

# **ESCUELA POLITÉCNICA NACIONAL**

**FACULTAD DE CIENCIAS**

**MODELADO DE LA AUTOPERCEPCIÓN DEL ENTORNO  
SOCIODEMOGRÁFICO DE LOS ECUATORIANOS MEDIANTE UN  
SISTEMA DE ECUACIONES ESTRUCTURALES**

**PROYECTO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE  
INGENIERO MATEMÁTICO**

ANGEL RODRIGO ANGUAYA OTAVALO  
rodrigoanguaya@hotmail.com

**Director:** LUIS ALCIDES HORNA HUARACA, PhD.  
luis.horna@epn.edu.ec

**Quito, marzo 2016**



## DECLARACIÓN

Yo, Angel Rodrigo Anguaya Otavalo, declaro bajo juramento que el trabajo aquí descrito es de mi autoría; que no ha sido previamente presentada para ningún grado o calificación profesional; y, que he consultado las referencias bibliográficas que se incluyen en este documento.

La Escuela Politécnica Nacional puede hacer uso de los derechos correspondientes a este trabajo, según lo establecido por la Ley de Propiedad Intelectual, por su Reglamento y por la normatividad institucional vigente.

---

**Angel Rodrigo Anguaya Otavalo**

## **CERTIFICACIÓN**

Certifico que el presente trabajo fue desarrollado por Angel Rodrigo Anguaya Otavalo, bajo mi supervisión.

---

**Luis Horna, PhD.**

**DIRECTOR DE PROYECTO**

## **AGRADECIMIENTOS**

Gracias a mis padres: Angel Anguaya y Mercedes Otavalo, que me han apoyado para alcanzar este objetivo tan importante en mi vida.

Gracias al Dr. Luis Horna por su dirección oportuna, durante el desarrollo de este trabajo.

## **DEDICATORIA**

A mis padres: Angel y Mercedes, por sus esfuerzos para que logre este objetivo.

A mis hermanas y hermanos, quienes me han apoyado en mis estudios.

## ÍNDICE DE CONTENIDO

<b>LISTA DE FIGURAS.....</b>	<b>i</b>
<b>LISTA DE TABLAS.....</b>	<b>iii</b>
<b>LISTA DE ANEXOS.....</b>	<b>iv</b>
<b>LISTA DE ABREVIATURAS.....</b>	<b>v</b>
<b>RESUMEN .....</b>	<b>vi</b>
<b>ABSTRACT .....</b>	<b>vii</b>
<b>CAPÍTULO 1 INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>1</b>
1.1 ANTECEDENTES .....	1
1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	2
1.3 OBJETIVO .....	3
1.4 JUSTIFICACIÓN.....	4
1.5 LÍMITES .....	4
1.6 HIPÓTESIS .....	5
1.7 CONTENIDO PORMENORIZADO .....	5
<b>CAPÍTULO 2 MARCO TEÓRICO.....</b>	<b>6</b>
2.1 PERCEPCIÓN.....	6
2.1.1 NATURALEZA DE LA PERCEPCIÓN .....	6
2.1.2 PERSPECTIVA DE LA PERCEPCIÓN.....	6
2.1.3 FRONTERAS DE LA PERSPECTIVA DE LA PERCEPCIÓN.....	7
2.2 INDICADORES SOCIALES.....	8
2.3 VARIABLES LATENTES Y OBSERVADAS .....	10
2.3.1 PROPIEDADES DE LAS VARIABLES LATENTES .....	12
2.3.1.1 Independencia local .....	12
2.3.1.2 Función no determinista de las variables observadas.....	13
2.3.1.3 Monotonicidad.....	13
2.3.1.4 Unidimensionalidad.....	13

2.4	ESCALAS DE MEDICIÓN .....	14
2.4.1	ESCALAS DE MEDICIÓN NO MÉTRICAS .....	14
1.1.1.1	Escala nominal.....	14
1.1.1.2	Escala ordinal .....	15
2.4.2	ESCALAS DE MEDICIÓN MÉTRICAS.....	15
1.1.1.3	Escala de intervalo.....	15
1.1.1.4	Escala de razón .....	16
<b>CAPÍTULO 3 COMPONENTES PARA EL SEM.....</b>		<b>17</b>
3.1	PROGRAMA .....	17
3.2	SÍMBOLOS UTILIZADOS EN EL DIAGRAMA DEL MODELO .....	18
3.3	NOTACIÓN BÁSICA.....	19
3.3.1	REPRESENTACIÓN MATRICIAL.....	20
3.3.1.1	Suposiciones .....	21
3.3.1.2	Clasificación de variables.....	21
3.3.1.3	Matriz de parámetros.....	22
3.3.2	MATRIZ DE COVARIANZAS .....	23
3.4	DIAGRAMA GENERAL DEL MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES.....	24
<b>CAPÍTULO 4 METODOLOGÍA.....</b>		<b>26</b>
4.1	PREPARACIÓN DE DATOS.....	26
4.1.1	RECOLECCIÓN DE DATOS .....	26
4.1.2	FILTRACIÓN DE DATOS.....	29
4.1.2.1	Colinealidad.....	29
4.1.2.2	Datos faltantes .....	29
4.1.2.2.1	Análisis de robustez.....	31
4.1.2.3	Normalidad.....	33
4.2	TIPOS DE MODELOS EN EL SEM.....	34
4.2.1	MODELO DE ANÁLISIS DE TRAYECTORIAS (PA).....	34
4.2.2	MODELO DE ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO (CFA) .....	36
4.2.3	MODELO DE REGRESIÓN ESTRUCTURAL (SR).....	38

4.3	ETAPAS DEL SEM .....	40
4.3.1	SELECCIÓN DE MEDIDAS.....	42
4.3.1.1	Confiabilidad de la puntuación.....	42
4.3.1.2	Validez de la puntuación .....	43
4.3.2	ESPECIFICACIÓN .....	43
4.3.3	IDENTIFICACIÓN .....	45
4.3.3.1	Escalamiento de variables latentes .....	46
4.3.4	ESTIMACIÓN .....	47
4.3.4.1	Pruebas globales: tipos de estadísticos de ajuste .....	49
4.3.4.1.1	Modelos de pruebas estadísticas.....	50
4.3.4.1.2	Índices de ajuste aproximado .....	51
4.3.4.2	Pruebas individuales de los parámetros: $t$ – valor .....	55
4.3.5	REESPECIFICACIÓN .....	56
4.3.6	REPORTE DE RESULTADOS .....	56
4.4	ANÁLISIS DEL MODELO SR.....	56
4.4.1	MODELADO EN DOS ETAPAS.....	56
<b>CAPÍTULO 5 RESULTADOS Y DISCUSIONES.....</b>		<b>58</b>
5.1	PANORAMA GENERAL.....	58
5.2	SELECCIÓN DE MEDIDAS .....	58
5.2.1	ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO (EFA).....	59
5.2.1.1	Definición de factores.....	61
5.3	ESPECIFICACIÓN .....	61
5.4	IDENTIFICACIÓN .....	63
5.5	ESTIMACIÓN .....	64
5.5.1	CFA DE LOS MODELOS DE MEDICIÓN.....	64
5.5.1.1	Resultados de los modelos CFA.....	67
5.5.1.2	Discusión de los estadísticos de bondad de ajuste de los modelos CFA .....	68
5.5.2	ESTIMACIÓN DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES.....	69
5.6	REESPECIFICACIÓN.....	76
5.7	REPORTE DE RESULTADOS .....	76

5.7.1	RESULTADOS DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES .....	76
5.7.2	DESCRIPCIÓN DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES .....	77
5.7.3	DISCUSIÓN DE LOS ESTADÍSTICOS DE BONDAD DE AJUSTE DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES .....	79
5.7.4	ANÁLISIS DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES .....	79
5.7.4.1	Análisis global .....	80
5.7.4.2	Análisis conjunto del área rural y área urbana .....	83
<b>CAPÍTULO 6</b>	<b>CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES .....</b>	<b>90</b>
6.1	CONCLUSIONES .....	90
6.2	RECOMENDACIONES .....	91
<b>REFERENCIAS</b>	<b>.....</b>	<b>94</b>
<b>ANEXOS</b>	<b>.....</b>	<b>96</b>

## LISTA DE FIGURAS

Figura 3.1-Diagrama general del modelo de ecuaciones estructurales .....	24
Figura 4.1-Modelos de trayectorias elementales .....	35
Figura 4.2-Ejemplo de modelo recursivo y no recursivo .....	36
Figura 4.3-Modelo estándar de análisis factorial confirmatorio.....	36
Figura 4.4-Ejemplo de un modelo de análisis de trayectorias (a) y un modelo de regresión estructural (b).....	39
Figura 4.5-Flujograma de las etapas básicas del SEM .....	41
Figura 4.6-Modelo de medición de análisis factorial confirmatorio estándar con factores no estandarizados (a) y factores estandarizados (b) .....	47
Figura 5.1-Especificación del modelo de ecuaciones estructurales .....	63
Figura 5.2-Escalamiento de factores .....	64
Figura 5.3-Estimación estandarizada del modelo CFA de la muestra global.....	65
Figura 5.4-Estimación estandarizada del modelo CFA de la muestra del área rural .....	66
Figura 5.5-Estimación estandarizada del modelo CFA de la muestra del área urbana .....	67
Figura 5.6-Estimación del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra global.....	70
Figura 5.7-Estimación del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área rural .....	71
Figura 5.8-Estimación del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área urbana .....	72
Figura 5.9-Magnitud de los parámetros estimados estandarizados del modelo de medición de la muestra global.....	80
Figura 5.10-Magnitud de los parámetros estimados estandarizados del modelo estructural de la muestra global.....	81
Figura 5.11-Efectos indirectos del entorno laboral (EL) (a) y situación socioeconómica (SS) (b) sobre los indicadores del contexto personal (CP) del modelo de la muestra global .....	83
Figura 5.12-Magnitud de los parámetros estimados estandarizados del modelo de medición de las muestras del área rural y urbana.....	84

Figura 5.13-Magnitud de los parámetros estimados estandarizados del modelo estructural de las muestras del área rural y urbana.....	86
Figura 5.14-Efectos indirectos del entorno laboral (EL) (a) y situación socioeconómica (SS) (b) sobre los indicadores del contexto personal (CP) de los modelos de las muestras del área rural y urbana .....	88

## LISTA DE TABLAS

Tabla 3.1-Símbolos utilizados en el diagrama del modelo.....	18
Tabla 3.2-Lista de términos utilizados en la representación matricial del SEM .....	20
Tabla 4.1-Lista de variables.....	27
Tabla 4.2-Características de las variables.....	27
Tabla 4.3-Número de datos faltantes por variable.....	29
Tabla 4.4-Número de datos faltantes por variable después de la imputación .....	30
Tabla 4.5-Interpretación del criterio de ajuste y de ajuste aceptable del modelo.....	55
Tabla 5.1-Pruebas KMO y de esfericidad de Bartlett.....	59
Tabla 5.2-EFA para 3 factores.....	60
Tabla 5.3-Resultado del EFA .....	61
Tabla 5.4-Estadísticos de bondad de ajuste del modelo CFA de la muestra global .....	65
Tabla 5.5-Estadísticos de bondad de ajuste del CFA de la muestra del área rural.....	66
Tabla 5.6-Estadísticos de bondad de ajuste del CFA de la muestra del área urbana.....	67
Tabla 5.7-Estadísticos de bondad de ajuste del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra global .....	70
Tabla 5.8-Estadísticos de bondad de ajuste del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área rural .....	71
Tabla 5.9-Estadísticos de bondad de ajuste del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área urbana .....	72
Tabla 5.10-Sistema de ecuaciones estructurales de la muestra global .....	73
Tabla 5.11-Sistema de ecuaciones estructurales de la muestra del área rural .....	74
Tabla 5.12-Sistema de ecuaciones estructurales de la muestra del área urbana.....	75

## LISTA DE ANEXOS

ANEXO A-Normalidad .....	96
ANEXO B-Correlaciones y pruebas estadísticas .....	98
ANEXO C-Resultados del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra global .....	101
ANEXO D-Resultados del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área rural .....	105
ANEXO E-Resultados del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área urbana .....	110

## LISTA DE ABREVIATURAS

SEM (Structural Equation Modeling):	Modelado de ecuaciones estructurales
EFA (Exploratory Factor Analysis):	Análisis factorial exploratorio
CFA (Confirmatory Factor Analysis):	Análisis factorial confirmatorio
SR (Structural Regression):	Regresión estructural
PA (Path Analysis):	Análisis de trayectorias
MR (Multiple Regression):	Regresión múltiple
LISREL (LInear Structural RELations):	Relaciones estructurales lineales
ULS (Unweighted Least Squares):	Mínimos cuadrados no ponderados
GLS (Generalized Least Squares):	Mínimos cuadrados generalizados
ML (Maximun Likelihood):	Máxima verosimilitud
WLS (Weghted Least Squares):	Mínimos cuadrados ponderados
$df_M$ (model degrees of freedom):	Grados de libertad del modelo
RMSEA (Root Mean Square Error of Aproximation):	Aproximación de la raíz cuadrada media del error
CFI (Comparative Fit Index):	Índice de ajuste comparativo
SRMR (Standardized Root Mean Square Residual):	Residual estandarizado de la raíz cuadrada media
GFI (Goodness of Fit Index):	Índice de bondad de ajuste
N (sample size):	Tamaño muestral (o tamaño de muestra)

## RESUMEN

Este proyecto de titulación tiene como objetivo presentar una visión general sobre la percepción del entorno sociodemográfico de los ecuatorianos a nivel: global, rural y urbano. Para tal objetivo se utilizará la técnica estadística multivariante del *modelado de ecuaciones estructurales* (SEM). El resultado de este trabajo permite evaluar la percepción mediante la estimación de las asociaciones entre variables observadas y latentes. Este modelo de ecuaciones estructurales puede ayudar a determinar los aspectos que tienen más impacto en la sociedad ecuatoriana.

Palabras clave: percepción, SEM, entorno sociodemográfico, asociaciones.

## **ABSTRACT**

This titling project aims to present an overview of the perception of the sociodemographic environment Ecuadorians level: global, rural and urban. To this purpose multivariate statistical technique of *structural equation modeling* (SEM) was used. The result of this work assesses the perception by estimating associations between observed and latent variables. This structural equation model can help identify areas that have more impact on Ecuadorian society.

Keywords: perception, SEM, sociodemographic environment, associations.

# CAPÍTULO 1

## INTRODUCCIÓN

### 1.1 ANTECEDENTES

El *modelado de ecuaciones estructurales* (SEM) es una colección de métodos estadísticos para modelar las relaciones multivariantes entre variables. También es denominado como análisis de la estructura de covarianza o modelado de ecuaciones simultáneas y es considerado una integración del análisis de regresión y del análisis factorial. Por otra parte, es un enfoque estadístico para probar las hipótesis acerca de las relaciones entre variables observadas y latentes (**MODELO HIPOTÉTICO**). Además, es una metodología que toma un enfoque confirmatorio (es decir, la comprobación de hipótesis) para el análisis de una teoría relacionada a algún fenómeno (**MODELO EMPÍRICO**) (Teo, Tsai, & Yang, 2013).

El desarrollo de los modelos que incorporan variables latentes y variables observadas se ha incrementado de forma considerable. En el contexto de la psicología, el SEM se aplica especialmente en los estudios de depresión en adolescentes, adicciones y problemas del comportamiento. En sociología, sus aplicaciones comprenden los estudios de la salud ocupacional, las redes sociales, los ambientes de trabajo, entre otros. En marketing, comprende el análisis de satisfacción del consumidor, beneficios de los medios de comunicación en los negocios, así como el diseño y desarrollo de nuevos productos. En lo concerniente a la investigación educativa, el SEM se aplica en estudios de motivación para la lectura y aprendizaje, en la utilización de nuevas tecnologías para la enseñanza, etc. En medicina se utilizan en estudios de trastornos del sueño, servicios de salud poblacional, epidemiología ambiental, por mencionar algunos (Manzano Patiño & Zamora Muñoz, 2009).

En particular, en el campo de la educación ha existido la preocupación por conocer los factores y/o variables que determinan el logro académico en los estudiantes. Los factores que influyen en el logro se enfocan hacia dos grandes grupos: personales y contextuales. Las variables personales son las que caracterizan al alumno como aprendiz; las contextuales se refieren al estatus social, familiar, económico y del entorno escolar donde se desarrolla el individuo. Los resultados destacan que el contexto socioeconómico y cultural son las principales explicaciones del desempeño académico. En general, se concluyó que el rendimiento académico se incrementa en la medida que el nivel económico y cultural es más alto (Reyes Carreto, Godínez Jaimes, Ariza Hernández, Sánchez Rosas, & Torreblanca Ignacio, 2014).

En este trabajo se propondrá un modelo de ecuaciones estructurales que sea análogo a los estudiados en educación, donde entre otros, se estudia los factores que influyen en el desempeño (o logro) académico de los estudiantes, que se mencionó anteriormente. Para esto se utilizará la información del INEC acerca de la percepción que tienen los ecuatorianos del entorno sociodemográfico, y partir de aquellos indicadores de interés presentes en la información disponible se extraerán los factores que permitan sugerir un modelo hipotético basado en las relaciones estructurales entre factores e indicadores. Las estimaciones de las relaciones especificadas en el modelo permitirán: cuantificar la percepción acerca del entorno sociodemográfico de los ecuatorianos; y, observar las discrepancias o similitudes entre el área rural y el área urbana, e inferir alguna información relevante que sea de interés para la implementación (o mejora) de políticas para el bienestar<sup>1</sup> de los habitantes.

## **1.2 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

---

<sup>1</sup> El bienestar hace referencia al conjunto de cosas necesarias para vivir bien, tales como: dinero (para satisfacer las necesidades materiales), salud, tiempo (para el descanso) y relaciones afectivas sanas son algunas de las cuestiones que hacen al bienestar de una persona.

La percepción que tienen los ecuatorianos del entorno en el cual se desenvuelven habitualmente depende de las circunstancias sociales. Es decir, la cultura de pertenencia, el grupo en el que se está inserto en la sociedad, la clase social a la que se pertenece, influyen sobre las formas cómo es concebida la realidad, las cuales son percibidas y reproducidas por los sujetos sociales. Por consiguiente, la percepción pone de manifiesto el orden y la significancia que la sociedad asigna al ambiente.

Los aspectos que requieren ser investigados son las asociaciones entre las variables latentes y medidas, que permitirán determinar las características existentes entre dichas variables.

Cada uno de los ecuatorianos tiene una percepción de su entorno que depende de factores como: clase social, nivel de educación, entre otros. Luego, a partir de la percepción del entorno sociodemográfico de los ecuatorianos, donde están involucradas variables latentes y medidas, se puede estimar cómo las políticas implementadas por las autoridades influyen en sus habitantes. La forma de modelar un fenómeno que requiere representar relaciones entre variables latentes y medidas es mediante un modelo de ecuaciones estructurales, que representan las relaciones hipotetizadas de causa y efecto.

### **1.3 OBJETIVO**

El objetivo del presente trabajo es proponer un modelo hipotético que explique las relaciones entre variables latentes y observadas, acerca de la percepción que tienen los ecuatorianos del entorno sociodemográfico en el que se desenvuelven habitualmente, lo cual permitirá: estimar el efecto directo, indirecto y total que puede tener una variable sobre otra; cuantificar las asociaciones entre las variables latentes y medidas, en función de las magnitudes de los parámetros estimados del modelo propuesto; y, analizar la percepción del área rural y urbana del Ecuador de forma independiente para observar diferencias.

## 1.4 JUSTIFICACIÓN

A partir de la base de datos: Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (2015), realizada por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC) e incluida en la categoría características sociodemográficas, se puede modelar un sistema de ecuaciones estructurales que combine los efectos directos, indirectos y totales entre las variables latentes y medidas que intervienen en el presente estudio, lo cual permitirá estimar las asociaciones existentes entre dichas variables e inferir alguna característica relevante que sea de interés para definir políticas que deberían ser implementadas por los organismos: cantonales, parroquiales, provinciales y nacionales para la aplicación de propuestas tendientes a mejorar la calidad de vida de los habitantes.

## 1.5 LÍMITES

- Una de las principales limitaciones del SEM es que carece de poder predictivo; sin embargo, es un procedimiento válido para seleccionar aquellas variables que guardan ciertas relaciones significativas (Alvarado Lagunas, Luyando Cuevas, & Picazzo Palencia, 2015).
- Se deben considerar todos los modelos como aproximaciones de la realidad. Las pruebas estadísticas solamente pueden refutar modelos; ellas nunca pueden probar un modelo o relaciones causales dentro de éste (Bollen, 1989).
- (Bollen, 1989) menciona que los modelos de ecuaciones estructurales no son creíbles porque a veces incorporan variables latentes. El supuesto es que las variables latentes son solamente un producto de la imaginación de los investigadores y por consiguiente no tienen validez científica.

- Además, se cree que los estimadores de los modelos de ecuaciones estructurales no tienen valor si las variables observadas no tienen una distribución multinormal (Bollen, 1989).

## **1.6 HIPÓTESIS**

Existen factores subyacentes en el conjunto de variables observadas, que son obtenidos mediante un análisis factorial exploratorio, y cuyas definiciones dependen de los indicadores asociados a cada factor. Además, entre los factores e indicadores existen relaciones de causalidad (o asociaciones), que determinarán el modelo hipotético para la validación a través de un modelo de ecuaciones estructurales.

## **1.7 CONTENIDO PORMENORIZADO**

El presente estudio está estructurado de la siguiente manera:

- Capítulo 2: Se mencionarán los términos necesarios para comprender e interpretar los modelos de ecuaciones estructurales.
- Capítulo 3: Se mencionará el programa que se utilizará para el modelado de ecuaciones estructurales; así, como la notación que éste utiliza.
- Capítulo 4: Se expone la preparación de datos para los análisis estadísticos: EFA, CFA y SEM. Además, se presentan las etapas del SEM, con sus respectivas teorías y criterios.
- Capítulo 5: Se realiza un EFA con la base de datos depurada en el capítulo 4. Luego se procede con las etapas de: especificación, identificación, estimación (previo a la estimación del SEM se determina si el modelo de medición es válido mediante el CFA) y análisis del modelo de ecuaciones estructurales.
- Capítulo 6: Se realiza las conclusiones y recomendaciones pertinentes de los resultados y discusiones del capítulo 5.

## **CAPÍTULO 2**

### **MARCO TEÓRICO**

#### **2.1 PERCEPCIÓN**

A continuación se presenta la noción de percepción según (Vargas Malgarejo, 1994).

##### **2.1.1 NATURALEZA DE LA PERCEPCIÓN**

La percepción depende de la ordenación, clasificación y elaboración de sistemas de categorías con los que se comparan los estímulos que el sujeto recibe, pues conforman los referentes perceptuales mediante los cuales se identifican las nuevas experiencias sensoriales transformándolas en eventos reconocibles y comprensibles dentro de la concepción colectiva de la realidad. Esto es, mediante los referentes aprendidos se conforman evidencias a partir de las cuales las sensaciones adquieren significado al ser interpretadas e identificadas como las características de las cosas, de acuerdo con las sensaciones de objetos o eventos conocidos con anterioridad. Este proceso de formación de estructuras perceptuales se realiza a través del aprendizaje mediante la socialización del individuo en el grupo del que forma parte, de manera implícita y simbólica en donde median las pautas ideológicas y culturales de la sociedad.

##### **2.1.2 PERSPECTIVA DE LA PERCEPCIÓN**

La percepción es el proceso cognitivo de la conciencia que consiste en el reconocimiento, interpretación y significación para la elaboración de juicios en torno a las sensaciones obtenidas del ambiente físico y social, en el que

intervienen otros procesos psíquicos entre los que se encuentran: el aprendizaje, la memoria y la simbolización.

La percepción no es un proceso lineal de estímulo y respuesta sobre un sujeto pasivo, sino que, por el contrario, están de por medio una serie de procesos en constante interacción, donde el individuo y la sociedad tienen un papel activo en la conformación de percepciones particulares en cada grupo social.

En el proceso de percepción se ponen en juego referentes ideológicos y culturales que reproducen y explican la realidad, y que son aplicados a las distintas experiencias cotidianas para ordenarlas y transformarlas.

La manera de clasificar lo percibido es moldeada por las circunstancias sociales. La cultura de pertenencia, el grupo en el que se está inserto en la sociedad, la clase social a la que se pertenece, influyen sobre las formas como es concebida la realidad, las cuales son aprendidas y reproducidas por los sujetos sociales. Por consiguiente, la percepción pone de manifiesto el orden y la significancia que la sociedad asigna al ambiente.

A través de la vivencia, la percepción atribuye características cualitativas a los objetos o circunstancias del entorno, mediante referentes que se elaboran desde sistemas culturales e ideológicos específicos, contruidos y reconstruidos por el grupo social, lo cual permite generar evidencias sobre la realidad.

### **2.1.3 FRONTERAS DE LA PERSPECTIVA DE LA PERCEPCIÓN**

La percepción ofrece la materia prima sobre la cual se conforman las evidencias, de acuerdo con las estructuras significantes<sup>1</sup> que se expresan como formulaciones culturales que se refieren de modo general a una característica o a un conjunto de características que implícitamente demarcan la inclusión de

---

<sup>1</sup> Las estructuras significantes hacen referencia a los elementos sobre los que se clasifican las experiencias sensoriales y se organiza el entorno percibido.

determinado tipo de cualidades y con ellas se identifican los componentes cualitativos de los objetos.

Los diferentes niveles de evaluación de la realidad social (entre los que se encuentran la percepción) están en constante interacción pues proporcionan los elementos analíticos para evaluar la realidad, cuya cualificación pone en juego simultáneamente estos niveles.

## **2.2 INDICADORES SOCIALES**

En esta sección se presenta una síntesis de los indicadores sociales de acuerdo al (Ministerio Coordinador del Desarrollo Social, 2016).

Los indicadores sociales son estadísticas con un significado y, frecuentemente, con un mensaje. Revelan la realidad detrás de los números. Al develar las diferencias o disparidades en esa realidad, pueden convertirse en herramientas útiles para diagnosticar las desigualdades y seguir el proceso de su erradicación.

Los indicadores sociales, son medidas pensadas para reflejar cómo viven las personas. Ejemplos de éstos son el número de niños que vive en la pobreza, la frecuencia de muertes y sus causas, la distribución de los ingresos entre los hogares, el rendimiento de los alumnos/as en sus estudios o la distribución en la remuneración laboral que sufren las mujeres.

Un indicador es un síntoma o aproximación a un fenómeno. El distintivo de los indicadores sociales es la búsqueda de señales para mirar los resultados de la política y de la acción social. En otras palabras, se trata de instrumentos para verificar y evaluar los resultados del desarrollo. La función principal de los indicadores sociales es la medición del grado y distribución del “bienestar”. Este concepto y otros afines –“calidad de vida”, “condiciones de vida”, “desarrollo humano”, “ciudadanía”– denotan el resultado de la interacción entre las

condiciones sociales, políticas, económicas y ecológicas que afectan a individuos y colectividades.

Otra característica común a los indicadores es su intención de resumir un gran cúmulo de datos cuantitativos o estadísticas. La medición social a través de censos, encuestas o inventarios clasifica las características o atributos de las personas, grupos u organizaciones. Las estadísticas resultantes describen a las poblaciones. La construcción de indicadores implica, a su vez, resumir esas estadísticas en una medida simple que pueda dar una indicación del cambio en el tiempo de la condición observada. En otras palabras, los indicadores son el resultado de una selección y elaboración específica e intencionada de las estadísticas disponibles.

De una u otra manera, los indicadores apuntan a problemas sociales –esto es, a cuán bien funcionan las instituciones– y a sus soluciones –las políticas y programas de intervención–. En este sentido, los indicadores son políticos: los valores y metas colectivas orientan su definición. Por esta razón, los indicadores pueden ser “objetivos” (o cuantitativos) o “subjetivos” (o “cualitativos”). Los primeros miden cuán cerca o lejos las condiciones de vida de las personas están de las metas o normas establecidas. Los segundos asumen que el bienestar es una experiencia subjetiva de los individuos y que, por tanto, debe medirse a base de sus propios juicios u opiniones. Los dos tipos de indicadores son complementarios y ambos son necesarios para el análisis del bienestar.

Existen diversos intereses y orientaciones en torno al uso sistemático y práctico de las estadísticas sociales. Ningún indicador es mejor que otro. De manera general, se elabora indicadores para:

- i. El **análisis social**, esto es, para explorar la relación entre la situación de vida de la población y las causas sociales y económicas que la determinan;

- ii. La **intervención social**, es decir, para definir objetivos de políticas y metas de programas que promueven el desarrollo y el bienestar y, en general, evaluar los efectos de la acción social intencionada; y
- iii. La **descripción de la situación de grupos específicos**, principalmente, de aquellos que se ven afectados por desigualdades sociales y prácticas discriminatorias y, así, contribuir a promover la igualdad de oportunidades.

## 2.3 VARIABLES LATENTES Y OBSERVADAS

En esta sección se expone la información extraída de (Monroy Cazorla, Vidal Uribe, & Saade Hazin, 2010) y (Herrera Ortiz, García Pinzón, Monroy Cazorla, & Pérez Muñoz, 2010) acerca de las variables latentes y observadas que se utilizarán en el presente estudio.

Las variables que no pueden ser medidas directamente se les denomina *variables latentes (constructos o factores)* y su valor depende de las variables observadas. Las *variables observadas (variables manifiestas, variables medidas, variables indicatoras, o indicadores)* pueden ser medidas a través de instrumentos como: las preguntas de una encuesta, los reactivos de un examen o las observaciones directas que se realicen del comportamiento de los individuos (como los registros que reportan el tiempo que duró una conducta o la frecuencia con la que ésta se presentó en un lapso determinado).

Los análisis en los que se incorporan variables latentes tienen como finalidad detectar si las relaciones entre las variables manifiestas (dependientes) pueden ser explicadas por una o más variables latentes. De esta forma, los análisis de este tipo reducen el número de variables de un estudio y definen las relaciones entre las variables observadas.

Una variable latente explica las relaciones que mantienen las variables observadas, de forma que representa la fuente o causa “verdadera” de la

asociación. Si una variable puede ser caracterizada, entonces al controlarla se desvanecerá la asociación entre las variables observadas.

De forma muy general, el fenómeno o constructo que subyace a las respuestas de una escala es denominado variable latente. El supuesto es que existe una relación entre la variable latente y los indicadores, de tal modo que la variable es la causa de que los indicadores tomen ciertos valores, que representa la fuerza o cantidad de aquella variable.

Las variables latentes también se pueden definir como variables que representan conceptos y de las cuales se obtiene un indicador (como mínimo) para poder medirlas. La importancia del indicador proviene de lo que revela acerca de la variable latente. En general, el indicador nos señala la magnitud de la variable latente en un individuo.

