

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTONOMA DE MEXICO

ESCUELA NACIONAL DE ESTUDIOS PROFESIONALES
"ACATLAN"

APLICACION DEL MODELO DE ECUACIONES
ESTRUCTURALES: REHABILITACION DEL
USUARIO DE COCAINA, CIJ, 1999.

QUE PARA OBTENER EL TITULO DE LICENCIADO EN MATEMATICAS APLICADAS

Y C O M P U T A C I O N
P R E S E N T A :

MARIA DEL SOCORRO ROMERO HERNANDEZ



ASESOR: ING. ELVIRA BEATRIZ CLAVEL DIAZ





UNAM – Dirección General de Bibliotecas Tesis Digitales Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS © PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

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

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

Agradecimientos

Agradezco infinitamente a mi madre, a Guillermina, Manuel, a mis demás hermanos Ignacio, Jesús, Alvaro, Martín, Juan, Pedro y Elena, por el apoyo incondicional que siempre me han brindado, por esos regaños y consejos que nunca me han faltado.

A mis profesores de licenciatura y en especial a Beatriz Clavel, que siempre tuvo una respuesta a mis dudas y por ese apoyo a mi desempeño profesional que desinteresadamente me brinda.

A los amigos y amigas por esa presión que nunca faltó para que terminará esta tesis.

"Uno nunca puede pagar en agradecimientos; solo puede hacerlo "en especie" en otros momentos de la vida"

Ann Morrow Lindbergh

Cuando puedes medir aquello de lo que hablas y expresarlo, sabes algo acerca de ello; pero cuando no lo puedes medir, tu conocimiento es pobre e insatisfactorio: puede ser el principio del conocimiento, pero apenas has avanzado en tus pensamientos a la etapa de ciencia.

William Thomson Kelvin(1824-1907)

INTRODUCCIÓN

DDIMEEDA	DADTE.	COMPENSO V MESOBOL	ací.
PKIMEKA	PAKIE:	CONTEXTO Y METODOL	UUIA

CAPITULO I.	PANORAMA GENERAL DEL CONSUMO DE COCAÍNA
	EN MÉXICO

-		Pag.
1.2 Efectos qu	as del consumo de cocaína en la última década en México ue provoca en la salud el consumo de cocaína e Integración Juvenil	4 7 8
	racterísticas del usuario de cocaína que ingresa a los CIJ reles de farmacodependencia	9 10
CAPITULO II.	ASPECTOS METODOLÓGICOS	
	amiento del problema vo general	12 13
2.2.1 (Objetivos particulares	13
2.4 Hipóte 2.5 Alcano	cación de la investigación esis ce del estudio dimiento de muestreo	14 14 14 15
2.6.1	Descripción de la muestra	15
2.7 Variable	s del modelo: definición y clasificación	17
2.7.1	Clasificación de las variables según su consideración en el modelo	17
2.7.2	Clasificación de las variables según la función que desempeña en modelo	21

SEGUNI	DA PARTE: MARCO TEÓRICO	
	LO III. APLICACIÓN DE UN MODELO DE ECUACIONES	
ESTRUC	TURALES: REHABILITACIÓN DEL USUARIO DE COCAÍNA.	Pag.
3.1 3.2	Definición de los Modelos Causales El modelo de Ecuaciones Estructurales	23 24
3.2	l Fases de la construcción del modelo de Ecuaciones Estructurales	26
3.3	Formulación teórica del modelo: Análisis de Componentes	32
3.4	Principales El diagrama de senderos como representación de las relaciones causales	36
3.5	Especificación del modelo: construcción del modelo estructural y de medición	4()
CAPITU	JLO IV. <u>EVALUACIÓN DEL MODELO DE ECUACIONES</u> <u>ESTRUCTURALES</u>	
4.2 Ev	stimación del modelo estructural valuación de los criterios de ajuste del modelo terpretación de resultados	46 48 51
CONG	CLUSIONES	53
ANEX	KOS	
	Anexo A: Análisis de Componentes Principales Anexo B Diagrama de Senderos Anexo C: Amos	56 64 67
GLOS	SARIO	75
BIBL	IOGRAFÍA	79

BIBLIOGRAFÍA

INTRODUCCIÓN

A menudo, las investigaciones en cualquier campo y en específico en la farmacodependencia, se enfrentan a preguntas donde se involucra la interacción de múltiples variables o factores que obligan a trabajar con más de una relación de dependencia y para poder modelarlas y estimarlas, se necesita de un modelo multivariado que tenga una gran capacidad explicativa y la eficiencia estadística necesaria para lograrlo. Es en estas circunstancias, donde el modelo de *Ecuaciones Estructurales* ha tenido gran aceptación en la investigación de casi todos los campos de estudio, incluida la psicología, sociología, economía y mercadotecnia,.

En este sentido, el presente trabajo pretende mostrar el poder estadístico y explicativo que tiene el modelo para describir las relaciones causales entre los factores o contructos latentes definidos operacionalmente: perfil del usuario de cocaína, seguimiento terapéutico y rehabilitación de los jóvenes usuarios de cocaína.

Para el desarrollo del modelo de Ecuaciones Estructurales, se trabajó con una muestra de usuarios de cocaína que acudieron a las unidades de atención de Centros de Integración Juvenil (CIJ) en el área Metropolitana de la Ciudad de México en 1999. Estos datos forman parte de la muestra de un estudio realizado por la institución, Elementos para la evaluación del resultado e impacto del tratamiento, CIJ, Subdirección de investigación, 1999. Por tal motivo, el diseño del presente trabajo se clasifica como retrospectivo, sin embargo se tuvo cuidado de trabajar con un índice de confiabilidad aceptable de la base de datos y con las variables de mayor poder explicativo. El índice de confiabilidad se obtuvo con el método de Alfa de Crombach y para obtener las variables que entrarían al estudio, se realizó un análisis exploratorio por el método de componentes principales. Así mismo, el desarrollo del modelo de Ecuaciones Estructurales fue con base a la teoría del mismo, donde se menciona que, todo modelo atraviesa por una serie de operaciones o fases: formulación teórica del modelo, representación gráfica, especificación, identificación,

estimación, verificación e interpretación del modelo.

Bajo este contexto, primero se identificaron las variables que representan la causa y el efecto, después se representaron las relaciones causales en un diagrama de senderos, el diagrama ayudó para mostrar las relaciones entre los factores en un conjunto de *ecuaciones estructurales*, el siguiente paso fue identificar al modelo, después se estimaron los parámetros, se verificó la calidad de estimación según los criterios de bondad de ajuste, para que finalmente se realizara el análisis de resultados.

Los procedimientos antes mencionados se desarrollaron en dos partes, la primera contexto y metodología, incluye dos capítulos: en el primero, se presenta un panorama estadístico de las tendencias en el consumo de la cocaína durante la última década, de esta forma, se da una idea general sobre la problemática de esta enfermedad social, además se presentan los efectos que puede provocar en la salud el consumo de cocaína, de aquí se desprende la importancia de la creación de instituciones como Centros de Integración Juvenil, es por ello que se da una pequeña presentación de esta institución, y finalmente se menciona el perfil del usuario de cocaína que acude a las unidades de atención de CIJ, para dar una idea del tipo de persona que usa esta droga.

En el capítulo II, se presentan los aspectos metodológicos del estudio: planteamiento del problema, objetivos generales y particulares, la justificación y alcance del estudio, hipótesis, la descripción de la muestra y definición de variables, se hace mención de las variables por su consideración en el modelo y por la función que desempeñan en el mismo.

La segunda parte del estudio *marco teórico*, abarca los dos capítulos restantes. En el capítulo III, se menciona la teoría necesaria para entender el modelo de *ecuaciones estructurales*, se plantean las fases para su desarrollo y se empieza a elaborar con base a ellas, presentando resultados como los del análisis de confiabilidad y el de componentes principales, de igual manera se muestra el diagrama de senderos y las *ecuaciones*

estructurales, es importante señalar que los anexos contienen parte de la teoría que puede apoyar a la comprensión de este capítulo.

Por último en el capítulo IV, se presenta la evaluación del modelo de *Ecuaciones Estructurales* por el método de máxima verosimilitud, se muestran los resultados de la estimación de los criterios de ajuste, como lo es el índice de bondad de ajuste, el índice de bondad de ajuste ajustado a los grados de libertad, el residuo cuadrático medio y las correlaciones múltiples al cuadrado. Y finalmente la interpretación de resultados.

Es necesario mencionar que la base de datos que se analizó, contiene información que es confidencial y por tal motivo no se presenta en el estudio.

PRIMERA PARTE: CONTEXTO Y METODOLOGÍA

La primera parte del estudio la componen dos capítulos. La información que se presenta en el primero, se refiere en parte a estadísticas sobre la prevalencia en el consumo de la cocaína, esto porque se evitó intervenir en aspectos sociales, psicológicos, clínicos, económicos, políticos, etc., que no forman parte de los objetivos del estudio. En el capítulo II, se describe la metodología para la elaboración del modelo de *ecuaciones estructurales*, se describen los procedimientos que orientaron y ordenaron el desarrollo de la investigación.

CAPÍTULO I

PANORAMA GENERAL DEL CONSUMO DE COCAÍNA EN MÉXICO

A pesar de los esfuerzos de autoridades e instituciones especializadas en el control, tratamiento y prevención en el consumo de drogas en México, este problema de salud pública sigue teniendo un gran impacto dentro de la sociedad mexicana. La información estadística que habla del comportamiento del consumo en México, confirma que las drogas como la cocaína, la mariguana y los solventes inhalables son las de mayor consumo a nivel Nacional. En esta última década, la cocaína es la que ha tenido un consumo cada vez mayor y actualmente ocupa el primer lugar de las drogas más usadas en México².

1.1. Estadísticas del consumo de cocaína en la última década en México

Como el consumo de drogas es considerado un problema de salud pública, la epidemiología es la ciencia médica encargada en estudiar la distribución y determinantes de la frecuencia de la enfermedad en diversas poblaciones. En México, diversos organismos realizan investigaciones epidemiológicas sobre el consumo de drogas, en diferentes periodos de

Proporción de personas en una población dado que tienen una enfermedad particular en un punto o intervalo del tiempo.

² CII. Subdirección de investigación, Características sociodemográficas y de consumo de drogas en pacientes atendidos en Centros de Integración Juvenil, entre 1990 y 1997. México, 1999.

nempo

Entre las investigaciones³ que existen se encuentran las siguientes

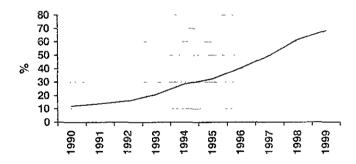
- Encuesta Nacional de Adicciones, la última que se registró fue en 1993, realizada por la Dirección General de Epidemiología de la Secretaría de Salud. La información que proporciona es válida para toda la Nación y mide la prevalencia total (uso de drogas al menos una vez en la vida), la prevalencia lápsica (uso de drogas en el último año) y prevalencia actual (uso de drogas en el último mes). Las sustancias que presentan mayor prevalencia son la mariguana, los inhalables y la cocaína.
- Informes semestrales del Grupo Interinstitucional para el desarrollo del sistema de reporte de información en drogas, realizados por el Instituto Mexicano de Psiquiatría de la Secretaría de Salud. Se realiza con una muestra no representativa de usuarios de drogas captados en los centros de salud y de la Procuraduría de Justicia del D.F., la información no es representativa de la población en general, pero ha sido un referente importante de la tendencia en el consumo en la Ciudad de México. El reporte indica una tendencia estable con la mariguana 1992, una disminución en los inhalables y un aumento de 27 veces el consumo de cocaína de 1986 a 1996.
- El Estudio Epidemiológico del consumo de drogas en pacientes de primer ingreso a tratamiento en Centros de Integración Juvenil, realizado por la Subdirección de Investigación de CII, estos resultados se registran de manera anual.

³ CII. Subdirección de investigación El consumo de drogas en México, Población general, estudiantes, menores trabajadores, pacientes usuarios de drogas. México, 1999.

Reporta información sólo de pacientes que ingresan a tratamiento en las unidades de atención de CIJ distribuidas por todo México, por lo tanto la información no es representativa de la población general de los usuarios de drogas.

El consumo de *alguna vez en la vida* del período comprendido entre 1990 y 1996⁴, indica que la mariguana tiene el 71.5% de usuarios, los inhalables un 51.2% y la cocaína un 26.9%. Cabe señalar que con respecto al consumo de cocaína, la prevalencia total *(alguna vez en la vida)*, indica que en 1990 representaba el 12.2% y para 1999 incrementó al 68.2%.

Prevalencia Total del Consumo de cocaína, CIJ.



Los resultados de las investigaciones antes mencionadas, coinciden en que las drogas con mayor tasa de consumo en el país son la cocaína, mariguana y los inhalables. La cocaína a la fecha es la que registra el primer lugar en su consumo (alguna vez en la vida) y según investigaciones de CIJ, con pronósticos de tendencia creciente.

⁴ CIJ. Subdirección de investigación Tendencias del consumo de drogas en los pacientes atendidos en CIJ, durante la década de los noventas. México. 2000.

Aunque la representatividad de las muestras utilizadas en estas investigaciones difieren, unas son a nivel global, otras sólo local y unas con población general, los resultados son similares en todos los estudios, la cocaína es la principal droga de consumo en México. El problema del aumento en el número de usuarios de cocaína entre otras cosas, radica en el deterioro de la salud del consumidor, como se explica a continuación.

1.2. Efectos que provoca en la salud el consumo de cocaína.

La cocaína es considerada una sustancia psicoactiva y de uso ilegal, por los efectos que provoca sobre el organismo del consumidor, aunque estos pueden variar dependiendo del tipo de consumo.

La cocaína,⁵ está catalogada como droga ilegal la cual es un potente estimulante en el sistema nervioso central. Además tiene efectos vasoconstrictores, esta última propiedad es la que explica su único empleo médico en el campo de la cirugía de fosas nasales.

Las características clínicas distintivas que puede provocar al ser consumida son de tipo psicológico, de modo que los principales síntomas se derivan de su efecto estimulante sobre el sistema nervioso central. Además de presentar complicaciones como es la agitación extrema, irritabilidad, hemorragias, dolor de cabeza, euforia, conducta sexual impulsiva. En dosis extrema produce temblores, convulsiones y delirio, con el uso repetido áparecen también efectos tóxicos en otras partes del cuerpo como son taquicardia, hipertensión, midriasis, contracciones musculares, alucinaciones visuales, insomnio, ansiedad, nerviosismo extremo, conductas violentas y muerte debida a colapso cardiorespiratorio. Su uso crónico podría llevar a la impotencia sexual. La inhalación nasal de la cocaína puede producir la bronquitis y edema pulmonar.

⁵ http://www.infodro.net/drogas/d33 htm

En lo que se retiere al uso por vía intravenosa, los riesgos pueden ser, infección y tormación del absceso al sitio de inyección, además de estar expuesto al contagio del VIH, a través del uso compartido de agujas.

La necesidad psicológica de continuar con el uso, es una parte de la adicción, tanto como la necesidad física de evitar el síndrome de abstinencia. Con la cocaína la dependencia psicológica es mucho mayor que la dependencia física, sin embargo, evidencias clínicas indican que existe un verdadero síndrome de abstinencia que sigue al uso prolongado de cocaína.

Para combatir esta enfermedad social, se han creado diversas instituciones, entre ellas Centros de Integración Juvenil, institución que apoyó el desarrollo del presente estudio.

