



UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA

Facultad de Ciencias Económicas y de Administración

Licenciatura en Estadística

Informe de Pasantía

**Evaluación de un instrumento de medición del nivel de
satisfacción estudiantil a través de la aplicación de
Structural Equation Modelling (SEM)**

Elena Vernazza

Tutores:

Ramón Alvarez

Danny Freira

Montevideo, Noviembre 2013.

UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA

FACULTAD DE CIENCIAS ECONÓMICAS Y DE ADMINISTRACIÓN

El tribunal docente integrado por los abajo firmantes aprueba el trabajo de
Pasantía:

**Evaluación de un instrumento de medición del nivel de
satisfacción estudiantil a través de la aplicación de
Structural Equation Modelling (SEM)**

Elena Vernazza

Tutores:

Ramón Alvarez

Danny Freira

Licenciatura en Estadística

Puntaje

Tribunal

Profesor.....(nombre y firma).

Profesor.....(nombre y firma).

Profesor.....(nombre y firma).

Fecha.....

Índice general

Índice general	III
Índice de figuras	IX
Índice de tablas	XI
1. Introducción	3
1.1. Objetivos	6
2. Antecedentes	9
3. Metodología	13
3.1. Análisis factorial	14
3.2. Modelos de ecuaciones estructurales	17
3.2.1. Especificación: Modelo estructural	19
3.2.2. Especificación: Modelo de medida	22
3.2.3. Representación gráfica de los MES	23
3.2.4. Identificación	26
3.2.5. Estimación	27
3.2.6. Evaluación	34
3.3. Aspectos estadísticos necesarios para el uso de AF	41
3.4. Índice de satisfacción	44
4. Datos utilizados para la aplicación	47

ÍNDICE GENERAL

4.1. Diseño muestral	47
4.1.1. Cuestionario utilizado	49
4.2. Descripción de los datos	51
4.2.1. Variables del primer bloque	51
4.2.2. Variables de los bloques A a H	53
5. Resultados	67
5.1. Preparación de los datos para el uso de AF	68
5.2. Modelos propuestos	74
5.2.1. Modelo portugués	77
5.2.2. Modelo UP	83
5.2.3. Modelo ECSI	84
5.2.4. Modelo ECSI2	85
5.2.5. Modelo UP2	87
6. Conclusiones	105
6.1. Sobre la comparación Uruguay - Portugal	106
6.2. Sobre los demás modelos	107
6.3. Consideraciones sobre el modelo seleccionado	108
6.3.1. Modelo general	108
6.3.2. Consideraciones sobre el modelo que considera el sexo de los estudiantes	109
6.3.3. Consideraciones sobre el modelo que considera la carrera de los estudiantes	110
6.4. Consideraciones generales	111
6.5. Consideraciones a futuro	112
Bibliografía	113
A. Apéndice estadístico	119
A.1. Medida de adecuación de la muestra - MSA	119

A.2. Test de multinormalidad - Mardia	119
B. Apéndice de resultados	121
B.1. Especificación del modelo portugués	121
B.1.1. Modelo estructural	121
B.1.2. Modelo de medida	122
B.1.3. Estimaciones UP	123
B.1.4. Estimaciones ECSI	123
B.1.5. Estimaciones ECSI2	125
B.1.6. Modelo UP2	125
B.1.7. Modelo UP2 - MCG	127

Resumen

En este trabajo se estudian las propiedades psicométricas de un instrumento propuesto para medir la satisfacción estudiantil para los cursos superiores de la Universidad de Beira Interior (Portugal), para luego ver los resultados que surgen de aplicarlo para el caso de la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, UdelaR (Uruguay).

El indicador propuesto para medir el nivel de satisfacción estudiantil considera relaciones de causa-efecto entre algunas variables que son consideradas como “antecedentes” y otras como “consecuencia” de la *satisfacción*. En el primer conjunto de variables se encuentran las *expectativas* de los alumnos, la *imagen* que tienen de la facultad, la *calidad* de la enseñanza y servicios, y el *valor percibido*, mientras que como “consecuencias” de la *satisfacción* se encuentran la *lealtad* hacia la institución y el impacto en el *boca a boca*.

Los datos utilizados para la aplicación presentada en este trabajo provienen de una encuesta realizada por la Cátedra de Metodología de la Investigación de FCCEEyA, en conjunto con el IESTA, aplicada sobre una muestra probabilística de estudiantes de la facultad, en el año 2009.

El cuestionario aplicado, presenta 9 bloques de preguntas; el primero contiene las variables que permitirán realizar una caracterización de los estudiantes en función de características sociodemográficas. Por otra parte, las variables pertenecientes a los bloques A - H presentan las variables del modelo ECSI (European Customer Satisfaction Index) y serán las utilizadas como insumos para el cálculo del índice de satisfacción estudiantil.

Los resultados presentados surgen en primer lugar, de una comparación directa con los resultados obtenidos para el caso portugués. Por otra parte, se presentan resultados teniendo en cuenta sólo a los estudiantes de la FCCEEyA, considerándolos, en primera instancia, sin distinciones y luego diferenciándolos por sexo y carrera.

Palabras claves: Análisis factorial, modelos de ecuaciones estructurales, índice de satisfacción.

ÍNDICE GENERAL

Índice de figuras

3.1. Pasos a seguir al trabajar con MES	20
3.2. Modelo estructural	25
3.3. Modelo de medida	25
3.4. MES para ejemplo presentado	26
4.1. Matriz de correlaciones del bloque expectativas	55
4.2. Matriz de correlaciones del bloque imagen	57
4.3. Matriz de correlaciones del bloque calidad	59
4.4. Matriz de correlaciones del bloque valor percibido	61
4.5. Matriz de correlaciones del bloque satisfacción	64
5.1. Modelo estructural ECSI	75
5.2. Modelo estructural portugués	76
5.3. Diagrama de senderos modelo portugués	82
5.4. Diagrama de senderos - modelo UP2	92

ÍNDICE DE FIGURAS

Índice de tablas

4.1. Cantidad de grupos prácticos por estrato	48
4.2. % de estudiantes por sexo	51
4.3. % de estudiantes por edad	51
4.4. % de estudiantes por sexo según edad	52
4.5. Cantidad de estudiantes por año	52
4.6. Estudiantes por carrera	52
4.7. Variables del bloque expectativas	53
4.8. Medidas de resumen del bloque expectativas	54
4.9. Variables del bloque imagen	56
4.10. Medidas de resumen del bloque imagen	56
4.11. Variables del bloque calidad	58
4.12. Medidas de resumen del bloque calidad	58
4.13. Variables del bloque valor percibido	60
4.14. Medidas de resumen del bloque valor percibido	61
4.15. Variables del bloque satisfacción	62
4.16. Medidas de resumen del bloque satisfacción	63
4.17. Variables del bloque lealtad	64
4.18. Medidas de resumen del bloque lealtad	65
4.19. Variables del bloque boca a boca	65
4.20. Medidas de resumen del bloque boca a boca	65
5.1. α Cronbach del bloque expectativas	69

ÍNDICE DE TABLAS

5.2. α Cronbach del bloque imagen	70
5.3. α Cronbach del bloque calidad	70
5.4. α Cronbach del bloque valor percibido	71
5.5. α Cronbach del bloque satisfacción	71
5.6. α Cronbach del bloque lealtad	72
5.7. α Cronbach del bloque boca a boca	72
5.8. Variables consideradas en el modelo portugués	78
5.9. Comparación de los IBJ: Uruguay vs Portugal	79
5.10. Comparación de los coeficientes estimados: Uruguay vs Portugal	81
5.11. Índice de satisfacción para Uruguay	82
5.12. Índices de bondad de ajuste - modelo UP	84
5.13. Índices de bondad de ajuste - modelo ECSI	85
5.14. Índices de bondad de ajuste - modelo ECSI2	86
5.15. Índices de bondad de ajuste - modelo UP2	91
5.16. Estimaciones - modelo UP2	93
5.17. R^2 para el modelo estructural	94
5.18. Comunalidades del bloque expectativas	95
5.19. Comunalidades del bloque imagen	95
5.20. Comunalidades del bloque calidad	96
5.21. Comunalidades del bloque satisfacción	96
5.22. Comunalidades del bloque valor percibido	96
5.23. Comunalidades del bloque lealtad	97
5.24. Comunalidades del bloque boca a boca	97
5.25. Índice de satisfacción estudiantil FCCEEyA - modelo UP2	98
5.26. Estimaciones no estandarizadas por sexo - modelo UP2	99
5.27. Índice de satisfacción estudiantil - modelo UP2 - Mujeres	100
5.28. Índice de satisfacción estudiantil - modelo UP2 - Hombres	100
5.29. Estimaciones no estandarizadas por carrera - modelo UP2	102
5.30. Índice de satisfacción estudiantil - modelo UP2 - Contadores	103

5.31. Índice de satisfacción estudiantil - modelo UP2 - Otras	103
A.1. MSA	120
A.2. Test de Mardia	120
B.1. Estimaciones no estandarizadas - Modelo de medida UP	124
B.2. Estimaciones no estandarizadas - Modelo estructural UP	125
B.3. Estimaciones no estandarizadas - Modelo de medida ECSI	126
B.4. Estimaciones no estandarizadas - Modelo estructural ECSI	127
B.5. Estimaciones no estandarizadas - ECSI2	128
B.6. Estimaciones no estandarizadas - UP2 - MCG	129
B.7. Indices de bondad de ajuste - UP2 - MCG	130

ÍNDICE DE TABLAS

Capítulo 1

Introducción

Conocer el nivel de satisfacción de los clientes, con determinado servicio al cual acceden, resulta fundamental ya que en función de este conocimiento se podrán tomar decisiones que tengan como objetivo primordial mantener ó mejorar, en caso de que sea necesario, aquellos aspectos que se entiende determinan la “satisfacción”. Para llevar a cabo esto, será necesario encontrar un mecanismo que permita medir, de forma objetiva y sin ambigüedades, este concepto.

En este orden es que, en 1989, surge en Suecia la propuesta de elaborar un método uniforme para medir la satisfacción del cliente y, a partir de los resultados, poder evaluar la calidad de los servicios. Esto da lugar al Swedish Customer Satisfaction Barometer (SCSB), primer índice elaborado para medir la satisfacción del consumidor, el cual considera la calidad percibida (que recoge tanto las expectativas de los clientes como el valor percibido), la satisfacción (como consecuencia de las percepciones de los clientes) y el comportamiento futuro (reflejado en reclamos y lealtad) [16]. Tomando este índice como referencia, e introduciendo algunas modificaciones y adaptaciones, surgen otros, entre los que se destacan: el American Customer Satisfaction Index (ACSI), elaborado en 1994 por la Universidad de Michigan y la ASQ (American Society for Quality), el Norwegian Customer Satisfaction Barome-

ter (NCSB), el cual agrega la noción de imagen como antecedente de la satisfacción, y el European Customer Satisfaction Index (ECSI) el cual es coordinado por la EOQ (European Organisation for Quality) y se presenta como una variación del ACSI. Éste último mantiene el concepto de imagen, como “causa” de la satisfacción, y en cuanto a los comportamientos futuros, sólo maneja la idea de lealtad. Todos estos índices definen a la satisfacción como una evaluación general de los actos de consumo y entienden que la lealtad debe ser el comportamiento futuro más perseguido por quienes brindan los servicios [16].

Tal como establecen Alves y Raposo [3]¹ tanto el SCSB, como los demás instrumentos generados a partir de modificaciones y adaptaciones de éste, dejan de lado la idea de la “satisfacción” como un concepto estático y comienzan a tratarla como parte de un sistema amplio conformado por una serie diversa de interacciones. Es por esto que se entiende que estos índices no sólo permitirán cuantificar el nivel de satisfacción de los clientes, sino que también lograrán poner de manifiesto cómo se genera dicho nivel de satisfacción o insatisfacción [11].

En resumen, podría decirse que los índices de satisfacción del cliente, se encuentran dentro de un sistema que establece relaciones de causa y efecto, que parten desde los antecedentes y llegan hasta las consecuencias de la satisfacción.

En este trabajo, se vincula el concepto de satisfacción descrito previamente, con la educación universitaria, para lo cual se toma como punto de partida lo propuesto por Alves y Raposo [1], quienes plantean: “Sólo con la satisfacción de los alumnos se podrá alcanzar el éxito escolar, la permanencia de los estudiantes en la institución y, sobre todo, la formación de una valoración positiva boca a boca. En este sentido,

¹Citando a Wilton y Nicosia (1986). “Emerging paradigms for the study of consumer satisfaction”

es extremadamente importante encontrar formas fiables de medir la satisfacción del alumno en la enseñanza universitaria, permitiendo así a las instituciones de enseñanza conocer su realidad, compararla con la de los otros competidores y analizarla a lo largo del tiempo”.

En función de esto, se considerará a los estudiantes de los cursos superiores de la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, FCCEEyA (UdelaR), como “clientes” y se entenderá que el “servicio” que se les brinda es el de la educación de nivel terciario. Tal como establecen Blanco y Blanco [7] ² no se pueden dejar de lado los valores y metas de la Universidad como institución, es decir, no debe perderse la visión humana de los estudiantes que forman parte de ella. Si esto se logra, se evitará considerar al modelo de educación como un modelo industrial, donde se estaría considerando a los estudiantes como simples productos del sistema.

Lograr conocer la dimensión de la satisfacción de los estudiantes con la facultad a la cual concurren, permitirá identificar aspectos tanto positivos como negativos, siendo estos últimos fundamentales a la hora de determinar estrategias de mejora tanto de la educación, como de los demás servicios.

En este trabajo, la información necesaria para poder evaluar y entender por un lado, qué conceptos se asocian a la satisfacción y por otro, cómo se establecen las interrelaciones entre estos conceptos, se obtiene a través de la aplicación de un cuestionario formado por una serie de bloques de preguntas que se corresponden con lo propuesto en el modelo ECSI; sobre este instrumento y con la ayuda del análisis factorial (AF) y, más precisamente, de los *modelos de ecuaciones estructurales* (MES) que se presentan en las secciones 3.1 y 3.2, se logra poner de manifiesto los componentes de la satisfacción.

²Citando a Gaitán y López, (1999). “La calidad, nueva función en la Universidad Venezolana”

El presente trabajo se estructura en seis capítulos. En primera instancia, en el capítulo 2, se presentan algunos antecedentes tomados como referencia. A continuación, en el capítulo 3 se presenta la metodología utilizada donde se hace referencia a los principales aspectos del análisis factorial y se pone especial énfasis en la presentación de los *modelos de ecuaciones estructurales*, también se hace referencia a los aspectos estadísticos a tener en cuenta antes de aplicar AF. Este capítulo culmina con la presentación teórica del índice de satisfacción calculado en este trabajo.

El cuarto capítulo presenta una descripción de los datos que serán utilizados en la aplicación cuyos principales resultados se exponen en el capítulo 5 y por último, el capítulo 6, presenta las principales conclusiones y consideraciones a futuro.

1.1. Objetivos

El objetivo general de este trabajo es evaluar un instrumento de medición del nivel de satisfacción estudiantil a través de la aplicación de *modelos de ecuaciones estructurales*. Para ésto, se estudian las propiedades psicométricas de un instrumento propuesto para medir la satisfacción estudiantil para los cursos superiores de la Universidad de Beira Interior (Portugal), para ver los resultados que surgen de aplicarlo para el caso de la FCCEEyA (UdelaR).

En función de éste, surgen los siguientes objetivos específicos:

- Medir la satisfacción estudiantil con los cursos de la FCCEEyA, a través de la aplicación de *modelos de ecuaciones estructurales*, a partir de considerar variables que resulten ser causa o consecuencia de ésta
- Determinar, a partir de una comparación directa, si existen diferencias entre el modelo propuesto para el caso portugués y el caso de la FCCEEyA
- Determinar si existen diferencias, al considerar tanto el sexo de los estudiantes

como la carrera a la que están inscriptos

Capítulo 2

Antecedentes

Medir la satisfacción de los clientes, pero fundamentalmente conocer en función de qué elementos es que se elabora este concepto, resulta de suma importancia sea cual sea el ámbito en el que se está investigando. Es por este motivo que como primer antecedente de este trabajo, se toma la presentación “Índices nacionales de satisfacción: una vista general” de García y otros [16], donde se presenta una evolución histórica de los principales índices de satisfacción que existen a nivel mundial. En esta investigación puede verse como, a lo largo del tiempo, las variables a considerar tanto como causa y/o como consecuencia de la satisfacción han ido variando.

Teniendo en cuenta este aspecto, y en el entendido de que una vez que se establece cuáles son las variables involucradas en la conformación del concepto de satisfacción, éste se puede llegar a medir, es que se toma lo propuesto por Fornell y otros en “The American Customer Satisfaction Index: Nature, Purpose, and Findings” [9], donde se propone una fórmula de cálculo para el ACSI.

En cuanto a investigaciones similares a la presentada en este trabajo se toma como primer antecedente “Los modelos de ecuaciones estructurales y su aplicación en el índice europeo de satisfacción del cliente”, donde se realiza una revisión metodológi-

ca de la técnica estadística utilizada y se presenta una aplicación específica sobre un determinado tipo de índice de satisfacción, el ECSI.

Por último, se toman como referencia y como punto directo de comparación, cuatro trabajos realizados por los investigadores portugueses Alves y Raposo, para estudiar la satisfacción de los estudiantes de la Universidad de Beira Interior (Portugal), con dicha institución.

El primero de estos trabajos, “La medición de la satisfacción en la enseñanza universitaria: El ejemplo de la Universidade da Beira Interior”[1], fue realizado en el año 2004 y presenta una revisión histórica de las formas tradicionales de medir la satisfacción poniendo especial énfasis en los índices de satisfacción del cliente y, más precisamente, en el estudio de la satisfacción del estudiante (cliente) con la enseñanza universitaria.

En lo que refiere al modelo teórico a ser confirmado en este trabajo, se toman las relaciones establecidas por el ECSI, incorporando algunas modificaciones, entre las que se destaca la idea del *boca a boca* generado entre estudiantes, como consecuencia de la *satisfacción*.

Los resultados reportados en esta investigación surgen de una aplicación realizada sobre una muestra probabilística de 411 estudiantes que provienen de 5 áreas científicas distintas que ofrece la Universidad de Beira Interior. Los principales resultados obtenidos indican que el nivel de satisfacción de los estudiantes es de 54, en una escala del 1 al 100 y que las variables que más contribuyen a la elaboración de este concepto, son las variables *imagen* y *valor percibido*.

Otro trabajo de los mismos investigadores, de características similares al descrito previamente y que también es tomado como referencia para este trabajo, es “Conceptual model of student satisfaction in higher education”[2], presentado en el año

2007.

Las principales diferencias de este trabajo con el anterior, es que éste no presenta una sección que detalle las características de los índices de satisfacción del cliente en general, sino que se enfoca desde el inicio en los antecedentes de la satisfacción medida en la educación superior.

Desde el comienzo del trabajo, se propone un modelo teórico a ser testeado a través de la utilización de *modelos de ecuaciones estructurales*, dejando de lado la idea de medir el nivel de satisfacción de los estudiantes, resaltando la intención de encontrar aquellas variables que forman parte de la construcción de este concepto.

Una vez que las hipótesis fundamentales del problema están explícitamente especificadas, se presenta el modelo gráficamente y un conjunto de tablas con los principales resultados obtenidos: parámetros estimados, valores de los estadísticos de prueba, y *p-valores* por un lado, y por otro, algunas medidas de bondad de ajuste del modelo estimado.

Estos resultados surgen de una aplicación realizada sobre una muestra de 2687 estudiantes de 13 universidades distintas, a partir de los cuales Alves y Raposo concluyen que las variables *imagen* y *valor percibido* influyen positivamente sobre la satisfacción de los estudiantes, mientras que las *expectativas* también influyen pero negativamente, es decir, que a mayores expectativas menor satisfacción.

La tercera investigación de Alves y Raposo que es tomada como antecedente en este trabajo es “Student satisfaction index in portuguese public higher education” [3], la cual resulta ser una combinación de las dos investigaciones descritas anteriormente. En este trabajo se pone especial atención en las formas tradicionales de medir la satisfacción de los clientes y se retoma la idea de medirla a partir de la construcción de un índice. Los resultados que se presentan en esta investigación resultan de una aplicación que se realiza sobre la misma muestra de 2687 estudiantes, que el trabajo anterior.

El cuarto trabajo de los mismos investigadores portugueses que es tomado como referencia es “The measurement of the construct satisfaction in higher education” [4], publicado en 2009, el cual profundiza más en los detalles teóricos que hacen a la construcción de un índice de satisfacción estudiantil.

La presentación de los resultados está dirigida especialmente hacia las variables que conforman la satisfacción; se muestran por un lado, algunas medidas de resumen, para estas variables, como la media, mínimo, máximo y desvío estándar, y por otro, los principales resultados de la estimación del modelo (estimación de los parámetros y los *p-valores* asociados a las distintas pruebas de significación).

La aplicación se realiza sobre la misma muestra de 2687 estudiantes, que los 2 trabajos anteriores.

En lo que refiere a los datos utilizados en este trabajo, y a trabajos realizados previamente con ellos, se toman algunos resultados obtenidos en una investigación realizada en el año 2009 por la Cátedra de Metodología de la Investigación de Facultad de Ciencias Económicas y de Administración de la Universidad de la República (FCCEEyA - UdelaR), en conjunto con el Instituto de Estadística (IESTA) [15].

En este trabajo, se construyen diferentes tipologías de estudiantes, mediante la aplicación de análisis de conglomerados. Los resultados obtenidos se asocian, mediante árboles de clasificación y regresión (CART), con los perfiles sociodemográficos y académicos de los estudiantes. Esto permite conocer la posición de los estudiantes, por grupos, frente a las distintas variables que se entiende conforman la satisfacción.

Capítulo 3

Metodología

Este capítulo comprende todos los elementos que refieren a los aspectos metodológicos estadísticos que estarán presentes en este trabajo.

Dichos aspectos serán presentados en dos grandes secciones. La primera hará referencia fundamentalmente a las técnicas estadísticas estudiadas y aplicadas, se establecerá en qué contexto se sitúan, y cuáles son sus principales características, determinando así la base teórica de lo que será expuesto en el capítulo 5 donde se presentarán los resultados de la aplicación.

Por otra parte, se presentarán los aspectos estadísticos que deberán considerarse con respecto a los datos. Se establece qué es lo que debe tenerse en cuenta para preparar la información disponible, de forma tal que la aplicación resulte satisfactoria.

La técnica estadística a desarrollar en este trabajo se presenta bajo la denominación de *modelos de ecuaciones estructurales*. Ésta se encuentra en el contexto del análisis multivariado y más precisamente dentro del análisis factorial.

La sección 3.1 presenta una breve introducción al análisis factorial, para luego presentar los *modelos de ecuaciones estructurales* en la sección 3.2.

3.1. Análisis factorial

El análisis factorial tiene su origen a principios del siglo XX, cuando Karl Pearson y Charles Spearman muestran su interés en comprender las distintas dimensiones que conforman la inteligencia humana. Desde ese momento, y hasta la actualidad, se han realizado aplicaciones en diversas áreas de estudio, entre las que se destacan fundamentalmente los trabajos realizados en el área de la psicometría. Esta disciplina se encarga de asignar un valor numérico a las diversas características psicológicas de las personas, engloba tanto la teoría como la elaboración de pruebas y tests. Incluye, además, la formulación y aplicación de procedimientos estadísticos que permiten determinar si una prueba efectivamente resulta válida para la medición de una variable o conducta psicológica previamente definida.