Se acostumbra a referirse a las variables latentes como aquellas variables que no aparecen en un conjunto de datos, pero que se encuentran en un modelo para explicar las relaciones que ocurren en ese conjunto.

La definición de una variable latente involucra diversos aspectos: son entidades hipotéticas que sirven para representar un conjunto de observaciones *reales*, no se pueden observar directamente y, desde un punto de vista estadístico, han sido definidas como dispositivos para reducir datos. La variable latente es una forma conveniente de resumir varios factores en un número menor. Lo anterior es el objetivo descriptivo fundamental de las variables latentes.

Desde el punto de vista del análisis estadístico, uno de los aspectos sustanciales es constatar si las variables o preguntas que conforman una variable latente presentan una relación significativa de asociación entre sí. Si este es el caso, se tendría la garantía de que las preguntas miden algo homogéneo, lo cual debiera ser la variable latente que se quiere evaluar. Otra forma de expresarlo es que deberá evaluarse la dimensionalidad de la variable latente, revisando los

indicadores de una escala para verificar si están midiendo una sola variable o más.

### **2.3.1 PROPIEDADES DE LAS VARIABLES LATENTES**

Las variables latentes son consideradas en algunos casos como factores o construcciones hipotéticas. Con otro enfoque, las variables latentes pueden ser consideradas entidades “reales”. La distinción es importante debido a que el tratamiento estadístico que se les da a las variables cambia según sea concebida la variable latente.

Para que una variable latente sea considerada como tal, se deben tomar en cuenta las siguientes características: independencia local, función no determinista de las variables observadas, monotonidad y unidimensionalidad.

#### **2.3.1.1 Independencia local**

La independencia local asume que –dada una variable latente– la probabilidad de la respuesta a una pregunta determinada es localmente independiente de las respuestas a las demás preguntas utilizadas en una escala. Por ende, la probabilidad de que un sustentante conteste afirmativamente a la pregunta de si tiene un objeto  $x$ , debe ser independiente a que conteste afirmativamente a la pregunta de si tiene un objeto  $y$ . Si existe una dependencia entre esas preguntas, la relación deberá ser totalmente explicada por la variable latente. Por consiguiente, sin tomar en cuenta a la variable latente, las dos preguntas deben ser totalmente independientes. Lo anterior implica que la probabilidad de respuesta positiva de un individuo a un conjunto de preguntas es igual al producto de las probabilidades marginales de que responda positivamente a cada una de ellas. Por lo tanto, la relación estadística entre las preguntas debe desaparecer si se controla el efecto de la variable latente.

### 2.3.1.2 Función no determinista de las variables observadas

La variable latente es una función no determinista de las variables observadas a partir de las cuales se está tratando de hacer su medición. Por ello se puede estimar o predecir el valor de la variable latente para un sustentante, pero no se puede tener la certeza de que es el valor *real* de un sustentante en la variable latente. Lo anterior es fácilmente observable; por ejemplo, si se cambiase la definición conceptual de la variable latente y, por ende, se midiera con otras preguntas a un sustentante, muy probablemente su valor en la variable cambiaría.

### 2.3.1.3 Monotonicidad

La monotonicidad hace referencia a que cuanto más elevado es el nivel de un individuo en una variable latente, mayor será la probabilidad de que responda a las opciones que corresponden a un mayor puntaje de esta variable.

### 2.3.1.4 Unidimensionalidad

La unidimensionalidad establece que existe un factor único que explica las respuestas de los sustentantes a las preguntas; este factor debe ser la variable latente que se pretende cuantificar a partir de las respuestas a las preguntas.

Por otra parte, se debe hacer una distinción entre las variables latentes a *posteriori* y las variables latentes a *priori*. En el primer caso se hace referencia a una variable que se deriva de un conjunto de datos; en el segundo caso se hace referencia a una variable que se ha planteado antes de que se examinen los datos. Lo anterior se refleja en el momento de realizar un análisis factorial para probar la unidimensionalidad de las preguntas. El análisis factorial puede ser exploratorio o confirmatorio. En los análisis factoriales exploratorios, los factores son extraídos de los datos, sin especificar un patrón entre las variables observadas y la variable latente. En los análisis factoriales confirmatorios se debe

especificar el número de factores y el grado de asociación entre las preguntas que conforman un factor, antes de que se analicen los datos.

Finalmente, es importante tener claro si la variable latente causa las variables observadas o si las variables observadas forman la variable latente. En el caso particular de las variables de los cuestionarios de contexto, se considera que las variables latentes son la causa de las variables observadas.

## **2.4 ESCALAS DE MEDICIÓN**

En esta sección se presenta los distintos tipos de escalas de medición según (Hair J. F., 2009). La medición es importante en la representación precisa del concepto de interés y es fundamental en la selección del método multivariante de análisis apropiado. Los datos pueden ser clasificados en una de las dos categorías: no métricos (cualitativos) y métricos (cuantitativos), basado en el tipo de atributos o características que representen.

### **2.4.1 ESCALAS DE MEDICIÓN NO MÉTRICAS**

Los datos cualitativos describen la diferencia en el tipo o la clase por medio de la presencia o ausencia de una característica o propiedad. Estas propiedades son discretas en el sentido de que al tener una característica particular, todas las otras características son excluidas. La medición cualitativa se puede hacer con una escala nominal u ordinal.

#### **1.1.1.1 Escala nominal**

Una escala nominal asigna números como una manera de etiquetar o identificar sujetos u objetos. Los números asignados a los objetos no tienen significado cuantitativo más allá de indicar la presencia o ausencia del atributo o característica bajo investigación. Por consiguiente, la escala nominal, también

conocida como escala categórica, sólo puede proporcionar el número de ocurrencias de cada clase o categoría de la variable en estudio.

Los datos nominales sólo representan categorías o clases y no implican cantidades de un atributo o característica.

#### **1.1.1.2 Escala ordinal**

En el caso de escalas ordinales, las variables pueden ser ordenadas o clasificadas en relación a la cantidad de atributos poseídos. Cada sujeto u objeto puede ser comparado con otro en términos de una relación “mayor que” o “menor que”. Sin embargo, los números utilizados en las escalas ordinales no son cuantitativos porque solamente indican las posiciones relativas en una serie ordenada. Las escalas ordinales no proporcionan la medida de la cantidad en términos absolutos, solamente el orden de los valores. Se conoce el orden, pero no la cantidad de diferencia entre los valores.

En muchas instancias se puede utilizar la medida ordinal, pero en el análisis no se puede efectuar ninguna operación aritmética (no existe: suma, promedio, multiplicación o división, etc.).

#### **2.4.2 ESCALAS DE MEDICIÓN MÉTRICAS**

En contraste a los datos no métricos, los datos métricos son utilizados cuando los sujetos difieren en cantidad o grado sobre un atributo particular. Las variables medidas métricamente reflejan la cantidad relativa o grado y son apropiados para los atributos que implican cantidad o magnitud, tal como el nivel de satisfacción o compromiso con un trabajo. Las dos escalas de medición métricas son las escalas de intervalo y de razón.

#### **1.1.1.3 Escala de intervalo**

Las escalas de intervalo y razón (ambas métricas) proporcionan el nivel de precisión más alta de medición, permitiendo casi cualquier operación matemática. Estas dos escalas tienen unidades constantes de medición, así las diferencias entre cualquier dos puntos adyacentes sobre cualquier parte de la escala son iguales.

La única diferencia real entre las escalas de intervalo y de razón es que la escala de intervalo utiliza un cero arbitrario, mientras que la escala de razón incluye un cero absoluto.

#### **1.1.1.4 Escala de razón**

La escala de razón representa la forma de precisión más alta de medición porque posee las ventajas de todas escalas inferiores más un cero absoluto. Todas las operaciones matemáticas son permisibles con la medición de escalas de razón.

## CAPÍTULO 3

### COMPONENTES PARA EL SEM

En el presente capítulo se mencionan los componentes para el SEM, que son: el programa a utilizarse, los símbolos utilizados en el diagrama del modelo, la notación básica (matricial y paramétrica); y, la estimación de la matriz de covarianzas para comprobar el ajuste del modelo de ecuaciones estructurales a los datos.

#### 3.1 PROGRAMA

LISREL es el programa que se utilizará para el SEM; y, para la filtración de datos. Éste es un conjunto integrado de programas para todas las etapas del análisis, desde la ingreso de datos hasta el análisis de datos exploratorios para la evaluación de un amplio rango de modelos de ecuaciones estructurales. PRELIS que está incluido en LISREL, prepara el archivo de datos y los resúmenes matriciales para el análisis en LISREL u otro programa. En PRELIS están disponibles muchos análisis de datos multivariantes y opciones de resúmenes, incluyendo la imputación basado en el modelo de datos faltantes. Además, el programa PRELIS puede calcular las correlaciones policóricas y poliseriales<sup>1</sup> (Kline, 2010).

El otro lenguaje de programación de LISREL es SIMPLIS. La programación en SIMPLIS requiere nombrar las variables observadas y latentes (pero no los términos de error) y especificar las trayectorias con declaraciones de tipo ecuación. Los términos residuales son automáticamente especificados cuando se utiliza SIMPLIS, lo cual es conveniente (Kline, 2010).

---

<sup>1</sup> La correlación policórica y poliserial es la correlación entre: dos variables ordinales, y una variable continua y una variable ordinal, respectivamente.

### 3.2 SÍMBOLOS UTILIZADOS EN EL DIAGRAMA DEL MODELO

A continuación se presentan los símbolos que se utilizan para representar las variables y parámetros<sup>2</sup> en LISREL.

**Tabla 3.1**-Símbolos utilizados en el diagrama del modelo

COMPONENTE EN EL DIAGRAMA DEL MODELO			SÍMBOLO
Variable	latente	dependiente	
		independiente	
	observada	dependiente	
		independiente	
Covarianza (solución no estandarizada) o correlación (solución estandarizada)			
Efecto directo			
Error de medición			
Varianza de una variable exógena			

La estimación del parámetro correspondiente al símbolo , representa una asociación sin analizar, en el sentido de que no se plantea ninguna predicción acerca de por qué las dos variables exógenas covarían (por ejemplo, ¿uno causa el otro? – ¿tienen una causa común?). La estimación correspondiente al parámetro asociado al símbolo , representan cargas factoriales para la asociación entre un factor y un indicador; en cambio, representan los coeficientes estructurales para las asociaciones entre los factores. La estimación

<sup>2</sup> Un parámetro es la representación numérica de alguna característica de una población. En el modelo de ecuaciones estructurales, las relaciones son las características de interés para los que los procedimientos del modelado generará estimaciones. Los parámetros son características numéricas de las relaciones en el modelo de ecuaciones estructurales, similar a los coeficientes de regresión en MR.

correspondiente al error de medición  $\rightarrow$ , representa la varianza específica conocida como especificidad y que es la varianza no explicada por los factores comunes; en contraste, uno menos la varianza específica es la varianza común, denominada como la comunalidad (en el presente estudio corresponde a  $R^2$ , que es la correlación múltiple al cuadrado) de la variable observada y que representa la varianza de la variable manifiesta que es explicada por los factores comunes. La estimación del parámetro asociado al símbolo  $\rightarrow$ , representa la varianza de una variable exógena. Puesto que las causas de las variables exógenas no son representadas en el diagrama del modelo, las variables exógenas son consideradas libres para variar y covariar, los símbolos  $\rightarrow$  y  $\curvearrowright$  reflejan estas suposiciones, respectivamente. Específicamente, el símbolo  $\curvearrowright$  conectará todo par de variables exógenas observadas o latentes, y el símbolo  $\rightarrow$  estará junto a toda variable exógena observada o latente en el simbolismo LISREL (Kline, 2010).

Las variables dependientes (respuestas, criterios) en el modelo del diagrama, se los denomina como variables endógenas. A diferencia de las variables exógenas, las presuntas causas de las variables endógenas son explícitamente representadas en el modelo. En consecuencia, las variables endógenas no son libres para variar o covariar. Esto significa que en el diagrama del modelo el símbolo para una asociación no analizada, o  $\curvearrowright$ , no conectará directamente dos variables endógenas diferentes, y el símbolo para una varianza  $\rightarrow$  no estará junto a ninguna variable endógena (Kline, 2010).

Los parámetros del modelo en el simbolismo LISREL son representados con los tres símbolos:  $\rightarrow$ ,  $\curvearrowright$ ,  $\rightarrow$ ; y, la cantidad de dichos símbolos determina el número de parámetros del modelo que serán estimados.

### 3.3 NOTACIÓN BÁSICA

### 3.3.1 REPRESENTACIÓN MATRICIAL

Ahora, se considera la notación técnica matricial asociada con el SEM. El modelo estructural es escrito en términos de la siguiente ecuación matricial:

$$\boldsymbol{\eta} = \mathbf{B}\boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\zeta} \quad (3.1)$$

Además, los modelos de medición son escritos en el siguiente conjunto de ecuaciones matriciales:

$$\mathbf{y} = \boldsymbol{\Lambda}_y\boldsymbol{\eta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad (3.2)$$

para las variables latentes dependientes,  $y$

$$\mathbf{x} = \boldsymbol{\Lambda}_x\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\delta} \quad (3.3)$$

para las variables latentes independientes (Schumacker & Lomax, 2010). Los términos en estos modelos son definidos en la tabla 3.2:

**Tabla 3.2**-Lista de términos utilizados en la representación matricial del SEM

TÉRMINO	DESCRIPCIÓN
$y$	Vector de respuestas observadas o variables respuestas.
$x$	Vector de predictores, covariables o variables de entrada.
$\boldsymbol{\eta}$	Vector aleatorio de variables latentes dependientes o endógenas.
$\boldsymbol{\xi}$	Vector aleatorio de variables latentes independientes o exógenas.
$\boldsymbol{\varepsilon}$	Vector de los errores de medición en $y$ .
$\boldsymbol{\delta}$	Vector de los errores de medición en $x$ .
$\boldsymbol{\Lambda}_y$	Matriz de coeficientes de la regresión de $y$ sobre $\boldsymbol{\eta}$ .
$\boldsymbol{\Lambda}_x$	Matriz de coeficientes de la regresión de $x$ sobre $\boldsymbol{\xi}$ .
$\boldsymbol{\Gamma}$	Matriz de coeficientes de las variables $\boldsymbol{\xi}$ en la relación estructural
$\mathbf{B}$	Matriz de coeficientes de las variables $\boldsymbol{\eta}$ en la relación estructural. $\mathbf{B}$ tiene ceros en la diagonal y es necesario que $\mathbf{I} - \mathbf{B}$ sea no singular.

$\zeta$	Vector de errores (perturbaciones aleatorias) de la ecuación en la relación estructural entre $\eta$ y $\xi$ .
---------	--

### 3.3.1.1 Suposiciones

- $\zeta$  no está correlacionado con  $\xi$
- $\epsilon$  no está correlacionado con  $\eta$
- $\delta$  no está correlacionado con  $\xi$
- $\zeta$  no está correlacionado con  $\epsilon$  y  $\delta$
- $\mathbf{I} - \mathbf{B}$  es no singular.

Además de la representación matricial, existe la representación paramétrica, que se menciona a continuación.

### 3.3.1.2 Clasificación de variables

De acuerdo a (Jöreskog & Sörbom, 1993), LISREL clasifica las variables observadas y latentes como sigue:

- Variables Eta ( $\eta$ ). Son las variables latentes dependientes.
- Variables Ksi ( $\xi$ ). Son las restantes variables latentes en el modelo; es decir, las variables latentes independientes.
- Variables Y. Son las variables observadas que dependen de las variables Eta.
- Variables X. Son las variables observadas que dependen de las variables Ksi.
- Variables Zeta ( $\zeta$ ). Son los términos de error en las ecuaciones estructurales.
- Variables Épsilon ( $\epsilon$ ). Son los errores de medición en las variables Y.
- Variables Delta ( $\delta$ ). Son los errores de medición en las variables X.
- Parámetro BETA ( $\beta$ ). Es una trayectoria desde una variable Eta a otra variable Eta.

- Parámetro GAMMA ( $\gamma$ ). Es una trayectoria desde una variable Ksi a una variable Eta.
- Parámetro LAMBDA Y (LY o  $\lambda^{(y)}$ ). Es una trayectoria desde una variable Eta a una variable Y.
- Parámetro LAMBDA X (LX o  $\lambda^{(x)}$ ). Es una trayectoria desde una variable Ksi a una variable X.

### 3.3.1.3 Matriz de parámetros

Cada una de las flechas unidireccionales en el diagrama de trayectorias representa un parámetro o coeficiente. Dependiendo de dónde viene la flecha o a dónde va, estos parámetros tienen diferentes nombres que corresponden a caracteres griegos. La notación matemática griega es dada entre paréntesis.

Cada parámetro tiene dos subíndices, el primero es el índice de la variable a la cual va la trayectoria y el segundo es el índice de la variable desde la que viene la trayectoria. En general, BETA (I,J) ( $\beta_{ij}$ ) corresponde a la trayectoria desde Eta- $j$  ( $\eta_j$ ) hasta Eta- $i$  ( $\eta_i$ ) y GAMMA(K,L) ( $\gamma_{kl}$ ) corresponde a la trayectoria desde Ksi- $l$  ( $\xi_l$ ) hasta Eta- $k$  ( $\eta_k$ ). Además, LY(I,J) ( $\lambda_{ij}^{(y)}$ ) representa la trayectoria desde Eta- $j$  ( $\eta_j$ ) hasta Y- $i$  y LX(K,L) ( $\lambda_{kl}^{(x)}$ ) representa la trayectoria desde Ksi- $l$  ( $\xi_l$ ) hasta X- $k$  (Jöreskog & Sörbom, 1993).

- BETA(I,J) ( $\beta_{ij}$ ). Corresponde a la trayectoria desde Eta- $j$  ( $\eta_j$ ) hasta Eta- $i$  ( $\eta_i$ ).
- GAMMA(K,L) ( $\gamma_{kl}$ ). Corresponde a la trayectoria desde Ksi- $l$  ( $\xi_l$ ) hasta Eta- $k$  ( $\eta_k$ ).

Adicionalmente, las matrices de covarianzas de las variables: Ksi, Zeta, Épsilon y Delta; y, la matriz de covarianzas entre las variables Delta y Épsilon, son denominadas PHI( $\Phi$ ), PSI( $\Psi$ ), THETA-EPS( $\theta_\epsilon$ ), THETA-DELTA( $\theta_\delta$ ) y THETA-DELTA-EPS( $\theta_{\delta\epsilon}$ ), respectivamente. Los elementos de PHI son las varianzas y

covarianzas de las variables latentes independientes. Los elementos de la diagonal de PSI, THETA-EPS y THETA-DELTA son las varianzas de los distintos términos de error, esto es, las varianzas de las variables Zeta, Épsilon y Delta, correspondientemente. Los elementos fuera de la diagonal en estas matrices representan la covarianza de los errores y corresponde a una flecha bidireccional en el diagrama de trayectorias. Los elementos en THETA-DELTA-EPS representan las covarianzas entre los errores de medición en las variables X e Y, es decir, entre las variables Delta y Épsilon (Jöreskog & Sörbom, 1993).

### 3.3.2 MATRIZ DE COVARIANZAS

De las anteriores matrices se puede generar una matriz de covarianzas que el modelo global pronostica, y que es denotada por  $\hat{\Sigma}$  (Schumacker & Lomax, 2010). Formalmente,  $\hat{\Sigma}$  está compuesta de cuatro submatrices como se muestra a continuación:

$$\hat{\Sigma} \stackrel{\text{def}}{=} \begin{pmatrix} \hat{\Sigma}_{yy} & \hat{\Sigma}_{yx} \\ \hat{\Sigma}_{xy} & \hat{\Sigma}_{xx} \end{pmatrix}. \quad (3.4)$$

Ahora, se considera la submatriz en la parte superior izquierda de  $\hat{\Sigma}$ . Ésta trata con los términos de covarianzas entre las variables  $y$ , y en términos del modelo propuesto puede ser escrito como:

$$\hat{\Sigma}_{yy} = \hat{\Lambda}_y \left[ (I - \hat{B})^{-1} (\hat{\Gamma} \hat{\Phi} \hat{\Gamma}^t + \hat{\Psi}) (I - \hat{B}^t)^{-1} \right] \hat{\Lambda}_y^t + \hat{\Theta}_\varepsilon. \quad (3.5)$$

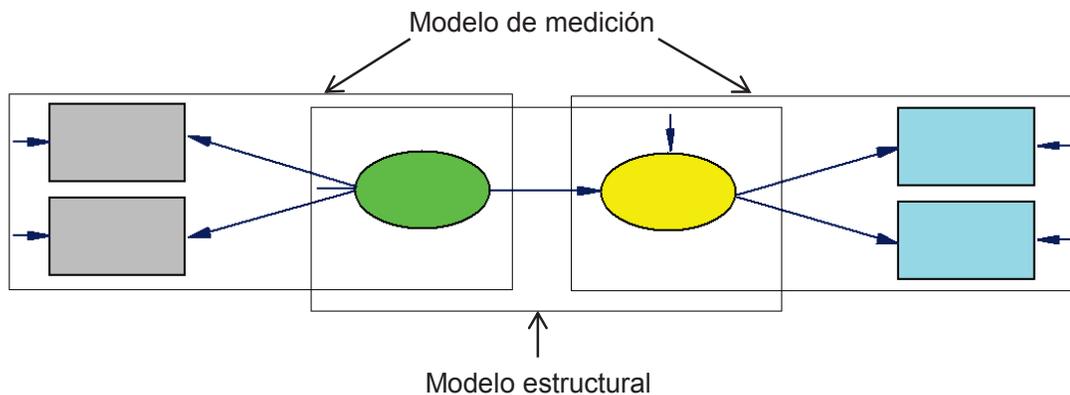
Considerando a continuación la submatriz en la parte inferior derecha de  $\hat{\Sigma}$ . Ésta trata con los términos de covarianzas entre las variables  $x$  y en términos del modelo propuesto puede ser escrito como:

$$\hat{\Sigma}_{xx} = \hat{\Lambda}_x \hat{\Phi} \hat{\Lambda}_x^t + \hat{\Theta}_\delta. \quad (3.6)$$

Finalmente, si se considera la submatriz en la parte inferior izquierda de  $\hat{\Sigma}$ . Ésta trata con los términos de covarianzas entre la variable  $x$  e  $y$ , y en términos del modelo propuesto puede ser escrito como:

$$\hat{\Sigma}_{xy} = \hat{\Lambda}_x \hat{\Phi} \hat{\Gamma}^t (I - \hat{B}^t)^{-1} \hat{\Lambda}_y^t. \quad (3.7)$$

### 3.4 DIAGRAMA GENERAL DEL MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES



**Figura 3.1**-Diagrama general del modelo de ecuaciones estructurales

Un modelo de ecuaciones estructurales está integrado de un modelo de medición y de un modelo estructural como se muestra en la figura 3.1 (Hair, M. Hult, Ringle, & Sarstedt, 2014). Donde:

- i. *El modelo de medición.* Es un conjunto de relaciones entre los constructos latentes y sus indicadores observables o respuestas. Las relaciones entre indicadores y factores se denominan cargas factoriales o coeficientes del modelo, que son representadas con la letra griega  $\lambda$ .
- ii. *El modelo estructural.* Es un conjunto de uno o más relaciones de dependencia que enlaza los constructos del modelo hipotetizado. Las relaciones entre los constructos se denominan coeficientes estructurales o de trayectorias;  $\gamma$ , se los representa con:  $\beta$  (efecto directo) si los dos constructos son dependientes,  $\gamma$  (efecto directo) si un

factor es independiente y el otro dependiente,  $\phi$  (correlación) si los dos factores son independientes y  $\psi$  (correlación) si los dos constructos son dependientes.

## CAPÍTULO 4

### METODOLOGÍA

#### 4.1 PREPARACIÓN DE DATOS

A continuación se verifican (o realizan) los procesos previos a los análisis estadísticos: EFA, CFA y SEM.

##### 4.1.1 RECOLECCIÓN DE DATOS

La Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo (ENEMDU) investiga la sección de autopercepción de los hogares semestralmente desde 2010, con el objetivo de medir la percepción de las personas en diversos ámbitos de su vida cotidiana y estos son estados o situaciones que pueden causar en las personas motivos de felicidad y de infelicidad; también buscan medir la percepción de las personas acerca de su nivel de pobreza y la opinión acerca del ingreso que percibe el hogar.

Al momento de realizar el presente estudio se utilizó la base de datos: Encuesta Nacional de Empleo, Desempleo y Subempleo<sup>1</sup>, que pertenece a la categoría *características sociodemográficas* del Banco de Información del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC). El tamaño de la muestra es de 30410 casos, de los cuales 18510 casos corresponden al área urbana y 11900 casos corresponden al área rural.

De las 41 variables presentes en la base de datos original se escogerán las variables más relevantes, las cuales son de interés para el presente estudio, que

---

<sup>1</sup> Este archivo está disponible en el siguiente link: [www.ecuadorencifras.gob.ec/banco-de-informacion/](http://www.ecuadorencifras.gob.ec/banco-de-informacion/)

están relacionadas a la percepción del entorno sociodemográfico ecuatoriano. Éstas se muestran en la tabla 4.1.

**Tabla 4.1**-Lista de variables

<b>VARIABLE</b>	<b>PREGUNTA (CLAVE)</b>
AP01A	¿Cómo se siente con su profesión? (PROF)
AP01B	¿Cómo se siente con su trabajo? (TRAB)
AP01C	¿Cómo se siente con su situación financiera? (SIT_FIN)
AP01D	¿Cómo se siente con su estado de salud? (EST_SAL)
AP01E	¿Cómo se siente con su vivienda? (VIV)
AP01F	¿Cómo se siente con su tiempo libre? (TIEM_LIB)
AP01G	¿Cómo se siente con su familia? (FAM)
AP01H	¿Cómo se siente con su educación? (EDUC)
AP01I	¿Cómo se siente con su medio ambiente? (MED_AMB)
AP01J	¿Cómo se siente con su vida social? (VID_SOC)
AP01K	¿Cómo se siente con su estado civil? (EST_CIV)
AP01L	¿Cómo se siente con su comunidad? (COM)
AP01M	¿Cómo se siente con el gobierno? (GOB)
AP01N	¿Cómo se siente con su vida? (VID)
AP02	¿Considera que su hogar es pobre? (H_P)
AP03	Nivel de pobreza (NIV_POB)
AP04	Ingreso mensual mínimo que necesita el hogar (IN_ME_MI)
AP05	Cómo considera su ingreso mensual actual (IN_ME_AC)

Por fines explicativos se utilizará la clave de cada variable (situada junto a cada pregunta entre paréntesis) en vez de la designación original (la primera columna de la tabla 4.1). Además, en la tabla 4.2 se consideran las características de las variables, donde el signo (–) significa que está excluida la característica (tipo de variable, representación del dato faltante, n° de niveles, o significado de los niveles) en la(s) variable(s) analizada(s).

**Tabla 4.2**-Características de las variables

VARIABLE	TIPO DE VARIABLE	REPRESENTACIÓN DEL DATO FALTANTE (SIGNIFICADO)	Nº DE NIVELES	SIGNIFICADO DE LOS NIVELES
PROF-VID	Ordinal	99 (No informa)	11 (incluido el cero)	0: Totalmente infeliz 10: Totalmente feliz
H_P	Nominal	–	2	1: Hogar pobre 2: Hogar no pobre
NIV_POB	Ordinal	99 (No informa)	11 (incluido el cero)	0: Más pobres 10: Más ricos
IN_ME_MI	Continua	99999 (No informa)	–	–
IN_ME_AC	Ordinal	–	–	1: Muy malo 2: Malo 3: Insuficiente 4: Suficiente 5: Bueno 6: Muy bueno

Debido a que el programa LISREL trabaja solamente con variables ordinales y continuas, es necesario transformar la variable nominal H\_P en una variable numérica, para esto se procede como sigue: Si una variable nominal posee  $k$  categorías (niveles o clases), entonces se la puede representar mediante  $k - 1$  variables dummy<sup>2</sup>, las cuales son variables numéricas (Hair J. F., 2009). Luego, como la variable nominal H\_P posee dos categorías, entonces se crea la variable dummy H\_POB definida de la siguiente manera:

$$H\_POB := \begin{cases} 1, & \text{si el hogar es pobre} \\ 0, & \text{caso contrario} \end{cases},$$

<sup>2</sup> Una variable dummy es una variable dicotómica que representa una categoría de una variable nominal.

para los análisis posteriores, la variable dicotómica H\_POB sustituirá a la variable nominal H\_P.

#### 4.1.2 FILTRACIÓN DE DATOS

Previo a los análisis estadísticos se realizará la filtración de datos, lo cual ayudará a garantizar la integridad de los datos. Esto consiste en la comprobación de errores en los datos y la corrección o eliminación de estos errores.

##### 4.1.2.1 Colinealidad

Para determinar si existe colinealidad entre las variables en consideración se calcula el número de condición asociada a la matriz de correlación  $\mathbf{R}$ , denotado como  $\kappa(\mathbf{R})^3$ ; así, se tiene que:

$$\kappa(\mathbf{R}) = \sqrt{\frac{7,081}{0,225}} = 5,609 < 10 \Rightarrow \text{la matriz } \mathbf{R} \text{ está bien definida,}$$

por tanto, no existen variables redundantes, como lo confirma el ANEXO B, pues  $r_{ij} \ll 1, \forall i \neq j$ .

##### 4.1.2.2 Datos faltantes

En la tabla 4.3 se muestra el número de datos faltantes por variable:

**Tabla 4.3**-Número de datos faltantes por variable

---

<sup>3</sup>  $\kappa(\mathbf{R}) := \sqrt{\frac{\max_i\{\lambda_i\}}{\min_i\{\lambda_i\}}} \geq 1$ ; donde los  $\lambda_i$  son los valores propios de la matriz de correlación  $\mathbf{R}$ . Además, se

tienen los siguientes criterios con respecto número de condición asociado a la matriz de correlación  $\mathbf{R}$ ,  $\kappa(\mathbf{R})$ :

$$\text{si, } \begin{cases} \kappa(\mathbf{R}) > 30 \Rightarrow \exists \text{ alta colinealidad} \\ 10 \leq \kappa(\mathbf{R}) \leq 30 \Rightarrow \exists \text{ colinealidad moderada.} \\ \kappa(\mathbf{R}) < 10 \Rightarrow |\mathbf{R}| \neq 0 \end{cases}$$

PROF	TRAB	SIT_FIN	EST_SAL	VIV	TIEM_LIB	FAM	EDUC
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
5592	4387	68	67	68	75	48	75
MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM	GOB	VID	NIV_POB	IN_ME_MI
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
51	121	54	61	99	41	11	24
IN_ME_AC	H_POB						
-----	-----						
0	0						

ya que el porcentaje de datos faltantes en las variables PROF y TRAB es de 18,38% y 14,42%; respectivamente, entonces se debe realizar la imputación<sup>4</sup> de datos en dichas variables. Por otro lado, en las variables restantes el porcentaje de datos faltantes es menor al 5%, por tanto, no es necesario realizar la imputación de datos.

