entre los grupos y la estructura externa teórica produjo una igualación de estos coeficientes estructura dentro de los grupos.

Borgen y Seling (1978) encontraron que los coeficientes estructura reproducían el orden de la contribución relativa de cada variable, pero un escrutinio de sus resultados, mostró que los coeficientes estructura están relacionados con el poder separador de cada variable (F univariada), de manera que los resultados del presente estudio son más generales y muestran el valor relativo de los coeficientes estructura. Se necesitarían estudios complementarios para estudiar la influencia de la estructura factorial del modelo y el poder separador de las variables sobre los coeficientes estructura, ya que aquí se ha investigado una sola situación (una sola estructura interna factorial y una sola estructura externa factorial).

El presente estudio ha analizado la interpretación de un Manova de una vía, con una sola variable independiente, pero este procedimiento puede ser igualmente extendido a más de una variable independiente. Barker y Barker (1984) ofrecen ejemplos comentados de investigaciones psicológicas siguiendo las técnicas de interpretación usadas aquí, para diseños de una y dos vías, y con medidas repetidas. Existen otras técnicas para analizar los resultados de un Manova significativo. Cuando existe una ordenación teórica de la importancia de las variables discriminantes, se utiliza el procedimiento step-down (Bock 1975; Finn, 1974; Stevens, 1973), que es matemáticamente similar al procedimiento de selección stepwise de variables en el análisis discriminante.

El presente estudio se ha centrado en el estudio de la importancia de las variables dependientes. Cuando se quiere investigar el influjo de las variables independientes existen contrastes multivariados y univariados para el conjunto de variables significativas para investigar diferencias específicas entre grupos (Bird, 1975; Gabriel, 1968; Harris, 1975; Huberty y Smith, 1982; Ramsey, 1980); Share, 1984). Y, finalmente, existen contrastes dobles sobre las variables dependientes e independientes conjuntamente para determinar intervalos confidenciales simultáneos (Morrison, 1976; Stevens, 1973; Timm, 1975).

Referencias

BARCIKOWSKI, R. S. & STEVENS, J. P. (1975): A Monte-Carlo Study of the Stability of Canonical Correlations, Canonical Weights and Canonical Variate-Variable Correlations. *Multivariate Behavioral Research*, 10, 353-365.

BARCIKOWSKI, R. S. & STEVENS, J. P. (1976): Studying Canonical Analysis: A Reply to Thorndike's Comment. *Multivariate Behavioral Research*, 11, 255-258.

BARKER, H. R. & BARKER B. M. (1984): *Multivariate Analysis of Variance* (MANOVA) A Practical guide to Its Use in Scientific Decision Making The Univ. of Alabama Press, Alabama.

BENTLER, P. M. & HUBA, G. J. (1980): Symmetric and Asymmetric Rotation in Canonical Correlation Analysis. New Methods with Drug Variable Examples. En N. HIRSCHBERG (Ed.) *Multivariate Methods in the Social Sciences: Applications*. Hillsdale, N.J. LEA.

BIRD, K. (1975): Simultaneous Contrast Testing Procedures for Multivariate Experiments. *Multivariate Behavioral Research*, 10, 343-352.

BOCK, R. D. (1975): *Multivariate Statistical Methods in Behavioral Research*, McGraw Hill, New York.

BORGEN, F. H. & SELING, M. J. (1978): Uses of Discriminant Analysis Following MANOVA: Multivariate Statistics for Multivariate Purposes. *Journal of Applied Psychology*, 63, 689-697.

BRAY, J. H. & MAXWELL, S. E. (1982): Analyzing and Interpreting Significant MANOVA. *Review of Educational Research*, 52, 340-367.