El principal objetivo del análisis factorial [12],[22],[24] es reducir las dimensiones del problema en estudio, descartando información redundante. A partir de una gran cantidad p de variables observadas x_1, \dots, x_p se construye una menor cantidad m de variables no observadas (latentes), denominadas factores f_1, \dots, f_m . Estas últimas resultan de combinar linealmente las variables observadas.

Tal como establece Blanco [6], además de buscar eliminar la información redundante, se debe lograr que esa simplificación implique la menor pérdida posible de información, es decir, que la nube original, al ser proyectada sobre un espacio de menor dimensión, se deforme lo menos posible. Esto implicará que la distancia entre los puntos originales y su proyección sea mínima.

Formulación del AF

La representación matricial del modelo factorial general es la siguiente:

$$x = \mu + \Lambda f + \varepsilon \tag{3.1}$$

donde:

- μ es el vector de medias de x
- $x_{p \times 1}$ vector que contiene las p variables observadas
- $\Lambda_{p \times m}$ matriz de coeficientes que describen cómo los factores f afectan a las variables observadas x . Matriz de cargas.
- $f_{m \times 1}$ vector de variables latentes/factores, tal que: $f \sim (0, I)$
- $\varepsilon_{p \times 1}$ vector de perturbaciones (no observadas), tal que: $\varepsilon \sim (0, \Psi)$. Los errores se suponen independientes por lo que Ψ resulta una matriz diagonal
- $cor(f, \varepsilon) = 0$

Si además se supone que tanto los factores como las perturbaciones siguen una distribución normal multivariada, $f \sim N_m(0, I)$ y $\varepsilon \sim N_p(0, \Psi)$, se deduce que el vector de variables observadas x también tiene distribución normal (por ser combinación lineal de variables aleatorias normales) y que su vector de medias es μ , por lo tanto se tiene: $x \sim N_p(\mu, \Sigma)$.

A partir de la ecuación (3.1) se tiene que, dada una muestra aleatoria de tamaño n , cada observación x_{ij} de la muestra queda determinado por:

$$x_{ij} = \mu_j + \lambda_{j1}f_{1i} + \dots + \lambda_{jm}f_{mi} + \varepsilon_{ij} \quad (3.2)$$

con: $i = 1, \dots, n$ y $j = 1, \dots, p$.

Los primeros 2 a $m + 1$ términos, reflejan el efecto de los m factores, y el último muestra una perturbación específica de cada observación.

De forma de simplificar la notación, de aquí en más se entenderá que las variables están centradas, es decir que cada una de ellas tiene media 0 y que, por lo tanto, el vector de medias del vector x es el vector nulo.

En función de esto si se consideran todas las ecuaciones, la matriz de datos $X_{n \times p}$ puede plantearse como:

$$X_{n \times p} = F_{n \times m} \Lambda'_{m \times p} + \varepsilon_{n \times p} \quad (3.3)$$

A partir de los supuestos realizados, se tiene: $cov(f, x) = \Lambda$, ya que:

$$cov(f, x) = E(xf') - \underbrace{E(x)}_{=0} \underbrace{E(f')}_{=0} = E((\Lambda f + \varepsilon)f') = E(\Lambda f f') + \underbrace{E(\varepsilon f')}_{=0} = \Lambda \underbrace{E(f f')}_{=I}$$

De forma equivalente, para cada i, j , se tiene: $\lambda_{i,j} = cov(x_i, f_j)$ y si se trabaja con las variables estandarizadas, la igualdad es: $\lambda_{i,j} = cor(x_i, f_j)$.

Por otra parte, la matriz de varianzas y covarianzas de las variables observadas (Σ) puede ser vista como la suma de otras dos matrices, verificando:

$$\Sigma = \Lambda \Lambda' + \Psi \quad (3.4)$$

donde: $\Lambda \Lambda'$ es una matriz simétrica, de rango m que contiene la parte de varianza común al conjunto de las x , y Ψ es una matriz diagonal que contiene la parte de varianza específica de cada variable. Por lo tanto, la varianza de cada variable observada x_i , será:

$$\sigma_i^2 = \sum_{j=1}^m \lambda_{ij}^2 + \psi_i \quad (3.5)$$

El primer término, que refiere a la proporción de variabilidad de x_i , explicada por los factores comunes, se denomina *comunalidad* y se denota h_i^2 . El segundo término refiere a la proporción de variabilidad específica de cada x_i , y se denomina *unicidad*.

Siguiendo esta notación, se tiene: $\sigma_i^2 = h_i^2 + \psi_i$.

El análisis factorial puede ser aplicado como una herramienta exploratoria (análisis factorial exploratorio - AFE) o como un modelo para contrastar teorías (análisis factorial confirmatorio - AFC). El AFE, intenta reducir el número inicial de variables, en un conjunto de menor dimensión de factores. Éstos se determinan en función de algún criterio estadístico, que por lo general tiende a optar por la solución factorial que logra explicar la mayor cantidad de varianza original. Por otra parte, en el caso del AFC el número de factores se supone conocido a priori y se establecen restricciones sobre los elementos de la matriz de cargas. Por ejemplo, algunos pesos pueden ser fijados en cero o se puede determinar que haya dos pesos iguales [22],[24].

Como un caso particular dentro del análisis factorial confirmatorio se encuentran los *modelos de ecuaciones estructurales* que se presentan a continuación.

3.2. Modelos de ecuaciones estructurales

Este tipo de modelos pueden ser vistos, fundamentalmente, de dos maneras. Por un lado, pueden ser enmarcados en el ámbito de los modelos de regresión, con ciertas particularidades que los diferencian de los modelos de regresión clásicos y, por otro, pueden ser vistos como una técnica de análisis factorial que permite establecer relaciones entre los factores.

De modo simplificado, podría entenderse que en los modelos de ecuaciones estructurales se presentan relaciones *causales* entre, por un lado, un conjunto de variables observables y por otro, variables tanto observables como no observables.

A partir de esto, y recordando además que estos modelos se presentan en el contexto del análisis factorial confirmatorio, es que resulta fundamental establecer de forma

clara el concepto de *causalidad*, ya que justamente es esta relación la que este tipo de modelos intentan *confirmar*.

Tomando como referencia lo propuesto por Casas Guillen [8]¹ podríamos decir que existe una relación de causalidad entre la variable X y la variable Y y, más precisamente, que X causa a Y si cada vez que sucede X , sucede Y , y nunca se da Y sin que previamente se haya dado X .

Los modelos de ecuaciones estructurales presentan la particularidad de que una variable puede ser causada por otra variable del sistema y a la vez, dentro del mismo modelo, ser causa de otra variable.

Como se explicitó previamente, existen fundamentalmente dos tipos de relaciones presentadas en los modelos de ecuaciones estructurales. Por un lado, se establecen relaciones entre variables no observadas y, por otro, relaciones entre estas variables, y variables observadas, lo que da lugar a dos submodelos: *modelo estructural* y *modelo de medida*, respectivamente

Si bien la presentación de éstos, se plantea en términos de ecuaciones, por lo general, se agrega una representación gráfica que permite visualizar mejor las relaciones entre variables.

Previo a presentar los pasos a seguir al trabajar con este tipo de modelos, se establecen las características más relevantes de las variables que los conforman. Tanto las variables observadas como las no observadas, pueden ser de naturaleza endógena o exógena. En lo que refiere a variables latentes, de aquí en adelante se entenderá por variable endógena, a aquella variable cuyas *causas* están presentes en el modelo,

¹Citando a Bisquerra, R. (1989), en “Introducción conceptual al análisis multivariable. Vol. II, PPU, Barcelona.”

éstas estarán siempre acompañadas de un término de error/perturbación. Por otra parte, una variable será tratada como exógena cuando no reciba efecto alguno de ninguna de las variables que forman parte del modelo. Éstas serán manejadas como “libres de error”. En cuanto a las variables observadas, se dirá que una variable es exógena, cuando las variables que la causan sean variables latentes exógenas, mientras que se estará frente a una variable endógena cuando las causas de ésta sean de naturaleza también endógena. Por último se presentan los errores, variables aleatorias no observables que recojen aquellos efectos sobre las variables dependientes, que el modelo no logra captar.

Una vez establecidas las principales características que pueden presentar las variables que se manejarán de aquí en adelante, y las posibles relaciones que podrán existir entre ellas, se presentan los detalles de los MES.

A modo de resumen, se puede decir que las principales etapas que conforman el proceso de determinar/confirmar las relaciones existentes entre determinadas variables, a partir de la implementación de *modelos de ecuaciones estructurales*, son las que se presentan en la figura 3.1.

3.2.1. Especificación: Modelo estructural

El modelo estructural es el submodelo, dentro de los MES, que captura las relaciones existentes entre las variables no observables, también denominadas variables latentes, constructos o factores.²

²De aquí en adelante, utilizaremos cualquiera de estos términos indistintamente

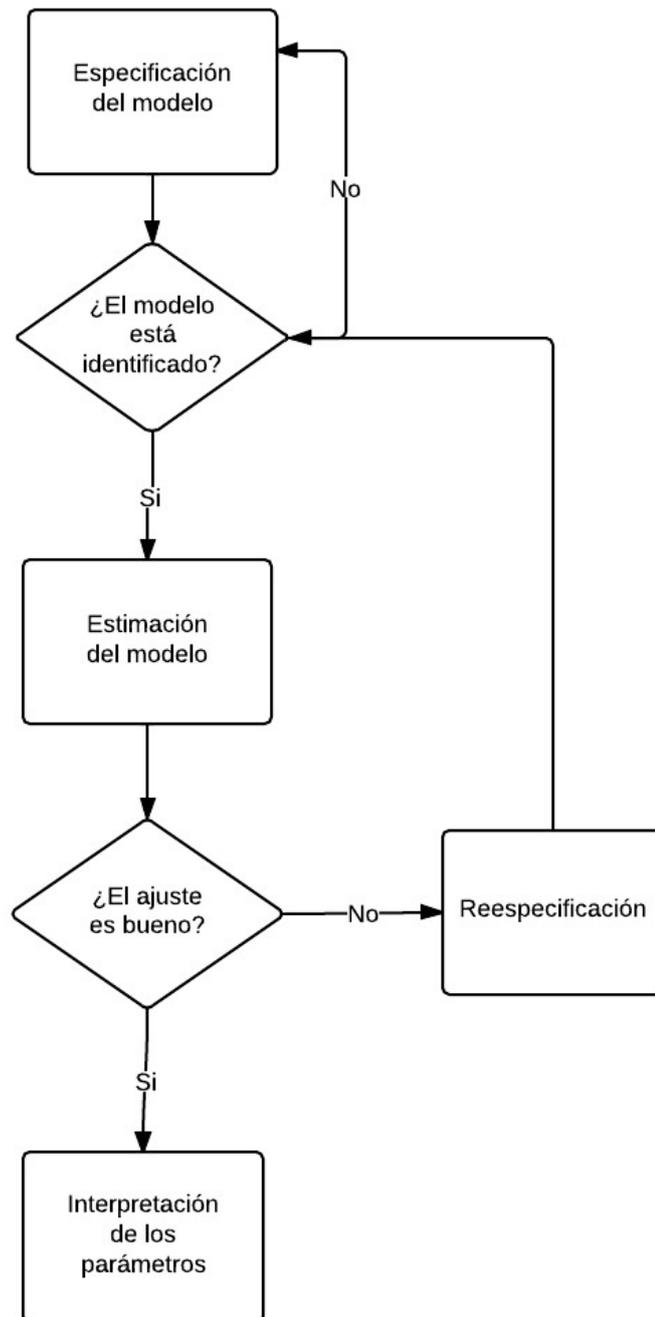


Figura 3.1: Pasos a seguir al trabajar con MES

En formato matricial, podemos representar estos modelos de la siguiente manera:

$$\beta\eta = \Gamma\xi + \zeta \quad \Rightarrow \quad \eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \quad (3.6)$$

donde, considerando un modelo con m variables latentes endógenas y k variables latentes exógenas, se tiene:

- β (beta) matriz, de dimensión $m \times m$, de pesos β que determinan la relación entre dos variables latentes endógenas
- η (eta) vector, de dimensión $m \times 1$, de variables latentes endógenas
- Γ (gamma) matriz, de dimensión $m \times k$, de pesos γ que determinan la relación entre una variable endógena y una exógena, ambas latentes
- ξ (xi) vector, de dimensión $k \times 1$, de variables latentes exógenas
- ζ (zeta) vector, de dimensión $m \times 1$, de términos de error/perturbación.

También forman parte de este modelo, las matrices Φ (phi) y Ψ (psi), que representan la matriz de correlaciones entre las variables latentes exógenas (ξ) y la matriz de correlaciones entre los errores de las variables latentes endógenas (ζ), respectivamente.

A modo de ejemplo, se consideran tres variables latentes endógenas η_1, η_2, η_3 y una variable latente exógena ξ_1 y lo que se desea es confirmar que: ξ_1 y η_2 *causan* a η_1 , ξ_1 y η_3 *causan* a η_2 , y ξ_1 y η_1 *causan* a η_3 . La representación analítica del modelo es la siguiente:

$$\begin{cases} \eta_1 = \gamma_1\xi_1 + \beta_1\eta_2 + \zeta_1 \\ \eta_2 = \gamma_2\xi_1 + \beta_2\eta_3 + \zeta_2 \\ \eta_3 = \gamma_3\xi_1 + \beta_3\eta_1 + \zeta_3 \end{cases} \quad (3.7)$$

3.2.2. Especificación: Modelo de medida

En el modelo de medida se establecen las relaciones que existen entre los factores y las variables observables. Se presentan, por separado, las relaciones entre las variables exógenas y las endógenas, lo que determina dos submodelos. La expresión matricial para el modelo de medida, para las variables exógenas, queda determinado por:

$$X = \Lambda_x \xi + \delta \quad (3.8)$$

donde, considerando un modelo con k variables latentes y q variables observables, se tiene:

- X vector, de dimensión $qx1$, de variables observables
- Λ_x (lambda) matriz, de dimensión $q \times k$, de pesos λ que determinan la relación entre cada x y cada ξ
- ξ (ξ) vector, de dimensión $k \times 1$, de variables latentes exógenas
- δ (delta) vector, de dimensión $qx1$, de términos de error/perturbación

La matriz Θ_δ también forma parte de este submodelo. Ésta es la matriz de covarianzas entre los errores de las variables exógenas observadas (δ). Los errores δ se suponen incorrelacionados, por lo que la matriz Θ_δ resulta una matriz diagonal.

Para las variables endógenas, la expresión matricial para el modelo de medida, es la siguiente:

$$Y = \Lambda_y \eta + \epsilon \quad (3.9)$$

donde, considerando un modelo con m variables latentes y p variables observables, se tiene:

- Y vector, de dimensión $px1$, de variables observables
- Λ_y (lambda) matriz, de dimensión pxm , de pesos λ que determinan la relación entre cada y y cada η
- η (eta) vector, de dimensión $m \times 1$, de variables latentes endógenas
- ϵ (epsilon) vector, de dimensión $px1$, de términos de error/perturbación

La matriz Θ_ϵ también forma parte de este submodelo. Ésta es la matriz de covarianzas entre los errores de las variables endógenas observadas (ϵ). Los errores ϵ se suponen incorrelacionados, por lo que la matriz Θ_ϵ resulta una matriz diagonal.

Continuando con el ejemplo presentado para el modelo estructural, se agregan dos variables exógenas x_1, x_2 y seis endógenas $y_1 \dots y_6$, todas observables. Se supone que x_1 y x_2 son causadas por ξ_1 , y_1 y y_2 por η_1 , y_3 y y_4 por η_2 y y_5 y y_6 por η_3 . Las ecuaciones que determinan este modelo son:

$$\begin{cases} x_1 = \lambda_1 \xi_1 + \delta_1 \\ x_2 = \lambda_2 \xi_1 + \delta_2 \end{cases} \quad (3.10)$$

$$\begin{cases} y_1 = \lambda_3 \eta_1 + \epsilon_1 \\ y_2 = \lambda_4 \eta_1 + \epsilon_2 \\ y_3 = \lambda_5 \eta_2 + \epsilon_3 \\ y_4 = \lambda_6 \eta_2 + \epsilon_4 \\ y_5 = \lambda_7 \eta_3 + \epsilon_5 \\ y_6 = \lambda_8 \eta_3 + \epsilon_6 \end{cases} \quad (3.11)$$

3.2.3. Representación gráfica de los MES

Tal como se mencionó previamente, por lo general la especificación analítica de los modelos de ecuaciones estructurales se acompaña de una representación gráfica. Lo

más frecuente es que ésta sea a través de los diagramas de senderos o ruta (“path diagrams”)[18]. Este tipo de diagramas se basan en algunas convenciones que resulta conveniente explicitar, de forma tal que su “lectura” resulte sencilla.

- Variables observables: 
- Variables latentes: 
- Efecto, directo, de una variable sobre otra: \longrightarrow . Al inicio de la flecha se encuentra la variable independiente y al final, la dependiente. Los errores también se vinculan con las variables dependientes a través de estas flechas.
- Covarianza/correlación entre variables: \longleftrightarrow

Siguiendo estas convenciones, el modelo estructural presentado a modo de ejemplo, en la subsección 3.2.1 con las tres variables latentes queda representado gráficamente en la figura 3.2.

Por su parte, el modelo de medida presentado, a modo de ejemplo, en la subsección 3.2.2 queda especificado gráficamente en el diagrama que se muestra en la figura 3.3 y, finalmente, el modelo MES que combina los submodelos de medida y estructural ejemplificados tiene el diagrama de senderos que se presenta en la figura 3.4.

Una vez que quedan explicitadas por un lado, las relaciones que se desean confirmar a nivel de variables latentes (modelo estructural) y por otro, aquellas relaciones que se pretende determinar entre las variables observables y las latentes (modelo de medida), culmina el primer paso en el proceso de realizar un estudio de relaciones entre variables, a través de la utilización de *modelos de ecuaciones estructurales*, la “especificación” del modelo.

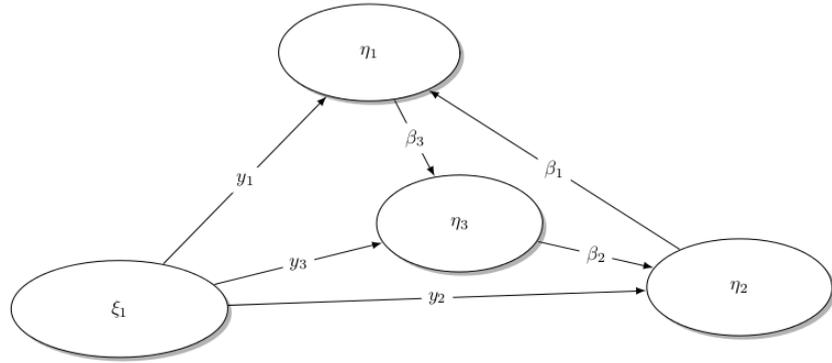


Figura 3.2: Modelo estructural

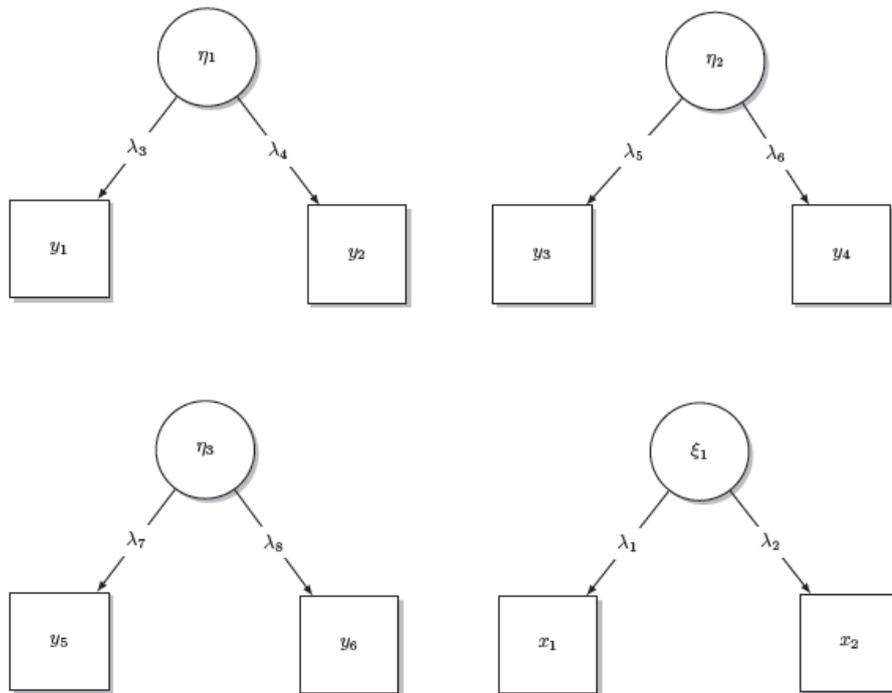


Figura 3.3: Modelo de medida

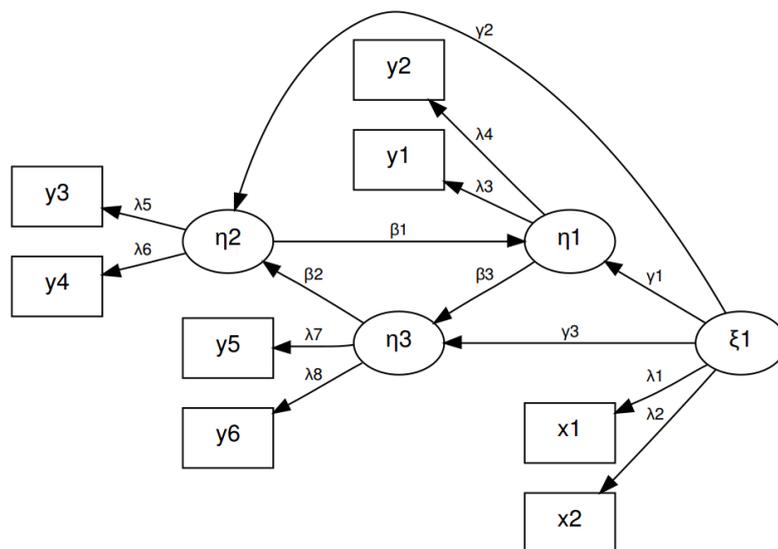


Figura 3.4: MES para ejemplo presentado

3.2.4. Identificación

Kline [18] entiende que un modelo está “identificado” si es posible obtener una estimación única para cada uno de los parámetros involucrados en el modelo. La primera condición para que ésto sea posible es que los grados de libertad del modelo (df) sean positivos, o al menos cero. Para ver si esto efectivamente ocurre, se utiliza la denominada “regla de conteo” la cual establece que para que el modelo esté identificado es necesario que se cumpla: $r > t$, donde $r = \frac{(p+q)((p+q)-1)}{2} + (p+q)$ representa la cantidad de elementos no redundantes en la matriz de varianzas y covarianzas y t es la cantidad de parámetros a estimar en el modelo. A partir de esto, los modelos podrán ser clasificados como:

- Sub-identificado (Underidentified) ($r - t < 0$)
- Exactamente identificado (Just identified) ($r - t = 0$)
- Sobre-identificado (Overidentified) ($r - t > 0$)

Esta condición resulta necesaria pero, por lo general, no suficiente. El modelo resultará completamente identificado, cuando tanto el submodelo estructural como el de

medida lo estén, para lo cual será necesario establecer algunas restricciones sobre algunos de los parámetros a estimar en ambos submodelos. Por lo general estas restricciones indican que determinados coeficientes de cargas sean fijados iguales entre sí o iguales a una constante (lo más frecuente es que, cuando las variables no están estandarizadas, esa constante sea 1). También suelen establecerse restricciones en las varianzas y covarianzas de las variables latentes y/o errores/perturbaciones.