La imputación de datos faltantes se lo realizará mediante Match Response Pattern (es decir, emparejar las variables con los datos de variables completas). Después de la imputación de datos se obtiene el siguiente resultado:

**Tabla 4.4-**Número de datos faltantes por variable después de la imputación

PROF	TRAB	SIT_FIN	EST_SAL	VIV	TIEM_LIB	FAM	EDUC
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
196	126	68	67	68	75	48	75
MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM	GOB	VID	NIV_POB	IN_ME_MI
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
51	121	54	61	99	41	11	24
IN_ME_AC	H_POB						
-----	-----						
0	0						

ahora, el número de datos faltantes por variable es menor al 5% en todas las variables, lo cual es conveniente.

<sup>4</sup> La imputación es la sustitución de valores no informados en una observación por otros.

#### 4.1.2.2.1 Análisis de robustez

Para verificar que la imputación de datos no alteró los resultados se realizará un análisis de robustez. Para esto se calculará la matriz de correlación con la base de datos original (es decir, sin imputar) y la base de datos imputada; luego, se determinará la discrepancia existente entre dichas matrices para determinar si la base de datos imputada presenta robustez.

i. Matriz de correlación de la base de datos original:  $R_o$

	PROF	TRAB	SIT_FIN	EST_SAL	VIV	TIEM_LIB	FAM	EDUC	MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM	GOB	VID	NIV_POB	IN_ME_MI	IN_ME_AC	H_POB	
PROF	1																		
TRAB	0,763	1																	
SIT_FIN	0,484	0,539	1																
EST_SAL	0,434	0,471	0,485	1															
VIV	0,443	0,46	0,499	0,504	1														
TIEM_LIB	0,398	0,421	0,413	0,487	0,555	1													
FAM	0,39	0,408	0,237	0,419	0,459	0,433	1												
EDUC	0,506	0,461	0,469	0,442	0,448	0,429	0,38	1											
MED_AMB	0,365	0,386	0,355	0,405	0,412	0,465	0,424	0,469	1										
VID_SOC	0,438	0,445	0,37	0,449	0,446	0,522	0,467	0,532	0,575	1									
EST_CIV	0,387	0,394	0,295	0,408	0,411	0,385	0,594	0,398	0,418	0,483	1								
COM	0,369	0,376	0,314	0,347	0,379	0,438	0,371	0,414	0,469	0,599	0,437	1							
GOB	0,208	0,215	0,247	0,216	0,188	0,232	0,144	0,234	0,267	0,267	0,171	0,305	1						
VID	0,44	0,453	0,384	0,439	0,444	0,47	0,487	0,46	0,474	0,545	0,493	0,504	0,372	1					
NIV_POB	0,308	0,308	0,489	0,296	0,342	0,234	0,193	0,356	0,215	0,229	0,213	0,162	0,124	0,247	1				
IN_ME_MI	0	0,199	0,212	0,158	0,174	0,079	0,148	0,242	0,084	0,124	0,173	0,074	0,009	0,14	0,307	1			
IN_ME_AC	0,315	0	0,461	0,29	0,314	0,224	0,195	0,313	0,188	0,22	0,208	0,149	0,103	0,243	0,485	0,244	1		
H_POB	-0,27	-0,27	0	-0,26	-0,3	-0,18	-0,18	-0,301	-0,16	-0,19	-0,2	-0,11	-0,06	-0,2	-0,612	-0,286	-0,454	1	

ii. Matriz de correlación de la base de datos imputada:  $R_i$

	PROF	TRAB	SIT_FIN	EST_SAL	VIV	TIEM_LIB	FAM	EDUC	MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM	GOB	VID	NIV_POB	IN_ME_MI	IN_ME_AC	H_POB	
PROF	1																		
TRAB	0,738	1																	
SIT_FIN	0,481	0,537	1																
EST_SAL	0,438	0,472	0,493	1															
VIV	0,442	0,462	0,505	0,5	1														
TIEM_LIB	0,402	0,422	0,412	0,474	0,558	1													
FAM	0,396	0,409	0,251	0,416	0,465	0,439	1												
EDUC	0,505	0,458	0,469	0,449	0,445	0,425	0,379	1											
MED_AMB	0,374	0,393	0,362	0,401	0,418	0,471	0,427	0,467	1										
VID_SOC	0,443	0,446	0,374	0,448	0,447	0,523	0,472	0,529	0,574	1									
EST_CIV	0,394	0,397	0,307	0,408	0,406	0,378	0,581	0,401	0,417	0,479	1								
COM	0,373	0,38	0,319	0,35	0,379	0,44	0,379	0,412	0,474	0,602	0,437	1							
GOB	0,199	0,204	0,233	0,204	0,177	0,222	0,14	0,212	0,258	0,254	0,173	0,301	1						
VID	0,442	0,452	0,388	0,442	0,446	0,466	0,489	0,457	0,469	0,546	0,491	0,508	0,363	1					
NIV_POB	0,309	0,313	0,499	0,312	0,352	0,243	0,2	0,364	0,222	0,239	0,226	0,171	0,115	0,257	1				
IN_ME_MI	0,211	0,197	0,215	0,164	0,179	0,086	0,153	0,244	0,09	0,129	0,175	0,08	0	0,145	0,31	1			
IN_ME_AC	0,311	0,344	0,473	0,302	0,325	0,234	0,201	0,319	0,199	0,227	0,219	0,159	0,095	0,251	0,491	0,244	1		
H_POB	-0,27	-0,273	-0,41	-0,26	-0,31	-0,19	-0,19	-0,306	-0,17	-0,19	-0,2	-0,12	-0,05	-0,2	-0,614	-0,286	-0,457	1	

iii. Matriz de discrepancias:  $D (D_{kl} := |R_{okl} - R_{ikl}|; \forall k, l)$

	PROF	TRAB	SIT_FIN	EST_SAL	VIV	TIEM_LIB	FAM	EDUC	MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM	GOB	VID	NIV_POB	IN_ME_MI	IN_ME_AC	H_POB	
PROF	0																		
TRAB	0,025	0																	
SIT_FIN	0,003	0,002	0																
EST_SAL	0,004	0,001	0,008	0															
VIV	0,001	0,002	0,006	0,004	0														
TIEM_LIB	0,004	0,001	0,001	0,013	0,003	0													
FAM	0,006	0,001	0,014	0,003	0,006	0,006	0												
EDUC	0,001	0,003	0	0,007	0,003	0,004	0,001	0											
MED_AMB	0,009	0,007	0,007	0,004	0,006	0,006	0,003	0,002	0										
VID_SOC	0,005	0,001	0,004	0,001	0,001	0,001	0,005	0,003	0,001	0									
EST_CIV	0,007	0,003	0,012	0	0,005	0,007	0,013	0,003	0,001	0,004	0								
COM	0,004	0,004	0,005	0,003	0	0,002	0,008	0,002	0,005	0,003	0	0							
GOB	0,009	0,011	0,014	0,012	0,011	0,01	0,004	0,022	0,009	0,013	0,002	0,004	0						
VID	0,002	0,001	0,004	0,003	0,002	0,004	0,002	0,003	0,005	0,001	0,002	0,004	0,009	0					
NIV_POB	0,001	0,005	0,01	0,016	0,01	0,009	0,007	0,008	0,007	0,01	0,013	0,009	0,009	0,01	0				
IN_ME_MI	0,006	0,002	0,003	0,006	0,005	0,007	0,005	0,002	0,006	0,005	0,002	0,006	0,009	0,005	0,003	0			
IN_ME_AC	0,004	0,001	0,012	0,012	0,011	0,01	0,006	0,006	0,011	0,007	0,011	0,01	0,008	0,008	0,006	0	0		
H_POB	0,001	0,003	0,008	0,007	0,012	0,012	0,006	0,005	0,01	0,008	0,007	0,01	0,006	0,005	0,002	0	0,003	0	

iv. Matriz de discrepancias en %:  $D\% (D_{kl}\% := |R_{okl} - R_{ikl}|%; \forall k, l)$

	PROF	TRAB	SIT_FIN	EST_SAL	VIV	TIEM_LIB	FAM	EDUC	MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM	GOB	VID	NIV_POB	IN_ME_MI	IN_ME_AC	H_POB	
PROF	0%																		
TRAB	3%	0%																	
SIT_FIN	0%	0%	0%																
EST_SAL	0%	0%	1%	0%															
VIV	0%	0%	1%	0%	0%														
TIEM_LIB	0%	0%	0%	1%	0%	0%													
FAM	1%	0%	1%	0%	1%	1%	0%												
EDUC	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	0%											
MED_AMB	1%	1%	1%	0%	1%	1%	0%	0%	0%										
VID_SOC	1%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%									
EST_CIV	1%	0%	1%	0%	0%	1%	1%	0%	0%	0%	0%								
COM	0%	0%	1%	0%	0%	0%	1%	0%	1%	0%	0%	0%							
GOB	1%	1%	1%	1%	1%	1%	0%	2%	1%	1%	0%	0%	0%						
VID	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	1%	0%	0%	0%	1%	0%					
NIV_POB	0%	1%	1%	2%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	0%				
IN_ME_MI	1%	0%	0%	1%	1%	1%	1%	0%	1%	1%	0%	1%	1%	0%	0%	0%			
IN_ME_AC	0%	0%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	0%	0%		
H_POB	0%	0%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	1%	0%	0%	0%	0%	0%

Considerando una tolerancia de discrepancia aceptable del 2%, entonces se infiere que la discrepancia entre las dos bases datos es admisible, puesto la mayor parte de correlaciones son  $\leq 2\%$ , a excepción de  $r_{TRAB,PROF}$ , que es  $> 2$ . Por consiguiente, la base de datos imputada presenta robustez.

#### 4.1.2.3 Normalidad

En el ANEXO A se muestran las distribuciones univariantes de las variables ordinales y continuas. Se puede inferir que las variables ordinales no siguen una distribución normal, ya que las gráficas de frecuencia de las distribuciones univariantes no son similares a la de una distribución normal, la cual es simétrica y mesocúrtica. Por otro lado, para las variables continuas el  $p$  – valor de asimetría y curtosis tanto individualmente como conjuntamente es menor al nivel de significancia estadística  $\alpha = 5\%$ ; por ende, se rechaza la hipótesis nula de simetría y mesocurtosis; esto es, se rechaza la normalidad de las variables continuas. Así, el método de estimación que se utilizará es el de mínimos cuadrados ponderados (WLS), puesto que es el método apropiado para este tipo de variables (es decir, no normales) (Manzano Patiño & Zamora Muñoz, 2009).

## 4.2 TIPOS DE MODELOS EN EL SEM

Según la estructura y naturaleza de las variables que contienen, existen varios tipos de modelos de ecuaciones estructurales, tales como: de trayectorias, factorial confirmatorio, de regresión estructural, entre otros.

### 4.2.1 MODELO DE ANÁLISIS DE TRAYECTORIAS (PA)

Este modelo sólo involucra variables observadas. Es análogo a un modelo de regresión lineal, aunque la diferencia radica en que en éste se puede estimar el efecto indirecto<sup>5</sup> que tiene una variable sobre otra, lo que no puede hacerse con el de regresión lineal (Manzano Patiño & Zamora Muñoz, 2009).

En la figura 4.1 se presentan los diagramas de tres modelos de trayectorias. Un modelo de trayectorias es un modelo estructural para las variables observadas, y un modelo estructural representa la hipótesis de prioridad del efecto; es decir, simboliza la relación hipotética de causa y efecto. Las estimaciones estadísticas de los efectos directos son los coeficientes de las trayectorias, que son interpretados como los coeficientes de MR (Kline, 2010).

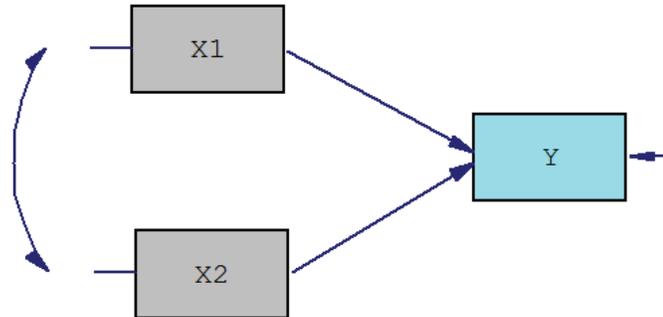
(a) *Única causa.*  $X$  es la única causa de  $Y$



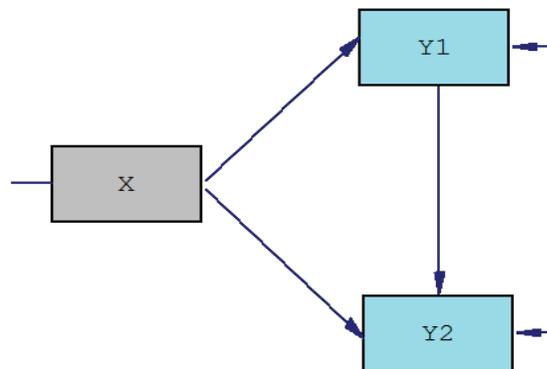
(b) *Causas correlacionadas.* Las causas  $X_1$  y  $X_2$  están correlacionadas

---

<sup>5</sup> Los efectos indirectos de una variable están mediados por al menos una variable interviniente.



(c) *Efecto indirecto*. Efecto indirecto de  $X$  sobre  $Y_2$  mediado por la variable  $Y_1$

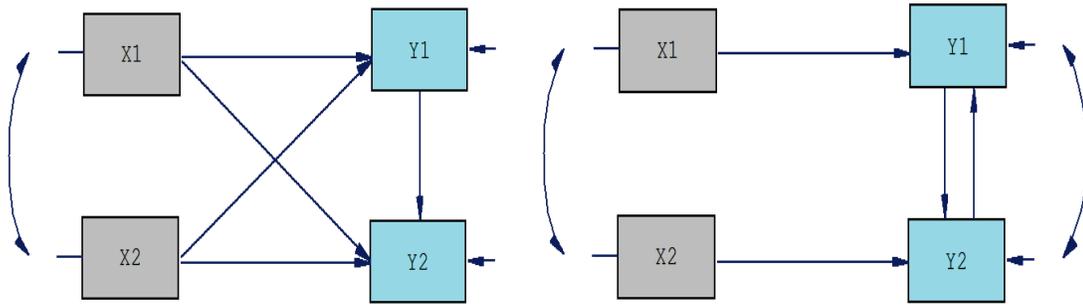


**Figura 4.1-**Modelos de trayectorias elementales

Existen dos tipos de modelos estructurales: los recursivos y no recursivos, como se muestra en la figura 4.2. Los *modelos recursivos* tienen dos características básicas: sus errores de medición no están correlacionados, y todos los efectos causales son unidireccionales. En cambio, los *modelos no recursivos* tienen lazos de retroalimentación o podrían tener errores de medición correlacionados (Kline, 2010).

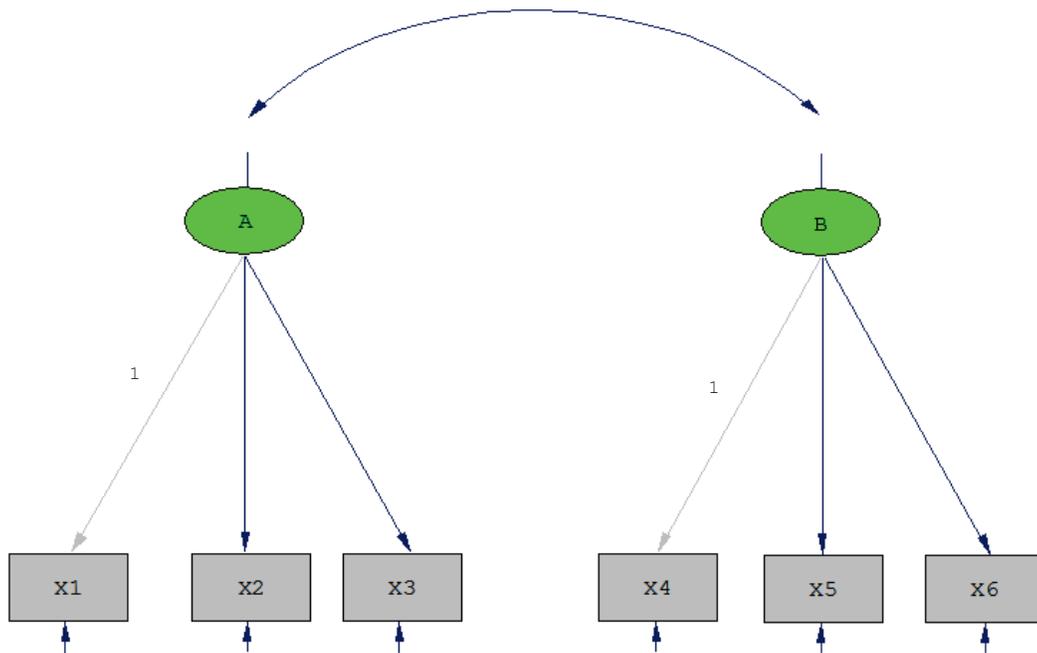
(a) Recursivo

(b) No recursivo



**Figura 4.2-**Ejemplo de modelo recursivo y no recursivo

#### 4.2.2 MODELO DE ANÁLISIS FACTORIAL CONFIRMATORIO (CFA)



**Figura 4.3-**Modelo estándar de análisis factorial confirmatorio

La técnica del análisis factorial confirmatorio analiza un modelo de medición en el cual tanto el número de factores y su correspondencia con los indicadores son explícitamente especificados. El modelo CFA tiene las siguientes características:

1. Cada indicador es una variable que tiene dos causas – un único factor que es medido por el indicador y todas las demás fuentes de influencia (causas omitidas) están representadas por el error de medición.
2. Los errores de medición son independientes entre sí y de los factores.
3. Todas las asociaciones entre los factores son no analizadas (se asume que los factores covarían).

Las estimaciones estadísticas de los efectos directos entre los factores e indicadores son denominadas cargas factoriales ( $\lambda$ ), y se interpretan como los coeficientes de regresión que podrían estar en forma estandarizada o no estandarizada. Se denomina indicadores de efecto o indicadores reflexivos a los indicadores que son causados por los factores latentes. En este sentido, los indicadores en el modelo CFA estándar son endógenos, y los factores son variables exógenas que pueden variar y covariar. El número (1) que aparece en la figura 4.3 junto a las trayectorias desde el factor a uno de sus indicadores (por ejemplo,  $B \rightarrow X_4$ ) son constantes de escala que asignan una métrica a cada factor, lo cual permite al programa estimar las varianzas y covarianzas de los factores (Kline, 2010).

Cada error de medición en la figura 4.3 representa la varianza única, que es la varianza no explicada del indicador por el factor correspondiente. Los errores de medición son las variables encargadas para todas las fuentes de variación residual que no son explicadas por el modelo. Es decir, son variables exógenas no medidas. Los errores de medición en la figura 4.3 están especificados como independientes, lo cual es evidente por la ausencia del símbolo para una asociación sin analizar () que conecte al par de errores de medición. Esta especificación asume que todas las causas omitidas de cada indicador no están relacionadas a aquellas de los otros indicadores en el modelo. También se asume que los errores de medición son independientes de los factores (Kline, 2010).

La representación en el modelo CFA estándar de que cada indicador tiene dos causas, tal como

$$A \rightarrow X_1 \leftarrow E_1$$

en la figura 4.3, es consistente con el punto de vista de la teoría clásica de la medición, la cual expresa que las puntuaciones observadas ( $X$ ) son compuestas de dos componentes: una puntuación verdadera ( $T$ ) que refleja el constructo de interés y una componente de error aleatorio ( $E$ ) que está normalmente distribuida con una media de cero en todos los casos, o

$$X = T + E \quad (4.1)$$

No tiene sentido especificar un factor con indicadores de efecto que no miden algo en común. Por otra parte, una pregunta común del CFA se refiere al mínimo número de indicadores por factor. En general, el mínimo absoluto para el modelo CFA con dos o más factores es de dos indicadores por factor, lo cual se requiere para la identificación (Kline, 2010).

Los resultados de un CFA incluyen: estimaciones de las varianzas y covarianzas de los factores, las cargas de los indicadores en sus respectivos factores, y el error de medición para cada indicador. Si el modelo es razonablemente correcto, entonces se deben observar los siguientes patrones en los resultados: (1) todos los indicadores especificados a medir un factor común tienen *cargas factoriales estandarizadas* ( $\lambda$ ) relativamente altas en aquel factor ( $\geq 0,5$ , e idealmente  $\geq 0,7$ ) y (2) las *correlaciones* ( $\rho$ ) entre los factores no son excesivamente altas ( $< 0,9$  en valor absoluto). El primer resultado indica la validez convergente; el segundo, la validez discriminante. Si los resultados de un CFA no apoyan la hipótesis propuesta, entonces se puede reespecificar el modelo de medición (Kline, 2010).

#### 4.2.3 MODELO DE REGRESIÓN ESTRUCTURAL (SR)

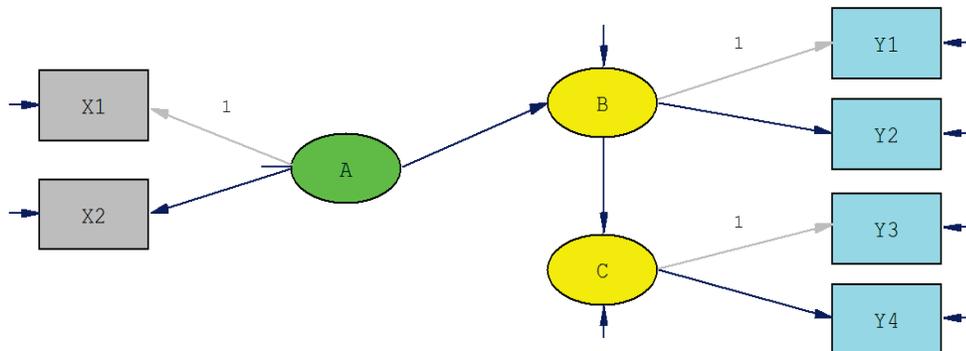
El tipo más general de modelo de ecuaciones estructurales es el de regresión estructural, también denominado como modelo LISREL. Un modelo SR es la

síntesis de un modelo estructural y un modelo de medición. Como en el PA, la especificación de un modelo SR permite pruebas de hipótesis acerca de los efectos causales directos e indirectos. A diferencia del modelo de trayectorias, aunque, estos efectos pueden involucrar variables latentes porque un modelo SR también incorpora una componente de medición que representa las variables observadas como indicadores de los factores, al igual que en el CFA. La capacidad de probar hipótesis acerca de las relaciones estructurales y de medición dentro de un mismo modelo proporciona mucha flexibilidad (Kline, 2010).

(a) Modelo PA



(b) Modelo SR



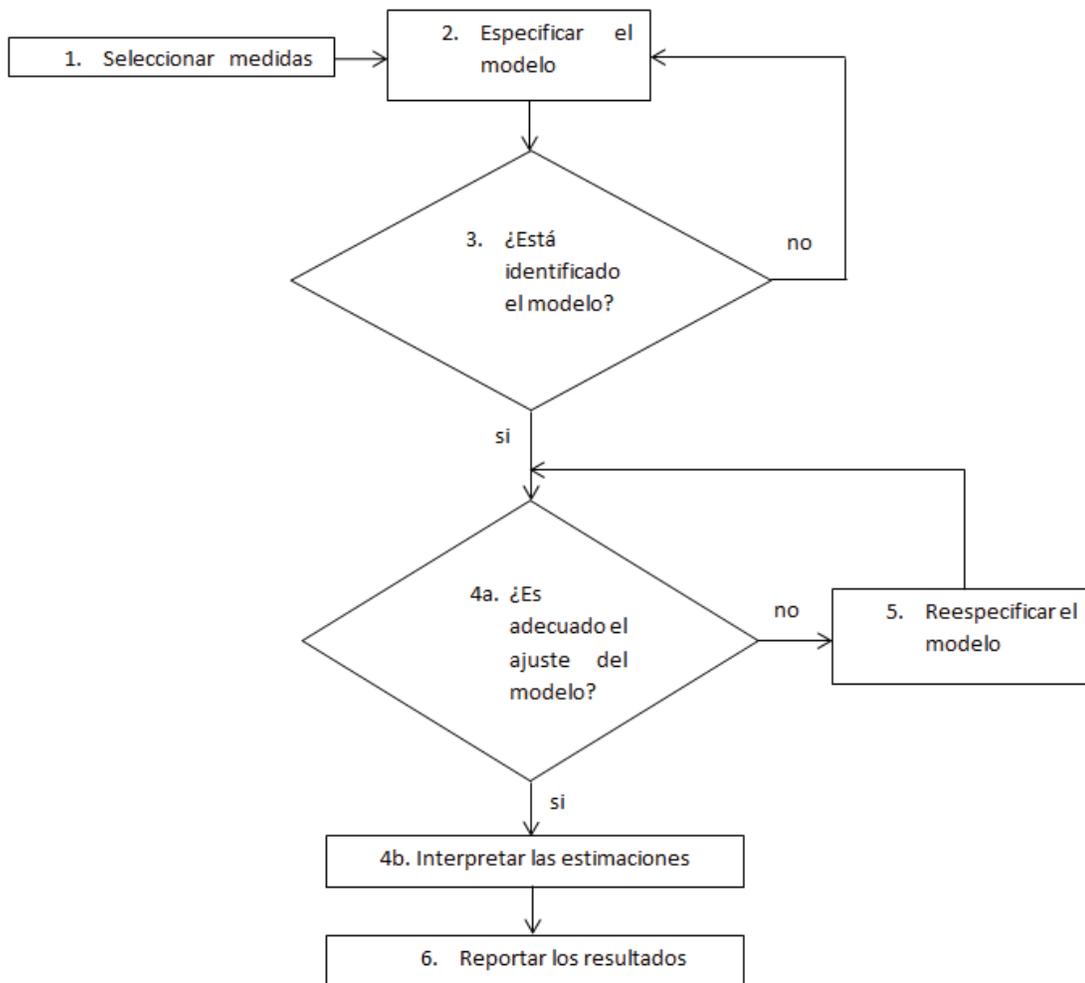
**Figura 4.4**-Ejemplo de un modelo de análisis de trayectorias (a) y un modelo de regresión estructural (b)

La figura 4.4(a) es un modelo estructural con variables observadas –un modelo de trayectorias–. El modelo de la figura 4.4(b) es un modelo SR con componente estructural y de medición.

El modelo SR de la figura 4.4(b) también tiene un componente estructural que representa el mismo modelo básico de los efectos causales directos e indirectos como el modelo de trayectorias pero entre variables latentes ( $A \rightarrow B \rightarrow C$ ) en lugar de variables observadas. El modelo estructural de la figura 4.4(b) es recursivo, pero también es posible especificar un modelo SR con un modelo estructural no recursivo.

### **4.3 ETAPAS DEL SEM**

Para el SEM se realizan seis etapas básicas. Éstas son iterativas, ya que el problema en una etapa posterior podría requerir retornar a una etapa anterior.



**Figura 4.5-**Flujograma de las etapas básicas del SEM  
Modificado de (Kline, 2010, pág. 92)

1. Seleccionar las medidas (operacionalizar<sup>6</sup> los constructos)
2. Especificar el modelo
3. Evaluar la identificación del modelo (si no está identificado, regresar a la etapa 2).
4. Estimar el modelo:
  - a. Evaluar el ajuste del modelo (si es pobre, ir a la etapa 5).
  - b. Interpretar los parámetros estimados.
5. Reespecificar el modelo (retornar a la etapa 4).

<sup>6</sup> Proceso fundamental en el modelo de medición que involucra la determinación de las variables medidas que representarán un constructo y la forma en que ellos serán medidos.

## 6. Reportar los resultados.

A continuación se describen las etapas mencionadas anteriormente.

### 4.3.1 SELECCIÓN DE MEDIDAS

Esta etapa consiste en seleccionar buenas medidas. En el SEM es importante seleccionar medidas con características psicométricas fuertes, tales como buenas puntuaciones confiabilidad y de validez. Si las puntuaciones no tienen buenas propiedades psicométricas, entonces los resultados no tendrán sentido.

#### 4.3.1.1 Confiabilidad de la puntuación

La confiabilidad de la puntuación  $\lambda^2$  ( $\lambda$  es la carga factorial estandarizada; y,  $\lambda^2 = R^2$ , donde  $R^2$  es el coeficiente de determinación o correlación múltiple al cuadrado, que usualmente es interpretado como la confiabilidad de la medida observada), es el grado para el cual las puntuaciones en una muestra particular están libres del error de medición aleatorio, ésta es estimada como uno menos la proporción de la varianza total observada debido al error aleatorio. Esta estimación es el coeficiente de confiabilidad; y, la confiabilidad para las puntuaciones de la variable  $X$  es denotada como  $R_X^2$ . Debido a que  $R_X^2$  es una proporción de varianza, entonces  $R_X^2 \in [0, 1]$  (Kline, 2010).

En el análisis de las variables manifiestas, no existe un patrón en cuanto a qué tan alto deben ser los coeficientes con el fin de considerar la confiabilidad de la puntuación como “buena,” pero se tiene algunos criterios como los siguientes: los coeficientes de confiabilidad alrededor de 0,9 son considerados “excelentes”, los valores alrededor de 0,8 son “muy buenos,” y los valores alrededor de 0,7 son “adecuados.” Si  $R_X^2 < 0,5$ ; la mayor puntuación de la varianza observada es debida al error aleatorio, una cantidad de imprecisión inaceptable (Kline, 2010).

#### 4.3.1.2 Validez de la puntuación

La validez de la puntuación se refiere a la firmeza de las inferencias basadas en las puntuaciones y la información acerca de la validez de la puntuación que se transmite si se aplica una prueba que es capaz de alcanzar ciertos objetivos. Todas las formas de validez de la puntuación se incluyen bajo el concepto más amplio de validez del constructo, el cual se preocupa de si las puntuaciones miden el constructo hipotético. Los constructos hipotéticos no son directamente observables (ellos son latentes) y sólo pueden ser medidos indirectamente mediante las puntuaciones observadas, o indicadores (Kline, 2010).

La validez convergente y discriminante involucra la evaluación de medidas entre sí. Un conjunto de variables que miden el mismo constructo muestran la validez convergente, si sus intercorrelaciones son al menos moderadas en magnitud ( $\geq 0,5$ , e idealmente  $\geq 0,7$ ). En cambio, un conjunto de variables que miden diferentes constructos muestran la validez discriminante, si sus intercorrelaciones no son tan altas en magnitud ( $< 0,9$ ). La técnica del análisis factorial confirmatorio (CFA) es un método estadístico para probar hipótesis acerca de la validez convergente y discriminante (Kline, 2010).

