Universidad Nacional Mayor de San Marcos
Universidad del Perú. Decana de América

Dirección General de Estudios de Posgrado
Facultad de Ciencias Matemáticas
Unidad de Posgrado

Métodos de remuestreo en los modelos de estructuras de covarianza, aplicado a la calidad de servicios en la FCA de la UNMSM

TESIS

Para optar el Grado Académico de Magíster en Estadística Matemática

AUTOR

César Halley LIMAYMANTA ÁLVAREZ

ASESOR

Emma Norma CAMBILLO MOYANO

Lima, Perú

2016



Reconocimiento - No Comercial - Compartir Igual - Sin restricciones adicionales

https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/

Usted puede distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir del documento original de modo no comercial, siempre y cuando se dé crédito al autor del documento y se licencien las nuevas creaciones bajo las mismas condiciones. No se permite aplicar términos legales o medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otros a hacer cualquier cosa que permita esta licencia.

Referencia bibliográfica

Limaymanta, C. (2016). *Métodos de remuestreo en los modelos de estructuras de covarianza, aplicado a la calidad de servicios en la FCA de la UNMSM*. [Tesis de maestría, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ciencias Matemáticas, Unidad de Posgrado]. Repositorio institucional Cybertesis UNMSM.

582

ACTA DE SUSTENTACIÓN DE TESIS DE GRADO ACADÉMICO DE MAGÍSTER

Siendo las, 16:00 horas del día miércoles 20 de enero del dos mil dieciséis, en la Sala de Profesores de la Facultad de Ciencias Matemáticas, el Jurado Evaluador de la Tesis, Presidida por la Dra. Rosa María Inga Santivañez e integrado por los siguientes miembros: Mg. Ysela Dominga Agüero Palacios (Miembro Informante), Mg. Wilfredo Eugenio Domínguez Cirilo (Miembro Informante), Mg. María Estela Ponce Aruneri (Miembro Evaluador) y Mg. Emma Norma Cambillo Moyano como Miembro Asesor, se reunieron para la sustentación de la tesis titulada: "MÈTODOS DE REMUESTREO EN LOS MODELOS DE ESTRUCTURAS DE COVARIANZA, APLICADO A LA CALIDAD DE SERVICIOS EN LA FCA DE LA UNMSM" presentada por el Bachiller CÉSAR HALLEY LIMAYMANTA ÁLVAREZ, para optar el Grado Académico de Magíster en Estadística Matemática.

Luego de la exposición del graduando, los Miembros del Jurado hicieron las preguntas correspondientes, así como las observaciones e inquietudes acerca del trabajo de tesis, a las cuales el Bachiller César Halley Limaymanta Álvarez respondió con acierto y solvencia, demostrando pleno conocimiento del tema.

A continuación se realizó la calificación correspondiente, según tabla adjunta, resultando el Bachiller César Halley Limaymanta Álvarez aprobado con el calificativo de .....15..... ..(QUINCE)...BUENO.....

Habiendo sido aprobada la sustentación de la Tesis, el Jurado Evaluador recomienda para que el Consejo de Facultad apruebe el otorgamiento del **Grado Académico de Magíster en Estadística Matemática** al Bachiller César Halley Limaymanta Álvarez.

Siendo las 16:55 horas, se levantó la sesión, firmando para constancia la presente Acta.

Mg. Ysela Dominga Agüero Palacios
Miembro

Dra. Rosa María Inga Santivañez
Presidenta

Mg. Wilfredo Eugenio Domínguez Cirilo
Miembro

Mg. María Estela Ponce Aruneri
Miembro

Mg. Emma Norma Cambillo Moyano
Miembro Asesor

“MÉTODOS DE REMUESTREO EN LOS MODELOS DE ESTRUCTURAS DE COVARIANZA, APLICADO A LA CALIDAD DE SERVICIOS EN LA FCA DE LA UNMSM”

Autor: CESAR HALLEY LIMAYMANTA ÁLVAREZ

Tesis presentada a consideración del jurado examinador nombrado por la Unidad de Posgrado de la Facultad de Ciencias Matemáticas de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos como parte de los requisitos para obtener el grado académico de Magister en Estadística Matemática.

Aprobado por:

Mg. Ysela Dominga Agüero Palacios
Miembro

Dra. Rosa María Inga Santivañez
Presidenta

Mg. Wilfredo Eugenio Domínguez Cirilo
Miembro

Mg. María Estela Ponce Aruneri
Miembro

Mg. Emma Norma Cambillo Moyano
Miembro Asesor

DEDICATORIA

A Dios:

Por su amor ágape, apoyo incondicional y paciencia.

A mis padres:

Por sus motivaciones en todo sentido.

A Mary, Nadia, Joel y Daniel:

Por sus bondades, por los ánimos, por las difíciles y lindas experiencias que hemos pasado.

AGRADECIMIENTOS

A mi asesora de tesis, Mg. Emma Cambillo por la orientación y ayuda que me brindó para la realización del presente trabajo de tesis.

A mis profesores Erwin Kraenau, Rosa Inga, Olga Solano, Antonio Bravo, Rosario Bullón, Estela Ponce, Nelly Pilhuamán, que me inculcaron empeño y dedicación para llevar a cabo la investigación.

Gracias a los profesores revisores de la tesis, por realizar las correcciones y aportes importantes.

A toda mi familia y a mis amigos Mauro Orbegoso, Rafael Avilés y Pedro Albites.

Finalmente, les agradezco a todos aquellos que de una o varias maneras contribuyeron en la realización de este trabajo.

ÍNDICE

DEDICATORIA ii
AGRADECIMIENTOS iii
ÍNDICE iv
ÍNDICE DE CUADROS vi
ÍNDICE DE FIGURAS viii
RESUMEN ix
ABSTRACT x
CAPÍTULO I 1
INTRODUCCIÓN 1
1.1. Situación Problemática 3
1.2. Formulación del Problema 5
1.3. Justificación teórica 6
1.4. Justificación práctica 6
1.5. Objetivos 7
1.5.1. Objetivo general 7
1.5.2. Objetivos específicos 7
CAPÍTULO II 8
MARCO TEÓRICO 8
2.1. Antecedentes de investigación 8
2.2. Bases Teóricas 12
2.2.1. Introducción 12
2.2.2. Modelos de Estructuras de Covarianza (MEC) 19
2.2.3. Métodos de remuestreo 41
2.2.4. Escalas para medir la calidad de los servicios 48
METODOLOGÍA 51
3.1. Tipo de investigación 51
3.2. Diseño de investigación 51
3.3. Unidad de análisis 51
3.4. Población de estudio 52
3.5. Diseño muestral 52
3.5.1. Técnica de muestreo 52

3.5.2. Tamaño de muestra 52
3.5.3. Selección de la muestra 54
3.5.4. Errores no muestrales 54
3.6. Modelos propuestos 55
CAPÍTULO IV 57
RESULTADOS Y DISCUSIÓN 57
4.1 Modelos propuestos por Salvador 57
4.1.1. Análisis e interpretación de resultados descriptivos de los modelos propuesto por salvador 59
4.1.2. Verificación del supuesto de normalidad univariada y multivariada 62
4.1.3. Evaluación de los modelos propuestos por Salvador 64
4.2 Modelos propuestos 66
4.2.1 Análisis e interpretación de resultados descriptivos de los modelos propuestos 70
4.2.2 Especificación de los modelos propuestos 71
4.2.3 Verificación de la normalidad de las variables que contienen los modelos propuestos 79
4.2.4 Evaluación de los modelos propuestos 80
4.3 Análisis, interpretación y discusión de resultados 86
CONCLUSIONES 91
RECOMENDACIONES 92
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 93
ANEXOS 97
ANEXO 01: Instrumento utilizado 98
ANEXO 02: Confiabilidad del instrumento diferencial semántico 100
ANEXO 03: Validación del instrumento por juicio de expertos 101
ANEXO 04: Descomposición de la matriz de covarianza 110
ANEXO 05: Demostración del teorema Fundamental de la estadística 113
ANEXO 06: Sintaxis en R para la prueba de normalidad 114
ANEXO 07: La prueba de Royston para evaluar la normalidad multivariada 116
ANEXO 08: Sintaxis en R para la estimación de parámetros 118
ANEXO 09: Glosario de términos 140

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 1. Componentes de los modelos de estructuras de covarianza.....24
Cuadro 2. El índice de bondad de ajuste (GFI) para distintos métodos de estimación.....36
Cuadro 3. Resumen de los estimadores y valores para el cálculo del tamaño de muestra53
Cuadro 4. Tamaño de población y de muestra para cada escuela.....54
Cuadro 5. Tamaño de muestra final para cada escuela.....55
Cuadro 6. Estadísticos descriptivos para los ítems del modelo 1 (Salvador, 2005) Características de servicios.....59
Cuadro 7. Estadísticos descriptivos para los ítems del modelo 2 (Salvador, 2005) Habilidades profesionales del docente.....61
Cuadro 8. Prueba Shapiro.test de normalidad univariado.....62
Cuadro 9. Resultados de la prueba de normalidad multivariada de los modelos 1 y 2 de Salvador (2005).....63
Cuadro 10. Índices de bondad de ajuste del modelo 1.....65
Cuadro 11 : Índices de bondad de ajuste del modelo 2.....66
Cuadro 12. Cargas factoriales del modelo propuesto 1.....67
Cuadro 13. Cargas factoriales del modelo propuesto 2.....68
Cuadro 14. Estadísticos descriptivos del modelo propuesto 1.....70
Cuadro 15. Estadísticos descriptivos del modelo propuesto 2.....71
Cuadro 16. Resultados de la prueba de normalidad multivariada de los modelos propuestos 1 y 2.....80
Cuadro 17. Estimación bootstrap de los parámetros del modelo propuesto 1 con sus respectivos intervalos de confianza al 95%.....81
Cuadro 18. Estimación Jackknife de los parámetros del modelo propuesto 1 con sus respectivos intervalos de confianza al 95%.....82
Cuadro 19. Índices de ajuste del modelo propuesto 1.....83
Cuadro 20. Estimación bootstrap de los parámetros del modelo propuesto 2.....84
Cuadro 21. Estimación Jackknife de los parámetros del modelo propuesto 2.....85
Cuadro 22. Índices de bondad de ajuste del modelo propuesto 2.....86

Cuadro 23. Comparación de índices de bondad de ajuste de las escalas entre los modelos de Salvador y los modelos propuestos en la presente investigación 86
Cuadro 24. Modelo propuesto final para la calidad de servicios 88

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Modelo estructural final en el trabajo de Richard Bagozzi (1980) 23
Figura 2. Diagrama de flujo de los pasos básicos de SEM. Kline (2011) 25
Figura 3. Modelo 1 para las *Características del servicio*. Salvador (2005) 58
Figura 4. Modelo 2 para las *Habilidades profesionales del docente*. Salvador (2005) 58
Figura 5. Modelo 1: *Características del servicio*. Salvador (2005) 64
Figura 6. Modelo 2: *Habilidades profesionales del docente*. Salvador (2005) 65
Figura 7. Modelo propuesto 1 para las *Características del servicio* 69
Figura 8. Modelo propuesto 2 para las *Habilidades profesionales del docente* 69
Figura 9. Modelo propuesto 1 para las *Características del servicio* 89
Figura 10. Modelo propuesto 2 para las *Habilidades profesionales del docente* 90

RESUMEN

Métodos de remuestreo en los modelos de estructuras de covarianza, aplicado a la calidad de servicios en la FCA de la UNMSM

LIMAYMANTA ÁLVAREZ, César Halley

Enero 2016

Asesor : Mg. Emma Norma Cambillo Moyano
Grado obtenido : Magister en Estadística Matemática

El objetivo de la presente investigación es utilizar los métodos de remuestreo para estimar los parámetros de los Modelos de Estructuras de Covarianza cuando se tienen datos no normales provenientes de una escala de diferencial semántico. Se evaluó los modelos, características del servicio (modelo 1) y habilidades profesionales del docente (modelo 2) propuestos por Salvador (2005), el cual presentaron índices de ajuste por debajo de los niveles aceptables (GFI = 0.780, GFI = 0.795) respectivamente, por lo que se seleccionaron modelos alternativos con el Análisis Factorial Exploratorio que fueron analizados utilizando la estrategia de modelos rivales.

Estos modelos alternativos, características del servicio (modelo propuesto 1) y habilidades profesionales del docente (modelo propuesto 2), presentaron índices de ajuste aceptables (GFI = 0.904, GFI = 0.922), lo que permitieron identificar aspectos importantes del servicio ofrecido y las habilidades del catedrático dentro de la calidad de los servicios que espera alcanzar la Facultad de Ciencias Administrativas de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos.

Palabras clave: Modelos de Estructuras de Covarianza, calidad de servicios, métodos de remuestreo, bootstrap, jackknife.

ABSTRACT

Resampling methods in covariance structure models, applied to the quality of services in the FCA of San Marcos

LIMAYMANTA ALVAREZ, Cesar Halley

January 2016

Advisor : Mg. Emma Norma Cambillo Moyano
Degree Obtained : Master of Mathematical Statistics

The aim of this research is to use resampling methods for estimating the parameters of the Covariance Structures models when you have no normal data from a semantic differential scale. Models, features of service (model 1) and professional skills of teachers (model 2) proposed by Salvador (2005), were evaluated, which presented adjustment rates below acceptable levels (GFI = 0.780, GFI = 0.795) respectively, so alternative models were selected with Exploratory Factor Analysis that were analyzed using the strategy of rival models.

These alternative models, features of service (proposed model 1) and professional skills of teachers (proposed Model 2), presented acceptable rates of adjustment (GFI = 0.904, GFI = 0.922), which helped to identify important aspects of the offered service and the professor skills in the quality of services that it is expected to reach by the Faculty of Administrative Sciences of San Marcos National University.

Key Words: Covariance Structure Model, service quality, resampling methods, bootstrap, jackknife.

CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

El análisis multivariado involucra un conjunto de métodos estadísticos destinados a describir e interpretar datos multivariados que resultan de la observación conjunta de un grupo de variables de un trabajo de investigación.

El desarrollo de los modelos de estructuras de covarianza (MEC) proviene de distintos aportes, que en diferentes ámbitos científicos, se han ido realizando en un periodo largo de tiempo. Por ello, las distintas líneas de investigación que han dado lugar a lo que hoy conocemos como modelos de ecuaciones estructurales (SEM), nace a inicios del siglo XX y recién en 1970 Karl Gustav Jöreskog presenta la primera formulación del modelo de Análisis de Estructuras de Covarianza, más tarde conocido como LISREL, para estimar un sistema de ecuaciones estructurales lineales.

Los MEC son una familia de modelos estadísticos multivariantes que permiten estimar el efecto y las relaciones entre múltiples variables. Otorgan al análisis de datos mayor flexibilidad que los modelos de regresión en el sentido de que permiten incluir errores de medida tanto en las variables exógenas como en las endógenas. El uso de los MEC con variables latentes está teniendo actualmente un gran auge en diferentes

campos, como por ejemplo en la Investigación de Mercados y en las ciencias del comportamiento, donde está encontrando su mayor acogida debido a la dificultad para la medición de activos intangibles como la imagen de la compañía, la satisfacción de los clientes, el clima laboral, etc.

El análisis factorial confirmatorio (AFC), es un caso particular de los MEC, y al igual que en los MEC, el investigador tiene un control completo sobre la especificación de los indicadores de cada factor, además permite realizar un test estadístico de bondad de ajuste para la solución confirmatoria del factor propuesto, que no es posible con el análisis de componentes principales o el análisis factorial exploratorio.

El desarrollo de la estadística computacional ha sido sorprendente, en tal sentido han surgido métodos de estimación en los MEC, así como los métodos tradicionales conocidos, (*Máxima verosimilitud con sus siglas ML "Maximum Likelihood"*) también están los métodos de remuestreo que han revolucionado las áreas de la estadística inferencial, ya que son usados frecuentemente cuando la distribución de la población objetivo no es especificado, solo la muestra es la información disponible, Rizzo (2008). Entre los más conocidos están: El Bootstrap y el Jackknife, que son los que se utilizarán para la estimación no paramétrica en la presente investigación.

El presente trabajo está compuesto de cuatro capítulos. En el primer capítulo se presentan la situación problemática, la formulación del problema, la justificación teórica, la justificación práctica y los objetivos. En el segundo capítulo se presenta el marco teórico que comprende: Los antecedentes de investigación y las bases teóricas de los MEC y de los métodos de remuestreo. En el tercer capítulo se presenta la metodología de la investigación. En el cuarto capítulo se presentan los resultados, el análisis y la discusión de resultados.

Finalmente, se presentan las conclusiones, las recomendaciones, las referencias bibliográficas y los anexos.

Para la estimación y representación de los modelos propuestos por Salvador (2005) y los modelos propuestos por este trabajo de investigación se han empleado: El lenguaje **R** 3.2.0 y el paquete estadístico AMOS 18.0.

1.1. Situación Problemática

En la investigación que se realizó se usó algunos métodos computacionales, entre los principales están el *Bootstrap* y el *Jackknife con* el fin de estimar los parámetros de un modelo de estructuras de covarianza (la definición se encuentra en la sección 2.2.3) para encontrar las relaciones subyacentes de los constructos de la calidad de servicio en la Facultad de Ciencias Administrativas (FCA) de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos (UNMSM). Además, se realizó la medición de la percepción de los estudiantes en relación al servicio que brinda la facultad mencionada.

La fundamentación de los modelos de estructuras de covarianza, tiene relación con el concepto de ajuste de un modelo, es decir, en regresión lineal, cuando hablamos de las estimaciones de los parámetros, escogemos aquellas estimaciones que mejor ajustan el modelo a los datos, en el sentido de que minimizan los errores de estimación para el conjunto de sujetos de la muestra (método de mínimos cuadrados). Por el contrario, en los modelos de estructuras de covarianza, en lugar de minimizar la diferencia entre los valores estimados y observados a nivel individual, se minimiza la diferencia entre las covarianzas observadas en la muestra y las covarianzas estimadas por el modelo estructural. Este es el motivo del nombre de modelos de estructuras de covarianza (Long, citado por Maya et al., 2010). También se le conoce como modelos de ecuaciones estructurales. En inglés ***S****tructural* ***E****quation* ***M****odeling* (SEM).

Los modelos de estructuras de covarianza están compuestos por dos sub modelos: el modelo estructural, que relaciona las variables latentes, y el modelo de

medida, que relaciona cada variable latente endógena y exógena con las variables observadas endógenas y exógenas respectivamente.

La calidad de servicio es una variable no observable ya que no se puede medir directamente, por ello los investigadores lo denominan constructo o variable latente. La calidad de servicio puede ser inferida por la relación o correlación entre variables observables.

La calidad es una característica que siempre ha estado presente en la historia de la humanidad, ya que cada actividad que realiza el ser humano busca siempre corregirla y mejorarla (Calixto et al., 2011).

Cuando se trata de calidad de la educación, esta se convierte en una aspiración constante de todos los sistemas educativos, compartida por el conjunto de la sociedad, y es uno de los principales objetivos de las reformas educativas en los países de América Latina.

Dado que el tema de calidad es muy amplio, la presente investigación se centró en el estudio de la calidad de servicio como un tema de aplicación de los métodos de remuestreo en los modelos de estructuras de covarianza. En los últimos años, la definición de calidad de servicio se refiere a un juicio global del usuario relativo a la superioridad o excelencia de un servicio en relación con sus expectativas. Alcanzar una medida confiable y validada de la satisfacción de los usuarios es una de las mayores preocupaciones de los proveedores de servicios (Calixto et al., 2011).

Fitzpatrick, (citado por Buitrago, 2007), manifiesta que existen tres razones por las cuales se debería considerar la satisfacción como una medida importante de resultado del proceso asistencial: 1) la satisfacción mide el cumplimiento del tratamiento por parte de los clientes, la consulta y al proveedor de servicios, 2) instrumento útil para evaluar las consultas y los modelos de comunicación, como involucrar a los clientes en la toma de decisiones sobre el tipo de atención y 3) la opinión del cliente puede utilizarse sistemáticamente para mejorar la organización de los servicios a proveer.

La presente investigación comparó distintos métodos de estimación en los modelos estructurales aplicados a la calidad de los servicios en la FCA de la UNMSM. Además, se propuso y se evaluó el ajuste de dos modelos de estructura de covarianza de las dimensiones de un instrumento con escala de diferencial semántico, que mide la calidad de servicios en la FCA de la UNMSM y se sentó las bases para otros análisis posteriores por parte de los interesados en el tema.

El instrumento de medición con escala diferencial semántico diseñado por Salvador (2005), brinda información sobre la percepción de los usuarios de los elementos fundamentales en la calidad de servicio universitario, distinguiendo entre características del servicio y habilidades profesionales del catedrático.

Este instrumento fue modificado y/o adaptado de las recomendaciones de Salvador (2005), hacia las condiciones sociales, económicas y culturales de los estudiantes pertenecientes a la Facultad de Ciencias Administrativas de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos.

1.2. Formulación del Problema

¿Cómo estimar el vector de parámetros $\Omega=(\beta,\Gamma,\Phi,\Psi,\Lambda_x,\Lambda_y,\Theta_\delta,\Theta_\varepsilon)$ de los modelos de estructuras de covarianza que modelan las relaciones de las dimensiones de la calidad de los servicios en la FCA de la UNMSM?

Problema específico 1

¿Cómo estimar el vector de parámetros $\Omega=(\beta,\Gamma,\Phi,\Psi,\Lambda_x,\Lambda_y,\Theta_\delta,\Theta_\varepsilon)$ de los modelos de estructura de covarianza de las características de los servicios en la FCA de la UNMSM?

Problema específico 2

¿Cómo estimar el vector de parámetros $\Omega=(\beta,\Gamma,\Phi,\Psi,\Lambda_x,\Lambda_y,\Theta_\delta,\Theta_\varepsilon)$ de los modelos de estructura de covarianza de las habilidades profesionales del docente de la FCA de la UNMSM?

1.3. Justificación teórica

Los métodos de remuestreo sirven para estimar los parámetros de un modelo de estructuras de covarianza, estos parámetros indican las relaciones entre variables latentes, entre variables observables y, entre una variable observable y una variable latente.

Existen otros métodos de estimación como: Mínimos cuadrados no ponderados, mínimos cuadrados generalizados, teoría de la distribución elíptica, Máxima Verosimilitud, libre distribución asintótica, etc., pero exigen el cumplimiento de supuestos para su aplicación, en cambio los métodos de remuestreo como el Boostrap y el Jackniffe no exigen dichas condiciones, se trata de remuestrear los datos provenientes de una muestra aleatoria para tener una función de distribución empírica que tiende a la función de distribución de la población con probabilidad 1 según el teorema fundamental de la estadística.

1.4. Justificación práctica

El estudio es conveniente para la Facultad de Ciencias Administrativas de la UNMSM, porque luego de la estimación de los parámetros utilizando los métodos de remuestreo, se evalúa y se modela la calidad de los servicios en la Facultad para generar informes que faciliten la gestión de procesos ayudando a mejorar los aspectos identificados en los cuales se tiene alguna deficiencia, en las

características del servicio como por ejemplo la accesibilidad a los servicios, ambientes favorables para el estudio, si es que brindan ofertas académicas, etc. Además en las habilidades del personal docente, es decir, si el profesor es flexible, responsable, didáctico, etc. Todo esto con el fin de mejorar el servicio hacia los clientes (estudiantes).

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivo general

Utilizar los métodos de remuestreo para la estimación de los parámetros de los modelos de estructura de covarianza que modela la calidad de los servicios en la FCA de la UNMSM.

1.5.2. Objetivos específicos

1. Utilizar los métodos de remuestreo para la estimación de los parámetros de los modelos de estructura de covarianza de las características de los servicios en la FCA de la UNMSM.
2. Utilizar los métodos de remuestreo para la estimación de los parámetros de los modelos de estructura de covarianza de las habilidades profesionales del catedrático de la FCA de la UNMSM.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes de investigación

Existen trabajos de investigación relacionados a métodos de remuestreo, calidad de servicios, modelos de estructuras de covarianza y de la calidad de servicios en universidades haciendo uso de los modelos de estructuras de covarianza.

Solanas y Sierra (1992), en su investigación "Bootstrap: fundamentos e introducción a sus aplicaciones" manifiestan que las métodos de remuestreo se caracterizan por la obtención de submuestras a partir de los datos que constituyen la muestra original que permiten evaluar diferentes propiedades de 1os estimadores, considerada el *bootstrap* como un plan de remuestreo. Siendo las variables

aleatorias X1, X2,…, Xn con función de distribución idéntica e independiente y el conjunto $\{x_1, x_2, ..., x_n\}$ una muestra de extracciones aleatorias que nos permiten obtener la distribución empírica $\hat{F}_n$ que constituye la estimación no paramétrica de la función de distribución F y que mediante el teorema de Glivenko-Cantelli establece una convergencia casi segura cuando $n \to \infty$ entre las distribuciones F y $\hat{F}_n$, significando que la función de distribución de la variable aleatoria de interés se estima a partir de la distribución empírica.

Ory (2009) en su trabajo titulado "The impact of non normality, sample size and estimation technique on goodness-of-fit measures in structural equation modeling: evidence from ten empirical models of travel behavior", utiliza las técnicas de estimación: Máxima verosimilitud, distribución libre asintótica (ADF), propuesta Mplus y bootstrapping. Los resultados ponen de manifiesto la divergencia de estas técnicas cuando las muestras son pequeñas y la curtosis multivariada es alta. Recomienda que se debe incluir el uso de múltiples técnicas de estimación y, cuando los tamaños de muestra son grandes, considerar el muestreo de los datos y volver a estimar los modelos para probar la solidez de las especificaciones y para cuantificar, en cierta medida, el sesgo de la muestra grande inherente a la estadística de prueba χ^2.

Salvador (2005) en su investigación titulada "La percepción del cliente de los elementos determinantes de la calidad del servicio universitario: Características del servicio y habilidades profesionales" manifiesta que dentro del servicio, el cliente se interesa por la eficiencia, tangibilidad y estructuración. Mientras que en las habilidades profesionales centra sus interés en las competencias y el trato. Los resultados de los adjetivos pertenecientes a las características del servicio arrojan un total de tres factores que explican un 36.45% de la varianza total. El primero (eficiencia) acumula un 23.23%; el segundo (elementos tangibles) un 7.25% y el tercero (estructuración u organización) 5.99%.

El estudio de la estructura factorial de la escala: habilidades del personal profesional (ver anexo 01), se compone de un total de dos factores que explican conjuntamente un 39.53% de la varianza total, del cual un 32.69% corresponde al primer factor (competencias profesionales) y un 6.85% al segundo (trato). La investigadora pretendía elaborar un instrumento que midiera la percepción del cliente sobre distintos aspectos del servicio, cuya presencia garantice la calidad del mismo. Efectivamente, este objetivo se ha logrado y se dispone de una herramienta que puede ser aplicada a otras secciones que tengan interés en conocer la percepción de los clientes sobre el nivel de calidad. Otra peculiaridad de este instrumento es que ofrece una distribución exhaustiva de los elementos del servicio, es decir, indica qué atributos debería presentar el servicio para ser de calidad y, al mismo tiempo, refleja cuáles son las características que deberían tener los empleados.

Otra investigación que tiene relación con el presente es el de Ahasanul**,** Abdullah, Farzana, Aftab & Nuruzzaman (2012), con su artículo de investigación titulado: The Impact of Customer Perceived Service Quality on Customer Satisfaction for Private Health Centre in Malaysia: A Structural Equation Modeling Approach. El objetivo principal de este trabajo fue desarrollar y probar el modelo SERVQUAL modificado para medir la calidad de servicio en el sector privado de sanidad en Malasia. La principal aportación de este estudio es que, se propone una forma de evaluar la calidad de los servicios en los hospitales privados. En este estudio se ha propuesto un modelo conceptual que necesita de una investigación más profunda y abre un camino para futuras investigaciones. Se obtuvo un índice de bondad de ajuste del modelo propuesto (GFI) de 0.951 demostrándose que el modelo tiene muy buen ajuste. Una de sus conclusiones importantes que se encontraron fue el apoyo de personal ***influye*** en los clientes en los aspectos de su satisfacción. Por lo tanto, los hospitales privados deben ser más cuidadosos en la promoción de los servicios de salud y asegurar que los clientes reciban los servicios necesarios y adecuados.

Mejías (2005) desarrolló un "Modelo para medir la calidad del servicio en los estudios universitarios de postgrado", en donde el objetivo de la investigación reportada fue desarrollar un modelo para medir la calidad de los servicios universitarios de Postgrado como base para la implementación de un Sistema de Gestión de la Calidad en dichas organizaciones. Llegó a las siguientes conclusiones:

i. El instrumento propuesto, permite la determinación de los atributos más relevantes para los estudiantes, lo que ayudaría a identificar grandes oportunidades de mejora en la prestación del servicio en los Programas de Estudios de Postgrado, así como proporcionar criterios de priorización de acciones en los planes de mejora del proceso de toma de decisiones.

ii. La mayoría de los trabajos de investigación disponibles y consultados toman como referencia SERVQUAL, lo que lo hace el más adecuado para iniciar un programa de medición de calidad de servicio.

iii. Dado el índice global de consistencia arrojado, alfa de Cronbach de 0.96; el instrumento usado puede ser considerado como fiable para medir la calidad del servicio en los programas de estudios de Postgrado de Ingeniería de la Universidad de Carabobo.

iv. Basándose en el Análisis de factores, la Calidad del Servicio percibida por los estudiantes del Postgrado de Ingeniería de la Universidad de Carabobo se puede dimensionar en cinco factores, entre los cuales están claramente definidos los elementos tangibles, los horarios y la apariencia del personal. Esta situación no permite validar las dimensiones teóricas del SERVQUAL.

v. El instrumento presenta validez de contenido, de criterio y de concepto, por lo cual se puede usar para medir la calidad de servicio percibida por los estudiantes del postgrado de Ingeniería de la Universidad de Carabobo, y en otros programas de estudios de postgrado.

2.2. Bases Teóricas

2.2.1. Introducción

a) Análisis Factorial (AF)

Cudeck & Tinsley (2000) fue explícito en la idea primaria del AF, manifestando que es una colección de métodos para explicar las correlaciones entre las variables en términos de variables latentes llamadas factores. En 1904 el psicólogo inglés llamado Karl Spearman publicó: "General intelligence objectively determined and measured" en una revista Americana de Psicología el primer modelo de un solo factor. Su trabajo consideró que las distintas medidas de inteligencia pueden resumirse en un solo factor general denominado "Factor g".

En 1947, Thurstone escribe "Múltiple Factor Analysis" e incorpora al análisis factorial el álgebra matricial para el análisis de correlaciones.

Entre las principales definiciones del Análisis Factorial tenemos:

Pere y Anguiano (2010) señalan que el AF es un modelo estadístico que representa las relaciones entre un conjunto de variables. Estas relaciones pueden explicarse a partir de una serie de variables no observables (latentes) denominadas factores, siendo el número de factores substancialmente menor que el número de variables.

El modelo se obtiene directamente como extensión de algunas de las ideas básicas de los modelos de regresión lineal y de correlación parcial.

Por otro lado, Cuadras (2011) manifiesta que el Análisis Factorial (AF) es un método multivariante que pretende expresar p variables observables como

una combinación lineal de *m* (m ≤ p) variables hipotéticas o latentes, denominadas factores. Tiene una formulación parecida al Análisis de Componentes Principales, pero el modelo que relaciona variables y factores es diferente en el AF. Si la matriz de correlaciones existe, las componentes principales también existen, mientras que el modelo factorial podría ser aceptada o no mediante un test estadístico.

b) Análisis Factorial Exploratorio (AFE)

El AFE se caracteriza porque no se conoce a priori el número de factores, y es en la aplicación empírica donde se determina este número. (Uriel y Aldás, 2005).

Fundamentalmente, el modelo factorial es motivado por el siguiente argumento: Supongamos que las variables observables pueden ser agrupadas por sus correlaciones, esto es, suponer que todas las variables dentro de un grupo particular están altamente correlacionados entre ellos, pero tienen relativamente pequeñas correlaciones con variables de un grupo diferente (Johnson & Wichern, 2007).

Más específicamente, el Análisis Factorial Exploratorio obtiene e interpreta los factores comunes a partir de la matriz de correlaciones entre las variables:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ r_{21} & 1 & \dots & r_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & 1 \end{bmatrix}_{pxp}$$

El Modelo Factorial Ortogonal:

Sea el vector aleatorio observable **X,** con *p* componentes, tiene media **μ** y matriz de covarianza **Σ;** el modelo postula que **X** es linealmente dependiente a ciertas variables aleatorias no observables F_1, $F_{2,}\dots$, F_m**,** llamados *factores*

comunes y fuentes adicionales de variación $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \ldots, \varepsilon_p$ llamados *errores* o *factores específicos.* Matricialmente tenemos:

$$\underset{(px1)}{X-\mu} = \underset{(pxm)}{L}\,\underset{(mx1)}{F} + \underset{(px1)}{\varepsilon} \qquad \textbf{(1)}$$

Con los siguientes supuestos:

$$E(F)=0, \quad Cov(F) = E\left[FF'\right] = I_{(mxm)}$$

$$E(\varepsilon) = 0, \quad Cov(\varepsilon) = E\left[\varepsilon\varepsilon'\right] = \Psi_{(pxp)} = \begin{bmatrix} \psi_1 & 0 & \ldots & 0 \\ 0 & \psi_2 & \ldots & 0 \\ \ldots & \ldots & \psi_3 & \ldots \\ 0 & 0 & \ldots & \psi_p \end{bmatrix} \qquad \textbf{(2)}$$

$$Cov(\varepsilon, F) = E(\varepsilon F') = 0_{(pxm)}$$

donde $\boldsymbol{\Psi}$ es una matriz diagonal, **L** es la matriz de cargas factoriales.

