



ISSN 1659 - 2921

2

CUADERNOS METODOLÓGICOS.

Modelos lineales estructurales:
Conceptos básicos, aplicaciones y
programación con Lisrel.

Benicio Gutiérrez Doña



IIP - UCR

MODELOS LINEALES ESTRUCTURALES: CONCEPTOS BASICOS, APLICACIONES Y PROGRAMACION CON LISREL

Serie Cuadernos Metodológicos. San José, CR.: Instituto de Investigaciones Psicológicas, Universidad de Costa Rica.

ISSN 1659-2921.

Gutiérrez, Benicio

Cuaderno Metodológico 2: Modelos lineales estructurales: Conceptos básicos, Aplicaciones y programación con LISREL. San José, CR.: Instituto de Investigaciones Psicológicas, Universidad de Costa Rica. 2008.

INDICE

Presentación	- 8 -
Capítulo I	- 10 -
El Modelo de Ecuaciones Lineales EStructurales	- 10 -
1.1 ¿Qué es un modelo de ecuaciones lineales estructurales?.....	- 11 -
1.2 ¿Cómo se grafica un MLE y qué tipo de variables lo constituyen?.....	- 11 -
1.3 ¿Qué significa la simbología representada en un MLE?.....	- 13 -
1.4 ¿Cómo se define el modelo general de ecuaciones lineales estructurales (MLE)?	- 14 -
1.5 ¿Cómo se define el modelo general de medición o factorial?.....	- 18 -
1.6 ¿Cuáles son y cómo se definen los submodelos que constituyen los MLE? ...-	22 -
1.7 ¿Cuáles son las matrices que se deben especificar en un MLE?.....	- 23 -
1.8 ¿Cómo saber si un modelo es o no identificable?	- 24 -
1.9 ¿Cuáles métodos de estimación existen?.....	- 30 -
Capítulo II	- 31 -
Introducción a Aplicaciones y Modelos de lisrel	- 31 -
2.1 Aspectos generales de LISREL	- 32 -
2.2 Notación de variables y matrices	- 33 -
2.3 Ejemplo de un modelo hipotético recursivo	- 34 -
2.4 Análisis de las limitaciones del ejemplo anterior	38
2.5. ¿Cuáles son las condiciones generales para usar LISREL?	39
2.6 Funciones de ajuste y métodos de estimación	39
2.7 Identificación	40
Capítulo III.....	41
Análisis de factores confirmatorio de primer orden.....	41
3.1 Evaluando la validez factorial del constructo autoeficacia percibida.....	42
Paso 1. Conteste a la pregunta ¿qué tipo de matriz se debe usar: covarianza o correlación?.....	43
Paso 2. Preparación de la matriz de entrada de datos.....	43
Paso 3. SINTAXIS (Autoefi1.ls8): CFA de autoeficacia percibida	44
Paso 4. El output (salida) de LISREL: Autoefi1.out.....	48
Paso 5. Análisis post-hoc: modificaciones al modelo inicial	57

Paso 6. Explorando otras alternativas	61
3.2 Ejercicio de autoevaluación	61
Capítulo IV	62
Evaluación de la validez de una estructura causal simple	62
4.1 Determinando el efecto de la autoeficacia percibida y el estrés laboral sobre los síntomas.....	63
Paso 1. Análisis preliminares	64
Paso 2. ¿Qué tipo de matriz se debe usar?	65
Paso 3. Preparando la matriz de entrada de datos	65
Paso 5. El Output de LISREL	69
Paso 6. Advertencia sobre análisis post-hoc.....	81
Paso 7. Advertencia sobre la exploración de alternativas	81
4.2 Ejercicio de Autoevaluación	82
Capítulo V	83
Diagrama de Flujos	83
Capítulo VI	75
SEM y LISREL en INTERNET	75
Referencias Bibliográficas	77
Literatura Complementaria	81

Índice de Tablas y Figuras

<i>Figura 1. Modelo hipotético recursivo para evaluar la función de mediación .</i>	- 12 -
<i>Figura 2. Modelo estructural.</i>	- 18 -
<i>Figura 3. Modelo de medición (factorial) para las x.</i>	- 20 -
<i>Figura 4. Modelo de medición (factorial) para las y.</i>	- 20 -
<i>Tabla 1. Submodelos LISREL.</i>	- 22 -
<i>Figura 5. Ocho casos de Rigdon de clasificación gráfica por bloques.</i>	- 28 -
<i>Tabla 2. Resumen de variables, matrices, y sintaxis en LISREL.</i>	- 33 -
<i>Figura 6. Modelo hipotético recursivo para evaluar la función de mediación prospectiva del afrontamiento evasivo.</i>	- 34 -
<i>Tabla 3. Indicadores del ajuste para dos modelos LISREL.</i>	- 36 -
<i>Figura 7. Modelo Inicial.</i>	37
<i>Figura 8. Modelo Alternativo</i>	37
<i>Figura 9. Modelo hipotético para el constructo autoeficacia percibida general.</i>	42
<i>Tabla 4. Archivos de datos para aplicación 1: CFA de primer orden</i>	44
<i>Tabla 5 Indicadores de las bondades de ajuste del modelo inicial</i>	52
<i>Tabla 6. Comparación entre dos modelos CFA de primer orden</i>	58
<i>Figura 10. Evaluación de la unidimensionalidad de la escala de autoeficacia percibida en una muestra de n=902 trabajadores de la industria costarricense.</i>	60
<i>Figura 11. Modelo hipotético sobre el efecto del estrés laboral y la autoeficacia percibida sobre los síntomas, en una muestra de n=902 trabajadores de la industria costarricense.</i>	63
<i>Tabla 7. Archivos para la aplicación 2: modelo causal simple</i>	65
<i>Tabla 8. Resumen de indicadores del ajuste para el modelo causal simple</i>	76
<i>Figura 12. Diagrama de resultados para el modelo hipotético sobre el efecto del estrés laboral y la autoeficacia percibida sobre los síntomas, en una muestra de n=902 trabajadores de la industria costarricense.</i>	81

PRESENTACIÓN

Este documento realiza una introducción general a modelos de ecuaciones lineales estructurales (MLE), abreviadas en inglés como SEM (*Structural Equation Modelling*) y su implementación con el software LISREL¹. Ha sido dividido en ocho capítulos que se describen a continuación.

En el capítulo I se incluye un marco conceptual general para el modelo de ecuaciones lineales estructurales (MLE). Se conceptualiza un MLE, se describen las bases para graficarlo y las variables que lo constituyen, el significado de la simbología griega, la definición de un MLE, el modelo de regresión (o estructural), el modelo factorial (o de medición), los submodelos que constituyen un MLE, las matrices que conforman un MLE y el asunto de la identificación y los métodos de estimación.

En el Capítulo II se hace una introducción a LISREL partiendo de aspectos generales, la notación básica, las variables, las matrices. Se ofrece un ejemplo de un modelo hipotético recursivo y se analizan las limitaciones del ejemplo planteado. Este capítulo termina con una descripción de cuáles son las condiciones generales para usar LISREL, las funciones de ajuste, los métodos de estimación y cierra con el tema de la identificación.

En el capítulo III se describe un ejemplo de análisis de factores confirmatorio de primer orden (en inglés *First-order CFA*). Este capítulo ofrece una metodología de seis pasos a seguir para familiarizarse con el CFA, y concluye con un ejercicio de autoevaluación.

En el capítulo IV, se desarrolla un ejemplo de una estructura causal sencilla compuesta por tres variables latentes. Luego de la realización de una serie de análisis, se propone una metodología de siete pasos para habituarse al planteamiento y desarrollo de estructuras causales simples. Este capítulo también concluye con un ejercicio de autoevaluación.

El capítulo V consiste en un diagrama de flujo, que resume de forma bastante general el procedimiento para implementar un MLE con LISREL. El diagrama se deja explicar por sí mismo.

En el Capítulo VI, se ofrecen sitios valiosos sobre MLE y LISREL en la Internet. Estos sitios incluyen sistemas electrónicos de ayuda en LISREL, tutores *online* y grupos de discusión, de los que se pueden obtener no solamente conocimientos sino que además el software de libre uso, como el *LISREL 8.7-Student*, el cual no requiere licencia.

En el Capítulo VII, se hace un listado de las referencias hechas en el texto y el capítulo VIII ofrece literatura de interés para quienes deseen profundizar, tanto en MLE como en LISREL.

El propósito general del documento es hacer un *introito* para principiantes y estudiantes que no estén familiarizados con MLE y LISREL, aunque su lectura requiere conocimientos sobre regresión lineal y análisis de factores (Tabachnick

¹ La versión que usó el autor de este trabajo fue LISREL 8.54 para Windows, aunque los ejemplos aportados pueden ser ejecutados sin problemas con la versión LISREL 8.7-*Student*, incluida en los archivos adjuntos y que se puede "bajar" gratuitamente de Internet en la dirección <http://www.ssicentral.com/>

& Fidell, 2001). Dado que el documento no profundiza en álgebra de covarianza o de matrices, y tampoco debe ser considerado un manual para usar LISREL, entonces se recomienda adquirir o tener acceso a los siguientes manuales: Jöreskog y Sörbom (1993a, 1993b, 1996a, 1996b, 1996c), Jöreskog, Sörbom, du Toit y du Toit (2000), y además du Toit y du Toit (2001). Otros apoyos con estilos prácticos son la ayuda interactiva (*Help*) que trae incorporada LISREL la cual es bastante completa, así como también los enlaces en Internet, las referencias y la literatura incluidos en los capítulos VI, VII, y VIII de este cuaderno metodológico.

CAPÍTULO I

EL MODELO DE ECUACIONES LINEALES ESTRUCTURALES

1.1 ¿QUÉ ES UN MODELO DE ECUACIONES LINEALES ESTRUCTURALES?

Los modelos de ecuaciones lineales estructurales (MLE) ofrecen -como métodos de análisis multivariado- la posibilidad de realizar análisis complejos. Un MLE puede unir un análisis factorial confirmatorio con una regresión lineal, permitiendo así el análisis de estructuras latentes. Los constructos hipotéticos se definen como variables latentes, que son operacionalizados por varios indicadores, de manera que es posible estimar el error de medición de los indicadores individualmente y analizar las regresiones “libres de error” entre los constructos hipotéticos; esto se conceptúa como “análisis causal”. MLE puede definirse como ecuaciones lineales de matrices, en las cuales los parámetros desconocidos pueden estimarse a partir de datos observados. En otras palabras, MLE puede ser visto como la combinación de dos enfoques: *regresión múltiple* y *análisis de factores* (Bollen, 1989; Byrne, 1998, Cuttance & Ecob 1987). En MLE estos enfoques se conocen, respectivamente, como modelo estructural y modelo de medición (Jöreskog & Sörbom, 1996b).

1.2 ¿CÓMO SE GRAFICA UN MLE Y QUÉ TIPO DE VARIABLES LO CONSTITUYEN?

En la descripción del MLE se va a proceder de lo general a lo particular, es decir, primero se hará un planteamiento teórico *genérico* del MLE, basado en un ejemplo gráfico y luego se va a dividir la exposición en las especificaciones para el modelo estructural y el modelo de medición. En el contexto de MLE, el modelo de regresión es especificado como *modelo estructural*, mientras que el análisis de factores es especificado en el *modelo de medición*. La Figura 1 ofrece un modelo que integra ambos enfoques en la forma de un MLE.

Antes de proceder a explicar en detalle la Figura 1 y su componente estructural y de medición, se van a describir los tres tipos de variables que constituyen un MLE, y su simbología griega. En primer lugar, en toda representación gráfica de un MLE las variables latentes se encierran en un círculo, mientras que las variables observadas se encierran en un rectángulo; las primeras representan los constructos y las segundas la operacionalización de los mismos. En MLE se analizan tres tipos de variables: variables exógenas, variables endógenas y variables residuales.

Variables exógenas: Se definen como las variables que “causan” los fenómenos de interés, se subdividen en variables exógenas observadas y variables exógenas latentes. Una variable exógena latente es el constructo que se concibe como causa de un fenómeno (i.e. motivación al éxito académico). Una variable exógena observada es la medición del constructo (i.e. el puntaje obtenido en una escala de tipo Likert que mide motivación al éxito académico).

Variables endógenas: Son las variables que dependen causalmente de otras en el modelo definido, se subdividen en variables endógenas latentes y variables endógenas observadas. Las primeras son el constructo que se asume dependiente de otro fenómeno en términos causales (i.e. el desempeño académico). Las segundas son las mediciones que se hacen del constructo definido como dependiente (i.e. el promedio ponderado).

Variables residuales: Son las variables “ficticias”, creadas con el fin de representar aquellas variables no incluidas en el modelo. Determinan el porcentaje de variabilidad que no explican las variables observadas. Existen variables residuales exógenas observadas, que son los residuos de las X, y variables residuales endógenas observadas, que son los residuos de las Y.

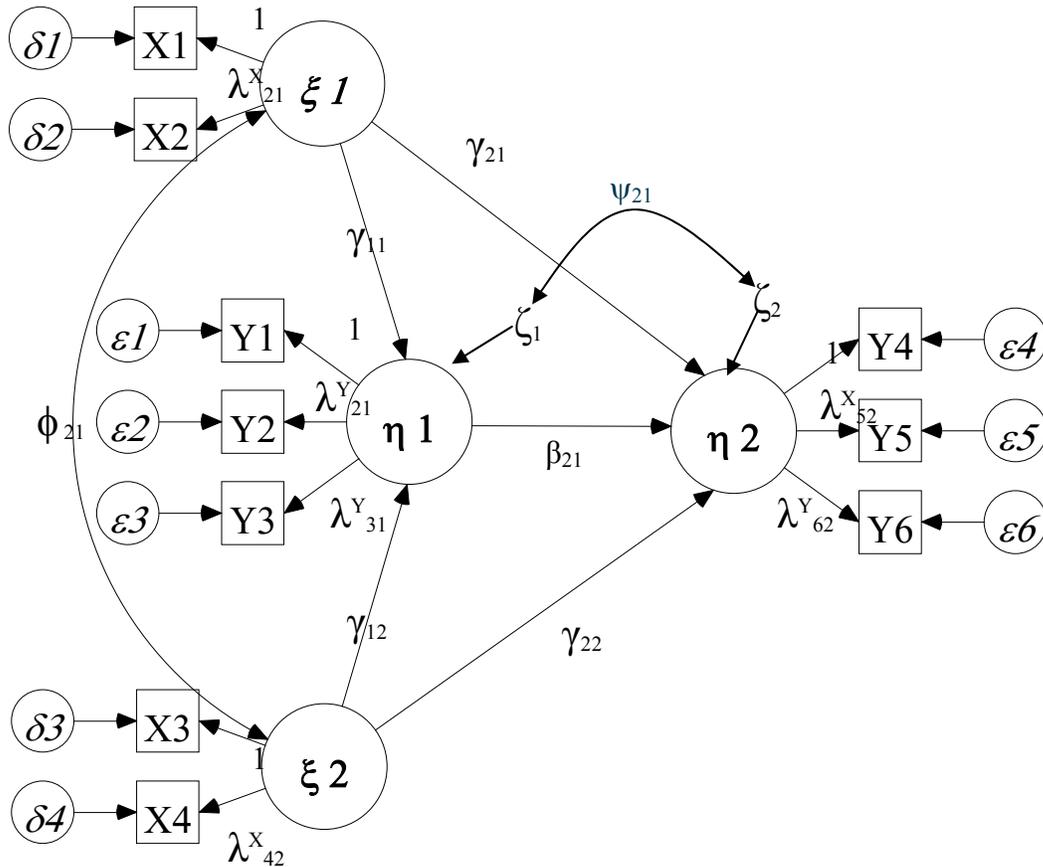


Figura 1. Modelo hipotético recursivo para evaluar la función de mediación ².

Las variables exógenas, endógenas y residuales se definen como tales en virtud de un conjunto de relaciones lineales que interesa analizar, éstas deben dibujarse gráficamente para luego traducir las relaciones a un sistema complejo de ecuaciones de matrices con sus respectivos errores de medición. Todas estas variables tienen una representación gráfica según se observa en la Figura 1, en letras griegas y latinas. A continuación se aborda el significado de la simbología utilizada en la Figura 1.

² De “Coping with stress at work: A longitudinal study on health outcomes and quality of life”, por B. Gutiérrez-Doña, 2003, Doctoral dissertation. Freie Universitaet Berlin. Deutschland.

1.3 ¿QUÉ SIGNIFICA LA SIMBOLOGÍA REPRESENTADA EN UN MLE?

ξ (ξ_i)= corresponde a las variables latentes exógenas (o independientes) que están operacionalizadas por las X; en la Figura 1 se tienen dos variables latentes exógenas: ξ_1 (operacionalizada por X1 y X2) y ξ_2 (operacionalizada por X3 y X4).

η (η_i)= representa a las variables latentes endógenas (o dependientes) que se operacionalizan con las Y; en la Figura 1 se tienen dos variables latentes endógenas: η_1 (operacionalizada por Y1, Y2, Y3) y η_2 (operacionalizada por Y4, Y5, Y6).

γ (coeficientes gama)= son coeficientes que miden el efecto *directo* de las ξ (variables latentes exógenas) sobre las η (variables latentes endógenas); en la Figura 1 se observa que ξ_1 tiene un efecto directo (γ_{11}) sobre η_1 y además otro efecto directo (γ_{21}) sobre η_2 . Asimismo, ξ_2 tiene un efecto directo (γ_{12}) sobre η_1 y además otro efecto directo (γ_{22}) sobre η_2 . Las flechas significan la dirección del efecto, que en este caso va de izquierda a derecha. Los coeficientes gama se agrupan en una matriz denominada matriz GAMMA (Γ).

β (coeficientes beta)= son los efectos de las η (variables latentes endógenas) sobre las η (variables latentes endógenas); en la Figura 1 se tiene η_1 que tiene un efecto directo (β_{21}) sobre η_2 . La flecha significa la dirección del efecto y en este caso no hay causalidad recíproca (o de doble vía), sino solamente en una dirección, por lo que se trata de un modelo recursivo. Los coeficientes beta se agrupan en una matriz llamada matriz BETA (B).³

ϕ (Coeficientes phi)= son las correlaciones entre las variables exógenas latentes; en la Figura 1 se tiene que ϕ_{21} es la correlación entre ξ_1 y ξ_2 . Los coeficientes phi se agrupan en la matriz llamada PHI (Φ).

λ (coeficientes lambda) = son coeficientes de regresión que relacionan cada variable observable con su parte no observable o latente; los coeficientes lambda se agrupan en dos matrices diferentes, a saber LAMBDA-X (Λ_X) y LAMBDA-Y (Λ_Y).

ϵ (coeficientes epsilon)= son coeficientes sobre errores de medición en las variables endógenas observables; es decir, son los errores de medición de las Y (variables dependientes), y se agrupan en una matriz denominada THETA-epsilon (Θ_ϵ).

³ A diferencia del análisis de regresión múltiple, los MLE pueden definir relaciones de doble vía o de causalidad recíproca, que en este caso no están representados. Un modelo no recursivo es aquel en el que existe causalidad recíproca entre las η esto es, entre las variables latentes endógenas. Por su parte, un modelo recursivo es aquel en el que solamente existe causalidad unidireccional entre las η , esto es, relaciones de una sola vía entre las variables latentes endógenas. Nótese que la figura 1 se trata de un modelo recursivo, porque η_1 y η_2 tienen una relación unidireccional.

δ (coeficientes delta)= son coeficientes sobre errores de medición en variables exógenas observadas; es decir, son los errores de medición de las X (variables independientes), y se agrupan en una matriz denominada THETA-delta (Θ_δ).

ζ (zeta)= es el término de error de medición para cada ecuación que relaciona un grupo de variables endógenas y exógenas explicatorias, con una variable endógena criterio. En otras palabras son los errores de medición de cada ecuación lineal estructural y se agrupan en la matriz PSI (Ψ).

1.4 ¿CÓMO SE DEFINE EL MODELO GENERAL DE ECUACIONES LINEALES ESTRUCTURALES (MLE)?

Independientemente de la simplicidad o complejidad de un MLE, las relaciones entre los constructos latentes, es decir, entre las ξ (xi) y las η (eta) se representan en un modelo estructural que se define de la siguiente manera:

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad [1]$$

En la ecuación 1, η es un vector $\eta' = (\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n)$ que contiene variables latentes endógenas. ξ es un vector $\xi' = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_n)$, que contiene variables latentes exógenas. B es una matriz B (m x n) que contiene las betas, que representan los efectos causales directos de las variables η sobre η ; Γ es una matriz Γ (m x n) que contiene las gamas, que representan los efectos causales directos de las variables ξ sobre η ; ζ es un vector $\zeta' = (\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_n)$, que contiene residuos (errores en ecuaciones), lo cual indica que las variables latentes endógenas de un MLE no son perfectamente predichas por las ecuaciones estructurales (Jöreskog & Sörbom, 1996b).

La ecuación en la forma de matriz que describe el MLE de la Figura 1 se expresa en otra ecuación un tanto más específica de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \beta_{21} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}$$

[1.1]

Hasta aquí, en la ecuación 1.1 solamente se han traducido los componentes estructurales del modelo que corresponde a la Figura 1, es decir, solamente los constructos y los efectos entre los constructos exógenos y endógenos, y los errores de medición de cada ecuación lineal estructural.

Respecto al MLE hay tanto supuestos de contexto como supuestos estadísticos. Los primeros se refieren a las condiciones generales que toman cuerpo en la especificación del modelo estadístico. Los últimos se refieren a los

requerimientos que hay que cumplir para que el modelo sea estimable y evaluable. Los supuestos de contexto (SC) son cinco, a saber (Ecob & Cuttance, 1987; Jöreskog & Sörbom, 1996b):

SC1. *Las relaciones entre las variables son lineales.* Si bien muchas relaciones que no son lineales pueden aproximarse a la linealidad por la vía de transformaciones logarítmicas, exponenciales, entre otras, por razones de parsimonia, se sugiere asumir relaciones lineales entre las variables, a menos que haya indicadores de que una relación particular no lineal es la más apropiada. Este supuesto no es, por lo tanto, restrictivo.

SC2. *Los efectos de las variables latentes exógenas sobre las variables latentes endógenas son aditivos.* Si bien este supuesto tampoco es restrictivo, los modelos aditivos parten del supuesto de que el efecto de una variable es independiente de los valores de otras variables en el modelo. Sin embargo, si se asume que los efectos de una variable dependen de los valores de otra variable, decimos que existe una interacción entre estas variables. Cuando la interacción involucra a una variable con pocas categorías, por ejemplo, el sexo (hombres y mujeres), implica que las relaciones entre las variables difieren para cada grupo, por lo tanto tiene sentido estimar un modelo para cada subgrupo por separado. En LISREL existe la posibilidad de analizar varios grupos simultáneamente para determinar las diferencias en las relaciones según los grupos. La segunda alternativa sería agregar un efecto aditivo para la interacción, además de los efectos aditivos existentes para cada variable original, lo cual tiene la desventaja de que exacerbaría la no normalidad en la distribución multivariada de los datos.

SC3. *La relación entre variables latentes exógenas y las variables latentes endógenas es estocástica.* Esto significa que las relaciones entre ambas variables no son completamente deterministas (contienen elementos de aleatoriedad, de azar), es decir, que no toda la varianza en las variables endógenas puede ser explicada por las variables exógenas, sino que existe una porción no explicada representada por residuos estocásticos ligados a cada relación, los cuales son considerados como el conjunto de variables no especificadas (omitidas o no medidas) en el modelo porque no hay mediciones disponibles en los datos. De hecho, algunos teóricos consideran que el comportamiento humano tiene, de forma inherente, un componente aleatorio y que en principio no es posible explicar toda la varianza en las variables dependientes en términos de influencias particulares sistemáticas. Por esta razón, los residuos representarían este aspecto estocástico en las relaciones entre variables cuando se trata de predecir fenómenos de la conducta humana.

SC4. *Las variables observadas son continuas y son medidas en escalas de intervalo.* La idea de este supuesto es que las variables observadas sean continuas, no ordinales. Sin embargo, variables como sexo pueden ser consideradas pseudo-continuas si se las transforma en variables tipo *dummy* (dicotómicas con valores 0, 1) y se las incluye como variables de control. Para

lidar con el problema de las variables ordinales existen varias metodologías. Por ejemplo, Muthén (1974, 1984) desarrolló el estimador CVM (*categorical variable methodology*), que usa “correlaciones policóricas” en vez de correlaciones *pearson* y que es implementado en LISREL con el método de estimación WLS⁴.

SC5. *Los datos son descritos por promedios, varianzas y covarianzas de las variables observadas.* Idealmente, esto se cumple si las variables incluidas en el análisis tienen una distribución normal, lo cual no se da si *kurtosis* o *skewnes* indican desviaciones de la normalidad. Se han desarrollado métodos, sin embargo, que flexibilizan las premisas de distribución normal, tales como el método de estimación ADF (*asymptotically-distribution-free*) desarrollado por Browne (1984, 1982) y es implementado en LISREL con el método de estimación WLS (Jöreskog & Sörbom, 1996b).

Los supuestos estadísticos (SE) para los MLE son para estimar y probar el modelo, y si bien no se va a profundizar en ellos aquí, es importante tenerlos en cuenta⁵:

SE1. Las ζ (zeta) o términos de error de medición de las ecuaciones estructurales tienen un promedio igual a cero.

SE2. Las ζ (zeta) y las ξ (xi) no están correlacionadas.

SE3. Los errores de medición no están correlacionados con el constructo respectivo, o sea que se asume que ε y η no están correlacionados, así como tampoco δ y ξ .

SE4. Los términos de error ε (epsilon), δ (delta) y ζ (zeta) están mutuamente no-correlacionados.