3.2.5. Estimación

Una vez que finaliza el proceso de identificación del modelo se pasa a la etapa que consiste en recolectar/depurar los datos y prepararlos para realizar la “estimación” del modelo, lo cual implica obtener una estimación puntual para cada uno de los parámetros involucrados en los submodelos de medida y estructural. Aquí se presentan tres de los métodos de estimación más utilizados:

- Máxima verosimilitud (MV)
- Mínimos cuadrados generalizados (MCG)
- Mínimos cuadrados parciales (MCP)

A continuación se presentan las principales características, ventajas y desventajas de dichos métodos.

Máxima verosimilitud

Este método propone como estimador de los parámetros aquel valor que maximiza la probabilidad de que el modelo a estimar reproduzca los datos observados. Es el método de estimación más utilizado ya que presenta las siguientes ventajas: en condiciones bastante generales respecto al modelo de distribución de probabilidad proporciona estimadores insesgados, asintóticamente normales, centrados y de míni-

ma varianza (eficientes) [22].

Siguiendo a Fox [13], se presentan los dos submodelos que conforman los *modelos de ecuaciones estructurales* como un único modelo, representado a través de una única ecuación bajo la denominada “formulación RAM” (reticular action model).

Esta representación propone vincular todas las variables y relaciones involucradas en el problema en estudio, a partir de dos vectores y una matriz, de la siguiente manera:

$$v = Av + u$$

El vector v contiene todas las variables: observadas y no observadas tanto endógenas como exógenas. Por lo tanto, retomando la notación utilizada en las subsecciones 3.2.1 y 3.2.2, las dimensiones de este vector, serán $(p + q + m + k) \times 1$.

La matriz A , de dimensiones $(p + q + m + k) \times (p + q + m + k)$ contiene todos los parámetros β , γ y λ y, por último, el vector u contiene los errores/perturbaciones asociados a las variables presentes en v . En el caso de que una variable se entienda “libre de error”, ésta formará parte tanto del vector v como del u .

Por otra parte, se presenta la matriz P , matriz de varianzas y covarianzas del vector u , es decir, P estará formada por todos los σ , θ_ϵ , θ_δ , ϕ y ψ presentes en el problema.

Suponiendo que el vector v está ordenado de forma tal que las $p + q$ primeras filas contienen a las variables observadas, se define la “matriz de selección” J , de forma tal que a partir de ésta se puedan seleccionar las variables observadas:

$$J_{(p+q) \times (p+q+k+m)} = \begin{pmatrix} I_{(p+q) \times (p+q)} & 0_{(p+q) \times (k+m)} \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

En función de estas definiciones, la matriz de varianzas y covarianzas de las variables

observadas, estimada por el modelo puede expresarse como:

$$C = \hat{\Sigma} = E(Jvv'J') = J(I - A)^{-1}P(I - A)^{-1}'J'$$

Por lo tanto, el proceso de estimar todos los parámetros de A y P consiste en obtener C lo más cercana a S posible, siendo S la matriz de varianzas y covarianzas muestral. Bajo el supuesto de normalidad multivariada, esto equivale a minimizar la siguiente función:

$$F_{MV} = F(A, P) = tr(SC^{-1}) - (p + q) + \log(|C|) - \log(|S|)$$

La principal desventaja de este método de estimación es que asume que los datos provienen de una distribución normal multivariada.

Mínimos cuadrados generalizados

Cuando el supuesto de normalidad de los datos no se verifica, una alternativa posible para estimar los parámetros es el método de mínimos cuadrados generalizados (MCG), el cual no depende de ningún supuesto distribucional.

La función que se quiere minimizar cuando el método de estimación es el de MCG, es la siguiente:

$$F_{MCG} = (tr((S - \Sigma)W^{-1}))^2$$

Minimizar esta función equivale a encontrar una matriz Σ que sea lo más cercana posible a S . Cada diferencia entre Σ y S será ponderada por distintos pesos que dependerán de W^{-1} (matriz definida positiva).

La elección más común de la matriz W , es: $W = S$.

Cuando se toma $W = I$, este método se denomina *mínimos cuadrados no ponderados*.

Si bien el hecho de no requerir normalidad resulta una fuerte ventaja de este método sobre otros, éste presenta la principal desventaja de que la distribución los estadísticos de ajuste que permiten determinar la bondad de las estimaciones, no se aproximan adecuadamente a distribuciones conocidas a menos que el tamaño de muestra sea lo suficientemente grande. Otra de las principales desventajas de este método es que la matriz que determina los pesos aumentará su dimensión de manera significativa al aumentar la cantidad de variables observadas.

Mínimos cuadrados parciales

El último método a presentar es el de mínimos cuadrados parciales (PLS, por su denominación en inglés). La principal ventaja de este método es que, al igual que los MCG, éste no presenta restricciones distribucionales.

Retomando la notación típica de los modelos de ecuaciones estructurales, y tratando de vincularla con la terminología propia de los PLS, se establecen las siguientes ecuaciones, con sus correspondientes parámetros a estimar:

- Modelo estructural (Inner Model): Los parámetros a estimar son los β 's y γ 's, también denominados “path coefficients”, de la ecuación $\beta\eta = \Gamma\xi + \zeta$
- Modelo de medida (Outer Model): Los parámetros a estimar son los denominados “loadings” λ de las ecuaciones:

- $X = \Lambda_x\xi + \delta$

- $Y = \Lambda_y\eta + \epsilon$

Otro elemento importante que se incorpora al considerar este método de estimación, es el hecho de que las variables latentes, justamente por su condición de no observables, deben ser presentadas/especificadas de forma tal que resulte posible introducirlas como variables a explicar o explicadas tanto en el modelo de medida como en el modelo estructural. Es para esto que se introduce la idea de “score” y “outer weights” que determinan que las variables latentes son estimadas a través de una

combinación lineal de las variables observadas con las que se vincula, tal como se presenta en las siguientes ecuaciones:

$$\hat{\eta}_j = \sum_k w_{jk} Y_{jk} \quad (3.13)$$

$$\hat{\xi}_l = \sum_m w_{lm} X_{lm} \quad (3.14)$$

donde las denominaciones “score” y “outer weight” hacen referencia a $\hat{\eta}_j$ y $\hat{\xi}_l$, y w respectivamente.

Siguiendo lo propuesto por Sanchez [28], una vez definidos todos estos elementos, se puede decir que el procedimiento de estimar un modelo por mínimos cuadrados parciales consiste fundamentalmente en:

- Obtener los pesos que permitan determinar $\hat{\eta}_j$ y $\hat{\xi}_l$
- Estimar todos los elementos de β y Γ
- Obtener los λ de los dos submodelos que determinan el modelo de medida

El primer paso consiste en determinar los w , lo cual se logra implementando el siguiente proceso iterativo:

1. Se determinan valores arbitrarios para w , por lo general se inicia con $w = 1$
2. Se realiza una aproximación “externa” para las variables latentes
3. Se obtienen nuevos pesos
4. Se realiza una aproximación “interna” para las variables latentes
5. Se calculan nuevos valores para w

Se repiten los pasos 2 a 5, hasta lograr convergencia.

A continuación se presenta en detalle cada uno de estos pasos. De manera de simplificar la notación, de acá en adelante, en esta subsección no se diferenciarán las variables endógenas y exógenas. Las variables latentes se denotarán como VL y las observadas como VO , sin importar su naturaleza.

El primer paso establece que, partiendo de $\tilde{w} = 1$, se obtendrá una estimación de las variables latentes a partir de combinar linealmente las variables observadas con las que se relaciona, lo cual puede ser representado en formato matricial como:

$$\widehat{VL}_k = VO_k \tilde{w}_k$$

En el paso siguiente se consideran las relaciones entre las variables latentes (por ejemplo VL_i y VL_j) y en función de éstas se generan nuevos pesos, por ejemplo, e_{ij} . Esta nueva estimación quedará determinada de la siguiente manera:

$$\widehat{VL}_j^* = \sum_i e_{ij} \widehat{VL}_i \quad (3.15)$$

donde VL_i son todas las variables latentes con las que se relaciona la variable latente VL_j .

Tal como establece Sanchez [28] existen tres posibles esquemas para determinar los pesos e_{ij} :

- **Centroide:** Considera únicamente el sentido de la correlación entre las variables latentes, es decir: $e_{ij} = \text{signo}(\text{cor}(\widehat{VL}_i, \widehat{VL}_j))$ si VL_i y VL_j se comunican, y 0 en otro caso.
- **Factorial:** Considera, además del signo, la magnitud de la correlación. En función de esto, los pesos e_{ij} se definen como: $e_{ij} = \text{cor}(\widehat{VL}_i, \widehat{VL}_j)$ si VL_i y VL_j se comunican, y 0 en otro caso.
- **De senderos:** Considerar la relación que existe entre las variables latentes, diferenciando a las variables en dependientes e independientes, según corresponda. Si la variable VL_i causa a la variable VL_j , entonces los pesos e_{ij} se corresponderán con los coeficientes de regresión que se obtienen al regresar VL_j sobre las VL_i que la causan. Si la relación de causalidad es la opuesta, es decir, VL_j causa a VL_i , este esquema coincide con el esquema **factorial**.

Una vez que se obtienen los pesos e_{ij} , se procede a obtener la estimación “interna” de las variables latentes, que consiste en sustituir los pesos obtenidos, en el paso anterior, en la ecuación (3.15)

Por último se calculan los pesos w , considerando que la variable latente VL_j satura en las variables observadas $X_{j1}, X_{j2} \dots X_{jk}$, siguiendo el siguiente criterio:

$$\tilde{w}_{jk} = ((\widehat{VL}_j^*)'(\widehat{VL}_j^*))^{-1}(\widehat{VL}_j^*)'X_{jk}$$

Estos pasos se repiten hasta lograr convergencia la cual, por lo general, se determina en función de la diferencia que existe en el valor de w en el paso S en relación al paso $S-1$. Sanchez propone establecer como criterio de convergencia $|w_{jk}^{S-1} - w_{jk}^S| < 10^{-5}$.

Al finalizar este proceso iterativo, se pasa a las siguientes etapas que consisten en estimar los β 's, γ 's y λ 's que forman parte tanto del modelo estructural, como del de medida.

Las estimaciones de β se obtienen por mínimos cuadrados ordinarios (MCO), tal como se establece a continuación:

$$\hat{\beta}_{ji} = ((\widehat{VL}_i)'(\widehat{VL}_i))^{-1}(\widehat{VL}_i)'(\widehat{VL}_j)$$

Los $\hat{\gamma}$ se estiman de manera análoga.

Por último, los λ 's se estiman como la correlación entre la variable latente y las indicadoras con las que se relaciona, es decir:

$$\hat{\lambda}_{jk} = cor(X_{jk}, \widehat{VL}_j)$$

En este trabajo se opta por realizar las estimaciones utilizando el método de máxima verosimilitud. De aquí en adelante todo lo expuesto estará basado en esta decisión.

3.2.6. Evaluación

Para poder evaluar si tanto la especificación como la estimación del modelo resultan adecuadas, se debe establecer a qué refiere el concepto de *ajuste* en el ámbito de los modelos de ecuaciones estructurales. Cabe recordar que en lo que refiere a modelos de regresión clásicos, las estimaciones se obtienen buscando minimizar las diferencias (a nivel individual) entre los valores observados y los predichos con el modelo. En el caso de los MES, lo que se intenta minimizar es la diferencia entre la matriz de varianzas y covarianzas observadas, y la generada a partir del modelo estimado. Tal como plantea Ruiz [27] el concepto de *ajuste* de un modelo puede ser resumido en la siguiente hipótesis: “si el modelo es correcto y conociéramos los parámetros del modelo estructural, la matriz de covarianzas poblacional podría ser reproducida exactamente a partir de la combinación de los parámetros del modelo”. A partir de esto se establece que la hipótesis fundamental a ser testeada para determinar la bondad de ajuste del modelo es:

$$H_0) \Sigma = \Sigma(\theta) \tag{3.16}$$

donde: Σ es la matriz de varianzas y covarianzas poblacionales y $\Sigma(\theta)$ es la matriz de varianzas y covarianzas que deriva del modelo (denominada matriz de varianzas y covarianzas implícita), considerando que el vector θ contiene a todos los parámetros involucrados en el modelo.

Al testear la hipótesis de igualdad de matrices de varianzas y covarianzas, se debe recordar que tanto Σ como los parámetros del modelo son desconocidos. Por este motivo, es que los parámetros serán reemplazados por sus estimaciones, obtenidas a través de alguno de los métodos antes descritos, y Σ será estimada a través de la matriz de varianzas y covarianzas muestral S . Considerando esto, la hipótesis $H_0)\Sigma = \Sigma(\theta)$ será testeada a través de la diferencia entre S y $\Sigma(\hat{\theta})$ o, equivalentemente, a través de los “residuos” generados a partir de: $S - \hat{\Sigma}$.

Cuando el método de estimación elegido es el de máxima verosimilitud, previa verificación del supuesto de normalidad de los datos, se puede elaborar un estadístico que permita determinar si las diferencias entre las matrices resultan significativamente distintas de cero. Sea F_{MV} la función que se desea minimizar cuando el método de estimación es el de MV, se tiene que si H_0 es cierta:

$$(n - 1)F_{MV} \sim \chi_{df}^2 \quad (3.17)$$

con $df = r - t$

La noción de ajuste entendida de esta forma hace referencia a los modelos de ecuaciones estructurales desde una perspectiva global, es decir, considerando que se está trabajando con un único modelo. Sin embargo, podría decirse que el proceso de evaluación consta de tres etapas: evaluación del modelo de medida, del estructural, y una evaluación global, considerando ambos submodelos como un único modelo. A continuación se presentan los detalles de cada una de estas etapas.

Evaluación del modelo de medida

Una vez estimados los parámetros, a través de la implementación del método de estimación seleccionado, se procede a testear si las variables incorporadas en el modelo resultan significativas, y por lo tanto resultará conveniente mantenerlas en el modelo, para esto se plantea el siguiente contraste de hipótesis:

$$H_0) \lambda_i = 0$$

$$H_1) \lambda_i \neq 0$$

con $i = 1, \dots, l$ donde $l =$ cantidad de relaciones propuestas en el modelo de medida.

Para realizar el contraste, se construye un estadístico que permite determinar si la hipótesis nula es rechazada o no. El estadístico propuesto resulta:

$$t = \frac{\hat{\lambda}_i - \lambda_i}{\sqrt{Var(\hat{\lambda}_i)}}$$

el cual, si H_0) es cierta verifica:

$$t = \frac{\hat{\lambda}_i}{\sqrt{Var(\hat{\lambda}_i)}} \sim t_{n-1}$$

con n igual a la cantidad de observaciones utilizadas para realizar la estimación.

Otro aspecto a tener en cuenta en el momento de evaluar la *performance* del modelo de medida es el hecho de que se está trabajando en el ámbito del análisis factorial. Retomando lo planteado en la sección 3.1, se recuerda el concepto de “comunalidad” que refería a la proporción de variabilidad, de las variables observadas, explicada por los factores. Esta medida será de ayuda para determinar si se tiene un “buen” modelo.

Evaluación del modelo estructural

Al comenzar la etapa que consiste en evaluar el submodelo que propone relaciones entre las variables latentes, resulta conveniente recordar que el enfoque manejado en este trabajo, dentro del análisis factorial general, es el de carácter confirmatorio. Por lo tanto en esta etapa el objetivo máximo será determinar si las relaciones establecidas, en la etapa de especificación del modelo efectivamente, se *confirman*. Para esto se realizan las siguientes pruebas de significación sobre los parámetros estimados.

$$H_0) \theta_i = 0$$

$$H_1) \theta_i \neq 0$$

con $i = 1, \dots, l^*$ donde l^* = cantidad de relaciones propuestas en el modelo y θ vector que contiene todos los parámetros β y γ .

El estadístico de contraste es equivalente al presentado para el modelo de medida. En caso de que no exista suficiente información que permita rechazar la hipótesis nula para determinado parámetro, se procederá a descartar del modelo la relación de causalidad que quedaba determinada en función de dicho parámetro.

Evaluación global ³

Una vez que finalizan los procesos de evaluación de los dos submodelos, se pasa a realizar una evaluación de ambos en conjunto, considerándolos como un único modelo.

Tal como se especificó al comienzo de la subsección 3.2.6, la evaluación en el ámbito de los modelos de ecuaciones estructurales, se realiza a través de la comparación de la matriz de varianzas y covarianzas observadas y la que resulta del modelo estimado. Esta comparación puede ser hecha tanto término a término, como fue mostrado al comienzo de esta sección, o por intermedio de una serie de estadísticos (“índices de bondad de ajuste” (IBJ)) construidos a partir de los componentes de los modelos estimados. Éstos podrán ser clasificados en dos grandes grupos:

- Medidas de ajuste incremental
- Medidas de ajuste global

Medidas de ajuste incremental

Estos índices se basan en la comparación de modelos y se denominan “incrementales” porque miden cuánto aumenta la bondad de ajuste del modelo en estudio, con respecto a otro que es tomado como referencia. Por lo general, el modelo de referencia, contra el cual se compara, es el modelo nulo, es decir, aquel que indica que no existen relaciones entre las variables. Lo que se busca es comparar el modelo planteado contra el peor modelo posible, entendiendo que aunque el ajuste del modelo estimado no sea perfecto, debería presentar un mejor ajuste que el modelo nulo.

A continuación se presentan algunos de los índices pertenecientes a este grupo.

Bentler-Bonett Index o Normed Fit Index (NFI)

El NFI es la primera medida de ajuste propuesta en la literatura (Bentler y Bonett,

³ Siguiendo a David A. Kenny a través de: <http://davidakenny.net/cm/fit.htm>

1980) y presenta la siguiente propuesta de cálculo:

$$NFI = \frac{(\chi_{nulo}^2) - (\chi_{propuesto}^2)}{(\chi_{nulo}^2)} \quad (3.18)$$

El mejor modelo es el modelo con un valor de $\chi^2 = 0$ y el peor modelo es el que tiene valor $\chi^2 = \chi_{nulo}^2$.

Para evaluar el ajuste del modelo propuesto, se sigue la siguiente regla de decisión: por encima de 0.95 será considerado un *buen* ajuste, entre 0.90 y 0.95 se dirá que el modelo presenta un ajuste *marginal* y por debajo de 0.90 se considerará que es un modelo de ajuste *pobre*.

La principal desventaja de esta medida es que no disminuye si se agregan parámetros en el modelo, es decir, no penaliza por complejidad. Es por esta razón que no se recomienda esta medida, y sí se recomiendan las siguientes.

Tucker Lewis Index (TLI) o Non-Normed Fit Index (NNFI)

La diferencia entre el NFI y el NNFI, es que el NNFI, penaliza por cantidad de parámetros, y por lo tanto tiende a aceptar modelos más parsimoniosos. El valor del NNFI se obtiene como:

$$NNFI = \frac{(\chi_{nulo}^2/df_{nulo}) - (\chi_{propuesto}^2/df_{propuesto})}{(\chi_{nulo}^2/df_{nulo}) - 1} \quad (3.19)$$

La regla para decidir qué tan bueno es el ajuste del modelo estimado, con respecto al nulo, es idéntica a la utilizada para el NFI.

Comparative Fit Index (CFI)

Este índice compara el ajuste del modelo propuesto, contra el ajuste del modelo nulo, de la siguiente manera:

$$CFI = \frac{(d_{nulo}) - (d_{propuesto})}{(d_{nulo})} \quad (3.20)$$

donde: $d = \chi^2 - df$

La interpretación es análoga a la de los índices previos y debido a que está altamente relacionado con el TLI, por lo general se presenta solamente uno.

Medidas de ajuste absoluto

Las medidas a presentar a continuación proponen determinar la bondad de ajuste del modelo, en función de sí mismo, por lo que los elementos a considerar para la construcción de estos indicadores serán tomados únicamente del modelo estimado.

Se presentan en detalle cuatro índices que pertenecen a esta categoría.

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)

Esta medida se calcula teniendo en cuenta el estadístico chi-cuadrado, (presentado en la ecuación (3.17)) y sus grados de libertad, relacionándolos de la siguiente manera:

$$RMSEA = \frac{\sqrt{\chi^2 - df}}{\sqrt{df(n - 1)}} \quad (3.21)$$

donde: n es el tamaño de muestra.

Algunos investigadores utilizan los valores 0.01, 0.05, y 0.08 para indicar un ajuste excelente, bueno y mediocre, respectivamente. Sin embargo, también están aquellos que sugieren 0.10 como punto de corte para el ajuste de modelos pobres.

Por lo general el reporte de esta medida de ajuste está siempre acompañado de un intervalo de confianza que ayuda a la interpretación. Lo ideal sería que el límite inferior contenga al cero, o valores muy cercanos (menores a 0.05) y que el límite superior sea menor a 0.08. Considerar la amplitud del intervalo resulta fundamental para evaluar la precisión de la estimación del RMSEA.

Standardized Root Mean Square Residual (SRMR)

El SRMR es una medida absoluta de ajuste y se define como la normalización de la diferencia entre la correlación observada y la correlación pronosticada. Un valor inferior a 0.08 indicará un buen ajuste, considerando que un $SRMR = 0$ refleja un

ajuste perfecto. El SRMR no penaliza por complejidad.

Akaike Information Criterion (AIC)

El AIC es una medida que sirve fundamentalmente para comparar dos modelos estimados. Se buscarán valores bajos de este indicador, por lo que en la comparación el mejor modelo será aquel que tenga menor AIC. Existen diversas alternativas, para la formulación de este indicador, que difieren en mínimos detalles pero todas coinciden en que, para realizar una correcta comparación y poder seleccionar un modelo, alcanza con comparar:

$$AIC = \chi^2 + s(s - 1) - 2df \quad (3.22)$$

donde $s = (m + k + p + q)$ es la cantidad total de variables en el modelo ($m + k$ latentes, y $p + q$ observadas). A modo de síntesis podría decirse que el AIC penaliza por dos cada parámetro que se incluye en el modelo.

Bayesian Information Criterion (BIC)

Este indicador es similar al AIC, en el sentido de que sirve para comparar dos modelos propuestos. La principal diferencia es que este, en lugar de penalizar por 2, penaliza por el tamaño de muestra.

$$BIC = \chi^2 + \ln(n)[s((s + 1))/2 - df] \quad (3.23)$$

Teniendo en cuenta todo lo propuesto en esta sección y combinando los indicadores de manera conveniente, se podrá determinar si se cuenta con un “buen” modelo. En caso de que se concluya que el modelo estimado no resulta bueno, podrá procederse a la etapa de *re-especificación* del modelo, en el que se podrá tener como guía, por ejemplo, los resultados de los tests de significación de los parámetros.

Tal como ya fue explicitado, la última etapa del proceso de presentar un modelo de ecuaciones estructurales consiste en la interpretación de los parámetros, la cual

se hará luego de realizar las estimaciones y constatar que el modelo finalmente determinado, resulta un “buen” modelo para representar el problema. Éste será, en el caso de este trabajo, evaluar cuáles son las variables que se asocian/determinan el nivel de satisfacción de los estudiantes de la FCCEEyA, con dicha facultad.

3.3. Aspectos estadísticos necesarios para el uso de AF

Tal como fuera mencionado al comienzo de este capítulo, previo a la aplicación del análisis factorial, resultará conveniente estudiar los datos y verificar que efectivamente resultan aptos para dicha aplicación.

La realización de un análisis factorial será adecuada cuando las variables observadas involucradas en el problema presenten correlaciones altas, lo cual permitiría suponer que existen factores comunes entre ellas. Para evaluar si esto sucede, puede calcularse la matriz de correlaciones, observar elemento a elemento y determinar en cada caso si la correlación puede ser considerada “alta”. Puede plantearse, además, un contraste de hipótesis cuya hipótesis nula establezca que la correlación entre un determinado par de variables es nula. En este trabajo se consideran un conjunto de medidas que resumen la información contenida en la matriz de correlaciones observadas y en función de éstas se evalúa si la utilización del análisis factorial es adecuado.

