

24021
42



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

ESCUELA NACIONAL DE ESTUDIOS PROFESIONALES
ACATLÁN

ESTUDIO SOBRE EL RENDIMIENTO ACADÉMICO
A NIVEL MEDIO SUPERIOR EN UNA MATERIA DE COMPUTACIÓN
UTILIZANDO UN MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:

LICENCIADO EN MATEMÁTICAS
APLICADAS Y COMPUTACIÓN

P R E S E N T A :

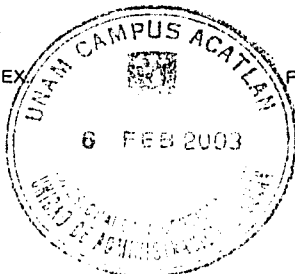
JUAN FILIBERTO RAMÍREZ MONTES

ASESORA: ING. ELVIRA BEATRIZ CLAVEL DÍAZ



NAUCALPAN, EDO. MEX.

FEBRERO 2003





Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Autorizo a la Dirección General de Bibliotecas •
UNAM a difundir en formato electrónico e impres-
contenido de mi trabajo receptiona.

NOMBRE: Juan Filiberto Ramirez Morales

FECHA: 07/FEB/2003

FIRMA: [Firma manuscrita]

A Dios

Por la vida, la salud, la capacidad física e
intelectual y por todos los dones que me ha dado
en especial por la fortaleza que me ha ayudado a
levantarme de tantas caídas.

A la Universidad y Profesores

Por abrirme las puertas y por transmitirme sus
conocimientos.

A mi Asesora

Por todas las impertinencias que pude ocasionarle
y por su apoyo incondicional.

A mi Madre

Por llenarme de todos los cuidados, las atenciones
y por alentarme a seguir adelante cuando las
asperezas del camino me hacían tropezar.

A mi Padre

Por la responsabilidad y voluntad con las que se
conduce pero sobre todo por el apoyo económico
que nunca me ha negado.

Finalmente, a todas las personas que estuvieron
conmigo en el *largo y sinuoso camino* que he
recorrido.

CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	vii
CAPÍTULO 1. ANTECEDENTES	
1.1 EL ESTUDIO DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO	1
1.1.1 Concepto de rendimiento académico	1
1.1.2 Tipos de rendimiento académico	3
1.1.3 Medidas de rendimiento académico	4
1.1.3.1 Calificaciones escolares	5
1.1.3.2 Pruebas objetivas	6
1.2 DETERMINANTES DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO	7
1.2.1 Variables contextuales	8
1.2.1.1 Variables socio-familiares	8
1.2.1.2 Variables escolares	9
1.2.2 Variables personales	11
CAPÍTULO 2. MODELO CAUSAL Y TÉCNICAS DE ANÁLISIS	
2.1 INTRODUCCIÓN	15
2.2 MODELO CAUSAL	16
2.3 TÉCNICAS DE ANÁLISIS	20
2.3.1 Análisis de regresión múltiple	21
2.3.2 Análisis factorial	23
2.3.2.1 Requerimientos teóricos	24
2.3.2.2 Supuestos	25
2.3.2.3 Medidas que indican la adecuación de un análisis factorial	26
2.3.2.4 Métodos para la extracción de factores	29
2.3.2.5 Criterios para calcular el número de factores a extraer	34
2.3.2.6 Rotaciones factoriales	36
2.3.2.7 Interpretación de los factores	39
2.3.3 Análisis de senderos (Path Analysis)	42
2.3.4 Modelo de ecuaciones estructurales	48

CAPÍTULO 3. EL MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

3.1	DEFINICIÓN	50
3.2	ETAPAS EN EL MODELADO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES	51
3.2.1	Especificación del modelo	52
3.2.2	Identificación del modelo	56
3.2.3	Estimación de parámetros	57
3.2.4	Evaluación del modelo	58
3.2.5	Interpretación del modelo	62

CAPÍTULO 4. MODELO EMPÍRICO PARA EXPLICAR EL RENDIMIENTO ACADÉMICO

4.1	PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	64
4.1.1	Hipótesis	65
4.1.2	Objetivo general	65
4.1.3	Objetivos particulares	66
4.2	DESCRIPCIÓN DE LA INVESTIGACIÓN	66
4.2.1	Marco contextual	66
4.2.2	Marco metodológico	69
4.2.2.1	Selección de la muestra	69
4.2.2.2	Instrumentos para recoger datos	69
4.2.2.3	Selección de variables	71
4.2.2.4	Descripción de la muestra	73
4.3	ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO	74
4.3.1	Consideraciones en torno a los requerimientos teóricos	74
4.3.2	Evaluación del supuesto de normalidad	75
4.3.3	Selección de variables para el análisis factorial a partir de la MSA	81
4.3.4	Aplicación de las medidas de adecuación del análisis factorial	84
4.3.5	Obtención de una solución factorial óptima a través del método de extracción de máxima verosimilitud y rotación ortogonal	85
4.4	ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO	91
4.4.1	Evaluación de los resultados obtenidos en SPSS por medio de LISREL	91
4.4.2	Ajuste de la solución factorial proporcionada por LISREL	100

4.5	MODELO PARA EL RENDIMIENTO ACADÉMICO	107
4.5.1	Representación de las relaciones causales en un diagrama de senderos	109
4.5.2	Especificación del modelo estructural y de medida	110
4.5.3	Estimación de parámetros	112
4.5.4	Evaluación de los criterios de ajuste del modelo	114
4.6	ANÁLISIS DE RESULTADOS	118
4.6.1	Interpretación del modelo	118
4.6.2	Análisis del modelo	120
4.6.3	Limitaciones del modelo obtenido	121
	CONCLUSIONES	124
	BIBLIOGRAFÍA	129
	ANEXO A. INSTRUMENTOS DE MEDICIÓN	132
	ANEXO B. INDICADORES DE LA ADECUACIÓN DEL ANÁLISIS FACTORIAL DESPUÉS DE LA 1ª REDUCCIÓN	153
	ANEXO C. ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO (AFE)	160
	ANEXO D. LENGUAJE SIMPLIS	164
	ANEXO E. ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO (AFC)	181
	ANEXO F. MODELO CAUSAL DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO	213
	GLOSARIO	231

INTRODUCCIÓN

Una gran variedad de estudios se han realizado en torno al rendimiento académico, algunos mencionan que éste depende de la voluntad del alumno, del trabajo escolar o de la capacidad del alumno. Otros mencionan que está en función del ambiente escolar y familiar. Sin embargo, pocos han integrado las variables, factores y relaciones de causa-efecto que repercuten en el rendimiento escolar¹. Esta dificultad viene fundamentada en la carencia de modelos teóricos correctamente formulados o en la adecuada aplicación de técnicas estadísticas robustas que avalen los resultados obtenidos. La técnica estadística de modelación denominada *Ecuaciones Estructurales* pretende subsanar este vacío a partir de la especificación de un modelo teórico que, apoyándose en un análisis factorial exploratorio y en un diagrama de senderos, explique las relaciones hipotetizadas de causa y efecto.

Los modelos estadísticos multivariados nos permiten explorar el comportamiento conjunto de variables y sus relaciones, es decir, identificar variables latentes –análisis factorial exploratorio–, proponer modelos causales que mediante técnicas gráficas –análisis de senderos– representen las relaciones causa-efecto hipotetizadas y evaluar su adecuación o ajuste por medio de un análisis factorial confirmatorio de ecuaciones estructurales, bajo la hipótesis de que el modelo de ecuaciones estructurales permite confirmar las relaciones causa-efecto entre variables latentes definidas y lograr el mejor ajuste de los datos al modelo.

En este trabajo se propone un modelo causal que busca explicar el rendimiento académico de alumnas del bachillerato técnico en Administración de Empresas y en Secretariado Bilingüe en el curso curricular de Computación I en el ciclo escolar 2001-2002, a través de modelos estadísticos multivariados y a partir de una serie de variables que en concordancia con diversos estudios empíricos han

¹ Alvaro Page, Mariano. (1990). *Hacia un modelo causal del rendimiento académico*. Pág. 167.

señalado podrían influir en el rendimiento escolar². Para llegar al modelo propuesto, partimos de los siguientes objetivos particulares:

- ✓ Hacer una encuesta, aplicando cuestionarios, con la finalidad de recolectar información acerca de las variables contextuales socio-familiares, escolares y personales que podrían influir en el rendimiento escolar.
- ✓ Administrar pruebas estructuradas para adquirir elementos de medición del rendimiento.
- ✓ Realizar un análisis factorial exploratorio para proponer un modelo del rendimiento.
- ✓ Trazar un diagrama de senderos para representar las relaciones causales.
- ✓ Especificar el modelo de ecuaciones estructurales.
- ✓ Estimar los parámetros del modelo propuesto para posteriormente analizar sus alcances y limitaciones.

Antes de empezar a abordar un tema es preciso definir algunos conceptos, especificar sus diferentes ramificaciones, indicar algunas pautas de medición y comentar alguno de los hallazgos descubiertos en torno al tema, todo esto con el objetivo de tener una idea clara del rumbo que deseamos seguir en una investigación. Por lo tanto, el propósito del capítulo I –Antecedentes– es introducir al lector en el concepto de *rendimiento académico* en el que se apoya este estudio.

En la primera parte de este capítulo se define el rendimiento académico a partir de las tres dimensiones de la institución escolar: *social, educativa-institucional y económica* bajo las cuales busca acotarse el concepto de rendimiento escolar. Posteriormente, se mencionan algunos de los diferentes tipos de rendimiento académico que surgen a partir de los diferentes elementos del proceso educativo

² Ibid. Págs. 29-148.

(alumno, profesor, recursos didácticos, instituciones escolares, sistema educativo). Finalmente, se establecen las ventajas y desventajas de los diferentes indicadores que se utilizan en el rendimiento académico: *calificaciones escolares y pruebas objetivas*.

En la segunda parte del capítulo 1 se habla de las diferentes variables que diversos estudios empíricos, desarrollados en el siglo anterior, han mostrado como determinantes en el rendimiento escolar clasificadas en dos grandes bloques *variables contextuales y variables personales*. El primer bloque, a su vez, se divide en otros dos bloques *variables socio-familiares y variables escolares*. Cada uno de ellos con su propio conjunto de variables.

Una vez detallado el panorama existente en torno al rendimiento académico se procede en el capítulo 2 –Modelo causal y técnicas de análisis– a explicar el término modelo causal y las diferentes herramientas estadísticas que permitirán estimar sus parámetros. Todo esto con la idea de ir preparando el camino que conducirá al planteamiento de un modelo causal que explique el rendimiento académico de alumnas que cursaron Computación I en el bachillerato técnico en Administración de Empresas y en Secretariado Bilingüe.

En la primera parte de este segundo capítulo se asume que la explicación de un fenómeno tiene sus bases en el conocimiento de las causas y los efectos que lo producen. Estos elementos conducen a la especificación de relaciones causales (qué causa qué) en términos de ecuaciones, que pueden ser desde muy simples hasta muy complejas. Según el grado de complejidad de las relaciones causales se utiliza una herramienta estadística específica. Por ejemplo para determinar la temperatura aparente del medio ambiente, Y , a través de las variables temperatura del aire X_1 y temperatura de la humedad relativa X_2 , puede utilizarse el Análisis de Regresión para determinar en qué medida las variables X 's explican a la variable Y . Ahora bien, si la determinación de la *satisfacción con una marca comercial* viene explicada por la variable latente *nivel de uso de cierto producto* que a su vez viene determinada por

las variables latentes *factores de empresa y producto, factores de precio y factores de relaciones de compra*, la técnica estadística Ecuaciones Estructurales apoyada en el Análisis de Senderos permitirá conocer en que medida las relaciones propuestas determinan la satisfacción con una marca comercial.

En la segunda parte del capítulo 2 se define el término modelo causal, se mencionan sus características, las variables que puede representar y los tipos de modelos causales que existen. En la última parte del capítulo, se señalan las diferentes herramientas o técnicas estadísticas que pueden utilizarse para estimar los parámetros del modelo causal propuesto para explicar un fenómeno particular. Estas herramientas son: el análisis de regresión múltiple, el análisis factorial, el análisis de senderos y el modelo de ecuaciones estructurales.

Como el modelo de ecuaciones estructurales representa la técnica estadística que se utiliza para proponer un modelo empírico que explique el rendimiento académico y puesto que agrupa a las otras herramientas señaladas anteriormente para estimar los parámetros de un modelo causal, para resaltar su importancia se dedica enteramente el capítulo 3 –El modelo de ecuaciones estructurales.

La primera parte de este capítulo contiene la definición de un modelo de ecuaciones estructurales en donde se resalta sus principales atractivos como son: utilizar variables latentes, tomar en cuenta el error de medición, evaluar la fiabilidad de las medidas en las variables latentes y confirmar los resultados encontrados en un análisis factorial exploratorio.

En la segunda parte, se desarrolla el proceso de modelación de una situación particular, suponiendo causas y efectos que la expliquen, a través de un proceso de cinco etapas: especificación, identificación, estimación, evaluación e interpretación del modelo. Considerando que el modelo propuesto no prueba el supuesto o hipótesis

que lo genera, sino que la apoya, pues para esa situación pueden existir otros modelos.

El capítulo 4 –Modelo empírico para explicar el rendimiento académico– está enfocado a la descripción y desarrollo del experimento que permite crear un modelo que explique el rendimiento académico de alumnas que cursaron la materia de Computación I en el ciclo escolar 2001-2002 en la ECCC, considerando un grupo seleccionado de variables que algunas investigaciones empíricas han encontrado relevantes en su determinación.

El capítulo comienza con el planteamiento del problema en donde se enfatiza la importancia que tiene el hecho de explicar el rendimiento académico de las alumnas a través de una técnica estadística de gran poder explicativo como lo es el modelo de ecuaciones estructurales. Se fija el objetivo general que se persigue en la investigación particionado en objetivos particulares y se establece la hipótesis de investigación.

Posteriormente, se describe el marco contextual en el que se desarrolla esta investigación, se menciona la forma en que se selecciona la muestra, comentando sus principales peculiaridades, y se elige a las variables que serán incluidas en el desarrollo de la investigación.

Después de la selección de variables, se evalúa el cumplimiento del supuesto de normalidad para realizar un análisis factorial en donde el conjunto original de variables sufre dos transformaciones: la primera consiste en la eliminación de las variables que presentan una medida de suficiencia de muestreo o MSA (Measures of Sampling Adequacy) inaceptable y la segunda, en la consideración de cargas factoriales significativas para facilitar la interpretación de la solución factorial.

A partir de la evaluación anterior, se propone un modelo empírico que explique el rendimiento académico, representado por medio de un diagrama de senderos y estimado con el modelo de ecuaciones estructurales.

Finalmente, se presenta el análisis de los resultados obtenidos y la discusión en la estimación de los parámetros del modelo del rendimiento académico considerando todas las limitaciones que enmarcan esta investigación.

CAPÍTULO I

ANTECEDENTES

1.1 EL ESTUDIO DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO

Antes de abordar el tema del rendimiento académico es importante analizar la literatura existente para comprender los diferentes puntos de vista que dan algunos autores en torno al concepto de rendimiento académico, diferenciar sus tipos y conocer las formas en que se puede medir para elegir la más apropiada.

1.1.1 Concepto de rendimiento académico

La definición de rendimiento escolar o académico resulta conflictiva pues en ella convergen tres dimensiones de la institución escolar que generan una serie de distintos enfoques. La primera dimensión es la *social* en donde el rendimiento se plantea en relación a la igualdad de acceso a funciones productivas de la sociedad y a la recepción de beneficios de tal producción. La segunda dimensión es la *educativa-institucional* que intenta elevar la educación a través de diferentes tratamientos educativos como son programas, organización, métodos, profesorado, etc. La tercera dimensión es la *económica* que se refiere a la medida en que las inversiones en la educación producen la adecuada satisfacción a las demandas de la sociedad.

Acotar el concepto de rendimiento académico en estas tres dimensiones resulta difícil, no obstante se han hecho importantes intentos por definirlo.

Desde el punto de vista de la *voluntad*, se decía que un alumno rendía o no dependiendo de su buena o mala voluntad (Kaczynska, M. 1965).

De acuerdo con la **capacidad**, Muñoz Arroyo, A. (1977) sostiene que si un niño no rinde es por que no tiene capacidad suficiente.

Si el rendimiento se visualiza en torno al **trabajo escolar**, Bloom, B. (1972) establece que lo realmente necesario es que el alumno llegue a sentirse capaz de llevar a la práctica sus conocimientos, que pueda aplicar la información adquirida a través de nuevas circunstancias y problemas.

Considerando al rendimiento académico como **producto**, Touron, J. (1985) señala que el rendimiento escolar es un resultado del aprendizaje, suscitado por la actividad educativa del profesor, y producido en el alumno, aunque es claro que no todo aprendizaje es el producto de la acción docente.

A partir del término **escuela**, González Fernández, D. (1975) sostiene que el rendimiento escolar es el fruto de una verdadera constelación de factores derivados del sistema educativo, de la familia, del propio alumno en cuanto a persona en evolución: un cociente sobresaliente no basta para asegurar el éxito. El rendimiento es un producto.

En relación con el **aprendizaje**, el rendimiento se manifiesta y se valora en el aprendizaje escolar controlado por medio de los exámenes, pruebas objetivas, observación del profesor, etc¹.

Dejando a un lado las dimensiones del rendimiento académico algunos autores ofrecen **definiciones más operativas** del rendimiento. Así, Gimeno Sacristán, J. (1976) entiende el rendimiento académico como lo que los alumnos obtienen en un curso tal como queda reflejado en las notas o calificaciones escolares e influenciado por cualquier circunstancia que afecte su ajuste personal. Mientras que para Gómez Castro, J. L. (1986) el rendimiento académico se refiere fundamentalmente al nivel de

¹ Alvaro Page, Mariano. *Hacia un modelo causal del rendimiento académico*. Pág. 20.

conocimiento y destrezas escolares exhibidas por un estudiante y expresadas mediante cualquier procedimiento de evaluación.

Las definiciones anteriores llevan a este investigador a entender el rendimiento académico como *el nivel de conocimientos y destrezas escolares adquiridas por un estudiante a partir de sus aptitudes y de la actividad educativa del profesor, expresadas mediante algún procedimiento de evaluación sin olvidar que el resultado puede estar influenciado por la situación emocional del estudiante en ese momento.*

1.1.2 Tipos de rendimiento académico

Para poder clasificar el rendimiento académico es necesario mirar hacia los diferentes elementos del proceso educativo como son el alumno, el profesor, los recursos didácticos (programas, planes de estudio, metodología) las instituciones escolares y el sistema educativo. Las siguientes ideas consideran algunos de estos elementos.

A partir del elemento **alumno** Martín González, E. (1986) señala la existencia de diferentes tipos de rendimiento escolar, así, el rendimiento académico puede ser *individual* o *grupal*, en ambos el docente se plantea que tan eficaz es su estrategia didáctica para propiciar el aprendizaje en sus alumnos.

En función de la forma de apreciación del **trabajo escolar** el rendimiento puede ser *objetivo* o *subjetivo*; el primero requiere de la aplicación de instrumentos normalizados² e intenta apreciar el grado de dominio intelectual del alumno, el

² Se refieren a pruebas objetivas en donde los resultados de cada ítem son analizados en forma estadística para determinar su grado de dificultad y de validez.

segundo consiste en la apreciación o juicio del profesor en donde intervienen todo tipo de referencias personales del propio sujeto.

Considerando el *currículum* formado por los programas de estudio, el rendimiento del alumno se considera *analítico* cuando la evaluación de todas las áreas instructivo-formativas lleva a la asignación de una calificación para cada asignatura. En cambio se dice que es *sintético* cuando una sola nota pretende ser un índice ponderado de lo que un sujeto ha rendido en el conjunto de las materias cursadas.

Si la valoración del rendimiento se realiza utilizando *criterios internos*, se puede hablar de rendimiento *satisfactorio* o *insatisfactorio*, según el alumno consiga o no lograr un nivel instructivo-formativo en relación óptima con sus capacidades y posibilidades personales.

Cuando se pondera el rendimiento acudiendo a un *nivel objetivo* previamente determinado por instancias ajenas al alumno, puede hablarse de rendimiento *suficiente* o *insuficiente* (García Hoz, V. 1971), conforme el alumno haya o no alcanzado dicho nivel deseable y mínimo.

1.1.3 Medidas de rendimiento académico

Como el rendimiento académico es un concepto multidimensional en donde convergen distintas variables y distintas formas de medición, determinar una medida objetiva y fiable resulta complicado pues en cada colegio, nivel, profesor y asignatura existe un amplio margen de interpretación de los objetivos legalmente fijados. Por esta razón las medidas ampliamente utilizadas son las calificaciones escolares y las diferentes pruebas objetivas.

1.1.3.1 Calificaciones escolares

Las notas o calificaciones escolares representan el criterio social y legal del rendimiento académico, donde la institución escolar configura un sistema diferenciado de evaluación a partir de los niveles, las edades, las áreas y los profesores.

La forma más directa de llegar a estas notas escolares es a través de exámenes o pruebas de evaluación en donde el profesor define los niveles de conocimientos con criterios muy subjetivos que impiden la comparación inter-centros y, a veces también, intra-centros.

Como en la asignación de las calificaciones no existe un criterio estandarizado para todos los centros, para todas las asignaturas, para todos los cursos y para todos los profesores, la subjetividad que caracteriza a esta medida del rendimiento se ve reflejada, entre otros, en los siguientes factores:

- El tipo de escuela.
- El cansancio de los profesores a la hora de corregir numerosos exámenes o pruebas.
- El juicio positivo o negativo que tenga el profesor del alumno.
- La originalidad, limpieza y organización en la presentación de las respuestas del examen.
- El origen social.
- La formación de los profesores.

Todos estos factores y otros más hacen que en múltiples ocasiones las calificaciones escolares no alcancen un grado suficiente de fiabilidad, validez y objetividad que permitan tomar decisiones individuales e institucionales con respecto

al rendimiento. Sin embargo, son ampliamente utilizadas para tomar un juicio en el rendimiento académico de un alumno a nivel social e institucional.

1.1.3.2 Pruebas objetivas

Las llamadas pruebas objetivas representan una serie de formulaciones que pueden ser calificadas sin depender del juicio del profesor o examinador, es decir, están libres de la opinión personal³. Para que una prueba tenga el calificativo de *objetiva* es necesario cumplir con los siguientes requisitos:

- Debe tener especificadas las respuestas unívocas correspondientes a cada pregunta.
- Puede ser estandarizada o no estandarizada. Una prueba se considera *no estandarizada* cuando se elabora para una situación particular y no se aplica a gran escala, no obstante, después de varias aplicaciones en diferentes situaciones y sometiendo los resultados a un cuidadoso tratamiento estadístico y a una revisión y reelaboración de sus diversos elementos, se convierte en *estandarizada*.

Las pruebas objetivas, como medidas del rendimiento, ofrecen las siguientes ventajas:

- Objetividad*. Las respuestas son cortas y precisas, sin la influencia subjetiva del profesor.
- Validez*. Cumplen específicamente los propósitos para los que fueron elaboradas.
- Mayor exploración*. El profesor explora los conocimientos del alumno en una cantidad más amplia de materia en un tiempo relativamente breve.

³ Alvaro Page, Mariano. *Op. Cit.* Págs. 26-27.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

- Comparación.** Los resultados pueden compararse en los diferentes centros y dentro de los mismos centros, a distintos niveles, cursos y alumnos.

Sin embargo, las pruebas objetivas también presentan una serie de limitaciones:

- Imposibilitan la evaluación de ciertos aspectos del rendimiento académico como son la composición y redacción, organización y sistematización de la materia, etc.
- Estimulan la memorización de datos.
- Entra en juego el factor azar.
- Existe una gran dificultad en su elaboración para cumplir con los requisitos de fiabilidad y validez.

La elección entre el tipo de medida del rendimiento, para dar una aproximación global de lo que es el rendimiento educativo, está determinada por el investigador quien asume las ventajas y limitaciones de ésta.

1.2 DETERMINANTES DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO

Para comprender la forma en que puede analizarse el rendimiento académico, entendido bajo alguna de las definiciones hechas en torno a sus tres dimensiones (social, educativa-institucional, económica) o a través de su carácter operacional, Alvaro Page Mariano y otros (1990) clasificaron las diferentes variables que existen en torno a aquel en dos grandes grupos: *variables contextuales* y *variables personales*.

1.2.1 Variables contextuales

En este grupo se intenta recoger todas las posibles influencias del entorno en que se desarrolla la vida del individuo y que afectan su rendimiento académico. De esta manera, las variables contextuales se dividen en *variables socio-familiares* y *variables escolares*.

Antes de iniciar con el estudio de las variables contextuales es importante señalar que todas las apreciaciones que se hagan están apoyadas en una serie de investigaciones empíricas desarrolladas en diferentes momentos del siglo XX.

1.2.1.1 Variables sociofamiliares

El primer entorno en el que se desarrolla la vida de un individuo es la familia, en ésta el niño desarrolla y conforma su personalidad a partir de la interacción familiar que provoca que el niño se vea identificado con sus padres y cumpla las expectativas que en él fueron depositadas. De aquí, resulta evidente que el tipo de interacción y la dinámica familiar tendrán que plasmarse en el rendimiento escolar del alumno, que será satisfactorio en la medida que hayan sido positivas las influencias recibidas. Por lo tanto el análisis del ambiente familiar ayudará a comprender algunas de las determinantes del rendimiento académico.

Algunas de las variables que se encuentran inmersas en el concepto ambiente familiar son:

- *Clima educativo familiar*. Representa las relaciones padres-niño que dan lugar a climas tensos (relaciones paternas deterioradas, hogares desunidos o separados) o favorables (padres permisivos y afectuosos, padres con actitudes positivas hacia la educación).

- *Estructura familiar.* Se refiere al número total de hijos en la familia, al orden de nacimiento y al espacio o intervalo de tiempo entre un hijo y otro que afectan de alguna forma al clima educativo familiar.
- *Origen social.* Engloba las diferentes clases sociales en las que se divide la sociedad a partir del nivel ocupacional y nivel educativo de los padres.
- *Medio sociocultural.* Está relacionado con el nivel educativo de los padres, afectado por su nivel ocupacional y por el lugar de residencia. La forma en que se aprecia esta variable es a través del lenguaje que desarrollan los niños.
- *Población de residencia.* Representa el grado de urbanización de una localidad con respecto al número de habitantes.

1.2.1.2 Variables escolares

El segundo entorno en donde se desarrolla la vida del individuo es la escuela, en ella, además de transmitir unos contenidos culturales y técnicas que capaciten a los jóvenes para su inserción laboral, se pretende completar la tarea socializadora iniciada en la familia, entendida como la interiorización de unos esquemas de conducta que permiten al individuo comportarse en la sociedad de acuerdo a las convenciones y normas establecidas.

Por lo anterior, el entorno escuela representa otro factor que moldea la personalidad de un individuo y que en conjunción con las variables sociales y personales ejercen una influencia en el rendimiento escolar de un individuo. Para determinar en qué medida la variable *escuela* afecta al rendimiento escolar se le divide en tres bloques: *institución escolar, profesor y alumno.*

Dentro del bloque institución escolar, se encuentran los siguientes componentes que de acuerdo con algunos estudios empíricos pueden tener una repercusión en el rendimiento del alumno.

- *Dirección y administración escolar.* Se refiere a la coordinación y participación de dirección, profesorado, alumnos y padres de alumnos en tareas comunes como pueden ser: planificación y programación de la actividad docente, decisiones conjuntas, entre otras.
- *Tipo de institución escolar.* Representa escuelas de tipo público o privado, rurales o urbanas, laicas o confesionales. Además, considera el tamaño de la institución en relación al número de alumnos matriculados.
- *Agrupamiento.* Consiste en la formación de grupos en las instituciones escolares a partir de ciertos criterios, por ejemplo: edad mental, aptitudes, cursos académicos (grados), orden alfabético, orden de matrícula, orden aleatorio, etc.
- *Tamaño del grupo.* A partir de la tarea a realizar, de las características de los alumnos, del tiempo disponible, del nivel de habilidades de los estudiantes y del nivel educativo se define el tamaño óptimo de un grupo.

Sin duda alguna la figura del profesor es de gran importancia en un sistema educativo y por lo tanto influye en gran medida en el rendimiento que obtienen los alumnos, pues además de actuar como agente transmisor de conocimientos, desempeña la función de motivador y formador de conciencias. Por lo tanto, el estudio de esta variable incluye:

- *Personalidad y características particulares del profesor.* Engloba aspectos de la personalidad como entusiasmo, cordialidad, autoritarismo, expectativas formadas en torno a los alumnos, actitudes en el aula, nivel de formación, etc.
- *Metodología didáctica.* Representa el "hacer" en el aula para cubrir unos objetivos y desarrollar unos contenidos a través de diferentes procedimientos, criterios, recursos, técnicas y normas prácticas que el profesor utiliza en una situación específica.

- *Relación profesor-alumno.* Se refiere a la interacción profesor alumno en el proceso enseñanza-aprendizaje.

Para que una institución escolar, funcione como tal, además de tener una planta docente, debe contar con alumnos pues éstos son los protagonistas del acto educativo.

Las características relevantes que posee un alumno como discente y que determinan su rendimiento son:

- *Educación preescolar.* Representa el complemento de la educación infantil (impartida en el hogar) impartido por educadores con la finalidad de desarrollar expectativas favorables en el niño que lo llevarán a lograr un óptimo aprendizaje en etapas posteriores.
- *Edad intra-clase.* Se refiere a la edad cronológica que tienen los alumnos en un grupo, pues no todos tienen la misma.
- *Interacción entre compañeros de clase.* Representa la aceptación social en un grupo de personas o las relaciones que se establecen entre alumnos a partir del transcurso de las actividades de aprendizaje. Las relaciones entre alumnos pueden llevar a la obtención de metas conjuntas o a la hostilidad entre iguales.

1.2.2 Variables personales

Este bloque de variables está formado por una serie de características personales del propio alumno, que pueden afectar la obtención o no de un determinado rendimiento escolar exitoso, como pueden ser: *la inteligencia y aptitudes, estilos de aprendizaje, sexo y personalidad.* Sin olvidar que existe una constante interacción con las variables socio-familiares y escolares.

Aunque la inteligencia y las aptitudes no son las únicas variables que determinan el éxito escolar, sí tienen un gran peso en la predicción del rendimiento académico de un individuo. Por inteligencia se entiende una multitud de destrezas de índole cognitivo y actividades de naturaleza psicomotora, mientras que las aptitudes representan disposiciones o tendencias psicológicas que posibilitan a los sujetos para la realización de una serie de actividades (Vega Vega, J. L. 1986).

Los estilos de aprendizaje representan estrategias que emplea un individuo para resolver cualquier problema, es decir, representan el modo individual de percibir, recordar, pensar, aprender, almacenar, transformar y emplear la información (Kogan, N. (1981).

La variable sexo se refiere a la diferenciación establecida socialmente entre hombres y mujeres con respecto al rol que ejercen en una sociedad y no a la diferencia genética, pues tanto hombres como mujeres poseen capacidades cognitivas que repercuten en su rendimiento escolar.

La personalidad se refiere al patrón de las características globales de carácter, comportamiento, temperamento, mentales y emocionales de un individuo⁴. Sus factores más estudiados en torno al rendimiento académico son: *extraversión, ansiedad, motivación y autoconcepto*.

La *extraversión* es una actitud de interés por el mundo exterior de la gente y de las cosas que muestran los individuos, así, los extrovertidos tratan de ser más sociales y de estar más al tanto de lo que pasa a su alrededor para estar en guardia contra el peligro de ser dominados por las apariencias.

⁴ Papalia, Diane E. *Psicología del desarrollo*. Pág. 75.

El lado opuesto de la extraversión es la *introversión*, es decir, el mundo interior de los individuos reflejado en sus pensamientos y sentimientos. Nadie es completamente introvertido ni absolutamente extrovertido pues la actitud que toman los individuos presenta un equilibrio entre las dos⁵.

La *ansiedad* se define como una pauta compleja de respuestas que incluyen sensaciones subjetivas de agitación, malestar y tensión asociadas a cambios en la actividad fisiológica del sistema nervioso autónomo⁶, que traducida al contexto escolar representa la tensión que se crea en los alumnos ante determinadas circunstancias escolares como pueden ser un examen, una lección, una pregunta, etc.

La *motivación* representa el interés que tienen un alumno hacia la realización de las tareas escolares como consecuencia de los resultados obtenidos y de las expectativas que en él depositaron sus padres (Martínez Sánchez, A. 1979).

El *autoconcepto* según Purkey, W. W (1970) se define como la conciencia y valoración que el individuo tiene de su "yo" de sí mismo; surge de la interrelación de tres instancias esenciales de la persona: autoimagen (visión que la persona tiene de sí en un momento particular), imagen social (lo que la persona cree que los demás piensan de ella) e imagen ideal (cómo le gustaría ser en un plano ideal).

El autoconcepto académico surge del autoconcepto personal y se considera como un factor que es producto del aprendizaje escolar que influye directamente sobre el rendimiento escolar.

Como pudo apreciarse la conceptualización del rendimiento académico resulta conflictiva porque en ella inciden tres dimensiones de la institución escolar: la social, la educativa-institucional y la económica. No obstante, el rendimiento académico

⁵ Fadiman, James y Robert Frager. *Teorías de la personalidad*. Págs. 63-64.

⁶ Alvaro Page, Mariano. *Op. Cit.* Pág.. 136.

puede entenderse como el nivel de conocimientos y destrezas escolares adquiridas por un estudiante a partir de sus aptitudes y de la actividad educativa del profesor, expresados mediante algún procedimiento de evaluación sin olvidar que el resultado puede estar influenciado por la situación emocional del estudiante en ese momento.

La comprensión de este término implica establecer una clasificación de sus diferentes formas, definir los instrumentos que pueden medirlo y analizar las variables que pueden afectarlo. Así, el rendimiento académico resulta objetivo-subjetivo, individual-grupal, analítico-sintético y satisfactorio-no satisfactorio. Por otra parte, los instrumentos de medición mas utilizados son pruebas objetivas y calificaciones escolares. En cuanto a las variables que lo afectan se encuentran las ambientales (socio-familiares y escolares) y personales.

CAPÍTULO 2

MODELO CAUSAL Y TÉCNICAS DE ANÁLISIS

2.1 INTRODUCCIÓN

A partir de la observación de un fenómeno se logra explicar sus causas y sus efectos, por ejemplo, en la relación peso-estatura, la estatura es la causa del peso, mientras que el peso representa al efecto. Esta relación funcional es asimétrica pues si decimos que el peso de una persona está en función de su estatura, no puede afirmarse que la estatura está en función del peso.

Para explicar una relación funcional (causalidad) se construye un sistema de ecuaciones donde las causas son representadas por variables independientes y el efecto por una variable dependiente. En el ejemplo mencionado anteriormente, la estatura representaría a la variable independiente X y el peso a la variable dependiente Y .

Las relaciones funcionales que existen para explicar un fenómeno no son tan simples como la relación estatura-peso, en muchas de ellas existen varias causas que producen un efecto, o bien, múltiples causas para explicar múltiples efectos. Todas estas relaciones se analizan a través de métodos estadísticos o técnicas estadísticas robustas que tienen como propósito aumentar la capacidad explicativa y la eficacia estadística del modelo propuesto por el investigador.

Si en la relación funcional propuesta para la explicación de un fenómeno o de una situación determinada existen varias causas representadas por una serie de variables independientes que determinan un efecto representado por una variable dependiente, el método estadístico a emplear podría ser el *análisis de regresión múltiple*. Pero si el conjunto de variables utilizado para explicar el fenómeno es tan

grande lo más recomendable sería resumir ese conjunto en factores antes de plantear relaciones funcionales; si éste es el caso, la técnica estadística adecuada es el *análisis factorial*. Ahora bien, si se conocen los factores y las relaciones que existen entre éstos, expresadas en un *diagrama de senderos*, entonces se puede construir un modelo causal, apoyado en investigaciones previas, para explicar el fenómeno en estudio, a través del *modelo de ecuaciones estructurales*.

2.2 MODELO CAUSAL

Como se mencionó al principio de este apartado, la explicación de un fenómeno implica el conocimiento de sus causas y sus efectos. De esta forma, surge la idea del modelo causal que sin ser un modelo estadístico emplea la estadística para conseguir la estimación de sus parámetros causales.

Un modelo causal es un sistema de variables cuya organización, distribución y relación se establece previamente a partir de una serie de hipótesis. El objetivo de un modelo causal es describir las posibles relaciones causales entre una serie de variables para explicar un fenómeno.

Los modelos causales también se conocen como modelos estructurales, sistemas de ecuaciones simultáneas o modelos de ecuaciones estructurales. Estos modelos además de representar relaciones matemáticas, reflejan relaciones teóricas de causa-efecto apoyadas en teorías subyacentes.

Para hablar de un modelo causal se deben tener en cuenta las siguientes características:¹

¹ Alvaro Page, Mariano. *Hacia un modelo causal del rendimiento académico*, Pág. 151.

1. Todo modelo causal ha de contener todas las variables que definen la situación o fenómeno en estudio.
2. La inclusión de dichas variables ha de hacerse tal y como funcionan en la realidad.
3. A partir de los antecedentes de la situación en estudio se especifica la forma de las ecuaciones del modelo. Y será éste así establecido el que determine, entre otras cosas, el tipo de datos que hay que recoger y el método por el que serán analizados.

Los modelos causales pueden trabajar con variables manifiestas o con variables latentes y postular relaciones de causación unidireccionales o bidireccionales.

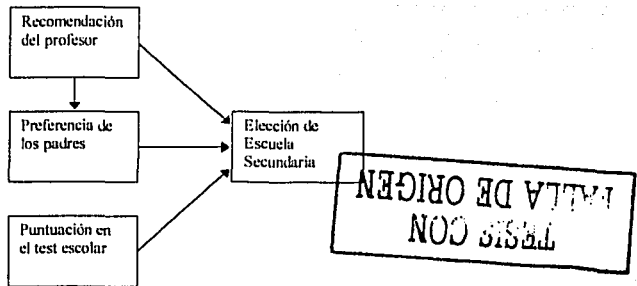


Figura 1. Modelo recursivo para la elección de escuela secundaria en función de la recomendación del profesor, la preferencia de los padres y la puntuación en el test escolar.

Las *variables latentes* son las que no se pueden observar directamente, representan constructos hipotéticos o factores que necesitan de una serie de indicadores (variables observadas) para poder cuantificarse. Las *variables observadas*

o manifiestas suelen derivarse de la aplicación de algún instrumento de medida. Estos dos tipos de variables pueden ser *endógenas* o *exógenas*.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

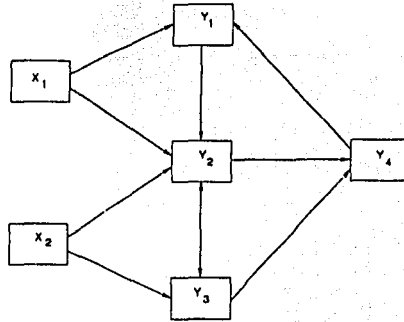


Figura 2. Modelo no recursivo.

Las *variables endógenas* son variables dependientes que vienen explicadas por otras variables incluidas en el modelo. Las variables que explican la variabilidad de las variables endógenas pueden ser a su vez otras variables endógenas o exógenas. Las *variables exógenas* no están explicadas por otras variables incluidas en el modelo. Su variabilidad se atribuye a causas externas al mismo.

La representación de estas variables en el modelo sigue la siguiente notación²:

ξ (ξ)	variable latente exógena (independiente)
η (η)	variable latente endógena (dependiente)
X	variable observada exógena (independiente)
Y	variable observada endógena (dependiente)

² Bisquerra, R. *Introducción conceptual al análisis multivariado. Un enfoque informático con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD*. Vol II. Pág. 489.

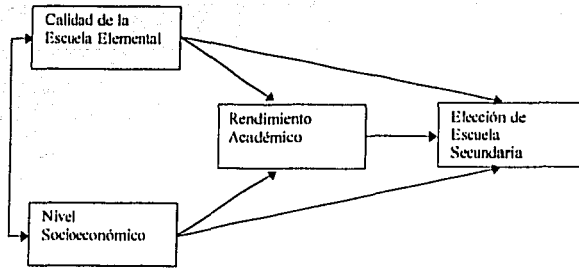


Figura 3. Modelo recursivo saturado para la elección de escuela secundaria a partir de la calidad de la escuela elemental, el nivel socioeconómico y el rendimiento académico.

Cuando en un modelo causal se presentan relaciones unidireccionales el modelo se conoce como recursivo, figura 1; si se presentan relaciones bidireccionales se denomina, no recursivo (figura 2). Los modelos recursivos pueden ser saturados o no saturados. Un modelo recursivo está saturado cuando se han introducido todos los efectos posibles que no sean recíprocos o bidireccionales, figura 3.

Un modelo no saturado es aquel en el que no se han introducido todos los efectos posibles (figura 4).³

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

³ Ibid., Pág. 493.

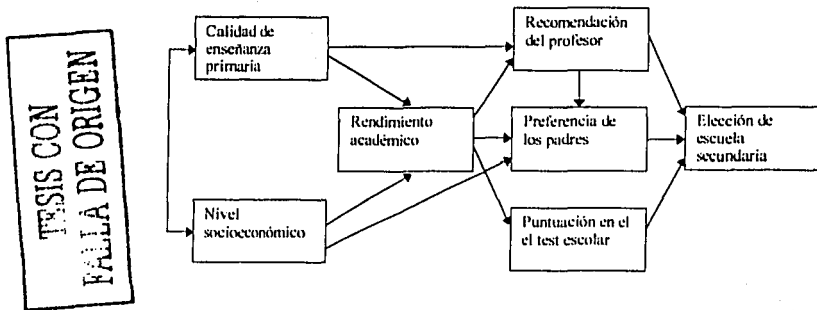


Figura 4. Modelo recursivo no saturado en la elección de escuela secundaria.

2.3 TÉCNICAS DE ANÁLISIS

Como se mencionaba en la sección anterior, los modelos causales no son modelos estadísticos, sin embargo, emplean la estadística para conseguir la estimación de sus parámetros estructurales.

El propósito de un modelo causal es estudiar el patrón de causación especificado previamente, mediante diversas técnicas, para determinar hasta que punto se ajusta el modelo teórico (formulado generalmente en términos de relaciones causales entre variables) a unos datos empíricos, utilizando para ello la información contenida en las covarianzas o correlaciones de los datos. Si el modelo se ajusta a los datos se dice que apoya la teoría o los supuestos que lo han generado, pero nunca se puede interpretar como prueba de la teoría, puesto que con esos mismos datos correlacionales pueden ser congruentes varios modelos.

Las técnicas o métodos estadísticos que se pueden utilizar para estimar los parámetros de un modelo causal son: *Análisis de regresión múltiple*, *Análisis factorial*, *Análisis de senderos* y *Modelo de ecuaciones estructurales*.

2.3.1 Análisis de regresión múltiple

El análisis de regresión múltiple es un método estadístico utilizado para analizar las relaciones entre una variable dependiente llamada variable de respuesta y varias variables independientes conocidas como variables predictor. El objetivo de este método consiste en utilizar las variables independientes cuyos valores son conocidos para predecir la única variable dependiente. Por ejemplo, las variables independientes tamaño de familia, renta familiar y número de posesión de automóviles predicen el número de tarjetas de crédito que se utilizan en una familia.

Antes de formular un modelo de regresión múltiple es necesario analizar las siguientes suposiciones⁴, pues de no ser así, podrían presentarse serios problemas en el tratamiento de los datos que nos llevarían a formular conclusiones incorrectas, o simplemente, la definición de una ecuación de regresión sería imposible.

- a) *Existencia.* Para cada combinación específica de valores de las variables independientes X_1, X_2, \dots, X_k , Y es una variable aleatoria con cierta distribución de probabilidad que tiene media y varianzas finitas.
- b) *Independencia.* Las observaciones Y son estadísticamente independientes unas de otras.
- c) *Linealidad.* La media de Y para cada combinación específica de X_1, X_2, \dots, X_k , es una función lineal de X_1, X_2, \dots, X_k ; esto es:

$$\mu_{Y|X_1, X_2, \dots, X_k} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k$$

o bien,

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + E$$



⁴ Kleinbaum, David G. *Applied regression analysis and other multivariate methods*. Págs. 107-108.

donde E es el componente de error que refleja la diferencia entre una respuesta observada Y de un individuo y la respuesta promedio verdadera $\mu_{Y|X_1, X_2, \dots, X_k}$.

- d) *Homocedasticidad*. La varianza de Y es la misma para cualquier combinación ajustada de X_1, X_2, \dots, X_k ; esto es:

$$\sigma^2_{Y|X_1, X_2, \dots, X_k} = \text{Var}(Y | X_1, X_2, \dots, X_k) = \sigma^2$$

- e) *Normalidad*. Para cualquier combinación ajustada de X_1, X_2, \dots, X_k , la variable Y está normalmente distribuida. En otras palabras:

$$Y \sim N(\mu_{Y|X_1, X_2, \dots, X_k}, \sigma^2)$$

Por ejemplo, cuando el supuesto de independencia no se cumple para las variables explicatorias o predictoras X_1, X_2, \dots, X_k , surge el problema de multicolinealidad que impide la estimación de los parámetros β pues la matriz que los contiene es no invertible o singular⁵. Ahora bien, si el supuesto de homocedasticidad es violado, entonces la varianza de los términos del error no es constante lo que produce expresiones incorrectas para calcular las varianzas y covarianzas de los estimadores de mínimos cuadrados, intervalos de confianza inadecuados y la expresión habitual para el estadístico R^2 (coeficiente de determinación) carece de interpretación⁶.

Una discusión más detallada de los problemas que pueden presentarse en la regresión múltiple se encuentra en las referencias 7 y 12 citadas en la bibliografía de esta obra.