SE 5. Las variables observadas tienen una distribución conjunta normal multivariada.

a) ¿Cómo se expresa el modelo de regresión (o estructural) en forma de ecuaciones?

Recuérdese que el modelo de regresión tiene cuatro características básicas: a) comprende una ecuación; b) la ecuación especifica una relación direccional entre dos grupos de variables: la(s) dependiente(s) y un grupo de variables predictoras (las independientes), y las variaciones en la VD son explicadas por una combinación de valores denominados coeficientes de regresión; c) se asume que las variables independientes son medidas sin error; d) cada variable independiente se asume que está linealmente relacionada con la variable dependiente. De estas cuatro características, la segunda es la más fundamental para el modelo de regresión, dado que el fin del modelo de regresión es arribar a un conjunto de valores B , llamados coeficientes de regresión, que predicen los valores de las VD (Y) (Tabachnick & Fidell, 2001).

⁴ Más detalles sobre este supuesto están disponibles en Jöreskog y Sörbom (1996b).

⁵ Para profundizar en este tema se puede revisar Long (1983a).

Las otras características son cubiertas por el denominado modelo lineal general (GLM; *general lineal model*), en el cual la linealidad y la aditividad son fundamentales (Tabachnick & Fidell, 2001).

La ecuación de matrices [1.1] descrita anteriormente se puede expresar, además, en la forma de dos ecuaciones estructurales como sigue:

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \gamma_{12}\xi_2 + \zeta_1 \quad [1.1.1]$$

y

$$\eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{21}\xi_1 + \gamma_{22}\xi_2 + \zeta_2 \quad [1.1.2]$$

Se tienen ahora dos ecuaciones estructurales, a saber: [1.1.1] y [1.1.2]. En la primera, η_1 , se incluyen los dos constructos ξ_1 , ξ_2 , y en la segunda ecuación, además se incluye η_2 . Es claro que η_1 aparece como variable dependiente en la primera ecuación y como variable predictora en la segunda ecuación.

De nuevo debe quedar claro entonces que, en el contexto de las ecuaciones estructurales, el modelo de regresión es especificado dentro el modelo estructural, mientras que el modelo de análisis de factores es especificado dentro del modelo de medición.

La Figura 2 representa al modelo estructural, el cual está expresado en la forma de dos ecuaciones, la 1.1.1 y 1.1.2. A esto se denomina modelo de regresión o estructural. Es importante tener claro que la ecuación en forma de matriz 1.1 y las ecuaciones 1.1.1 y 1.1.2 representan una misma cosa, solamente que la primera está expresada en forma de matriz y las dos últimas en forma de ecuaciones estructurales. Cualquiera de estas formas de expresar las ecuaciones representa también a la Figura 1.

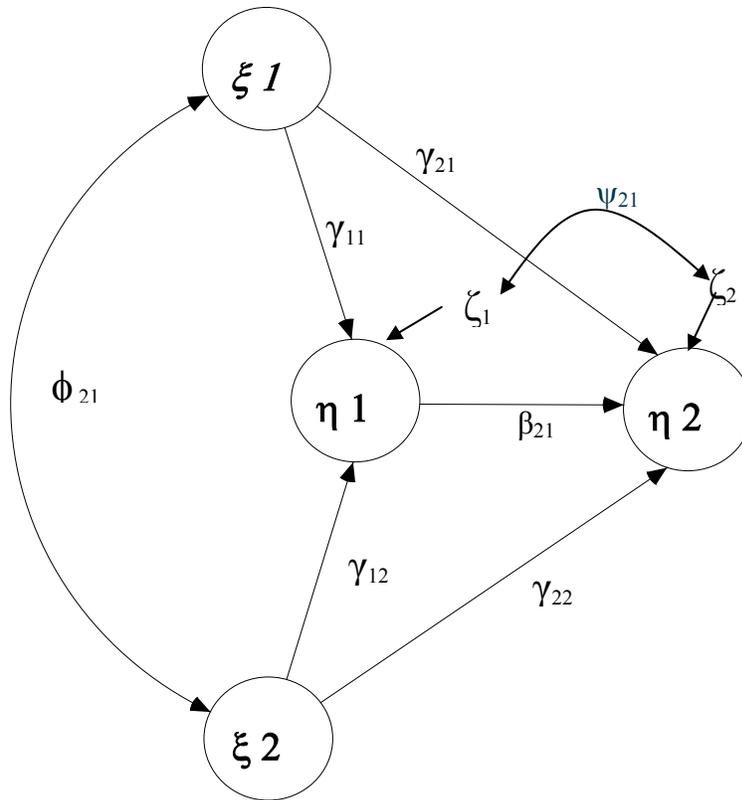


Figura 2. Modelo estructural.

1.5 ¿CÓMO SE DEFINE EL MODELO GENERAL DE MEDICIÓN O FACTORIAL?

Siguiendo con el proceso de traducir la Figura 1 a ecuaciones, se procede ahora a formular el modelo en términos del modelo de medición (o modelo factorial). Los vectores ξ (ξ_i) y η (η_i) son vectores no observables o latentes, mientras que los vectores $y' = (y_1, y_2, \dots, y_p)$ y $x' = (x_1, x_2, \dots, x_q)$ son vectores observados. De esta manera, se dan dos expresiones que representan a los dos modelos analíticos de medición o factoriales LISREL (para todas las Y , y para todas las X):

$$[2] \quad Y = \Lambda_y \eta + \varepsilon$$

$$[3] \quad X = \Lambda_x \xi + \delta$$

En las ecuaciones anteriores, los vectores ε y δ son los errores de medición en y , y en x respectivamente. Por su lado, las matrices Λ_y ($p \times m$) y Λ_x ($q \times n$) son matrices de regresión de y sobre η , y de x sobre ξ , respectivamente. Es conveniente referirse a y y a x como a vectores de las variables observadas,

y a ξ y η como a vectores de variables latentes. Los errores de medición (se presume) no están correlacionados con los vectores η , ξ y ζ .

Consistente con el modelo de la Figura 1, las ecuaciones que miden la relación de las y con las η y la relación de las x con las ξ , se pueden expandir y expresar en formato de matriz de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ Y_3 \\ Y_4 \\ Y_5 \\ Y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ \lambda_{31} & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & \lambda_{52} \\ 0 & \lambda_{62} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \end{bmatrix} \quad [2.1]$$

y

$$\begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ X_3 \\ X_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \lambda_{21} & 0 \\ 0 & 1 \\ 0 & \lambda_{42} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \\ \delta_4 \\ \delta_5 \end{bmatrix} \quad [3.1]$$

a) ¿Cómo se expresa el modelo de medición (o factorial) en la forma de ecuaciones?

En primer lugar, el análisis de factores posee cuatro características básicas que están incorporadas en un MLE, a saber: a) las relaciones entre variables son explicadas en términos de la relación de cada variable observada con un número determinado de variables latentes o no observadas o constructos, y en términos de la relación de los constructos entre sí (el número de constructos debe ser menor al número de variables observadas); b) las variables observadas tienen el mismo estatus, de manera que no se hacen distinciones entre variable predictora y dependiente como en regresión; c) se asume que todas las variables observadas son continuas; y d) que las relaciones entre las variables observadas y sus constructos son lineales. Sin embargo, cabe aclarar que en los modelos LISREL se estudian también relaciones no lineales, que pueden ser modeladas en algunos casos y además, se pueden incluir variables no continuas (u ordinales) como variables observadas (de tipo binario; 1 = sí; 0 = no), que asumen una relación lineal con su constructo.

Un ejemplo de modelo de medición o modelo factorial de las X derivado de la Figura 1, se puede observar en la Figura 3.

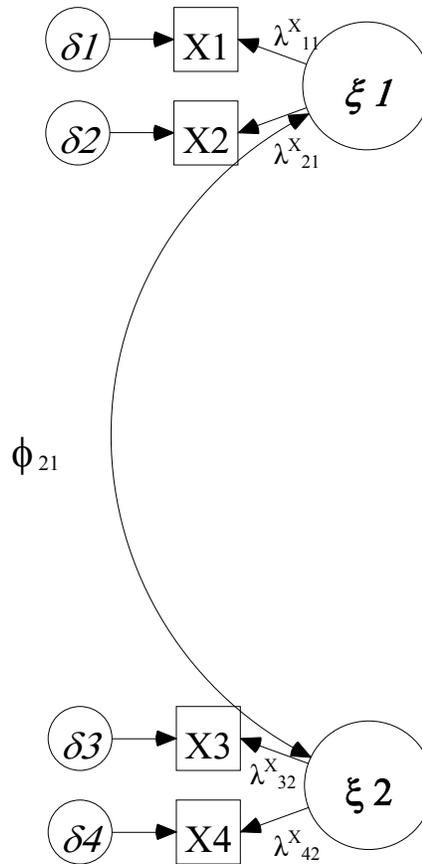


Figura 3. Modelo de medición (factorial) para las x.

Como se aprecia, la Figura 3 forma parte de la Figura 1 y corresponde al modelo de medición o factorial de las X. En el caso de las Y, la Figura 4 ofrece el modelo de medición (o factorial) correspondiente.

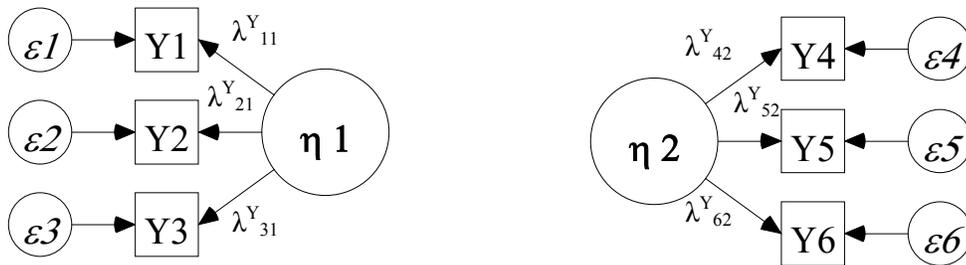


Figura 4. Modelo de medición (factorial) para las y.

Igualmente, la Figura 4 forma parte de la Figura 1 y corresponde al modelo de medición o factorial de las y, solamente se ha eliminado el efecto de

η_1 sobre η_2 . En la Figura 4 se observan dos constructos latentes que también son factores, a saber: η_1 y η_2 que están operacionalizados o medidos por y_1, y_2, y_3 por un lado, y por otro lado por y_4, y_5, y_6 . Los constructos latentes η_1 y η_2 están relacionados con las variables observadas por las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned}
 y_1 &= \lambda^{y_{11}} \eta_1 + \varepsilon_1 \\
 y_2 &= \lambda^{y_{21}} \eta_1 + \varepsilon_2 \\
 y_3 &= \lambda^{y_{31}} \eta_1 + \varepsilon_3 \\
 y_4 &= \lambda^{y_{42}} \eta_2 + \varepsilon_4 \\
 y_5 &= \lambda^{y_{52}} \eta_2 + \varepsilon_5 \\
 y_6 &= \lambda^{y_{62}} \eta_2 + \varepsilon_6
 \end{aligned}
 \tag{2.1.1}$$

En la Figura 3 se observan dos constructos latentes, que son en realidad factores, a saber: ξ_1 y ξ_2 que están operacionalizados, o medidos, respectivamente, por x_1, x_2 , por un lado y x_3, x_4 por otro lado. ϕ_{21} representa la correlación entre ξ_1 y ξ_2 . Los constructos latentes ξ_1 y ξ_2 están relacionados con las variables observadas por las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned}
 x_1 &= \lambda^{x_{11}} \xi_1 + \delta_1 \\
 x_2 &= \lambda^{x_{21}} \xi_1 + \delta_2 \\
 x_3 &= \lambda^{x_{32}} \xi_2 + \delta_3 \\
 x_4 &= \lambda^{x_{42}} \xi_2 + \delta_4
 \end{aligned}
 \tag{3.1.1}$$

Por convención, las variables observadas se escriben siempre en letras latinas, mientras que las variables latentes (los constructos o factores) se escriben en caracteres griegos.

Es importante tener claro que las ecuaciones en forma de matriz [2.1] y [3.1] están representadas, respectivamente, por las ecuaciones [2.1.1] y [3.1.1], solamente que las dos primeras están expresadas en forma de matriz y las dos últimas en forma de ecuaciones estructurales. Estas ecuaciones representan el modelo factorial de la Figura 1. Fuentes adicionales de consulta sobre el modelo general de ecuaciones lineales estructurales, el modelo de regresión (o estructural) y el modelo de medición (o factorial) se puede encontrar en Bentler (1980, 1988), Bollen y Long (1993), Brandmaier y Rietz (1993).

1.6 ¿CUÁLES SON Y CÓMO SE DEFINEN LOS SUBMODELOS QUE CONSTITUYEN LOS MLE?

Se vio con anterioridad que el modelo general LISREL está compuesto por tres ecuaciones generales [1], [2], y [3]. Adicionalmente, existen 4 submodelos que se describen de forma resumida en la Tabla 1 y que se definen al fijar ciertas variables de la estructura a valores de 0.00. Estos son considerados casos particulares o especiales en MLE.

Tabla 1
Submodelos LISREL

Submodelo	Especificación	Default	Modelo	Parámetros
1	NX, NK	NY, NE	$x = \Lambda x \xi + \delta$	$\Lambda x, \Phi, \Theta_\delta$
2	NY, NX	NE, NK	$y = B y + \Gamma x + \zeta$	B, Γ, Ψ
3A	NY, NE, NK	NX	$y = \Lambda y (I-B)^{-1} (\Gamma \xi + \zeta) + \varepsilon$	$\Lambda y, B, \Gamma, \Phi, \Psi, \Theta_\varepsilon$
3B	NY, NE	NX, NK	$y = \Lambda y (I-B)^{-1} \zeta + \varepsilon$	$\Lambda y, B, \Psi, \Theta_\varepsilon$

Nota. De "LISREL 8: User's Reference Guide", por K.G. Jöreskog y D. Sörbom, 1996b, Scientific Software International: Chicago.

El submodelo 1 corresponde al modelo de medición (o modelo factorial) de las X ($NX \neq 0$; $NK \neq 0$). Este modelo se define por la ecuación $x = \Lambda x \xi + \delta$ y las matrices de parámetros involucradas son las siguientes: Λx (que es una matriz de pesos factoriales $q \times n$), ξ que es un vector de factores latentes $n \times 1$, δ que es un vector de componentes únicos $q \times 1$, Φ que es un factor de covarianza o matriz de correlación (matriz de covarianza de ξ $n \times m$) y Θ_δ es una matriz de covarianza de componentes únicos $q \times q$. Este modelo es exclusivo para variables observadas X.

El submodelo 2, es un modelo estructural en el cual las x y las y son observadas sin error ($NY \neq 0$; $NX \neq 0$). La ecuación que lo representa se define como sigue: $y = \alpha + B y + \Gamma x + \zeta$, en donde las Y son las variables dependientes, las X las variables explicatorias y ζ los errores de la ecuación. α es un vector $p \times 1$ que contiene la intersección de los términos de la ecuación.

El submodelo 3A se define por dos ecuaciones, a saber:

$$\begin{aligned} y &= \Lambda y \eta + \varepsilon \\ \eta &= B \eta + \Gamma \xi + \zeta \end{aligned}$$

Según se observa, este modelo no contiene variables X, a pesar de que si incluye ξ , lo cual es formalmente posible realizando sustituciones de elementos en las ecuaciones que no se van exponer aquí por razones de simplicidad.

Otro caso especial es el submodelo 3B, que no contiene variables ξ y se define por las siguientes dos ecuaciones:

$$\begin{aligned} \eta &= B \eta + \zeta \\ y &= \Lambda y (I-B)^{-1} \zeta + \varepsilon \end{aligned}$$

Según se plantea, este modelo no contiene variables ξ , como si las hay en el submodelo 3A y solamente contiene 4 matrices de parámetros, como se ve en la Tabla 1.

Dada la naturaleza de este trabajo, una descripción detallada de cada una de estos submodelos excede los límites de este texto, por lo cual solamente se hace mención de los mismos. Para quienes deseen profundizar en los submodelos se recomienda revisar los capítulos respectivos de la Guía de Referencia del Usuario de LISREL 8 (Jöreskog y Sörbom, 1996b).

Se procede ahora a describir las 8 matrices que constituyen un MLE completo.

1.7 ¿CUÁLES SON LAS MATRICES QUE SE DEBEN ESPECIFICAR EN UN MLE?

Al plantear en la forma de ecuaciones el modelo de medición y el modelo estructural correspondiente a la Figura 1, ya se han especificado cuatro de las ocho matrices que son necesarias definir en cualquier MLE, a saber:

1) Λ_y (lambda-Y) es una matriz de coeficientes que relacionan variables endógenas observadas con variables endógenas latentes, y se incluyó en la ecuaciones [2] y [2.1]

2) Λ_x (lambda-X) es una matriz de coeficientes que relacionan variables exógenas observadas con variables exógenas latentes, y se incluyó en la ecuaciones [3] y [3.1]

3) β (beta) es una matriz de coeficientes de los efectos de las variables endógenas latentes sobre las variables endógenas latentes, y se definió en las ecuaciones [1] y [1.1]

4) Γ (gamma) es la matriz de coeficientes, de los efectos de las variables exógenas latentes sobre las variables endógenas latentes, y se definió en las ecuaciones [1] y [1.1]

Adicionalmente, cuatro matrices son necesarias:

5) Φ (phi) es una matriz de varianza-covarianza de variables latentes exógenas

6) Ψ (psi) es una matriz de varianza-covarianza de variables latentes endógenas (residuos)

7) Θ_ϵ (tetha-epsilon) es una matriz de varianza-covarianza de errores de medición de la y

8) Θ_δ (tetha-delta) es una matriz de varianza-covarianza de errores de medición de las x

Consistente con el modelo representado en la Figura 1,

Φ es una matriz de varianza-covarianza de variables exógenas y se expresa así:

$$\Phi = \begin{pmatrix} \phi_{11} & 0 \\ \phi_{21} & \phi_{22} \end{pmatrix} \quad [4]$$

Ψ es una matriz de varianza-covarianza de variables endógenas y se expresa así:

$$\Psi = \begin{pmatrix} \psi_{11} & 0 \\ \psi_{21} & \psi_{22} \end{pmatrix} \quad [5]$$

Θ_ε y Θ_δ , que son matrices de errores de medición de las variables endógenas y exógenas, se expresan, respectivamente:

$$\Theta_\varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \varepsilon_{22} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \varepsilon_{33} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{44} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{55} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \varepsilon_{66} \end{pmatrix} \quad [6]$$

y

$$\Theta_\delta = \begin{pmatrix} \delta_{11} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \delta_{22} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \delta_{33} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \delta_{44} \end{pmatrix} \quad [7]$$

Se debe hacer notar que es usual en el ajuste de las medidas del modelo, fijar en 1 el coeficiente de “entrada” de los indicadores de cada variable latente. Por ejemplo, en la Figura 1: $\lambda^X_{11} = \lambda^X_{32} = \lambda^Y_{11} = \lambda^Y_{42} = 1.00$. Estas son convenciones en LISREL según Jöreskog y Sörbom (1996b). Además, para los constructos latentes que posean un solo indicador no es posible evaluar el tamaño del error de medición; en otras palabras se debe actuar como si las variables observadas fueran indicadores perfectos de la variable latente y en consecuencia fijar los elementos δ y/o ε a valores iguales a 0.00.

1.8 ¿CÓMO SABER SI UN MODELO ES O NO IDENTIFICABLE?

Si bien el asunto de la identificación estadística es un tema muy complejo y supera en gran medida los límites de este documento, se va a realizar una revisión no matemática del tema. Para una revisión matemática de este tópico se

recomienda revisar la siguiente literatura: Bollen (1989); Hayduck (1987); Long (1983a, 1983b); Saris y Stronkhorst (1984).

Antes de proceder a estimar un modelo con LISREL es importante tener claro si es o no identificable, esto ahorrará al investigador tiempo y energía valiosa. Específicamente hay condiciones necesarias y/o suficientes para probar la identificabilidad de un modelo y existen reglas de identificación que se aplican al modelo estructural y al modelo de medición.

En términos generales, el asunto de la identificación tiene que ver con si existe o no un grupo de parámetros únicos que sean consistentes con los datos. Esta pregunta tiene que ver, directamente, con la transformación de la matriz de varianza-covarianza de las variables observadas (los datos) a un grupo de parámetros estructurales del modelo bajo estudio. Si se puede encontrar una solución única para los valores de los parámetros estructurales, se considera que un modelo es identificable y consecuentemente, los parámetros se podrán estimar y el modelo se podrá probar o evaluar. Si, por otro lado, un modelo no puede ser identificado, esto indica que muchos grupos de parámetros estimados, muy diferentes entre sí, podrían ajustarse igualmente bien a los datos, y en este sentido, cualquier grupo de valores resultaría en soluciones arbitrarias que no son aceptables.

En concreto, Byrne (1998, p. 29) afirma que:

“Los modelos estructurales pueden ser identificables (*just-identified model*), sobreidentificados (*over-identified model*) o subidentificados (*underidentified model*). Un modelo identificable es aquel en el cual existe una correspondencia de uno-a-uno entre los datos y los parámetros estructurales (...) un modelo sobreidentificado es aquel en el cual el número de parámetros a ser estimados es menor que el número de varianzas y covarianzas de las variables observadas. Esto resulta en grados de libertad positivos que permiten el rechazo del modelo, lo cual lo hace objeto de estudio científico (...) un modelo subidentificado es aquel en el cual el número de parámetros a ser estimados es mayor que el número de varianzas y covarianzas, y como tal, el modelo contiene información insuficiente (del *input* de datos) para poder obtener una determinada solución, por lo cual, un número infinito de soluciones pueden obtenerse de un modelo subidentificado”.

Por su parte, Cuttance (1987, p. 252) plantea un asunto polémico respecto a la identificabilidad de un modelo de la siguiente manera:

“A model is said to be identified if its parameters are uniquely determined by the variances and covariances among the observed variables as combinations of parameters in the model (...) the evaluation of the identification status of a model cannot be

assessed fully on the basis of an empirical test of the model against sample data. Such data-based evaluations of identification can be misleading (...) a model may appear to be empirically identified in a sample when it is actually underidentified in the population”.

LISREL ejecuta pruebas de identificabilidad de un modelo, aunque esta prueba es basada en datos obtenidos de una muestra. En particular, si la matriz de información (matriz de varianza-covarianza de los parámetros) es positiva, es casi seguro que el modelo es identificable. Por el contrario, si la matriz de información es singular es casi seguro que el modelo no es identificable.

Seguidamente se van a describir dos enfoques para evaluar la identificabilidad de un modelo LISREL, a saber: el enfoque matemático basado en matrices y el enfoque gráfico que realiza el análisis por bloques de relaciones.

a) El enfoque basado en matrices

El enfoque basado en matrices se divide, a su vez, en pruebas al modelo de medición y pruebas al modelo estructural. Cuando se aplican las pruebas al modelo de medición se usa una regla de dos pasos: primero la llamada regla T y luego la regla de la lista de chequeo, estas son aplicadas a modelos recursivos.

Pruebas para el modelo de medición

1) Regla T

$t \leq 1/2 (p+q)(p+q+1)$, donde:

p = número de X; q = número de Y;

t = número de parámetros

β (beta); γ (gamma); ϕ (phi); λ (lambda $\neq 1$); ψ (psi); δ (delta); ε

(epsilon)

2) Check list

	SI	NO
1. Λ_x, Λ_y deben tener 1 indicador $\neq 0$ por línea.	✓	
2. Cada línea de Φ (phi) debe tener al menos 1 indicador $\neq 0$ fuera de la diagonal.	✓	
3. Θ_ε y Θ_δ deben ser diagonales	✓	
4. Al menos 2 indicadores por cada variable latente	✓	
5. Ninguna de las variables observadas debe asignarse a más de una variable latente	✓	

Al realizar la prueba Regla T para el modelo planteado en la Figura 1 se tiene que:

$t \leq 1/2 (p+q)(p+q+1)$, corresponde a $24 \leq 55$, dado que,

número de x = 4

número de y = 6

total= 10

y,

t:

número de beta = 1

número de gamma = 4

número de phi = 3 (incluyendo la diagonal de la matriz)

número de lambda diferente de 1 = 6

número de psi = 3 (incluyendo la diagonal de la matriz)

número de delta = 4

número de epsilon = 3

total= 24

Entonces, el modelo de la Figura 1 cumple tanto con la regla T como con las exigencias de la *check list*.

Pruebas para el modelo estructural

En el caso de modelos no recursivos existen dos pruebas, la prueba del orden (necesaria) y la prueba del rango (necesaria y suficiente). La prueba del orden indica que un modelo con K ecuaciones estructurales es identificable si cada ecuación estructural a ser identificada excluye al menos K-1 de las variables que aparecen en el modelo. La prueba del rango afirma que un modelo con K ecuaciones estructurales es identificable si y solo si: al menos 1 determinante diferente de 0 de K-1 líneas y columnas está contenido en la matriz de coeficientes de la ecuación estructural resultante, luego de omitir todas las columnas que no tienen entradas iguales a cero en la ecuación en cuestión, y omitiendo todas las filas de coeficientes de esa ecuación. Pruebas de identificación en modelos recursivos y no recursivos se pueden encontrar en Asher (1976).

b) El enfoque basado en clasificación gráfica por bloques

Este enfoque consiste en ocho casos que se aplican a un modelo de interés y fue desarrollado por Rigdon (1995) en la Georgia State University. La idea principal de Rigdon consiste en probar bloques de relaciones entre variables latentes endógenas. Como resultado de su estudio y pruebas realizadas, este autor encontró que existen 8 patrones diferentes de relaciones que producen bloques de variables endógenas identificables o no identificables, que se presentan en las siguientes figuras.