Las ecuaciones (1) y (2) constituyen el *Modelo Factorial Ortogonal* (Johnson & Wichern, 2007).

El Modelo Factorial ortogonal implica una estructura de covarianzas para **X.**

De la definición,

$$\Sigma = Cov(X) = E\left[\left(X-\mu\right)\left(X-\mu\right)'\right]$$

Tenemos: $E\left[\left(X-\mu\right)\left(X-\mu\right)'\right] = E\left[\left(LF+\varepsilon\right)\left(LF+\varepsilon\right)'\right]$

$$\Sigma = E\left[\left(LF+\varepsilon\right)\left(F'L'+\varepsilon'\right)\right]$$

$$\Sigma = E\left(LFF'L'+LF\varepsilon'+\varepsilon F'L'+\varepsilon\varepsilon'\right)$$

$$\Sigma = LE\left(FF'\right)L'+LE\left(F\varepsilon'\right)+E\left(\varepsilon F'\right)L'+E\left(\varepsilon\varepsilon'\right)$$

$$\Sigma = LIL'+\Psi$$

$$\Sigma = LL'+\Psi \qquad \textbf{(3)}$$

Johnson & Wichern (2007) manifiestan que "El análisis factorial se puede considerar como una extensión del análisis de componentes principales. Ambos pueden ser vistos como intentos para aproximar la matriz de covarianza Σ. Sin embargo, la aproximación basada en el modelo de análisis de factores es más elaborada".

Objetivos del análisis factorial

- Encontrar si existe, un conjunto pequeño de variables incorrelacionadas, que expliquen las relaciones existentes entre las variables originales.
- Determinar el número de variables subyacentes o factores.
- Interpretar las nuevas variables.
- Evaluar cada una de las observaciones (individuos, unidades experimentales, etc.) en las nuevas variables. Emplear estas nuevas variables en otros análisis estadísticos.

Para la selección de variables y escala de medición se deben incluir todas las variables que se consideren convenientes para representar los factores y deben ser medidas en escala métrica, luego se obtiene la matriz de correlaciones del conjunto de variables.

En relación al tamaño de muestra Maya et al. (2010), recomiendan que este sea superior a los 10 sujetos por cada variable observada.

c) Análisis Factorial Confirmatorio (AFC)

Como su nombre lo indica, busca confirmar los constructos propuestos en las hipótesis, además prueba hipótesis ya planteadas. Batista, Coenders y Alonso (2004) afirman:

> Cuando el investigador tiene suficientes conocimientos previos para formular hipótesis concretas sobre la relación entre indicadores y

> dimensiones latentes, su interés se centra en contrastar estas hipótesis. Por ejemplo, al traducir o adaptar cuestionarios ya desarrollados sabemos cuáles ítems deberían medir cada dimensión. (p. 24)

Harrington (2009) manifiesta que dentro del trabajo de investigación social, el AFC se puede utilizar para múltiples propósitos, incluyendo el desarrollo de nuevas medidas, la evaluación de las propiedades psicométricas de medidas nuevas y existentes, y el examen de los efectos de los métodos.

El modelo del AFC corrige las deficiencias inherentes a la perspectiva exploratoria y conduce a una mayor concreción de las hipótesis que deben ser contrastadas. Su especificación difiere de la perspectiva exploratoria en aspectos esenciales como:

- ➔ Permite restricciones en algunas saturaciones. Lo habitual es suponer la validez de cada ítem, es decir, que satura en un único factor. Se delimita así el concepto de factor común a aquel que subyace únicamente a sus indicadores concretos y se evita introducir factores de difícil interpretación.
- ➔ Permite contrastes estadísticos de las hipótesis especificadas.
- ➔ Permite componentes únicas correlacionadas. Aunque es un recurso poco elegante, se justifica por la existencia de otros factores sin interés, como un método de medición común que no se desea explicitar en la especificación.
- ➔ Permite analizar la matriz de covarianzas en lugar de la matriz de correlaciones, indispensable para establecer si los indicadores son tau-equivalentes, es decir son aquellos en los que las puntuaciones verdaderas son iguales, pero sus varianzas de error no tienen porque necesariamente serlo.

En efecto, el AFC sólo asume que los ítems constituyen “mediciones congenéricas”, pero no asume la igualdad de las saturaciones ni de las varianzas de los errores. Además, el AFC somete estos supuestos a contrastes

estadísticos que, en caso de rechazarse, desaconsejarían la evaluación de la fiabilidad (Harrington, 2009)

El modelo se suele representar en un diagrama de flujos *(path diagram)*, acorde con su especificación. Convencionalmente, los rectángulos representan ítems y las elipses, factores comunes. Las flechas unidireccionales entre factores comunes e ítems expresan saturaciones. Flechas bidireccionales indican correlaciones entre factores comunes o únicos.

En un principio, los programas computacionales para estimar modelos de AFC eran escasos y requerían conocimientos de álgebra matricial. Actualmente, existe una gran variedad de ellos, todos accesibles y sencillos de utilizar (en algunos de ellos, el usuario se limita a dibujar el diagrama del modelo) que permiten estimar cualquier modelo de ecuaciones estructurales, como es el caso del software AMOS.

- **Formulación matemática del AFC:**

De acuerdo a Joreskog y Sorbon (1989), y Long (1983), ambos citados por Uriel y Aldás (2005) la relación entre las variables observables y latentes se expresa matricialmente así:

$$X = \Lambda\xi + \delta \qquad \textbf{(4)}$$

Donde, X es un vector de dimensión qx1 que contiene las q variables observables, ξ es un vector de dimensión sx1 que contiene los s factores comunes, Λ es una matriz de dimensión qxs que contiene las cargas factoriales de las variables latentes y δ es un vector de dimensión q x 1 de los factores específicos (errores). Se asume que $q > s$. (Uriel y Aldás, 2005).

Las variables latentes y las variables observadas vienen expresadas como desviaciones sobre la media, con lo que la esperanza de cada vector es otro vector de ceros.

$$E(\boldsymbol{X}) = \mathbf{0}; \qquad E(\boldsymbol{\xi}) = \mathbf{0} \quad y \quad E(\boldsymbol{\delta}) = \mathbf{0}$$

El desplazamiento hacia el origen no afecta a las covarianzas entre las variables. Sea **Σ** la matriz de varianzas covarianzas de las xi, entonces:

$$\Sigma = E(\boldsymbol{X}\boldsymbol{X}') = E[(\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\delta})(\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{\xi} + \boldsymbol{\delta})']$$

Desarrollando se tiene:

$$\boldsymbol{\Sigma} = \boldsymbol{\Lambda} E(\xi\xi')\boldsymbol{\Lambda}' + \boldsymbol{\Lambda} E(\boldsymbol{\xi}\boldsymbol{\delta}') + E(\boldsymbol{\delta}\boldsymbol{\xi}')\boldsymbol{\Lambda}' + E(\boldsymbol{\delta}\boldsymbol{\delta}')$$

Con $\boldsymbol{\Phi} = E(\boldsymbol{\xi}\boldsymbol{\xi}')$ $\quad y \quad$ $\boldsymbol{\Theta} = E(\boldsymbol{\delta}\boldsymbol{\delta}')$

Además se asume que δ y ξ están incorrelacionados entre sí. La expresión final queda así:

$$\boldsymbol{\Sigma} = \boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{\Phi}\boldsymbol{\Lambda}' + \boldsymbol{\Theta} \qquad \textbf{(5)}$$

Mediante la ecuación 5 se observa que la finalidad del AFC es obtener estimaciones de las matrices **Λ, Φ** y **Θ** que hagan que la matriz de varianzas-covarianzas poblacional estimada **Σ** obtenida a partir de ellas sea lo más parecida posible a la matriz de varianzas-covarianzas muestral que se obtiene a partir de los valores muestrales de las variables observadas.

Creación de un modelo de análisis factorial confirmatorio

Para la creación de un AFC se requiere conocer la teoría y las investigaciones previas respecto al tema, luego de esa labor realizar el proceso de modelización.

El AFC es un caso particular de los modelos de estructura de covarianza, Harrington (2009). En la siguiente sección se dará especial énfasis a la creación de un modelo de estructura de covarianza.

2.2.2. Modelos de Estructuras de Covarianza (MEC)

A nivel internacional conocido como SEM (Structural equation modeling). Siguiendo a Hair, Anderson, Tatham & Black (2006), es una familia de modelos estadísticos que permiten estimar el efecto y las relaciones entre múltiples variables. Todos los modelos de estructuras de covarianza son distinguidos por tres características:

- ➔ Estimación de las múltiples relaciones de dependencia.
- ➔ La capacidad de representar conceptos no observados en estas relaciones y corregir el error de medición en el proceso de estimación.
- ➔ Definición de un modelo para explicar el conjunto completo de relaciones.

El modelo de estructuras de covarianza (MEC) también llamado modelo de ecuaciones estructurales o modelado causal es una familia amplia y general de métodos de análisis utilizado para poner a prueba los modelos de medición, es decir, las relaciones entre los indicadores y las variables latentes, y examinar el modelo estructural que relaciona las variables latentes, (Harrington, 2009).

Skrondal & Rabe (2004) clasifican a los MEC como pertenecientes a la familia de los modelos de variables latentes clásicos; dentro de la familia mencionada se encuentran:

- Los modelos de regresión multinivel
- Los modelos de factores
- Los modelos de respuesta al ítem
- Los modelos de ecuaciones estructurales
- Los modelos de clases latentes
- Modelos para datos longitudinales

La actual teoría de los modelos de estructuras de covarianza se inician en el denominado “análisis de senderos” (*path análisis*) que tuvo sus orígenes en la

propuesta de Wright en 1918 a partir de sus investigaciones en genética, donde el autor estima un modelo para los componentes de tamaño de los huesos aplicando variaciones en la técnica del análisis factorial (Kline, 2011).

A partir de las investigaciones de Pearson en 1904 y Wright en 1918 se ha incrementado las investigaciones de los modelos de estructuras de covarianza, uniendo la estadística, la psicometría, la econometría, la sociología, etc. El próximo gran impulso de los análisis de senderos en las ciencias sociales vino cuando Joreskog (1973), Keesing (1972) y Wiley (1973) quienes desarrollaron de manera general los modelos de ecuaciones estructurales (Bollen, 1989).

El modelo de ecuaciones estructurales es representado mediante un conjunto de ecuaciones lineales, que involucran modelos tales como la regresión lineal, el análisis factorial, el análisis de senderos y el análisis de varianza. Para el correcto uso de la misma, Kline (2011) menciona que el investigador primero debe conocer a fondo la teoría, más que ser un buen estadístico o alguien que domina el uso de paquetes estadísticos; por tanto el valor del producto (resultados numéricos) depende de la calidad de las ideas (las hipótesis) en que se basa el análisis.

Hay dos grandes clases de variables en los MEC, observadas y latentes. Las variables observadas, llamadas también variables manifiestas están representadas en el archivo de datos, pueden ser nominales, ordinales o continuas, mientras que las latentes solamente son continuas. Existen técnicas para analizar modelos con variables latentes categóricas, pero los MEC solo trabajan con variables latentes continuas (Kline, 2011)

a) Objetivos de los Modelos de Estructuras de Covarianza

- Representar conceptos no observados o variables latentes subyacentes a un conjunto de variables observadas.
- Estimar relaciones de dependencias múltiples y cruzadas.

- Mejorar la representación de conceptos teóricos en base a la estimación del error de medida del modelo.
- Confirmar relaciones y verificar la hipótesis sobre cómo y cuánto unas variables afectan a otras variables.
- Probar relaciones complejas entre variables observadas y latentes. Puede usarse para predecir variables numéricas.

Algo importante que mencionan Skrondal & Rabe (2004) es que el interés científico principal en las estructuras de covarianza es modelar las *relaciones entre las variables latentes*, más que las relaciones entre los ítems observados y las variables latentes.

b) Los diagramas estructurales

Para representar un modelo causal y las relaciones entre ellos se acostumbra a utilizar diagramas similares a los diagramas de flujo. Estos diagramas se denominan diagramas causales, diagramas de secuencias, gráficos de rutas, diagramas de senderos o diagramas estructurales.

El diagrama estructural de un modelo es su representación gráfica como el ejemplo de la figura 1 y es de gran ayuda a la hora de especificar el modelo y los parámetros contenidos en él.

Algunos programas actuales, como el AMOS y el LISREL permiten realizar la definición del modelo en su totalidad al representarlo en el interfaz gráfico. A partir del diagrama estructural el propio programa procesa de acuerdo a las funciones que se le programa para estimar parámetros, obtener los índices de bondad de ajuste, índices de modificación, etc.

Convencionalmente, los diagramas estructurales conforman y se representan de la siguiente manera:

- **Las variables observables** se representan encerradas en rectángulos.

-**Las variables no observables (latentes)** se representan encerradas en óvalos o circunferencias.

- Los errores (sean de medición o de predicción) se representan sin rectángulos ni círculos (aunque algunos programas las dibujan como variables latentes, como en el modelo que se presenta en este trabajo de investigación).

- Las relaciones bidireccionales (covariación entre dos variables exógenas o dos términos de perturbación) se representan como vectores curvos con una flecha en cada extremo. El parámetro asociado indica la covarianza.

- La falta de flecha entre dos variables significa que dichas variables no están directamente relacionadas, aunque sí podrán estarlo indirectamente.

Estos símbolos o representaciones gráficas ayudan a comprender rápidamente qué tipo de variables componen el modelo de ecuaciones estructurales como el tipo o tipos de relaciones que se establecen entre ellas. A modo de aclaración, en la figura 1, se resume el modelo de estructuras de covarianza, que resulta de la combinación del modelo estructural y de los modelos de medida para variables exógenos y endógenos.

Cabe señalar que es un modelo “no recursivo” porque incluye relaciones recíprocas entre las variables latentes endógenas, además los modelos “no recursivos” también se caracterizan por permitir la correlación entre los términos de perturbación.

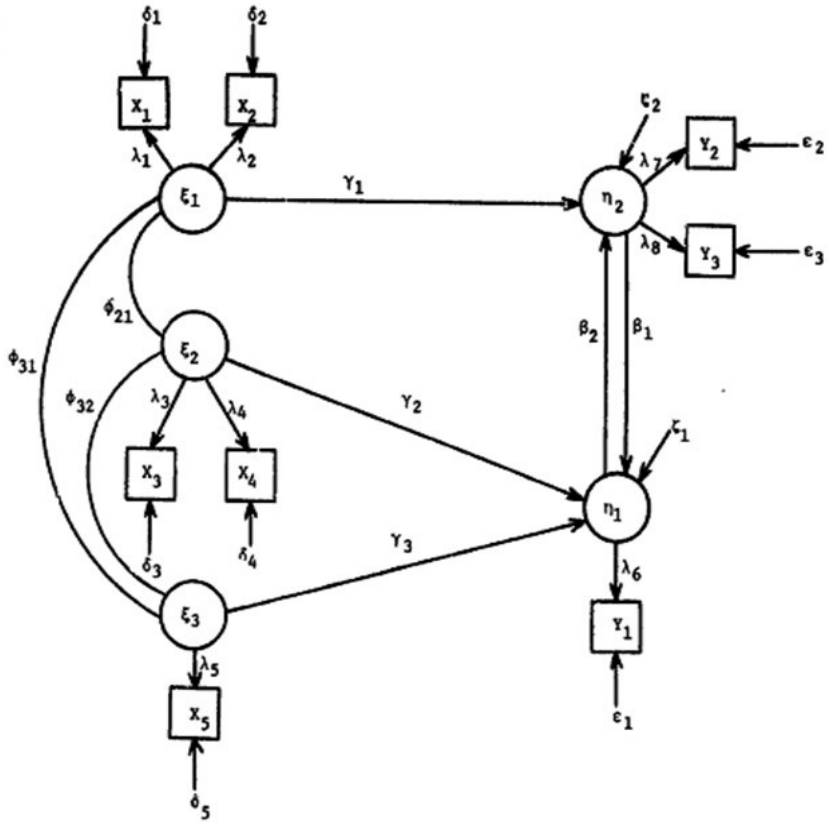


Figura 1. Modelo estructural final en el trabajo de Richard Bagozzi (1980)

donde

y : Variable endógena observada.
x : Variable exógena observada.
η : Variable endógena latente.
ξ : Variable exógena latente.
δ : Error de medida para las variables exógenas observadas.
ε : Error de medida para las variables endógenas observadas.
ζ : Error de predicción para las variables endógenas latentes.
λ_{ij} : Coeficientes de regresión, que relaciona las variables latentes con cada variable observada.

γ_{ij} : Coeficientes de regresión, que relaciona las variables latentes exógenas con las endógenas.

β_{ij} : Representa la relación entre las variables latentes endógenas.

φ_{ij} : Representa la correlación o covariación entre las variables latentes exógenas.

Cuadro 1. **Componentes de los modelos de estructuras de covarianza**

	Matriz	Coeficiente	Definiciones
Modelo estructural	B	β_{nxn}	Relación entre las variables latentes endógenas η
	Γ	γ_{nxm}	Relación entre las variables latentes exógenas ξ con las endógenas η
	Φ	ϕ_{mxm}	Correlaciones entre las variables latentes exógenas ξ
	Ψ	ψ_{nxn}	Matriz de varianzas – covarianzas de los términos de perturbación ζ
Modelo de medida	Λ_x	λ^x_{pxm}	Coeficientes factoriales de x en ξ
	Λ_y	λ^y_{qxn}	Coeficientes factoriales de y en η
	Θ_δ	δ_{pxp}	Matriz de varianzas – covarianzas de los errores de medición de x
	$\Theta\varepsilon$	ε_{qxq}	Matriz de varianzas – covarianzas de los errores de medición de y
Variables		η_{nx1}	Variable latente endógena
		ξ_{mx1}	Variable latente exógena
		ζ_{nx1}	Errores de predicción del modelo estructural
		X_{px1}	Indicadores de ξ
		Y_{qx1}	Indicadores de η
		δ_{px1}	Errores de medición de x
		ε_{qx1}	Errores de medición de y

c) Modelización de Ecuaciones Estructurales

En el desarrollo de un modelo de ecuaciones estructurales, Kline (2011) propone 6 pasos: la especificación, la identificación, la operacionalización de constructos, la estimación (Evaluación e interpretación), la reespecificación y el reporte de resultados de dicho modelo.

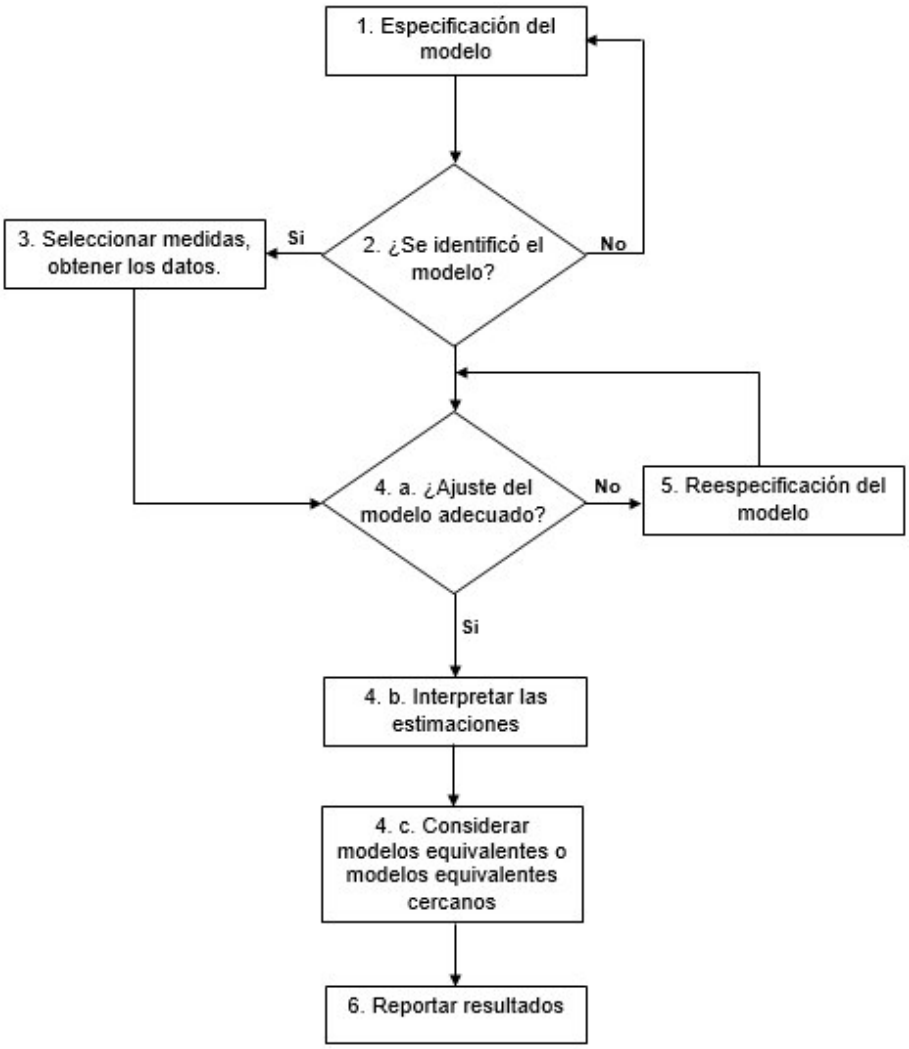


Figura 2. Diagrama de flujo de los pasos básicos de SEM. Kline (2011)

i. Especificación del Modelo

Aquí el investigador aplica sus conocimientos teóricos y empíricos del fenómeno de estudio para el planteamiento de las ecuaciones matemáticas relativas a los efectos causales de las variables latentes y a las expresiones que las relacionan con los indicadores o variables observables. Se resalta que cualquier relación entre variables que queda sin especificar por el investigador, simplemente se asume que es equivalente a cero.

Existen muchas notaciones que se han usado para la especificación de los modelos de estructuras de covarianza. En el presente trabajo se utilizó la que ha alcanzado mayor difusión que es la debida a Karl Jöreskog de la Universidad de Uppsala en 1973 (Uriel y Aldás, 2005).

Los MEC se dividen en dos componentes, que a su vez dividida en tres sistemas de ecuaciones.

PRIMERO: La componente estructural (ecuaciones 6 y 7) que incluye las relaciones causales entre las variables latentes independientes o exógenas ξ y las variables latentes dependientes o endógenas η.

$$\eta = \beta\eta + \Gamma\xi + \zeta. \qquad \textbf{(6)}$$

O también incluido las órdenes de cada vector y matriz:

$$\eta_{nx1} = \beta_{nxn}\eta_{nx1} + \Gamma_{nxm}\xi_{mx1} + \zeta_{nx1}. \qquad \textbf{(7)}$$

donde:

η: Es un vector que contiene las variables endógenas latentes.

ξ : es un vector que contiene las variables exógenas latentes.

Γ: es una matriz que contiene los coeficientes γij, que relacionan las variables latentes exógenas (ξ) y endógenas (η).

β : es una matriz no singular, que contiene los coeficientes βij, que relacionan las variables latentes endógenas y se interpretan como efectos directos.

ζ : es un vector que contiene los errores de predicción o términos de perturbación, e indica que las variables latentes endógenas no son perfectamente estimadas por las ecuaciones estructurales.

Matricialmente el modelo estructural se expresa de la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix}\eta_1\\ \eta_2\\ .\\ .\\ \eta_n\end{bmatrix}_{nx1}=\begin{bmatrix}0 & \beta_{12} & . & \beta_{1n}\\ \beta_{21} & 0 & . & \beta_{2n}\\ . & . & . & .\\ . & . & . & .\\ \beta_{n1} & \beta_{n2} & . & 0\end{bmatrix}_{nxn}\begin{bmatrix}\eta_1\\ \eta_2\\ .\\ .\\ \eta_n\end{bmatrix}_{nx1}+\begin{bmatrix}\gamma_{11} & . & \gamma_{1m}\\ \gamma_{21} & . & \gamma_{2m}\\ . & . & .\\ . & . & .\\ \gamma_{n1} & . & \gamma_{nm}\end{bmatrix}_{nxm}\begin{bmatrix}\xi_1\\ \xi_2\\ .\\ .\\ \xi_m\end{bmatrix}_{mx1}+\begin{bmatrix}\zeta_1\\ \zeta_2\\ .\\ .\\ \zeta_n\end{bmatrix}_{nx1}$$

Bajo los supuestos:

$$E(\zeta)=0 \qquad Cov(\zeta) = \Psi$$

$$E(\varepsilon)=0 \qquad Cov(\varepsilon) = \Theta_{\varepsilon}$$

$$E(\delta)=0 \qquad Cov(\delta) = \Theta_{\delta}$$

1. El valor esperado para los errores estimados ζ_i es cero.
2. Los errores estructurales de las variables latentes endógenas y las variables latentes exógenas no están correlacionadas entre sí, así tenemos:

E (ξ ζ') = E (ζ ξ') = 0

cov (ξ, ζ') = cov (ζ, ξ') = 0

SEGUNDO: La componente de medida que consta de las variables observadas que miden cada factor, ya sea independiente o dependiente, denotadas por X e Y respectivamente. (ecuaciones 8 y 9)

- **Modelo de medida para variables exógenas:**

$$X=\Lambda_X\xi+\delta \quad \textbf{o} \quad X_{px1}=\Lambda_{X_{pxm}}\xi_{mx1}+\delta_{px1} \qquad \textbf{(8)}$$

donde:

X: Vector que contiene las variables exógenas observables.

ξ : Vector que contiene las variables exógenas latentes.

Λ_x : Matriz que expresa la relación de cada variable observable "*X*" con la variable latente "ξ".

δ : Vector de errores de medición de las variables exógenas observadas.

Matricialmente se expresa de la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ . \\ . \\ x_p \end{bmatrix}_{px1} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & . & \lambda_{1m} \\ \lambda_{21} & . & . & \lambda_{2m} \\ . & . & . & . \\ . & . & . & . \\ \lambda_{p1} & . & . & \lambda_{pm} \end{bmatrix}_{pxm} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \\ . \\ . \\ \xi_m \end{bmatrix}_{mx1} + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ . \\ . \\ \delta_p \end{bmatrix}_{px1}$$

1. Las variables están medidas en desviaciones sobre la media, lo que implica que: E (X) = E (δ) = 0
2. Los factores y los términos de error de la ecuación en que aparecen están incorrelacionados entre sí, es decir: $E(\xi\delta') = E(\delta\xi') = 0$

- **Modelo de medida para variables endógenas:**

$$Y = \Lambda_y \eta + \varepsilon \qquad \text{o} \qquad Y_{qx1} = \Lambda_{Y_{qxn}} \eta_{nx1} + \varepsilon_{qx1} \qquad \textbf{(9)}$$

donde:

Y: Vector que contiene las variables endógenas observables.

η: Vector que contiene las variables latentes endógenas.

Λ_y: Matriz que expresa la relación de cada variable observable "*Y*" con su correspondiente variable latente "η".

ε: Vector de errores de medición de las variables endógenas observadas.

Matricialmente se expresa de la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ . \\ . \\ y_q \end{bmatrix}_{qx1} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & . & \lambda_{1n} \\ \lambda_{21} & . & . & \lambda_{2n} \\ . & . & . & . \\ . & . & . & . \\ \lambda_{q1} & . & . & \lambda_{qn} \end{bmatrix}_{qxn} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \\ . \\ . \\ \eta_n \end{bmatrix}_{nx1} + \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ . \\ . \\ \varepsilon_q \end{bmatrix}_{qx1}$$

Con:

1. Las variables están medidas en desviaciones sobre la media, lo que implica que: E (Y) = E (ε) = 0
2. Los factores y los términos de error de la ecuación en que aparecen están incorrelacionados entre sí, es decir: $E(\eta\varepsilon') = E(\varepsilon\eta') = 0$

La combinación del modelo estructural y de los modelos de medida constituyen los modelos de estructuras de covarianza, Timm (2002)

Descomposición de la matriz de covarianza implícita (Σ)

A continuación se detalla cuál es la matriz de varianzas-covarianzas Σ que se deriva de los componentes, estructural y de medida. Bollen (1989) manifiesta que para simplificar las variables **η, ξ, y** y **x** están medidas en desviaciones respecto a sus medias. La matriz de varianza-covarianza poblacional Σ vendrá dada por:

$$\Sigma = \Sigma(\theta) \qquad \textbf{(10)}$$

Donde Σ es la matriz de covarianza poblacional de ***y*** y ***x***; Σ(θ) es la matriz de covarianza escrito como una función de los parámetros libres del modelo en θ. La ecuación 10 implica que cada elemento de la matriz de covarianza es una función de uno o más parámetros del modelo. Se tiene que la relación de Σ a Σ(θ) es básico para un entendimiento de la identificación, la estimación y la evaluación del modelo ajustado (Bollen, 1989).

$$Cov(Y|X) = \Sigma_{(p+q)(p+q)} = \begin{bmatrix} Cov(Y) & Cov(YX') \\ Cov(XY') & Cov(X) \end{bmatrix} \qquad \textbf{(11)}$$

Se prosigue a obtener la reconstrucción de la matriz de covarianza poblacional (Se observa que posee 4 operadores de covarianza). Aplicando

el operador esperanza matemática y teniendo en consideración los supuestos subyacentes de los componentes, estructural y de medida, la descomposición de la matriz de covarianzas bajo el modelo de ecuaciones estructurales se muestra en el anexo 04. (Chumpitaz, 2010).

ii. Identificación del Modelo de Estructuras de Covarianza

Un modelo está identificado, si los parámetros del modelo completo (modelo estructural y modelo de medida, juntos) pueden estimarse a partir de los elementos de la matriz de covarianza de las variables observadas.

La regla del conteo se utiliza para identificar los modelos de ecuaciones estructurales. Se denotará al número total de variables con $w = p + q$, siendo p el número de variables exógenas y q el número de variables endógenas. Luego, el número de elementos no redundantes en Σ es igual a $m = \frac{1}{2} w (w+1)$. Además, se denota al número total de parámetros a ser estimados en el modelo como t, entonces, para realizar la identificación del modelo se tiene la siguiente condición necesaria $t \leq m$.

- Si se tiene la igualdad, entonces el modelo está *identificado*.
- Si *t* es estrictamente menor que *m*; el modelo está *sobre identificado*.
- Si *t* es mayor que *m,* entonces el modelo *no está identificado*.

iii. Estimación del Modelo de Estructuras de Covarianza

Partiendo de que el modelo está identificado, el siguiente paso es realizar la estimación del modelo de ecuaciones estructurales. Los modelos de ecuaciones estructurales pueden usar como datos iniciales la matriz de varianzas-covarianzas muestral o la matriz de correlaciones de las variables observadas. Definimos a la matriz de varianzas y covarianzas muestral (**S**)

$$S = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1m} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2m} \\ . & . & \cdots & . \\ . & . & \cdots & . \\ s_{m1} & s_{m2} & \cdots & s_{mm} \end{bmatrix}$$

Las ecuaciones del modelo estructural y el modelo de medida conforman un modelo de estructuras de covarianza. Además, se debe considerar al vector de parámetros, denotado como Ω que se observa en la ecuación 12.

$$\Omega = (\beta, \Gamma, \Phi, \Psi, \Lambda_x, \Lambda_y, \Theta_\delta, \Theta_\varepsilon) \quad \textbf{(12)}$$

El objetivo es obtener la estimación del vector de parámetros Ω, denotado como $\hat{\Omega}$, que minimice la función de discrepancia F(S; $\hat{\Sigma}$), donde $\hat{\Sigma}$= E ($\hat{\Omega}$) es la matriz de varianza-covarianza de las estimaciones del modelo llamada matriz de varianza-covarianza ajustada (ecuación 8 del anexo 04).

Por tanto, la estimación de un MEC se ocupa de buscar aquellos estimadores que hacen que la matriz Σ estimada según la ecuación 8 del anexo 04 se parezca lo más posible a **S.**

La función de discrepancia F(S; $\hat{\Sigma}$), es un escalar que mide la discrepancia (distancia) entre la matriz de varianza-covarianza muestral **S** y la matriz de varianza-covarianza ajustada $\hat{\Sigma}$.

La definición de la diferencia entre ambas matrices está determinada por el método de estimación que el investigador escoja.

Autores como Uriel y Aldás (2005) coinciden que los métodos de estimación más utilizados son Máxima verosimilitud (ML), mínimos cuadrados no ponderados (ULS), mínimos cuadrados generalizados (GLS) y mínimos cuadrados ponderados (WLS).

- **Máxima verosimilitud (ML)**

Es uno de los métodos utilizados ampliamente para modelos de ecuaciones estructurales. Este método implica minimizar la siguiente función de ajuste, Timm (2002):

$$F_{ML}(S;\hat{\Sigma}) = \log\left|\hat{\Sigma}\right| - \log\left|S\right| + tr(S\hat{\Sigma}^{-1}) - w \qquad \textbf{(13)}$$

Donde toda la notación es conocida, salvo *w*, donde reiteramos, es el orden de la matriz de varianzas-covarianzas muestral (**S**) o el número de variables observables definido como "w = p + q".

La aplicación correcta de este método exige el previo cumplimiento de los supuestos de Normalidad multivariada, homocedasticidad (varianzas constantes de los términos residuales a través de las combinaciones relevantes de los predictores) e independencia de los residuos.

La matriz de covarianza poblacional Σ y la matriz de covarianza muestral **S** son definidas positivas el cual significa que son no singulares. Bollen (1989) proporciona la derivación de la ecuación 13, que se basa en la suposición de las variables observables x e y poseen una distribución normal multivariada y/o **S** tiene una distribución Wishart.