⁵ Intriligator, Michael D. *Econometric models, techniques, and applications*. Pág. 151.

⁶ Novales Cínca, Alfonso. *Estadística y econometría*. Pág. 531.

Para aplicar este método estadístico el investigador debe decidir cuáles son las variables independientes y cuál es la variable dependiente siempre y cuando se trate de variables con escala métrica de medición. La siguiente relación muestra la formulación de la regresión múltiple:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + E$$

(Métrica) (Métrica)

Además de predecir el valor de una variable dependiente dadas varias variables independientes, el análisis de regresión múltiple determina el grado en que las variables independientes contribuyen a la predicción para determinar su importancia.

La aplicación del análisis de regresión múltiple tiene lugar cuando el investigador propone las variables predictor y de respuesta para explicar una situación determinada y éstas se miden directamente (variables observables) a través de la formulación de algún cuestionario, no obstante, es posible que existan múltiples variables interrelacionadas (correlacionadas) que actúen como indicadores de variables no observables que representen conceptos teóricos (variables latentes o factores) y que se desconozca la estructura de las relaciones que expliquen la situación bajo estudio. Si este es el caso, la aplicación del análisis factorial cobra importancia.

2.3.2 Análisis factorial

El análisis factorial es una técnica multivariante que aborda el problema de cómo analizar la estructura de las interrelaciones (correlaciones) entre un gran número de variables con la definición de una serie de dimensiones subyacentes comunes, conocidas como factores o constructos. En otras palabras, el propósito del

análisis factorial es encontrar una manera de resumir la información contenida de una serie de variables originales en una serie mas pequeña de dimensiones compuestas denominadas factores con una mínima pérdida de información.

Existen dos enfoques en la aplicación del análisis factorial, el exploratorio y el confirmatorio. Cuando no se conoce la estructura de las variables, es decir, cuáles se agrupan en un determinado factor y cuántos son los factores necesarios para resumir la información, el enfoque de aplicación es exploratorio. Si a través de estudios previos se conoce la naturaleza de los datos, de tal forma que se tiene identificado el número de factores, las variables que se agrupan en cada factor y se formulan una serie de hipótesis que serán contrastadas empíricamente, la aplicación del análisis factorial es confirmatorio pues se desea valorar hasta qué punto los datos se ajustan a la estructura esperada.

2.3.2.1 Requerimientos teóricos

Para aplicar la técnica estadística análisis factorial, en cualquiera de sus dos modalidades: exploratoria o confirmatoria, es necesario cumplir con ciertos requerimientos⁷:

- a) Poseer una **matriz de correlaciones entre variables o entre los encuestados**. Si se desea analizar la estructura de las relaciones entre las variables debe utilizarse la matriz de correlaciones entre variables; si lo que interesa es identificar sujetos similares, la matriz de correlaciones entre los encuestados es la adecuada para el análisis.
- b) **Seleccionar variables con escala de medición métrica**. El análisis factorial está diseñado para aplicarse en variables métricas, aunque se pueden incluir variables ordinales o nominales. Si se está diseñando un

⁷ Hair, J. et al. *Análisis multivariante*. Págs. 86-88.

estudio para valorar la estructura propuesta deben incluirse cinco o más variables por factor propuesto. Si el estudio es exploratorio, debe conservarse un número razonable de variables por factor.

- c) Conservar un tamaño muestral adecuado. El tamaño mínimo es por lo menos un número de observaciones cinco veces mayor que el número de variables a ser analizadas. Algunos autores proponen un mínimo de 20 casos por cada variable. Sin embargo, es apropiado un tamaño muestral superior a 100 observaciones.

2.3.2.2 Supuestos

El objetivo del análisis factorial es encontrar series de variables estrechamente interrelacionadas por lo que se requiere que las variables cumplan los supuestos estadísticos de *normalidad*, *linealidad* y *homocedasticidad*, pues en la medida que se incumplen estos supuestos las correlaciones observadas disminuyen o se debilitan.

La **normalidad** evaluada en el análisis factorial implica que cada una de las variables incluidas siga una distribución normal diagnosticada a través de un histograma o de los tests de simetría y curtosis (apartado 4.3.2, página 73). Si las variables no cumplen este supuesto la aplicación de algunas transformaciones puede permitir que se logre su cumplimiento. Las transformaciones, comúnmente, aplicadas son la raíz cuadrada, la inversa y el logaritmo natural.

La **homocedasticidad** significa igual dispersión de la varianza de la variable dependiente a lo largo del rango de los valores de las variables independientes. Para evaluar la homocedasticidad la mejor prueba se encuentra en los gráficos de dispersión, aunque también se puede aplicar el test de Levene. La solución al problema de heterocedasticidad se encuentra en la normalidad pues la heterocedasticidad se debe a la distribución de las variables.

La linealidad se refiere a la dependencia lineal entre las variables medida por las correlaciones. Una forma de evaluarla es mediante el análisis de los gráficos de dispersión de las variables. Para lograr su cumplimiento se aplican transformaciones como la raíz cuadrada, o variables adicionales para representar la parte no lineal.

2.3.2.3 Medidas que indican la adecuación de un análisis factorial

Como ya se señaló la aplicación del análisis factorial tiene como base una serie de variables altamente correlacionadas expresadas en una matriz de correlación. El análisis de esta matriz indica la conveniencia de su aplicación. Las medidas o indicadores utilizados en este análisis son:

a) Correlaciones significativas

Este término se aplica a la existencia o no de correlación entre un par de variables a partir de la siguiente prueba de hipótesis:⁸

$$H_0: \rho = 0$$

$$H_1: \rho \neq 0$$

donde ρ es el parámetro correlación de Pearson. El rechazo de H_0 (la correlación es estadísticamente distinta de cero) en un nivel de significancia⁹ α resulta cuando una estadística t calculada:

⁸ Fernández Díaz, M. J. et al. *Resolución de problemas de estadística aplicada a las ciencias sociales. Guía práctica para profesores y alumnos*. Pág. 91.

⁹ El nivel de significancia α se conoce como error de tipo 1 en la prueba de hipótesis, es decir, representa la posibilidad de rechazar la hipótesis nula H_0 cuando es verdadera.

$$t = \frac{r\sqrt{N-2}}{\sqrt{1-r^2}}$$

excede a $t_{\alpha/2, N-2}$ o es menor que $-t_{\alpha/2, N-2}$. Donde r representa la correlación entre un par de variables y N el número de correlaciones diferentes.

Cuando el número de correlaciones es grande¹⁰, la distribución t de Student se aproxima a una distribución normal. Esto implica que el rechazo de H_0 tiene lugar si el valor de la estadística t excede a $Z_{\alpha/2}$ o es menor que $-Z_{\alpha/2}$.

Se dice que la correlación mínima aceptable entre un par de variables ha de ser de 0.3, sin embargo, no existe una regla que indique el rechazo de correlaciones de 0.2 si la correlación aparece significativa.

b) Determinante de la matriz de correlaciones

Un determinante bajo significa que existe un fuerte asociación entre las variables, es decir, correlaciones altas.

c) Prueba de esfericidad del Bartlett

Consiste en la comprobación de la hipótesis nula de que la matriz de correlaciones es una matriz identidad, lo que significa la no existencia de correlaciones. Para probar esta hipótesis se utiliza la distribución ji-cuadrada basada en el determinante de la matriz de correlaciones. La expresión matemática de la prueba de Bartlett es:

¹⁰ Grande significa correlaciones mayores o iguales a 30. Esta aproximación tienen lugar porque desde un punto de vista práctico es muy poca la ganancia que se tiene al emplear la distribución t de student en lugar de la normal estándar cuando $n \geq 30$ (Canavos, George C. 1988, pág. 237).

$$\chi^2 = - [n - 1 - 1/6(2V+5)] \ln |R|$$

donde n es el número de individuos en la muestra, V el número de variables y $\ln |R|$ el logaritmo neperiano del determinante de la matriz de correlaciones. Los grados de libertad vienen dados por $v=1/2(V^2 - V)$. Si con la prueba de esfericidad de Bartlett se obtienen valores altos de χ^2 se rechaza la hipótesis nula con un cierto grado de significación. Si se confirma la hipótesis nula, la nube de puntos en el espacio formaría una esfera (esfericidad).

d) El índice KMO de Kaiser-Meyer-Olkin

La medida de adecuación de la muestra KMO es un índice para comparar las magnitudes de los coeficientes de correlación observados con las magnitudes de los coeficientes de correlación parcial. Se calcula a través de

$$KMO = \sum_{i \neq j} r_{ij}^2 / (\sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} a_{ij}^2)$$

Donde r_{ij} es el coeficiente de correlación entre las variables i y j , y a_{ij} es el coeficiente de correlación parcial entre las variables i y j . Este índice se extiende de 0 a 1, valores bajos en el índice KMO desaconsejan la aplicación del análisis factorial. El KMO presenta las siguientes directrices:

$0.80 \leq KMO < 1$	Sobresaliente
$0.70 \leq KMO < 0.80$	Regular
$0.60 \leq KMO < 0.70$	Mediocre
$0.50 \leq KMO < 0.60$	Despreciable
$KMO < 0.50$	Inaceptable

e) Medida de adecuación de la muestra (MSA)

Es equivalente al KMO, aunque en esta prueba se incluyen los coeficientes correspondientes a la variable que se desea comprobar. La fórmula es:

$$MSA = \sum_{i \neq j} r^2_{ij} / \sum_{i \neq j} r^2_{ij} + \sum_{i \neq j} a^2_{ij}$$

Coefficientes *MSA* (del inglés Measures of Sampling Adequacy) bajos (inferiores a 0.5) desaconsejan la aplicación del análisis factorial. Si los coeficientes *MSA* bajos se dan en unas pocas variables, se podría plantear la posibilidad de eliminarlas.

f) Correlaciones parciales

El coeficiente de correlación parcial es un indicador de la fuerza de las relaciones entre dos variables eliminando la influencia de otras variables. Correlaciones parciales pequeñas indican que existen factores verdaderos, correlaciones parciales altas indican que no existen factores verdaderos y el análisis factorial es inapropiado.

2.3.2.4 Métodos para la extracción de factores

Después de evaluar la conveniencia de la aplicación del análisis factorial, el siguiente paso consiste en determinar el número reducido de factores que pueden representar a las variables originales. Para conseguir este objetivo se pueden aplicar dos métodos que están en función de los objetivos que se persiguen en la investigación, el *Análisis Factorial Común (AFC)* y el *Análisis de Componentes Principales (ACP)*.

a) Análisis factorial común

El AFC es un procedimiento de análisis multivariante que intenta explicar a través de un modelo lineal parecido al de la regresión múltiple, un conjunto de variables observables mediante un número menor de variables hipotéticas, *latentes* o no observables, denominadas *factores*. En otras palabras, cada variable se expresa como una combinación lineal de factores no directamente observables.

El modelo matemático para el análisis factorial es¹¹:

$$X_i = a_{i1}F_1 + a_{i2}F_2 + a_{ik}F_k + U_i$$

donde X_i representa a la variable manifiesta i , F_k los factores comunes, a_{ik} la contribución relativa de cada variable latente k sobre cada variable manifiesta i y U_i los factores únicos. Se asume que los factores únicos no están correlacionados entre sí ni entre los factores comunes.

En la aplicación del análisis factorial común destacan dos métodos *Máxima verosimilitud* y *Mínimos cuadrados*. Éstos asumen que las medidas individuales están distribuidas normalmente por lo que la matriz de covarianza tendrá una distribución multivariada. La diferencia entre uno y otro, está en la función de pérdida que minimizan¹², desafortunadamente en algunas situaciones producen factores indeterminados, lo que no sucede con el análisis de componentes principales.

b) Análisis de componentes principales

El propósito del ACP es obtener un conjunto reducido de variables Y denominadas componentes principales, que son combinación lineal de un conjunto p

¹¹ Martínez Arias, R. *Psicometría. Teoría de los tests psicológicos y educativos*. Pág. 96.

¹² Nunnally, Jum C. e Ira H. Bernstein. *Teoría Psicométrica*. Págs. 538 y 541.

de variables observadas representado por el vector $X = \{ X_1, X_2, \dots, X_p \}$, tales que tengan la variabilidad máxima y sean estadísticamente independientes.

El modelo de ACP es el siguiente¹³:

$$Y_1 = a_{11}X_1 + a_{21}X_2 + \dots + a_{p1}X_p$$

$$Y_2 = a_{12}X_1 + a_{22}X_2 + \dots + a_{p2}X_p$$

...

...

$$Y_p = a_{1p}X_1 + a_{2p}X_2 + \dots + a_{pp}X_p$$

que representado en forma matricial queda como:

$$y = Ax$$

donde A es una matriz cuadrada de orden p cuyas columnas representan los pesos de las combinaciones lineales o componentes principales y x es el vector de las variables originales.

En este método las variables están ordenadas de modo que, el componente Y_1 presenta la mayor cantidad de varianza, el componente Y_2 la segunda mayor cantidad de varianza y así sucesivamente, es decir, $\text{Var}(Y_1) > \text{Var}(Y_2) > \dots \text{Var}(Y_p)$.

c) Diferencias entre el AFC y el ACP

Con el fin de seleccionar el método apropiado es importante comprender las diferencias entre los tipos de varianza total: *común, específica o única y error*. Estos tipos de varianza y su relación con el método factorial se ilustran en la figura 5:

¹³ Martínez Arias, R. *Op. Cit.* Pág. 105.

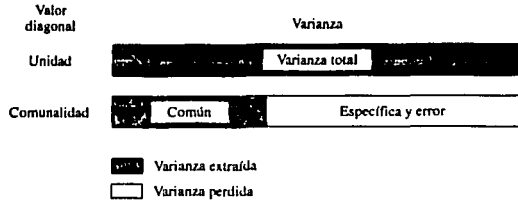


Figura 5. Tipos de varianza llevados al análisis factorial.¹⁴

La *varianza común* o compartida se define como la cantidad total de varianza que comparte una variable original con todas las demás variables incluidas en el análisis. La *varianza específica* o única es la varianza de cada variable sin explicación o asociación con otras variables. La *varianza de error* representa la varianza de una variable debido a los errores en la recolección de datos o medición.

Tanto en el AFC como en el ACP el objetivo que se persigue es la reducción de un conjunto de variables observadas en un conjunto reducido de variables llamadas factores o componentes principales, sin embargo, existen diferencias importantes:

1. En el AFC se analiza únicamente la varianza común de las variables observadas; en el ACP se considera la varianza total sin hacer distinción entre la varianza común y la varianza única. Esto significa que en la diagonal principal de la matriz de correlación se utilizan las comunalidades (estimaciones de la varianza común) para el AFC y 1's para el ACP.
2. En el AFC se extrae un número pequeño de factores para explicar las intercorrelaciones entre las variables observadas para identificar las dimensiones latentes que explican por qué las variables están

¹⁴ Hair, J. et al. *Op. Cit.* Pág 90.

correlacionadas con cada una de las otras. En el ACP el objetivo es explicar la porción máxima de varianza presente en el conjunto original de variables con un número mínimo de variables compuestas llamadas componentes principales¹⁵.

3. Si las variables observadas están libres de error o si se supone que la varianza del error y la varianza única representan una porción pequeña de la varianza total en el conjunto original de las variables, entonces el ACP es apropiado. Pero si las variables observadas son los indicadores de los constructos latentes que se están midiendo, o si la varianza del error representa una porción significativa de la varianza total, entonces la técnica apropiada es el AFC¹⁶.
4. El ACP reduce los datos para establecer un hipotético modelo matemático. En el AFC se parte ya de un modelo y se utilizan los datos para su generación¹⁷.
5. En el AFC se busca una interpretación sustantiva de los factores lo que lleva a soluciones rotadas, cosa que no es necesaria en el ACP, excepto cuando se utiliza como procedimiento de factorización.

¹⁵ *Factor Analysis Using SAS PROC FACTOR*. Pág. 2. <http://www.utexas.edu/cc/docs/stat53.html>

¹⁶ Hair, J. et al. *Op. Cit.* Pág. 91.

¹⁷ Martínez Arias, R. *Op. Cit.* Pág. 108.

2.3.2.5 Criterios para calcular el número de factores a extraer

Para determinar el número de factores a extraer, independientemente del método que se utilice en el análisis factorial, se pueden aplicar los siguientes criterios:

a) Criterio de raíz latente

Consiste en la inclusión de al menos una variable en un factor, esto significa que cada variable contribuye con un valor de 1 para el autovalor total. Por lo tanto, sólo se consideran los factores que tienen raíces latentes o autovalores mayores que 1 porque explican al menos una variable. Este método es fiable cuando el número de variables está entre 20 y 50.

La tabla 1 muestra la información relativa a 9 factores que se extraen a partir de una matriz de correlación que representa las correlaciones de 9 tests de aptitud.

<i>Factor</i>	<i>Autovalor</i>	<i>% Varianza</i>	<i>% Acumulado</i>
1	3.57293	39.7	39.7
2	1.56376	17.4	57.1
3	1.24924	13.9	71.0
4	0.70605	7.8	78.8
5	0.53878	6.0	84.8
6	0.42937	4.8	89.6
7	0.37521	4.2	93.7
8	0.30573	3.4	97.1
9	0.25892	2.9	100.0

Tabla 1. Factores extraídos en un estudio de 9 tests de aptitud.

Si se aplica el criterio de la raíz latente el número de factores a conservar es 3.

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

b) Criterio a priori

El investigador determina, en base a resultados previos, el número de factores a extraer. Si los resultados de la tabla se obtienen como la validación de un estudio de 9 tests de aptitud que presenta 3 factores, entonces estos nuevos resultados confirman que 3 factores son los adecuados para condensar la matriz de correlación de los tests psicológicos.

c) Criterio de porcentaje de varianza

Consiste en fijar un porcentaje acumulado especificado de la varianza total extraída con el propósito de asegurar la significación práctica de los factores derivados. No existe un índice absoluto para todas las aplicaciones, en las ciencias naturales los factores deben explicar al menos el 95% de la varianza, mientras que en las ciencias sociales se aceptan soluciones con menos del 60% de la varianza total como satisfactorias. Para los datos del ejemplo, 3 factores explican el 71.0% de la varianza.

d) Criterio de contraste de caída

Identifica el número óptimo de factores que pueden ser extraídos en función de los autovalores en forma gráfica. Los factores se colocan en el eje de las abscisas y los autovalores en el de las ordenadas, cuando un factor presenta un autovalor inferior a 1 de modo que los autovalores comienzan a ser casi iguales se establece un punto de corte, el número de factores que se debe conservar está determinado por este punto. Este criterio proporciona una solución con el menor número de factores que explica el máximo de varianza. Para los datos del ejemplo, el criterio de contraste de caída indica que se deben conservar cuatro factores que explican el 78.8% de la varianza.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

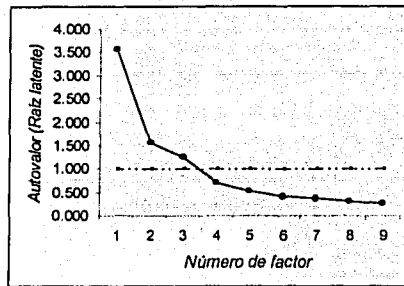


Figura 6. Factores a extraer en base al criterio de contraste de calda.

La decisión que el investigador debe tomar con respecto al número de factores que se debe conservar depende de su intento por conseguir un conjunto de factores lo más representativo y parsimonioso posible.

2.3.2.6 Rotaciones factoriales

La extracción de factores produce una matriz factorial que indica la relación entre los factores y las variables expresada a través de correlaciones o cargas factoriales. Esta primera salida o solución no rotada muestra el número de factores que se puede considerar en la solución final y el porcentaje de varianza explicado por cada factor en orden de importancia, sin embargo la interpretación de la función que cada variable desempeña al definir cada factor resulta difícil, pues es posible que una variable presente cargas factoriales altas en varios factores.

El propósito de las rotaciones factoriales es distribuir la varianza de los primeros factores a los últimos provocando que las variables involucradas en la solución factorial carguen significativamente sobre un solo factor. Las cargas factoriales son las correlaciones entre cada variable y el factor. La mayor carga factorial es representativa de cada factor.

La rotación factorial consiste en hacer girar los ejes de coordenadas, que representan a los factores, hasta conseguir que se aproximen al máximo a las variables en que están saturados. La matriz factorial rotada es una combinación lineal de la primera y explica la misma cantidad de la varianza inicial. El caso más simple de rotación es la rotación ortogonal en la que los ejes se mantienen formando un ángulo de 90° , aunque también es posible rotarlos sin mantener dicho ángulo. Este tipo de rotación factorial se conoce como oblicua.

Existen varios métodos de rotación ortogonal y oblicua, no obstante todos estos tienen como objetivo simplificar las filas y columnas de la matriz factorial. Las variables se representan en filas y los factores en columnas. Cuando se simplifican las filas se maximiza la carga de una variable sobre un único factor de modo que una variable cargue alto sobre un factor y tan bajo como sea posible sobre los otros factores. Simplificando las columnas se minimiza el número de variables que tienen cargas factoriales altas en un factor. Los métodos más utilizados en la rotación ortogonal son QUARTIMAX (simplifica filas), VARIMAX (simplifica columnas) y EQUIMAX (simplifica filas y columnas); mientras que en la rotación oblicua son OBLIMIN, ORTOBLIQUE y DOBLIBIN.

La diferencia que existe en la aplicación de una rotación ortogonal u oblicua consiste en que las rotaciones ortogonales consideran factores no correlacionados y las oblicuas sí.

- **Ilustración de la rotación de factores**

En la figura 7 se han representado 5 variables en un diagrama de factores bidimensional. El eje vertical representa el factor no rotado II, y el horizontal el factor no rotado I. El 0 indica el origen de coordenadas. Los números sobre los ejes representan las cargas factoriales que van de -1.0 a 1.0 , y las cinco variables están denominadas como V_1 , V_2 , V_3 , V_4 y V_5 . Como puede observarse, todas las variables

cargan bastante alto sobre el primer factor no rotado. Sobre el segundo factor no rotado, las variables 1 y 2 cargan muy alto en el lado positivo. La variable 5 tiene una carga moderadamente alta en el lado negativo, y las variables 3 y 4 tienen cargas considerablemente inferiores en el lado negativo.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

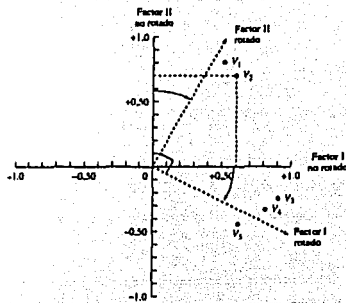


Figura 7. Rotación factorial ortogonal.¹⁸

De la inspección visual de la figura 7, resulta obvio que hay dos grupos de variables. Las variables 1 y 2 van juntas, así como las 3, 4 y 5. Sin embargo, este patrón de variables no es tan obvio a partir de las cargas de factores no rotados. Rotando los ejes originales en el sentido de las manecillas del reloj obtenemos un patrón de carga factorial distinto al original. Nota que al rotar los ejes se mantiene el ángulo de 90°. Este procedimiento implica que los factores son matemáticamente independientes y que la rotación ha sido ortogonal. La tabla 2 confirma la apreciación visual de la agrupación de variables después de la rotación ortogonal, es decir, V_1 y V_2 se agrupan en el factor II, mientras que V_3 , V_4 y V_5 en el factor I.

¹⁸ Hair, J. et al. *Op. Cit.* Pág. 96.

Variables	Cargas factoriales no rotadas		Cargas factoriales rotadas	
	I	II	I	II
V_1	0.50	0.80	0.03	0.94
V_2	0.60	0.70	0.16	0.90
V_3	0.90	-0.25	0.95	0.24
V_4	0.80	-0.30	0.84	0.15
V_5	0.60	-0.50	0.76	-0.13

Tabla 2. Cargas factoriales antes y después de la rotación ortogonal.

En la rotación oblicua las variables se representan en una forma similar a como se hizo en la rotación ortogonal con la diferencia de que el ángulo entre los ejes es diferente de 90° . En la figura 8 se comparan los dos métodos de rotación. Como puede observarse, la rotación oblicua representa el agrupamiento de variables con mayor precisión.

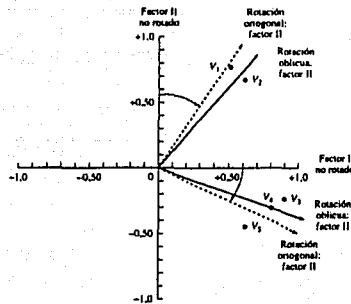


Figura 8. Rotación factorial oblicua. ¹⁹

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

2.3.2.7 Interpretación de los factores

Antes de interpretar los factores obtenidos es importante decidir cuáles son las cargas factoriales que vale la pena considerar, es decir cuándo hay una relación suficientemente alta entre la variable y el factor para incluir la variable en la

¹⁹ Ibid., Pág. 96.

interpretación del factor cuando el tamaño muestral supera las 100 observaciones. Para esto, se recurre a la aplicación de algunas reglas prácticas y a la significación estadística.

La primera sugerencia práctica surge del análisis preliminar de la matriz de factores de modo que: las cargas factoriales mayores a ± 30 están en el nivel mínimo aceptable, las cargas de ± 40 son las más importantes y las cargas de ± 50 o mayores se consideran prácticamente significativas.²⁰

La segunda sugerencia práctica señala que el factor debe explicar cierto porcentaje de la varianza, así, para que un factor explique el 25% de la varianza ha de contar con una carga factorial de 0.5, para explicar el 50% el factor debe tener una carga factorial superior a 0.7. El porcentaje explicado por un factor con una carga factorial se calcula al elevar al cuadrado y multiplicar por 100 dicha carga.

Aquí, la significación estadística se refiere a la existencia o no de correlación entre la variable y el factor evaluada a través de una prueba de hipótesis. Sin embargo, diversas investigaciones han demostrado que las cargas factoriales cuentan con errores estándar sustancialmente mayores que las correlaciones habituales, por lo que las cargas factoriales deberían evaluarse con niveles considerablemente más estrictos. Ante esta dificultad, la alternativa de solución se encuentra en la potencia estadística de una prueba de hipótesis que involucra el tamaño muestral, el nivel de significación α y el efecto tamaño.

La tabla 3 proporciona los tamaños muestrales para que cada valor de la carga factorial se considere significativo²¹.

²⁰ Ibid., Pág. 99.

²¹ Ibid., Pág. 100.

<i>Carga factorial</i>	<i>Tamaño muestral necesario para la significación^a</i>
0.30	350
0.35	250
0.40	200
0.45	150
0.50	120
0.55	100
0.60	85
0.65	70
0.70	60
0.75	50

Tabla 3. Directrices para la identificación de cargas factoriales significativas.

^a La significación se basa en un nivel α de 0.05, un nivel de potencia del 80% y los errores estándar supuestamente dos veces mayores que los coeficientes convencionales de correlación.

Después de evaluar la importancia de las cargas factoriales se procede a interpretar la matriz factorial rotada. Esto es, agrupar las cargas factoriales significativas sobre cada factor de modo que cada variable este asociada con un solo factor. Si existen variables que se asocian con más de un factor se pueden eliminar, pero si existen variables no incluidas se recurre al análisis de la *comunalidad* para evaluar su inclusión en la solución factorial.

La comunalidad representa la proporción de varianza con la que contribuye cada variable a la solución final. Si una variable no carga significativamente sobre algún factor o presenta una comunalidad baja puede ignorarse en la interpretación de la solución final o evaluarse para su eliminación eventual.

Por ejemplo, si se desea que al menos sea explicada la mitad de la varianza de cada variable se debe identificar a todas las variables con comunalidades menores a 0.5 como carentes de explicación suficiente y prescindir de ellas en la interpretación cuando el objetivo del análisis factorial es la reducción de datos.

Si la comunalidad de la variable es demasiado baja y su importancia es escasa para el objeto de estudio entonces puede eliminarse y posteriormente especificar el modelo factorial excluyéndola.

Finalmente, se atribuye un significado al patrón de cargas factoriales de cada factor. Las variables con mayores cargas factoriales se consideran como las más importantes y dan la pauta para nombrar al factor, no obstante, la etiquetación de los factores es completamente subjetiva.

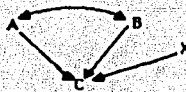
2.3.3 Análisis de senderos (Path Analysis)

El análisis de senderos es una técnica multivariada, propuesta a principios de 1920 por el genetista norteamericano Sewall Wright, que permite representar las relaciones causales que existen en la explicación de un fenómeno en un diagrama de senderos, con el objetivo de estudiar los efectos directos e indirectos de unas variables tomadas como causas sobre otras que se consideran como efectos a partir de una matriz de correlaciones entre las variables observadas.

Para construir un diagrama de senderos es preciso seguir una notación básica, así, una flecha recta con una sola cabeza representa una relación causal entre dos variables, la variable que se escribe en cola de la flecha es la causa de la variable que se escribe en la cabeza de la flecha, mientras que una flecha curva con dos cabezas se refiere a la correlación simple entre dos variables. Las variables se representan con letras mayúsculas del abecedario.

El siguiente ejemplo (figura 9) muestra un sencillo diagrama de senderos en donde las variables A y B representan a la inteligencia del padre y de la madre como causa de la inteligencia del hijo, variable C, además de la variable X que representa factores independientes de la inteligencia de los padres que afectan a la inteligencia

del hijo. Las variables A y B están correlacionadas, pero las variables A y X o B y X, no lo están



TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Figura 9. Ejemplo de un sencillo diagrama de senderos.

Las variables que intervienen en un diagrama de senderos se agrupan en dos clases: variables que no reciben flechas causales o exógenas y variables que reciben flechas causales o endógenas. Las primeras reciben ese nombre porque sus fuentes causales son externas al diagrama de senderos, mientras que las segundas tienen sus fuentes causales en el diagrama de senderos por medio de las variables exógenas. Las variables endógenas también se conocen como variables descendentes o dependientes y las exógenas como variables independientes o fuente. En el ejemplo anterior, las variables A, B y X son exógenas y la variable C endógena.

Cuando se construye un diagrama de senderos se siguen ciertos supuestos²²:

1. Las relaciones causales son lineales (qué causa qué).
2. Las variables fuente pueden estar conectadas por flechas curvas, pero las descendentes no, esto significa que las variables descendentes no están correlacionadas.
3. El flujo causal es unidireccional.
4. Las variables descendentes pueden tener una flecha residual la cual indica que las causas de variación de esas variables no están completamente explicadas por las variables fuente.
5. Las flechas residuales apuntan a las variables descendentes.
6. Las variables se miden en escalas de intervalo o superiores.

²² Loehlin, John C., *Latent Variable Models. An introduction to Factor, Path, and Structural Analysis*. Págs. 5-7.

El siguiente ejemplo (figura 10) muestra las diferencias que existen entre un diagrama de senderos que considera la existencia o no de residuales en las variables descendentes.

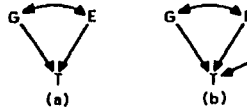


Figura 10. Diagrama de senderos que ilustra la inclusión o no de una flecha residual.

Las variables fuente G y E representan las influencias genética y ambiental en una característica T de la personalidad de un individuo. En el caso (a) la variación de la variable descendente T está completamente explicada por las variables fuente A y B, pero en el caso (b) es necesario considerar factores adicionales a las variables A y B para explicar la fuente de variación de la variable T.

Además de observar residuales en las variables descendentes de un diagrama de senderos, también es posible encontrar efectos directos o indirectos entre sus variables. Un efecto directo está representado por una simple flecha causal entre dos variables involucradas. En el siguiente ejemplo (figura 11) la variable B tiene un efecto directo en la variable C pues hay una flecha causal que conduce de B a C, sin embargo, la variable A tiene un efecto indirecto en C a través de la variable B porque no hay una flecha directa de A a C. Por lo tanto, un efecto indirecto se produce cuando por medio de una variable se crea un efecto en dos variables que no están unidas por una flecha causal.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

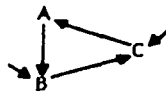


Figura 11. Diagrama de senderos que ilustra un efecto directo y un efecto indirecto.

El atractivo del análisis de senderos no sólo es representar relaciones causales entre un conjunto de variables observadas exógenas y endógenas considerando residuales para observar efectos directos o indirectos, sino graficar relaciones entre variables latentes exógenas o endógenas a través de sus diferentes indicadores o variables observadas para explicar algún fenómeno en estudio. De aquí es donde surge el calificativo "multivariada" porque en una primera relación una variable latente que actúa como endógena, puede convertirse en una variable latente exógena en una segunda.

Para construir un diagrama de senderos en donde se representen variables latentes y variables observadas se utilizan los siguientes lineamientos²³:

1. Las variables observadas X o Y se escriben dentro de cuadrados o rectángulos.
2. Las variables latentes η (eta) o ξ (psi) se escriben dentro de círculos o elipses.
3. Los errores de medida δ (delta) asociados con las variables observadas X y los errores de medida ε (epsilon) relativos a las variables observadas Y , así como los términos de perturbación ζ (delta) que corresponden a las variables latentes endógenas se incluyen en el diagrama sin enmarcarlos.
4. Una flecha unidireccional entre dos variables indica una influencia directa de una variable sobre la otra.
5. Una flecha bidireccional indica una correlación entre dos variables sin interpretación causal.
6. Los parámetros asociados a cada flecha se simbolizan en la forma en que se especifica en la figura 12.
7. Cada parámetro lleva dos subíndices, el primero corresponde a la variable que se escribe en la punta de la flecha (efecto) y el segundo a la variable

²³ Bisquerra, R. *Op. Cit.* Págs. 490-491.

que se escribe en la cola de la flecha (causa). En las flechas bidireccionales los subíndices pueden intercambiarse.

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Desde	hasta	Parámetro
ξ (psi)	ξ (psi)	φ (phi)
ξ (psi)	η (eta)	γ (gamma)
η (eta)	η (eta)	β (beta)
ξ (psi)	X	λ (lambda)
η (eta)	Y	λ (lambda)
X	X	φ (phi)
X	Y	γ (gamma)
Y	Y	β (beta)
Errores de medida de las variables exógenas observadas		δ (delta)
Errores de medida de las variables endógenas observadas		ϵ (epsilon)
Términos de perturbación de las variables latentes endógenas		ζ (dseta)

Figura 12. Símbolos de variables y parámetros.

8. Todas las influencias directas de una variable sobre otra deben incluirse en el diagrama de senderos. Por lo tanto, la inexistencia de flecha entre dos variables significa que se supone que estas dos variables no están en relación directa.

En la figura 13 se representa un diagrama de senderos siguiendo todos los lineamientos mencionados.

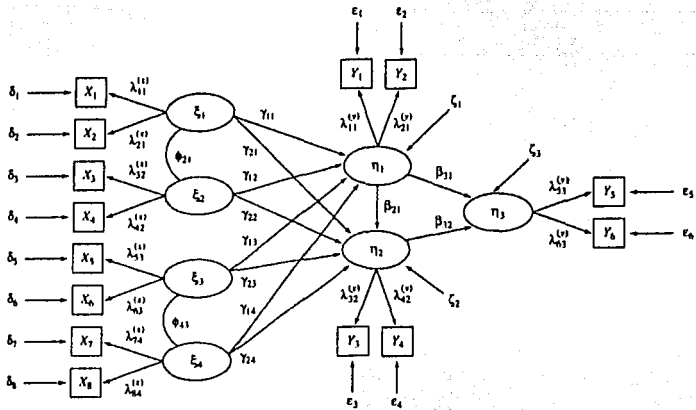


Figura 13. Representación de un diagrama de senderos utilizando la notación LISREL

Después de construir el diagrama de senderos el siguiente paso consiste en la estimación de sus parámetros por medio de una matriz de correlaciones o covarianzas entre las variables observadas. Para conseguir este propósito es necesario especificar dos modelos que mostrarán las relaciones entre las variables observadas y las variables latentes, y las relaciones entre las variables latentes, estos modelos son llamados de medida y estructural, además, es preciso construir una serie de matrices cuyos elementos son los diferentes parámetros escritos en el diagrama de senderos. Sin embargo, el proceso de estimación de parámetros no se abordará en este apartado porque representa una de las etapas de la técnica *Modelo de ecuaciones estructurales*.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

2.3.4 Modelo de ecuaciones estructurales

El modelo de ecuaciones estructurales²⁴ es una técnica estadística que permite analizar modelos causales más complejos pues acepta relaciones de causación bidireccionales, variables latentes y la estimación simultánea de sus parámetros mediante las ecuaciones de medida (relaciones entre las variables observadas y latentes) y las ecuaciones estructurales (relaciones entre las variables latentes endógenas y exógenas). Además, es posible realizar un análisis simultáneo en muestras múltiples y validar los resultados encontrados en un análisis factorial exploratorio.

Debido a la importancia que tiene esta técnica en el modelado de un fenómeno o situación particular, en el siguiente capítulo se hablará de las bases teóricas del Modelo de ecuaciones estructurales y de las diferentes etapas o pasos que se siguen en la construcción de un modelo causal para comprobar que apoya a la teoría causal que lo generó.

Como se ha expuesto en este capítulo, para explicar un fenómeno o situación específica formulamos una serie de supuestos que dan forma a diferentes relaciones causales en donde pueden intervenir, variables observadas y variables latentes, dependientes o independientes, que dan forma a lo que se denomina modelo causal.

Los modelos causales no son modelos estadísticos pero se apoyan en algunas herramientas estadísticas –como el análisis de regresión, análisis de senderos, análisis factorial, ecuaciones estructurales– para determinar los parámetros estructurales asociados a las diferentes relaciones de causación definidas. El objetivo de estos modelos consiste en evaluar la validez de las relaciones causales especificadas, partiendo de una serie de datos empíricos expresados en una matriz de correlación o covarianza, para determinar hasta qué grado el modelo causal apoya a estos datos.

²⁴ Hair, J. et al. *Op. Cit.* Págs. 612-614.

El común denominador de las herramientas que permiten estimar los parámetros estructurales de un modelo causal está en la matriz de correlación o covarianza que describe la relación tan estrecha entre cada par de variables, mientras que las diferencias se encuentran en la forma de cuantificar una variable y en las relaciones de dependencia definidas. Así, el análisis de regresión múltiple permite utilizar variables observadas en donde tan sólo existe una variable dependiente; el análisis factorial a partir de un conjunto de variables observadas genera una estructura de variables latentes; el análisis de senderos busca representar las relaciones encontradas entre variables observadas y latentes; y las ecuaciones estructurales determinan el grado en que las variables observadas son representativas de las variables latentes, evaluar relaciones de dependencia con variables de doble función, es decir, que actúen como independientes en una primera ecuación y como dependientes en una segunda y estimar el error de medida de las variables observadas.

CAPÍTULO 3

EL MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

3.1 DEFINICIÓN

El modelo de ecuaciones estructurales es una técnica estadística que permite evaluar los parámetros causales en el modelo generado por los antecedentes del fenómeno en estudio y unos datos empíricos utilizando la información sobre las covarianzas o correlaciones de los mismos. Su atractivo principal reside en el hecho de evaluar parámetros en variables que tienen doble función, es decir, en una primera relación actúan como dependientes y en otra como independientes, además, considera la posibilidad de representar variables latentes, tomar en cuenta el error de medición y evaluar la fiabilidad de las medidas en las variables latentes. Además, permite validar los resultados encontrados en un análisis factorial exploratorio.

La base teórica del modelo de ecuaciones estructurales está en la regresión lineal múltiple, donde se presenta una relación funcional entre una variable dependiente y varias variables independientes. Esta ecuación, en el contexto de los modelos causales recibe el nombre de *ecuación estructural* y sus elementos se denominan *parámetros estructurales*. Los parámetros pueden ser estimados y el resultado toma el valor de un coeficiente que representa la relación entre variables. En el caso de una sola variable dependiente, el parámetro estructural tendría el mismo valor que el coeficiente de correlación.¹ En el caso de más de una variable dependiente, los coeficientes de regresión parcial determinan el valor de los parámetros.

¹ Bisquerra, R. *Introducción conceptual al análisis multivariado. Un enfoque informático con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD*. Vol II. Pág. 495.

La ecuación de la regresión lineal múltiple tiene la forma²

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

donde Y_i es la i -ésima observación de la respuesta para un conjunto de valores fijos $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}$ de las variables de predicción, ε_i es el error aleatorio no observable asociado con Y_i , y $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ son $m=k+1$ parámetros lineales desconocidos. Mientras que la formulación básica para el modelo de ecuaciones estructurales SEM (Structural Equations Model) es:³

$$Y_1 = X_{11} + X_{12} + X_{13} + \dots + X_{1n}$$

$$Y_2 = X_{21} + X_{22} + X_{23} + \dots + X_{2n}$$

$$Y_m = X_{m1} + X_{m2} + X_{m3} + \dots + X_{mn}$$

En el modelado de ecuaciones estructurales se siguen una serie de pasos que serán explicados a continuación.

3.2 ETAPAS EN EL MODELADO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

Para comprobar que el modelo apoya la teoría causal que lo generó se sigue un proceso de cinco etapas: 1) *Especificación del modelo*, 2) *Identificación del modelo*, 3) *Estimación de parámetros*, 4) *Evaluación del modelo* y 5) *Interpretación del modelo*.

² Canavos, G. *Probabilidad y estadística*. Pág 503.

³ Hair, J. et al. *Análisis multivariante*. Pág 612.

3.2.1 Especificación del modelo

Consiste en la formulación de un modelo a partir de una teoría o de investigaciones previas. El modelo supone esquematizar la realidad a partir de una serie de variables relevantes o que mejor explican el fenómeno en estudio. Con las variables seleccionadas se establece una serie de relaciones causales que pueden representarse por medio de un diagrama de senderos o diagrama de paso. Posteriormente, se construye un sistema de ecuaciones estructurales que describen las relaciones entre las variables. En resumen, la especificación del modelo se desarrolla en tres etapas:

- a) *Definición del marco teórico que respalda al modelo causal.* Aquí se menciona a las variables seleccionadas, se identifica a las variables causa o efecto y se especifica el orden y conexión de las mismas.
- b) *Representación de las relaciones causales.* A partir de un diagrama de senderos se representan el tipo de variables, el orden causal, la dirección causal, los errores de medición, la correlación entre variables latentes, la correlación entre indicadores y la correlación entre errores.
- c) *Construcción de un sistema de ecuaciones estructurales.* Como se dijo anteriormente, el SEM considera variables latentes cuantificadas a través de variables observables y relaciones de dependencia con variables de doble función. Para poder construir un sistema de ecuaciones con estas características es necesario especificar en un primer sistema las relaciones de dependencia y en otro los indicadores de las variables latentes. El primer sistema se conoce como *modelo estructural* y el segundo, *modelo de medida*.

<i>Matriz</i>	<i>Elemento</i>	<i>Descripción</i>
Modelo estructural		
β Beta	β_{nn}	Matriz de orden $n \times n$ que representa las relaciones de variables latentes endógenas a variables latentes endógenas. El número de variables latentes endógenas se representa con la letra n .
Γ Gamma	γ_{nm}	Representa las relaciones de variables latentes exógenas sobre las variables latentes endógenas. El número de variables latentes exógenas está dado por m .
Φ Phi	φ_{mm}	Matriz cuadrada que representa las correlaciones o covarianzas entre las variables latentes exógenas.
Ψ Psi	ψ_{nn}	Correlaciones o covarianzas entre las variables latentes endógenas.
Modelo de medida		
Λ_x Lambda x	λ_{pm}^x	Correspondencia de indicadores de las variables latentes exógenas. p representa el número de indicadores de las variables latentes exógenas.
Λ_y Lambda y	λ_{qn}^y	Correspondencia de indicadores de las variables latentes endógenas. q es el número de indicadores de las variables latentes endógenas.
Θ_δ Theta-delta	θ_{pp}^δ	Matriz de covarianzas de los errores de medida de los indicadores de las variables latentes exógenas.
Θ_ϵ Theta-epsilon	θ_{qq}^ϵ	Matriz de covarianzas de los errores de medida de los indicadores de las variables latentes endógenas.

Tabla 1. Notación matricial utilizada en la construcción de SEM.

La representación de los modelos estructural y de medida tiene lugar a través de ocho matrices en la notación LISREL (LInear Structural Relationships by the Method of Maximum Likelihood), el software más utilizado en la construcción de

SEM. Las cuatro primeras corresponden al modelo estructural y las siguientes cuatro al modelo de medición.

La ecuación del modelo estructural es:

$$\eta = \Gamma \zeta + \beta \eta + \zeta$$

donde

Γ y β vienen descritas en la tabla 1.

ζ Representa el vector de variables latentes exógenas de orden $m \times 1$.

η es el vector columna de orden $n \times 1$ con las variables latentes endógenas.

ζ representa el vector de errores de las ecuaciones estructurales.

La forma matricial de β , Γ , Φ y Ψ , así como la forma vectorial de ζ , η y ζ se presenta en la tabla 2.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

$$\beta = \begin{pmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} & \beta_{13} & \dots & \beta_{1n} \\ \beta_{21} & \beta_{22} & \beta_{23} & \dots & \beta_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{n1} & \beta_{n2} & \beta_{n3} & \dots & \beta_{nn} \end{pmatrix} \quad \Gamma = \begin{pmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} & \dots & \gamma_{1m} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & \gamma_{23} & \dots & \gamma_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \gamma_{n1} & \gamma_{n2} & \gamma_{n3} & \dots & \gamma_{nm} \end{pmatrix}$$

$$\Phi = \begin{pmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \phi_{13} & \dots & \phi_{1m} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \phi_{23} & \dots & \phi_{2m} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{m1} & \phi_{m2} & \phi_{m3} & \dots & \phi_{mm} \end{pmatrix} \quad \Psi = \begin{pmatrix} \psi_{11} & \psi_{12} & \psi_{13} & \dots & \psi_{1n} \\ \psi_{21} & \psi_{22} & \psi_{23} & \dots & \psi_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi_{n1} & \psi_{n2} & \psi_{n3} & \dots & \psi_{nn} \end{pmatrix}$$

$$\zeta = \begin{pmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \vdots \\ \zeta_m \end{pmatrix} \quad \eta = \begin{pmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ \vdots \\ \eta_n \end{pmatrix} \quad \zeta = \begin{pmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \vdots \\ \zeta_n \end{pmatrix}$$

Tabla 2. Matrices y vectores para el modelo estructural.