1.3 Centros de Integración Juvenil

La farmacodependencia es un problema de origen multifactorial que afecta a la sociedad en su conjunto, por ello se crean instituciones como Centros de Integración Juvenil A. C. (CIJ) que cuenta con unidades de atención distribuidas en las zonas de alto riesgo a nivel Nacional, esto con el objetivo de prevenir, tratar y rehabilitar a personas con problemas de farmacodependencia.

CIJ, analiza y estudia en el sujeto farmacodependendiente aspectos personales, familiares y sociales, que una vez interrelacionados contribuyen a la aparición del problema de consumo de drogas, pero también promueven la rehabilitación del individuo. El objetivo del tratamiento, es que el paciente abandone por completo el uso de drogas, mediante el conocimiento de factores y causas que lo llevaron a buscar en ellas los satisfactores que no encontró en la realidad. CIJ, tiene implementados diversos programas y realiza investigaciones con el fin de difundir los conocimientos necesarios acerca de las diferentes

⁶ http://www.cij.gob.mx

causas y consecuencias de la famacodependencia, para así tratar de evitar la aparición y proliferación de este fenómeno social. Entre las diversas investigaciones realizadas por la institución, la que más llamó la atención para apoyar el marco contextual del presente estudio, fue el perfil del usuario de cocaína que se presenta a continuación.

1.3.1 Características del usuario de cocaína que ingresa a los CLJ

Para obtener más información acerca del comportamiento, así como de los factores y causas que provocan el uso de cocaína en los pacientes que acuden a CIJ, se tiene el perfil o las características de los usuarios de cocaína, cuando ingresan a la institución. Los datos para la elaboración de este perfil, se obtuvieron a partir de la primera "entrevista inicial" del expediente clínico utilizado en la atención terapéutica de los usuarios de drogas que solicitan los servicios de atención curativa-rehabilitatoria de los CIJ.

- El 55% acude con mayor frecuencia solos a la consulta.
- La mediana de edad de ingreso es de 23 años
- Uno de cada tres (34%) ha cursado algún grado de enseñanza media superior o superior.
- 27% reportaron estar solteros.
- 57% mencionó tener una ocupación productiva.
- La mediana de edad de inicio (15 años) es mayor que el promedio general.
- El 60% presenta un diagnóstico de uso "funcional".
- 29 y 15% refieren el consumo de alcohol y cocaína respectivamente, como sustancias de inicio.
- 57.2% reportó un lapso de consumo de seis o más años.
- La quinta parte mencionó haber consumido únicamente cocaína.
- Entre quienes reportaron el uso de dos o más sustancias durante el mes previo al inicio del tratamiento, las principales sustancias adicionales fueron mariguana (57%), e

⁷ CIJ. Subdirección de investigación. Características sociodemográficas y de consumo de drogas en pacientes atendidos en CIJ, entre 1990 y 1997. México, 1999

inhalables (17%).

1.3.2 Níveles de farmacodependencia

La farmacodependencia⁸, se caracteriza por modificaciones del comportamiento y por otras reacciones que comprenden el deseo por tomar el fármaco en forma continua o periódica, a fin de experimentar sus efectos psíquicos y a veces para evitar el mal producido por la abstinencia.

Dependiendo del nivel de farmacodependencia que el usuario presenta al acudir a CIJ, se clasifica de la siguiente manera:

Experimental: Esta persona ha probado la droga una o pocas veces. Como la experiencia fue neutral o aún negativa, él o ella no volverán a usar la droga. El consumidor experimental de cocaína, por ejemplo, ha inhalado algunas "líneas" de cocaína y ha encontrado que la droga no le produce la euforia esperada sino disforia. Luego de una segunda experiencia similar con la droga, no la vuelve a usar.

Social u Ocasional: Este es el llamado consumidor "social" quien recurre al uso de drogas de manera ocasional. Este consumo ocurre casi siempre en un ambiente social tal como una fiesta. El consumo es de bajo nivel, y el consumidor experimenta pocas consecuencias adversas como resultado.

Funcional: Esta persona muestra síntomas de dependencia psicológica, sin que la relación con su familia, amigos y personas que lo rodean se vea afectada seriamente.

Disfuncional: Se refiere a usuarios dependientes que han visto afectados seriamente su desempeño psicológico y social.

⁸ Organización Mundial de la Salud, Comité de expertos de la Organización Mundial de la Salud en farmacodependencia. 28º informe. Ginebra. 1993.

Las diversas investigaciones de CII, donde se describe el perfil del usuario de cocaína, la dioga con que se inicia el consumo, el tipo de farmacodependencia y las características sociodemográficas de los pacientes, por mencionar algunas, son estudios que no se han integrado en su conjunto, es decir, describen de manera independiente los diferentes componentes de este problema, de aquí la importancia de integrar esta información en un modelo que permita encontrar que variables son las que tienen un mayor peso estadístico para hablar del perfil del usuario de cocaína, el seguimiento terapéutico y la rehabilitación del mismo.

CAPÍTULO II

ASPECTOS METODOLÓGICOS

Tomando los criterios de *Ignacio Méndez*⁹, la investigación se clasifica como un estudio *retrospectivo*, porque la información que se analizó se obtuvo tiempo antes, con fines ajenos a los objetivos del presente estudio. Y es *descriptivo*, porque sólo cuenta con una población a la cual se extrapolaran los resultados.

2.1 Planteamiento del problema

Una gran parte de los trabajos y las investigaciones en torno al consumo de drogas en México, han tenido y tienen como objetivo, llegar a predecir y/o explicar esta enfermedad en tunción de determinados factores y variables por medio de diversos métodos y técnicas de investigación. Sin embargo, aún existe la necesidad de establecer inferencias de tipo explicativo, con la ayuda de técnicas estadísticas basadas en el análisis de las covarianzas o de las correlaciones entre variables que incluyen una variedad de procedimientos: análisis factorial exploratorio, confirmatorio, análisis de estructuras de covarianzas, etc., que suelen denominarse en términos generales como modelización causal y que permiten obtener resultados más precisos y confiables.

En el presente trabajo, se elaboró un modelo causal, una aplicación de las ecuaciones estructurales, en él se hipotetiza y se especifican las relaciones causales unidireccionales de variables y factores que intervienen en la rehabilitación de los usuarios de cocaína, como son: perfil del usuario, el seguimiento terapéutico recibido en CIJ y la rehabilitación del mismo, con el fin de conocer la eficacia del modelo de ecuaciones estructurales, para explicar y confirmar las relaciones causales hipotetizadas.

⁹ Méndez, I., et al. "Diferentes tipos de estudios". El protocolo de la investigación, lineamientos para su elaboración y análisis. México, Trillas. 1998.

2.2 Objetivo general

Aplicar un modelo de ecuaciones estructurales para explicar las relaciones causales entre el perfil del usuario de cocaína, el seguimiento terapéutico y la rehabilitación de jóvenes usuarios de cocaína, de 15 a 29 años de edad, registrados como pacientes de primer ingreso en las unidades de atención de los Centros de Integración Juvenil del área Metropolitana de la Ciudad de México en 1999. Esto para demostrar el poder estadístico y explicativo de las ecuaciones estructurales, en el análisis de las relaciones causales.

2.2.1 Objetivos particulares

- Realizar un análisis de Componentes Principales.
 Este análisis sirve para confirmar cuales variables entrarán en el modelo y explorar si existe algún constructo no observable que pueda ser incluido en el mismo.
- Representar la serie de relaciones causales en un diagrama de senderos.
 La construcción del diagrama de senderos además de representar gráficamente las relaciones causales entre los constructos permite incluir en él, las correlaciones que puedan existir entre los mismos.
- Especificar el modelo de ecuaciones estructurales.
 Las relaciones causales entre los constructos se deben especificar en términos más formales, como lo son las ecuaciones estructurales, para que después sea más sencilla su estimación.
- Estimar y validar el modelo propuesto.
 Una vez construidas las ecuaciones se procesan en el paquete Amos, para así validar el modelo.

2.3 Justificación de la investigación

Uno de los principales objetivos de las investigaciones entorno a este tema, es llegar a predecir y/o explicar esta enfermedad en función de determinados factores y variables, para después trabajar sobre ellos y poder prevenir, controlar y erradicar la enfermedad, es por esto que se necesitan análisis estadísticos con mayor poder explicativo, y uno de los modelos que desde hace poco más de una década en los Estados Unidos ha tenido una aceptación importante para explicar las relaciones causales en varias disciplinas, es el modelo de ecuaciones estructurales. Por ello, se desarrolla este modelo como un primer ensayo para mostrar las ventajas que tiene y la importancia que puede tener en investigaciones subsecuentes.

2.4 Hipótesis

El modelo de ecuaciones estructurales permite un mayor control y explicación de las relaciones causales involucradas, estima los parámetros con mayor eficiencia, y desarrolla el análisis desde una forma exploratoria a una confirmatoria.

2.5 Alcance del estudio

Esta investigación se fundamenta en una aplicación de un modelo de ecuaciones estructurales con los datos de usuarios de cocaína, para analizar las relaciones causales que determinan su rehabilitación, a través de los factores perfil del usuario de cocaína y seguimiento terapéutico.

Este análisis permite identificar aquellas variables que tienen un mayor peso estadístico para explicar a los constructos antes mencionados. En este sentido, al desarrollar el estudio se presentaron limitaciones como lo es, que las variables estudiadas fueron diseñadas para fines ajenos al desarrollo de la investigación, sin embargo se trabajó con aquellas que

tienen un mayor poder explicativo y con un índice de confiabilidad aceptable en los datos. De esta forma, la población a la que se podrían generalizar los resultados de este estudio, son sólo a los pacientes de CIJ que ingresaron en el año de 1999, en el Área Metropolitana de la Ciudad de México, que especificaron ser usuarios de cocaína del último mes, y que tengan una edad entre 15 y 29 años.

2.6 Procedimiento de muestreo

De la muestra que se utilizó para realizar la investigación de Elementos para la evaluación del resultado e impacto del tratamiento 10, se extrajo una muestra aleatoria simple de 165 usuarios de cocaína, que reportaron haberla consumido al menos en el último mes antes de ingresar a las unidades de atención de CIJ, en el área Metropolitana de la Ciudad de México en 1999, con una edad entre 15 y 29 años. Cabe señalar, que la muestra original contiene datos sobre usuarios de diversas drogas y solo se muestrearon a los usuarios de cocaína. Las unidades de atención participantes fueron: Miguel Hidalgo, Alvaro Obregón, Iztapalapa Sur, Naucalpan, Ecatepec, Tlalpan, Cuauhtémoc Oriente, Gustavo A. Madero Norte, Tlalnepantla, Venustiano Carranza y Chalco.

2.6.1 Descripción de la muestra

La muestra estuvo conformada por el 90.3% de hombres, un 75.6% mencionó ser soltero, los casados representaron el 10.5%, proporción similar a los que se encontraban en unión libre. La tasa más alta de escolaridad fue la preparatoria con el 40.5%, seguida de la secundaria con un 38.9%. El 21.8% se reportó sin ocupación, un 21.9% empleado, el 17% estudiante, y un 18.6% cuenta con algún oficio.

A partir de un muestreo aleatorio simple entre los 8,900 pacientes usuarios de drogas que asistieron a tratamiento el primer semestre de 1998, se obtuvo una muestra de 350 pacientes, mediante el programa N Sample, con un nivel de confianza del 95% y un error estimado de 5%.

Datos sociodemográficos de los pacientes

Variable	Categorías	Frec.	%	% válido
C	Masculmo	149	90.3	90.3
Genero	Femenino	16	97	9.7
	Soltero	123	74 5	75.6
	Casado	17	10.3	10.5
Estado civil	Unión libre	17	10.3	10.5
	Separado	5	3.0	3.4
	Sin información	3	18	Se omite
	Primaria	17	103	10.8
	Secundaria	64	38.8	38.9
F 1 1 1	Preparatoria	66	40.0	40.5
Escolaridad	Técnico	5	30	3.1
	Profesional	11	6.7	67
	Sin información	2	1.2	Se omite
	Sin ocupación	36	21.8	21.8
	Ama casa	2	1.2	2.2
	Estudiante	28	17.0	17.0
	Estudia y trabaja	2	1.2	16
	Trabaja	1	0.6	0.6
Осирасто́п	Comerciante	15	91	10.1
	Empleado	36	21.8	21.9
	Obrero	7	4.2	4.7
	Oficio	30	18 2	18.6
	Profesionista	2	1.2	1.5
	Sin información	6	3.6	Se omite
	Total	165	100	100
				

La mayoría de los pacientes (61.2%), ingresó a tratamiento en CIJ con una edad entre los 20 y 24 años. El resultado de la intervención terapéutica fue la siguiente: el 39.9% completó solamente la fase diagnóstica, mientras que el 18.7% interrumpió su tratamiento con mejoría, un 18% lo completó pero sin mejoría. Cerca de una cuarta parte de los pacientes (23.6%) asistieron a una sola sesión de su tratamiento, en un rango de dos a cinco sesiones asistió el 31.5% de los pacientes, mientras que los que asistieron de seis a ocho sesiones fue el 16.4%. El promedio de sesiones por paciente es de 3.4.

Variable	Categorías	Frec.	%	% valida
	15 a 19 años	46	27.9	27.9
Edad de ingreso	20 a 24 años	101	61.2	61.2
a tratamiento	25 a 29 años	18	10.9	10.9
	Interrumpió diagnóstico	25	15.2	16.2
	Completó diagnóstico	65	39.4	39 9
Resultado de la	Completó tratamiento sm mejoría	28	17.0	18.0
intervención terapéutica	Interrumpió tratamiento con mejoría	30	18.2	18.7
-	Alta parcial	6	36	4 1
	Alta definitiva	5	3.0	3.1
	Sin înformación	6	36	Se omite
	Una sesión	39	23.6	23 6
	Dos sesiones	22	13.3	13.3
	Tres sesiones	24	14.5	145
Número de	Cuatro sesiones	30	18.2	18.2
sesiones asistidas	Cinco sesiones	23	13 9	13.9
	Seis sesiones	21	12.7	127
	Siete sesiones	5	3.0	3.0
	Ocho sesiones		0.6	0.6
	Total	165	100	100

2.7 Variables del modelo: definición y clasificación

La descripción de las variables que integran el modelo propuesto, se realizó atendiendo a dos criterios de clasificación: 1) según su consideración en el modelo y 2) según la función que en él desempeñan.

2.7.1 Clasificación de las variables según su consideración en el modelo

En la terminología usada en los modelos de las ecuaciones estructurales, se distingue entre variables latentes y variables observables. Las variables latentes o constructos, se definen en términos conceptuales que no pueden ser directamente medidos, solo a través de variables que son medibles. Las variables observadas, son variables o indicadores que si son medibles directamente.

En este estudio se han considerado los siguientes constructos o variables latentes:

- Perfil del usuario de cocaína.
- II. Seguimiento terapéutico.
- III. Rehabilitación.

La definición de los constructos o variables latentes fue de manera operativa, en función de las variables observables que se utilizaron como sus inducadores. La inclusión de los indicadores que sirvieron para estimar a una variable latente, se hizo siguiendo un criterio teórico-racional. Más adelante se comprobó, por medio del análisis factorial exploratorio, si esos indicadores sirven empíricamente para estimar o no una variable latente. Se utilizó el "manual del expediente clínico" (Depto. de tratamiento y rehabilitación, CIJ, 1992) como base para la definición operativa de las variables involucradas.