#### 4.3.2 ESPECIFICACIÓN

La representación de las hipótesis en forma de un modelo de ecuaciones estructurales es la especificación. El proceso de especificación se inicia dibujando un diagrama del modelo, utilizando un conjunto de símbolos gráficos más o menos estándares (que se definen posteriormente), pero el modelo puede ser alternativamente descrito por una serie de ecuaciones o sistema de ecuaciones estructurales. Estas ecuaciones definen los parámetros del modelo, que corresponden a las supuestas relaciones entre las variables observadas o latentes que el programa eventualmente estima con los datos muestrales. *La especificación es la etapa más importante*, ya que en los resultados de las etapas posteriores se asume que el modelo es correcto. También se sugiere hacer una

lista de los posibles cambios del modelo inicial que sería justificado de acuerdo a la teoría o los resultados empíricos. Debido a que frecuentemente es necesario reespecificar el modelo (etapa 5), entonces la reespecificación debe respetar los mismos principios de la especificación (Kline, 2010).

La especificación de la direccionalidad del supuesto efecto causal, o prioridad del efecto, es un aspecto importante del SEM. En el PA, las especificaciones de la direccionalidad se preocupan solamente de las variables observadas. En el diagrama de trayectorias, los efectos directos son representados por el símbolo  $\rightarrow$  (es decir, la trayectoria) que corresponde a la hipótesis acerca de la prioridad del efecto. Por ejemplo, si  $X$  e  $Y$  son dos variables observadas, la especificación  $X \rightarrow Y$  implica que  $X$  es causalmente antes de  $Y$  ( $X$  afecta  $Y$ ), o también se suele decir que:  $X$  es la causa e  $Y$  el efecto. Esta especificación no descarta otras causas de  $Y$ . Si además se considera que otras variables afectan a  $Y$ , entonces los efectos directos correspondientes (por ejemplo,  $W \rightarrow Y$ ) también pueden ser añadidos al modelo (Kline, 2010).

Las condiciones que se deben cumplir antes de inferir una relación de causa-efecto son las siguientes:

1. *Precedencia temporal*. La presunta causa ( $X$ ) debe ocurrir antes del presunto efecto ( $Y$ ).
2. *Asociación*. Existe una covariación observada; es decir, la variación en la presunta causa debe estar relacionada a aquel en el presunto efecto.
3. *Aislamiento*. No existen otras explicaciones convincentes (variables externas) de covarianza entre la presunta causa y el presunto efecto.
4. *Prioridad del efecto correcto*. La dirección de la relación causal está especificada correctamente. Es decir,  $X$  en efecto causa  $Y$  ( $X \rightarrow Y$ ) en lugar de la inversa ( $Y \rightarrow X$ ), o  $X$  e  $Y$  causan el uno al otro en forma recíproca ( $X \rightleftarrows Y$ ).

Existen tres opciones en el SEM cuando se duda acerca de la direccionalidad: (1) especificar un modelo de ecuaciones estructurales pero sin la especificación de direccionalidad entre las variables; (2) especificar y probar modelos alternativos, cada uno con diferentes direccionalidades causales; (3) incluir los efectos recíprocos en el modelo como una manera de cubrir ambas posibilidades.

Cada parámetro del modelo puede ser: libre, fijo, o restringido; dependiendo de su especificación. Un parámetro libre es estimado por el programa a partir de los datos. En cambio, un parámetro fijo es especificado como una constante (por ejemplo, 1). El programa “acepta” esta constante como estimación independiente de los datos, por ejemplo, la hipótesis de que  $X$  no tiene efecto directo sobre  $Y$  corresponde a la especificación de que el coeficiente para la trayectoria  $X \rightarrow Y$  sea fijada a cero. Es común en el SEM probar hipótesis mediante la especificación de que un parámetro previamente fijado a cero se convierta en un parámetro libre, o viceversa. Los resultados de tales análisis podrían indicar si reespecificar un modelo hace éste más complejo (un efecto es añadido – un parámetro fijo se convierte en un parámetro libre) o más parsimonioso (un efecto es omitido – un parámetro libre se convierte en un parámetro fijo) (Kline, 2010).

### 4.3.3 IDENTIFICACIÓN

Un modelo está identificado si es teóricamente posible calcular una estimación única de todos los parámetros del modelo. Caso contrario, el modelo no está identificado. La palabra “teóricamente” resalta la identificación como una propiedad del modelo y no de los datos. Por ejemplo, si un modelo no está identificado, entonces es independiente de  $N$  ( $N \in [100, +\infty[ \cap \mathbb{Z}^+$ ). Por consiguiente, se debe reespecificar los modelos que no están identificados (retornar a la etapa 2); caso contrario, los intentos para analizarlos podrían ser incorrectos (Kline, 2010).

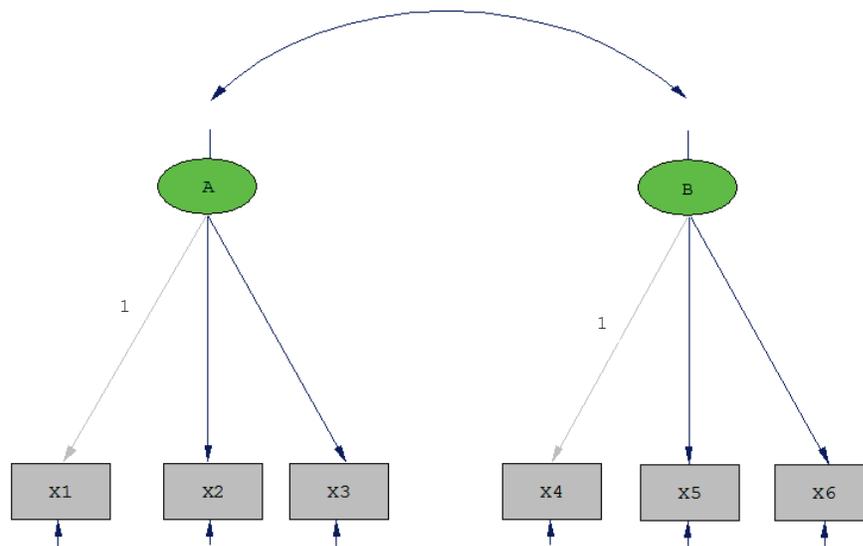
Para determinar si un modelo es identificable bastará con verificar la regla  $t$ . Para utilizar esta regla sólo se necesita conocer el número de parámetros libres y de variables observadas, y bastará con que se satisfaga la siguiente desigualdad:

$$df_M := \frac{(p + q)(p + q + 1)}{2} - t \geq 0,$$

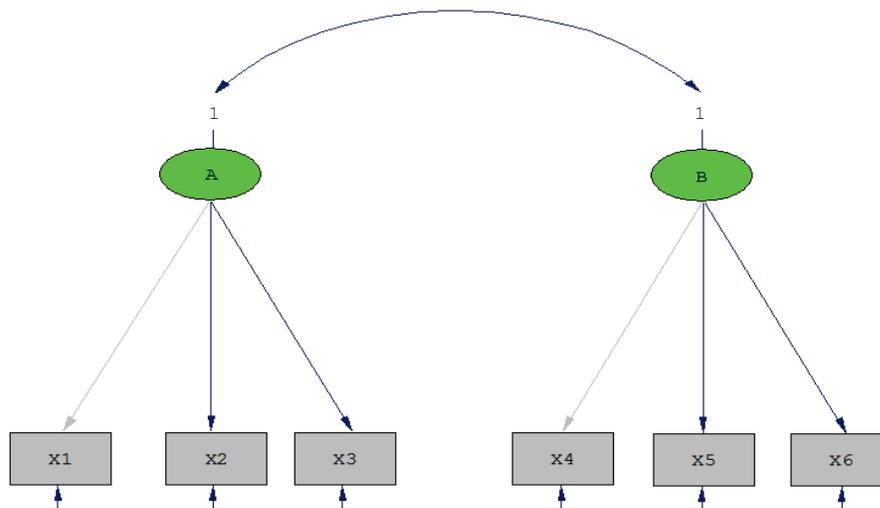
donde:  $df_M$  son los grados de libertad del modelo,  $t$  es el número de parámetros libres y  $p + q$  es el número de variables observadas (Manzano Patiño & Zamora Muñoz, 2009).

#### 4.3.3.1 Escalamiento de variables latentes

(a) Factores no estandarizados



(b) Factores estandarizados



**Figura 4.6-**Modelo de medición de análisis factorial confirmatorio estándar con factores no estandarizados (a) y factores estandarizados (b)

Las variables latentes no son observables y no tienen escalas definidas. Tanto el origen y la unidad de medición en cada variable latente son arbitrarias. Para definir el modelo correctamente, se debe definir el origen y la unidad de medición de cada variable latente. Además, para interpretar todos los parámetros se debe definir las unidades de medición de las variables latentes (Jöreskog & Sörbom, 1993).

Para asignar las unidades de medición de las variables latentes se fija un coeficiente distinto de cero (usualmente uno) en relación a uno de sus indicadores observados. Esto define la unidad para cada variable latente en relación a una de las variables observadas, denominada como variable de referencia. En la práctica, se escoge como variable de referencia la variable observada que mejor representa a la variable latente; es decir, la variable observada con la puntuación más confiable (Jöreskog & Sörbom, 1993).

#### 4.3.4 ESTIMACIÓN

Esta etapa incluye la utilización de un programa del SEM para efectuar el análisis, tal como LISREL. En esta etapa se realizan las siguientes subetapas: (1) Evaluar el ajuste del modelo; es decir, determinar lo bien que el modelo explica los datos.

Tal vez, el modelo inicial no se ajuste muy bien a los datos. Cuando esto sucede, se omite el resto de esta etapa y se va a la reespecificación, y entonces se reanaliza el modelo reespecificado utilizando los mismos datos. Si se asume un ajuste satisfactorio del modelo, entonces (2) interpretar los parámetros estimados (Kline, 2010).

La hipótesis fundamental en el SEM es demostrar que la matriz de covarianzas poblacional es igual a la matriz de covarianzas asociada al modelo teórico; esto es:

$$\Sigma = \Sigma(\theta), \quad (4.2)$$

donde  $\theta$  es un vector de parámetros en el modelo estadístico (Manzano Patiño & Zamora Muñoz, 2009).

En la práctica no es posible que se obtenga la igualdad; por consiguiente, el propósito será encontrar  $\hat{\theta}$ , de tal forma que  $\Sigma(\hat{\theta})$  sea lo más aproximado a  $\Sigma$ . Pero, debido a que no es posible conocer explícitamente  $\Sigma$ , entonces se utiliza la matriz de covarianzas muestral  $S$  como estimador de  $\Sigma$  (Manzano Patiño & Zamora Muñoz, 2009).

La diferencia entre las matrices:  $S$  y  $\Sigma(\hat{\theta})$ , se denomina residuo e indica la discrepancia entre lo observado mediante los datos muestrales y las estimaciones calculadas por el modelo (Manzano Patiño & Zamora Muñoz, 2009).

La estimación se realiza mediante un proceso iterativo con el objetivo de minimizar el valor de la función de ajuste  $F \stackrel{\text{def}}{=} F[S, \Sigma(\hat{\theta})]$  de  $S$  y  $\Sigma(\hat{\theta})$  que es positiva; y, es cero solamente si existe un ajuste perfecto, en aquel caso  $S = \Sigma(\hat{\theta})$ . La familia de funciones de ajuste  $F$ , incluye todas las funciones de ajuste que son utilizadas en la práctica, tales como: mínimos cuadrados no ponderados (ULS), mínimos cuadrados generalizados (GLS), máxima verosimilitud (ML) y mínimos cuadrado ponderados (WLS) (Jöreskog & Sörbom, 1993).

En particular, el método de mínimos cuadrados ponderados (WLS), también conocido como método de distribución asintóticamente libre, se puede utilizar cuando no se cumple el supuesto de normalidad de los datos. De hecho, es imprescindible si el modelo contiene una o más variables categóricas y por lo tanto se trabaja con matrices policóricas, poliseriales<sup>7</sup>. Este método requiere particularmente que la muestra sea considerablemente grande ( $\geq 200$ ) (Manzano Patiño & Zamora Muñoz, 2009).

A continuación se presentan las funciones de ajuste para los métodos: ML, ULS, GLS y WLS.

$$\text{ULS: } F_{\text{ULS}}[\mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})] = (1/2)\text{tr}[(\mathbf{S} - \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))^2] \quad (4.3)$$

$$\text{GLS: } F_{\text{GLS}}[\mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})] = (1/2)\text{tr}\{[(\mathbf{S} - \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))\mathbf{W}^{-1}]^2\} \quad (4.4)$$

$$\text{ML: } F_{\text{ML}}[\mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})] = \ln|\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})| + \text{tr}(\mathbf{S}\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})^{-1}) - \ln|\mathbf{S}| - (p + q) \quad (4.5)$$

$$\text{WLS: } F_{\text{WLS}}[\mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})] = (1/2)\text{tr}\{[(\mathbf{S} - \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))\mathbf{V}^{-1}]^2\} \quad (4.6)$$

Por otro lado, el ajuste del modelo estimado se evalúa mediante las siguientes pruebas:

- i. Pruebas globales de bondad de ajuste: El más popular es el modelo  $ji - \text{cuadrado}$ . (Kline, 2010) recomienda la elección de cuatro índices de ajuste como complemento del modelo  $ji - \text{cuadrado}$ .
- ii. Pruebas individuales de los parámetros: Se utiliza el  $t - \text{valor}$ .

#### 4.3.4.1 Pruebas globales: tipos de estadísticos de ajuste

---

<sup>7</sup> Las matrices policóricas y poliseriales son aquellas que poseen como entradas correlaciones policóricas y poliseriales, respectivamente.

A continuación se describen las dos categorías de los estadísticos de ajuste y el estado de las directrices interpretativas asociadas con cada una. Cada categoría representa un modo o manera diferente de contrastar el ajuste del modelo.

#### 4.3.4.1.1 Modelos de pruebas estadísticas

Un modelo de prueba estadística, es una prueba de si la matriz de covarianzas pronosticada por el modelo ( $\widehat{\Sigma}$ ) es cercana a la matriz de covarianzas muestral ( $\mathbf{S}$ ). Los modelos de pruebas estadísticas en el SEM son usualmente evaluados a los niveles convencionales de significancia estadística ( $\alpha$ ), ya sea 5% o 1% (Kline, 2010).

#### Modelo ji – cuadrado

El modelo más fundamental de prueba estadística es el producto  $(N - 1)F$ , donde  $F$  es el valor del criterio estadístico (función de ajuste) minimizado con la estimación correspondiente, tal como: ULS, GLS, ML, WLS, entre otros. Si se asume normalidad multivariante en muestras grandes, entonces  $(N - 1)F \sim \chi^2_{df_M}$ . El estadístico  $\chi^2_{df_M}$  es denominado como el modelo ji – cuadrado; también es conocido como la razón de verosimilitud ji – cuadrado o la razón de verosimilitud generalizada (Kline, 2010).

En el modelo ji – cuadrado se contrasta las hipótesis<sup>8</sup>:

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{S} = \widehat{\Sigma} \\ H_1: \mathbf{S} \neq \widehat{\Sigma}' \end{cases}$$

---

<sup>8</sup> En contraste a la metodología clásica de la regresión, en el cual el principal interés se enfoca en rechazar la hipótesis nula ( $H_0: \beta = 0$ ) en el SEM el interés radica en no rechazarla para garantizar que el modelo propuesto se ajusta adecuadamente a los datos.

al nivel de significancia  $\alpha$  (= 1% o 5%), donde  $S$  es la matriz de covarianzas muestral y  $\hat{\Sigma}$  es la matriz de covarianzas pronosticada por el modelo. El criterio que se debe verificar para no rechazar la hipótesis nula ( $H_0$ ) es:  $(N - 1)F < \chi_{df_M, \alpha}^2$  o  $p - \text{valor} > \alpha$  (Manzano Patiño & Zamora Muñoz, 2009).

Por otro lado, (Kline, 2010) expresa que el valor observado de  $\chi_{df_M}^2$  puede ser afectado por:

1. *No normalidad multivariante.* Dependiendo del modelo particular y la severidad de la no normalidad, el valor  $\chi_{df_M}^2$  puede aumentar de modo que el ajuste del modelo parece peor de lo que realmente es, o decrece de modo que el ajuste del modelo aparenta ser mejor de lo que realmente es.
2. *Tamaño de la correlación.* Las correlaciones más grandes entre las variables observadas generalmente lleva a valores más altos de  $\chi_{df_M}^2$  para los modelos incorrectos. Esto se debe a que las correlaciones más grandes permiten mayores discrepancias entre las correlaciones observadas y las pronosticadas (y también las covarianzas).
3. *Tamaño muestral.* Para los modelos incorrectos que no implica que la matriz de covarianzas sea similar a la matriz muestral, el valor  $\chi_{df_M}^2$  tiende a aumentar con el tamaño muestral. En muestras muy grandes, como  $N = 5000$ ; puede suceder que la prueba ji-cuadrada sea fallida aunque las diferencias entre las covarianzas observadas y las pronosticadas sean ligeras. Este resultado es menos probable para los tamaños muestrales que son usuales en el SEM, tales como  $N \in [200, 300] \cap \mathbb{Z}^+$ .

Por lo anterior, no se recomienda utilizar al modelo ji – cuadrado como único criterio de bondad de ajuste, sino más bien como complemento de los índices de ajuste aproximado: RMSEA, CFI, SRMR y GFI; que se explicarán posteriormente.

#### 4.3.4.1.2 Índices de ajuste aproximado

Un modo diferente de evaluar el ajuste del modelo es representado por los índices de ajuste aproximado. Estos índices son medidas continuas de correspondencia del modelo con los datos; sus más altos valores, expresan la correspondencia del modelo con los datos. Los valores de algunos índices de bondad de ajuste son más o menos estandarizados de modo que su rango es el intervalo  $[0, 1]$ , donde 1 indica el mejor ajuste.

A continuación se describen las tres categorías de índices de ajuste aproximado:

1. Los *índices de ajuste absoluto* se interpretan como proporciones de las covarianzas en la matriz de datos muestral explicadas por el modelo.
2. Los *índices de ajuste incremental* (también conocidos como *índices de ajuste comparativo*) indican la mejora relativa en el ajuste del modelo comparado con un modelo de referencia estadístico. El modelo de referencia es el modelo de independencia (o modelo nulo), el cual asume que la covarianza poblacional entre las variables observadas es cero.
3. Un *índice de ajuste parsimonioso* incluye en su fórmula una corrección incorporada (“penalización”) para la complejidad del modelo. Esta corrección está relacionada a los valores de  $df_M$ . Los modelos más parsimoniosos tienen grados de libertad más altos.

Son un total de cuatro índices de ajuste aproximado que están entre los más ampliamente reportados en la literatura del SEM. Cada uno describe un ajuste del modelo desde una perspectiva diferente. Estos índices son los siguientes.

1. La *aproximación de la raíz cuadrada media del error* (RMSEA), es un índice de parsimonia corregido, con su intervalo de confianza del 90%.
2. El *índice de bondad de ajuste* (GFI), es un índice de ajuste absoluto.
3. El *índice de ajuste comparativo* (CFI), es un índice de ajuste incremental.
4. El *residual estandarizado de la raíz cuadrada media* (SRMR), es un estadístico relacionado a la correlación residual.

A continuación se revisan las características de los cuatro índices de ajuste aproximado y sus correspondientes fórmulas:

#### **Aproximación de la raíz cuadrada media del error (RMSEA)**

RMSEA es un índice donde un valor de cero indica el mejor ajuste. RMSEA teóricamente sigue una ji – cuadrado no central donde el parámetro de no centralidad permite discrepancias entre las covarianzas pronosticadas por el modelo y las covarianzas muestrales hasta  $df_M$ . Específicamente, si  $\chi^2_{df_M} \leq df_M$ , entonces  $RMSEA = 0$ , pero este resultado no necesariamente significa ajuste perfecto (es decir,  $RMSEA = 0$  no significa que  $\chi^2_{df_M} = 0$ ). La fórmula de RMSEA es:

$$RMSEA = \sqrt{\frac{\chi^2_{df_M} - df_M}{df_M(N - 1)}} \quad (4.7)$$

en el denominador de la ecuación 4.7 se representan los grados de libertad del modelo y el tamaño muestral menos uno. Esto significa que el valor RMSEA disminuye cuando existen más grados de libertad (mayor parsimonia) o un tamaño muestral más grande, manteniendo todo lo demás constante (Kline, 2010).

#### **Índice de bondad de ajuste (GFI) y de ajuste comparativo (CFI)**

El rango de valores para este par de índices de ajuste aproximado es generalmente el intervalo  $[0, 1]$  donde 1 indica el mejor ajuste. GFI es un índice de ajuste absoluto que estima la proporción de covarianza en la matriz de datos muestral explicada por el modelo. Es decir, GFI estima cuánto mejor el modelo se ajusta en comparación con cualquier modelo. La fórmula general es:

$$GFI = 1 - \frac{F[\mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}(\hat{\boldsymbol{\theta}})]}{F[\mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}(\mathbf{0})]}, \quad (4.8)$$

el numerador en el lado derecho de la ecuación 4.8 es el mínimo de la función de ajuste después de que el modelo ha sido ajustado; el denominador es la función de ajuste antes de que cualquier modelo ha sido ajustado, o cuando todos los parámetros son cero (Kline, 2010).

Por otra parte, el índice de ajuste comparativo es un índice de ajuste incremental que mide la mejora relativa en el ajuste del modelo sobre un modelo de referencia, usualmente el modelo de independencia. Para los modelos donde  $\chi^2_{df_M} \leq df_M$ , CFI = 1; caso contrario, se tiene la fórmula:

$$CFI = 1 - \frac{\chi^2_{df_M} - df_M}{\chi^2_{df_B} - df_B}, \quad (4.9)$$

donde el numerador y el denominador en el lado derecho de la ecuación 4.9 estiman el parámetro ji – cuadrado de no centralidad para el modelo hipotetizado y el modelo de referencia, respectivamente. CFI = 1, significa que  $\chi^2_{df_M} < df_M$ , no que el modelo tiene ajuste perfecto ( $\chi^2_{df_M} = 0$ ) (Kline, 2010).

### **Residual estandarizado de la raíz cuadrada media (SRMR)**

El índice descrito a continuación está basado en las covarianzas residuales, que es la diferencia entre las covarianzas observadas y las covarianzas pronosticadas. Idealmente, todos estos residuos deben ser aproximadamente cero para el ajuste aceptable del modelo.

SRMR está basado en la transformación de la matriz de covarianzas muestral y la matriz de covarianzas pronosticada, en la matriz de correlación. El SRMR es por tanto una medida de la correlación residual absoluta media; es decir, la diferencia global entre las correlaciones observadas y las pronosticadas. El umbral de

SRMR  $\leq 0,08$  para el ajuste aceptable no fue un estándar muy exigente, ya que si la correlación residual absoluta promedio está alrededor de 0,08; entonces muchos valores individuales podrían exceder este valor, lo que indicaría pobre poder explicativo a nivel de pares de variables observadas. SRMR es obtenido de la siguiente fórmula:

$$SRMR = \sqrt{\frac{2 \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^i \left( \frac{s_{ij} - \hat{\sigma}_{ij}}{s_{ii}s_{jj}} \right)^2}{k(k+1)}}, \quad (4.10)$$

donde  $s_{ij}$  es una covarianza muestral entre las variables  $i$  y  $j$ ,  $\forall i, j \in \{1, \dots, k = \text{número de variables medidas}\}$ ;  $\hat{\sigma}_{ij}$  es la covarianza pronosticada por el modelo entre las variables  $i$  y  $j$ ;  $s_{ii}$  y  $s_{jj}$  son las desviaciones estándar muestrales para las variables  $i$  y  $j$ , correspondientemente (Kline, 2010).

A continuación se sintetizan los índices mencionados anteriormente:

**Tabla 4.5-** Interpretación del criterio de ajuste y de ajuste aceptable del modelo

CRITERIO DE AJUSTE DEL MODELO	NIVEL ACEPTABLE	VALORES QUE INDICAN UN BUEN AJUSTE DEL MODELO
RMSEA	[0 (ajuste perfecto); 0,08]	$\leq 0,08$
GFI	[0 (sin ajuste); 1 (ajuste perfecto)]	$\approx 0,9$
CFI	[0 (sin ajuste); 1 (ajuste perfecto)]	$\approx 0,9$
SRMR	[0 (ajuste perfecto); 0,05[	$< 0,05$

Modificado de (Schumacker & Lomax, 2010, pág. 76)

#### 4.3.4.2 Pruebas individuales de los parámetros: $t$ – valor

Los  $t$  valores son dados para cada uno de los parámetros estimados. El valor límite que determina cual  $t$  – valor será considerado como significativo o no, es especificado como el “nivel de significancia”  $\alpha$  para la distribución normal

estándar. Los parámetros estimados cuyos  $t$  valores sean menores que  $\Phi^{-1}(\alpha/2)$  y mayores que  $\Phi^{-1}(1 - \alpha/2)$  serán significativos ( $\neq 0$ ), donde  $\Phi^{-1}$  es la inversa de la función de distribución normal estándar. El valor  $\alpha$  es usualmente especificado como un porcentaje. El valor por defecto de  $\alpha$  es 5%, lo cual significa que los  $t$  valores menores que 1,96 en magnitud (o valor absoluto) serán no significativos (Jöreskog & Sörbom, 1993).

#### **4.3.5 REESPECIFICACIÓN**

Usualmente se llega a esta etapa porque el ajuste del modelo inicial es pobre. En el contexto de generación de modelos, es el momento para referirse a aquella lista de posibles cambios teóricamente justificables que se sugieren cuando se especifica el modelo inicial. La reespecificación de un modelo debe guiarse más por consideraciones racionales que por consideraciones estadísticas. Cualquier modelo reespecificado debe estar identificado; caso contrario, sería “atrapado” en este paso antes de tener un modelo estimable (Kline, 2010).

#### **4.3.6 REPORTE DE RESULTADOS**

El último paso consiste en describir con precisión y completamente el análisis realizado (Kline, 2010).

### **4.4 ANÁLISIS DEL MODELO SR**

De acuerdo a (Kline, 2010), para la especificación e identificación del modelo SR se necesita un modelo de medición válido antes de evaluar la parte estructural del modelo. La prueba del modelo SR se basa en el método conocido como el modelado en dos etapas, que se menciona a continuación.

#### **4.4.1 MODELADO EN DOS ETAPAS**

1. En la primera etapa, un modelo SR es reespecificado como un modelo de medición CFA. Luego, se analiza el modelo CFA para determinar si se ajusta a los datos. Si el ajuste del modelo CFA es pobre, entonces puede estar equivocado las hipótesis de medición. Por tanto, la primera etapa implica encontrar un modelo de medición adecuado.
2. Dado un modelo de medición aceptable, la segunda etapa es comparar el ajuste del modelo SR original (con modificaciones a su parte de medición, de hacerlo) y aquellos con diferentes modelos estructurales.

## CAPÍTULO 5

### RESULTADOS Y DISCUSIONES

#### 5.1 PANORAMA GENERAL

A partir de las variables observadas que están relacionadas a la percepción y opinión que tienen los ecuatorianos del entorno sociodemográfico en las muestras: global<sup>1</sup>, rural y urbana; se determinará un número reducido de variables no observadas (o latentes) mediante un análisis factorial exploratorio que expliquen el conjunto de variables observadas; luego, se especificará un modelo de ecuaciones estructurales que permitirá probar las hipótesis acerca de las relaciones entre variables observadas y latentes.

El presente estudio se basará en los estudios del SEM en el campo de la educación, donde entre otros, se estudia los factores que influyen en el desempeño académico del estudiante; y, se hará una analogía con dichos estudios, es decir, trasladar las mismas nociones, pero con distinto enfoque y contexto. El modelo que se propondrá en el presente estudio es una función del número de factores obtenidos a partir del conjunto de variables observadas (o indicadores) y de cómo se definan dichos factores.

#### 5.2 SELECCIÓN DE MEDIDAS

Antes del análisis factorial exploratorio (EFA) es conveniente realizar una serie de pruebas que indicarán si es pertinente, desde el punto de vista estadístico realizar

---

<sup>1</sup> global  $\hat{=}$  rural  $\cup$  urbana: esto expresa que la muestra global está constituido por los casos correspondientes al área rural y urbana.

el análisis factorial con los datos disponibles. Para aquello se utilizará las pruebas  $KMO^2$  (Kaiser-Meyer-Olkin) y de esfericidad de Bartlett<sup>3</sup>.

**Tabla 5.1-**Pruebas KMO y de esfericidad de Bartlett

KMO y prueba de Bartlett		
Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		,929
Prueba de esfericidad de Bartlett	Chi-cuadrado aproximado	245387,930
	gl	153
	Sig.	,000

Por tanto, se tiene los siguientes resultados:

- i. Prueba KMO: como  $KMO = 0,929 \neq 0,6$ , entonces sí conviene realizar el análisis factorial.
- ii. Prueba de esfericidad de Bartlett ( $\alpha = 5\%$ ): puesto que  $sig. (= p - \text{valor}) < 0,05$ , por tanto se rechaza la hipótesis nula; esto es,  $\mathbf{R} \neq \mathbf{I}_k$ .

Luego, ambas pruebas evidencian que la estructura de correlación entre las variables es fuerte. Debido a que las pruebas KMO y de esfericidad de Bartlett indican que en general todas las variables están correlacionadas, por consiguiente, se procede a realizar el EFA de los datos.

### 5.2.1 ANÁLISIS FACTORIAL EXPLORATORIO (EFA)

A continuación se procede a determinar los factores que explican la asociación entre las variables manifiestas. Para esto se efectúa un análisis factorial exploratorio con el método MINRES (MINimum RESiduals) que no depende de dónde vengan los datos o la distribución que tengan, tal como las variables no

<sup>2</sup> Como regla empírica se considera que si  $KMO < 0,6$ , entonces no es adecuado realizar un análisis factorial exploratorio con los datos.

<sup>3</sup> La prueba de esfericidad de Bartlett contrasta las hipótesis:  $\begin{cases} H_0: \mathbf{R} = \mathbf{I}_k \\ H_1: \mathbf{R} \neq \mathbf{I}_k \end{cases}$ , al nivel de significancia  $\alpha$ ; donde,  $\mathbf{R} \in \mathbb{K}^{k \times k}$  ( $\mathbb{K} = \mathbb{R} \vee \mathbb{C}$ ) es la matriz de correlación e  $\mathbf{I}_k \in \{0,1\}^{k \times k}$  es la matriz identidad.

normales en el presente estudio (Jöreskog K. G., 2003). Además, se utilizará la rotación oblicua promax, pues se desea que los factores estén correlacionados, porque se supondrá que los factores están correlacionados, aunque generalmente esta correlación es pequeña.

