

Aplicación del LISREL al análisis del rendimiento estudiantil*

Application of LISREL to the analysis of students' performance

Pilar González Martín**

Resumen

Para estudiar las relaciones de causalidad de las numerosas variables que influyen en el rendimiento estudiantil, se dispone de una técnica estadística multivariante, el LISREL. En el trabajo se exponen, en forma concisa, los modelos lineales estructurales y se ilustra la aplicación del LISREL en el análisis del rendimiento estudiantil. Luego de aplicar la técnica estadística, se encuentra que las variables escogidas para el análisis son buenos indicadores, el rendimiento en los dos primeros semestres de estudios universitarios es un buen predictor del rendimiento posterior, el factor aptitudinal es el que tiene mayor influencia en el rendimiento estudiantil y tanto la preparación que tiene el estudiante al entrar a la universidad como el factor socioeconómico, influyen directamente sobre el factor aptitudinal e indirectamente (a través de éste), sobre el rendimiento estudiantil.

1. Introducción

El investigador de las Ciencias Sociales se encuentra, con frecuencia, conductas y situaciones vivenciales que no son medibles de un modo directo, por ejemplo: liderazgo, rendimiento, ajuste social. Estas realidades, no observables en sí mismas, se denominan constructos.

La existencia del constructo se manifiesta a través de ciertas características medibles, los indicadores múltiples. La variabilidad común observada en estos indicadores se debe a un rasgo subyacente,

* Ponencia presentada en el "Primer Intercambio de Experiencias sobre Rendimiento Académico: Problemas y Perspectivas", patrocinado por la Asociación Venezolana de Investigación Educativa (AVIED), Mérida, Facultad de Ciencias, 28 de Junio de 1988.

** Universidad de Los Andes, Facultad de Ciencias

que es el constructo que queremos estimar. Por tanto, el constructo puede ser estimado por un análisis factorial de los indicadores múltiples, que origina una variable latente.

Un modelo causal se define como un conjunto de ecuaciones estructurales que pueden ser representadas mediante esquemas sagitales; de este modo el investigador expresa el sistema de hipótesis que desea probar. En los últimos años se han desarrollado distintas técnicas de ajuste de los modelos causales a los datos empíricos.

Actualmente se están utilizando modelos más complejos que incluyen variables latentes. Jörsekog¹ introduce en 1973 el modelo LISREL (linear structural relations) y crea una técnica de ajuste del modelo que lleva el mismo nombre. Posteriormente, realiza otras versiones que la perfecciona. Esta técnica estadística asociada con el modelo ha tenido un gran impacto y ha encontrado gran aplicación en la investigación las ciencias sociales en los últimos años.

La técnica del LISREL, es un modelo general que estima los coeficientes desconocidos de un conjunto de ecuaciones estructurales lineales. En el sistema de ecuaciones, las variables son de dos clases, las observadas directamente y las latentes. En su forma más general, el modelo asume que existe una estructura causal entre las variables latentes y éstas aparecen como causas fundamentales de las variables observadas.

El bajo rendimiento estudiantil es uno de los problemas más graves que actualmente tiene la universidad. El conocimiento del alumno y las causas que hacen que el rendimiento sea bajo, permitirá implementar políticas tendientes a mejorarlo. El análisis del rendimiento estudiantil es un problema complejo ya que son muchas las variables que influyen sobre él. Se debe recurrir a una técnica estadística multivariante que sea eficiente en explorar relaciones de causalidad.

El rendimiento estudiantil es un constructo, es inaccesible a la medición directa y se estima mediante la variable latente cuyos indicadores múltiples son distintos aspectos de la actuación del alumno en sus estudios: promedio de notas, ritmos, dificultades encontradas y rendimiento esperado.

En el presente trabajo se utiliza el LISREL que reúne los requisitos planteados. En primer lugar, se exponen, en forma resumida, los modelos

lineales estructurales. Luego, se ilustra la aplicación del LISREL al análisis del rendimiento estudiantil en la Facultad de Ciencias de la Universidad de Los Andes.

La información fue procesada mediante el programa computacional LISREL V².

2. Descripción del modelo LISREL V

Se define el modelo LISREL en los mismos términos que lo hacen sus autores, Jöreskog y Sörbom: "LISREL es un modelo general que estima los coeficientes desconocidos de un conjunto de ecuaciones estructurales lineales"³.

En el sistema de ecuaciones las variables son de dos clases, las observadas directamente y las latentes, las cuales no son observadas pero están relacionadas con las primeras. En la forma más general el modelo asume que existe una estructuración casual entre las variables latentes y éstas aparecen como causas fundamentales de las variables observadas.

El modelo general consta de dos partes: i) el modelo estructural y ii) el modelo de medida.