 El Perfil del usuario de cocaína: se refiere a las características sociodemográficas, a las condiciones iniciales y de último mes del consumo de drogas de los usuarios de cocaína.

Las variables involucradas en este constructo son las siguientes:

Variables	Escala	Categoría	Código
V 0 1 1 15		Paciente identificado	1
X ₁ . Consultantes: Identifica a la	ا , ا	familiar	2
persona que acudió a solicitar el	Nominal	Ambos	3
Servicio		Sin información	0
X2 Género: Indica el género del	Nominal	Masculino	1
usuario de cocaína	Nominai	Femenino	2
		Soltero	1
		Casado	2
	Nominal	Divorciado	3
X3: Estado Civil Se refiere al		Viudo	4
estado civil del usuario de cocaína		Unión libre	5
		Separado	6
		Sin información	0
		Primaria	1
		Secundaria	2
X ₄ - Escolaridad Indica el último		Preparatoria	3
grado de estudios del usuario de		Técnico	4
cocaína.		Profesional	5
	1	Ninguna	6
	į	Sin información	0

		Co.	ntınuacıón
	1	Sin ocupacion	1
	}	Ama casa	2
	1	Estudiante	3
	ŀ	Estudia y trabaja	4
X. Ocupación Corresponde a la	İ	Trabaja	5
ocupación que hasta ese momento		Subempleado o eventual	6
realiza el paciente o usuario de	Nominat	Comerciante	7
cocaína		Empleado	8
	İ	Оргето	9
	ł	Oficio	10
		Trabajo agricola	11
		Profesionista	12
		Sin información	0
	-	Alcohol	1 1
	İ	Mariguana	2
		Inhalables	3
		Alucinógenos	4
		Heroina	5
		Opio y derivados	6
		Cocaína	1 1
			7
X6: Droga de Inicio: Indica cuáles		Depresores uso médico	8
o cuál fue la droga con que el	Nominat	Estimulantes	9
paciente inició su consumo	Tomma	Analgésicos y narcóticos	10
, and the bu consumo.		Tabaco	11
		Antidepresivos	12
		Otras sustancias	13
		Basuco	14
		Metanfetamina	15
		Crack	16
		Refractil	17
		Sin información	0
X7: Nivel de farmacodependencia:		Experimental	1
Indica el nivel de		Social u ocasional	2
farmacodependencia al que llegó	Nomina!	Funcional	3
con el consumo de la droga de		Disfuncional	4
inicio.		Sin información	0
		Menor de 10 años	9
X ₈ : Edad de Inicio:		10 a 14 años	14
Indica la edad en que el usuario	Ordinal	15 a 19 años	19
comenzó el consumo de drogas.		20 a 24 años	24
3		25 a 29 años	29
		Sin información	0
1		Menor de 10 años	9
X ₉ : Edad de Ingreso a Terapia.		10 a 14 años	14
Indica la edad en que el usuario	Ordinal	15 a 19 años	19
ingresó a terapia en CU.		20 a 24 años 25 a 29 años	24
		Sin información	29
		SIII IHIUTHIACION	0

			Continuación
X;, Tipo de usuario Indica si el paciente consume mas de una droga.	Nominal	Monousuario Poliusuario	1 2
Variables que indican si el us		_	estas drogas, en
el lapso del ultin	io mes antes	de ingresar a CIJ.	
X ₁₁ . Uso de Alcohol en el Último		Uso	1
Mes	Nominal	No uso	2
		Sin información	0
X ₁₂ Uso de Mariguana en el	NT1	Si uso	1
Últumo Mes	Nominal	No uso	2
X ₁₃ : Uso de Inhalables en el	NT	Si uso	1
Último Mes	Nominal	No uso	2
X ₁₄ Uso de Depresores en el Último	NT	Si uso	1
Mes	Nominal	No uso	2
X ₁₅ . Uso de Tabaco en el Último	Name	Si uso	1
Mes	Nominal	No uso	2
X ₁₆ : Uso de Crack en el Último	Nominal	Si uso	l
Mes	Nominal	No uso	2

II. El Seguimiento terapéutico: indica si el usuario de cocaína proporcionó la información necesaria y tuvo la disposición para cooperar, en las diversas fases de su tratamiento. Las variables involucradas en este constructo son las siguientes:

Variables	Escala	Categoría	Código
	Nominal	Proporcionó el paciente información suficiente.	1
X ₁₇ Entrevista inicial: Es el registro de datos de identificación del paciente.		Proporcionó información incompleta	2
		Sin información.	_ 0
X ₁₈ : Examen social. Identifica el		Proporcionó el paciente información suficiente.	1
ambiente social, familiar y situación socioeconómica del paciente.	Nominal	Proporcionó información incompleta.	2
F		Sin información	0
X ₁₉ : Historia clinica: Define la		Proporcionó el paciente información suficiente	1
procedencia y características de la demanda terapéutica, identifica el	Nominal	Proporcionó información incompleta.	2
perfil clínico del paciente.		Sin información.	0
X ₂₀ : Examen físico neurológico: Establece el diagnóstico médico		Proporcionó el paciente información suficiente	1
general, explorando la condición física del paciente	Nominal	Proporcionó información incompleta.	2
•		Sin información.	0
X22: Examen psicoterapia breve		El paciente cooperó con la terapia.	1
individual. Indica los resultados del proceso terapéutico, los cambios y	Nominal	El paciente no cooperó con la terapia.	2
progresos del paciente		Sin información	0
X ₂₃ :Terapia familiar Es el	i	El paciente cooperó con la terapia.	1
seguimiento, evaluación y control del proceso psicoterapéutico familiar,	Nominal	El paciente no cooperó Sin información.	2
proceso psicoterapentico raminat,	L	Sill hilloritacion.	

		Cont	шиасіо́п
X ₂₄ -Grupo de padres. Evalua el pertil de los cambios y progresos del grupo durante el proceso terapeutico.	Nominal	Los lamihares fueron cooperativos Los lamihares no fueron cooperativos Sin información	2 0
X ₂ ; Resultados Indica las condiciones de egreso del paciente de los servicios curanvo-rehabilitatoria	Ordinal	Interrumpió diagnóstico Completó diagnóstico Interrumpió tratamiento con mejoría Completó tratamiento con mejoría Alta parcial, Alta definitiva Sin información,	1 2 3 4 5 6

III. La Rehabilitación, se refiere al logro de metas intermedias como etapa previa al alcance del ideal de supresión de la droga, y se basa en estrategias que buscan disminuir el riesgo de las consecuencias sanitarias y sociales del uso de drogas¹¹. Los constructos que directamente miden a Rehabilitación son: perfil del usuario de cocaína y seguimiento terapéutico, que se convierten en variables independientes latentes al convertirse en indicadores de la variable dependiente latente Rehabilitación.

2.7.2 Clasificación de las variables según la función que desempeñan en el Modelo.

Variables independientes.

 Perfil del usuario de cocaína: Es indicador de Seguimiento terapéutico y de Rehabilitación al mismo tiempo.

Variables dependientes

Rehabilitación.

Variables de doble función: se le llama así a la variable que es dependiente en una relación y en una subsecuente se consideran como variable independiente.

Seguimiento terapéutico: Es dependiente del Perfil del usuario de cocaína y se vuelve independiente al evaluar a la variable latente Rehabilitación.

¹¹ OMS, op cu, pag 10

SEGUNDA PARTE: MARCO TEÓRICO

En el capítulo III, se expone la teoría que sustenta al modelo de ecuaciones estructurales, así como del procesamiento de los datos de acuerdo con las etapas de su desarrollo. En el capítulo IV, se comprueba la validez del modelo mediante diversas pruebas de ajuste. Es preciso mencionar que en los anexos, se incluyó la teoría que apoya la explicación de las diferentes etapas del desarrollo como lo son: el análisis de componentes principales, la construcción de un diagrama de senderos, los comandos utilizados para procesar los datos con el programa Amos (Analysis of moment structures) y los resultados de los procesamientos.

CAPÍTULO III

APLICACIÓN DE UN MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES: REHABILITACIÓN DEL USUARIO DE COCAÍNA.

El modelo de ecuaciones estructurales es una extensión de varias técnicas multivariantes, entre ellas, la regresión múltiple y el análisis factorial. Este modelo, se ha usado en diversas áreas como psicología, sociología, educación, mercadotecnia, demografía, etc. Su poder explicativo radica en que tiene la capacidad de evaluar relaciones causales exhaustivamente y proporcionar una transición desde un análisis factorial exploratorio al confirmatorio.

Los modelos pueden incluir multitud de variables¹², cuya combinación en bloques relacionados según un esquema teórico previo, contribuyen a esclarecer las relaciones de dependencia causal que puedan existir. De esto se deduce que el objetivo del modelo de ecuaciones estructurales, es describir las posibles relaciones causales entre una serie de variables para explicar un fenómeno, en este caso, la rehabilitación de usuarios de cocaína. Las variables incluidas en el modelo se consideran factores que de una forma directa.

Loehlin, J. "Path models in factor, path and structural analysis". Latent variable models, an introduction to factor, path and structural analysis. Hillsdale, NJ. Lawrence Erlbaum Associate Publisher. 1992.

indirecta o ambas, contribuyen a explicar estas relaciones

El modelo está compuesto por un sistema de ecuaciones estructurales que no sólo representan una relación matemática funcional, sino también, una relación teórica de causa-efecto y se especifican en función del marco teórico del problema.

3.1 Definición de los Modelos Causales

Se le llama modelo causal¹³ a un sistema de variables cuya organización y relación se establece previamente a partir de una serie de hipótesis. En los modelos pueden manejarse dos o más variables, cuya combinación según un esquema teórico contribuyen a explicar las relaciones de dependencia causal que puedan existir.

El objetivo de un modelo causal es describir las posibles relaciones causales entre una serie de variables para explicar un fenómeno, en este caso, las relaciones causales entre el *Perfil del usuario de cocaína*, *el Seguimiento terapéutico* y *la Rehabilitación*. Las variables que se incluyen en el modelo se consideran factores que de una forma directa, indirecta o ambas, contribuyen a explicar la *Rehabilitación*.

Los supuestos¹⁴ que se asumen para construir un modelo causal son los siguientes:

- 1. Tiene que contener todas las variables que se consideren las más importantes.
- 2. La inclusión de variables ha de hacerse tal y como funcionan en la realidad.
- 3. El marco teórico del modelo es el que tiene que especificar la estructura de las ecuaciones del mismo. Y será éste el que determine, entre otras cosas, el tipo de

^{1.3} Bisquerra, R. El modelo LISREL. Introducción conceptual al análisis multivariado. Un enfoque informático con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD. Vol. Barcelona: PPU, segunda edición. 1989.

Hair. A et al. Modelos de ecuaciones estructurales". Análisis multivariante. México. Pretince Hall, 1999.

datos que se recogerán y el método por el que serán analizados.

Al principio por el cual causa-efecto es establecido entre dos variables se le llama causalidad, y para que exista este principio se deben cumplir los siguientes criterios.

- 1. Orden de tiempo: la causa debe ocurrir antes del efecto.
- Correlación: se requiere que exista un cierto grado de correlación entre las variables, estadísticamente el mínimo aceptado es de 0.3.
- 3. Cambios en la causa deben provocar cambios en el efecto.

Los tipos de variables que intervienen en el análisis causal son:

- · Variable independiente, representa la causa del fenómeno.
- Variable dependiente, representa el efecto o lo causado.

Lo que permiten estos modelos, es probar estructuras causales que se han planteado en función de la teoría correspondiente, si el modelo es aprobado, se puede decir que apoya a la teoría de donde fue generado, pero nunca se puede interpretar como prueba de la teoría, puesto que con esos mismos datos correlacionales pueden ser congruentes otros modelos, como lo pueden ser: la regresión múltiple o el análisis de senderos.

3.2 El modelo de Ecuaciones Estructurales

El modelo de ecuaciones estructurales permite evaluar simultáneamente múltiples relaciones a la vez, además de evaluar las relaciones desde su análisis exploratorio hasta el confirmatorio, tomando en cuenta la capacidad de incorporar variables latentes dentro del análisis. Asimismo, toma en cuenta el error de medición y la confiabilidad de los datos en el proceso de estimación.

En el modelo de ecuaciones estructurales, las relaciones causales son representadas en un sistema de ecuaciones que describen las relaciones de dependencia entre las variables observables y latentes, así cada variable dependiente latente representa una ecuación, a diferencia de los demás modelos que sólo analizan una simple relación entre una variable dependiente y varias independientes.

La formulación básica del modelo 15 es como sigue:

$$Y_1 = X_{11} + X_{12} + ... + X_{1n}$$

 $Y_2 = X_{21} + X_{22} + ... + X_{2n}$
 $Y_m = X_{m1} + X_{m2} + ... + X_{mn}$

Escala (métrica) (métrica, no métrica)

La característica más importante de las ecuaciones estructurales, es que algunas variables que inicialmente fueron identificadas como dependientes, en relaciones subsecuentes son usadas como variables independientes, de esta forma se aumenta la interdependencia de las relaciones.

Las ventajas que tiene este tipo de modelo, a diferencia de un análisis de varianza MANOVA y ANOVA, donde se tiene solo la significancia estadística de las variables, es que este modelo permite interpretar el peso relativo o la importancia de las variables para explicar sus efectos sobre los constructos. Otra ventaja, es que por lo regular se tiende a ignorar la confiabilidad de los instrumentos o de las variables que se disponen para el estudio, lo que provoca un bajo poder estadístico, además de resultados erróneos El modelo de ecuaciones estructurales cuenta con estimadores que reconocen este problema, porque con una confiabilidad baja se obtienen estimaciones y ajustes débiles. Para desarrollar un modelo bien identificado y ajustado, se siguen una serie de pasos que se explican a continuación.

¹⁵ Hair, et al. Op cit, pag 23.

3.2.1 Fases de la construcción del modelo de Ecuaciones Estructurales

Todo modelo causal atraviesa por una serie de operaciones o fases: formulación teórica del modelo, representación gráfica, especificación, identificación, estimación, verificación e interpretación¹⁶.

- a) Formulación teórica del modelo: En una primera instancia se pretende establecer el marco teórico del modelo que se somete a prueba. Los contenidos de esta fase hacen referencia a:
- La identificación de variables que habrán de ser la causa y efecto.
- La conexión causal entre las mismas, estableciendo el orden causal y la dirección de las mismas.
- Una consideración lógica para cada hipótesis causal.
- · Estabilidad de la estructura causal a lo largo del tiempo.
- b) Representación gráfica: A través de un diagrama de senderos se explican las variables que intervienen: tipo, orden causal, dirección causal, etc.
- c) Especificación del modelo: En esta fase se construyen las ecuaciones que reflejan la naturaleza y la forma de las relaciones entre las variables del modelo. Es donde se establecen las correspondencias entre la teoría y su expresión matemática formal. El modelo de ecuaciones estructurales viene dado por tres tipos de ecuaciones.
- Modelo de ecuación estructural:
- Modelo de medida para Y (variable observable dependiente o endógena).
- Modelo de medida para X (variable observable independiente o exógena).

¹⁶ Bisquerra, Op cu, pag 23.

El modelo de ecuaciones estructurales puede ser expresado en términos de ocho matrices, sobre las cuales se realizan las estimaciones de los parámetros, las cuatro primeras son utilizadas para estimar al modelo estructural y las siguientes cuatro para el modelo de medición.