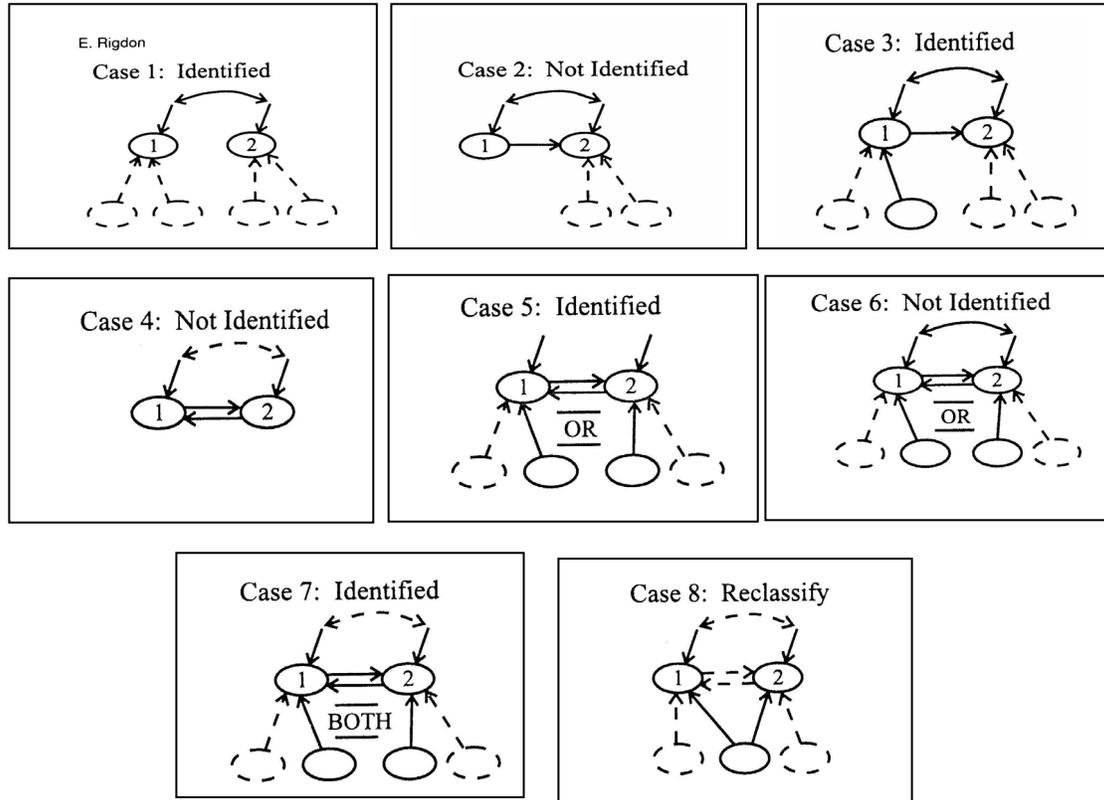


Figura 5. Ocho casos de Rigdon de clasificación gráfica por bloques.

De "A necessary and sufficient identification rule for structural models estimated in practice" por E.E. Rigdon, 1995, *Multivariate Behavioral Research*, 30(3), 359-383.

Este análisis se aplica a modelos que tienen bloques-recursivos con no más de dos ecuaciones por bloque y también a bloques no recursivos, con no más de dos ecuaciones por bloque. Rigdon (1995) considera que un bloque es no-recursivo si el bloque contiene: a) una relación de doble causalidad entre dos constructos dependientes, b) un efecto del tipo "feedback-loop" entre dos constructos dependientes, c) una correlación entre los términos de error de dos constructos dependientes no asociados entre sí (como el Caso1). En la literatura, tradicionalmente, la no recursividad se define solamente para la condición a) y b) siendo c) una relación recursiva, aún con términos de error correlacionados (Bollen, 1989).

Los resultados de la investigación de Rigdon (1995) se resumen seguidamente.

El caso 1 (que para Rigdon es no-recursivo y para Bollen es recursivo) es un bloque que contiene dos constructos dependientes, cuyos errores en las ecuaciones estructurales están correlacionados. Además, el bloque no contiene parámetros β que relacionen los constructos dependientes, por lo que se cumple con la regla "Null- β Rule" (Bollen, 1989), según la cual los modelos estructurales son identificables si $\beta = 0.00$. Por lo tanto, el caso 1 es identificable.

El caso 2, además de tener los errores de las ecuaciones estructurales correlacionados, tiene un parámetro β_{21} , que indica que hay un efecto directo del constructo dependiente η_1 sobre el constructo dependiente η_2 , sin embargo, no hay constructos asociados con el constructo fuente, η_1 . Según Rigdon (1995), este tipo de modelos son subidentificados porque la matriz de covarianza de los constructos va a incluir cero covarianzas entre el constructo fuente y el constructo predictor, y estas covarianzas cero no aportan información suficiente para la identificación del modelo.

En el caso 3, al igual que el caso 2, los errores de las ecuaciones estructurales están correlacionados y hay un parámetro β_{21} , aunque en este caso existe al menos un predictor para el constructo fuente, η_1 . Aquí, los problemas de covarianzas iguales a cero no ocurrirán dado que el constructo predictor tendrá un efecto directo sobre el constructo fuente, η_1 , y un efecto indirecto sobre η_2 . El caso 3 es identificable.

De los casos 4 al caso 7 existen efectos recíprocos entre ambos constructos dependientes. En el caso 4 ningún constructo dependiente tiene asociado un predictor. Este caso no es identificable porque en bloques como este existe mayor número de parámetros (4 o 5) que de varianzas y covarianzas (3) (Rigdon, 1995).

Los investigadores experimentados encontrarán el caso 5 muy sorprendente, ya que los residuos no están correlacionados y solo uno de los constructos dependientes tiene un predictor. Para investigadores familiarizados con la econometría, este bloque podría considerarse subidentificado, según las condiciones del rango y del orden. Sin embargo, el caso 5 es una ilustración de una bien-conocida limitación de las pruebas del rango y del orden: Cuando las covarianzas entre estos residuos son restringidas, la prueba del rango y del orden son necesarias pero no suficientes. Dado que una discusión teórico-matemática de esta afirmación se escapa a los fines de este documento, se recomienda revisar Rigdon (1995). El caso 5 pareciera ser igual al caso 2, el cual tiene solo un predictor y el bloque no es identificable, pero la relación de causalidad recíproca en el caso 5 nubla la distinción entre el constructo fuente y el constructo meta, de manera que el problema de la covarianza cero del caso 2 desaparece. La demostración de la identificabilidad de este caso, que no se incluye aquí, se encuentra en el apéndice del artículo de Rigdon (1995).

El caso 6 agrega correlaciones a los términos de error del caso 5. El caso 6 no es identificable, no importa cuantos predictores se asocien a uno solo de los constructos dependientes. Con los términos de error correlacionados, entonces la condición de orden y del rango se vuelven condiciones necesarias y suficientes para la identificación; y el caso 6 falla estas condiciones.

En el caso 7 cada constructo dependiente tiene uno o más predictores que no están compartidos por el otro constructo dependiente. El caso 7 cumple con las condiciones del rango y del orden, por lo tanto son identificables, independientemente de que los términos de error de los constructos dependientes no estén correlacionados.

Los bloques del caso 8 son bloques que comparten predictores, es decir, los predictores tienen una relación directa con ambos constructos dependientes.

Predictores compartidos en bloques no-recursivos no permiten la identificación porque no proveen información nueva para que sea usada en la estimación de parámetros desconocidos. Las covarianzas entre el predictor compartido ξ_1 y los dos constructos dependientes deben ser usadas para estimar los parámetros asociados con esas relaciones, γ_{11} y γ_{21} . Ni la varianza del predictor compartido ni la covarianza entre el predictor compartido y el otro predictor contienen información que pueda ser usada para identificar los parámetros del modelo, sino solamente aquellos directamente asociados con el predictor compartido como tal. Por lo tanto, para clasificar el Caso 8 en uno de los demás casos, primero hay que eliminar el (los) predictor (res) compartido (s) y después asignar el bloque a uno de los 7 casos sobre la base de las relaciones que permanecen en el modelo modificado.

Hasta aquí los ocho casos, que son una muestra de técnicas heurísticas alternativas para evaluar la identificabilidad de modelos y que se usan en etapas iniciales del desarrollo de un MLE.

1.9 ¿CUÁLES MÉTODOS DE ESTIMACIÓN EXISTEN?

Además del asunto de la identificación, en LISREL existen diferentes métodos alternativos de estimación que se usan según sea el caso. Cada método tiene propiedades particulares, y su propósito es calcular los parámetros fijos y libres de un modelo a partir de una matriz de covarianza o de correlación. En concreto, un modelo LISREL puede ser estimado por medio de siete métodos diferentes, a saber: variables instrumentales (IV), cuadrados mínimos en dos fases (2SLS), cuadrados mínimos no ponderados (ULS, también conocido como cuadrados mínimos ordinarios OLS), cuadrados mínimos generalizados (GLS), máxima verosimilitud (ML), cuadrados mínimos ponderados (WLS), cuadrados mínimos ponderados en diagonal (DWLS)⁶.

El método de estimación más popular es ML, el cual asume que los datos tienen una distribución normal multivariada y que la muestra tiene un tamaño razonable, por ejemplo, al menos 200 casos (Boomsma, 1987). Sin embargo, LISREL también ofrece métodos de estimación que no exigen una distribución normal en los datos, por ejemplo WLS, el cual asume una distribución de tipo *asymptotically-distribution-free* (ADF), es decir, se “relaja” la exigencia de una distribución normal, por lo que en ellos se dispensa la exigencia de distribución normal multivariada (Cuttance, 1987).

⁶ Ver definiciones matemáticas en Jöreskog y Sörbom (1996b, p. 17-25).

CAPÍTULO II

INTRODUCCIÓN A APLICACIONES Y MODELOS DE LISREL

2.1 ASPECTOS GENERALES DE LISREL

LISREL puede ser definido de forma simple como un paquete de aplicaciones que sirven para contrastar empíricamente modelos teóricos recursivos y no recursivos haciendo uso de ecuaciones lineales estructurales.

LISREL está disponible como *software* y su invención se la debemos a Karl Jöreskog y Dag Sörbom, dos destacados profesores de la Universidad de Uppsala, en Suecia. El paquete está diseñado para estimar parámetros de ecuaciones estructurales y para probar la validez y la adecuación del modelo estructural planteado.

LISREL (Jöreskog & Sörbom, 1996b) y su versión interactiva LISREL Interactivo (du Toit & du Toit, 2001), es quizás el programa más conocido que sirve para calcular los parámetros de un modelo lineal estructural. Programas similares con otras opciones y posibilidades son el EQS (Bentler, 1995; Bentler & Wu, 1995), AMOS (Arbuckle, 1995), RAMONA (1994) o el *Mplus*, el *Mx*, y el *SEPATH*, ninguno de los cuales se va a examinar en este documento.

El cómo se miden las variables (análisis de factores confirmatorio) y cuáles relaciones se definan entre ellas (regresión) se concreta por medio de la sintaxis del LISREL. Se pueden calcular los errores de medición y con ello estimar relaciones libres de error entre las variables. LISREL da la posibilidad de evaluar una estructura en grupos diferentes (comparar grupos) y analizar la influencia de variables moderadoras como el sexo o la edad.

En la década de 1970, las versiones de LISREL fueron concebidas para ambiente DOS (i.e., LISREL 3), mientras que las versiones más recientes (i.e., LISREL 8.7) están diseñadas para la plataforma Windows. Al menos hasta hoy no se conocen versiones para LINUX. Las versiones modernas son en realidad un conjunto de paquetes y aplicaciones para Windows tales como PRELISREL 2 (Jöreskog & Sörbom, 1993a, 1996a), LISREL 8 (Jöreskog & Sörbom, 1993b, 1996b; Jöreskog et al., 2000), LISREL Interactivo (du Toit & du Toit, 2001) y SIMPLIS (Jöreskog & Sörbom, 1996c).

PRELISREL es un pre-procesador para LISREL de enorme utilidad, que se usa en análisis preliminares (*data screening*) de los datos recolectados, su distribución normal, transformaciones, generación de matrices, entre otros. LISREL es el software que sirve para probar y evaluar modelos lineales estructurales usando la sintaxis-LISREL, mientras que SIMPLIS es un lenguaje de comandos que hace lo mismo pero con la sintaxis-SIMPLIS. LISREL interactivo, por su parte, trata de reemplazar la sintaxis-LISREL por el método conocido como *point-and-click* en una serie de ventanas.

En este documento, se desarrollarán, solamente aplicaciones con la sintaxis-LISREL, que es el *software* diseñado por excelencia para evaluar modelos estructurales con la sintaxis-LISREL.

2.2 NOTACIÓN DE VARIABLES Y MATRICES

LISREL utiliza una notación propia para referirse a las variables y las matrices. Se usan letras griegas en mayúscula para referirse a las variables latentes y matrices, mientras que letras griegas en minúscula sirven para identificar a los vectores, errores de medición, y otros. La Tabla 2 presenta un resumen de las variables, las matrices y la sintaxis-LISREL.

Tabla 2
Resumen de variables, matrices, y sintaxis en LISREL

Variables		Descripción
x, y		Indicadores, variables manifiestas (observadas)
ξ (Xi), η (Eta)		Variables latentes (operacionalizadas por los indicadores)
ζ (zeta), δ (delta), ϵ (epsilon)		Errores de medición o proporción no explicada
Matrices como símbolos griegos		Descripción
Λ_x / Λ_y (Lambda-X, Lambda-Y)		Pesos factoriales de variables observadas
B (beta), Γ (gamma)		Parámetros estructurales
Θ (theta)		Matriz de covarianza de errores
8 Matrices en LISREL	Nombre Sintaxis-LISREL	Filas * Columnas
Lambda-Y	LY	NY * NE
Lambda-X	LX	NX * NK
Beta	BE	NE * NE
Gamma	GA	NE * NK
Phi	PH	NK * NK
Psi	PS	NE * NE
Theta-Epsilon	TE	NY * NY
Theta-Delta	TD	NX * NX

Nota. De " LISREL 8: User's Reference Guide", por K.G. Jöreskog y D. Sörbom, 1996b. Scientific Software International: Chicago.

La Tabla 2 presenta un resumen de las variables y las matrices en simbología griega con su respectiva descripción y en su parte inferior se presentan las 8 matrices con respectiva denominación según la sintaxis-LISREL. Las variables observadas se denominan indicadores o variables manifiestas y se hace la diferenciación de los indicadores X y Y. Los indicadores X operacionalizan las variables latentes exógenas, mientras que las Y operacionalizan las variables latentes endógenas. Las variables latentes exógenas se identifican como variables Xi y las variables latentes endógenas se denominan ETA. En términos comunes a las Xi se las denomina variables independientes y a las ETA variables dependientes. Para describir las relaciones entre los indicadores y sus variables latentes se definen matrices. En la parte de la Tabla 2 denominado "Filas * Columnas" se describe el orden que tienen las filas y columnas para cada matriz en LISREL. NY significa número de indicadores-Y etc., de manera que en las filas de la matriz lambda-Y están los indicadores-Y, mientras que en las columnas están las variables-Eta.

2.3 EJEMPLO DE UN MODELO HIPOTÉTICO RECURSIVO

Obsérvese un ejemplo en la Figura 6 de una aplicación LISREL adaptada de Gutiérrez-Doña (2003).

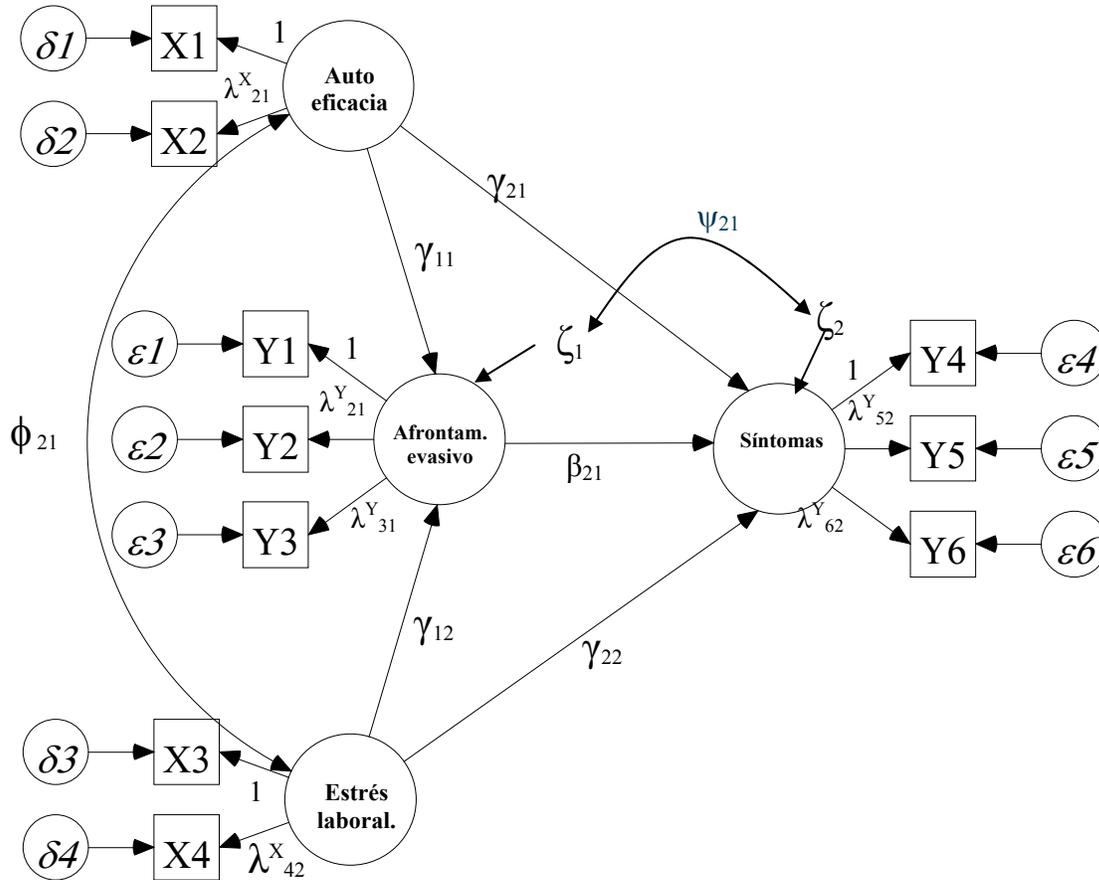


Figura 6. Modelo hipotético recursivo para evaluar la función de mediación prospectiva del afrontamiento evasivo.

En la Figura 6 se observan relaciones hipotéticas entre 4 variables latentes (encerradas en los círculos más grandes) con sus respectivas variables observadas (encerradas en los rectángulos), las que a su vez tienen errores de medición (encerrados en los círculos más pequeños). Las líneas grandes con una sola flecha que unen a las variables latentes (β, γ) indican la dirección de la relación causal, mientras que las curvas con doble flecha representan correlaciones o covarianzas (ϕ, ψ). Las flechas más pequeñas que salen de las variables latentes hacia las variables observadas tienen los indicadores λ , que corresponden al modelo de medición. La proporción de la varianza no explicada para las variables observadas se representan con el símbolo δ (delta) en el caso de las x y en el caso de las y se representan con el símbolo ε (epsilon); en el

caso de las variables latentes, la varianza no explicada se representa con el símbolo ζ (zeta).

El modelo representado en la Figura 6 se ve a simple vista muy complicado, pero una descripción detallada del mismo puede clarificar cada elemento. El modelo está compuesto por dos variables ξ -xi (autoeficacia percibida y estrés laboral) y por dos variables η -eta (afrontamiento evasivo y síntomas), siendo el afrontamiento evasivo una variable mediadora. Como se observa, la autoeficacia percibida y el estrés laboral están correlacionados por medio de Φ_{21} , y las dos variables η -eta poseen una varianza no explicada representada por ζ (zeta). Asimismo, los errores de medición de las ecuaciones estructurales están correlacionados por medio del símbolo ψ (ψ_{21}). Como se ve, cada variable latente está operacionalizada por al menos dos indicadores, encerrados en pequeños rectángulos. La autoeficacia percibida está operacionalizada por x_1 y x_2 (autoeficacia laboral y autoeficacia general, respectivamente) y el estrés laboral está operacionalizado por x_3 y x_4 (severidad y frecuencia del estrés laboral, respectivamente). Asimismo, la variable latente afrontamiento evasivo está operacionalizada por tres variables observadas, y_1 , y_2 , y y_3 , (respectivamente, negación, evasión y abandono comportamental), lo mismo que la variable latente síntomas, que está operacionalizada por tres variables observadas, y_4 , y_5 , y y_6 (respectivamente, depresión, somatización y enfermedades físicas). Las variables x_1 a x_4 y y_1 , y_2 , y y_3 , corresponden al primer punto de medición, mientras que las variables y_4 , y_5 , y y_6 , corresponden al segundo punto de medición, es decir, fueron medidas seis meses después.

Este modelo plantea las siguientes relaciones hipotéticas:

1) El afrontamiento evasivo es una ruta que “conduce” al desarrollo de síntomas de enfermedad seis meses después.

2) El uso de negación, evasión y abandono comportamental aumentará los niveles de depresión, somatización, y enfermedades físicas seis meses después.

3) El uso de afrontamiento evasivo es exacerbado por los niveles de estrés laboral, consecuentemente influye directa o indirectamente aumentando los síntomas posteriores asociados a la enfermedad.

4) La autoeficacia percibida, por el contrario, reduce el uso de afrontamiento evasivo, y en consecuencia también influye directa o indirectamente disminuyendo el nivel de síntomas asociados a la enfermedad seis meses después.

La pregunta general asociada con estas hipótesis es la siguiente: ¿es el afrontamiento evasivo un mediador de los efectos de la autoeficacia percibida y el estrés laboral sobre los síntomas posteriores asociados a la enfermedad? Si bien las hipótesis no dejan de tener cierto grado de complejidad teórica, su contrastación empírica es factible gracias a las virtudes de LISREL para evaluar efectos directos e indirectos entre variables latentes, como en el caso del ejemplo. La Figuras 7 y la Figura 8 presentan los resultados obtenidos para dos modelos diferentes, respectivamente, para un modelo de “mediación total” (modelo inicial) y un modelo de “mediación parcial” (modelo alternativo). En la

Tabla 3 se resumen los principales indicadores de las bondades de ajuste para cada uno de los modelos.

Modelos	X ²	gl	X ² /gl	p	X ² – dif(gl)	GFI	AGFI	SRMR	RMSEA
Inicial	93.72	29	3.23	.000	-	.98	.96	.056	.065
Alternativo	47.67	27	1.76	.01	46.05 (2)*	.99	.98	.040	.038

p< .001

Tabla 3. Indicadores del ajuste para dos modelos LISREL.

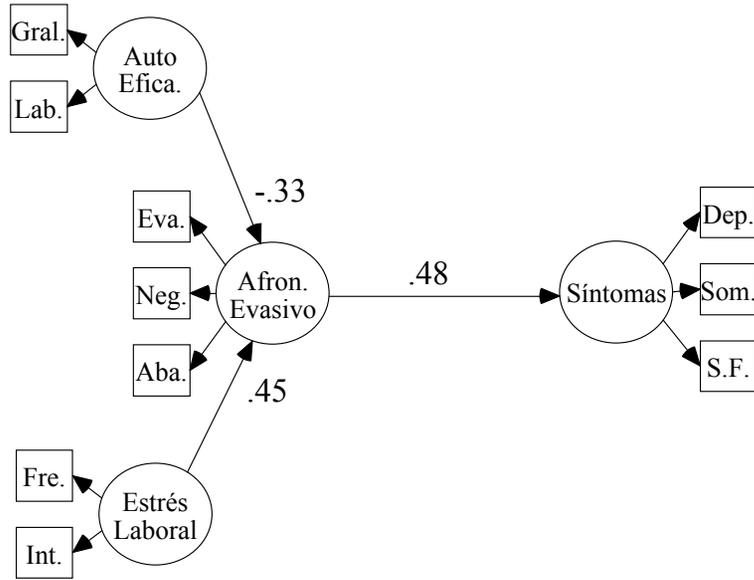


Figura 7. Modelo Inicial.

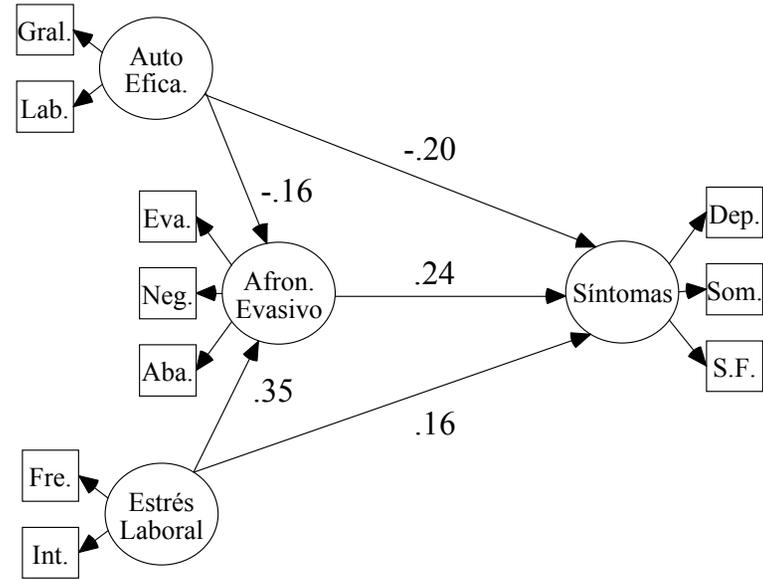


Figura 8. Modelo Alternativo

¿Cual de los dos modelos se ajusta mejor a los datos? Como se puede observar en la Tabla 3, el modelo representado por la Figura 8 se ajusta mejor a los datos, dado que los indicadores de ajuste son mejores en términos de los rangos recomendados como límites aceptables en la literatura de LISREL⁷. Por lo tanto, los resultados sugieren que el afrontamiento evasivo es un *mediador parcial* de los efectos de la autoeficacia percibida y estrés laboral sobre los síntomas⁸.