2.1. El modelo estructural

Establece las relaciones existentes entre las variables latentes. Su expresión matemática es la siguiente:

$$\underset{\sim}{\eta} = \underset{\sim}{B}\underset{\sim}{\eta} + \underset{\sim}{\Gamma}\underset{\sim}{E} + \underset{\sim}{\zeta}_4$$

Donde,

$\underset{\sim}{\eta}$: es un vector aleatorio que representa las variables latentes dependientes,

$\underset{\sim}{B}$: es la matriz de coeficientes de las relaciones causales entre las variables $\underset{\sim}{\eta}$,

\tilde{E} : es el vector aleatorio formado por las variables latentes independientes.

$\tilde{\Gamma}$: es la matriz de coeficientes de los efectos de las variables $\tilde{\eta}$ sobre los \tilde{E} .

$\tilde{\zeta}$: es el vector aleatorio que representa el componente residual del modelo estructural.

2.2. El modelo de medida

Establece las relaciones de las variables latentes con los indicadores múltiples. Consta de dos ecuaciones:

$$\begin{aligned}\tilde{y} &= \tilde{\Lambda} \tilde{y} \tilde{\eta} + \tilde{\varepsilon} \\ \tilde{x} &= \tilde{A} \tilde{x} \tilde{\xi} + \tilde{\delta}\end{aligned}$$

Donde,

\tilde{y} : es el vector de las variables observadas dependientes (indicadores de las variables latentes endógenas).

$\tilde{\Lambda} \tilde{y}$: es la matriz de los coeficientes que relacionan las variables latentes y las .

$\tilde{\varepsilon}$: es el vector de los errores de medida de las variables observadas .

\tilde{x} : es el vector de las variables observadas independientes (indicadores de las variables latentes exógenas).

$\tilde{A} \tilde{x}$: es la matriz de los coeficientes que relacionan las variables latentes y las .

$\tilde{\delta}$: es el vector de los errores de medida de las variables .

$\tilde{\eta} \tilde{\xi}$: vectores que han sido descritos anteriormente.

2.3. Restricciones del modelo LISREL V:

a) $\tilde{\zeta}$ está incorrelacionado con $\tilde{\xi}$,

b) $\tilde{\varepsilon}$ no está correlacionado con $\tilde{\eta}$,

- c) $\tilde{\delta}$ no está correlacionado con $\tilde{\xi}$,
- d) $\tilde{\zeta}$, $\tilde{\varepsilon}$ y $\tilde{\delta}$ están mutuamente incorrelacionados,
- e) \tilde{B} tiene ceros en la diagonal.

Se denomina $\tilde{\Sigma}$ a la matriz de covarianza de: $\tilde{z}' = (\tilde{y}', \tilde{x}')$

Basándose en los supuestos del LISREL, Jöreskog demuestra que $\tilde{\Sigma}$ es función de ocho matrices: cuatro de coeficientes

$$(\tilde{\Lambda}_y, \tilde{\Lambda}_x, \tilde{B}, \tilde{\Gamma})$$

descritas anteriormente al definir el modelo general y las otras cuatro son las siguientes matrices de covarianza:

$\tilde{\Phi}$ es la matriz de covarianza de las variables latentes exógenas $\tilde{\xi}$

$\tilde{\Psi}$ representa la matriz de covarianza de los residuos $\tilde{\zeta}$

$\tilde{\theta\varepsilon}$ es la matriz de covarianza de los errores de medida $\tilde{\varepsilon}$

$\tilde{\theta\delta}$ corresponde a la matriz de covarianza de los errores de medida $\tilde{\delta}$

Los parámetros de las ocho matrices pueden ser de tres tipos dos: fijos que apriori se le asigna un valor, *libres* que son parámetros desconocidos y por lo tanto hay que estimar y restringidos también desconocidos pero que están relacionados con los parámetros libres.

El programa computacional LISREL V tiene tres técnicas para estimar el modelo: *estimadores iniciales*, *máxima-verosímil* y *mínimos cuadrados no ponderados*.

Mediante el método de variables instrumentales y mínimos cuadrados se produce, con rapidez, estimadores consistentes de todos los parámetros libres del modelo, a los que llamamos iniciales. La importancia de estos está en que son utilizados como valores de "arranque" en los otros dos tipos de estimación. Los métodos máximo-

verosímil y mínimos cuadrados minimizan una función de ajuste por un procedimiento iterativo. Parten de los estimadores iniciales generando en el espacio paramétrico, sucesivamente, nuevos puntos, que hacen cada vez menor la función de ajuste, hasta conseguir la convergencia. La mejor es la máximo-verosímil en el sentido de que es más precisa y calcula los errores estándar de la estimación de cada uno de los parámetros, pero sólo es aplicable cuando el tamaño de la muestra es grande y las variables observadas tienen distribución normal. El método de mínimos cuadrados no exige ningún requerimiento sobre el tamaño de la muestra o la distribución de las variables, esto le da una gran aplicabilidad.

Se entiende por ajuste, la correspondencia existente entre la matriz de varianza observada y la estimada. Uno de los objetivos del programa computacional LISREL V es el análisis de la bondad de ajuste. Conviene analizar dos tipos de ajuste, por un lado, el del modelo en su totalidad y, por otro, el detallado para cada variable y parámetro.