- 1. Beta(β_{ij}): es una matriz cuadrada de orden mxm, donde m es el número de variables endógenas latentes. β_{ij} , indica el efecto directo de la variable η_i sobre la variable η_i .
- Gamma(γ_{ij}): es de orden mxn, m es el número de variables endógenas latentes y n el número de variables exógenas latentes. γ_{ij}, indica el efecto directo de la variable exógena latente ξ_i sobre la variable latente exógena ξ_i.
- Phi(φ_{ij}): es una matriz cuadrada de orden nxn, n expresa el número de variables exógenas latentes, el elemento φij, indica la covarianza entre las variables exógenas latentes ξ_i y ξ_i.
- Psi(ψ_{ij}): es un matriz de orden mxm, donde m expresa el número de residuales de las variables exógenas latentes, el elemento ψ_{ij} indica la covarianza entre los residuales.
- 5. Lambda $Y(\lambda_{yy})$: es una matriz de orden pxm, p expresa el número de variables endógenas observables y m el número de variables endógenas latentes. λ_{yij} , indica el efecto directo de la variable endógena latente η_i sobre la variable endógena observable Y_i .
- 6. Lambda X(λ_{xij}): es una matriz de orden qxn, q expresa el número de variables exógenas observables y n el número de variables exógenas latentes. El elemento λ_{xij}, indica el efecto directo de la variable exógena latente ξ_i sobre la variable exógena observable X_i.
- 7. Theta-Epsilon(θ_{είj}): es una matriz de orden pxp, p expresa el número de términos de error de las variables endógenas observables, θ_{είj}, indica la covarianza de los errores de las variables endógenas observables.
- Theta-Delta(θ_{oij}): es de orden qxq, q es el número de términos de error de las variables exógenas observables. El elemento θ_{oij}, indica la covarianza de los errores de las variables exógenas observables.

A los elementos de las matrices, se les puede asignar valores de 0 y 1. Donde el 0 indica que no existe relación entre las variables por lo que no se tiene que estimar, mientras que el 1, indica la existencia de relación y tendrá que ser estimado el peso de la misma. Asimismo, algunos valores pueden fijarse a 1, ya sea por la confiabilidad con la que se ha medido la variables o en función de la variables latentes. Los dos casos en que se puede hacer esto es: cuando existe solo una variable observable que mide a la variable latente, (donde ambas variables coinciden y por lo tanto la medida es confiable, con un error de medición 0). Y cuando existen varios indicadores de una variable latente, se fija el valor de un parámetro a 1 y con relación a él, se estiman los demás, generalmente se fija el valor de la variable que tuvo mayor saturación en el examen exploratorio previo.

- d) Identificación del modelo: Es la operación más importante y compleja del modelo, para que un modelo sea identificado se exigen dos condiciones:
- Que el número de parámetros a estimar sea igual o menor al número de casos o unidades de medición observadas. Formalmente el número de parámetros t, tiene que ser:

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

donde p es el número de variables observables dependientes y q el número de variables observables independientes o exógenas. La expresión (p + q)(p + q + 1)/2 es, precisamente, el número de elementos distintos que tienen la matriz de correlaciones entre las variables observables.

 Que cada ecuación del modelo sea diferente a las demás o de cualquier combinación lineal entre ellas.

El grado de identificación del modelo también depende de las limitaciones que sobre él se haya hecho, como lo son los valores fijados a los parámetros, considerando que no se habrán de estimar las relaciones donde se haya fijado el valor (), dicho de otra manera, "bajo una estructura ya definida se genera una matriz de covarianzas, pero podrían haber varias estructuras que generan la misma matriz. Si dos o más estructuras generan la misma matriz, se dice que las estructuras son equivalentes. Si un mismo parámetro tiene el mismo valor en todas las estructuras equivalentes, se dice que el parámetro está identificado" ¹⁷.

- e) Estimación de parámetros: Existen dos procedimientos básicos para la estimación de parámetros, el método de máxima verosimilitud y el de mínimos cuadrados no estandarizados. Una diferencia importante entre ambos métodos es que el de máxima verosimilitud se basa en el supuesto de que siguen una distribución normal multivariable, mientras que el de mínimos cuadrados no estandarizados es indiferente a este supuesto.
- f) Ajuste del modelo: Permite describir el grado de ajuste del modelo, una vez que se ha puesto a prueba.

El primer grupo de indicadores, ¹⁸ está constituido por los valores de los parámetros estimados: el coeficiente de correlación múltiple al cuadrado (R²), que indica la intensidad de la relación especificada en el modelo para esta variable.

$$R^2 = 1 - \left| \frac{\theta_{ij}}{S_{ij}} \right|$$

Donde:

θi, es la varianza del error.

 S_{ij} , es la varianza observada de la variable i

¹⁷ Joreskog, K. v. Sorbom, D. "Fitting and testing". Lisrel 8, structural equations modeling with SIMPLIS command.

language, Hillsdale, NJ, Scientific Software International Lawrence Erlbaum Associate Publisher 1998 Hair, on cit. pag 23

El coeficiente de determinación (CD), es igual al coeficiente de correlación múltiple al cuadrado, este valor indica la intensidad de las relaciones especificadas en el modelo de forma global, es decir, indica el poder explicativo de la ecuación y por consiguiente el poder de predicción de la variable criterio.

$$CD = 1 - \left| \begin{array}{c} \underline{|\Psi|} \\ cov(\eta) \end{array} \right|$$

Donde:

 $|\Psi|$, es el determinante de la matriz de varianza/covarinaza.

 $cov(\eta)$, es el determinante de la matriz de varianza/covarianza entre las variables latentes endógenas.

Los coeficientes estimados de ambos indicadores pueden variar entre 0 y 1, cuanto más se aproximen a 1, mayor será la calidad con que las variables observables miden a las variables latentes.

El segundo conjunto de indicadores son las medidas del ajuste absoluto. Éstas determinan el grado en que el modelo en su conjunto predice la matriz de correlación o de varianza observada. Entre las medidas de ajuste absoluto las más importantes son: la chi-cuadrada, con esta prueba se busca la diferencia no significativa entre las matrices de entrada observadas y estimadas. Por tanto valores bajos que resultan de niveles de significación de 0.05 ó 0.01, indican que las matrices de entrada observadas y estimadas no son estadísticamente significativas, lo que se traduce como un buen ajuste del modelo. Un gran valor de Chi-cuadrado relativo a los grados de libertad, significa que las matrices difieren considerablemente.

$$\chi^2 = 2\Sigma \operatorname{O}_i ln \left[\frac{\operatorname{Oi}}{\operatorname{E}_i} \right]; \text{ con gl} = t - \left[(p+q)(p+q+1)/2 \right]$$

Donde:

O.: son los valores observados

E_i: son los valores esperados

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

El índice de bondad de ajuste (GFI), representa el grado de ajuste conjunto, un valor próximo a uno indica un ajuste perfecto.

GFI = 1 -
$$\left| \frac{\operatorname{tr} (\Sigma^{-1} S - \underline{I})}{\operatorname{tr} (\Sigma^{-1} S)^2} \right|$$

Donde:

 Σ^{-1} , es la inversa de la matriz de varianzas.

S, es la matriz de la covarianza entre las variables observadas.

tr (traza) = Σa_n de la matriz de varianza.

I. es la matriz identidad

El índice ajustado de bondad de ajuste (AGFI), es una extensión de GFI ajustado a los grados de libertad, este índice también varía de cero a uno y valores cercanos a uno representan un buen ajuste.

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

Donde:

k, es el número de variables observadas

d, son los grados de libertad

Finalmente la raíz de la media cuadrática residual (RMR), es una medida de la discrepancia entre las correlaciones de los parámetros estimados, así, la cercanía a un valor de cero indica un buen ajuste.

$$RMRS = \left(\begin{array}{c} \frac{k!}{2\sum\sum_{j:i=1}^{k}(S_{ij} - \sigma_{ij})^{2}} \\ \frac{k!}{k(k+1)} \end{array}\right)^{1/2}$$

Donde:

k, es el número de variables X e Y observadas.

S, es la matriz de la covarianza entre las variables observadas.

o desviación estandar.

g) Interpretación y evaluación del modelo: A raíz de los resultados del paso anterior se rechazan o aceptan las hipótesis planteadas y se discuten los resultados obtenidos. De esta forma se procede a las interpretación de los resultados y evaluación del modelo sometido a prueba.

3.3 Formulación teórica del modelo: Análisis de Componentes Principales

Para comenzar el desarrollo del modelo, se realizó un análisis exploratorio por medio de un análisis factorial por el método de Componentes Principales, (*Cfr. Anexo A*) con las variables que presumiblemente calificaban a cada variable latente establecida previamente, así se obtuvieron nuevos factores, que permitieron reducir el número de variables originales y trabajar con aquellas que explican la mayor parte de la información disponible.

El análisis de Componentes Principales, es una técnica estadística que permite transformar un conjunto de variables intercorrelacionadas en otro conjunto de variables no correlacionadas, denominadas factores o componentes. Los factores resultantes son combinación lineal de las variables originales. Este análisis consiste en la reducción de la información disponible. Lo que hace es condensar la matriz de correlaciones de las variables originales, en "Componentes Principales" obteniendo la máxima varianza total explicada de las variables que tienen mayor peso o saturación factorial. Este procedimiento se realizó para cada variable latente (*Perfil del usuario de cocaína y Seguimiento terapéutico*).

Para probar si las variables estaban suficientemente correlacionadas entre sí para continuar con el análisis factorial, se obtuvo la prueba de esfericidad de Bartlet, la prueba de Kaiser Meyer Olkin y el determinante de la matriz de correlaciones (*Cfr. Anexo A*). Obteniendo así lo siguiente.

Perfil del usuario de cocaína.

Matriz de correlaciones

	X,	X2	X_3	X,	Χs	X_6	X_7	Xε	X ₉	X_{10}	X,,	X_{12}	X_{13}	X_{14}	X_{15}	X^{16}	
X_{I}	1 00																
χ_2	0.08	1 00															
X_3	0.11	016	1.00														
X_4	- 0 02	- 0 25	0 33	1 00													
X_5	- 0 20	- 0.03	0 43	0 22	1 00												
X_6	- 0 04	0.21	0 23	0 48	0 12	1 00											
X ₇	0 12	0 05	0.30	0 52	- 0.14	- 0 16	1 00										
X_8	- 0 05	-010	032	0 16	- 0.14	- 0 14	0 56	1.00									
Χs	0 09	- 0.01	- 0 45	031	0 40	0 21	0 13	- 0 36	1.00								
X10	0.01	0.25	0 1 1	0 05	0 14	0.09	0 13	- 0 26	011	1.00							
X11	0.30	0 11	- 0 10	-0 49	- 0.61	0.20	0 23	-017	- 0.35	0.05	1 00						
X_{12}	0.03	0 04	0 44	0 27	0 46	0.36	0 67	-014	0.52	0 16	0.34	1.00					
X ₁₃	0.06	0 07	0.35	0.43	0 39	031	0 52	- 0 22	0.27	- 0.13	- 0.52	- 0 67	1 00				
X_{14}	0.03	0.04	0 33	0.37	0 24	0.44	0.35	- 0 18	0.37	0 07	0 47	- 0 15	0 12	1 00			
X15	0 06	0.07	0 45	- 0 43	0 29	0 21.	0.22	- 0 20	0 27	0 14	- 0.22	- 0.67	40	25	1 00		
X16	0.03	0 04	0.33	0 07	0.54	0 34	0.11	- 0 26	-0 47	-0 29	0.34	- 0 25	0 33	35	25	1 00	

KMO y prueba de Bartlett

68	Medida de adecuación muestral de	
00	Kaiser-Meyer-Olkin	
	Prueba de esfericidad de Bartlett	
251.196	Chi-cuadrado aproximado	
91	gl	
000	Sig	

- La mayoría de los coeficientes de correlación de Pearson, presentan una correlación por encima de la mínima aceptada de 0.3, es decir, existen variables con correlaciones importantes.
- El determinante de la matriz de correlaciones (0.085) es bajo, lo que implica que

hay correlaciones altas.

- El índice de KMO = 0.68, se acepta como un índice regular, puesto que las correlaciones entre pares de variables pueden ser explicadas por las otras variables.
- La prueba de esfericidad de Bartlett indica que no se trata de una matriz identidad, lo que confirma que se puede continuar con el análisis factorial.

Seguimiento terapéutico Matriz de correlaciones

	X_{17}	Χıε	X_{t9}	X_{20}	X ₂₁	X_{22}	X_{23}	X_{24}	X_{25}
X17	1 00								
X13	- 0 40	1 00							
X19	0.31	0.45	1 00						
X_{20}	0.51	0 53	0 53	1 00					
X_{21}	- 0 63	0 24	0.26	0 42	1.00				
X22	0 35	0 39	0 53	0.31	0 43	1.00			
X23	0 57	0.24	0 49	0.20	0.25	0.68	1.00		
X_{24}	- 0 22	0.25	0.54	0.21	0.37	0.43	0 33	1.00	
X_{25}	0.43	- 0 59	- 0.66	- 0 34	- 0 20	- 0 49	- 0 65	- 0.69	1.00

KMO y prueba de Bartlett

Medida de adecuación muestral de Kaiser- Meyer-Olkin.	.754
Prueba de estericidad de Bartlett	
Chi-cuadrado aproximado	263.039
gl	36
Sig.	.000

- Los coeficientes de correlación de Pearson, en la mayoría de los casos tiene una correlación por encima de la mínima aceptada, es decir, existen variables con correlaciones importantes.
- El determinante de la matriz de correlaciones (0.094) es bajo lo que implica que hay correlaciones altas.
- El índice de KMO = 0.754, es aceptable, ya que las correlaciones entre pares de variables pueden ser explicadas por las otras variables.
- La prueba de esfericidad de Bartlett indica que no se trata de una matriz identidad, por que se procede con el análisis factorial.

Para determinar el número de factores a conservar además de tomar en cuenta el criterio de Kaiser, se observó el tipo de variables que saturaron a cada factor para poder realizar un análisis de contenido. Asimismo, la correlación mínima aceptada para seleccionar las variables que saturarían¹⁹ a cada factor fue la mínima aceptada de 0.3. (Cfr. Anexo A).

Para el constructo -Perfil del usuario de cocaína- se obtuvieron cuatro factores que explican una varianza total de 46.9% y para Seguimiento terapéutico fueron dos factores que explican una varianza total de 44.3%.

A los factores encontrados con el análisis anterior, se les nombró constructos exógenos (constructos independientes), porque están evaluando a su vez a los constructos endógenos (constructos dependientes) -perfil del usuario de cocaína y seguimiento terapéutico-.

Por otra parte, el análisis de confiabilidad por medio del alfa de Crombach²⁰ indicó que los datos en su conjunto, tienen una consistencia interna aceptable ($\alpha = 0.89$), mientras que los índices de confiabilidad para los constructos: *perfil del usuario de cocaína* y *seguimiento terapéutico*, mostraron un índice de 0.87 y 0.83 respectivamente. Los constructos exógenos fueron definidos operacionalmente dependiendo del tipo de variables que saturaron a cada uno, en las siguientes tablas se identifican a las variables que los saturaron, la etiqueta asignada y la varianza que explica cada uno de ellos.

Las saturaciones factoriales, pueden interpretarse como índices de correlación entre la variable y el tactor.