Respecto al proceso de estimación de los parámetros, pueden calcularse de forma directa, en una sola muestra, pero también se calcula mediante procedimientos secuenciales que resultan de la extracción de muestras repetidas de una misma muestra original de tamaño ***n***. Precisamente ***este punto es el núcleo en la presente investigación,*** ya que para los modelos presentados, se recurre a estos métodos de remuestreo para la obtención de los parámetros de un modelo de estructuras de covarianza (modelo de medida y modelo estructural). Trataremos este tema con más detalles en la sección 2.2.3.

iv. Evaluación del Modelo de Estructuras de Covarianza

Una vez que el modelo ha sido identificado y estimado, el siguiente paso consistirá en evaluar si el modelo de ecuación estructural teórico es consistente con los datos muestrales.

La evaluación del modelo conlleva varias operaciones, que pueden resumirse en las siguientes:

1. Evaluar si el modelo cumple los supuestos básicos que garantizan la correcta realización del modelado de ecuaciones estructurales.

2. Detectar la existencia de estimaciones erróneas; se consideran estimaciones erróneas las siguientes:
   - Varianzas de los términos de error negativas para cualquier variable latente.
   - Correlaciones y coeficientes estandarizados mayores de 1.
   - Estimaciones de parámetros irracionalmente grandes o pequeños, indica la incorporación de relaciones sin sentido. Asimismo, es importante examinar el signo de los parámetros; si tiene sentido lógico y sustantivo.
   - Errores típicos muy grandes o pequeños; o errores típicos próximos a cero que suelen obtenerse cuando existe una dependencia lineal entre las variables del modelo.

3. Examinar los casos atípicos, debido a su incidencia en la obtención de estimaciones erróneas.

Se analizará a continuación una serie de criterios que se encuentran incorporados en la mayor parte de programas computacionales. Se describen y se desarrollan con detenimiento los más utilizados en la literatura especializada.

Entre los principales criterios, existen tres alternativas para evaluar el modelo: evaluación del ajuste del modelo global, evaluación del ajuste del modelo de medida y evaluación del ajuste del modelo estructural.

En primer lugar, se expondrá el ajuste del modelo de medida, seguido del ajuste del modelo estructural y, finalmente, se desarrollarán las medidas de ajuste global más importantes en la evaluación e interpretación de los modelos de estructuras de covarianza.

- **Ajuste del modelo de medida**

Como se señaló anteriormente, el modelo de medida se construye a través de la aplicación de análisis factorial confirmatorio, relacionando indicadores con variables latentes; relación en la que subyace la existencia de una relación lineal entre el concepto no directamente observable y su(s) manifestación(es) observable(s).

El ajuste del modelo de medida se evalúa con el Análisis Factorial Confirmatorio (AFC), como ya se dijo anteriormente; es el investigador quien debe concretar a priori todos los aspectos relevantes del modelo, aspectos que deben estar fundamentados en la teoría y en la experiencia previa.

Para realizar el ajuste del modelo de medida, el paso inicial consiste en examinar la significación estadística de cada carga factorial obtenida entre el indicador y la variable latente. Las cargas factoriales son los coeficientes de regresión, (es decir, pendientes), para la predicción de los indicadores del factor latente.

Una vez comprobada la significación de las cargas, el siguiente paso es comprobar la fiabilidad de cada uno de los indicadores así como la fiabilidad compuesta del constructo.

La fiabilidad es medida mediante la ecuación $R_{x_i}^2 = \left(\lambda_{ij}^*\right)^2$; es decir el cuadrado de la carga factorial estandarizada y expresa la proporción de

varianza que cada indicador tiene en común con el constructo (Timm, 2002).

En general, cuanto mayor sea la carga factorial, cada factor explicará mejor a cada indicador, y típicamente cargas por debajo de 0.30 no se interpretan. Como regla general, cargas superiores a 0.71 son excelentes; 0.63 muy buena; buena 0.55, 0.45 justos y 0.32 pobres (Tabachnick y Fidell, citados por Harrington, 2009).

- **Ajuste del modelo estructural**

Lo primero a analizar en un modelo estructural es la significación alcanzada por los coeficientes estimados. Así, cualquier parámetro estimado debe ser estadísticamente diferente de cero.

- **Ajuste del modelo global**

Existirá un ajuste perfecto cuando haya una correspondencia perfecta entre la matriz reproducida por el modelo $\sum(\widehat{\theta})$ y la matriz de varianza covarianza observada **S**.

Existen tres tipos de medidas de ajuste global: medidas absolutas de ajuste, medidas incrementales de ajuste, y medidas de ajuste de parsimonia. Además (Uriel y Aldás, 2005) mencionan la evaluación de la bondad de ajuste mediante la matriz residual de covarianzas.

- **Las medidas absolutas de ajuste,** determinan el grado en que el modelo global (modelo de medida y modelo estructural) predice la matriz de datos poblacional.

Una de las medidas absolutas de ajuste propuesta por Bentler y Bonnet, (citado en Uriel y Aldás, 2005) es la estadística $N*(F_{ML}^{0})$ que prueba la significación de la hipótesis

H_0: $\Sigma = \Sigma(\theta)$

H_1: $\Sigma \neq \Sigma(\theta)$

Donde N es el tamaño de muestra y F_{ML}^{0} es el valor que toma la función de ajuste expresada en (13) al realizar la estimación por máxima verosimilitud. Bajo la hipótesis nula, la estadística posee una distribución χ^2 con $\frac{1}{2} * w * (w+1) - t$ grados de libertad, siendo w el número de variables y *t* el número de parámetros estimados.

En la construcción de la estadística de prueba se ha asumido la normalidad de las variables observadas, ante este detalle, en la aplicación de la presente investigación, nos daremos cuenta que la distribución de los datos de la muestra recogida no se aproximan a una normal, por tanto este índice de ajuste no será tomado en cuenta.

Índice de bondad de ajuste (GFI) es un índice de la variabilidad explicada por el modelo, oscilando sus valores entre 0 (pobre ajuste) y 1 (perfecto ajuste). Bentler (como se citó en Uriel y Aldás, 2005) para que indique un ajuste aceptable, como la mayor parte de los otros estadísticos, deben alcanzar valores superiores a 0.90.

Cuadro 2. **El índice de bondad de ajuste (GFI) para distintos métodos de estimación**

GFI		
Máxima Verosimilitud (ML)	Mínimos Cuadrados no Ponderados (ULS)	Mínimos Cuadrados Generalizados (GLS)
$1-\frac{Tr\left[(\hat{\Sigma}^{-1} * S - I)^2\right]}{Tr\left[(\hat{\Sigma}^{-1} * S)^2\right]}$	$1-\frac{Tr\left[(S-\hat{\Sigma})^2\right]}{Tr\left[S^2\right]}$	$1-\frac{Tr\left[(I-\hat{\Sigma}S^{-1})^2\right]}{k}$
Jöreskog y Sörbom (1986)	Jöreskog y Sörbom (1986)	Tanaka y Huba (1985)

Fuente: Bollen, K. (1989)

Como se observa en el cuadro 2 el cálculo de este índice varía en función del método de estimación utilizado.

Existen otros índices de medidas absolutas de ajuste, que a continuación se nombran: *Estadístico ji-cuadrado no centrado (NCP)*, *Raíz cuadrada del error medio cuadrático (RMSEA)*, *Índice de bondad de ajuste relativo (RGFI)*

Cabe resaltar que la mayoría de estos índices asumen como verdadero el supuesto de normalidad multivariada de los datos y en la presente investigación se estima los parámetros sin algún supuesto inicial.

- **Las medidas incrementales de ajuste,** comparan el modelo propuesto con un modelo nulo o básico y que, tradicionalmente, suele ser aquel que estipula una falta absoluta de asociación entre las variables del modelo; se trata, por lo tanto, de comparar nuestro modelo con el peor modelo posible.

Dentro de estos índices incrementales se puede destacar los siguientes:

Índice de Bondad de Ajuste Ajustado (AGFI), es una corrección al GFI que se hace en función del número de parámetros que se han de estimar (k) y el número de elementos no redundantes de la matriz de varianza covarianza (d).

$$AGFI = 1 - \frac{1 - GFI}{1 - \frac{k}{d}}$$

Entre otros índices destacan los siguientes: El índice de Ajuste Normado (NFI) o Delta1, el Índice de Ajuste Incremental (IFI), Índice de Ajuste Relativo, Índice de Ajuste Comparativo (CFI).

- **Las medidas de ajuste de parsimonia,** la parsimonia de un modelo es el grado en que alcanza un ajuste para cada coeficiente o parámetros estimados.

No se dispone de ninguna prueba estadística asociada a estos índices, por lo que su uso es más adecuado **comparando** modelos alternativos.

Dentro de estas medidas se pueden destacar las siguientes:

Índice de Bondad de Ajuste Parsimonioso (PGFI) consiste en el ajuste del GFI basado en la parsimonia del modelo estimado. Son preferibles valores altos de éste índice.

$$PGFI = GFI \frac{df}{df_b}$$

Entre otros se tiene Índice de Ajuste Normado Parsimonioso (PNFI), Criterio de Información de Akaike (AIC) y N Crítico (CN).

La pregunta acerca de la bondad de ajuste total es ¿debemos usar sólo un índice de bondad de ajuste o usar las combinaciones de estos, como: RMSEA, NFI, GFI, etc., para probar la bondad de ajuste? La decisión de usar uno o las combinaciones están todavía en discusión.

- **Matriz residual de covarianzas,** dado que el objetivo básico de los MEC es que la matriz de varianza covarianza estimada $\hat{\Sigma}$ se parezca lo más posible a la matriz de varianza covarianza muestral **S**. En otras palabras, lo anterior se puede expresar diciendo que la diferencia entre ambas matrices, a la que llamamos matriz residual de covarianzas esté lo más cerca posible a una matriz nula **0**. Los valores de esta matriz

deberían ser pequeños y estar homogéneamente distribuidos. Byrne (citado por Uriel y Aldás, 2005), señala que residuos grandes asociados a algunos parámetros podrían indicar que han sido mal especificados, y ello afectaría negativamente al ajuste global del modelo.

v. Reespecificación de los Modelos de Estructuras de Covarianza

Cuando el modelo teórico o el propuesto no alcanzan niveles adecuados de ajuste, pueden *introducirse* algunas modificaciones en el modelo de partida en busca de una mayor adecuación del modelo, o pueden *eliminarse* algunas relaciones entre las variables que los conforman.

Existen básicamente dos motivos para reespecificar un modelo: a) Mejorar su ajuste y b) Contrastar alguna hipótesis teórica (Ullman, citado por Uriel y Aldás, 2005).

Además, existen consecuencias que se generan por realizar una reespecificación poco meditada. Es científicamente incorrecto modificar un modelo simplemente para que mejore su ajuste, ya que el cambio debe ser teóricamente interpretable y el investigador debe ser capaz de fundamentar esa adición de una relación causal o recíproca determinada.

vi. Interpretación de los Modelos de Estructuras de Covarianza

La interpretación del modelo se hará con arreglo a la estructura teórica en que se ha basado su especificación y a los diversos coeficientes o parámetros estimados, analizando si se corresponden en magnitud y en sentido (positivo o negativo) con las propuestas planteadas por la teoría. La magnitud de los coeficientes no están únicamente determinada por su significación estadística puesto que depende además de otros factores como el tamaño muestral y la varianza de las variables dependientes e independientes (cuanto mayor es la magnitud de la relación y el tamaño muestral y cuanto menor es la varianza de las variables dependientes e

independientes, mayor es la probabilidad de obtener una relación estadísticamente significativa).

d) Estrategias de Modelamiento

La ventaja de los modelos de estructuras de covarianza es que permiten utilizar el método de múltiples formas y en función de los objetivos a alcanzar. Sin embargo, se debe seleccionar al inicio de la investigación cuál es la estrategia que se quiere seguir para alcanzar el propósito deseado.

Existen tres estrategias que se pueden adoptar en el modelamiento de los sistemas de ecuaciones estructurales (Cupani, 2012).

- **Estrategia de modelización confirmatoria**
  En este tipo de estrategia el investigador especifica un modelo aislado y el modelo de ecuaciones estructurales se utiliza para evaluar su significación estadística.

- **Estrategia de modelos rivales**
  Permite evaluar el modelo estimado con modelos alternativos. En muchas ocasiones, el investigador se encuentra con modelos alternativos para representar una misma situación sin conocer cuál proporciona un mejor nivel de ajuste. Esta estrategia proporciona las líneas básicas para realizar esta comparación y seleccionar el modelo más idóneo.

- **Estrategia de desarrollo del modelo**

  Difiere de las dos anteriores estrategias en que, aunque se propone un modelo, el propósito del esfuerzo de modelización es mejorarlo a través de modificaciones de los modelos de medida y/o estructurales. El investigador que sigue esta estrategia intenta reespecificar un modelo básico de teoría para encontrar uno nuevo.

2.2.3. Métodos de remuestreo

Como se comentó en la sección anterior, existen métodos no paramétricos, llamados métodos de remuestreo. La esencia de estos métodos es no asumir distribuciones de probabilidad conocidas para las variables observadas. Miranda (2003), manifiesta que estos métodos se basan en el empleo de la simulación, la cual se verifica a través del uso de los recursos computacionales. Dicho de otro modo, son métodos de simulación empleadas en la teoría de probabilidades y la inferencia estadística que, a partir de los datos observados generan nuevas muestras (remuestras) con el fin de aproximar la función de distribución empírica a la función de distribución de la población de estudio.

Para la estimación de los parámetros libres del Modelo de Estructuras de Covarianza, el *software* calculará mediante procedimientos secuenciales que resultan de la extracción de B muestras repetidas de una misma muestra original de tamaño ***n***.

En la presente investigación, los métodos de remuestreo utilizados son: *Bootstrap* o *Bootstrapping* y *Jackknife*.

a) Metodología general Bootstrap

Kline (2011) manifiesta que el Bootstrap es un método de remuestreo basado en la computadora desarrollado por Efron (1979). Hay dos tipos generales de *bootstrap*. *El bootstrap no paramétrico*, y el *bootstrap paramétrico.* En el primero, la muestra (es decir, el archivo de datos) se trata como un pseudopoblación, este tipo de bootstrap necesita un archivo de datos brutos para el arranque no paramétrico, además, asume generalmente que la distribución de la muestra tiene la misma forma que la distribución de la población. Este método se utiliza en situaciones complejas, por ejemplo cuando la solución analítica puede ser complicada, y conducir a resultados erróneos por realizar simplificaciones y supuestos inapropiados. En estas condiciones, los métodos de remuestreo conjuntamente con las herramientas

computacionales proporcionan una alternativa válida ya que no asumen que la muestra haya sido tomada de una población con una distribución de probabilidades conocida.

En el *bootstrap* paramétrico, la computadora selecciona muestras al azar de una función de densidad de probabilidad teórica especificada por el investigador. Este es un tipo de método de Montecarlo, que se utiliza en estudios de simulación por computadora de las propiedades de los estimadores particulares, entre ellas los utilizados en los modelos de ecuaciones estructurales (SEM o MEC).

El primero en utilizar el método del *bootstrap* de una manera sistemática fue Efron (1979). El nombre *bootstrap* es usado por Efron para seguir las ideas de Tukey (1958) quien usó el nombre de *bootstrap* para describir su método de remuestreo y su nombre se interpreta como "alguien saliendo de un pantano, jalándose de los pasadores de sus propias botas" (Chumpitaz, 2010).

La idea básica del *bootstrap* es que en ausencia de otra información sobre la distribución de la población, la distribución de una muestra aleatoria es la mejor guía para determinar la distribución de la población; por lo tanto, remuestrear la muestra con reemplazamiento nos aproxima a lo que sucedería si se remuestrea la población. Manly (citado por Chumpitaz, 2010).

Por otro lado, Efron (citado por Gil, 2003) nos dice:

> Posiblemente la aplicación de los métodos *Bootstrap* suponga uno de los avances más relevantes de la moderna estadística a pesar de que los investigadores educativos de nuestro contexto inmediato no los hayan incorporado aún al análisis de datos que realizan en el curso de sus investigaciones. El método *Bootstrap* se enmarca entre los procedimientos de remuestreo, consistentes en generar un elevado número de muestras como base para estudiar el comportamiento de determinados estadísticos. A nivel práctico, la actual facilidad para

realizar procedimientos iterativos de manera automatizada elimina los posibles obstáculos que la aplicación de este tipo de métodos pudiera representar. (p.251)

a.1. Fundamento estadístico matemático

Maya y Pliego (2010) dentro de la teoría de la probabilidad y de la inferencia estadística un fundamento de la estimación bootstrap lo constituye el Teorema de Glivenko-Cantelli, el cual se refiere a la convergencia de la distribución empírica F_n^* obtenida a partir de "*n*" ensayos independientes de una variable aleatoria X. Este teorema es denominado: "*Teorema Fundamental de la Estadística*" por ser la base de la inferencia estadística; indica que la función de distribución muestral o función de distribución empírica converge con probabilidad 1 a la función de distribución de la población.

Teorema. Sea **F** la función de distribución de una variable aleatoria **x** y F_n^* es la función de distribución empírica de **x** en **n** ensayos independientes e idénticos, entonces:

Para

$$D_n = \sup_{-\infty<x<+\infty} \left| F_n^*(x) - F(x) \right|,$$

Se verifica que

$$P\left(\lim_{n\to\infty} D_n = 0\right) = 1 \qquad \textbf{(14)}$$

La prueba de este Teorema se encuentra en el anexo 05 y en las referencias.

La función de distribución muestral empírica, $\boldsymbol{F_n^*}$ es un estimador de la función de distribución de toda la población ***F***, calculada a partir de una muestra aleatoria seleccionada de la misma. Esto es también conocido como

principio **"*plug - in*"**, el cual es un método simple de estimación de parámetros a partir de muestras que consiste en la sustitución de la distribución subyacente **F** por un estimador F_n^*. El remuestreo bootstrap es una aplicación directa de dicho principio (Efron, 1993). En otras palabras la metodología bootstrap realiza inferencias basadas en el principio **"*plug - in*"** (Alonso, 2002)**.**

Uno de los métodos de *Bootstrap* cuando se usan los modelos de estructuras de covarianza se detalla a continuación:

a.2. Método Bootstrap sencillo

Se utiliza para la generación de estimaciones como la media, errores estándar, sesgos e intervalos de confianza.

Gil (2003) afirma que:

> Procedimientos basados en el Bootstrap implican obviar los supuestos sobre la distribución teórica que siguen los estadísticos. En su lugar, la distribución del estadístico se determina simulando un número elevado de muestras aleatorias construidas directamente a partir de los datos observados. (p.252)

Procedimiento para obtener la estimación Bootstrap. Chumpitaz (2010)

a.2.1. Se obtiene la muestra de tamaño n y a partir de la muestra original $\{x_1, x_2, ..., x_n\}$ se extrae una nueva muestra $\{x_1^*, x_2^*, ..., x_n^*\}$, por medio de muestreo aleatorio con reposición.

a.2.2. Tomar con reemplazamiento, es decir, tras la extracción de un primer elemento, éste se repone en la muestra original de tal forma que podría ser elegido de nuevo como el siguiente elemento de la muestra extraída. De este modo, cada observación individual tiene una

probabilidad 1/n de ser elegida cada vez, como si el muestreo se realizará sin reposición en un universo infinitamente grande, construido a partir de la información que provee la muestra. Para la muestra obtenida, se calcula el valor de un determinado estadístico $\hat{\theta}$ que se utiliza como estimador del parámetro poblacional Θ, en cuyo estudio estamos interesados.

a.2.3. Repetimos los dos pasos anteriores, hasta obtener un número B de 500 a 2000 estimaciones $\hat{\theta}^*$. En este punto, el recurso de las herramientas informáticas que desarrollen las tareas de selección de muestras y determinación de las estimaciones resultará ineludible.

a.2.4. Se construye la distribución empírica del estadístico $\hat{\theta}$, que representa una aproximación a la verdadera distribución de probabilidad para ese estadístico. Es decir, se determina de este modo la distribución muestral de un estadístico sin haber hecho suposiciones sobre la distribución teórica a la que ésta se ajusta y sin manejar fórmulas analíticas para determinar los correspondientes parámetros de esa distribución. Así se puede estimar la media, desviación estándar y percentiles bootstrap.

Estimación Bootstrap mediante intervalos de confianza

Existen muchos métodos para calcular intervalos de confianza de un parámetro **Θ** mediante el bootstrap, entre los que se tiene:

- Límites de confianza bootstrap estándar.
- Límites de confianza mediante el método del percentil.
- Límites de confianza mediante el método corregido para el sesgo.
- Límites de confianza mediante el método del percentil corregido para el sesgo acelerado.
- Límites de confianza mediante el método del percentil-t.

b) Método de Jackknife:

Rizzo (2008) manifiesta que el *Jackknife* es otro método de remuestreo, propuesto por Quenouille en 1949 para estimar sesgos y por Tukey en el año 1958 para estimar el error estándar. Aparece unas pocas décadas antes que el *bootstrap*. El nombre significa "la navaja de bolsillo de un explorador".

El método *Jackknife* se utiliza para estimar el sesgo y el error estándar de la estadística. Digamos que tenemos una muestra aleatoria de tamaño n, y denotamos el estimador de un parámetro Θ como:

$$\theta = T = t(x_1, x_2, ..., x_n). \quad \textbf{(15)}$$

Por lo tanto, θ estimado podría ser la media, la varianza, el coeficiente de correlación, el coeficiente de regresión (lambdas) o alguna otra estadística de interés.

Cuando no se puede determinar el sesgo y el error estándar utilizando técnicas analíticas, los métodos tales como el bootstrap o el Jackknife pueden ser utilizados.

El Jackknife es similar a la rutina de carga en que los supuestos paramétricos se hacen sobre la población subyacente que generó los datos, y la variación en la estimación se investiga al analizar los datos de la muestra (Martínez & Martínez, 2002)**.**

El método Jackknife es similar a la validación cruzada en que se retira la i-esima observación xi, de la muestra para formar una muestra Jackknife como la siguiente:

$$x_1, ..., x_{i-1,} x_{i+1}, ..., x_n$$

Esto nos dice que la i-ésimo muestra Jackknife es la muestra original con el i-ésimo punto de dato eliminado. Se calcula el valor de la estimación usando esta muestra reducida Jackknife para obtener la i-ésima réplica Jackknife. Esto está dado por:

$$T^{(-i)} = t(x_1, ..., x_{i-1}, x_{i+1}, ..., x_n). \quad \textbf{(16)}$$

Esto significa que se prescinde de un punto a la vez y se utiliza el resto de la muestra para calcular la estadística de interés. Seguimos haciendo esto para toda la muestra, dejando de lado una observación a la vez y el resultado final es una secuencia de *n* repeticiones Jac*k*knife de la estadística. (*n* = tamaño de muestra original).

La estimación del sesgo obtenido a partir de la técnica *Jackknife* se da por Efron y Tibshirani (citados en Martínez & Martínez, 2002).

$$\widehat{Bias}_{Jack}(T) = (n-1)(\overline{T^J} - T) \quad \textbf{(17)}$$

Donde:

$$\overline{T^{(J)}} = \sum_{i=1}^{n} T^{(-i)} / n \; . \quad \textbf{(18)}$$

La ecuación anterior es la media de las repeticiones *Jackknife*. El error estándar estimado usando *Jackknife* se define de la siguiente manera:

$$\widehat{SE}_{Jack}(T) = \left[\frac{n-1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(T^{-i} - \overline{T^J}\right)^2\right]^{1/2} \quad \textbf{(19)}$$

La ecuación 19 es esencialmente la suma de las desviaciones de la muestra de las replicaciones *Jackknife* multiplicado por (n-1)/n en lugar de 1/(n-1). Efron y Tibshirani; (citados en Martínez & Martínez, 2002) muestran que este factor asegura de que la estimación *Jackknife* del error estándar de la media de la muestra, $\widehat{SE}_{Jack}(\bar{x})$ es una estimación insesgada.

✎ *PROCEDIMIENTO – Jackknife*

b.1. Dejar de lado una observación.

b.2. Calcular el valor de la estadística usando los puntos de la muestra restante para obtener T(-i).

b.3. Repetir los pasos 1 y 2, dejando fuera un punto a la vez, hasta que todos los n veces T(-i) se registran.

b.4. Calcular la estimación Jackknife del sesgo de T utilizando la ecuación 17.

b.5. Calcular la estimación Jackknife del error estándar de T utilizando la ecuación 19.

2.2.4. Escalas para medir la calidad de los servicios

a) Escala de Diferencial Semántico

Es un instrumento de evaluación psicológica creado por Charles Osgod, George Suci y Percy Tannnenbaum en 1957. Se plantea cuando un signo (palabra) puede provocar la respuesta que está asociada al objeto que representa, es decir, se reacciona ante el objeto simbolizado. Además, todo instrumento o test psicométrico debe reunir ciertas propiedades, entre las principales son la confiabilidad y la validez.

Para la presente investigación, se trata del instrumento para valorar la percepción que tiene el estudiante de los elementos fundamentales de la calidad del servicio. Con la aplicación de este instrumento se pretende modelar y medir dos variables latentes; (1) características del servicio, compuesto por 17 variables observables y (2) habilidades profesionales compuesto por 19 variables observables, haciendo un total en 36 ítems. Se mantuvo los 36 ítems precisamente para la validación de constructo del instrumento propuesto por Salvador (2005). Según Salvador, para su elaboración se utilizaron los ítems empleados en diversos trabajos (Murthy, 1999; Spector, 1997; Parasuraman y

Cols., 1988; Weiss, Dawis, England y Lofquist, 1966) estructurados en un formato de respuesta bipolar (ejemplo, limpio-sucio) y codificados en una escala de uno a siete puntos (anexo 01).

El tipo de variable en la investigación es cualitativa ordinal con 7 categorías de respuesta y de acuerdo a Harrington (2009) solo en el caso de que cada ítem tenga al menos cinco categorías de respuesta es posible tratarlas como continua. Es por eso que se realiza las pruebas de normalidad y el uso de los modelos de ecuaciones estructurales.

Esta consideración se ha utilizado en varias investigaciones como Maslach, Jackson, & Leiter en el año 1996, citados por Harrington (2009) que utilizaron una escala de Likert de 7 puntos; otra de las investigaciones fue de Lozano, García, Martín y Lozano (2012) que han utilizado una escala de Likert de 5 puntos o alternativas de respuesta para su investigación psicométrica.

b) Escala SERVQUAL

Parasuraman, Zeithaml & L. Berry, (1985) fueron los pioneros en realizar una amplia investigación sobre la percepción de la calidad del servicio. Ellos desarrollaron la escala SERVQUAL a partir del estudio de empresas relacionadas con la banca minoritaria, las tarjetas de crédito, la reparación y mantenimiento de servicios y las telecomunicaciones. Esta escala incluye cinco dimensiones de la calidad del servicio: 1) tangibilidad (apariencia de elementos físicos), 2) confiabilidad (habilidad para desarrollar servicio), 3) responsabilidad (prontitud y efectividad), 4) garantía (cortesía, credibilidad, competencia y conocimiento del cliente) y 5) empatía (trato amable y buena comunicación). Dentro de cada dimensión hay diferentes aspectos que se miden en una escala de 7 puntos, desde totalmente de acuerdo hasta totalmente en desacuerdo.

Las dimensiones teóricas son las siguientes:

1) **Confiabilidad**: Entendida como la habilidad de desarrollar el servicio prometido precisamente como se pactó y con exactitud.

2) **Responsabilidad:** Como la buena voluntad de ayudar a sus clientes y brindar un servicio rápido.
3) **Seguridad:** Como el conocimiento de los empleados sobre lo que hacen, su cortesía y su capacidad de transmitir confianza.
4) **Empatía**: La capacidad de brindar cuidado y atención personalizada a sus clientes.
5) **Bienes materiales o tangibles**: Relacionada con la apariencia de las instalaciones físicas, equipo, personal y material de comunicación. Son los aspectos físicos que el cliente percibe en la organización. Cuestiones tales como limpieza y modernidad son evaluadas en los elementos personas, infraestructura y objetos.

Críticas al SERVQUAL

Las críticas al SERVQUAL han sido muchas a lo largo de estas dos últimas décadas, críticas que se han realizado con fundamento, de las revisiones que se ha realizado la mayoría de artículos no confirman las cinco dimensiones planteadas por los autores. Carman, (citado por Salvador, 2005), dice que las aplicaciones del SERVQUAL han tenido resultados no satisfactorios, razón por la cual se han originado numerosas críticas en torno a este instrumento. Así, para Price y Cols, (citado por Salvador, 2005), el mayor problema reside en que recoge elementos muy superficiales de carácter general, lo cual resulta muy difícil de obtener cuando existe una elevada interacción entre el cliente y el servidor.

A *grosso modo* las críticas se clasifican en dos bloques, uno genérico que hace referencia a: (a) el problema de medida, concretamente se cuestiona el esquema utilizado en la construcción de la herramienta. Dentro de este planteamiento, se hace hincapié en la necesidad de revisar el instrumento para superar las limitaciones culturales; y (b) la distribución de los pesos de cada dimensión. Inicialmente se hipotetizaba que todas las categorías tenían el mismo peso, sin embargo la estabilidad no se conserva de un contexto a otro, ni tampoco en servicios semejantes dentro del mismo contexto. En resumen las críticas tienes carácter teórico y operacional.

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA

3.1. Tipo de investigación

Es una investigación cuantitativa ya que se basa en la medición numérica y el análisis estadístico (Hernández et al., 2010).

3.2. Diseño de investigación

El presente trabajo de investigación hará uso del diseño no experimental de corte transeccional, ya que se recolectan los datos en un solo momento, en un tiempo único. (Hernández et al., 2010).

3.3. Unidad de análisis

Un estudiante matriculado en la Facultad de Ciencias Administrativas (FCA) de la UNMSM durante el ciclo académico 2012–II y que viene estudiando por lo menos un año.

3.4. Población de estudio

Todos los estudiantes matriculados en la FCA de la UNMSM durante el ciclo académico 2012 – II y que vienen estudiando por lo menos un año.

3.5. Diseño muestral

3.5.1. Técnica de muestreo

De acuerdo al grado de heterogeneidad de las distintas escuelas académicas de la FCA se utilizó el diseño del muestreo aleatorio estratificado, donde cada escuela académico profesional fue un estrato.

3.5.2. Tamaño de muestra

El tamaño de muestra se determinó de acuerdo a las características del ítem más importante de la escala de Diferencial Semántico, validada semántica y culturalmente, en este caso es C28 con el indicador: *El docente es didáctico*. Asimismo de acuerdo a Pérez (2005), la ecuación para el cálculo del tamaño de muestra es:

$$n = \frac{\sum_{h=1}^{L} W_h s_h^2}{\frac{e^2}{t^2_{(n-L;1-\alpha/2)}} + \frac{1}{N}\sum_{h=1}^{L} W_h s_h^2} \qquad \textbf{(20)}$$

Donde:

W_h = peso o proporción de cada estrato

s_h^2 = varianza de cada estrato

e = error de muestreo

$t_{(n-L;1-\alpha/2)}$ = distribución t de student, conforme n aumenta, se aproxima a una distribución normal estándar

Para determinar el tamaño de muestra se tuvo el siguiente procedimiento:

a. Criterios de Inclusión:

- Individuos de ambos sexos, es decir masculino y femenino.
- De la lista oficial otorgado por la oficina de informática de la FCA, se incluyó solo a los matriculados cuya antigüedad de estudios en la escuela es mayor o igual a un año, debido a que ellos tienen mayor experiencia en cuanto a trato de docentes y administrativos y por tanto pueden emitir una opinión con cordura y con fundamento.

b. Estimadores de la varianza de cada estrato:

Se llevó a cabo una encuesta piloto de tamaño 50, se calculó la confiabilidad del instrumento (anexo 02) y se obtuvo las estimaciones de varianzas de cada estrato, teniendo en cuenta la variable más importante en la investigación de Salvador (2005), en este caso es C28: *El docente es didáctico*. Este ítem tuvo mayor carga factorial (0.805) entre todos los demás ítems en la investigación de Salvador (2005).

Llegando a los siguientes resultados:

Cuadro 3. **Resumen de los estimadores y valores para el cálculo del tamaño de muestra**

Escuela	N_h	s_h^2	W_h	$W_h s_h^2$
091: Administración	1012	2.583	0.5055	1.3057
092: Administración de turismo	479	0.879	0.2393	0.2103
093: Administración de negocios internacionales	511	1.269	0.2552	0.3239
Total	2002		1	1.8400

N = total de la población
N_h = total de cada estrato
e = 0.17
α = 0.05
$Z_{(1-\alpha/2)} = Z_{(1-0.05/2)} = 1.959964$ (Bajo una distribución normal)
n = tamaño de muestra

Remplazando **n = 218**

Cuadro 4. **Tamaño de población y de muestra para cada escuela**

ESCUELA	N_h	n_h	**Redondeo**
091: Administración	1012	110.17	**110**
092: Administración de turismo	479	52.14	**52**
093: Administración de negocios internacionales	511	55.63	**56**
Total (N)	2002	217.94	**218**

En adición a lo manifestado, estos resultados concuerdan con la sugerencia de Maya et al. (2010) ya que se consideró un promedio de 11 sujetos (estudiantes) por cada variable observada para cada dimensión de la calidad de servicio.

3.5.3. Selección de la muestra

La selección de la muestra de cada estrato se realizó mediante la utilización del programa estadístico SPSS V19. Llegando a los resultados que se muestran en el cuadro 4.

3.5.4. Errores no muestrales

Luego de la aplicación del instrumento, el error no muestral fue por la ausencia de los estudiantes de 7.8% (17 estudiantes) y por respuestas incompletas de 2.75% (6 estudiantes).

Llegando a tener una muestra final de tamaño 195 estudiantes, distribuidos de la siguiente manera:

Cuadro 5. **Tamaño de muestra final para cada escuela**

ESCUELA	n_h
091: Administración	101
092: Administración de turismo	47
093: Administración de negocios internacionales	47
TOTAL	**195**

3.6. Modelos propuestos

Al término de la presente investigación, con el uso de los métodos de remuestreo para la estimación de los parámetros de un modelo de ecuaciones estructurales se llegó a proponer 2 modelos propuestos (figura 7 y figura 8) uno para las características del servicio y otra para las habilidades profesionales.