El análisis del ajuste total del modelo a los datos se puede hacer mediante los siguientes índices:

1. X^2 , como test estadístico sólo es válido en la estimación máximo-verosímil, también puede utilizarse como medida apreciativa de bondad de ajuste en la estimación por mínimos cuadrados.
2. Índice de bondad de ajuste (GFI), este indicador puede ser utilizado para analizar el ajuste en todos los casos, ya que es independiente del tamaño de la muestra y se comporta con robustez en las desviaciones de la normalidad, su valor está comprendido entre 0 y 1, y si es alto es señal de que el ajuste es bueno.

Hay varios indicadores que permiten hacer un estudio detallado de la estimación de cada uno de los parámetros y ecuaciones; lo cual sirve de orientación para modificar el modelo y obtener un mejor ajuste. Son estos:

1. *Coefficientes de determinación de las variables medidas* que nos indican el grado en que las variables de medida (x,y) en forma conjunta son buenos indicadores de las respectivas variables latentes (ξ, η)

2. *Cuadrado del coeficiente de correlación* para cada una de las variables medidas, que informa si es un buen indicador de la variable latente correspondiente.
3. *Coefficiente de determinación del modelo estructural* cuantifica el grado de intensidad de las relaciones expresadas por las ecuaciones estructurales conjuntamente.
4. *Cuadrado de cada una de las ecuaciones estructurales* que expresa el grado en que cada una de ellas se ajusta a los datos.
5. *Valores t* que se utilizan como prueba de significación estadística de la estimación de cada uno de los parámetros libres.

En las salidas del programa computacional LISREL V también aparece la representación gráfica de los residuos y los índices de modificación que nos permiten detectar especificaciones inadecuadas del modelo y nos orienta en la forma de cómo modificarlo para conseguir un mejor ajuste.

LISREL V está diseñado para variables cuantitativas continuas, pero también admite variables medidas en una escala ordinal. Los datos a ser analizados pueden tomar cualquiera de las siguientes formas matriciales: matriz de momentos (M), matriz de covarianza (S) o matriz de correlación (R). La elección del tipo de matriz depende de las características del modelo y de las clases de variables.

3. Aplicación del LISREL al análisis de rendimiento

A continuación se exponen dos investigaciones realizadas sobre el rendimiento estudiantil. La definición operacional de rendimiento es la variable latente cuyos indicadores múltiples son medidas de distintos aspectos de la actuación del alumno.

3.1. Primera experiencia

Basado en un trabajo anterior (González, 1982), en el que se probó, para una muestra aleatoria de alumnos graduados en la Universidad de Los

Andes, que el rendimiento estudiantil de los dos primeros semestres cursados en la universidad, es un buen predictor del rendimiento posterior, se quiere verificar si estos resultados son consistentes en el rendimiento de los alumnos de la Facultad de Ciencias. De ser así, se tiene que, desde el punto de vista económico, resulta ventajoso circunscribirse al análisis del rendimiento de los dos primeros semestres, en lugar de hacer un seguimiento del estudiante a lo largo de toda la carrera.

3.1.1. Problema

El problema a analizar se formula del siguiente modo: El rendimiento de los estudiantes de la Facultad de Ciencias en los dos primeros semestres ¿es un buen predictor del rendimiento posterior?

3.1.2. Sujetos

El universo se extiende a los estudiantes que realizaron todos sus estudios universitarios en la Facultad de Ciencias y se graduaron en el tiempo comprendido desde la fundación de esta Facultad (1970) hasta enero de 1984.

3.1.3. Fuentes

Los datos, tanto los relacionados con el rendimiento de los dos primeros semestres de estudios universitarios, como los correspondientes al período de tiempo comprendido desde el tercer semestre hasta la finalización de la carrera, se tomaron, directamente del expediente académico de los estudiantes (OSRE-FC), única fuente utilizada en esta experiencia.

Se midieron tres indicadores del rendimiento: promedio de notas, ritmo en los estudios y dificultades encontradas.

3.1.4. Variables

Las variables se definen en los mismos términos que fueron medidas. Su notación es la misma que se le asignó en el programa computacional utilizado:

1. PROPS, promedio de los primeros semestres.
2. PROUS, promedio de los últimos semestres.

El criterio de medición, para estas dos variables, fue la media aritmética de las calificaciones obtenidas por los alumnos en las materia cursadas en los dos primeros semestres para PROPS y desde el tercer semestre hasta el final de la carrera, para PROUS.

3. UNDP5, unidades de los primeros semestres.
4. UNDUS, unidades de los últimos semestres.

Las puntuaciones dadas a estas variables corresponden a la siguiente razón:

$$\frac{\text{unidades aprobadas}}{\text{unidades cursadas}}$$

Para UNDP5 estos valores corresponden a los dos primeros semestres, mientras que para UNDUS hace referencia al intervalo temporal comprendido entre el tercer semestre y la graduación del alumno.