Para el modelo de medida se utilizan las siguientes ecuaciones:

Constructos exógenos

$$X = \Lambda_x \zeta + \delta$$

Constructos endógenos

$$Y = \Lambda_y \eta + \varepsilon$$

donde

X representa el vector columna de orden $p \times 1$ de variables observables independientes.

Y es el vector de variables observables dependientes de orden $q \times 1$.

ζ representa el vector de variables latentes exógenas.

η es el vector de variables latentes endógenas.

Λ_x y Λ_y están especificadas en la tabla 1.

δ y ε son los elementos de las matrices diagonales Θ_δ y Θ_ε .

Los elementos del modelo de medida se representan en forma matricial en la tabla 3.

$$\Lambda_x = \begin{pmatrix} \lambda_{11}^x & \lambda_{12}^x & \lambda_{13}^x & \dots & \lambda_{1m}^x \\ \lambda_{21}^x & \lambda_{22}^x & \lambda_{23}^x & \dots & \lambda_{2m}^x \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{p1}^x & \lambda_{p2}^x & \lambda_{p3}^x & \dots & \lambda_{pm}^x \end{pmatrix} \quad \Lambda_y = \begin{pmatrix} \lambda_{11}^y & \lambda_{12}^y & \lambda_{13}^y & \dots & \lambda_{1n}^y \\ \lambda_{21}^y & \lambda_{22}^y & \lambda_{23}^y & \dots & \lambda_{2n}^y \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_{q1}^y & \lambda_{q2}^y & \lambda_{q3}^y & \dots & \lambda_{qn}^y \end{pmatrix}$$

$$X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_p \end{pmatrix} \quad Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_q \end{pmatrix}$$

$\Theta_\delta = \text{diag} (\delta_1, \delta_2, \delta_3, \dots, \delta_p)$
 $\Theta_\varepsilon = \text{diag} (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \dots, \varepsilon_q)$

Tabla 3. Matrices y vectores para el modelo de medida.

3.2.2 Identificación del modelo

Es el estudio de las condiciones para una solución única de los parámetros. Por lo tanto, representa una de las operaciones más importantes y complejas del modelo, para que un modelo quede identificado se exigen dos condiciones:

- i) Los grados de libertad deben ser superiores o iguales a cero. La diferencia entre el número de correlaciones o covarianzas y el número de parámetros a estimar se denomina *grados de libertad*. Los grados de libertad para el modelo propuesto se calculan con la expresión:

$$gl = (p + q)(p + q + 1)/2 - t$$

donde p es el número de variables observables independientes, q el número de variables observables dependientes y t el número de parámetros a estimar.

Cuando los grados de libertad son negativos el modelo se dice *infraidentificado*, es decir, existen más incógnitas que ecuaciones, por lo tanto el sistema de ecuaciones no tiene solución. Por ejemplo:

$$Y_1 = b_1X_1 + b_2X_2 + b_3X_3$$

$$Y_2 = b_4X_1 + b_5X_2 + b_6X_3$$

Si el modelo tiene exactamente cero grados de libertad se encuentra *identificado*, esto es, existe una solución única porque hay igual número de incógnitas y ecuaciones, sin embargo, la solución no tiene interés porque no se puede generalizar.

$$Y_1 = b_1X_1 + b_2X_2$$

$$Y_2 = b_3X_1 + b_4X_2$$

El ideal de un modelo causal es encontrar grados de libertad positivos, pues de esta forma el modelo se encuentra *sobreidentificado*, existen más ecuaciones que incógnitas y la solución se puede generalizar.

$$Y_1 = b_1X_1 + b_2X_2$$

$$Y_2 = b_3X_1 + b_4X_2$$

$$Y_3 = b_5X_1 + b_6X_2$$

- ii) Cada ecuación del modelo debe ser diferente de las demás o de cualquier combinación lineal entre ellas, es decir, una ecuación del modelo no debe ser el resultado de la multiplicación de alguna otra ecuación por un escalar. Por ejemplo, en el siguiente sistema, la ecuación 3 equivale a dos veces la ecuación 1.

$$b_1X_1 + b_2X_2 - Y_1 = 0$$

$$b_3X_1 + b_4X_2 - Y_2 = 0$$

$$2b_1X_1 + 2b_2X_2 - 2Y_1 = 0$$

El grado de identificación de un modelo también depende de las restricciones que sobre él se hayan hecho, es decir, fijar al valor 0 algunos parámetros que no tendrán que ser estimados posteriormente.

3.2.3 Estimación de parámetros

Existen dos procedimientos básicos para estimar los parámetros del modelo: *Máxima verosimilitud* y *Mínimos cuadrados no estandarizados*. El primero se utiliza cuando se cumple el supuesto de normalidad multivariable en las variables, mientras que el segundo, no se basa en este supuesto. Además del segundo método para estimar parámetros, es posible utilizar *Mínimos cuadrados ponderados* y *Asintóticamente de distribución libre* (esto significa que la población de interés no tiene asociada una distribución de probabilidad específica), ambos cuando las variables del modelo causal no cumplen el supuesto de normalidad.

3.2.4 Evaluación del modelo

Consiste en determinar hasta que punto el modelo se ajusta a los datos observados, eliminando las estimaciones infractoras y evaluando la calidad de ajuste del modelo en forma conjunta y por separado a través de los modelos estructurales y de medida.

Las estimaciones infractoras son coeficientes estimados en los modelos estructurales y de medida que exceden los límites aceptables. Los casos mas comunes son:⁴ (1) varianzas del error negativas o varianzas del error no significativas para cualquier constructo, (2) coeficientes estandarizados que sobrepasan o están muy cerca de 1.0, o (3) errores estándar muy elevados asociados con cualquier coeficiente estimado.

Cuando las estimaciones infractoras son del caso 1, el problema se soluciona fijando las varianzas de los errores infractores en un valor positivo muy pequeño (0.005). Si son del caso 2 o 3, debería considerarse la eliminación de alguna variable latente o asegurarse que las variables latentes se han establecido con una verdadera validez discriminante.

La evaluación conjunta del modelo consiste en determinar el grado en que el modelo predice la matriz de correlaciones-covarianzas observadas. Los indicadores mas importantes son la prueba χ^2 , índice de bondad de ajuste (GFI), índice ajustado de bondad de ajuste (AGFI), raíz cuadrada media residual (RMR)⁵, residuales estandarizados y gráfica de residuales estandarizados.

Ji-cuadrada (χ^2) consiste en probar la hipótesis nula H_0 *el modelo se ajusta* contra la hipótesis alternativa H_1 *se rechaza el modelo* comparando el nivel de

⁴ Ibid. Pág. 637.

⁵ Las siglas provienen del inglés: GFI Goodness of Fit Index, AGFI Adjusted Goodness of Fit Index y RMR Root Mean Square Residual.

significación α con la probabilidad p asociada a un valor de χ^2 de modo que se aceptará H_0 cuando $p > \alpha$ y se rechazará cuando $p < \alpha$. El valor de χ^2 , los grados de libertad y el valor de p se encuentran en las estadísticas de bondad de ajuste proporcionadas por LISREL.

El índice de bondad de ajuste (GFI) para máxima verosimilitud viene explicado por:

$$GFI = 1 - tr(\Sigma^{-1}S - I) / tr(\Sigma^{-1}S)^2$$

donde

Σ^{-1} es la inversa de la matriz de varianzas reproducida a partir de los valores estimados

S la matriz de covarianzas entre las variables observadas

tr (traza) indica la suma de los elementos de la diagonal de la matriz que corresponde a la expresión que va entre paréntesis

I es la matriz identidad

El valor de GFI oscila entre cero y uno. Se aproxima a uno en la medida que el ajuste es bueno y a cero en caso contrario.

El índice GFI ajustado AGFI también varía entre cero y uno, siendo el uno el ajuste perfecto. El AGFI en función de los grados de libertad es:

$$AGFI = 1 - [k(k+1) / 2d] (1 - GFI)$$

donde

k es el número de variables observadas

d los grados de libertad

La raíz cuadrada media del residual (RMR) es una medida de la discrepancia entre las covarianzas observables y las covarianzas de los parámetros estimados; así, la cercanía de un valor a cero, será indicio de un buen ajuste. La RMR está determinada por la expresión:

$$RMR = [[2 \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (S_{ij} - \sigma_{ij})^2] / p(p + 1)]^{1/2}$$

donde

k es el número de variables observables X y Y .

S la matriz de covarianzas entre las variables observadas

σ la desviación estándar entre las variables observadas

p es el número de variables observables independientes

Residuales estandarizados. Los residuales representan la diferencia entre la correlación original y la correlación estimada a partir de los parámetros del modelo. Los residuales estandarizados equivalen a puntuaciones z que permiten interpretar el ajuste del modelo y detectar los puntos de desajuste. Un residual estandarizado superior a ± 1.96 indica que el modelo no se ajusta en esta casilla a un nivel de significación de 0.05.

Gráfica de residuales estandarizados. Representa un resumen del ajuste del modelo. En el eje de las abscisas están los residuales estandarizados, en el eje de las ordenadas los cuantiles. En la gráfica hay una línea de puntos a 45 grados de los ejes. Los puntos (X) representan los valores estimados, los cuales tienden a formar una línea. Cuando la línea de X tiene una pendiente superior a uno (más vertical que la línea de 45 grados) significa que el ajuste es bueno. Pendiente próximas a uno tienden a superponerse sobre la línea de puntos de 45 grados, indicando un ajuste moderado. Si la pendiente es inferior a uno (línea de X más horizontal que la de 45 grados) se

interpreta como un ajuste muy pobre. Si los puntos (X) no representan una línea recta se interpreta como desviaciones de la normalidad o errores de especificación.⁶

La evaluación del modelo de medida consiste en determinar hasta que punto los indicadores son verdaderamente representativos del constructo latente mediante: el examen de las ponderaciones de los indicadores de significación estadística y la evaluación de la fiabilidad del constructo, así como la extracción de la varianza.

El primer punto de evaluación del modelo de medida quiere decir que los valores t asociados con cada una de las ponderaciones de los indicadores de un constructo exceden a los valores críticos formulados a partir de un nivel de significación α .

La fiabilidad del constructo significa que los indicadores especificados son suficientes para representarlo explicando un porcentaje adecuado de varianza.

Los indicadores que determinan la fiabilidad del constructo⁷ son:

$$Fiabilidad\ del\ constructo = \frac{(\sum \text{ponderaciones estandarizadas})^2}{(\sum \text{ponderaciones estandarizadas})^2 + \sum \epsilon_j}$$

donde las ponderaciones estandarizadas se obtienen de los resultados del programa en LISREL y ϵ_j es el error de medida de cada indicador. Un valor de 0.70 para este indicador se considera aceptable, aunque no es un estándar absoluto.

y

$$Varianza\ extraida = \frac{(\sum \text{ponderaciones estandarizadas})^2}{(\sum \text{ponderaciones estandarizadas})^2 + \sum \epsilon_j}$$

⁶ Bisquerra, R. *Op. Cit.* Págs. 531-532.

⁷ Hair, J. et al. *Op. Cit.* Pág. 639.

Para cada constructo se sugiere que la varianza extraída sea de al menos 0.5.

La evaluación de modelo estructural está centrada en el examen de la significación estadística de los coeficientes estimados a partir de la comparación entre los valores t asociados a cada parámetro estimado y el valor crítico generado por un nivel de significación α , haciendo una consideración especial de las relaciones propuestas. Si se supone una relación positiva o negativa, se puede emplear un test de significación de una cola, pero si no es posible especificar la dirección de la relación se emplea un test de dos colas. La diferencia está en los valores críticos de la t utilizados para la significación. Por ejemplo, para el nivel de significación de 0.05, el valor crítico para un test de una cola es de 1.645, pero aumenta a 1.96 para un test de dos colas.

3.2.5 Interpretación del modelo

A partir de los resultados anteriores se aceptan o se rechazan las hipótesis planteadas, trasladando los coeficientes estimados al diagrama de senderos. Con esto se obtiene un modelo que se ajusta a los datos que puede ser correcto o no.

Para determinar si el modelo obtenido es correcto es necesario cumplir tres criterios:

- a) *Plausibilidad del modelo.* El modelo debe ser congruente con la teoría.
- b) *Proporción de varianza explicada por las variables endógenas.* Ésta debe ser alta, en caso contrario, se han ignorado errores de medición grandes, se han olvidado variables importantes o la forma de las relaciones funcionales son diferentes de cómo se habían supuesto.
- c) *Replicabilidad de los resultados.* Los efectos causales deben ser los mismos en diferentes muestras y en diferentes espacios de tiempo.

Aunque hemos analizado algunas de las herramientas estadísticas que permiten evaluar los parámetros de un modelo causal, la más importante es el modelo de ecuaciones estructurales porque integra a las anteriores.

El punto de partida en la formulación de un modelo de ecuaciones estructurales se encuentra en una serie de supuestos que dan forma a relaciones de causa y efecto entre variables observadas y latentes consideradas como relevantes en la explicación de un fenómeno o situación determinada. Esas relaciones se representan en un diagrama de senderos para posteriormente convertirlas en ecuaciones que requieren del conocimiento de sus coeficientes para poder interpretarlas, siempre y cuando existan condiciones que permitan encontrar una solución única.

La parte final del modelo de ecuaciones estructurales consiste en evaluar la validez del modelo creado a través de una serie de indicadores que determinarán en que grado se ajusta a los datos observados, para interpretar los resultados obtenidos a la luz de las diferentes suposiciones hechas en su formulación.

CAPÍTULO 4

MODELO EMPÍRICO PARA EXPLICAR EL RENDIMIENTO ACADÉMICO

4.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

A partir de la aplicación de modelos educativos en las diferentes instituciones escolares ha surgido la necesidad de analizar su validez en cuanto al alcance de objetivos institucionales, sociales y económicos. Cualquier institución escolar desea saber que tan adecuados son sus programas, su organización, sus métodos, su profesorado, entre otros, para proporcionar a sus educandos las herramientas necesarias que les den acceso a las funciones productivas y a la recepción de los beneficios de tal producción. De igual forma, necesita justificar las inversiones que recibe dando una adecuada satisfacción a las demandas de la sociedad.

Para determinar la validez de un modelo educativo se aplican una serie de evaluaciones que van desde la evaluación del mismo modelo, pasando por la evaluación administrativa de sus diferentes centros, hasta la evaluación del profesorado y de los planes y programas de estudio implementados. Sin embargo, una de las preocupaciones principales en un centro educativo es el rendimiento académico¹ de sus alumnos, pues en este se reflejan factores internos (administración escolar, perfil de los profesores, ambiente escolar), externos (origen social, ambiente familiar, características del hábitat) y personales (motivación, personalidad, inteligencia y aptitudes).

¹ El rendimiento académico entendido como el nivel de conocimientos y destrezas escolares adquiridas por un estudiante a partir de sus aptitudes y de la actividad educativa del profesor, expresados mediante algún procedimiento de evaluación sin olvidar que el resultado puede estar influenciado por la situación emocional del estudiante en ese momento.

Una gran variedad de estudios se han realizado en torno al rendimiento académico, algunos mencionan que éste depende de la voluntad del alumno, del trabajo escolar o de la capacidad del alumno. Otros mencionan que está en función del ambiente escolar y familiar. No obstante, pocos han integrado las variables, factores y relaciones de causa-efecto que repercuten en el rendimiento escolar.

En este trabajo se presenta un modelo causal que busca explicar el rendimiento académico a través de modelos estadísticos multivariados, en la materia de Computación I de los grupos del bachillerato técnico en Administración de Empresas y en Secretariado Bilingüe de la Escuela Comercial Cámara de Comercio (ECCC) que cursaron el ciclo escolar 2001-2002, a partir de una serie de variables que asumimos están relacionadas con tal rendimiento. Primero se realiza un análisis factorial exploratorio a través del método de máxima verosimilitud para proponer un modelo empírico, posteriormente se representan en un diagrama de senderos las relaciones hipotetizadas y finalmente se evalúa el modelo por medio de un análisis factorial confirmatorio de ecuaciones estructurales.

4.1.1 Hipótesis

El modelo causal del rendimiento académico obtenido a través de la aplicación de las técnicas estadísticas multivariantes tales como análisis factorial exploratorio y confirmatorio permitirá conocer algunos de los factores que podrían explicarlo.

4.1.2 Objetivo general

Proponer un modelo causal que explique el rendimiento académico de las alumnas del bachillerato técnico en Administración de Empresas y en Secretariado Bilingüe en el curso curricular de Computación I, mediante un análisis factorial

exploratorio y confirmatorio diseñado a partir de una serie de variables que diversos estudios empíricos han señalado que influyen en el rendimiento escolar.

4.1.3 Objetivos particulares

- ✓ Hacer una encuesta, aplicando cuestionarios, con la finalidad de recolectar información acerca de las variables contextuales socio-familiares y escolares, y personales que podrían influir en el rendimiento escolar.
- ✓ Administrar pruebas estructuradas para adquirir elementos de medición del rendimiento.
- ✓ Realizar un análisis factorial exploratorio para proponer un modelo del rendimiento.
- ✓ Trazar un diagrama de senderos para representar las relaciones causales.
- ✓ Especificar el modelo de ecuaciones estructurales.
- ✓ Estimar y reflexionar sobre el modelo propuesto.

4.2 DESCRIPCIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

4.2.1 Marco contextual

En la Escuela Comercial Cámara de Comercio (ECCC) se imparten los niveles de educación Preescolar, Primaria, Secundaria, Comercio, Bachillerato técnico y Licenciatura. La población en Preescolar, Primaria y Licenciatura es mixta

(hombres y mujeres), en Comercio y Bachillerato técnico femenina y en secundaria mixta con excepción del grupo A, en los tres grados, donde también es femenina.

Las carreras técnicas que se imparten en el Bachillerato son: Administración de Empresas (grupos 50's), Computación Contal Fiscable (grupos 60's), Secretariado Bilingüe (grupos 70's), Informática Administrativa (grupos 80's) y Contabilidad (grupos 90's). Todos estos grupos tienen en su plan de estudios la materia de Computación I impartida en primer semestre y apoyada en una serie de prácticas computacionales que edita la escuela; el número de clases teóricas y prácticas que reciben a la semana depende de la carrera técnica que cursan en el bachillerato, por lo que pueden ser desde 2 horas prácticas hasta 2 teóricas y 3 prácticas.

Para el ciclo escolar 2001-2002 se abrieron 8 grupos de nuevo ingreso: 51A, 51B, 61A, 71A, 71B, 81A, 81C y 91A. El número de clases teóricas y prácticas que tuvieron a la semana en primer semestre se muestran en la tabla 1:

Grupo	Clases	
	teóricas	prácticas
51A	2	3
51B	2	3
61A	2	2
71A	0	2
71B	0	2
81A	2	3
81C	2	3
91A	2	3

Tabla 1. Horas teóricas y prácticas por grupo.

Cómo puede verse, el avance en las prácticas computacionales de procesador de palabras es variable, para los grupos con 3 horas prácticas el material de trabajo es insuficiente, mientras que para los grupos con 2 horas es el óptimo porque las prácticas están diseñadas para terminarse en este tiempo. No obstante, todas las alumnas deberían manifestar los conocimientos básicos en el aprendizaje del

procesador de palabras Microsoft Word pues en todos los grupos se trabaja con las mismas prácticas computacionales.

Esta materia es esencialmente práctica, por lo que el trabajo en el laboratorio de cómputo debería resultar ameno, y si se dispone de horas teóricas, el contenido temático podría ampliarse tanto como se quisiera, de esta manera, el desarrollo del curso sería muy prometedor. Ahora bien, sin importar lo práctico o teórico de una materia, los profesores somos los responsables de facilitar el aprendizaje que desarrollan los alumnos a través de diferentes factores cognitivos y ambientales en conjunción con diversas estrategias de enseñanza, por lo tanto, en algún momento queremos determinar la magnitud de su rendimiento académico medido a través de pruebas estructuradas o calificaciones parciales en un curso.

La idea de medir el rendimiento escolar de los alumnos no es nueva, existen diversos trabajos que plantean su estudio, entre los que podemos mencionar:

- ✓ Hacia un modelo causal del rendimiento académico desarrollado por el CIDE (Centro de Investigación, Documentación y Evaluación) en España en 1990, en donde se plantea un modelo que considera factores socio-familiares, escolares y personales.
- ✓ Valoración de un examen diagnóstico de conocimientos matemáticos presentado por Erika Cervantes en la ENEP Acatlán para explicar el posible éxito o fracaso de un alumno que ingresa a licenciatura.

Lo interesante de este trabajo reside en el hecho de integrar los dos enfoques mencionados para plantear un modelo causal del rendimiento académico tomando como uno de sus indicadores un examen diagnóstico que supone como base para el aprendizaje de un procesador de palabras el conocimiento elemental o básico de la máquina de escribir y de algunas reglas gramaticales.

TRIS CON
FALLA DE ORIGEN

4.2.2 Marco metodológico

4.2.2.1 Selección de la muestra

La investigación está dirigida a los grupos de nuevo ingreso en el año escolar 2001-2002, específicamente a las alumnas que cursaron la materia de Computación I impartida en el primer semestre en la ECCC. Por razones de cobertura, únicamente se consideraron los grupos 51A, 51B y 71B, en donde este investigador es el profesor responsable de éstos. Cabe mencionar que la población de nuevo ingreso está formada por los grupos 51A, 51B, 61A, 71A, 71B, 81A, 81C y 91A con una población de 355 alumnas. En los grupos considerados existen 119 alumnas que representan un tamaño de muestra adecuado para el desarrollo de esta investigación. Esta muestra no es aleatoria pero si estratificada y representa el 33.52% de la población.

4.2.2.2 Instrumentos para recoger datos

Para recolectar información acerca de las variables que pueden influir en el rendimiento académico analizadas en el apartado 1.2 –Determinantes del rendimiento académico– del capítulo 1, así como para medir el rendimiento, diseñé cuatro instrumentos ubicados en el Anexo A: *Hoja de datos generales*, *Encuesta de opinión*, *Examen diagnóstico* y *Examen de computación I*, tomando como referencia encuestas elaboradas por el CENEVAL (Centro Nacional de Evaluación para la Educación Superior), el CBTIS 160 (Centro de Bachillerato Tecnológico Industrial y de Servicios), el CC (Centro de Capacitación) de la ECCC y unos cuestionarios elaborados por la profesora Beatriz Clavel para medir variables escolares.

La *Hoja de datos generales* representa una encuesta socioeconómica de veintitrés preguntas en donde se busca medir algunas variables del entorno familiar

como pueden ser ocupación de los padres, número de hermanos, personas con las que vives, lugar de residencia, hábitos de estudio, etc.; personales como las aspiraciones académicas; escolares como por ejemplo la edad y medidas del rendimiento tales como años en que terminó la secundaria y promedio obtenido.

En la elaboración de la hoja de datos generales se formularon preguntas que podían responderse a partir de una serie de opciones que iban de dos a trece según la información que se quería obtener. Las escalas utilizadas para medir estas respuestas eran en su mayoría nominales.

La *Encuesta de opinión* busca medir variables escolares que describen el perfil del docente, su interés, su actuación en el aula y las relaciones interpersonales que se presentan en el proceso enseñanza-aprendizaje, a partir de la percepción de las alumnas después de un tiempo de interacción. Esta encuesta consta de 73 ítems formulados en base a situaciones que las alumnas calificaban en una escala de 1 a 5 para decir si éstas se presentaban Nunca, Rara vez, Algunas veces, Con mucha frecuencia o Siempre. Las respuestas proporcionadas eran interpretadas en una escala de medición ordinal.

El *Examen diagnóstico* está integrado por cuarenta preguntas distribuidas en seis bloques bajo la forma de relación de columnas, falso y verdadero, opción múltiple y preguntas abiertas, tomando como punto de partida los conocimientos previos de la alumna y el aprendizaje que desarrollará mediante la enseñanza de unos contenidos en computación.

Para formular las preguntas correspondientes a los conocimientos previos se parte de dos supuestos: primero, el conocimiento del funcionamiento de una máquina de escribir mecánica favorece el aprendizaje de un procesador de palabras; segundo, el conocimiento de los diferentes elementos que conforman un texto, así como de algunas reglas gramaticales permite asegurar que el lenguaje técnico utilizado en la

enseñanza del procesador de palabras es comprendido por las alumnas. Con este examen se pretende obtener uno de los indicadores del rendimiento académico.

El *Examen de computación 1* en las modalidades teórica y práctica explora el aprendizaje de las alumnas después de dos meses de iniciado el curso con la finalidad de obtener otro de los indicadores del rendimiento académico. La parte teórica está formada por cincuenta preguntas en forma de relación de columnas, falso y verdadero, opción múltiple y preguntas abiertas, para evaluar el aprendizaje adquirido en temas tales como: hardware y software de una computadora, el entorno de Windows, diferencias y similitudes en el uso de una máquina de escribir y un procesador de palabras, reconocimiento de las partes que forman la pantalla de Word, instrucciones para abrir, guardar y editar un texto; en tanto que la parte práctica está enfocada a la aplicación de algunos elementos de carácter como fuente y estilo, además de las acciones de guardado de archivo, corrección de errores y operaciones de edición como cortar-pegar o copiar-pegar.

4.2.2.3 Selección de variables

Del análisis hecho en torno a los determinantes del rendimiento académico analizados en el apartado 1.2 del capítulo 1 y de los instrumentos para recoger datos mostrados en el Anexo A y comentados en el apartado anterior, se crearon variables no manifiestas o latentes para crear las primeras dimensiones en que pueden agruparse las variables observadas.

La tabla 2 muestra la relación que existe entre las variables latentes (en negritas) con sus respectivos indicadores (en cursivas) y los determinantes del rendimiento académico, además de hacer una distinción entre variables independientes (X) y dependientes (Y). La escala en que son medidas estas variables aparece entre paréntesis.

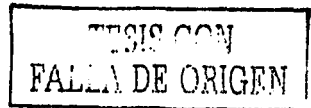
**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

Variables Contextuales	Socio-familiares	<p>Origen social</p> <p>X_1 Escolaridad de la madre (ordinal) X_2 Escolaridad del padre (ordinal) X_3 Ocupación de la madre (nominal) X_4 Ocupación del padre (nominal)</p> <p>Clima educativo familiar</p> <p>X_5 Número de hermanos (métrica) X_6 Lugar que ocupas entre tus hermanos (ordinal) X_7 Estado civil de la alumna (nominal) X_8 Trabaja además de estudiar (nominal) X_9 Estado civil de los padres (nominal) X_{10} Personas con las que vive la alumna (nominal) X_{11} Lugar de estudio (nominal) X_{12} Formas de estudio (nominal)</p> <p>Características del hábitat</p> <p>X_{13} Población de tu localidad (ordinal)</p>
Variables Contextuales	Escolares	<p>Perfil del profesor</p> <p>X_{14} Sabe nada – Sabe mucho (ordinal) X_{15} Autoritario – Tolerante (ordinal) X_{16} Injusto – Justo (ordinal) X_{17} Confuso – Claro (ordinal) X_{18} Agradable – Desagradable (ordinal) X_{19} Indiferente – Afectuoso (ordinal) X_{20} Débil – Fuerte (ordinal) X_{21} Torpe – Hábil (ordinal) X_{22} Sencillo – Complejo (ordinal)</p> <p>Interés del profesor</p> <p>X_{23} Aburrido – Interesante (ordinal) X_{24} No entusiasta – Entusiasta (ordinal) X_{25} Impuntual – Puntual (ordinal) X_{26} Ocioso – Trabajador (ordinal) X_{27} Desordenado – Ordenado (ordinal)</p>

Tabla 2. Indicadores de las variables latentes en relación a los determinantes del rendimiento.

Variables Contextuales	Escolares	<p>Actuación en el aula por parte del profesor</p> <p>X_{28} Atención – Desatención (ordinal) X_{29} Exposición parcial – Imparcial (ordinal) X_{30} Ayuda – No ayuda (ordinal) X_{31} Propicia trabajo – No propicia (ordinal)</p> <p>Relaciones interpersonales</p> <p>X_{32} Trato recibido por el profesor (ordinal) X_{33} Comportamiento en clase con el profesor (ordinal) X_{34} Comportamiento con las compañeras (ordinal) X_{35} Expectativas del profesor (ordinal)</p> <p>Edad de la alumna</p> <p>X_{36} Edad (ordinal)</p>
Variables personales		X_{37} Autoconcepto académico (ordinal)
Variables del rendimiento Académico		<p>Y_1 Años en que terminó la secundaria (ordinal) Y_2 Promedio al terminar la secundaria (ordinal) Y_3 Calificación de lectura y redacción en la primera evaluación de bachillerato (ordinal) Y_4 Examen diagnóstico (métrica) Y_5 Examen de conocimientos (métrica)</p>

Tabla 2. Continuación.



4.2.2.4 Descripción de la muestra

Del análisis estadístico de la encuesta aplicada a la muestra se deriva que el 98.3% de alumnas son solteras, el resto dijo tener otro estado civil. El 65.5% de ellas vive con sus padres, un 23.5% con la madre y tan solo el 5% con el padre. Con respecto al número de hermanos, el 41.2% tiene dos, el 27.7% tan solo uno y el 5.9% es hija única. Cerca de una cuarta parte de las alumnas (24.4%) es la segunda hija en

la familia, mientras que 37.8% es la primera. Únicamente el 5.9% trabaja y estudia. La ocupación común de las madres de familia es el hogar (Ama de casa) 48.7%, seguida de empleada técnica con 22.7%; mientras que en los padres, comerciante (19.3%) y Empleado técnico (18.5%). La mayoría de los padres (25.2%) tienen una ocupación diferente a las especificadas. La tasa más alta de escolaridad para los padres de familia se presenta en Bachillerato o Preparatoria, en tanto que las madres de familia en Secundaria, en ambos casos el porcentaje es de 28.6%.

4.3 ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO

4.3.1 Consideraciones en torno a los requerimientos teóricos

Puesto que se desea encontrar la estructura de las relaciones entre las variables observadas, la matriz de correlaciones entre variables será la adecuada. Ahora bien, aunque la aplicación del análisis factorial permite utilizar variables ordinales y nominales, de modo que las correlaciones entre variables pueden ser Pearson (dos variables métricas), Spearman (dos variables ordinales), Biserial-puntual (una variable métrica y otra dicotómica), Biserial (una variable métrica y otra dicotomizada), Poliserial (una variable métrica con una ordinal), Cuadruple (dos variables dicotómicas) y Tetracórica (dos variables dicotomizadas), por definición el programa estadístico SPSS calcula correlaciones de Pearson². Esto obligó a modificar la escala de medición en que originalmente fueron medidas las variables observadas pues la mayoría de ellas tienen escala ordinal (31 variables ordinales, 8 nominales y 3 métricas).

En cuanto a la adecuación del tamaño muestral se dice que el tamaño mínimo ha de ser cinco veces mayor al número de variables a ser analizadas, las 42 variables

² Fernández Díaz, M. J. et al. *Resolución de problemas de estadística aplicada en ciencias sociales. (Guía práctica para profesores y alumnos)*. Pág. 58.

incluidas en este estudio sugieren una muestra de 210 observaciones. No obstante, la muestra de 119 observaciones supera al tamaño adecuado de al menos 100.

4.3.2 Evaluación del supuesto de normalidad

Para lograr el objetivo del análisis factorial que consiste en encontrar series de variables estrechamente interrelacionadas se analiza el supuesto de normalidad en cada variable, pues, aunque también debe evaluarse la homocedasticidad y la linealidad, el cumplimiento de la normalidad en las variables soluciona la mayoría de las veces los problemas de herocedasticidad.

El supuesto de linealidad no se analiza en este momento porque representa la correlación entre cada par de variables. Si la correlación es baja entonces no existe asociación lineal y la variable o variables salen del análisis. La evaluación de este supuesto se hace implícitamente en la extracción de factores.

Para evaluar la normalidad de cada variable, es decir, que ésta siga una distribución normal, se aplican los tests de simetría y curtosis. La simetría se refiere al reflejo de los datos a partir de la media muestral y la curtosis al apuntamiento o llanura de la distribución.

Los tests para evaluar la simetría y la curtosis son³:

$$z_{\text{simetría}} = \frac{\text{simetría}}{\sqrt{6/N}} \quad \text{y} \quad z_{\text{curtosis}} = \frac{\text{curtosis}}{\sqrt{24/N}}$$

donde N es el tamaño de la muestra, simetría y curtosis representan el coeficiente de asimetría (*as*) y el coeficiente de curtosis (*k*) estandarizados. Los estadísticos utilizados para calcular esos coeficientes son⁴:

³ Hair, J. et al. *Análisis multivariante*. Pág. 65.

$$as = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \Sigma \left[\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right]^3$$

$$k = \left\{ \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \Sigma \left[\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right]^4 \right\} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)}$$

Los cocientes de $Z_{\text{simetría}}$ y Z_{curtosis} se aproximan con sus respectivos errores estándar, estos también los proporcionan la mayoría de los paquetes estadísticos.

Una vez calculados los valores de $Z_{\text{simetría}}$ y Z_{curtosis} se comparan con un valor crítico basado en un nivel de significación α para aceptar o rechazar el cumplimiento de la normalidad. Por ejemplo, un valor calculado que exceda ± 2.58 , indica que debemos rechazar el supuesto del cumplimiento de la normalidad de la distribución de la variable con un $\alpha = 0.01$, mientras que con un valor calculado que exceda ± 1.96 rechazamos a un nivel de significación de 0.05.

Para que una variable cumpla el supuesto de normalidad los valores de $Z_{\text{simetría}}$ y Z_{curtosis} deben ser inferiores al valor crítico definido por α .

La tabla 3 ilustra el análisis del cumplimiento de la normalidad para las variables socio-familiares con $\alpha = 0.05$ antes de aplicar transformaciones.

De la observación de la tabla 3 se deduce que tan solo X_2 cumple el supuesto de normalidad, por lo tanto la aplicación de transformaciones (tales como raíz cuadrada, inversa, logaritmo natural, entre otras) a las observaciones de cada variable ayudará a conseguir la normalidad, mejorar los valores de $Z_{\text{simetría}}$ y Z_{curtosis} o tomar la variable sin transformar.

⁴ Microsoft Excel 2000, *Ayuda de Microsoft Excel*.

Modelo empírico para explicar el rendimiento académico

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
<i>Simetría</i>	-0.042	-0.280	0.593	-0.584	1.624	1.239	7.759
<i>Error</i>	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222
<i>Valor</i>	-0.189	-1.261	2.671	-2.631	7.315	5.581	34.950
<i>Decisión</i>	Aceptar	Aceptar	Rechazar	Rechazar	Rechazar	Rechazar	Rechazar
<i>Curtosis</i>	-1.072	-0.807	-0.920	-0.619	4.864	2.364	59.947
<i>Error</i>	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440
<i>Valor</i>	-2.436	-1.834	-2.091	-1.407	11.055	5.373	136.243
<i>Decisión</i>	Rechazar	Aceptar	Rechazar	Aceptar	Rechazar	Rechazar	Rechazar

	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}
<i>Simetría</i>	-3.798	1.189	2.204	-0.490	-0.724	-0.828
<i>Error</i>	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222
<i>Valor</i>	-17.108	5.356	9.928	-2.207	-3.261	-3.730
<i>Decisión</i>	Rechazar	Rechazar	Rechazar	Rechazar	Rechazar	Rechazar
<i>Curtosis</i>	12.637	-0.028	6.111	-0.698	-1.349	-0.752
<i>Error</i>	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440
<i>Valor</i>	28.720	-0.064	13.889	-1.586	-3.066	-1.709
<i>Decisión</i>	Rechazar	Aceptar	Rechazar	Aceptar	Rechazar	Aceptar

Tabla 3. Normalidad de las variables socio-familiares sin transformaciones.

La tabla 4 muestra las transformaciones que permiten cumplir el supuesto de normalidad en las variables socio-familiares o que mejoran los valores de $Z_{simetría}$ y $Z_{curtosis}$ en relación a los valores originales para $\alpha = 0.05$.

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7
<i>Transf.</i>	A de C ⁵	A de C	A de C	A de C	A de C	A de C	A de C
<i>Simetría</i>	0.145	-0.129	-0.178	0.007	0.081	0.339	7.614
<i>Error</i>	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222
<i>Valor</i>	0.653	-0.581	-0.802	0.032	0.365	1.527	34.297
<i>Decisión</i>	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Rechazar
<i>Curtosis</i>	-0.534	-0.302	0.114	-0.650	-0.288	-0.837	56.931
<i>Error</i>	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440
<i>Valor</i>	-1.214	-0.686	0.259	-1.477	-0.655	-1.902	129.389
<i>Decisión</i>	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Rechazar

Tabla 4. Normalidad de las variables socio-familiares con transformaciones.

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

⁵ Agrupación de categorías.

	X_8	X_9	X_{10}	X_{11}	X_{12}	X_{13}
<i>Transf.</i>	A de C	A de C	A de C	A de C	A de C	A de C
<i>Simetría</i>	3.798	-0.026	0.216	0.094	0.086	0.011
<i>Error</i>	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222
<i>Valor</i>	17.108	-0.117	0.973	0.423	0.387	0.050
<i>Decisión</i>	Rechazar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar
<i>Curtosis</i>	12.637	1.256	1.846	-0.210	-0.374	-0.713
<i>Error</i>	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440
<i>Valor</i>	28.720	2.855	4.195	-0.477	-0.850	-1.620
<i>Decisión</i>	Rechazar	Rechazar	Rechazar	Aceptar	Aceptar	Aceptar

Tabla 4. Continuación.

A partir de los resultados mostrados en las tablas 3 y 4 se concluye lo siguiente:

- Las variables $X_1, X_2, X_3, X_4, X_5, X_6, X_{11}, X_{12}, X_{13}$ cumplen el supuesto de normalidad.
- X_7 y X_8 siguen sin cumplir el supuesto de normalidad.
- X_9 presenta un valor aceptable en el test de curtosis en la tabla 3 y en la tabla 4 en simetría. Como es más importante cumplir la normalidad en el test de simetría, se toma la variable transformada.
- Con la transformación de X_{10} se logra el cumplimiento del supuesto de normalidad en simetría.

En la tabla 5 se muestra al conjunto de variables escolares después de aplicar transformaciones para elegir al mejor ítem que mide cada variable, pues en el diseño del instrumento de medición existían de 1 a 10 ítems para medir alguna variable, lo que no sucedía con las variables socio-familiares (ver Anexo A). El nivel de significación α sigue siendo de 0.05.

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

Modelo empírico para explicar el rendimiento académico

	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆	X ₁₇	X ₁₈	X ₁₉	X ₂₀
<i>Transf. Ítem</i>	Ninguna 2	Ninguna 6	Raíz 8	Ninguna 12	Ninguna 13	Ninguna 18	Ninguna 19
<i>Simetría</i>	-1.026	-0.265	-0.420	-0.932	-0.733	-0.945	-0.881
<i>Error</i>	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222
<i>Valor</i>	-4.622	-1.194	-1.892	-4.198	-3.302	-4.257	-3.968
<i>Decisión</i>	Rechazar	Aceptar	Aceptar	Rechazar	Rechazar	Rechazar	Rechazar
<i>Curtosis</i>	1.709	-0.378	0.001	-0.306	0.624	0.500	0.496
<i>Error</i>	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440
<i>Valor</i>	3.884	-0.859	0.002	-0.695	1.418	1.136	1.127
<i>Decisión</i>	Rechazar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar

	X ₂₁	X ₂₂	X ₂₃	X ₂₄	X ₂₅	X ₂₆	X ₂₇
<i>Transf. Ítem</i>	Ninguna 21	Raíz 24	Ninguna 27	Ninguna 32	Ninguna 33	Ninguna 35	Ninguna 37
<i>Simetría</i>	-0.173	0.056	0.086	-0.929	-1.868	-1.115	-1.009
<i>Error</i>	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222
<i>Valor</i>	-0.779	0.252	0.387	-4.185	-8.414	-5.023	-4.545
<i>Decisión</i>	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Rechazar	Rechazar	Rechazar	Rechazar
<i>Curtosis</i>	-0.322	-0.058	-0.737	-0.099	4.031	0.641	1.061
<i>Error</i>	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440
<i>Valor</i>	-0.732	-0.132	-1.675	-0.225	9.161	1.457	2.411
<i>Decisión</i>	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Rechazar	Aceptar	Rechazar

	X ₂₈	X ₂₉	X ₃₀	X ₃₁	X ₃₂	X ₃₃	X ₃₄
<i>Transf. Ítem</i>	Raíz 41	Raíz 43	Ninguna 46	Raíz 47	Raíz 52	Raíz 56	Ninguna 64
<i>Simetría</i>	-0.177	0.523	-0.399	0.601	-0.363	0.120	-0.168
<i>Error</i>	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222
<i>Valor</i>	-0.797	2.356	-1.797	2.707	-1.635	0.541	-0.757
<i>Decisión</i>	Aceptar	Rechazar	Aceptar	Rechazar	Aceptar	Aceptar	Aceptar
<i>Curtosis</i>	-0.207	-0.107	-1.083	-0.050	-0.828	-0.991	-0.583
<i>Error</i>	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440
<i>Valor</i>	-0.470	-0.243	-2.461	-0.114	-1.882	-2.252	-1.325
<i>Decisión</i>	Aceptar	Aceptar	Rechazar	Aceptar	Aceptar	Rechazar	Aceptar

	X ₃₅	X ₃₆	X ₃₇
<i>Transf. Ítem</i>	Ninguna 70	Inversa 71	Log. Nat. 71
<i>Simetría</i>	-0.828	-1.022	-0.705
<i>Error</i>	0.222	0.222	0.222
<i>Valor</i>	-3.730	-4.604	-3.176
<i>Decisión</i>	Rechazar	Rechazar	Rechazar
<i>Curtosis</i>	-0.166	0.861	-0.027
<i>Error</i>	0.440	0.440	0.440
<i>Valor</i>	-0.377	1.957	-0.061
<i>Decisión</i>	Aceptar	Rechazar	Aceptar

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Tabla 5. Normalidad de las variables escolares con transformaciones para elegir el mejor ítem

De los resultados mostrados en la tabla 5 se concluye que:

- Las variables X_{15} , X_{16} , X_{21} , X_{22} , X_{23} , X_{28} , X_{32} y X_{34} cumplen el supuesto de normalidad.
- X_{30} y X_{33} presentan valores aceptables en el test de simetría.
- X_{17} , X_{18} , X_{19} , X_{20} , X_{24} , X_{26} , X_{29} , X_{31} , X_{35} y X_{37} tienen valores aceptables en curtosis.
- Las variables X_{14} , X_{25} , X_{27} y X_{36} no cumplen el supuesto de normalidad.

Las transformaciones para las variables del rendimiento académico se encuentran en la tabla 6, los tests de normalidad son cotejados con el valor crítico ± 1.96 producido por el nivel de significación $\alpha = 0.05$.

	Y_1	Y_2	Y_3	Y_4	Y_5
<i>Transf.</i>	Ninguna	Ninguna	Ninguna	Ninguna	A de C
<i>Simetría</i>	-2.633	-0.223	-0.393	-0.020	-0.521
<i>Error</i>	0.222	0.222	0.222	0.222	0.222
<i>Valor</i>	-11.860	-1.005	-1.770	-0.090	-2.347
<i>Decisión</i>	Rechazar	Aceptar	Aceptar	Aceptar	Rechazar
<i>Curtosis</i>	23.770	0.323	-0.975	0.498	-1.025
<i>Error</i>	0.440	0.440	0.440	0.440	0.440
<i>Valor</i>	54.023	0.734	-2.216	1.132	-2.330
<i>Decisión</i>	Rechazar	Aceptar	Rechazar	Aceptar	Rechazar

Tabla 6. Normalidad para las variables del rendimiento académico con transformaciones.

Las conclusiones que genera la observación de la tabla 6 son:

- Y_2 y Y_4 cumplen el supuesto de normalidad.
- Y_3 presenta un valor aceptable en el test de simetría.
- Las variables Y_1 y Y_5 no cumplen el supuesto de normalidad.

TRUCOS CON
 FALLA DE ORIGEN

4.3.3 Selección de variables para el análisis factorial a partir de la MSA

El primer paso a seguir en la conveniencia de la aplicación del análisis factorial es la evaluación de la *medida de suficiencia de muestreo* MSA (del inglés Measures of Sampling Adequacy) para cada variable pues de este modo se asegurará que cada variable sea explicada por las otras en un grado aceptable.

La MSA es un indicador que cuantifica el grado de intercorrelación entre las variables. Este índice se extiende de 0 a 1, llegando a 1 cuando cada variable es perfectamente predicha sin error por las otras variables. La medida puede ser interpretada con las siguientes directrices:

$0.80 \leq MSA < 1$	Sobresaliente
$0.70 \leq MSA < 0.80$	Regular
$0.60 \leq MSA < 0.70$	Mediocre
$0.50 \leq MSA < 0.60$	Despreciable
$MSA < 0.50$	Inaceptable

Por lo anterior, todas las variables que presenten una MSA inaceptable serán excluidas del análisis factorial.

La tabla 7 ilustra el proceso de eliminación de las variables con MSA inaceptables o inferiores a 0.500.

Nota: para cada etapa solamente se presentan las tres variables que presentan las MSA mínimas cuando existen más de cinco variables, aunque en algunos casos no fue posible cumplir esta restricción porque tan solo se presentó una variable.