Asimismo, de los resultados de la Figura 8 se desprende que la autoeficacia percibida tuvo un efecto negativo sobre el afrontamiento evasivo (-.16) y los síntomas posteriores (-.20), mientras que el estrés laboral emergió como un predictor positivo del afrontamiento evasivo (+.35) y los síntomas posteriores (+.16). El afrontamiento evasivo, por su lado, tuvo un efecto positivo sobre la sintomatología (+.24), lo que sugiere que el uso de la negación, evasión y el abandono comportamental se asocian al aumento en los síntomas posteriores.

En cuanto a los efectos indirectos, se encontró que la autoeficacia percibida tuvo un efecto indirecto y negativo sobre los síntomas (-.04), mientras que el estrés laboral tuvo un efecto indirecto positivo (+.08). En términos generales, los efectos directos superaron en tamaño a los indirectos. Respecto al porcentaje de varianza explicado por cada ecuación estructural, los resultados revelaron que el modelo de la Figura 8 explicó alrededor del 17% de la varianza en el afrontamiento evasivo y alrededor del 18% de la variación en los síntomas que se reportaron seis meses después del primer punto de medición.

2.4 ANÁLISIS DE LAS LIMITACIONES DEL EJEMPLO ANTERIOR

Para efectos ilustrativos se ha descrito un modelo que ofrece bondades de ajuste adecuadas y que reúne las condiciones para comprender cómo probar si un MLE, relativamente complejo (con efectos prospectivos directos e indirectos) es identificable. La otra finalidad del ejemplo fue ofrecer lineamientos para determinar los criterios que se usan de forma estándar para decidir si un modelo se ajusta o no a los datos y cómo se interpretan los efectos directos e indirectos.

Sin embargo, para efectos formativos es importante tener presente que los modelos transversales tienen una racionalidad, formulación e interpretación distinta a los modelos prospectivos y longitudinales. Básicamente, la investigación con modelos causales en investigación longitudinal con dos puntos de medición (*two-way longitudinal studies*) han demostrado que el estatus inicial de una variable es el mejor determinante o predictor del estatus final esa misma variable. Por ejemplo, la sintomatología (depresión, somatización y síntomas físicos) medida en una muestra de trabajadores en el mes de enero es el mejor determinante o predictor de la sintomatología (depresión, somatización y síntomas físicos) medida seis meses después en el mes de julio, por lo cual se

⁷ En el Capítulo III, paso 4 de este documento se explican los rangos establecidos.

⁸ Para revisar hipótesis de mediación de "coping", ver los trabajos de Carver et al. (1989) y Carver, Scheier y Weintraub (1993).

hace necesario atribuir también el cambio a otras variables diferentes a la sintomatología, incluyendo en el modelo tanto la sintomatología en enero (condición inicial) como la sintomatología en julio (condición final). Dado que este documento es una introducción general a MLE y LISREL y que el nivel de complejidad de este tipo de modelos supera en mucho los objetivos de este trabajo, a los lectores interesados se les recomienda, sin embargo, la revisión de los enfoques causales longitudinales siguiendo los lineamientos que aportan Rogosa (1979) y Jöreskog (1979), en el libro de Nesselroade y Baltes (1979), un clásico de lectura obligatoria.

2.5. ¿CUÁLES SON LAS CONDICIONES GENERALES PARA USAR LISREL?

Luego de haber ejemplificado el potencial de LISREL, recuérdese que los análisis con ecuaciones estructurales se basan fuertemente en los datos, por lo que existen condiciones generales y estadísticas. En el ejemplo de la Figura 8, las relaciones entre las variables son lineales, los efectos de las variables dependientes sobre las dependientes son aditivos, las variables observadas son continuas y medidas en escalas de intervalo, los datos se aproximan a una distribución normal, condiciones que son necesarias según Ecob y Cuttance (1987). En general, la distribución normal de los indicadores es uno de los aspectos fuertes en estos terrenos, aunque también se habla en la literatura de un tamaño mínimo de n entre 200 y 400 sujetos (Jöreskog & Sörbom, 1996). Se vio, sin embargo, existen métodos que pueden “relajar” estas condiciones. Los detalles de supuestos para LISREL fueron también desarrollados en el punto 1.4 de este documento.

2.6 FUNCIONES DE AJUSTE Y MÉTODOS DE ESTIMACIÓN

Según se dijo en el punto 1.8, con la ayuda de las funciones de ajuste, LISREL puede calcular los parámetros y la solución de un modelo lineal estructural. En principio, desde la concepción de la metodología de ecuaciones lineales estructurales, a mitad de los años 60's, *Maximum-Likelihood* (ML) o método de estimación de máxima verosimilitud ha sido el predominante en la literatura (Anderson y Gerbin, 1984). Boomsma (1987) llevó a cabo una serie de estudios en los que usó métodos Monte Carlo (producir matrices de covarianza con propiedades conocidas en muestras de diferentes tamaños, que son usadas luego como *input* en LISREL) para determinar cuán robusto era ML como método de estimación en muestras de 25 a 400 sujetos y además con datos desviados de la normalidad. Los resultados con muestras pequeñas concluyeron que las estimaciones con ML en LISREL son robustas cuando $N \geq 200$ y dependiendo del modelo, podría ser aún robusto para $N \geq 100$. En general estos estudios determinaron que muestras menores a 100 sujetos tienen efectos “distorsionadores” en la estimación de parámetros, en los intervalos de confianza y además en los indicadores de ajuste del modelo. Adicionalmente, se recomienda que los datos no usen variables discretas con *Skewness* mayores al

valor absoluto de 1.0 (aproximadamente), dado que esto puede afectar las estimaciones. Sin embargo, Boomsma (1987) encontró que modelos con variables con *kurtosis* que oscilaron entre 0.00 y 2.67, y en la ausencia de *skewness* (asimetría) mayores que 1.00 no presentaron distorsiones importantes. A pesar de esto, es recomendable utilizar variables con valores menores que 1, tanto en *kurtosis* como en *skewness* (asimetría) al usar ML. Otras funciones fueron explicadas en 1.8.

2.7 IDENTIFICACIÓN

El asunto de la identificación fue ampliamente descrito en 1.7, sin embargo, es importante ampliar algunos detalles técnicos. Una condición necesaria para la identificación de una solución es que el número de grados de libertad sea positivo, aunque a pesar de un número positivo de grados de libertad, no es siempre posible decidir si la solución encontrada tiene un sentido matemático. LISREL tiene una heurística propia para probar la identificabilidad de un modelo. Si existen problemas de identificación, LISREL emitirá la siguiente advertencia *“Matrix to be analyzed is not positive definite”* (la matriz a ser analizada no es positiva). Cuando existen problemas con los *starting values*, se producen estimaciones iniciales inadecuadas y las iteraciones no pueden iniciar porque la matriz SIGMA, la cual se estima al inicio de los parámetros, no es positiva, por lo cual el software genera el mensaje *“SIGMA is not positive definite. Provide better starting values”* (SIGMA no es positiva, provea mejores valores de entrada). Modelos mal planteados o mal elaborados pueden generar estos mensajes de error. Por otro lado, si una solución no es admisible después de 10 iteraciones, puede ser que la solución sea inadmisibles aún si se le aumentan el número de iteraciones usando $AD > 10$. Errores de este tipo se identifican con el mensaje *“Admissibility test failed”* (la prueba de admisibilidad falló). Si se supera el test de admisibilidad, puede ser que las iteraciones presenten dificultades cuando hay problemas de especificación en el modelo, en este caso LISREL emite el mensaje *“Serious problems encountered during minimization. Unable to continue iterations. Check your model and data”* (serios problemas fueron encontrados durante la minimización. No es posible continuar con las iteraciones).

Estos mensajes provocan frustración en los investigadores, principalmente después de haber trabajado muchas horas en el planteamiento de un buen modelo teórico, que a juicio del investigador es identificable, pero que en realidad fue mal planteado en términos matemáticos. Problemas en la sintaxis deben ser también descartados, por lo que se sugiere separar el archivo que contiene la matriz de entrada de datos de la sintaxis-LISREL. También es importante revisar los valores de la matriz para que no tenga valores equivocados.

CAPÍTULO III

ANÁLISIS DE FACTORES CONFIRMATORIO DE PRIMER ORDEN

3.1 EVALUANDO LA VALIDEZ FACTORIAL DEL CONSTRUCTO AUTOEFICACIA PERCIBIDA

Seguidamente se describen los pasos para llevar a cabo un CFA de primer orden. Esta primera aplicación mostrará un modelo diseñado para probar la unidimensionalidad del constructo autoeficacia percibida (Bandura, 1997, 2001; Schwarzer, 1992, 1995), en una muestra de $n=902$ trabajadores de la industria costarricense. Estudios realizados previamente han corroborado la unidimensionalidad de esta escala en 25 países alrededor del mundo (Scholz, Gutiérrez-Doña, Sud & Schwarzer, 2002). La escala de autoeficacia percibida es una escala ordinal constituida por 10 ítems con valores de respuesta de 1 (nada), 2 (poco), 3 (bastante), 4 (mucho) y para completarla, se le solicita a la persona su opinión y que marque con una X en qué medida está de acuerdo con cada una de las 10 afirmaciones.

La hipótesis que se va a evaluar en este capítulo está representada por la Figura 9.

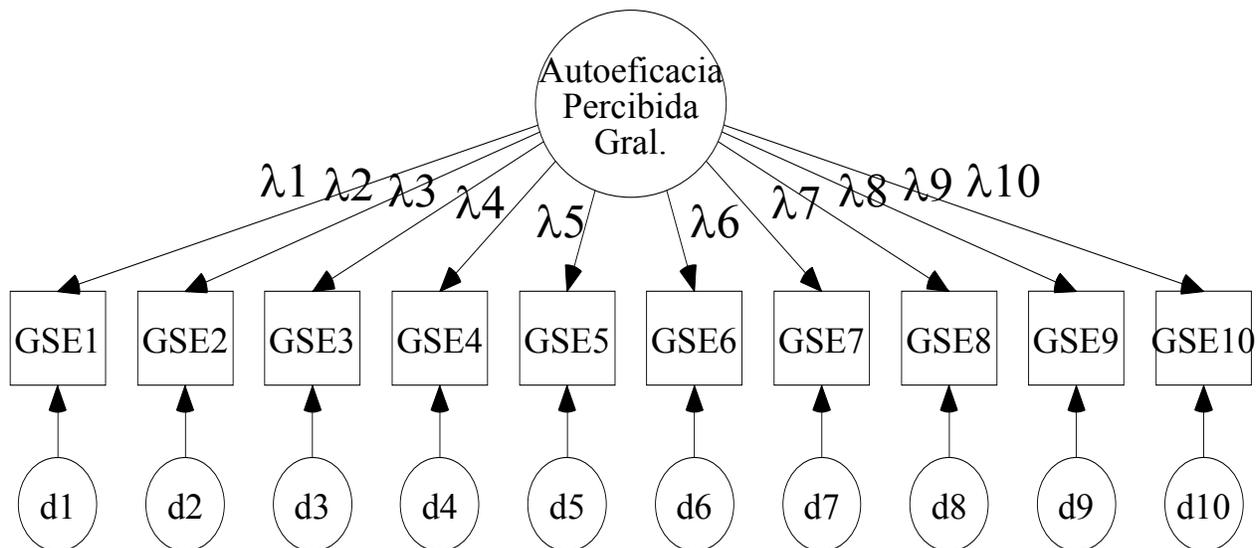


Figura 9. Modelo hipotético para el constructo autoeficacia percibida general.

Hipótesis: El constructo autoeficacia percibida es unidimensional.

Para evaluar esta hipótesis se necesita, primero, crear un modelo conceptual que se evaluará posteriormente siguiendo una estrategia de paso-a-paso. Existen dos modelos de medición (o factoriales), el uni-factorial y el multi-factorial. En el análisis de factores exploratorio el objetivo es encontrar para un grupo de variables observadas X_1, \dots, X_n , un grupo de factores subyacentes ξ_1, \dots, ξ_n , que son menores en cantidad que las variables observadas (Jöreskog & Sörbom, 1996b).

Por el contrario, en el análisis de factores confirmatorio, el investigador tiene un conocimiento previo sobre la naturaleza factorial de las variables que él o ella está investigando, de manera que su análisis permite estudiar un grupo no

arbitrario de factores ξ_1, \dots, ξ_n , que agrupan un número determinado y previamente definido de variables observadas X_1, \dots, X_n .

Seguidamente se describen 6 pasos para determinar si el constructo autoeficacia percibida, que la escala supone medir, tiene una estructura unidimensional.

Paso 1. Conteste a la pregunta ¿qué tipo de matriz se debe usar: covarianza o correlación?

Para responder a esta pregunta es necesario seguir los lineamientos que dan Jöreskog y Sörbom (1996a; 1996b), en el sentido de que cuando una o más variables a ser analizadas en LISREL son ordinales, es importante elegir el tipo correcto de matriz. Las variables observadas del modelo representado en la Figura 9 serán tratadas como variables ordinales, por lo tanto, basándose en esta decisión, se usará una matriz de correlación como entrada de datos y el método de estimación WLS.

Los comandos de la sintaxis LISREL que definen la matriz de correlación a usar en los análisis son los siguientes: KM (correlación *pearson* para variables ordinales que se declaran como si fueran continuas); KM (correlación *pearson* para variables ordinales que fueron normalizadas); OM (correlación *pearson* para variables ordinales que fueron reemplazadas por *optimal scores* o puntajes óptimos); y PM (correlación policórica, para variables ordinales que fueron declaradas ordinales).

Estudios Monte Carlo conducidos por Jöreskog y Sörbom (1996a) revelan que la correlación PM es un estimador consistente cuando el análisis se lleva a cabo con variables ordinales. Una descripción valiosa del análisis de variables ordinales y otras variables no-normales se puede encontrar en el Capítulo 7 de Jöreskog y Sörbom (1996b).

Paso 2. Preparación de la matriz de entrada de datos

Habiendo tomado la decisión del tipo de matriz a usar, se procede a generar, con PRELISREL o con el *software* de elección, el archivo que contendrá la matriz de entrada de datos. Dependiendo del formato en que estén los datos fuente, PRELISREL puede importar archivos en formato libre del tipo *.sav, *.dat, *.csv, *.txt, a partir de los cuales se generan automáticamente archivos de tipo *.psf (PRELISREL), con los que se crean las matrices. Más detalles técnicos de estos procedimientos se encuentran en el Manual de PRELISREL 2 (Jöreskog & Sörbom, 1996^a, 1996b).

La Tabla 4 contiene una descripción de los archivos que se van a utilizar en esta aplicación, los cuales están disponibles en los archivos adjuntos a este documento, dentro de la carpeta “Aplicación 1”. La matriz de correlación policórica que se usará en el CFA se almacenó en *Autoefi.PML* y fue generada con PRELISREL 2, mientras que *Autoefi.ACP* es el archivo que contiene una matriz de covarianza asintótica que se requiere en la sintaxis-LISREL y fue generada con PRELISREL 2.

Autoefi1.ls8 contiene la sintaxis-LISREL con los comandos e instrucciones para el modelo CFA de primer orden. *Autoefi2.ls8* contiene la sintaxis para los análisis POST-HOC basados en los índices de modificación (*Modification Indexes*). El adjunto también contiene el archivo de datos *Autoefi.psf*, con el cual se pueden hacer análisis con PRELISREL.

Tabla 4. Archivos de datos para aplicación 1: CFA de primer orden

Software Usado	Tipo archivo/variables/N	Descripción
PRELISREL 2		
Autoefi.PML	Correlación policórica Matriz/10/902	<i>correlación policórica</i> generada con PRELISREL 2
Autoefi.ACP	<i>Asymptotic Covariance</i> (covarianza asintótica) Matriz/10/902	<i>asymptotic covariance matrix</i> (matriz de covarianza asintótica) generada con PRELISREL 2
LISREL 8.5		
Autoefi1.ls8	Sintaxis-LISREL	CFA-primer orden original generado con LISREL
Autoefi2.ls8	Sintaxis-LISREL	CFS-primer orden modificado generado con LISREL

Como se podrá corroborar, en la práctica hay varias formas de organizar la información para trabajar un modelo CFA. Esta es una de ellas.

Paso 3. SINTAXIS (Autoefi1.ls8): CFA de autoeficacia percibida

Para escribir la sintaxis de un CFA se ejecuta el programa LISREL y se procede con el menú de la siguiente manera: *New + Syntax Only + Ok*. Con esto se desplegará el editor-LISREL en blanco. La sintaxis-LISREL contenida en *Autoefi1.ls8* tiene un total de 24 líneas como sigue:

```
!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida
!Probando la unidimensionalidad de la escala de Autoeficacia Percibida
!Modelo Inicial (Variables Ordinales)
DA NI=10 NO=902 MA=PM NG=1
LA
per1 per6 per10 per15 per20 per23 per28 per32 per37 per40 /
SE
per1 per6 per10 per15 per20 per23 per28 per32 per37 per40 /
PM FI=C:\benicio\UCR\autoefi.PML
AC FI=C:\benicio\UCR\autoefi.ACP
MO NX=10 NK=1 LX=FU,FI PH=ST TD=DI,FR
LK
AUTOEFI/
FR LX 1 1
FR LX 2 1
FR LX 3 1
FR LX 4 1
FR LX 5 1
FR LX 6 1
FR LX 7 1
FR LX 8 1
FR LX 9 1
FR LX 10 1
OU WLS SC MI
```

Esta sintaxis-LISREL se divide en tres partes: 1) especificación de entrada de los datos; 2) construcción del modelo; y 3) especificación de las salidas (resultados) y modificaciones al modelo.

1) Especificación de entrada de los datos

La especificación de entrada de los datos inicia con un título para el programa, en este caso se tienen tres líneas de título que inician con signos de exclamación:

```
!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida
!Probando la unidimensionalidad de la escala de Autoeficacia Percibida
!Modelo Inicial (Variables Ordinales)
```

Luego del título, se digita la palabra clave **DATA**, que se puede abreviar como **DA**. En general, en la sintaxis se abrevian los comandos con las dos primeras letras.

```
DA NI=10 NO=902 MA=PM NG=1
```

En la línea que corresponde a DATA, se especifica el número de indicadores (NI=10; NI fija el número de indicadores) y el tamaño de la muestra (NO=902, NO fija el número de observaciones). Los valores perdidos (si los hay) se pueden especificar aquí con el comando MI, aunque es preferible trabajar con matrices *listwise* (sin valores perdidos en ninguna variable). La especificación MA=PM le indica al programa que se usará una matriz de correlaciones del tipo correlación policórica. Recordemos que es necesaria esta instrucción porque estamos trabajando con variables ordinales. Finalmente, la línea contiene la instrucción número de grupos (NG = 1), lo cual le indica a la herramienta que se trata de una sola muestra.

Seguidamente, la palabra clave LA para LABEL adjudica los rótulos a las variables, en este caso *per1 per6 per10 per15 per20 per23 per28 per32 per37 per40/*.

```
LA
per1 per6 per10 per15 per20 per23 per28 per32 per37 per40 /
```

La rotulación de los indicadores termina en un barra inclinada “/”.

```
SE
per1 per6 per10 per15 per20 per23 per28 per32 per37 per40 /
```

La línea SE (SELECT) elige las variables a someter al análisis y el orden en el cual se van a leer las variables, en este caso, todas las variables van a ser leídas en el mismo orden.

Después de la línea SE, se abre un espacio para introducir las direcciones físicas de las matrices que son necesarias para leer los datos que requiere un análisis CFA con variables ordinales, a saber:

```
PM FI=C:\benicio\UCR\autoefi.PML
AC FI=C:\benicio\UCR\autoefi.ACP
```

La instrucción (PM FI=) indica la dirección en la cual está almacenada la correlación policórica, mientras que la instrucción AC FI= indica la dirección en la cual está almacenada la asymptotic covariance matrix (matriz de covarianza asintótica). Notemos aquí que el *input* (entrada) de los datos se da en la forma de dos matrices, instrucción requerida cuando se trabaja con correlaciones policórica (Byrne, 1998). Se puede revisar un ejemplo completo que aportan Jöreskog y Sörbom (1996b) semejante a la sintaxis presentada aquí.

2) Construcción del modelo

El núcleo del programa se define en la línea MO (MODEL).

```
MO NX=10 NK=1 LX=FU,FI PH=ST TD=DI,FR
```

MO especifica cuáles matrices constituyen el modelo y cuál es la forma de cada matriz. Para construir un modelo, a veces no son necesarias todas las celdas de una matriz. Por lo general interesa calcular solamente los valores de las celdas de la diagonal en las matrices theta-epsilon y theta-delta y solo ocasionalmente las celdas que están por encima o debajo de la diagonal. Con la ayuda de las diagonales de estas dos matrices se calculan los errores de medición.

La sintaxis-LISREL permite construir matrices de formas específicas. Por ello, la instrucción TD=DI,FR significa que la matriz theta-delta se reducirá solamente a calcular los valores de la DI (DIAGONAL) y con la palabra clave FR (FREE), los valores de la diagonal se definen libres. En este caso, se calcularán los errores de medición de los indicadores X. El programa define, al mismo tiempo, que el número de indicadores X del modelo son NX=10 y que el número de factores exógenos (NK=1) es igual a uno. En la matriz Lambda-X (LX) se van a especificar cuáles parámetros X son fijos o libres. En este caso el análisis es uni-factorial, por lo que todos los indicadores X son explicados por un solo factor (NK=1). La matriz PHI contiene las varianzas y covarianzas de los factores latentes y se expresa por medio de la especificación PH=ST.

Con LK se rotulan los factores latentes, en este caso el único factor latente es AUTOEFI.

```
LK
AUTOEFI/
```

En la siguiente línea se usará la instrucción FR (FREE) para declarar “libres” las celdas específicas de la matriz Lambda-X.

```
FR LX 1 1
FR LX 2 1
FR LX 3 1
FR LX 4 1
FR LX 5 1
FR LX 6 1
FR LX 7 1
FR LX 8 1
FR LX 9 1
FR LX 10 1
```

Al declarar libre una celda, significa que LISREL calculará un parámetro en esa celda. En este ejemplo, las celdas de la matriz Lambda-X se han liberado de tal manera que los 10 indicadores X serán estimados y ubicados en un único factor. Por ejemplo, la variable per6 (la variable 2 en el orden de entrada) se ubica en el primer y único factor (autoefi), por lo cual, la relación entre esta variable y el único factor se delimita declarando libre la celda 2,1 (fila, columna) de la matriz Lambda-X, la cual tiene un total de 10 filas (variables) y una sola columna (factor).

3) Especificación de salidas

Con la instrucción OU se especifica el tipo de OU (OUTPUT) requerido por el investigador de la siguiente forma:

```
OU WLS SC MI
```

Primero, WLS es un método de estimación usado en modelos con variables ordinales. Jöreskog y Sörbom (1996b) afirman que si alguna o todas las variables observadas son ordinales o discretas, la matriz de correlaciones policóricas debe analizarse con el método WLS, tal y como se explica en el ejemplo 7.1 (Jöreskog & Sörbom, 1996b). SC (*standardized complete*, completamente estandarizadas) ofrecerá, además, una solución “completamente estandarizada”, o sea bajo una métrica común, lo que es usual pedirla cuando se tienen variables que fueron medidas en escalas con métricas diferentes. Con la instrucción MI (*modification indexes*, índices de modificación) se solicita a LISREL que identifique los parámetros que podrían ser relajados para mejorar el ajuste del modelo. MI es una de tres estrategias que proponen Jöreskog y Sörbom (1996b) para reexaminar el ajuste del modelo inicial. Con MI, LISREL hace sugerencias para declarar como libres algunas celdas de algunas matrices, por ejemplo, en la matriz de errores de medición theta-delta, con lo que se aumentan los grados de libertad y se reduce el ratio χ^2/gl .

Paso 4. El output (salida) de LISREL: Autoefi1.out

En las páginas que siguen a continuación se reproduce la salida integra del CFA de primer orden LISREL. Se incluyen además las explicaciones y anotaciones del autor, las cuales se aparecen en los recuadros de color naranja.

```

DATE: 11/17/2004
TIME: 20:38

L I S R E L 8.54

BY

Karl G. Jöreskog y 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., 1981-2002
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:\benicio\UCR\autoefi1.LS8:

!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida
!Probando la unidimensionalidad de la escala de Autoeficacia Percibida
!Modelo Inicial (Variables Ordinales)
DA NI=10 NO=902 MA=PM NG=1
LA
per1 per6 per10 per15 per20 per23 per28 per32 per37 per40 /
SE
per1 per6 per10 per15 per20 per23 per28 per32 per37 per40 /
PM FI=C:\benicio\UCR\autoefi.PML
AC FI=C:\benicio\UCR\autoefi.ACP
MO NX=10 NK=1 LX=FU,FI PH=ST TD=DI,FR
LK
AUTOEFI/
FR LX 1 1
FR LX 2 1
FR LX 3 1
FR LX 4 1
FR LX 5 1
FR LX 6 1
FR LX 7 1
FR LX 8 1
FR LX 9 1
FR LX 10 1
OU WLS SC MI

!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida

Number of Input Variables 10
Number of Y - Variables 0
Number of X - Variables 10
Number of ETA - Variables 0
Number of KSI - Variables 1
Number of Observations 902

```

La primera parte de la salida reproduce el programa original y un resumen de la especificación del modelo indicando número de variables observadas y de constructos latentes, así como el tamaño de la muestra. Nótese que este modelo no tiene variables observadas Y, solamente variables observadas X.