5. REPP5, repitencia en los primeros semestres.
6. REPUS, repitencia en los últimos semestres.

Estas dos variables se midieron en los mismos términos que las dos anteriores mediante la razón:

$$\frac{\text{número de materias repetidas}}{\text{número de materias aprobadas}}$$

La variable REPP5 se refiere a los dos primeros semestres y REPUS, del tercer semestre en adelante.

3.1.5. Hipótesis

El modelo hipotético correlaciona dos variables latentes: rendimiento inicial (el que tiene el estudiante en los dos primeros semestres) y rendimiento posterior (correspondiente al que tiene desde el tercer semestre

hasta su graduación). El rendimiento, en cada uno de los períodos considerados, es la variable latente que tiene como indicadores múltiples: el promedio de notas (PROPS, PROUS), el ritmo en los estudios (UNDPS, UNDUS) y las dificultades encontradas (REPPS, REPUS).

En la figura 1 se representa el modelo hipotético:

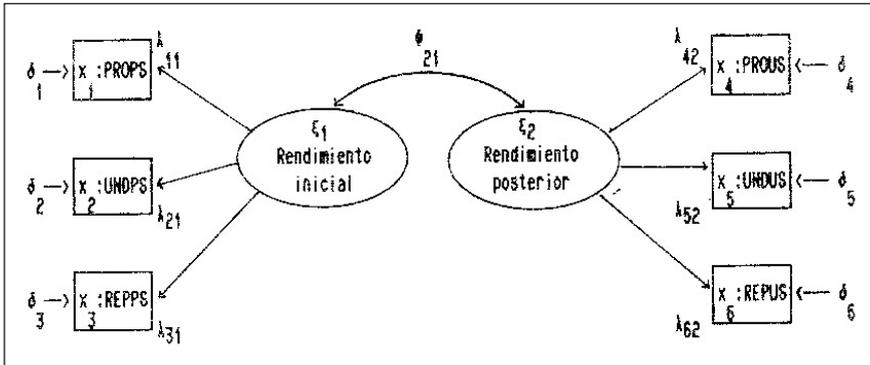


Figura 1. Correlación del rendimiento inicial y posterior. Modelo 1.

La expresión matemática del modelo es:

$$\underset{\sim}{x} = \underset{\sim}{\Lambda}_x \underset{\sim}{\xi} + \underset{\sim}{\delta}$$

El modelo a ajustar es un análisis factorial que corresponde a un submodelo del LISREL V en donde no hay variables dependientes (y, η).

Las matrices de los parámetros a estimar son:

$$\underset{\sim}{\Lambda}_x, \underset{\sim}{\Phi} \text{ y } \underset{\sim}{\theta}$$

3.1.6. Presentación de los resultados

La información básica se introdujo en el programa LISREL V mediante una matriz de coeficientes de correlación Pearson, porque todas las variables medidas eran continuas.

Interesa, según el modelo hipotetizado, analizar si es estadísticamente significativa la correlación entre las variables ξ_1 y ξ_2 . Para obtener la matriz de correlación del vector se solicita al programa que estandarice la matriz Φ .

Al probar el Modelo 1 se obtuvieron los siguientes resultados:

X^2 , como medida de la bondad de ajuste general, toma un valor excesivamente alto $\{X^2_8 = 38,92 > 2 (gl\ de\ X^2)\}$ lo cual indica que no se puede sostener la hipótesis nula de que existe un buen ajuste del modelo a los datos.

R^2_x , indica, sin embargo, que las variables de medida saturan, de un modo estadísticamente significativo, en los constructos hipotéticos (ξ_1 y ξ_2). Es decir, todas las variables medidas son buenas indicadoras ($R^2 = 0,995$; $p < 0,001$) de las variables latentes de un modelo simultáneo.

Los anteriores resultados expresan la conveniencia de introducir un cambio en el modelo para lograr un mejor ajuste. LISREL V proporciona una medida (índice de modificación) que sirve de orientación para efectuar el cambio. Con esta información se fueron probando distintos modelos y en cada uno de ellos el ajuste a los datos era mejor que en el anterior. Se decide tomar como definitivo el Modelo 2 (Figura 2). Como los resultados de interés se muestran en ese gráfico, se procede ahora a la interpretación de estos en detalle.

Se puede apreciar que la estimación de todos los parámetros, tomados estos individualmente, es altamente significativa ($p < 0,001$).

En el modelo de la figura 2 se pueden observar los valores de los distintos índices de la bondad del ajuste. Las variables medidas, en forma conjunta, son buenos indicadores de las variables latentes ($R^2 = 0,999$). EL índice de bondad de ajuste (GFI = 0,991) confirma los resultados de $X^2 \{X^2_5 = 3,96 < 2 (gl\ de\ X^2)\}$ de que el ajuste total del modelo a los datos es bueno. La correlación entre E_1 y E_2 ($\Phi_{1,2} = 0,607$, $t = 10$) es altamente significativa ($p < 0,001$). El que algunos errores de medida estén correlacionados, indica que puede existir otros factores, además de las variables latentes que se han considerado en esta investigación.