**Tabla 5.2-EFA para 3 factores**

	Factor 1	Factor 2	Factor 3
PROF	0.813	0.085	-0.039
TRAB	0.817	0.093	-0.026
SIT_FIN	0.226	0.153	0.486
EST_SAL	0.168	0.412	0.177
VIV	0.092	0.467	0.234
TIEM_LIB	0.009	0.635	0.056
FAM	0.046	0.623	-0.058
EDUC	0.117	0.467	0.202
MED_AMB	-0.044	0.699	-0.002
VID_SOC	-0.069	0.834	-0.037
EST_CIV	0.037	0.611	0.000
COM	-0.064	0.760	-0.094
GOB	-0.005	0.354	-0.032
VID	-0.009	0.709	0.002
NIV_POB	-0.132	-0.010	0.890
IN_ME_MI	0.066	-0.040	0.348
IN_ME_AC	0.071	-0.013	0.615
H_POB	0.094	0.051	-0.819

Las cargas factoriales indican la correlación entre cada variable y el factor respectivo; así, la variable con la mayor carga factorial será la más representativa del factor. El análisis de la matriz de cargas factoriales puede ayudar a identificar cómo se agrupan las variables manifiestas para constituir cada uno de los factores resultantes del modelo, y por ende etiquetarlos.

El Factor 1 contiene saturaciones altas o cargas factoriales significativas ( $> 0,5$  en valor absoluto según (Hair J. F., 2009)) con respecto a las variables: PROF Y TRAB; es decir, las variables manifiestas PROF Y TRAB cargan en el Factor 1, o dice que el Factor 1 tiene una influencia común en las variables PROF Y TRAB. Por otra parte, el Factor 2 contiene saturaciones altas en relación a las variables: TIEM\_LIB, FAM, MED\_AMB, VID\_SOC, EST\_CIV, COM y VID. Además, el Factor 3 contiene saturaciones altas con respecto a las variables: NIV\_POB, IN\_ME\_AC, H\_POB. En la tabla 5.3 se sintetiza el resultado del EFA:

**Tabla 5.3-Resultado del EFA**

<b>FACTOR 1</b>	<b>FACTOR 2</b>	<b>FACTOR 3</b>
PROF TRAB	TIEM_LIB FAM MED_AMB VID_SOC EST_CIV COM VID	NIV_POB IN_ME_AC H_POB

### 5.2.1.1 Definición de factores

A continuación se procede a definir las tres variables latentes (o factores) de tal forma que expliquen los tres conjuntos de indicadores:

Factor 1 <sup>def</sup> Entorno laboral

Factor 2 <sup>def</sup> Contexto personal

Factor 3 <sup>def</sup> Situación socioeconómica

donde,

- *Entorno laboral (EL)*. Hace referencia al medio ambiente humano y físico en el que se desarrolla el trabajo cotidiano.
- *Contexto personal (CP)*. Hace referencia a las experiencias y relaciones que rodean a una persona.
- *Situación socioeconómica (SS)*. Hace referencia a la posición económica y social, ya sea individual o familiar en relación a otras personas, basada en sus ingresos, educación y empleo.

## 5.3 ESPECIFICACIÓN

Ahora que se dispone de los constructos con sus correspondientes indicadores se procede a establecer las presuntas relaciones causales entre las variables observadas o latentes que LISREL estima con los datos de la muestra. El modelo hipotetizado que se propone contiene 12 indicadores (variables respuesta) agrupadas en tres factores (dos independientes y un dependiente).

Para establecer el modelo hipotético se hará una analogía con el modelo empírico propuesto por (Reyes Carreto, Godínez Jaimes, Ariza Hernández, Sánchez Rosas, & Torreblanca Ignacio, 2014), en el cual se investiga los factores que influyen en el desempeño académico. Así, en el presente estudio se hipotetizará que los factores: entorno laboral (EL) y situación socioeconómica (SS) influyen en la percepción del contexto personal de los ecuatorianos. Además, en el:

- i. *Modelo de medición.* El constructo entorno laboral (EL) es medido por los indicadores sociales: profesión (PROF) y trabajo (TRAB). Por otra parte, la variable latente situación socioeconómica (SS) es medido a través de las variables observadas: nivel de pobreza (NIV\_POB), ingreso mensual actual (IN\_ME\_AC) y hogar pobre (H\_POB). Y, el factor latente contexto personal (CP) es medido mediante las variables manifiestas: tiempo libre (TIEM\_LIB), familia (FAM), medio ambiente (MED\_AMB), vida social (VID\_SOC), estado civil (EST\_CIV), comunidad (COM) y vida (VID).
- ii. *Modelo estructural.* Los factores: situación socioeconómica (SS) y entorno laboral (EL), influyen directa y significativamente sobre el contexto personal (CP). Además, se asume que los factores: entorno laboral (EL) y situación socioeconómica (SS) están correlacionados entre sí, y por tanto, podrían existir efectos indirectos sobre el contexto personal (CP) desde los factores: situación socioeconómica y entorno laboral.

Las flechas van del factor a las variables, indicando que el factor es una variable explicativa y las variables manifiestas son variables dependientes. Las varianzas (—) y covarianzas (↔) de las variables independientes, y los errores de medición (→) de las variables dependientes; son parámetros que no necesitan ser especificados.

Así, el modelo especificado es el siguiente:

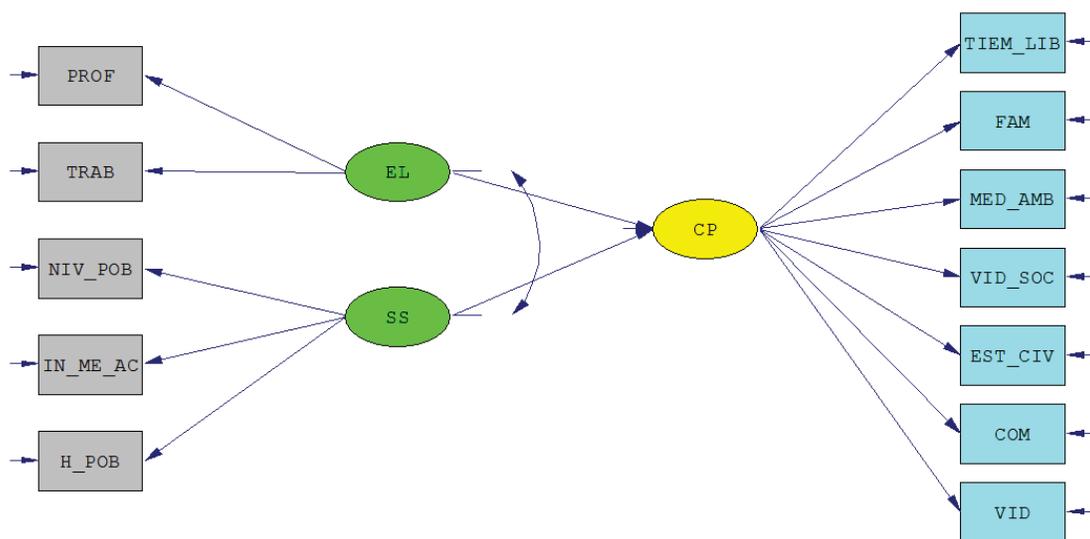
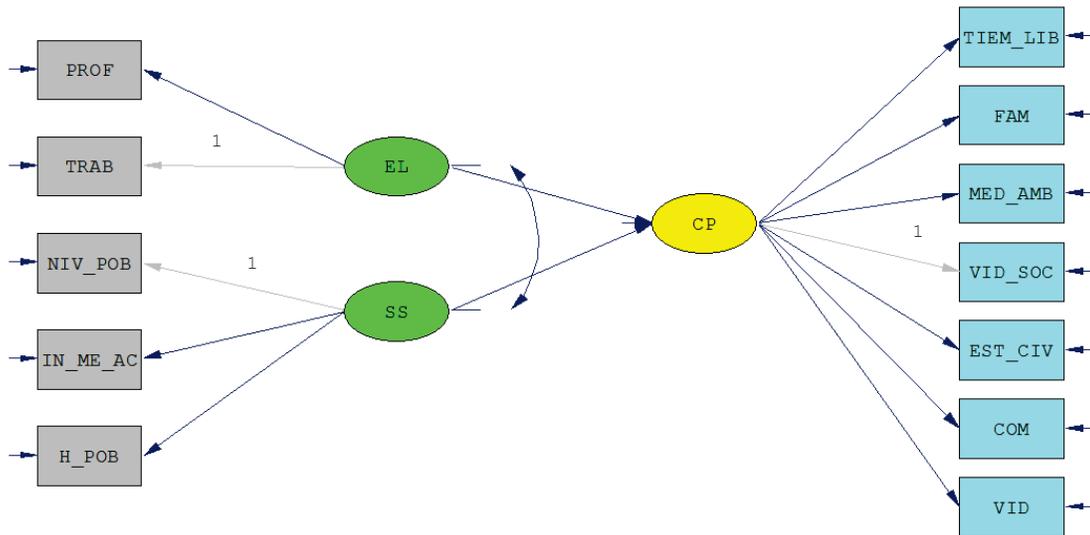


Figura 5.1-Especificación del modelo de ecuaciones estructurales

## 5.4 IDENTIFICACIÓN

En el modelo propuesto se tiene  $df_M = 62 > 0$ , entonces el modelo está identificado. Además, como el modelo incluye variables latentes, entonces es necesario fijar la escala de cada una de ellas, pues no tienen escalas definidas. Para esto se fijará a 1 la trayectoria que corresponde a la carga factorial (que es la correlación entre cada variable y el factor correspondiente) más alta de cada constructo. Las trayectorias que han sido fijadas a 1 cambian a color gris, como se muestra en la figura 5.2.



**Figura 5.2-**Escalamiento de factores

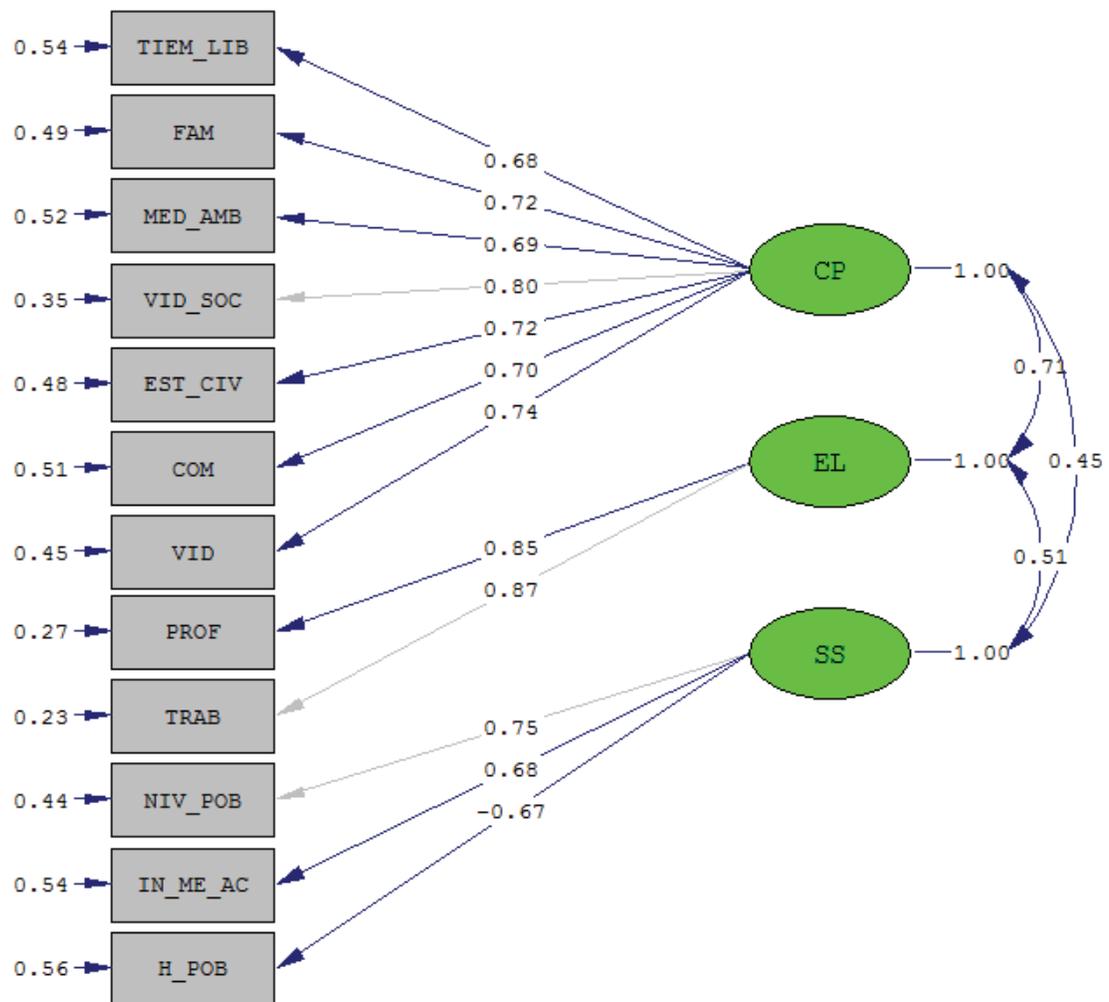
## 5.5 ESTIMACIÓN

Antes de estimar el SEM se debe tener un modelo de medición válido. Para aquello se realiza un CFA del modelo de medición.

### 5.5.1 CFA DE LOS MODELOS DE MEDICIÓN

Con el CFA se comprobará que los indicadores miden sus respectivos factores a través de la validez convergente y discriminante. Además, como el CFA es un tipo de modelo de ecuaciones estructurales, entonces se determinará si los modelos de medición presentan un buen ajuste a los datos:

- i. CFA del modelo de la muestra global

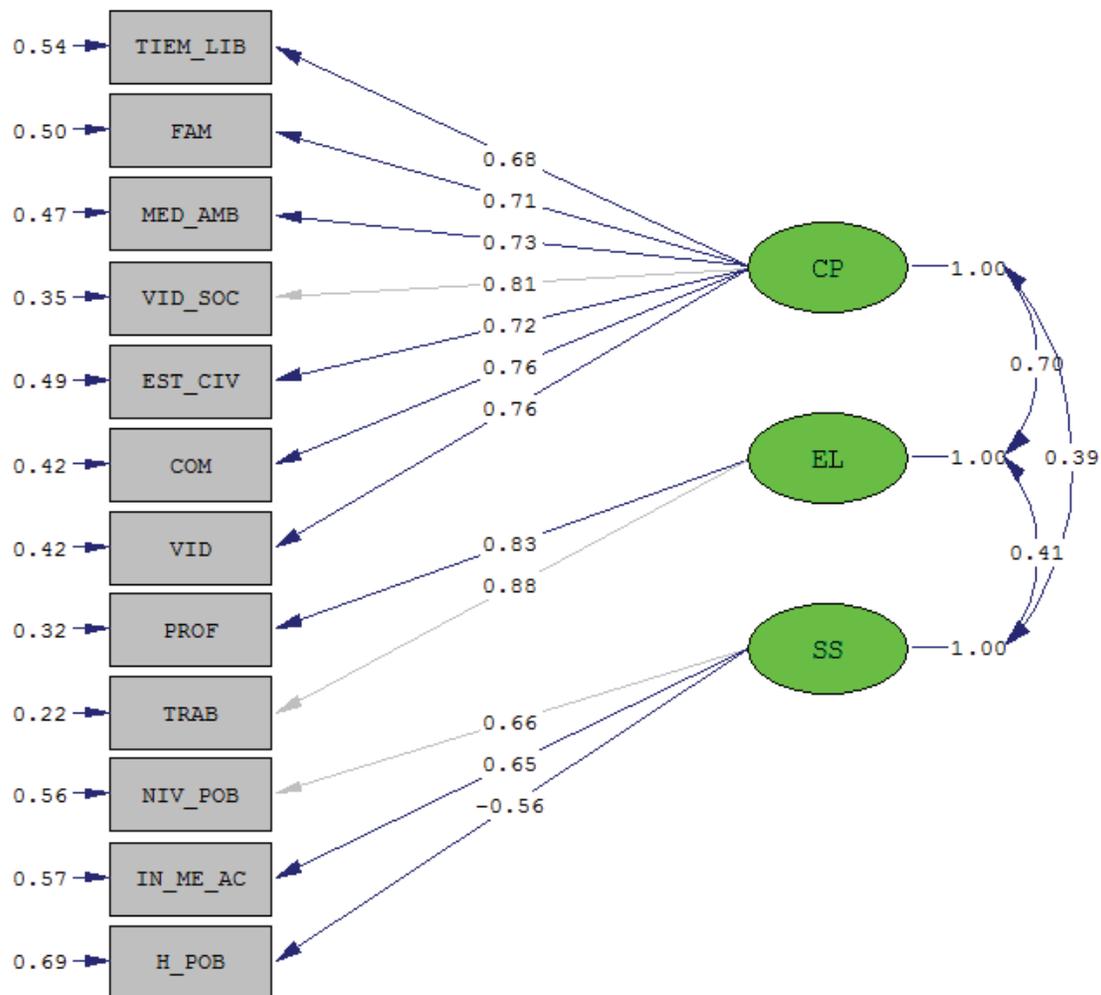


**Figura 5.3-**Estimación estandarizada del modelo CFA de la muestra global

**Tabla 5.4-**Estadísticos de bondad de ajuste del modelo CFA de la muestra global

Degrees of Freedom	51
Weighted Least Squares Chi-Square (C1)	7798.845 (P = 0.0000)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	0.0712
Comparative Fit Index (CFI)	0.887
Standardized RMR (SRMR)	0.360
Goodness of Fit Index (GFI)	0.839

ii. CFA para el modelo de la muestra del área rural

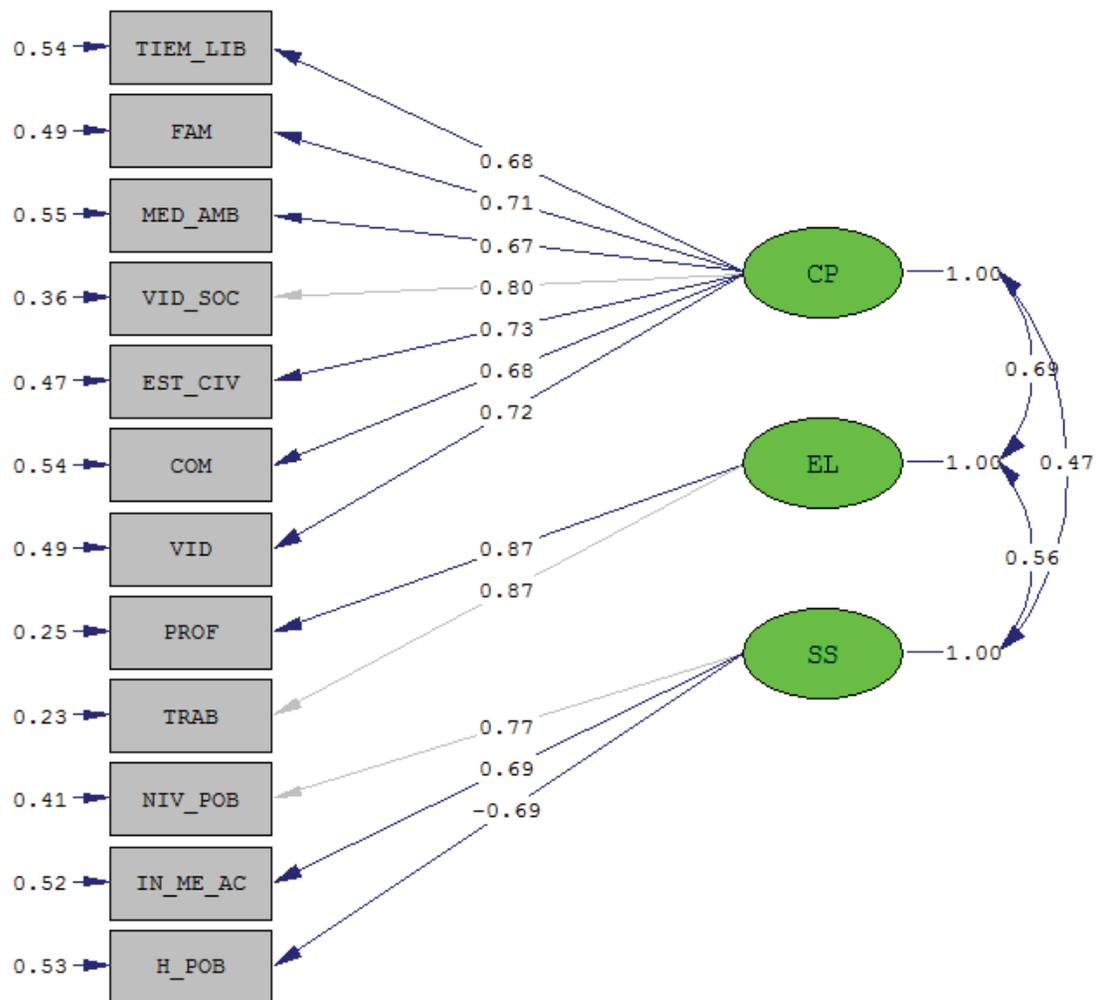


**Figura 5.4-**Estimación estandarizada del modelo CFA de la muestra del área rural

**Tabla 5.5-**Estadísticos de bondad de ajuste del CFA de la muestra del área rural

Degrees of Freedom	51
Weighted Least Squares Chi-Square (C1)	3066.329 (P = 0.0000)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	0.0710
Comparative Fit Index (CFI)	0.880
Standardized RMR (SRMR)	0.352
Goodness of Fit Index (GFI)	0.848

iii. CFA para el modelo de la muestra del área urbana



**Figura 5.5-**Estimación estandarizada del modelo CFA de la muestra del área urbana

**Tabla 5.6-**Estadísticos de bondad de ajuste del CFA de la muestra del área urbana

Degrees of Freedom	51
Weighted Least Squares Chi-Square (C1)	3571.453 (P = 0.0000)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	0.0768
Comparative Fit Index (CFI)	0.874
Standardized RMR (SRMR)	0.353
Goodness of Fit Index (GFI)	0.834

### 5.5.1.1 Resultados de los modelos CFA

En todos los modelos CFA las medidas (o indicadores) presentan buenas puntuaciones de validez; esto es,

$$\begin{cases} |\hat{\lambda}_i| \geq 0,5; \forall i \text{ (indican la validez convergente)} \\ |\hat{\rho}_{jk}| < 0,9; \forall j \neq k \text{ (indican la validez discriminante)} \end{cases}'$$

puesto que las cargas factoriales presentes en todos los modelos de medición son  $\geq 0,5$  (esto es, el conjunto de indicadores miden el mismo constructo) y las correlaciones entre los factores son  $< 0,9$  (es decir, el conjunto de indicadores miden diferentes constructos); entonces las variables manifiestas miden sus respectivos factores. Así, el factor entorno laboral (EL) es medido por los indicadores: profesión (PROF) y trabajo (TRAB); el factor situación socioeconómica (SS) es medido por las variables manifiestas: nivel de pobreza (NIV\_POB), ingreso mensual actual (IN\_ME\_AC) y hogar pobre (H\_POB); y, el factor contexto personal (CP) es medido mediante las variables medidas: tiempo libre (TIEM\_LIB), familia (FAM), medio ambiente (MED\_AMB), vida social (VID\_SOC), estado civil (EST\_CIV), comunidad (COM) y vida (VID).

#### 5.5.1.2 Discusión de los estadísticos de bondad de ajuste de los modelos CFA

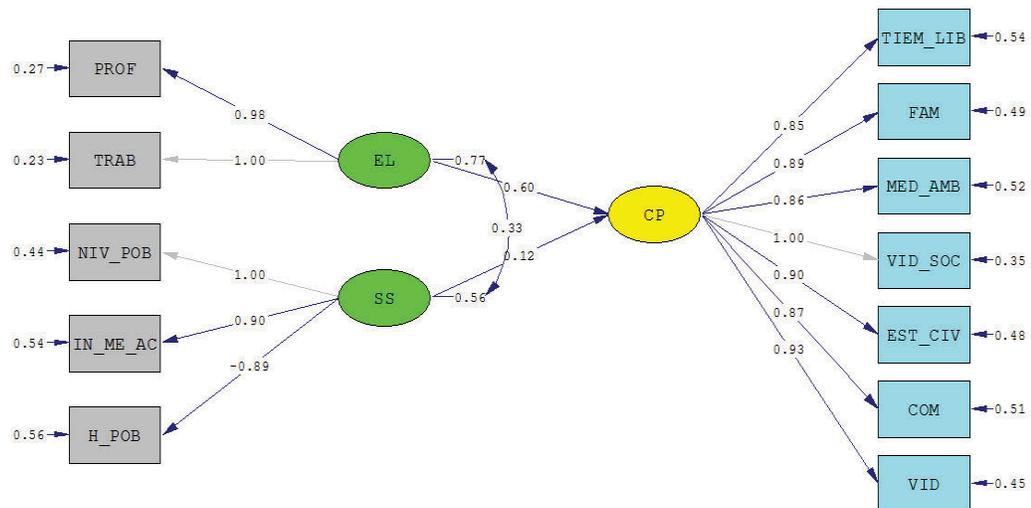
Como  $df_M = 51 > 0$ , entonces los modelos están identificados; es decir, existe suficiente información para estimar los parámetros de los modelos CFA propuestos. En todos los modelos de medición, el  $p$  – valor asociado al estadístico ji – cuadrado indica que el modelo de medición propuesto no se ajusta adecuadamente a los datos, en este caso es conveniente descartar este estadístico si otros índices apoyan el modelo, pues el estadístico ji – cuadrado puede equivocarse cuando no se cumple el supuesto de normalidad y cuando las muestras son grandes ( $N \geq 200$ ). Por otro parte, existen índices de ajuste que demuestran un buen ajuste de los modelos de medición a los datos, tales como:  $CFI \approx 0,9$  y  $RMSEA \leq 0,8$  (que son deseables), lo cual implica que todos los modelos CFA presentan un ajuste aceptable; esto es, los modelos CFA son adecuados.

## 5.5.2 ESTIMACIÓN DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

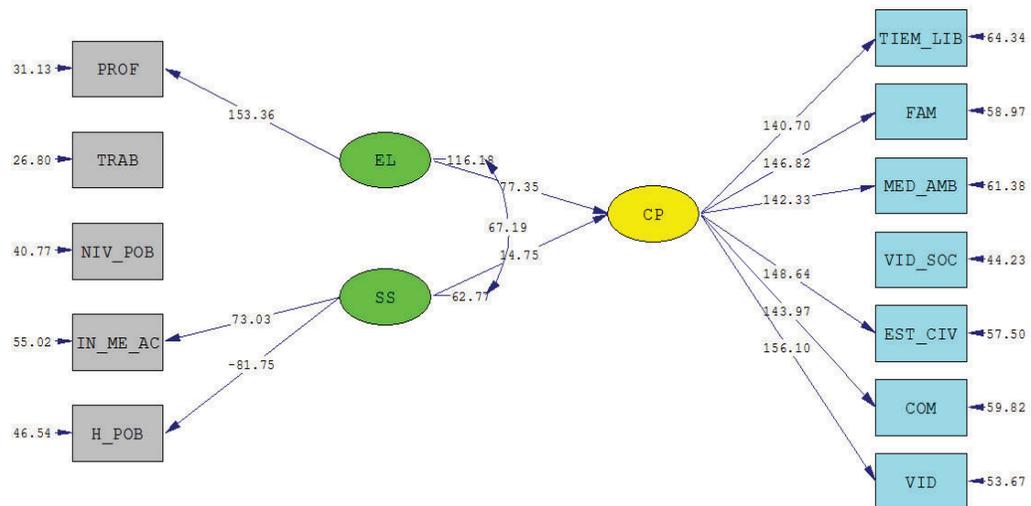
Ahora, ya que todos los modelos de medición son adecuados entonces se establece las asociaciones entre los factores para proceder a estimar los modelos de ecuaciones estructurales para las muestras: global, rural y urbana.