Los datos analizados provienen de la aplicación del instrumento de investigación con escala de *diferencial semántico* a los 195 estudiantes de la FCA de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos seleccionados aleatoriamente.

Las variables observables que se utilizó para el modelo propuesto 1 para las *características del servicio* son: Gestión rápida, decorado, atención rápida, innovadora, bien equipado, organizado, brinda ofertas, conocido, prestigioso, accesible, adecuado para el estudio y beneficioso. Asimismo las variables observables que se utilizó para el modelo propuesto 2 para las *habilidades profesionales* son: Responsable, competente, perfeccionista, facilidad para relacionarse, comprometido, calmado, informado, honrado, habilidoso, bondadoso, precavido, flexible y confiable.

De los participantes en el estudio, tenemos que el 43.6% son varones y el 56.4% son mujeres. El rango de edades oscila entre los 18 y los 39 años (desde segundo hasta el quinto año de su educación universitaria), con una media de 21.91 años y una desviación típica de 3.03 años.

Tras haber descrito el contenido de la matriz de datos muestral, en el siguiente capítulo se procede, en primer lugar, al análisis descriptivo de los datos de la encuesta de percepción de la calidad de servicio, para luego poner a prueba el modelo propuesto de Salvador (2005), recurriendo al análisis factorial confirmatorio y a los modelos de ecuaciones estructurales, para lo cual se hará uso de los métodos de estimación de Máxima Verosimilitud o las estimaciones no paramétricas Bootstrap y Jackknife, dependiendo del cumplimiento de la normalidad en los datos.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Modelos propuestos por Salvador

Los modelos propuestos por Salvador (2005) de las figuras 3 y 4 para las características del servicio (modelo 1) y las habilidades profesionales (modelo 2) fueron evaluados mediante el uso del análisis factorial confirmatorio.

Modelo 1 (Salvador, 2005) para las características del servicio.

El modelo 1 (Salvador, 2005) que se encuentra en la figura 3 establece relaciones entre los factores: Eficiencia, tangibilidad y estructuración.

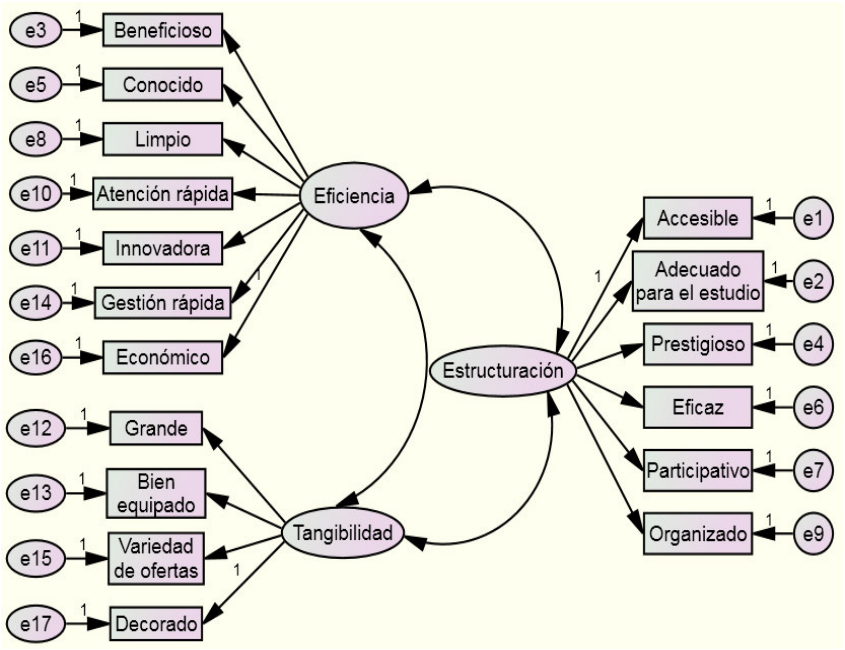


Figura 3. Modelo 1 para las *Características del servicio*. Salvador (2005)

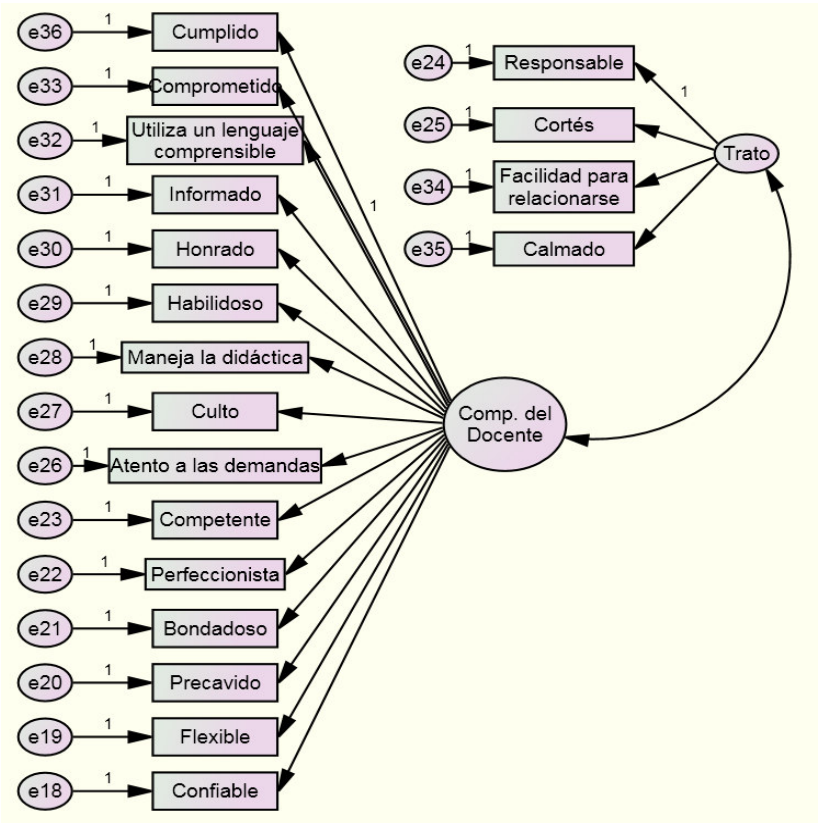


Figura 4. Modelo 2 para las *Habilidades profesionales del docente*. Salvador (2005)

De la misma manera, en la figura 4 se presenta el modelo 2 de Salvador (2005) para las habilidades profesionales del docente que relaciona los factores *competencias del docente* y el *trato*.

4.1.1. Análisis e interpretación de resultados descriptivos de los modelos propuesto por salvador

Los cuadros 6 y 7 contienen los principales estadísticos descriptivos de estas 36 variables observadas (17 variables para las *características del servicio* y 19 variables para las *habilidades profesionales*), que serán las que forman parte del modelo de ecuaciones estructurales con el que se inicia el estudio de la percepción de la calidad de servicios en la FCA.

Cuadro 6. **Estadísticos descriptivos para los ítems del modelo 1 (Salvador, 2005) Características de servicios**

Ítems	Media	Desviación estándar
Prestigioso-C4	5.64	1.156
Limpio-C8	5.52	1.329
Conocido-C5	5.50	1.302
Beneficioso-C3	5.25	1.216
Adecuado para el estudio-C2	5.15	1.350
Económico-C16	5.08	1.453
Eficaz-C6	4.67	1.427
Decorado-C17	4.63	1.414
Bien equipado-C13	4.58	1.646
Accesible-C1	4.55	1.650
Grande-C12	4.50	1.538
Organizado-C9	3.97	1.862
Innovadora-C11	3.87	1.597
Atención rápida-C10	3.72	1.651
Participativo-C7	3.70	1.623
Variedad de ofertas-C15	3.67	1.588
Gestión rápida-C14	3.63	1.595

Las puntuaciones medias en los ítems son mayores de 3.5 es decir, los estudiantes perciben como regular a demasiado positivo los ítems de las características de servicios.

Estos resultados muestran la disposición de los clientes (estudiantes) a valorar favorablemente determinadas características del servicio como indicadores de la calidad. En un análisis detallado apreciamos que la característica *prestigioso* es la mejor valorada ($\bar{y}$ = 5.64), y la que posee menor dispersión (s = 1.156) seguida muy de cerca por *limpio* ($\bar{y}$ = 5.52) y *conocido* ($\bar{y}$ = 5.50), respectivamente. Parece que los usuarios valoran positivamente la calidad del servicio desde el punto de vista de que la FCA pertenece a la UNMSM (Decana de América) ya que esta tiene prestigio, que de hecho esto la hace conocido a la FCA, valorando también la *limpieza* que presenta la facultad. La característica menos valorada es *gestión rápida* ($\bar{y}$ = 3.63), el cual indica la demora en los trámites administrativos que realizan los estudiantes. Asimismo la característica que tiene mayor desviación estándar es *organizado* (1.862) indicando que las respuestas de percepción de los estudiantes hacia está característica es más dispersa o más variada.

En el cuadro 7 se aprecia que la puntuación promedio más alta alcanza la habilidad *utiliza un lenguaje comprensible* ($\bar{y}$ = 5.68), seguido de cerca por *culto* ($\bar{y}$ = 5.53) e *informado* ($\bar{y}$ = 5.41). La habilidad con menor puntuación promedio es *perfeccionista.* En relación a la dispersión, la habilidad con menor valor de desviación estándar es *culto* (s = 1.095), es decir los estudiantes han dado respuestas menos variadas en relación con otras habilidades, a diferencia de la habilidad *cumplido* que tiene mayor valor de la desviación estándar (s = 1.48) significa que las respuestas de los estudiantes han sido más dispersas frente a otras habilidades del docente de la FCA.

Cuadro 7. **Estadísticos descriptivos para los ítems del modelo 2 (Salvador, 2005) Habilidades profesionales del docente**

Ítems	Media	Desviación estándar
Utiliza un lenguaje comprensible-C32	5.68	1.099
Culto-C27	5.53	1.095
Informado-C31	5.41	1.212
Cortés-C25	5.33	1.229
Calmado-C35	5.23	1.098
Honrado-C30	5.22	1.445
Flexible-C19	5.19	1.214
Facilidad para relacionarse-C34	5.19	1.256
Habilidoso-C29	5.17	1.189
Confiable-C18	5.16	1.135
Bondadoso-C21	4.99	1.166
Atento a las demandas-C26	4.97	1.260
Comprometido-C33	4.96	1.426
Competente-C23	4.93	1.443
Responsable-C24	4.92	1.276
Precavido-C20	4.90	1.200
Cumplido-C36	4.82	1.480
Maneja la didáctica-C28	4.71	1.479
Perfeccionista-C22	4.53	1.371

Los resultados observados en los cuadros anteriores reflejan la importancia que el usuario concede a las habilidades profesionales, mostrado por el docente en el desempeño de su actividad profesional. En definitiva, con estos hallazgos hemos puesto de manifiesto que el estudiante desarrolla una percepción positiva de la calidad del servicio si encuentra unas características determinadas en el mismo (prestigioso, limpio y conocido) y, además ciertos comportamientos en los docentes (utiliza un lenguaje comprensible, culto e informado).

Antes de realizar dicha evaluación, se procede a la prueba de normalidad.

4.1.2. Verificación del supuesto de normalidad univariada y multivariada

Cuadro 8. **Prueba Shapiro.test de normalidad univariado**

ÍTEM	*Nombre del ítem positivo*	*Estadístico y p-valor*
C1	Accesible	W = 0.8645, p-value = 0.000
C2	Adecuado para el estudio	W = 0.8005, p-value = 0.000
C3	Beneficioso	W = 0.8449, p-value = 0.000
C4	Prestigioso	W = 0.8344, p-value = 0.000
C5	Conocido	W = 0.8456, p-value = 0.000
C6	Eficaz	W = 0.8899, p-value = 0.000
C7	Participativo	W = 0.9352, p-value = 0.000
C8	Limpio	W = 0.8159, p-value = 0.000
C9	Organizado	W = 0.8715, p-value = 0.000
C10	Atención rápida	W = 0.9303, p-value = 0.000
C11	Innovadora	W = 0.9232, p-value = 0.000
C12	Grande	W = 0.9055, p-value = 0.000
C13	Bien equipado	W = 0.9051, p-value = 0.000
C14	Gestión rápida	W = 0.9387, p-value = 0.000
C15	Variedad de ofertas	W = 0.9354, p-value = 0.000
C16	Económico	W = 0.9075, p-value = 0.000
C17	Decorado	W = 0.9027, p-value = 0.000
C18	Confiable	W = 0.8482, p-value = 0.000
C19	Flexible	W = 0.8310, p-value = 0.000
C20	Precavido	W = 0.8789, p-value = 0.000
C21	Bondadoso	W = 0.9088, p-value = 0.000
C22	Perfeccionista	W = 0.9240, p-value = 0.000
C23	Competente	W = 0.8692, p-value = 0.000
C24	Responsable	W = 0.8887, p-value = 0.000
C25	Cortés	W = 0.8446, p-value = 0.000
C26	Atento a las demandas	W = 0.8952, p-value = 0.000
C27	Culto	W = 0.8646, p-value = 0.000
C28	Maneja la didáctica	W = 0.9077, p-value = 0.000
C29	Habilidoso	W = 0.8922, p-value = 0.000
C30	Honrado	W = 0.8622, p-value = 0.000
C31	Informado	W = 0.8345, p-value = 0.000
C32	Utiliza un lenguaje comprensible	W = 0.8221, p-value = 0.000
C33	Comprometido	W = 0.8969, p-value = 0.000
C34	Facilidad para relacionarse	W = 0.8581, p-value = 0.000
C35	Calmado	W = 0.8372, p-value = 0.000
C36	Cumplido	W = 0.8804, p-value = 0.000

Prueba de normalidad univariada, como se observa en el cuadro 8, se rechaza la hipótesis nula de normalidad univariada (p-valor < 0.01) para cada variable observable.

Hipótesis de normalidad univariada:

H_0: La distribución de la variable Ci es normal.
H_1: La distribución de la variable Ci no es normal.

Prueba de normalidad multivariada, ha de suponerse que el incumplimiento de la normalidad univariada implica el incumplimiento de la normalidad multivariada, pero aun así se efectúa la prueba de normalidad multivariada. Gracias a la librería Package 'royston' R, (Royston, 2013). Ver anexo 06 para la sintaxis y el anexo 07 de la prueba de Royston para evaluar la normalidad multivariada.

Considerando las 17 variables observables para el modelo 1 y las 19 variables observables para el modelo 2 de Salvador (2005), los resultados se muestran en el cuadro 9.

Hipótesis de normalidad multivariada:

H_0: La distribución conjunta de las variables Ci del modelo 1 es normal.
H_1: La distribución conjunta de las variables Ci del modelo 1 no es normal.

Cuadro 9. **Resultados de la prueba de normalidad multivariada de los modelos 1 y 2 de Salvador (2005)**

Modelo propuesto. Salvador (2005)	Estadístico	P-valor
(1) Características del servicio	734.06	0.000
(2) Habilidades profesionales del docente	922.97	0.000

Se rechaza la hipótesis nula de que la distribución conjunta de las variables de cada modelo propuesto es normal multivariada (p-valor < 0.01)

4.1.3. Evaluación de los modelos propuestos por Salvador

Evaluación del modelo 1

El modelo 1 de las características del servicio fue ajustado mediante la estimación bootstrap como una de las fases de un análisis factorial confirmatorio.

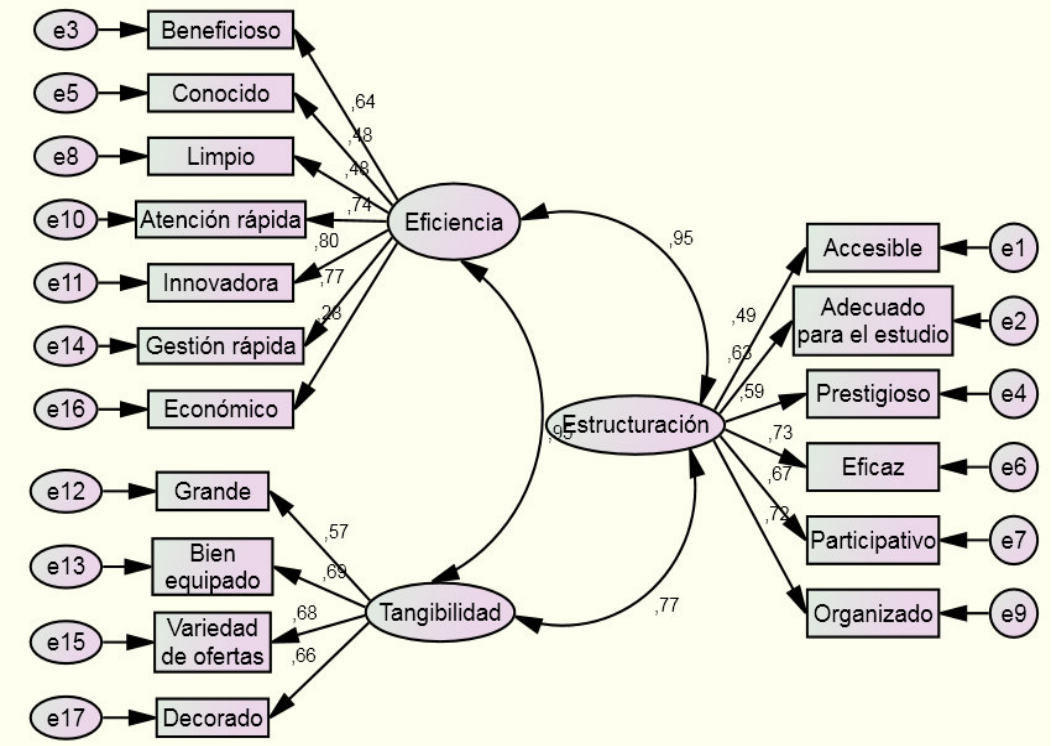


Figura 5. Modelo 1: *Características del servicio*. Salvador (2005)

Los resultados que se muestran en el cuadro 10 indican que el modelo 1 no se ajusta a los datos (GFI y el AGFI mínimo de 0.90). Se tomó en cuenta estos índices ya que puede ser menos afectada por el tamaño del modelo que el RMSEA y el $\chi 2$. (Kline, 2011).

Cuadro 10. **Índices de bondad de ajuste del modelo 1**

Índice	Valor
GFI	0.780
AGFI	0.710

Evaluación del modelo 2

El modelo para las habilidades profesionales del docente se presenta en la Fig. 6.

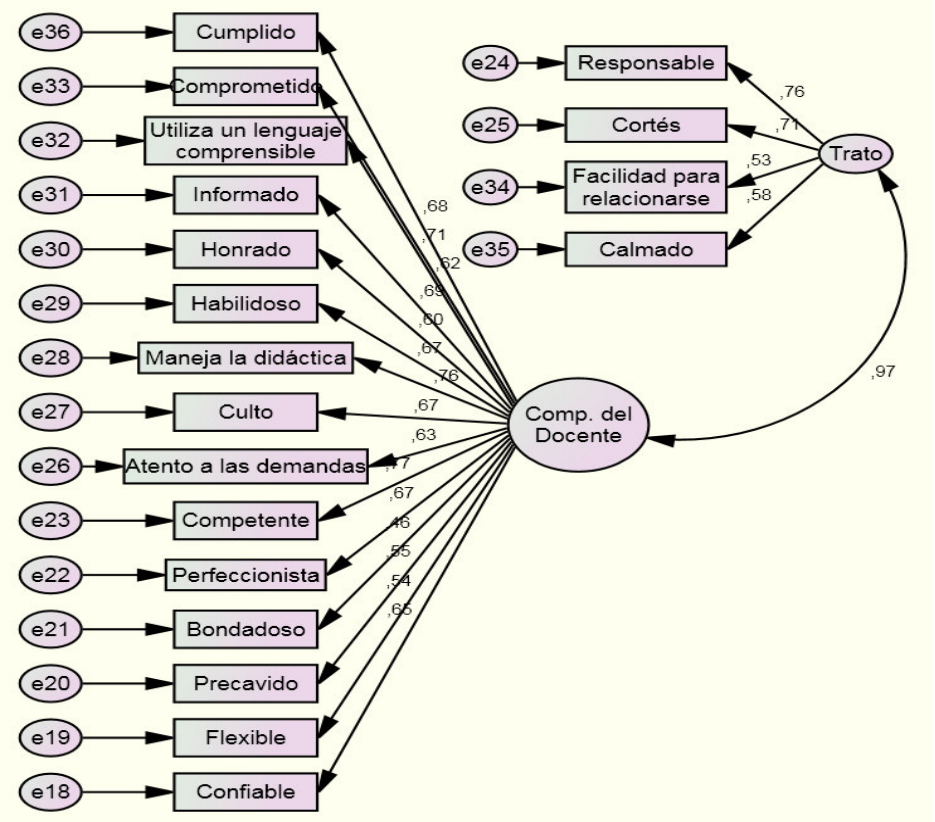


Figura 6. Modelo 2: *Habilidades profesionales del docente*. Salvador (2005)

De igual manera que el modelo 1, los índices de bondad de ajuste no son los adecuados, tal como se muestra en el cuadro 11, entonces se concluye que el modelo 2 de Salvador (2005) tampoco se ajusta a los datos empíricos.

Cuadro 11 : **Índices de bondad de ajuste del modelo 2**

Índice	Valor
GFI	0.795
AGFI	0.742

4.2 Modelos propuestos

Para lograr el objetivo general de la investigación; se utilizó la estrategia de modelos rivales en los modelos de estructura de covarianza; como indica Cupani (2012) esta estrategia evalúa el modelo estimado con modelos alternativos para representar una misma situación sin conocer cual proporciona un nivel de ajuste mejor y luego de la comparación seleccionar el más idóneo. En la presente investigación se propuso dos modelos (una para cada escala) sujetos a evaluación, se inició desde el análisis factorial exploratorio, antes de ello se eliminó los ítems cuya correlación Ítem – total no superaba el 0.35 requerido; el cual mejora la estructura factorial y en consecuencia la validez de constructo y la consistencia interna del test. Además se consideró a las variables cuyas cargas factoriales son mayores o iguales a 0.6; así, tenemos los nuevos factores del modelo que se detalla a continuación.

a) Modelo propuesto 1 para las características del servicio, con los factores siguientes:

Cuadro 12. **Cargas factoriales del modelo propuesto 1**

Ítems	Factores		
	1	2	3
Gestión rápida - C14	.758	.143	.287
Decorado – C17	.729	.038	.077
Atención rápida – C10	.728	.074	.370
Innovadora – C11	.720	.385	.173
Bien equipado – C13	.679	.267	.052
Organizado – C9	.659	.200	.303
Brinda ofertas – C15	.635	.321	.068
Conocido – C5	.104	.849	.125
Prestigioso – C4	.164	.818	.238
Accesible – C1	.145	.044	.808
Adecuado para el estudio – C2	.185	.290	.785
Beneficioso – C3	.254	.419	.678

1: Estructuración y tangibilidad, es la variable endógena latente, conformado por siete ítems, *gestión rápida, decorado, atención rápida, innovadora, bien equipado, organizado* y *brinda ofertas.* (Las letras Ci desde i = 1 hasta 36; son los valores ordenados de los ítems que se encuentran en el instrumento de diferencial semántico)

2: Imagen, es la variable exógena latente, conformada por dos ítems, *conocido* y *prestigioso.*

3: Funcionalidad, es la variable endógena latente, conformado por tres ítems, *accesible, adecuado para estudiar* y *beneficioso.*

b) Modelo propuesto 2 para las habilidades profesionales del docente

Con los factores siguientes:

1: Aptitud, es la variable endógena latente, conformado por tres ítems.
(*Responsable competente* y *perfeccionista*)

2: Empatía, es la variable endógena latente, conformado por tres ítems.
(*Facilidad para relacionarse, comprometido* y *calmado*)

3: Sapiencia, es la variable exógena latente, conformado por tres ítems. (*Informado, honrado* y *habilidoso*)

4: Seguridad, es la variable exógena latente, conformado por cuatro ítems. (*Bondadoso, precavido, flexible* y *confiable*)

Cuadro 13. **Cargas factoriales del modelo propuesto 2**

ítems positivos	Factores			
	1	2	3	4
Responsable – C24	.773	.257	.224	.127
Competente – C23	.727	.181	.387	.165
Perfeccionista – C22	.716	.157	.128	.285
Facilidad para relacionarse – C34	.111	.763	.202	.058
Comprometido – C33	.413	.652	.207	.178
Calmado – C35	.094	.649	.241	.313
Informado – C31	.266	.241	.791	.144
Honrado – C30	.136	.160	.742	.277
Habilidoso – C29	.359	.329	.630	.040
Bondadoso – C21	.197	.048	.072	.749
Precavido – C20	.293	.097	.145	.698
Flexible – C19	-.056	.321	.377	.658
Confiable – C18	.313	.327	.139	.629

Se propone un nuevo modelo causal, para ello se toma en cuenta las 5 fases de un modelamiento en el cual en la penúltima fase está la evaluación del ajuste del modelo a los datos a través de los índices de ajuste.

c) Modelo de estructura de covarianza para el modelo propuesto 1

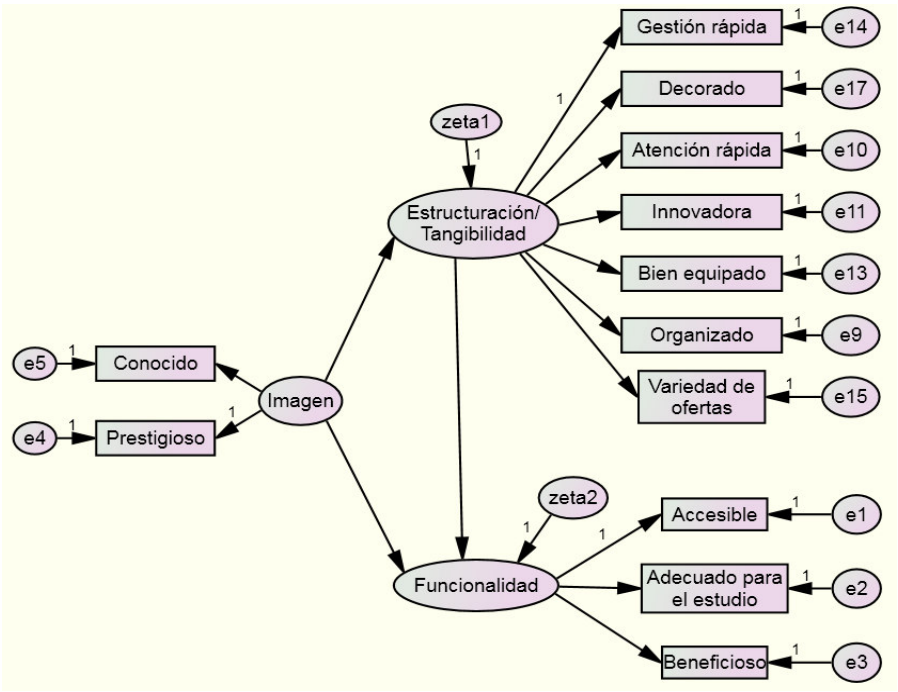


Figura 7. Modelo propuesto 1 para las *Características del servicio*

d) Modelo de estructura de covarianza para el modelo propuesto 2

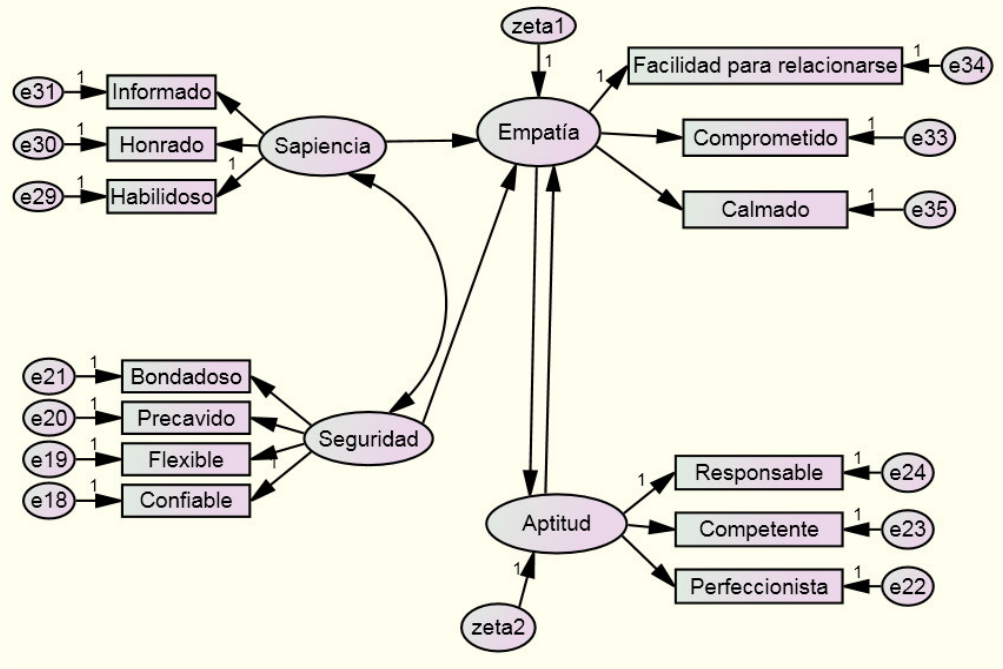


Figura 8. Modelo propuesto 2 para las *Habilidades profesionales del docente*

4.2.1 Análisis e interpretación de resultados descriptivos de los modelos propuestos

Luego de la selección de variables se realizó un análisis descriptivo, los resultados se muestran en el cuadro 14.

La característica que tiene mayor promedio es *prestigioso* (5.636), también tiene menor valor de desviación estándar (1.156), el ítem con menor promedio (3.63) y menor mediana (3) es *gestión rápida;* es decir el 50% de los estudiantes puntuaron a lo más 3 en el ítem *gestión rápida* de una escala de 1 a 7.

Asimismo se obtuvo algunos estadísticos descriptivos para las variables que contiene el modelo propuesto 2, los resultados se muestran en el cuadro 15.

Cuadro 14. **Estadísticos descriptivos del modelo propuesto 1**

Variable	Percentil 25	Mediana	Media	Percentil 75	Desviación estándar
Accesible - C1	3	5	4.55	6	1.650
Adecuado para el estudio - C2	5	6	5.15	6	1.350
Beneficioso - C3	5	6	5.25	6	1.216
Prestigioso - C4	5	6	5.64	6	1.156
Conocido - C5	5	6	5.50	6	1.302
Organizado - C9	2	4	3.97	6	1.862
Atención rápida - C10	2	4	3.72	5	1.651
Innovadora - C11	3	4	3.87	5	1.597
Bien equipado - C13	3	5	4.58	6	1.646
Gestión rápida - C14	2	3	3.63	5	1.595
Brinda ofertas - C15	2.5	4	3.67	5	1.588
Decorado - C17	4	5	4.63	6	1.411

Cuadro 15. **Estadísticos descriptivos del modelo propuesto 2**

Variable	Percentil 25	Mediana	Media	Percentil 75	Desviación estándar
Confiable - C18	5	5	5.16	6	1.135
Flexible - C19	5	5	5.19	6	1.214
Precavido - C20	4	5	4.90	6	1.200
Bondadoso - C21	4	5	4.99	6	1.167
Perfeccionista - C22	4	5	4.53	5	1.371
Competente - C23	4	5	4.93	6	1.443
Responsable - C24	4	5	4.92	6	1.276
Habilidoso - C29	5	5	5.17	6	1.189
Honrado - C30	4	6	5.22	6	1.445
Informado - C31	5	6	5.41	6	1.212
Comprometido - C33	4	5	4.96	6	1.427
Facilidad para Relacionarse - C34	5	6	5.19	6	1.256
Calmado - C35	5	6	5.23	6	1.098

Se observa que la variable que tiene mayor promedio es *informado* (5.41), la variable con menor promedio (4.53) es *perfeccionista*. La mediana para todas las variables son mayores a 3.5 puntos (la mitad de la valoración máxima de 7 puntos), es decir el 50 % de estudiantes tienen puntuaciones mayores o iguales a 5 puntos, o incluso en las variables *honrado, informado, facilidad para relacionarse y calmado* el 50% de estudiantes tienen puntuaciones mayores o iguales a 6 puntos.

4.2.2 Especificación de los modelos propuestos

Modelo propuesto 1

Etapa 1: Especificación del modelo

Siguiendo con un análisis más pormenorizado de la figura 7, los componentes del modelo de ecuaciones estructurales propuesto son los siguientes:

a. Variables latentes

Exógena: Imagen ξ_1

Endógenas: Estructuración/tangibilidad η_1 y funcionalidad η_2

b. Variables observadas

Exógenas: C5: conocido y C4: prestigioso.

Endógenas: C14: gestión rápida, C17: decorado, C10: atención rápida, C11: innovadora, C13: bien equipado, C9: organizado, C15: variedad de ofertas, C1: accesible, C2: adecuado para el estudio y C3: beneficioso.

c. Errores de medida

De variables observadas exógenas: δ_5 y δ_4

De variables observadas endógenas: $\varepsilon_{14}, \varepsilon_{12}, \varepsilon_{10}, \varepsilon_{11}, \varepsilon_{13}, \varepsilon_9, \varepsilon_{15}, \varepsilon_1, \varepsilon_2$ y ε_3

d. Términos de perturbación

ζ_1 y ζ_2, incluyen los efectos de las variables omitidas, los errores de medida y la aleatoriedad del proceso especificado. La variación en el término de perturbación se denota por ψ y la covariacion entre los términos de perturbación i-ésimo y j-ésimo se denotaría por ψ_{ij}.

e. Coeficientes de regresión

λ_x y λ_y, relacionan las variables latentes con las observadas.

γ_{11} y γ_{21}, representan la relación entre una variable latente exógena y una endógena.