El Alfa de Crombach, es una medida de confiabilidad habitualmente utilizada respecto a un conjunto de dos o mas indicadores de un constructo. Se traduce como la consistencia interna de los datos. Los valores van de 0 a 1, los valores de 0.6 a 0.7, se consideran como el límite inferior de aceptabilidad

Constructo endógeno: Perfil del usuario de cocaína

· Variables	Constructos exógenos (factores)	% de varianza explicada
X ₆ : Droga de micio X ₇ : Tipo de consumo con la droga de Inicio X ₈ : Edad de micio en el consumo de la Droga de micio X ₉ : Edad de ingreso a Terapia	ξ _i : Características del- inicio del consumo de drogas.	12 54
X ₁₁ : Alcohol último mes X ₁₅ : Tabaco último mes	ξ ₂ : Prevalencia actual de drogas lícitas.	11.51
X ₁₂ : Mariguana X ₁₃ : Inhalables X ₁₄ : Depresores	ξ _s : Prevalencia actual de drogas ilícitas	11.47
X ₃ : Estado civil X ₄ : Escolaridad X ₅ . Ocupación	ξ ₄ : Identificación del paciente.	11 35

Constructo endógeno: Seguimiento terapéutico

Variables	Componentes (constructos exógenos)	% de varianza explicada	
X ₁₇ : Entrevista inicial			
X ₁₈ : Estudio social			
X ₁₉ : Historia clínica			
X ₂₀ : Examen			
Fisiconeurológico	الله تعلق الله الله الله الله الله الله الله ال	32.22%	
X ₂₁ : Farmacoterapia	Ss. Tratamientos.	34.4270	
X ₂₂ : Psicoterapia breve			
Individual.			
X ₂₄ : Grupo de padres			
X23: Terapia familiar	ξ ₆ : Situación	12.02%	
X ₂₅ : Resultados	familiar.	12.0270	

Obtenidos los constructos exógenos que califican a cada uno de los constructos endógenos y de acuerdo con el desarrollo del modelo de ecuaciones estructurales, a continuación se representa esta relación en un Diagrama de Senderos.

3.4 El Diagrama de Senderos como representación de las relaciones causales.

El Diagrama de Senderos se define como la representación gráfica de las relaciones causales y de correlaciones entre constructos e indicadores²¹.

En la construcción del Diagrama de Senderos, una flecha recta indica una relación causal de un constructo a otro. Una flecha bidireccional o línea curveada entre constructos, indica solamente una correlación entre ellos, lo que no implica que uno sea causa o efecto del otro. (Cfr. Anexo C).

Los siguientes son los supuestos para construir un Diagrama de Senderos.

- Todas las relaciones causales son indicadas. Así la teoría es la base para la inclusión u
 omisión de cualquier relación, esto es importante para justificar por qué una relación
 causal no existe entre dos constructos, también para justificar la existencia de otra
 relación.
- 2. Las relaciones causales se asumen como lineales.
- 3. Se asume que las causas son unitarias, como lo ilustra el siguiente diagrama.



La variable T se comprende como la causa de A y B, y no como dos fenómenos o relaciones por separado.

Todos los constructos en el Diagrama de Senderos pueden clasificarse en dos tipos:

Loehlin, J. "Varieties of path and structural models". Latent variable models, an introduction to factor, path and structural analisys. Hillsdale, NY, Lawrence Erlbaum. Associate Publisher, 1992.

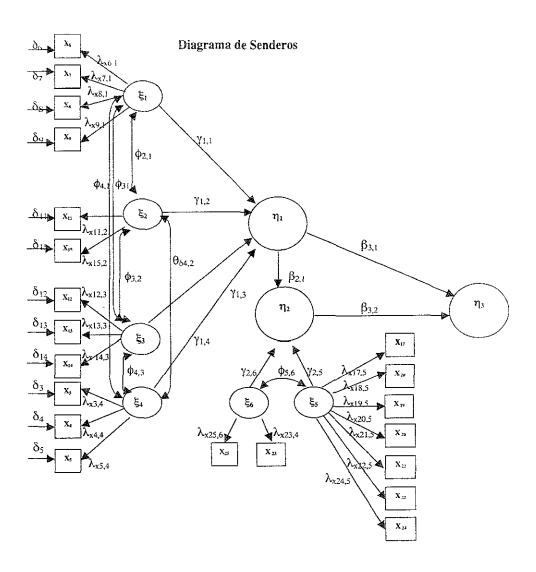
Constructo exógeno: conocido también como variable fuente o independiente, no son causados o predecidos por ninguna otra variable en el modelo, esto es, no llega ninguna flecha a ellos en el diagrama.

Constructo endógeno: significa que son predecidos por uno o más constructos, se puede notar que un constructo endógeno puede predecir a otro constructo endógeno (por ello se necesita un modelo estructural que especifique estas relaciones).

En la siguiente tabla se muestra la identificación de éstos y después se presenta el Diagrama ya construido.

Identificación de constructos

Variables	Constructos exógenos	Constructos endógenos
X ₆ : Droga de micio		
X ₇ : Tipo de consumo con la droga	ξ ₁ : Características del	
de Inicio	inicio del consumo de	
X ₈ : Edad de micio en el consumo de	drogas.	
la Droga de inicio	_	
X ₉ : Edad de ingreso a Terapia		
X ₁₁ : Alcohol último mes	E2: Prevalencia actual de	η _ι : Perfil del usuario de
X ₁₅ : Tabaco último mes	drogas lícitas.	cocaína
X ₁₂ : Mariguana	E ₃ : Prevalencia actual de	
X ₁₃ : Inhalables	drogas ilícitas.	
X ₁₄ : Depresores		
	Er Identificación del	
X ₃ : Estado civil	paciente.	
X ₄ : Escolaridad	F	
X ₅ : Ocupación		
x ₁₇ : Entrevista inicial		
x ₁₈ : Estudio social		
x19: Historia clínica	ξ ₅ : Tratamientos.	
x ₂₀ : Examen		
Fisiconeurológico		
x21: Farmacoterapia		<i>a</i> •
x22: Psicoterapia breve		η ₂ :Seguimiento
Individual.		terapéutico
x24: Grupo de padres		
x23: Terapia familiar	ξ ₆ : Situación familiar.	
x ₂₅ : Resultados	η ₁ : Perfil del usuario de	
	cocaína	
	η ₁ : Perfil del usuario de cocaina	
	**	η ₃ : Rehabilitación
	η ₂ : Seguimiento	•
	terapéutico	



En el diagrama de senderos se pueden observar las siguientes relaciones causales.

 (ξ_1) las características del inicio del consumo drogas, (ξ_2) la prevalencia actual de drogas lícitas, (ξ_3) la prevalencia actual de drogas ilícitas y (ξ_4) las características sociales de los usuarios de cocaína son constructos que son la causa del (η_1) perfil del usuario de cocaína. A su vez, (η_1) el perfil del usuario de cocaína, (ξ_5) los tratamientos a los que asistió el paciente, y (ξ_6) la situación familiar del mismo son los que provocan la existencia del constructo (η_2) seguimiento terapéutico. Y finalmente, (η_1) el perfil del usuario de cocaína y (η_2) el seguimiento terapéutico, representan la causa de (η_3) Rehabilitación, que es el efecto final de las relaciones anteriores.

Entre todos los constructos exógenos se determina el nivel o grado de correlación, esto es porque se trata de encontrar cuáles son las más representativas para explicar el problema en cuestión.

Se puede observar que las variables que califican a ξ_5 y ξ_6 se asumen como variables libres de error, porque los encargados de contestar estas variables son el equipo médico-técnico de las unidades de atención, lo que supone que el único error existente en el modelo, es el error de estimación y el error generado por las respuestas de los pacientes.

3.5 Especificación del modelo: Construcción del Modelo Estructural y de Medición.

Después de haber desarrollado el Diagrama de Senderos, se debe especificar el modelo en términos más formales, en un modelo estructural, esto es a través de una serie de ecuaciones estructurales formadas por las relaciones causales entre constructos.

Para poder transladar del Diagrama de Senderos a un conjunto de ecuaciones estructurales²², se tomó en cuenta que a cada constructo endógeno o variable dependiente corresponde una ecuación. Esto es, al constructo donde llegan flechas y de él no inicia

²² Hair, op cit, pag. 23

ninguna, se tomó como variable dependiente o endógena, y las variables que se conectan a éste por medio de flechas dirigidas al mismo, se identificaron como sus variables independientes o predictoras.

La notación para el modelo estructural es:

D . . .

$$\eta = \Gamma \xi + B \eta + \varsigma$$

Las ecuaciones que especifican al modelo estructural son las siguientes:

El término de error representa la suma de los efectos debido al *error aleatorio* de medida y al error de especificación. El *error de medición*, está provocado por respuestas inadecuadas por parte de los pacientes. El *error de especificación*, señala la falta de calidad de ajuste de un modelo debido a la omisión de una variable relevante al modelo propuesto.

Las matrices que corresponden al modelo estructural se formularon de la siguiente manera:

	r	eta				Ga.	mma			
	η	η_2	η_3			ξ_2				
η_1	-	-	-	η_1	Υ1	Y12	Υ13	?t4	-	-
դչ	β_{21}	-	-	η_2	-	-	-	-	Y25	Y26
η5	βsi	- β ₃₂	-	η_1 η_2 η_3	-	-	-	-	-	-

			Phi						Psi	
-	₹1	Ĕ;	ξ,	٤,	ğ,	ά,		17:	η_2	η,
٤,	-	-	-	-	-	-	η_1			-
ξ ₂	φ2:	-	•	-	-	-	η_2	Ψ21	Ψ12	-
ξ.	φ.,	φ; :	•	-	-	-	η_3	પુષ્કા	$\psi_{3,2}$	-
ž,	Ф. :	Φ4 ·	Ф43	-	-	-		1		
ţ,	-	-	~	-	-	-				
$\xi_{\rm f}$	Φ ₂ : Φ ₃ : Φ ₄ :		•	-	φ_{65}	-				

El modelo de ecuaciones estructurales, permite construir un modelo de medición, donde se especifican las reglas de correspondencia entre las variables observables y latentes, este modelo permite utilizar una o más variables para un único constructo endógeno o exógeno y después estimar o especificar su confiabilidad. En el modelo de medición, se puede evaluar la contribución de cada variable para medir a las variables latentes. Este procedimiento es similar al análisis de componentes principales.

En el análisis de componentes principales cada variable es explicada según su saturación en cada factor. El objetivo fue resumir lo mejor posible las variables por medio de un número pequeño de factores. Esas relaciones se pueden representar matemáticamente como sigue, con un ejemplo de cinco variables y tres factores.

Saturación de	Tracio	•	
Variable	F ₁	F ₂	F ₃
V_t	L_{ti}	L_{12}	L,
$\dot{\nu_2}$	L_{21}	L_{22}	L_2
V_3	L_{31}	L_{32}	L_3
V_4	L_{41}	L_{42}	L_4
V_5	L_{51}	L_{52}	Lŝ

Cada variable tiene una saturación sobre cada factor y así cada factor es siempre una composición de todas las variables, aunque sus saturaciones varíen en magnitud.

Un factor es un constructo, definido por las variables que lo saturan. En la especificación del modelo de medición, se puede hacer la transición del análisis de componentes principales -en donde no se conoce *a priori* el número de factores y las variables que los saturan- a un modo confirmatorio, donde se especifican *a priori* aquellas variables que definen a cada factor.

Mostrando lo anterior con el mismo ejemplo, se asume lo siguiente, si V_1 y V_2 se toman como indicadores para el constructo A, V_3 y V_4 para el constructo B y V_5 es un simple indicador del constructo C. Entonces el modelo de medición se puede expresar como sigue:

Variables	C	onstruc	tos
	A	В	_ <u>C</u>
\mathbf{V}_1	L_{l}		
$\dot{V_2}$	L_2		
V_3	-	L_3 L_4	
V_4		L_4	
V_5			L_5

En el modo exploratorio (análisis de Componentes Principales) no se tiene el control sobre las saturaciones factoriales, porque el mismo análisis las estima. Sin embargo, en el modelo de medición se pueden seleccionar las variables que describen a cada constructo, sin perder de vista las saturaciones originales (el caso de variables que pueden ser indicador de más de un constructo, no es parte de este análisis). Este mismo procedimiento se realiza para especificar el modelo de medición para constructos endógenos y exógenos.

La selección de variables que de acuerdo al análisis de componentes principales saturan a cada constructo se identifica en los siguientes cuadros.

~	,
Contructos	exogenos

Constructos	Indicadores		
ξ_1	Yp., X-, Xp., No		
ξ₂	$\lambda_{10}, \chi_{11}, \lambda_{15}$		
ξ3	x_{12}, x_{13}, x_{14}		
ξ 4	X5, X4, X<		
5 s	X17, X18, X19, X20,		
	x_{21}, x_{22}, x_{24}		
ξ,	X ₂₃ ,X ₂₅		

La notación matemática para la construcción de las ecuaciones del modelo de medición son las siguientes²³:

Para constructos endógenos:

$$Y = \Lambda y \xi + \varsigma$$

Como el modelo no cuenta con indicadores que midan directamente al constructo endógeno η_3 , se omitió la matriz *Lambda Y*.

Para constructos exógenos la nomenclatura es:

$$X = \Lambda x \eta + \varepsilon$$

$$\begin{split} X_3 = & \lambda^*_{34} \xi_4 + \delta_5 \\ X_4 = & \lambda^*_{44} \xi_4 + \delta_4 \\ X_5 = & \lambda^*_{44} \xi_4 + \delta_5 \\ X_6 = & \lambda^*_{61} \xi_1 + \delta_6 \\ X_7 = & \lambda^*_{71} \xi_1 + \delta_7 \\ X_9 = & \lambda^*_{91} \xi_1 + \delta_9 \\ X_{11} = & \lambda^*_{11} 2 \xi_2 + \delta_{11} \\ X_{12} = & \lambda^*_{11} 2 \xi_2 + \delta_{12} \\ X_{13} = & \lambda^*_{13} 2 \xi_3 + \delta_{12} \\ X_{13} = & \lambda^*_{13} 2 \xi_3 + \delta_{14} \\ X_{15} = & \lambda^*_{15} 2 \xi_3 + \delta_{15} \\ X_{17} = & \lambda^*_{17} 2 \xi_3 \xi_5 + \delta_{15} \\ X_{17} = & \lambda^*_{17} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{15} \\ X_{18} = & \lambda^*_{18} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{18} \\ X_{19} = & \lambda^*_{19} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{21} \\ X_{21} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{21} \\ X_{22} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{22} \\ X_{22} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{22} \\ X_{23} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{22} \\ X_{23} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{22} \\ X_{23} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{22} \\ X_{23} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{23} \\ X_{24} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{24} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_{25} = & \lambda^*_{21} 2 \xi_5 \xi_5 + \delta_{25} \\ X_$$

La matriz Lambda-X es la siguiente:

	¥1	ξ,	5,	υ7	ξ,	35
X_3				λ^{κ}_{34}		
X_4				y_741		
X;				1- 441		
X ₆	λ'61ε					
X_7	λ'zır					
Χ ₃	λ' _{81ι} λ' _{91ι}					
X_{11}	1 70 916	$\lambda^x_{112\epsilon}$				
X_{12}		11 26	$\lambda^x_{12.2\epsilon}$			
X ₁₃			$\lambda^{x}_{13.2x}$			
X_{14}	1		$\lambda^x_{14 2\varepsilon}$			
X_{15}		$\lambda^x_{15 2\epsilon}$				
X_{17}					λ ^x _{17.2} ,	
X _{ts}					λ ^x _{18.2} ,	
X ₁₉					$\lambda^{x}_{19 2x} = \lambda^{x}_{20 2x}$	
$X_{20} = X_{21}$					λ ^x 20 2s	
X_{22}					λ^{x}_{222x}	
X ₂₃					12 28	$\lambda^x_{\underline{23},\underline{2}_{t}}$
X22					$\lambda^x_{242\epsilon}$	
X_{25}						$\lambda^x_{.25.2\epsilon}$

La matriz de Theta-Epsilon y Theta-Delta se excluyen, el modelo se planteó sin correlaciones entre los errores de los indicadores de constructos exógenos. Esto fue porque no existe un sustento teórico sobre los datos de los usuarios de cocaína como para haber planteado este tipo de errores.