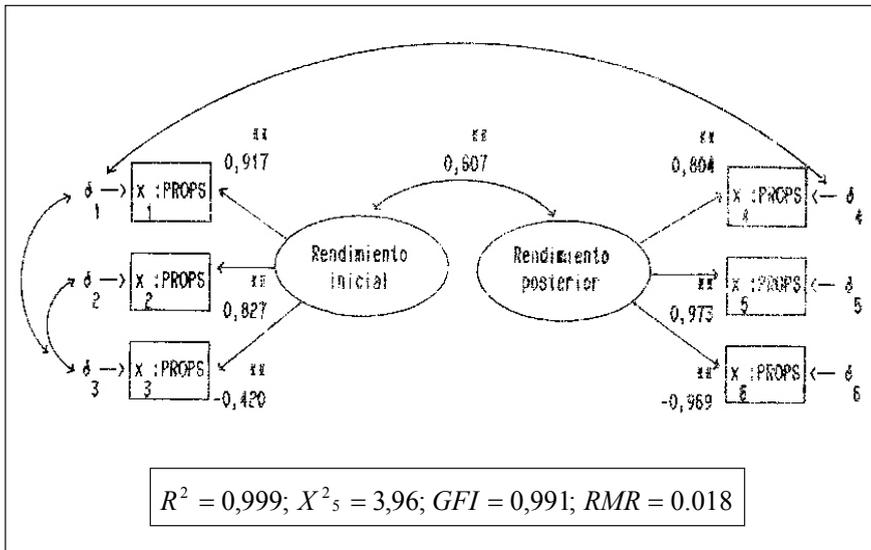


Figura 2. Correlación rendimiento inicial y posterior, resultados finales.

Notas: * significativo al nivel $\alpha = 0.05$ ** significativo al nivel $\alpha = 0.01$

3.1.6. Conclusiones

- i) Se confirmó la hipótesis de la estructura factorial. Existe una variables latente, rendimiento inicial, de la cual son indicadores PROPS, UNDPs y REPPS y otra, rendimiento posterior, cuyos indicadores son PROUS, UNDUS y REPUS.
- ii) Se pudo constatar que las variables de medida seleccionadas son buenos indicadores de las variables latentes.
- iii) También se probó que la correlación entre las dos variables latentes es estadísticamente significativa, por lo que se concluye que el rendimiento inicial es un buen predictor del rendimiento posterior.

3.2. Segunda experiencia

Tal y como se ha observado en la experiencia anterior, el rendimiento estudiantil de los dos primeros semestres, es un buen predictor del

rendimiento posterior. En base a este hallazgo podemos afirmar que las variables que inciden sobre el rendimiento estudiantil, de los dos primeros semestres, tienen una influencia indirecta, y a través de éste, sobre el rendimiento posterior. Esta segunda experiencia se concreta en la determinación de la influencia de las variables de carácter histórico educacional, socio-económico, aptitudinal y actitudinal, sobre el rendimiento estudiantil en los dos primeros semestres.

3.2.1. Individuos

La investigación sobre el rendimiento se llevó a cabo en el grupo de alumnos de nuevo ingreso de la Facultad de Ciencias de la ULA. Este estudio tuvo una duración de dos semestres. Los individuos investigados se distribuyen por departamentos del siguiente modo: 43 de Biología, 6 de Física, 24 de Matemáticas y 20 de Química; en total se observaron 93 individuos.

3.2.2. Variables

Se midieron 16 variables observadas (Figura 3) que son indicadores de cinco variables latentes con la distribución que se especifica a continuación:

- A. *Preparación anterior* es un factor extraído de las siguientes variables:
 1. PRBCH, promedio en bachillerato, es la media aritmética de todas las notas obtenidas en el ciclo diversificado de bachillerato,
 2. APREB, apreciación del bachillerato, se mide en función de las repuestas de los alumnos acerca de su preparación de bachillerato según una escala de cinco valores.
- B. *Factor socioeconómico*, tiene como indicadores múltiples la siguientes variables:
 3. INSTP, nivel de instrucción del padre,
 4. INSTM, nivel de instrucción de la madre,
 5. INGFM, ingreso familiar mensual, es la relación entre el monto, en bolívares, de los recursos económicos del hogar en un mes y el número de miembros de la familia.

C. *Factor aptitudinal*, lo configura las siguientes variables:

6. RZABT, razonamiento abstracto.
7. RAZVB, razonamiento verbal.
8. HABNU, habilidad numérica.

Estas variables están medidas mediante las puntuaciones obtenidas por los alumnos en los tres test con el mismo nombre de la batería DAT (Bennet-Seashore-Wesman).