β_{21} relaciona las variables latentes endógenas entre sí y ϕ_{11} (representan la covariacion entre las variables latentes exógenas).

Recordemos que los modelos de ecuaciones estructurales están compuestos por el modelo estructural, propiamente dicho y el modelo de medida. Tal y como ya se mencionó en el capítulo II, la representación del modelo estructural sigue la expresiones de las ecuaciones 6, 7 y 21.

- Modelo estructural

$$\eta_{2x1} = \beta_{2x2}\eta_{2x1} + \Gamma_{2x1}\xi_{1x1} + \varsigma_{2x1} \qquad \textbf{(21)}$$

De forma que la representación del modelo expresado a través de ecuaciones estructurales es:

$$\eta_1 = \gamma_{11}\xi_1 + \varsigma_1 \qquad \textbf{(22)}$$

$$\eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \gamma_{21}\xi_1 + \varsigma_2 \qquad \textbf{(23)}$$

En forma matricial tenemos:

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

De manera similar el modelo de medida quedaría expresado en forma matricial de la siguiente manera:

- Modelo de medida exógeno

$$x_{2x1} = \lambda^x_{2x1}\xi_{1x1} + \delta_{2x1} \qquad \textbf{(24)}$$

Matricialmente:

$$\begin{bmatrix}x_5\\ x_4\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\lambda^x_{11}\\ \lambda^x_{21}\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\xi_1\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}\delta_1\\ \delta_2\end{bmatrix}$$

Equivalentemente con sus respectivos nombres, se tiene:

$$\begin{bmatrix} \text{Conocido} \\ \text{Prestigioso} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{11}^{x} \\ \lambda_{21}^{x} \end{bmatrix} [\text{Im}\, agen] + \begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \end{bmatrix}$$

- Modelo de medida endógeno

$$y_{10x1} = \lambda_{10x2}^{y} \eta_{2x1} + \varepsilon_{10x1} \qquad \textbf{(25)}$$

Matricialmente, se tiene:

$$\begin{bmatrix} y_{14} \\ y_{17} \\ y_{10} \\ y_{11} \\ y_{13} \\ y_{9} \\ y_{15} \\ y_{1} \\ y_{2} \\ y_{3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{14.1}^{y} & 0 \\ \lambda_{17.1}^{y} & 0 \\ \lambda_{10.1}^{y} & 0 \\ \lambda_{11.1}^{y} & 0 \\ \lambda_{13.1}^{y} & 0 \\ \lambda_{91}^{y} & 0 \\ \lambda_{15.1}^{y} & 0 \\ 0 & \lambda_{12}^{y} \\ 0 & \lambda_{22}^{y} \\ 0 & \lambda_{32}^{y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{14} \\ \varepsilon_{17} \\ \varepsilon_{10} \\ \varepsilon_{11} \\ \varepsilon_{13} \\ \varepsilon_{9} \\ \varepsilon_{15} \\ \varepsilon_{1} \\ \varepsilon_{2} \\ \varepsilon_{3} \end{bmatrix}$$

Equivalentemente con sus respectivos nombres, se tiene:

$$\begin{bmatrix} \textit{Gestión rápida} \\ \textit{Decorado} \\ \textit{Atención rápida} \\ \textit{Innovadora} \\ \textit{Bien equipado} \\ \textit{Organizado} \\ \textit{Ofertas} \\ \textit{Accesible} \\ \textit{Adecuado para estudiar} \\ \textit{Beneficioso} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{14.1}^{y} & 0 \\ \lambda_{17.1}^{y} & 0 \\ \lambda_{10.1}^{y} & 0 \\ \lambda_{11.1}^{y} & 0 \\ \lambda_{13.1}^{y} & 0 \\ \lambda_{91}^{y} & 0 \\ \lambda_{15.1}^{y} & 0 \\ 0 & \lambda_{12}^{y} \\ 0 & \lambda_{22}^{y} \\ 0 & \lambda_{32}^{y} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \textit{E / T} \\ \textit{Funcionalidad} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{14} \\ \varepsilon_{17} \\ \varepsilon_{10} \\ \varepsilon_{11} \\ \varepsilon_{13} \\ \varepsilon_{9} \\ \varepsilon_{15} \\ \varepsilon_{1} \\ \varepsilon_{2} \\ \varepsilon_{3} \end{bmatrix}$$

Etapa 2: Identificación del modelo

Para identificar el modelo se comparó el número de parámetros del modelo propuesto, con el número "m" de elementos no redundantes de la matriz de covarianza (sección 2.2.2). Por un lado, se tiene el número de parámetros a estimar.

$$1(\lambda_x) + 8(\lambda_y) + 2(\gamma) + 2(\delta) + 10(\varepsilon) + 2(\varsigma) + 1(\phi) + 1(\beta) = 27$$

Parámetros fijos: $1(\lambda_x) + 2(\lambda_y) = 3$
El número de parámetros libres es: 30 – 3 = 27 parámetros libres a estimar.

Por otro lado se tiene el número de varianzas covarianzas reproducidas por el modelo, $t \leq \frac{(p+q)(p+q+1)}{2}$

Donde p = 2, número de variables observables exógenas y q = 10, número de variables observadas endógenas.

m = ½ [(2 + 10) (2 + 10 + 1] $\longrightarrow$ m = 78

Usando la regla de conteo si t < m, el modelo es identificable.

Luego como t = 27 < m = 78

Dado que t es estrictamente menor que "m", podemos afirmar que el modelo propuesto 1 se encuentra sobre-identificado, por lo que el modelo cumple la condición necesaria para estar identificado. Además, es importante señalar que se tiene un modelo recursivo, puesto que no existe correlación entre residuos y entre variables latentes endógenas.

Modelo propuesto 2

De la misma manera que el modelo propuesto 1, se prosiguió con el modelo propuesto 2 en donde se aplica las etapas de la modelización de las estructuras de covarianza.

Etapa 1: Especificación del modelo

Con ayuda de la figura 8, los componentes de los modelos de estructuras de covarianza son los siguientes:

a. Variables latentes

Exógenas: Sapiencia ξ_1 y seguridad ξ_2

Endógenas: Empatía η_1 y aptitud η_2

b. Variables observadas

Exógenas: C31: informado, C30: honrado, C29: habilidoso, C21: bondadoso, C20: precavido, C19: flexible y C18: confiable.

Endógenas: C34: facilidad para relacionarse, C33: comprometido, C35: calmado, C24: responsable, C23: competente y C22: perfeccionista.

c. Errores de medida

De las variables observadas exógenas: $\delta_{31}, \delta_{30}, \delta_{29}, \delta_{21}, \delta_{20}, \delta_{19}\ y\ \delta_{18}$.

De las variables observadas endógenas: $\varepsilon_{34}, \varepsilon_{33}, \varepsilon_{35}, \varepsilon_{24}, \varepsilon_{23}\ y\ \varepsilon_{22}$.

d. Términos de perturbación o errores de predicción (Zeta)

$\zeta_1\ y\ \zeta_2$, incluyen los efectos de las variables omitidas, los errores de medida y la aleatoriedad del proceso especificado.

e. Coeficientes de regresión

$\lambda_x\ y\ \lambda_y$, relacionan las variables latentes con las observadas.

$\gamma_{12}\ y\ \gamma_{12}$, representan la relación entre una variable latente exógena y una endógena.

β_{12} *y* β_{21} , relacionan las variables latentes endógenas entre sí y, ϕ_{11} (representan la covariacion entre las variables latentes exógenas).

La representación del modelo estructural es:

$$\eta_{2x1} = \beta_{2x2}\eta_{2x1} + \Gamma_{2x2}\xi_{2x2} + \varsigma_{2x1} \quad \textbf{(26)}$$

Las ecuaciones estructurales por separado:

$$\eta_1 = \beta_{12}\eta_2 + \gamma_{11}\xi_1 + \gamma_{21}\xi_2 + \varsigma_1 \quad \textbf{(27)}$$

$$\eta_2 = \beta_{21}\eta_1 + \varsigma_2 \quad \textbf{(28)}$$

En forma matricial:

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

El modelo de medida queda expresado en forma matricial de la siguiente manera:

- Modelo de medida exógeno

$$x_{9x1} = \lambda^x_{9x2}\xi_{2x1} + \delta_{9x1} \quad \textbf{(29)}$$

Matricialmente:

$$\begin{bmatrix} x_{31} \\ x_{30} \\ x_{29} \\ x_{21} \\ x_{20} \\ x_{19} \\ x_{18} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda^x_{31.1} & 0 \\ \lambda^x_{30.1} & 0 \\ \lambda^x_{29.1} & 0 \\ 0 & \lambda^x_{21.2} \\ 0 & \lambda^x_{20.2} \\ 0 & \lambda^x_{19.2} \\ 0 & \lambda^x_{18.2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_{31} \\ \delta_{30} \\ \delta_{29} \\ \delta_{21} \\ \delta_{20} \\ \delta_{19} \\ \delta_{18} \end{bmatrix}$$

Equivalentemente con sus respectivos nombres, se tiene:

$$\begin{bmatrix} Informado \\ Honrado \\ Habilidoso \\ Bondadoso \\ Precavido \\ Flexible \\ Confiable \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda^{x}_{31.1} & 0 \\ \lambda^{x}_{30.1} & 0 \\ \lambda^{x}_{29.1} & 0 \\ 0 & \lambda^{x}_{21.2} \\ 0 & \lambda^{x}_{20.2} \\ 0 & \lambda^{x}_{19.2} \\ 0 & \lambda^{x}_{18.2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Sapiencia \\ Seguridad \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_{31} \\ \delta_{30} \\ \delta_{29} \\ \delta_{21} \\ \delta_{20} \\ \delta_{19} \\ \delta_{18} \end{bmatrix}$$

- Modelo de medida endógeno

$$y_{6x1} = \lambda^{y}_{6x2}\eta_{2x1} + \varepsilon_{6x1} \qquad \textbf{(30)}$$

Matricialmente, se tiene

$$\begin{bmatrix} y_{34} \\ y_{33} \\ y_{35} \\ y_{24} \\ y_{23} \\ y_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda^{y}_{34.1} & 0 \\ \lambda^{y}_{33.1} & 0 \\ \lambda^{y}_{35.1} & 0 \\ 0 & \lambda^{y}_{24.2} \\ 0 & \lambda^{y}_{23.2} \\ 0 & \lambda^{y}_{22.2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{34} \\ \varepsilon_{33} \\ \varepsilon_{35} \\ \varepsilon_{24} \\ \varepsilon_{23} \\ \varepsilon_{22} \end{bmatrix}$$

Equivalentemente con sus respectivos nombres, se tiene:

$$\begin{bmatrix} Facilidad\ para\ relacionarse \\ Comprometido \\ Calmado \\ \text{Re}\,sponsable \\ Competente \\ Perfeccionista \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda^{y}_{34.1} & 0 \\ \lambda^{y}_{33.1} & 0 \\ \lambda^{y}_{35.1} & 0 \\ 0 & \lambda^{y}_{24.2} \\ 0 & \lambda^{y}_{23.2} \\ 0 & \lambda^{y}_{22.2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Empatía \\ Aptitud \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{34} \\ \varepsilon_{33} \\ \varepsilon_{35} \\ \varepsilon_{24} \\ \varepsilon_{23} \\ \varepsilon_{22} \end{bmatrix}$$

Etapa 2: Identificación del modelo

Para identificar el modelo se comparó el número de parámetros del modelo propuesto, con el número de elementos no redundantes de la matriz de covarianza (m).

Los parámetros a estimar son:

$$5(\lambda_x) + 4(\lambda_y) + 2(\gamma) + 7(\delta) + 6(\varepsilon) + 2(\varsigma) + 3(\phi) + 2(\beta) = 31$$

Parámetros fijos: $2(\lambda_x) + 2(\lambda_y) = 4$

El número de parámetros libres es: 35 – 4 = 31 parámetros libres a estimar.

Luego, se tiene: $t \leq \frac{(p+q)(p+q+1)}{2}$

Donde p = 7, número de variables observables exógenas y q = 6, número de variables observadas endógenas. Luego *m* es el número de elementos no redundantes de la matriz de varianza covarianza

m = ½ [(7 + 6) (7 + 6 + 1] $\longrightarrow$ m = 91

Usando la regla de conteo si t < m, el modelo es identificable.

Luego como t = 31 < m = 91

Es decir, dado que t es estrictamente menor que *m*, se puede afirmar que el modelo propuesto 2 se encuentra sobre-identificado, por lo que el modelo cumple la condición necesaria para estar identificado.

4.2.3 Verificación de la normalidad de las variables que contienen los modelos propuestos

Prueba de normalidad univariada, se presentó en el cuadro 8, en el cual se rechaza la hipótesis nula de normalidad univariada (p-valor < 0.01), para cada variable observable.

Prueba de normalidad multivariada, se utilizó la prueba de Royston de la librería MVN del programa R (anexo 06 y 07) para la prueba de normalidad multivariada.

Considerando las 12 variables observables para el modelo propuesto 1 y las 13 variables observables para el modelo propuesto 2, los resultados se muestran en el cuadro 16.

Cuadro 16. **Resultados de la prueba de normalidad multivariada de los modelos propuestos 1 y 2**

Modelo propuesto	Estadístico	P-valor
(1) Características del servicio	516.99	0.000
(2) Habilidades profesionales del docente	613.46	0.000

Se rechaza la hipótesis nula de que la distribución conjunta de las variables de cada modelo propuesto es normal multivariada (p-valor < 0.001)

El incumplimiento de la normalidad multivariante es un precedente para la aplicación de los métodos de estimación no paramétrico llamados métodos de remuestreo.

4.2.4 Evaluación de los modelos propuestos

Modelo propuesto 1

Etapa 3: Estimación de los parámetros: Se estimaron los parámetros utilizando los métodos de remuestreo: Bootstrap y Jackknife.

Estimación Bootstrap. Los resultados se muestran en el cuadro 17 y la sintaxis del programa R se muestra en el anexo 08.

Cuadro 17. **Estimación bootstrap de los parámetros del modelo propuesto 1 con sus respectivos intervalos de confianza al 95%**

Parámetros	Estimación	L. Inferior	L. Superior	Tipo de relación
$\lambda_{x5.\xi1}$	0.92454	0.63267	1.20768	Imagen → conocido
$\lambda_{y17.\eta1}$	0.66386	0.501	0.83036	Estructuración/tangibilidad → decorado
$\lambda_{y10.\eta1}$	1.00157	0.87024	1.12507	Estructuración/tangibilidad → atención rápida
$\lambda_{y11.\eta1}$	0.96318	0.75143	1.15715	Estructuración/tangibilidad → innovadora
$\lambda_{y13.\eta1}$	0.80114	0.61368	0.98562	Estructuración/tangibilidad → bien equipado
$\lambda_{y9.\eta1}$	0.99524	0.79086	1.17868	Estructuración/tangibilidad → organizado
$\lambda_{y15.\eta1}$	0.82222	0.65708	0.97724	Estructuración/tangibilidad → variedad de ofertas.
$\lambda_{y2.\eta2}$	1.08506	0.81551	1.31693	Funcionalidad → adecuado para el estudio
$\lambda_{y3.\eta2}$	1.02178	0.7259	1.30145	Funcionalidad → beneficioso
$\gamma_{\eta1.\xi1}$	0.60726	0.33749	0.84768	Imagen → estructuración/tangibilidad
$\gamma_{\eta2.\xi1}$	0.35987	0.13873	0.55997	Imagen → funcionalidad
$\phi_{\xi1.\xi1}$	1.1133	0.63842	1.59104	Varianza de imagen
$\psi_{\eta1.\eta1}$	1.29654	0.92946	1.71347	Varianza del error de predicción de estructuración / tangibilidad
$\psi_{\eta2.\eta2}$	0.49304	0.26365	0.73259	Varianza del error de predicción de funcionalidad
$\beta_{\eta2.\eta1}$	0.34299	0.22097	0.48319	Estructuración/tangibilidad → funcionalidad
$\theta_{\delta.x4}$	0.22252	-0.03727	0.4992	Varianza del error de medición de prestigioso
$\theta_{\delta.x5}$	0.74296	0.41872	1.09423	Varianza del error de medición de conocido
$\theta_{\varepsilon.y1}$	1.71766	1.28002	2.1794	Varianza del error de medición de accesible
$\theta_{\varepsilon.y2}$	0.6384	0.42894	0.86883	Varianza del error de medición de adecuado para el estudio
$\theta_{\varepsilon.y3}$	0.42856	0.17828	0.69755	Varianza del error de medición de beneficioso
$\theta_{\varepsilon.y9}$	1.77753	1.40517	2.19593	Varianza del error de medición de organizado
$\theta_{\varepsilon.y10}$	1.01458	0.74678	1.30286	Varianza del error de medición de atención rápida
$\theta_{\varepsilon.y11}$	0.96545	0.73776	1.23003	Varianza del error de medición de innovadora
$\theta_{\varepsilon.y13}$	1.6132	1.32086	1.95249	Varianza del error de medición de bien equipado
$\theta_{\varepsilon.y14}$	0.8363	0.59279	1.08261	Varianza del error de medición de gestión rápida
$\theta_{\varepsilon.y15}$	1.36827	1.08886	1.67157	Varianza del error de medición de variedad de ofertas
$\theta_{\varepsilon.y17}$	1.24599	0.91599	1.5651	Varianza del error de medición de decorado

Estimación Jackknife

Cuadro 18. **Estimación Jackknife de los parámetros del modelo propuesto 1 con sus respectivos intervalos de confianza al 95%**

Parámetro	Estimación	L. inferior	L. superior	Tipo de relación
$\lambda_{x5.\xi 1\ Jack}$	0.92455	0.90081	0.94134	Imagen → conocido
$\lambda_{y17.\eta 1\ Jack}$	0.66388	0.6499	0.67705	Estructuración/tangibilidad → decorado
$\lambda_{y10.\eta 1\ Jack}$	1.0016	0.98954	1.0098	Estructuración/tangibilidad → atención rápida
$\lambda_{y11.\eta 1\ Jack}$	0.96322	0.94649	0.9782	Estructuración/tangibilidad → innovadora
$\lambda_{y13.\eta 1\ Jack}$	0.80117	0.78798	0.81727	Estructuración/tangibilidad → bien equipado
$\lambda_{y9.\eta 1\ Jack}$	0.99528	0.97845	1.01125	Estructuración/tangibilidad → organizado
$\lambda_{y15.\eta 1\ Jack}$	0.82224	0.80967	0.8332	Estructuración/tangibilidad → variedad de ofertas.
$\lambda_{y2.\eta 2\ Jack}$	1.0851	1.06326	1.09934	Funcionalidad → adecuado para el estudio
$\lambda_{y3.\eta 2\ Jack}$	1.02182	0.99972	1.03897	Funcionalidad → beneficioso
$\gamma_{\eta 1.\xi 1\ Jack}$	0.60728	0.5892	0.62422	Imagen → estructuración/tangibilidad
$\gamma_{\eta 2.\xi 1\ Jack}$	0.3599	0.33825	0.37769	Imagen → funcionalidad
$\phi_{\xi 1.\xi 1\ Jack}$	1.11336	1.08267	1.1382	Varianza de imagen
$\psi_{\eta 1.\eta 1\ Jack}$	1.29652	1.26714	1.32561	Varianza del error de predicción de estructuración / tangibilidad
$\psi_{\eta 2.\eta 2\ Jack}$	0.49303	0.47337	0.51327	Varianza del error de predicción de funcionalidad
$\beta_{\eta 2.\eta 1\ Jack}$	0.34297	0.32932	0.35594	Estructuración/tangibilidad → funcionalidad
$\theta_{\delta.x4\ Jack}$	0.22246	0.19377	0.23505	Varianza del error de medición de prestigioso
$\theta_{\delta.x5\ Jack}$	0.74291	0.71699	0.7557	Varianza del error de medición de conocido
$\theta_{\varepsilon.y1\ Jack}$	1.71761	1.6648	1.73295	Varianza del error de medición de accesible
$\theta_{\varepsilon.y2\ Jack}$	0.63834	0.61403	0.64944	Varianza del error de medición de adecuado para el estudio
$\theta_{\varepsilon.y3\ Jack}$	0.42855	0.41375	0.43968	Varianza del error de medición de beneficioso
$\theta_{\varepsilon.y9\ Jack}$	1.77747	1.74223	1.78912	Varianza del error de medición de organizado
$\theta_{\varepsilon.y10\ Jack}$	1.01461	0.9905	1.02475	Varianza del error de medición de atención rápida
$\theta_{\varepsilon.y11\ Jack}$	0.9654	0.93813	0.97445	Varianza del error de medición de innovadora
$\theta_{\varepsilon.y13\ Jack}$	1.61313	1.57886	1.62428	Varianza del error de medición de bien equipado
$\theta_{\varepsilon.y14\ Jack}$	0.8363	0.81007	0.8452	Varianza del error de medición de gestión rápida
$\theta_{\varepsilon.y15\ Jack}$	1.36822	1.33655	1.37676	Varianza del error de medición de variedad de ofertas
$\theta_{\varepsilon.y17\ Jack}$	1.24594	1.21216	1.25387	Varianza del error de medición de decorado

Etapa 4: Evaluación del modelo

Una vez identificado y estimado el modelo, se evalúa para determinar si el modelo propuesto se ajusta a los datos, mediante un ajuste global del modelo.

El cuadro 19 muestra que el modelo se ajusta a los datos ya que el valor del GFI es superior a 0.90.

Cuadro 19. **Índices de ajuste del modelo propuesto 1**

Modelo	***Índice***	***Bootstrap***	***Jackknife***
Modelo propuesto 1	GFI	0.904	0.903
	AGFI	0.853	0.852

Realizando una comparación entre los índices de ambos métodos de remuestreo se observa que tienen valores similares.

Modelo propuesto 2

Etapa 3: Estimación del modelo: Se utilizaron los métodos de estimación no paramétricas: Bootstrap y Jackknife.

Con B = 1000 remuestreos se procedió al cálculo de las estimaciones de los parámetros del modelo, con el uso de R 3.2.0 (La sintaxis del programa se muestra en el anexo 08). En la primera vez de la estimación, el valor de $\beta_{\eta 1.\eta 2}$ resultó ser cero, por lo que se procedió a realizar una segunda estimación sin considerar $\beta_{\eta 1.\eta 2}$ también con B = 1000 remuestreos, los resultados se muestran en el cuadro 20.

Cuadro 20. **Estimación bootstrap de los parámetros del modelo propuesto 2**

Parámetro	Estimación	L. inferior	L. superior	Tipo de relación
$\lambda_{x30.\xi1}$	1.1789	0.8913	1.5799	Sapiencia → honrado
$\lambda_{x31.\xi1}$	1.1586	0.9316	1.5165	Sapiencia → informado
$\lambda_{x19.\xi2}$	0.9433	0.7096	1.1787	Seguridad → flexible
$\lambda_{x31.\xi1}$	0.8602	0.5864	1.1631	Seguridad → precavido
$\lambda_{x21.\xi2}$	0.7237	0.5141	0.9902	Seguridad → bondadoso
$\lambda_{y33.\eta1}$	1.4521	1.1286	2.1557	Empatía → comprometido
$\lambda_{y35.\eta1}$	0.9175	0.6310	1.4271	Empatía → calmado
$\lambda_{y23.\eta2}$	1.2172	1.0303	1.4546	Aptitud → competente
$\lambda_{y22.\eta2}$	0.9510	0.7361	1.1572	Aptitud → perfeccionista
$\gamma_{\eta1\xi1}$	0.4629	0.1891	0.7914	Sapiencia → empatía
$\gamma_{\eta1.\xi2}$	0.3428	0.0975	0.6296	Seguridad → empatía
$\beta_{\eta2.\eta1}$	1.1442	0.8026	1.8409	Empatía → aptitud
$\phi_{\xi1.\xi1}$	0.7590	0.4527	1.0942	Varianza de sapiencia
$\phi_{\xi2.\xi2}$	0.8261	0.5392	1.1959	Varianza de seguridad
$\psi_{\eta1.\eta1}$	0.1301	-0.3255	0.3190	Varianza del error de predicción de empatía.
$\psi_{\eta2.\eta2}$	0.3533	0.1383	0.5870	Varianza del error de predicción de aptitud
$\phi_{\xi1.\xi2}$	0.5024	0.2797	0.8182	Seguridad ↔ sapiencia
$\theta_{\delta.x31}$	0.4511	0.2355	0.6164	Varianza del error de medición de informado
$\theta_{\delta.x30}$	1.0325	0.7233	1.334	Varianza del error de medición de beneficioso
$\theta_{\delta.x29}$	0.6537	0.4366	0.8584	Varianza del error de medición de habilidoso
$\theta_{\delta.x21}$	0.9281	0.7104	1.1277	Varianza del error de medición de bondadoso
$\theta_{\delta.x20}$	0.8276	0.5465	1.1188	Varianza del error de medición de precavido
$\theta_{\delta.x19}$	0.739	0.4854	1.0458	Varianza del error de medición de flexible
$\theta_{\delta.x18}$	0.4629	0.2283	0.6451	Varianza del error de medición de confiable
$\theta_{\varepsilon.y34}$	1.0279	0.7244	1.3339	Varianza del error de medición de facilidad para relacionarse
$\theta_{\varepsilon.y33}$	0.8765	0.5823	1.1797	Varianza del error de medición de comprometido
$\theta_{\varepsilon.y35}$	0.7441	0.5119	0.9533	Varianza del error de medición de calmado
$\theta_{\varepsilon.y24}$	0.5556	0.3473	0.7457	Varianza del error de medición de responsable
$\theta_{\varepsilon.y23}$	0.4941	0.2815	0.6739	Varianza del error de medición de competente
$\theta_{\varepsilon.y22}$	0.9091	0.6406	1.1776	Varianza del error de medición de perfeccionista

Cuadro 21. **Estimación Jackknife de los parámetros del modelo propuesto 2**

Parámetro	Estimación	L. inferior	L. superior	Tipo de relación
$\lambda_{x30.\xi 1 Jack}$	1.1790	1.1563	1.2020	Sapiencia → honrado
$\lambda_{x31.\xi 1\ Jack}$	1.1587	1.1324	1.1753	Sapiencia → informado
$\lambda_{x19.\xi 2\ Jack}$	0.9433	0.9248	0.9639	Seguridad → flexible
$\lambda_{x31.\xi 1\ Jack}$	0.8602	0.8442	0.8808	Seguridad → precavido
$\lambda_{x21.\xi 2\ Jack}$	0.7237	0.7067	0.7392	Seguridad → bondadoso
$\lambda_{y33.\eta 1\ Jack}$	1.4522	1.4243	1.4872	Empatía → comprometido
$\lambda_{y35.\eta 1\ Jack}$	0.9176	0.897	0.9324	Empatía → calmado
$\lambda_{y23.\eta 2\ Jack}$	1.2172	1.2017	1.2289	Aptitud → competente
$\lambda_{y22.\eta 2\ Jack}$	0.9510	0.9367	0.9654	Aptitud → perfeccionista
$\gamma_{\eta 1 \xi 1\ Jack}$	0.4629	0.4489	0.4801	Sapiencia → empatía
$\gamma_{\eta 1.\xi 2\ Jack}$	0.3428	0.3288	0.3596	Seguridad → empatía
$\beta_{\eta 2.\eta 1\ Jack}$	1.1444	1.117	1.1818	Empatía → aptitud
$\phi_{\xi 1.\xi 1\ Jack}$	0.759	0.7337	0.7776	Varianza de sapiencia
$\phi_{\xi 2.\xi 2\ Jack}$	0.8262	0.7982	0.8464	Varianza de seguridad
$\psi_{\eta 1.\eta 1\ Jack}$	0.1300	0.1184	0.1378	Varianza del error de predicción de empatía.
$\psi_{\eta 2.\eta 2\ Jack}$	0.3532	0.3343	0.3625	Varianza del error de predicción de aptitud
$\phi_{\xi 1.\xi 2\ Jack}$	0.5024	0.4882	0.5125	Seguridad ↔ sapiencia
$\theta_{\delta.x31\ Jack}$	0.4511	0.4383	0.4586	Varianza del error de medición de informado
$\theta_{\delta.x30\ Jack}$	1.0325	0.9986	1.0419	Varianza del error de medición de beneficioso
$\theta_{\delta.x29\ Jack}$	0.6537	0.637	0.6602	Varianza del error de medición de habilidoso
$\theta_{\delta.x21\ Jack}$	0.9281	0.9084	0.9347	Varianza del error de medición de bondadoso
$\theta_{\delta.x20\ Jack}$	0.8276	0.7937	0.8346	Varianza del error de medición de precavido
$\theta_{\delta.x19\ Jack}$	0.7389	0.7132	0.7460	Varianza del error de medición de flexible
$\theta_{\delta.x18\ Jack}$	0.4628	0.4455	0.4712	Varianza del error de medición de confiable
$\theta_{\varepsilon.y34\ Jack}$	1.0278	0.9957	1.0365	Varianza del error de medición de facilidad para relacionarse
$\theta_{\varepsilon.y33\ Jack}$	0.8765	0.8487	0.8890	Varianza del error de medición de comprometido
$\theta_{\varepsilon.y35\ Jack}$	0.7441	0.7254	0.7499	Varianza del error de medición de calmado
$\theta_{\varepsilon.y24\ Jack}$	0.5556	0.5379	0.5625	Varianza del error de medición de responsable
$\theta_{\varepsilon.y23\ Jack}$	0.4941	0.4742	0.5027	Varianza del error de medición de competente
$\theta_{\varepsilon.y22\ Jack}$	0.9091	0.8912	0.9160	Varianza del error de medición de perfeccionista

Etapa 4: Evaluación del modelo

En esta etapa se evalúa el modelo propuesto para determinar si se ajusta a los datos mediante un ajuste global del modelo.

Como se observa en el cuadro 22 ambos índices de bondad de ajuste son satisfactorios y el modelo se ajusta a los datos.

Cuadro 22. **Índices de bondad de ajuste del modelo propuesto 2**

Modelo	***Índice***	***Bootstrap***	***Jackknife***
Modelo propuesto 2	GFI	0.922	0.920
	AGFI	0.884	0.881

Realizando una comparación entre los índices de ambos métodos de remuestreo se observa que tienen valores similares.

4.3 Análisis, interpretación y discusión de resultados

Realizando un resumen general de lo descrito presentamos los cuadros 23 y 24 en base a la estimación Bootstrap.

Cuadro 23. **Comparación de índices de bondad de ajuste de las escalas entre los modelos de Salvador y los modelos propuestos en la presente investigación**

MODELO	**Índice**	**Modelo 1**	**Modelo 2**
Modelo propuesto por Salvador	GFI	0.780	0.795
	AGFI	0.710	0.742
Modelo propuesto	GFI	0.904	0.922
	AGFI	0.853	0.884

Los resultados arrojan claramente un ajuste adecuado del modelo propuesto en la presente investigación hacia los datos. Es decir el GFI para el modelo 1 (Índice de ajuste general) de 0.780 del modelo teórico, se incrementó a 0.904 en el modelo propuesto como estructuras de covarianza. De igual manera, en el modelo 2, el GFI de 0.795 se incrementó a 0.922. El modelo propuesto 1 y 2 se resume en el cuadro 24.

Finalmente, se ha llegado a un modelo de estructuras de covarianza adecuado, con el que las medidas de bondad de ajuste son más favorables, en comparación a los modelos de Salvador (2005).

Para el modelo propuesto 1, la *imagen* de la FCA influye de manera directa y positiva en su *estructuración/tangibilidad* ($\gamma_{11} = 0.61$), también influye de manera directa y positiva en su *funcionalidad*, aunque con un valor menor al anterior ($\gamma_{21} = 0.36$) y la *estructuración/tangibilidad* influye en su *funcionalidad* ($\beta_{21} = 0.34$)

Asimismo para el modelo propuesto 2, la *sapiencia* del docente de la FCA influye en su *empatía* ($\gamma_{11} = 0.46$), en menor medida la *seguridad* del docente influye en la *empatía* ($\gamma_{12} = 0.34$), por otro lado, existe una relación directa y positiva entre la sapiencia y la seguridad ($\phi_{21} = 0.50$), además la *empatía* del docente de la FCA influye con su *aptitud* ($\beta_{21} = 1.14$)

Estos resultados son circunstancias que deben hacer reflexionar a los directivos de la Facultad de Ciencias Administrativas y de otros contextos similares.