El primer indicador que se presenta es el denominado “Test de Bartlett” [5], el cual propone contrastar la hipótesis de que la matriz de correlaciones (R) es una matriz cuyos elementos fuera de la diagonal son nulos, contra la hipótesis de que esto no es así. La hipótesis nula está determinando que existe una incorrelación lineal entre todas las variables y por lo tanto el AF no resultaría apropiado. Es por esto que si

lo que se desea es encontrar evidencia que respalde la decisión de aplicar un AF, lo deseable será rechazar la hipótesis nula.

El estadístico de contraste de este test es:

$$B = -(n - 1 - (2(p + q) + 5)/6) \ln|R| \quad (3.24)$$

el cual, bajo H_0 y suponiendo normalidad, verifica: $B \sim \chi_{(p+q)((p+q)-1)/2}^2$

Otro de los índices más utilizados es el índice de adecuación de la muestra KMO (por Kaiser-Meyer-Olkin, quienes lo desarrollaron), el cual puede calcularse, a partir de las correlaciones muestrales de la siguiente manera:

$$KMO = \frac{\sum \sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum \sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum \sum_{i \neq j} a_{ij}^2} \quad (3.25)$$

donde: r_{ij} y a_{ij} refieren al coeficiente de correlación lineal y al coeficiente de correlación parcial entre las variables i y j , respectivamente.

Este índice toma valores entre 0 y 1. Considerando que los a_{ij} miden la correlación que existe entre las variables j e i una vez que se elimina la influencia que las restantes variables ejercen sobre ellas, y entendiendo que estos efectos pueden interpretarse como los efectos correspondientes a los factores comunes, a_{ij} representará la correlación entre los factores únicos de las dos variables, que teóricamente es nula. Por lo tanto, si la correlación entre las variables es distinta de 0, los a_{ij} serán 0, por lo tanto su suma también será 0, lo que arrojará un valor del índice $KMO = 1$.

Este índice propone considerar todas las variables en conjunto, y decidir si todas ellas resultan adecuadas para la aplicación de AF.

Existe también una medida que considera cada variable de forma independiente, y evalúa si es conveniente la incorporación, en el AF, de cada una de ellas por separado. Ésta se denomina “medida de adecuación de la muestra para cada variable” (MSA, por su denominación en inglés). El cálculo del MSA_j para definir si conviene incluir

la variable j en el análisis viene dada por la siguiente expresión:

$$MSA_j = \frac{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2}{\sum_{i \neq j} r_{ij}^2 + \sum_{i \neq j} a_{ij}^2} \quad (3.26)$$

Valores altos, indican que corresponde incluir a la variable j en el análisis y no será recomendable considerar aquellas variables que generen un valor de este indicador menor a 0.5.

Una vez que se verifica que tanto a nivel general como particular para cada variable, resulta recomendable la aplicación de un método de análisis factorial, se procede a estudiar en detalle las variables con las cuales se trabajará.

Lo primero que resulta conveniente es la realización de un análisis de confiabilidad de cada bloque de variables, para lo cual se propone la utilización del coeficiente α de Cronbach[10], el cual queda determinado como:

$$\alpha = \frac{u}{u-1} \left(1 - \frac{\sum_j S_j^2}{S_t^2} \right) \quad (3.27)$$

siendo u la cantidad de variables en el bloque considerado, $S_t^2 = \sum_j S_j^2 + 2 \sum_j cov(j, i)$ la varianza total del bloque y S_j^2 la varianza de cada variable.

Cuando se evalúa el α de Cronbach para cada uno de los bloques de variables se considera, por un lado, el α global del bloque y por otro, el valor que toma este coeficiente al ir quitando de a una las variables del bloque. En caso de que al quitar una variable, el valor de este estadístico baje se entenderá que esa variable debe conservarse ya que resulta “importante”. En sentido contrario, si al calcular el α suponiendo que se elimina una variable éste aumenta su valor se entiende que dicha variable debe ser excluida del bloque.

Por último, se recuerda uno de los supuestos más fuertes del análisis factorial y por lo tanto de los modelos de ecuaciones estructurales y se propone cómo testarlo. Éste

es el supuesto de normalidad de las variables observadas, el cual en este trabajo se sugiere sea testeado siguiendo lo establecido por Mardia [19], quien propone estudiar la simetría y la kurtosis de las variables utilizando las siguientes expresiones:

$$b_{1p^*} = \frac{\sum D^3}{n^2}$$

$$b_{2p^*} = \frac{tr(D^2)}{n}$$

donde $D = (x - \bar{x})S^{-1}(x - \bar{x})'$ para las variables observadas exógenas y $D^* = (y - \bar{y})S^{-1}(y - \bar{y})'$ para las variables observadas endógenas

A partir de estas dos medidas, se construyen dos estadísticos de prueba para los contrastes de simetría y kurtosis multivariada para ver si éstas coinciden con las de una distribución normal. Estos estadísticos son los presentados a continuación:

$$sim = nb_{1p^*}/6 \quad (3.28)$$

$$kurt = (b_{2p^*} - p^*(p^* + 2))\sqrt{n/(8p^*(p^* + 2))} \quad (3.29)$$

Donde: p^* es la cantidad de variables involucradas en el cálculo.

Tal como establecen Kankainen y otros [17], bajo multinormalidad se tiene:

$$sim \sim \chi_{p^*(p^*+1)(p^*+2)/6}^2 \quad (3.30)$$

$$kurt \sim N(0, 1) \quad (3.31)$$

3.4. Índice de satisfacción

El índice de satisfacción (IS) presentado en este trabajo, es calculado a partir de lo establecido por Fornell y otros [9], quienes proponen la siguiente fórmula de cálculo para el índice ACSI.

$$ACSI = \frac{E(S) - Min(S)}{Max(S) - Min(S)} \quad (3.32)$$

donde:

- S es la variable latente referente a la *satisfacción*
- $E(S) = \sum_i w_i \bar{y}_i$
- $Min(S) = \sum_i w_i Min(y_i)$
- $Max(S) = \sum_i w_i Max(y_i)$
- y_i es la i -ésima variable observada sobre la que satura el constructo S
- w_i es la estimación no estandarizada del peso con el que satura la i -ésima variable observada sobre el constructo S

Tal como surge de la fórmula, este índice está acotado entre 0 y 1.

A partir de esto, y notando que:

$$\frac{E(S) - Min(S)}{Max(S) - Min(S)} = 0$$

implica: $E(S) = Min(S) \Rightarrow \sum_i w_i Min(y_i) = \sum_i w_i \bar{y}_i \Rightarrow Min(y_i) = \bar{y}_i$, se entiende que cuando este índice vale 0, se está frente a una situación de total insatisfacción por parte de todos los individuos.

Análogamente, se tiene que:

$$\frac{E(S) - Min(S)}{Max(S) - Min(S)} = 1$$

implica: $E(S) = Max(S) \Rightarrow \sum_i w_i Max(y_i) = \sum_i w_i \bar{y}_i \Rightarrow Max(y_i) = \bar{y}_i$, por lo que se entiende que cuando este índice alcanza el valor 1, se está frente a una situación de total satisfacción por parte de todos los individuos.

CAPÍTULO 3. METODOLOGÍA

Considerando que los índices de satisfacción se distinguen fundamentalmente por las variables que consideran y por las relaciones que se establecen entre éstas, es que se entiende que la fórmula de cálculo establecida en 3.32, puede ser extendida al índice de satisfacción estudiantil que se presentará en este trabajo.

Capítulo 4

Datos utilizados para la aplicación

4.1. Diseño muestral

La aplicación que se presentará en este trabajo fue realizada sobre los datos obtenidos mediante la aplicación de un cuestionario sobre una muestra probabilística a estudiantes de los cursos superiores de la FCCEEyA., en el año 2009. En esta sección se presentan las principales características del diseño muestral utilizado.

La muestra fue seleccionada en base a un marco muestral que se construyó a partir de las inscripciones a cursos de FCCEEyA en 2009. El diseño muestral usado fue estratificado por conglomerados en 2 etapas y presentó las siguientes características: en una primera instancia se formaron 6 estratos (en base a una clasificación desarrollada en conjunto por investigadores de la cátedra de Metodología de Investigación y del Instituto de Estadística, FCCEEyA - UdelaR (IESTA)) que corresponden aproximadamente a cada uno de los 5 años en los en los que podía estar cada estudiante en el 2009. Adicionalmente, se propone un 6to estrato para un grupo reducido de materias que corresponden únicamente a la Licenciatura en Administración. Una vez conformados los estratos, se determina que la muestra total se repartirá en forma proporcional a la matrícula de cada estrato.

Al tener definidas las unidades de muestreo, se procede a seleccionar la muestra,

CAPÍTULO 4. DATOS UTILIZADOS PARA LA APLICACIÓN

proceso que presentó las siguientes etapas:

1. Se sortean los grupos prácticos de cada materia en cada estrato con probabilidad proporcional a la matrícula de cada grupo (conglomerado)
2. Mediante muestreo aleatorio simple (MAS), se seleccionan la misma cantidad de estudiantes en cada grupo seleccionado en la primera etapa. La cantidad de estudiantes de cada grupo es la misma en los 6 estratos.

De esta manera se tiene un diseño muestral que presenta varias ventajas: por un lado, es muy sencillo de implementar en la práctica, ya que no se debe controlar un número diferente de unidades finales de muestreo (estudiantes) en cada grupo y estrato y, por otro, los expansores que se deben usar para las estimaciones son aproximadamente constantes en los 6 estratos, haciendo más sencillos los cálculos.

La muestra finalmente queda conformada por estudiantes que provienen de 60 grupos prácticos (repartidos en forma proporcional en los 6 estratos). Se sortean 12 estudiantes por grupo, lo que determina un tamaño de muestra de 720 estudiantes.

La siguiente tabla muestra como quedan repartidos los 60 grupos prácticos en los 6 estratos.

Estrato	1	2	3	4	5	6	Total
# grupos prácticos	21	15	9	9	4	2	60

Tabla 4.1: Cantidad de grupos prácticos por estrato

Con la muestra seleccionada, se procedió a realizar el relevamiento de los datos el cual culminó con 647 encuestas realizadas, dejando en evidencia que no fue posible acceder a los 720 estudiantes originalmente estipulados, quedando determinada entonces una tasa de cobertura de la muestra de $647/720 = 90\%$.

En función de esto, al momento de calcular los expansores, lo primero que se hace es analizar el 10% de estudiantes que quedó sin encuestar, con el objetivo de evaluar

si se podía pensar que éstos eran una muestra aleatoria de los 720 estudiantes originales, descartando de esta manera un sesgo de selección. Considerando como variables fundamentales el estrato, la edad y el sexo de los estudiantes, se constató que éstas no estaban asociadas a ese 10 % que quedó sin encuestar, es decir que ninguno de esos 3 atributos estaban sub o sobre representados. Otros dos aspectos a tener en cuenta previo al cálculo de los expansores son los siguientes: por un lado se debe tener en cuenta la existencia de multiplicidad en el marco muestral debido a que hay un número diferente de matrículas correspondientes a cada estudiante, lo que impacta en la probabilidad de selección ya que la unidades primarias de muestreo son conglomerados de matrículas y no de estudiantes, es decir, hay estudiantes que están repetidos y pueden ser encontrados en más de una materia. Por último, debe ser tenido en cuenta el hecho de que la distribución por sexo y edad presente en la muestra definitiva no es la distribución poblacional, lo cual genera la necesidad de aplicar un proceso de calibración mediante pos-estratificación.

4.1.1. Cuestionario utilizado

El cuestionario, aplicado sobre la muestra seleccionada, a partir del cual se obtuvieron los datos que resultan el insumo fundamental para el trabajo aquí presentado, resulta de una adaptación del cuestionario utilizado por los investigadores Alves y Raposo de la Universidad de Beira Interior (Portugal). Éste presenta la siguiente estructura: un primer bloque, claramente diferenciado de los demás, que contiene algunas variables de carácter sociodemográfico, como sexo, edad y algunas otras variables que caracterizan al estudiante dentro del ámbito de la facultad, como año de ingreso, año y cantidad de materias en curso, entre otras. Los restantes 8 bloques de preguntas (presentados como bloque A hasta bloque H) presentan todos la misma estructura, se plantea una pregunta general que determina la esencia del bloque y a partir de ella, se establecen una serie de afirmaciones sobre las cuales el estudiante deberá expresar su posición, utilizando una escala Likert que toma valores en

CAPÍTULO 4. DATOS UTILIZADOS PARA LA APLICACIÓN

el intervalo [1 - 10], donde 1 indicará la mayor discrepancia con lo planteado en la pregunta y 10 el mayor acuerdo.

Los bloques A a H presentan las siguientes características:

- Bloque A - Contiene 12 afirmaciones referentes a las *expectativas* de los estudiantes, previo ingreso a facultad.
- Bloque B - Consta de 6 afirmaciones vinculadas a la *imagen* que tienen los estudiantes sobre la facultad.
- Bloque C - Conformado por 9 afirmaciones asociadas a la *calidad* del servicio que brinda la facultad.
- Bloque D - Contiene 9 afirmaciones asociadas a la *calidad* de los servicios que brinda la facultad con respecto a la biblioteca, bedelía y cafetería, entre otros.
- Bloque E - Conformado por las mismas 9 afirmaciones que el bloque C, pero asociadas a necesidades/deseos actuales
- Bloque F - Presenta 7 afirmaciones que indagan sobre el *valor percibido*.
- Bloque G - Contiene 6 afirmaciones que refieren a la *satisfacción* de los estudiantes con la facultad.
- Bloque H - Conformado por 5 preguntas que pueden dividirse en 2 subgrupos, las 3 primeras referentes a la *lealtad* de los estudiantes con la facultad, y las 2 últimas asociadas al *boca a boca* que se genera entre los estudiantes.

En este trabajo, los bloques D y E no serán considerados, lo que da lugar a 45 variables observables, que son las que se utilizarán para la aplicación del AF y en particular de los MES.

4.2. Descripción de los datos

En esta sección se propone un primer acercamiento a los datos obtenidos a partir de la aplicación del cuestionario, a través de la presentación de la distribución de algunas variables del primer bloque que resulten relevantes, y la exposición de algunos estadísticos de resumen de las variables que conforman los bloques A a H.

4.2.1. Variables del primer bloque

En primera instancia se presenta la estructura de los datos, en lo que refiere al primer bloque de preguntas. Las tablas 4.2, 4.3 y 4.4 muestran la distribución univariada de las variables sexo y edad, y la distribución conjunta de ellas, respectivamente.

Sexo	F	M	Total
Muestra	58	42	100
Población	57	43	100

Tabla 4.2: % de estudiantes por sexo

Edad (tramos)	18-20	21-23	24-27	28-30	>30	Total
Muestra	42	28	19	6	5	100
Población	26	26	25	11	12	100

Tabla 4.3: % de estudiantes por edad

Dentro de este bloque, también resultan interesantes las variables “año en curso” y “carrera” a la que está inscripto, ésta última será incorporada en la aplicación de los modelos de ecuaciones estructurales.

La tabla 4.5 muestra cómo se distribuyen los estudiantes en los 5 años, donde puede verse que existe una diferencia relevante entre el año que más estudiantes presenta en la muestra (211 estudiantes que se encuentran en su primer año en facultad) y el

CAPÍTULO 4. DATOS UTILIZADOS PARA LA APLICACIÓN

Edad/Sexo	Muestra			Población		
	F	M	Total	F	M	Total
18-20	15	10	25	26	16	42
21-23	15	12	27	15	12	27
24-27	14	11	25	9	10	19
28-30	6	5	11	4	2	6
>30	7	5	12	3	3	6
Total	57	43	100	58	42	100

Tabla 4.4: % de estudiantes por sexo según edad

Año	1 ^{ero}	2 ^{do}	3 ^{ero}	4 ^{to}	5 ^{to}	NA	Total
# de estudiantes	211	162	93	103	76	2	647

Tabla 4.5: Cantidad de estudiantes por año

que menos estudiantes contiene (76 estudiantes en el último año). Si bien un estudiante puede estar cursando simultáneamente materias de distintos años, la pregunta refiere al año al que pertenecen la mayoría de las materias que está cursando.

En la siguiente tabla (tabla 4.6) se muestra cómo están distribuidos, los estudiantes de la muestra, en cada una de las carreras de la facultad donde puede verse que existe una gran diferencia entre la cantidad de estudiantes en la carrera de Contador y las demás. Por lo tanto, en caso de querer incorporar esta variable en la aplicación de los MES, resultará conveniente recodificar esta variable, en “Cr” y “otros” de manera de reducir, en la medida de lo posible, dicha diferencia.

Carrera	Cr.	Ec.	Lic.Adm-Cr	Lic.Est.	Total
# de estudiantes	500	108	33	6	647

Tabla 4.6: Estudiantes por carrera

En lo que refiere a los bloques de preguntas A-H, se presentan a continuación algunos estadísticos de resumen, que permitirán tener una primera noción del comportamiento de las variables que serán utilizadas en la aplicación presentada en este trabajo.

4.2.2. Variables de los bloques A a H

En este apartado se presentan algunas medidas de resumen de las variables que conforman los principales bloques del cuestionario. Retomando la descripción del cuestionario realizada previamente, los bloques a considerar en este trabajo son 6, que se identifican con 7 conceptos vinculados con la *satisfacción*.

Expectativas

Las 12 variables que conforman este bloque de preguntas se presentan en la tabla 4.7.

Variable	Pregunta en el cuestionario
EXP_1	La calidad global de enseñanza
EXP_2	La capacidad de esta facultad para darle una buena preparación para la carrera
EXP_3	La capacidad y el conocimiento de los docentes
EXP_4	El respeto e interés por los problemas de los estudiantes
EXP_5	El ambiente académico
EXP_6	El contenido del curso
EXP_7	El relacionamiento con los docentes
EXP_8	La infraestructura de la facultad
EXP_9	La organización y funcionamiento de la facultad
EXP_{10}	La probabilidad de que la Universidad se encuadre en sus necesidades personales
EXP_{11}	La probabilidad de que las cosas pudieran ser diferentes de lo esperado
EXP_{12}	La comparación con otras facultades

Tabla 4.7: Variables del bloque **expectativas**

En la tabla 4.8 se presentan algunos estadísticos de resumen de estas variables, donde puede verse que casi todas las variables presentan algún dato faltante ($n \neq 647$) y

CAPÍTULO 4. DATOS UTILIZADOS PARA LA APLICACIÓN

que todas las variables están en el rango correcto (los datos fueron depurados, previo comenzar con este trabajo, y en los casos en los que se constataron observaciones fuera del rango posible (1 – 10) se optó por considerarlos como datos faltantes). Otro aspecto a resaltar es que en 9 de las 12 variables la media es menor que la mediana, lo que indica una asimetría con observaciones concentrados hacia la derecha. En los restantes 3 casos, la mediana y la media tampoco coinciden, por lo que la asimetría se mantiene (en este caso, con mayor cantidad de observaciones hacia la izquierda).

Variable	n	Media	DE	Mediana	Mín	Máx	Rango	<i>sim</i> *	<i>kurt</i> **
<i>EXP</i> ₁	647	7.55	1.44	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.31	2.08
<i>EXP</i> ₂	646	7.72	1.55	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.18	1.37
<i>EXP</i> ₃	638	7.62	1.49	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.25	0.89
<i>EXP</i> ₄	642	5.99	2.03	6.00	1.00	10.00	9.00	-0.01	-0.39
<i>EXP</i> ₅	645	7.14	1.57	7.00	2.00	10.00	8.00	0.09	0.20
<i>EXP</i> ₆	644	7.40	1.52	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.39	1.52
<i>EXP</i> ₇	644	6.48	1.83	7.00	1.00	10.00	9.00	-0.28	-0.03
<i>EXP</i> ₈	644	7.58	1.81	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.23	0.95
<i>EXP</i> ₉	644	7.03	1.83	7.00	1.00	10.00	9.00	0.02	0.18
<i>EXP</i> ₁₀	642	6.52	1.96	7.00	1.00	10.00	9.00	-0.24	0.10
<i>EXP</i> ₁₁	636	6.11	1.96	6.00	1.00	10.00	9.00	0.06	-0.16
<i>EXP</i> ₁₂	634	7.53	1.87	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.25	0.64

**sim* = $(\bar{x} - x_{0.5})/sd$

** Sea $m_r = [\sum(X - \bar{x})^r]/n$, se tiene $kurt = m_4/(m_2)^2 - 3$

Tabla 4.8: Medidas de resumen del bloque **expectativas**

Por último, en la figura 4.1 se muestra la matriz de correlaciones¹ 2 a 2 de todas las variables de este bloque. En ella puede verse que la variable que presenta correlaciones más altas con las demás variables, es “La capacidad de esta facultad para darle una buena preparación para la carrera” (*EXP*₂), la cual presenta correlaciones de 0.72, 0.66 y 0.60 con las variables: “La calidad global de enseñanza” (*EXP*₁),

¹En todas las representaciones gráficas de las matrices de correlaciones de esta sección, se presentan las correlaciones multiplicadas por 100

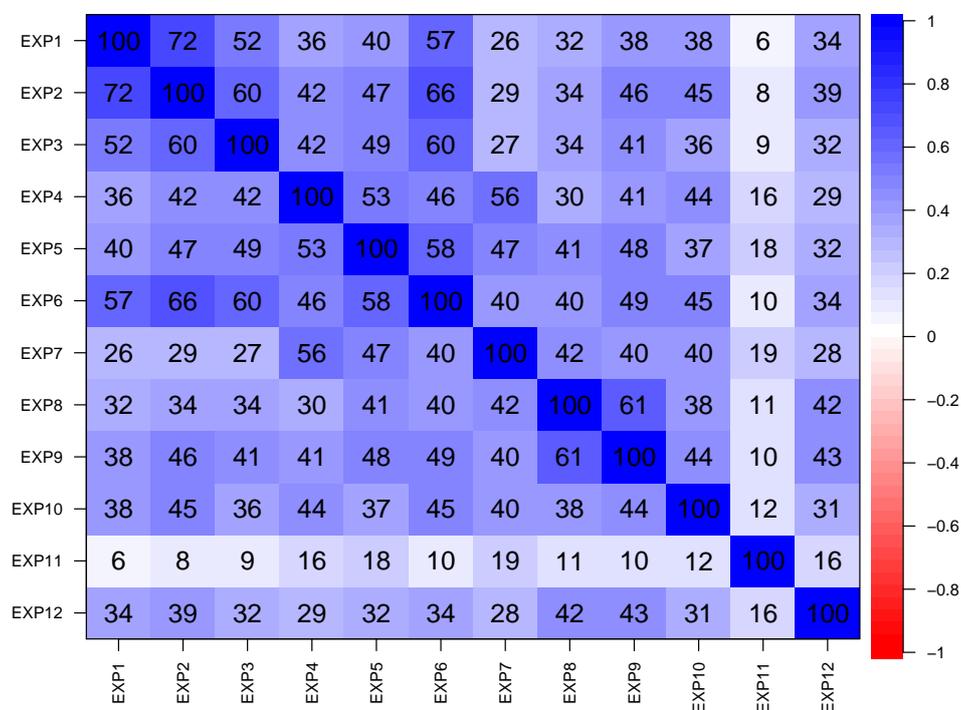


Figura 4.1: Matriz de correlaciones del bloque **expectativas**

“El contenido del curso” (EXP_6) y “La capacidad y el conocimiento de los docentes” (EXP_3), respectivamente.