### i. Global

#### (a) Estimación de los parámetros



#### (b) t valores



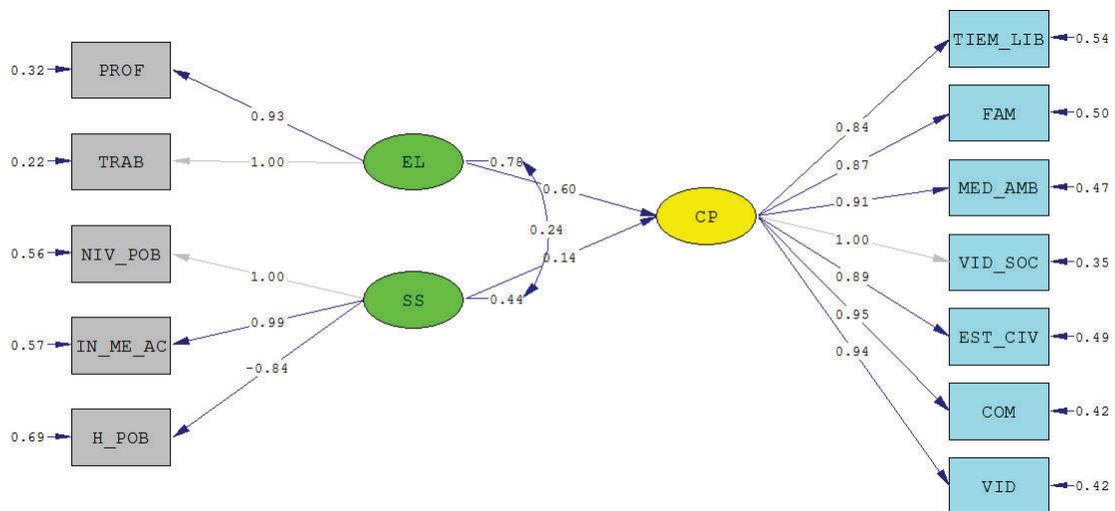
**Figura 5.6-**Estimación del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra global

**Tabla 5.7-**Estadísticos de bondad de ajuste del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra global

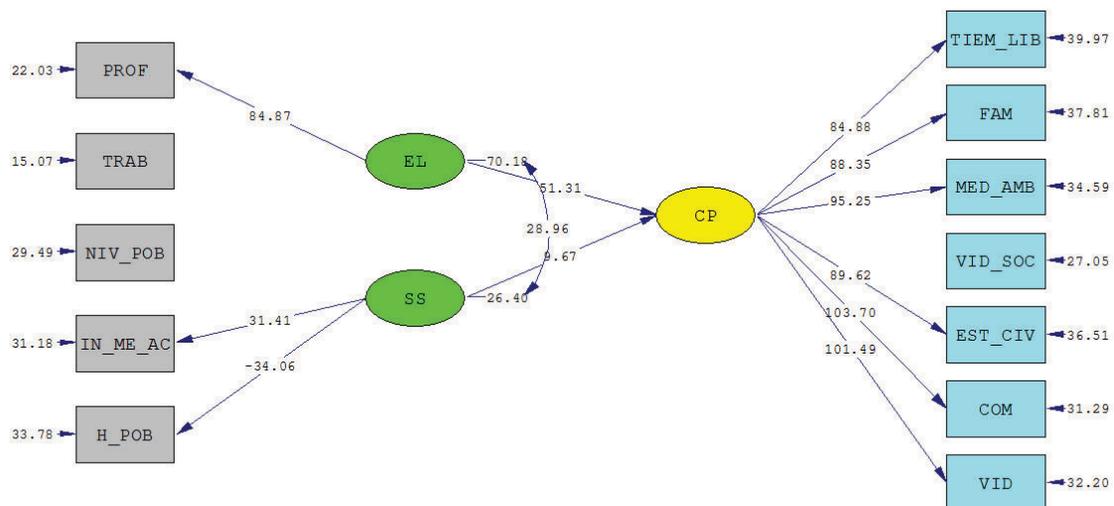
Degrees of Freedom	51
Weighted Least Squares Chi-Square (C1)	7798.846 (P = 0.0000)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	0.0712
Comparative Fit Index (CFI)	0.887
Standardized RMR (SRMR)	0.360
Goodness of Fit Index (GFI)	0.839

ii. Área rural

(a) Estimación de los parámetros



(b) *t* valores



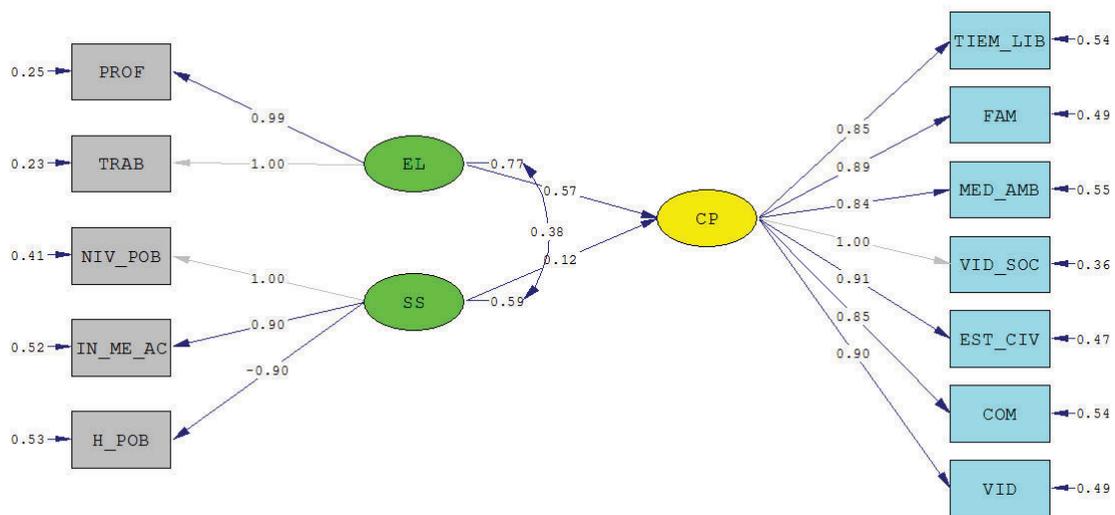
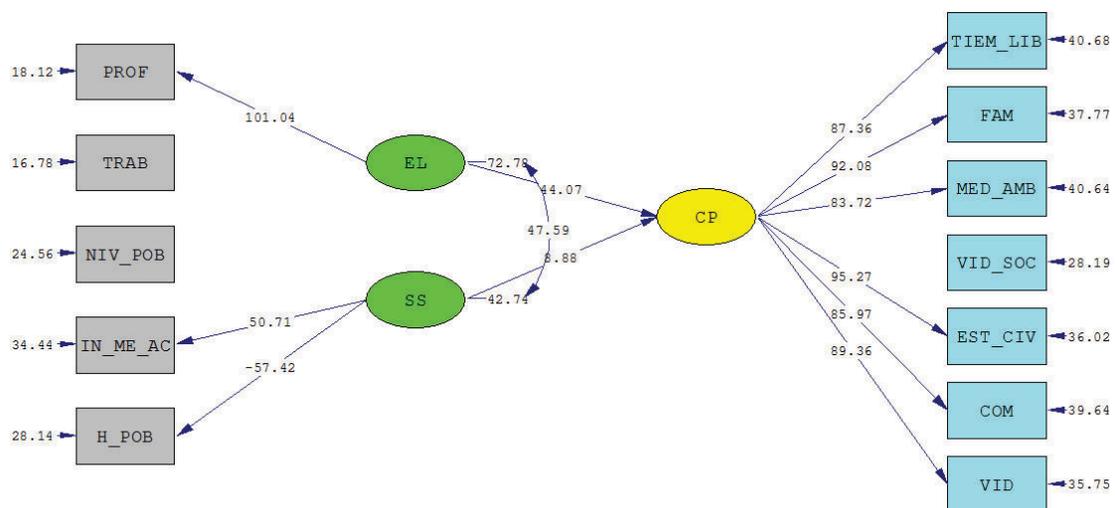
**Figura 5.7-**Estimación del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área rural

**Tabla 5.8-**Estadísticos de bondad de ajuste del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área rural

Degrees of Freedom	51
Weighted Least Squares Chi-Square (C1)	3066.330 (P = 0.0000)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	0.0710
Comparative Fit Index (CFI)	0.880
Standardized RMR (SRMR)	0.352
Goodness of Fit Index (GFI)	0.848

### iii. Área urbana

#### (a) Estimación de los parámetros

(b) *t* valores**Figura 5.8-**Estimación del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área urbana**Tabla 5.9-**Estadísticos de bondad de ajuste del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área urbana

Degrees of Freedom	51
Weighted Least Squares Chi-Square (C1)	3571.451 (P = 0.0000)
Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)	0.0768
Comparative Fit Index (CFI)	0.874
Standardized RMR	0.353
Goodness of Fit Index (GFI)	0.834

En las tablas 5.10-5.12 se describen los modelos de ecuaciones estructurales mediante sistemas de ecuaciones estructurales, los cuales están constituidos por las ecuaciones estructurales correspondientes al modelo de medición y al modelo estructural. Estas ecuaciones definen los parámetros del modelo, los cuales corresponden a las presuntas relaciones entre las variables observadas o latentes que el programa estima con los datos de la muestra.

**Tabla 5.10-**Sistema de ecuaciones estructurales de la muestra global

Modelo de medición			
TIEM_LIB	= 0.847*CP,	Errorvar.= 0.535	, R <sup>2</sup> = 0.465
Standerr	(0.00602)	(0.00832)	
Z-values	140.694	64.341	
P-values	0.000	0.000	
FAM	= 0.891*CP,	Errorvar.= 0.486	, R <sup>2</sup> = 0.514
Standerr	(0.00607)	(0.00824)	
Z-values	146.817	58.968	
P-values	0.000	0.000	
MED_AME	= 0.862*CP,	Errorvar.= 0.518	, R <sup>2</sup> = 0.482
Standerr	(0.00606)	(0.00845)	
Z-values	142.327	61.374	
P-values	0.000	0.000	
VID_SOC	= 1.000*CP,	Errorvar.= 0.352	, R <sup>2</sup> = 0.648
Standerr	(0.00797)	(0.00797)	
Z-values		44.229	
P-values		0.000	
EST_CIV	= 0.898*CP,	Errorvar.= 0.477	, R <sup>2</sup> = 0.523
Standerr	(0.00604)	(0.00830)	
Z-values	148.634	57.501	
P-values	0.000	0.000	
COM	= 0.871*CP,	Errorvar.= 0.509	, R <sup>2</sup> = 0.491
Standerr	(0.00605)	(0.00850)	
Z-values	143.969	59.818	
P-values	0.000	0.000	
VID	= 0.925*CP,	Errorvar.= 0.445	, R <sup>2</sup> = 0.555
Standerr	(0.00593)	(0.00830)	
Z-values	156.102	53.674	
P-values	0.000	0.000	
PROF	= 0.977*EL,	Errorvar.= 0.270	, R <sup>2</sup> = 0.730
Standerr	(0.00637)	(0.00868)	
Z-values	153.354	31.131	
P-values	0.000	0.000	
TRAB	= 1.000*EL,	Errorvar.= 0.235	, R <sup>2</sup> = 0.765
Standerr		(0.00876)	
Z-values		26.796	
P-values		0.000	
NIV_POB	= 1.000*SS,	Errorvar.= 0.436	, R <sup>2</sup> = 0.564
Standerr		(0.0107)	
Z-values		40.768	
P-values		0.000	
IN_ME_AC	= 0.901*SS,	Errorvar.= 0.542	, R <sup>2</sup> = 0.458
Standerr	(0.0123)	(0.00985)	
Z-values	73.027	55.019	

P-values	0.000	0.000	
H_POB = - 0.887*SS, Errorvar.= 0.556 , R <sup>2</sup> = 0.444			
Standerr	(0.0108)	(0.0120)	
Z-values	-81.744	46.537	
P-values	0.000	0.000	
Modelo estructural			
CP = 0.598*EL + 0.122*SS, Errorvar.= 0.317 , R <sup>2</sup> = 0.511			
Standerr	(0.00773)	(0.00829)	(0.00474)
Z-values	77.352	14.754	66.898
P-values	0.000	0.000	0.000

**Tabla 5.11-Sistema de ecuaciones estructurales de la muestra del área rural**

Modelo de medición			
TIEM_LIB = 0.840*CP, Errorvar.= 0.540 , R <sup>2</sup> = 0.460			
Standerr	(0.00990)	(0.0135)	
Z-values	84.880	39.969	
P-values	0.000	0.000	
FAM = 0.874*CP, Errorvar.= 0.501 , R <sup>2</sup> = 0.499			
Standerr	(0.00990)	(0.0133)	
Z-values	88.341	37.806	
P-values	0.000	0.000	
MED_AMB = 0.905*CP, Errorvar.= 0.466 , R <sup>2</sup> = 0.534			
Standerr	(0.00950)	(0.0135)	
Z-values	95.245	34.592	
P-values	0.000	0.000	
VID_SOC = 1.000*CP, Errorvar.= 0.348 , R <sup>2</sup> = 0.652			
Standerr		(0.0129)	
Z-values		27.048	
P-values		0.000	
EST_CIV = 0.887*CP, Errorvar.= 0.487 , R <sup>2</sup> = 0.513			
Standerr	(0.00989)	(0.0133)	
Z-values	89.618	36.508	
P-values	0.000	0.000	
COM = 0.947*CP, Errorvar.= 0.416 , R <sup>2</sup> = 0.584			
Standerr	(0.00913)	(0.0133)	
Z-values	103.693	31.286	
P-values	0.000	0.000	
VID = 0.941*CP, Errorvar.= 0.422 , R <sup>2</sup> = 0.578			
Standerr	(0.00927)	(0.0131)	
Z-values	101.481	32.199	
P-values	0.000	0.000	
PROF = 0.935*EL, Errorvar.= 0.317 , R <sup>2</sup> = 0.683			
Standerr	(0.0110)	(0.0144)	
Z-values	84.862	22.030	
P-values	0.000	0.000	
TRAB = 1.000*EL, Errorvar.= 0.218 , R <sup>2</sup> = 0.782			
Standerr		(0.0145)	
Z-values		15.073	
P-values		0.000	
NIV_POB = 1.000*SS, Errorvar.= 0.561 , R <sup>2</sup> = 0.439			
Standerr		(0.0190)	
Z-values		29.491	
P-values		0.000	
IN ME AC = 0.988*SS, Errorvar.= 0.571 , R <sup>2</sup> = 0.429			

Standerr	(0.0315)	(0.0183)	
Z-values	31.405	31.174	
P-values	0.000	0.000	
H_POB = - 0.838*SS, Errorvar.= 0.692 , R <sup>2</sup> = 0.308			
Standerr	(0.0246)	(0.0205)	
Z-values	-34.054	33.775	
P-values	0.000	0.000	
Modelo estructural			
CP = 0.597*EL + 0.144*SS, Errorvar.= 0.323 , R <sup>2</sup> = 0.505			
Standerr	(0.0116)	(0.0149)	(0.00789)
Z-values	51.309	9.671	40.933
P-values	0.000	0.000	0.000

**Tabla 5.12-Sistema de ecuaciones estructurales de la muestra del área urbana**

Modelo de medición			
TIEM_LIB = 0.847*CP, Errorvar.= 0.541 , R <sup>2</sup> = 0.459			
Standerr	(0.00969)	(0.0133)	
Z-values	87.361	40.676	
P-values	0.000	0.000	
FAM = 0.890*CP, Errorvar.= 0.493 , R <sup>2</sup> = 0.507			
Standerr	(0.00967)	(0.0130)	
Z-values	92.073	37.766	
P-values	0.000	0.000	
MED_AMB = 0.838*CP, Errorvar.= 0.550 , R <sup>2</sup> = 0.450			
Standerr	(0.0100)	(0.0135)	
Z-values	83.713	40.640	
P-values	0.000	0.000	
VID_SOC = 1.000*CP, Errorvar.= 0.359 , R <sup>2</sup> = 0.641			
Standerr		(0.0127)	
Z-values		28.189	
P-values		0.000	
EST_CIV = 0.907*CP, Errorvar.= 0.473 , R <sup>2</sup> = 0.527			
Standerr	(0.00952)	(0.0131)	
Z-values	95.269	36.015	
P-values	0.000	0.000	
COM = 0.848*CP, Errorvar.= 0.539 , R <sup>2</sup> = 0.461			
Standerr	(0.00987)	(0.0136)	
Z-values	85.969	39.638	
P-values	0.000	0.000	
VID = 0.896*CP, Errorvar.= 0.486 , R <sup>2</sup> = 0.514			
Standerr	(0.0100)	(0.0136)	
Z-values	89.354	35.746	
P-values	0.000	0.000	
PROF = 0.993*EL, Errorvar.= 0.245 , R <sup>2</sup> = 0.755			
Standerr	(0.00983)	(0.0135)	
Z-values	101.037	18.117	
P-values	0.000	0.000	
TRAB = 1.000*EL, Errorvar.= 0.235 , R <sup>2</sup> = 0.765			
Standerr		(0.0140)	
Z-values		16.775	
P-values		0.000	
NIV_POB = 1.000*SS, Errorvar.= 0.409 , R <sup>2</sup> = 0.591			
Standerr		(0.0166)	
Z-values		24.557	

P-values		0.000	
IN_ME_AC = 0.901*SS, Errorvar.= 0.520 , R <sup>2</sup> = 0.480			
Standerr	(0.0178)		(0.0151)
Z-values	50.705		34.434
P-values	0.000		0.000
H_POB = - 0.896*SS, Errorvar.= 0.525 , R <sup>2</sup> = 0.475			
Standerr	(0.0156)		(0.0187)
Z-values	-57.414		28.140
P-values	0.000		0.000
Modelo estructural			
CP = 0.570*EL + 0.121*SS, Errorvar.= 0.331 , R <sup>2</sup> = 0.483			
Standerr	(0.0129)	(0.0136)	(0.00757)
Z-values	44.073	8.878	43.749
P-values	0.000	0.000	0.000

donde: Errorvar. = varianza del error,  $R^2$  = correlación múltiple al cuadrado, Standerr = error estándar, Z – values = t – valor, P – values = p – valor.

## 5.6 REESPECIFICACIÓN

Se podría mejorar los índices ajuste mediante la adición de asociaciones que sugiere el programa; sin embargo, debido al principio de parsimonia, se prefiere el modelo más simple (es decir, el modelo con el menor número de parámetros) de los modelos que son teóricamente convincentes; esto es, modelos con un ajuste aceptable.

## 5.7 REPORTE DE RESULTADOS

### 5.7.1 RESULTADOS DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

Se presentan los resultados del SEM de las muestras: global, rural y urbana, en los anexos C, D y E; respectivamente. De manera general, se tienen los siguientes resultados para los tres modelos:

*Especificación de parámetros.* La especificación de parámetros permite analizar que los parámetros que se desean estimar son los correctos. Un número distinto de cero, indica un parámetro libre. En total se estimaron 27 parámetros.

*Estimación de parámetros.* Cada parámetro estimado indica el coeficiente de asociación, debajo de este valor aparece entre paréntesis el error estándar y el  $t$  – valor. Los 27 parámetros resultaron estadísticamente significativos (es decir,  $\neq 0$ ) al nivel de significación  $\alpha = 5\%$ , pues  $t \notin [-1,96; 1,96]$ . Como se fijaron a uno las trayectorias que van de EL a TRAB, de SS a NIV\_POB y de CP a VID\_SOC, por tanto no existe error estándar ni  $t$  – valor. Por otro lado, el signo que presenta el coeficiente depende de la manera en la que se codificaron las categorías de las variables.

*Efectos totales e indirectos.* Todos los efectos indirectos de los constructos: entorno laboral (EL) y situación socioeconómica (SS), mediados por el constructo contexto personal (CP) sobre las variables manifiestas: tiempo libre (TIEM\_LIB), familia (FAM), medio ambiente (MED\_AMB), vida social (VID\_SOC), estado civil (EST\_CIV), comunidad (COM) y vida (VID); resultaron estadísticamente significativos (esto es,  $\neq 0$ ).

*Parámetros estandarizados.* Los coeficientes asociados a las trayectorias del modelo por medio de valores estandarizados son útiles para comparar la magnitud de los coeficientes. Las trayectorias fijadas a uno cambian debido a esta estandarización.

## **5.7.2 DESCRIPCIÓN DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES**

Los modelos de ecuaciones estructurales de las muestras: global, rural y urbana; se adaptan a un modelo de regresión estructural (SR) recursivo, con las siguientes características:

- Sobre el factor contexto personal (CP) se observan efectos directos y significativos de los factores entorno laboral (EL) y situación socioeconómica (SS).
- La correlación entre los factores independientes es altamente significativa, puesto que  $|t - \text{valor}| \gg 1,96$ .
- Los valores estimados de los coeficientes de regresión y correlación se obtuvieron utilizando como referencia las variables: trabajo (TRAB), nivel de pobreza (NIV\_POB) y vida social (VID\_SOC).
- Respecto a los signos que presentan los coeficientes o resultados de los efectos entre los factores, éstos dependen de la forma en que se codificaron las categorías (clases o niveles) de los indicadores asociados a tales factores. Por ejemplo, el signo positivo relativo al efecto del factor entorno laboral sobre el factor contexto personal es debido a que las variables relacionadas con el factor entorno laboral que fueron medidas con escala ordinal, se codificaron en forma ascendente.
- Los indicadores de los factores: entorno laboral (EL) y situación socioeconómica (SS), que más influyen en la explicación del contexto personal (CP) son el trabajo (TRAB) y nivel de pobreza (NIV\_POB), respectivamente. La presencia de correlación significativa del factor entorno laboral (EL) con el factor situación socioeconómica (SS) podría implicar efectos indirectos de cualquiera de los dos sobre el contexto personal (CP).
- El constructo entorno laboral (EL) tiene mayor incidencia que la situación socioeconómica (SS) sobre el contexto personal. Por otra parte, se evidencia que las relaciones directas que existen entre las variables latentes son similares en los tres modelos de ecuaciones estructurales, por ejemplo, el efecto directo que tiene el entorno laboral (EL) influye positiva y

significativamente en el contexto personal (CP). También, la situación socioeconómica (SS) tiene un impacto positivo y significativo sobre el contexto personal (CP).

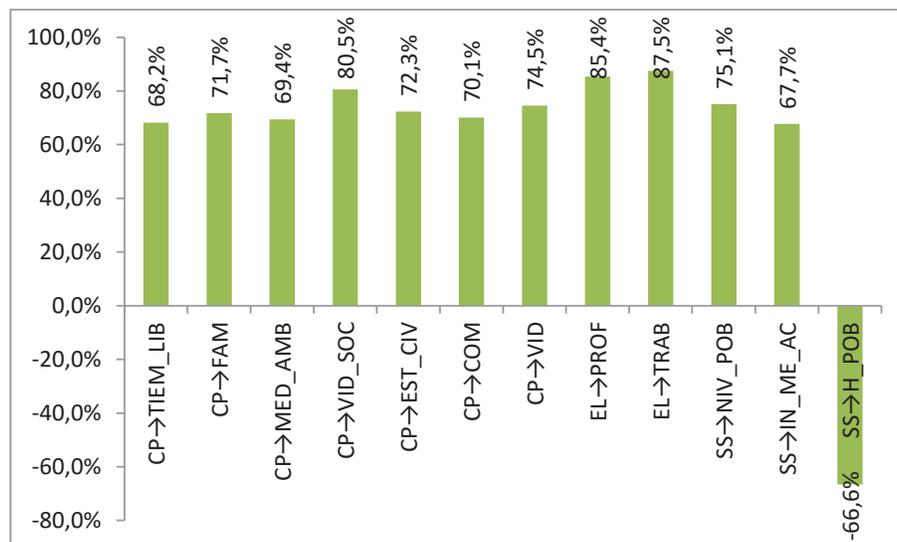
### **5.7.3 DISCUSIÓN DE LOS ESTADÍSTICOS DE BONDAD DE AJUSTE DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES**

De acuerdo con los resultados de los estadísticos de bondad de ajuste de los modelos de ecuaciones estructurales de las muestras: global, rural y urbana; expuestos en las tablas 5.7-5.9, respectivamente, el valor asociado al estadístico  $\chi^2$  – cuadrado y su  $p$  – valor asociado indican que la hipótesis de ajuste del modelo sería rechazada. Sin embargo, diversos autores han señalado que los  $p$  valores de este estadístico son afectados por tamaños de muestra grandes (es decir,  $\geq 200$ ). Para asegurar la ausencia de conclusiones erróneas, se utilizan índices de ajuste alternativos (tales como: RMSEA, CFI, SRMR y GFI) del modelo, que resultaron útiles para determinar qué tan bien los modelos propuestos se ajustan a los datos de la correspondiente muestra; estos índices demuestran que el modelo propuesto tiene un ajuste significativo. Los índices proporcionan la información fundamental de lo bien que el modelo propuesto se ajusta a los datos. El índice de aproximación de la raíz cuadrada media del error (RMSEA) es menor al valor de referencia 0,08, lo cual es deseable; y, el valor del índice de ajuste comparativo (CFI) es un resultado aceptable, comparado con el de referencia 0,9. Dichos resultados significan que existe un razonable ajuste entre el modelo y los datos utilizados. Por consiguiente, el modelo hipotético propuesto, proveniente de las variables seleccionadas por el análisis factorial exploratorio, y construido a partir de las relaciones estructurales entre los factores o variables latentes, es consistente con los datos, y es estadísticamente válido.

### **5.7.4 ANÁLISIS DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES**

Las interpretaciones que se dan a continuación dependen de cómo estén codificadas las categorías de cada variable:

### 5.7.4.1 Análisis global



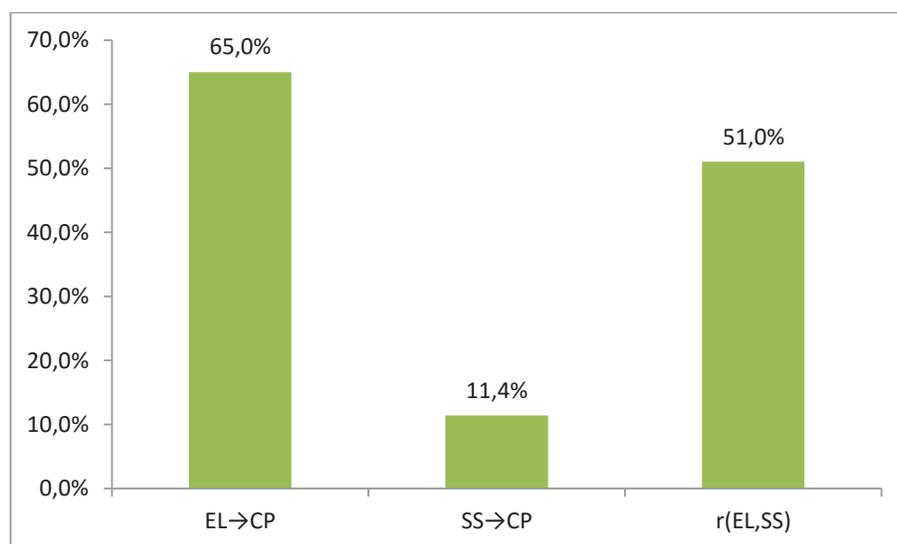
**Figura 5.9-**Magnitud de los parámetros estimados estandarizados del modelo de medición de la muestra global

A partir de la figura 5.9 se interpretan los parámetros más representativos (es decir, los que poseen mayor confiabilidad) de cada factor:

- Con respecto al entorno laboral (EL), el parámetro  $\hat{\lambda}_{EL \rightarrow TRAB}$  expresa que la satisfacción con el trabajo aumenta con la percepción que ofrece el entorno laboral, acerca de las oportunidades de progreso y buena remuneración, y decrece si el entorno laboral es considerado estresante, monótona, o inestable. Estos resultados son consistentes con la hipótesis de que los trabajadores comprometidos están más satisfechos con su trabajo (Lora, 2013).
- En relación al factor SS, la carga factorial  $\hat{\lambda}_{SS \rightarrow NIV\_POB}$  expresa que los que perciben que su nivel de pobreza ha disminuido tienen actitudes más positivas con respecto a la situación socioeconómica, mientras que los que perciben haber experimentado mayor movilidad no apoyan la

situación socioeconómica. Al respecto, la percepción del individuo acerca del nivel de pobreza se ve afectado de manera significativa, de sus capacidades humanas (edad, educación, estado de salud), diferentes formas de capital relacional (familia, amigos, religión), y las condiciones materiales de vida, que incluye no solamente ingresos sino también una variedad de bienes materiales y financieros, tan bien como las percepciones de vulnerabilidad económica (Lora, 2013).

- Con referencia al factor CP, el parámetro  $\hat{\lambda}_{CP \rightarrow VID\_SOC}$  estima que el nivel de satisfacción con respecto a la vida social aumenta con la percepción que el contexto personal ofrece mediante la contribución de una buena vida en la sociedad, y decrece si el contexto personal no provee bienestar en la sociedad (Lora, 2013).



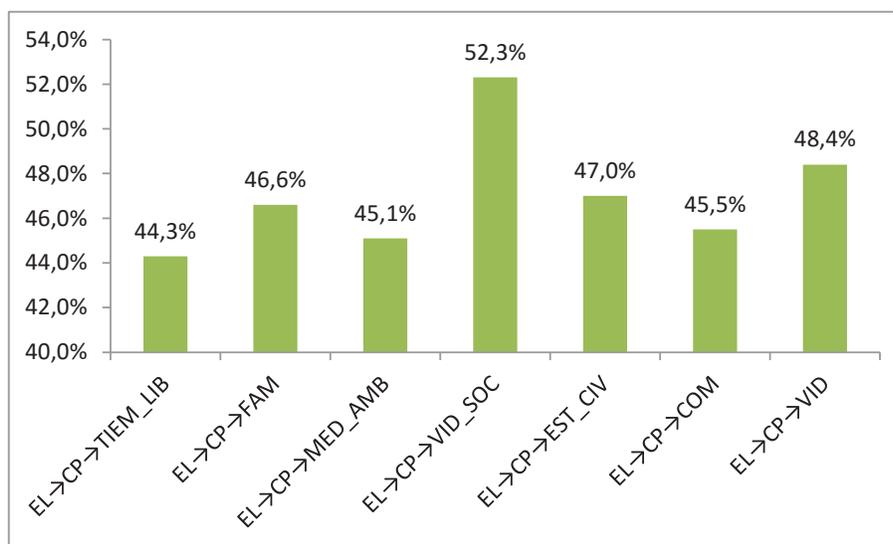
**Figura 5.10**-Magnitud de los parámetros estimados estandarizados del modelo estructural de la muestra global<sup>4</sup>

A partir de la figura 5.10, se puede observar que el regresor con más influencia sobre el contexto personal es el entorno laboral. Esto evidencia que el entorno

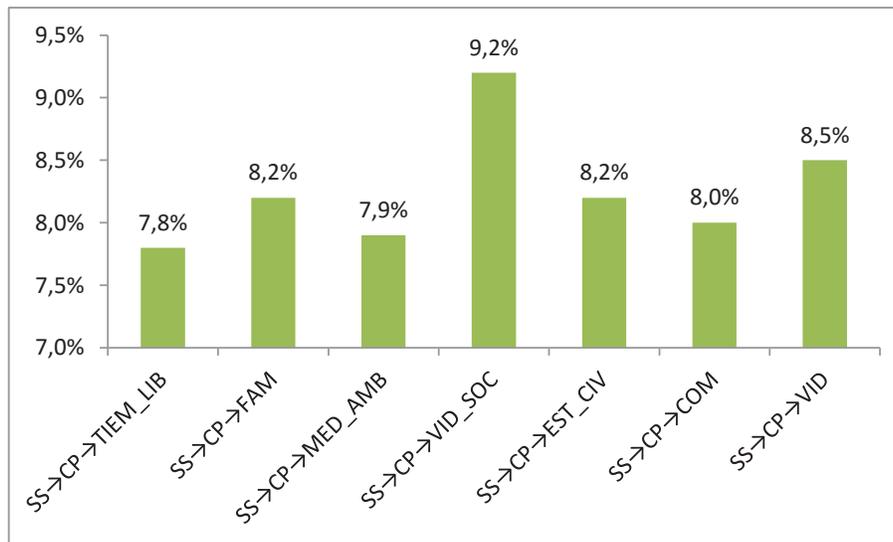
<sup>4</sup> r(+,\*): denota la correlación entre los argumentos + y \*.

laboral desempeña un rol importante sobre el contexto personal, pues a través de un entorno laboral adecuado se obtiene un mayor nivel de satisfacción con respecto al trabajo o profesión, lo cual puede crear una percepción positiva en relación: al tiempo libre, a la familia, al medio ambiente, a la vida social, al estado civil, a la comunidad y a la vida en general. Por otra parte, existe una correlación positiva altamente significativa entre los factores entorno laboral (EL) y situación socioeconómica (SS), lo cual significa que un buen entorno laboral aumenta la productividad laboral y por consiguiente mejora la situación socioeconómica del hogar a través de un mejor salario, cuando se pondera la productividad laboral; es decir, se valora los bienes y servicios producidos.