Cuadro 24. **Modelo propuesto final para la calidad de servicios**

CALIDAD DE SERVICIO		
Dimensiones	**Variables latentes de primer orden**	**Variables observables**
Características del servicio (1)	**Tangibilidad/ estructuración**	Gestión rápida
		Decorado
		Atención rápida
		Innovadora
		Bien equipado
		Organizado
		Variedad de ofertas
	Imagen	Conocido
		Prestigioso
	Funcionalidad	Accesible
		Adecuado para el estudio
		Beneficioso
Habilidades del docente (2)	**Aptitud**	Responsable
		Competente
		Perfeccionista
	Empatía	Facilidad para relacionarse
		Comprometido
		Calmado
	Sapiencia	Informado
		Honrado
		Habilidoso
	Seguridad	Bondadoso
		Precavido
		Flexible
		Confiable

Las siguientes figuras presentan ambos modelos propuestos con sus respectivas estimaciones de los parámetros que relacionan las variables latentes:

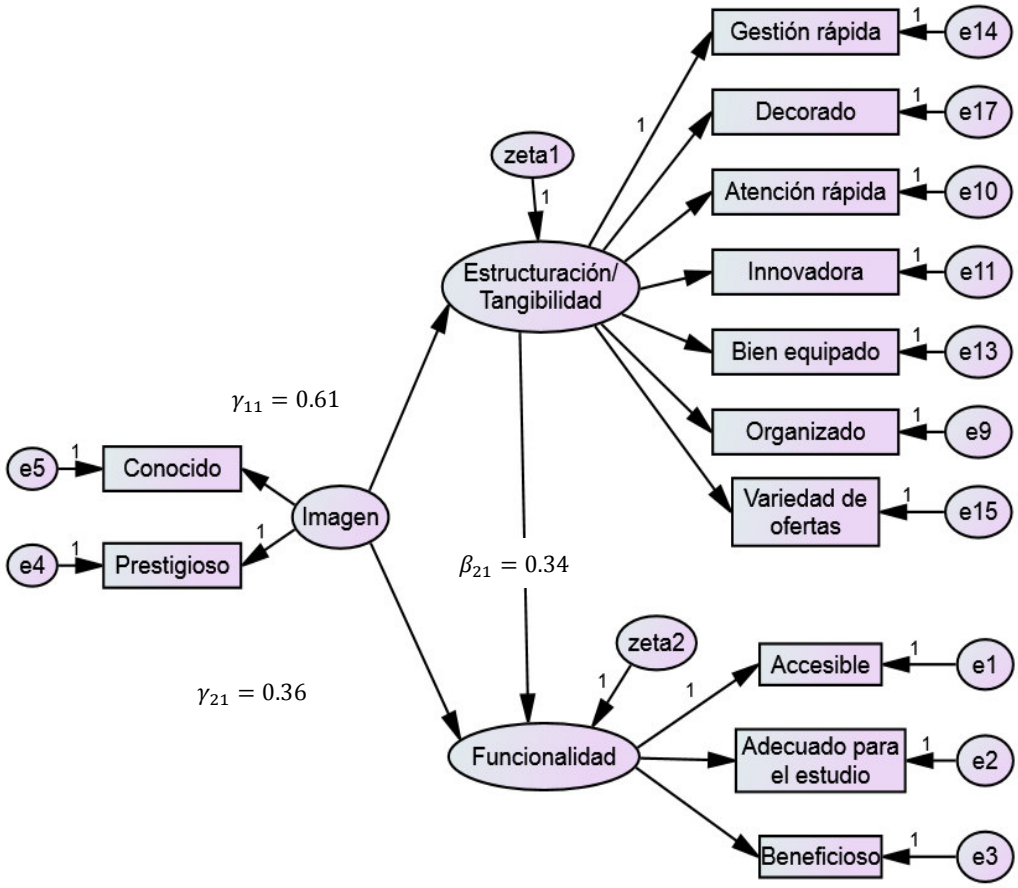


Figura 9. Modelo propuesto 1 para las *Características del servicio*

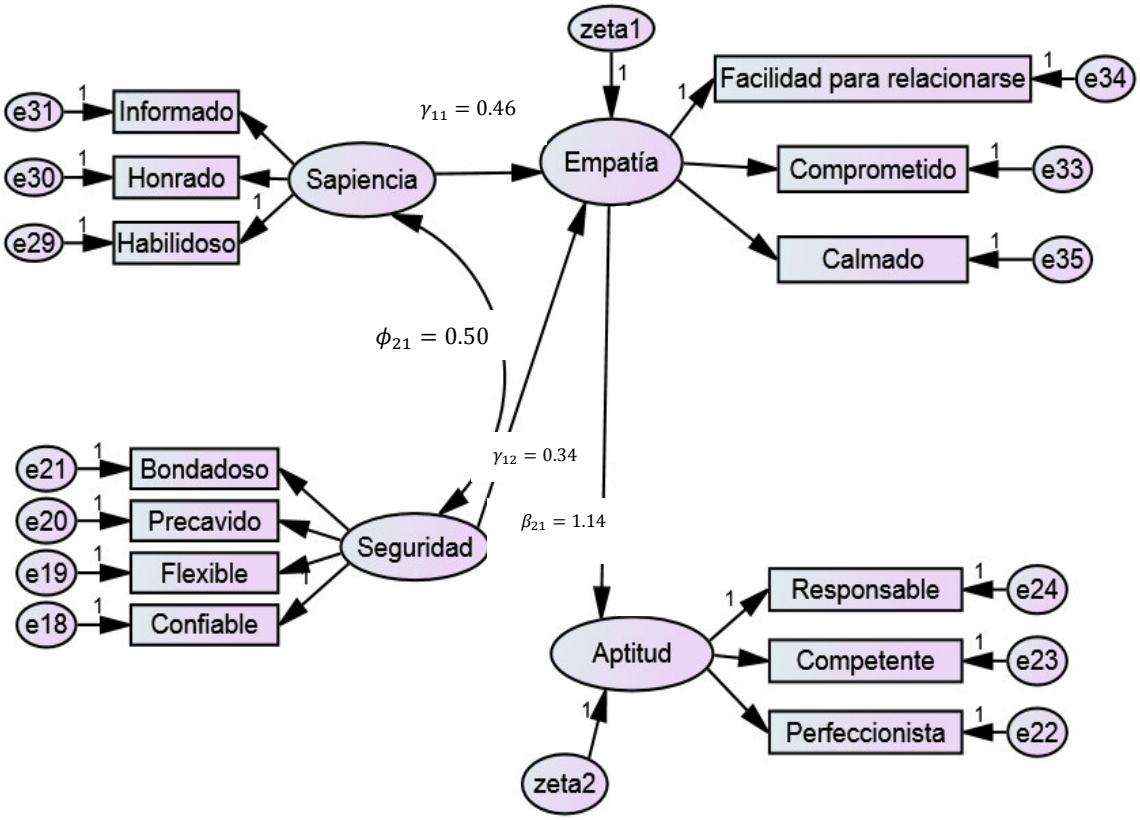


Figura 10. Modelo propuesto 2 para las *Habilidades profesionales del docente*

CONCLUSIONES

El uso del Bootstrap y el Jackknife permite obtener las estimaciones de los parámetros del modelo de ecuaciones estructurales $\Omega=(\beta,\Gamma,\Phi,\Psi,\Lambda_x,\Lambda_y,\Theta_\delta,\Theta_\varepsilon)$ para la calidad de los servicios en la FCA de la UNMSM cuando no satisface el supuesto de normalidad multivariada.

El Bootstrap y el Jackknife como métodos de remuestreo, permitieron estimar el vector de parámetros $\Omega=(\beta,\Gamma,\Phi,\Psi,\Lambda_x,\Lambda_y,\Theta_\delta,\Theta_\varepsilon)$ del modelo de estructura de covarianza de las características de los servicios en la FCA de la UNMSM.

El Bootstrap y el Jackknife como métodos de remuestreo, permitieron estimar el vector de parámetros $\Omega=(\beta,\Gamma,\Phi,\Psi,\Lambda_x,\Lambda_y,\Theta_\delta,\Theta_\varepsilon)$ del modelo de estructura de covarianza de las habilidades profesionales del catedrático de la FCA en la UNMSM.

En definitiva, los modelos alternativos, características del servicio (modelo propuesto 1) y habilidades profesionales del docente (modelo propuesto 2) llegaron a concretarse a través de la estrategia de modelos rivales y presentaron índices de ajuste aceptables (GFI = 0.904, GFI = 0.922), podrían ser utilizados como mecanismo a través del cual permiten mejorar la calidad en el aspecto administrativo y académico de la FCA de la UNMSM. Además, sirve como referencia para todas las facultades, en el sentido que permite señalar tanto los servicios como los elementos internos de cada uno de ellos que tienen mayor incidencia en la satisfacción e insatisfacción estudiantil. Este mayor conocimiento sobre el efecto de la imagen sobre la estructuración/tangibilidad y la funcionalidad es de vital importancia y además la sapiencia del docente influye positivamente en reflejar empatía y por ende influye en ser un catedrático con aptitud en su campo de especialización.

RECOMENDACIONES

Cuando los profesionales estadísticos e investigadores en general, utilizan los modelos de estructuras de covarianza en sus estudios deben utilizar los métodos de estimación no paramétrica, como por ejemplo el Bootstrap y el Jackknife, cuando la distribución de las variables incumple el supuesto de normalidad multivariada.

La investigación futura podría abarcar un aspecto concreto, utilizar el instrumento de diferencial semántico para la medición de la calidad en contextos similares de la presente investigación analizando y validando las características psicométricas de la escala. Para ello sería conveniente estudiar un mayor número de servicios e incluso, en distintas universidades. Es más, sería recomendable realizar trabajos de corte longitudinal que demuestren la dirección de las influencias de las características personales y del servicio en la percepción de la calidad del cliente. A un nivel más genérico, las investigaciones deberían hacer hincapié en el comportamiento del usuario y en la relación entre la percepción y expectativas. Si se siguen estas directrices, las instituciones conseguirán información útil para diseñar planes de mejora que optimicen los niveles de calidad que hoy en día tanto exigen los clientes.

Además investigaciones futuras deben tener en cuenta de 4 a 6 ítems o variables observables que se refieran directamente a la calidad de servicio, ya que en la presente investigación los ítems que se han dado fueron para medir las dos dimensiones de la calidad de servicios, más no para calidad de servicio en forma directa, como se observa en las figuras 9 y 10.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abad, F. et al. (2006). *Introducción a la Psicometría. TCT y TRI.* España: Universidad Autónoma de Madrid. Facultad de Psicología.

Ahasanul, H., Abdullah, A., Farzana, Y., Aftab, A. & Nuruzzaman (2012). The Impact of Customer Perceived Service Quality on Customer Satisfaction for Private Health Centre in Malaysia: A Structural Equation Modeling Approach. *Information Management and Business Review*. Vol. 4, No. 5, 257-267. Recuperado de http://irep.iium.edu.my/26464/1/Published_Copy_(IMBR).pdf

Alonso, A. (2002). Un ejemplo de bootstrap suavizado. *Lecturas Matemáticas*. Vol. 23, 11-24.

Bagozzi, J. (1980). Perfomance and satisfaction in an industrial sales forcé: An examination of their antecedents and simultaneity. *Journal of marketing*. Vol. 44, Nº 65 – 77. Chicago. USA.

Batista, J., Coenders, G., y Alonso, J. (2004). Análisis factorial confirmatorio. Su utilidad en la validación de cuestionarios relacionados con la salud. *ESADE. Dirección de Investigación*. Universitat Ramon Llull. Barcelona. España.

Bollen, K. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. New York, USA: A Wiley – Interscience Publication.

Buitrago, G. (2007). *Satisfacción de los clientes con los servicios hospitalarios en el área de Mayaguez, Puerto Rico.* (Tesis de maestría). Universidad de Mayaguez, Puerto Rico.

Calixto, M., Okino, N., Hayashida, M., Costa, I., Trevisan, M. y Godoy, S. (2011). Escala SERVQUAL: Validación en población mexicana. Redalyc, Santa Catarina, Brasil.

Castillo, M. (2005). Escala Multidimensional SERVQUAL. *Facultad de Ciencias Empresariales*, Universidad del Bio Bio, Chile.

Cevallos, A. (2011). Metodologías de medición de la calidad de los servicios aplicadas a una biblioteca universitaria. *Sistema de información científica. REDALYC*. Instituto de investigación, facultad de ingeniería industrial. Lima, Perú.

Chumpitaz, S. (2010). *Estimación bootstrap en el modelo de ecuaciones estructurales*. Tesis para obtener el título profesional de licenciado en Estadística Facultad de Ciencias Matemáticas, UNMSM. Lima, Perú.

Cuadras, C. (2011). *Nuevos métodos de análisis multivariante***.** Barcelona, España: CMC Ediciones Manacor 30.

Cudeck, R. & Tinsley, H. (2000). *Applied Multivariate Statistics and Mathematical Modeling***.** California 92101-4495, USA: ACADEMIC PRESS.

Cupani, M. (2012). Análisis de Ecuaciones Estructurales: conceptos, etapas de desarrollo y un ejemplo de aplicación**.** *Facultad de Psicología*, Universidad Nacional de Córdoba, 5000 Córdoba, Argentina.

Efron, B. (1993). *The Jackknife, The Bootstrap and other resampling plans*. California, USA: División of biostatistics, Stanford University.

Gil, J. (2005). Aplicación del método bootstrap al contraste de hipótesis en la investigación educativa. *Revista de educación.* Universidad de Sevilla. Recuperado de http://www.revistaeducacion.mec.es/re336/re336_14.pdf

Hair, J; Anderson, R.; Tatham, R. & Black W. (2010). *Análisis Multivariante*. Madrid, España: Prentice Hall International, Inc.

Harrington, D. (2009). *Confirmatory Factor Analisis*. New York, USA: Oxford University Press, Inc.

Hernández, R., Fernández, C. y Baptista, P. (2010). *Metodología de la investigación.* Quinta Edición. México: Editorial Mc. Graw Hill.

Johnson, R. & Wichern, D. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis***.** Englewood. USA: Pearson, Education, Inc. Prentice Hall International, Inc.

Kline, R. (2011). *Principles and Practice of Structural Equation Modeling***.** Third Edition**.** New York, USA: The Guilford Press Publications, Inc.

Korkmaz, S. (2013). Royston's H Test: Multivariate Normality Test. *GPL (>= 2). Repository CRAN*. 1-5. Recuperado de http://www2.uaem.mx/r-mirror/web/packages/royston/royston.pdf

Korkmaz, S., Goksuluk, D. & Zararsiz, G. (2014). MVN: An R Package for Assessing Multivariate Normality. *The R Journal, 6*(2), 151-162.

Lozano, L., García, E., Martín, M., y Lozano, L. (2012). Desarrollo y validación del Inventario de Perfeccionismo Infantil (I.P.I.). *Psicothema*, 24(1) pp 149-155.

Martínez, W. & Martínez, A. (2002)**.** *Computational Statistics Handbook with MATLAB***.** Boca Raton, Florida, U.S.A: Chapman & Hall/CRC.

Maya, L. y Pliego, F. (2010)**.** *Fundamentos de probabilidad***.** Madrid, España: CLM, S. L. Polígono Codeín.

Maya, L., Pardo, A. y San Martín, R. (2010). Modelo de ecuaciones estructurales. *Sistema de información científica. REDALYC*. Universidad Autónoma de Madrid. España.

Mejías, A. (2005)**.** Modelo para medir la calidad del servicio en los estudios universitarios de postgrado**.** *Consejo de desarrollo Científico y Humanístico de la Universidad de Carabobo*. 10(34), 81-85. Recuperado de http://www.scielo.org.ve/pdf/uct/v9n34/art04.pdf

Miranda, M. (2003)**.** *El método de remuestreo y su aplicación en la investigación biomédica.* Escuela Nacional de Salud Pública, Ciudad de la Habana.

Ory, D. & Mokhtarian, P. (2009). The impact of non-normality, sample size and estimation technique on goodness-of-fit measures in structural equation modeling: evidence from ten empirical models of travel behavior. *Federal Transit Administration*, 1(44), 427-445. doi: 10.1007/s11135-008-9215-6

Parasuraman, A., Berry, L. & Zeithaml, A. (1985). *A conceptual model of service quality and its implications for future research*. En: J. Marketing, v. 49, p.41-50.

Pere, F. y Anguano, C. (2010). El análisis factorial como técnica de investigación en psicología. *Consejo General de Colegios Oficiales de Psicólogos. Redalyc*. España.

Pérez, C. (2005). *Muestreo estadístico.* Madrid, España: Pearson Prentice Hall.

Rizzo, M. (2008). *Statistical Computing with R*. USA: Champman & Hall/CRC. Broken Sound Parkway NW.

Salvador, C. (2005). La percepción del cliente de los elementos determinantes de la calidad del servicio universitario: Características del servicio y habilidades profesionales. *Sistema de información científica. REDALYC*. Consejo General de Colegios Oficiales de Psicólogos, Madrid. España.

Skrondal, A. & Rabe, S. (2004). *Generalized Latent Variable Modeling*, *Multilevel*, *Longitudinal, and Structural Equation Models.* Florida, USA: Cha'mpan & Hall/CRC Press Company.

Solanas, A. & Sierra, V. (1992). *Bootstrap: fundamentos e introducción a sus aplicaciones.* Facultad de Psicología, Universidad de Barcelona. España.

Timm, N. T. (2002). *Applied Multivariate Analysis*. Recuperado de: http://site.ebrary.com/lib/upc/detail.action?docID=10047708&p00=%22structural+equations+model%22%2C+SEM

Uriel, E. y Aldás, J. (2005) *Análisis Multivariante Aplicado*. Madrid, España: Thompson Editores Spain.

Wang, J. & Lestary, D. (2013). Firm competencies on market entry success: Evidence from a high-tech industry in an emerging market. *Journal of Business Research*. Recuperado de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148296313002245

ANEXOS

ANEXO 01: Instrumento utilizado

ESCALA DE DIFERENCIAL SEMÁNTICO PARA MEDIR LA CALIDAD DE SERVICIO

Propuesto por Salvador (2005). También llamado escala de adjetivos bipolares, es la herramienta metodológica que tiene una serie de adjetivos extremos que califican al objeto de **actitud;** en este caso recoge las percepciones de los estudiantes ante la calidad del servicio en la Facultad de Ciencias Administrativas (FCA)

DATOS:

EDAD: ……...años……....meses SEXO: M ☐ F ☐

DISTRITO DE RESIDENCIA ACTUAL: ……..……..

CENTRO DONDE CURSASTE EDUCACIÓN SECUNDARIA:

ESTATAL ☐ PARTICULAR ☐ PARAESTATAL ☐

UNMSM, EAP: …… AÑOS DE ESTUDIOS EN LA FCA……..……

PROFESIÓN DEL PADRE: ……..……...

INDICACIONES:

Teniendo en cuenta tu permanencia como estudiante en la FCA, desde el año que ingresaste, coloca un aspa en la columna que usted considera del 7 al 1, de acuerdo a tu percepción y reacción a las siguientes características que califican a la facultad. **Por ejemplo**:

Si marcas:

		Demasiado	*Regular*	*Poco*	*Neutral*	*Poco*	*Regular*	*Demasiado*	
Nº	***CARACTERÍSTICA***	**7**	**6**	**5**	**4**	**3**	**2**	**1**	***CARACTERÍSTICA***
C1	Accesible	X							Inaccesible

Marcar en ese lugar (corresponde a la columna 7), significa que calificas a la FCA como *Demasiado* accesible, es decir, *Demasiado* fácil realizar cualquier trámite. En cambio si marcas:

Nº	***CARACTERÍSTICA***	**7**	**6**	**5**	**4**	**3**	**2**	**1**	***CARACTERÍSTICA***
C1	Accesible						X		Inaccesible

Marcar en ese lugar (corresponde a la columna 2), significa que calificas a la FCA como *Regular* inaccesible, es decir, a veces le ponen trabas en cualquier trámite.

*I. Ítems en relación a las **características del servicio** de la Facultad de Ciencias Administrativas de la UNMSM:*

En promedio, consideras que la Facultad de Ciencias Administrativas es:

		Demasiado	*Regular*	*Poco*	*Neutral*	*Poco*	*Regular*	*Demasiado*	
N°	***CARACTERÍSTICA***	***7***	***6***	***5***	***4***	***3***	***2***	***1***	***CARACTERÍSTICA***
C1	Accesible								Inaccesible
C2	Adecuado para el estudio								Inadecuado para el estudio
C3	Beneficioso								No beneficioso
C4	Prestigioso								No prestigioso
C5	Conocido								Desconocido
C6	Eficaz								Ineficaz
C7	Participa en actividades académicas científicas								No participa en actividades académicas científicas
C8	Limpio								Sucio
C9	Organizado								Desorganizado
C10	Atención rápida								Atención lenta
C11	Innovadora								No innovadora
C12	Grande								Pequeño
C13	Bien equipado								Mal equipado
C14	Gestión rápida								Gestión lenta
C15	Brinda ofertas académicas								No brinda ofertas académicas
C16	Económico								Costoso
C17	Decorado								No decorado

II. Ítems en relación a las habilidades profesionales del personal docente de la FCA

Según tu percepción (en promedio), el personal docente de la Facultad de Ciencias Administrativas es:

		Demasiado	*Regular*	*Poco*	*Neutral*	*Poco*	*Regular*	*Demasiado*	
N°	***CARACTERÍSTICA***	***7***	***6***	***5***	***4***	***3***	***2***	***1***	***CARACTERÍSTICA***
C18	Confiable								Dudoso
C19	Flexible								Intolerante
C20	Precavido								Descuidado
C21	Bondadoso								No bondadoso
C22	Perfeccionista								No perfeccionista
C23	Competente								Incompetente
C24	Responsable								Irresponsable
C25	Cortés								Descortés
C26	Atento a las demandas								Indiferentes a las demandas
C27	Culto								Inculto
C28	Es didáctico								No es didáctico
C29	Habilidoso								Incapaz
C30	Honrado								Deshonrado
C31	Informado								Desinformado
C32	Utilizan un lenguaje comprensible								No utilizan un lenguaje comprensible
C33	Comprometido								No comprometido
C34	Facilidad para relacionarse, docente - alumno								Les hace difícil relacionarse, docente - alumno
C35	Calmado								Alterado
C36	Cumplido								Incumplido

Muchas gracias. Esta encuesta será para la mejor atención de la facultad.

CHLA/EKE

ANEXO 02: Confiabilidad del instrumento diferencial semántico

La evaluación de la confiabilidad del modelo propuesto por Salvador (2005), se realizó mediante la aplicación de una prueba piloto para evitar incluir algún ítem que no aporta a la medición de un mismo constructo.

Confiabilidad del modelo 1, los resultados provenientes de la escala de diferencial semántico, del modelo 1 se observan en el cuadro siguiente.

Análisis de la consistencia interna de las Características del servicio

Dimensiones	Alfa de Cronbach	N de elementos
Características del servicio	0.927	17
Eficiencia	0.799	7
Tangibilidad	0.805	4
Estructuración	0.835	6

Como se observa, los resultados reflejan que tan paralelo son los ítems en una misma dimensión, estudios como por ejemplo de Nunnally, citado por Wang, K. J., & Lestari, Y. D. (2013), manifiesta que los valores superiores a 0.70 son aceptables para capturar las dimensiones. Por tanto el instrumento que mide las percepciones de los estudiantes sobre las características de los servicios posee consistencia interna.

Confiabilidad del modelo 2, también se analizó la consistencia interna del modelo 2. Tenemos los resultados en el cuadro siguiente.

Análisis de la consistencia interna de las Habilidades profesionales del docente

Dimensiones	Alfa de Cronbach	N° de elementos
Habilidades profesionales	0.944	19
Competencias del docente	0.926	15
Trato	0.854	4

Como se puede apreciar, las dimensiones correspondientes a las **habilidades profesionales del docente** muestran una consistencia interna aceptable.

ESCALA DE DIFERENCIAL SEMÁNTICO PARA MEDIR LA CALIDAD DE SERVICIO – VALIDACIÓN DE JUECES

CARTA DE PRESENTACIÓN

Dr./Mg. Enver Gerald Tarazona Vargas

Presente

Asunto: VALIDACIÓN DE INSTRUMENTOS A TRAVÉS DE JUICIO DE EXPERTO.

Estimado señor Juez le agradezco su colaboración en este trabajo de tesis cuyo título es: *"Métodos de remuestreo en los modelos de estructuras de covarianza, aplicado a la calidad de servicios en la FCA de la UNMSM"* para desarrollar la investigación con la cual optaré el grado de Magister en Estadística Matemática. La escala de diferencial semántico mide la percepción del estudiante universitario hacia **LA CALIDAD DE SERVICIO EN LA FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS**. Por ello, le pedimos su colaboración para evaluar la pertinencia y la redacción del ítem (Cada ítem tiene dos adjetivos bipolares)

Calidad de servicio se define como el grado en el que el servicio satisface las necesidades o requerimientos del consumidor, y en lo posible excederlos, lo que implica hacer las cosas bien y a la primera, con actitud positiva y espíritu de servicio.

Escala de Diferencial Semántico, es un instrumento de evaluación psicológica creado por Charles Osgod, George Suci y Percy Tannnenbaum en 1957. Se plantea cuando un signo (palabra) puede provocar la respuesta que está asociada al objeto que representa, es decir, se reacciona ante el objeto simbolizado. Para la presente investigación, se trata del instrumento para valorar la percepción que tiene el estudiante de los elementos fundamentales de la calidad del servicio. Con la aplicación de este instrumento se pretende modelar y medir dos variables latentes; (1) características del servicio, compuesto por 17 adjetivos y (2) habilidades profesionales compuesto por 19 adjetivos, haciendo un total en 36 ítems o adjetivos.

Instrucciones:

Pertinencia: Considere una escala de 1 a 5 para valorar la pertinencia del ítem, donde el valor 1 significa que el ítem no debe estar en el cuestionario y el valor 5 significa que el ítem debe estar en este cuestionario.

Redacción: Considere una escala de 1 a 5 para valorar la redacción del ítem, donde el valor 1 significa que el ítem está inadecuadamente redactado y el valor 5 significa que el ítem está adecuadamente redactado.

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENDO DEL INSTRUMENTO QUE MIDE LAS PERCEPCIONES DE LA CALIDAD DE SERVICIOS

*Ítems en relación a las **características del servicio** de la Facultad de Ciencias Administrativas de la UNMSM*					
N°	**Adjetivos bipolares**		**Pertinencia**	**Redacción**	**Sugerencias**
C1	Accesible	Inaccesible	5	5	
C2	Adecuado para el estudio	Inadecuado para el estudio	5	5	
C3	Beneficioso	No beneficioso	5	5	
C4	Prestigioso	No prestigioso	5	5	
C5	Conocido	Desconocido	5	5	
C6	Eficaz	Ineficaz	5	5	
C7	Participa en actividades académicas científicas	No participa en actividades académicas científicas	5	5	
C8	Limpio	Sucio	5	5	
C9	Organizado	Desorganizado	5	5	
C10	Atención rápida	Atención lenta	5	5	
C11	Innovadora	No innovadora	5	5	
C12	Grande	Pequeño	5	5	
C13	Bien equipado	Mal equipado	5	5	
C14	Gestión rápida	Gestión lenta	5	5	
C15	Brinda ofertas académicas	No brinda ofertas académicas	5	5	
C16	Económico	Costoso	5	5	
C17	Decorado	No decorado	5	5	
*Ítems en relación a las **habilidades profesionales del personal docente** de la Facultad de Ciencias Administrativas de la UNMSM*					
N°	**Adjetivos bipolares**		**Pertinencia**	**Redacción**	**Sugerencias**
C18	Confiable	Dudoso	5	5	
C19	Flexible	Intolerante	5	5	
C20	Precavido	Descuidado	5	5	
C21	Bondadoso	No bondadoso	5	5	

C22	Perfeccionista	No perfeccionista	5	5	
C23	Competente	Incompetente	5	5	
C24	Responsable	Irresponsable	5	5	
C25	Cortés	Descortés	5	5	
C26	Atento a las demandas	Indiferentes a las demandas	5	5	
C27	Culto	Inculto	5	5	
C28	Es didáctico	No es didáctico	5	5	
C29	Habilidoso	Incapaz	5	5	
C30	Honrado	Deshonrado	5	5	
C31	Informado	Desinformado	5	5	
C32	Utilizan un lenguaje comprensible	No utilizan un lenguaje comprensible	5	5	
C33	Comprometido	No comprometido	5	5	
C34	Facilidad para relacionarse, docente - alumno	Les hace difícil relacionarse, docente - alumno	5	5	
C35	Calmado	Alterado	5	5	
C36	Cumplido	Incumplido	5	5	

Observaciones (precisar si hay suficiencia*): Sí hay suficiencia

Opinión de aplicabilidad: **Aplicable** [X] **Aplicable después de corregir** [ ] **No aplicable** [ ]

Apellidos y nombres del juez validador. Dr./Mg. Enver Gerald Tarazona Vargas **DNI:** 40125923

Especialidad del validador: Mg. en Estadística

***Nota**: Suficiencia, se dice suficiencia cuando los ítems planteados son suficientes para medir la dimensión

12 de noviembre de 2012

Firma del Experto informante

ESCALA DE DIFERENCIAL SEMÁNTICO PARA MEDIR LA CALIDAD DE SERVICIO – VALIDACIÓN DE JUECES

CARTA DE PRESENTACIÓN

Mg. Olga Solano Dávila

Presente

Asunto: VALIDACIÓN DE INSTRUMENTOS A TRAVÉS DE JUICIO DE EXPERTO.

Estimado señor Juez le agradezco su colaboración en este trabajo de tesis cuyo título es: *"Métodos de remuestreo en los modelos de estructuras de covarianza, aplicado a la calidad de servicios en la FCA de la UNMSM"* para desarrollar la investigación con la cual optaré el grado de Magister en Estadística Matemática. La escala de diferencial semántico mide la percepción del estudiante universitario hacia **LA CALIDAD DE SERVICIO EN LA FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS**. Por ello, le pedimos su colaboración para evaluar la pertinencia y la redacción del ítem (Cada ítem tiene dos adjetivos bipolares)

Calidad de servicio se define como el grado en el que el servicio satisface las necesidades o requerimientos del consumidor, y en lo posible excederlos, lo que implica hacer las cosas bien y a la primera, con actitud positiva y espíritu de servicio.

Escala de Diferencial Semántico, es un instrumento de evaluación psicológica creado por Charles Osgod, George Suci y Percy Tannnenbaum en 1957. Se plantea cuando un signo (palabra) puede provocar la respuesta que está asociada al objeto que representa, es decir, se reacciona ante el objeto simbolizado. Para la presente investigación, se trata del instrumento para valorar la percepción que tiene el estudiante de los elementos fundamentales de la calidad del servicio. Con la aplicación de este instrumento se pretende modelar y medir dos variables latentes; (1) características del servicio, compuesto por 17 adjetivos y (2) habilidades profesionales compuesto por 19 adjetivos, haciendo un total en 36 ítems o adjetivos.

Instrucciones:

Pertinencia: Considere una escala de 1 a 5 para valorar la pertinencia del ítem, donde el valor 1 significa que el ítem no debe estar en el cuestionario y el valor 5 significa que el ítem debe estar en este cuestionario.

Redacción: Considere una escala de 1 a 5 para valorar la redacción del ítem, donde el valor 1 significa que el ítem está inadecuadamente redactado y el valor 5 significa que el ítem está adecuadamente redactado.

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENDO DEL INSTRUMENTO QUE MIDE LAS PERCEPCIONES DE LA CALIDAD DE SERVICIOS

*Ítems en relación a las **características del servicio** de la Facultad de Ciencias Administrativas de la UNMSM*					
N°	**Adjetivos bipolares**		**Pertinencia**	**Redacción**	**Sugerencias**
C1	Accesible	Inaccesible	***5***	***5***	
C2	Adecuado para el estudio	Inadecuado para el estudio	5	5	
C3	Beneficioso	No beneficioso	5	5	
C4	Prestigioso	No prestigioso	5		
C5	Conocido	Desconocido	5	5	
C6	Eficaz	Ineficaz	5	5	
C7	Participa en actividades académicas científicas	No participa en actividades académicas científicas	5	5	
C8	Limpio	Sucio	5	5	
C9	Organizado	Desorganizado	5	5	
C10	Atención rápida	Atención lenta	5	5	
C11	Innovadora	No innovadora	5	5	
C12	Grande	Pequeño	5	5	
C13	Bien equipado	Mal equipado	5	5	
C14	Gestión rápida	Gestión lenta	5	5	
C15	Brinda ofertas académicas	No brinda ofertas académicas	5	5	
C16	Económico	Costoso	5	5	
C17	Decorado	No decorado	5	5	
*Ítems en relación a las **habilidades profesionales del personal docente** de la Facultad de Ciencias Administrativas de la UNMSM*					
N°	**Adjetivos bipolares**		**Pertinencia**	**Redacción**	**Sugerencias**
C18	Confiable	Dudoso	***5***	***5***	
C19	Flexible	Intolerante	5	5	
C20	Precavido	Descuidado	5	5	
C21	Bondadoso	No bondadoso	5	5	

C22	Perfeccionista	No perfeccionista	5	5	
C23	Competente	Incompetente	5	5	
C24	Responsable	Irresponsable	5	5	
C25	Cortés	Descortés	5	5	
C26	Atento a las demandas	Indiferentes a las demandas	5	5	
C27	Culto	Inculto	5	5	
C28	Es didáctico	No es didáctico	5	5	
C29	Habilidoso	Incapaz	5	5	
C30	Honrado	Deshonrado	5	5	
C31	Informado	Desinformado	5	5	
C32	Utilizan un lenguaje comprensible	No utilizan un lenguaje comprensible	5	5	
C33	Comprometido	No comprometido	5	5	
C34	Facilidad para relacionarse, docente - alumno	Les hace difícil relacionarse, docente - alumno	5	5	
C35	Calmado	Alterado	5	5	
C36	Cumplido	Incumplido	5	5	

Observaciones (precisar si hay suficiencia*): ___**Si hay suficiencia**_____.

Opinión de aplicabilidad: **Aplicable [⋈]** **Aplicable después de corregir [ ]** **No aplicable [ ]**

Apellidos y nombres del juez validador. Mg: Olga Solano Dávila **DNI:** ____**09118212**_____ **Especialidad del validador:** _____**Estadístico**_____

***Nota**: Suficiencia, se dice suficiencia cuando los ítems planteados son suficientes para medir la dimensión

2 de noviembre de 2012

Firma del Experto informante

ESCALA DE DIFERENCIAL SEMÁNTICO PARA MEDIR LA CALIDAD DE SERVICIO – VALIDACIÓN DE JUECES

CARTA DE PRESENTACIÓN

Dr. José Domingo Begazo Villanueva

Presente

Asunto: VALIDACIÓN DE INSTRUMENTOS A TRAVÉS DE JUICIO DE EXPERTO.