!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida

Correlation Matrix

	per1	per6	per10	per15	per20	per23
per1	1.00					
per6	0.33	1.00				
per10	0.24	0.36	1.00			
per15	0.38	0.55	0.36	1.00		
per20	0.36	0.49	0.36	0.59	1.00	
per23	0.31	0.48	0.36	0.50	0.59	1.00
per28	0.32	0.52	0.38	0.54	0.53	0.56
per32	0.31	0.55	0.35	0.48	0.51	0.47
per37	0.30	0.42	0.25	0.46	0.54	0.47
per40	0.36	0.48	0.33	0.51	0.55	0.52

Correlation Matrix

	per28	per32	per37	per40
per28	1.00			
per32	0.57	1.00		
per37	0.49	0.47	1.00	
per40	0.45	0.50	0.60	1.00

!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida

Parameter Specifications

LAMBDA-X

AUTOEFI

per1	1
per6	2
per10	3
per15	4
per20	5
per23	6
per28	7
per32	8
per37	9
per40	10

THETA-DELTA

per1	per6	per10	per15	per20	per23
11	12	13	14	15	16

THETA-DELTA

per28	per32	per37	per40
17	18	19	20

LISREL reproduce, en la salida, la matriz de correlación de las variables observadas e incluye un resumen de las especificaciones de los parámetros (*parameter specifications*) del modelo para las matrices Lambda-X y Theta-delta. Hasta aquí se ha ofrecido información, solamente sobre la especificación del modelo.

!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida

Number of Iterations = 15

LISREL Estimates (Weighted Least Squares)

LAMBDA-X

AUTOEFI

```

-----
per1    0.50
      (0.03)
      15.12
per6    0.72
      (0.02)
      29.38
per10   0.50
      (0.04)
      13.43
per15   0.76
      (0.02)
      30.65
per20   0.80
      (0.02)
      35.22
per23   0.73
      (0.03)
      27.88
per28   0.79
      (0.03)
      31.45
per32   0.73
      (0.03)
      27.25
per37   0.72
      (0.03)
      27.72
per40   0.78
      (0.02)
      32.00

```

PHI

AUTOEFI

1.00

THETA-DELTA

per1	per6	per10	per15	per20	per23
0.75	0.48	0.75	0.42	0.36	0.46
(0.05)	(0.05)	(0.05)	(0.05)	(0.05)	(0.05)
16.16	9.82	15.23	8.41	7.43	9.09

THETA-DELTA

per28	per32	per37	per40
0.38	0.46	0.48	0.40
(0.05)	(0.05)	(0.05)	(0.05)
7.37	8.91	9.48	7.93

Squared Multiple Correlations for X - Variables

per1	per6	per10	per15	per20	per23
0.25	0.52	0.25	0.58	0.64	0.54
Squared Multiple Correlations for X - Variables					
per28	per32	per37	per40		
0.62	0.54	0.52	0.60		

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 35
 Minimum Fit Function Chi-Square = 67.20 (P = 0.00086)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 32.20
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (12.81 ; 59.39)

Minimum Fit Function Value = 0.075
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.036
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.014 ; 0.066)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.032
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.020 ; 0.043)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 1.00

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.12
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.097 ; 0.15)
 ECVI for Saturated Model = 0.12
 ECVI for Independence Model = 1.24

Chi-Square for Independence Model with 45 Degrees of Freedom = 1095.27
 Independence AIC = 1115.27
 Model AIC = 107.20
 Saturated AIC = 110.00
 Independence CAIC = 1173.32
 Model CAIC = 223.29
 Saturated CAIC = 429.25

Normed Fit Index (NFI) = 0.94
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.96
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.73
 Comparative Fit Index (CFI) = 0.97
 Incremental Fit Index (IFI) = 0.97
 Relative Fit Index (RFI) = 0.92

Critical N (CN) = 769.83

Root Mean Square Residual (RMR) = 0.055
 Standardized RMR = 0.055
 Goodness of Fit Index (GFI) = 0.99
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.99
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.63

Seguidamente, la salida de LISREL muestra lo que se puede denominar evaluación del modelo (*model assessment*). De prioridad es en modelos estructurales la medida en la cual el modelo se ajusta o no a los datos. Idealmente, el ajuste de un modelo proviene de una serie de fuentes de información que confluyen para evaluarlo desde diferentes perspectivas. En particular la evaluación del modelo se divide en tres partes: 1) la estimación de parámetros, en donde interesa determinar (la viabilidad de las estimaciones; si los errores estándar son apropiados; la significancia estadística de los parámetros estimados); 2) el modelo de medición; y 3) el modelo como un todo.

La viabilidad de las estimaciones se deduce de varios indicadores, por ejemplo, los parámetros deben mostrar el tamaño correcto, los signos correctos y ser consistentes con

la teoría subyacente. Indicadores de estimaciones inadecuadas son correlaciones > 1.00 , matrices de varianza o de correlación que no son definidas positivamente. Los errores estándar, por su parte, son indicador de ajuste, ya que los mismos no deben ser ni excesivamente grandes ni pequeños. Por ejemplo, si un error estándar se aproxima al cero su prueba estadística para determinar la significancia del parámetro asociado no puede ser determinada.

La prueba estadística básica para determinar la significancia de un parámetro es la t , la cual se calcula dividiendo el valor del parámetro entre su error estándar, y como tal funciona como si fuera la prueba de z , la cual estima si el parámetro es significativamente diferente de cero (basados en un nivel de significancia de .05). Cuando t está ubicada entre -1.96 y 1.96 , entonces la t no es significativa, en otras palabras, un parámetro es significativo si $t > \pm 1.96$. Para efectos de parsimonia, los parámetros no significativos deben ser removidos del modelo. La parte del output denominada "LISREL Estimates (*Weighted Least Squares*)" examina la solución no estandarizada y revela tres líneas de información para cada parámetro, la primera es la estimación del parámetro, el valor entre paréntesis de la segunda línea es el error estándar, y el valor de la tercera línea representa el valor de la t . Como se observa, todos los parámetros de Lambda-X y Theta-delta son significativos porque en todos los casos se cumple que $t > \pm 1.96$. La línea "Squared Multiple Correlations for X – Variables" muestra la medida en la cual el modelo de medición está representado adecuadamente por sus variables observadas. El coeficiente de determinación de las X (R^2) oscila entre 0.00 y 1.00 y sirve como un indicador de la varianza explicada por el "factor latente" para cada una de las variables observadas. Así, se puede decir que el 64% de la varianza en la variable per20 es explicado por el factor latente autoeficacia percibida. Los (R^2) para las X oscilan entre 0.25 y 0.64.

El modelo como un todo es evaluado luego de la línea del output denominada "Goodness of Fit Statistics". Con base en la información proveída por LISREL se puede confeccionar la siguiente tabla con indicadores del ajuste del modelo.

Tabla 5
Indicadores de las bondades de ajuste del modelo inicial

	χ^2	gl	χ^2/gl	p	$\chi^2 - \text{dif}(\text{gl})$	GFI	AGFI	SRMR	RMSEA	NFI
Modelo Inicial	67.2	35	1.9	.001	-	.99	.99	.055	.032	.94

Usualmente, el ajuste de un modelo se determina por los indicadores del Cuadro 5. Frecuentemente, los valores de χ^2 , gl, el valor de p, el GFI, NFI, y el SRMR se usan para determinar las bondades globales de un único modelo, aunque también el AGFI y el RMSEA. Para la mayoría de indicadores no existen fronteras claras, pero en la literatura se sugieren los siguientes criterios: a) el ratio χ^2/gl debe estar ubicado en el intervalo [5:1 - 3:1] (Hair et al., 1995; Marsh, Balla, & Hau, 1996); b) el NFI (Bentler, 1990) debe ser $\geq .90$; c) el RMSEA (Browne y Cudeck, 1993) debe ser $\leq .08$; d) el GFI debe ser $\geq .90$ (Jöreskog & Sörbom, 1996b) y el AGFI ≥ 0.80 (Tanaka, 1993); e) el SRMR (Byrne, 1998) debe ser menor a 0.05; f) cuando se hacen modificaciones a los modelos para generar modelos alternativos mejorados, se hace la prueba de la diferencia en la χ^2 (Jöreskog, 1993) para determinar si

hubo una disminución significativa en el tamaño de el chi-cuadrado; g. en cuanto al valor de la p (prueba de significancia para la χ^2), lo que se busca es que $p \geq .05$, con lo cual se concluye que no existen diferencias significativas entre la matriz observada y la calculada. Sin embargo esto tiene sus aristas, según se verá más adelante.

La consistencia en el cálculo de χ^2 en este tipo de modelos requiere una muestra $N \geq 200$, una distribución normal en las variables utilizadas y además, idealmente el uso de la función de ajuste ML, aunque se vio que también se pueden usar otros métodos de estimación cuando hay problemas de distribución normal. En LISREL χ^2 no es una simple prueba estadística, es un indicador sensible de la bondad de ajuste de un modelo, que permite determinar la diferencia que existe entre la matriz de covarianza muestral (observada) y la matriz de covarianza reproducida a partir de un modelo (calculada) (Jöreskog, 1993). El tamaño de χ^2 debe ser lo más pequeño posible, y si se acepta la prueba de χ^2 ($H_0: \chi^2 = 0$), entonces se infiere el modelo, es decir, se ajusta de forma exacta a los parámetros poblacionales (Jöreskog, 1993).

Sin embargo ese requerimiento no se logra alcanzar frecuentemente en los modelos LISREL. Se ha encontrado, por ejemplo, que en muestras grandes existe la tendencia a identificar χ^2 con pruebas de significancia de $p < .05$, es decir significativas, de lo cual se deriva que la probabilidad de encontrar modelos con χ^2 significativas podría aumentar con el tamaño de la muestra, aunque el poder estadístico de los modelos podría también mejorar proporcionalmente al tamaño de la muestra en estudio. Aquí se entra en la discusión, por lo tanto, de cuán precisos son los modelos cuantitativos en describir la realidad social de manera exacta (Bentler & Bonett, 1980).

Los modelos que se diferencian entre sí en el número de parámetros a calcular pueden ser comparados basados en la diferencia de los valores de χ^2 entre el modelo inicial y el modelo alternativo. En esto se considera también la diferencia en los grados de libertad de cada modelo y los respectivos valores críticos, por lo cual, mientras más grande sea la diferencia en el valor de χ^2 , mas plausible será aceptar un modelo alternativo. En concreto, si el valor de la χ^2 es grande comparado con el número de grados de libertad, el ajuste se puede reexaminar revisando los residuos ajustados, los residuos estandarizados, y los MI.

Por lo general, un modelo puede “relajarse” si se introducen más parámetros con lo que el nuevo modelo generará una χ^2 más pequeña. Una reducción importante en el tamaño de la χ^2 comparado con la diferencia en los grados de libertad entre un modelo inicial y un modelo alternativo, indica que los cambios representan una mejoría real, pero una reducción en los grados de libertad que es muy cercana a la diferencia en el número de grados de libertad indica que estamos realizando mejorías artificiales en el modelo.

El GFI (*Goodness-of-Fit-Index*) y el AGFI (*Adjusted Goodness-of-Fit-Index*) fueron desarrollados por Jöreskog y Sörbom (1989) y pueden ser considerados, según Tanaka (1993) como una especie de coeficiente de determinación general, con los cuales se pueden comparar modelos complejos versus modelos parsimónicos. Estos indicadores no dependen explícitamente del tamaño de la muestra y miden cuánto se ajusta el modelo a los datos. El AGFI es el GFI ajustado al número de grados de libertad, ambos deben oscilar entre 0 y +1 e idealmente los valores cercanos a +1 son un buen indicador de ajuste, aunque es teóricamente posible que estos indicadores asuman valores negativos. Browne y Cudeck (1993) proponen una medida de bondad de ajuste denominada RMSEA (*Root Mean Squared Error of Approximation*) la cual considera el problema del error de aproximación en la

población por medio de una función denominada función de discrepancia por grados de libertad. Un RMSEA de 0.05 indica un ajuste cercano a los datos y un valor de 0.08 representa errores razonables de aproximación en la población.

El NFI (*Normed Fix Index*) (Bentler, 1990) intenta determinar cuán mejor se ajusta un modelo alternativo respecto a un modelo de línea base. Este indicador debe estar entre 0 y 1 y preferiblemente $NFI \geq 0.90$.

Los indicadores de ajuste del modelo inicial (ver Tabla 5) revelan que la prueba de chi-cuadrado tiene una $p = 0.001$, y el ratio $\chi^2/df = 1.92$ (lo cual lo ubica en el rango aceptable de una razón de un ratio de 5:1). Asimismo, siguiendo los lineamientos de Browne y Cudeck (1993) se observa que $RMSEA = .032$ (o sea < 0.08). Otras pruebas que hablan de un ajuste razonable son el $GFI = 0.99$ y $AGFI = 0.99$ (es decir ambos indicadores > 0.90) y además el $NFI = .94$ (o sea > 0.90). Resultados similares los ofrece el indicador $SRMR = 0.055$, que es un indicador relativamente razonable de la diferencia entre la matriz observada y la matriz reproducida a partir del modelo.

!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida

Modification Indices and Expected Change

No Non-Zero Modification Indices for LAMBDA-X

No Non-Zero Modification Indices for PHI

Modification Indices for THETA-DELTA

	per1	per6	per10	per15	per20	per23
per1	--					
per6	0.47	--				
per10	0.23	0.53	--			
per15	3.21	5.08	0.79	--		
per20	0.29	6.65	0.36	2.01	--	
per23	0.27	0.01	0.23	2.88	4.15	--
per28	1.16	0.44	1.11	0.46	0.70	3.07
per32	0.65	7.19	0.04	2.00	0.00	1.00
per37	1.07	0.68	8.01	2.76	1.96	1.25
per40	2.41	0.01	0.71	0.05	4.62	0.24

Modification Indices for THETA-DELTA

	per28	per32	per37	per40
per28	--			
per32	1.49	--		
per37	0.88	0.07	--	
per40	6.64	0.23	16.70	--

Expected Change for THETA-DELTA

	per1	per6	per10	per15	per20	per23
per1	--					
per6	-0.02	--				
per10	0.02	0.02	--			
per15	0.05	0.07	-0.02	--		
per20	0.02	-0.07	0.02	0.04	--	
per23	-0.01	0.00	0.01	-0.04	0.06	--
per28	-0.03	-0.02	0.03	0.02	-0.02	0.05
per32	-0.02	0.09	-0.01	-0.04	0.00	-0.03
per37	-0.03	-0.02	-0.08	-0.04	0.04	-0.03

per40	0.05	0.00	0.02	0.01	-0.07	0.02
Expected Change for THETA-DELTA						
	per28	per32	per37	per40		
per28	--					
per32	0.04	--				
per37	0.03	0.01	--			
per40	-0.07	-0.01	0.14	--		
Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA						
	per1	per6	per10	per15	per20	per23
per1	--					
per6	-0.02	--				
per10	0.02	0.02	--			
per15	0.05	0.07	-0.02	--		
per20	0.02	-0.07	0.02	0.04	--	
per23	-0.01	0.00	0.01	-0.04	0.06	--
per28	-0.03	-0.02	0.03	0.02	-0.02	0.05
per32	-0.02	0.09	-0.01	-0.04	0.00	-0.03
per37	-0.03	-0.02	-0.08	-0.04	0.04	-0.03
per40	0.05	0.00	0.02	0.01	-0.07	0.02
Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA						
	per28	per32	per37	per40		
per28	--					
per32	0.04	--				
per37	0.03	0.01	--			
per40	-0.07	-0.01	0.14	--		
Maximum Modification Index is 16.70 for Element (10, 9) of THETA-DELTA						

Un bloque de información importante en términos de ajuste lo revelan los MI. Particularmente, para cada parámetro especificado en el modelo, LISREL ofrece un valor MI que representa la reducción en el tamaño de la Chi-cuadrado si el parámetro en cuestión es relajado. Si bien, la disminución en el tamaño de la Chi-cuadrado se espera que se aproxime al MI, la diferencia puede ser sin embargo grande. Asimismo, asociado a cada MI hay un valor esperado del cambio (*expected -parameter- change value*) que es reportado en una matriz separada y predice el cambio estimado (positivo o negativo) para cada parámetro incluido en el modelo y ofrece información sensible sobre la re-parametrización del mismo.

!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida

Standardized Solution

LAMBDA-X

AUTOEFI

```

-----
per1  0.50
per6  0.72
per10 0.50
per15 0.76
per20 0.80
per23 0.73
per28 0.79
per32 0.73
per37 0.72
per40 0.78

```

PHI

AUTOEFI

```

-----
1.00

```

!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida

Completely Standardized Solution

LAMBDA-X

AUTOEFI

```

-----
per1  0.50
per6  0.72
per10 0.50
per15 0.76
per20 0.80
per23 0.73
per28 0.79
per32 0.73
per37 0.72
per40 0.78

```

PHI

AUTOEFI

```

-----
1.00

```

THETA-DELTA

per1	per6	per10	per15	per20	per23
0.75	0.48	0.75	0.42	0.36	0.46

THETA-DELTA

per28	per32	per37	per40
0.38	0.46	0.48	0.40

Time used: 0.078 Seconds

Luego de los MI el output (la salida) ofrece la solución estandarizada y la solución completamente estandarizada para Lambda-X, PHI y Theta-delta. En este caso ambas soluciones para Lambda-X son idénticas, dado que todas las variables observadas poseían una métrica común.

Paso 5. Análisis post-hoc: modificaciones al modelo inicial

Para re-ajustar y probar un modelo de análisis de factores confirmatorio (o cualquier modelo LISREL) se pueden asumir tres enfoques posibles: a) estrictamente confirmatorio (situación en la cual el investigador genera un modelo único y sobre la base de datos empíricos el modelo debe ser rechazado o aceptado; b) modelos alternativos o rivales (sobre la base del análisis de un único grupo de datos se plantean dos modelos, uno de los cuales se rechaza); c) generación de un modelo (sobre la base de un modelo inicial se re-especifica progresivamente el modelo inicial –basados en criterios teóricos y empíricos– hasta llegar a obtener una solución que es razonablemente buena) (Jöreskog & Sörbom, 1993). Si aplicamos la estrategia de *generación de un modelo*, se pueden apoyar los re-ajustes en los MI, los cuales son evidencia matemática sobre cuáles parámetros pueden relajarse. Como regla general, si los MI son teóricamente sustentables, entonces el investigador puede proceder a realizar modificaciones para mejorar las bondades del ajuste del modelo inicial, pero nunca se debe dejar que sea el software quien decida de forma automática los cambios a realizar. Para generar los cambios automáticamente se agrega el comando AM en la línea de OU(TPUT), pero esto no lo recomendamos.

Los MI sugieren relajar un parámetro en la matriz Theta-delta, a saber: el elemento TE 10 9, lo cual implicaría correlacionar los errores de medición de los ítems per40 y per37.

Maximum Modification Index is 16.70 for Element (10, 9) of THETA-DELTA
--

En la sintaxis, esta modificación se escribe de la siguiente manera:

```
!Análisis de Factores Confirmatorio Autoeficacia Percibida
!Probando la unidimensionalidad de la escala de Autoeficacia Percibida
!Modelo Modificado(Variables Ordinales)
DA NI=10 NO=902 MA=PM NG=1
LA
per1 per6 per10 per15 per20 per23 per28 per32 per37 per40 /
SE
per1 per6 per10 per15 per20 per23 per28 per32 per37 per40 /
PM FI=C:\benicio\UCR\autoefi.PML
AC FI=C:\benicio\UCR\autoefi.ACP
MO NX=10 NK=1 LX=FU,FI PH=ST TD=FU,FI
LK
AUTOEFI/
FR LX 1 1
FR LX 2 1
FR LX 3 1
FR LX 4 1
FR LX 5 1
FR LX 6 1
FR LX 7 1
FR LX 8 1
FR LX 9 1
FR LX 10 1
```

FR TD 1 1 TD 2 2 TD 3 3 TD 4 4 TD 5 5 TD 6 6 TD 7 7 TD 8 8 TD 9 9 TD 10 10
 FR TD 10 9
 OU WLS SC MI

Como se observa, para relajar el elemento TD 10 9 se declara la matriz TD=FULL, FIX y posteriormente se declaran libres todos los elementos de la diagonal y adicionalmente TD 10 9. Seguidamente se presenta el ajuste del nuevo modelo (ver Tabla 6).

Goodness of Fit Statistics

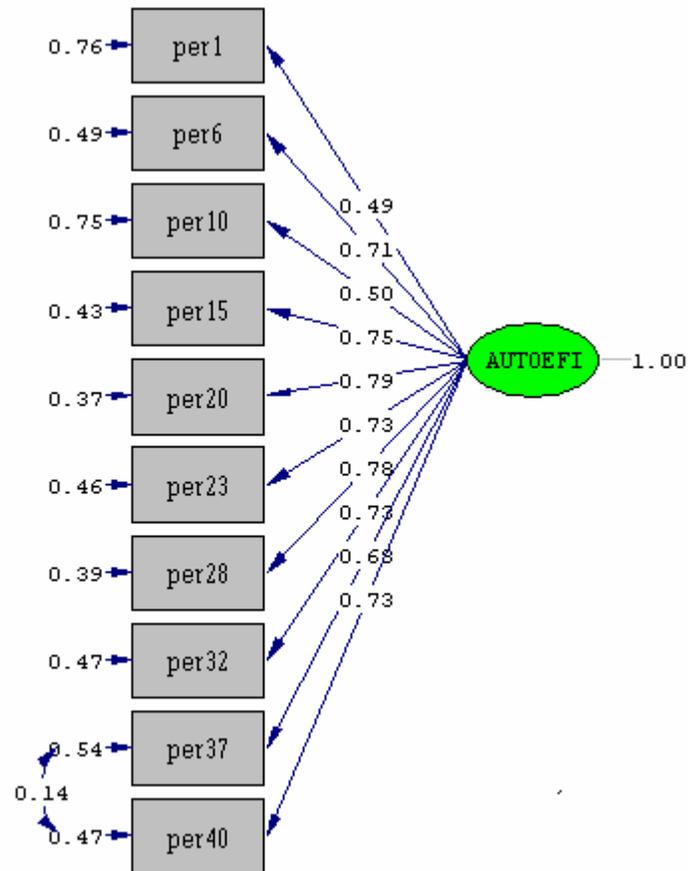
Degrees of Freedom = 34
 Minimum Fit Function Chi-Square = 50.49 (P = 0.034)
 Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 16.49
 90 Percent Confidence Interval for NCP = (1.33 ; 39.61)
 Minimum Fit Function Value = 0.056
 Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.018
 90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0015 ; 0.044)
 Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.023
 90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.0066 ; 0.036)
 P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 1.00
 Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.10
 90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.086 ; 0.13)
 ECVI for Saturated Model = 0.12
 ECVI for Independence Model = 1.24
 Chi-Square for Independence Model with 45 Degrees of Freedom = 1095.27
 Independence AIC = 1115.27
 Model AIC = 92.49
 Saturated AIC = 110.00
 Independence CAIC = 1173.32
 Model CAIC = 214.39
 Saturated CAIC = 429.25
 Normed Fit Index (NFI) = 0.95
 Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.98
 Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.72
 Comparative Fit Index (CFI) = 0.98
 Incremental Fit Index (IFI) = 0.98
 Relative Fit Index (RFI) = 0.94
 Critical N (CN) = 1001.41
 Root Mean Square Residual (RMR) = 0.041
 Standardized RMR = 0.041
 Goodness of Fit Index (GFI) = 1.00
 Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.99
 Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.62

Tabla 6
Comparación entre dos modelos CFA de primer orden

Modelo CFA	X ²	gl	X ² /gl	p	X ² – dif(gl)	GFI	AGFI	SRMR	RMSEA	NFI
Inicial	67.2	35	1.9	.001	-	.99	.99	.055	.032	.94
Modificado	50.5	34	1.5	.034	16.7 (1)*	1.00	.99	.041	.023	.95

Nota. * p<.05

Con base en el análisis de la diferencia de $X^2 - dif(gl)$ se puede afirmar que la disminución en el tamaño de X^2 fue significativa a un nivel de .05, dado que el valor crítico de X^2 con un grado de libertad = 3.84 y la diferencia 16.7 > 3.48. Si por el contrario, la diferencia entre las X^2 hubiera sido menor que el valor crítico, entonces no habría cambio significativo en el ajuste del modelo. Por lo demás, hubo una mejora en los indicadores de la bondad de ajuste, lo que sugiere que hubo un cambio sensible al correlacionar los errores correspondientes a TD 10 9. Se podrían seguir ahora liberando elementos en la matriz Theta-delta para mejorar aún más al ajuste, pero no se trata de hacer un ejercicio mecánico con el fin exclusivo de optimizar al máximo el modelo, sino que se trata de obtener aquel modelo que sea razonable de acuerdo con los parámetros globales. No se debe olvidar que no se trata de simple estadística, sino de toma de decisiones que se fundamentan en criterios teóricos. En principio, la idea de que la escala de autoeficacia percibida es unidimensional es plausible, considerando los resultados obtenidos. La versión gráfica del modelo CFA-modificado se presenta en la Figura 10 y se obtiene automáticamente agregando en la sintaxis-LISREL, antes del comando OU, la instrucción *path diagram*.



Chi-Square=50.49, df=34, P-value=0.03412, RMSEA=0.023

Figura 10. Evaluación de la unidimensionalidad de la escala de autoeficacia percibida en una muestra de $n=902$ trabajadores de la industria costarricense.