Modelo empírico para explicar el rendimiento académico

<i>Etapas</i>	<i>Variables</i>	<i>MSA</i>	<i>Variable eliminada</i>
1ª	X_{12}	0.388	X_{35} Expectativas del profesor
	X_{35}	0.364	
	Y_2	0.378	
2ª	X_3	0.412	Y_2 Promedio al terminar la secundaria
	X_{12}	0.384	
	Y_2	0.383	
3ª	X_3	0.425	X_{12} Formas de estudio
	X_4	0.414	
	X_{12}	0.386	
4ª	X_3	0.425	X_{28} Atención-Desatención
	X_4	0.436	
	X_{28}	0.416	
5ª	X_3	0.419	X_3 Ocupación de la madre
	X_5	0.435	
	X_{22}	0.442	
6ª	X_4	0.435	X_4 Ocupación del padre
	X_5	0.451	
	X_{16}	0.444	
7ª	X_5	0.446	X_{16} Injusto-Justo
	X_6	0.467	
	X_{16}	0.438	
8ª	X_5	0.466	X_5 Número de hermanos
	X_6	0.487	
	X_{34}	0.480	
9ª	X_6	0.407	X_6 Lugar que ocupas entre tus hermanos
	X_8	0.470	
	Y_1	0.477	
10ª	X_8	0.477	X_8 Trabaja además de estudiar
	X_{10}	0.483	
	X_{20}	0.487	
11ª	X_{10}	0.483	X_{10} Personas con las que vive la alumna
	X_{20}	0.487	
	X_{34}	0.490	
12ª	X_9	0.486	Y_1 Años en que terminó la secundaria
	X_{20}	0.483	
	Y_1	0.435	
13ª	X_9	0.478	X_9 Estado civil de los padres
	X_{20}	0.479	
	X_{22}	0.482	
14ª	X_{20}	0.479	X_{20} Débil-Fuerte
	X_{22}	0.481	
	X_{34}	0.485	
15ª	X_{34}	0.450	X_{34} Comportamiento con las compañeras

Tabla 7. Eliminación de variables con MSA inaceptables.

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Luego de la eliminación de las variables con MSA inferiores a 0.500 el conjunto original de 42 variables queda reducido a 27. Este conjunto reducido puede observarse en la tabla 8.

Variables Contextuales	Socio-familiares	<i>X₁ Escolaridad de la madre</i> <i>X₂ Escolaridad del padre</i> <i>X₇ Estado civil de la alumna</i> <i>X₁₁ Lugar de estudio</i> <i>X₁₃ Población de tu localidad</i>
	Escolares	<i>X₁₄ Sabe nada – Sabe mucho</i> <i>X₁₅ Autoritario – Tolerante</i> <i>X₁₇ Confuso – Claro</i> <i>X₁₈ Agradable – Desagradable</i> <i>X₁₉ Indiferente – Afectuoso</i> <i>X₂₁ Torpe – Hábil</i> <i>X₂₂ Sencillo – Complejo</i> <i>X₂₃ Aburrido – Interesante</i> <i>X₂₄ No entusiasta – Entusiasta</i> <i>X₂₅ Impuntual – Puntual</i> <i>X₂₆ Ocioso – Trabajador</i> <i>X₂₇ Desordenado – Ordenado</i> <i>X₂₉ Exposición parcial – Imparcial</i> <i>X₃₀ Ayuda – No ayuda</i> <i>X₃₁ Propicia trabajo – No propicia</i> <i>X₃₂ Trato recibido por el profesor</i> <i>X₃₃ Comportamiento en clase con el profesor</i> <i>X₃₆ Edad</i>
Variables personales		<i>X₃₇ Autoconcepto académico</i>
Variables del rendimiento Académico		<i>Y₃ Calificación de lectura y redacción en la primera evaluación de bachillerato</i> <i>Y₄ Examen diagnóstico</i> <i>Y₅ Examen de conocimientos</i>

Tabla 8. Conjunto reducido de variables a partir de la MSA.

4.3.4 Aplicación de las medidas de adecuación del análisis factorial

Después de eliminar las variables con MSA inaceptable, el siguiente paso en el análisis de la adecuación de la aplicación del análisis factorial consiste en revisar la matriz de correlaciones a través de los siguientes indicadores:

- **Correlaciones significativas**

La matriz de correlación ubicada en el Anexo B muestra a un nivel de significación $\alpha = 0,05$ 72 de 351 correlaciones significativas (números en negritas-cursivas), es decir, estadísticamente diferentes de cero, esta cantidad representa el 20.51%. Sin embargo al considerar como 0.3 la correlación entre cada par de variables como la mínima aceptable las 72 correlaciones se reducen a 11, un cantidad bastante reducida que pone en duda la aplicación del análisis factorial pues uno de sus requisitos fundamentales consiste en tener una matriz de correlación con variables altamente correlacionadas.

Si consideramos como 0.2 la correlación mínima⁶ aceptable entre cada par de variables tendríamos 59 de 351 correlaciones significativas que representan el 16.81%, este índice sigue siendo bajo para decidir si se aplica o no el análisis factorial por lo que se analizarán otros indicadores.

- **Determinante de la matriz de correlaciones**

El determinante 0.0039 de la matriz de correlación indica que existe una fuerte asociación en las variables porque es bajo, esto muestra que la aplicación del análisis factorial es apropiada.

⁶ Aunque algunos textos dedicados al análisis factorial marcan como 0.3 la correlación mínima aceptable, no existe algún impedimento teórico formal que relaje el mínimo a 0.2 cuando la significación indica que hay correlación.

TEJIS CON
FALLA DE ORIGEN

- **Prueba de esfericidad del Bartlett**

El valor de $\chi^2 = 599.990$ con 351 grados de libertad y una significación de $2.60E-15$ indica que la matriz de correlación no es una matriz identidad, por lo tanto la aplicación del análisis factorial resulta adecuada.

- **Índice KMO de Kaiser-Meyer-Olkin**

Según las directrices del KMO el índice 0.641 obtenido para el conjunto de 27 variables resulta mediocre pero no inaceptable, esto indica que la aplicación del análisis factorial resulta apropiada.

- **Correlaciones parciales**

La matriz de correlación anti-imagen mostrada en el anexo B indica que existen 29 de 351 correlaciones parciales altas (superiores a 0.2 en negritas-cursivas), estas representan el 0.83%, un porcentaje pequeño que implica la adecuación de la aplicación del análisis factorial.

4.3.5 Obtención de una solución factorial óptima a través del método de extracción máxima de verosimilitud y rotación ortogonal

Para obtener una solución factorial se aplicará el método de extracción de factores máxima verosimilitud considerando el criterio de raíz latente para determinar el número de factores y la rotación ortogonal Varimax para facilitar la interpretación de la matriz factorial.

Una vez obtenida la matriz factorial rotada, las cargas factoriales que se conservarán surgen de la sugerencia práctica en la interpretación de cargas factoriales en donde las cargas mínimas aceptables son mayores a ± 0.3 .

La obtención de una solución factorial óptima tiene lugar cuando en la matriz factorial rotada cada variable presenta una carga factorial significativa sobre algún factor, además de conservar una MSA aceptable.

Etapas	Variables	MSA	Saturan más de un factor	No saturan algún factor	Variables eliminadas
1ª			X_{21} X_{17} X_{27} X_{25}	X_{14} X_7	$X_{21}, X_{17}, X_{27},$ X_{25}, X_{14}, X_7
2ª	X_{11} X_{36}	0.456 0.492			X_{11}
3ª	X_{36}	0.496			X_{36}
4ª			X_{26}	X_{13} X_{23}	X_{26}, X_{13}, X_{23}
5ª	X_{22}	0.476			X_{22}
6ª				X_{19} Y_3 X_{30} X_{15}	X_{19}, Y_3 X_{30}, X_{15}

Tabla 9. Eliminación de variables con cargas factoriales menores a 0.3 y MSA < 0.5.

En la tabla 9 se muestra el proceso de reducción de las 27 variables hasta encontrar una solución factorial satisfactoria, en la tabla 10 el conjunto definitivo de variables para el AFE y en la tabla 11 los factores extraídos.

Ahora que se ha encontrado una solución satisfactoria resulta pertinente verificar que la aplicación del análisis factorial cumplió con las requerimientos teóricos y comprobar que los índices de adecuación para su aplicación fueron apropiados antes de dar nombre a los factores en que se agruparon las variables observadas. El proceso de extracción de factores se encuentra en el Anexo C.

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

Modelo empírico para explicar el rendimiento académico

Variables Contextuales	Socio-familiares	X_1 Escolaridad de la madre X_2 Escolaridad del padre
	Escolares	X_{18} Agradable – Desagradable X_{19} No entusiasta – Entusiasta X_{20} Exposición parcial – Imparcial X_{31} Propicia trabajo – No propicia X_{32} Trato recibido por el profesor X_{33} Comportamiento en clase con el profesor
Variables personales		X_{37} Autoconcepto académico
Variables del rendimiento Académico		Y_4 Examen diagnóstico Y_5 Examen de conocimientos

Tabla 10. Conjunto de variables para la aplicación del AFE

Variables	Factores			
	1	2	3	4
Y_4	0.865			
Y_5	0.368			
X_{31}	0.343			
X_2		0.704		
X_1		0.636		
X_{20}			0.729	
X_{32}			0.507	
X_{24}				0.474
X_{18}				0.429
X_{37}				0.316
X_{33}				-0.303

Tabla 11. Factores extraídos en el AFE.

▪ Requerimientos teóricos

Como la aplicación del análisis factorial en esta investigación está enfocada hacia la búsqueda de una estructura subyacente de las variables observadas, la matriz de correlaciones que se debe analizar es la matriz de correlaciones entre las variables.

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

En cuanto a la escala métrica de las variables observadas, tan solo existen 2 variables con esta escala (Y_4 y Y_5), el resto de las variables (X_1 , X_2 , X_{18} , X_{24} , X_{29} , X_{31} , X_{32} , X_{33} y X_{37}) tiene escala ordinal. Ver tabla 2.

La muestra de 119 observaciones supera el tamaño sugerido de al menos 5 observaciones por variable a ser analizada (5 observaciones y 11 variables producen 55 observaciones) y el tamaño mínimo aceptable de 100 observaciones lo que implica una base adecuada para el cálculo de correlaciones entre variables.

- **Normalidad**

Del análisis de las tablas 4, 5 y 6 se desprenden las siguientes observaciones:

- i) Las variables X_1 , X_2 , X_{32} y Y_4 cumplen el supuesto de normalidad.
- ii) X_{18} , X_{24} , X_{29} , X_{31} y X_{37} tienen valores aceptables en el test de curtosis, es decir, cumplen el supuesto de normalidad parcialmente.
- iii) X_{33} presenta un valor aceptable en el test de simetría.
- iv) Y_5 no cumple el supuesto de normalidad.

que nos permiten suponer que las correlaciones calculadas no estarán debilitadas puesto que al cumplimiento del supuesto de normalidad implica variables altamente correlacionadas.

- **Medidas de adecuación**

Para un $\alpha=0.05$ existen 8 de 55 correlaciones significativas, es decir, 8 correlaciones son estadísticamente diferentes de cero, esta cantidad representa el 14.55%, ahora bien, siguiendo el patrón establecido de 0.2 como la correlación mínima aceptable entre cada par de variables tan solo se conservarían 6 correlaciones que representan el 10.91% . Este índice es muy bajo por lo que la evaluación de otros

indicadores de adecuación servirán para decidir si es aplicable o no el análisis factorial.

Aunque el determinante 0.339 es relativamente bajo existe una moderada relación entre las variables que hace factible la aplicación del análisis factorial.

La prueba de esfericidad de Bartlett con un valor $\chi^2 = 122.757$ con 55 grados de libertad y una significación de $4.401E-7$ indica que la matriz de correlación no es una matriz identidad por lo que la aplicación del análisis factorial es adecuada.

Dentro de las directrices del KMO el valor de 0.577 obtenido para el conjunto de 11 variables resulta despreciable pero no inaceptable. Además todas las variables presentan una MSA aceptable. Por lo tanto, la matriz de correlaciones es adecuada para el análisis factorial.

Con respecto a las correlaciones parciales, existen 6 correlaciones altas (superiores a 0.2) que representan el 10.91%, este porcentaje que no es muy bajo no representa un fuerte indicador para impedir la aplicación del análisis factorial.

A pesar de que no todas las variables están medidas en forma métrica y que la matriz de correlaciones no presenta pares de variables altamente correlacionadas, los resultados producidos por el análisis factorial son altamente significativos pues la prueba de bondad de ajuste (ver Anexo C) muestra un valor de $\chi^2 = 8.392$ con 17 grados de libertad y una significación de 0.957.

Luego, la solución factorial obtenida se muestra en la tabla 12. Observa que los nombres originales de las variables observadas aparecen abreviados con letras mayúsculas en paréntesis, las cargas factoriales en negritas-cursivas y las etiquetas que identifican a los factores exógenos en letras minúsculas. Esta notación obedece a

Modelo empírico para explicar el rendimiento académico

la preparación del AFC en el software LISREL 8.51 desarrollado por Karl G. Jöreskog y Dag. Sörbom.

Variables observadas	Factores exógenos	% de varianza explicado
<i>Examen diagnóstico</i> (EXA_DIA) 0.865	ξ_1 : Conocimientos previos (conoprev)	10.369
<i>Examen de conocimientos</i> (EXA_CON), 0.368		
<i>Propicia trabajo-No Propicia</i> (PRO_TON), 0.343		
<i>Escolaridad del padre</i> (ESC_PAD) 0.704	ξ_2 : Escolaridad de los padres (escopadr)	8.626
<i>Escolaridad de la madre</i> (ESC_MAD), 0.636		
<i>Exposición parcial-Imparcial</i> (EXP_POI), 0.729	ξ_3 : Interacción grupo-profesor (intgrpro)	8.588
<i>Trato recibido por el profesor</i> (TRA_PRO), 0.507		
<i>No entusiasta-Entusiasta</i> (NOE_ENT), 0.474	ξ_4 : Carácter del profesor (caraprof)	6.125
<i>Agradable-Desagradable</i> (AGR_DES), 0.429		
<i>Autoconcepto académico</i> (AUT_ACA), 0.316		
<i>Comportamiento en clase con el profesor</i> (COM_PRO), -0.303		

Tabla 12. Solución factorial para el conjunto de 11 variables.

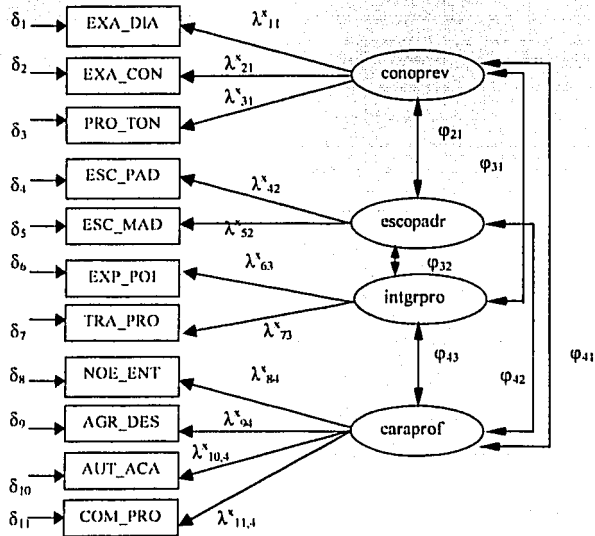
4.4 ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO

4.4.1 Evaluación de los resultados obtenidos en SPSS por medio de LISREL

Para comprobar que las relaciones causales encontradas en el AFE se sostienen en un AFC es preciso modelarlas siguiendo las etapas del modelado de ecuaciones estructurales o LISREL.

- Especificación del modelo

Utilizando la notación LISREL las relaciones causales mostradas en la tabla 12 se representan como en el diagrama de senderos de la figura 1.



TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Figura 1. Diagrama de senderos para el AFC.

A partir de la figura 1 se obtiene el modelo de medida mostrado en la figura 2 y la representación matricial de los parámetros, figura 3.

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

$$\begin{aligned}
 \text{EXA_DIA} &= \lambda'_{11} \text{ conoprev} + \delta_1 \\
 \text{EXA_CON} &= \lambda'_{21} \text{ conoprev} + \delta_2 \\
 \text{PRO_TON} &= \lambda'_{31} \text{ conoprev} + \delta_3 \\
 \text{ESC_PAD} &= \lambda'_{42} \text{ escopadr} + \delta_4 \\
 \text{ESC_MAD} &= \lambda'_{52} \text{ escopadr} + \delta_5 \\
 \text{EXP_POI} &= \lambda'_{63} \text{ intgrpro} + \delta_6 \\
 \text{TRA_PRO} &= \lambda'_{73} \text{ intgrpro} + \delta_7 \\
 \text{NOE_ENT} &= \lambda'_{84} \text{ caraprof} + \delta_8 \\
 \text{AGR_DES} &= \lambda'_{94} \text{ caraprof} + \delta_9 \\
 \text{AUT_ACA} &= \lambda'_{10,4} \text{ caraprof} + \delta_{10} \\
 \text{COM_PRO} &= \lambda'_{11,4} \text{ caraprof} + \delta_{11}
 \end{aligned}$$

Figura 2. Modelo de medida para el AFC.

$$\Lambda_s = \begin{array}{c|c|c|c|c}
 \begin{array}{l} \lambda_{11} \\ \lambda_{21} \\ \lambda_{31} \end{array} & & & & \\
 & \begin{array}{l} \lambda_{42} \\ \lambda_{52} \end{array} & & & \\
 & & \begin{array}{l} \lambda_{63} \\ \lambda_{73} \end{array} & & \\
 & & & \begin{array}{l} \lambda_{84} \\ \lambda_{94} \\ \lambda_{10,4} \\ \lambda_{11,4} \end{array} & \\
 \hline
 \Phi = & \begin{array}{cccc} 0 & & & \\ \varphi_{21} & 0 & & \\ \varphi_{31} & \varphi_{32} & 0 & \\ \varphi_{41} & \varphi_{42} & \varphi_{43} & 0 \end{array} & & &
 \end{array}$$

$$\Theta_\delta = \text{diag} (\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4, \delta_5, \delta_6, \delta_7, \delta_8, \delta_9, \delta_{10}, \delta_{11})$$

Figura 3. Forma matricial del diagrama de senderos para el AFC.

- **Identificación del modelo**

Para encontrar el valor de los parámetros del modelo, una de las primeras condiciones que debe cumplirse equivale a obtener grados de libertad no negativos mediante la expresión:

$$gl = (p + q)(p + q + 1)/2 - t$$

donde en el modelo del AFC p representa el número de variables observables independientes, que en este caso son 11; q las variables observables dependientes, que de momento son cero y t el número de parámetros a estimar, en este caso son 28. Sustituyendo estos valores en la expresión anterior se obtiene:

$$gl = (11 + 0)(11 + 0 + 1)/2 - 28 = 66 - 28 = 38 \geq 0$$

lo que implica el cumplimiento de la primera condición para la identificación.

La segunda condición en la identificación de parámetros indica que ninguna de las ecuaciones del modelo ha de ser combinación lineal de alguna otra, si esto fuera cierto entonces la matriz de correlaciones o covarianzas sería definida no positiva, es decir, no tendría inversa y la solución del sistema de ecuaciones no tendría lugar. Afortunadamente, en el proceso de solución mostrado en el Anexo E parte 1, ninguna ecuación es combinación lineal de otra porque se encontró un valor para cada parámetro del diagrama de senderos.

- **Estimación de parámetros**

Para estimar el valor de los parámetros del diagrama de senderos comúnmente se utiliza el programa informático LISREL (Linear Structural Relationships by the Method of Maximum Likelihood) que pide como requisito el cumplimiento de la

normalidad multivariable en las variables que dan lugar a una matriz de correlación o a una matriz de covarianza. El empleo de alguna de estas matrices tiene ventajas y desventajas que el investigador debe considerar al momento de hacer la elección, las cuales son⁷:

- i) La matriz de covarianza proporciona comparaciones válidas entre diferentes poblaciones o muestras, la matriz de correlación no.
- ii) La interpretación de los resultados es más difícil cuando se utilizan covarianzas porque los coeficientes deben interpretarse en la unidades de medida de los constructos o factores, lo que no sucede con las correlaciones porque el valor de los parámetros oscila entre -1 y 1.
- iii) El empleo de la matriz de correlación es apropiado cuando el objetivo del investigador es entender el patrón de las relaciones entre constructos sin explicar la varianza total del constructo.
- iv) La matriz de covarianza debe utilizarse siempre que se desarrolle un contraste de la teoría real, en el que las varianzas y covarianzas satisfacen los supuestos y la metodología y son la forma apropiada de los datos para validar las relaciones causales.

Puesto que en esta parte de la investigación se desea encontrar la pauta de las relaciones entre constructos sin generalizar los resultados a diferentes muestras o a la población de estudio, la matriz de entrada será la de correlación.

Las instrucciones requeridas para estimar el valor de los parámetros de la figura 1 escritas en el lenguaje SIMPLIS (ver Anexo D) utilizado en LISREL 8.51 son:

*Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico
Modelo con chi cuadrada = 8.392, 17 gl y significación de 0.957*

⁷ Hair, J. et al. *Op. Cit.* Págs. 630-631.

Observed Variables

EXA_DIA EXA_CON PRO_TON ESC_PAD ESC_MAD
EXP_POI TRA_PRO NOE_ENT AGR_DES AUT_ACA COM_PRO

Correlation Matrix from file 'C:\Misrel8_51\Experi\ultimas3.cor'

Sample Size = 119

Latent Variables conoprev escopadr intgrpro caraprof

Relationships

EXA_DIA EXA_CON PRO_TON = conoprev
ESC_PAD ESC_MAD = escopadr
EXP_POI TRA_PRO = intgrpro
NOE_ENT AGR_DES AUT_ACA COM_PRO = caraprof

Options: ND=3 ME=ML IT=250

LISREL Output: RS MI SC EF

Path Diagram

End of Problem

Los resultados del programa anterior se muestran en el Anexo E Parte I de donde se extrae el valor de los parámetros del modelo mostrados en la tabla 13.

$\lambda_{11}^x = 0.857$	$\lambda_{10,4}^x = 0.264$	$\delta_1 = 0.265$	$\delta_{10} = 0.930$
$\lambda_{21}^x = 0.379$	$\lambda_{11,4}^x = -0.100$	$\delta_2 = 0.857$	$\delta_{11} = 0.990$
$\lambda_{31}^x = 0.386$		$\delta_3 = 0.851$	
$\lambda_{42}^x = 0.866$	$\varphi_{21} = 0.169$	$\delta_4 = 0.249$	
$\lambda_{52}^x = 0.524$	$\varphi_{31} = 0.112$	$\delta_5 = 0.725$	
$\lambda_{63}^x = 0.250$	$\varphi_{32} = 0.079$	$\delta_6 = 0.937$	
$\lambda_{73}^x = 1.408$	$\varphi_{41} = 0.336$	$\delta_7 = -0.983$	
$\lambda_{84}^x = 0.387$	$\varphi_{42} = 0.309$	$\delta_8 = 0.851$	
$\lambda_{94}^x = 0.590$	$\varphi_{43} = 0.029$	$\delta_9 = 0.652$	

Tabla 13. Parámetros estimados en el AFC.

- **Evaluación del modelo**

Ante de evaluar la calidad de ajuste del modelo a los datos en forma conjunta y a través del modelo estructural y de medida, es preciso verificar que no existan estimaciones infractoras (superiores a 1) o términos de error negativos en las variables observadas.

Como puede observarse en la estimación de los parámetros de la matriz LAMBDA X y THETA-DELTA, en el Anexo E parte 1 o en la tabla 13, el valor del parámetro λ_{73}^x (TRA_PRO, intgrpro) equivale a 1.408 y el del parámetro δ_7 (TRA_PRO) a -0.983, esto implica la corrección del modelo fijando a un valor pequeño de 0.005 la varianza del error de la variable TRA_PRO.

Los resultados del modelo reespecificado se muestran en el Anexo E parte 2. Al examinar los resultados, no hay ninguna estimación infractora; por lo tanto se procede a evaluar la calidad del ajuste del modelo.

Medidas de evaluación conjunta. El valor $\chi^2=32.370$ con 39 grados de libertad tiene una significación de 0.765 por encima de 0.05 lo que significa que la hipótesis nula es aceptada, es decir, el modelo se ajusta. El índice de bondad del ajuste (GFI) tiene un valor de 0.952 que indica un ajuste muy alto. Para el índice ajustado de bondad de ajuste (AGFI) existe un valor de 0.920 que también es alto. La raíz cuadrada media de los residuos (RMR) indica que la correlación residual media es de 0.0673 considerada aceptable. Por otra parte, en las tablas de residuales estandarizados localizadas en el Anexo E parte 2, se muestran dos residuales superiores a 1.96 (3.022 y 2.051) para $\alpha=0.05$ relacionados con la variable COM_PRO que podrían indicar un desajuste del modelo a los datos. No obstante, la gráfica de residuales estandarizados indica un ajuste moderado. Por lo tanto, las medidas globales de calidad de ajuste aportan suficientes evidencias para considerar los resultados como una aceptable representación de los factores supuestos.

Indicadores de evaluación del modelo de medida. Las variables EXA_DIA, EXA_CON y PRO_TON están significativamente relacionadas con el constructo **conoprev** pues sus valores t (4.521, 3.152 y 3.211, respectivamente) superan el valor crítico de 1.96 correspondiente al nivel de significación 0.05; de igual forma las variables ESC_PAD y ESC_MAD con el constructo **escopadr** (2.979 y 2.729); así como EXP_POI y TRA_PRO con **inmgrpro** (3.951 y 15.285). Para el constructo **caraprof** existen dos indicadores significativos NOE_ENT y AGR_DES (2.672 y 3.268) y dos no significativos AUT_ACA y COM_PRO (1.938 y -0.742).

Para los constructos **conoprev**, **escopadr**, **inmgrpro** y **caraprof** existe una fiabilidad de (los cálculos se muestran en la tabla 12) 0.570, 0.674, 0.674 y 0.343, en donde dos constructos están cerca del nivel recomendado y dos no lo están, lo cual no quiere decir que sean incorrectos pues este estudio es exploratorio.

Las medidas de varianza extraída indican que dos constructos (**escopadr**, **inmgrpro**) están sobre el nivel recomendado, lo que no ocurre con los constructos **conoprev** y **caraprof**, esto significa que gran parte de la varianza de los indicadores no se toma en cuenta en los constructos.

<p>Fiabilidad</p> $\text{Fiabilidad del constructo} = \frac{(\sum \text{ponderaciones estandarizadas})^2}{(\sum \text{ponderaciones estandarizadas})^2 + \sum \epsilon_j}$ <p>Suma de las ponderaciones estandarizadas^a</p> <p>conoprev = 0.851 + 0.379 + 0.390 = 1.620</p> <p>escopadr = 0.888 + 0.512 = 1.400</p>

Tabla 14. Fiabilidad y estimaciones de varianza extraída para el AFC.

^a Para calcular la fiabilidad se pueden ignorar los signos de la ponderación.

$$\text{intgrpro} = 0.353 + 0.997 = 1.350$$

$$\text{caraprof} = 0.383 + 0.596 + 0.260 + 0.097 = 1.336$$

Suma del error de medida

$$\text{conoprev} = 0.276 + 0.856 + 0.848 = 1.980$$

$$\text{escopadr} = 0.212 + 0.738 = 0.950$$

$$\text{intgrpro} = 0.875 + 0.005 = 0.880$$

$$\text{caraprof} = 0.853 + 0.645 + 0.932 + 0.990 = 3.420$$

Cálculo de fiabilidad

$$\text{conoprev} = 1.620^2 / (1.620^2 + 1.980) = 0.570$$

$$\text{escopadr} = 1.400^2 / (1.400^2 + 0.950) = 0.674$$

$$\text{intgrpro} = 1.350^2 / (1.350^2 + 0.880) = 0.674$$

$$\text{caraprof} = 1.336^2 / (1.336^2 + 3.420) = 0.343$$

Varianza extraída

$$\text{Varianza extraída} = \frac{(\Sigma \text{ponderaciones estandarizadas}^2)}{(\Sigma \text{ponderaciones estandarizadas}^2) + \Sigma \epsilon_i}$$

Suma de los cuadrados de las ponderaciones estandarizadas

$$\text{conoprev} = 0.851^2 + 0.379^2 + 0.390^2 = 1.020$$

$$\text{escopadr} = 0.888^2 + 0.512^2 = 1.051$$

$$\text{intgrpro} = 0.353^2 + 0.997^2 = 1.119$$

$$\text{caraprof} = 0.383^2 + 0.596^2 + 0.260^2 + 0.097^2 = 0.579$$

Cálculo de la varianza extraída

$$\text{conoprev} = 1.020 / (1.020 + 1.980) = 0.340$$

$$\text{escopadr} = 1.051 / (1.051 + 0.950) = 0.525$$

$$\text{intgrpro} = 1.119 / (1.119 + 0.880) = 0.560$$

$$\text{caraprof} = 0.579 / (0.579 + 3.420) = 0.145$$

Tabla 14. Continuación.

Otros parámetros estimados en el modelo de medida son las correlaciones entre constructos de las cuales solo la correlación entre **caraprof** y **conoprev** es significativa a un nivel alfa de 0.05 (ver la matriz PHI en el Anexo E parte 2).

- **Interpretación del modelo**

Las relaciones encontradas en el AFE se confirman, los constructos **conoprev** y **escopadr** tienen como uno de sus mejores indicadores a las variables **EXA_DIA** y **ESC_PAD**, sin embargo, los indicadores **EXP_POI** y **NOE_ENT** que presentaban las cargas factoriales más altas sobre **intgrpro** y **carapro** no lo hacen en el AFC, su lugar lo toman las variables **TRA_PRO** y **AGR_DES**.

Ahora que todos los parámetros han sido estimados y que se ha encontrado un ajuste moderado del modelo a los datos podrían escribirse en el diagrama de senderos de la figura 1 los coeficientes encontrados, no obstante, una revisión de los índices de modificación permitiría un mejor ajuste del modelo.

Los índices de modificación⁸ corresponden aproximadamente a la reducción de la chi-cuadrada que se produciría si el parámetro fuera estimado. Un valor de 5 o superior sugiere que se obtiene una reducción estadísticamente significativa en la chi cuadrada cuando se estima el parámetro.

Las modificaciones realizadas en el modelo deben estar apoyadas teóricamente, pero si la teoría no proporciona información que permita un mejor ajuste del modelo es posible recurrir a los índices de modificación.

Al revisar los índice de modificación en el Anexo E parte 2 se presenta el valor más alto (10.179) en la matriz LAMBDA X para las variables **COM_PRO** y

⁸ Ibid. Pág. 642.

conoprev, lo que sugiere una reespecificación del modelo que producirá un mejor ajuste.

4.4.2 Ajuste de la solución factorial proporcionada por LISREL

- Especificación del modelo

Al agregar la variable observada COM_PRO como un indicador más del constructo **conoprev**, ordenando los indicadores de cada constructo en orden de importancia con respecto al AFC y considerando el error de medida de la variable TRA_PRO como 0.004 para evitar estimaciones infractoras, el diagrama de senderos de la figura 1 se transforma en el diagrama de senderos de la figura 4.

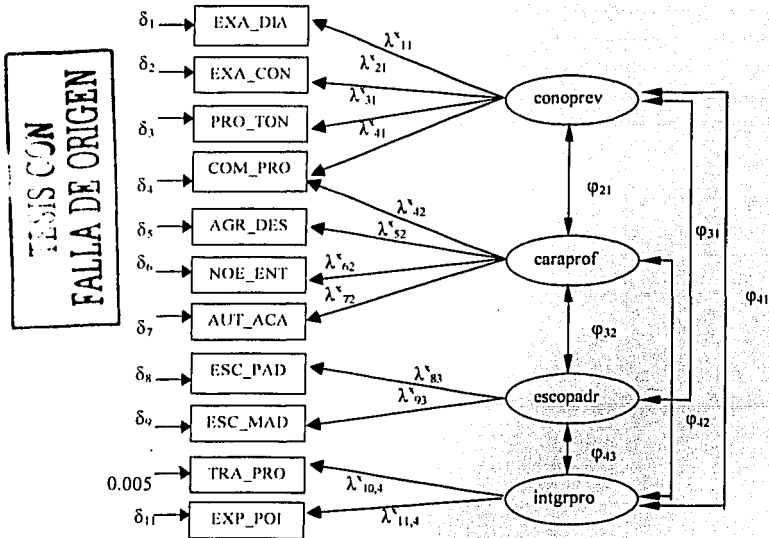


Figura 4. Diagrama de senderos ajustado para el AFC.

De modo que el modelo de medida para el modelo ajustado se presenta en la figura 5 y la representación matricial en la figura 6.

$$\begin{aligned}
 \text{EXA_DIA} &= \lambda_{11}^x \text{ conoprev} + \delta_1 \\
 \text{EXA_CON} &= \lambda_{21}^x \text{ conoprev} + \delta_2 \\
 \text{PRO_TON} &= \lambda_{31}^x \text{ conoprev} + \delta_3 \\
 \text{COM_PRO} &= \lambda_{41}^x \text{ conoprev} + \lambda_{42}^x \text{ caraprof} + \delta_4 \\
 \text{AGR_DES} &= \lambda_{52}^x \text{ caraprof} + \delta_5 \\
 \text{NOE_ENT} &= \lambda_{62}^x \text{ caraprof} + \delta_6 \\
 \text{AUT_ACA} &= \lambda_{72}^x \text{ caraprof} + \delta_7 \\
 \text{ESC_PAD} &= \lambda_{83}^x \text{ escopadr} + \delta_8 \\
 \text{ESC_MAD} &= \lambda_{93}^x \text{ escopadr} + \delta_9 \\
 \text{TRA_PRO} &= \lambda_{10,4}^x \text{ intgrpro} + 0.005 \\
 \text{EXP_POI} &= \lambda_{11,4}^x \text{ intgrpro} + \delta_{11}
 \end{aligned}$$

Figura 5. Modelo de medida ajustado para el AFC

$$\Lambda_x = \begin{pmatrix} \lambda_{11} \\ \lambda_{21} \\ \lambda_{31} \\ \lambda_{41} \\ & \lambda_{42} \\ & \lambda_{52} \\ & \lambda_{62} \\ & \lambda_{72} \\ & & \lambda_{83} \\ & & \lambda_{93} \\ & & & \lambda_{10,4} \\ & & & \lambda_{11,4} \end{pmatrix} \quad \Phi = \begin{pmatrix} 0 & & & \\ \varphi_{21} & 0 & & \\ \varphi_{31} & \varphi_{32} & 0 & \\ \varphi_{41} & \varphi_{42} & \varphi_{43} & 0 \end{pmatrix}$$

$$\Theta_{\delta} = \text{diag} (\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4, \delta_5, \delta_6, \delta_7, \delta_8, \delta_9, 0.005, \delta_{11})$$

Figura 6. Forma matricial del diagrama de senderos ajustado para el AFC

▪ **Identificación del modelo**

Existen 28 parámetros por estimar y un conjunto de 11 variables observadas, de modo que, los grados de libertad que existen son:

$$gl = 11 (11 + 1) / 2 - 28 = 66 - 28 = 38 \geq 0$$

luego, ninguna de las ecuaciones del modelo es combinación lineal de otra porque la matriz de correlación es invertible, por lo tanto, el modelo queda identificado.

▪ **Estimación de parámetros**

El programa en SIMPLIS que produce la estimación de los parámetros del diagrama de senderos de la figura 4 es:

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Análisis factorial confirmatorio ajustado para las variables del rendimiento académico

Modelo con chi cuadrada = 8.392, 17 gl y significación de 0.957

Observed Variables

*EXA_DIA EXA_CON PRO_TON COM_PRO AGR_DES NOE_ENT
AUT_ACA ESC_PAD ESC_MAD TRA_PRO EXP_POI*

Correlation Matrix from file 'C:\misrel8_51\Experi\ultimas3.cor'

Sample Size = 119

Latent Variables conoprev caraprof escopadr intgrpro

Relationships

*EXA_DIA EXA_CON PRO_TON COM_PRO = conoprev
COM_PRO AGR_DES NOE_ENT AUT_ACA = caraprof
ESC_PAD ESC_MAD = escopadr
TRA_PRO EXP_POI = intgrpro*

Options: ND=3 ME=ML IT=250

LISREL Output: RS MI SC EF
Path Diagram

Set the Error Variance of TRA_PRO to 0.005

End of Problem

que produce los resultados mostrados en el Anexo E parte 3, los parámetros estimados se muestran en la tabla 15.

$\lambda_{11}^x = 0.760$	$\lambda_{93}^x = 0.614$	$\varphi_{43} = 0.137$	$\delta_8 = 0.452$
$\lambda_{21}^x = 0.380$	$\lambda_{10,4}^x = 0.997$		$\delta_9 = 0.623$
$\lambda_{31}^x = 0.438$	$\lambda_{11,4}^x = 0.353$	$\delta_1 = 0.422$	$\delta_{10} = 0.005$
$\lambda_{41}^x = 0.554$		$\delta_2 = 0.856$	$\delta_{11} = 0.875$
$\lambda_{42}^x = -0.528$	$\varphi_{21} = 0.486$	$\delta_3 = 0.809$	
$\lambda_{52}^x = 0.503$	$\varphi_{31} = 0.257$	$\delta_4 = 0.699$	
$\lambda_{62}^x = 0.337$	$\varphi_{32} = 0.261$	$\delta_5 = 0.747$	
$\lambda_{72}^x = 0.335$	$\varphi_{41} = 0.208$	$\delta_6 = 0.887$	
$\lambda_{83}^x = 0.740$	$\varphi_{42} = -0.006$	$\delta_7 = 0.888$	

Tabla 15. Parámetros estimados en el AFC corregido.

- **Evaluación del modelo**

Como ninguno de los valores de los parámetros estimados en las matrices LAMBDA X, PHI y THETA-DELTA corresponden a estimaciones infractoras, se procede a evaluar la calidad de ajuste del modelo en forma conjunta y a través del modelo de medida.

Al considerar $\chi^2 = 22.13$ con 38 grados de libertad y una significación de 0.981 se supera el valor de $\alpha = 0.05$, esto implica el ajuste del modelo a los datos. Los indicadores GFI = 0.967 y AGFI = 0.943 muestran valores cercanos a 1 que se

traducen a un ajuste muy bueno. Para la RMR, el valor de 0.0481 se aproxima a cero, lo que significa modelo ajustado. Por otra parte, ninguno de los residuales estandarizados supera el valor de 1.96 al nivel de significación de 0.05 por lo que no existen desajustes en el modelo. Además, la gráfica de residuales estandarizados indica un ajuste moderado. Por lo tanto, las medidas globales de la evaluación de la calidad de ajuste aportan suficientes evidencias para aceptar los resultados como una aceptable representación de los factores supuestos.

En cuanto al modelo de medida, todas las variables están significativamente relacionadas con sus constructos específicos pues los valores t asociados a cada parámetro estimado exceden el valor crítico de 1.96 proporcionado por el nivel de significación 0.05, verificando las relaciones propuestas entre los indicadores y los constructos.

Para verificar que los indicadores especificados son suficientes en la representación de los constructos se calcula la fiabilidad y la varianza para cada constructo. Los cálculos de cada medida están indicados en la tabla 16.

Fiabilidad

$$\text{Fiabilidad del constructo} = \frac{(\sum \text{ponderaciones estandarizadas})^2}{(\sum \text{ponderaciones estandarizadas})^2 + \sum \epsilon_j}$$

Suma de las ponderaciones estandarizadas

conoprev = 0.760 + 0.380 + 0.438 + 0.554 = 2.132

caraprof = 0.528 + 0.503 + 0.337 + 0.335 = 1.703

escopadr = 0.740 + 0.614 = 1.354

intgrpro = 0.997 + 0.353 = 1.350

Tabla 16. Fiabilidad y estimaciones de varianza extraída para el AFC ajustado.

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Suma del error de medida

$$\text{conoprev} = 0.422 + 0.856 + 0.809 + 0.699 = 2.786$$

$$\text{caraprof} = 0.699 + 0.747 + 0.887 + 0.888 = 3.221$$

$$\text{escopadr} = 0.452 + 0.623 = 1.075$$

$$\text{intgrpro} = 0.005 + 0.875 = 0.880$$

Cálculo de fiabilidad

$$\text{conoprev} = 2.132^2 / (2.132^2 + 2.786) = 0.620$$

$$\text{caraprof} = 1.703^2 / (1.703^2 + 3.221) = 0.474$$

$$\text{escopadr} = 1.354^2 / (1.354^2 + 1.075) = 0.630$$

$$\text{intgrpro} = 1.350^2 / (1.350^2 + 0.880) = 0.674$$

Varianza extraída

$$\text{Varianza extraída} = \frac{(\sum \text{ponderaciones estandarizadas}^2)}{(\sum \text{ponderaciones estandarizadas}^2) + \sum \epsilon_j}$$

Suma de los cuadrados de las ponderaciones estandarizadas

$$\text{conoprev} = 0.760^2 + 0.380^2 + 0.438^2 + 0.554^2 = 1.221$$

$$\text{caraprof} = 0.528^2 + 0.503^2 + 0.337^2 + 0.335^2 = 0.758$$

$$\text{escopadr} = 0.740^2 + 0.614^2 = 0.925$$

$$\text{intgrpro} = 0.997^2 + 0.353^2 = 1.119$$

Cálculo de la varianza extraída

$$\text{conoprev} = 1.221 / (1.221 + 2.786) = 0.305$$

$$\text{caraprof} = 0.758 / (0.758 + 3.221) = 0.191$$

$$\text{escopadr} = 0.925 / (0.925 + 1.075) = 0.463$$

$$\text{intgrpro} = 1.119 / (1.119 + 0.880) = 0.560$$

Tabla 16. Continuación.

Los constructos **escopadr** (630, 463) e **intgrpro** (0.674, 560) están cerca del nivel sugerido en fiabilidad y varianza extraída, sin ignorar que la fiabilidad del

constructo **intgrpro** está inflada como resultado de la reespecificación del error de medida de la variable TRA_PRO con un valor de 0.005 para eliminar los valores de varianza de error negativos. Esto significa que los indicadores son suficientes para estos constructos en el modelo de medida. Sin embargo, los constructos **conoprev** (0.620, 0.305) y **caraprof** (0.474, 0.191) requieren de otros indicadores para estar completamente especificados.

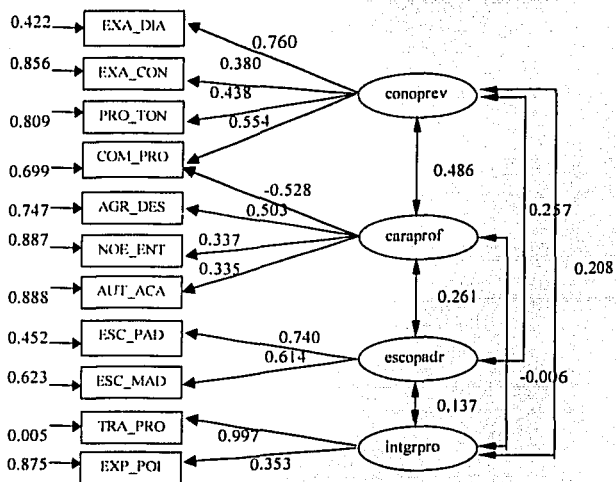
La correlación entre constructos existe en forma significativa entre **caraprof** y **conoprev** pues el valor $t = 2.669$ supera el valor crítico de 1.96 producido por un alfa de 0.05 (ver la matriz PFI en el Anexo E parte 3).

- **Interpretación del modelo**

Puesto que la evaluación del modelo indica un buen ajuste y la revisión de los índices de modificación no sugiere alguna otra relación entre variables observadas y constructos que lo mejore, el traslado de los valores de los parámetros en la figura 4 produce la figura 5.

El modelo de variables latentes (constructos) cuantificadas por las variables observadas mostradas en la tabla 2 difiere completamente del modelo para el rendimiento académico presentado en la figura 5, las causas son múltiples. Primero, los instrumentos utilizados para medir las variables observadas fueron diseñados a partir de la escasa experiencia que poseo como investigador; segundo, la escala de medida para cuantificar las respuestas a las preguntas que miden las variables observadas pocas veces fue métrica por lo que se forzó la aplicación del análisis factorial modificando la escala original de medición a métrica; tercero, las correlaciones entre variables disminuyen o se debilitan como consecuencia del incumplimiento de normalidad entre las variables observadas a pesar de las transformaciones realizadas; finalmente, el contexto de aplicación de esta investigación es completamente diferente al tomado para desarrollar este estudio. No

obstante, existe un modelo estadístico significativo, con estrecha relación entre variables observadas y variables latentes, que vale la pena considerar como una posible explicación del rendimiento académico de las alumnas que cursaron *Computación I* en los bachilleratos técnicos *administración de empresas* y *secretariado bilingüe* en el primer semestre del ciclo escolar 2001-2002.



TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Figura 5. Diagrama de senderos ajustado para el AFC.

4.5 MODELO PARA EL RENDIMIENTO ACADÉMICO

Ahora que se ha encontrado la estructura de las relaciones entre las variables observadas, es decir, los constructos o variables latentes, conviene hacer una distinción entre variables dependientes e independientes observadas o latentes, para proponer un modelo causal del rendimiento académico.

Para explicar el rendimiento académico 5 variables latentes son consideradas:

- I. Conocimientos previos (conoprev)
- II. Carácter del profesor (caraprof)
- III. Escolaridad de los padres (escopadr)
- IV. Interacción grupo profesor (intgrpro)
- V. Rendimiento académico (rendacad)

que de acuerdo con la función que tienen el modelo pueden ser independientes o dependientes, de esta manera, las cuatro primeras son independientes y la última dependiente. Para cuantificar estas variables latentes se utilizaron variables observadas que adquieren la etiqueta de independientes o dependientes según la variable latente a la que estén asociadas.