D. *Factor actitudinal*, los indicadores múltiples de este factor son:

9. ACTES, actitud hacia el estudio.
10. ACTST, actitud ante el sistema educacional.

Estos dos variables, medidas mediante una escala, tipo Likert, elaborada para este fin.

11. CONGR, congruencia, se estima la concordancia entre los intereses vocacionales y las distintas opciones solicitadas por el alumno en el momento de la preinscripción en la universidad.

12. VIVFM, vive con la familia; se le asignó uno (1) si el estudiante vive con su familia y cero (0) en caso contrario.

E. *Rendimiento Estudiantil*, cuyos indicadores múltiples son:

13. PROMD, promedio; es la media aritmética de las calificaciones obtenidas en todas las materias aprobadas.

14. RITMO, ritmo en los estudios. Las puntuaciones dadas a esta variable corresponde a la siguiente razón:

$$\frac{\text{unidades aprobadas}}{\text{unidades cursadas}}$$

15. RDESP, rendimiento esperado; esta variable también se mide con una razón:

$$\frac{\text{unidades contempladas en el pensum, dos primeros semestres}}{\text{unidades aprobadas}}$$

16. REPTN, repitencias; para medir esta variable se utilizó la razón:

materias repetidas
materias aprobadas

Las cuatro variables antes definidas, miden los siguientes aspectos del rendimiento: Grado y ritmo en que se consigue el aprendizaje, la adecuación del rendimiento real al esperado en los planes de estudios y dificultades encontradas.

3.2.3. Hipótesis

El modelo hipotético de la segunda experiencia (Figura 3) establece la influencia de cuatro variables latentes independientes (preparación anterior, factor socioeconómico, factor aptitudinal y factor actitudinal) sobre otra variable dependiente subyacente (rendimiento estudiantil), y las relaciones de las cinco variables latentes con sus respectivos indicadores.

Debido a la falta de identificación de algunos parámetros en el modelo hipotético, no se obtuvieron resultados (salidas) del programa computacional. Esto condujo a las pruebas sectorizadas de las distintas partes del modelo, comenzando con un análisis factorial de cada una de las variables latentes, a fin de explorar el comportamiento de los indicadores respectivos. Después se probaron otros modelos que relacionaban las variables latentes, en todos ellos se presentaron dificultades con el factor actitudinal.

Los cambios sucesivos se realizaron con los mismos datos y dentro del marco teórico de la investigación. El resultado final del proceso para elegir el modelo que mejor se ajustara a los datos, aparece en la figura 4.

3.2.4. Resultados

Los resultados más representativos del modelo definitivo aparecen esquematizados en la figura 4.