(a)



(b)

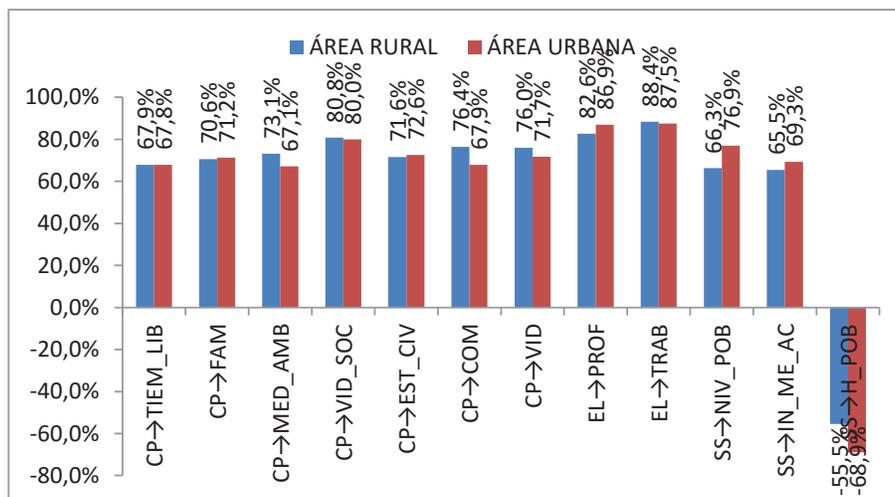


**Figura 5.11**-Efectos indirectos del entorno laboral (EL) (a) y situación socioeconómica (SS) (b) sobre los indicadores del contexto personal (CP) del modelo de la muestra global

El efecto indirecto más representativo del entorno laboral (EL) y la situación socioeconómica (SS) sobre los indicadores del contexto personal (CP) es:  $EL \rightarrow CP \rightarrow VID\_SOC$  y  $SS \rightarrow CP \rightarrow VID\_SOC$ , respectivamente. El entorno laboral (EL) y la situación socioeconómica (SS) están positivamente correlacionados con la vida social (VID\_SOC), aquello significa que un buen entorno laboral y una situación socioeconómica adecuada permiten mejorar la vida social.

#### 5.7.4.2 Análisis conjunto del área rural y área urbana

A continuación se realiza la comparación de los parámetros de los modelos de medición de las muestras del área rural y urbana.

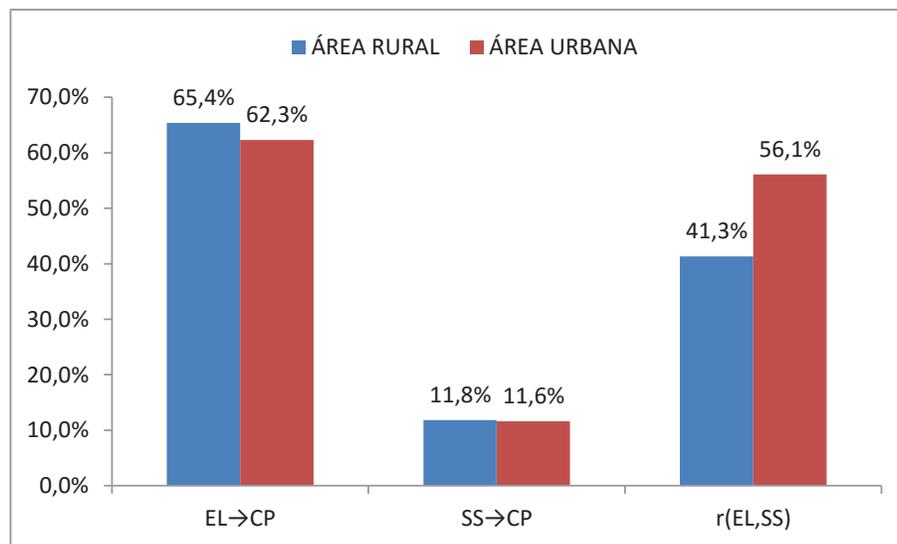


**Figura 5.12-** Magnitud de los parámetros estimados estandarizados del modelo de medición de las muestras del área rural y urbana

De la figura 5.12 se puede inferir los siguientes aspectos relevantes del modelo de medición referente a ambas áreas:

- $\hat{\lambda}_{CP \rightarrow MED\_AMB}$ : La percepción con respecto al medio ambiente es más satisfactoria en el área rural que en la urbana. Esto podría explicarse por la presencia de una mayor cantidad de ruido y contaminación en el área urbana en comparación al área rural, entre otras causas.
- $\hat{\lambda}_{CP \rightarrow COM}$ : La percepción de las personas en relación a su comunidad es más favorable en el área rural que en la urbana. Aquello podría ser porque existe una buena organización en las comunidades del área rural, lo cual refleja la gestión de las respectivas autoridades.
- $\hat{\lambda}_{CP \rightarrow VID}$ : El nivel de satisfacción con respecto a la vida en general es mayor en el área rural que en la urbana. Esto podría ser porque el ritmo acelerado de vida en el área urbana produce estrés en sus habitantes, lo cual repercute en la concepción de una percepción poca satisfactoria en relación a este indicador social.

- $\hat{\lambda}_{EL \rightarrow PROF}$ : La percepción de las personas con respecto a la profesión es menos satisfactoria en el área rural en comparación con la urbana. Aquello es posiblemente porque son escasas las políticas que incentiven (o estimulen) las profesiones de los habitantes del área rural mediante alguna forma de financiación por parte de las respectivas entidades gubernamentales.
- $\hat{\lambda}_{SS \rightarrow NIV\_POB}$ : Existe un mayor nivel de pobreza en el área rural en comparación al área urbana. Esto refleja un bajo nivel de ingreso en los hogares del área rural ya sea porque el trabajo realizado no es rentable o existe poco apoyo por parte de las autoridades a través de créditos a las actividades laborales de los habitantes de dicha área.
- $\hat{\lambda}_{SS \rightarrow IN\_ME\_AC}$ : La opinión acerca del ingreso mensual actual que percibe el hogar es más satisfactorio en el área urbana en comparación con el área rural. Esto podría ser porque no se pondera adecuadamente las actividades laborales que realizan los habitantes del área rural.
- $\hat{\lambda}_{SS \rightarrow H\_POB}$ : El número de hogares pobres es mayor en el área rural que en la urbana. Esto evidencia la necesidad de implementar políticas que disminuyan la cantidad de hogares pobres, ya sea mediante la creación de fuentes (o plazas) de trabajo que permitan obtener una remuneración digna a los habitantes del área rural; y así, mejorar el situación socioeconómica de dichos hogares.



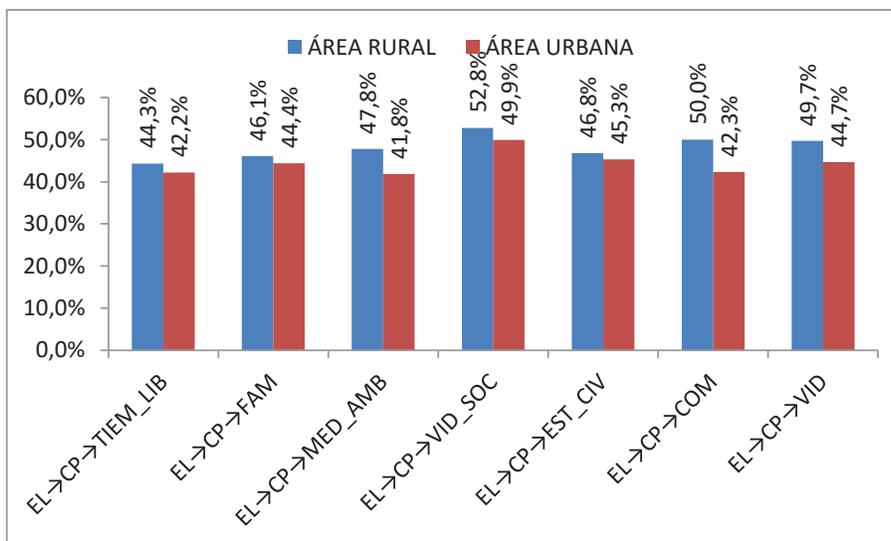
**Figura 5.13-** Magnitud de los parámetros estimados estandarizados del modelo estructural de las muestras del área rural y urbana

De la figura 5.13 se puede inferir los siguientes aspectos notables del modelo estructural con respecto a ambas áreas:

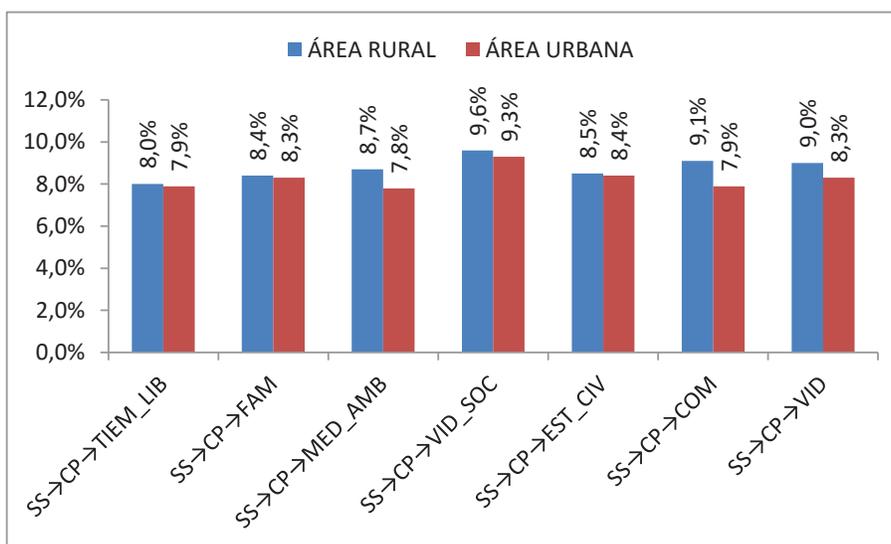
- $\hat{\phi}_{EL,SS}$ : La correlación entre los factores; entorno laboral y situación socioeconómica, es más fuerte en el área urbana que en el área rural, lo cual es consistente, pues la baja situación socioeconómica en el área rural podría evidenciar el hecho de que son escasas las estrategias que apoyen (o incentiven) el entorno laboral de los habitantes de dicha área.
- $\hat{\gamma}_{EL \rightarrow CP}$ : Tanto en el área rural como urbana el factor entorno laboral tiene más influencia que el factor situación socioeconómica sobre el contexto personal. Esto evidencia que el entorno laboral desempeña una función importante sobre el contexto personal, pues a través de un entorno laboral adecuado se obtiene un mayor nivel de satisfacción con respecto al trabajo o profesión, lo cual puede crear una percepción positiva en relación: al tiempo libre, a la familia, al medio ambiente, a la vida social, al estado civil, a la comunidad y a la vida; mediante alguna forma de bienestar.

- $\hat{\gamma}_{SS \rightarrow CP}$ : La influencia de la situación socioeconómica sobre el contexto personal es directo y significativo tanto en el área rural como urbana. Esto significa que una buena situación socioeconómica ayuda a mejorar el contexto personal; es decir, mediante una buena situación socioeconómica se puede incrementar el nivel de satisfacción (o felicidad) con respecto a los indicadores sociales: tiempo libre, familia, medio ambiente, vida social, estado civil, comunidad y vida en general.

(a)



(b)



**Figura 5.14**-Efectos indirectos del entorno laboral (EL) (a) y situación socioeconómica (SS) (b) sobre los indicadores del contexto personal (CP) de los modelos de las muestras del área rural y urbana

Los efectos indirectos del entorno laboral (EL) y situación socioeconómica (SS) sobre los indicadores asociados al contexto personal (CP) en el área rural tienen más influencia en comparación al área urbana. Esto evidencia que los factores: entorno laboral (EL) y situación socioeconómica (SS), tienen un mayor impacto

sobre los indicadores del contexto personal (CP) en el área rural que en el área urbana.

## CAPÍTULO 6

### CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

#### 6.1 CONCLUSIONES

- La comprensión de los factores que influyen en la percepción que tienen los ecuatorianos acerca del entorno sociodemográfico en el que se desenvuelven habitualmente, puede ayudar a las correspondientes autoridades a implementar políticas que mejoren el bienestar de los habitantes, mediante: fuentes de trabajo, entornos laborales adecuados; por mencionar algunos.
- Los resultados que se derivan del SEM ofrecen información relevante sobre la percepción que tienen los ecuatorianos respecto al entorno sociodemográfico. Este método nos ha permitido comprobar que existen discrepancias y similitudes entre el área rural y el área urbana.
- El conjunto de estimaciones en el presente estudio son coherentes, aunque existe cierta discrepancia con la realidad debido a los errores de medición, variables omitidas en el estudio, etc. También, la muestra utilizada para el objeto de estudio fue grande ( $\geq 200$ ), lo cual asegura que los resultados obtenidos son razonablemente estables.
- Los modelos de ecuaciones estructurales realizados para distintos períodos tienen una configuración diferente a la obtenida en el presente estudio; por tanto, no es posible realizar las respectivas comparaciones, pues no todos tienen el mismo número de factores, e indicadores agrupados en su respectivos constructos.

- Las grandes diferencias entre los indicadores objetivos y subjetivos<sup>1</sup> en los campos sociales de la vida son un rico recurso de información para entender cómo están formadas las percepciones e identificar aspectos importantes de la vida de las personas que han sido desatendidos en los indicadores oficiales, los cuales permiten aclarar las actitudes políticas que los ciudadanos y los políticos adoptan sobre temas sociales fundamentales.
- Debido a que las percepciones no son reflejos directos de la realidad, ellas no necesariamente corresponden a las medidas objetivas utilizadas para describir la realidad. La discordancia entre la percepción y la realidad en los campos sociales de la vida son extremadamente comunes pero, como es el caso de la discordancia sensorial con la realidad, ellos tienden a seguir ciertos patrones.

## 6.2 RECOMENDACIONES

- Las organizaciones laborales deben considerar los factores que contribuyen al bienestar de los trabajadores y no sólo considerar el aumento de los salarios y los beneficios sociales, o aquellos que permiten a los trabajadores reducir el esfuerzo.
- Las políticas laborales deben poner más énfasis en aquellos aspectos del Código de Trabajo que incentiven a los trabajadores a hacer uso de sus capacidades y talentos, y no necesariamente en aquellos aspectos que son convencionalmente asociados con los puestos de trabajo de alta calidad. Al respecto, la LOSEP expresa que: Las obreras y obreros del sector público estarán sujetos al Código de Trabajo. La remuneración de las servidoras y

---

<sup>1</sup> Los indicadores objetivos se refieren a medidas de estados, hechos o condiciones de carácter concreto que son observables, los subjetivos miden relatos o descripciones de los individuos respecto de sus sentimientos y percepciones acerca de ellos mismos y del mundo circundante.

servidores públicos será justa y equitativa, con relación a sus funciones, y valorará la profesionalización, capacitación, responsabilidad y experiencia.

- Los datos acerca de la percepción de la vida social pueden ser útiles para los responsables políticos, ya que pueden ayudarles a monitorear los cambios en la vida social de una determinada población. Además, las medidas de la vida social de la población, podrían ayudar a centrar el debate público sobre políticas de vida social de manera regular, de la misma manera que se hace con los datos sobre: el crecimiento del PIB, la inflación de precios, entre otros.
- A pesar de que esta técnica puede carecer de poder predictivo, es un procedimiento útil para validar un modelo hipotético propuesto. Igualmente, se ha intentado desarrollar un trabajo riguroso en lo que respecta a la aplicación del SEM, en este estudio; se es consciente de las limitaciones y oportunidades de mejora. Hacer un comparativo de las mismas variables en otros sectores (por ejemplo: provincias) del Ecuador podría mejorar el conocimiento, percepción y disyuntivas que se tienen en estos sectores.
- Se resalta la utilidad de estos hallazgos como base para diseñar investigaciones similares sobre los factores que afectan el percepción de los ecuatorianos en cualquiera de los niveles sociales. Además, con el objetivo de mejorar la percepción que tienen los ecuatorianos del entorno en el cual se desenvuelven, se sugiere a las respectivas autoridades que implementen estrategias que mejoren el bienestar de los ecuatorianos, y las expectativas; así como realizar acciones que garanticen un mejoramiento de la calidad de vida con énfasis en el trabajo y el nivel de pobreza.
- Se sugiere el uso del programa LISREL para el ajuste de un modelo en teorías que son usualmente formulados como modelos hipotéticos para las variables observadas y latentes (no observables), lo cual permite evaluar

empíricamente teorías de las ciencias: sociales, administrativas, del comportamiento, biológicas, de la educación y otros campos.

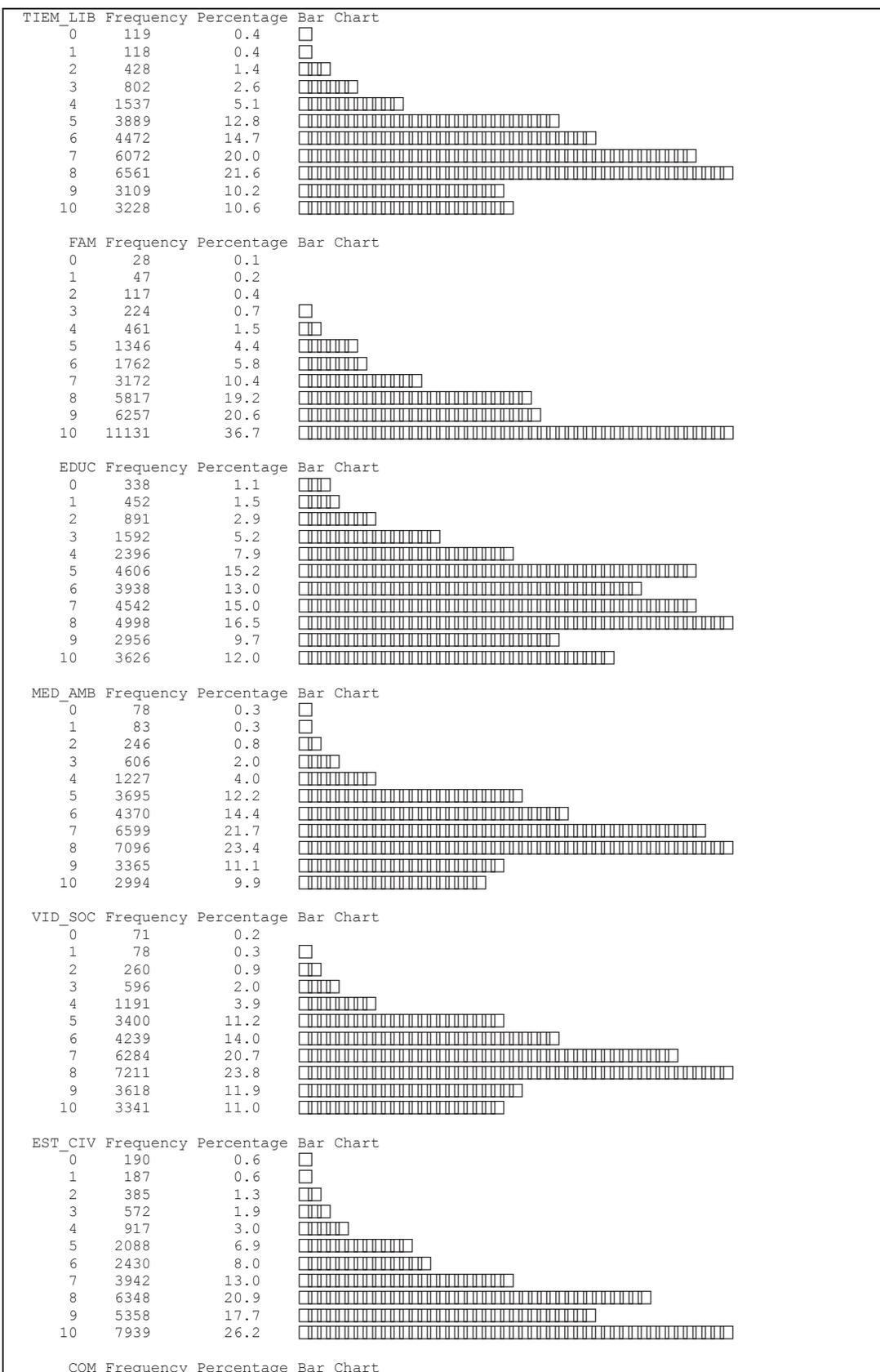
- Es conveniente utilizar una base de datos completa, o sustituir los datos incompletos mediante un método de imputación, debido a la posible introducción de error de medición que afecte el modelo.
- Además, se puede incluir otras variables de interés, puesto que permitiría estimar otras características que son de importancia, lo cual posibilitaría inferir otras cualidades del fenómeno estudiado.

## REFERENCIAS

1. Akerlof, G. A., & Kranton, R. E. (2000). Economics and Identity. *The Quarterly Journal of Economics*, pp. 715-753.
2. Akerlof, G. A., & Kranton, R. E. (2010). Identity Economics: How Our Identities Shape Our Work, Wages and Well-Being. *THE ECONOMISTS VOICE*, 16.
3. Alvarado Lagunas, E., Luyando Cuevas, J. R., & Picazzo Palencia, E. (2015). Percepción de los estudiantes sobre la calidad de las universidades privadas en Monterrey. *RIES*, 19.
4. Barrio Castro, T. D., Clar López, M., & Suriñach Caralt, J. (2002). *Modelo de regresión lineal múltiple*. UOC.
5. Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. Chapel Hill: Jhon Wiley & Sons.
6. Buvinic, M. (1981). Women and development: indicators of their changing role. *UNESCO*.
7. Casas Guillén, M. (2008). Los modelos de ecuaciones estructurales y su aplicación en el Índice Europeo de Satisfacción del Cliente. *Technical report*, 11.
8. Hair, J. F. (2009). *Multivariate data analysis*. New York: Prentice Hall.
9. Hair, J. J., M. Hult, G. T., Ringle, C. M., & Sarstedt, M. (2014). *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*. Thousand Oaks: SAGE Publications.
10. Herrera Ortiz, M., García Pinzón, I., Monroy Cazorla, L., & Pérez Muñoz, R. (2010). *Escalamiento de variables de contexto*. México, D.F.: Ceneval.
11. Hoyle, R. H. (2012). *Handbook of Structural Equation Modeling*. New York: The Guilford Press.
12. Jöreskog, K. G. (2002). *Structural Equation Modeling with Ordinal Variables using LISREL*. Obtenido de Scientific Software International: <http://www.ssicentral.com/lisrel/techdocs/ordinal.pdf>
13. Jöreskog, K. G. (2003). Factor Analysis by MINRES. *Technical document*, 1.
14. Jöreskog, K. G., & Sörbom, D. (1993). *Structural Equation Modeling with the Simplis Command Language*. Lincolnwood: Scientific Software International, Inc.

15. Jöreskog, K., & Sörbom, D. (2012). *Some New Features in LISREL 9*. Lincolnwood, Illinois, EE.UU.
16. Kline, R. B. (2010). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. New York: Guilford Press.
17. Land, K. C., & Michalos, A. C. (2012). *Handbook of Social Indicators and Quality of Life Research*. New York: Springer .
18. Lora, E. (2013). The Distance between Perception and Reality in the Social Domains of Life. *IDB WORKING PAPER SERIES No. IDB-WP-423*, 46.
19. Manzano Patiño, A., & Zamora Muñoz, S. (2009). *Sistema de ecuaciones estructurales: una herramienta de investigación*. México, D.F.: Ceneval.
20. Ministerio Coordinador del Desarrollo Social. (2016). *Sistema de Indicadores Sociales del Ecuador*. Obtenido de <http://www.siise.gob.ec/siiseweb/siiseweb.html?sistema=1#>
21. Monroy Cazorla, L., Vidal Uribe, R. S., & Saade Hazin, A. (2010). *Análisis de clases latentes*. México, D.F.: Ceneval.
22. Reyes Carreto, R., Godínez Jaimes, F., Ariza Hernández, F. J., Sánchez Rosas, F., & Torreblanca Ignacio, O. F. (2014). Un modelo empírico para explicar el desempeño académico de estudiantes de bachillerato. *ELSEVIER*, 45-62.
23. Schumacker, R. E., & Lomax, R. G. (2010). *A beginner's guide to structural equations modeling*. New York: Routledge.
24. Teo, T., Tsai, L. T., & Yang, C.-C. (2013). *Application of Structural Equation Modeling in Educational Research and Practice*. Rotterdam: Sense Publishers.
25. Vargas Malgarejo, L. M. (1994). *Sobre el concepto de percepción*. México: UAM-Iztapalapa.





0	221	0.7	█			
1	140	0.5	█			
2	414	1.4	██			
3	825	2.7	████			
4	1441	4.7	██████			
5	3927	12.9	██████████			
6	4627	15.2	██████████			
7	6476	21.3	██████████			
8	6593	21.7	██████████			
9	2893	9.5	██████████			
10	2792	9.2	██████████			
GOB Frequency Percentage Bar Chart						
0	1131	3.7	██████			
1	703	2.3	██████			
2	996	3.3	██████			
3	1510	5.0	██████			
4	1749	5.8	██████			
5	4922	16.2	██████████			
6	3903	12.9	██████████			
7	4945	16.3	██████████			
8	5302	17.5	██████████			
9	2832	9.3	██████████			
10	2318	7.6	██████████			
VID Frequency Percentage Bar Chart						
0	20	0.1				
1	47	0.2				
2	104	0.3	█			
3	270	0.9	█			
4	753	2.5	███			
5	2452	8.1	██████			
6	3776	12.4	██████			
7	6775	22.3	██████████			
8	8477	27.9	██████████			
9	4442	14.6	██████████			
10	3253	10.7	██████████			
NIV_POB Frequency Percentage Bar Chart						
0	411	1.4	██			
1	1183	3.9	████			
2	2682	8.8	██████			
3	5408	17.8	████████			
4	6222	20.5	████████			
5	7768	25.6	██████████			
6	3474	11.4	████████			
7	2238	7.4	██████			
8	868	2.9	███			
9	103	0.3	█			
10	42	0.1				
IN_ME_AC Frequency Percentage Bar Chart						
1	1106	3.6	████			
2	4848	15.9	██████			
3	13095	43.1	██████████			
4	6376	21.0	████████			
5	4783	15.7	████████			
6	202	0.7	█			
<b>PRUEBAS DE NORMALIDAD UNIVARIANTE PARA VARIABLES CONTINUAS</b>						
	Skewness		Kurtosis		Skewness and Kurtosis	
Variable	Z-Score	P-Value	Z-Score	P-Value	Chi-Square	P-Value
IN_ME_MI	134.403	0.000	1032.900	0.000	1084945.512	0.000
H_POB	-35.525	0.000	-61.170	0.000	5003.802	0.000
H_NO_POB	35.525	0.000	-61.170	0.000	5003.802	0.000

**ANEXO B-Correlaciones y pruebas estadísticas**

(PE=Pearson Product Moment, PC=Polychoric, PS=Polyserial)								
Variable	vs.	Variable	Correlation	Test of Model			Test of Close Fit	
				Chi-Squ.	D.F.	P-Value	RMSEA	P-Value
TRAB	vs.	PROF	0.763 (PC)9741.320	99	0.000	0.063	1.000	
SIT_FIN	vs.	PROF	0.484 (PC)2978.911	99	0.000	0.035	1.000	
SIT_FIN	vs.	TRAB	0.539 (PC)3424.285	99	0.000	0.037	1.000	
EST_SAL	vs.	PROF	0.434 (PC)2267.122	99	0.000	0.030	1.000	
EST_SAL	vs.	TRAB	0.471 (PC)3036.411	99	0.000	0.035	1.000	
EST_SAL	vs.	SIT_FIN	0.485 (PC)2299.485	99	0.000	0.030	1.000	
VIV	vs.	PROF	0.443 (PC)2695.162	99	0.000	0.033	1.000	
VIV	vs.	TRAB	0.460 (PC)3192.853	99	0.000	0.036	1.000	
VIV	vs.	SIT_FIN	0.499 (PC)3016.323	99	0.000	0.035	1.000	
VIV	vs.	EST_SAL	0.504 (PC)3604.432	99	0.000	0.038	1.000	
TIEM_LIB	vs.	PROF	0.398 (PC)2376.503	99	0.000	0.031	1.000	
TIEM_LIB	vs.	TRAB	0.421 (PC)2937.897	99	0.000	0.034	1.000	
TIEM_LIB	vs.	SIT_FIN	0.413 (PC)2174.282	99	0.000	0.029	1.000	
TIEM_LIB	vs.	EST_SAL	0.487 (PC)3594.030	99	0.000	0.038	1.000	
TIEM_LIB	vs.	VIV	0.555 (PC)3850.297	99	0.000	0.040	1.000	
FAM	vs.	PROF	0.390 (PC)2033.922	99	0.000	0.028	1.000	
FAM	vs.	TRAB	0.408 (PC)2461.751	99	0.000	0.031	1.000	
FAM	vs.	SIT_FIN	0.237 (PC)1698.782	99	0.000	0.026	1.000	
FAM	vs.	EST_SAL	0.419 (PC)2582.118	99	0.000	0.032	1.000	
FAM	vs.	VIV	0.459 (PC)3959.686	99	0.000	0.040	1.000	
FAM	vs.	TIEM_LIB	0.433 (PC)3177.553	99	0.000	0.036	1.000	
EDUC	vs.	PROF	0.506 (PC)2551.534	99	0.000	0.032	1.000	
EDUC	vs.	TRAB	0.461 (PC)2828.774	99	0.000	0.034	1.000	
EDUC	vs.	SIT_FIN	0.469 (PC)2444.603	99	0.000	0.031	1.000	
EDUC	vs.	EST_SAL	0.442 (PC)2159.104	99	0.000	0.029	1.000	
EDUC	vs.	VIV	0.448 (PC)2759.664	99	0.000	0.033	1.000	
EDUC	vs.	TIEM_LIB	0.429 (PC)3694.131	99	0.000	0.039	1.000	
EDUC	vs.	FAM	0.380 (PC)3113.269	99	0.000	0.035	1.000	
MED_AMB	vs.	PROF	0.365 (PC)1973.692	99	0.000	0.028	1.000	
MED_AMB	vs.	TRAB	0.386 (PC)2378.755	99	0.000	0.031	1.000	
MED_AMB	vs.	SIT_FIN	0.355 (PC)2049.421	99	0.000	0.029	1.000	
MED_AMB	vs.	EST_SAL	0.405 (PC)2230.258	99	0.000	0.030	1.000	
MED_AMB	vs.	VIV	0.412 (PC)2848.701	99	0.000	0.034	1.000	
MED_AMB	vs.	TIEM_LIB	0.465 (PC)3640.462	99	0.000	0.038	1.000	
MED_AMB	vs.	FAM	0.424 (PC)2974.292	99	0.000	0.035	1.000	
MED_AMB	vs.	EDUC	0.469 (PC)3280.451	99	0.000	0.036	1.000	
VID_SOC	vs.	PROF	0.438 (PC)2010.927	99	0.000	0.028	1.000	
VID_SOC	vs.	TRAB	0.445 (PC)2445.107	99	0.000	0.031	1.000	
VID_SOC	vs.	SIT_FIN	0.370 (PC)2180.910	99	0.000	0.029	1.000	
VID_SOC	vs.	EST_SAL	0.449 (PC)2382.263	99	0.000	0.031	1.000	
VID_SOC	vs.	VIV	0.446 (PC)2578.517	99	0.000	0.032	1.000	
VID_SOC	vs.	TIEM_LIB	0.522 (PC)3911.425	99	0.000	0.040	1.000	
VID_SOC	vs.	FAM	0.467 (PC)2215.280	99	0.000	0.030	1.000	
VID_SOC	vs.	EDUC	0.532 (PC)3714.684	99	0.000	0.039	1.000	
VID_SOC	vs.	MED_AMB	0.575 (PC)4465.092	99	0.000	0.043	1.000	
EST_CIV	vs.	PROF	0.387 (PC)2047.651	99	0.000	0.029	1.000	
EST_CIV	vs.	TRAB	0.394 (PC)2350.211	99	0.000	0.031	1.000	
EST_CIV	vs.	SIT_FIN	0.295 (PC)1725.377	99	0.000	0.026	1.000	
EST_CIV	vs.	EST_SAL	0.408 (PC)2385.097	99	0.000	0.031	1.000	
EST_CIV	vs.	VIV	0.411 (PC)2786.848	99	0.000	0.033	1.000	
EST_CIV	vs.	TIEM_LIB	0.385 (PC)2575.696	99	0.000	0.032	1.000	
EST_CIV	vs.	FAM	0.594 (PC)4178.551	99	0.000	0.041	1.000	
EST_CIV	vs.	EDUC	0.398 (PC)2681.776	99	0.000	0.033	1.000	
EST_CIV	vs.	MED_AMB	0.418 (PC)3145.792	99	0.000	0.036	1.000	
EST_CIV	vs.	VID_SOC	0.483 (PC)2801.649	99	0.000	0.034	1.000	
COM	vs.	PROF	0.369 (PC)2250.118	99	0.000	0.030	1.000	
COM	vs.	TRAB	0.376 (PC)2441.676	99	0.000	0.031	1.000	
COM	vs.	SIT_FIN	0.314 (PC)2129.573	99	0.000	0.029	1.000	
COM	vs.	EST_SAL	0.347 (PC)2388.702	99	0.000	0.031	1.000	
COM	vs.	VIV	0.379 (PC)2479.796	99	0.000	0.032	1.000	
COM	vs.	TIEM_LIB	0.438 (PC)3676.013	99	0.000	0.039	1.000	
COM	vs.	FAM	0.371 (PC)2374.199	99	0.000	0.031	1.000	
COM	vs.	EDUC	0.414 (PC)3500.202	99	0.000	0.038	1.000	
COM	vs.	MED_AMB	0.469 (PC)4031.662	99	0.000	0.041	1.000	
COM	vs.	VID_SOC	0.599 (PC)6243.304	99	0.000	0.051	1.000	
COM	vs.	EST_CIV	0.437 (PC)3363.094	99	0.000	0.037	1.000	
GOB	vs.	PROF	0.208 (PC)1834.669	99	0.000	0.027	1.000	
GOB	vs.	TRAB	0.215 (PC)2053.669	99	0.000	0.029	1.000	
GOB	vs.	SIT_FIN	0.247 (PC)1849.368	99	0.000	0.027	1.000	
GOB	vs.	EST_SAL	0.216 (PC)1927.643	99	0.000	0.028	1.000	
GOB	vs.	VIV	0.188 (PC)2081.859	99	0.000	0.029	1.000	
GOB	vs.	TIEM_LIB	0.232 (PC)2323.731	99	0.000	0.030	1.000	
GOB	vs.	FAM	0.144 (PC)2461.969	99	0.000	0.031	1.000	
GOB	vs.	EDUC	0.234 (PC)2368.247	99	0.000	0.031	1.000	