La variable “La probabilidad de que las cosas pudieran ser diferentes de lo esperado” (EXP_{11}), es la que presenta las correlaciones más bajas con todas las demás variables con valores que no superan, en ningún caso, 0.2.

Imagen

Las seis variables que conforman este bloque de preguntas, se presentan en la tabla 4.9.

Variable	Pregunta en el cuestionario
IM_1	En general pienso que esta es una buena Universidad para estudiar
IM_2	Es una facultad innovadora y con visión al futuro
IM_3	Es una facultad con buena reputación académica
IM_4	Es una facultad que da una buena preparación a sus estudiantes
IM_5	Es una facultad muy comprometida con la comunidad
IM_6	Es una facultad que los empleadores valoran

Tabla 4.9: Variables del bloque **imagen**

La tabla 4.10 se puede ver que, tal como ocurría en las variables referentes a *expectativas*, las variables del bloque *imagen* no son simétricas, esto puede verse tanto en la diferencia entre la media y la mediana, como en el coeficiente de simetría, el cual siempre presenta valores distintos de 0.

Algo que llama la atención es el hecho de que la variable que refiere a la imagen que tienen los estudiantes sobre la valoración que hacen quienes trabajan en facultad sobre ésta (IM_6) no toma en ningún caso los valores ni 1 ni 2.

Variable	n	Media	DE	Mediana	Mín	Máx	Rango	sim	kurt
IM_1	644	8.11	1.53	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.07	1.51
IM_2	645	6.98	1.78	7.00	1.00	10.00	9.00	-0.01	0.53
IM_3	641	8.22	1.41	8.00	1.00	10.00	9.00	0.15	1.09
IM_4	643	7.89	1.55	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.07	0.91
IM_5	639	6.32	1.79	6.00	1.00	10.00	9.00	0.18	0.36
IM_6	641	7.98	1.57	8.00	3.00	10.00	7.00	-0.01	0.05

Tabla 4.10: Medidas de resumen del bloque **imagen**

Para terminar con el análisis de este bloque se presenta, de forma gráfica, la matriz de correlaciones para las 6 variables involucradas (figura 4.2), en donde puede verse que la afirmación “*Es una facultad que da una buena preparación a sus estudiantes*” (IM_4) es la que presenta las correlaciones con valores más altos, alcanzando

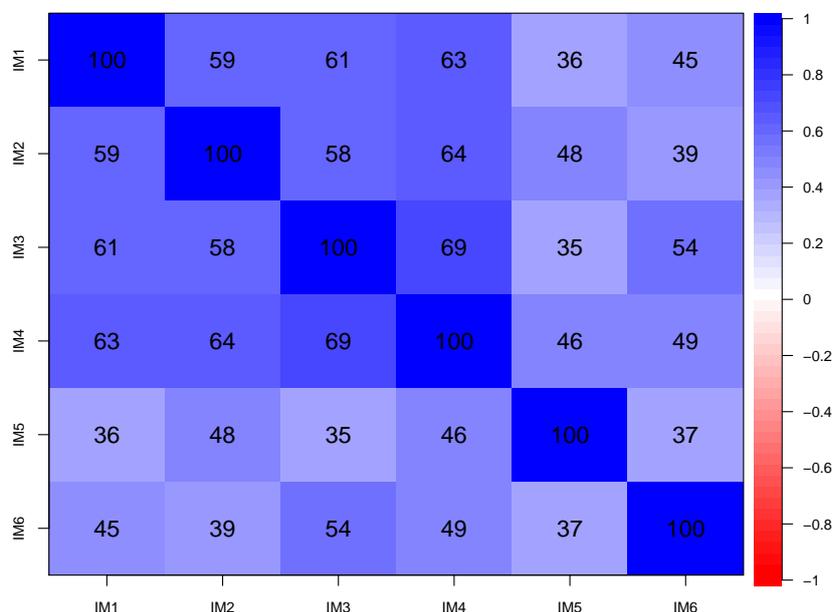


Figura 4.2: Matriz de correlaciones del bloque **imagen**

valores de 0.69 con “*Es una facultad con buena reputación académica*” (IM_3), de 0.64 con las afirmaciones “*Es una facultad innovadora y con visión al futuro*” (IM_2) y de 0.63 “*En general pienso que esta es una buena Universidad para estudiar*” (IM_1). La que menos correlaciona con las demás es “*Es una facultad muy comprometida con la comunidad*” (IM_5) con valores que oscilan entre 0.35 y 0.48.

Calidad

A continuación se presentan las variables del tercer bloque de preguntas, aquellas que refieren a la *calidad* del servicio brindado por FCCEEyA.

La tabla 4.12 muestra la estructura general de las variables de este bloque, la cual no presenta diferencias significativas con lo expuesto para los dos bloques anteriores.

La figura 4.3, presenta las correlaciones 2 a 2 entre las nueve variables de este bloque. Las afirmaciones que mayor correlaciones presentan son “*La calidad global de la enseñanza*” (Q_1) con “*El contenido de los cursos*” (Q_5) y “*El conocimiento*

CAPÍTULO 4. DATOS UTILIZADOS PARA LA APLICACIÓN

Variable	Pregunta en el cuestionario
Q_1	La calidad global de enseñanza
Q_2	El nivel de conocimiento de los docentes
Q_3	El respeto e interés por los problemas de los estudiantes
Q_4	El ambiente académico
Q_5	El contenido del curso
Q_6	El relacionamiento con los docentes
Q_7	La infraestructura y capacidad locativa de la facultad
Q_8	La organización y funcionamiento
Q_9	La comparación con otras facultades

Tabla 4.11: Variables del bloque **calidad**

Variable	n	Media	DE	Mediana	Mín	Máy	Rango	sim	kurt
Q_1	644	7.61	1.44	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.27	1.14
Q_2	644	7.48	1.51	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.35	0.71
Q_3	642	6.07	1.89	6.00	1.00	10.00	9.00	0.04	-0.18
Q_4	642	7.12	1.58	7.00	2.00	10.00	8.00	0.07	0.13
Q_5	642	7.24	1.50	7.00	1.00	10.00	9.00	0.16	0.86
Q_6	642	6.65	1.72	7.00	1.00	10.00	9.00	-0.20	0.03
Q_7	640	7.50	1.83	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.27	0.59
Q_8	642	7.15	1.71	7.00	1.00	10.00	9.00	0.09	0.59
Q_9	630	7.96	1.63	8.00	2.00	10.00	8.00	-0.02	0.41

Tabla 4.12: Medidas de resumen del bloque **calidad**

de los docentes”(Q_2), con correlaciones de 0.69 y 0.63 respectivamente. Otras dos afirmaciones que resultan con fuerte correlación (0.63) son “El relacionamiento con los docentes” (Q_6) y “El respeto e interés por los problemas de los estudiantes” (Q_3).

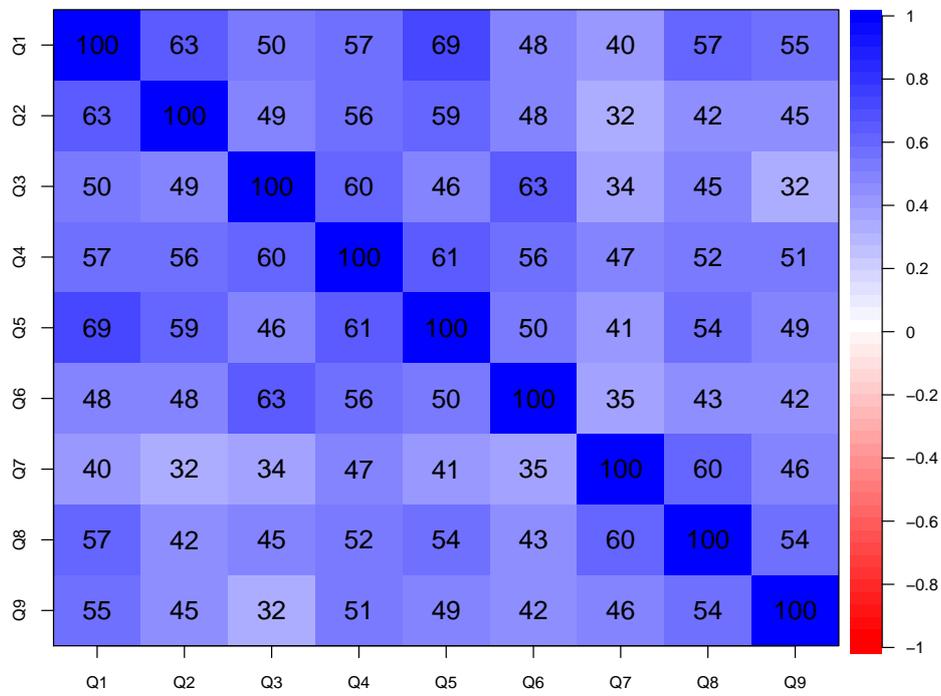


Figura 4.3: Matriz de correlaciones del bloque **calidad**

Valor Percibido

Las variables que conforman el bloque *valor percibido*, son las presentadas en la tablas 4.13 y 4.14, donde puede verse que para las variables de este bloque, la media toma valores entre 6.51 y 8.29, y la mediana oscila entre 7 y 9. De forma similar a lo establecido para los bloques anteriores, se puede constatar que estas variables no tienen una distribución simétrica. En este caso cuatro de las siete variables concentran observaciones volcadas hacia la derecha (mediana mayor que la media), y 3 hacia la izquierda.

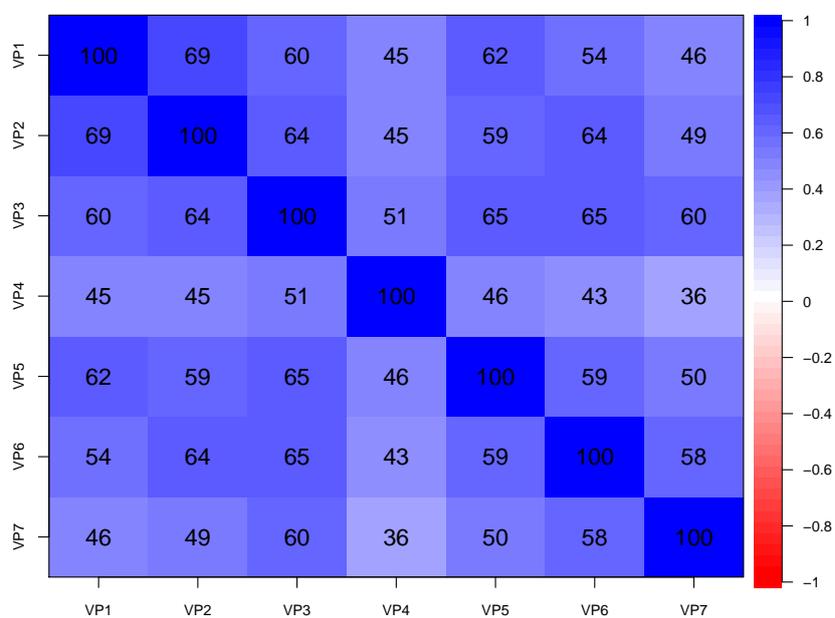
Variable	Pregunta en el cuestionario
VP_1	La experiencia que he tenido en esta facultad me ayudara a conseguir un buen empleo
VP_2	Mi carrera en esta facultad es una buena inversión
VP_3	Teniendo en cuenta que la FCCEEyA es pública, considero que recibo un servicio de calidad
VP_4	Considero que el contenido de las asignaturas se aplica en su mayoría a la vida práctica
VP_5	Considero que los empleadores están interesados en contratar estudiantes de mi facultad
VP_6	Comparando con otras facultades, considero que recibo un servicio de calidad considerando los costos que tengo que asumir
VP_7	Considero que es de mejor calidad la educación pública que la privada

Tabla 4.13: Variables del bloque **valor percibido**

Por último se analizan las correlaciones entre las variables vinculadas al *valor percibido*, las que pueden verse gráfica y numéricamente en la figura 4.4.

Las correlaciones de las variables de este bloque son siempre positivas, lo cual se daba también en los bloques anteriores. En este caso se destacan las relaciones entre la variable “*Mi carrera en esta facultad es una buena inversión*” (VP_2) y, las variables “*La experiencia que he tenido en esta facultad me ayudará a conseguir un buen empleo*” (VP_1), “*Teniendo en cuenta que la FCCEEyA es pública, considero que recibo*

Variable	n	Media	DE	Mediana	Mín	Máx	Rango	sim	kurt
VP_1	643	7.72	1.81	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.15	1.47
VP_2	640	8.29	1.62	9.00	2.00	10.00	8.00	0.44	1.10
VP_3	642	8.17	1.72	8.00	1.00	10.00	9.00	0.10	1.68
VP_4	641	6.51	1.98	7.00	1.00	10.00	9.00	-0.25	0.06
VP_5	637	8.08	1.69	8.00	1.00	10.00	9.00	0.05	2.02
VP_6	637	8.09	1.73	8.00	1.00	10.00	9.00	0.05	1.49
VP_7	636	8.25	2.12	9.00	1.00	10.00	9.00	-0.36	1.87

Tabla 4.14: Medidas de resumen del bloque **valor percibido**Figura 4.4: Matriz de correlaciones del bloque **valor percibido**

un servicio de calidad” (VP₃) y “Comparando con otras facultades, considero que recibo un servicio de calidad considerando los costos que tengo que asumir” (VP₆) con coeficientes de correlación de 0.69 en el primer caso y 0.64 en los otros dos. Por otra parte, la afirmación “Teniendo en cuenta que la FCCEEyA es pública, considero que recibo un servicio de calidad” (VP₃) presenta una correlación positiva de 0.65 con la afirmación “Considero que los empleadores están interesados en contratar estudiantes de mi facultad”(VP₅).

Satisfacción

El bloque de variables que refieren específicamente a la *satisfacción* de los estudiantes con la facultad, está conformado por las 6 variables que se presentan en la tabla 4.15.

Variable	Pregunta en el cuestionario
S_1	Considerando la experiencia global con esta facultad, en general, cuál es su grado de satisfacción?
S_2	Hasta qué punto esta facultad atendió sus expectativas?
S_3	Hasta qué punto esta facultad atiende sus deseos/necesidades actuales?
S_4	Imagine una facultad perfecta en todos los aspectos. A qué distancia colocaría esta facultad de ese ideal?
S_5	Hasta qué punto considera haber tomado una decisión acertada cuando escogió asistir a esta facultad
S_6	Cuál es su grado de felicidad por haber elegido esta facultad?

Tabla 4.15: Variables del bloque **satisfacción**

Éstas pueden ser descritas en términos generales a través de los estadísticos presentados en la tabla 4.16.

Estas variables contienen todas al menos 5, y hasta 9, datos faltantes lo cual puede responder, tal como ocurre en los demás bloques, a preguntas que efectivamente no fueron contestadas por los estudiantes, o que debido a un error al ingresar los datos se les haya computado un valor fuera del intervalo 1 – 10 y por lo tanto hayan sido imputados como NA.

En cuanto a la asimetría de estas variables, ésta es para todas las variables de

Variable	n	Media	DE	Mediana	Mín	Máx	Rango	sim	kurt
S_1	642	7.45	1.50	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.36	1.87
S_2	642	7.03	1.61	7.00	1.00	10.00	9.00	-0.01	0.50
S_3	639	6.70	1.61	7.00	1.00	10.00	9.00	-0.18	0.57
S_4	639	6.33	1.72	7.00	1.00	10.00	9.00	-0.39	0.13
S_5	639	7.99	1.90	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.01	1.15
S_6	638	7.53	1.80	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.26	0.42

Tabla 4.16: Medidas de resumen del bloque **satisfacción**

carácter negativo, es decir que el valor de la media es en todos los casos menor que la mediana, excepto para la pregunta “*Hasta qué punto esta facultad atendió sus expectativas?*” (S_2), donde la media y la mediana prácticamente coinciden en 7.

Para culminar la presentación de las variables de este bloque, se presentan las correlaciones (ver figura 4.5). Aquí puede verse que las variables que presentan correlaciones de mayor magnitud son: “*Considerando la experiencia global con esta facultad, en general, cuál es su grado de satisfacción?*” (S_1) con “*Hasta qué punto esta facultad atendió sus expectativas?*” (S_2) con un coeficiente de correlación de 0.82, y “*Hasta que punto considera haber tomado una decisión acertada cuando escogió asistir a esta facultad?*” (S_5) y “*Cuál es su grado de felicidad por haber elegido esta facultad?*” (S_6) cuya correlación vale 0.81. Otra de las afirmaciones que más correlaciona con otras es: “*Hasta qué punto esta facultad atiende sus deseos/necesidades actuales?*” (S_3), la cual presenta un coeficiente de correlación de 0.75 con “*Considerando la experiencia global con esta facultad, en general, cuál es su grado de satisfacción?*” (S_1) y 0.74 con “*Hasta qué punto esta facultad atendió sus expectativas?*” (S_2).

Lealtad

Las variables que refieren a la *lealtad* de los estudiantes con la facultad, comparten el último bloque de preguntas del cuestionario, con aquellas que se vinculan con el denominado *boca a boca* que se genera entre los estudiantes. Aquí se presentarán las

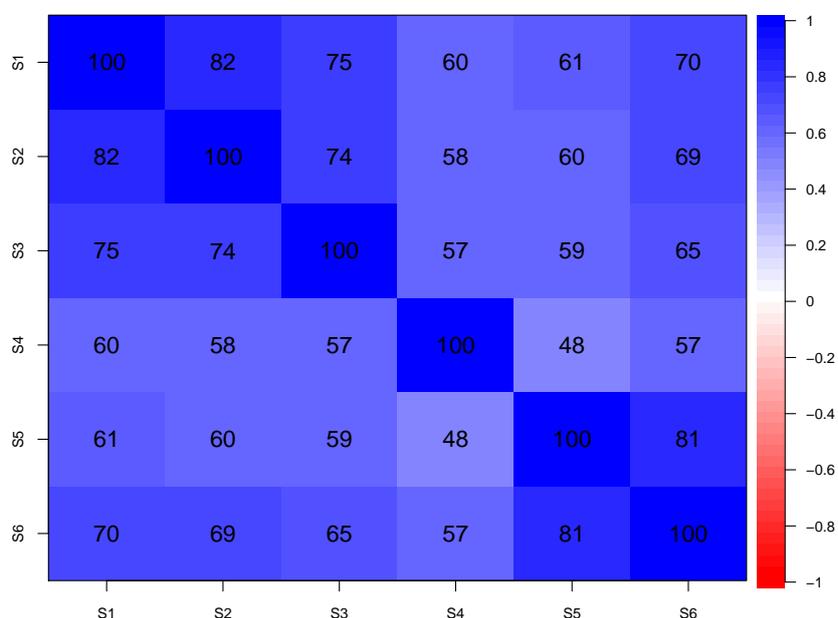


Figura 4.5: Matriz de correlaciones del bloque **satisfacción**

tres primeras afirmaciones y por último, las restantes dos.

Variable	Pregunta en el cuestionario
L_1	Si tuviera que decidir nuevamente, volvería a elegir esta facultad
L_2	Si siguiera estudiando después de la carrera de grado seguramente elegiría esta facultad en primer lugar
L_3	Aunque me propusieran cambiarme de facultad, no saldría de esta

Tabla 4.17: Variables del bloque **lealtad**

Puede notarse que estas variables, al igual que la gran mayoría de las variables del cuestionario, son asimétricas (ver tabla 4.18). Esta asimetría es, en los tres casos, negativa. Otro aspecto a resaltar sobre estas variables es el hecho de que éstas son las que presentan mayor variabilidad en todo el cuestionario, con desvíos estándar superiores a 2.20.

Podría decirse que las correlaciones, 2 a 2, de estas 3 variables son medias/altas, ya

Variable	n	Media	DE	Mediana	Mín	Máx	Rango	sim	kurt
L_1	638	8.00	2.25	9.00	1.00	10.00	9.00	-0.44	0.77
L_2	633	7.31	2.50	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.28	-0.25
L_3	634	7.56	2.45	8.00	1.00	10.00	9.00	-0.18	-0.09

Tabla 4.18: Medidas de resumen del bloque **lealtad**

que éstas toman valores entre 0.59 y 0.65.

Boca a boca

Para finalizar la presentación de las variables, sólo resta lo que refiere a las 2 últimas afirmaciones del cuestionario, que se vinculan con la idea del *boca a boca* generado entre los estudiantes de la facultad. Estas 2 variables son las presentadas en las tablas 4.19 y 4.20.

Variable	Pregunta en el cuestionario
BB_4	Esta es una facultad de la cual los egresados se enorgullecen
BB_5	Si un amigo cercano estuviera interesado en ingresar a la enseñanza superior, le recomendaría esta facultad

Tabla 4.19: Variables del bloque **boca a boca**

Variable	n	Media	DE	Mediana	Mín	Máx	Rango	sim	kurt
BB_4	628	8.28	1.65	9.00	2.00	10.00	8.00	-0.44	0.95
BB_5	634	8.15	1.89	9.00	1.00	10.00	9.00	-0.45	1.42

Tabla 4.20: Medidas de resumen del bloque **boca a boca**

En este bloque se encuentra la variable con mayor cantidad de datos faltantes (19), de todo el cuestionario, “*Esta es una facultad de la cual los egresados se enorgullecen*” (BB_4). En cuanto a esta afirmación también llama la atención el hecho de que no hay ningún estudiante que esté totalmente en desacuerdo con ésta. Por último, las 2 afirmaciones acá presentadas presentan una correlación alta, con un valor de 0.69.

Capítulo 5

Resultados

Los aspectos computacionales de la aplicación presentada en este trabajo fueron realizados con el software libre R - project [23].

Para el análisis de confiabilidad, realizado a través del estadístico α de Cronbach y para el estudio de la multinormalidad, realizado con el test de Mardia [19] se usó la librería *psych* [25]. Para la estimación de los MES se usaron las librerías *sem* [13], [14] y *lavaan* [26].

Cuando se intenta incorporar el efecto de trabajar con datos con diseño muestral complejo, se corrige estimando nuevamente utilizando la librería *lavaan.survey* [20].

Recordando lo planteado al inicio de este trabajo, uno de los objetivos específicos de éste era lograr medir la *satisfacción* de los estudiantes de la FCCEEyA (UdelaR), con el servicio que ésta les brinda, a través de la utilización de *MES*. Considerando un modelo que presente la *satisfacción* como variable principal pero que contenga, además, aquellas variables que pueden ser consideradas tanto como causa o como consecuencia de ésta, se contará con los elementos necesarios para encarar otro de los objetivos de este trabajo: evaluar la adecuación del instrumento de medida del nivel de satisfacción estudiantil, planteado por los investigadores portugueses, para los cursos de formación superior de la FCCEEyA.

5.1. Preparación de los datos para el uso de AF

Previo a exponer los resultados obtenidos de la aplicación de los modelos de ecuaciones estructurales a los datos ya descritos, se realizan los test/pruebas y verificaciones sobre los datos, necesarias para la aplicación de una técnica de análisis factorial.

El primero de los test presentados en la sección 3.3 fue el Test de Bartlett. Para el caso práctico en estudio, este test presenta las siguientes características: el estadístico de contraste (B) toma el valor 21830.54 el cual, comparado contra un valor de tabla de una variables χ^2_{990} , devuelve un *p* – *valor* que indica que la hipótesis de que existe una incorrelación lineal entre todas las variables y por lo tanto el AF no resultaría apropiado, es rechazada.