Estimado señor Juez le agradezco su colaboración en este trabajo de tesis cuyo título es: *"Métodos de remuestreo en los modelos de estructuras de covarianza, aplicado a la calidad de servicios en la FCA de la UNMSM"* para desarrollar la investigación con la cual optaré el grado de Magister en Estadística Matemática. La escala de diferencial semántico mide la percepción del estudiante universitario hacia **LA CALIDAD DE SERVICIO EN LA FACULTAD DE CIENCIAS ADMINISTRATIVAS**. Por ello, le pedimos su colaboración para evaluar la pertinencia y la redacción del ítem (Cada ítem tiene dos adjetivos bipolares)

Calidad de servicio se define como el grado en el que el servicio satisface las necesidades o requerimientos del consumidor, y en lo posible excederlos, lo que implica hacer las cosas bien y a la primera, con actitud positiva y espíritu de servicio.

Escala de Diferencial Semántico, es un instrumento de evaluación psicológica creado por Charles Osgod, George Suci y Percy Tannnenbaum en 1957. Se plantea cuando un signo (palabra) puede provocar la respuesta que está asociada al objeto que representa, es decir, se reacciona ante el objeto simbolizado. Para la presente investigación, se trata del instrumento para valorar la percepción que tiene el estudiante de los elementos fundamentales de la calidad del servicio. Con la aplicación de este instrumento se pretende modelar y medir dos variables latentes; (1) características del servicio, compuesto por 17 adjetivos y (2) habilidades profesionales compuesto por 19 adjetivos, haciendo un total en 36 ítems o adjetivos.

Instrucciones:

Pertinencia: Considere una escala de 1 a 5 para valorar la pertinencia del ítem, donde el valor 1 significa que el ítem no debe estar en el cuestionario y el valor 5 significa que el ítem debe estar en este cuestionario.

Redacción: Considere una escala de 1 a 5 para valorar la redacción del ítem, donde el valor 1 significa que el ítem está inadecuadamente redactado y el valor 5 significa que el ítem está adecuadamente redactado.

CERTIFICADO DE VALIDEZ DE CONTENDO DEL INSTRUMENTO QUE MIDE LAS PERCEPCIONES DE LA CALIDAD DE SERVICIOS

*Ítems en relación a las **características del servicio** de la Facultad de Ciencias Administrativas de la UNMSM*					
N°	**Adjetivos bipolares**		**Pertinencia**	**Redacción**	**Sugerencias**
C1	Accesible	Inaccesible	5	5	
C2	Adecuado para el estudio	Inadecuado para el estudio	5	5	
C3	Beneficioso	No beneficioso	5	5	
C4	Prestigioso	No prestigioso	5	5	
C5	Conocido	Desconocido	5	5	
C6	Eficaz	Ineficaz	5	5	
C7	Participa en actividades académicas científicas	No participa en actividades académicas científicas	5	5	
C8	Limpio	Sucio	5	5	
C9	Organizado	Desorganizado	5	5	
C10	Atención rápida	Atención lenta	5	5	
C11	Innovadora	No innovadora	5	5	
C12	Grande	Pequeño	5	5	
C13	Bien equipado	Mal equipado	5	5	
C14	Gestión rápida	Gestión lenta	5	5	
C15	Brinda ofertas académicas	No brinda ofertas académicas	5	5	
C16	Económico	Costoso	5	5	
C17	Decorado	No decorado	5	5	
*Ítems en relación a las **habilidades profesionales del personal docente** de la Facultad de Ciencias Administrativas de la UNMSM*					
N°	**Adjetivos bipolares**		**Pertinencia**	**Redacción**	**Sugerencias**
C18	Confiable	Dudoso	5	5	
C19	Flexible	Intolerante	5	5	
C20	Precavido	Descuidado	5	5	
C21	Bondadoso	No bondadoso	5	5	

C22	Perfeccionista	No perfeccionista	5	5	
C23	Competente	Incompetente	5	5	
C24	Responsable	Irresponsable	5	5	
C25	Cortés	Descortés	5	5	
C26	Atento a las demandas	Indiferentes a las demandas	5	5	
C27	Culto	Inculto	5	5	
C28	Es didáctico	No es didáctico	5	5	
C29	Habilidoso	Incapaz	5	5	
C30	Honrado	Deshonrado	5	5	
C31	Informado	Desinformado	5	5	
C32	Utilizan un lenguaje comprensible	No utilizan un lenguaje comprensible	5	5	
C33	Comprometido	No comprometido	5	5	
C34	Facilidad para relacionarse, docente - alumno	Les hace difícil relacionarse, docente - alumno	5	5	
C35	Calmado	Alterado	5	5	
C36	Cumplido	Incumplido	5	5	

Observaciones (precisar si hay suficiencia*): Suficiente.

Opinión de aplicabilidad: **Aplicable [X]** **Aplicable después de corregir [ ]** **No aplicable [ ]**

Apellidos y nombres del juez validador. Dr. José Domingo Begazo Villanueva **DNI:** 08111947

Especialidad del validador: Dr. en Administración

***Nota**: Suficiencia, se dice suficiencia cuando los ítems planteados son suficientes para medir la dimensión

8 de noviembre de 2012

Firma del Experto informante

ANEXO 04: Descomposición de la matriz de covarianza

Realizando la reconstrucción paso a paso, Chumpitaz (2010)

$$Cov(Y) = E(YY'),\ porque\ E(Y) = 0,\ por\ \tan to\ \left[E(Y)\right]^2 = 0$$

bajo el mod *elo de medida*

$$Cov(Y) = E\left[(\Lambda_y\eta + \varepsilon)(\Lambda_y\eta + \varepsilon)'\right] = E\left[(\Lambda_y\eta + \varepsilon)(\eta'\Lambda'_y + \varepsilon')\right]$$

$$Cov(Y) = E\left[(\Lambda_y\eta\eta'\Lambda'_y + \varepsilon\eta'\Lambda'_y + \Lambda_y\eta\varepsilon' + \varepsilon\varepsilon'\right]$$

$$Cov(Y) = \Lambda_y E\left[\eta\eta'\right]\Lambda'_y + \left[E(\varepsilon\eta')\right]\Lambda'_y + \Lambda_y\left[E(\eta\varepsilon')\right] + E(\varepsilon\varepsilon')$$

$$Como\ E(\varepsilon\eta') = E(\eta\varepsilon') = 0,\ E(\varepsilon\varepsilon') = \Theta_\varepsilon;\quad tenemos$$

$$Cov(Y) = \Lambda_y E(\eta\eta')\Lambda'_y + \Theta_\varepsilon \qquad \textbf{(1)}$$

Hallando E (ηη')… **(2)**

Despejando η del modelo de ecuación estructural, ecuación (6) del marco teórico.

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

$$(I - \beta)\eta = \Gamma\xi + \zeta$$

$$\eta = (I - \beta)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta) \qquad \textbf{(3)}$$

Reemplazando (3) en (2):

$$= E\left[\left[(I - \beta)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)\right]\left[(I - \beta)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)\right]'\right]$$

$$= E\left[(I - \beta)^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)(\xi'\Gamma' + \zeta')(I - \beta)^{-1'}\right]$$

$$= (I - \beta)^{-1}E\left[\Gamma\xi\xi'\Gamma' + \zeta\xi'\Gamma + \Gamma\xi\zeta' + \zeta\zeta'\right](I - \beta)^{-1'}$$

$$= (I - \beta)^{-1}\left[\Gamma(E(\xi\xi'))\Gamma' + (E(\zeta\xi'))\Gamma + \Gamma(E(\xi\zeta')) + E(\zeta\zeta')\right](I - \beta)^{-1'}$$

$$= como\ E(\xi\zeta') = E(\zeta\xi') = 0\ \ y\ \ E(\xi\xi') = \Phi \qquad Cov(\zeta)\ =\ \Psi,\ \ se\ tiene$$

$$E(\eta\eta') = (I-\beta)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi)(I-\beta)^{-1'}.$$

Reemplazando en (1)

$$Cov(Y) = \Lambda_y E(\eta\eta')\Lambda'_y + \Theta_\varepsilon$$

$$Cov(Y) = \Lambda_y \left[(I-\beta)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi)(I-\beta)^{-1'} \right] \Lambda'_y + \Theta_\varepsilon \qquad \textbf{(4)}$$

Del mismo modo se halla:

$$Cov(X) = E(XX') = E\left[(\Lambda_x\xi + \delta)(\Lambda_x\xi + \delta)' \right] = E\left[(\Lambda_x\xi + \delta)(\xi'\Lambda'_x + \delta') \right]$$

$$Cov(X) = E\left[\Lambda_x\xi\xi'\Lambda'_x + \delta\xi'\Lambda'_x + \Lambda_x\xi\delta' + \delta\delta' \right]$$

$$Cov(X) = \Lambda_x \left[E(\xi\xi') \right] \Lambda'_x + \left[E(\delta\xi') \right] \Lambda'_x + \Lambda_x \left[E(\xi\delta') \right] + E\left[\delta\delta' \right]$$

Como $E(\delta\xi') = E(\xi\delta') = 0$ *además* $E(\xi\xi') = \Phi$, $E(\delta\delta') = \Theta_\delta$, *se tiene*

$$Cov(X) = \Lambda_x\Phi\Lambda'_x + \Theta_\delta \qquad \textbf{(5)}$$

Luego se halla: **Cov (XY')**

$$Cov(XY') = E(XY') = E\left[(\Lambda_x\xi + \delta)(\Lambda_y\eta + \varepsilon)' \right] = E\left[(\Lambda_x\xi + \delta)(\eta'\Lambda'_y + \varepsilon') \right]$$

$$Cov(XY') = E\left[\Lambda_x\xi\eta'\Lambda'_y + \delta\eta'\Lambda'_y + \Lambda_x\xi\varepsilon' + \delta\varepsilon' \right]$$

$$Cov(XY') = \Lambda_x E(\xi\eta')\Lambda'_y + E(\delta\eta')\Lambda'_y + \Lambda_x E(\xi\varepsilon') + E(\delta\varepsilon')$$

$$Cov(XY') = \Lambda_x E(\xi\eta')\Lambda'_y$$

Reemplazando η de la ecuación (3)

$$= \Lambda_x E\left[\xi((I-\beta)^{-1}(\Gamma\xi+\zeta))'\right]\Lambda_y$$

$$= \Lambda_x E\left[\xi(\xi'\Gamma'(I-\beta)^{-1'}+\zeta(I-\beta)^{-1'}\right]\Lambda_y'$$

$$= \Lambda_x\left[E(\xi\xi')\Gamma'(I-\beta)^{-1'}+E(\xi\zeta')(I-\beta)^{-1'}\right]\Lambda_y'$$

$$Cov(XY') = \Lambda_x\Phi\Gamma'(I-\beta)^{-1}\Lambda_y' \qquad \textbf{(6)}$$

Por último hallamos **Cov (YX')**

$$Cov(YX') = E(YX') = E\left[(\Lambda_y\eta+\varepsilon)(\Lambda_x\xi+\delta)'\right] = E\left[(\Lambda_y\eta+\varepsilon)(\xi'\Lambda_x'+\delta'\right]$$

$$= E\left[\Lambda_y\eta\xi'\Lambda_y'+\Lambda_y\eta\delta'+\varepsilon\xi'\Lambda_y'+\varepsilon\delta'\right]$$

$$= \Lambda_y E(\eta\xi')\Lambda_x'+\Lambda_y E(\eta\delta')+E(\varepsilon\xi')\Lambda_x'+E(\varepsilon\delta')$$

$$= \Lambda_y E(\eta\xi')\Lambda_x'$$

Reemplazando η de la ecuación (3)

$$= \Lambda_y E\left[(I-\beta)^{-1}(\Gamma\xi+\zeta)\xi'\right]\Lambda_x'$$

$$= \Lambda_y E\left[((I-\beta)^{-1}\Gamma\xi+(I-\beta)^{-1}\zeta)\xi'\right]\Lambda_x'$$

$$= \Lambda_y\left[(I-\beta)^{-1}\Gamma E(\xi\xi')+(I-\beta)^{-1}E(\zeta\xi')\right]\Lambda_x'$$

$$Cov(XY') = \Lambda_y(I-\beta)^{-1}\Gamma\Phi\Lambda_x' \qquad \textbf{(7)}$$

Reemplazando (4), (5), (6) y (7) en la ecuación (11) del marco teórico se tiene, bajo el modelo de ecuaciones estructurales:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \Lambda_y\left[(I-\beta)^{-1}(\Gamma\Phi\Gamma'+\Psi)(I-\beta)^{-1'}\right]\Lambda_y'+\Theta_\varepsilon & \Lambda_y(I-\beta)^{-1}\Gamma\Phi\Lambda_x' \\ \Lambda_x\Phi\Gamma'(I-\beta)^{-1'}\Lambda_y' & \Lambda_x\Phi\Lambda_x'+\Theta_\delta \end{bmatrix} \qquad \textbf{(8)}$$

ANEXO 05: Demostración del teorema Fundamental de la estadística

Sea x_{jk} el valor de x más pequeño tal que

$$F(x) \le \frac{j}{k} \le F(x+0)$$

Dado que la frecuencia del evento $\left[X < x_{jk}\right]$, es $F_n(x_{jk})$ y su probabilidad es $F(x_{jk})$, se sigue por el resultado de Borel que $P(A_{jk}^{'}) = 1$ donde $A_{jk}^{'} = \left[F_n(x_{jk}) \to F(x_{jk})\right]$. Similarmente, $P(A_{jk}^{''}) = 1$ donde $A_{jk}^{''} = \left[F_n(x_{jk}+0) \to F(x_{jk}+0)\right]$. Sea $A_{jk} = A_{jk}^{'} A_{jk}^{''}$ y sea θ = ± 0

$$A_k = \bigcap_{j=1}^{k} A_{jk} = \left[\sup_{1 \le j \le h} \left|F_n(x_{jk}+\theta) \to F(x_{jk}+\theta)\right| \to 0\right]$$

Por la regla que cubre y lo que precede

$$P(A_k^c) = P\bigcup_{j=1}^{k} A_{jk}^c \le \sum_{j=1}^{k} P(A_{jk}^c) = 0$$

Y, por lo tanto, $P(A_k) = 1$. Del mismo modo ajustando $A = \bigcap_{k=1}^{\infty} A_k$ se deduce igualmente que $P(A) = 1$

Por otra parte para cada *x* entre x_{jk} y $x_{j+1,k}$

$$F(x_{jk}+0) \le F(x) \le F(x_{j+1,k}), \quad F_n(x_{jk}+0) \le F_n(x) \le F_n(x_{j+1,k})$$

Sin embargo para cada x_{jk}

$$0 \le F(x_{j+1,k}) - F(x_{jk}+0) \le \frac{1}{k}$$

Por tanto,

$$F_n(x) - F(x) \le F_n(x_{j+1,k}) - F(x_{jk}+0) \le F_n(x_{j+1,k}) - F(x_{j+1,k}) + \frac{1}{k} \quad \text{y}$$

$$F_n(x) - F(x) \ge F_n(x_{jk}+0) - F(x_{j+1,k}) \ge F_n(x_{jk}+0) - F(x_{jk}+0) - \frac{1}{k}$$

De ello se deprende que, cualquiera que sea *x* y *k,*

$$\left|F_n(x) - F(x)\right| \le \sup_{1 \le j \le k} \left|F_n(x_{jk}+\theta) - F(x_{jk}+\theta)\right| + \frac{1}{k} \quad \text{o}$$

$$\Delta_n = \sup_{-\infty \le x \le +\infty} \left|F_n(x) - F(x)\right| \le \sup_{1 \le j \le k} \left|F_n(x_{jk}+\theta) - F(x_{jk}+\theta)\right| + \frac{1}{k}$$

Por tanto $P\left[\Delta_n \to 0\right] \ge P(A) = 1$

ANEXO 06: Sintaxis en R para la prueba de normalidad

Prueba de normalidad univariado para el modelo propuesto por Salvador (2005)

PROGRAMA desde el R Cmdr

```
#####################################################################
```

```
shapiro.test(Datos$c1)
shapiro.test(Datos$c2)
shapiro.test(Datos$c3)
shapiro.test(Datos$c4)
shapiro.test(Datos$c5)
shapiro.test(Datos$c6)
shapiro.test(Datos$c7)
shapiro.test(Datos$c8)
shapiro.test(Datos$c9)
shapiro.test(Datos$c10)
shapiro.test(Datos$c11)
shapiro.test(Datos$c12)
shapiro.test(Datos$c13)
shapiro.test(Datos$c14)
shapiro.test(Datos$c15)
shapiro.test(Datos$c16)
shapiro.test(Datos$c17)
shapiro.test(Datos$c18)
```

```
shapiro.test(Datos$c19)
shapiro.test(Datos$c20)
shapiro.test(Datos$c21)
shapiro.test(Datos$c22)
shapiro.test(Datos$c23)
shapiro.test(Datos$c24)
shapiro.test(Datos$c25)
shapiro.test(Datos$c26)
shapiro.test(Datos$c27)
shapiro.test(Datos$c28)
shapiro.test(Datos$c29)
shapiro.test(Datos$c30)
shapiro.test(Datos$c31)
shapiro.test(Datos$c32)
shapiro.test(Datos$c33)
shapiro.test(Datos$c34)
shapiro.test(Datos$c35)
shapiro.test(Datos$c36)
```

Prueba de normalidad univariado para los modelos propuestos en esta investigación

PROGRAMA desde el R Cmdr

```
#####################################################################
```

#Variables del modelo propuesto 1#

```
BD1=read.table("ESCALA1.txt", header=TRUE)
BD1
dimension=dim(BD1)
dimension
uniNorm(BD1,type="SW")
```

#Variables del modelo propuesto 2#

```
BD2=read.table("ESCALA2.txt", header=TRUE)
BD2
dimension=dim(BD2)
dimension
uniNorm(BD2,type="SW")
```

Prueba de normalidad multivariada para los modelos propuestos por Salvador

```
#PRUEBA DE NORMALIDAD MULTIVARIADA PARA LA ESCALA 1#

datos1=read.table("dataescala1.txt", header=TRUE)
datos1
dimension=dim(datos1)
dimension
library(royston)
dev.new()
# If data analyzed have a normal distribution.
royston.test(datos1)



PRUEBA DE NORMALIDAD MULTIVARIADA PARA LA ESCALA 2

Datos2=read.table("dataescala2.txt", header=TRUE)
Datos2
dimension=dim(datos1)
dimension
library(royston)
dev.new()
# If data analyzed have a normal distribution.
royston.test(Datos2)
```

Prueba de normalidad multivariada para los modelos propuestos en esta investigación

```
#PRUEBA DE NORMALIDAD MULTIVARIADO PARA LA ESCALA 1#

BD1=read.table("ESCALA1.txt", header=TRUE)

library(MVN)

Prueba1<-roystonTest(BD1, qqplot = FALSE)

Prueba1


#PRUEBA DE NORMALIDAD MULTIVARIADO PARA LA ESCALA 2#

BD2=read.table("ESCALA2.txt", header=TRUE)

library(MVN)

Prueba2<-roystonTest(BD2, qqplot = FALSE)

Prueba2
```

ANEXO 07: La prueba de Royston para evaluar la normalidad multivariada

Del artículo de Korkmaz, S., Goksuluk, D. & Zararsiz, G. (2014) en su investigación titulado *MVN: An R Package for Assessing Multivariate Normality*. Se encuentra la estadística para la prueba de normalidad multivarada de Royston, es el siguiente:

La prueba de Royston utiliza el estadístico de Shapiro-Wilk / Shapiro-Francia para probar la normalidad multivariada. Si la curtosis de los datos es mayor que 3, entonces se utiliza el test de Shapiro-Francia para las distribuciones leptocúrticas, de lo contrario se utiliza la prueba de Shapiro-Wilk para las distribuciones platicúrticas.

Sea W_j la estadística de prueba de Shapiro-Wilk/Shapiro-Francia para la variable j (j = 1,2,…, p) y sea Z_j los valores obtenidos de la transformación de la normalidad propuestos por Royston (1992)

si $4 \leq n \leq 11$; x = n y $w_j = -log\left[\gamma - log\left(1 - W_j\right)\right]$

si $12 \leq n \leq 2000$; x = log(n) y $w_j = log\left(1 - W_j\right)$ **(1)**

Como se observa en la ecuación 1, x y el cambio $w_j - s$ con el tamaño de la muestra (n). Mediante el uso de la ecuación 1, los valores transformados de cada variable aleatoria se pueden obtener de la ecuación 2.

$$Z_j = \frac{w_j - \mu}{\sigma} \quad \textbf{(2)}$$

Donde γ, μ y σ se derivan de las aproximaciones de los polinomios dados en la ecuación 3. Los coeficientes de los polinomios son proporcionados por Royston (1992) para diferentes tamaños de muestra.

$$\begin{aligned} \gamma &= a_{0\gamma} + a_{1\gamma}x + a_{2\gamma}x^2 + \cdots + a_{d\gamma}x^d \\ \mu &= a_{0\mu} + a_{1\mu}x + a_{2\mu}x^2 + \cdots + a_{d\mu}x^d \\ \log(\sigma) &= a_{0\sigma} + a_{1\sigma}x + a_{2\sigma}x^2 + \cdots + a_{d\sigma}x^d \end{aligned} \quad \textbf{(3)}$$

La estadística de prueba Royston de normalidad multivariada es la siguiente:

$$H = \frac{e\sum_{j=1}^{p}\psi_j}{p} \quad \sim \quad \chi_e^2 \quad \textbf{(4)}$$

Donde ***e*** es la equivalencia de los grados de libertad (edf) y Φ (**.**) es la función de distribución acumulada de la distribución normal estándar de tal manera que:

$$e = \frac{p}{1+(p-1)\bar{c}}$$

$$\psi_j = \left\{\Phi^{-1}\left[\frac{\Phi(-Z_j)}{2}\right]\right\}^2, \quad j = 1, 2, \ldots, p. \quad \textbf{(5)}$$

Como se ve en la ecuación 5, otro término adicional $\bar{c}$ tiene que ser calculado con el fin de continuar con la significación estadística de la estadística de prueba de Royston dada en la

ecuación 4. Sea R la matriz de correlación y sea r_{ij} la correlación entre las variables $i^{th} y\ j^{th}$. A continuación, el término adicional $\bar{c}$ se puede encontrar mediante el uso de la ecuación 6.

$$\bar{c} = \sum_i \sum_j \frac{c_{ij}}{p(p-1)'}, \qquad \{c_{ij}\}_{i \neq j} \qquad \textbf{(6)}$$

Donde: $$c_{ij} = \begin{cases} g(r_{ij}, n) & si\ i \neq j \\ 1 & si\ i = j \end{cases}$$

Con los límites de *g(.)* como *g(0,n) = 0* y *g(1,n) = 1*. La función *g(.)* es definido como sigue:

$$g(r, n) = r^{\lambda}\left[1 - \frac{\mu}{\upsilon}(1 - r)^{\mu}\right]$$

Los parámetros desconocidos μ, λ y ν se estimaron a partir de un estudio de simulación llevada a cabo por Ross (1980). Encontró μ = 0.715 y λ = 5 para tamaños de muestra de $10 \leq n \leq 2000$ y ν es una función cúbica el cual puede ser obtenido como sigue:

$$\upsilon(n) = 0.21364 + 0.015124x^2 - 0.0018034x^3$$

Dónde: *x = log(n).*

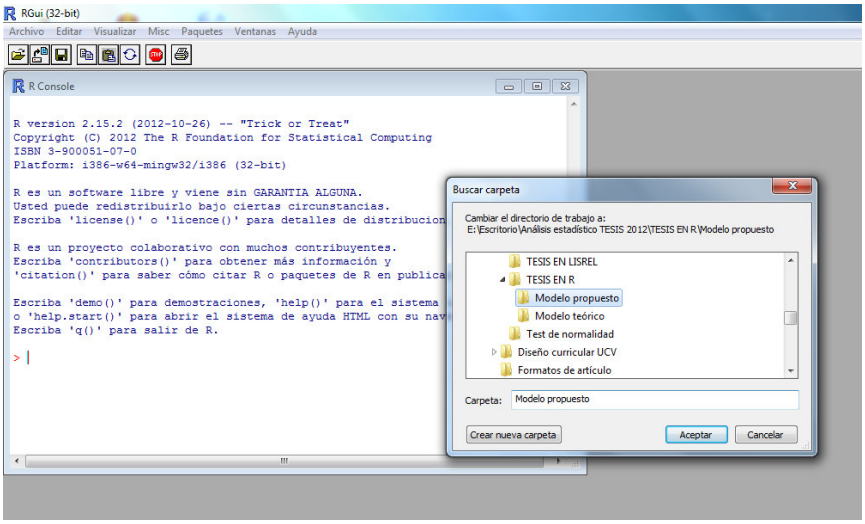
ANEXO 08: Sintaxis en R para la estimación de parámetros

Estimación de parámetros de la escala 1 propuesto

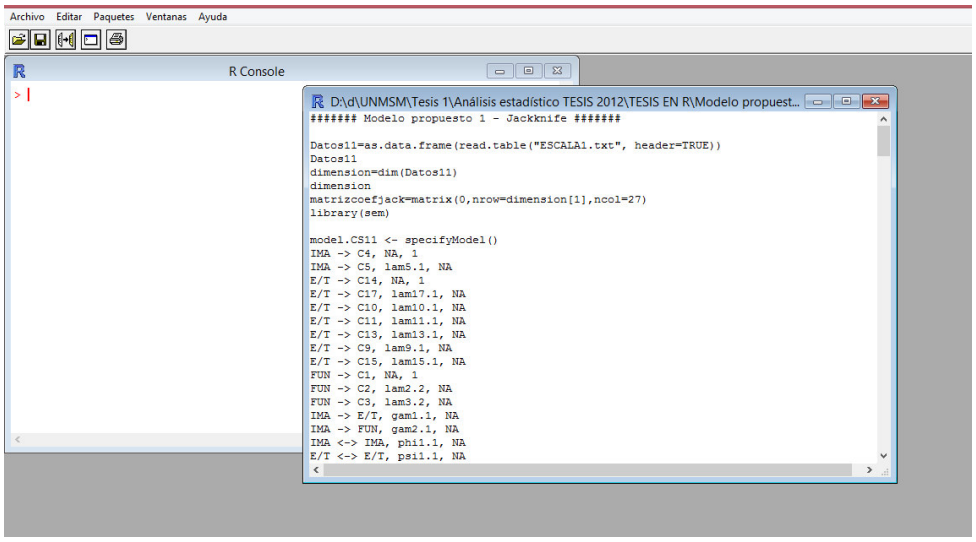
Procedimiento en R:

Para la obtención de las estimaciones y las pruebas de hipótesis en R, se realizó los siguientes procedimientos:

- En primer término se tiene que especificar el modelo sobre lo que se evaluará.
- La data tiene que estar en un formato txt, aunque hay otras opciones también.
- Direccionar el origen de la data a la consola actual.

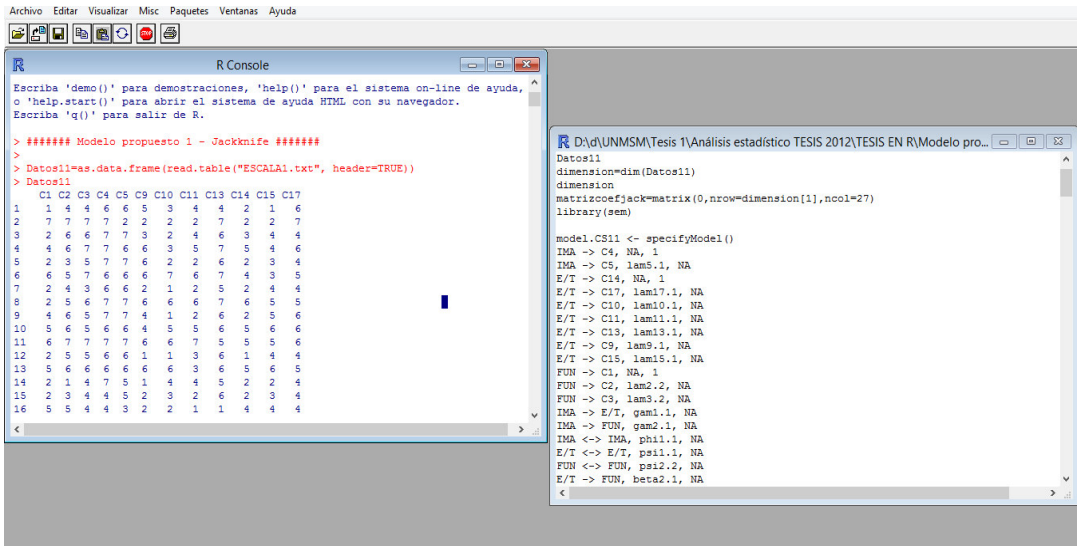


- Ingresar la sintaxis (PROGRAMA) al lenguaje R (Hay opciones, puede ser en un script o directamente en la consola o en Tinn-R).



En el caso de la presente investigación, se ingresó desde un script.

- Luego se selecciona lo que se desea obtener, y con las teclas CRL + R, automáticamente se obtiene los resultados.
- Una vez que se tiene los resultados se puede realizar variaciones en los valores como por ejemplo: El número de remuestras “B”, en nivel de confianza “level”, o realizar modificaciones al modelo evaluado.