<i>Variables latentes</i>	<i>Variables observadas</i>
Rendimiento académico (rendacad)	Examen de conocimientos (EXA_CON)
Conocimientos previos (conoprev)	Examen diagnóstico (EXA_DIA) Propicia trabajo – No propicia (PRO_TON) Comportamiento en clase con el profesor (COM_PRO)
Carácter del profesor (caraprof)	Comportamiento en clase con el profesor (COM_PRO) Agradable – Desagradable (AGR_DES) No entusiasta – Entusiasta (NOE_ENT) Autoconcepto académico (AUT_ACA)
Escolaridad de los padres (escopadr)	Escolaridad del padre (ESC_PAD) Escolaridad de la madre (ESC_MAD)
Interacción grupo-profesor (intgrpro)	Trato recibido por el profesor (TRA_PRO) Exposición parcial – Imparcial (EXP_POI)

Tabla 17. Relación entre las variables observadas y las variables latentes.

La tabla 17 presenta el conjunto de variables latentes con sus respectivos indicadores comenzando con la variable rendimiento académico. Los nombres que aparecen en paréntesis corresponden a las etiquetas que se utilizarán para construir el diagrama de senderos y estimar sus parámetros por medio del programa LISREL 8.51. Los nombres en minúsculas corresponden a las variables latentes y los que están en mayúsculas a las variables observadas.

Si comparamos el diagrama de senderos de la figura 5 con la tabla 17, observamos que la variable EXA_CON ha dejado de ser un indicador de *conoprev* para convertirse en un indicador de *rendacad*, este cambio obedece a la especificación hecha de variable dependiente en la tabla 2. No obstante, EXA_DIA tiene la misma denominación y se utiliza como variable independiente, la diferencia entre una y otra consiste en que EXA_CON es una prueba después de la interacción grupo-profesor a través de la enseñanza-aprendizaje y EXA_DIA no.

4.5.1 Representación de las relaciones causales en un diagrama de senderos

La variable latente dependiente *rendacad* está determinada por las variables latentes independientes *conoprev*, *caraprof*, *escopadr* e *intgrpro*. Esto significa que la explicación del rendimiento académico de las alumnas está en función de los conocimientos previos de las alumnas, del carácter del profesor, de la escolaridad de los padres de las alumnas y de la interacción entre grupo-profesor. Todas las variables latentes independientes están correlacionadas pero sobresale la correlación entre *conoprev* y *caraprof*. Estas relaciones y los indicadores de cada una de las variables latentes aparecen en el diagrama de senderos de la figura 6.

Observa que la variable latente *rendacad* tiene solamente un indicador, esto implica que el error de medida de EXA_CON no pueda ser estimado y los parámetros no sean identificados. La forma más fácil de resolver este problema es suponer que

EXA_CON equivale a *rendacad* lo que equivale a decir que la varianza del error de EXA_CON es cero⁹.

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

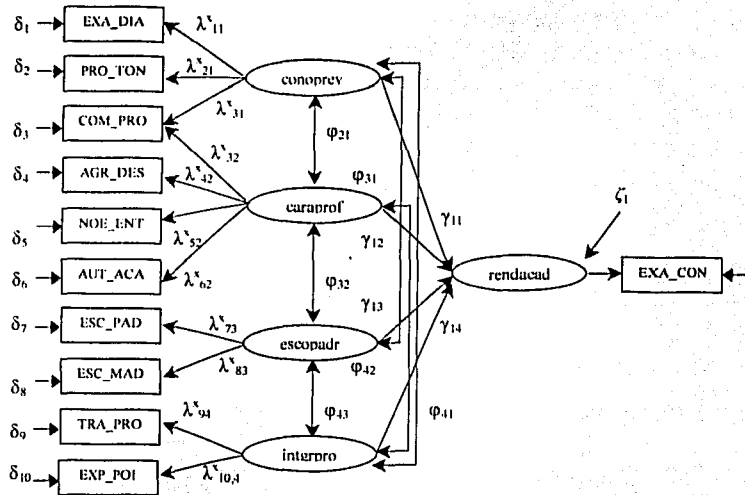


Figura 6 . Diagrama de senderos para el modelo del rendimiento académico.

4.5.2 Especificación del modelo estructural y de medida

La especificación de las relaciones de dependencia entre las variables latentes endógenas y exógenas tiene lugar a través del modelo estructural. La variable latente que recibe flechas actúa como una variable dependiente en una ecuación, mientras que las variables apuntando a esa variable latente, endógenas o exógenas, actúan como independientes.

⁹ Jöreskog, Karl G. y Dag Sörbom. *Structural Equation Modeling with the SIMPLIS Command Language*. Pág. 35.

Para especificar las relaciones de dependencia entre variables observadas y variables latentes se construye el modelo de medida en forma similar al modelo estructural, cada variable observada que recibe una flecha representa una variable dependiente en una ecuación y cada variable latente que envía flechas a las variables observadas actúa como variable independiente.

El modelo estructural y de medida correspondiente al diagrama de senderos de la figura 6 se presenta en la figura 7 y la representación matricial en la figura 8. Como no se estima el error de medida de la variable observada EXA_CON, no se especifica el parámetro entre *rendacad* y EXA_CON aunque el programa creado para estimar los parámetros sí lo incluye.

$$\begin{aligned}
 \text{rendacad} &= \gamma_{11} \text{ conoprev} + \gamma_{12} \text{ caraprof} + \gamma_{13} \text{ escopadr} + \gamma_{14} \text{ intgrpro} + \zeta_1 \\
 \text{EXA_DIA} &= \lambda_{11}^* \text{ conoprev} + \delta_1 \\
 \text{PRO_TON} &= \lambda_{21}^* \text{ conoprev} + \delta_2 \\
 \text{COM_PRO} &= \lambda_{31}^* \text{ conoprev} + \lambda_{32}^* \text{ caraprof} + \delta_3 \\
 \text{AGR_DES} &= \lambda_{42}^* \text{ caraprof} + \delta_4 \\
 \text{NOE_ENT} &= \lambda_{52}^* \text{ caraprof} + \delta_5 \\
 \text{AUT_ACA} &= \lambda_{62}^* \text{ caraprof} + \delta_6 \\
 \text{ESC_PAD} &= \lambda_{73}^* \text{ escopadr} + \delta_7 \\
 \text{ESC_MAD} &= \lambda_{83}^* \text{ escopadr} + \delta_8 \\
 \text{TRA_PRO} &= \lambda_{94}^* \text{ intgrpro} + \delta_9 \\
 \text{EXP_POI} &= \lambda_{10,4}^* \text{ intgrpro} + \delta_{10} \\
 \text{EXA_CON} &= \lambda_{11}^* \text{ rendacad}
 \end{aligned}$$

Figura 7. Modelo estructural y de medida para el rendimiento académico.

Modelo empírico para explicar el rendimiento académico

$$\Lambda_s = \begin{array}{c|cccc} & \text{conoprev} & \text{Caraprof} & \text{escopadr} & \text{intgrpro} \\ \hline \text{EXA_DIA} & \lambda_{11}^s & & & \\ \text{PRO_TON} & \lambda_{21}^s & & & \\ \text{COM_PRO} & \lambda_{31}^s & \lambda_{32}^s & & \\ \text{AGR_DES} & & \lambda_{42}^s & & \\ \text{NOE_ENT} & & \lambda_{52}^s & & \\ \text{AUT_ACA} & & \lambda_{62}^s & & \\ \text{ESC_PAD} & & & \lambda_{73}^s & \\ \text{ESC_MAD} & & & \lambda_{83}^s & \\ \text{TRA_PRO} & & & & \lambda_{94}^s \\ \text{EXP_POI} & & & & \lambda_{10,4}^s \end{array}$$

$$\Psi = \begin{array}{c|c} \text{rendacad} & \\ \hline \zeta_1 & \end{array} \quad \Gamma = \begin{array}{c|cccc} & \text{conoprev} & \text{caraprof} & \text{escopadr} & \text{intgrpro} \\ \hline \text{rendacad} & \gamma_{11} & \gamma_{12} & \gamma_{13} & \gamma_{14} \end{array}$$

$$\Phi = \begin{array}{c|cccc} & \text{conoprev} & \text{caraprof} & \text{escopadr} & \text{intgrpro} \\ \hline \text{conoprev} & 0 & & & \\ \text{caraprof} & \phi_{21} & 0 & & \\ \text{escopadr} & \phi_{31} & \phi_{32} & 0 & \\ \text{intgrpro} & \phi_{41} & \phi_{42} & \phi_{43} & 0 \end{array}$$

$\Theta_s = \text{diag} (\delta_1, \delta_2, \delta_3, \delta_4, \delta_5, \delta_6, \delta_7, \delta_8, \delta_9, \delta_{10})$

Figura 8. Representación matricial del modelo del rendimiento académico.

4.5.3 Estimación de parámetros

Existen 32 parámetros por estimar y un conjunto de 11 variables observadas, de modo que, los grados de libertad que existen son:

$$gl = 11 (11 + 1) / 2 - 32 = 66 - 32 = 34 \geq 0$$

luego, ninguna de las ecuaciones del modelo es combinación lineal de otra porque la matriz de correlación es invertible, por lo tanto, el modelo queda identificado.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

El programa escrito en lenguaje SIMPLIS (ver Anexo D) que permite estimar los parámetros del diagrama de senderos de la figura 5 es el siguiente:

Modelo causal del rendimiento académico

Observed Variables

EXA_CON EXA_DIA PRO_TON COM_PRO AGR_DES
NOE_ENT AUT_ACA ESC_PAD ESC_MAD TRA_PRO EXP_POI

Covariance Matrix from file 'C:\lisrel8_51\Experi\mod_renl.cov'
Sample Size = 119

Latent Variables rendacad conoprev caraprof escopadr intgrpro

Relationships

rendacad = conoprev caraprof escopadr intgrpro
EXA_CON = rendacad
EXA_DIA PRO_TON COM_PRO = conoprev
COM_PRO AGR_DES NOE_ENT AUT_ACA = caraprof
ESC_PAD ESC_MAD = escopadr
TRA_PRO EXP_POI = intgrpro

Options: ND=3 ME=ML IT=250

LISREL OUTPUT: RS MI SC EF

Path Diagram

Set of Error Variance of EXA_CON to 0

End of Problem

Los resultados del programa anterior se muestran en el Anexo F de donde se extrae el valor de los parámetros especificados en el modelo en forma completamente estandarizada.

$\lambda_{11}^x = 0.729$	$\gamma_{11} = 0.379$	$\psi_1 = 0.809$
$\lambda_{21}^x = 0.452$	$\gamma_{12} = 0.087$	
$\lambda_{31}^x = 0.605$	$\gamma_{13} = 0.070$	$\delta_1 = 0.469$
$\lambda_{32}^x = -0.576$	$\gamma_{14} = -0.175$	$\delta_2 = 0.796$
$\lambda_{42}^x = 0.484$		$\delta_3 = 0.648$

Modelo empírico para explicar el rendimiento académico

$\lambda_{52}^y = 0.325$	$\varphi_{21} = 0.496$	$\delta_4 = 0.765$
$\lambda_{62}^y = 0.335$	$\varphi_{31} = 0.259$	$\delta_5 = 0.894$
$\lambda_{73}^y = 0.653$	$\varphi_{32} = 0.226$	$\delta_6 = 0.888$
$\lambda_{83}^y = 0.696$	$\varphi_{41} = 0.304$	$\delta_7 = 0.574$
$\lambda_{94}^y = 0.797$	$\varphi_{42} = 0.021$	$\delta_8 = 0.516$
$\lambda_{10,4}^y = 0.442$	$\varphi_{43} = 0.165$	$\delta_9 = 0.365$
		$\delta_{10} = 0.805$

4.5.4 Evaluación de los criterios de ajuste del modelo

Una de las desventajas que tiene la elección de la matriz de covarianzas para estimar los parámetros del modelo estructural y de medida está en las unidades de medición de los indicadores de cada variable latente pues el valor de los coeficientes no pertenece al intervalo $(-1, 1)$. Afortunadamente, LISREL 8.51 proporciona la solución completamente estandarizada para resolver este problema.

Si se revisa la solución completamente estandarizada en el Anexo F o los valores de los parámetros mostrados más arriba se podrá observar que ninguno de los coeficientes presenta valores superiores a 1 (matriz Lambda Y, Lambda X, Gamma, Phi y Psi) o varianzas de error negativas (Theta-Delta), esto indica que no existen estimaciones infractoras y que la evaluación del modelo es factible.

Para $\chi^2 = 19.499$ con 34 grados de libertad existe una probabilidad de 0.978 que excede por mucho el nivel de significación de $\alpha = 0.05$ lo que implica la aceptación de la hipótesis nula "El modelo es ajustado". En cuanto al GFI = 0.971 y al AGFI = 0.943 no existe algún impedimento para considerar que el modelo no se ajusta a los datos pues sus valores son muy altos. Este hecho viene respaldado por la RMR = 0.0501. Por otra parte, ninguno de los residuales estandarizados localizados en el Anexo F, supera el valor crítico de ± 1.96 a un nivel de significación de 0.05.

Esto significa que todos los parámetros se ajustan a los datos. Además, la pendiente de la línea X en la gráfica de residuales estandarizados (ver Anexo F) presenta una inclinación superior a 45° que se traduce en un ajuste bueno. Todas estas evidencias indican que el modelo es aceptable.

En el modelo de medida, todas las relaciones propuestas entre variables observadas y variables latentes se verifican pues los coeficientes de los parámetros estimados (matriz Lambda X) son significativos para $\alpha = 0.05$, es decir, sus valores t superan el valor crítico de ± 1.96 .

La evaluación del modelo de medida termina con el cálculo de la fiabilidad y la varianza de cada variable latente o constructo pues estos indicadores determinan la suficiencia de las variables observadas en la representación de las variables latentes. Los cálculos de cada medida aparecen en la tabla 18.

Fiabilidad	
	(Σ ponderaciones estandarizadas) ²
Fiabilidad del constructo =	_____
	(Σ ponderaciones estandarizadas) ² + Σe_j
Suma de las ponderaciones estandarizadas ^a	
conoprev =	0.729 + 0.452 + 0.605 = 1.786
caraprof =	0.576 + 0.484 + 0.325 + 0.335 = 1.710
escopadr =	0.653 + 0.696 = 1.349
intgrpro =	0.797 + 0.442 = 1.239

Tabla 18. Fiabilidad y estimaciones de varianza extraída para las variables latentes independientes del rendimiento académico

^a Para calcular la fiabilidad de una variable latente es posible ignorar los signos de la ponderación.

Suma del error de medida

$$\text{conoprev} = 0.469 + 0.796 + 0.648 = 1.913$$

$$\text{caraprof} = 0.648 + 0.765 + 0.894 + 0.888 = 3.195$$

$$\text{escopadr} = 0.574 + 0.516 = 1.090$$

$$\text{intgrpro} = 0.365 + 0.805 = 1.170$$

Cálculo de fiabilidad

$$\text{conoprev} = 1.786^2 / (1.786^2 + 1.913) = 0.625$$

$$\text{caraprof} = 1.710^2 / (1.710^2 + 3.195) = 0.478$$

$$\text{escopadr} = 1.349^2 / (1.349^2 + 1.090) = 0.625$$

$$\text{intgrpro} = 1.239^2 / (1.239^2 + 1.170) = 0.567$$

Varianza extraída

$$\text{Varianza extraída} = \frac{(\Sigma \text{ponderaciones estandarizadas}^2)}{(\Sigma \text{ponderaciones estandarizadas}^2) + \Sigma \varepsilon_j}$$

Suma de los cuadrados de las ponderaciones estandarizadas

$$\text{conoprev} = 0.729^2 + 0.452^2 + 0.605^2 = 1.102$$

$$\text{caraprof} = 0.576^2 + 0.484^2 + 0.325^2 + 0.335^2 = 0.784$$

$$\text{escopadr} = 0.653^2 + 0.696^2 = 0.911$$

$$\text{intgrpro} = 0.797^2 + 0.442^2 = 0.831$$

Cálculo de la varianza extraída

$$\text{conoprev} = 1.102 / (1.102 + 1.913) = 0.366$$

$$\text{caraprof} = 0.784 / (0.784 + 3.195) = 0.197$$

$$\text{escopadr} = 0.911 / (0.911 + 1.090) = 0.455$$

$$\text{intgrpro} = 0.831 / (0.831 + 1.170) = 0.415$$

Tabla 18. Continuación.

En términos de fiabilidad las variables latentes **conoprev** (0.625) y **escopadr** (0.625) están cerca del nivel sugerido de 0.70, lo que no ocurre con **caraprof** (0.478) e **intgrpro** (0.567). En cuanto a la varianza extraída, **escopadr** (0.455) e **intgrpro** (0.415) presentan valores en el umbral recomendado de 0.50, pero **conoprev** (0.366) y **caraprof** (0.197) valores bajos. Esto indica que son necesarias otras variables observadas para medir a las variables latentes, principalmente en **caraprof**.

La evaluación del modelo de medida para la variable latente dependiente **rendacad** no tiene lugar porque el error de medida de su único indicador es cero.

Para el modelo estructural, tan solo el coeficiente del parámetro γ_{11} resulta significativo a un nivel de significación $\alpha = 0.05$. Esto quiere decir que el rendimiento académico depende en gran parte de los conocimientos adquiridos en niveles de escolaridad previos.

La revisión de la matriz PIII muestra que existe correlación significativa entre las variables latentes **caraprof** y **conoprev** al nivel de significación de 0.05 pues el valor $t = 2.549$ es mayor que el valor crítico de 1.96. Pero si se considera nuevamente como 0.2 la correlación mínima aceptable tan solo las variables **intgrpro-caraprof** e **intgrprof-escopadr** no estarían correlacionadas.

Como la variable latente independiente **conoprev** resulta ser uno de los mejores predictores del rendimiento académico (**rendacad**) se ha de poner especial interés en el carácter del profesor (**caraprof**) por la correlación que tiene con **conoprev**.

4.6 ANÁLISIS DE RESULTADOS

4.6.1 Interpretación del modelo

Como los indicadores de la evaluación del modelo en forma global y a través del modelo estructural y de medida no proporcionan evidencia alguna para decir que el modelo no se ajusta a los datos y la observación de los índices de modificación no sugiere alguna modificación del modelo, el diagrama de senderos mostrado en la figura 9 presenta el valor de todos los parámetros estimados cuando la solución es completamente estandarizada. Los números en negritas corresponde a los parámetros de la matriz Gamma asociados a las variables predictoras del rendimiento académico.

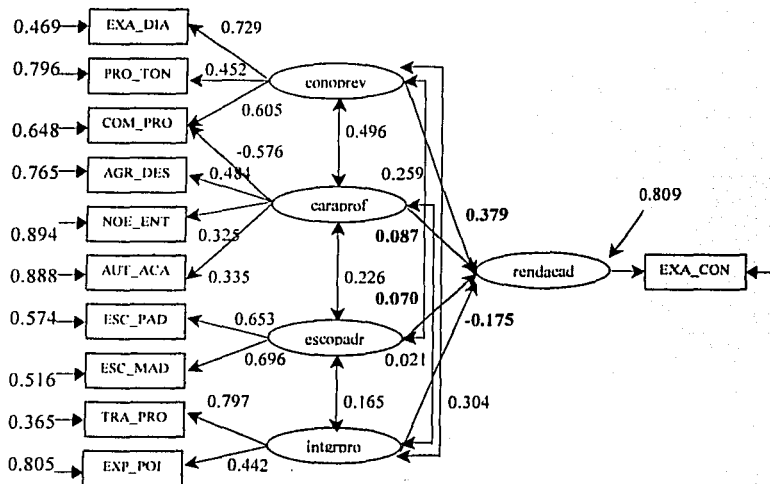


Figura 9 . Diagrama de senderos para el modelo del rendimiento académico.

Si observamos la significación de las estimaciones (valores t) de las variables latentes utilizadas como predictores del rendimiento académico mostradas en la

matriz **Gamma** del apartado **LISREL Estimates** ubicado en el Anexo F, tan solo los conocimientos previos (**conoprev**) resultan de gran importancia. Este hecho viene a corroborar la creencia de que en el aprendizaje de una nueva disciplina no se parte de cero sino de una serie de conocimientos relacionados con ésta adquiridos con anterioridad, lo que facilita la adquisición de nuevos conocimientos favoreciendo de alguna forma un rendimiento aceptable. Ahora bien, es importante recordar que dos de los indicadores de la variable latente **conoprev** están relacionados con la figura del profesor, **PRO_TON** (propicia trabajo o no propicia) y **COM_PRO** (comportamiento en clase con el profesor). Esto significa que el papel desempeñado por el docente sigue siendo de gran importancia en la adquisición de conocimientos sin olvidar que la conducta de los alumnos está apoyada en la “ley del mínimo esfuerzo” o en la “ley de menor resistencia”, esta es la razón que justifica la relación entre los indicadores mencionados.

Por otra parte, la correlación moderada entre conocimientos previos (**conoprev**) y carácter del profesor (**caraprof**) sugiere que esta última puede ser otro buen predictor del rendimiento académico, siempre y cuando esté cuantificada por otros indicadores que produzcan una fiabilidad aceptable. Si miramos hacia las estimaciones de fiabilidad y varianza de esta variable encontramos los valores más bajos, 0.478 y 0.197 respectivamente.

En cuanto a la variable latente escolaridad de las padres (**escopadr**) habría que preguntarse si existe la posibilidad de que tenga un efecto indirecto sobre el rendimiento académico a través de las variables latentes incluidas en el modelo o en alguna otra pues los indicadores para cuantificarla presentan una fiabilidad (0.625) y varianza extraída (0.455) aceptables.

La variable predictor interacción grupo-profesor (**intgrpro**) genera algunos conflictos en la interpretación del modelo pues en la relación que existe con el rendimiento académico (**rendacad**) el valor del parámetro involucrado es negativo.

Esto podría sugerir que a mayor interacción grupo-profesor menor rendimiento académico en las alumnas, o bien, a menor interacción mayor rendimiento, lo que pone en duda la dualidad enseñanza-aprendizaje. No obstante, la fiabilidad encontrada para esta variable (0.567) revela que otros indicadores son necesarios para cuantificarla adecuadamente.

4.6.2 Análisis del modelo

Como se decía en el capítulo 1, el estudio del rendimiento es tan amplio y complejo que las relaciones encontradas entre las diferentes variables contextuales y personales pueden ser no suficientes para dar una explicación definitiva. Sin embargo, representan un esfuerzo importante al momento de establecer pautas de explicación del rendimiento académico.

Por lo anterior, uno de los propósitos de esta investigación fue integrar los resultados de las diferentes investigaciones empíricas desarrolladas por diversos autores en busca de los determinantes del rendimiento académico de tal forma que configuren un modelo causal para explicarlo en una disciplina con menor importancia en comparación con la lengua y las matemáticas, como lo es la computación.

Si bien es cierto que la construcción de un modelo causal debe tener como apoyo una teoría que respalde las diferentes relaciones establecidas entre variables observadas y variables latentes, el modelo propuesto parece apropiado y sumamente valioso porque los valores de los indicadores de ajuste global cumplen los límites exigidos. No obstante, pueden existir otros modelos que utilicen las mismas variables observadas con una calidad de ajuste mejor a la del modelo propuesto.

Ahora bien, el optimismo proporcionado por los resultados anteriores hay que contrastarlo con el hecho de que tan solo el conocimiento previo de las alumnas

(conoprev) actúa como un buen predictor del rendimiento académico (rendacad), restándole importancia al carácter del profesor (caraprof) que de alguna forma determina la interacción entre éste y el grupo (intgrpro), tal vez como consecuencia de la fiabilidad de cada constructo o variable latente afectada por la validez de contenido de los instrumentos de medición utilizados en las variables observadas.

Por otra parte, en el desarrollo de esta investigación, se presentan bastantes limitaciones que pueden impedir la obtención de un modelo mejor ajustado a los datos o la definición de relaciones causales que permitan explicar el rendimiento académico desde otras perspectivas.

4.6.3 Limitaciones del modelo obtenido

Una de las primeras limitantes encontradas en el desarrollo de esta tesis se encuentra en la elaboración de instrumentos para recolectar datos pues su diseño debe apoyarse, siempre que sea posible, en la formulación de preguntas cuyas respuestas puedan medirse a través de escalas métricas. Esto con la finalidad de cumplir el requisito principal en la aplicación del análisis factorial: utilizar variables métricas. Además, cada instrumento de medición debe evaluarse en términos de fiabilidad, es decir, en qué grado la medición de las variables observadas mide al valor verdadero y está libre de error. Para cumplir este propósito puede utilizarse el coeficiente alfa de Cronbach que oscila entre 0 y 1 siendo 0.60 el menor valor aceptable. Estas consideraciones no fueron tomadas en cuenta pues por lo general las variables observadas presentan una escala de medición ordinal y ningún índice de fiabilidad fue calculado.

Como consecuencia de la limitación anterior, el cumplimiento del supuesto de normalidad en las variables observadas se logra en unas cuantas variables, lo que produce correlaciones pobres y escasas que disminuyen la interrelación en las

relaciones de las variables a través de factores reflejada en la evaluación de los indicadores de la adecuación en la aplicación del análisis factorial.

Otra de las limitaciones que enfrentamos fue la restricción impuesta por el programa LISREL 8.51 utilizado para estimar los parámetros causales del rendimiento académico, pues tan sólo permite trabajar con 12 variables observadas lo cual impidió formular un modelo con mayor de número de factores o constructos.

La formulación del modelo causal que explica el rendimiento académico de la muestra seleccionada tiene como punto de partida 42 variables seleccionadas a partir de las consideraciones teóricas hechas en el capítulo 1, para definir variables latentes o constructos mediante un análisis factorial exploratorio a través del programas SPSS.

Una vez definidas las variables latentes con los indicadores que resultaron de mayor importancia por las correlaciones presentadas, la aplicación de un análisis factorial confirmatorio mediante el programa LISREL 8.51 tuvo lugar para corroborar las relaciones encontradas en el modelo exploratorio de 11 variables observadas y 4 variables latentes. Este modelo sufrió algunas modificaciones que produjeron un mejor ajuste en relación a los indicadores de cada variable latente.

Bajo el supuesto de que las variables latentes encontradas actúan como predictores inmediatos de la variable latente rendimiento académico se construyó un modelo en donde tan sólo existen efectos directos. Este modelo indica que el mejor predictor o determinante que explica el rendimiento académico es el constructo conoprev (conocimientos previos) cuantificado por las variables observadas EXA_DIA (examen diagnóstico), PRO_TON (propicia trabajo o no propicia) y COM_PRO (comportamiento en clase con el profesor).

Finalmente, la evaluación del modelo muestra que es necesario utilizar más variables observables para cuantificar a las variables latentes, elegir indicadores más

adecuados para fortalecer a la variable latente caraprof (carácter del profesor) y formular supuestos que den lugar a relaciones entre variables latentes que afecten en forma indirecta al rendimiento académico, tal es el caso de la variable escopadr (escolaridad de los padres).

CONCLUSIONES

El desarrollo de esta investigación está sustentado por cuatro etapas: el estudio del concepto de rendimiento académico, sus tipos, medidas y determinantes establecidos a partir de diferentes investigaciones empíricas; la comprensión de un modelo causal que toma como punto de partida diferentes relaciones de causa-efecto que dan lugar a una serie de relaciones expresadas mediante ecuaciones; el análisis de algunas técnicas estadísticas multivariadas que permiten estimar los parámetros causales de un modelo causal y la construcción de un modelo causal que explique el rendimiento académico en una materia de computación en los bachilleratos técnicos de administración de empresas y secretariado bilingüe en la ECCC.

Con respecto al estudio del rendimiento académico concluyo que es un aspecto difícil de medir y que no todo está dicho pues existen diversas variables que pueden afectarlo desde las ambientales como pueden ser la familia y la escuela hasta las personales como la inteligencia, la motivación, el autoconcepto académico, etc., además de múltiples y complejas relaciones entre éstas. No obstante, puedo decir que el rendimiento académico se entiende como el nivel de conocimientos y destrezas escolares adquiridas por un estudiante a partir de sus aptitudes y de la actividad educativa del profesor, expresadas mediante algún procedimiento de evaluación sin olvidar que el resultado puede estar influenciado por la situación emocional del estudiante en ese momento.

En cuanto al modelo causal, la explicación de un fenómeno o situación dada viene expresada en términos de diferentes relaciones de causa-efecto definidas a partir de algunas hipótesis formuladas, de los resultados obtenidos en investigaciones empíricas o de teorías establecidas. Cada una de estas relaciones da lugar a diferentes ecuaciones en donde intervienen variables observadas o latentes y variables dependientes o independientes que producen diferentes parámetros causales. Para estimar estos parámetros se recurre a algunas técnicas estadísticas multivariadas.

Si en la explicación de un fenómeno se presenta una relación de dependencia en donde existen más de dos variables independientes observadas, todas ellas medidas en una escala métrica, puede aplicarse el análisis de regresión múltiple para determinar la importancia de cada una de las variables independientes en la explicación de la variable dependiente; si no se conocen las relaciones de dependencia y en su lugar se presentan múltiples variables intercorrelaciones, la aplicación del análisis factorial ayudará a definir variables latentes que agrupan a las variables observadas para tener una estructura que resume la información de todas esas variables. Ahora bien, si se conocen los conceptos hipotéticos medidos a través de diferentes indicadores que explican una situación y se formulan las diferentes relaciones que existen entre éstos expresadas en un diagrama de senderos puede utilizarse el modelo de ecuaciones estructurales para determinar hasta que punto estas relaciones son apoyadas por los datos de una muestra expresados en una matriz de correlación o covarianza.

Las herramientas mencionadas en el párrafo anterior forman parte de las técnicas estadísticas multivariantes o multivariadas porque analizan relaciones en donde existen más de dos variables, todas ellas tienen como punto de partida la aplicación de un diseño de experimento para recoger datos, la codificación de los datos recogidos y la verificación de los supuestos de normalidad, homocedasticidad y linealidad. Todos estos elementos fueron considerados en la construcción del modelo causal del rendimiento académico, no obstante es preciso establecer algunas observaciones pues a algunos aspectos de esos elementos se les restó importancia, como fue el caso de la escala de medida utilizada en cada pregunta, la fiabilidad y validez del instrumento:

- La elaboración de cada instrumento para recoger datos debe descansar en la elección de la escala de medida apropiada para representar la respuesta de cada una de las preguntas o formulaciones presentadas.

- Cada instrumento de medida debe producir un coeficiente de fiabilidad que expresa la coherencia en la forma que se están midiendo las variables seleccionadas. Para obtener este coeficiente puede utilizarse el alfa de Cronbach.
- Para cada instrumento de medida debe determinarse su validez, es decir, en qué grado representa a los conceptos estudiados sin errores sistemáticos o no aleatorios.
- En la codificación de los datos recogidos deben corregirse los espacios vacíos producidos por las preguntas que se resisten a responder los encuestados para evitar la eliminación de la variable o la disminución del tamaño de muestra. Para esto, puede utilizarse la media de la variable analizada o una constante.
- La verificación del supuesto de normalidad en cada una de las variables asegura la validez de los tests estadísticos utilizados, por ejemplo en la prueba de hipótesis de la existencia o no de correlación entre dos variables, además implica igual dispersión de la varianza.

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Por otra parte, la construcción del modelo del rendimiento encierra una serie de dificultades que encuentran su causa en el diseño de los instrumentos para la recogida de datos, pues para obtener la pauta de las relaciones causales entre las 42 variables seleccionadas se fuerza la aplicación del análisis factorial debido a la escala no métrica que tenían la mayoría de las variables analizadas, además las variables no estaban tal altamente correlacionadas como se hubiera deseado, sin embargo los coeficientes de los indicadores del análisis factorial no impiden su aplicación.

La otra dificultad se encuentra en el proceso de reducción de las 42 variables seleccionadas pues el conjunto reducido de variables que cumpla todos los requerimientos del análisis factorial debía estar integrado por cuando mucho 12 variables, el número máximo de variables observadas permitido por LISREL 8.51 en la versión de estudiante.

A pesar de estas limitaciones, el modelo del rendimiento académico representa un esfuerzo importante en la búsqueda de las diferentes relaciones que existen entre las variables del ambiente y personales para explicarlo. Así, resulta sobresaliente la consideración de la variable latente conocimientos previos medida a través de un examen diagnóstico, del comportamiento de las alumnas con el profesor y del trabajo propiciado por el profesor como uno de los factores que afectan directamente el rendimiento académico. No obstante, se le resta importancia a la variable latente carácter del profesor pues aunque correlaciona significativamente con los conocimientos previos no predice como se hubiera deseado el rendimiento, quizá porque los indicadores que la miden no son los adecuados o tal vez porque actúe como determinante del autoconcepto académico, uno de sus indicadores. Lo mismo sucede con la variable latente interacción grupo-profesor.

Luego de las observaciones hechas más arriba surge la pregunta ¿qué podemos hacer para obtener un modelo causal que explique el rendimiento académico que considere los factores ambientales y personales de tal forma que las variables latentes creadas a partir de un análisis factorial actúen como verdaderos determinantes del rendimiento? La experiencia adquirida en el desarrollo de esta tesis me dice que han de crearse preguntas que tengan respuestas con escala de medida métrica, integrar en cada instrumento variables que se supone deben estar altamente correlacionadas y evaluar la fiabilidad del instrumento. Sin embargo, la consideración más importante es partir de un modelo causal ya formulado que dicte la forma en que se recogerán los datos y la técnica estadística que se utilizará para estimar sus parámetros causales, pues el análisis causal no es un método para descubrir causas sino un medio para validar los modelos causales elaborados por el investigador en base a una teoría o hipótesis empírica.

Con el desarrollo de esta investigación pude corroborar que la aplicación de las diferentes técnicas estadísticas es de gran utilidad en la explicación de diversas situaciones de la vida cotidiana, que si bien imaginé, no pensé que pudiera plasmar en

todas estas líneas. Sin duda alguna, los conocimientos adquiridos como egresado en matemáticas aplicadas y computación me permiten incursionar en diversos sectores de la investigación e interactuar con especialistas de diferentes disciplinas para que mediante la creación de modelos matemáticos encuentre la solución a los problemas que pueden aquejar a la sociedad en que vivo.

Sin embargo, falta mucho por hacer, pues aunque apliqué métodos estadísticos multivariantes en la explicación del rendimiento académico –herramientas poco explotadas debido a la dificultad que presentaba la estimación de parámetros en relaciones funcionales de doble dependencia como consecuencia de la falta de programas estadísticos que facilitaran los cálculos–, los resultados obtenidos no me dejan del todo satisfecho ya que como docente me interesa conocer los diferentes factores y las relaciones que existen entre éstos para saber en que forma afectan el rendimiento académico de mis alumnos y crear en la medida de lo posible un ambiente escolar –que es el que puedo modificar, en cierta forma– para favorecer su aprovechamiento.

BIBLIOGRAFÍA

Libros

1. Bisquerra Alzina, R. (1989). **Introducción conceptual al análisis multivariado. Un enfoque informático con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD.** Vol I y II. Barcelona: Promociones y publicaciones universitarias. Primera edición.
2. Canavos, George C. (1994). **Probabilidad y estadística. Aplicaciones y métodos.** México: Mc Graw Hill.
3. Fadiman, James y Robert Frager (1979). **Teorías de la personalidad.** México: Harla.
4. Fernández Díaz, María José., et al. (1990). **Resolución de problemas de estadística aplicada a las ciencias sociales (Guía práctica para profesores y alumnos).** España: Síntesis.
5. Hair, J., et al. (1999). **Análisis multivariante.** México: Prentice Hall. Quinta edición.
6. Hoffman, Kenneth y Ray Kunze (1991). **Álgebra lineal.** México: Prentice Hall.
7. Intriligator, Michael D. (1978). **Econometric models, techniques, and applications.** New Jersey: Prentice Hall.
8. Jöreskog, Karl G. y Dag Sörbom (1993). **Lisrel 8: Structural Equation Modeling with the Simplis Command Language.** U.S.A.: Lawrence Erlbaum Associates, Inc., Publishers.
9. Kleinbaum, David G. (1988) **Applied regression analysis and other multivariate methods.** USA: PWS-KENT.
10. Loehlin, John C. (1992). **Latent Variable Models. An Introduction to Factor, Path, and Structural Analysis.** U.S.A.: Lawrence Erlbaum Associates, Inc., Publishers. Segunda edición.
11. Martínez Arias, R. (1995). **Psicometría. Teoría de los tests psicológicos y educativos.** España: Síntesis.

12. Navales Cinca, Alfonso. (1997). **Estadística y econometría**. España: Mc Graw Hill
13. Nunnally, Jum C. e Ira H. Bernstein. (1995). **Teoría psicométrica**. México: Mc Graw Hill. Segunda edición.
14. Papalia, Diane E. (1990). **Psicología del desarrollo**. México: Mc Graw Hill, Segunda edición.
15. Tamayo y Tamayo, Mario. (1998). **El proceso de la investigación científica**. México: Limusa. Tercera edición.
16. Tena Suck, Antonio y Rodolfo Rivas Torres. (1995). **Manual de investigación documental. Elaboración de tesinas**. México: Universidad Iberoamericana.

Revistas o folletos

17. Medrano Díez, Juan. (1992). **Métodos de análisis causal**. España: Centro de investigaciones sociológicas.
18. Page, M., et al. (1990). **Hacia un modelo causal del rendimiento académico**. Madrid: Centro de publicaciones.

Artículos

19. *Factor Analysis Using Sas Proc Factor*. (2000).
<http://www.utexas.edu/cc/docs/stat53.html>
20. *La percepción pública de la ciencia y la tecnología en México*. (2001).
<http://www.rieyt.edu.ar/uruetadoc.pdf>
21. Oliver, A., J. M. Tomás., P. M. Hontangas., A. Cheyne y S. J. Cox. (1999). *Efectos del error de medida aleatorio en modelos de ecuaciones estructurales con y sin variables latentes*. *Psicología*. 20, 41-55.
22. *Path Análisis*. (2001).
<http://pearson-research.com/espanol/path-analysis.html>

Tesis

23. Cervantes González, Erika (2000). **Análisis factorial exploratorio: método de componentes principales para la extracción de factores. Valoración de un examen diagnóstico de conocimientos matemáticos.** UNAM: ENEP ACATLAN.
24. Romero Hernández, María del Socorro (2001). **Aplicación del modelo de ecuaciones estructurales: Rehabilitación del usuario de cocaína.** CIJ, 1999. UNAM: ENEP ACATLAN.

ANEXO A

INSTRUMENTOS DE MEDICIÓN

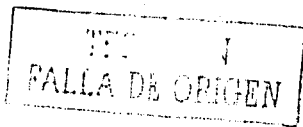
A partir de los siguientes instrumentos de medición se recoge información para cuantificar los determinantes contextuales, personales y las variables del rendimiento académico utilizadas en esta investigación.

Cuestionarios

- *Cuestionario de Hoja de datos generales.* Elaborado por el profesor Juan F. Ramírez M. a partir de la encuesta socioeconómica que aplica el CENEVAL (Centro Nacional de Evaluación para la Educación Superior) en el concurso de selección al nivel medio superior y de los cuestionarios socioeconómicos administrados en el CEBTIS (Centro de Bachillerato Tecnológico Industrial y de Servicios) 160. Las variables extraídas de este cuestionario para formar parte del modelo propuesto son:

- X_1 *Escolaridad de la madre*
- X_2 *Escolaridad del padre*
- X_3 *Ocupación de la madre*
- X_4 *Ocupación del padre*
- X_5 *Número de hermanos*
- X_6 *Lugar que ocupas entre tus hermanos*
- X_7 *Estado civil de la alumna*
- X_8 *Trabaja además de estudiar*
- X_9 *Estado civil de los padres*
- X_{10} *Personas con las que vive la alumna*
- X_{11} *Lugar de estudio*
- X_{12} *Formas de estudio*

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN



5. ¿Cuál es tu estado civil? ()
- A. Casada D. Viuda
 B. Divorciada E. Separada
 C. Unión libre F. Soltera
6. Actualmente, ¿con quién vives? ()
- A. Con mi padre y madre D. Con mis tíos o abuelos
 B. Con mi madre E. Con mi pareja
 C. Con mi padre F. Sólo, ¿por qué? _____
7. Generalmente, ¿qué lugar de tu casa utilizas para estudiar? ()
- A. Cocina D. Recamara
 B. Comedor E. Patio o jardín
 C. Sala F. Cuarto de estudio o biblioteca
8. Generalmente, ¿cómo prefieres estudiar? ()
- A. Con el radio o televisión encendida
 B. Con los walkman o discman puestos
 C. Con silencio en casa
9. Indica el nivel de estudios de tus padres, elige sólo una opción por cada uno de ellos.

ESCOLARIDAD	MADRE	PADRE
No sabe leer ni escribir		
Primaria		
Capacitación técnica (posterior a primaria)		
Secundaria		
Capacitación técnica (posterior a secundaria)		
Profesional técnico		
Bachillerato o preparatoria o vocacional		
Normal (no licenciatura)		
Licenciatura (incluye "normal licenciatura")		
Posgrado		

10. Indica la ocupación de tus padres, elige sólo una opción por cada uno de ellos.

OCUPACIÓN	MADRE	PADRE
Labores de hogar		
Jubilado o pensionado		
Agricultor, campesino, jornalero y similares		
Ganadero y/o empresario agrícola		
Vendedor sin establecimiento fijo o ambulante		
Comerciante en pequeña escala (dueño de tienda, puesto de mercado, etc.)		
Obrero		
Empleado técnico (secretaria, auxiliar de contabilidad, técnico en computación, enfermera, etc.)		

**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

Instrumentos de medición

- D. Universidad Autónoma Metropolitana
- E. Universidad Nacional Autónoma de México
- F. Universidad Pedagógica Nacional
- G. Universidad Particular, ¿cuál? _____
- H. Universidad Pública Estatal
- I. Universidad Tecnológica, ¿cuál? _____
- J. Otra, ¿Cuál? _____
- K. A ninguna

18. ¿Cuáles son los estudios que desearías terminar? (Sólo alumnos de bachillerato) ()

- A. Carrera universitaria de 3 años
- B. Carrera universitaria de 5-6 años
- C. Maestría
- D. Doctorado

19. ¿Qué te gustaría estudiar después de terminar tu carrera comercial? (Sólo alumnos de Comercio) ()

- A. Bachillerato general o preparatoria
- B. Bachillerato tecnológico
- C. Otra carrera técnica
- D. Nada

20. ¿En cuántos años terminaste la secundaria? ()

- A. Menos de 3 años
- B. 3 años
- C. Más de 3 años

21. ¿Cuál fue tu promedio general al terminar la secundaria? ()

- A. 6
- B. 7
- C. 8
- D. 9
- E. 10

22. ¿Qué calificación obtuviste en Mecanografía en la primera evaluación? ()

- A. 6
- B. 7
- C. 8
- D. 9
- E. 10

23. ¿Qué calificación obtuviste en Taller de lectura y redacción? ()

- A. 6
- B. 7
- C. 8
- D. 9
- E. 10

- *Cuestionario Encuesta de opinión.* Elaborado por este investigador a partir de un instrumento de evaluación aplicado a los instructores que laboran en el CC de la ECCC y del cuestionario diseñado por la profesora Beatriz Clavel. Con éste se miden las variables contextuales escolares y la variable personal autoconcepto académico a través de 73 ítems en donde cada variable escolar es medida por un número variable de ellos.

Las variables escolares consideradas en el modelo propuesto con sus respectivos indicadores mostrados entre paréntesis son:

- X₁₄ Sabe nada – Sabe mucho (1-3)*
- X₁₅ Autoritario – Tolerante (4-6)*
- X₁₆ Injusto – Justo (7-9)*
- X₁₇ Confuso – Claro (10-12)*
- X₁₈ Agradable – Desagradable (13-15)*
- X₁₉ Indiferente – Afectuoso (16-18)*
- X₂₀ Débil – Fuerte (19-20)*
- X₂₁ Torpe – Hábil (21-23)*
- X₂₂ Sencillo – Complejo (24-26)*
- X₂₃ Aburrido – Interesante (27-29)*
- X₂₄ No entusiasta – Entusiasta (30-32)*
- X₂₅ Impuntual – Puntual (33)*
- X₂₆ Ocioso – Trabajador (34-36)*
- X₂₇ Desordenado – Ordenado (37-39)*
- X₂₈ Atención – Desatención (40-42)*
- X₂₉ Exposición parcial – Imparcial (43-44)*
- X₃₀ Ayuda – No ayuda (45-46)*
- X₃₁ Propicia trabajo – No propicia (47-48)*
- X₃₂ Trato recibido por el profesor (49-52)*
- X₃₃ Comportamiento en clase con el profesor (53-62)*
- X₃₄ Comportamiento con las compañeras (63-68)*
- X₃₅ Expectativas del profesor (69-70)*

TESIS CON
FALTA DE ORIGEN

La variable *X₃₇ Autoconcepto académico* se mide a través de los ítems 71 a 73.

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

**ESCUELA COMERCIAL CÁMARA DE COMERCIO
ENCUESTA DE OPINIÓN**

Nombre _____ Grupo _____

IMPORTANTE. Por favor llena con veracidad este cuestionario. La información que proporciones será manejada en forma confidencial y únicamente con fines de investigación educativa. Su contenido no tiene efecto alguno sobre el resultado de tu evaluación continua.

INSTRUCCIONES: Lee con detenimiento cada afirmación para que decidas cuál es la situación que mejor describe el perfil profesional del profesor, su actuación en el aula y las relaciones interpersonales que se presentan, en base a la siguiente escala.

No.	Significado
1	Nunca
2	Rara vez
3	Algunas veces
4	Con mucha frecuencia
5	Siempre

Las preguntas 1 a 52 se refieren al profesor, las restantes a la alumna.