²³ Hair, et al. Op cit, pag. 23.

CAPITULO IV

EVALUACIÓN DEL MODELO DE ECUACIONES ESTRUCTURALES

Mediante algunas pruebas se evalúa el ajuste del modelo a los datos empíricos. Si el ajuste no es bueno se trata de repetir el proceso hasta conseguir un modelo satisfactorio, cuando el modelo ha sido validado se puede pasar a su interpretación sustantiva, intentando explicar la importancia relativa de las distintas variables, dentro del marco teórico.

La estimación del modelo, se realizó con el módulo de Amos (Analysis of moments structures) Versión 3.6 para Windows95, este paquete ha ganado prestigio en los últimos años debido a la sencillez de la interfaz para el usuario, se ha comparado con el paquete LISREL (Linear Estructural Relations), ambos proporcionan modelos para varios diseños de investigación (sección cruzada, experimental, cuasi-experimental y estudios longitudinales). Estos paquetes se han convertido en sinónimos de modelización de ecuaciones estructurales. Los comandos, programas y corridas del modelo se presentan en el anexo de Amos.

4.1 Estimación del modelo estructural

Antes de proceder a la estimación de los parámetros, primeramente se revisó que el modelo estructural cumpliera con las condiciones que lo identifican, obteniendo lo siguiente:

El número de parámetros a estimar fueron 45, con el que se cumplió el número de parámetros a investigar $45 \le 45$ que las unidades de medición observadas.

Por otro lado, cada una de las ecuaciones de la fase anterior, es distinta de las demás y de cualquier combinación lineal entre ellas, con lo que se cumplió la segunda condición para que el modelo estuviera identificado. De esta forma se procedió a estimar los parámetros del modelo.

El método de máxima verosimilitud, fue el utilizado para estimar los parâmetros llamados "coeficientes estructurales" del sistema de ecuaciones, estos coeficientes corresponden aproximadamente a los coeficientes β en una ecuación de regresión, pudiendo ser interpretados como pesos relativos que un cambio en la desviación típica de una *variable causa* provoca en la *variable efecto*" ²⁴.

Los estimadores de máxima verosimilitud tienen ciertas propiedades en general que a continuación enunciamos²⁵:

Son consistentes:

Cuando se verifican las condiciones

$$\lim_{n\to\infty} E[\hat{\theta}] = \theta \qquad y \qquad \lim_{n\to\infty} Var[\hat{\theta}] = 0$$

entonces es ê consistente.

Este tipo de propiedades definidas cuando el número de observaciones n, tiende a infinito, es lo que se denomina propiedades asintóticas.

 Si ô es un estimador suficiente de θ, su estimador máximo verosímil, es función de la muestra a través de ô:

El estimador suficiente del parámetro θ debe cumplir lo siguiente:

$$P[X_1=x_1, X_2=x_{2,-}, X_n=x_n]_{\delta=a}]$$
 no depende de θ

para todo posible valor de θ .

²⁴ Joreskog, K. y Sórbom, D "Fitting and testing". Lisrel 8, structural equations modeling with SIMPLIS command language. Hillsdale, NJ. Scientific Software International. Lawrence Erlbaum Associate Publisher. 1998.

²⁵ Loehlin, J. "Fitting path models". Latent variable models, an introduction to factor, path and structural analisys. Hillsdale, NJ. Lawrence Eribaum Associate Publisher, 1992.

Es decir, un estimador es suficiente, si agota toda la información existente en la muestra que sirve para estimar el parámetro.

3. Son asintóticamente normales, no siempre son insesgados.

Se dice que un estimador $\hat{\sigma}$ de un parámetro θ es insesgado si: $E[\hat{\sigma}] = \theta$

La carencia de sesgo puede interpretarse del siguiente modo: Supongamos que se tiene un número indefinido de muestras de una población, todas ellas del mismo tamaño n. Sobre cada muestra el estimador nos ofrece una estimación concreta del parámetro que buscamos. El estimador es insesgado, si sobre dicha cantidad indefinida de estimaciones, el valor medio obtenido en las estimaciones es θ (el valor que se desea conocer).

4. Son asintóticamente eficientes, es decir, entre todos los estimadores consistentes de un parámetro θ , los de máxima verosimilitud son los de varianza mínima.

4.2 Evaluación de los criterios de ajuste del modelo

Este paso permite describir el grado de ajuste entre el modelo y los datos. Las corridas del programa Amos se encuentran en el anexo C.

Las correlaciones múltiples al cuadrado, correspondientes a las ecuaciones estructurales resultation ser: $\eta_1 = 0.87$

 $n_2 = 0.84$

 $\eta_3 = 0.89$

El coeficiente de determinación para todas las ecuaciones estructurales fue de 0.87.

La medida de verosimilitud del estadístico chi-cuadrado, arrojó el siguiente resultado:

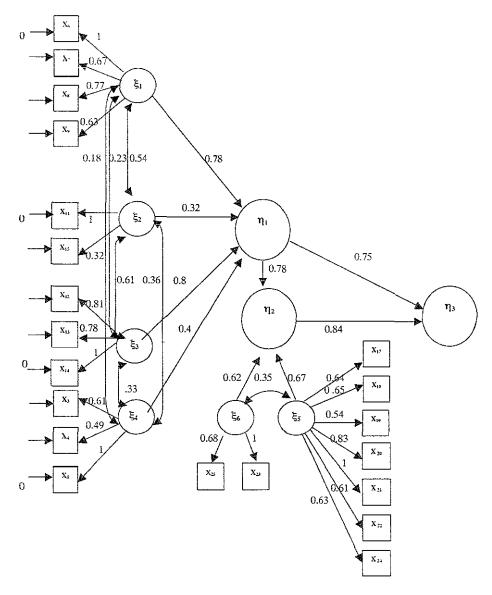
 χ^2 =136.88, con 0 Grados de libertad, y un nivel de significación de p=0.05, este estadístico indicó que las diferencias de las matrices observadas y estimadas no son significativas, lo que se traduce como un ajuste aceptable. Sin embargo, el poder de extrapolar los resultados a la población específica es prácticamente nulo, porque de acuerdo con el modelo, mientras mayor sean los grados de libertad, mayor es la posibilidad de generalizar los resultados a la población.

El índice de bondad de ajuste (*GFI*) tuvo un valor de 0.865, mientras que el índice de *AGFI*, fue de 0.81 y el residuo cuadrático medio (*RMRS*) resultó ser igual a 0.19, lo que supone que las discrepancias entre la matriz de correlación observada y la de los parámetros estimados, es pequeña.

Los índices de bondad de ajuste *GFI* y *AGFI*, junto con las correlaciones múltiples al cuadrado, son índices que, aunque no resultaron ser mayores a 0.9 –lo que indicaría un excelente ajuste— aún así puede decirse que el modelo sometido a prueba se ajusta aceptablemente, sin perder de vista las limitaciones antes mencionadas.

Los parámetros estimados se presentan en el siguiente diagrama, así se puede observar la contribución del peso relativo de cada uno al modelo.

Diagrama de senderos con los parámetros estimados



4.3 Interpretación de resultados

Los valores estimados de las variables observadas, muestran que algunas se pueden considerar como buenas variables predictoras para las variables latentes. Esto se puede observar en el diagrama anterior, donde la mayoría de los valores estimados para las λ son mayores a 0.5, y esta afirmación se respalda con los valores obtenidos en los coeficientes de determinación y de correlación múltiple al cuadrado. (Cfr. Supra)

Los valores de los parámetros Φ , indican la existencía de una relación importante entre las variables latentes exógenas, esto es, las características del inicio del consumo de drogas del paciente (Φ =.54), se relaciona de una manera baja pero considerable con el consumo actual de drogas ilícitas del paciente -prevalencia actual de drogas lícitas-. Y la prevalencia actual de drogas lícitas (Φ =.61) con la prevalencia actual de drogas ilícitas. Lo que se puede interpretar como: el uso de drogas ilícitas, se combina con el uso de tabaco y alcohol. Las demás relaciones presentan parámetros estimados por debajo de Φ =0.36, una relación pobre entre estas variables.

En cuanto a la relación existente entre las variables latentes (la aportación más importante de los modelos de ecuaciones estructurales), primero se explicarán los efectos directos sobre el perfil del usuario de cocaína.

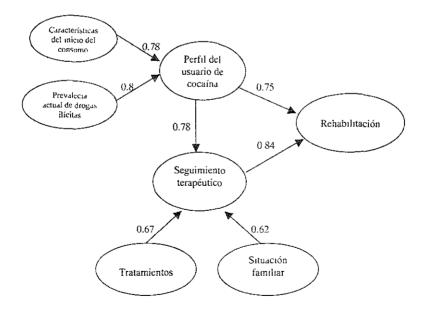
Las variables que predicen al perfil del usuario de cocaína son: las características del inicio del consumo de drogas (con y=0.78) y la prevalencia actual de drogas ilícitas (y=0.8), y una aportación baja pero a considerarse es la identificación del paciente (y=0.4).

En la variable latente de seguimiento terapéutico, las dos variables latentes exógenas que la explican. tratamientos y situación familiar, tienen una aportación similar de (γ =0.67 y γ =0.62 respectivamente). A seguimiento terapéutico también llega un efecto directo por parte de perfil del usuario de cocaína, con un valor de β = 0.78, con este valor quizás no se

descubra nada, pero se corrobora que las condiciones en que llega el paciente a pedir los servicios de atención curativa rehabilitatoria de CII, predicen el tipo de tratamiento que se le proporcionará.

La variable que mejor predice al constructo latente *rehabilitación*, es el *seguimiento* terapéutico (β =0.84), la variable perfil del usuario de cocaína con β =0.75, aunque tiene un peso relativamente bajo, no deja de ser importante para predecir la rehabilitación.

En resumen, la rehabilitación del usuario de cocaína se explica en términos de los siguientes factores: características del inicio del consumo de drogas y la prevalencia actual de drogas ilícitas, que en su conjunto son indicadores del perfil del usuario de cocaína. También se explica en términos del seguimiento terapéutico, a travês de su situación familiar y de la disponibilidad para continuar y cooperar con los tratamientos.



CONCLUSIONES

La modelización por medio de las ecuaciones estructurales, ofrece más oportunidades que cualquier otro modelo multivariante, entre estas, la oportunidad de combinar elementos del análisis de la regresión múltiple, el análisis factorial y el análisis de senderos. Permite evaluar complejas estructuras de dependencia, además de la estimación simultánea de los parámetros entre indicadores empíricos y variables latentes (endógenas y exógenas), para ello, es preciso contar con un marco contextual del problema que sustente al modelo propuesto, de lo contrario, es muy fácil caer en modelos erróneos, porque el ajuste de un modelo a los datos no significa que sea un modelo correcto, siempre es posible formular modelos distintos que se ajusten a conjuntos de datos particulares.

Un modelo correcto debe cumplir con lo siguiente: debe sustentarse en un juicio valorativo sobre el marco contextual del modelo especificado. La proporción de varianza explicada por las variables endógenas incluidas debe ser alta. Y finalmente, los efectos causales deben ser los mismos en distintas muestras y en diferentes espacios del tiempo²⁶.

Cabe resaltar que no se diseñó un estudio *ex post facto*, con lo que se explica que los resultados no se ajustaran como se hubiese deseado, y que el análisis del modelo fue de forma descriptiva, por lo que se omitió un análisis de resultados clínico o psicosocial sobre las variables involucradas en el modelo. Sin embargo, a partir de los datos obtenidos mediante el modelo, se pueden realizar dos tipo de inferencias:

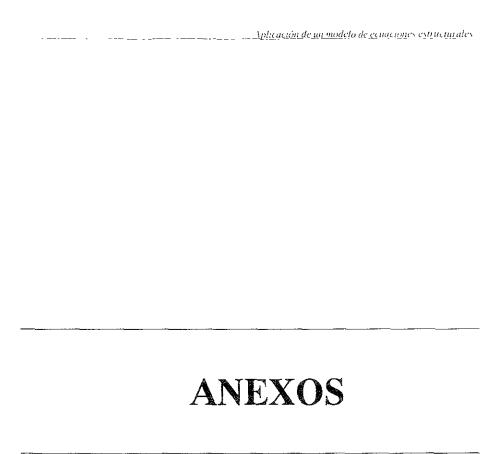
- Inferencias estructurales, que se refieren a posibles nexos causales entre las variables.
- 2. Inferencias de tipo descriptivo.

²⁶ Bisquerra, op cit, pag 23.

Este trabajo, permitió mostrar que el modelo de ecuaciones estructurales, es muy útil principalmente por dos razones.

- Proporciona un método directo para analizar simultáneamente múltiples relaciones causales, al mismo tiempo, en la estimación de parámetros involucra a la confiabilidad de los datos, obteniendo estimaciones más confiables.
- 2) Tiene la capacidad para evaluar las relaciones causales exhaustivamente, porque va desde un análisis exploratorio a un confirmatorio. Trabaja sólo con aquellas variables que tienen un mayor peso estadístico, confirma si éstas funcionan como indicadores de los constructos involucrados y permite aceptar o rechazar las relaciones causales modeladas.

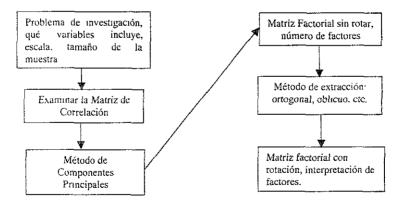
Es preciso mencionar que si el *modelo de ecuaciones estructurales*, aprueba un modelo de relaciones causales en función de una teoría correspondiente, esto no quiere decir que se haya probado esa teoría, sino que simplemente la apoya.



ANEXO A: ANÁLISIS DE COMPONENTES PRINCIPALES

El Análisis de Componentes Principales²⁷, es usado cuando el objetivo es resumir la información original (la varianza total explicada) en un mínimo número de Componentes (factores) para propósitos de predicción, esto es, transforma un conjunto de variables intercorrelacionadas en otro conjunto de variables no correlacionadas, denominadas componentes. Los componentes son combinación lineal de las variables originales.

El objetivo del Análisis de Componentes Principales, es encontrar componentes que resuman lo mejor posible la información contenida en la matriz de los datos originales. El primer componente que encuentra es el que contribuye a explicar mejor la varianza total, el segundo componente aporta el máximo de la varianza restante, siendo independiente del primero. La secuencia continua extrayendo componentes, hasta explicar la varianza total, por esto los componentes resultantes forman una combinación lineal de las variables originales. En el siguiente diagrama se muestra la metodología empleada para el Análisis de Componentes Principales.



²⁷ Bisquerra, R "Análisis factorial". Introducción conceptual al análisis multivariado. Un enfoque informático con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD. Vol I. Barcelona PPU 1989.