Método Bootstrap

PROGRAMA

```
####### Modelo Propuesto 1 - Bootstrap #######
data1=read.table("ESCALA1.txt", header=TRUE)
data1
names(data1)
MC1=cov(data1)
MC1
CS=as.matrix(MC1)
CS
library(multilevel)
dimension=dim(CS)
dimension
library(sem)
library(MASS)
library(matrixcalc)

model.CS=specifyModel()
IMA -> C4, NA, 1
IMA -> C5, lamx5.1, NA
E/T -> C14, NA, 1
E/T -> C17, lamy17.1, NA
E/T -> C10, lamy10.1, NA
E/T -> C11, lamy11.1, NA
E/T -> C13, lamy13.1, NA
E/T -> C9, lamy9.1, NA
E/T -> C15, lamy15.1, NA
FUN -> C1, NA, 1
FUN -> C2, lamy2.2, NA
FUN -> C3, lamy3.2, NA
IMA -> E/T, gam1.1, NA
IMA -> FUN, gam2.1, NA
IMA <-> IMA, phi1.1, NA
E/T <-> E/T, psi1.1, NA
FUN <-> FUN, psi2.2, NA
E/T -> FUN, beta2.1, NA
C4<->C4,thd4,NA
C5<->C5,thd5,NA
C1<->C1,the1,NA
C2<->C2,the2,NA
C3<->C3,the3,NA
C9<->C9,the9,NA
C10<->C10,the10,NA
C11<->C11,the11,NA
C13<->C13,the13,NA
C14<->C14,the14,NA
C15<->C15,the15,NA
C17<->C17,the17,NA

sem.CS=sem(model.CS,CS,195)
system.time(boot.CS <- bootSem(sem.CS, R=1000, cov=cov, data=data1))
summary(boot.CS, type="perc", level=0.95)
```

```
##### GFI #####
I=diag(x = 1, nrow=12, ncol=12)
I
N=((solve(sem.CS$C)%*%sem.CS$S)-I)%*%((solve(sem.CS$C)%*%sem.CS$S)-I)
N
traza1=sum(diag(N))
D=(solve(sem.CS$C)%*%sem.CS$S)%*%(solve(sem.CS$C)%*%sem.CS$S)
D
traza2=sum(diag(D))
GFI=1-(traza1/traza2)
GFI

##### AGFI ######
#AGFI = 1-((1-GFI)/(1-k/d))
#k=Número de parámetros a estimar
#d=Número de elementos de la matriz de var cov
AGFI=1-((1-GFI)/(1-27/78))
AGFI
```

Método Jackknife

#################### ESCALA 1 con Jackknife ##########################

```
####### Modelo propuesto 1 - Jackknife #######

Datos11=as.data.frame(read.table("ESCALA1.txt", header=TRUE))
Datos11
dimension=dim(Datos11)
dimension
matrizcoefjack=matrix(0,nrow=dimension[1],ncol=27)
library(sem)

model.CS11 <- specifyModel()
IMA -> C4, NA, 1
IMA -> C5, lam5.1, NA
E/T -> C14, NA, 1
E/T -> C17, lam17.1, NA
E/T -> C10, lam10.1, NA
E/T -> C11, lam11.1, NA
E/T -> C13, lam13.1, NA
E/T -> C9, lam9.1, NA
E/T -> C15, lam15.1, NA
FUN -> C1, NA, 1
FUN -> C2, lam2.2, NA
FUN -> C3, lam3.2, NA
IMA -> E/T, gam1.1, NA
IMA -> FUN, gam2.1, NA
IMA <-> IMA, phi1.1, NA
E/T <-> E/T, psi1.1, NA
FUN <-> FUN, psi2.2, NA
E/T -> FUN, beta2.1, NA
C4<->C4,thd4,NA
C5<->C5,thd5,NA
C1<->C1,the1,NA
C2<->C2,the2,NA
C3<->C3,the3,NA
C9<->C9,the9,NA
C10<->C10,the10,NA
C11<->C11,the11,NA
C13<->C13,the13,NA
C14<->C14,the14,NA
C15<->C15,the15,NA
C17<->C17,the17,NA

for(i in 1:dimension[1])
{
Datos11jack=Datos11[-c(i),]
```

```
R.CS11 <- cov(Datos11jack)
sem.CS11 <- sem(model.CS11, R.CS11, N=dimension[1]-1)
matrizcoefjack[i,]=sem.CS11$coeff
}

matrizcoefjack

lam5.1Jack=mean(matrizcoefjack[,1])
lam17.1Jack=mean(matrizcoefjack[,2])
lam10.1Jack=mean(matrizcoefjack[,3])
lam11.1Jack=mean(matrizcoefjack[,4])
lam13.1Jack=mean(matrizcoefjack[,5])
lam9.1Jack=mean(matrizcoefjack[,6])
lam15.1Jack=mean(matrizcoefjack[,7])
lam2.2Jack=mean(matrizcoefjack[,8])
lam3.2Jack=mean(matrizcoefjack[,9])
gam1.1Jack=mean(matrizcoefjack[,10])
gam2.1Jack=mean(matrizcoefjack[,11])
phi1.1Jack=mean(matrizcoefjack[,12])
psi1.1Jack=mean(matrizcoefjack[,13])
psi2.2Jack=mean(matrizcoefjack[,14])
beta2.1Jack=mean(matrizcoefjack[,15])
thd4Jack=mean(matrizcoefjack[,16])
thd5Jack=mean(matrizcoefjack[,17])
the1Jack=mean(matrizcoefjack[,18])
the2Jack=mean(matrizcoefjack[,19])
the3Jack=mean(matrizcoefjack[,20])
the9Jack=mean(matrizcoefjack[,21])
the10Jack=mean(matrizcoefjack[,22])
the11Jack=mean(matrizcoefjack[,23])
the13Jack=mean(matrizcoefjack[,24])
the14Jack=mean(matrizcoefjack[,25])
the15Jack=mean(matrizcoefjack[,26])
the17Jack=mean(matrizcoefjack[,27])

####### ESTIMACIONES PUNTUALES JACK #######

lam5.1Jack
lam17.1Jack
lam10.1Jack
lam11.1Jack
lam13.1Jack
lam9.1Jack
lam15.1Jack
lam2.2Jack
lam3.2Jack
gam1.1Jack
gam2.1Jack
```

```
phi1.1Jack
psi1.1Jack
psi2.2Jack
beta2.1Jack
thd4Jack
thd5Jack
the1Jack
the2Jack
the3Jack
the9Jack
the10Jack
the11Jack
the13Jack
the14Jack
the15Jack
the17Jack

##### GFI #####
I=diag(x = 1, nrow=12, ncol=12)
I
N=((solve(sem.CS11$C)%*%sem.CS11$S)-
I)%*%((solve(sem.CS11$C)%*%sem.CS11$S)-I)
N
traza1=sum(diag(N))
D=(solve(sem.CS11$C)%*%sem.CS11$S)%*%(solve(sem.CS11$C)%*%sem.CS11$S)
D
traza2=sum(diag(D))
GFI=1-(traza1/traza2)
GFI

##### AGFI ######
#AGFI = 1-((1-GFI)/(1-k/d))
#k=Número de parámetros a estimar
#d=Número de elementos de la matriz de var cov
AGFI=1-((1-GFI)/(1-27/78))
AGFI

####### PERCENTILES JACK, INTERVALOS DE CONFIANZA JACK AL 95% #######

EP1=matrizcoefjack[,1]
EP2=matrizcoefjack[,2]
EP3=matrizcoefjack[,3]
EP4=matrizcoefjack[,4]
EP5=matrizcoefjack[,5]
EP6=matrizcoefjack[,6]
EP7=matrizcoefjack[,7]
EP8=matrizcoefjack[,8]
EP9=matrizcoefjack[,9]
```

```
EP10=matrizcoefjack[,10]
EP11=matrizcoefjack[,11]
EP12=matrizcoefjack[,12]
EP13=matrizcoefjack[,13]
EP14=matrizcoefjack[,14]
EP15=matrizcoefjack[,15]
EP16=matrizcoefjack[,16]
EP17=matrizcoefjack[,17]
EP18=matrizcoefjack[,18]
EP19=matrizcoefjack[,19]
EP20=matrizcoefjack[,20]
EP21=matrizcoefjack[,21]
EP22=matrizcoefjack[,22]
EP23=matrizcoefjack[,23]
EP24=matrizcoefjack[,24]
EP25=matrizcoefjack[,25]
EP26=matrizcoefjack[,26]
EP27=matrizcoefjack[,27]
```

INTERVALOS DE CONFIANZA AL 95%

```
IC.lam5.1Jack=quantile(EP1,c(0.025,0.975))
IC.lam5.1Jack
lam5.1Jack
IC.lam17.1Jack=quantile(EP2,c(0.025,0.975))
IC.lam17.1Jack
lam17.1Jack
IC.lam10.1Jack=quantile(EP3,c(0.025,0.975))
IC.lam10.1Jack
lam10.1Jack
IC.lam11.1Jack=quantile(EP4,c(0.025,0.975))
IC.lam11.1Jack
lam11.1Jack
IC.lam13.1Jack=quantile(EP5,c(0.025,0.975))
IC.lam13.1Jack
lam13.1Jack
IC.lam9.1Jack=quantile(EP6,c(0.025,0.975))
IC.lam9.1Jack
lam9.1Jack
IC.lam15.1Jack=quantile(EP7,c(0.025,0.975))
IC.lam15.1Jack
lam15.1Jack
IC.lam2.2Jack=quantile(EP8,c(0.025,0.975))
IC.lam2.2Jack
lam2.2Jack
IC.lam3.2Jack=quantile(EP9,c(0.025,0.975))
```

```
IC.lam3.2Jack
lam3.2Jack
IC.gam1.1Jack=quantile(EP10,c(0.025,0.975))
IC.gam1.1Jack
gam1.1Jack
IC.gam2.1Jack=quantile(EP11,c(0.025,0.975))
IC.gam2.1Jack
gam2.1Jack
IC.phi1.1Jack=quantile(EP12,c(0.025,0.975))
IC.phi1.1Jack
phi1.1Jack
IC.psi1.1Jack=quantile(EP13,c(0.025,0.975))
IC.psi1.1Jack
psi1.1Jack
IC.psi2.2Jack=quantile(EP14,c(0.025,0.975))
IC.psi2.2Jack
psi2.2Jack
IC.beta2.1Jack=quantile(EP15,c(0.025,0.975))
IC.beta2.1Jack
beta2.1Jack
IC.thd4Jack=quantile(EP16,c(0.025,0.975))
IC.thd4Jack
thd4Jack
IC.thd5Jack=quantile(EP17,c(0.025,0.975))
IC.thd5Jack
thd5Jack
IC.the1Jack=quantile(EP18,c(0.025,0.975))
IC.the1Jack
the1Jack
IC.the2Jack=quantile(EP19,c(0.025,0.975))
IC.the2Jack
the2Jack
IC.the3Jack=quantile(EP20,c(0.025,0.975))
IC.the3Jack
the3Jack
IC.the9Jack=quantile(EP21,c(0.025,0.975))
IC.the9Jack
the9Jack
IC.the10Jack=quantile(EP22,c(0.025,0.975))
IC.the10Jack
the10Jack
IC.the11Jack=quantile(EP23,c(0.025,0.975))
IC.the11Jack
the11Jack
IC.the13Jack=quantile(EP24,c(0.025,0.975))
IC.the13Jack
the13Jack
IC.the14Jack=quantile(EP25,c(0.025,0.975))
```

```
IC.the14Jack
the14Jack
IC.the15Jack=quantile(EP26,c(0.025,0.975))
IC.the15Jack
the15Jack
IC.the17Jack=quantile(EP27,c(0.025,0.975))
IC.the17Jack
the17Jack
```

HISTOGRAMAS DE LOS 195 REMUESTREOS JACK, PARA CADA PARÁMETRO ESTIMADO

```
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP2)
hist(EP3)
hist(EP4)
hist(EP5)
hist(EP6)
hist(EP7)
hist(EP8)
hist(EP9)
hist(EP10)
hist(EP11)
```

```
hist(EP12)
hist(EP13)
hist(EP14)
hist(EP15)
hist(EP16)
hist(EP17)
hist(EP18)
hist(EP19)
hist(EP20)
hist(EP21)
hist(EP22)
hist(EP23)
hist(EP24)
hist(EP25)
hist(EP26)
hist(EP27)
```

Estimación de parámetros de la escala 2 propuesto

Método Bootstrap

```
####### Modelo Propuesto 2 - Bootstrap #######
data2=read.table("ESCALA2.txt", header=TRUE)
data2
names(data2)
MC2=cov(data2)
MC2
CP=as.matrix(MC2)
CP
library(multilevel)
library(sem)

model.CP=specifyModel()
SAPIENCIA -> C29, NA, 1
SAPIENCIA -> C30, lamx30.1, NA
SAPIENCIA -> C31, lamx31.1, NA
SEGURIDAD -> C18, NA, 1
SEGURIDAD -> C19, lamx19.2, NA
SEGURIDAD -> C20, lamx20.2, NA
SEGURIDAD -> C21, lamx21.2, NA
EMPATIA -> C34, NA, 1
EMPATIA -> C33, lamy33.1, NA
EMPATIA -> C35, lamy35.1, NA
APTITUD -> C24, NA, 1
APTITUD -> C23, lamy23.2, NA
APTITUD -> C22, lamy22.2, NA
SAPIENCIA -> EMPATIA, gam1.1, NA
SEGURIDAD -> EMPATIA, gam1.2, NA
EMPATIA -> APTITUD, beta2.1, NA
SAPIENCIA <-> SAPIENCIA, phi1.1, NA
SEGURIDAD <-> SEGURIDAD, phi2.2, NA
EMPATIA <-> EMPATIA, psi1.1, NA
APTITUD <-> APTITUD, psi2.2, NA
SAPIENCIA <-> SEGURIDAD, phi1.2, NA
C31<->C31,thd31,NA
C30<->C30,thd30,NA
C29<->C29,thd29,NA
C21<->C21,thd21,NA
C20<->C20,thd20,NA
C19<->C19,thd19,NA
C18<->C18,thd18,NA
C34<->C34,the34,NA
C33<->C33,the33,NA
C35<->C35,the35,NA
C24<->C24,the24,NA
C23<->C23,the23,NA
C22<->C22,the22,NA

sem.CP=sem(model.CP,CP,195)
system.time(boot.CP <- bootSem(sem.CP, R=1000, cov=cov, data=data2))
summary(boot.CP, type="perc", level=0.95)
```

```
##### GFI #####
I=diag(x = 1, nrow=13, ncol=13)
I
N=((solve(sem.CP$C)%*%sem.CP$S)-I)%*%((solve(sem.CP$C)%*%sem.CP$S)-I)
N
traza1=sum(diag(N))
D=(solve(sem.CP$C)%*%sem.CP$S)%*%(solve(sem.CP$C)%*%sem.CP$S)
D
traza2=sum(diag(D))
GFI=1-(traza1/traza2)
GFI
##### AGFI ######
#AGFI = 1-((1-GFI)/(1-k/d))
#k=Número de parámetros a estimar
#d=Número de elementos de la matriz de var cov
AGFI=1-((1-GFI)/(1-30/91))
AGFI
```

Método Jackknife

```
####### Modelo Propuesto 2 - Jackknife #######
library(sem)
library(matrixcalc)
library(MASS)
Datos2=as.data.frame(read.table("ESCALA2.txt", header=TRUE))
Datos2
dimension=dim(Datos2)
dimension
matrizcoefjack=matrix(0,nrow=dimension[1],ncol=30)
library(sem)

model.CS2 <- specifyModel()
CON -> C29, NA, 1
CON -> C30, lam30.1, NA
CON -> C31, lam31.1, NA
SEG -> C18, NA, 1
SEG -> C19, lam19.2, NA
SEG -> C20, lam20.2, NA
SEG -> C21, lam21.2, NA
EMP -> C34, NA, 1
EMP -> C33, lam33.1, NA
EMP -> C35, lam35.1, NA
COMP -> C24, NA, 1
COMP -> C23, lam23.2, NA
COMP -> C22, lam22.2, NA
CON -> EMP, gam1.1, NA
SEG -> EMP, gam1.2, NA
EMP -> COMP, beta2.1, NA
CON <-> CON, phi1.1, NA
SEG <-> SEG, phi2.2, NA
EMP <-> EMP, psi1.1, NA
COMP <-> COMP, psi2.2, NA
CON <-> SEG, phi1.2, NA
C31<->C31,thd31,NA
C30<->C30,thd30,NA
C29<->C29,thd29,NA
C21<->C21,thd21,NA
C20<->C20,thd20,NA
C19<->C19,thd19,NA
C18<->C18,thd18,NA
C34<->C34,the34,NA
C33<->C33,the33,NA
C35<->C35,the35,NA
C24<->C24,the24,NA
C23<->C23,the23,NA
C22<->C22,the22,NA
```

```
for(i in 1:dimension[1])
{
Datos2jack=Datos2[-c(i),]
R.CS2 <- cov(Datos2jack)
sem.CS2 <- sem(model.CS2, R.CS2, N=dimension[1]-1)
matrizcoefjack[i,]=sem.CS2$coeff
}

matrizcoefjack

lam30.1Jack=mean(matrizcoefjack[,1])
lam31.1Jack=mean(matrizcoefjack[,2])
lam19.2Jack=mean(matrizcoefjack[,3])
lam20.2Jack=mean(matrizcoefjack[,4])
lam21.2Jack=mean(matrizcoefjack[,5])
lam33.1Jack=mean(matrizcoefjack[,6])
lam35.1Jack=mean(matrizcoefjack[,7])
lam23.2Jack=mean(matrizcoefjack[,8])
lam22.2Jack=mean(matrizcoefjack[,9])
gam1.1Jack=mean(matrizcoefjack[,10])
gam1.2Jack=mean(matrizcoefjack[,11])
beta2.1Jack=mean(matrizcoefjack[,12])
phi1.1Jack=mean(matrizcoefjack[,13])
phi2.2Jack=mean(matrizcoefjack[,14])
psi1.1Jack=mean(matrizcoefjack[,15])
psi2.2Jack=mean(matrizcoefjack[,16])
phi1.2Jack=mean(matrizcoefjack[,17])
thd31Jack=mean(matrizcoefjack[,18])
thd30Jack=mean(matrizcoefjack[,19])
thd29Jack=mean(matrizcoefjack[,20])
thd21Jack=mean(matrizcoefjack[,21])
thd20Jack=mean(matrizcoefjack[,22])
thd19Jack=mean(matrizcoefjack[,23])
thd18Jack=mean(matrizcoefjack[,24])
the34Jack=mean(matrizcoefjack[,25])
the33Jack=mean(matrizcoefjack[,26])
the35Jack=mean(matrizcoefjack[,27])
the24Jack=mean(matrizcoefjack[,28])
the23Jack=mean(matrizcoefjack[,29])
the22Jack=mean(matrizcoefjack[,30])

####### ESTIMACIONES PUNTUALES JACK #######

lam30.1Jack
lam31.1Jack
lam19.2Jack
lam20.2Jack
```

```
lam21.2Jack
lam33.1Jack
lam35.1Jack
lam23.2Jack
lam22.2Jack
gam1.1Jack
gam1.2Jack
beta2.1Jack
phi1.1Jack
phi2.2Jack
psi1.1Jack
psi2.2Jack
phi1.2Jack
thd31Jack
thd30Jack
thd29Jack
thd21Jack
thd20Jack
thd19Jack
thd18Jack
the34Jack
the33Jack
the35Jack
the24Jack
the23Jack
the22Jack

##### GFI #####
I=diag(x = 1, nrow=13, ncol=13)
I
N=((solve(sem.CS2$C)%*%sem.CS2$S)-I)%*%((solve(sem.CS2$C)%*%sem.CS2$S)-I)
N
traza1=sum(diag(N))
D=(solve(sem.CS2$C)%*%sem.CS2$S)%*%(solve(sem.CS2$C)%*%sem.CS2$S)
D
traza2=sum(diag(D))
GFI=1-(traza1/traza2)
GFI
##### AGFI ######
#AGFI = 1-((1-GFI)/(1-k/d))
#k=Número de parámetros a estimar
#d=Número de elementos de la matriz de var cov
AGFI=1-((1-GFI)/(1-30/91))
AGFI

###### PERCENTILES JACK, INTERVALOS DE CONFIANZA JACK AL 95% ######

EP1=matrizcoefjack[,1]
```

```
EP2=matrizcoefjack[,2]
EP3=matrizcoefjack[,3]
EP4=matrizcoefjack[,4]
EP5=matrizcoefjack[,5]
EP6=matrizcoefjack[,6]
EP7=matrizcoefjack[,7]
EP8=matrizcoefjack[,8]
EP9=matrizcoefjack[,9]
EP10=matrizcoefjack[,10]
EP11=matrizcoefjack[,11]
EP12=matrizcoefjack[,12]
EP14=matrizcoefjack[,13]
EP15=matrizcoefjack[,14]
EP16=matrizcoefjack[,15]
EP17=matrizcoefjack[,16]
EP18=matrizcoefjack[,17]
EP19=matrizcoefjack[,18]
EP20=matrizcoefjack[,19]
EP21=matrizcoefjack[,20]
EP22=matrizcoefjack[,21]
EP23=matrizcoefjack[,22]
EP24=matrizcoefjack[,23]
EP25=matrizcoefjack[,24]
EP26=matrizcoefjack[,25]
EP27=matrizcoefjack[,26]
EP28=matrizcoefjack[,27]
EP29=matrizcoefjack[,28]
EP30=matrizcoefjack[,29]
EP31=matrizcoefjack[,30]


####### Modelo Propuesto 2 - Jackknife #######
library(sem)
library(matrixcalc)
library(MASS)
Datos2=as.data.frame(read.table("ESCALA2.txt", header=TRUE))
Datos2
dimension=dim(Datos2)
dimension
matrizcoefjack=matrix(0,nrow=dimension[1],ncol=30)
library(sem)

model.CS2 <- specifyModel()
CON -> C29, NA, 1
CON -> C30, lam30.1, NA
CON -> C31, lam31.1, NA
SEG -> C18, NA, 1
SEG -> C19, lam19.2, NA
```

```
SEG -> C20, lam20.2, NA
SEG -> C21, lam21.2, NA
EMP -> C34, NA, 1
EMP -> C33, lam33.1, NA
EMP -> C35, lam35.1, NA
COMP -> C24, NA, 1
COMP -> C23, lam23.2, NA
COMP -> C22, lam22.2, NA
CON -> EMP, gam1.1, NA
SEG -> EMP, gam1.2, NA
EMP -> COMP, beta2.1, NA
CON <-> CON, phi1.1, NA
SEG <-> SEG, phi2.2, NA
EMP <-> EMP, psi1.1, NA
COMP <-> COMP, psi2.2, NA
CON <-> SEG, phi1.2, NA
C31<->C31,thd31,NA
C30<->C30,thd30,NA
C29<->C29,thd29,NA
C21<->C21,thd21,NA
C20<->C20,thd20,NA
C19<->C19,thd19,NA
C18<->C18,thd18,NA
C34<->C34,the34,NA
C33<->C33,the33,NA
C35<->C35,the35,NA
C24<->C24,the24,NA
C23<->C23,the23,NA
C22<->C22,the22,NA

for(i in 1:dimension[1])
{
Datos2jack=Datos2[-c(i),]
R.CS2 <- cov(Datos2jack)
sem.CS2 <- sem(model.CS2, R.CS2, N=dimension[1]-1)
matrizcoefjack[i,]=sem.CS2$coeff
}

matrizcoefjack

lam30.1Jack=mean(matrizcoefjack[,1])
lam31.1Jack=mean(matrizcoefjack[,2])
lam19.2Jack=mean(matrizcoefjack[,3])
lam20.2Jack=mean(matrizcoefjack[,4])
lam21.2Jack=mean(matrizcoefjack[,5])
lam33.1Jack=mean(matrizcoefjack[,6])
lam35.1Jack=mean(matrizcoefjack[,7])
lam23.2Jack=mean(matrizcoefjack[,8])
```

```
lam22.2Jack=mean(matrizcoefjack[,9])
gam1.1Jack=mean(matrizcoefjack[,10])
gam1.2Jack=mean(matrizcoefjack[,11])
beta2.1Jack=mean(matrizcoefjack[,12])
phi1.1Jack=mean(matrizcoefjack[,13])
phi2.2Jack=mean(matrizcoefjack[,14])
psi1.1Jack=mean(matrizcoefjack[,15])
psi2.2Jack=mean(matrizcoefjack[,16])
phi1.2Jack=mean(matrizcoefjack[,17])
thd31Jack=mean(matrizcoefjack[,18])
thd30Jack=mean(matrizcoefjack[,19])
thd29Jack=mean(matrizcoefjack[,20])
thd21Jack=mean(matrizcoefjack[,21])
thd20Jack=mean(matrizcoefjack[,22])
thd19Jack=mean(matrizcoefjack[,23])
thd18Jack=mean(matrizcoefjack[,24])
the34Jack=mean(matrizcoefjack[,25])
the33Jack=mean(matrizcoefjack[,26])
the35Jack=mean(matrizcoefjack[,27])
the24Jack=mean(matrizcoefjack[,28])
the23Jack=mean(matrizcoefjack[,29])
the22Jack=mean(matrizcoefjack[,30])

####### ESTIMACIONES PUNTUALES JACK #######

lam30.1Jack
lam31.1Jack
lam19.2Jack
lam20.2Jack
lam21.2Jack
lam33.1Jack
lam35.1Jack
lam23.2Jack
lam22.2Jack
gam1.1Jack
gam1.2Jack
beta2.1Jack
phi1.1Jack
phi2.2Jack
psi1.1Jack
psi2.2Jack
phi1.2Jack
thd31Jack
thd30Jack
thd29Jack
thd21Jack
thd20Jack
thd19Jack
```

```
thd18Jack
the34Jack
the33Jack
the35Jack
the24Jack
the23Jack
the22Jack

##### GFI #####
I=diag(x = 1, nrow=13, ncol=13)
I
N=((solve(sem.CS2$C)%*%sem.CS2$S)-I)%*%((solve(sem.CS2$C)%*%sem.CS2$S)-I)
N
traza1=sum(diag(N))
D=(solve(sem.CS2$C)%*%sem.CS2$S)%*%(solve(sem.CS2$C)%*%sem.CS2$S)
D
traza2=sum(diag(D))
GFI=1-(traza1/traza2)
GFI
##### AGFI ######
#AGFI = 1-((1-GFI)/(1-k/d))
#k=Número de parámetros a estimar
#d=Número de elementos de la matriz de var cov
AGFI=1-((1-GFI)/(1-30/91))
AGFI

########## PERCENTILES JACK, INTERVALOS DE CONFIANZA JACK AL 95%
#########

EP1=matrizcoefjack[,1]
EP2=matrizcoefjack[,2]
EP3=matrizcoefjack[,3]
EP4=matrizcoefjack[,4]
EP5=matrizcoefjack[,5]
EP6=matrizcoefjack[,6]
EP7=matrizcoefjack[,7]
EP8=matrizcoefjack[,8]
EP9=matrizcoefjack[,9]
EP10=matrizcoefjack[,10]
EP11=matrizcoefjack[,11]
EP12=matrizcoefjack[,12]
EP14=matrizcoefjack[,13]
EP15=matrizcoefjack[,14]
EP16=matrizcoefjack[,15]
EP17=matrizcoefjack[,16]
EP18=matrizcoefjack[,17]
EP19=matrizcoefjack[,18]
EP20=matrizcoefjack[,19]
```

```
EP21=matrizcoefjack[,20]
EP22=matrizcoefjack[,21]
EP23=matrizcoefjack[,22]
EP24=matrizcoefjack[,23]
EP25=matrizcoefjack[,24]
EP26=matrizcoefjack[,25]
EP27=matrizcoefjack[,26]
EP28=matrizcoefjack[,27]
EP29=matrizcoefjack[,28]
EP30=matrizcoefjack[,29]
EP31=matrizcoefjack[,30]


IC.lam30.1Jack=quantile(EP1,c(0.025,0.975))
IC.lam30.1Jack
lam30.1Jack
IC.lam31.1Jack=quantile(EP2,c(0.025,0.975))
IC.lam31.1Jack
lam31.1Jack
IC.lam19.2Jack=quantile(EP3,c(0.025,0.975))
IC.lam19.2Jack
lam19.2Jack
IC.lam20.2Jack=quantile(EP4,c(0.025,0.975))
IC.lam20.2Jack
lam20.2Jack
IC.lam21.2Jack=quantile(EP5,c(0.025,0.975))
IC.lam21.2Jack
lam21.2Jack
IC.lam33.1Jack=quantile(EP6,c(0.025,0.975))
IC.lam33.1Jack
lam33.1Jack
IC.lam35.1Jack=quantile(EP7,c(0.025,0.975))
IC.lam35.1Jack
lam35.1Jack
IC.lam23.2Jack=quantile(EP8,c(0.025,0.975))
IC.lam23.2Jack
lam23.2Jack
IC.lam22.2Jack=quantile(EP9,c(0.025,0.975))
IC.lam22.2Jack
lam22.2Jack
IC.gam1.1Jack=quantile(EP10,c(0.025,0.975))
IC.gam1.1Jack
gam1.1Jack
IC.gam1.2Jack=quantile(EP11,c(0.025,0.975))
IC.gam1.2Jack
gam1.2Jack
IC.beta2.1Jack=quantile(EP12,c(0.025,0.975))
IC.beta2.1Jack
```

```
beta2.1Jack
IC.phi1.1Jack=quantile(EP14,c(0.025,0.975))
IC.phi1.1Jack
phi1.1Jack
IC.phi2.2Jack=quantile(EP15,c(0.025,0.975))
IC.phi2.2Jack
phi2.2Jack
IC.psi1.1Jack=quantile(EP16,c(0.025,0.975))
IC.psi1.1Jack
psi1.1Jack
IC.psi2.2Jack=quantile(EP17,c(0.025,0.975))
IC.psi2.2Jack
psi2.2Jack
IC.phi1.2Jack=quantile(EP18,c(0.025,0.975))
IC.phi1.2Jack
phi1.2Jack
IC.thd31Jack=quantile(EP19,c(0.025,0.975))
IC.thd31Jack
thd31Jack
IC.thd30Jack=quantile(EP20,c(0.025,0.975))
IC.thd30Jack
thd30Jack
IC.thd29Jack=quantile(EP21,c(0.025,0.975))
IC.thd29Jack
thd29Jack
IC.thd21Jack=quantile(EP22,c(0.025,0.975))
IC.thd21Jack
thd21Jack
IC.thd20Jack=quantile(EP23,c(0.025,0.975))
IC.thd20Jack
thd20Jack
IC.thd19Jack=quantile(EP24,c(0.025,0.975))
IC.thd19Jack
thd19Jack
IC.thd18Jack=quantile(EP25,c(0.025,0.975))
IC.thd18Jack
thd18Jack
IC.the34Jack=quantile(EP26,c(0.025,0.975))
IC.the34Jack
the34Jack
IC.the33Jack=quantile(EP27,c(0.025,0.975))
IC.the33Jack
the33Jack
IC.the35Jack=quantile(EP28,c(0.025,0.975))
IC.the35Jack
the35Jack
IC.the24Jack=quantile(EP29,c(0.025,0.975))
IC.the24Jack
```

```
the24Jack
IC.the23Jack=quantile(EP30,c(0.025,0.975))
IC.the23Jack
the23Jack
IC.the22Jack=quantile(EP31,c(0.025,0.975))
IC.the22Jack
the22Jack

####### HISTOGRAMAS DE LOS 195 REMUESTREOS JACK, PARA CADA
PARÁMETRO ESTIMADO #######

hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP1)
hist(EP2)
hist(EP3)
hist(EP4)
hist(EP5)
hist(EP6)
hist(EP7)
hist(EP8)
hist(EP9)
hist(EP10)
hist(EP11)
hist(EP12)
hist(EP14)
hist(EP15)
hist(EP16)
hist(EP17)
hist(EP18)
hist(EP19)
hist(EP20)
hist(EP21)
hist(EP22)
hist(EP23)
hist(EP24)
hist(EP25)
hist(EP26)
hist(EP27)
hist(EP28)
hist(EP29)
hist(EP30)
hist(EP31)
```

ANEXO 09: Glosario de términos

1. Confiabilidad

Se entiende por confiabilidad al grado de estabilidad, precisión o consistencia que manifiesta el test como instrumento de medición de un rasgo determinado. Dicho de otro modo, se refiere al grado en que su aplicación repetida al mismo sujeto u objeto produce resultados similares. Se tiene un ejemplo de manera intuitiva; si un herrero mide varias veces con una cinta métrica la longitud de una barra de hierro, siempre obtendrá la misma medición, debido a que tanto la cinta métrica como la barra permanecen invariantes (Abad et al., 2006).

Para la evaluación de la confiabilidad de un instrumento de medición existen diversos procedimientos. La mayoría de los coeficientes oscilan entre cero y uno, donde el cero indica una confiabilidad nula y el uno representa un máximo de confiabilidad (Hernández et al., 2010).

Los procedimientos más utilizados son: *(1) Medida de estabilidad – confiabilidad por test – retest; (2) Método de formas alternativas o paralelas; (3) Método de división en mitades– Split halves; (4) Medidas de consistencia interna.*

En la presente investigación se utiliza esta última; porque requiere de una sola administración del instrumento; a diferencia de las anteriores y no es necesario dividir en dos mitades a los ítems del instrumento de medición.

Las medidas de consistencia interna son coeficientes que estiman la confiabilidad; los utilizados son: *(a) el alfa de Cronbach y (b) los coeficientes KR–20 y KR–21* desarrollados por Kuder y Richardson (1937). En la presente investigación se utiliza el alfa de Cronbach.

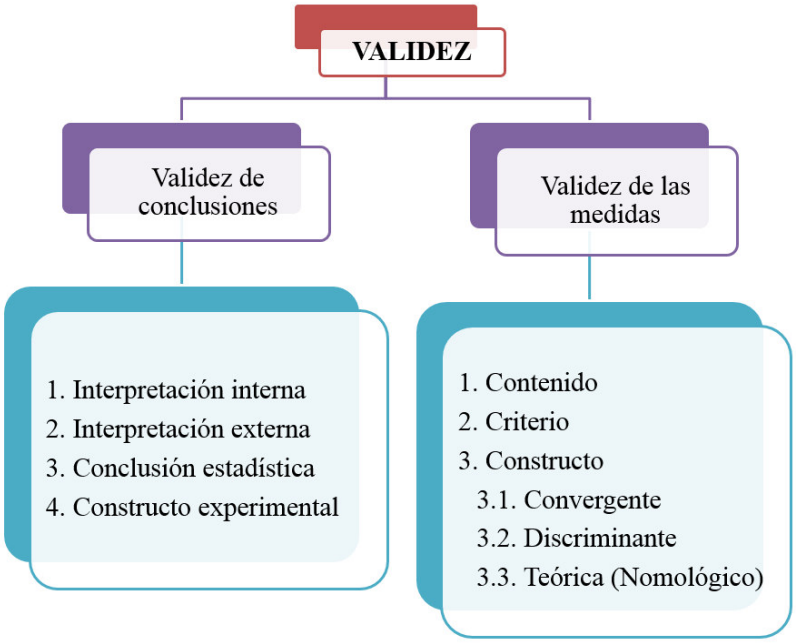
2. Validez

La validez se refiere al grado en el que un instrumento en verdad mide la variable que busca medir. Hablar de validez no es tan simple como por ejemplo medir con un instrumento electrónico el Índice de Masa Corporal (IMC) de una persona, más aún cuando se trata de medir variables latentes como por ejemplo: La motivación, la calidad de servicio a los clientes, la actitud hacia un candidato político, sentimientos de una persona, emociones, etc.

La validez es un concepto del cual pueden tenerse diferentes tipos de evidencia. Diversos autores contribuyeron al estudio y la clasificación de los tipos de validez. Abad et al. (2006), lo clasifica en validez de contenido, de constructo y de criterio.

Bostwick y Kyte; Wiersma y Jurs; Gronlund; citados por Hernández et al. (2006) postulan a los siguientes tipos: 1) Evidencia relacionada con el contenido, 2) evidencia relacionada con el criterio y 3) evidencia relacionada con el constructo.

Koeske, citado por Harrington (2009) plantea una división peculiar de los tipos de validez, se muestra en la siguiente figura.



Tipos de validez, según Koeske, citado por Harrington (2009)

De acuerdo a la figura anterior, la validez de conclusiones va más allá de lo que se puede establecer con el Análisis Factorial Confirmatorio o cualquier otro análisis estadístico. Por otro lado, la validez de las medidas puede ser dirigida, al menos parcialmente, a través de análisis estadístico, y el AFC puede ser un método para la evaluación de este tipo de validez.

Harrington (2009) manifiesta que la validez de constructo se refiere en el sentido más amplio a examinar las relaciones entre las variables no observables, variables latentes, factores o dimensiones. Esta evidencia se utilizará en la presente investigación, ya que es una aplicación tanto de los modelos de estructuras de covarianza y del AFC (como su caso particular de los MEC).

Por otro lado, para Bollen (1989) existen 4 tipos de validez: Validez de contenido, de criterio, de constructo y convergente-discriminante.

La validez como la evidencia relacionada con el constructo es probablemente la más importante, desde una perspectiva científica; y se refiere a qué tan exitosamente un instrumento representa y mide un concepto teórico. (Bostwick y Kyte; citados por Hernandez et al., 2010).

Las preguntas que se responden con la validez de constructo son: ¿el concepto teórico está realmente reflejado en el instrumento?, ¿qué significan las puntuaciones del instrumento?, ¿el instrumento mide el constructo y sus dimensiones?, ¿cómo opera el instrumento?, etc.

A continuación se detalla el procedimiento para realizar la validez de constructo; en primer lugar, para el *modelo propuesto* por Salvador (2005) y luego para el *modelo propuesto* en la presente investigación.

Para realizar la validez de constructo de la escala teórica, se utilizó la técnica estadística multivariado llamado análisis factorial confirmatorio (AFC) y se tiene que tener en cuenta 5 fases: (1) Fase de la Especificación del modelo, (2) Fase de Identificación, (3) Fase de Estimación, (4) Fase de Evaluación y (5) Fase de Reespecificación (opcional).

3. Percepción

La percepción del cliente o usuario se refiere a como éste estima que la organización está cumpliendo con la entrega del servicio, de acuerdo a como él valora lo que recibe (Castillo, 2005).

4. Calidad De Servicio

Juicio global del usuario relativo a la superioridad o excelencia de un servicio en relación con sus expectativas. (Calixto et al., 2011)

5. Constructo

Es una variable que no se puede medir directamente, pero si mediante otras que se pueden observar.