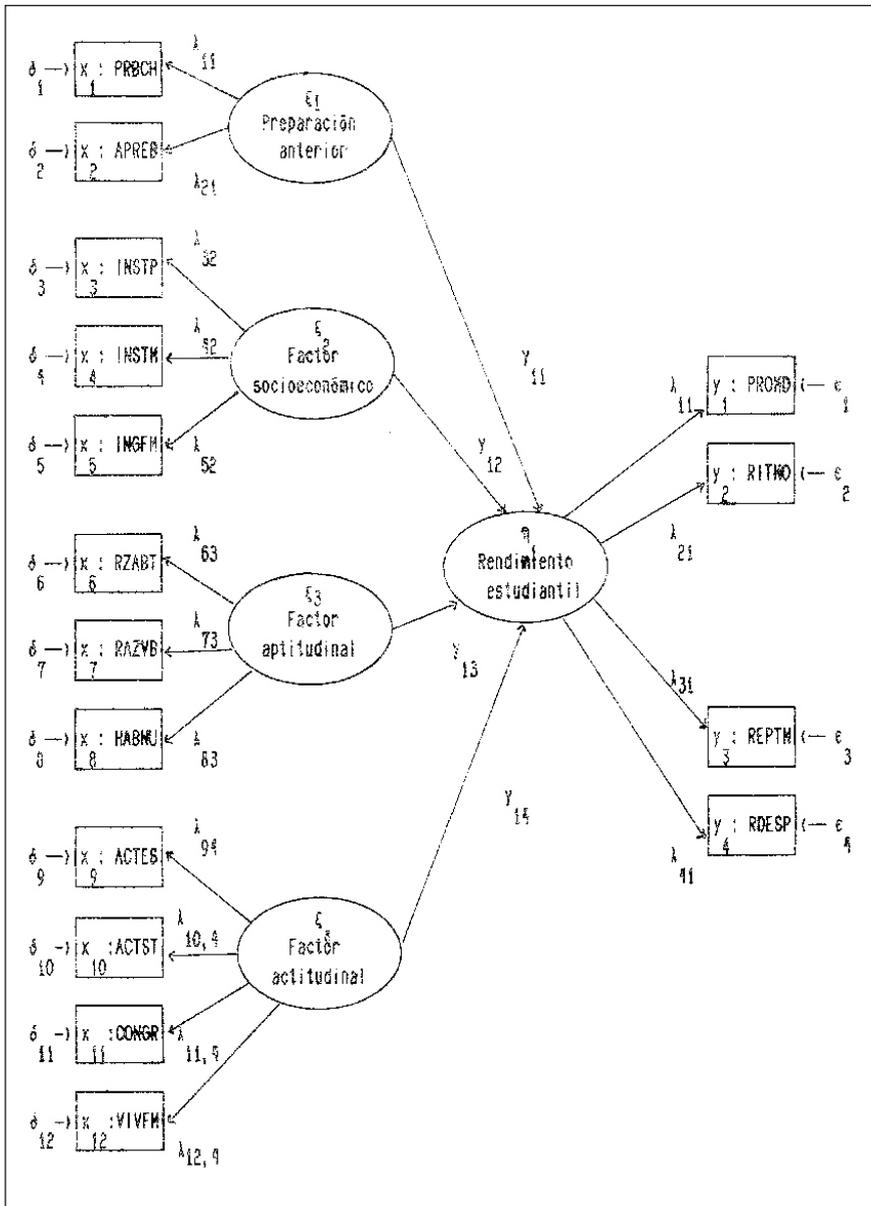


Figura 3. Influencias sobre el rendimiento. Modelo hipotético

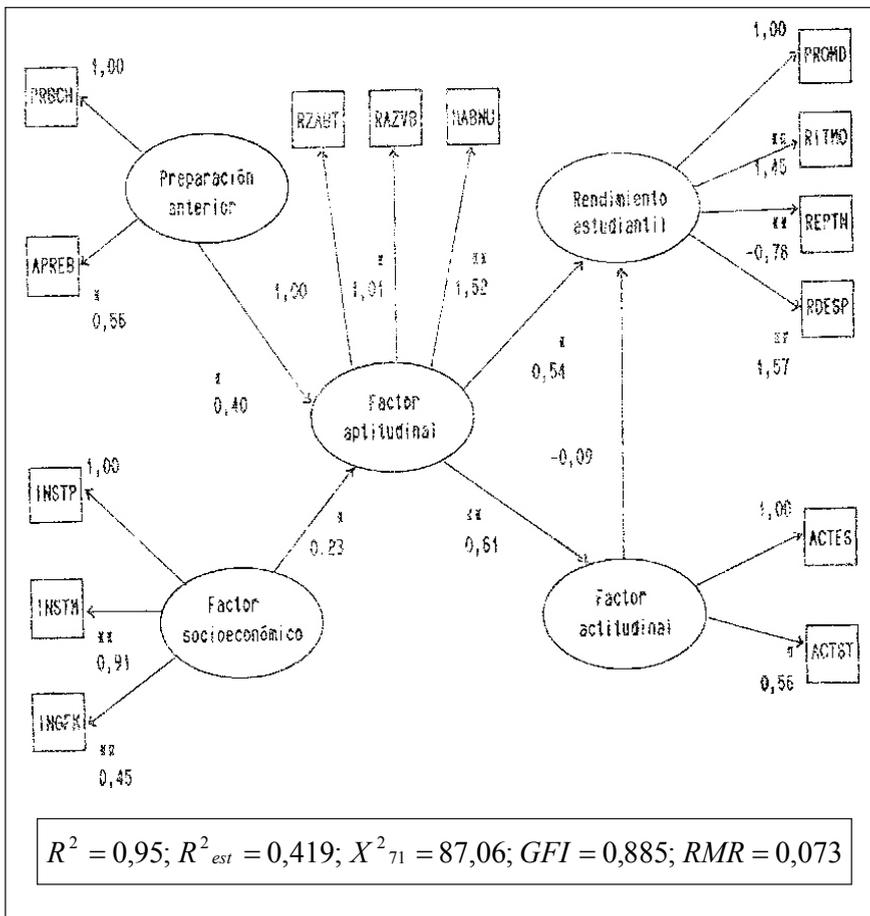


Figura 4. Influencias sobre el rendimiento estudiantil. Modelo definitivo

Notas: * Significativo al nivel de $\alpha = 0,05$ ** significativo al nivel $\alpha = 0,01$

El ajuste total es estadísticamente significativo, porque no sólo es alto el índice de bondad de ajuste ($GFI = 0,885$), sino también es satisfactorio el valor X^2 ($X^2 = 87,06 < 2(gl\ de\ X^2)$). El modelo de medida de las variables exógenas es bueno ($R_{x^2} = 0,950$), esto permite afirmar que estas variables observadas, en forma conjunta, son indicadores confia-

bles de las variables latentes. Respecto a las variables endógenas, aunque no podemos analizar su comportamiento en forma conjunta porque el programa no calcula R_{y^2} por ser $\theta\varepsilon$ definida no positiva, sin embargo, podemos comprobar que todos los valores de Λ_y son significativos.