	Escala	1	2	3	4	5
1. Domina todos los temas del curso						
2. Es efectivo para concluir temas y no es redundante						
3. Responde correctamente todas las preguntas de las alumnas						
4. Es paciente con la falta de conocimientos de las alumnas y la trata como substanciales oportunidades de mejora						
5. Está disponible para responder dudas y aclarar conceptos						
6. Acepta cualquier sugerencia en la evaluación y exposición de la clase						
7. Es objetivo e imparcial en las evaluaciones						
8. Justifica el incumplimiento en la entrega de trabajos cuando la alumna expone los motivos que lo obligaron a fallar, dando otra oportunidad						
9. Reconoce el esfuerzo de las alumnas menos talentosas en la presentación de trabajos de evaluación						
10. Todas sus explicaciones son lógicas y coherentes						
11. Sustenta las explicaciones teóricas con bases prácticas						
12. Define todos los términos no familiares para las alumnas						

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Instrumentos de medición

Escala	1	2	3	4	5
13. Es amigable, cordial y atento. Es agradable asistir a sus sesiones					
14. Es respetuoso en todo momento					
15. Otorga retroalimentación precisa a lo cuestionado					
16. Valora la participación de cada una de las alumnas					
17. Propicia la participación constante de las alumnas					
18. Tiene aptitudes para tratar con las alumnas, se gana su respeto y confianza					
19. Mantiene el orden del grupo en todo momento					
20. Se deja convencer por la alumna en la corrección de calificaciones cuando ésta no tiene la razón					
21. La rapidez de enseñanza y sus resultados son adecuados					
22. Sus explicaciones son concisas y efectivas. No emplea más tiempo del necesario					
23. Tiene facilidad de expresión					
24. Las tareas son tan difíciles que únicamente las alumnas destacadas pueden hacerlas					
25. El profesor prepara materiales, guías, referencias documentales, etc, que facilitan la realización del trabajo extra clase					
26. Con frecuencia presenta el profesor problemas de manera que las alumnas no pueden visualizar las estrategias de solución apropiadas					
27. Sus dinámicas de grupo y sus ejercicios son interesantes y divertidos					
28. Emplea una gran variedad de estructuras mentales para explicar las cosas: historias, cuentos, analogías, ejemplos, estudios de casos, diagramas, gráficas					
29. Relaciona conceptos interesantes de otras disciplinas					
30. Gesticula y mueve las manos mientras habla en clase					
31. Mira al grupo mientras habla					
32. Sonríe al grupo como un todo y mientras habla mantiene una posición relajada					
33. Es puntual para dar comienzo y término a las sesiones					
34. Se sienta sobre la mesa mientras da la clase					
35. Se mueve alrededor del salón mientras habla					
36. Regresa las tareas y ejercicios con sugerencias específicas para que las alumnas mejoren					
37. Prepara una revisión completa de conceptos y conocimientos previos a la lección					
38. Describe en forma organizada el esquema de aprendizaje					

**TESIS CON
 FALLA DE OPORTUNIDAD**

Instrumentos de medición

Escala	1	2	3	4	5
39. Establece claramente los objetivos de cada tema y sesión					
40. Atiende a las alumnas más o menos inteligentes ignorando a las demás					
41. Es mayor la atención para las alumnas más o menos estudiosas					
42. La atención es igual para todas las alumnas					
43. Explica la clase a grupos pequeños mientras las demás alumnas trabajan					
44. Explica la clase a todas las alumnas					
45. Ayuda a una alumna con dificultades en el trabajo					
46. Permite que las alumnas más adelantadas ayuden a las alumnas rezagadas					
47. Propicia trabajo individual en tareas elegidas libremente					
48. Fomenta el trabajo en pequeños grupos					
49. Se dirige a las alumnas por su nombre y con respeto en todo momento					
50. Te trata peor que a las demás alumnas					
51. Trata a todas las alumnas por igual					
52. Estimula con puntos extra a las alumnas que tienen un alto desempeño en la clase o a las que presentan excelentes trabajos en cuanto a contenido y presentación					
53. Me dirijo al profesor con respeto y amabilidad					
54. Espero pacientemente en mi lugar hasta que toca el turno en que el profesor revise mi trabajo					
55. Aun conciente de mi incumplimiento en la forma de la entrega de trabajos invento las excusas más creativas para engañarlo y pedir otra oportunidad					
56. Platico con mis compañeras mientras el profesor expone la clase					
57. Le exijo al profesor que revise mi trabajo sabiendo que en este momento no puede atenderme porque está revisando el trabajo de mis compañeras					
58. Llego puntual a las sesiones y cumplo con lo que pide el profesor					
59. La actitud responsable del grupo motiva al profesor a ser puntual para iniciar la clase y a desempeñar su labor docente con interés y entusiasmo					
60. Modifico en forma hábil la calificación de los reactivos de un examen y pido que el profesor corrija la calificación de mi examen					
61. A pesar de la llamada de atención del profesor por mi indisciplina continuo con la misma actitud pues disfruto sacándolo de sus casillas					

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Instrumentos de medición

Escala	1	2	3	4	5
62. La actitud negativa de algunas alumnas en el grupo obliga al profesor a ser estricto en las relaciones con todo el grupo					
63. Ayudo a mis compañeras en apuros					
64. En esta materia todas nos ayudamos para obtener las mejores notas					
65. A menudo competimos para ver quien puede sobresalir más					
66. No me llevo bien con algunas de mis compañeras					
67. Encuentro en los errores de mis compañeras o en su apariencia física la mejor oportunidad para burlarme de ellas					
68. Presumo las buenas notas obtenidas con mis compañeras de desempeño académico suficiente o mínimo					
69. El progreso excepcional de un alumno es el resultado de las altas expectativas del profesor					
70. Los estudiantes están mejor motivados en la escuela cuando atribuyen sus éxitos y fracasos al alto nivel de exigencia del profesor					
71. Alcanzas las metas propuestas al inicio de un curso, tales como una buena calificación o un excelente promedio al presentarse las evaluaciones parciales					
72. Empleas un gran esfuerzo para asimilar el contenido de una materia					

	Suficiente	Regular	Bueno	M. bueno	Excelente
73. ¿Cómo consideras tu desempeño académico?					

Exámenes estructurados

- *Examen diagnóstico.* Elaborado por el profesor Juan F. Ramírez M. a partir de dos supuestos: primero, el conocimiento del funcionamiento de una máquina de escribir mecánica favorece el aprendizaje de un procesador de palabras; segundo, el dominio de los diferentes elementos que conforman un texto permite asegurar que el lenguaje técnico utilizado en la enseñanza del procesador de palabras es comprendido por los alumnos. Con este examen se pretende explorar los conocimientos en computación adquiridos por los alumnos en cursos anteriores

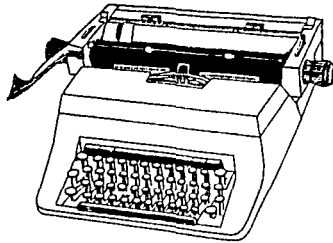
que les permitirán utilizar un procesador de palabras en forma óptima. La variable medida es *Y*, *Examen diagnóstico*.

ESCUELA COMERCIAL CÁMARA DE COMERCIO
EXAMEN DE COMPUTACIÓN I

- I. INSTRUCCIONES: Observa el dibujo y relaciona las columnas escribiendo en el paréntesis de la izquierda el número que corresponda.

1.75 puntos (0.25 c/u)

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN



- | | |
|---|---|
| <input type="checkbox"/> Para insertar una hoja en la máquina de escribir utilizas | 1. Los tipos marginales |
| <input type="checkbox"/> Después de insertar una hoja fijas los márgenes izquierdo y derecho a través de | 2. Tecla de retroceso |
| <input type="checkbox"/> Cuando una tecla presenta dos signos, superior e inferior, para obtener el signo superior se utiliza | 3. La perilla del cilindro de impresión |
| <input type="checkbox"/> Para separar palabras en un mismo renglón se utiliza | 4. Tecla de mayúsculas |
| <input type="checkbox"/> Para regresar el carro de la máquina de escribir un espacio, en un renglón, utilizas | 5. Palanca para soltar el carro |
| <input type="checkbox"/> Para cambiar al siguiente renglón el carro de la máquina de escribir se utiliza | 6. Palanca de interlineación |
| <input type="checkbox"/> Para llevar el carro de la máquina de escribir al final de un renglón en forma violenta se utiliza | 7. Barra espaciadora |
| | 8. Tecla de tabulación |

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

II. INSTRUCCIONES: Identifica los elementos de formato del siguiente texto, anotando en el paréntesis de la izquierda el número que corresponda de acuerdo a lo señalado en el texto.

1.5 puntos (0.25 c/u)

[2] → ¡SILENCIO NIÑOS!

La Momia se puso los anteojos y empezó a pasar lista:

() Sangría de primer renglón [1] ¡Drúcula!, ¡Frankestein!, ¡Garrumunda! ... Por fin, todos estuvieron listos para empezar la clase. Hoy vamos a aprender a atravesar paredes. - dijo la maestra-, es una clase práctica. Uno a uno fueron ejercitándose, hasta que le tocó el turno a Frankestein. [3]

() Interlineado

() Alineación izquierda

() Alineación justificada [6] Lo llamó al frente. Se ajustó el cinturón, se llenó los pulmones de aire para hacerse más esponjoso y avanzó decidido hacia la pared.

() Salto de línea

() Título [5] Años después, ya jubilada, la Momia recordó aquel día.

() Subtítulo [4] La cabeza sonó como una caja llena de tuercas lanzada contra una escollera, pero él ni pestañeó. Estaba decidido a avanzar. Tenía amor propio y no lo iba a detener una pared. Le demostraría a su maestra lo bueno que era para esas cosas. Arremetió contra la pared que daba al patio con el ímpetu de un tren carguero, siguió atravesando paredes y cuando atravesó la última, el edificio, viejo y ruinoso se vino a bajo. Todos miraban alborotados el radiante cataclismo. La momia corrió a rescatarlo de los escombros. Estaba averiado pero contento. No era lo bastante transparente, poroso y aéreo como para atravesar paredes, pero en cambio, era un as para los derrumbes.

III. INSTRUCCIONES: Lee detenidamente cada proposición y escribe en la línea la letra V (verdadero) o la letra F (falso) según corresponda.

3 puntos (0.25 c/u)

1. El final de un párrafo se identifica por el signo “,” _____
2. Una forma de activar o desactivar alguna barra de herramientas es siguiendo la ruta Archivo | Barras de herramientas | clic o enter en la barra deseada _____
3. Las teclas Alt y Ctrl se utilizan en combinación con otras teclas para facilitar la ejecución de un proceso _____
4. Para acentuar una palabra desactivas el modo de mayúsculas, pulsas la tecla del acento y a continuación la vocal _____

5. El proceso de arranque de una computadora reconoce el hardware instalado y carga un sistema operativo en la memoria central _____
6. Si deseas obtener el signo ':' (dos puntos y a parte) desactivas el modo de mayúsculas y oprimes la tecla respectiva _____
7. La capacidad de almacenamiento de un disco de 3½" se observa en la parte superior del mismo por medio de dos iniciales _____
8. Para ajustar la longitud de los renglones de un párrafo (justificar) respecto al margen derecho utilizas la división silábica para indicar que una palabra escrita al final de un renglón continua en el siguiente _____
9. Si la máquina de escribir no proporciona una tecla de tabulación, las sangrías de primera línea en un párrafo se pueden crear con la barra espaciadora _____
10. Una forma de corregir errores es regresando el carro de la máquina de escribir con la barra espaciadora y aplicando corrector _____
11. La sección de la línea de estado Pág. 1 Sec. 1 1/3 quiere decir que el documento activo tiene 3 páginas y que el cursor se encuentra en la página 2 _____
12. El regulador de interlínea colocado cerca de la palanca de interlineación se utiliza para ajustar la separación entre renglón y renglón en un párrafo _____

IV. **INSTRUCCIONES:** Analiza cada cuestión y anota en el paréntesis la letra de la respuesta que mejor complete a cada proposición.

1.25 puntos (0.25 c/u)

1. Elemento de Windows que se puede utilizar para abrir programas, configurar el equipo y apagar el sistema ()
a) Barra de tareas b) Escritorio c) Menú Inicio d) Barras de herramientas
2. Comando que se utiliza para poder ver en pantalla un documento que se encuentra almacenado en un disquete ()
a) Vista preliminar b) Abrir c) Enviar a d) Propiedades
3. Menú que se utiliza para abrir, guardar, imprimir o cerrar documentos ()
a) Ventana b) Archivo c) Insertar d) Tabla
4. Teclas utilizadas para cancelar el modo de selección de un documento ()
a) Esc y T. de dirección b) Shift y T. de dirección
c) Ctrl + N d) F8 y T. de dirección

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN



TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Instrumentos de medición

5. Comando utilizado para elegir el tipo, tamaño, estilo, color y efectos que puede tener una palabra seleccionada en Word ()
- a) Cambiar mayúsculas y minúsculas b) Tabulaciones c) Letra capital d) Fuente

- V. **INSTRUCCIONES:** Relaciona las columnas escribiendo en el paréntesis de la derecha el número que corresponda.

1.25 puntos (0.25 c/u)

- | | |
|-------------------------------------|---|
| 1. Barra de herramientas | () Barra utilizada para recorrer las diferentes páginas de un documento mediante los botones  y  |
| 2. Barra de desplazamiento vertical | () Conjunto de programas que se utilizan para realizar tareas específicas como la redacción de un texto, el registro de trabajadores o la solución de ecuaciones algebraicas |
| 3. Sistemas operativos | () Botón del ratón que despliega diferentes menús contextuales en Word dependiendo del lugar en donde se oprima |
| 4. Cortar y pegar | () Barra que presenta los comandos de mayor utilidad de Word a través de una serie de botones |
| 5. Programas de aplicación | () La reubicación de un párrafo seleccionado se obtiene al aplicar los comandos |
| 6. Copiar y pegar | |
| 7. Primario | |
| 8. Secundario | |

- VI. **INSTRUCCIONES:** Lee el siguiente texto y después responde las siguientes preguntas.

1.25 puntos

Videocámaras

Recomendaciones de uso

Ponga a cargar la batería del equipo durante el tiempo que especifique el fabricante para asegurar una óptima recarga.

Limpie el polvo del objetivo con un cepillo suave y elimine las huellas dactilares con un paño suave, y limpie el cuerpo de la videocámara con un paño suave y seco. No emplee disolventes porque podría dañar los acabados de su equipo.

Con la finalidad de prevenir un cortocircuito nunca permita que objetos metálicos, como un collar, entren en contacto con la batería.

**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

Instrumentos de medición

Si planea grabar durante periodos largos y continuos es conveniente llevar una pila extra o grabar cerca de un tomacorriente para emplear el cargador de baterías.

1. Escribe todos los pasos que debes seguir para dar formato a un disco de 3½" de alta densidad por medio de las herramientas Mi PC y MSDOS.

0.5 puntos

2. ¿Cuáles son los pasos a seguir para que el texto señalado tenga fuente Arial de 10 puntos?

0.25 puntos

3. ¿Cómo logras que la palabra Videocámaras tenga tamaño de fuente de 14 puntos con efecto de texto fila de hormigas negras?

0.25 puntos

4. Sin volver a escribir la palabra Videocámaras, indica las instrucciones a seguir para que cambies a mayúsculas toda la palabra.

0.25 puntos

- *Examen de conocimientos.* Este examen fue construido por el profesor Juan F. Ramirez M. Intenta medir el aprendizaje adquirido en los grupos considerados en este estudio después de dos meses de iniciado el curso. El examen se aplica en la modalidades teórica y práctica, de tal forma que los valores de la variable Y_j

Examen de conocimientos equivalen al promedio de las calificaciones de las dos modalidades.

ESCUELA COMERCIAL CÁMARA DE COMERCIO
EXAMEN DE COMPUTACIÓN I

- I. INSTRUCCIONES: Lee detenidamente cada proposición y escribe en la línea V (verdadero) o F (falso) según corresponda. 3 puntos (0.2 c/u)
1. El proceso de arranque de una computadora reconoce el hardware instalado y carga un sistema operativo en la memoria central _____
 2. Para Cerrar el sistema ejecutas la opción Apagar el sistema del menú Inicio y en las opciones presentadas eliges Reiniciar _____
 3. La capacidad de almacenamiento de un disco de 3 ½" se observa en la parte superior del mismo por medio de dos iniciales _____
 4. El teclado de la máquina de escribir mecánica contiene las teclas Esc, Ctrl, Alt y TAB _____
 5. Las teclas Alt y Ctrl se utilizan en combinación con otras teclas para facilitar la ejecución de un proceso _____
 6. La ruta a seguir para entrar a Word utilizando teclado o ratón es Inicio | Programas | Microsoft Word _____
 7. Una forma de salir de Word con el teclado, cuando tan solo se está trabajando con un documento, es oprimiendo las teclas Alt y F4 al mismo tiempo _____
 8. Las características que puede tener la letra utilizada para escribir un documento son tipo, tamaño, estilo, color y efectos _____
 9. Para activar la línea de menús con el teclado puedes utilizar las teclas Alt o F10 _____
 10. Una forma de activar o desactivar alguna barra de herramientas es siguiendo la ruta Archivo | Barras de herramientas | clic o enter en la barra deseada _____
 11. La regla vertical se muestra en la pantalla de Word cuando en el menú Ver el comando Regla aparece con una palomita y el área de trabajo se encuentra en el modo de esquema _____

**TESIS CON
FALLA DE ORIGEN**

- 12. La sección de la línea de estado Pág. 1 Sec. 1 1/3 quiere decir que el documento activo tiene 3 páginas y que el cursor se encuentra en la página 2 _____
- 13. La sección de la línea de estado A 2 cm Lín. 1 Col. 1 indica que el cursor se encuentra en la línea 1 columna 1 a 2 cm del margen superior _____
- 14. Las diferentes vistas del área de trabajo de Word son Normal, Diseño de Impresión, Esquema y Diseño Web _____
- 15. La selección en un documento se puede utilizar para borrar o dar formato a lo seleccionado _____

3 puntos (0.2 c/u)

II. INSTRUCCIONES: Anota en el paréntesis la letra de la respuesta que complete correctamente a cada cuestión.

- 1. Elemento gráfico que forma parte de Windows y que puede representar un programa, carpeta o archivo ()
a) Escritorio b) Ventana c) Icono d) Menú Inicio
- 2. Elemento que forma parte de Windows y que se utiliza para desplazarse por el equipo, además una de sus partes llamada zona de configuración muestra un reloj ()
a) Menú Inicio b) Barra de tareas c) Lista de tareas d) Ratón
- 3. Elemento de Windows que se puede utilizar para abrir programas, configurar el equipo y apagar el sistema ()
a) Barra de tareas b) Escritorio c) Menú Inicio d) Barras de herramientas
- 4. Nombre específico de la ventana a la que nos conduce la ejecución de un comando de la línea de menús ()
a) Mi PC b) Cuadro de diálogo c) Escritorio d) Word
- 5. Teclado de la computadora que es similar al teclado de una máquina de escribir mecánica ()
a) T. de funciones b) T. alfanumérico c) T. numérico d) Teclas para el cursor
- 6. Comando que se utiliza para indicarle a Word que nos proporcione una hoja en blanco para empezar a escribir un documento ()
a) Abrir b) Cerrar c) Nuevo d) Salir
- 7. Comando utilizado para almacenar por primera vez un documento en el disco de 3 1/2" ()
a) Guardar b) Configurar página c) Imprimir d) Guardar como

TESIS CON FALLA DE ORIGEN



Instrumentos de medición

8. Comando que se utiliza para poder ver en pantalla un documento que se encuentra almacenado en un disquete ()
a) Vista preliminar b) Abrir c) Enviar a d) Propiedades
9. Menú que se utiliza para abrir, guardar, imprimir o cerrar documentos ()
a) Ventana b) Archivo c) Insertar d) Tabla
10. Menú utilizado para acercar o alejar el área de trabajo de Word y activar o desactivar la regla horizontal y vertical ()
a) Ver b) Insertar c) Herramientas d) Imprimir
11. Menú que se utiliza para personalizar las barras de herramientas de modo que se puedan observar sugerencias y teclas de método abreviado en sus elementos ()
a) Edición b) Ayuda c) Ver d) Herramientas
12. Menú que puede utilizarse para deshacer un formato no deseado, reubicar o reproducir partes de un documento ()
a) Formato b) Ventana c) Edición d) Insertar
13. Menú que se utiliza para definir el tipo, tamaño, estilo y color de la letra utilizada en un documento ()
a) Ver b) Cortar c) Ayuda d) Formato
14. Teclas utilizadas para cancelar el modo de selección de un documento ()
a) Esc y T. de dirección b) Shift y T. de dirección c) Ctrl + N
d) F8 y T. de dirección
15. Comando utilizado para elegir el tipo, tamaño, estilo, color y efectos que puede tener una palabra seleccionada en Word..... ()
a) Cambiar mayúsculas y minúsculas b) Tabulaciones c) Letra capital
d) Fuente

3 puntos (0.2 c/u)

III. INSTRUCCIONES: Relaciona correctamente las columnas escribiendo en el paréntesis el número que corresponda.

- | | |
|---|--------------------|
| () Rápido y exacto sistema de manipulación de datos formado por hardware y software. | 1. Barra de título |
| () Conjunto organizado de programas que controla la UCP, los dispositivos de entrada salida y los dispositivos de almacenamiento (hardware). | 2. Mi PC |
| | 3. Cortar y Pegar |

- | | |
|---|--|
| () Conjunto de programas que se utilizan para realizar tareas específicas como la redacción de un texto, el registro de trabajadores o la solución de ecuaciones algebraicas. | 4. Regla vertical |
| () Herramienta que se utiliza para dar formato a un disco flexible en un ambiente gráfico. | 5. Secundario |
| () Programa que actúa en forma destructiva creado para evitar la reproducción no autorizada de algún programa de aplicación. | 6. MS-DOS |
| () Herramienta que permite crear, visualizar, editar, almacenar, extraer e imprimir material de texto. | 7. Sistema operativo |
| () Botón del ratón que permite abrir menús, ejecutar comandos y seleccionar texto en Word. | 8. Barra de desplazamiento vertical |
| () Botón del ratón que despliega diferentes menús contextuales en Word dependiendo del lugar en donde se oprima | 9. Virus |
| () Barra de Word que muestra el nombre de un documento | 10. Shift |
| () Barra que se utiliza para ejecutar los comandos de Word | 11. Barra de herramientas |
| () Barra que presenta los comandos de mayor utilidad de Word a través de una serie de botones | 12. Copiar y Pegar |
| () Regla que se puede utilizar para crear sangrías y tabulaciones en un documento | 13. Programas de aplicación |
| () Barra utilizada para recorrer las diferentes páginas de un documento mediante los botones  y  | 14. Barra de desplazamiento horizontal |
| | 15. Antivirus |
| | 16. Barra de menús |
| | 17. Procesador de palabras |
| | 18. F8 |

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Instrumentos de medición

- () La reubicación de un párrafo seleccionado se obtiene al aplicar los comandos 19. Regla horizontal
- () Tecla que acompañada de las teclas de dirección se utiliza en la selección de texto sin activar el modo de selección 20. Computadora
- 21. Primario

IV. INSTRUCCIONES: Lee detenidamente cada pregunta y después responde correctamente.

1. Escribe todos los pasos que debes seguir para dar formato a un disco de 3 1/2" de alta densidad por medio de las dos herramientas analizadas. 1 punto

0.4 puntos

2. Menciona todos los pasos que debes seguir para vacunar tu disquete. 0.2 puntos

0.2 puntos

3. Escribe los pasos que debes ejecutar para guardar un documento de Word por primera vez en el disco de 3 1/2" 0.2 puntos

0.2 puntos

4. Menciona los pasos que se ejecutan para abrir un documento de Word almacenado en un disco de 3 1/2". 0.2 puntos

0.2 puntos

ESCUELA COMERCIAL CÁMARA DE COMERCIO
EXAMEN DE COMPUTACIÓN I

- I. **INDICACIONES:** Escribe el siguiente texto sin hacer ninguna modificación ni aplicar algún formato.

(3 puntos)

Videocámaras

Recomendaciones de uso

Ponga a cargar la batería del equipo durante el tiempo que especifique el fabricante para asegurar una óptima recarga.

Limpie el polvo del objetivo con un cepillo suave y elimine las huellas dactilares con un paño suave, y limpie el cuerpo de la videocámara con un paño suave y seco. No emplee disolventes porque podría dañar los acabados de su equipo.

Con la finalidad de prevenir un cortocircuito nunca permita que objetos metálicos, como un collar, entren en contacto con la batería.

Si planea grabar durante periodos largos y continuos es conveniente llevar una pila extra o grabar cerca de un tomacorriente para emplear el cargador de baterías.

Cuando no vaya a utilizar la videocámara durante un largo tiempo (por ejemplo dos o más meses) desconecte el cargador de baterías y extraiga el videocasete; periódicamente (una vez por mes) conecte el aparato a la alimentación, haga funcionar las diferentes secciones de la videocámara y el reproductor, y reproduzca una cinta por lo menos durante tres minutos.

- II. **RECOMENDACIONES:** Lee detenidamente cada indicación y realiza lo que se te pide.

1. Guarda este documento con el nombre VIDEO en tu disco de 3 ½ y posteriormente, guarda constantemente para evitar borrados accidentales (2 puntos).
2. Selecciona todo el documento y aplícale fuente Arial de 11 puntos (1.5 puntos).
3. A la palabra Videocámaras dale tamaño de fuente de 14 puntos con efecto de texto fila de hormigas negras (1 punto).
4. Aplica un estilo de fuente cursiva con efecto de sombra al subtítulo Recomendaciones de uso (1 punto).
5. Sin volver a escribir, cambia a mayúsculas el título del documento (0.5 puntos).
6. Coloca la última recomendación en el uso de videocámaras entre el título y el subtítulo (1 punto).
7. Compara tu documento con el que se muestra y corrige lo necesario para que sean muy similares.

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

ANEXO B

INDICADORES DE LA ADECUACIÓN DEL ANÁLISIS
FACTORIAL DESPUES DE LA 1ª REDUCCIÓN

Correlation Matrix^a

Correlation	X1	X2	X7	X11	X13	X14	X15	X17	X18
X1	1.000								
X2	.454	1.000							
X7	-.077	-.013	1.000						
X11	-.152	-.103	.153	1.000					
X13	.135	.063	-.200	.047	1.000				
X14	.043	-.038	.097	.241	-.098	1.000			
X15	-.090	.033	.077	.136	-.133	.261	1.000		
X17	-.009	.156	.074	.154	-.007	.178	.200	1.000	
X18	.043	.176	-.028	.037	-.115	.118	.220	.292	1.000
X19	.045	.070	.052	-.021	.022	.060	.211	.212	.219
X21	.066	.087	.110	.103	-.108	.145	.298	.272	.297
X22	.066	-.033	-.005	-.099	.093	-.117	-.219	-.118	-.303
X23	-.003	-.021	-.072	.090	-.125	.124	.029	.254	.240
X24	.027	.119	.120	.116	.020	.093	.092	.391	.227
X25	-.014	.040	.083	.051	-.203	.112	.049	.029	.145
X26	-.096	.026	.062	.183	-.151	.038	.108	.114	.083
X27	.106	.226	.000	.139	-.048	.167	.188	.253	.271
X29	.001	-.016	.057	-.063	.123	.003	-.038	-.006	-.006
X30	-.011	.078	-.035	-.010	-.110	.135	.209	.130	.193
X31	.080	.095	-.098	-.016	.074	.029	.070	.111	.138
X32	.126	.075	-.061	.003	.112	-.080	-.055	-.047	.070
X33	.044	.033	-.040	-.167	.013	-.027	.024	-.142	-.111
X36	.071	.022	-.129	.031	.214	-.054	-.188	-.046	.025
X37	.003	.067	-.002	.039	-.046	-.038	.143	.019	.097
Y3	.177	.170	-.106	.020	.143	.080	.195	.169	.124
Y4	.118	.106	-.082	-.043	.113	.184	-.031	.179	.197
Y5	.146	.062	-.020	-.092	.013	-.104	.076	.126	.106

157

Correlation Matrix^a

Correlation	X19	X21	X22	X23	X24	X25	X26	X27	X29
X1									
X2									
X7									
X11									
X13									
X14									
X15									
X17									
X18									
X19	1.000								
X21	.226	1.000							
X22	-.096	-.231	1.000						
X23	.124	.265	-.274	1.000					
X24	.415	.350	.042	.108	1.000				
X25	-.026	.106	-.112	.059	.263	1.000			
X26	.254	.178	-.130	.090	.187	.303	1.000		
X27	.132	.368	-.092	.137	.210	.261	.289	1.000	
X29	.099	.002	.124	-.142	.111	-.210	-.273	-.091	1.000
X30	.216	.298	-.083	.061	.153	.063	.100	.294	.059
X31	-.005	.083	-.006	.187	-.028	-.169	-.104	-.006	.184
X32	.053	-.057	.095	-.082	-.003	-.286	-.146	-.122	.352
X33	-.034	-.247	.031	-.036	-.080	-.085	-.132	-.232	.096
X36	.055	-.157	.072	.044	-.016	-.159	-.111	-.125	-.031
X37	-.002	.422	-.237	.095	.149	.058	.184	.275	.020
Y3	.088	.119	-.036	.041	.206	-.118	.006	.148	.119
Y4	-.040	.188	-.175	.162	.047	-.010	.057	.090	.038
Y5	-.075	.219	.079	.142	.088	-.005	.009	.142	-.080

Correlation Matrix^a

	X30	X31	X32	X33	X36	X37	Y3	Y4	Y5
Correlation									
X1									
X2									
X7									
X11									
X13									
X14									
X15									
X17									
X18									
X19									
X21									
X22									
X23									
X24									
X25									
X26									
X27									
X29									
X30	1.000								
X31	.208	1.000							
X32	-.004	.163	1.000						
X33	.089	.172	.172	1.000					
X36	-.036	-.001	.197	.046	1.000				
X37	.270	.098	-.022	-.121	-.091	1.000			
Y3	-.073	.086	.179	-.007	.048	.231	1.000		
Y4	.155	.331	.137	.222	-.015	.148	.159	1.000	
Y5	-.082	.097	-.022	.035	-.063	.077	.301	.331	1.000

a. Determinant = 3.900E-03

Indicadores de la adecuación del análisis factorial después de la 1ª reducción

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.641
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	599.990
	df	351
	Sig.	2.600E-15

Anti-image Matrices

	X1	X2	X7	X11	X13	X14	X15	X17	X18	
Anti-image Correlation	X1	.560 ^a								
	X2	-.425	.608 ^a							
	X7	.025	-.051	.583 ^a						
	X11	.094	.077	-.149	.541 ^a					
	X13	-.081	-.013	.187	-.148	.598 ^a				
	X14	-.126	.104	-.055	-.219	.101	.605 ^a			
	X15	.133	-.023	-.008	-.079	.034	-.211	.608 ^a		
	X17	.079	-.119	-.056	-.050	-.007	-.029	-.106	.736 ^a	
	X18	.036	-.097	.052	.030	.118	.035	-.106	-.081	.773 ^a
	X19	-.087	.038	-.044	.180	-.082	-.003	-.165	.025	-.083
	X21	-.105	.033	-.091	-.012	.038	.027	-.203	.003	-.042
	X22	-.053	.036	-.006	.064	.001	.038	.101	.045	.238
	X23	.002	.086	.113	-.070	.139	-.055	.152	-.163	-.083
	X24	.055	-.044	-.055	-.103	-.066	-.005	.144	-.310	-.075
	X25	-.057	.002	-.012	.049	.101	-.060	-.024	.147	-.109
	X26	.104	-.025	.004	-.170	.109	.067	.024	-.005	.077
	X27	-.041	-.157	.043	-.085	-.059	-.069	-.003	-.100	-.117
	X29	.076	.043	-.089	.054	-.065	-.076	.090	.015	-.006
	X30	.036	-.010	.099	.025	.100	-.091	-.082	-.030	-.052
	X31	-.032	-.055	.045	-.043	-.039	.051	-.085	-.047	-.077
	X32	-.090	-.018	.029	-.107	.060	.092	.006	.060	-.124
	X33	-.017	-.054	-.033	.096	.046	.048	-.177	.136	-.134
	X36	-.012	-.014	.051	-.068	-.159	-.028	.152	.028	-.095
	X37	.028	.000	-.013	.029	.017	.149	-.016	.168	.098
	Y3	-.096	-.059	.115	-.005	-.059	-.047	-.206	-.052	-.009
	Y4	.000	-.006	.026	.073	-.165	-.206	.225	-.131	-.097
	Y5	-.062	.060	-.027	.120	.018	-.030	-.054	-.002	-.050

Anti-image Matrices

	X19	X21	X22	X23	X24	X25	X26	X27	X29
Anti-image Correlation									
X1									
X2									
X7									
X11									
X13									
X14									
X15									
X17									
X18									
X19	.538 ^a								
X21	-.047	.760 ^a							
X22	.104	.101	.601 ^a						
X23	-.109	-.168	.114	.661 ^a					
X24	-.360	-.223	-.212	.033	.600 ^a				
X25	.216	.073	.081	-.017	-.345	.603 ^a			
X26	-.312	.023	-.010	.031	.013	-.203	.655 ^a		
X27	-.007	-.107	-.089	-.028	.080	-.167	-.145	.797 ^a	
X29	-.108	-.032	-.064	.119	-.101	.060	-.242	-.007	.589 ^a
X30	-.146	-.137	-.086	.089	-.010	.010	.038	-.217	-.017
X31	.040	.024	-.097	-.192	.067	.091	.036	.067	-.141
X32	-.014	-.015	-.073	.060	.004	.169	-.020	.043	-.279
X33	.007	.253	.051	-.068	-.090	-.012	.039	.136	-.025
X36	-.080	.081	-.038	-.086	-.013	.067	.068	.070	.147
X37	.189	-.270	.201	-.015	-.100	.046	-.130	-.107	-.051
Y3	-.002	.125	.029	.006	-.167	.126	-.009	-.080	-.083
Y4	.097	-.110	.169	.008	.050	-.025	-.129	.033	.009
Y5	.106	-.175	-.202	-.069	-.023	.044	.010	-.080	.107

Indicadores de la adecuación del análisis factorial después de la 1ª reducción

Anti-image Matrices

		X30	X31	X32	X33	X36	X37	Y3	Y4	Y5
Anti-image Correlation	X1									
	X2									
	X7									
	X11									
	X13									
	X14									
	X15									
	X17									
	X18									
	X19									
	X21									
	X22									
	X23									
	X24									
	X25									
	X26									
	X27									
	X29									
	X30	.647 ^a								
	X31	-.150	.680 ^a							
	X32	.027	-.025	.662 ^a						
	X33	-.172	-.065	-.102	.546 ^a					
	X36	-.056	.043	-.154	-.012	.618 ^a				
	X37	-.205	-.054	.024	.082	-.004	.624 ^a			
	Y3	.186	.012	-.114	.018	-.233		.624 ^a		
	Y4	-.085	-.225	-.119	-.243	.043	-.050	-.027	.589 ^a	
	Y5	.163	.003	.069	-.053	.033	-.039	-.231	-.267	.585 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

ANEXO C

ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO (AFE)

Correlation Matrix^a

	X1	X2	X18	X24	X29	X31	X32	X33	X37	Y4	Y5	
Correlation	X1	1.000										
	X2	.454	1.000									
	X18	.043	.176	1.000								
	X24	.027	.119	.227	1.000							
	X29	.001	-.016	-.006	.111	1.000						
	X31	.080	.095	.138	-.028	.184	1.000					
	X32	.126	.075	.070	-.003	.352	.163	1.000				
	X33	.044	.033	-.111	-.080	.096	.172	.172	1.000			
	X37	.003	.067	.097	.149	.020	.098	-.022	-.121	1.000		
	Y4	.118	.106	.197	.047	.038	.331	.137	.222	.148	1.000	
	Y5	.146	.062	.106	.088	-.080	.097	-.022	.035	.077	.331	1.000

a. Determinant = .339

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.577
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	122.757
	df	55
	Sig.	4.401E-07

Anti-image Matrices

		X1	X2	X18	X24	X29	X31	X32	X33	X37	Y4	Y5
Anti-image Correlanon	X1	.535 ^a										
	X2	-.447	.547 ^a									
	X18	.062	-.143	.574 ^a								
	X24	.020	-.089	-.201	.532 ^a							
	X29	.018	.046	.060	-.151	.519 ^a						
	X31	-.015	-.042	-.101	.092	-.159	.671 ^a					
	X32	-.103	-.012	-.077	.048	-.334	-.043	.595 ^a				
	X33	.013	-.038	-.160	.037	-.031	-.103	-.116	.566 ^a			
	X37	.037	-.049	-.005	-.120	-.015	-.074	.031	.149	.583 ^a		
	Y4	-.033	-.009	-.150	.003	.029	-.247	-.074	-.208	-.130	.613 ^a	
	Y5	-.125	.042	-.027	-.076	.082	-.007	.049	.014	-.018	-.295	.595 ^a

a. Measures of Sampling Adequacy(MSA)

Total Variance Explained

Factor	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	2.049	18.628	18.628	1.395	12.684	12.684	1.141	10.369	10.369
2	1.512	13.748	32.376	.871	7.919	20.603	.949	8.626	18.995
3	1.281	11.648	44.023	.851	7.734	28.338	.945	8.588	27.583
4	1.254	11.402	55.425	.591	5.371	33.708	.674	6.125	33.708
5	.922	8.386	63.812						
6	.881	8.005	71.816						
7	.809	7.358	79.174						
8	.710	6.458	85.632						
9	.551	5.011	90.643						
10	.533	4.845	95.488						
11	.496	4.512	100.000						

Extraction Method: Maximum Likelihood.

Communalities^a

	Initial	Extraction
X1	.236	.419
X2	.244	.528
X18	.142	.222
X24	.105	.233
X29	.173	.549
X31	.170	.200
X32	.176	.280
X33	.130	.214
X37	.073	.115
Y4	.267	.779
Y5	.141	.169

Extraction Method: Maximum Likelihood.

- ^a. One or more communalities estimates greater than 1.0 were encountered during iterations. The resulting solution should be interpreted with caution.

Goodness-of-fit Test

Chi-Square	df	Sig.
8.392	17	.957

Factor Matrix^a

	Factor			
	1	2	3	4
X1	.247	.571	-.033	-.176
X2	.253	.678	-.065	-.010
X18	.258	.139	-.050	.366
X24	.097	.148	.059	.445
X29	.116	.009	.726	.088
X31	.406	-.010	.184	-.034
X32	.222	.093	.460	-.101
X33	.253	-.068	.156	-.348
X37	.171	.022	-.040	.289
Y4	.861	-.174	-.084	-.011
Y5	.364	.000	-.182	.058

Extraction Method: Maximum Likelihood.

- ^a. 4 factors extracted. 9 iterations required.

ANÁLISIS CON
... A DE ORIGEN

Rotated Factor Matrix^a

	Factor			
	1	2	3	4
X1	.101	.636	.060	-.014
X2	.061	.704	.029	.168
X18	.162	.110	.005	.429
X24	-.024	.053	.070	.474
X29	-.066	-.065	.729	.095
X31	.343	.069	.276	.040
X32	.093	.111	.507	-.045
X33	.266	.056	.222	-.303
X37	.122	-.003	-.008	.316
Y4	.865	.041	.115	.124
Y5	.368	.088	-.092	.129

Extraction Method: Maximum Likelihood.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

^a. Rotation converged in 5 iterations.

Rotated Factor Matrix^a

	Factor			
	1	2	3	4
Y4	.865			
Y5	.368			
X31	.343			
X2		.704		
X1		.636		
X29			.729	
X32			.507	
X24				.474
X18				.429
X37				.316
X33				-.303

Extraction Method: Maximum Likelihood.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

^a. Rotation converged in 5 iterations.

ANEXO D

LENGUAJE SIMPLIS

Archivo de entrada

Para estimar los parámetros indicados en un diagrama de senderos a través del software LISREL 8.51 es preciso construir un archivo de entrada en lenguaje SIMPLIS por medio de instrucciones con su propia sintaxis en un orden específico.

La forma en que se construye un archivo de entrada en el lenguaje de comandos SIMPLIS consiste en líneas de encabezado que describen el tipo de información requerida.

El siguiente archivo de entrada muestra algunos de los encabezados de línea que se pueden considerar. Las líneas de encabezado y la información opcional se encuentran dentro de corchetes. Posteriormente, se describirá cada encabezado de línea para preparar un archivo de entrada.

```
[Title]
-----
Observed Variables [from File filename]
-----
Covariance Matrix [from File filename]
-----
Sample Size
-----
Relationships
-----
[Method = Unweighted Least-Squares]
[Number of Decimals = 3]
[Iterations = 100]
```

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

[Options: [RS WP AD=OFF]]
 [LISREL Output]
 [Path Diagram]

[End of Problem]

Title (Título)

La primera línea de cada archivo de entrada es el título que describe el modelo y los datos utilizados en una o más líneas que terminan cuando se encuentran las palabras *Observed Variables* o *Labels*. Este encabezado es opcional en problemas de una sola muestra pero se vuelve necesaria en problemas de muestras múltiples.

Observed Variables o Labels (Variables observadas o Etiquetas)

Cuando solamente existen variables observadas en un diagrama de senderos *Observed Variables* y *Labels* son sinónimos pero si existen variables latentes es preciso diferenciarlas utilizando *Observed Variables* o *Latent Variables*.

Las variables observadas se construyen utilizando un máximo de ocho caracteres alfanuméricos comenzado con alguna letra, es posible utilizar espacios y comas en el nombre de una variable si se escribe dentro de comillas sencillas pues estos caracteres delimitan una variable de otra en una línea.

Cuando los nombres de las variables observadas no son especificados después de la línea *Observed Variables* pueden leerse de un archivo a través de la línea *from File = filename*. Si no quieres darle nombre a las variables puedes definir las como:

Var1-Var7
 VARa-VARk
 VarA-VarK
 'Eta-1'-'Eta-3'

Data (Datos)

Para que la estimación de parámetros tenga lugar, en el archivo de entrada debe aparecer el encabezado *Covariance Matrix* o *Correlation Matrix* y en la siguiente línea escribir los elementos de la matriz o especificar el archivo de datos en donde se encuentra almacenada mediante la línea *from File filename*.

Si se desea escribir los elementos de la matriz de correlación o de covarianza uno a uno, solamente se tiene que considerar su parte inferior por ser simétrica pues la forma en que se leen estos elementos es de izquierda a derecha renglón por renglón, es decir, el primer elemento leído comienza con la primera columna y el último termina con el elemento de la diagonal.

Por ejemplo, la forma de leer la matriz de covarianza:

```

33.60
13.63 16.96
24.62 8.00 27.22
5.60 4.81 6.27 6.16

```

puede ser:

```

Covariance Matrix
33.60
13.63 16.96
24.62 8.00 27.22
5.60 4.81 6.27 6.16

```

```

Covariance Matrix
33.6 13.63 16.96 24.62 8
27.22 5.6,4.81,6.27,6.16

```

Covariance Matrix

```
38.6 13.63 16.96 24.62 8 27.22 5.6 4.81 6.27 6.16
```

donde los espacios en blanco o las comas separan los elementos de la matriz.

Sample Size (Tamaño de muestra)

El tamaño de muestra es el número de casos en el que la matriz de correlación o covarianza está basada. Para especificar este número puede utilizar una o dos líneas, si solo utilizas una línea separa la palabra clave *Sample Size* del número entero con un espacio en blanco, el signo igual o dos puntos, pero si utilizas dos líneas, en una escribe la palabra clave y en la otra el tamaño de muestra.

```
Sample Size
386
```

```
Sample Size = 386
```

```
Sample Size 386
```

```
Sample Size: 386
```

El tamaño de muestra es necesario para calcular errores estándar, valores *t* de parámetros estimados, medidas de bondad de ajuste e índices de modificación. Si este elemento no se especifica en el archivo de entrada el programa se detendrá.

Latent Variables o Unobserved Variables (Variables latentes o Variables no observadas)

Después de este encabezado aparecen los nombres de las variables latentes que se construyen en la misma forma que con las variables observadas recordando que el nombre de una variable latente no debe ser el mismo que el de una variable observada. Para hacer una distinción en los nombres de estas variables, puedes utilizar mayúsculas para las observadas y minúsculas para las latentes.

Si no existen variables latentes en el modelo esta parte se omite.

Relationships (Relaciones)

El encabezado para especificar las relaciones entre variables es *Relationships*, *Relations* o *Equations*. Este encabezado es opcional pues las relaciones pueden escribirse aunque no exista.

Cada relación escrita tiene la forma

$$\text{variables de la izquierda} = \text{variables de la derecha}$$

donde *variables de la izquierda* representa variables dependientes y *variables de la derecha* variables de las que depende *variables de la izquierda*. Cada variable se separa de otra variable por medio de espacios o signos +.

En un diagrama de senderos *variables de la izquierda* representan variables observadas o latentes a las que llegan flechas unidireccionales y *variables de la derecha* variables de donde salen las flechas.

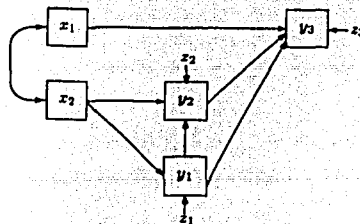


Figura 1. Diagrama de senderos con variables observadas

Cada relación empieza en una línea nueva pero si no se ajusta en una línea simple puede continuar en la siguiente agregando *variables de la izquierda* y *variables de la derecha* restantes.

Por ejemplo para el diagrama de senderos de la figura 1 las relaciones serían:

$$Y_1 = X_2 \text{ (} Y_1 \text{ depende de } X_2 \text{)}$$

$$Y_2 = X_2 Y_1 \text{ (} Y_2 \text{ depende de } X_2 \text{ y } Y_1 \text{)}$$

$$Y_3 = X_1 Y_1 Y_2 \text{ (} Y_3 \text{ depende de } X_1, Y_1 \text{ y } Y_2 \text{)}$$

Paths (Senderos)

Las relaciones en un modelo pueden especificarse en términos de senderos en lugar de relaciones. En cierta forma, los senderos son el opuesto de las relaciones. Por ejemplo,

FROM *variables* -> TO *variables*

significa que existe un sendero (una flecha unidireccional) de FROM *variables* a cada una de las TO *variables* donde FROM *variables* y TO *variables* son listas de variables separadas por espacios.