Paso 6. Explorando otras alternativas

Explorar otras alternativas sería el caso en que el investigador aún esté insatisfecho con su solución y decida tomar otro tipo de decisiones, un rumbo más radical, tal como eliminar ítems de la escala. Para ello se ofrece un ejercicio de auto-evaluación orientado a promover el aprendizaje con LISREL.

3.2 EJERCICIO DE AUTOEVALUACIÓN

1. Cambie la sintaxis del modelo modificado en el Paso 5, de manera tal que elimine el ítem *per1* del modelo y vuelva a correr el análisis. Para aumentar su comprensión de la lógica de la nueva sintaxis, escriba a mano las siguientes tres matrices indicando sus valores libres y fijos: Matriz-PHI, Matriz-Lambda-X, Matriz Theta-delta.
2. Haga la prueba de la diferencia en el valor de χ^2 entre el modelo inicial con 10 variables y el modelo modificado con 9 variables y explique por qué razón el modelo de 9 variables ofrece o no ofrece mejoría sustancial en su bondad de ajuste al eliminar el ítem *per1*.
3. Determine los valores del GFI, AGFI, SRMR, RMSEA y NFI para un modelo que elimine la variable *per1* y explique las principales diferencias entre el modelo inicial y el modelo modificado.
4. ¿Cuáles fueron los pasos que usted usó para modificar la sintaxis LISREL y responder a las preguntas 1, 2, 3 y 4?
5. ¿Existen otras alternativas en LISREL para responder a las preguntas 1, 2 y 3? ¿Puede describir estas opciones y los pasos que requerirían?

CAPÍTULO IV

EVALUACIÓN DE LA VALIDEZ DE UNA ESTRUCTURA CAUSAL SIMPLE

4.1 DETERMINANDO EL EFECTO DE LA AUTOEFICACIA PERCIBIDA Y EL ESTRÉS LABORAL SOBRE LOS SÍNTOMAS

Para determinar el efecto de la autoeficacia percibida (general y laboral) y el estrés laboral (severidad y frecuencia) sobre los síntomas (ansiedad y depresión), se recolectaron datos en una muestra de 902 trabajadores de la industria costarricense (Gutiérrez-Doña, 2003). La hipótesis de trabajo de este ejercicio se ofrece a continuación.

Hipótesis. La autoeficacia general y laboral percibidas tienen un efecto negativo sobre los síntomas (ansiedad y depresión), mientras que el estrés laboral tiene un efecto positivo.

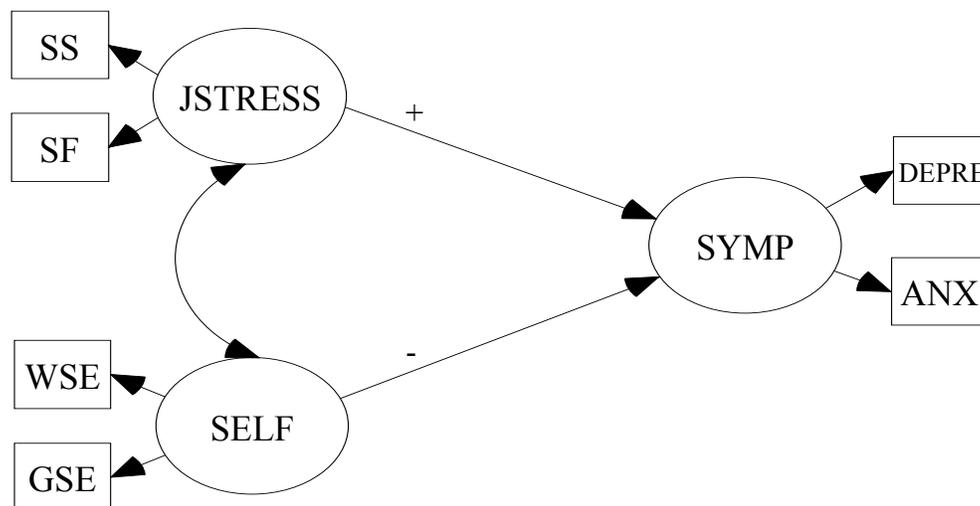


Figura 11. Modelo hipotético sobre el efecto del estrés laboral y la autoeficacia percibida sobre los síntomas, en una muestra de $n=902$ trabajadores de la industria costarricense.

El modelo causal simple representado por la Figura 11 es un modelo recursivo, de tipo transversal, constituido por dos variables latentes exógenas (JSTRESS y SELF) y una variable latente endógena (SYMP). JSTRESS representa al constructo estrés laboral percibido y está operacionalizado por dos variables observadas: X1 (SS; severidad del estrés laboral) y X2 (SF; frecuencia del estrés laboral). SS es una variable con valor mínimo 0 y valor máximo 270, que resulta de la sumatoria de las respuestas a 30 ítems tipo Likert con valores de respuesta de 0 (mínima severidad) a 9 (máxima severidad). SF es una variable con valor mínimo 0 y valor máximo 240, que es producto de la sumatoria de las respuestas a 30 ítems tipo Likert con valores de respuesta de 0 (mínima frecuencia) a 8 (máxima frecuencia). SELF representa al constructo autoeficacia percibida y está operacionalizado por dos variables observadas X3 (WSE; autoeficacia laboral) y X4 (GSE; autoeficacia general). WSE es una variable con valor mínimo 0 y valor

máximo 24, que resulta de la sumatoria de las respuestas a 6 ítems tipo Likert con valores de respuesta del 0 (nada), 1 (poco), 2 (bastante) y 3 (mucho). WSE es una variable con valor mínimo 0 y valor máximo 18 y se deriva de la sumatoria de las respuestas a 6 ítems tipo Likert con valores de respuesta del 0 (nada), 1 (poco), 2 (bastante), 3 (mucho). SYMP es la variable latente endógena (o dependiente) operacionalizada por Y1 (DEPRE; depresión) y Y2 (ANX; ansiedad). DEPRE es una variable con valor mínimo 0 y valor máximo 33, que resulta de la sumatoria de las respuestas a 11 ítems tipo Likert con valores de respuesta del 0 (nada), 1 (poco), 2 (bastante), 3 (mucho). ANX es una variable con valor mínimo 0 y valor máximo 18, que es producto de la sumatoria de las respuestas a 6 ítems tipo Likert con valores de respuesta del 0 (nada), 1 (poco), 2 (bastante) y 3 (mucho).

Paso 1. Análisis preliminares

Seguidamente se describen tres tipos de análisis realizados previos a la elección de la matriz y a la preparación de la misma, a saber: 1) *data screening* (análisis preliminar de los datos), 2) análisis de consistencia interna de las escalas, y 3) análisis de factores confirmatorio (CFA).

1. Data Screening (análisis preliminar de los datos)

En el análisis preliminar de los datos con PRELISREL se asumió una posición *flexible* y dado que las variables observadas no presentaron desviaciones severas de la normalidad, se tomó la decisión de usar las variables originales en los análisis y evitar con ello transformaciones matemáticas que irían a modificar la naturaleza de los datos.

2. Alfa de Cronbach

Dado que se decidió usar los datos originales sin hacer transformaciones, se complementó esta decisión con un análisis de confiabilidad por medio del cálculo del alfa de Cronbach para cada variable observada. Con ayuda del SPSS se encontró que la escala SS tiene un $\alpha = 0.93$ y la escala SF un $\alpha = 0.92$. Para la escala GSE el $\alpha = 0.85$, mientras que para la escala WSE el $\alpha = 0.76$. En cuanto a los síntomas, la escala DEPRE tiene un $\alpha = 0.86$, y la escala ANX el $\alpha = 0.83$.

3. CFA

Basado en la teoría existente, se condujo un análisis de factores confirmatorio (CFA) para probar la hipótesis de que las seis variables del modelo se agrupaban en tres dimensiones diferenciadas entre sí, a saber: dimensión síntomas (depresión y ansiedad), dimensión estrés laboral (severidad y frecuencia del estrés) y dimensión autoeficacia percibida (autoeficacia general y

laboral). De forma consistente con la teoría, el análisis de factores corroboró la hipótesis. Los resultados completos del CFA fueron omitidos por razones de espacio.

Paso 2. ¿Qué tipo de matriz se debe usar?

El modelo descrito en la Figura 1 está constituido por seis variables observadas que serán tratadas como variables continuas. Por lo tanto, basándose en esta decisión, se va a utilizar una matriz de covarianza y el método de estimación ML (Jöreskog & Sörbom, 1996b).

Paso 3. Preparando la matriz de entrada de datos

Otra vez, habiendo tomado la decisión del tipo de matriz a usar, se procede a generar con PRELISREL el archivo que contendrá la matriz de entrada de datos. Dependiendo del formato en que estén los datos fuente originales, PRELISREL importa archivos en formato libre del tipo *.sav, *.dat, *.csv, *.txt, a partir de los cuales se generan automáticamente archivos de tipo *.psf (PRELISREL), con los que se crean las matrices que se necesitan. Más detalles técnicos de estos procedimientos se encuentran en el Manual de PRELISREL 2 (Jöreskog & Sörbom, 1996a, 1996b).

El Cuadro 7 contiene una descripción de los archivos que se van a usar en esta Aplicación, los cuales están disponibles en el disco compacto que viene adjunto a este libro. Ver la carpeta Aplicación 2 del disco compacto. La matriz de covarianza se almacenó en *Autoesymp.COV* y la sintaxis-LISREL está contenida en *Autoesymp.Is8*.

Tabla 7

Archivos para la aplicación 2: modelo causal simple

Software usado	Tipo archivo/variables/N	Descripción
PRELISREL 2		
<i>Autoesymp.COV</i>	<i>covariance matrix</i> /6/902 matriz de covarianza	<i>covariance matrix</i> (matriz de covarianza) generada con PRELISREL 2
LISREL 8.5		
<i>Autoesymp.Is8</i>	Sintaxis-LISREL	Archivo de sintaxis-LISREL.

En la carpeta Aplicación 2 (de los archivos adjuntos) se almacenó también al archivo de datos en formato *.psf con el nombre *Autoesymp.psf*. Con este archivo se pueden conducir análisis con PRELISREL.

Paso 4. Sintaxis

Siguiendo el mismo procedimiento que fue ilustrado en la aplicación 1, se procede a escribir la sintaxis-LISREL en tres partes: 1) especificación de entrada de los datos, 2) construcción del modelo y 3) especificación de las salidas (resultados) y

modificaciones al modelo. La sintaxis-LISREL para el modelo representado por la Figura 11 se reproduce a continuación.

```
!Estructura simple en LISREL
!Probando el efecto de la autoeficacia percibida y el estres sobre sintomas
!Modelo Inicial(VARIABLES Continuas)
DA NI=6 NO=902 MA=CM NG=1
LA
ss sf gse wse depre anx /
SE
5 6 1 2 3 4/
CM FI=C:\benicio\UCR\autoesymp.cov
MO NX=4 NK=2 LX=FU,FI TD=DI,FR PH=SY,FR c
  NY=2 NE=1 LY=FU,FI TE=DI,FR PS=DI,FR GA=FU,FI
LK
jstress self /
LE
symp/
FR LX 2 1
FR LX 4 2
FR LY 2 1
VA 1.0 LY 1 1 LX 1 1 LX 3 2
FR GA 1 1 GA 1 2
OU ME=ML SC MI
```

1) Especificación de entrada de los datos

Las líneas iniciales marcadas por un (!) son simplemente comentarios que hace el investigador para identificar o rotular el programa. LISREL asume que el título termina cuando encuentra el carácter “DA”, el cual especifica el comando de DA (TA).

```
!Estructura simple en LISREL
!Probando el efecto de la autoeficacia percibida y el estres sobre sintomas
!Modelo Inicial(VARIABLES Continuas)
DA NI=6 NO=902 MA=CM NG=1
LA
ss sf gse wse depre anx /
SE
5 6 1 2 3 4/
CM FI=C:\benicio\UCR\autoesymp.cov
```

En la línea DA del ejemplo, se especifica un modelo con 6 variables observadas (NI=6), el tamaño de la muestra de 902 sujetos (NO=902) también se especifica que los datos de entrada tienen la forma de una matriz de covarianza (MA=CM), y que el número de grupos en los que se va a evaluar el modelo es igual a uno (NG=1). El comando LA se usa para especificar el nombre de las variables observadas y la instrucción SE indica el orden en que se dará lectura a los datos. Ambas líneas terminan con una barra inclinada “/” señalando el fin de la línea de variables. Por regla, la entrada de datos de todo modelo causal debe leer primero las variables dependientes (Y) y luego las variables independientes (X). El modelo tiene dos variables dependientes observadas “depre” y “anx”, las

que ocupan la posición 5 y 6 en la matriz de covarianza. Por ello, con el comando SE, LISREL seleccionará las variables en el siguiente orden: 5 6 (las dependientes) y luego 1 2 3 4 (las independientes). Después de definir el orden en que serán leídas las variables observadas en la matriz de entrada de datos, el comando CM FI= especifica la dirección física en la cual se ubicará la matriz de covarianza para que LISREL la lea. En este caso, el archivo *autoesymp.cov* contiene la matriz de covarianza y la misma está almacenada en el disco duro, dentro de una carpeta llamada "Benicio", y en una subcarpeta denominada "UCR". Igualmente, el archivo podría estar ubicado en una unidad de *diskette*, que por lo general se denomina "A:", o bien en cualquier sitio que el usuario decida, ya sea una "llave maya", un disco compacto, etc. Lo importante es que el programa pueda ubicar el sitio correcto donde se ubica la matriz de datos. Hay varias formas de especificar la entrada de la matriz de datos, para lo cual se recomienda remitirse al manual de LISREL 8 (Jöreskog & Sörbom, 1996b).

2) Construcción del modelo

A partir del comando MO (MODEL) se especifica la forma y modo general de las matrices que constituyen el modelo. El modelo está constituido como sigue: cuatro variables X o independientes ($NX=4$) y dos variables Y o dependientes ($NY=2$), dos variables ξ ($NK=2$) y una variable η ($NE=1$).

```
MO NX=4 NK=2 LX=FU,FI TD=DI,FR PH=SY,FR c
  NY=2 NE=1 LY=FU,FI TE=DI,FR PS=DI,FR GA=FU,FI
LK
jstress self/
LE
symp/
FR LX 2 1
FR LX 4 2
FR LY 2 1
VA 1.0 LY 1 1 LX 1 1 LX 3 2
FR GA 1 1 GA 1 2
```

Todas las matrices del modelo tienen una forma y un modo definido por *default* en LISREL. Para más detalles, ver el manual de LISREL 8 (Jöreskog & Sörbom, 1996). Las matrices Λ_x (Lambda-X) y Λ_y (Lambda-Y) se definieron ambas como matrices FU (LL) (esto es, rectangular) y con elementos FI (X) por medio de las instrucciones LX=FU,FI y LY=FU,FI. Esta es la forma y modo *default* de las matrices de variables observadas. Las matrices de errores de medición de las variables observadas se definieron según su forma y modo *default* como DI (DIAGONAL) y FR (FREE), por medio de las instrucciones TD=DI,FR y TE=DI,FR. Es importante aclarar que no es necesario incluir la instrucción de la forma y modo de matriz cuando se usa la forma y modo *default*. La matriz que contiene las correlaciones entre las variables latentes exógenas PHI (Φ) ha sido definida por *default* como una matriz de forma simétrica que no es diagonal y libre, por medio de la instrucción PH=SY,FR. En todos los casos se han incluido intencionalmente las instrucciones *default* dentro de la sintaxis

solamente para efectos didácticos, aunque se podrían excluir de la sintaxis. La matriz que contiene los errores de medición de cada ecuación lineal estructural, PSI (Ψ), ha sido definida como diagonal y libre por medio de la instrucción PSI=DI,FR. En realidad, dado que existe solamente un único parámetro en esta matriz, se ha definido como diagonal, aunque igualmente pudo haber tenido la forma *default* PSI=SY,FR. Por otro lado, GAMMA, que es la matriz de efectos de las variables exógenas sobre las variables endógenas, se ha definido en su forma como FULL y en su modo como FI (X). Nótese que la letra “c” minúscula en la línea de comando MO (MODEL) indica, solamente que las instrucciones continúan en la línea de abajo. En resumen, las especificaciones para la construcción de un modelo deben considerar 8 matrices, a saber: Lambda-X, Lambda-Y, Beta, Gamma, Phi, Psi, Theta-epsilon y Theta-delta. En el ejemplo, la matriz Beta no es incluida porque no existen efectos que asocien variables endógenas latentes entre sí, dado que solo existe una variable latente endógena.

Luego de haber especificado la forma y el modo de cada matriz, se procede a rotular las variables latentes exógenas con el comando LK (jstress self/) y LE (symp/) en el mismo orden en que se rotularon las variables observadas con el comando LA. Igualmente, la barra inclinada “/” indica un cambio de línea y fin de los nombres respectivos.

Después de haber rotulado las variables latentes se procede a definir cuáles parámetros de las matrices, que fueron definidas con modo FI, van libres y cuáles parámetros asumen valores específicos.

```
FR LX 2 1
FR LX 4 2
FR LY 2 1
VA 1.0 LY 1 1 LX 1 1 LX 3 2
FR GA 1 1 GA 1 2
```

Como se observa, para las matrices Λ_x (Lambda-X) y Λ_y (Lambda-Y), y siguiendo los lineamientos de Jöreskog y Sörbom (1996b), un λ (coeficientes lambda) de cada columna de las matrices Λ_x (Lambda-X) y Λ_y (Lambda-Y) fue fijado a un valor de 1.00. Por eso, con el comando VA se ha asignado un valor de 1.00 a LY 1 1, LX 1 1 y LX 3 2. Asimismo, con la instrucción FR se declararon libres los parámetros a estimar en ambas matrices, a saber: LX 2 1, LX 4 2 y LY 2 1. En la matriz GAMMA se han declarado libres los parámetros GA 1 1 y GA 1 2, usando el comando FR (FREE).

3) Especificación de las salidas

La especificación de salida se escribió de la siguiente manera:

```
OU ME=ML SC MI
```

Según se observa, por medio del comando OU (OUTPUT) se solicita a LISREL utilizar el método de estimación de máxima verosimilitud o *Maximum Likelihood* (ME=ML). ML es el método *default* de estimación de LISREL y no es

necesario especificarlo en las instrucciones, aunque se hace aquí para efectos didácticos. Asimismo, se ha incluido el comando SC (Standardized Complete), que ofrece una solución “completamente estandarizada”, la cual debe interpretarse cuando se usan variables observadas que tienen diferentes métricas. Finalmente, con la instrucción MI se solicita al software que devuelva los MI que, eventualmente, podrían traer sugerencias para mejorar ajuste del modelo.

Paso 5. El Output de LISREL

Seguidamente se reproduce la salida (*output*) del LISREL íntegro, con el fin de describir cada sección en forma precisa. Igual que en la aplicación 1, los comentarios y aclaraciones del autor aparecen en los recuadros de color rojo.

Primero, el programa reproduce los datos de la fecha y hora en que se corrió la sintaxis y los datos de derechos de autor de LISREL.

DATE: 1/7/2005
TIME: 14:03

L I S R E L 8.54

BY

Karl G. Jöreskog y 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., 1981-2002
Use of this program is subject to the terms specified in the
Universal Copyright Convention.
Website: www.ssicentral.com

En segundo lugar, el programa reproduce la sintaxis-LISREL y la forma del problema, especificando el número de variables observadas, (X, Y), número de ETA y KSI , y el tamaño de la muestra, en este caso n=902.

```

The following lines were read from file C:\benicio\UCR\autoesymp.LS8:
!Estructura simple en LISREL
!Probando el efecto de la autoeficacia percibida y el estres sobre sintomas
!Modelo Inicial(VARIABLES CONTINUAS)
DA NI=6 NO=902 MA=CM NG=1
LA
ss sf gse wse depre anx /
SE
5 6 1 2 3 4/
CM FI=C:\benicio\UCR\autoesymp.cov
MO NX=4 NK=2 LX=FU,FI TD=DI,FR PH=SY,FR c
NY=2 NE=1 LY=FU,FI TE=DI,FR PS=DI,FR GA=FU,FI
LK
jstress self /
LE
symp/
FR LX 2 1
FR LX 4 2
FR LY 2 1
VA 1.0 LY 1 1 LX 1 1 LX 3 2
FR GA 1 1 GA 1 2
OU ME=ML SC MI
!Estructura simple en LISREL
      Number of Input Variables 6
      Number of Y - Variables 2
      Number of X - Variables 4
      Number of ETA - Variables 1
      Number of KSI - Variables 2
      Number of Observations 902

```

En tercer lugar, se reproduce la matriz de covarianza. En algunos casos esta matriz se calcula a partir de un archivo en la forma de RAW DATA o bien de correlaciones o desviaciones estándares, dependiendo del caso. Aquí se proveyó al programa de la matriz de covarianza observada.

```

!Estructura simple en LISREL

      Covariance Matrix
      depre   anx   ss   sf   gse   wse
      -----
depre   36.96
anx     16.16   11.24
ss      119.86  55.63  2211.70
sf      116.91  56.86  2056.60  3132.40
gse     -6.20  -3.58  -24.28  -22.53   22.35
wse     -3.12  -1.73  -18.95  -21.54   9.64   7.85

```

En cuarto lugar, LISREL despliega la especificación de los parámetros para cada una de las matrices. El ejemplo aportado está constituido por 7 matrices, excepto BETA, dado que se trata, como ya se dijo, de un modelo que carece de relaciones entre variables latentes endógenas. Según se observa, en las matrices Lambda-Y, Lambda-X y Gamma se listan los parámetros definidos previamente como libres (FR) o fijos (FI). A cada parámetro a estimar se le asigna un número, siendo los valores de 0 los elementos fijos y los valores enteros positivos los elementos libres. Los valores de 0 significan que son fijos, aunque no necesariamente fueron fijados al valor de 0.00, sino que pueden haber sido fijados a valores como 1.00. De hecho hay varios valores fijados a 1.00. Específicamente, Lambda-Y tiene un valor libre y otro que fue fijado a 1.00. Lambda-X tiene dos valores libres y los demás fijos, dos de ellos fijados a valores de 1.00. Estas especificaciones son resultado de las instrucciones que fueron dadas en la línea MO de la sintaxis.

!Estructura simple en LISREL

Parameter Specifications

LAMBDA-Y

symp

```
-----
depre    0
anx      1
```

LAMBDA-X

```
      jstress  self
-----  -----
ss      0      0
sf      2      0
gse     0      0
wse     0      3
```

GAMMA

```
      jstress  self
-----  -----
symp    4      5
```

Los parámetros y las matrices PHI y PSI también son listados y las matrices son simétricas por default, aunque en este caso PHI=SY y PSI=DI, y según se observa, los valores que interesan son los que están por debajo de la diagonal, en el caso de PHI y en el caso de PSI, se tiene un solo valor de interés. Igual, la PSI pudo haberse definido SY y obtener los mismos resultados de especificación.

PHI			
	jstress	self	
jstress	6		
self	7	8	

PSI	
	symp
	9

Las matrices diagonales Theta-epsilon y Theta-delta presentan solamente los valores de la diagonal, que son los errores de medición de las Y y las X, respectivamente.

THETA-EPS			
	depre	anx	
	10	11	

THETA-DELTA				
	ss	sf	gse	wse
	12	13	14	15

Siguiendo los lineamientos de Jöreskog y Sörbom (1996b), con los datos aportados por el OUTPUT de LISREL se pueden calcular con facilidad los grados de libertad del modelo como sigue $(6 * 7)/2 = 21^9$ varianzas y covarianzas y dado que se tienen 15 parámetros libres a estimar, significa que $21-15 = 6$ grados de libertad.

En quinto lugar, LISREL despliega las estimaciones según el método Maximum Likelihood (máxima verosimilitud), calcula los valores t, los parámetros y sus errores estándar; los cuales indican con cuánta precisión han sido estimados los parámetros, dado que mientras más pequeño es el error estándar se considera que el parámetro ha sido estimado con mayor precisión. En todo caso, lo que determina la precisión de un parámetro es la significancia de la t.

La t se calcula dividiendo el valor del parámetro entre su error estándar y para que un parámetro sea significativo, el valor de la t debe estar fuera del rango $-1.96 \leq t \leq 1.96$. En otras palabras, para que un parámetro sea significativo, el valor de la t debe ser mayor o igual al valor absoluto de 1.96. En este ejemplo, se puede observar que todos los parámetros estimados de las matrices tienen valores absolutos de t mayores que 1.96.

⁹ Varianzas y covarianzas = $(p + q)(p + q + 1) * \frac{1}{2}$, donde p = número de X, y q = número de Y.

!Estructura simple en LISREL
 Number of Iterations = 12
 LISREL Estimates (Maximum Likelihood)

LAMBDA-Y
 symp

 depre 1.00

anx 0.49
 (0.03)
 19.41

LAMBDA-X
 jstress self

 ss 1.00 --
 sf 0.99 --
 (0.06)
 16.71
 gse -- 1.00

wse -- 0.52
 (0.06)
 8.50

GAMMA
 jstress self

 symp 0.05 -0.26
 (0.00) (0.05)
 10.92 -5.23

Covariance Matrix of ETA and KSI

	symp	jstress	self
symp	33.24		
jstress	118.73	2087.73	
self	-6.36	-27.60	18.48

De la matriz de varianzas y covarianzas entre las KSI, en la parte inferior derecha de la matriz, se obtienen los elementos de los parámetros de la matriz PHI. El resto de elementos no forman parte de los parámetros a estimar pero se derivan de ellos.

```

PHI
  jstress  self
  -----
jstress  2087.73
        (153.82)
        13.57

self     -27.60  18.48
        (7.32) (2.36)
        -3.77  7.84

PSI
  symp
  -----
        25.23
        (1.96)
        12.87

```

Seguidamente, una serie de cálculos derivados de los parámetros estimados ayudan a comprender cuán bien miden las variables observadas a los constructos, tanto individualmente como en conjunto, además de ofrecer la proporción de la varianza explicada en la variable endógena por las ecuaciones estructurales. Los resultados de la correlación múltiple al cuadrado indican que el 24% de la varianza en los síntomas de depresión y ansiedad son explicados por el efecto del estrés laboral y de la autoeficacia percibida. Adicionalmente, las correlaciones múltiples para las variables Y oscilan entre a 0.70 y 0.90, mientras que para las variables X oscilan entre 0.64 y 0.94; revelando que todas las variables observadas son buenos o muy buenos indicadores de sus respectivas variables latentes.