3.2.5. Conclusiones

En base a los resultados obtenidos se llega a las siguientes conclusiones:

- i) Todas las variables medidas son buenos indicadores de las variables latentes correspondientes.
- ii) Existe una fuerte influencia del factor aptitudinal sobre el rendimiento estudiantil.
- iii) La preparación anterior y el factor socioeconómico influyen directamente sobre el factor actitudinal e indirectamente, a través de éste, sobre el rendimiento estudiantil.

Esta conclusiones se pueden hacer más explicativas así:

Los indicadores de la variable subyacente rendimiento estudiantil son confiables. Esto nos permite concluir por una parte, que nuestra medición del rendimiento estudiantil se ha realizado correctamente; y por otra, que si se obtiene una medida precisa utilizando varios indicadores, no puede ser confiable la medida del rendimiento cuando tiene en cuenta un solo aspecto, por ejemplo: las notas.

Se ha comprobado que existe una influencia, estadísticamente significativa, del factor aptitudinal sobre el rendimiento estudiantil. Teniendo en cuenta, por una parte, lo especificado anteriormente, y por otra, que se han tomado como indicadores del factor aptitudinal las distintas medidas de capacidad de abstracción, razonamiento verbal y habilidad numérica, se puede concluir que el desarrollo de estas habilidades del pensamiento influyen fuertemente sobre el rendimiento estudiantil. Esto nos lleva a la reflexión: ¿no se ganaría tiempo y esfuerzo si la universidad implementara en los dos primeros semestres una materia, cuyo objetivo primordial fuera desarrollar en los alumnos distintas aptitudes.

La preparación anterior y el factor socioeconómico tienen una influencia significativa sobre el factor aptitudinal, y, una vez comprobado

la fuerte incidencia de éste sobre el rendimiento estudiantil, se puede afirmar que la preparación anterior y el factor socioeconómico influyen indirectamente, a través del factor aptitudinal en el rendimiento estudiantil.

En base a todo lo anterior, se concluye: el nivel socioeconómico de la familia del estudiante y la preparación que trae del bachillerato, tienen efectos sobre el rendimiento estudiantil universitario en la medida en cada uno de estos aspectos contribuya al desarrollo de las habilidades del pensamiento.

Como consecuencia, una manera de compensar las diferencias individuales de los alumnos (por proceder de niveles socioeconómicos diversos y haber tenido distintas oportunidades de conseguir una buena preparación de bachillerato), sería la de implementar actividades tendientes al desarrollo de las aptitudes, para aquellos alumnos que estén en desventajas respecto a sus compañeros.

El comprobar que la relación causal del factor aptitudinal sobre el factor actitudinal es altamente significativa, nos permite formular una última conclusión: los alumnos con notas altas en capacidad de abstracción, razonamiento verbal y habilidad numérica, están mejor dotados para el estudio de las disciplinas científicas y esto influyen en la formación de una actitud positiva hacia el estudio de las carreras de ciencias.

4. Notas

- 1 Karl Jöreskog introduce en 1973 el modelo LISREL y posteriormente se realizan nuevas versiones del modelo en vías de perfeccionarlo.
- 2 La versión V del LISREL fue implementada en el Centro de computación de la Universidad de Los Andes (CEDEC), en 1988.
- 3 K. Jöreskog y D. Sörbom, *Análisis of Linear Structural Relationships by Maximun Likelihood and Least Squares Methods*, (Uppsala: University of Uppsala, Departament of Statistics, 1981).
- 4 El signo \sim debajo de una letra significa matriz o vector.

5. Referencias

- Joreskog, K. G. (1977). "Structural Equations models in the Social Sciences: Specification, Estimation and Testing". P.R. Krishnaiah, ed. *Application of Statistics*. North-Holland Publishing.
- _____. (1974). "Analyzing Psychological Data by Structural Analysis of Covariance Matrices". R.C. Atkinson, D.H. Krantz R.D. Luce and P. Sippes, eds. *Contemporary Developments in Mathematical Psychology*, II, 1-56.
- Jöreskog, K. G. and D. Sörbom. *Analysis of Linear Structural Relationships by Maximun Likelihood and Least Squares Methods*.
- Uppsala (1981). University of Uppsala. Department of Statistics.
- González M., Pilar (1986). Análisis del rendimiento estudiantil en la Facultad de Ciencias de la ULA. Mimeografía. Mérida, Universidad de Los Andes, Facultad de Ciencias.
- _____. (1985). Construcción de indicadores del rendimiento estudiantil mediante el análisis de componentes principales en los espacios de individuos y variables. Mimeografía. Cumaná: Primer congreso venezolano de la enseñanza de la ciencia.
- _____. (1984). Informe sobre el rendimiento estudiantil en la Facultad de Ciencias. Mimeografía. Mérida: Universidad de Los Andes, Facultad de Ciencias.
- _____. (1982). Análisis estadístico del rendimiento estudiantil. Mimeografía. Mérida: Universidad de Los Andes, Facultad de Ciencias.