Para el diagrama de senderos de la figura 2 los senderos serían:

Ability -> 'S-C ABIL' PPAREVAL PTEAEVAL PFRIEVAL

Aspirati -> 'EDUC ASP' 'COL PLAN'

que expresados en relaciones se escriben como:

'S-C ABIL' PPAREVAL PTEAEVAL PFRIEVAL = Ability

'EDUC ASP' 'COL PLAN' = Aspirati

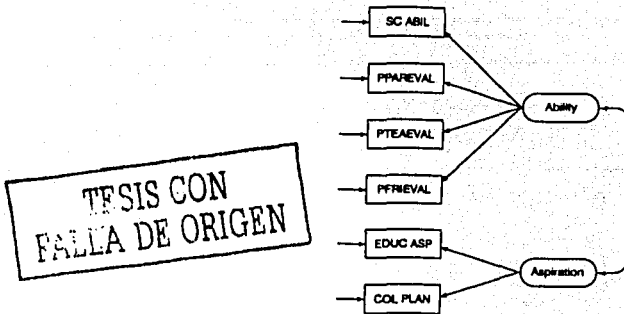


Figura 2. Diagrama de senderos con variables latentes

Escala de las variables latentes

Como las variables latentes son no observadas el origen y la escala de medida de cada una de estas es arbitraria. Este hecho dificulta la interpretación de todos los parámetros por lo que es necesario definirlos. Para problemas de una muestra simple el origen de las variables latentes se asume como media cero y la escala de medida se considera en términos de desviaciones estándar o de coeficientes ajustados.

Si la escala de medida de las variables latentes está representada por desviaciones estándar decimos que están estandarizadas, es decir, sus coeficientes oscilan en el intervalo $(-1, 1)$, pero si la escala la definen los coeficientes ajustados entonces la unidad de medida de la variable latente corresponde a la unidad de medida de su mejor indicador, el valor que usualmente toma un coeficiente ajustado es uno. Por ejemplo, si **READING** y **WRITING** son indicadores observados de la variable latente **Verbal** y elegimos a **READING** como el mejor indicador entonces las dos relaciones de medida son especificadas como:

$$\begin{aligned} \text{READING} &= 1 * \text{Verbal} \\ \text{WRITING} &= \text{Verbal} \end{aligned}$$

esto significa que el coeficiente de READING en Verbal no será estimado pues está ajustado en uno, pero el coeficiente de WRITING en Verbal si se estimará.

Para que una variable latente sea estandarizada se debe omitir la asignación de coeficientes diferentes de cero en las relaciones especificadas. La línea

$$\text{READING WRITING} = \text{Verbal}$$

produce una solución estandarizada.

Valores iniciales

La estimación de los parámetros especificados en un diagrama de senderos por medio de LISREL se produce en forma iterativa partiendo de valores iniciales que son generados por el mismo programa de modo que no es necesario indicarlos, pero si existe una buena estimación de un parámetro es posible utilizarla en la relación colocando el valor inicial entre paréntesis seguido de un asterisco y del nombre de la variable. Por ejemplo:

$$\begin{aligned} \text{READING} &= 1 * \text{Verbal} \\ \text{READING} &= (1) * \text{Verbal} \end{aligned}$$

el 1 en la primera ecuación es un coeficiente ajustado mientras que el (1) en la segunda ecuación es un valor inicial.

Varianzas de error y Covarianzas

En un modelo completo LISREL existen tres clases de términos de error: errores de medida en las variables observadas x , errores de medida en las variables observadas y , errores estructurales en las ecuaciones estructurales.

Por definición las varianzas de todos los términos de error son parámetros libres para ser estimados, sin embargo, ocasionalmente puede ser necesario determinar una varianza de error cero o algún otro valor. El comando que permite hacer esta asignación es:

Let the Error Variance of VarA be a

o bien,

Set the Error Variance of VarA equal to a

donde a es un número mayor que cero.

Otra consideración que se hace en la estimación de los términos de error consiste en asumir que por definición no están correlacionados, no obstante es posible especificar errores correlacionados entre dos variables x , dos variables y , entre una variable x y una variable y , y entre dos variables Eta . No está permitido especificar errores correlacionados entre una variable Eta y una variable x o una variable y . La sintaxis general para hacer esto es:

Let the Errors between VarA and VarB Correlate

o bien,

Set the Error Covariance between VarA and VarB Free

Los parámetros estimados en general serán la covarianza entre los términos de error de VarA y VarB.

También puedes determinar una covarianza de error en cero o en algún otro valor con la línea:

Set the Error Covariance between VarA and VarB to 0

Factores no correlacionados

Independientemente de la forma en que se especificó la escala de medición de las variables latentes independientes, por definición, están libremente correlacionadas, esto implica que todos los parámetros serán estimados. No obstante, este hecho no siempre es cierto, es decir, habrá ocasiones en que los factores no estén correlacionados. Esta acción se produce con la línea:

Set the Covariance of Ksi1 – Ksi7 to 0

o bien,

Set the Correlations of Ksi1 – Ksi7 to 0

Restricciones de igualdad

Cuando un coeficiente de senderos es igual a otro tan solo existe un parámetro a ser estimado en lugar de dos parámetros independientes. La sintaxis SIMPLIS que permite este hecho es:

Set the Path from VarA to VarB Equal to the Path from VarC to VarD

aunque también pueden utilizarse las siguientes formas:

Set Path from VarA to VarB = Path from VarC to VarD

Set Path VarA -> VarB = Path VarC -> VarD

Set VarA -> VarB = VarC -> VarD

La forma de especificar que dos varianzas de error son iguales se consigue con la línea:

Set the Error Variances of VarA and VarB Equal

o bien,

Let the Error Variances of VarA and VarB be Equal

Options (Opciones)

Para especificar la forma que tendrá el archivo de salida existen opciones que pueden escribirse en una misma línea con tan solo dos caracteres o en líneas separadas utilizando todas las palabras clave. Las opciones disponibles son:

Print Residuals (RS)

Wide Print (WP)

Number of Decimals = n (ND=n)

Method of Estimation = Generalized Least Squares (ME=GLS)

Admissibility Check = Off (AD=OFF)

Iterations = n (IT=n)

Save Sigma in File *filename* (SI=*filename*)

Print Residuals -RS (Residuales impresos)

Por definición el archivo de salida LISREL muestra en forma matricial los residuales, residuales estandarizados, la matriz de covarianza ajustada o matriz de correlación y la gráfica Q-plot de residuales estandarizados.

Wide Print - WP (Ancho de la impresión)

El archivo de salida se imprime por definición con un máximo de 80 caracteres por línea pero si tu impresora te permite imprimir líneas amplias puedes utilizar esta opción para imprimir un máximo de 132 caracteres por línea.

Number of Decimals = n - ND=n (Número de decimales)

La información del archivo de salida se imprime por definición con dos decimales. Para cambiar este número escribes

Number of Decimals = n , o bien, ND= n

donde n representa el número de decimales requerido.

Method of Estimation (Método de estimación)

Los parámetros del modelo LISREL pueden estimarse por siete métodos diferentes:

- Variables instrumentales (IV)
- Mínimos cuadrados en dos estados (TSLS)
- Mínimos cuadrados no ponderados (ULS)
- Mínimos cuadrados generalizados (GLS)
- Máxima verosimilitud (ML)
- Mínimos cuadrados generalmente ponderados (WLS)
- Mínimos cuadrados diagonalmente ponderados (DWLS)

Bajo suposiciones generales estos métodos proporcionan estimaciones consistentes de los parámetros. Esto significa que serán cerrados para valores verdaderos de los parámetros en muestras grandes. Los siete tipos de estimaciones difieren en varios aspectos. El TSLS y IV son procedimientos muy rápidos pero no iterativos. Estos se utilizan para calcular los valores iniciales de los otros métodos pero también pueden emplearse como valores finales. Las estimaciones de ULS, GLS, ML, WLS y DWLS son obtenidas por medio de un procedimiento iterativo que minimiza una función de ajuste particular en forma sucesiva hasta mejorar las estimaciones de los parámetros. WLS requiere una estimación de la matriz de

covarianza asintótica, de las varianzas muestrales y las covarianzas o correlaciones que están siendo analizadas. Similarmente, DWLS requiere una estimación de las varianzas asintóticas, de las varianzas muestrales y de las covarianzas o correlaciones que se están analizando.

Si en el archivo de entrada no se proporciona una matriz de covarianza o varianzas asintóticas, por definición se utiliza el método ML, pero si se lee una matriz de covarianza asintótica se utiliza por definición WLS. En cambio, si se leen varianzas asintóticas el método aplicado para estimar los parámetros es DWLS.

Para especificar un método de estimación de parámetros diferente al utilizado por definición escribe alguna de las siguientes líneas:

Method: Unweighted Least-Squares
Method: Generalized Least-Squares
Method: Two-Stage Least Squares
Method: Instrumental Variables Method

o colocar la opción correspondiente en la línea *Options*.

Options: ... UL ...
Options: ... GL ...
Options: ... TS ...
Options: ... IV ...

Admissibility Check (verificación de la validez)

La verificación de la validez de una solución permite detener el proceso iterativo en la estimación de parámetros cuando las matrices λX y λY están completamente llenas o vacías, o todas las matrices de covarianzas son definidas positivas, con el propósito de prevenir que el programa corra para muchas iteraciones fuera de producir algunos resultados útiles.

Por definición una solución se convierte en no válida después de 20 iteraciones lo que produce la visualización del mensaje de error:

F_A_T_A_L E_R_R_O_R : Admissibility test failed.

No obstante, es posible aumentar el número de iteraciones o cancelar la prueba de validez a través de las siguiente líneas.

Admissibility Check = 30 , o bien, Options: ... AD=30 ...
Admissibility Check = Off, o bien, Options: ... AD=OFF...

Número máximo de iteraciones

El número máximo de iteraciones permitido es tres veces el número de parámetros en el modelo. Para modelos que son razonables con los datos, las iteraciones convergerán antes de alcanzar el máximo, pero para problemas especiales se necesitarán mas iteraciones. La forma que existe para especificar el número de iteraciones máximo en 100 es:

Iterations = 100, o Options: ... IT=100 ...

Save Sigma (Guardar Sigma)

La matriz de covarianza ajustada, llamada Sigma, puede guardarse en un archivo si se escribe la línea:

Save Sigma in File *filename*, o Options: ... SI=*filename* ...

Salida LISREL

La solución obtenida en LISREL puede mostrarse en formato SIMPLIS o LISREL. En el primero, el modelo estimado se presenta en forma de ecuación, mientras que en el segundo en forma matricial. Ambos formatos contienen la misma información, aunque si se utiliza el formato LISREL es posible obtener información adicional. Por definición el archivo de salida se muestra en formato SIMPLIS.

Para solicitar la salida en formato LISREL escribes la línea:

LISREL Output

en el archivo de entrada. Si requieres información adicional puedes incluir en la línea anterior alguna de las siguientes opciones:

VA imprimir varianzas y covarianzas
MR equivale a RS y VA
MI índices de modificación
SS Imprimir solución estandarizada
SC Imprimir solución completamente estandarizada
EF Imprimir efectos totales e indirectos, sus errores estándar y valores t .
FS Imprimir la regresión de los puntajes de factor
PC Imprimir las correlaciones de las estimaciones de los parámetros
PT Imprimir información técnica

Path Diagram (Diagrama de senderos)

La inclusión de esta línea en el archivo de entrada permite visualizar en pantalla el diagrama de senderos. Por definición no se invoca a este diagrama.

End of Problem (Fin del problema)

Esta línea se escribe para indicar el fin del problema.

Archivo de salida

La información básica que incluye el archivo de salida considerando alguno de los dos formatos existentes está formada por los elementos:

1. *Archivo de entrada*. Programa de instrucciones necesario para producir la estimación de los parámetros del modelo.
2. *Matriz de covarianza (Covariance Matrix)*. Datos requeridos en la estimación de parámetros. También puede utilizarse la matriz de correlación.
3. *Estimaciones LISREL (LISREL Estimates – Maximum Likelihood)*. Coeficientes de los parámetros estimados mediante el método escrito en paréntesis, errores estándar y valores *t*.
4. *Estadísticas de bondad de ajuste (Goodness of Fit Statistics)*. Medidas que se utilizan para determinar la calidad de ajuste del modelo a los datos.

pero si el formato de salida utilizado fue LISREL aparece después de la matriz de covarianza el elemento:

Parameter Specifications. Esta parte indica los parámetros que serán estimados en sus respectivas matrices por medio de las etiquetas 1, 2, 3, ... Cuando un parámetro tiene asignado un valor específico presenta un valor cero en el elemento correspondiente a la matriz que pertenece, esto significa que no será estimado.

Esta información no dice mucho sobre los posibles ajustes que puede sufrir el modelo propuesto si se analizan los residuales o los índices de modificación, tampoco presenta una solución estandarizada que facilite la interpretación del modelo cuando una matriz de covarianza es empleada en la estimación de parámetros. Para corregir esta carencia es preciso utilizar el formato de salida LISREL con las opciones RS,

MI, SC y EF. Los siguientes párrafos describen la forma en que se presenta esta salida para estimar los parámetros en los modelos exploratorio, confirmatorio y del rendimiento académico analizados en el capítulo 4 de esta investigación.

La opción RS muestra después de las estadísticas de bondad de ajuste: la matriz de covarianza ajustada (*Fitted Covariance Matrix*) calcula a partir de los parámetros del modelo, los residuales ajustados (*Fitted Residuals*) donde un residual es la diferencia entre la covarianza original y la covarianza estimada, los residuales estandarizados (*Standardized Residuals*) que equivalen a puntuaciones Z y la gráfica de residuales estandarizados (*Qplot of Standardized Residuals*). El análisis de estos elementos permite detectar problemas de ajuste del modelo.

Con la opción MI se muestran los índices de modificación y cambios esperados (*Modification Indices and Expected Change*) para todas las matrices del modelo. Si se analiza esta información es posible mejorar la calidad de ajuste del modelo agregando o eliminando senderos en el diagrama de senderos.

Mediante la opción SC es posible obtener una solución estandarizada (*Standardized Solution*) y una solución completamente estandarizada (*Completely Standardized Solution*) para los parámetros del modelo. En la primera las variables latentes tienen varianzas iguales a uno y las variables observadas conservan su métrica original, en la segunda, tanto las variables latentes como las variables observadas son estandarizadas.

EF permite observar los efectos indirectos y totales (*Total and Indirect Effects*) que existen en el diagrama de senderos. Los primeros se producen cuando se interponen otras variables entre las dos primeras, los segundos equivalen a la suma de los efectos directos e indirectos. Los efectos directos representan senderos entre variables. El conocimiento de los efectos totales proporciona claves de interpretación de los resultados de gran utilidad.

ANEXO E

ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO (AFC)

PARTE I

DATE: 7/31/2002

TIME: 11:13

L I S R E L 8.51

BY

Karl G. Jöreskog and Dag Sörbom

This program is published exclusively by

Scientific Software International, Inc.

7383 N. Lincoln Avenue, Suite 100

Lincolnwood, IL 60712, U.S.A.

Phone: (800)247-6113, (847)675-0720, Fax: (847)675-2140

Copyright by Scientific Software International, Inc., 1981-2001

Use of this program is subject to the terms specified in the

Universal Copyright Convention.

Website: www.ssicentral.com

The following lines were read from file

C:\lisrel8_51\Experi\ultimas3.spj:

Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico

Modelo con chi cuadrada = 8.392, 17 gl y significación de 0.957

Observed Variables

EXA_DIA EXA_CON PRO_TON ESC_PAD ESC_MAD

EXP_POI TRA_PRO NOE_ENT AGR_DES AUT_ACA COM_PRO

Correlation Matrix from file 'C:\lisrel8_51\Experi\ultimas3.cor'

Sample Size = 119

Latent Variables conoprev escopadr intgrpro caraprof

Relationships

EXA_DIA EXA_CON PRO_TON = conoprev

ESC_PAD ESC_MAD = escopadr

EXP_POI TRA_PRO = intgrpro

NOE_ENT AGR_DES AUT_ACA COM_PRO = caraprof

Options: MD=3 ME=ML IT=250

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Análisis factorial confirmatorio (AFC)

LISREL Output: RS MI SC EF
Path Diagram

End of Problem

Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico

Correlation Matrix

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
EXA_DIA	1.000					
EXA_CON	0.331	1.000				
PRO_TON	0.331	0.097	1.000			
ESC_PAD	0.106	0.062	0.095	1.000		
ESC_MAD	0.118	0.146	0.080	0.454	1.000	
EXP_POI	0.038	-0.080	0.184	-0.016	0.001	1.000
TRA_PRO	0.137	-0.022	0.163	0.075	0.126	0.352
NOE_ENT	0.047	0.088	-0.028	0.119	0.027	0.111
AGR_DES	0.197	0.106	0.138	0.176	0.043	-0.006
AUT_ACA	0.148	0.077	0.098	0.067	0.003	0.020
COM_PRO	0.222	0.035	0.172	0.033	0.044	0.096

Correlation Matrix (continued)

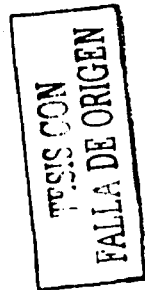
	TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
TRA_PRO	1.000				
NOE_ENT	-0.003	1.000			
AGR_DES	0.070	0.227	1.000		
AUT_ACA	-0.022	0.149	0.097	1.000	
COM_PRO	0.172	-0.080	-0.111	-0.121	1.000

Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico

Parameter Specifications

LAMBDA-X

	conoprev	escopadr	ingrpro	caraprof
EXA_DIA	1	0	0	0
EXA_CON	2	0	0	0
PRO_TON	3	0	0	0
ESC_PAD	0	4	0	0
ESC_MAD	0	5	0	0
EXP_POI	0	0	6	0
TRA_PRO	0	0	7	0
NOE_ENT	0	0	0	8
AGR_DES	0	0	0	9
AUT_ACA	0	0	0	10
COM_PRO	0	0	0	11



PHI

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
conoprev	0			
escopadr	12	0		
intgrpro	13	14	0	
caraprof	15	16	17	0

THETA-DELTA

EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
18	19	20	21	22	23

THETA-DELTA (continued)

TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
24	25	26	27	28

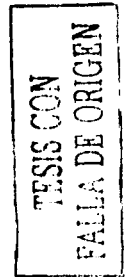
Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico

Number of Iterations = 34

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

LAMBDA-X

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
EXA_DIA	0.857 (0.191) 4.488	--	--	--
EXA_CON	0.379 (0.121) 3.139	--	--	--
PRO_TON	0.386 (0.121) 3.178	--	--	--
ESC_PAD	--	0.866 (0.278) 3.119	--	--
ESC_MAD	--	0.524 (0.183) 2.859	--	--



Análisis factorial confirmatorio (AFC)

LAMBDA-X (continued)

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
EXP_POI	--	--	0.250 (0.394) 0.635	--
TRA_PRO	--	--	1.408 (2.160) 0.652	--
NOE_ENT	--	--	--	0.387 (0.144) 2.683
AGR_DES	--	--	--	0.590 (0.181) 3.257
AUT_ACA	--	--	--	0.264 (0.135) 1.955
COM_PRO	--	--	--	-0.100 (0.132) -0.757

PHI

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
conoprev	1.000			
escopadr	0.169 (0.128) 1.322	1.000		
intgrpro	0.112 (0.198) 0.565	0.079 (0.149) 0.528	1.000	
caraprof	0.336 (0.166) 2.019	0.309 (0.173) 1.788	0.029 (0.107) 0.266	1.000

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

THETA-DELTA

EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
0.265 (0.304) 0.871	0.857 (0.128) 6.714	0.851 (0.128) 6.651	0.249 (0.466) 0.535	0.725 (0.195) 3.726	0.937 (0.227) 4.123

THETA-DELTA (continued)

TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
-0.983	0.851	0.652	0.930	0.990
(6.086)	(0.141)	(0.208)	(0.132)	(0.130)
-0.162	6.016	3.138	7.042	7.600

Squared Multiple Correlations for X - Variables

EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
0.735	0.143	0.149	0.751	0.275	0.063

Squared Multiple Correlations for X - Variables (continued)

TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
1.983	0.149	0.348	0.070	0.010

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 38

Minimum Fit Function Chi-Square = 34.682 (P = 0.624)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 32.238 (P = 0.732)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.0

90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 10.737)

Minimum Fit Function Value = 0.294

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.0

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0910)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0489)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.954

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.797

90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.797 ; 0.888)

ECVI for Saturated Model = 1.119

ECVI for Independence Model = 1.268

Chi-Square for Independence Model with 55 Degrees of Freedom = 127.624

Independence AIC = 149.624

Model AIC = 88.238

Saturated AIC = 132.000

Independence CAIC = 191.194

Model CAIC = 194.054

Saturated CAIC = 381.422

Normed Fit Index (NFI) = 0.728

Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.066

Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.503

Comparative Fit Index (CFI) = 1.000

Análisis factorial confirmatorio (AFC)

Incremental Fit Index (IFI) = 1.037
Relative Fit Index (RFI) = 0.607

Critical N (CN) = 209.097

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.0673
Standardized RMR = 0.0673
Goodness of Fit Index (GFI) = 0.953
Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.918
Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.549

PARTE 2

DATE: 8/ 1/2002
TIME: 11:25

L I S R E L 8.51

BY

Karl G. Jöreskog and Dag Sörbom

This program is published exclusively by
Scientific Software International, Inc.
7383 N. Lincoln Avenue, Suite 100
Lincolnwood, IL 60712, U.S.A.

Phone: (800)247-6113, (847)675-0720, Fax: (847)675-2140
Copyright by Scientific Software International, Inc., 1981-2001
Use of this program is subject to the terms specified in the
Universal Copyright Convention.
Website: www.ssicentral.com

The following lines were read from file
C:\lisrel8_51\Experi\est_inf_afc.spj:

Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento
académico
Modelo con chi cuadrada = 8.392, 17 gl y significación de 0.957

Observed Variables
EXA_DIA EXA_CON PRO_TON ESC_PAD ESC_MAD
EXP_POI TRA_PRO NOE_ENT AGR_DES AUT_ACA COM_PRO

Correlation Matrix from file 'C:\lisrel8_51\Experi\ultimas3.cor'

Sample Size = 119

Análisis factorial confirmatorio (AFC)

Latent Variables conoprev escopadr intgrpro caraprof

Relationships

EXA_DIA EXA_CON PRO_TON = conoprev

ESC_PAD ESC_MAD = escopadr

EXP_POI TRA_PRO = intgrpro

NOE_ENT AGR_DES AUT_ACA COM_PRO = caraprof

Options: ND=3 ME=ML IT=250

LISREL Output: RS MI SC EF

Path Diagram

Set the Error Variance of TRA_PRO to 0.005

End of Problem

Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico

Correlation Matrix

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
EXA_DIA	1.000					
EXA_CON	0.331	1.000				
PRO_TON	0.331	0.097	1.000			
ESC_PAD	0.106	0.062	0.095	1.000		
ESC_MAD	0.118	0.146	0.080	0.454	1.000	
EXP_POI	0.038	-0.080	0.184	-0.016	0.001	1.000
TRA_PRO	0.137	-0.022	0.163	0.075	0.126	0.352
NOE_ENT	0.047	0.088	-0.028	0.119	0.027	0.111
AGR_DES	0.197	0.106	0.138	0.176	0.043	-0.006
AUT_ACA	0.148	0.077	0.098	0.067	0.003	0.020
COM_PRO	0.222	0.035	0.172	0.033	0.044	0.096

Correlation Matrix (continued)

	TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
TRA_PRO	1.000				
NOE_ENT	-0.003	1.000			
AGR_DES	0.070	0.227	1.000		
AUT_ACA	-0.022	0.149	0.097	1.000	
COM_PRO	0.172	-0.080	-0.111	-0.121	1.000

Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico

Parameter Specifications

LAMBDA-X

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
EXA_DIA	1	0	0	0
EXA_CON	2	0	0	0
PRO_TON	3	0	0	0
ESC_PAD	0	4	0	0
ESC_MAD	0	5	0	0
EXP_POI	0	0	6	0
TRA_PRO	0	0	7	0
NOE_ENT	0	0	0	8
AGR_DES	0	0	0	9
AUT_ACA	0	0	0	10
COM_PRO	0	0	0	11

PHI

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
conoprev	0			
escopadr	12	0		
intgrpro	13	14	0	
caraprof	15	16	17	0

THETA-DELTA

EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
18	19	20	21	22	23

THETA-DELTA (continued)

TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
0	24	25	26	27

Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico

Number of Iterations = 25

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

LAMBDA-X

	conoprev	escopadr	Intgrpro	caruprof
EXA_DIA	0.851 (0.188) 4.521	--	--	--
EXA_CON	0.379 (0.120) 3.152	--	--	--
PRO_TON	0.390 (0.121) 3.211	--	--	--
ESC_PAD	--	0.888 (0.298) 2.979	--	--
ESC_MAD	--	0.512 (0.188) 2.729	--	--
EXP_POI	--	--	0.353 (0.089) 3.951	--
TRA_PRO	--	--	0.997 (0.065) 15.285	--
NOE_ENT	--	--	--	0.383 (0.143) 2.672
AGR_DES	--	--	--	0.596 (0.182) 3.268

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

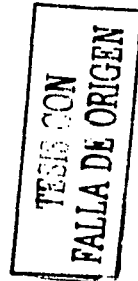
Análisis factorial confirmatorio (AFC)

LAMBDA-X (continued)

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
AUT_ACA	--	--	--	0.260 (0.134) 1.938
COM_PRO	--	--	--	-0.097 (0.131) -0.742

PHI

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
conoprev	1.000			
escopadr	0.164 (0.127) 1.291	1.000		
intgrpro	0.164 (0.107) 1.526	0.099 (0.106) 0.940	1.000	
caraprof	0.339 (0.167) 2.035	0.306 (0.174) 1.766	0.050 (0.138) 0.363	1.000



THETA-DELTA

EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
0.276 (0.297) 0.927	0.856 (0.127) 6.719	0.848 (0.128) 6.625	0.212 (0.514) 0.412	0.738 (0.196) 3.768	0.875 (0.114) 7.676

THETA-DELTA (continued)

TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
0.005	0.853 (0.141) 6.064	0.645 (0.211) 3.063	0.932 (0.132) 7.066	0.990 (0.130) 7.605

Squared Multiple Correlations for X - Variables

EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
0.724	0.144	0.152	0.788	0.262	0.125

Squared Multiple Correlations for X - Variables (continued)

TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
0.995	0.147	0.355	0.068	0.010

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 39
 Minimum Fit Function Chi-Square = 34.773 (P = 0.663)
 Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 32.370 (P = 0.765)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.0
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 9.733)

Minimum Fit Function Value = 0.295
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.0
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0825)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0460)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.964

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.788
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.788 ; 0.871)
 ECVI for Saturated Model = 1.119
 ECVI for Independence Model = 1.268

Chi-Square for Independence Model with 55 Degrees of Freedom = 127.624

Independence AIC = 149.624
 Model AIC = 86.370
 Saturated AIC = 132.000
 Independence CAIC = 191.194
 Model CAIC = 188.406
 Saturated CAIC = 381.422

Normed Fit Index (NFI) = 0.728
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.082
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.516
 Comparative Fit Index (CFI) = 1.000
 Incremental Fit Index (IFI) = 1.048
 Relative Fit Index (RFI) = 0.616

Critical N (CN) = 212.848

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.0673
 Standardized RMR = 0.0673
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.952
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.920
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.563

Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico

Fitted Covariance Matrix

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
EXA_DIA	1.000					
EXA_CON	0.323	1.000				
PRO_TON	0.332	0.148	1.000			
ESC_PAD	0.124	0.055	0.057	1.000		
ESC_MAD	0.072	0.032	0.033	0.454	1.000	
EXP_POI	0.049	0.022	0.023	0.031	0.018	1.000
TRA_PRO	0.139	0.062	0.064	0.088	0.051	0.352
NOE_ENT	0.111	0.049	0.051	0.104	0.060	0.007
AGR_DES	0.172	0.077	0.079	0.162	0.093	0.011
AUT_ACA	0.075	0.034	0.034	0.071	0.041	0.005
COM_PRO	-0.028	-0.013	-0.013	-0.027	-0.015	-0.002

Fitted Covariance Matrix (continued)

	TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
TRA_PRO	1.000				
NOE_ENT	0.019	1.000			
AGR_DES	0.030	0.228	1.000		
AUT_ACA	0.013	0.100	0.155	1.000	
COM_PRO	-0.005	-0.037	-0.058	-0.025	1.000

Fitted Residuals

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
EXA_DIA	0.000					
EXA_CON	0.008	0.000				
PRO_TON	-0.001	-0.051	0.000			
ESC_PAD	-0.018	0.006	0.038	0.000		
ESC_MAD	0.046	0.114	0.047	0.000	0.000	
EXP_POI	-0.011	-0.102	0.161	-0.047	-0.017	0.000
TRA_PRO	-0.003	-0.084	0.099	-0.012	0.076	0.000
NOE_ENT	-0.064	0.039	-0.078	0.015	-0.033	0.104
AGR_DES	0.025	0.029	0.059	0.014	-0.051	-0.017
AUT_ACA	0.072	0.044	0.064	-0.003	-0.038	0.016
COM_PRO	0.250	0.047	0.185	0.060	0.060	0.098

Fitted Residuals (continued)

	TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
TRA_PRO	0.000				
NOE_ENT	-0.022	0.000			
AGR_DES	0.040	-0.001	0.000		
AUT_ACA	-0.035	0.049	-0.058	0.000	
COM_PRO	0.177	-0.043	-0.053	-0.096	0.000

Summary Statistics for Fitted Residuals

Smallest Fitted Residual = -0.102
 Median Fitted Residual = 0.000
 Largest Fitted Residual = 0.250

Stemleaf Plot

```

- 1|00
- 0|88665555
- 0|44432221100000000000000000
0|11112234444
0|5555666678
1|0001
1|688
2|
2|5
    
```

Standardized Residuals

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
EXA_DIA	--					
EXA_CON	1.121	--				
PRO_TON	-0.076	-0.938	--			
ESC_PAD	-0.988	0.078	0.484	--		
ESC_MAD	0.739	1.332	0.548	--	--	
EXP_POI	-0.134	-1.127	1.787	-0.546	-0.185	--
TRA_PRO	-0.181	-1.071	1.277	-1.086	1.095	0.276
NOE_ENT	-1.051	0.457	-0.933	0.233	-0.442	1.157
AGR_DES	0.737	0.373	0.768	0.432	-0.955	-0.195
AUT_ACA	0.969	0.499	0.730	-0.044	-0.459	0.173
COM_PRO	3.022	0.524	2.051	0.716	0.672	1.066

Standardized Residuals (continued)

	TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
TRA_PRO	--				
NOE_ENT	-0.297	--			
AGR_DES	0.976	-0.057	--		
AUT_ACA	-0.418	0.750	-1.640	--	
COM_PRO	1.950	-0.565	-1.129	-1.138	--

Summary Statistics for Standardized Residuals

Smallest Standardized Residual = -1.640
 Median Standardized Residual = 0.000
 Largest Standardized Residual = 3.022

Análisis factorial confirmatorio (AFC)

Stemleaf Plot

- 1|6
- 1|111111100
- 0|99655
- 0|443222111000000000000
0|122344
0|555557777778
1|00111233
1|89
2|1
2|
3|0

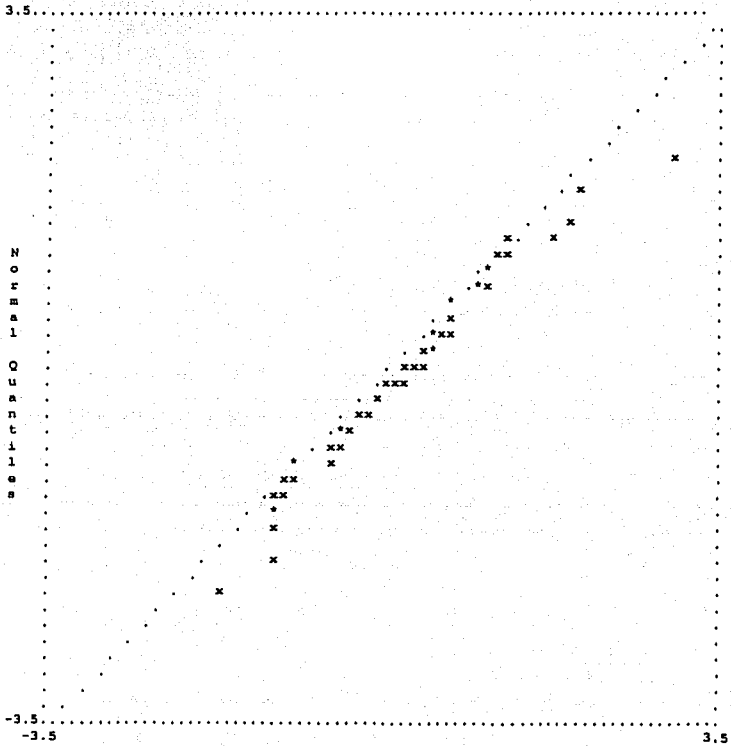
Largest Positive Standardized Residuals

Residual for **COM_PRO** and **EXA_DIA** **3.022**

FACT. DE ORIGEN

Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico

Qplot of Standardized Residuals



TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Análisis factorial confirmatorio para las variables del rendimiento académico

Modification Indices and Expected Change

Modification Indices for LAMBDA-X

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
EXA_DIA	--	0.430	0.033	0.581
EXA_CON	--	0.087	1.150	0.407
PRO_TON	--	0.322	1.639	0.092
ESC_PAD	1.094	--	1.199	2.335
ESC_MAD	1.094	--	1.199	2.335
EXP_POI	0.000	0.267	--	0.011
TRA_PRO	0.000	0.267	--	0.011
NOE_ENT	1.133	0.014	0.087	--
AGR_DES	1.344	0.042	0.951	--
AUT_ACA	1.073	0.013	0.174	--
COM_PRO	10.179	0.713	3.812	--

Expected Change for LAMBDA-X

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
EXA_DIA	--	-0.113	-0.028	-0.212
EXA_CON	--	0.030	-0.099	0.098
PRO_TON	--	0.058	0.118	0.047
ESC_PAD	-0.227	--	-0.173	0.835
ESC_MAD	0.131	--	0.100	-0.481
EXP_POI	-0.002	-0.050	--	0.013
TRA_PRO	0.006	0.141	--	-0.036
NOE_ENT	-0.154	0.015	-0.028	--
AGR_DES	0.246	0.040	0.129	--
AUT_ACA	0.132	-0.014	-0.039	--
COM_PRO	0.388	0.097	0.181	--

Standardized Expected Change for LAMBDA-X

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
EXA_DIA	--	-0.113	-0.028	-0.212
EXA_CON	--	0.030	-0.099	0.098
PRO_TON	--	0.058	0.118	0.047
ESC_PAD	-0.227	--	-0.173	0.835
ESC_MAD	0.131	--	0.100	-0.481
EXP_POI	-0.002	-0.050	--	0.013
TRA_PRO	0.006	0.141	--	-0.036
NOE_ENT	-0.154	0.015	-0.028	--
AGR_DES	0.246	0.040	0.129	--
AUT_ACA	0.132	-0.014	-0.039	--
COM_PRO	0.388	0.097	0.181	--

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

Completely Standardized Expected Change for LAMBDA-X

	conoprev	escopadr	intgrpro	caraprof
EXA_DIA	--	-0.113	-0.028	-0.212
EXA_CON	--	0.030	-0.099	0.098
PRO_TON	--	0.058	0.118	0.047
ESC_PAD	-0.227	--	-0.173	0.835
ESC_MAD	0.131	--	0.100	-0.481
EXP_POI	-0.002	-0.050	--	0.013
TRA_PRO	0.006	0.141	--	-0.036
NOE_ENT	-0.154	0.015	-0.028	--
AGR_DES	0.246	0.040	0.129	--
AUT_ACA	0.132	-0.014	-0.039	--
COM_PRO	0.388	0.097	0.181	--

No Non-Zero Modification Indices for PHI

Modification Indices for THETA-DELTA

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
EXA_DIA	--					
EXA_CON	1.256	--				
PRO_TON	0.006	0.880	--			
ESC_PAD	0.338	0.203	0.106	--		
ESC_MAD	0.076	1.483	0.009	--	--	
EXP_POI	0.116	0.841	2.674	0.121	0.102	--
TRA_PRO	0.006	0.461	0.322	0.331	1.000	0.076
NOE_ENT	0.550	0.421	0.759	0.168	0.147	2.082
AGR_DES	0.055	0.000	0.515	0.385	0.692	0.354
AUT_ACA	0.565	0.022	0.202	0.011	0.139	0.105
COM_PRO	4.913	0.162	1.484	0.064	0.110	0.178

Modification Indices for THETA-DELTA (continued)

	TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
TRA_PRO	0.076				
NOE_ENT	0.511	--			
AGR_DES	1.084	0.003	--		
AUT_ACA	0.387	0.562	2.690	--	
COM_PRO	1.662	0.319	1.275	1.296	--



Expected Change for THETA-DELTA

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
EXA_DIA	--					
EXA_CON	0.310	--				
PRO_TON	-0.022	-0.107	--			
ESC_PAD	-0.059	-0.035	0.025	--		
ESC_MAD	0.021	0.094	0.007	--	--	
EXP_POI	-0.026	-0.075	0.133	-0.026	-0.025	--
TRA_PRO	0.009	-0.057	0.047	-0.071	0.080	0.147
NOE_ENT	-0.067	0.055	-0.074	0.037	-0.032	0.120
AGR_DES	0.026	0.000	0.061	0.072	-0.078	-0.048
AUT_ACA	0.064	0.013	0.039	0.009	-0.031	0.028
COM_PRO	0.183	-0.035	0.105	0.021	0.027	0.036

Expected Change for THETA-DELTA (continued)

	TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
TRA_PRO	-0.415				
NOE_ENT	-0.063	--			
AGR_DES	0.118	-0.013	--		
AUT_ACA	-0.053	0.077	-0.235	--	
COM_PRO	0.110	-0.053	-0.130	-0.106	--

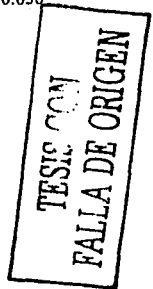
Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	ESC_PAD	ESC_MAD	EXP_POI
EXA_DIA	--					
EXA_CON	0.310	--				
PRO_TON	-0.022	-0.107	--			
ESC_PAD	-0.059	-0.035	0.025	--		
ESC_MAD	0.021	0.094	0.007	--	--	
EXP_POI	-0.026	-0.075	0.133	-0.026	-0.025	--
TRA_PRO	0.009	-0.057	0.047	-0.071	0.080	0.147
NOE_ENT	-0.067	0.055	-0.074	0.037	-0.032	0.120
AGR_DES	0.026	0.000	0.061	0.072	-0.078	-0.048
AUT_ACA	0.064	0.013	0.039	0.009	-0.031	0.028
COM_PRO	0.183	-0.035	0.105	0.021	0.027	0.036

Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA (continued)

	TRA_PRO	NOE_ENT	AGR_DES	AUT_ACA	COM_PRO
TRA_PRO	-0.415				
NOE_ENT	-0.063	--			
AGR_DES	0.118	-0.013	--		
AUT_ACA	-0.053	0.077	-0.235	--	
COM_PRO	0.110	-0.053	-0.130	-0.106	--

Maximum Modification Index is 10.18 for Element (11, 1) of LAMBDA-X



PARTE 3

DATE: 8/ 5/2002
TIME: 21:48

L I S R E L 8.51
BY

Karl G. Jöreskog and Dag Sörbom

This program is published exclusively by
Scientific Software International, Inc.
7383 N. Lincoln Avenue, Suite 100
Lincolnwood, IL 60712, U.S.A.