Squared Multiple Correlations for Structural Equations

```

  symp
  -----
  0.24
THETA-EPS
  depre  anx
  -----
  3.71  3.38
  (1.54) (0.39)
  2.42  8.58

```

Squared Multiple Correlations for Y - Variables

```

  depre  anx
  -----
  0.90  0.70

```

THETA-DELTA

```

  ss  sf  gse  wse
  -----
  123.97  1106.47  3.87  2.82
  (113.45) (121.68) (2.12) (0.59)
  1.09  9.09  1.82  4.78

```

Squared Multiple Correlations for X - Variables

```

  ss  sf  gse  wse

```

 0.94 0.65 0.83 0.64

En sexto lugar, LISREL despliega información de las bondades de ajuste del modelo. Dado que en el Capítulo 3 se describió con detalle la interpretación de estas salidas, aquí se van a describir los datos que directamente interesan para interpretación del ajuste del modelo.

Goodness of Fit Statistics

Degrees of Freedom = 6

Minimum Fit Function Chi-Square = 14.45 (P = 0.025)

Normal Theory Weighted Least Squares Chi-Square = 14.41 (P = 0.025)

Estimated Non-centrality Parameter (NCP) = 8.41

90 Percent Confidence Interval for NCP = (0.90 ; 23.57)

Minimum Fit Function Value = 0.016

Population Discrepancy Function Value (F0) = 0.0093

90 Percent Confidence Interval for F0 = (0.0010 ; 0.026)

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) = 0.039

90 Percent Confidence Interval for RMSEA = (0.013 ; 0.066)

P-Value for Test of Close Fit (RMSEA < 0.05) = 0.71

Expected Cross-Validation Index (ECVI) = 0.049

90 Percent Confidence Interval for ECVI = (0.041 ; 0.066)

ECVI for Saturated Model = 0.047

ECVI for Independence Model = 2.52

Chi-Square for Independence Model with 15 Degrees of Freedom = 2254.89

Independence AIC = 2266.89

Model AIC = 44.41

Saturated AIC = 42.00

Independence CAIC = 2301.72

Model CAIC = 131.48

Saturated CAIC = 163.90

Normed Fit Index (NFI) = 0.99

Non-Normed Fit Index (NNFI) = 0.99

Parsimony Normed Fit Index (PNFI) = 0.40

Comparative Fit Index (CFI) = 1.00

Incremental Fit Index (IFI) = 1.00

Relative Fit Index (RFI) = 0.98

Critical N (CN) = 1049.40

Root Mean Square Residual (RMR) = 2.33

Standardized RMR = 0.016

Goodness of Fit Index (GFI) = 0.99

Adjusted Goodness of Fit Index (AGFI) = 0.98

Parsimony Goodness of Fit Index (PGFI) = 0.28

Con base en estos resultados se confeccionó la Tabla 8, la cual resume los resultados más importantes del ajuste del modelo representado por la Figura 11.

Tabla 8
Resumen de indicadores del ajuste para el modelo causal simple

	X ²	gl	X ² /gl	p	X ² – dif(gl)	GFI	AGFI	SRMR	RMSEA
Modelo Causal 1	14.45	6	2.41	.030	-	.99	.98	.016	.04

Nota. *p< .001

Siguiendo los lineamientos dados en la literatura y que fueron expuestos en el punto 3 con mayor detalle, se puede concluir que el modelo analizado ofrece un ajuste aceptable considerando los rangos establecidos. La pregunta surge ahora si es posible mejorar el ajuste considerando que el valor de p aún es significativo a un nivel de 0.05. Para ello, se procede a estudiar en detalle los resultados de los MI y los *Expected Changes* (cambios esperados), para determinar si es teóricamente posible realizar modificaciones.

```
!Estructura simple en LISREL
Modification Indices and Expected Change
No Non-Zero Modification Indices for LAMBDA-Y
  Modification Indices for LAMBDA-X

      jstress   self
      -----
ss    --    0.01
sf    --    0.01
gse   6.70   --
wse   6.70   --

  Expected Change for LAMBDA-X
      jstress   self
      -----
ss    --    0.03
sf    --   -0.03
gse   0.01   --
wse   0.00   --

  Standardized Expected Change for LAMBDA-X
      jstress   self
      -----
ss    --    0.13
sf    --   -0.12
gse   0.41   --
wse  -0.21   --

  Completely Standardized Expected Change for LAMBDA-X
      jstress   self
      -----
ss    --    0.00
sf    --    0.00
```

gse	0.09	--
wse	-0.08	--

Obsérvese que los MI más altos para las matrices Lambda-X y Lambda-Y corresponden al LX 4 1 y LX 3 1.

```

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
  depre    anx
-----
ss    2.72  2.73
sf    1.04  1.03
gse   0.46  2.79
wse   0.36  0.20

Expected Change for THETA-DELTA-EPS
  depre    anx
-----
ss    7.74 -3.81
sf   -4.97  2.44
gse   0.30 -0.38
wse   0.16  0.06

Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA-EPS
  depre    anx
-----
ss    0.03 -0.02
sf   -0.01  0.01
gse   0.01 -0.02
wse   0.01  0.01

Modification Indices for THETA-DELTA
  ss    sf    gse    wse
-----
ss     --
sf     --
gse   0.09  2.14  --
wse   0.07  3.05  --

Expected Change for THETA-DELTA
  ss    sf    gse    wse
-----
ss     --
sf     --
gse   0.98  5.49  --
wse  -0.50 -3.90  --

Completely Standardized Expected Change for THETA-DELTA
  ss    sf    gse    wse
-----
ss     --
sf     --
gse   0.00  0.02  --
wse   0.00 -0.02  --

```

Maximum Modification Index is 6.70 for Element (4, 1) of LAMBDA-X

Los resultados indican que LX 4 1 es el elemento de Lambda-X con el valor más alto, con un Modification Index (índice de modificación) = 6.70. Aparte de que el MI es ≤ 10.00 , la modificación propuesta por LISREL no es teóricamente correcta, dado que se estaría agrupando la autoeficacia laboral dentro del constructo estrés laboral, lo cual no es consistente con la teoría.

Finalmente, LISREL ofrece, según lo especificado en la línea OU (OUTPUT), las últimas dos salidas, a saber: la solución estandarizada (SS) y la solución completamente estandarizada (SC). En la solución SS, las variables latentes son definidas a tener desviaciones estándares iguales a 1.00 y las variables observadas son definidas en su métrica original. En la solución SC, tanto las variables observadas como las variables latentes son estandarizadas. Dado que el modelo fue corrido con variables observadas en su métrica original, se interpretará solamente, la solución completamente estandarizada.

!Estructura simple en LISREL
Standardized Solution

```

LAMBDA-Y
  symp
-----
depre  5.77
anx    2.80

LAMBDA-X
  jstress  self
-----
ss  45.69  --
sf  45.01  --
gse  --  4.30
wse  --  2.24

GAMMA
  jstress  self
-----
symp  0.42  -0.20

Correlation Matrix of ETA and KSI
  symp  jstress  self
-----
symp  1.00
jstress  0.45  1.00
self  -0.26  -0.14  1.00

PSI
  symp
-----
0.76

Regression Matrix ETA on KSI (Standardized)

```

	jstress	self
symp	0.42	-0.20

Puede comprobarse que los valores de las matrices Lambda-X y Lambda-Y de la solución estandarizada no son plausibles, dado que los datos de entrada de las variables observadas que fueron leídas por LISREL, no tienen una métrica común. Por el contrario, la solución completamente estandarizada ofrece valores plausibles para las matrices Lambda-X y Lambda-Y, dado que ésta solución estandarizó tanto las variables observadas como las latentes.

!Estructura simple en LISREL

Completely Standardized Solution

LAMBDA-Y		
	symp	
depre	0.95	
anx	0.84	

LAMBDA-X		
	jstress	self
ss	0.97	--
sf	0.80	--
gse	--	0.91
wse	--	0.80

Los valores de las matrices Lambda-Y y Lambda-X oscilan entre 0 y 1 y representan la relación entre las variables observadas y su constructo respectivo.

GAMMA		
	jstress	self
symp	0.42	-0.20

La matriz Gamma resume los efectos de las variables latentes exógenas (estrés laboral y autoeficacia percibida) sobre la variable latente endógena (síntomas). Estos valores oscilan entre 0 y 1 y como se observa, el estrés laboral tiene un efecto positivo (+0.42) sobre los síntomas, mientras que la autoeficacia percibida tiene un efecto negativo sobre los síntomas (-0.20).

Correlation Matrix of ETA and KSI

	symp	jstress	self
symp	1.00		
jstress	0.45	1.00	
self	-0.26	-0.14	1.00

La matriz de correlación de ETA y KSI revela el grado de asociación entre las variables latentes. De interés son los valores que están por debajo de la diagonal y en la parte inferior derecha. *jstress* y *stress* tienen una correlación de -0.14 (PHI).

PSI

symp
0.76

Por su parte, la diagonal de PSI y en particular la diferencia de $1.00 - \text{PSI}$ es otro indicador del porcentaje de varianza en la variable latente endógena, explicado por las ecuaciones estructurales. En este caso, la diferencia de $1.00 - 0.76 = 0.24$, lo cual indica que el estrés laboral y la autoeficacia explican el 24% de la varianza en los síntomas de depresión y ansiedad.

THETA-EPS

depre	anx
0.10	0.30

THETA-DELTA

ss	sf	gse	wse
0.06	0.35	0.17	0.36

Las matrices Theta-epsilon y Theta-delta muestran los errores de medición de las Y, y las X, respectivamente. Los errores oscilan entre 0.06 (severidad del estrés) y 0.36 (autoeficacia laboral), siendo todos valores bajos y cercanos a 0.00.

Regression Matrix ETA on KSI (Standardized)

	jstress	self
symp	0.42	-0.20

Time used: 0.031 Seconds

Por último, LISREL reproduce el tiempo en segundos CPU que tomó la estimación. Es realmente sorprendente la velocidad con que se realizan los cálculos. Las versiones iniciales de LISREL para ambiente DOS tomaban mayor tiempo para realizar los cálculos.

Al agregar la instrucción *path diagram* (diagrama de trayectoria) antes de la línea de comandos OU (OUTPUT), LISREL desplegará el diagrama de relaciones que corresponde a la solución completamente estandarizada. La Figura 11 representa la versión final del modelo.

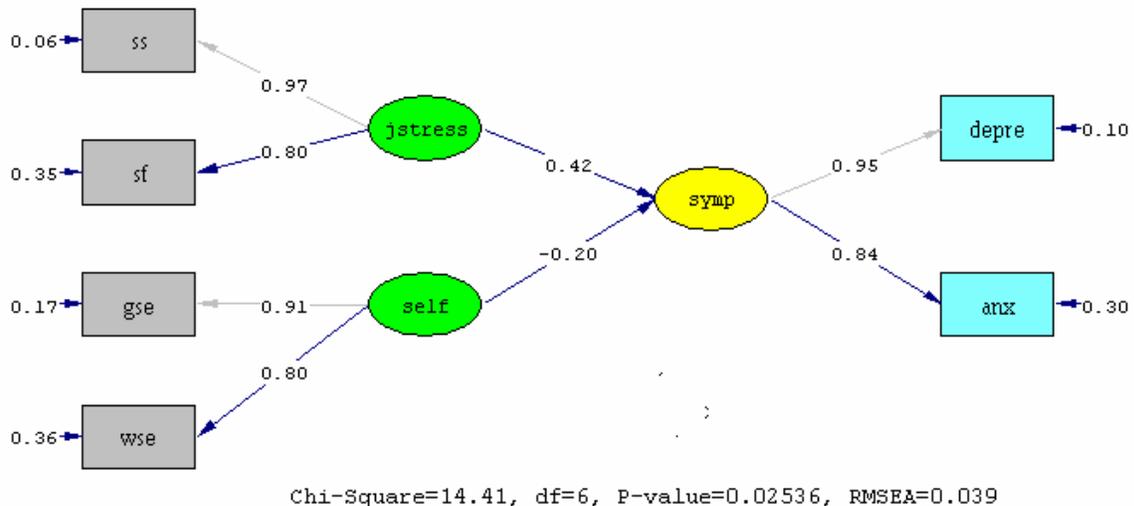


Figura 12. Diagrama de resultados para el modelo hipotético sobre el efecto del estrés laboral y la autoeficacia percibida sobre los síntomas, en una muestra de $n=902$ trabajadores de la industria costarricense.

Paso 6. Advertencia sobre análisis post-hoc

Los MI no se deben usar de manera arbitraria. Su uso está supeditado a la teoría y las modificaciones hechas, apoyadas en ellos deben ser plausibles.

Paso 7. Advertencia sobre la exploración de alternativas

Hay dos hábitos que se deben evitar. Primero, el comando AM (*automatic modification*) no debe agregarse en la línea OU (OUTPUT), ya que con esto se implementan arbitrariamente mejoras en las bondades de ajuste del modelo. Segundo, algunos investigadores cambian, arbitrariamente, el método de estimación ML por otros (i.e., ULS) para mejorar el ajuste de sus modelos. Esto

tampoco es una práctica correcta, a menos que se cumpla con las condiciones que cada método de estimación exige.

4.2 EJERCICIO DE AUTOEVALUACIÓN

1. ¿Cuál es la diferencia fundamental entre un modelo CFA y un modelo causal simple de tipo recursivo? ¿Cuáles son estas diferencias en términos del modelo estructural y el modelo de medición?

2. ¿Cómo se expresa el modelo de medición del ejemplo desarrollado en el punto 4 y cómo se expresa el modelo estructural? ¿Cómo se expresan ambos modelos en la forma de ecuaciones de matrices y en la forma de ecuaciones de regresión?

3. Aplique al modelo anterior la Regla T y haga una *check list (lista de cotejo)* para diagnosticar la identificabilidad del modelo.

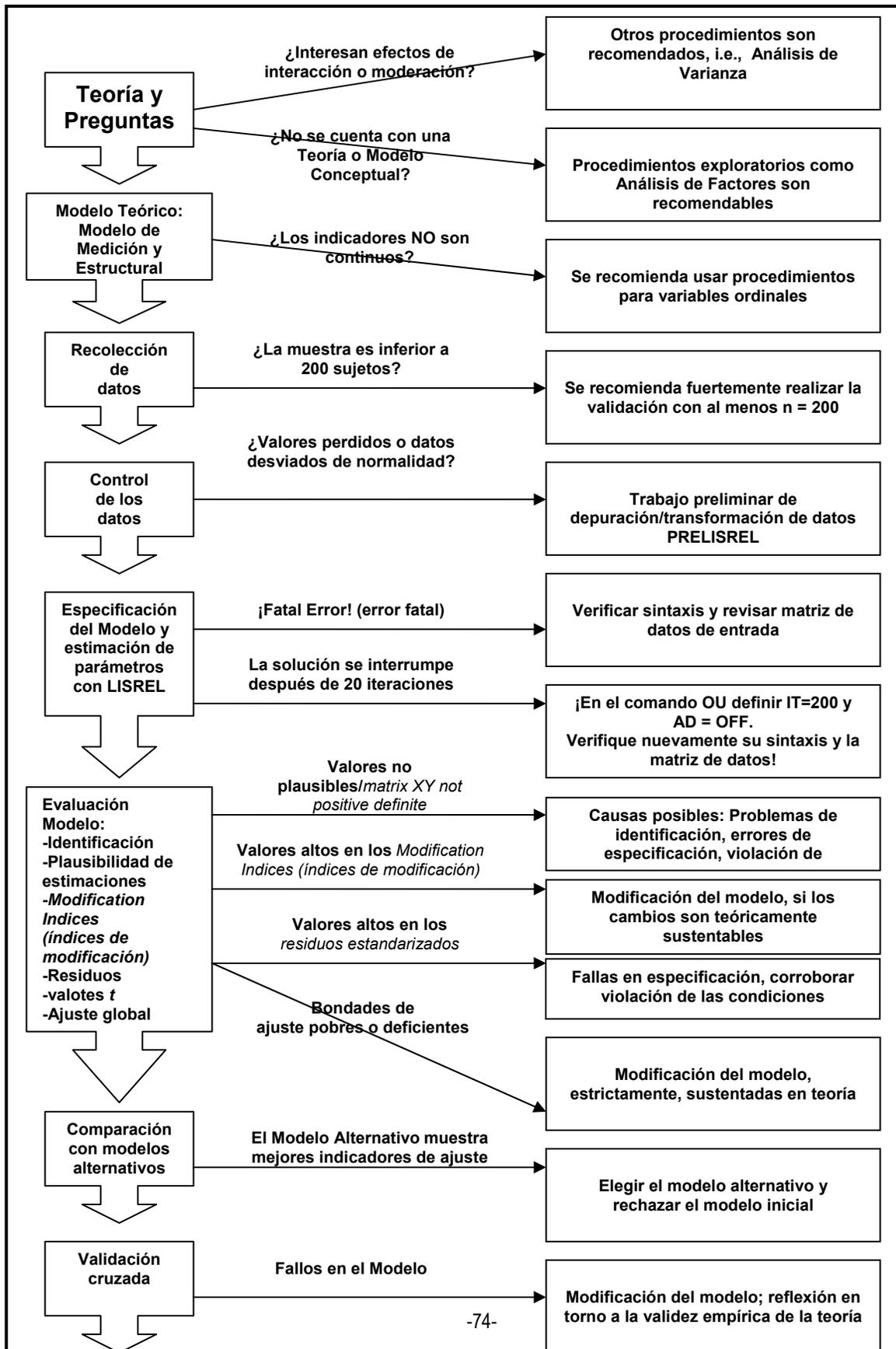
4. ¿Por qué el modelo causal anterior no tiene matriz BETA? ¿Qué valor tiene la matriz BETA?

5. Modifique la sintaxis y “relaje” las correlaciones entre los errores de medición entre X1 y X2, X3 y X4, y Y1 y Y2. Determine si esta decisión es plausible, y si mejora o empeora la solución, y bajo qué fundamentos estaría Ud. tomando una decisión tal.

6. Haga las modificaciones que Ud. considere pertinentes para generar un modelo alternativo que se ajuste mejor al modelo inicial.

CAPÍTULO V

DIAGRAMA DE FLUJOS



CAPÍTULO VI

SEM Y LISREL EN INTERNET

Los siguientes enlaces contienen sitios selectos en internet de consulta tanto para SEM como para LISREL. En ellos se podrá encontrar tutores en línea, literatura, cursos en línea, grupos de discusión, páginas con conexiones internacionales múltiples, grupos de trabajo e institutos de investigación. Se han incluido sitios en idioma Inglés y en idioma Alemán. La mayoría de sitios pertenecen a universidades reconocidas internacionalmente como la U-Texas, la Uni-Muenster, la Uni-Goettingen, y la HU-Berlin.

Sitio oficial de LISREL

<http://www.ssicentral.com/>

LISREL-Help-System:

<http://www.ssicentral.com/lisrel/mainlis.htm>

Discussion group: LISREL-FAQ

<http://www-dtp.cc.utexas.edu/cc/faqs/stat/index.html>

LISREL8-Tutorial

<http://www.utexas.edu/cc/stat/tutorials/lisrel/lisrel8.html>

Ed Rigdon's Structural Equation Modeling Page

<http://www2.gsu.edu/~mkteer/>

Working Group Structural Equation Modeling. Universitaet Muenster. Deutschland.

<http://www.uni-muenster.de/SoWi/struktur/>

Nota: Esta dirección debe respetar las mayúsculas y minúsculas para ser leída.

Methodenzentrums Sozialwissenschaften. Georg-August-Universitaet Goettingen. Deutschland.

<http://mzs.sowi.uni-goettingen.de>

National Research Center. Quantification and Simulation of Economic Processes. Humboldt Universitaet zu Berlin. Deutschland.

<http://sfb.wiwi.hu-berlin.de/>

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1984). The effect of sampling error on convergence, improper solutions, and goodness-of-fit indices for maximum likelihood confirmatory factor analysis. *Psychometrika*, 49, 155-173.
- Arbuckle, J. L. (1995). *AMOS user's guide*. Chicago: Smallwaters.
- Asher, H.B. (1976). *Causal Modeling*. Beverly Hills, CA: Sage.
- Bandura, A. (1997). *Self-efficacy: The exercise of control*. New York: Freeman.
- Bandura, A. (2001). Social cognitive theory: An agentic perspective. *Annual Review of Psychology*, 52, 1-26.
- Bentler, P. M. (1980). Multivariate analysis with latent variables: Causal modeling. *Annual Review of Psychology*, 31, 419-456.
- Bentler, P. M. (1988). Causal modeling via structural equation systems. En J. R. Nesselroade & R. B. Cattell (Eds.), *Handbook of multivariate experimental psychology* (2da ed., pp. 317-335). New York: Plenum.
- Bentler, P. M. (1990). Comparative fit indexes in structural models. *Psychological Bulletin*, 107, 238-246.
- Bentler, P. M. (1995). *EQS: Structural equations program manual*. Encino, CA: Multivariate Software Inc.
- Bentler, P. M., & Bonett, D. G. (1980). Significance tests and goodness of fit in the analysis of covariance structures. *Psychological Bulletin*, 88, 588-606.
- Bentler, P. M., & Wu, E. J. C. (1995). *EQS for Windows: User's guide*. Encino, CA: Multivariate Software Inc.
- Bollen, K. A. (1989). *Structural equations with latent variables*. New York: Wiley.
- Bollen, K. A., & Long, J. S. (Eds.). (1993). *Testing structural equation models*. Newbury Park, CA: Sage.
- Boomsma, A. (1987). The robustness of maximum likelihood estimation in structural models. En P. Cuttance & R. Ecob (Eds.), *Structural modeling by example* (pp. 161-187). Cambridge: University Press.
- Brandmaier, R., & Rietz, C. (1993). *Methodische Grundlagen und Anwendungen von Strukturgleichungsmodellen* (Bd. 2, S. 76-93). Mannheim: FRG.
- Browne, M. W. (1982). Covariance structures. En R. M. Hawkins (Ed.), *Topics in Applied Multivariate Analysis* (pp. 71-141). Cambridge: Cambridge University Press.
- Browne, M. W. (1984). Asymptotically distribution-free methods for the analysis of covariance structure. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 37, 62-83.
- Browne, M. W., Mels, G., & Coward, M. (1994). *Path analysis: RAMONA: SYSTAT for DOS: Advanced applications* (version 6). Evanston, IL: SYSTAT.
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1993). Alternative ways of assessing model fit. En K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 445-455). Newbury Park, CA: Sage.
- Byrne, B.M. (1989). *Structural equation modeling with LISREL, PRELIS, and SIMPLIS*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum.

- Carver, C. S., Pozo, C., Harris, S. D., Noriega, V., Scheier, M. F., Robinson, D. S., Ketcham, A. S., Moffat, F. L., & Clark, K. C. (1993). How coping mediates the effect of optimism on distress: A study of women with early stage breast cancer. *Journal of Personality and Social Psychology*, 65 (2), 375-390.
- Carver, C. S., Scheier, M. F., & Weintraub, J. K. (1989). Assessing coping strategies: A theoretically based approach. *Journal of Personality and Social Psychology*, 56 (2), 267-283.
- Cuttance, P. (1987). Issues and problems in the application of structural equation models. En P. Cuttante y R. Ecob (Eds.). *Structural equation modeling by exempling. Applications in Educational, Sociological, and Behavioral Research* (pp. 241-279). NY.: Cambridge University Press.
- Cuttance, P., & Ecob, R. (Eds.) (1987). *Structural equation modeling by exempling. Applications in Educational, Sociological, and Behavioral Research*. NY.: Cambridge University Press.
- du Toit, S., & du Toit, M. (2001). *Interactive LISREL: User's Guide*. Chicago: Scientific Software International.
- Ecob, R. & Cuttance, P. (1987). An overview of structural equation modeling. En P. Cuttante & R. Ecob (Eds.). *Structural equation modeling by exempling. Applications in Educational, Sociological, and Behavioral Research* (pp. 9-23). NY.: Cambridge University Press.
- Gutiérrez-Doña, E.B. (2003). *Coping with stress at work: A longitudinal study on health outcomes and quality of life*. Dissertation. Freie Universitaet Berlin. Deutschland.
- Hair, J.F. jr., Anderson, R.E., Tatham, R.L., & Black, W.C. (1995). *Multivariate Data Analysis with Readings*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.
- Hayduk, L. A. (1987). *Structural equation modeling with LISREL: Essentials and advances*. Baltimore: Johns Hopkins University Press.
- Jöreskog, K. G. (1979). Statistical Estimation of Structural Models in Longitudinal-Developmental Investigations. En J. R. Nesselroade, & P. B. Baltes (Eds.), *Longitudinal Research in the study of Behavior and Development* (pp. 303-351). New York: Academic Press.
- Jöreskog, K. G. (1993). Testing structural equation models. En K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 294-317). Newbury Park: Sage Publications.
- Jöreskog, K.G., Sörbom, D., du Toit, S., & du Toit, M. (2000). *LISREL 8: New statistical features*. Chicago: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1989). *LISREL 7 User's reference guide*. Chicago: Scientific Software Inc.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1993a). *New features in PRELIS 2*. Chicago: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1993b). *New features in LISREL 8*. Chicago: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1996a). *PRELIS 2: User's Reference Guide*. Chicago: Scientific Software International.

- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1996b). *LISREL 8: User's Reference Guide*. Chicago: Scientific Software International.
- Jöreskog, K.G., & Sörbom, D. (1996c). *LISREL 8: Structural Equation Modeling with the SIMPLIS Command Language*. Chicago: Scientific Software International.
- Long, J. S. (1983a). *Covariance structure models: An introduction to LISREL*. Beverly Hills, CA: Sage.
- Long, J. S. (1983b). *Confirmatory factor analysis*. Beverly Hills, CA: Sage.
- Marsh, H. W., Balla, J. R., & Hau, K. T. (1996). An evaluation of incremental fit indices: A clarification of mathematical and empirical process. En G. A. Marcoulides & R. E. Schumacker (Eds.), *Advanced structural equation modeling techniques* (pp. 315-353). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Muthén, B. (1978). Contributions to factor analysis of dichotomous variables. *Psychometrika*, *43*, 551-60.
- Muthén, B. (1984). A general structural equation model with dichotomous, ordered categorical, and continuous latent variable indicators. *Psychometrika*, *49*, 115-32.
- Nesselroade, J. R. & Baltes P. B. (Eds.) (1979). *Longitudinal Research in the study of Behavior and Development* (pp. 303-351). New York: Academic Press.
- Rigdon, E. E. (1995). A necessary and sufficient identification rule for structural models estimated in practice. *Multivariate Behavioral Research*, *30* (3), 359-383.
- Rogosa, D. (1979). Causal Models in Longitudinal Research: Rationale, Formulation, and Interpretation. En J. R. Nesselroade, & P. B. Baltes (Eds.), *Longitudinal Research in the study of Behavior and Development* (pp. 263-302). New York: Academic Press.
- Saris, W. E., & Stronkhorst, H. (1984). *Causal modelling: nonexperimental research: An introduction to the LISREL approach*. Amsterdam: Sociometric Research Foundation.
- Scholz, U., Gutiérrez-Doña, B., Sud, S., & Schwarzer, R. (2002). Is General Self-Efficacy a Universal Construct?. *Psychometric Findings from 25 Countries*. *European Journal of Psychological Assessment*, *18* (3), 242-251.
- Schwarzer, R. (Ed.) (1992) *Self-efficacy: Thought control of action*. Washington, DC: Hemisphere.
- Schwarzer, R., & Jerusalem, M. (1995). Generalized Self-Efficacy scale. En J. Weinman, S. Wright, & M. Johnston (Eds.), *Measures in health psychology: A user's portfolio. Causal and control beliefs* (pp. 35-37). Windsor, UK: NFER-NELSON.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2001). *Using multivariate statistics* (4th ed.). Boston, MA: Allyn y Bacon.
- Tanaka, J. S. (1993). Multifaceted conceptions of fit in structural equation models. En J. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 10-39). Newbury Park, CA: Sage.

LITERATURA COMPLEMENTARIA

- Aish, AM., & Jöreskog, K. G. (1990). A panel model for political efficacy and responsiveness: An application of LISREL 7 with weighted least squares. *Quality and Quantity*, *24*, 405-426.
- Aitchison, J., & Silvey, D. C. (1958). Maximum likelihood estimation of parameters subject to restraints. *Annals of Mathematical Statistics*, *29*, 813-828.
- Allison, P.D. (1987). Estimation of linear models with incomplete data. (pp. 71-103). En C. Clogg (Ed.): *Sociological Methodology*. San Francisco: Jossey Bass.
- Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1984). The effect of sampling error on convergence, improper solutions, and goodness-of-fit indices for maximum likelihood confirmatory factor analysis. *Psychometrika*, *49*, 155-173.
- Anderson, J. C., & Gerbing, D. W. (1988). Structural equation modeling in practice: A review and recommended two-step approach. *Psychological Bulletin*, *103*, 411-423.
- Austin, J. T., & Calderón, R. F. (1996). Theoretical and technical contributions to structural equation modeling: An updated annotated bibliography. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 105-175.
- Babakus, E., Ferguson, C. E., Jr., & Jöreskog, K. G. (1987). The sensitivity of confirmatory maximum likelihood factor analysis to violations of measurement scale and distributional assumptions. *Journal of Marketing Research*, *24*, 222-228.
- Bagozzi, R. P. (1993). Assessing construct validity in personality research: Applications to measures of self-esteem. *Journal of Research in Personality*, *27*, 49-87.
- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1983). Multitrait-multimethod matrices in consumer research: Critique and new developments. *Journal of Consumer Psychology*, *2*, 143-170.
- Bagozzi, R. P., & Yi, Y. (1990). Assessing method variance in multitrait-multimethod matrices: The case of self-reported affect and perceptions at work. *Journal of Applied Psychology*, *75*, 547-560.
- Bandalos, D. L. (1983). Factors influencing cross-validation of confirmatory factor analysis models. *Multivariate Behavioral Research*, *28*, 351-374.
- Benson, J., & Bandalos, D. L. (1992). Second-order confirmatory factor analysis of the Reactions to Tests Scale with cross-validation. *Multivariate Behavioral Research*, *27*, 459-487.
- Bentler, P. M. (1989). *Structural equations program manual*. Los Angeles: BMDP Statistical Software, Inc.
- Bentler, P. M. (1992). On the fit of models to covariances and methodology to the Bulletin. *Psychological Bulletin*, *112*, 400-404.

- Bentler, P. M., & Chou, C. P. (1987). Practical issues in structural modeling. *Sociological Methods & Research*, 16, 78-117.
- Biddle, B. J., & Marlin, M. M. (1987). Causality, confirmation, credulity, and structural equation modeling. *Child Development*, 58, 4-17.
- Bielby, WT., Hauser, RM., & Featherman, D.L. (1977). Response errors of black and nonblack males in models of the intergenerational transmission of socioeconomic status. *American Journal of Sociology*, 82, 1242-1288.
- Bock, R.D., y Lieberman, M. (1970). Fitting a response model for n dichotomously scored items. *Psychometrika*, 35, 179-197.
- Bock, RD. (1960). Components of variance analysis as a structural and discriminant analysis for psychological tests. *British Journal of Statistical Psychology*, 13, 151-163.
- Bollen, K. A. (1989). A new incremental fit index for general structural models. *Sociological Methods & Research*, 17, 303-316.
- Bollen, K. A., & Barb, K. H. (1981). Pearson's r and coarsely categorized measures. *American Sociological Review*, 46, 232-239.
- Boomsma, A. (1982). The robustness of LISREL against small sample sizes in factor analysis models. En H. Wold & K. Jöreskog (Eds.), *Systems under indirect observation* (pp. 149-173). New York: Elsevier North-Holland.
- Boomsma, A. (1985). Nonconvergence, improper solutions, and starting values in LISREL maximum likelihood estimation. *Psychometrika*, 50, 229-242.
- Bozdogan, H. (1987). Model selection and Akaike's information criteria (AIC): The general theory and its analytical extensions. *Psychometrika*, 52, 345-370.
- Bozdogan, H. (1987). Model selection and Akaike's information criteria (AIC). *Psychometrika*, 52, 345-370.
- Breckler, S. J. (1990). Applications of covariance structure modeling in psychology: Cause for concern? *Psychological Bulletin*, 107, 260-271.
- Browne, M. W. (1984b). The decomposition of multitrait-multimethod matrices. *The British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 37, 1-21.
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1989). Single sample cross-validation indices for covariance structures. *Multivariate Behavioral Research*, 24, 445-455.
- Browne, M. W., & Cudeck, R. (1989). Single sample cross-validation indices for covariance structures. *Multivariate Behavioral Research*, 24, 445-455.
- Browne, M.W. (1974). Generalized least squares estimators in the analysis of covariance structures. *South African Statistical Journal*, 8, 1-24. (Reimpreso en D. J. Aigner & A. S. Goldberger (Eds.), *Latent variables in socioeconomic models*. Amsterdam: North Holland Publishing Co., 1977.)
- Byrne, B. M. (1989). *A primer of LISREL: Basic applications and programming for confirmatory factor analytic models*. New York: Springer-Verlag.
- Byrne, B. M. (1995). Strategies in testing for an invariant second-order factor structure: A comparison of EQS and LISREL. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 2, 53-72.

- Byrne, B. M., Shavelson, R. J., & Muthén, B. (1989). Testing for the equivalence of factor covariance and mean structures: The issue of partial measurement invariance. *Psychological Bulletin*, *105*, 456-466.
- Byrne, B. M., & Goffin, R. D. (1993). Modeling MTMM data from additive and multiplicative covariance structures: An audit of construct validity concordance. *Multivariate Behavioral Research*, *28*, 67-96.
- Campbell, D. T., & Fiske, D. W. (1959). Convergent and discriminant validation by the multitrait-multimethod matrix. *Psychological Bulletin*, *56*, 81-105.
- Cardon, L.R., Fulker, D.W., & Jöreskog, K.G. (1991). A LISREL 8 model with constrained parameters for twin and adoptive families. *Behavior Genetics*, *21*, 327-350.
- Chou, C. P., Bentler, P. M., & Satorra, A. (1991). Scaled test statistics and robust standard errors for non-normal data in covariance structure analysis: A Monte Carlo study. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, *44*, 347-357.
- Chou, C. P., & Bentler, P. M. (1995). Estimates and tests in structural equation modeling. En R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications* (pp. 37-55). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Christoffersson, A. (1975). Factor analysis of dichotomized variables. *Psychometrika*, *40*, 5-32.
- Cliff, N. (1983). Some cautions concerning the application of causal modeling methods. *Multivariate Behavioral Research*, *18*, 115-126.
- Cohen, J. (1994). The earth is round ($p < .05$). *American Psychologist*, *49*, 997-1003.
- Cole, D. A., & Maxwell, S. E. (1985). Multitrait-multimethod comparisons across populations: A confirmatory factor analytic approach. *Multivariate Behavioral Research*, *20*, 389-417.
- Comrey, A. L. (1992). *A first course in factor analysis*. Hillsdale, NJ; Lawrence Erlbaum Associates.
- Cudeck, R. (1988). Multiplicative models and MTMM matrices. *Journal of Educational Statistics*, *13*, 131-147.
- Cudeck, R. (1989). Analysis of correlation matrices using covariance structure models. *Psychological Bulletin*, *105*, 317-327.
- Cudeck, R., & Browne, M. W. (1983). Cross-validation of covariance structures. *Multivariate Behavioral Research*, *18*, 147-167.
- Cudeck, R., & Henly, S. J. (1991). Model selection in covariance structures analysis and the "problem" of sample size: A clarification. *Psychological Bulletin*, *109*, 512-519.
- Curran, P. J., West, S. G., & Finch, J. F. (1996). The robustness of test statistics to nonnormality and specification error in confirmatory factor analysis. *Psychological Methods*, *1*, 16-29.
- Dillon, W. R., Kumar, A., & Mulani, N. (1987). Offending estimates in covariance structure analysis: Comments on the causes of and solutions to Heywood cases. *Psychological Bulletin*, *101*, 126-135.

- Dixon, W.J. (1981). *BMDP statistical software*. Berkeley: University of California Press.
- Finn, J.D. (1974). *A general model for multivariate analysis*. New York: Holt, Reinhart & Winston.
- Fornell, C. (1982). *A second generation of multivariate analysis*. Vol. 1: Methods. New York: Praeger.
- Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1984). On the meaning of within-factor correlated measurement errors. *Journal of Consumer Research*, 11, 572-580.
- Gerbing, D. W., & Anderson, J. C. (1993). Monte Carlo evaluations of goodness-of-fit indices for structural equation models. En K. A. Bollen & J. S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 40-65). Newbury Park, CA: Sage.
- Goffin, R. D. (1993). A comparison of two new indices for the assessment of fit of structural equation models. *Multivariate Behavioral Research*, 28, 205-214.
- Goldberger, A.S. (1964). *Econometric theory*. New York: Wiley.
- Gorsuch, R. L. (1983). *Factor analysis*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Green, D. R. (1975). What does it mean to say a test is biased? *Education and Urban Society*, 8, 33-52.
- Guttman, L.A. (1954). A new approach to factor analysis: The radex. En P.F. Lazarsfeld (Ed.): *Mathematical thinking in the social sciences*. New York: Columbia University Press.
- Hagglund, G. (1982). Factor analysis by instrumental variable methods. *Psychometrika*, 47, 209-222.
- Hoelter, J. W. (1983). The analysis of covariance structures: Goodness-of-fit indices. *Sociological Methods & Research*, 11, 325-344.
- Holzinger, K, & Swineford, F. (1939). *A study in factor analysis: The stability of a bifactor solution*. Supplementary Educational Monograph No. 48. Chicago: University of Chicago Press.
- Hoyle, R. H. (1995a). The structural equation modeling approach: Basic concepts and fundamental issues. En R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications* (pp. 1-15). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Hoyle, R. H. (Ed.). (1995b). *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Hu, L. T., Bentler, P. M., & Kano, Y. (1992). Can test statistics in covariance structure analysis be trusted? *Psychological Bulletin*, 112, 351-362.
- Hu, L. T., y Bentler, P. M. (1995). Evaluating model fit. En R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications* (pp. 76-99). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Huitema, B.H. (1980). *The analysis of covariance and alternatives*. New York: Wiley.
- Humphreys, L.G. (1968). The fleeting nature of college academic success. *Journal of Educational Psychology*, 59, 375-380.

- James, L. R., Mulaik, S. A., & Brett, J. M. (1982). *Causal analysis: Assumptions, models, and data*. Beverly Hills, CA: Sage.
- Jöreskog, K. G. (1971a). Simultaneous factor analysis in several populations. *Psychometrika*, *36*, 409-426.
- Jöreskog, K. G. (1971b). Statistical analysis of sets of congeneric tests. *Psychometrika*, *36*, 109-133.
- Jöreskog, K. G. (1990). New developments in LISREL: Analysis of ordinal variables using polychoric correlations and weighted least squares. *Quality and Quantity*, *24*, 387-404.
- Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1979). *Advances in factor analysis and structural equation models*. New York: University Press of America.
- Jöreskog, K. G., & Yang, F. (1996). Nonlinear structural equation models: The Kenny-Judd model with interaction effects. En G. A. Marcoulides & R. E. Schumacker (Eds.), *Advanced structural equation modeling: Issues and techniques* (pp. 57-88). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Kenny, D. A. (1976). An empirical application of confirmatory factor analysis to the multitrait multimethod matrix. *Journal of Experimental Social Psychology*, *12*, 247-252.
- Kenny, D. A. (1979). *Correlation and causality*. New York: Wiley.
- Kenny, D. A., & Kashy, D. A. (1992). Analysis of the multitrait-multimethod matrix by confirmatory factor analysis. *Psychological Bulletin*, *112*, 165-172.
- Kenny, D.A. & Judd, C.M. (1984). Estimating the nonlinear and interactive effects of latent variables. *Psychological Bulletin*, *96*, 201-210.
- Kenny, D.A. (1979). *Correlation and causality*. New York: Wiley.
- La Du, T. J., & Tanaka, J. S. (1989). Influence of sample size, estimation method, and model specification on goodness-of-fit assessments in structural equation modeling. *Journal of Applied Psychology*, *74*, 625-636.
- Lee, S. Y., & Bentler, P. M. (1980). Some asymptotic properties of constrained generalized least squares estimation in covariance structure models. *South African Statistical Journal*, *14*, 121-136.
- Little, R. J. A., & Rubin, D. B. (1987). *Statistical analysis with missing data*. New York: Wiley.
- Loehlin, J. C. (1992). *Latent variable models: An introduction to factor, path, and structural analyses*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- MacCallum, R. C. (1986). Specification searches in covariance structure modeling. *Psychological Bulletin*, *100*, 107-120.
- MacCallum, R. C. (1995). Model specification: Procedures, strategies, and related issues. En R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications* (pp. 76-99). Newbury Park, CA: Sage.
- MacCallum, R. C., Browne, M. W., & Sugawara, H. M. (1996). Power analysis and determination of sample size for covariance structure modeling. *Psychological Methods*, *1*, 130-149.

- MacCallum, R. C., Roznowski, M., Mar, M., & Reith, J. V. (1994). Alternative strategies for cross-validation of covariance structure models. *Multivariate Behavioral Research, 29*, 1-32.
- MacCallum, R. C., Roznowski, M., & Necowitz, L. B. (1992). Model modifications in covariance structure analysis: The problem of capitalization on chance. *Psychological Bulletin, 111*, 490-504.
- MacCallum, R. C., Wegener, D. T., Uchino, B. N., & Fabrigar, L. R. (1993). The problem of equivalent models in applications of covariance structure analysis. *Psychological Bulletin, 114*, 185-199.
- Magidson, J. (1977). Toward a causal model approach for adjusting for pre-existing differences in the non-equivalent control group situation. *Evaluation Quarterly, 1*, 399-420.
- Marcoulides, G. A., & Schumacker, R. E. (Eds.). (1996). *Advanced structural equation modeling: Issues and techniques*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Marsh, H. W. (1987). The hierarchical structure of self-concept and the application of hierarchical confirmatory factor analyses. *Journal of Educational Measurement, 24*, 17-39.
- Marsh, H. W. (1988). Multitrait-multimethod analyses. En J. P. Keeves (Ed.), *Educational research methodology, measurement, and evaluation: An international handbook* (pp.570-578). Oxford, England: Pergamon.
- Marsh, H. W. (1989). Confirmatory factor analyses of multitrait-multimethod data: Many problems and a few solutions. *Applied Psychological Measurement, 15*, 47-70.
- Marsh, H. W., & Hocevar, D. (1985). The application of confirmatory factor analysis to the study of self-concept: First and higher order factor structures and their invariance across age groups. *Psychological Bulletin, 97*, 562-582.
- McDonald, R. P. (1985). *Factor analysis and related methods*. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- McDonald, R. P., & Marsh, H. W. (1990). Choosing a multivariate model: Noncentrality and goodness-of-fit. *Psychological Bulletin, 107*, 247-255.
- Mislevy, R. J. (1986). Recent developments in the factor analysis of categorical variables. *Journal of Educational Statistics, 11*, 3-31.
- Mueller, R. O. (1996). *Basic principles of structural equation modeling: An introduction to LISREL and EQS*. New York: Springer-Verlag.
- Mulaik, S. A. (1972). *The foundations of factor analysis*. New York: McGraw-Hill.
- Mulaik, S. A., James, L. R., Van Altnie, J., Bennett, N., Lind, S., & Stilwell, C. D. (1989). Evaluation of goodness-of-fit indices for structural equation models. *Psychological Bulletin, 105*, 430-445.
- Muthén, B. (1984). A general structural equation model with dichotomous, ordered categorical, and continuous latent variable indicators. *Psychometrika, 49*, 115-132.

- Muthén, B. (1988). *LISCOMP: Analysis of linear structural equations using a comprehensive measurement model: User's guide*. Chicago: Scientific Software International.
- Muthén, B., & Christofferson, A. (1981). Simultaneous factor analysis of dichotomous variables in several groups. *Psychometrika*, *46*, 407-419.
- Muthén, B., & Kaplan, D. (1985). A comparison of some methodologies for the factor analysis of non-normal Likert variables. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, *38*, 171-189.
- Rindskopf, D. (1984). Structural equation models: Empirical identification, Heywood cases, and related problems. *Sociological Methods and Research*, *13*, 109-119.
- Rindskopf, D., & Rose, T. (1988). Some theory and applications of confirmatory second-order factor analysis. *Multivariate Behavioral Research*, *23*, 51-67.
- Rindskopf, D.M. (1983a). Parameterizing inequality constraints on unique variances in linear structural equation models. *Psychometrika*, *48*, 73-83.
- Rindskopf, D.M. (1983b). Using inequality constraints to prevent Heywood cases: the LISREL parameterization. *Data Analyst*, *1*, 1-3.
- Rindskopf, D.M. (1984). Using phantom and imaginary latent variables to parameterize constraints in linear structural models. *Psychometrika*, *49*, 37-47.
- Rock, D. A., Werts, C. E., & Flaugh, R. L. (1978). The use of covariance structures for comparing the psychometric properties of multiple variables across populations. *Multivariate Behavioral Research*, *13*, 403-418.
- Rock, D.A., Werts, C.E., Linn, R.L., & Jöreskog, K.G. (1977). A maximum likelihood solution to the errors in variables and errors in equation models. *Journal of Multivariate Behavioral Research*, *12*, 187-197.
- Rozeboom, W. W. (1960). The fallacy of the null hypothesis significance test. *Psychological Bulletin*, *57*, 416-428.
- Saris, W. E., Satorra, A., & Sörbom, D. (1987). The detection and correction of specification errors in Structural equation models. En C. Clogg (Ed.), *Sociological methodology 1987* (pp. 105-130). San Francisco: Jossey-Bass.
- Satorra, A., & Saris, W. E. (1985). Power of the likelihood ratio test in covariance structure analysis. *Psychometrika*, *50*, 83-90.
- Schmidt, F. L. (1996). Statistical significance testing and cumulative knowledge in psychology: Implications for training of researchers. *Psychological Methods*, *1*, 115-129.
- Schmitt, N., & Stults, D. M. (1986). Methodology review: Analysis of multitrait-multimethod matrices. *Applied Psychological Measurement*, *10*, 1-22.
- Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (1996). *A beginner's guide to structural equation modeling*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Sewell, W.H., Haller, A.D., & Ohlendorf, G.W. (1970). The educational and early occupational status attainment process: revisions and replications. *American Sociological Review*, *35*, 1014-1027.

- Sobel, M. F., & Bohrnstedt, G. W. (1985). Use of null models in evaluating the fit of covariance structure models. En N. B. Tuma (Ed.), *Sociological methodology 1985* (pp. 152-178). San Francisco: Jossey-Bass.
- Sörbom, D. (1974). A general method for studying differences in factor means and factor structures between groups. *British Journal of Mathematical and Statistical Psychology*, 27, 229-239.
- Steiger, J. H. (1990). Structural model evaluation and modification: An interval estimation approach. *Multivariate Behavioral Research*, 25, 173-180.
- Steiger, J.H. (1990). Structural model evaluation and modification: An interval estimation approach. *Multivariate Behavioral Research*, 25, 173-180.
- Stine, R. A. (1989). An introduction to bootstrap methods: Examples and ideas. *Sociological Methods and Research*, 8, 243-291.
- Striegel-Moore, S. H., Silberstein, L. R., & Rodin, R. (1986). Towards an understanding of risk factors for bulimia. *American Psychologist*, 41, 246-263.
- Sugawara, H. M., & MacCallum, R. C. (1993). Effect of estimation method on incremental fit indices for covariance structure models. *Applied Psychological Measurement*, 17, 365-377.
- Theil, H. (1971). *Principles of econometrics*. New York: Wiley.
- Thompson, B. (1997). The importance of structure coefficients in structural equation modeling confirmatory factor analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 57, 5-19.
- Thompson, B., & Daniel, L. G. (1996). Factor analytic evidence for the construct validity of scores: A historical overview and some guidelines. *Educational and Psychological Measurement*, 56, 197-208.
- Wald, A. (1943). Tests of statistical hypotheses concerning several parameters when the number of observations is large. *Transaction of the American Mathematical Society*, 54, 426-482.
- Warren, RD., White, J.K., & Fuller, WA. (1974). An errors-in-variables analysis of managerial role performance. *Journal of the American Statistical Association*, 69, 886-893.
- Werts, C. E., Rock, D. A., Linn, R. L., & Jöreskog, K. G. (1976). Comparison of correlations, variances, covariances, and regression weights with or without measurement error. *Psychological Bulletin*, 83, 1007-1013.
- Werts, C.E., Rock, D.A., Linn, RL., & Jöreskog, K.G. (1976). Testing the equality of partial correlations. *American Scientist*, 30, 101-102.
- West, S. G., Finch, J. F., & Curran, P. J. (1995). Structural equation models with nonnormal variables: Problems and remedies. En R. H. Hoyle (Ed.), *Structural equation modeling: Concepts, issues, and applications* (pp. 56-75). Thousand Oaks, CA: Sage.
- Wheaton, B. (1987). Assessment of fit in overidentified models with latent variables. *Sociological Methods & Research*, 16, 118-154.

- Wheaton, B., Muthén, B., Alwin, D. F., & Summers, G. F. (1977). Assessing reliability and stability in panel models. En D. R. Heise (Ed.), *Sociological methodology 1977* (pp. 84-136). San Francisco: Jossey-Bass.
- Wheaton, B., Muthén, B., Alwin, D., & Summers, G. (1977). Assessing reliability and stability in panel models. En D.R. Heise (Ed.), *Sociological Methodology 1977*. San Francisco: Jossey-Bass.
- Widaman, K.F. (1985). Hierarchically tested covariance structure models for |multitrait multimethod data. *Applied Psychological Measurement*, 9, 1-26.
- Wiley, D.E. (1973). The identification problem for structural equation models with unmeasured variables. En A.S. Goldberger & G.D. Duncan (Eds.), *Structural equation models in the social sciences*. New York: Seminar Press, 69-83.
- Williams, L. J., & Holahan, P.J. (1994). Parsimony-based fit indices for multiple-indicator models: Do they work?, *Structural Equation Modeling*, 1, 161-189.
- Wothke, W. (1993). Nonpositive definite matrices in structural modeling. En K. A. Bollen & J .S. Long (Eds.), *Testing structural equation models* (pp. 256-293). Newbury Park, CA: Sage.
- Wright, S. (1934). The method of path coefficients. *Annals of Mathematical Statistics*, 5, 161-215.
- Yung, Y. F., & Bentler, P. M. (1996). Bootstrapping techniques in analysis of mean and covariance structures. En G. A. Marcoulides & R. E. Schumacker (Eds.), *Advanced structural equation modeling: Issues and techniques* (pp. 195-226). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.