El siguiente paso será calcular el índice KMO que respalde la decisión de realizar un AF. Este índice alcanza un valor de 0.96, el cual reafirma el resultado obtenido con el test de Bartlett, de que un AF resulta apropiado. El MSA calculado para cada variable indica que todas son aptas para participar en la aplicación, ya que todas presentan un valor de este índice superior a 0.90. Únicamente la variable “*La probabilidad de que las cosas pudieran ser diferentes de lo esperado*”(EX P₁₁) presenta un valor menor, pero de todas formas éste resulta alto (0.79), por lo que no resultaría necesario quitar esta variable. El valor de este índice para cada una de las variables puede consultarse en el Apéndice A.1.

En lo que refiere a la consistencia interna de cada bloque, se calcula el α de Cronbach para cada uno de ellos en el global y al quitar de a una variable, lo que devuelve los

resultados presentados a continuación.

Para el primer bloque de variables, es decir, el referido a las preguntas sobre *expectativas*, se tienen los valores del estadístico α que se presentan en la tavalor aumentabla 5.1 donde puede verse que la consistencia interna del bloque es alta, $\alpha_{exp} = 0.87$. Este , aunque mínimamente, al quitar la variable “*La probabilidad de que las cosas pudieran ser diferentes de lo esperado*” (EXP_{11}).

Variable	α
Expectativas	0.87
EXP_1	0.86
EXP_2	0.85
EXP_3	0.86
EXP_4	0.85
EXP_5	0.85
EXP_6	0.85
EXP_7	0.86
EXP_8	0.86
EXP_9	0.85
EXP_{10}	0.86
EXP_{11}	0.88
EXP_{12}	0.86

Tabla 5.1: α Cronbach del bloque **expectativas**

En cuanto a las variables que conforman la *imagen* que tienen los estudiantes de la facultad, el cálculo del indicador de consistencia interna devuelve los resultados expuestos en la tabla 5.2. La consistencia interna del bloque es alta, $\alpha_{imag} = 0.85$, este valor se mantiene al quitar la variable “*Es una facultad que los empleadores valoran*” (IM_6) y aumenta si la variable que se quita es “*Es una facultad muy*

Variable	α
Imagen	0.85
IM_1	0.82
IM_2	0.82
IM_3	0.82
IM_4	0.81
IM_5	0.86
IM_6	0.85

Tabla 5.2: α Cronbach del bloque **imagen**

comprometida con la comunidad” (IM_5).

Para las variables que conforman la percepción que tienen los estudiantes sobre la *calidad* del servicio que brinda la facultad, la consistencia interna queda determinada a partir de los valores del estadístico α que se presentan en la tabla 5.3.

Variable	α
Calidad	0.90
Q_1	0.88
Q_2	0.88
Q_3	0.89
Q_4	0.88
Q_5	0.88
Q_6	0.89
Q_7	0.89
Q_8	0.88
Q_9	0.89

Tabla 5.3: α Cronbach del bloque **calidad**

El valor del α para la totalidad del bloque, $\alpha_{cal} = 0.90$, no se incrementa ante la posibilidad de quitar ninguna de las variables que se están considerando.

Tal como se muestra en la tabla 5.4, el bloque de variables que conforman el constructo *valor percibido*, presenta una consistencia interna global alta, al igual que los bloques anteriores, $\alpha_{vp} = 0.89$, la cual disminuye si se considera quitar cualquiera de las variables, excepto “*Considero que el contenido de las asignaturas se aplica en su mayoría a la vida práctica*” (VP_4), donde el valor del α se mantiene.

Variable	α
Valor Percibido	0.89
VP_1	0.87
VP_2	0.87
VP_3	0.86
VP_4	0.89
VP_5	0.87
VP_6	0.87
VP_7	0.88

Tabla 5.4: α Cronbach del bloque **valor percibido**

El bloque que contiene las variables que conforman explícitamente la *satisfacción* presenta un valor del indicador de confiabilidad alto, $\alpha_{sat} = 0.92$.

Variable	α
Satisfacción	0.92
S_1	0.89
S_2	0.89
S_3	0.90
S_4	0.92
S_5	0.91
S_6	0.89

Tabla 5.5: α Cronbach del bloque **satisfacción**

Tal como se ve en la tabla 5.5, el valor del α no aumenta al quitar variables. La afirmación “*Imagine una facultad perfecta en todos los aspectos. A qué distancia colocaría esta facultad de ese ideal?*” (S_4), podría resultar candidata a ser eliminada del bloque ya que al retirarla, prácticamente no se estaría alterando la consistencia interna del bloque.

Por último, se presenta el bloque final del cuestionario, aquel que se encuentra particionado en dos. Para las 3 primeras variables del bloque, las que conforman la *lealtad* de los estudiantes, el coeficiente de confiabilidad se presenta en la tabla 5.6.

Variable	α
Lealtad	0.83
L_1	0.74
L_2	0.79
L_3	0.77

Tabla 5.6: α Cronbach del bloque **lealtad**

El α global para este bloque es alto, $\alpha_{leal} = 0.83$ y al considerar la posible eliminación de variables, no solo el valor del α no aumenta, sino que al calcular el indicador pensando en quitar la variable “*Si tuviera que decidir nuevamente, volvería a elegir esta facultad*” (L_1), se produce una caída importante.

Para terminar, las 2 preguntas que conforman el subbloque *boca a boca*. Este es el

Variable	α
Boca a boca	0.80
BB_4	0.68
BB_5	0.68

Tabla 5.7: α Cronbach del bloque **boca a boca**

bloque de preguntas que presenta la menor consistencia interna aunque esta, de to-

das formas, es alta $\alpha_{bb} = 0.80$. Al considerar la posible eliminación de variables, el valor del α no aumenta, por el contrario al calcular el indicador pensando en quitar cualquiera de las dos variables, se produce la mayor caída considerando, incluso, lo que sucede en todos los bloques presentados previamente.

Teniendo en cuenta lo presentado en esta sección, podría llegar a resultar oportuno quitar las variables “*La probabilidad de que las cosas pudieran ser diferentes de lo esperado*”(EXP₁₁), “*Es una facultad muy comprometida con la comunidad*” (IM₅) las cuales al ser retiradas, generan un aumento en la consistencia del bloque al que originalmente pertenecen, y las variables “*Es una facultad que los empleadores valoran*” (IM₆), “*Considero que el contenido de las asignaturas se aplica en su mayoría a la vida práctica*” (VP₄) y “*Imagine una facultad perfecta en todos los aspectos. A qué distancia colocaría esta facultad de ese ideal?*” (S₄), las cuales al ser retiradas de sus bloques, la consistencia interna de éstos prácticamente no se altera.

Lo que resta, antes de pasar a la presentación de resultados, es testear la normalidad multivariada de los datos, para lo cual se realiza el test de Mardia por bloques. Considerando un nivel de significación de 5 %, se rechaza la normalidad multivariada en todos los bloques. Los resultados del test de Mardia se presentan en el Apéndice A.2.

Si bien el test de normalidad realizado devuelve elementos que indican que la hipótesis de que las variables siguen una distribución normal multivariada debe ser rechazada, se entiende que esto resulta razonable ya que si bien las variables al ser medidas a través de una escala lo suficientemente amplia (1 – 10) pueden ser consideradas como variables continuas, estrictamente no lo son, por lo que la normalidad no debería verificarse de ninguna manera (a menos que se considere una aproximación).

De todas formas, de aquí en más se trabajará asumiendo que sí existe normalidad

multivariada de los datos. En caso de que sea necesario, se hará explícito el hecho de que determinado resultado se basa en este supuesto, de forma de aclarar que las conclusiones generadas a partir de dicho resultado pueden no resultar, tal vez, las más precisas.

5.2. Modelos propuestos

En esta sección se presentan los cuatro modelos que formaron parte del proceso de búsqueda de un modelo que permita alcanzar los objetivos fijados. Estos cuatro modelos serán comparados fundamentalmente en cuanto a ajuste considerando el modelo de medida y el estructural como un único modelo, a partir de esta comparación tratará de establecerse cual resulta el *mejor*.

Una vez que ésto se logre, se expondrán las principales características del modelo seleccionado, se interpretarán los parámetros estimados y, por último, se calculará el índice de satisfacción estudiantil en los cursos de educación superior de la FCCEEyA.

La presentación de los modelos formulados a continuación consistirá en exponer la especificación, identificación, estimación, evaluación, re especificación (si fuera necesaria) e interpretación para cada uno de ellos, a excepción de la última etapa que se presentará sólo para el modelo seleccionado.

Previo entrar en detalles en cada uno de los modelos, se establecen algunas generalidades que involucrarán a todos los modelos propuestos.

Lo primero a resaltar refiere directamente a los datos, y a cómo fueron obtenidos. Tal como se especificó en secciones anteriores, el análisis de modelos que proponen relaciones de causalidad, planteados en términos de MES, depende fundamentalmente de la especificación de la matriz de varianzas y covarianzas, la que varía sustancial-

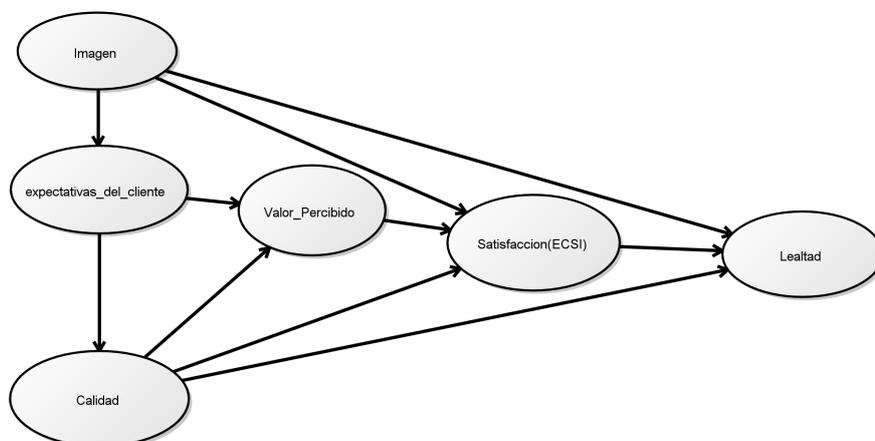


Figura 5.1: Modelo estructural ECSI

mente si se toma en cuenta que los datos no provienen de una muestra generada mediante muestreo aleatorio simple (MAS). El hecho de considerar datos generados mediante algún diseño muestral complejo obliga a hacer correcciones mediante incrementos de la varianza [29].

Por otra parte, considerando en detalle las etapas que conforman el modelado a través de los MES, lo primero a considerar es la etapa de “especificación”. En cuanto al submodelo estructural se seguirán fundamentalmente dos propuestas: en algunos modelos se seguirá lo establecido por el ECSI (ver figura 5.1), mientras que en otros se considerará que las relaciones entre las variables latentes son las mismas que las encontradas para la educación superior de Portugal [3] (ver figura 5.2). En lo que refiere al submodelo de medida, la decisión sobre cuáles serán las variables a considerar será tomada en función del análisis realizado en la sección 4, sobre todas las variables del cuestionario. En algunos casos se pondrá especial atención sobre aquellas variables que resultaron significativas en la investigación de los investigadores portugueses.

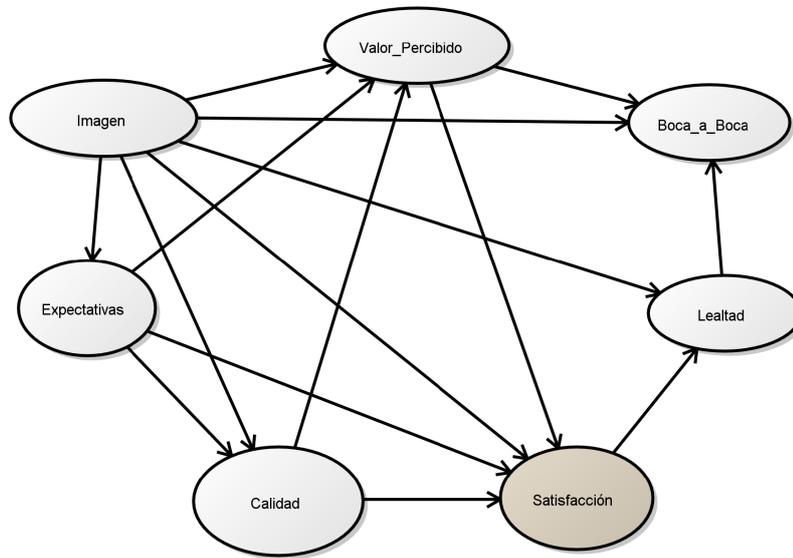


Figura 5.2: Modelo estructural portugués

En cuanto a la identificabilidad del modelo, las restricciones que resultan comunes a los 4 modelos, impuestas para que éstos resulten identificados, son:

- Cada variable latente satura en al menos 2 variables observadas
- Por cada variable latente, existe un λ fijado igual a 1
- Para cada par de variables (X_i, X_j) , sobre las cuales satura la misma variable latente, se tiene $cor(\delta_i, \delta_j) = 0$
- Para cada par de variables (Y_i, Y_j) , sobre las cuales satura la misma variable latente, se tiene $cor(\epsilon_i, \epsilon_j) = 0$
- Las varianzas de las variables latentes es fijada igual a 1.

Otra de las etapas que resulta común a todos los modelos, en cuanto a lo metodológico, es la etapa de “estimación”; en todos los casos, los parámetros serán estimados por máxima verosimilitud.

5.2.1. Modelo portugués

El primer resultado a ser presentado en esta sección es el que surge de replicar el modelo que encuentran los investigadores portugueses, para medir la satisfacción de los estudiantes con la educación superior de su país. Dicha investigación toma como referencia las relaciones que establece el índice ECSI, modificando algunas e incorporando el concepto del *boca a boca*, el cual es tomado como “consecuencia” de la *satisfacción*.

Las variables a considerar en este modelo son las que se presentan en la tabla 5.8.

Las variables observadas que se presentan en la tabla 5.8, y que serán utilizadas acá para plantear un primer modelo, son las que resultan significativas en el trabajo de Alves y Raposo [2].

Modelo estructural

Este modelo propone las siguientes relaciones entre las variables no observadas: en cuanto al constructo *imagen* (I) éste es *causa* de todos los demás constructos, mientras que las *causas* de éste no están presentes en el sistema. A partir de esto, se entiende que la variable no observable *imagen* es de naturaleza exógena. En lo que refiere al constructo *satisfacción* (S), se propone considerar como *causas* de éste, además de la *imagen*, todas las demás variables, menos *lealtad* (L) la cual se entiende es una *consecuencia* de la *satisfacción*, y el *boca a boca* (BB). Por otra parte, se desea confirmar que las *expectativas* son causa directa, además de la *satisfacción*, del *valor percibido* y de la *calidad*, siendo esta última también causa del *valor percibido*. Por último, en este modelo se buscará confirmar que tanto el *valor percibido* como la *lealtad* causan el *boca a boca*.

Estas relaciones se presentan en formato tanto matricial, como de ecuaciones (ecuación (B.1)) en el Apéndice B.1.

CAPÍTULO 5. RESULTADOS

Variable	Descripción	Tipo
E	Expectativas	Lat. endógena
C	Calidad	Lat. endógena
VP	Valor percibido	Lat. endógena
S	Satisfacción	Lat. endógena
L	Lealtad	Lat. endógena
BB	Boca a boca	Lat. endógena
I	Imagen	Lat. exógena
<i>EXP₂</i>	Buena preparación para la carrera	Obser. endógena
<i>EXP₃</i>	Capacidad y conocimiento de los docentes	Obser. endógena
<i>Q₁</i>	Calidad global de la enseñanza	Obser. endógena
<i>Q₂</i>	Nivel de conocimiento de los docentes	Obser. endógena
<i>Q₅</i>	Contenido de los cursos	Obser. endógena
<i>S₁</i>	Satisfacción global	Obser. endógena
<i>S₂</i>	Correspondencia con las expectativas	Obser. endógena
<i>S₃</i>	Correspondencia con deseos/necesidades	Obser. endógena
<i>L₁</i>	Volvería a elegir esta facultad	Obser. endógena
<i>L₂</i>	Elegiría esta facultad para carreras de post-grado	Obser. endógena
<i>BB₄</i>	Es una facultad de la cual los egresados se enorgullecen	Obser. endógena
<i>BB₅</i>	Recomendaría esta facultad a un amigo	Obser. endógena
<i>VP₁</i>	Estudiar en esta facultad me ayudará a conseguir un buen empleo	Obser. endógena
<i>VP₂</i>	Mi carrera en esta facultad es una buena inversión	Obser. endógena
<i>VP₅</i>	Empleadores interesados en contratar estudiantes de esta facultad	Obser. endógena
<i>IM₁</i>	Buena Universidad para estudiar	Obser. exógena
<i>IM₂</i>	Facultad innovadora y con visión al futuro	Obser. exógena
<i>IM₄</i>	Facultad que da una buena preparación a sus estudiantes	Obser. exógena

Tabla 5.8: Variables consideradas en el modelo portugués

Modelo de medida

En cuanto a las relaciones que existen entre las variables observadas y no observadas, éstas quedan determinadas en el modelo de medida.

En lo que refiere a las variables exógenas, es decir aquellas variables que conforman el constructo *imagen*, las relaciones encontradas en los estudios de los investigadores portugueses [1], [2], [3] involucran a las variables IM_1, IM_2 e IM_4 , presentadas en la tabla 5.8.

Las restantes 15 variables conforman el submodelo, dentro del modelo de medida, que refiere a las variables endógenas.

Las ecuaciones que determinan este modelo de medida pueden consultarse en el Apéndice B.1.2 (ecuaciones (B.2) y (B.3)).

A continuación se presentan algunos indicadores de bondad de ajuste de estos submodelos considerados como un único modelo y se comparan con los obtenidos por los investigadores portugueses [2], [3].

Índice	FCCEEyA - Uruguay	Portugal
NFI	0.892	0.960
NNFI	0.887	0.958
CFI	0.906	–
RMSEA	0.098	0.065
SRMR	0.094	–

Tabla 5.9: Comparación de los IBJ: Uruguay vs Portugal

En términos generales, considerando los indicadores presentados en la tabla 5.9, podría decirse que el modelo que se logra estimar para la educación en Portugal ajusta mejor que el estimado con los datos de FCCEEyA. De todas formas, este último

también presenta un buen ajuste.

La existencia de una diferencia en el ajuste de ambos modelos a favor, si se quiere, de los portugueses resulta coherente con el hecho de que estos presentan este modelo como su “mejor” modelo, luego de descartar otros, mientras que en el caso de Uruguay, en esta instancia, el modelo se toma como dado y no como parte de un proceso de selección.

Luego de evaluar el ajuste de los dos modelos, se presentan las estimaciones de los parámetros para ambos, y se comparan a través del cociente entre ellos (ver tabla 5.10).

Los parámetros que no aparecen en el cuadro fueron fijados en 1, lo que introduce restricciones al modelo estimado. Estas restricciones son las mismas para ambos modelos. En cuanto a las estimaciones, cabe destacar que hay solamente 3 relaciones que en el modelo estimado para Uruguay no resultan significativas con un nivel $\alpha = 0,05$ ¹. Éstas son las determinadas por los parámetros: β_2 (E→VP), β_4 (E→S) y γ_6 (I→BB) indicadas, en el cuadro 5.10, con (*).

Tanto las relaciones presentes en este modelo, como las estimaciones, pueden verse gráficamente en la figura 5.3.

Como última etapa en la comparación directa con la investigación portuguesa, se reporta el índice de satisfacción para el caso de la FCCEEyA. Recordando lo establecido en la ecuación 3.32, la fórmula de cálculo de este índice será la siguiente:

¹Considerando el estadístico de contraste $t \sim t_{n-1}$, bajo supuesto de normalidad. En la investigación portuguesa este supuesto sí se verifica, aunque no se presentan resultados con respecto a este tópico

Parámetro	Estimación	Estimación	Comparación de modelos (Ratios)
	Uruguay	Portugal	
β_1	0.31	0.12	2.66
$\beta_2(*)$	0.06	0.10	0.61
β_3	0.32	0.25	1.28
$\beta_4(*)$	-0.04	-0.12	0.33
β_5	0.33	0.16	2.08
β_6	0.33	0.37	0.87
β_7	0.75	0.89	0.84
β_8	0.23	0.21	1.12
β_9	0.60	0.61	0.98
γ_1	0.81	0.54	1.50
γ_2	0.79	0.78	1.01
γ_3	0.72	0.58	1.23
γ_4	0.39	0.43	0.90
γ_5	0.48	0.34	1.42
$\gamma_6(*)$	0.17	0.32	0.54
λ_1	1.21	0.98	1.24
λ_2	1.20	0.96	1.25
λ_4	1.04	0.90	1.16
λ_7	0.77	0.82	0.93
λ_8	0.83	0.87	0.96
λ_{10}	0.97	1.02	0.95
λ_{11}	0.89	1.04	0.86
λ_{13}	1.02	0.93	1.09
λ_{14}	0.64	0.84	0.76
λ_{17}	0.89	1.02	0.87
λ_{18}	0.80	1.00	0.80

Tabla 5.10: Comparación de los coeficientes estimados: Uruguay vs Portugal

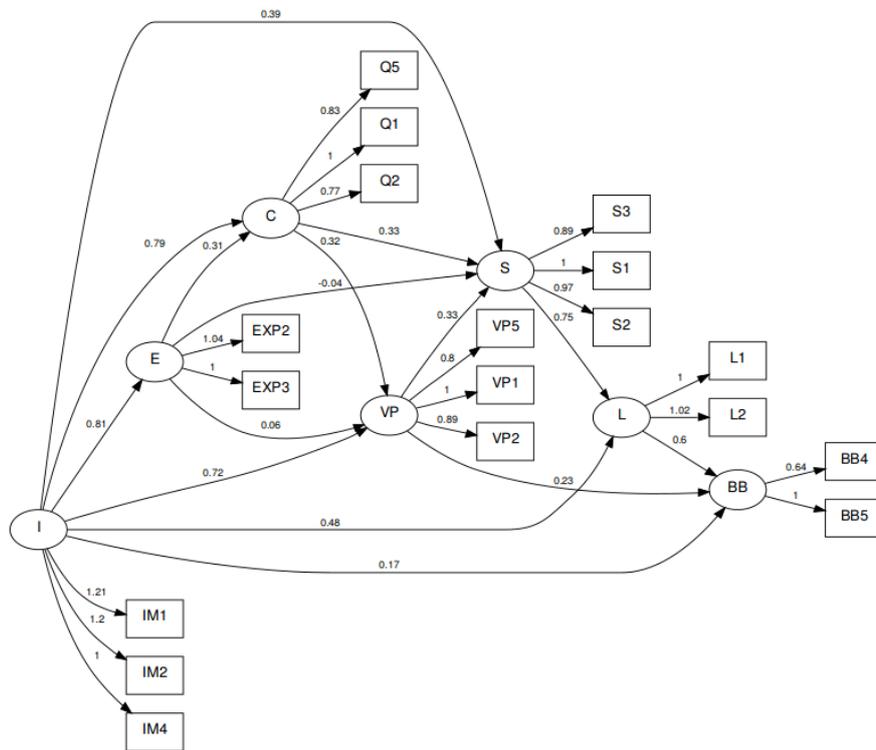


Figura 5.3: Diagrama de senderos modelo portugués

$$IS = \frac{\sum_i w_i \bar{y}_i - \sum_i w_i}{10 \sum_i w_i - \sum_i w_i} * 100 = \frac{\sum_i w_i \bar{y}_i - \sum_i w_i}{9 \sum_i w_i} * 100 \quad (5.1)$$

Variable Medida (y_i)	Estimación no estandarizada Uruguay (w_i)	Media variable medida (\bar{y}_i)	$w_i \bar{y}_i$
S_1	1.00	7.45	7.45
S_2	0.967	7.03	6.79
S_3	0.891	6.70	5.96
<i>Total</i>	2.858	21.17	20.231

Tabla 5.11: Índice de satisfacción para Uruguay

Utilizando el mismo modelo que en Portugal el IS vale en el caso de la FCCEEyA 67.5 %, el cual supera al reportado por Alves y Raposo [3] (54 %).