MATRIZ DE CORRELACIONES

El primer paso en el análisis de componentes principales, es calcular la matriz de correlaciones, entre todas las variables que entran en el análisis. Esto se realiza a partir de la matriz de datos originales. Uno de los requisitos que pide este análisis es que las variables estén altamente intercorrelacionadas.

Algunos de los indicadores del grado de asociación entre las variables, cumplen la misma función y suelen llegar a la misma conclusión, uno de ellos es el determinante de la matriz de correlaciones.

"El determinante de la matriz de correlaciones es un indicador del grado de las intercorrelaciones. Un determinante muy bajo significa que hay variables con intercorrelaciones muy alias, esto ladicaría que los duico puedon ser adecuados para realizar un análisis factoria!". (Bisquerra, 1989).

Otro indicador es el test de Esfericidad de Bartlett, que se utiliza para someter a comprobación la hipótesis de que la matriz de correlaciones es una matriz identidad. Si esta hipótesis es cierta, significa que las intercorrelaciones entre las variables son ceros, en la diagonal principal hay unos, puesto que la correlación de una variable consigo misma es igual a uno. Es decir, las variables no están intercorrelacionadas. Por lo tanto la nube de puntos en el espacio formaría una esfera (esfericidad).

El test de Esfericidad de Bartlett se fundamenta en que el determinante de una matriz es un índice de la varianza generalizada de la misma. Un determinante próximo a cero indica que una o más variables podrían ser expresadas como una combinación lineal de otras variables.

El índice de Kaiser Meyer Olkin, compara los coeficientes de correlación de Pearson con los coeficientes de correlación parcial entre variables.

$$KMO = \frac{\sum \sum r^2 y}{\sum \sum r^2 y} + \sum \sum a^2 y$$

$$= \sum \sum r^2 y + \sum \sum r^2 y + \sum \sum r^2 y + \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum r^2 y = \sum$$

Donde:

 $r_{ij} = es el coeficiente de correlación de Pearson entre las variables i y j.$

 a_{ij} = es el coeficiente de correlación de parcial entre las variables i y j.

Si los coeficientes de correlación parcial entre las variables son muy pequeños, quiere decir que la relación entre cada par de variables puede ser explicada por el resto y por tanto llevar a cabo un análisis factorial.

1 ≥ KMO > 0.9 son considerados excelentes

 $0.9 \ge \text{KMO} > 0.8 \text{ son considerados buenos}$

0.8 a kMO > 0.7 sun considerados acaptables

0.7 ≥ KMO > 0.6 son considerados regulares

 $0.6 \ge \text{KMO} > 0.5 \text{ son considerados malos}$

KMO < 0.5 son considerados muy malos

MATRIZ FACTORIAL

A partir de una matriz de correlaciones, el análisis extrae otra matriz que reproduce la primera de forma más sencilla. Esta nueva matriz es la llamada, Matriz de Componentes. Cada una de las columnas de la matriz es un factor o componente. El número de filas coincide con el número de variables.

Los elementos F_y de la matriz, pueden interpretarse como índices de correlación entre el factor i y la variable j. Estos coeficientes reciben el nombre de pesos, cargas, ponderaciones o saturaciones factoriales, estos índices representan el peso que cada variable asigna a cada factor. Cuando hay variables con saturaciones altas en un factor significa que están

asociadas a éste.

Cuando hay variables con ponderaciones altas en un factor y bajas en todos los demás, se dice que están saturadas en ese factor. Este análisis cobra sentido cuando todas las variables están saturadas en algún factor y bajas en todos los demás.

VALORES PROPIOS (eigenvalues)

A las saturaciones (F_i) , al cuadrado de la matriz factorial se les denomina valores propios (eigenvalues), y ofrecen un índice de la varianza de la variable explicada por cada factor. La suma de los cuadrados de las F_i de cada columna (Factor), es una medida de la varianza de la matriz factorial que viene explicada por ese factor.

Las saturaciones de cada factor pueden tener como máximo el valor uno. En este caso, la variabilidad de la variable quedaría totalmente explicada por el factor. Por lo tanto, el valor más alto que puede obtenerse en el valor propio (eigenvalue) de un factor es igual al número de variables.

COMUNALIDADES

Se denomina comunalidad a la proporción de varianza explicada por los factores comunes. Las comunalidades iniciales en el análisis de Componentes Principales son siempre iguales a uno. Por tanto este dato no aporta ninguna información relevante. Sin embargo, en los estadísticos finales es donde cobra sentido la comunalidad. Al final del proceso no queda explicada la varianza total de cada una de las variables, ya que sólo se han retenido un conjunto reducido de factores de entre todos los posibles. Por lo que la comunalidad de cada variable es la proporción de varianza explicada por el conjunto de los factores resultantes.

La comunalidad (h^2) de cada variable se calcula a partir de la matriz factorial y es igual a la suma de los cuadrados de las ponderaciones factoriales de cada variable.

$$h_i^2 = F_{ij}^2 + F_{2i}^2 + ... + F_{ki}^2$$

La comunalidad puede oscilar entre cero y uno. El cero indica que los factores comunes a una variable no explican nada de la variabilidad de esa variable. Mientras que el uno indica que la variable queda totalmente explicada por los factores comunes.

MATRIZ FACTORIAL CON ROTACIÓN

Aunque la Matriz Factorial sin rotar es una primera solución del análisis, y en ocasiones es difícil su interpretación, es conveniente utilizar los métodos de rotación de factores.

La rotación factorial pretende seleccionar la solución más sencilla e interpretable. En resumen, consiste en hacer girar los ejes de coordenadas que representan a los factores, hasta conseguir que se aproximen al máximo a las variables en que están saturadas.

La rotación de factores transforma a la matriz factorial inicial en otra, denominada, Matriz Factorial Rotada de más fácil interpretación. La matriz factorial rotada, es una combinación lineal de la primera y explica la misma cantidad de la varianza inicial.

MÉTODOS DE EXTRACCIÓN

Existen diversos métodos para realizar rotaciones factoriales. La rotación no afecta a la bondad de ajuste de la solución factorial. Sin embargo, cambia la varianza explicada por cada factor y este cambio depende del método de rotación que se adopte.

Principales Métodos de Rotación Factorial.

ORTOGONALES	OBLICUAS
Cuartimax	Cuartimin
Écuamax	Oblimax
Ortomax	Oblimín
Varimax	Ortoblícua

Normalmente se aplican rotaciones ortogonales, siendo el método varimax el más utilizado, dentro de las rotaciones oblícuas, el método oblimín es posiblemente el mejor.

ROTACIONES ORTOGONALES

Este tipo de rotaciones puede aplicarse a factores que no están correlacionados, ésta es la solución más recomendable y la más usada dentro de esta clasificación es la varimax

Rotación Varimax: consiste en maximizar la varianza de los factores, cada columna de la matriz factorial rotada produce algunas saturaciones muy altas en un factor. Con esto se tiene una mayor facilidad en la interpretación de resultados.

ROTACIONES OBLÍCUAS

En algunos casos no se consiguen hallar factores intercorrelacionados entre sí. Para resolver este problema se permite que las correlaciones entre los factores sean diferentes de cero, es decir, que los factores estén correlacionados. En la rotación oblícua, las saturaciones factoriales no coinciden con las correlaciones entre el factor y la variable, puesto que los factores están correlacionados entre sí. Por ello, cuando se aplican rotaciones oblícuas la matriz factorial no rotada se convierte en dos matrices diferentes. La matriz de saturaciones y la matriz de correlaciones entre factores y variables.

NÚMERO DE FACTORES A CONSERVAR

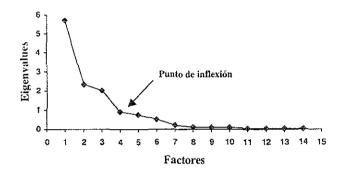
La matriz factorial rotada o sin rotar según el procedimiento que se eligió, puede presentar un número de factores superior al necesario para explicar la estructura de los datos originales. Generalmente hay un conjunto reducido de factores, los primeros son los que explican la mayor parte de la variabilidad total. Uno de los problemas, es determinar el número de factores que conviene conservar, puesto que se tiene que cumplir el principio de parsimonia.

Se han dado diversas reglas y criterios para determinar este número de factores. Uno de los más utilizados es el criterio de Kaiser que se expresa como sigue: "Conservar solamente aquellos componentes principales cuyos valores propios (eigenvalues) son mayores que la unidad" (Bizquerra, 1989). La mayoría de los paquetes estadísticos cumple con este criterio, mientras no se indique lo contrario. Otra sugerencia consiste en observar el porcentaje de varianza total explicada. Cuando se llega a un porcentaje acumulado relativamente alto, significa que el número de factores es suficiente.

Entre otros criterios utilizados están los de Cattel y Jaspars pueden agruparse en dos métodos generales (*Bizquerra*, 1989):

- a) Regla basada en la restitución mínima: el investigador fija a priori un nivel mínimo de varianza a explicar.
- b) Reglas basadas en la información restituida por cada factor: se trata de reglas empíricas una de ellas es la de "scree plot", consiste en una representación gráfica donde los factores están en el eje de las abscisas y los valores propios en el de las ordenadas. Los factores con varianzas altas se distinguen de los que tienen varianzas bajas a partir de un punto de inflexión en la gráfica. Se pueden conservar los factores situados antes de este punto de inflexión. Un ejemplo de este método se muestra a continuación.

En este caso, el primer factor explica la mayor parte de la variabilidad. Seguido de dos factores que contribuyen con una pequeña parte. Sí se unen los asteriscos mediante una línea, se observa que el punto de inflexión está en el cuarto factor. Por lo tanto convendrá conservar los tres primeros. Los demás explican muy poco, por eso no se toman en cuenta.



INTERPRETACIÓN DE FACTORES

En la interpretación de los factores se sugieren los dos pasos siguientes:

- a) Estudiar la composición de las saturaciones factoriales significativas de cada factor.
- b) Intentar dar un nombre a los factores, el nombre debe asignarse de acuerdo con la estructura de sus saturaciones, es decir, conociendo las variables que lo componen.

Aunque también eliminando las saturaciones bajas (generalmente menores de 0.3) puede ayudar.

ANEXO B:

DIAGRAMA DE SENDEROS

Aunque el Diagrama de Senderos²⁸, no es esencialmente un análisis numérico, se usa para mostrar gráficamente las relaciones causales entre conjuntos de variables observables y no observables (constructos), como se indicó en la definición del análisis causal, algunas variables son las causas y otras los efectos.

La siguiente es la nomenclatura que comúnmente se ocupa en el Diagrama de Senderos.

Las variables exógenas observables son denotadas por: X

Las variables endógenas observables son denotadas por: Y

Todas las variables observables son representadas por un cuadrado:

Todas las variables no observables son representadas por una elipse: O

Las variables exógenas no observables son denotadas por: E

Las variables endógenas no observables son denotadas por: n

Los efectos de variables endógenas sobre exógenas son denotadas por: β

Los efectos de variables exógenas sobre endógenas son denotadas por: y

Las correlaciones entre variables exógenas no observables son denotadas por: O

El término de error para cada ecuación relacionada a un conjunto de variables explicatorias

exógenas y endógenas a una variable endógena es denotado por : ζ

Los errores de medición de variables exógenas son denotados por: δ

El coeficiente de regresión relacionado a cada variable observable y su contraparte no observable es denotado por: λ

Hair, J., Anderson, R., Tatham, R. y Black, W. " Modelos de ecuaciones estructurales". Análisis multivariante México: Pretince Hall 1999. Y en Loehlin, J. "Path models in factor, path and structural analisys". Latent variable models, an introduction to factor, path and structural analisys. Hillsdale, NJ. Lawrence Erlbaum Associate Publisher. 1992.

Los errores de medición relacionados con variables endógenas, se refieren a variables o influencias externas no especificadas en el diagrama y que atectan a la medición del constructo, estos errores son indicados con una pequeña flecha que llega al constructo endógeno y es denotado por: ϵ

La correlación entre variables exógenas es representada por una flecha curva bidireccional.

A la variable de donde tiene origen una flecha recta unidireccional se le identifica como la causa (variables exógenas) y a la variable a donde llega esta flecha se le asume como efecto (variables endógenas).

La correlación entre dos constructos es representada por la suma de los componentes de senderos que conectan esos puntos. Se le llama componente de sendero a la flecha que conecta a dos constructos.

Un componente de senderos debe cumplir con las siguientes reglas:

El componente de sendero no puede ir hacia adelante y después regresar.
 El siguiente diagrama ejemplifica esta regla.



El componente de sendero BAC es un sendero aceptable para ir de B a C, pero el sendero BDC ya no lo es. En el primer caso uno va de atrás para adelante entre B y A y después hacia delante de A a C, pero el sendero BDC requiere ir hacia delante (B a D) y después regresar (D a C) y esto ya no es válido.

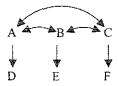
 El componente de sendero no puede ir directo al mismo constructo más de una sola vez. Como ejemplo se muestra el siguiente diagrama.



El componente de sendero ACF es aceptado, pero otro como ACDECF no se puede aceptar, porque se regresa a la variable C

3. Acepta un máximo de una flecha curva entre constructos.

El componente de sendero DACF en el siguiente diagrama es correcto (D a F). Pero el sendero DABCF no lo es porque requiere atravesar dos flechas curvas.



ANEXO C: AMOS (Analysis of Moments Structure) versión 3.6

Para realizar estimaciones con Amos, se tienen que generar seis tipos de archivos²⁹, los cuales se describen a continuación.

Extensión del Archivo	Descripción			
AMW	Guarda el Diagrama de senderos.			
AMI	Archivo donde se generan los comandos del programa.			
AMO	Archivo donde se generan los resultados de las estimaciones.			
AMD	Archivo de los datos de entrada: matriz de correlaciones, de covarianzas o datos.			
AMJ	Archivo generado por amos a partir del diagrama de senderos.			
AMP	Archivo generado por Amos, que permite insertar los resultados estimados al diagrama.			

Programa que estima las relaciones causales entre Perfil del usuario de cocaína, Seguimiento terapéutico y rehabilitación.

estructural.ami

\$Standardized	Calcula las correlaciones entre las variables exógenas
\$Smc	/ Calcula las correlaciones múltiples al cuadrado entre las variables
	endógenas y las variables que las afectan directamente/
SStructure	/ Comando para especificar el modelo de las ecuaciones simultáneas/

²⁹ Amos user's, Guide versión 3.6. SPSS, 2000.