GOB vs.	MED_AMB	0.267	(PC)2478.418	99	0.000	0.032	1.000
GOB vs.	VID_SOC	0.267	(PC)2797.653	99	0.000	0.034	1.000
GOB vs.	EST_CIV	0.171	(PC)3003.351	99	0.000	0.035	1.000
GOB vs.	COM	0.305	(PC)3407.965	99	0.000	0.037	1.000
VID vs.	PROF	0.440	(PC)1904.919	99	0.000	0.027	1.000
VID vs.	TRAB	0.453	(PC)2304.732	99	0.000	0.030	1.000
VID vs.	SIT_FIN	0.384	(PC)1955.928	99	0.000	0.028	1.000
VID vs.	EST_SAL	0.439	(PC)1780.639	99	0.000	0.026	1.000
VID vs.	VIV	0.444	(PC)1943.817	99	0.000	0.028	1.000
VID vs.	TIEM_LIB	0.470	(PC)2425.587	99	0.000	0.031	1.000
VID vs.	FAM	0.487	(PC)1270.621	99	0.000	0.022	1.000
VID vs.	EDUC	0.460	(PC)2043.863	99	0.000	0.028	1.000
VID vs.	MED_AMB	0.474	(PC)2400.805	99	0.000	0.031	1.000
VID vs.	VID_SOC	0.545	(PC)2645.056	99	0.000	0.033	1.000
VID vs.	EST_CIV	0.493	(PC)1799.481	99	0.000	0.027	1.000
VID vs.	COM	0.504	(PC)3990.493	99	0.000	0.040	1.000
VID vs.	GOB	0.372	(PC)3339.898	99	0.000	0.037	1.000
NIV_POB vs.	PROF	0.308	(PC)722.904	99	0.000	0.016	1.000
NIV_POB vs.	TRAB	0.308	(PC)900.596	99	0.000	0.018	1.000
NIV_POB vs.	SIT_FIN	0.489	(PC)1955.293	99	0.000	0.028	1.000
NIV_POB vs.	EST_SAL	0.296	(PC)686.792	99	0.000	0.016	1.000
NIV_POB vs.	VIV	0.342	(PC)876.781	99	0.000	0.018	1.000
NIV_POB vs.	TIEM_LIB	0.234	(PC)535.205	99	0.000	0.013	1.000
NIV_POB vs.	FAM	0.193	(PC)491.137	99	0.000	0.013	1.000
NIV_POB vs.	EDUC	0.356	(PC)836.505	99	0.000	0.018	1.000
NIV_POB vs.	MED_AMB	0.215	(PC)666.230	99	0.000	0.015	1.000
NIV_POB vs.	VID_SOC	0.229	(PC)756.255	99	0.000	0.017	1.000
NIV_POB vs.	EST_CIV	0.213	(PC)474.377	99	0.000	0.013	1.000
NIV_POB vs.	COM	0.162	(PC)646.497	99	0.000	0.015	1.000
NIV_POB vs.	GOB	0.124	(PC)605.590	99	0.000	0.015	1.000
NIV_POB vs.	VID	0.247	(PC)917.434	99	0.000	0.018	1.000
PROF vs.	IN_ME_MI	0.217	(PS)2505.339	19	0.000	0.074	1.000
TRAB vs.	IN_ME_MI	0.199	(PS)2581.791	19	0.000	0.075	1.000
SIT_FIN vs.	IN_ME_MI	0.212	(PS)2528.194	19	0.000	0.074	1.000
EST_SAL vs.	IN_ME_MI	0.158	(PS)1345.254	19	0.000	0.054	1.000
VIV vs.	IN_ME_MI	0.174	(PS)2102.919	19	0.000	0.067	1.000
TIEM_LIB vs.	IN_ME_MI	0.079	(PS)675.998	19	0.000	0.038	1.000
FAM vs.	IN_ME_MI	0.148	(PS)1305.889	19	0.000	0.053	1.000
EDUC vs.	IN_ME_MI	0.242	(PS)2998.510	19	0.000	0.080	1.000
MED_AMB vs.	IN_ME_MI	0.084	(PS)858.880	19	0.000	0.043	1.000
VID_SOC vs.	IN_ME_MI	0.124	(PS)1133.337	19	0.000	0.049	1.000
EST_CIV vs.	IN_ME_MI	0.173	(PS)1679.506	19	0.000	0.060	1.000
COM vs.	IN_ME_MI	0.074	(PS)905.416	19	0.000	0.044	1.000
GOB vs.	IN_ME_MI	0.009	(PS)424.584	19	0.000	0.030	1.000
VID vs.	IN_ME_MI	0.140	(PS)1584.200	19	0.000	0.058	1.000
NIV_POB vs.	IN_ME_MI	0.307	(PS)3925.568	19	0.000	0.092	1.000
IN_ME_AC vs.	PROF	0.315	(PC)435.347	49	0.000	0.018	1.000
IN_ME_AC vs.	TRAB	0.345	(PC)427.850	49	0.000	0.018	1.000
IN_ME_AC vs.	SIT_FIN	0.461	(PC)800.259	49	0.000	0.025	1.000
IN_ME_AC vs.	EST_SAL	0.290	(PC)270.682	49	0.000	0.014	1.000
IN_ME_AC vs.	VIV	0.314	(PC)341.023	49	0.000	0.016	1.000
IN_ME_AC vs.	TIEM_LIB	0.224	(PC)288.595	49	0.000	0.014	1.000
IN_ME_AC vs.	FAM	0.195	(PC)152.437	49	0.000	0.009	1.000
IN_ME_AC vs.	EDUC	0.313	(PC)305.476	49	0.000	0.015	1.000
IN_ME_AC vs.	MED_AMB	0.188	(PC)249.010	49	0.000	0.013	1.000
IN_ME_AC vs.	VID_SOC	0.220	(PC)253.319	49	0.000	0.013	1.000
IN_ME_AC vs.	EST_CIV	0.208	(PC)230.116	49	0.000	0.012	1.000
IN_ME_AC vs.	COM	0.149	(PC)201.406	49	0.000	0.011	1.000
IN_ME_AC vs.	GOB	0.103	(PC)190.930	49	0.000	0.011	1.000
IN_ME_AC vs.	VID	0.243	(PC)282.391	49	0.000	0.014	1.000
IN_ME_AC vs.	NIV_POB	0.485	(PC)773.758	49	0.000	0.025	1.000
IN_ME_AC vs.	IN_ME_MI	0.244	(PS)2662.247	9	0.000	0.110	1.000
PROF vs.	H_POB	-0.271	(PS)383.597	19	0.000	0.028	1.000
TRAB vs.	H_POB	-0.270	(PS)561.458	19	0.000	0.034	1.000
SIT_FIN vs.	H_POB	-0.398	(PS)1942.201	19	0.000	0.065	1.000
EST_SAL vs.	H_POB	-0.257	(PS)500.139	19	0.000	0.032	1.000
VIV vs.	H_POB	-0.295	(PS)731.833	19	0.000	0.039	1.000
TIEM_LIB vs.	H_POB	-0.181	(PS)230.957	19	0.000	0.021	1.000
FAM vs.	H_POB	-0.179	(PS)276.570	19	0.000	0.024	1.000
EDUC vs.	H_POB	-0.301	(PS)725.916	19	0.000	0.039	1.000
MED_AMB vs.	H_POB	-0.163	(PS)239.990	19	0.000	0.022	1.000
VID_SOC vs.	H_POB	-0.185	(PS)261.640	19	0.000	0.023	1.000
EST_CIV vs.	H_POB	-0.196	(PS)289.921	19	0.000	0.024	1.000
COM vs.	H_POB	-0.107	(PS)148.678	19	0.000	0.017	1.000
GOB vs.	H_POB	-0.058	(PS)40.266	19	0.003	0.007	1.000
VID vs.	H_POB	-0.198	(PS)393.581	19	0.000	0.029	1.000
NIV_POB vs.	H_POB	-0.612	(PS)6871.956	19	0.000	0.122	1.000
H_POB vs.	IN_ME_MI	-0.286	(PE)				
IN_ME_AC vs.	H_POB	-0.454	(PS)1881.773	9	0.000	0.093	1.000

## ANEXO C-Resultados del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra global

### ESPECIFICACIÓN DE PARÁMETROS

#### LAMBDA-Y

	CP
-----	-----
TIEM_LIB	1
FAM	2
MED_AMB	3
VID_SOC	0
EST_CIV	4
COM	5
VID	6

#### LAMBDA-X

	EL	SS
-----	-----	-----
PROF	7	0
TRAB	0	0
NIV_POB	0	0
IN_ME_AC	0	8
H_POB	0	9

#### GAMMA

	EL	SS
-----	-----	-----
CP	10	11

#### PHI

	EL	SS
-----	-----	-----
EL	12	
SS	13	14

#### PSI

CP
-----
15

#### THETA-EPS

TIEM_LIB	FAM	MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM	VID
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
16	17	18	19	20	21	22

#### THETA-DELTA

PROF	TRAB	NIV_POB	IN_ME_AC	H_POB
-----	-----	-----	-----	-----
23	24	25	26	27

### ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS

#### LAMBDA-Y

	CP
-----	-----
TIEM_LIB	0.847 (0.006) 140.696
FAM	0.891 (0.006) 146.819

```

MED_AMB      0.862
              (0.006)
              142.329

VID_SOC      1.000

EST_CIV      0.898
              (0.006)
              148.636

COM          0.871
              (0.006)
              143.971

VID          0.925
              (0.006)
              156.105

LAMBDA-X

              EL      SS
              -----
PROF         0.977      - -
              (0.006)
              153.357

TRAB         1.000      - -

NIV_POB      - -      1.000

IN_ME_AC     - -      0.901
              (0.012)
              73.029

H_POB        - -      -0.887
              (0.011)
              -81.745

GAMMA

              EL      SS
              -----
CP           0.598      0.122
              (0.008)      (0.008)
              77.352      14.754

Covariance Matrix of ETA and KSI

              CP      EL      SS
              -----
CP           0.648
EL           0.498      0.765
SS           0.269      0.335      0.564

PHI

              EL      SS
              -----
EL           0.765
              (0.007)
              116.177

SS           0.335      0.564
              (0.005)      (0.009)
              67.189      62.766

PSI

              CP
              -----
              0.317
              (0.005)
              66.898

```

## Squared Multiple Correlations for Structural Equations

CP  
-----  
0.511

## THETA-EPS

TIEM_LIB	FAM	MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM	VID
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.535	0.486	0.518	0.352	0.477	0.509	0.445
(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.008)	(0.009)	(0.008)
64.343	58.969	61.375	44.230	57.501	59.819	53.675

## Squared Multiple Correlations for Y - Variables

TIEM_LIB	FAM	MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM	VID
-----	-----	-----	-----	-----	-----	-----
0.465	0.514	0.482	0.648	0.523	0.491	0.555

## THETA-DELTA

PROF	TRAB	NIV_POB	IN_ME_AC	H_POB
-----	-----	-----	-----	-----
0.270	0.235	0.436	0.542	0.556
(0.009)	(0.009)	(0.011)	(0.010)	(0.012)
31.132	26.797	40.769	55.020	46.538

## Squared Multiple Correlations for X - Variables

PROF	TRAB	NIV_POB	IN_ME_AC	H_POB
-----	-----	-----	-----	-----
0.730	0.765	0.564	0.458	0.444

## ESTIMACIÓN ESTANDARIZADA DE PARÁMETROS

## LAMBDA-Y

	CP
-----	-----
TIEM_LIB	0.682
FAM	0.717
MED_AMB	0.694
VID_SOC	0.805
EST_CIV	0.723
COM	0.701
VID	0.745

## LAMBDA-X

	EL	SS
-----	-----	-----
PROF	0.854	- -
TRAB	0.875	- -
NIV_POB	- -	0.751
IN_ME_AC	- -	0.677
H_POB	- -	-0.666

## GAMMA

	EL	SS
-----	-----	-----
CP	0.650	0.114

## Correlation Matrix of ETA and KSI

	CP	EL	SS
-----	-----	-----	-----
CP	1.000		
EL	0.708	1.000	
SS	0.445	0.510	1.000

## PSI

CP

-----		
	0.489	
Regression Matrix ETA on KSI (Standardized)		
	EL	SS
	-----	-----
CP	0.650	0.114
<b>EFFECTOS TOTALES E INDIRECTOS</b>		
Total Effects of KSI on ETA		
	EL	SS
	-----	-----
CP	0.598	0.122
	(0.008)	(0.008)
	77.352	14.754
Total Effects of ETA on Y		
	CP	
	-----	
TIEM_LIB	0.847	
	(0.006)	
	140.696	
FAM	0.891	
	(0.006)	
	146.819	
MED_AMB	0.862	
	(0.006)	
	142.329	
VID_SOC	1.000	
EST_CIV	0.898	
	(0.006)	
	148.636	
COM	0.871	
	(0.006)	
	143.971	
VID	0.925	
	(0.006)	
	156.105	
Total Effects of KSI on Y		
	EL	SS
	-----	-----
TIEM_LIB	0.506	0.104
	(0.007)	(0.007)
	71.498	14.729
FAM	0.533	0.109
	(0.007)	(0.007)
	74.002	14.732
MED_AMB	0.515	0.105
	(0.007)	(0.007)
	72.615	14.698
VID_SOC	0.598	0.122
	(0.008)	(0.008)
	77.352	14.754
EST_CIV	0.537	0.110
	(0.007)	(0.007)
	74.201	14.719
COM	0.521	0.106
	(0.007)	(0.007)
	72.337	14.731

VID	0.553	0.113
	(0.007)	(0.008)
	74.689	14.728
<b>EFFECTOS ESTANDARIZADOS TOTALES E INDIRECTOS</b>		
Standardized Total Effects of KSI on ETA		
	EL	SS
	-----	-----
CP	0.650	0.114
Standardized Total Effects of ETA on Y		
	CP	
	-----	
TIEM_LIB	0.682	
FAM	0.717	
MED_AMB	0.694	
VID_SOC	0.805	
EST_CIV	0.723	
COM	0.701	
VID	0.745	
Standardized Total Effects of KSI on Y		
	EL	SS
	-----	-----
TIEM_LIB	0.443	0.078
FAM	0.466	0.082
MED_AMB	0.451	0.079
VID_SOC	0.523	0.092
EST_CIV	0.470	0.082
COM	0.455	0.080
VID	0.484	0.085

#### ANEXO D-Resultados del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área rural

<b>ESPECIFICACIÓN DE PARÁMETROS</b>		
LAMBDA-Y		
	CP	
	-----	
TIEM_LIB	1	
FAM	2	
MED_AMB	3	
VID_SOC	0	
EST_CIV	4	
COM	5	
VID	6	
LAMBDA-X		
	EL	SS
	-----	-----
PROF	7	0
TRAB	0	0
NIV_POB	0	0
IN_ME_AC	0	8
H_POB	0	9
GAMMA		
	EL	SS
	-----	-----
CP	10	11

```

PHI
      EL      SS
-----
OC      12
SS      13      14

PSI
      CP
-----
      15

THETA-EPS
      TIEM_LIB      FAM      MED_AMB      VID_SOC      EST_CIV      COM
-----
      16      17      18      19      20      21

THETA-EPS
      VID
-----
      22

THETA-DELTA
      PROF      TRAB      NIV_POB      IN_ME_AC      H_POB
-----
      23      24      25      26      27

```

**ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS**

```

LAMBDA-Y
      CP
-----
TIEM_LIB      0.840
              (0.010)
              84.883

      FAM      0.874
              (0.010)
              88.345

      MED_AMB      0.905
              (0.010)
              95.249

      VID_SOC      1.000

      EST_CIV      0.887
              (0.010)
              89.622

      COM      0.947
              (0.009)
              103.698

      VID      0.941
              (0.009)
              101.486

LAMBDA-X
      EL      SS
-----
PROF      0.935      - -
              (0.011)
              84.865

      TRAB      1.000      - -

      NIV_POB      - -      1.000

      IN ME AC      - -      0.988

```

```

(0.031)
31.406
H_POB    - -    -0.838
           (0.025)
           -34.056

```

## GAMMA

```

           EL      SS
-----
CP      0.597    0.144
        (0.012)  (0.015)
        51.309    9.671

```

## Covariance Matrix of ETA and KSI

```

           CP      EL      SS
-----
CP      0.652
EL      0.502    0.782
SS      0.208    0.242    0.439

```

## PHI

```

           EL      SS
-----
EL      0.782
        (0.011)
        70.182
SS      0.242    0.439
        (0.008)  (0.017)
        28.959    26.401

```

## PSI

```

           CP
-----
0.323
(0.008)
40.933

```

## Squared Multiple Correlations for Structural Equations

```

           CP
-----
0.505

```

## THETA-EPS

```

TIEM_LIB    FAM    MED_AMB    VID_SOC    EST_CIV    COM
-----
0.540      0.501    0.466    0.348    0.487    0.416
(0.013)    (0.013)    (0.013)  (0.013)  (0.013)  (0.013)
39.971    37.808    34.593    27.049    36.510    31.288

```

## THETA-EPS

```

           VID
-----
0.422
(0.013)
32.200

```

## Squared Multiple Correlations for Y - Variables

```

TIEM_LIB    FAM    MED_AMB    VID_SOC    EST_CIV    COM
-----
0.460      0.499    0.534    0.652    0.513    0.584

```

## Squared Multiple Correlations for Y - Variables

VID				
-----				
0.578				
THETA-DELTA				
PROF	TRAB	NIV_POB	IN_ME_AC	H_POB
-----	-----	-----	-----	-----
0.317	0.218	0.561	0.571	0.692
(0.014)	(0.014)	(0.019)	(0.018)	(0.020)
22.031	15.073	29.492	31.175	33.776
Squared Multiple Correlations for X - Variables				
PROF	TRAB	NIV_POB	IN_ME_AC	H_POB
-----	-----	-----	-----	-----
0.683	0.782	0.439	0.429	0.308
<b>ESTIMACIÓN ESTANDARIZADA DE PARÁMETROS</b>				
LAMBDA-Y				
	CP			
	-----			
TIEM_LIB	0.679			
FAM	0.706			
MED_AMB	0.731			
VID_SOC	0.808			
EST_CIV	0.716			
COM	0.764			
VID	0.760			
LAMBDA-X				
	EL	SS		
	-----	-----		
PROF	0.826	- -		
TRAB	0.884	- -		
NIV_POB	- -	0.663		
IN_ME_AC	- -	0.655		
H_POB	- -	-0.555		
GAMMA				
	EL	SS		
	-----	-----		
CP	0.654	0.118		
Correlation Matrix of ETA and KSI				
	CP	EL	SS	
	-----	-----	-----	
CP	1.000			
EL	0.702	1.000		
SS	0.388	0.413	1.000	
PSI				
	CP			
	-----			
	0.495			
Regression Matrix ETA on KSI (Standardized)				
	EL	SS		
	-----	-----		
CP	0.654	0.118		
<b>EFFECTOS TOTALES E INDIRECTOS</b>				
Total Effects of KSI on ETA				
	EL	SS		
	-----	-----		
CP	0.597	0.144		

(0.012)	(0.015)
51.309	9.671

## Total Effects of ETA on Y

	CP
	-----
TIEM_LIB	0.840 (0.010) 84.883
FAM	0.874 (0.010) 88.345
MED_AMB	0.905 (0.010) 95.249
VID_SOC	1.000
EST_CIV	0.887 (0.010) 89.622
COM	0.947 (0.009) 103.698
VID	0.941 (0.009) 101.486

## Total Effects of KSI on Y

	EL	SS
	-----	-----
TIEM_LIB	0.502 (0.011) 46.511	0.121 (0.013) 9.659
FAM	0.522 (0.011) 48.406	0.126 (0.013) 9.658
MED_AMB	0.540 (0.011) 49.207	0.131 (0.014) 9.650
VID_SOC	0.597 (0.012) 51.309	0.144 (0.015) 9.671
EST_CIV	0.529 (0.011) 48.631	0.128 (0.013) 9.663
COM	0.565 (0.011) 49.725	0.137 (0.014) 9.675
VID	0.562 (0.011) 49.978	0.136 (0.014) 9.674

**EFFECTOS ESTANDARIZADOS TOTALES E INDIRECTOS**

## Standardized Total Effects of KSI on ETA

	EL	SS
	-----	-----
CP	0.654	0.118

## Standardized Total Effects of ETA on Y

CP	
-----	
TIEM_LIB	0.679
FAM	0.706
MED_AMB	0.731
VID_SOC	0.808
EST_CIV	0.716
COM	0.764
VID	0.760

Standardized Total Effects of KSI on Y

	EL	SS
	-----	-----
TIEM_LIB	0.443	0.080
FAM	0.461	0.084
MED_AMB	0.478	0.087
VID_SOC	0.528	0.096
EST_CIV	0.468	0.085
COM	0.500	0.091
VID	0.497	0.090

### ANEXO E-Resultados del modelo de ecuaciones estructurales de la muestra del área urbana

**ESPECIFICACIÓN DE PARÁMETROS**

LAMBDA-Y

CP	
-----	
TIEM_LIB	1
FAM	2
MED_AMB	3
VID_SOC	0
EST_CIV	4
COM	5
VID	6

LAMBDA-X

	EL	SS
	-----	-----
PROF	7	0
TRAB	0	0
NIV_POB	0	0
IN_ME_AC	0	8
H_POB	0	9

GAMMA

	EL	SS
	-----	-----
CP	10	11

PHI

	EL	SS
	-----	-----
EL	12	
SS	13	14

PSI

CP	
-----	
	15

THETA-EPS

TIEM_LIB	FAM	MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM
----- 16	----- 17	----- 18	----- 19	----- 20	----- 21
THETA-EPS					
VID					
----- 22					
THETA-DELTA					
PROF	TRAB	NIV_POB	IN_ME_AC	H_POB	
----- 23	----- 24	----- 25	----- 26	----- 27	
<b>ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS</b>					
LAMBDA-Y					
CP					
TIEM_LIB	-----				
0.847					
(0.010)					
87.365					
FAM	0.890				
(0.010)					
92.077					
MED_AMB	0.838				
(0.010)					
83.717					
VID_SOC	1.000				
EST_CIV	0.907				
(0.010)					
95.273					
COM	0.848				
(0.010)					
85.973					
VID	0.896				
(0.010)					
89.358					
LAMBDA-X					
EL SS					
PROF	-----	-----			
0.993		- -			
(0.010)					
101.041					
TRAB	1.000	- -			
NIV_POB	- -	1.000			
IN_ME_AC	- -	0.901			
		(0.018)			
		50.707			
H_POB	- -	-0.896			
		(0.016)			
		-57.417			
GAMMA					
EL SS					
CP	-----	-----			
0.570		0.121			
(0.013)		(0.014)			
44.073		8.878			

## Covariance Matrix of ETA and KSI

	CP	EL	SS
CP	0.641		
EL	0.482	0.765	
SS	0.287	0.377	0.591

## PHI

	EL	SS
EL	0.765 (0.011) 72.779	
SS	0.377 (0.008) 47.587	0.591 (0.014) 42.742

## PSI

CP
0.331 (0.008) 43.749

## Squared Multiple Correlations for Structural Equations

CP
0.483

## THETA-EPS

TIEM_LIB	FAM	MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM
0.541 (0.013) 40.678	0.493 (0.013) 37.767	0.550 (0.014) 40.642	0.359 (0.013) 28.190	0.473 (0.013) 36.017	0.539 (0.014) 39.640

## THETA-EPS

VID
0.486 (0.014) 35.748

## Squared Multiple Correlations for Y - Variables

TIEM_LIB	FAM	MED_AMB	VID_SOC	EST_CIV	COM
0.459	0.507	0.450	0.641	0.527	0.461

## Squared Multiple Correlations for Y - Variables

VID
0.514

## THETA-DELTA

PROF	TRAB	NIV_POB	IN_ME_AC	H_POB
0.245 (0.014) 18.118	0.235 (0.014) 16.776	0.409 (0.017) 24.558	0.520 (0.015) 34.436	0.525 (0.019) 28.141

## Squared Multiple Correlations for X - Variables

	PROF	TRAB	NIV_POB	IN_ME_AC	H_POB
	0.755	0.765	0.591	0.480	0.475
<b>ESTIMACIÓN ESTANDARIZADA DE PARÁMETROS</b>					
LAMBDA-Y					
	CP				
	-----				
TIEM_LIB	0.678				
FAM	0.712				
MED_AMB	0.671				
VID_SOC	0.800				
EST_CIV	0.726				
COM	0.679				
VID	0.717				
LAMBDA-X					
	EL	SS			
	-----	-----			
PROF	0.869	- -			
TRAB	0.875	- -			
NIV_POB	- -	0.769			
IN_ME_AC	- -	0.693			
H_POB	- -	-0.689			
GAMMA					
	EL	SS			
	-----	-----			
CP	0.623	0.116			
Correlation Matrix of ETA and KSI					
	CP	EL	SS		
	-----	-----	-----		
CP	1.000				
EL	0.689	1.000			
SS	0.466	0.561	1.000		
PSI					
	CP				
	-----				
	0.517				
Regression Matrix ETA on KSI (Standardized)					
	EL	SS			
	-----	-----			
CP	0.623	0.116			
<b>EFFECTOS TOTALES E INDIRECTOS</b>					
Total Effects of KSI on ETA					
	EL	SS			
	-----	-----			
CP	0.570	0.121			
	(0.013)	(0.014)			
	44.073	8.878			
Total Effects of ETA on Y					
	CP				
	-----				
TIEM_LIB	0.847				
	(0.010)				
	87.365				
FAM	0.890				
	(0.010)				
	92.077				

MED_AMB	0.838	
	(0.010)	
	83.717	
VID_SOC	1.000	
EST_CIV	0.907	
	(0.010)	
	95.273	
COM	0.848	
	(0.010)	
	85.973	
VID	0.896	
	(0.010)	
	89.358	

## Total Effects of KSI on Y

	EL	SS
	-----	-----
TIEM_LIB	0.483	0.102
	(0.012)	(0.012)
	41.246	8.864
FAM	0.508	0.108
	(0.012)	(0.012)
	42.484	8.866
MED_AMB	0.478	0.101
	(0.012)	(0.011)
	41.181	8.838
VID_SOC	0.570	0.121
	(0.013)	(0.014)
	44.073	8.878
EST_CIV	0.517	0.110
	(0.012)	(0.012)
	42.856	8.853
COM	0.484	0.103
	(0.012)	(0.012)
	41.023	8.862
VID	0.511	0.108
	(0.012)	(0.012)
	42.035	8.857

**EFFECTOS ESTANDARIZADOS TOTALES E INDIRECTOS**

## Standardized Total Effects of KSI on ETA

	EL	SS
	-----	-----
CP	0.623	0.116

## Standardized Total Effects of ETA on Y

	CP
	-----
TIEM_LIB	0.678
FAM	0.712
MED_AMB	0.671
VID_SOC	0.800
EST_CIV	0.726
COM	0.679
VID	0.717

## Standardized Total Effects of KSI on Y

	EL	SS
	-----	-----
TIEM_LIB	0.422	0.079
FAM	0.444	0.083
MED_AMB	0.418	0.078

VID_SOC	0.499	0.093
EST_CIV	0.453	0.084
COM	0.423	0.079
VID	0.447	0.083