5.2.2. Modelo UP

En el proceso de buscar un modelo que permita determinar cuál es el nivel de satisfacción de los estudiantes con la facultad a la cual concurren, la primer propuesta es aquella que intenta *confirmar* las relaciones existentes entre las variables latentes que fueron determinadas para el caso portugués, es decir, el mismo modelo estructural ya presentado, pero plantear un modelo de medida que incluya todas las variables del cuestionario.

Al analizar la consistencia interna de cada uno de los bloques de preguntas (5.1), se hizo especial énfasis en que, al retirar determinadas variables, el α de Cronbach del bloque al cual pertenecían, se mantenía o aumentaba. Estas variables eran:

- *La probabilidad de que las cosas pudieran ser diferentes de lo esperado (EXP_{11}), del bloque *expectativas**
- *Es una facultad muy comprometida con la comunidad (IM_5), del bloque *imagen**
- *Es una facultad que los empleadores valoran (IM_6), del bloque *imagen**
- *Considero que el contenido de las asignaturas se aplica en su mayoría a la vida práctica (VP_4), del bloque *valor percibido**
- *Imagine una facultad perfecta en todos los aspectos. A qué distancia colocará esta facultad de ese ideal? (S_4), del bloque *satisfacción**

De aquí en más, estas 5 variables no serán tenidas en cuenta.

En lo que refiere al modelo de medida, si bien al plantear este modelo se sabe que no resultará *bueno*, o por lo menos no resultará el *mejor*, la intención es estimarlo de todas formas con el objetivo de dimensionar cuántas y cuáles variables resultan significativas para tomarlas como punto de partida del proceso de búsqueda de un

modelo que sí resulte “bueno”.

Para esto, se procede a estimar el modelo y como puede verse en la tabla 5.12, efectivamente se verifica que no presenta un buen ajuste.

Índice	Modelo UP
NFI	0.718
NNFI	0.732
CFI	0.749
RMSEA	0.102
SRMR	0.143

Tabla 5.12: Índices de bondad de ajuste - modelo UP

En cuanto a las estimaciones de los parámetros, los valores y los resultados de los contrastes para determinar si éstos resultan significativamente distintos de cero o no, pueden consultarse en el Apéndice B.1.3 donde puede verse que todas las variables resultan significativas al 5%. En función de esto, resulta necesario cambiar de estrategia para proceder a la selección de un conjunto reducido de variables candidatas a formar parte del modelo definitivo.

5.2.3. Modelo ECSI

Como alternativa al modelo anterior, (**UP**), se propone considerar un modelo de ecuaciones estructurales cuyo modelo estructural proponga confirmar las relaciones que establece el ECSI (ver figura 5.1), y un modelo de medida que considere las mismas variables que el modelo anterior a excepción de las variables del bloque *boca a boca* ya que el ECSI no considera este constructo. De todas formas, estas variables son sólo 2, por lo que tampoco se estará ganando demasiado en cuanto a la reducción de la cantidad de variables.

Tal como ocurría con el modelo anterior, no se espera que este modelo resulte el definitivo para, a través de él, medir el nivel de satisfacción estudiantil en FCCEEyA, ni siquiera que resulte un buen modelo, pero sí que permita identificar aquellas variables que resultan significativas, para continuar trabajando sobre éstas.

En la tabla 5.13, puede verse que el ajuste de este modelo tampoco resulta bueno, incluso ajusta peor que el anterior.

Índice	Modelo ECSI
NFI	0.702
NNFI	0.715
CFI	0.731
RMSEA	0.107
SRMR	0.164

Tabla 5.13: Índices de bondad de ajuste - modelo ECSI

La tabla que contiene la información sobre los valores estimados para los parámetros involucrados en estos modelos puede consultarse en el Apéndice B.1.4 donde puede verse que todas las variables resultan significativas al 5 %. Este modelo es descartado considerando el pobre ajuste que presenta, sumado a que de éste no surge una posible alternativa de un modelo más parsimonioso.

5.2.4. Modelo ECSI2

Como alternativa al modelo inmediato anterior, (**ECSI**), se propone un modelo que mantiene intacto el submodelo estructural e introduce algunas modificaciones en lo que refiere al submodelo de medida. Éste contendrá las variables observadas presentadas en la tabla 5.8 pero además se incorporarán aquellas variables que se entienden “importantes” dentro de su bloque, haciendo referencia a que al quitarlas, la consistencia interna de éste disminuye. Algunas de éstas, como las que corresponden a los

bloques de *imagen* y *lealtad*, ya formaban parte de las variables consideradas. De los demás bloques se incorporan las siguientes variables:

- *El contenido del curso (EXP₆)*, del bloque *expectativas*
- *El ambiente académico (Q₄)*, del bloque *calidad*
- *Cuál es su grado de felicidad por haber elegido esta facultad?*
(S₆), del bloque *satisfacción*
- *Teniendo en cuenta que la FCCEEyA es pública, considero que recibo un servicio de calidad (VP₃)*, del bloque *valor percibido*

El modelo estimado considerando, en lugar de 18, 20 variables observadas presenta los siguientes indicadores de bondad de ajuste (ver tabla 5.14):

Índice	Modelo ECSI2
NFI	0.850
NNFI	0.847
CFI	0.866
RMSEA	0.109
SRMR	0.137

Tabla 5.14: Índices de bondad de ajuste - modelo ECSI2

Tomando en cuenta los IBJ del modelo **ECSI2** y comparándolos con los valores de éstos para los dos modelos antes presentados, puede verse un incremento de la calidad de ajuste del modelo, con índices de ajuste incremental que en este caso presentan valores en el entorno del 0.85, superando los valores cercanos al 0.71 de los modelos anteriores.

Tanto los valores de las estimaciones para cada uno de los parámetros, como los *p-valores* asociados a cada prueba de significación pueden ser consultados en el Apéndice B.1.5, donde puede verificarse que en cuanto al modelo estructural, todas

las relaciones presentes en él, pueden confirmarse y en lo que refiere al modelo de medida, se observa que las variables latentes, efectivamente saturan sobre las variables observadas presentes en el modelo.

5.2.5. Modelo UP2

Por último, se presenta un modelo que toma los modelos anteriores (**UP2** y **ECSI2**) y los combina de la siguiente manera: toma el modelo estructural presentado en las subsecciones 5.2.1 y 5.2.2, es decir el propuesto por investigadores portugueses y, en cuanto al modelo de medida toma lo presentado en las subsecciones 5.2.3 y 5.2.4, lo cual implica considerar las variables del bloque “boca a boca”, y las 4 variables incorporadas en la subsección 5.2.4. En función de esto, los modelos a considerar en esta sección propondrán por un lado *confirmar* determinadas relaciones entre los 7 constructos no observables (modelo estructural) y, por otro, ver sobre qué variables observables (considerando 22 de las 45 posibles) saturan dichos constructos (modelo de medida).

La presentación de este modelo consistirá en plantear su especificación, verificar que esté correctamente identificado, presentar una estimación puntual para cada uno de los parámetros involucrados y a partir de esto, evaluar la calidad de ajuste del modelo estimado.

Especificación - Modelo estructural

Las principales hipótesis a ser confirmadas en el modelo estructural aquí presentado son las siguientes: en cuanto a la variable *imagen*, se propone testear si la imagen que tienen los estudiantes de la facultad a la cual asisten, impacta sobre sus *expectativas*, sobre como perciben la *calidad* del servicio que reciben, sobre el *valor* que creen que tiene estudiar en dicha facultad, sobre lo que dicen/piensan sobre ésta, sobre el nivel global de *satisfacción* que sienten los estudiantes con la facultad y/o sobre si

la volverían a elegir. Cabe recordar que tal como se planteó en la subsección 5.2.1 la variable *imagen* es una variable exógena, por lo que sus causas no están presentes en el modelo.

En lo que refiere a las variables *calidad* y *expectativas*, se propone confirmar si efectivamente ambas se presentan como causantes tanto de la *satisfacción* global de los estudiantes con las facultad, como del *valor* que éstos entienden que les aporta estudiar en ésta. También se propone testear si las *expectativas* que tienen los estudiantes sobre la facultad, influyen directamente sobre cómo perciben la *calidad* del servicio que reciben.

La otra variable que se propone como determinante de la *satisfacción*, es el *valor percibido*, es decir, el valor que los estudiantes sienten que les aporta estudiar en la FCCEEyA lo cual podría ser causa, también, de lo que se denomina el “*boca a boca*”, es decir, lo que los estudiantes dicen sobre la facultad en la que estudian. Por último, se intentará confirmar si efectivamente la *lealtad* y el *boca a boca* son consecuencia de la *satisfacción*. La *lealtad* se entiende como una consecuencia directa, mientras que el *boca a boca* es una consecuencia indirecta, ya que este es causada por la *lealtad*.

Estas hipótesis pueden ser presentadas de forma analítica, a través de las siguientes ecuaciones:

$$\left\{ \begin{array}{l} E = \gamma_1 I + \zeta_1 \\ C = \gamma_2 I + \beta_1 E + \zeta_2 \\ VP = \gamma_3 I + \beta_2 E + \beta_3 C + \zeta_3 \\ S = \gamma_4 I + \beta_4 E + \beta_5 C + \beta_6 VP + \zeta_4 \\ L = \gamma_5 I + \beta_7 S + \zeta_5 \\ BB = \gamma_6 I + \beta_8 VP + \beta_9 L + \zeta_6 \end{array} \right. \quad (5.2)$$

Las cuales generan la siguiente representación mediante matrices.

$$\beta\eta = \gamma\xi + \zeta$$

donde cada una de las matrices involucradas tiene el siguiente formato:

$$\beta = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_2 & -\beta_3 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_4 & -\beta_5 & -\beta_6 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\beta_7 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -\beta_8 & 0 & -\beta_9 & 1 \end{pmatrix} \quad \eta = \begin{pmatrix} E \\ C \\ VP \\ S \\ L \\ BB \end{pmatrix} \quad \gamma = \begin{pmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \gamma_3 \\ \gamma_4 \\ \gamma_5 \\ \gamma_6 \end{pmatrix} \quad \xi = I \quad \zeta = \begin{pmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \zeta_3 \\ \zeta_4 \\ \zeta_5 \\ \zeta_6 \end{pmatrix}$$

Especificación - Modelo de medida

Lo que diferencia al submodelo de medida presentado en esta subsección, del presentado en la subsección 5.2.1, es la incorporación de 4 variables observadas en el modelo de medida de las variables endógenas. El modelo para las variables exógenas resulta idéntico al propuesto por los investigadores portugueses, el cual se presenta en las siguientes ecuaciones:

$$\begin{cases} IM_1 = \lambda_1 I + \delta_1 \\ IM_2 = \lambda_2 I + \delta_2 \\ IM_4 = \lambda_3 I + \delta_3 \end{cases} \quad (5.3)$$

que llevan a la siguiente representación matricial:

$$X = \Lambda_X \xi + \delta$$

donde cada una de las matrices tiene el siguiente formato:

$$X = \begin{pmatrix} IM_1 \\ IM_2 \\ IM_4 \end{pmatrix} \quad \Lambda_X = \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \end{pmatrix} \quad \xi = I \quad \delta = \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \end{pmatrix}$$

En cuanto a las variables endógenas, la incorporación de las 4 variables queda determinada a través de las siguientes ecuaciones:

$$\begin{cases} EXP_2 = \lambda_4 E + \epsilon_1 \\ EXP_3 = \lambda_5 E + \epsilon_2 \\ EXP_6 = \lambda_6 E + \epsilon_3 \\ Q_1 = \lambda_7 C + \epsilon_4 \\ Q_2 = \lambda_8 C + \epsilon_5 \\ Q_4 = \lambda_9 C + \epsilon_6 \\ Q_5 = \lambda_{10} C + \epsilon_7 \end{cases} \quad \begin{cases} S_1 = \lambda_{11} S + \epsilon_8 \\ S_2 = \lambda_{12} S + \epsilon_9 \\ S_3 = \lambda_{13} S + \epsilon_{10} \\ S_6 = \lambda_{14} S + \epsilon_{11} \\ L_1 = \lambda_{15} L + \epsilon_{12} \\ L_2 = \lambda_{16} L + \epsilon_{13} \end{cases} \quad \begin{cases} BB_4 = \lambda_{17} BB + \epsilon_{14} \\ BB_5 = \lambda_{18} BB + \epsilon_{15} \\ VP_1 = \lambda_{19} VP + \epsilon_{16} \\ VP_2 = \lambda_{20} VP + \epsilon_{17} \\ VP_3 = \lambda_{21} VP + \epsilon_{18} \\ VP_5 = \lambda_{22} VP + \epsilon_{19} \end{cases} \quad (5.4)$$

La representación matricial de este submodelo es:

$$Y = \Lambda_Y \eta + \epsilon \quad (5.5)$$

$$Y = \begin{pmatrix} EXP_2 \\ EXP_3 \\ EXP_6 \\ Q_1 \\ Q_2 \\ Q_4 \\ Q_5 \\ S_1 \\ S_2 \\ S_3 \\ S_6 \\ L_1 \\ L_2 \\ BB_4 \\ BB_5 \\ VP_1 \\ VP_2 \\ VP_3 \\ VP_5 \end{pmatrix} \quad \Lambda_Y = \begin{pmatrix} \lambda_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_7 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_8 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_9 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{10} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{11} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{12} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{13} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{14} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{15} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{16} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{17} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{18} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{19} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{20} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{21} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{22} \end{pmatrix} \quad \eta = \begin{pmatrix} E \\ C \\ VP \\ S \\ L \\ BB \end{pmatrix} \quad \epsilon = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_5 \\ \epsilon_6 \\ \epsilon_7 \\ \epsilon_8 \\ \epsilon_9 \\ \epsilon_{10} \\ \epsilon_{11} \\ \epsilon_{12} \\ \epsilon_{13} \\ \epsilon_{14} \\ \epsilon_{15} \\ \epsilon_{16} \\ \epsilon_{17} \\ \epsilon_{18} \\ \epsilon_{19} \end{pmatrix}$$

Antes de pasar a la etapa de estimación, debe corroborarse que el modelo formado por los submodelos aquí especificados, esté correctamente *identificado*, para lo cual se utilizará la “regla de conteo” presentada en la subsección 3.2.4, la que establece que el modelo está identificado si la cantidad de parámetros a estimar en el modelo (t) es menor a la cantidad de elementos no redundantes en la matriz de varianzas y covarianzas (r), lo que genera que el número de grados de libertad (df) del modelo, sea positivo. En este caso, $r = 253$, $t = 52$ y, por lo tanto, $df = 201$, lo que permite establecer que el modelo está identificado. En lo que refiere a las demás restricciones necesarias para la identificación del modelo, sólo resta aclarar que los parámetros fijados en 1 son: $\lambda_3, \lambda_5, \lambda_7, \lambda_{11}, \lambda_{15}, \lambda_{18}$ y λ_{19} , lo que quiere decir que se fijan las mismas restricciones que fijaron los investigadores portugueses [2].

En cuanto a la etapa que consiste en estimar el modelo, cabe recordar que el método utilizado es el de máxima verosimilitud. Bajo este método, se estima un modelo que presenta los siguientes indicadores de bondad de ajuste:

Índice	Modelo UP2
NFI	0.870
NNFI	0.870
CFI	0.887
RMSEA	0.097
SRMR	0.093

Tabla 5.15: Índices de bondad de ajuste - modelo UP2

En cuanto a la evaluación del modelo en términos generales, a partir de la tabla 5.15, puede verse que el ajuste mejora con respecto a los modelos anteriores, con índices de ajuste incremental que superan el 0.85 e índices de ajuste global inferiores a 0.1. De todas formas, no puede dejarse de lado el hecho de que estos indicadores son calculados bajo el supuesto de normalidad de las variables, supuesto que aquí no se verifica.

En lo que refiere a la evaluación de los dos submodelos que conforman el modelo global, en la tabla 5.16 pueden consultarse las estimaciones de los parámetros (factores de carga estandarizados y no estandarizados), junto al *p-valor* asociado a la prueba de significación (siempre asumiendo que se cumple el supuesto de normalidad multivariada de los datos). Puede verse que en el modelo estructural, hay tres relaciones que, al 5% de significación, no pueden ser confirmadas, estas son: “Una de las causas del valor que perciben los estudiantes de la FCCCEyA, refiere a las expectativas con las cuales ingresan a ésta” (β_2), “Las expectativas con las cuales un estudiante ingresa a facultad, tiene efectos directos sobre la satisfacción que sienta dicho estudiante con el servicio brindado por la facultad” (β_4), y “La imagen que

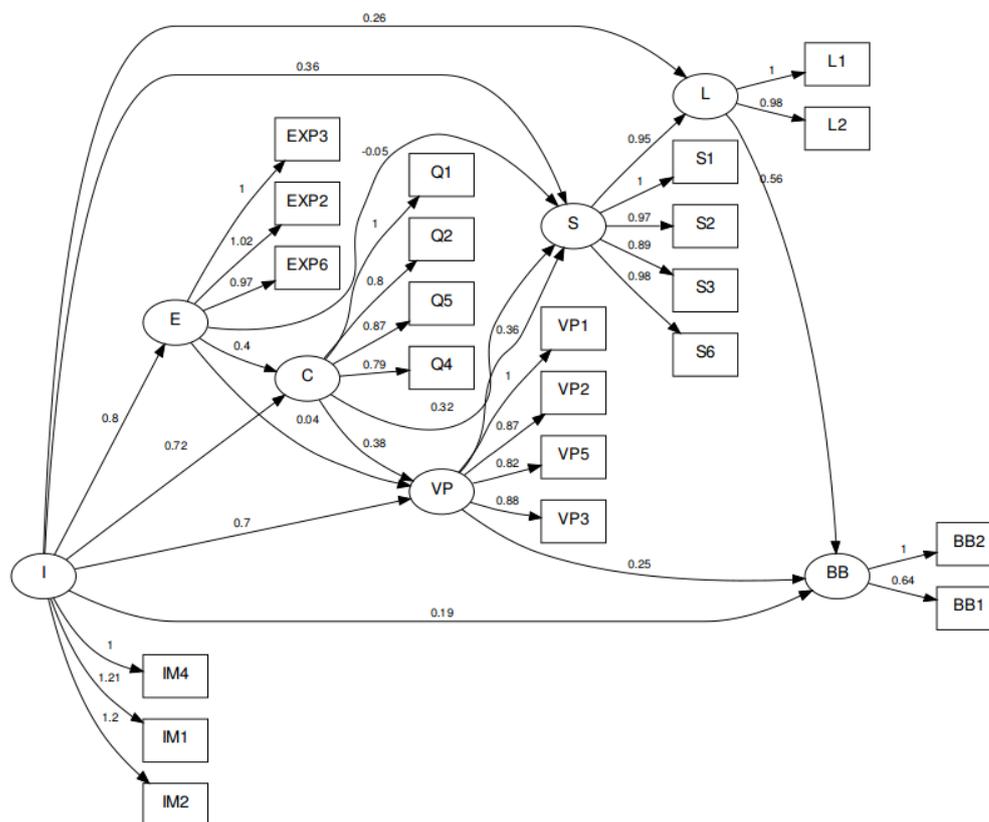


Figura 5.4: Diagrama de senderos - modelo UP2

tiene el estudiante de la facultad, influye directamente sobre lo que este diga/piense, sobre la facultad” (γ_6).

Tanto las relaciones que se presentan en este modelo, como las estimaciones de los parámetros, pueden verse gráficamente en la figura 5.4.

Otra medida que resulta de interés al momento de evaluar el modelo estructural es la proporción de varianza de cada variable latente que logra ser explicada por las variables, también latentes, que la *causan*. Esta proporción queda determinada a partir del coeficiente de determinación R^2 .

A partir de la tabla 5.17 puede concluirse que *lealtad* es el constructo que mejor queda explicado por las variables que lo preceden (*imagen* y *satisfacción*), las que logran explicar un 73% de la variabilidad total del constructo. En segundo lugar

5.2. Modelos propuestos

Parámetro	Estimación no estandarizada	Std Error	z value	Pr(> z)	Estimación estandarizada	Relación
λ_1	1.21	0.05	25.14	0.00	0.84	$IM_1 \leftarrow I$
λ_2	1.20	0.06	19.74	0.00	0.72	$IM_2 \leftarrow I$
λ_3	1	-	-	-	0.72	$IM_4 \leftarrow I$
λ_4	1.02	0.04	23.64	0.00	0.83	$EXP_2 \leftarrow E$
λ_5	1	-	-	-	0.79	$EXP_3 \leftarrow E$
λ_6	0.97	0.04	23.09	0.00	0.81	$EXP_6 \leftarrow E$
λ_7	1	-	-	-	0.90	$Q_1 \leftarrow C$
λ_8	0.80	0.03	24.04	0.00	0.76	$Q_2 \leftarrow C$
λ_9	0.79	0.04	21.89	0.00	0.72	$Q_4 \leftarrow C$
λ_{10}	0.87	0.03	28.23	0.00	0.83	$Q_5 \leftarrow C$
λ_{11}	1	-	-	-	0.93	$S_1 \leftarrow S$
λ_{12}	0.97	0.03	38.03	0.00	0.90	$S_2 \leftarrow S$
λ_{13}	0.89	0.03	32.03	0.00	0.84	$S_3 \leftarrow S$
λ_{14}	0.98	0.03	30.71	0.00	0.83	$S_6 \leftarrow S$
λ_{15}	1	-	-	-	0.86	$L_1 \leftarrow L$
λ_{16}	0.98	0.05	21.25	0.00	0.75	$L_2 \leftarrow L$
λ_{17}	0.64	0.03	22.12	0.00	0.72	$BB_4 \leftarrow BB$
λ_{18}	1	-	-	-	0.96	$BB_5 \leftarrow BB$
λ_{19}	1	-	-	-	0.82	$VP_1 \leftarrow VP$
λ_{20}	0.87	0.03	25.62	0.00	0.83	$VP_2 \leftarrow VP$
λ_{21}	0.88	0.04	24.38	0.00	0.80	$VP_3 \leftarrow VP$
λ_{22}	0.82	0.04	22.22	0.00	0.76	$VP_5 \leftarrow VP$
γ_1	0.80	0.06	13.30	0.00	0.63	$E \leftarrow I$
γ_2	0.72	0.08	9.27	0.00	0.48	$C \leftarrow I$
β_1	0.40	0.06	6.64	0.00	0.34	$C \leftarrow E$
γ_3	0.70	0.09	7.40	0.00	0.45	$VP \leftarrow I$
β_2	0.04	0.06	0.62	0.54	0.03	$VP \leftarrow E$
β_3	0.38	0.06	6.37	0.00	0.36	$VP \leftarrow C$
γ_4	0.36	0.10	3.68	0.00	0.23	$S \leftarrow I$
β_4	-0.05	0.06	-0.77	0.44	-0.04	$S \leftarrow E$
β_5	0.32	0.06	5.40	0.00	0.30	$S \leftarrow C$
β_6	0.36	0.06	6.46	0.00	0.36	$S \leftarrow VP$
γ_5	0.26	0.09	2.80	0.01	0.13	$L \leftarrow I$
β_7	0.95	0.06	15.87	0.00	0.76	$L \leftarrow S$
γ_6	0.19	0.10	1.95	0.05	0.10	$BB \leftarrow I$
β_8	0.25	0.06	4.25	0.00	0.21	$BB \leftarrow VP$
β_9	0.56	0.04	12.83	0.00	0.60	$BB \leftarrow L$

Tabla 5.16: Estimaciones - modelo UP2

Variable	R^2
E	0.39
C	0.55
S	0.59
VP	0.59
L	0.73
BB	0.70

Tabla 5.17: R^2 para el modelo estructural

se encuentra aquella variable que logra captar lo que los estudiantes piensan y/o dicen sobre la facultad, es decir, el *boca a boca*, el 70% de la varianza total de este constructo queda explicado por las variables *valor percibido*, *imagen y lealtad*. En el otro extremo, se encuentran las *expectativas*, las cuales se entiende quedan determinadas por la *imagen* que tienen los estudiantes sobre la facultad, sin embargo ésta parece no resultar suficiente, ya que sólo logra captar un 39% de la variabilidad total.