/ las siguientes líneas especifican que variables a la izquierda son combinación lineal de las variables endógenas y el error de medición. /

```
drog inicio = caracteristica + e1
tipo cons = característica + e2
edad ini = caracteristica + e3
edad terapia = caracteristica + e4
alcohol = prev lic + e5
tabaco = prev lic + e6
mariguana = prev ilic + e7
inhalables = prev ilic + e8
depresores = prev ilic + e9
edo civil = identificacion + e10
escol = identificacion + e11
ocup = identificacion + e12
entrevista = tratamiento
estsocial = tratamiento
historia = tratamiento
examen = tratamiento
farmaco = tratamiento
pbi = tratamiento
grupo = tratamiento
txfami = familiar
resultados = familiar
```

Las siguientes líneas, identifican las correlaciones entre las variables latentes cor el signo <>, Amos por default, asume que las variables exógenas en un modelo están correlacionadas y esta correlación la estima entre cada par de variables /

Continuación

caracteristica <> prev_lic
caracteristica <> prev_ilic
caracteristica <> identificacion
prev_lic <> prev_ilic
prev_lic <> identificacion
prev_ilic <> identificacion
prev_ilic <> identificacion
tratamiento <> familiar

/Las siguientes líneas generan las estimaciones de las relaciones causales entre los constructos exógenos y los endógenos, identifican a las ecuaciones estructurales del modelo/

```
caracteristica = (1) drog_ini + tipo_cons + edad_ini + edad_tx

prev_lic = (1) alcohol + tabaco

prev_ilic = identificacion + mariguana + inhalables + (1)depresores

identificacion = edo_civil + escol + (1) ocup

tratamiento = entrevista + estsocial + historia + examen + (1) farmaco + pbi + grupo

familiar = (1) txfami + resultados
```

\$Include = datos.amd / Es el comando que identifica al archivo que contiene los datos de entrada /

A continuación se presentan los resultados generados por Amos

Output:

Maximum Likelihood

Output format options:

Compressed output

Minimization options:

Technical output

Standardized estimates

Squared multiple correlations

Machine-readable output file

Sample size: 165

Your model contains the following variables

tipo cons edad ini edad tx alcohol tabaco mariguana inhalables depresores edo_civil escol осцр entrevista estsocial historia examen farmaco pbi grupo txfami resultados familar terapia prev ilic identificacion caracteristicas preva lic Perfil usuario Seguimiento tx rehabilitación e1 e2

droga_ini

observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous observed endogenous unobserved exogenous unobserved exogenous unobserved exogenous unobserved exogenous unobserved exogenous unobserved exogenous unobserved endogenous unobserved endogenous unobserved endogenous unobserved exogenous unobserved exogenous

Continuación

c 3	unnobserved exogenous
e4	unobserved exogenous
e5	unobserved exogenous
c6	unobserved exogenous
e7	unobserved exogenous
c 8	unobserved exogenous
e9	unobserved exogenous
e10	unobserved exogenous
eli	unobserved exogenous
e12	unobserved exogenous

Number of variables in your model: 19

Number of observed variables: 22

Number of unobserved variables: 9

Number of exogenous variables:

Number of endogenous variables. 3

Summary of Parameters

Weights Covariances Variances			Means	Intercepts Total		
-						
Fixed.	13	0	0	0	0	13
Labeled:	0	0	0	0	0	0
Unlabeled:	6	0	9	0	0	15
-		***************************************				
Total:	19	0	9	0	0	28

Model: Your_model

Computation of Degrees of Freedom

Number of distinct sample moments: 45

Number of distinct parameters to be estimated: 45

Degrees of freedom: 0

Continuacion

Minimum was achies ed Chi-square = 136.887 Degrees of treedom = 0 Probability level = 0.05

Maximum Likelihood Estimates

Standardized Regresión

	0.011		
Weights:	Estimate		
seguimiento	>	perfil_usu	0.78
rehabilitacion	>	seguimiento	0.84
rehabilitacion	>	pertil usu	0.75
caracteristicas	>	perfil_usu	0.78
prev_lic	>	pertil_usu	0.32
prev_ilic	>	perfil_usu	0.8
identificación	>	perfil_usu	0.4
tratamientos	>	seguimiento	0.62
familiar	>	seguimiento	0.62
droga_ini	>	caracteristicas	1.0
tipo_cons	>	caracteristicas	0.67
edad_mi	>	caracteristicas	0,77
edad_tx	>	caracteristicas	0.63
alcohol	>	Prev_lic	1.0
tabaco	>	Prev_lic	0.32
mariguana	>	Prev_tlic	0.81
inhalables	>	Prev_ilic	0.78
depresores	>	Prev_ilic	1.0
edo_civil	>	identificacion	0.61
escol	>	identificacion	0.49
ocup	>	identificacion	1.0
entrevista	>	tratamientos	0.64
estsocial	>	tratamientos	0.65
historia	>	tratamientos	0.54
examen	>	tratamientos	0.83
farmaco	>	tratamientos	1.0
pbi	>	tratamientos	0.61
grupo	>	tratamientos	0.63
txfami	>	familiar	1.0
resultados	>	tamiliar	0.68

arrances	Estar	rate S	E C.I	l. Label
		·		
	-15	0 078	0.361	2 984
	₹2	1.078	0.768	3.617
	c3	2.280	1 956	8.327
	c4	1 078	0.361	2.984
	CS.	2.778	0.768	3 617
	26	4.289	1.956	8.327
	e7	3.082	0.358	8.611
	c8	3.762	0.436	8.630
	c9	1.056	2.278	7.926
	c10	0.417	0.149	2.794
	¢Н	3.194	0.713	4 481
	e12	3.695	0.500	7.389

Squared Multiple Correlations: Estimate

0.87 rehabilitacion segumiento 0.84 perfil_usu 0.89 caracteristicas 0.74 prev_lic prev_ilic 0.78 0.59 identificacion 0.81 tratamientos .079 familiar 0.81 droga_ini 0.8 tipo_cons 0.76 edad_mi 0.79 edad tx 0.82 alcohol 0.67 tabaco 0.73 mariguana 0.6 inhalables 0.72 depresores 0.76 0.54 edo_civil escol 0.45 ocup 0.56 entrevista 0.73 estsocial 0.76 0.81 historia 0.38 examen farmaco 0.56 pbi 0.72 0.73 grupo 0.81 txfami resultados 8.0

Summary of models

Model	RMR	GFI	AGFI

Your_model	0.19	0.865	0.81
Saturated model	0.000	1.000	
Independence model	3 356	0.500	0.333

GLOSARIO

Glosario matemático

Alfa de Cronbach: Una medida de confiabilidad comúnmente usada para un conjunto de uno o más indicadores de constructos. Los valores se encuentran entre cero y uno, con valores altos indica una confiabilidad alta.

Análisis Confirmatorio: El uso de una técnica multivariables que prueba o confirma una relación preespecificada.

Análisis Exploratorio: Es el opuesto al análisis confirmatorio, este define posibles relaciones en la forma más general y permite a las técnicas multivariadas estimar una relación basada en su metodología.

Análisis de Senderos: El proceso que emplea una correlación simple bivariada a una estimación verdadera causal entre dos variables/constructos, en un sistema de ecuaciones. El método se basa en especificar todos los efectos posibles que son contenidos en una correlación y estimar la cantidad de correlación atribuible a cada efecto.

Causalidad: El principio por el cual "Causa-efecto" es establecido entre dos variables. Esto requiere que entre las dos variables se tenga un suficiente grado de asociación (correlación), que una variable ocurra antes que la otra, esto quiere decir que, una variable es claramente el resultado de la otra.

Confiabilidad: Significa simplemente que un conjunto de indicadores de constructos no observables, son consistentes en sus medidas. Un constructo confiable, es aquel en el que los indicadores están altamente intercorrelacionados. Cuando la confiabilidad decrementa, el indicador se convierte en menos consistente y se vuelven indicadores pobres para el constructo no observable.

Constructos o variables no observables: Es un concepto que el investigador puede definir en términos conceptuales pero el cual no puede ser directamente medible pero en su lugar se puede aproximar su medición por medido de indicadores. Los constructos son las bases para formar relaciones causales. Un constructo puede ser definido en varios grados de especificidad, como puede ser ingresos a la casa o más complejos o conceptos más abstractos tales como inteligencia o emociones.

Constructos endógenos: Un constructo o variable que es dependiente o variable de respuesta en una relación causal.

Constructos exógenos: Un constructo o variable que actúa como un predictor o causa para otros constructos o variables del modelo.

Diagrama de Senderos: una gráfica que describe al conjunto de realciones entre los constructos del modelo. Las relaciones causales son representadas por flechas rectas unidireccionales, el origen de la flecha indica a la variable predictora y la punta de la flecha indica a la variable dependiente.

Escala nominal: No existe una jerarquía u orden entre las categorías de cada variable, cada medida puede caer dentro de sólo una categoría, lo que indica solamente diferencias respecto a una o más características.

Escala ordinal: Asigna cada medida a un número limitado de categorías que son ordenadas en términos de jerarquías, rangos o importancia de mayor a menor.

Escala de razón: Además de haber orden y jerarquía entre categorías, la medición comienza de cero (indica que no existe la propiedad).

Error de Medición: El grado en el cual las variables pueden ser medidas con error, para todos los propósitos prácticos todos los constructos tienen algún error de medición. de ecuaciones estructurales puede tener errores de medición, para proporcionar estimaciones más precisas de la relación causal.

Indicador: un valor observado usado como una medida de un concepto o un constructo no observable que no puede ser medido directamente.

Modelo Estructural: Es usado para representar las interrelaciones de variables entre relaciones de dependencia.

Modelo de Medición: Un submodelo de ecuaciones estructurales que:

- Especifica el indicador de cada constructo.
- 2. Evalúa la confiabilidad de cada constructo para su uso en la estimación de la relación causal. El modelo de medición es similar en su forma al análisis factorial, la diferencia es que en el análisis factorial, el investigador utiliza todas las variables y especifica el número de factores. En el modelo de medición, el investigador especifica que variables

son indicadores de cada constructo y estas son las que tienen mayor peso.

Relación Causal: Una relación de dependencia entre dos o más variables en las cuales el investigador especifica claramente que una o más variables son la causa o llevan a una consecuencia representada por otra variable.

Saturación Factorial: Indica el peso que cada variable asigna a cada factor. Cuando hay variables con saturaciones altas en un factor, significa que están asociadas a ese factor.

Validez: La habilidad de un indicador de un constructo para medir el concepto bajo estudio. La validez no es garantía de confiabilidad y vece versa, así validez y confiabilidad son dos condiciones separadas pero interrelacionadas.

Variable Manifiesta (observable): Un valor observado para un ítem específico, estas variables son usadas como los indicadores de variables no observables.

Varianza común: Es definida como la varianza que es compartida entre un conjunto de variables.

Varianza total: Es la varianza que incluye tanto a la varianza común y la varianza única.

Varianza única: Es la varianza asociada a una sola variable.

Glosario médico

Absceso: Colección de pus que se crea cuando se inyecta un líquido irritante por debajo de la piel.

Cocaína: Sustancia que se obtiene de las hojas de la planta Erythroxylon Coca, así como de otras especies del mismo género. La cocaína es un éster del ácido benzódico y está formada por una base conteniendo nitrógeno. Su estructura básica es la misma que la de los anestésicos sintéticos.

Bronquitis: Inflamación de los bronquios

Colapso cardiorespiratorio: Pérdida rápida de las fuerzas, de la vitalidad acompañada de enfriamiento general.

Crónico: Que dura mucho tiempo, enfermedad de larga duración y a menudo incurable.

Disforia: Estado de sufrimiento.

Edema pulmonar: Infiltración de suero sanguíneo en el tejido pulmonar característicaterizada por una angustia por la dificultad en respirar y expulsión de secresiones provenientes del aparato respiratorio.

Epidemiología: Representa una valiosa fuente de información para conocer el comportamiento del problema en el tiempo y el espacio, para identificar grupos de riesgo y orientar la toma de decisiones para el desarrollo de medidas preventivas y de control más efectivas.

Euforia: Sensación de bienestar, se vuelve patológica cuando se desconoce la enfermedad mientras en la realidad se agrava, efecto de ideas de grandeza, que se considera el hombre más dichoso de la tierra.

Midriasis: Dilatación de la pupila que por consiguiente es de dimensiones exageradas

Síndrome de abstinencia: Este síndrome se encuentra asociado a situaciones ambientales que pueden desencadenar por sí mismas, la apetencia por el fármaco y precipitar una recaída en la persona que intenta suspender el consumo.

Vasoconstrictores: Estrecha el calibre de los vasos sanguíneos.

Taquicardia: Aumento del número de los latidos cardiacos que, por su proximidad, dan al ritmo de corazón una cadencia rápida característica.

BIBLIOGRAFÍA

- Amos 3.6 (1994-1997). [Programa de software]. SmallWaters: Corporation AMOS User's. Guide versión 3.6. (2000). SPSS. USA
- Bisquerra, R. (1989): Introducción conceptual al análisis multivariado. Un enfoque informático con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD. Vol i. Barcelona: PPU, segunda edición.
- Bisquerra, R. (1989): Introducción conceptual al análisis multivariado. Un enfoque informático con los paquetes SPSS-X, BMDP, LISREL y SPAD. Vol II. Barcelona: PPU, segunda edición.
- Centros de Integración Juvenil, Depto. de tratamiento y rehabilitación (1992). Manual del expediente clínico.
- Centros de Integración Juvenil, Subdirección de investigación (2000). Tendencias del consumo de drogas en los pacientes atendidos en CLJ, durante la década de los noventas. México.
- Centros de Integración Juvenil, Subdirección de investigación (1999). El consumo de drogas en México, Población general, estudiantes, menores trabajadores, pacientes usuarios de drogas. México.
- Centros de Integración Juvenil, Subdirección de investigación (1997). Estudio epidemiológico de uso de drogas entre pacientes de primer ingreso a tratamiento en Centros de Integración Juvenil en 1998. México.
- Centros de Integración Juvenil, Subdirección de investigación (1997). Características sociodemográficas y de consumo de drogas en pacientes atendidos en Centros de Integración Juvenil, entre 1990 y 1997. México.
- Centros de Integración Juvenil, Subdirección de investigación (1999). Elementos para la evaluación del resultado e impacto del tratamiento.



- Dillon, W. y Goldstein, M. (1984): Multivariate analisys methods and applications USA. Wiley series in probability and mathematical statistics
- Garza, F. (1990): La juventud y las drogas. Adicciones. México. Trillas.
- Hair, J., Anderson, R., Tatham, R. y Black, W. (1999): En Análisis multivariante México. Pretince Hall.
- Joreskog, K. y Sórbom, D. (1998): Lisrel 8, structural equations modeling with SIMPLIS command language. Hillsdale, NJ: Scientific Software International. Lawrence Erlbaum Associate Publisher.
- Loehlin, J. (1992): Latent variable models, an introduction to factor, path and structural analisys. Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associate Publisher
- Méndez, I., Guerrero, D., Moreno, L. y Sosa, C. (1998): El protocolo de la investigación, lineamientos para su elaboración y análisis. México: Trillas.
- Organización Mundial de la Salud. (1993). Comité de experios de la OMS en farmacodependencia. 28° informe. Ginebra.
- Page, A., et al. (1990): "Hacia un modelo causal del rendimiento académico". Centro de investigación, documentación y evaluación. Dirección general de renovación pedagógica. Madrid.
- Saaty, L. (1990): Multicriteria decision making. The analytic hierarchy process. Pittsburgh: RWS planing, priority setting, resource Allocation.
- Spiegel, M. (1990): "Teoría de la correlación" En Estadística, teoría y 875 problemas resueltos. México: Serie Schaum, McGraw-Hill..
- Visauta, B. (1999): Análisis estadístico con SPSS para Windows. México McGraw-Hill
- Wonnacott, R. (1979): "Correlations". En Econometrics. USA: Wiley series in probability and mathematical statistics.

http://www.umovi.es/ tilde Psi/Dpto_Psicología/metodos/tutor.1/fac3.html

"Análisis factorial & componentes principales"

http://www.uniovi.es/UniOvi/Apartados/Departamento/Psicología/metodos/tutor.1/fac5.html

"Examen de la matriz de correlaciones"

http://www.cij.gob.mx

"Centros de Integración Juvenil A.C"

http://www.infodro.net/drogas/d33.htm

" Información sobre el consumo de drogas"