Phone: (800)247-6113, (847)675-0720, Fax: (847)675-2140
Copyright by Scientific Software International, Inc., 1981-2001
Use of this program is subject to the terms specified in the
Universal Copyright Convention.
Website: www.ssicentral.com

The following lines were read from file
C:\lisrel8_51\Experi\afc_aju.spj:

Análisis factorial confirmatorio ajustado para las variables del
rendimiento académico
Modelo con chi cuadrada = 8.392, 17 gl y significación de 0.957

Observed Variables
EXA_DIA EXA_CON PRO_TON COM_PRO AGR_DES NOE_ENT
AUT_ACA ESC_PAD ESC_MAD TRA_PRO EXP_POI

Correlation Matrix from file 'C:\lisrel8_51\Experi\ultimas3.cor'

Sample Size = 119

Latent Variables conoprev caraprof escopadr intgrpro

Relationships
EXA_DIA EXA_CON PRO_TON COM_PRO = conoprev
COM_PRO AGR_DES NOE_ENT AUT_ACA = caraprof
ESC_PAD ESC_MAD = escopadr
TRA_PRO EXP_POI = intgrpro

Options: ND=3 ME=ML IT=250

LISREL Output: RS MI SC EF
Path Diagram

Set the Error Variance of TRA_PRO to 0.005

End of Problem

Análisis factorial confirmatorio (AFC)

Análisis factorial confirmatorio ajustado para las variables del rendimiento académico

Correlation Matrix

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
EXA_DIA	1.000					
EXA_CON	0.331	1.000				
PRO_TON	0.331	0.097	1.000			
COM_PRO	0.222	0.035	0.172	1.000		
AGR_DES	0.197	0.106	0.138	-0.111	1.000	
NOE_ENT	0.047	0.088	-0.028	-0.080	0.227	1.000
AUT_ACA	0.148	0.077	0.098	-0.121	0.097	0.149
ESC_PAD	0.106	0.062	0.095	0.033	0.176	0.119
ESC_MAD	0.118	0.146	0.080	0.044	0.043	0.027
TRA_PRO	0.137	-0.022	0.163	0.172	0.070	-0.003
EXP_POI	0.038	-0.080	0.184	0.096	-0.006	0.111

Correlation Matrix (continued)

	AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
AUT_ACA	1.000				
ESC_PAD	0.067	1.000			
ESC_MAD	0.003	0.454	1.000		
TRA_PRO	-0.022	0.075	0.126	1.000	
EXP_POI	0.020	-0.016	0.001	0.352	1.000

Análisis factorial confirmatorio ajustado para las variables del rendimiento académico

Parameter Specifications

LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	Intgrpro
EXA_DIA	1	0	0	0
EXA_CON	2	0	0	0
PRO_TON	3	0	0	0
COM_PRO	4	5	0	0
AGR_DES	0	6	0	0
NOE_ENT	0	7	0	0
AUT_ACA	0	8	0	0
ESC_PAD	0	0	9	0
ESC_MAD	0	0	10	0
TRA_PRO	0	0	0	11
EXP_POI	0	0	0	12

PHI

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
conoprev	0			
caraprof	13	0		
escopadr	14	15	0	
intgrpro	16	17	18	0

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

THETA-DELTA

EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
19	20	21	22	23	24

THETA-DELTA (continued)

AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
25	26	27	0	28

Análisis factorial confirmatorio ajustado para las variables del rendimiento académico

Number of Iterations = 15

LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	0.760 (0.129) 5.870	--	--	--
EXA_CON	0.380 (0.111) 3.408	--	--	--
PRO_TON	0.438 (0.112) 3.901	--	--	--
COM_PRO	0.554 (0.212) 2.620	-0.528 (0.230) -2.293	--	--
AGR_DES	--	0.503 (0.145) 3.462	--	--

Análisis factorial confirmatorio (AFC)

LAMBDA-X (Continued)

	conoprev	caraprof	escopadr	Intgrpro
NOE_ENT	--	0.337 (0.132) 2.558	--	--
AUT_ACA	--	0.335 (0.132) 2.548	--	--
ESC_PAD	--	--	0.740 (0.217) 3.404	--
ESC_MAD	--	--	0.614 (0.188) 3.273	--
TRA_PRO	--	--	--	0.997 (0.065) 15.285
EXP_POI	--	--	--	0.353 (0.089) 3.951

PHI

	conoprev	Caraprof	escopadr	intgrpro
conoprev	1.000			
caraprof	0.486 (0.182) 2.669	1.000		
escopadr	0.257 (0.138) 1.860	0.261 (0.164) 1.588	1.000	
intgrpro	0.208 (0.110) 1.893	-0.006 (0.138) -0.042	0.137 (0.114) 1.198	1.000

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

THETA-DELTA

EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
0.422 (0.167) 2.532	0.856 (0.123) 6.978	0.809 (0.122) 6.636	0.699 (0.180) 3.883	0.747 (0.153) 4.890	0.887 (0.133) 6.691

THETA-DELTA (continued)

AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
0.888	0.452	0.623	0.005	0.875
(0.132)	(0.306)	(0.222)		(0.114)
6.701	1.477	2.810		7.676

Squared Multiple Correlations for X - Variables

EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
0.578	0.144	0.191	0.301	0.253	0.113

Squared Multiple Correlations for X - Variables (continued)

AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
0.112	0.548	0.377	0.995	0.125

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 38
 Minimum Fit Function Chi-Square = 22.768 (P = 0.976)
 Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 22.130 (P = 0.981)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.0
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 0.0)

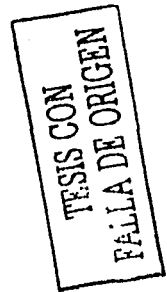
Minimum Fit Function Value = 0.193
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.0
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.999

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.797
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.797 ; 0.797)
 ECVI for Saturated Model = 1.119
 ECVI for Independence Model = 1.268

Chi-Square for Independence Model with 55 Degrees of Freedom = 127.624

Independence AIC = 149.624
 Model AIC = 78.130
 Saturated AIC = 132.000
 Independence CAIC = 191.194
 Model CAIC = 183.946
 Saturated CAIC = 381.422

Normed Fit Index (NFI) = 0.822
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.304
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.568
 Comparative Fit Index (CFI) = 1.000
 Incremental Fit Index (IFI) = 1.170
 Relative Fit Index (RFI) = 0.742



Análisis factorial confirmatorio (AFC)

Critical N (CN) = 317.990

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.0481

Standardized RMR = 0.0481

Goodness of Fit Index (GFI) = 0.967

Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.943

Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.557

Análisis factorial confirmatorio ajustado para las variables del rendimiento académico

Fitted Covariance Matrix

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
EXA_DIA	1.000					
EXA_CON	0.289	1.000				
PRO_TON	0.333	0.166	1.000			
COM_PRO	0.226	0.113	0.130	1.000		
AGR_DES	0.186	0.093	0.107	-0.130	1.000	
NOE_ENT	0.124	0.062	0.072	-0.087	0.169	1.000
AUT_ACA	0.124	0.062	0.071	-0.087	0.169	0.113
ESC_PAD	0.145	0.072	0.083	0.003	0.097	0.065
ESC_MAD	0.120	0.060	0.069	0.003	0.081	0.054
TRA_PRO	0.157	0.079	0.091	0.118	-0.003	-0.002
EXP_POI	0.056	0.028	0.032	0.042	-0.001	-0.001

Fitted Covariance Matrix (continued)

	AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
AUT_ACA	1.000				
ESC_PAD	0.065	1.000			
ESC_MAD	0.054	0.454	1.000		
TRA_PRO	-0.002	0.101	0.084	1.000	
EXP_POI	-0.001	0.036	0.030	0.352	1.000

Fitted Residuals

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
EXA_DIA	0.000					
EXA_CON	0.042	0.000				
PRO_TON	-0.001	-0.069	0.000			
COM_PRO	-0.004	-0.078	0.041	0.000		
AGR_DES	0.011	0.013	0.031	0.019	0.000	
NOE_ENT	-0.078	0.026	-0.099	0.007	0.058	0.000
AUT_ACA	0.024	0.015	0.027	-0.035	-0.072	0.036
ESC_PAD	-0.039	-0.011	0.012	0.030	0.079	0.054
ESC_MAD	-0.002	0.086	0.011	0.042	-0.038	-0.027
TRA_PRO	-0.021	-0.101	0.073	0.054	0.073	-0.001
EXP_POI	-0.018	-0.108	0.152	0.054	-0.005	0.112

Fitted Residuals (continued)

	AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
AUT_ACA	0.000				
ESC_PAD	0.003	0.000			
ESC_MAD	-0.051	0.000	0.000		
TRA_PRO	-0.020	-0.025	0.043	0.000	
EXP_POI	0.021	-0.051	-0.028	0.000	0.000

Summary Statistics for Fitted Residuals

Smallest Fitted Residual = -0.108
 Median Fitted Residual = 0.000
 Largest Fitted Residual = 0.152

Stemleaf Plot

```

- |1|00
- 0|887755
- 0|433332221100000000000000000000
  0|111112222333344444
  0|55567789
  |1|
  |5
    
```

Standardized Residuals

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
EXA_DIA	--					
EXA_CON	1.845	--				
PRO_TON	-0.070	-1.082	--			
COM_PRO	-0.176	-1.065	0.603	--		
AGR_DES	0.241	0.163	0.411	0.399	--	
NOE_ENT	-1.220	0.306	-1.216	0.098	1.245	--
AUT_ACA	0.369	0.184	0.330	-0.493	-1.542	0.528
ESC_PAD	-1.032	-0.136	0.157	0.505	1.279	0.691
ESC_MAD	-0.049	1.066	0.137	0.584	-0.558	-0.335
TRA_PRO	-0.686	-1.291	0.980	1.105	1.199	-0.014
EXP_POI	-0.209	-1.195	1.692	0.624	-0.061	1.233

Standardized Residuals (continued)

	AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
AUT_ACA	--				
ESC_PAD	0.034	--			
ESC_MAD	-0.635	--	--		
TRA_PRO	-0.256	-0.837	0.841	--	
EXP_POI	0.232	-0.596	-0.322	0.107	--

Summary Statistics for Standardized Residuals

Smallest Standardized Residual = -1.542
Median Standardized Residual = 0.000
Largest Standardized Residual = 1.845

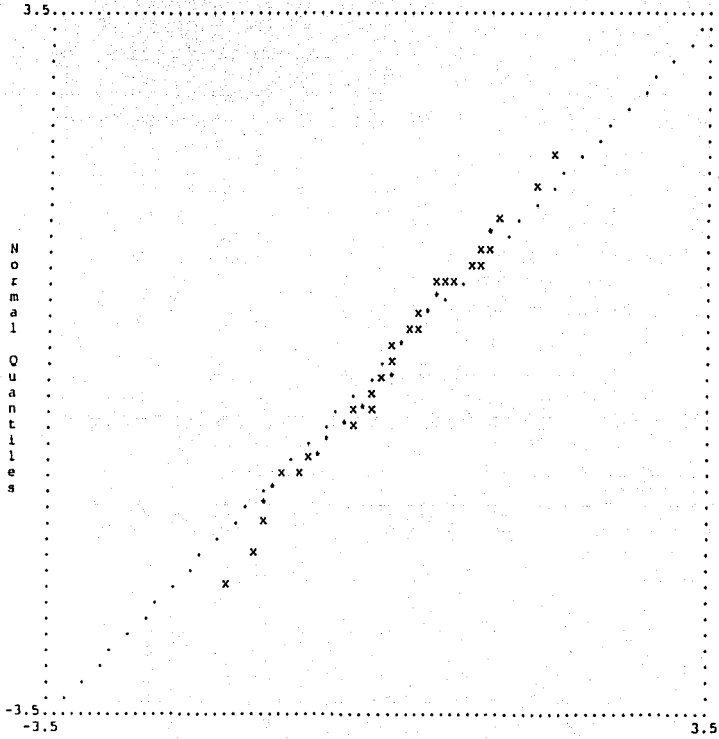
Stemleaf Plot

- 1|5
- 1|3222110
- 0|876665
- 0|3332211100000000000000
0|1112222233444
0|5566678
1|0112223
1|78

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Análisis factorial confirmatorio ajustado para las variables del rendimiento académico

Qplot of Standardized Residuals



TESIS CON
PLA DE ORIGEN

Análisis factorial confirmatorio ajustado para las variables del rendimiento académico

Modification Indices and Expected Change

Modification Indices for LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intrpro
EXA_DIA	--	0.086	0.927	0.473
EXA_CON	--	0.899	0.132	1.671
PRO_TON	--	0.208	0.041	0.967
COM_PRO	--	--	0.678	1.225
AGR_DES	0.454	--	0.618	1.437
NOE_ENT	0.906	--	0.095	0.000
AUT_ACA	0.024	--	0.074	0.065
ESC_PAD	0.275	1.613	--	0.706
ESC_MAD	0.275	1.613	--	0.706
TRA_PRO	0.031	0.005	0.295	--
EXP_POI	0.031	0.005	0.295	--

Expected Change for LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intrpro
EXA_DIA	--	-0.063	-0.141	-0.081
EXA_CON	--	0.146	0.043	-0.120
PRO_TON	--	-0.070	0.024	0.091
COM_PRO	--	--	0.122	0.134
AGR_DES	0.126	--	0.109	0.125
NOE_ENT	-0.142	--	0.039	-0.001
AUT_ACA	0.023	--	-0.034	-0.024
ESC_PAD	-0.130	0.306	--	-0.106
ESC_MAD	0.107	-0.254	--	0.088
TRA_PRO	-0.054	-0.025	0.166	--
EXP_POI	0.019	0.009	-0.059	--

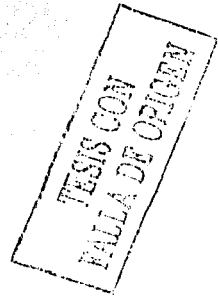
Standardized Expected Change for LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intrpro
EXA_DIA	--	-0.063	-0.141	-0.081
EXA_CON	--	0.146	0.043	-0.120
PRO_TON	--	-0.070	0.024	0.091
COM_PRO	--	--	0.122	0.134
AGR_DES	0.126	--	0.109	0.125
NOE_ENT	-0.142	--	0.039	-0.001
AUT_ACA	0.023	--	-0.034	-0.024
ESC_PAD	-0.130	0.306	--	-0.106
ESC_MAD	0.107	-0.254	--	0.088
TRA_PRO	-0.054	-0.025	0.166	--
EXP_POI	0.019	0.009	-0.059	--

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Completely Standardized Expected Change for LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	--	-0.063	-0.141	-0.081
EXA_CON	--	0.146	0.043	-0.120
PRO_TON	--	-0.070	0.024	0.091
COM_PRO	--	--	0.122	0.134
AGR_DES	0.126	--	0.109	0.125
NOE_ENT	-0.142	--	0.039	-0.001
AUT_ACA	0.023	--	-0.034	-0.024
ESC_PAD	-0.130	0.306	--	-0.106
ESC_MAD	0.107	-0.254	--	0.088
TRA_PRO	-0.054	-0.025	0.166	--
EXP_POI	0.019	0.009	-0.059	--



No Non-Zero Modification Indices for PHI

Modification Indices for THETA-DELTA

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
EXA_DIA	--					
EXA_CON	3.404	--				
PRO_TON	0.005	1.171	--			
COM_PRO	0.150	0.944	0.349	--		
AGR_DES	0.025	0.086	0.279	0.038	--	
NOE_ENT	1.332	0.153	1.026	0.450	1.551	--
AUT_ACA	0.315	0.001	0.185	0.606	2.378	0.279
ESC_PAD	0.626	0.333	0.028	0.426	1.598	0.643
ESC_MAD	0.005	1.386	0.002	0.007	0.808	0.219
TRA_PRO	0.118	0.678	0.086	0.519	1.419	0.157
EXP_POI	0.223	0.983	2.633	0.235	0.242	1.986

Modification Indices for THETA-DELTA (continued)

	AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
AUT_ACA	--				
ESC_PAD	0.036	--			
ESC_MAD	0.271	--	--		
TRA_PRO	0.141	0.177	0.549	0.011	
EXP_POI	0.115	0.114	0.113	0.011	--

Expected Change for THETA-DELTA

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
EXA_DIA	--					
EXA_CON	0.246	--				
PRO_TON	-0.011	-0.099	--			
COM_PRO	-0.054	-0.087	0.054	--		
AGR_DES	-0.017	-0.025	0.046	0.027	--	
NOE_ENT	-0.107	0.034	-0.087	0.070	0.151	--
AUT_ACA	0.052	-0.003	0.037	-0.081	-0.186	0.052
ESC_PAD	-0.068	-0.045	0.013	0.055	0.107	0.066
ESC_MAD	0.006	0.093	-0.003	-0.007	-0.074	-0.038
TRA_PRO	-0.034	-0.068	0.024	0.073	0.111	-0.034
EXP_POI	-0.035	-0.081	0.131	0.039	-0.040	0.118

Expected Change for THETA-DELTA (continued)

	AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
AUT_ACA	--				
ESC_PAD	0.015	--			
ESC_MAD	-0.042	--	--		
TRA_PRO	-0.032	-0.043	0.065	-0.120	
EXP_POI	0.028	-0.026	-0.026	0.043	--

Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA

	EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
EXA_DIA	--					
EXA_CON	0.246	--				
PRO_TON	-0.011	-0.099	--			
COM_PRO	-0.054	-0.087	0.054	--		
AGR_DES	-0.017	-0.025	0.046	0.027	--	
NOE_ENT	-0.107	0.034	-0.087	0.070	0.151	--
AUT_ACA	0.052	-0.003	0.037	-0.081	-0.186	0.052
ESC_PAD	-0.068	-0.045	0.013	0.055	0.107	0.066
ESC_MAD	0.006	0.093	-0.003	-0.007	-0.074	-0.038
TRA_PRO	-0.034	-0.068	0.024	0.073	0.111	-0.034
EXP_POI	-0.035	-0.081	0.131	0.039	-0.040	0.118

Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA (continued)

	AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
AUT_ACA	--				
ESC_PAD	0.015	--			
ESC_MAD	-0.042	--	--		
TRA_PRO	-0.032	-0.043	0.065	-0.120	
EXP_POI	0.028	-0.026	-0.026	0.043	--

Maximum Modification Index is 3.40 for Element (2, 1) of THETA-DELTA

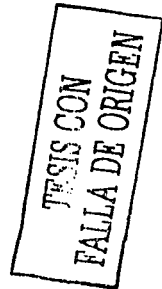
TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

Análisis factorial confirmatorio ajustado para las variables del rendimiento académico

Standardized Solution

LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	0.760	--	--	--
EXA_CON	0.380	--	--	--
PRO_TON	0.438	--	--	--
COM_PRO	0.554	-0.528	--	--
AGR_DES	--	0.503	--	--
NOE_ENT	--	0.337	--	--
AUT_ACA	--	0.335	--	--
ESC_PAD	--	--	0.740	--
ESC_MAD	--	--	0.614	--
TRA_PRO	--	--	--	0.997
EXP_POI	--	--	--	0.353



PHI

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
conoprev	1.000			
caraprof	0.486	1.000		
escopadr	0.257	0.261	1.000	
intgrpro	0.208	-0.006	0.137	1.000

Análisis factorial confirmatorio ajustado para las variables del rendimiento académico

Completely Standardized Solution

LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	0.760	--	--	--
EXA_CON	0.380	--	--	--
PRO_TON	0.438	--	--	--
COM_PRO	0.554	-0.528	--	--
AGR_DES	--	0.503	--	--
NOE_ENT	--	0.337	--	--
AUT_ACA	--	0.335	--	--
ESC_PAD	--	--	0.740	--
ESC_MAD	--	--	0.614	--
TRA_PRO	--	--	--	0.997
EXP_POI	--	--	--	0.353

Analisis factorial confirmatorio (AFC)

PHI

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
conoprev	1.000			
caraprof	0.486	1.000		
escopadr	0.257	0.261	1.000	
intgrpro	0.208	-0.006	0.137	1.000

THETA-DELTA

EXA_DIA	EXA_CON	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
0.422	0.856	0.809	0.699	0.747	0.887

THETA-DELTA (continued)

AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
0.888	0.452	0.623	0.005	0.875

ANEXOF

MODELO CAUSAL DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO

DATE: 8/10/2002
TIME: 7:38

L I S R E L 8.51

BY

Karl G. Jöreskog and Dag Sörbom

This program is published exclusively by
Scientific Software International, Inc.
7383 N. Lincoln Avenue, Suite 100
Lincolnwood, IL 60712, U.S.A.

Phone: (800)247-6113, (847)675-0720, Fax: (847)675-2140

Copyright by Scientific Software International, Inc., 1981-2001

Use of this program is subject to the terms specified in the
Universal Copyright Convention.

Website: www.ssicentral.com

The following lines were read from file
C:\lisrel8_51\Experi\mod_ren1.spj:

Modelo causal del rendimiento académico

Observed Variables

EXA_CON EXA_DIA PRO_TON COM_PRO AGR_DES
NOE_ENT AUT_ACA ESC_PAD ESC_MAD TRA_PRO EXP_POI

Covariance Matrix from file 'C:\lisrel8_51\Experi\mod_ren1.cov'

Sample Size = 119

Latent Variables rendacad conoprev caraprof escopadr intgrpro

Relationships

rendacad = conoprev caraprof escopadr intgrpro

EXA_CON = rendacad

EXA_DIA PRO_TON COM_PRO = conoprev

COM_PRO AGR_DES NOE_ENT AUT_ACA = caraprof

ESC_PAD ESC_MAD = escopadr

TRA_PRO EXP_POI = intgrpro

Options: ND=3 ME=ML IT=250

LISREL OUTPUT: RS MI SC EF

Path Diagram

Set of Error Variance of EXA_CON to 0

End of Problem

Modelo causal del rendimiento académico

Covariance Matrix

	EXA_CON	EXA_DIA	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
EXA_CON	2.020					
EXA_DIA	0.560	1.418				
PRO_TON	0.060	0.170	0.187			
COM_PRO	0.019	0.100	0.028	0.143		
AGR_DES	0.168	0.262	0.066	-0.047	1.245	
NOE_ENT	0.165	0.073	-0.016	-0.040	0.335	1.744
AUT_ACA	0.011	0.018	0.004	-0.005	0.011	0.020
ESC_PAD	0.169	0.244	0.080	0.024	0.381	0.304
ESC_MAD	0.298	0.201	0.049	0.024	0.068	0.051
TRA_PRO	-0.016	0.080	0.035	0.032	0.039	-0.002
EXP_POI	-0.053	0.021	0.037	0.017	-0.003	0.069

Covariance Matrix (continued)

	AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
AUT_ACA	0.011				
ESC_PAD	0.014	3.751			
ESC_MAD	0.000	1.260	2.051		
TRA_PRO	-0.001	-0.072	0.089	0.245	
EXP_POI	0.001	-0.014	0.001	0.082	0.221

Modelo causal del rendimiento académico

Parameter Specifications

LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	1	0	0	0
PRO_TON	2	0	0	0
COM_PRO	3	4	0	0
AGR_DES	0	5	0	0
NOE_ENT	0	6	0	0
AUT_ACA	0	7	0	0
ESC_PAD	0	0	8	0
ESC_MAD	0	0	9	0
TRA_PRO	0	0	0	10
EXP_POI	0	0	0	11

GAMMA

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
rendacad	12	13	14	15

PHI

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
conoprev	0			
caraprof	16	0		
escopadr	17	18	0	
intgrpro	19	20	21	0

PSI

rendacad
22

THETA-DELTA

EXA_DIA	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT	AUT_ACA
23	24	25	26	27	28

THETA-DELTA (continued)

ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
29	30	31	32

Modelo causal del rendimiento académico

Number of Iterations = 27
LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

LAMBDA-Y

EXA_CON	rendacad
	1.421

LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	Escopadr	intgrpro
EXA_DIA	0.868 (0.149) -5.832	--	--	--
PRO_TON	0.195 (0.048) 4.041	--	--	--
COM_PRO	0.229 (0.090) 2.549	-0.218 (0.097) -2.236	--	--

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Modelo causal del rendimiento académico

LAMBDA-X (Continued)

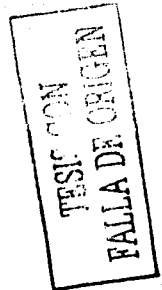
	conoprev	caraprof	Escopadr	intgrpro
AGR_DES	--	0.540 (0.160) 3.384	--	--
NOE_ENT	--	0.429 (0.173) 2.482	--	--
AUT_ACA	--	0.035 (0.014) 2.553	--	--
ESC_PAD	--	--	1.265 (0.373) 3.389	--
ESC_MAD	--	--	0.996 (0.290) 3.436	--
TRA_PRO	--	--	--	0.394 (0.131) 3.016
EXP_POI	--	--	--	0.208 (0.078) 2.673

GAMMA

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
rendacad	0.379 (0.158) 2.392	0.087 (0.161) 0.543	0.070 (0.124) 0.563	-0.175 (0.137) -1.281

Covariance Matrix of ETA and KSI

	rendacad	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
rendacad	1.000				
conoprev	0.387	1.000			
caraprof	0.287	0.496	1.000		
escopadr	0.159	0.259	0.226	1.000	
intgrpro	-0.047	0.304	0.021	0.165	1.000



Modelo causal del rendimiento académico

PHI

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
conoprev	1.000			
caraprof	0.496 (0.195) 2.549	1.000		
escopadr	0.259 (0.143) 1.811	0.226 (0.167) 1.354	1.000	
intgrpro	0.304 (0.155) 1.959	0.021 (0.172) 0.120	0.165 (0.146) 1.130	1.000

PSI

rendacad
0.809
(0.126)
6.443

Squared Multiple Correlations for Structural Equations

rendacad
0.191

Squared Multiple Correlations for Reduced Form

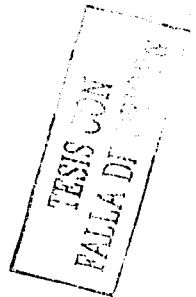
rendacad
0.191

Squared Multiple Correlations for Y - Variables

EXA_CON
1.000

THETA-DELTA

EXA_DIA	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT	AUT_ACA
0.665	0.149	0.092	0.953	1.559	0.009
(0.218)	(0.023)	(0.029)	(0.185)	(0.230)	(0.001)
3.049	6.561	3.202	5.144	6.778	6.712



THETA-DELTA (continued)

ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
2.151	1.058	0.089	0.178
(0.900)	(0.548)	(0.099)	(0.036)
2.391	1.931	0.899	4.956

Squared Multiple Correlations for X - Variables

EXA_DIA	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT	AUT_ACA
0.531	0.204	0.352	0.235	0.106	0.112

Squared Multiple Correlations for X - Variables (continued)

ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
0.426	0.484	0.635	0.195

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 34
 Minimum Fit Function Chi-Square = 20.085 (P = 0.972)
 Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 19.499 (P = 0.978)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 0.0
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.0 ; 0.0)

Minimum Fit Function Value = 0.170
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.0
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0 ; 0.0)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.0
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0 ; 0.0)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.998

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.831
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.831 ; 0.831)
 ECVI for Saturated Model = 1.119
 ECVI for Independence Model = 1.268

Chi-Square for Independence Model with 55 Degrees of Freedom = 127.622

Independence AIC = 149.622
 Model AIC = 83.499
 Saturated AIC = 132.000
 Independence CAIC = 191.193
 Model CAIC = 204.431
 Saturated CAIC = 381.422

Normed Fit Index (NFI) = 0.843
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 1.310
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.521
 Comparative Fit Index (CFI) = 1.000
 Incremental Fit Index (IFI) = 1.149
 Relative Fit Index (RFI) = 0.745

Modelo causal del rendimiento académico

Critical N (CN) = 330.367

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.0501

Standardized RMR = 0.0427

Goodness of Fit Index (GFI) = 0.971

Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.943

Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.500

Modelo causal del rendimiento académico

Fitted Covariance Matrix

	EXA_CON	EXA_DIA	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
EXA_CON	2.020					
EXA_DIA	0.477	1.418				
PRO_TON	0.107	0.169	0.187			
COM_PRO	0.037	0.105	0.024	0.143		
AGR_DES	0.221	0.233	0.052	-0.056	1.245	
NOE_ENT	0.175	0.185	0.042	-0.045	0.232	1.744
AUT_ACA	0.014	0.015	0.003	-0.004	0.019	0.015
ESC_PAD	0.286	0.285	0.064	0.013	0.154	0.123
ESC_MAD	0.225	0.224	0.050	0.010	0.122	0.097
TRA_PRO	-0.026	0.104	0.023	0.026	0.004	0.003
EXP_POI	-0.014	0.055	0.012	0.014	0.002	0.002

Fitted Covariance Matrix (continued)

	AUT_ACA	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
AUT_ACA	0.011				
ESC_PAD	0.010	3.750			
ESC_MAD	0.008	1.260	2.051		
TRA_PRO	0.000	0.082	0.065	0.245	
EXP_POI	0.000	0.043	0.034	0.082	0.221

Fitted Residuals

	EXA_CON	EXA_DIA	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT
EXA_CON	0.000					
EXA_DIA	0.083	0.000				
PRO_TON	-0.048	0.001	0.000			
COM_PRO	-0.018	-0.005	0.004	0.000		
AGR_DES	-0.053	0.029	0.014	0.009	0.000	
NOE_ENT	-0.010	-0.111	-0.057	0.005	0.103	0.000
AUT_ACA	-0.003	0.003	0.001	-0.001	-0.008	0.005
ESC_PAD	-0.117	-0.040	0.016	0.012	0.227	0.181
ESC_MAD	0.073	-0.024	-0.001	0.014	-0.053	-0.046
TRA_PRO	0.010	-0.024	0.012	0.007	0.034	-0.005
EXP_POI	-0.040	-0.034	0.025	0.004	-0.006	0.067

Summary Statistics for Standardized Residuals

Smallest Standardized Residual = -1.337
Median Standardized Residual = 0.000
Largest Standardized Residual = 1.816

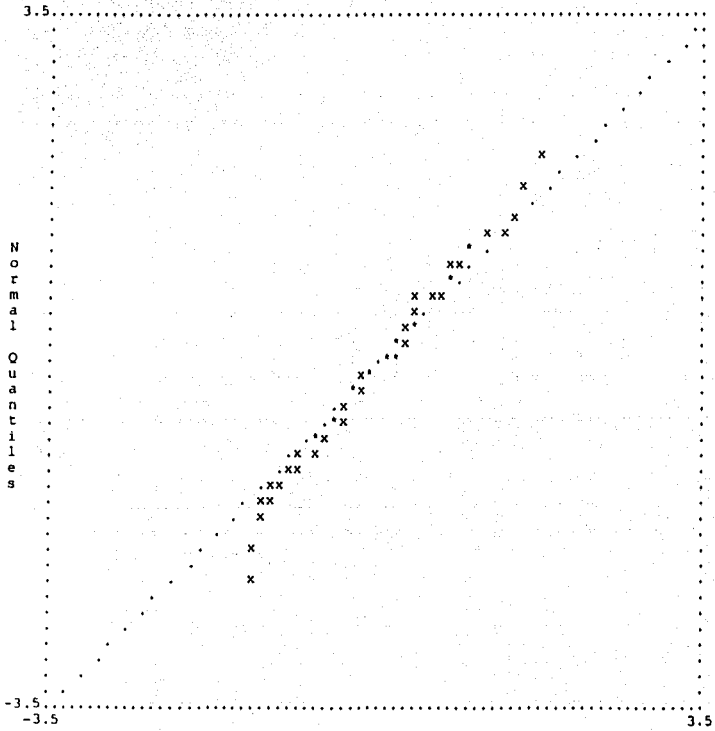
Stemleaf Plot

- |13322110
- 0|98876655
- 0|443333211100000000000000
0|112222334444
0|55688889
1|0024
1|568

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Modelo causal del rendimiento académico

Qplot of Standardized Residuals



TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Modelo causal del rendimiento académico

Modification Indices and Expected Change

No Non-Zero Modification Indices for LAMBDA-Y

Modification Indices for LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	--	0.251	0.299	2.913
PRO_TON	--	0.251	0.014	1.354
COM_PRO	--	--	0.308	0.908
AGR_DES	0.429	--	0.371	0.901
NOE_ENT	0.693	--	0.065	0.012
AUT_ACA	0.002	--	0.092	0.056
ESC_PAD	0.032	1.976	--	0.222
ESC_MAD	0.032	1.976	--	0.222
TRA_PRO	0.076	0.003	0.917	--
EXP_POI	0.076	0.003	0.917	--

Expected Change for LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	--	0.149	-0.101	-0.325
PRO_TON	--	-0.034	0.006	0.060
COM_PRO	--	--	0.033	0.061
AGR_DES	0.135	--	0.092	0.135
NOE_ENT	-0.163	--	0.042	0.017
AUT_ACA	0.001	--	-0.004	-0.003
ESC_PAD	0.085	0.520	--	-0.124
ESC_MAD	-0.067	-0.409	--	0.097
TRA_PRO	0.039	0.006	0.107	--
EXP_POI	-0.020	-0.003	-0.056	--

Standardized Expected Change for LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	--	0.149	-0.101	-0.325
PRO_TON	--	-0.034	0.006	0.060
COM_PRO	--	--	0.033	0.061
AGR_DES	0.135	--	0.092	0.135
NOE_ENT	-0.163	--	0.042	0.017
AUT_ACA	0.001	--	-0.004	-0.003
ESC_PAD	0.085	0.520	--	-0.124
ESC_MAD	-0.067	-0.409	--	0.097
TRA_PRO	0.039	0.006	0.107	--
EXP_POI	-0.020	-0.003	-0.056	--

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Modelo causal del rendimiento académico

Completely Standardized Expected Change for LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	--	0.125	-0.085	-0.273
PRO_TON	--	-0.078	0.014	0.140
COM_PRO	--	--	0.087	0.162
AGR_DES	0.121	--	0.082	0.121
NOE_ENT	-0.124	--	0.032	0.013
AUT_ACA	0.007	--	-0.038	-0.027
ESC_PAD	0.044	0.268	--	-0.064
ESC_MAD	-0.047	-0.286	--	0.068
TRA_PRO	0.078	0.013	0.215	--
EXP_POI	-0.043	-0.007	-0.119	--

No Non-Zero Modification Indices for BETA

No Non-Zero Modification Indices for GAMMA

No Non-Zero Modification Indices for PHI

No Non-Zero Modification Indices for PSI

Modification Indices for THETA-DELTA-EPS

	EXA_CON
EXA_DIA	2.790
PRO_TON	1.226
COM_PRO	0.633
AGR_DES	0.461
NOE_ENT	0.025
AUT_ACA	0.100
ESC_PAD	1.488
ESC_MAD	1.488
TRA_PRO	0.715
EXP_POI	0.715

Expected Change for THETA-DELTA-EPS

	EXA_CON
EXA_DIA	0.363
PRO_TON	-0.063
COM_PRO	-0.050
AGR_DES	-0.107
NOE_ENT	0.027
AUT_ACA	-0.004
ESC_PAD	-0.323
ESC_MAD	0.255
TRA_PRO	0.098
EXP_POI	-0.052

Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA-EPS

	EXA_CON
EXA_DIA	0.215
PRO_TON	-0.103
COM_PRO	-0.093
AGR_DES	-0.067
NOE_ENT	0.014
AUT_ACA	-0.029
ESC_PAD	-0.118
ESC_MAD	0.125
TRA_PRO	0.140
EXP_POI	-0.077

TESIS CON
FALLA DE ORIGEN

Modification Indices for THETA-DELTA

	EXA_DIA	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT	AUT_ACA
EXA_DIA	--					
PRO_TON	0.011	--				
COM_PRO	0.156	0.099	--			
AGR_DES	0.002	0.249	0.080	--		
NOE_ENT	1.185	1.128	0.580	1.930	--	
AUT_ACA	0.334	0.182	0.453	1.789	0.335	--
ESC_PAD	0.147	0.065	0.309	2.241	0.834	0.113
ESC_MAD	0.006	0.012	0.010	0.918	0.269	0.327
TRA_PRO	0.367	0.000	0.231	0.777	0.198	0.241
EXP_POI	0.873	2.291	0.056	0.233	2.128	0.121

Modification Indices for THETA-DELTA (continued)

	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
ESC_PAD	--			
ESC_MAD	--	--		
TRA_PRO	0.075	0.660	--	
EXP_POI	0.189	0.186	--	--

Expected Change for THETA-DELTA

	EXA_DIA	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT	AUT_ACA
EXA_DIA	--					
PRO_TON	0.008	--				
COM_PRO	-0.027	0.005	--			
AGR_DES	0.006	0.021	0.017	--		
NOE_ENT	-0.156	-0.052	0.040	0.237	--	
AUT_ACA	0.007	0.002	-0.003	-0.018	0.008	--
ESC_PAD	-0.071	0.017	0.033	0.263	0.189	0.005
ESC_MAD	-0.011	-0.005	-0.004	-0.125	-0.079	-0.007
TRA_PRO	-0.038	0.000	0.010	0.044	-0.025	-0.002
EXP_POI	-0.048	0.025	0.004	-0.021	0.076	0.001

Expected Change for THETA-DELTA (continued)

	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
ESC_PAD	--			
ESC_MAD	--	--		
TRA_PRO	-0.023	0.053	--	
EXP_POI	-0.031	-0.023	--	--

Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA

	EXA_DIA	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT	AUT_ACA
EXA_DIA	--					
PRO_TON	0.015	--				
COM_PRO	-0.060	0.030	--			
AGR_DES	0.005	0.044	0.039	--		
NOE_ENT	-0.099	-0.092	0.081	0.161	--	
AUT_ACA	0.053	0.037	-0.072	-0.158	0.056	--
ESC_PAD	-0.031	0.020	0.045	0.122	0.074	0.027
ESC_MAD	-0.006	-0.009	-0.008	-0.078	-0.042	-0.046
TRA_PRO	-0.064	0.001	0.051	0.079	-0.038	-0.042
EXP_POI	-0.085	0.125	0.021	-0.040	0.123	0.029

Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA (continued)

	ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
ESC_PAD	--			
ESC_MAD	--	--		
TRA_PRO	-0.024	0.075	--	
EXP_POI	-0.034	-0.034	--	--

Maximum Modification Index is 2.91 for Element (1, 4) of LAMBDA-X

TESIS
FALLA DE ORIGEN

Modelo causal del rendimiento académico

Standardized Solution

LAMBDA-Y

rendacad	
EXA_CON	1.421

LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	0.868	--	--	--
PRO_TON	0.195	--	--	--
COM_PRO	0.229	-0.218	--	--
AGR_DES	--	0.540	--	--
NOE_ENT	--	0.429	--	--
AUT_ACA	--	0.035	--	--
ESC_PAD	--	--	1.265	--
ESC_MAD	--	--	0.996	--
TRA_PRO	--	--	--	0.394
EXP_POI	--	--	--	0.208

TESIS CON
 FALLA DE ORIGEN

GAMMA

rendacad	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
	0.379	0.087	0.070	-0.175

Correlation Matrix of ETA and KSI

	rendacad	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
rendacad	1.000				
conoprev	0.387	1.000			
caraprof	0.287	0.496	1.000		
escopadr	0.159	0.259	0.226	1.000	
intgrpro	-0.047	0.304	0.021	0.165	1.000

PSI

rendacad	
	0.809

Regression Matrix ETA on KSI (Standardized)

rendacad	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
	0.379	0.087	0.070	-0.175

Modelo causal del rendimiento académico

Modelo causal del rendimiento académico

Completely Standardized Solution

LAMBDA-Y

rendacad	1.000
EXA_CON	

LAMBDA-X

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_DIA	0.729	--	--	--
PRO_TON	0.452	--	--	--
COM_PRO	0.605	-0.576	--	--
AGR_DES	--	0.484	--	--
NOE_ENT	--	0.325	--	--
AUT_ACA	--	0.335	--	--
ESC_PAD	--	--	0.653	--
ESC_MAD	--	--	0.696	--
TRA_PRO	--	--	--	0.797
EXP_POI	--	--	--	0.442

GAMMA

rendacad	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
	0.379	0.087	0.070	-0.175

Correlation Matrix of ETA and KSI

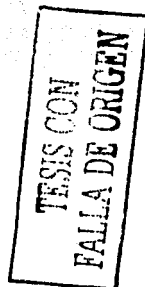
	rendacad	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
rendacad	1.000				
conoprev	0.387	1.000			
caraprof	0.287	0.496	1.000		
escopadr	0.159	0.259	0.226	1.000	
intgrpro	-0.047	0.304	0.021	0.165	1.000

PSI

rendacad	0.809
----------	-------

THETA-DELTA

EXA_DIA	PRO_TON	COM_PRO	AGR_DES	NOE_ENT	AUT_ACA
0.469	0.796	0.648	0.765	0.894	0.888



THETA-DELTA (continued)

ESC_PAD	ESC_MAD	TRA_PRO	EXP_POI
0.574	0.516	0.365	0.805

Regression Matrix ETA on KSI (Standardized)

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
rendacad	0.379	0.087	0.070	-0.175

Modelo causal del rendimiento académico

Total and Indirect Effects

Total Effects of KSI on ETA

rendacad	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
	0.379	0.087	0.070	-0.175
	(0.158)	(0.161)	(0.124)	(0.137)
	2.392	0.543	0.563	-1.281

Total Effects of ETA on Y (continued)

EXA_CON	rendacad
	1.421

Total Effects of KSI on Y (continued)

EXA_CON	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
	0.538	0.124	0.099	-0.249
	(0.225)	(0.229)	(0.176)	(0.194)
	2.392	0.543	0.563	-1.281

Modelo causal del rendimiento académico

Standardized Total and Indirect Effects

Standardized Total Effects of KSI on ETA

rendacad	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
	0.379	0.087	0.070	-0.175

TESIS CON FALLA DE ORIGEN

Standardized Total Effects of ETA on Y (continued)

	rendacad
EXA_CON	1.421

Completely Standardized Total Effects of ETA on Y

	rendacad
EXA_CON	1.000

Standardized Total Effects of KSI on Y

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_CON	0.538	0.124	0.099	-0.249

Completely Standardized Total Effects of KSI on Y

	conoprev	caraprof	escopadr	intgrpro
EXA_CON	0.379	0.087	0.070	-0.175

GLOSARIO

Alfa de Cronbach Coeficiente utilizado para determinar la fiabilidad de los tests a partir de la intercorrelación de los ítems. Su fórmula es:

$$\alpha = \frac{n}{n-1} \left[1 - \frac{\sum_{j=1}^n \sigma_j^2}{\sigma_x^2} \right]$$

donde:

n : número de ítems

σ_j^2 : varianza del ítem j

σ_x^2 : varianza de las puntuaciones totales del test

Autovalor También conocido como valor característico o valor propio, eigenvalor, raíz latente o raíz característica. Representa una medida de la varianza de la matriz de correlaciones explicada por un factor en la matriz factorial. Se calcula como la suma del cuadrado de las cargas factoriales en cada factor. El valor más alto que puede tener un autovalor de un factor equivale al número de variables incluidas en la matriz factorial, esto sucede cuando las cargas factoriales alcanzan el valor de uno, es decir, la variabilidad de la variable queda totalmente explicada por el factor.

Calificaciones escolares Notas obtenidas a partir de algunos instrumentos de evaluación como exámenes, exposiciones, ensayos, trabajos, etc.

Cargas factoriales Una correlación entre las variables originales y los factores. Las cargas de los factores al cuadrado indican qué porcentaje de la varianza en una variable original se atribuye a un factor.

Coefficiente de asimetría (simetría) El coeficiente de asimetría, as , se define como:

$$as = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum \left[\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right]^3$$

y como el exponente es impar, conserva el signo de las diferencias que en él intervienen. Es igual a cero cuando la distribución es simétrica, es positivo cuando la distribución es asimétrica a la derecha, y es negativo cuando la distribución es asimétrica hacia la izquierda. Un valor de asimetría mayor que 1

generalmente indica una distribución que difiere significativamente de una distribución normal.

Coefficiente de curtosis (Curtosis) El coeficiente de curtosis o apuntamiento, k , es un indicador del peso que en la distribución tienen los valores más alejados del centro, y se define como:

$$k = \left\{ \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum \left[\frac{x_i - \bar{x}}{s} \right]^4 \right\} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)}$$

Cuando el valor de k es cero la distribución de frecuencias se dice mesocúrtica o normal; si el valor de k es positivo la curva es más apuntada que la de una normal, es decir, existe menos dispersión, en este caso la curva se llama leptocúrtica o apuntada; si el valor de k es negativo existe mayor dispersión en una curva en comparación con una curva normal, en esta situación la curva recibe el nombre de platocúrtica o aplastada.

Composición Sinónimo de Redacción.

Comunalidad Proporción de varianza con la que contribuye cada variable a la solución final. Se calcula como la suma de los cuadrados de las cargas factoriales de cada variable en todos los factores.

Correlación También representa el grado de relación entre dos variables, pero aquí se omiten las unidades de medida utilizadas en las variables pues al dividir la covarianza por el producto de las desviaciones estándar de X y Y , $\rho(X, Y) = \text{Cov}(X, Y) / \sigma_X \sigma_Y$ se obtienen puntajes estandarizados entre -1 y $+1$.

Covarianza Representa el grado de relación entre dos variables cuando se toma en cuenta las unidades de medida utilizadas en las variables. Se define como $\text{Cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$.

Determinante Número obtenido a través de la realización de operaciones como suma o multiplicación entre los elementos de una matriz cuadrada.

Diagrama de senderos Representación gráfica de las relaciones de causa-efecto entre variables observables o entre variables observables y latentes. Las relaciones causales se representan por medio de flechas directas, saliendo la flecha de la variable predictor (causa) y apuntando a la variable o constructo dependiente (efecto). Las flechas con dos cabezas representan correlaciones.

Distribución normal Una distribución de probabilidad continua en la que el eje horizontal representa todos los posibles valores de una variable y el eje vertical representa la probabilidad de que ocurran esos valores. Los valores de las variables están agrupados en torno a la media de forma simétrica y unimodal, conocida como la curva en forma de campana de Gauss o normal.

Error estándar de curtosis. La proporción de curtosis para su error estándar puede utilizarse como una prueba de la normalidad, esto es, puedes rechazar la normalidad si la proporción es menor a -2 o mayor a $+2$.

Error estándar de simetría. La proporción de simetría para su error estándar puede utilizarse como una prueba de la normalidad, esto es, puedes rechazar la normalidad si la proporción es menor a -2 o mayor a $+2$.

Escala de intervalo Tiene un punto cero arbitrario que permite distinguir y ordenar en forma numérica las cantidades medidas, sin embargo no permite comparaciones utilizando múltiplos de una cantidad. Las escalas de intervalo más familiares son las escalas de temperatura Celsius y Fahrenheit.

Escala de razón o proporción Permite todas las operaciones matemáticas porque posee un cero absoluto sin importar la unidad de medida utilizada. Así, un edificio de 12 metros es dos veces más alto que uno de 6 metros.

Escala métrica Mide datos cuantitativos en relación a magnitudes, por ejemplo nivel de satisfacción con el trabajo o estatura. Esta escala se divide en escala de intervalo y en escala de razón o proporción.

Escala nominal También se utiliza para medir datos cualitativos, pero a diferencia de la ordinal el orden no importa pues tan solo se busca una característica de interés. Por ejemplo, hombre o mujer.

Escala ordinal Se utiliza para medir datos cualitativos como atributos, características o propiedades de un sujeto cuando importa el orden o rango de la característica que se está midiendo. Por ejemplo, una persona que tiene un certificado de bachillerato tiene mayor escolaridad que una persona que terminó secundaria.

Factor azar Casualidad.

Fiabilidad Grado en que una variable o conjunto de ellas es coherente con lo que pretende medirse. Se diferencia de la validez en que no se relaciona con lo que debería medirse, sino con cómo se mide.

Grados de libertad Representan el número de unidades de información disponibles para estimar la distribución muestral de los datos después de que se hayan

estimado todos los parámetros. Se calculan con la diferencia entre el número total de observaciones y el número de parámetros estimados.

Gráficos de dispersión Representación de las relaciones entre dos variables métricas que muestran los valores conjuntos de cada observación en un gráfico de dos dimensiones.

Matriz de correlaciones Tabla que indica las intercorrelaciones entre las variables.

Matriz factorial Tabla que muestra las cargas factoriales de todas las variables sobre cada factor.

Modelo causal Sistema de variables cuya organización, distribución y relación se establece previamente a partir de una serie de hipótesis. El objetivo de un modelo causal es describir las posibles relaciones causa-efecto entre una serie de variables para explicar un fenómeno.

Modelo de medición También conocido como modelo de medida. Especifica los indicadores que tiene cada variable latente.

Modelo estructural Conjunto de una o más relaciones de dependencia que vinculan las variables latentes del modelo supuesto.

Muestra aleatoria Consiste en seleccionar diferentes sujetos de una población a través de una tabla de números aleatorios.

Muestra estratificada Consiste en subdividir a la población en niveles, secciones o fracciones que no se intersectan entre sí, es decir, los elementos que conforman cada fracción tienen la misma respuesta de una característica en común pero diferente a cualquier otra fracción.

Nivel de significación Conocido también como error tipo I o α que representa la probabilidad de rechazar la hipótesis nula siendo cierta, es decir, concluir que dos medidas son significativamente diferentes cuando de hecho son iguales.

Objetividad Imparcialidad.

Pruebas objetivas Serie de formulaciones diseñadas a partir de unos contenidos temáticos en donde cada pregunta puede responderse en forma única donde los resultados son sometidos a tratamientos estadísticos para determinar su fiabilidad y validez.

Redacción Acción de redactar, es decir, expresar por escrito los pensamientos previamente ordenados a través de la combinación de palabras, frases, oraciones,

cláusulas, párrafos y textos de manera que produzcan un todo correcto, grato y armonioso, capaz de ser debidamente comprendido.

Relación bidireccional Vínculo entre dos variables que indica correlación representado por una flecha de dos puntas.

Relación unidireccional Vínculo representado por una flecha de una sola punta que existe entre una variable causa y una variable efecto en un modelo causal. La variable escrita en la cola de la flecha se conoce como causa y la que está escrita en la punta como efecto.

Rendimiento académico Nivel de conocimientos y destrezas escolares adquiridas por un estudiante a partir de sus aptitudes y de la actividad educativa del profesor, expresadas mediante algún procedimiento de evaluación sin olvidar que el resultado puede estar influenciado por la situación emocional del estudiante en ese momento.

Transformación de la inversa Consiste en tomar como cociente cada una de las observaciones de la variable observable y como dividendo la unidad, esto es, $1/x$.

Transformación de la raíz cuadrada A cada una de las observaciones de la variable observada se le extrae raíz cuadrada, es decir, $x^{1/2}$.

Transformación de logaritmo natural Aplicación del logaritmo natural a cada una de las observaciones de la variable observable, $\log(x)$.

Validez Grado en que una medida o conjunto de medidas representan correctamente el concepto que se estudia, es decir, el grado en que se está libre de errores sistemáticos o no aleatorios. La validez se refiere a la bondad con que la(s) medida(s) definen el concepto, mientras que la fiabilidad se relaciona con la coherencia de la(s) medida(s).

Variables endógenas Variables dependientes que vienen explicadas por otras variables incluidas en el modelo. Las variables que explican la variabilidad de las variables endógenas pueden ser a su vez otras variables endógenas o exógenas.

Variables exógenas Variables independientes que no están explicadas por otras variables incluidas en el modelo. Su variabilidad se atribuye a causas externas al mismo.

Variables latentes Representan conceptos que no pueden medirse directamente y que por lo tanto necesitan de una serie de indicadores o variables observadas para poder medirlas.

Varianza común o compartida Cantidad total de varianza que comparte una variable original con todas las variables incluidas en el análisis factorial.

Varianza del error La varianza de una variable debido a los errores en la recolección de datos o medición.

Varianza específica o única Varianza de cada variable sin explicación o asociación con otras variables.

Varianza Medida de la dispersión de la distribución de probabilidad de una variable aleatoria alrededor de la media.