CAMACHO, J. (1985): Efecto de la Estructura Grupal sobre los Coeficientes Discriminantes. Congreso Internacional de Estadística del País Vasco, Agosto.
CLIFF, N. & KRUS, D. (1976): Interpretation of Canonical Analysis: Rotated Vs. Unrotated Solutions. *Psykometrika*, 41, 35-42.
COOLEY, W. W. & LOHNES, P. R. (1971): *Multivariate Data Analysis*, Wiley, New York.
CRAMER, E. M. & BOCK, R. D. (1966): Multivariate Analysis. *Review of Educational Research*, 36, 604-617.
DARLINGTON, R. B. (1968): Multiple Regression in Psychological Research and Practice. *Psychological Bulletin*, 69, 161-182.
DARLINGTON, R. B.; WEINBERG, S. L. & WALBERG, H. J. (1973): Canonical Variate Analysis and Related Techniques. *Review of Educational Research*, 43, 433-454.
FINN, J. D. *A General Model for Multivariate Analysis*, (1974): Holt, Rinehart & Winston, New York.
HALL, C. E. (1969): Rotation of Canonical Variates in Multivariate Analysis of Variance. *Journal of Experimental Education*, 38, 31-38.
HARRIS, R. J. (1975): *A Primer of Multivariate Statistics*, Academic Press, New York.
HUBERTY, C. J. (1984): Issues in the use and Interpretation of Discriminant Analysis. *Psychological Bulletin*, 95, 156-171.
HUBERTY, C. J. & SMITH, J. D. (1982): The Study of Effects in MANOVA. *Multivariate Behavioral Research*, 17, 417-432.
HUMMEL, T. J. & SLIGO, J. R. (1971): Empirical Comparison of Univariate and Multivariate Analysis of Variance Procedures. *Psychological Bulletin*, 76, 49-57.
KAPLAN, R. M. & LITROWNIK, A. J. (1977): Some Statistical Methods for the Assessment of Multiple Outcome Criteria in Behavioral Research. *Behavior Therapy*, 8, 383-392.
KIRK, R. E. (1968): *Experimental Design: Procedures for The Behavioral Sciences*, Brooks/Cole, Belmont, California.
KRUS, D. J.; REYNOLDS, T. J. & KRUS, P. H. (1976): Rotation in Canonical Variate Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 36, 725-730.
MORRISON, D. G. (1976): *Multivariate Statistical Methods*, 2nd. Ed., McGraw-Hill, New York.
O'BRIEN, P. (1982): A Monte Carlo Study on the Robustness of Four MANOVA Criterion Procedures. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 15, 183-192.
OLSON, Ch. L. (1976): On Choosing a Test Statistic in Multivariate Analysis of Variance. *Psychological Bulletin*, 83, 579-586.
OLSON, Ch. L. (1979): Practical Considerations in Choosing a MANOVA Test Statistic: A Rejoinder to Stevens. *Psychological Bulletin*, 86, 1350-1352.
OVERALL, J. E. & KLETT, C. J. (1972): *Applied Multivariate analysis*, McGraw Hill, New York.
RAMSEY, P. H. (1980): Choosing the Must Powerful Pairwise Multiple comparison Procedure in Multivariate Analysis of Variance. *Journal of Applied Psychology*, 65, 317-326.
REYNOLDS, T. J. & JOCKOSFSKY, E. F. (1981): Interpreting Canonical Analysis: The Use of Orthogonal Transformations. *Educational and Psychological Measurement*, 41, 661-671.
SHARE, D. L. (1984): Interpreting the Output of Multivariate Analysis: A Discussion of Current Approaches. *British Journal of Psychology*, 75, 349-362.
SPECTOR, P. E. (1977): What to Do With Significant Multivariate Effects in MANOVA. *Journal of Applied Psychology*, 62, 158-163.
STEVENS, J. P. (1972): Four Methods of Analyzing Between Variation for the K-Group MANOVA Problem. *Multivariate Behavioral Research*, 7, 499-522.
STEVENS, J. P. (1973): Step-Down Analysis and Simultaneous Confidence Intervals in MANOVA. *Multivariate Behavioral Research*, 8, 391-402.
STEVENS, J. P. (1979): Comment on Olson: Choosing a Test Statistic in Multivariate Analysis of Variance. *Psychological Bulletin*, 86, 355-360.
TATE, R. L. (1983): Generalized Discriminant Analysis: Some Illustrations. *Multivariate Behavioral Research*, 18, 97-114.

TATSUOKA M. M. (1971): *Multivariate Analysis: Techniques for Educational and Psychological Research*, Wiley, New York.

TATSUOKA, M. M. (1977): Book Review: Multivariate Statistical Methods in Behavioral Research by R.D. Bock. *Applied Psychological Measurement*, 1, 457-461.

THORNDIKE, R. B. M. & WEIS, D. J. (1973): A Study of the Stability of Canonical Correlations and Canonical Components. *Educational and Psychological Measurement*, 33, 123-134.

TIMM, N. H. (1975): *Multivariate Analysis with Applications in Education and Psychology*, Brooks/Cole, Monterey, California.

WILKINSON, L. (1975): Response Variable Hypothesis en the Multivariate Analysis of Variance. *Psychological Bulletin*, 82, 408-412.

WILKINSON, L. (1977): Confirmatory Rotation of MANOVA Canonical Variates. *Multivariate Behavioral Research*, 12, 487-494.

WINER, B. J. (1971): *Statistical Principles in Experimental Design*, McGraw Hill, New York.

YAREMKO, R. M.; HARARI, H.; HARRISON, R. & LYNN, E. (1982): *Reference Handbook of Research and Statistical Methods in Psychology*, Harper & Raw, New York.

ZINKGRAF, S. A. (1983): Perfoming Factorial Multivariate Analysis of Variance Using Canonical Correlation Analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 43, 63-68.