En cuanto al modelo de medida, lo primero que cabe destacar es que, tal como puede verse en la tabla 5.16, los parámetros estimados resultan todos significativamente (al 5%) distintos de 0. Por otra parte se debe recordar este modelo se encuentra en el ámbito del análisis factorial, donde el concepto de comunalidad, presentado en la sección 3.1, resulta fundamental. Este concepto refiere a la proporción de varianza original de cada variable observada, que queda explicada por el factor que satura sobre ella.

Para el bloque que contiene las variables referentes a las *expectativas* que tienen los estudiantes sobre la facultad, se tiene que la proporción de ésta que queda explicada por el factor común es la que se presenta en la tabla 5.18, donde puede verse que el constructo *expectativas* logra explicar más del 60% de la varianza original de cada una de las 3 variables.

Variable	Comunalidad
EXP_2	0.68
EXP_3	0.63
EXP_6	0.66

Tabla 5.18: Comunalidades del bloque **expectativas**

En cuanto a las variables que determinan la *imagen* que tienen los estudiantes de la FCCCEEyA sobre ésta, puede verse que las comunalidades toman valores entre 0.5 y 0.7 (ver tabla 5.19). La variable que mejor queda explicada por el constructo *imagen* es aquella que refiere a la visión general que tienen los estudiantes sobre la Universidad, como lugar donde estudiar (IM_1)

Variable	Comunalidad
IM_1	0.71
IM_2	0.51
IM_4	0.52

Tabla 5.19: Comunalidades del bloque **imagen**

Al considerar las variables que conforman el bloque referente a la evaluación que hacen los estudiantes sobre la *calidad* del servicio brindado por la facultad, la tabla 5.20 muestra que la variable observada que mejor queda explicada por la variable latente *calidad* es la que refiere a la calidad global de enseñanza (Q_1), ya que el 82 % de su varianza original es captada por el constructo. En el otro extremo, se encuentra la afirmación que hace referencia al ambiente académico (Q_4), donde el factor logra explicar el 52 % de la varianza original.

En lo que refiere al bloque de preguntas específicas sobre *satisfacción*, puede verse que este constructo logra captar una cantidad importante (entre un 60 % y un 87 %) de la varianza original de las variables observadas que lo conforman. Tal como se ve

Variable	Comunalidad
Q_1	0.82
Q_2	0.58
Q_4	0.52
Q_5	0.68

Tabla 5.20: Comunalidades del bloque **calidad**

en la tabla 5.21, la variable que mejor queda explicada es la que refiere al grado en el que la facultad atendió las expectativas de los estudiantes (S_2).

Variable	Comunalidad
S_1	0.60
S_2	0.87
S_3	0.80
S_6	0.70

Tabla 5.21: Comunalidades del bloque **satisfacción**

Considerando aquellas variables que son entendidas como causantes de la *satisfacción*, sólo resta presentar el bloque de preguntas que refiere al *valor percibido*. Tal como puede verse en la tabla 5.22, las cuatro variables observadas, aquí consideradas, que conforman el constructo *valor percibido* quedan bien explicadas por éste.

Variable	Comunalidad
V_1	0.68
V_2	0.69
V_3	0.65
V_5	0.58

Tabla 5.22: Comunalidades del bloque **valor percibido**

En cuanto a las variables consideradas como consecuencias de la satisfacción, en la tabla 5.23, se presentan aquellas que conforman el constructo *lealtad*, donde se

ve que la variable que mejor queda explicada por éste es “*Si tuviera que decidir nuevamente, volvería a elegir esta facultad*” (L_1).

Variable	Comunalidad
L_1	0.73
L_2	0.56

Tabla 5.23: Comunalidades del bloque **lealtad**

Por último, en la tabla 5.24, puede verse que la varianza de aquellas variables que forman el constructo *boca a boca* resulta captada en gran proporción por este factor, sobre todo para la variable “*Recomendaría esta facultad a un amigo*” (BB_5).

Variable	Comunalidad
BB_4	0.52
BB_5	0.93

Tabla 5.24: Comunalidades del bloque **boca a boca**

La representación analítica del modelo estimado que considera en conjunto la especificación del modelo, tanto el estructural como el de medida, y las estimaciones estandarizadas presentadas en la tabla 5.16, puede ser consultada en el Apéndice B.1.6.

Índice de satisfacción estudiantil - FCCEEyA

Considerando las estimaciones no estandarizadas de los factores de carga que vinculan el factor *satisfacción* con cuatro de las variables observadas que conforman este constructo, se calcula el índice de satisfacción estudiantil para la FCCEEyA, a partir de la fórmula propuesta por Fornell et al. [9].

A partir de lo expuesto en la tabla 5.25, el IS para la FCCEEyA es 69%.

De esta forma concluye la exposición de los principales resultados obtenidos al considerar a todos los estudiantes por igual, sin ninguna distinción.

Variable Medida (y_i)	Estimación no estandarizada Uruguay (w_i)	Media variable medida (\bar{y}_i)	$w_i \bar{y}_i$
S_1	1.00	7.45	7.45
S_2	0.97	7.03	6.81
S_3	0.89	6.70	5.96
S_6	0.98	7.53	7.37
<i>Total</i>	3.84	-	27.59

Tabla 5.25: Índice de satisfacción estudiantil FCCEEyA - modelo UP2

Modelo UP2 - Considerando el sexo de los estudiantes

A continuación se presentan los principales resultados obtenidos al considerar dos grupos de estudiantes, en función de la variable sexo. La especificación del modelo, así como el método de estimación y las restricciones impuestas sobre cada uno de los submodelos, son las mismas que las consideradas en el modelo **UP2**.

Observando la tabla 5.26, los principales resultados a destacar son: con respecto al modelo de medida, tal como sucede al considerar a todos los estudiantes sin distinciones, todos los parámetros resultan significativamente distintos de 0, lo cual indica que las variables latentes efectivamente saturan sobre las variables observadas presentes en el modelo. En cuanto al modelo estructural cabe destacar que tanto para mujeres como para hombres, existen 3 relaciones que no logran ser confirmadas. En el caso de los hombres, estas relaciones son las mismas que no pueden ser confirmadas al considerar a todos los estudiantes juntos. Sin embargo, para el caso de las mujeres, dos de las relaciones que no se pueden confirmar también coinciden, pero la tercera no.

Como complemento a estos resultados se presenta, a continuación, el IS calculado por sexo. En las tablas 5.27 y 5.28 se encuentran los insumos necesarios para el cálculo.

5.2. Modelos propuestos

Parámetro	Estimación	Std Error	$Pr(> z)$	Estimación	Std Error	$Pr(> z)$	Relación
	Mujeres	Mujeres	Mujeres	Hombres	Hombres	Hombres	
λ_1	1.16	0.06	0.00	1.26	0.08	0.00	IM ₁ ← I
λ_2	1.16	0.07	0.00	1.24	0.09	0.00	IM ₂ ← I
λ_3	1	-	-	1	-	-	IM ₄ ← I
λ_4	1.03	0.06	0.00	0.99	0.06	0.00	EXP ₂ ← E
λ_5	1	-	-	1	-	-	EXP ₃ ← E
λ_6	0.96	0.05	0.00	0.97	0.06	0.00	EXP ₆ ← E
λ_7	1	-	-	1	-	-	Q ₁ ← C
λ_8	0.82	0.04	0.00	0.79	0.05	0.00	Q ₂ ← C
λ_9	0.78	0.05	0.00	0.82	0.05	0.00	Q ₄ ← C
λ_{10}	0.86	0.04	0.00	0.88	0.05	0.00	Q ₅ ← C
λ_{11}	1	-	-	1	-	-	S ₁ ← S
λ_{12}	1.00	0.03	0.00	0.91	0.04	0.00	S ₂ ← S
λ_{13}	0.88	0.04	0.00	0.89	0.04	0.00	S ₃ ← S
λ_{14}	1.04	0.04	0.00	0.91	0.05	0.00	S ₆ ← S
λ_{15}	1	-	-	1	-	-	L ₁ ← L
λ_{16}	0.98	0.05	0.00	0.93	0.07	0.00	L ₂ ← L
λ_{17}	0.65	0.04	0.00	0.61	0.04	0.00	BB ₄ ← BB
λ_{18}	1	-	-	1	-	-	BB ₅ ← BB
λ_{19}	1	-	-	1	-	-	VP ₁ ← VP
λ_{20}	0.93	0.04	0.00	0.80	0.05	0.00	VP ₂ ← VP
λ_{21}	0.84	0.04	0.00	0.93	0.06	0.00	VP ₃ ← VP
λ_{22}	0.80	0.05	0.00	0.84	0.05	0.00	VP ₅ ← VP
γ_1	0.74	0.07	0.00	0.90	0.09	0.00	E ← I
γ_2	0.71	0.09	0.00	0.71	0.12	0.00	C ← I
β_1	0.39	0.07	0.00	0.40	0.09	0.00	C ← E
γ_3	0.81	0.12	0.00	0.60	0.15	0.00	VP ← I
β_2	-0.01	0.08	0.85	0.08	0.10	0.39	VP ← E
β_3	0.35	0.07	0.00	0.42	0.09	0.00	VP ← C
γ_4	0.34	0.12	0.01	0.37	0.15	0.01	S ← I
β_4	0.01	0.07	0.93	-0.11	0.09	0.23	S ← E
β_5	0.23	0.07	0.00	0.44	0.09	0.00	S ← C
β_6	0.43	0.07	0.00	0.28	0.08	0.00	S ← VP
γ_5	0.06	0.12	0.62	0.47	0.14	0.00	L ← I
β_7	1.11	0.07	0.00	0.80	0.09	0.00	L ← S
γ_6	0.37	0.12	0.00	-0.02	0.15	0.87	BB ← I
β_8	0.20	0.08	0.01	0.29	0.08	0.00	BB ← VP
β_9	0.49	0.05	0.00	0.67	0.07	0.00	BB ← L

Tabla 5.26: Estimaciones no estandarizadas por sexo - modelo UP2

Variable Medida (y_i)	Estimación (w_i)	Media variable (\bar{y}_i)	$w_i\bar{y}_i$
S_1	1.00	7.53	7.53
S_2	1.00	7.13	7.13
S_3	0.88	6.83	6.01
S_6	1.03	7.65	7.88
<i>Total</i>	3.91	-	28.55

Tabla 5.27: Índice de satisfacción estudiantil - modelo UP2 - Mujeres

Variable Medida (y_i)	Estimación (w_i)	Media variable (\bar{y}_i)	$w_i\bar{y}_i$
S_1	1.00	7.34	7.34
S_2	0.91	6.89	6.27
S_3	0.89	6.53	5.81
S_6	0.91	7.36	6.70
<i>Total</i>	3.71	-	26.12

Tabla 5.28: Índice de satisfacción estudiantil - modelo UP2 - Hombres

El nivel de satisfacción estudiantil por sexo es de 70 % y 67 % para mujeres y hombres, respectivamente.

Si en lugar de considerar el sexo como variable auxiliar, se considera la carrera a la cual está inscripto el estudiante, se tienen los resultados presentados a continuación.

Modelo UP2 - Considerando la carrera de los estudiantes

Tal como fuera presentado en la subsección 4.2.1, de los 647 estudiantes que conforman la muestra, 500 están inscriptos a la carrera de Contador, mientras que los restantes 147 se encuentran repartidos entre las otras carreras de facultad. Es justamente esta la forma en la que serán tratados los estudiantes en este apartado, es decir la variable *carrera* tomará sólo dos valores: “Contadores” y “Otras”.

En la tabla 5.29, se presentan los parámetros estimados diferenciando a los estudiantes por carrera. En lo que refiere al modelo de medida, todas los parámetros resultan significativamente distintos de 0, lo cual permite afirmar que las variables latentes efectivamente saturan sobre las variables observadas presentes en el modelo. En cuanto al modelo estructural lo más interesante a resaltar es que para el caso de los estudiantes de la carrera Contador, resulta imposible confirmar cuatro de las relaciones propuestas. Tres de estas coinciden con las que no podían confirmarse ni para el modelo conjunto, ni para el modelo que consideraba sólo a los hombres, mientras que la cuarta coincide con aquella que sí se confirmaba en el modelo conjunto, pero no lo hacía al considerar sólo mujeres. En cuanto a los estudiantes de las restantes carreras, puede verse que seis de las relaciones establecidas en el modelo estructural, no pueden ser confirmadas al 5 % de significación. Tres de estas coinciden con las que no pueden ser confirmadas para los Contadores, mientras que las otras tres no coinciden con ninguno de los escenarios antes planteados.

El último resultado a ser presentado es aquel que indica cuál es el nivel de satisfacción

CAPÍTULO 5. RESULTADOS

Parámetro	Estimación	Std Error	$Pr(> z)$	Estimación	Std Error	$Pr(> z)$	Relación
	Contadores	Contadores	Contadores	Otras	Otras	Otras	
λ_1	1.24	0.05	0.00	1.10	0.10	0.00	IM ₁ ← I
λ_2	1.21	0.06	0.00	1.19	0.14	0.00	IM ₂ ← I
λ_3	1	-	-	1	-	-	IM ₄ ← I
λ_4	0.97	0.05	0.00	1.18	0.08	0.00	EXP ₂ ← E
λ_5	1	-	-	1	-	-	EXP ₃ ← E
λ_6	0.94	0.05	0.00	1.12	0.09	0.00	EXP ₆ ← E
λ_7	1	-	-	1	-	-	Q ₁ ← C
λ_8	0.80	0.04	0.00	0.80	0.07	0.00	Q ₂ ← C
λ_9	0.80	0.04	0.00	0.82	0.08	0.00	Q ₄ ← C
λ_{10}	0.86	0.03	0.00	0.90	0.08	0.00	Q ₅ ← C
λ_{11}	1	-	-	1	-	-	S ₁ ← S
λ_{12}	0.98	0.03	0.00	0.92	0.05	0.00	S ₂ ← S
λ_{13}	0.88	0.03	0.00	0.93	0.05	0.00	S ₃ ← S
λ_{14}	1.01	0.03	0.00	0.89	0.06	0.00	S ₆ ← S
λ_{15}	1	-	-	1	-	-	L ₁ ← L
λ_{16}	0.98	0.04	0.00	0.91	0.12	0.00	L ₂ ← L
λ_{17}	0.66	0.03	0.00	0.56	0.07	0.00	BB ₄ ← BB
λ_{18}	1	-	-	1	-	-	BB ₅ ← BB
λ_{19}	1	-	-	1	-	-	VP ₁ ← VP
λ_{20}	0.86	0.03	0.00	0.91	0.08	0.00	VP ₂ ← VP
λ_{21}	0.87	0.04	0.00	0.96	0.09	0.00	VP ₃ ← VP
λ_{22}	0.81	0.04	0.00	0.85	0.08	0.00	VP ₅ ← VP
γ_1	0.85	0.07	0.00	0.65	0.11	0.00	E ← I
γ_2	0.68	0.09	0.00	0.80	0.14	0.00	C ← I
β_1	0.43	0.07	0.00	0.31	0.11	0.01	C ← E
γ_3	0.73	0.10	0.00	0.57	0.19	0.00	VP ← I
β_2	0.03	0.07	0.69	0.13	0.12	0.27	VP ← E
β_3	0.40	0.06	0.00	0.32	0.12	0.01	VP ← C
γ_4	0.38	0.11	0.00	0.36	0.19	0.06	S ← I
β_4	-0.05	0.07	0.47	0.01	0.11	0.91	S ← E
β_5	0.31	0.06	0.00	0.18	0.11	0.11	S ← C
β_6	0.34	0.06	0.00	0.49	0.11	0.00	S ← VP
γ_5	0.07	0.10	0.48	0.91	0.21	0.00	L ← I
β_7	1.11	0.07	0.00	0.44	0.12	0.00	L ← S
γ_6	0.11	0.10	0.27	0.46	0.25	0.06	BB ← I
β_8	0.33	0.06	0.00	0.10	0.12	0.37	BB ← VP
β_9	0.54	0.04	0.00	0.49	0.13	0.00	BB ← L

Tabla 5.29: Estimaciones no estandarizadas por carrera - modelo UP2

de los estudiantes, considerando la carrera a la cual están inscriptos. Los elementos necesarios para calcular el IS por carrera, se presentan en las tablas 5.30 y 5.31.

Variable Medida (y_i)	Estimación (w_i)	Media variable (\bar{y}_i)	$w_i\bar{y}_i$
S_1	1.00	7.45	7.45
S_2	0.98	7.05	6.90
S_3	0.88	6.71	5.90
S_6	1.01	7.55	7.62
<i>Total</i>	3.87	-	27.89

Tabla 5.30: Índice de satisfacción estudiantil - modelo UP2 - Contadores

Variable Medida (y_i)	Estimación (w_i)	Media variable (\bar{y}_i)	$w_i\bar{y}_i$
S_1	1.00	7.44	7.44
S_2	0.92	6.95	6.39
S_3	0.93	6.68	6.21
S_6	0.89	7.45	6.63
<i>Total</i>	3.74	-	26.68

Tabla 5.31: Índice de satisfacción estudiantil - modelo UP2 - Otras

A partir de estos datos, puede verificarse que el nivel de satisfacción estudiantil prácticamente no difiere en función de la carrera de los estudiantes. Los estudiantes de la carrera de contador tienen un nivel de satisfacción del 69 % con la FCCEEyA, mientras que los estudiantes de las demás carreras, presentan un nivel de satisfacción un punto porcentual menor.

Estimación modelo UP2 - MCG

Por último, resulta pertinente dejar constancia de que este último modelo (**UP2**) fue estimado, también, utilizando el método de mínimos cuadrados generalizados. Los resultados obtenidos pueden ser consultados en el Apéndice B.1.7, donde puede

verse que éstos difieren sustancialmente de los obtenidos bajo máxima verosimilitud.

Entre las principales diferencias se destacan:

- En cuanto al modelo de medida: al estimar por MCG, existen 2 parámetros para los cuales no se tiene suficiente información estadística que permita rechazar la hipótesis de que estos sean nulos, lo cual sí sucede al estimar por MV.
- En cuanto al modelo estructural: 10 de las 15 relaciones propuestas, no logran ser confirmadas. El constructo *expectativas* parece quedar fuera del modelo, ya que la variable que se propone como causa (*imagen*) parece no serlo y, a la vez, ni la *calidad*, ni el *valor percibido*, ni la *satisfacción* parecen ser causadas por ésta.
- En cuanto al modelo considerado en su conjunto, resulta llamativo el pobre ajuste que presenta cuando éste es estimado por MCG.

Capítulo 6

Conclusiones

En este trabajo, se relaciona el concepto de “satisfacción” del cliente, con la educación universitaria. En función de esto, se propone estudiar las propiedades psicométricas de un instrumento de medida propuesto para medir el nivel de satisfacción estudiantil en los cursos superiores de la Universidad de Beira Interior (Portugal), para ver si éste resulta adecuado para el caso de la FCCEEyA (Uruguay). Planteado este objetivo general, se busca modelizar la satisfacción a través de la aplicación de *modelos de ecuaciones estructurales*, lo que implica por un lado, determinar cómo se relacionan un número reducido de factores, con una cantidad mayor de variables observadas (modelo de medida) y, por otro, tratar de confirmar algunas relaciones entre dichos factores (modelo estructural).

Como punto de partida se propone un modelo que contiene 40 variables observadas, las 45 variables del cuestionario candidatas a ser consideradas en este trabajo, menos aquellas que al ser eliminadas, producen un aumento en la consistencia interna de su bloque. Una vez que se determina que éstas serán las variables que conformarán el modelo de medida, se proponen 2 alternativas en cuanto al modelo estructural: las relaciones propuestas por los investigadores portugueses [2] (modelo **UP**), y las que se establecen en el ECSI (modelo **ECSI**).

El ajuste global de ambos modelos resulta “pobre”, por lo que son descartados.

Como alternativa a éstos, surgen dos nuevos modelos, que consideran la misma estructura de relaciones entre los factores pero menos cantidad de variables observadas. Por un lado, el modelo **ECSI2**, que considera el modelo estructural del modelo **ECSI** y 20 variables observadas y, por otro, el modelo **UP2** que propone el mismo modelo estructural que el modelo **UP** y 22 variables observadas. Éste último es el que mejor ajuste presenta.

6.1. Sobre la comparación Uruguay - Portugal

Los resultados encontrados al replicar el modelo exacto propuesto para la Universidad de Beira Interior (Portugal) obligan, primero que nada, a destacar las diferencias metodológicas que existen entre ambos modelos. En primer lugar, y retomando lo ya planteado, los investigadores portugueses afirman (aunque no reportan resultados, ni indican como la testean) en su artículo “Conceptual Model of Student Satisfaction in Higher Education”, que las variables observadas que forman parte de su modelo, sí provienen de una distribución normal multivariada. Por otra parte, el tamaño de muestra para el caso portugués es 4 veces mayor al utilizado para el caso de la FCCEEyA y se puede suponer, además, que en el caso Portugués se están considerando datos muy heterogéneos, ya que éstos provienen de 13 facultades de diferentes campos de la educación [2].

En cuanto a los diseños muestrales utilizados, para el caso de la FCCEEyA se usó un diseño muestral complejo, el cual determinaba el manejo de pesos auto-ponderados, lo cual finalmente no resultó posible, ya que existió la necesidad de calibrar y trabajar con multiplicidad. Para el caso de Portugal, el diseño muestral proponía tener

un número fijo de estudiantes por Universidad (250) pero esto no resulta (para 2 Universidades el tamaño se redujo sensiblemente).

De todas formas, si bien originalmente ambos diseños difieren, los resultados presentados en ambos casos se obtienen bajo el supuesto de un muestreo aleatorio simple.

En lo que refiere a los modelos estimados, los resultados obtenidos resultan similares. Las 18 variables que resultan significativas para el modelo de Portugal y que conforman el modelo de medida definitivo para la educación de dicho país, también resultan significativas para el caso uruguayo de la FCCEEyA. La principal diferencia entre ambos modelos se da en el modelo estructural, donde 3 de las relaciones determinadas en el caso portugués, no se confirman para el caso de Uruguay. Éstas son: *“Las expectativas que tienen los estudiantes sobre la facultad, influyen directamente sobre el valor percibido y sobre la satisfacción”*, y *“La imagen que tienen los estudiantes de la facultad, determinan lo que éstos piensan y/o dicen sobre ella”*.

En cuanto al índice de satisfacción de los estudiantes, utilizando el mismo modelo y las mismas variables para su cálculo, éste indica que el nivel de satisfacción estudiantil es superior en el caso de la FCCEEyA.

6.2. Sobre los demás modelos

En cuanto a los modelos planteados luego de presentar aquel que replica exactamente el modelo portugués, y antes de encontrar aquel modelo considerado como definitivo para el caso uruguayo, el principal objetivo al plantearlos era tratar de reducir dimensiones, por lo que la mayor atención estuvo centrada en el modelo de medida. A partir de que se constata que esta disminución no resulta posible, se descarta la opción de reducir dimensiones con este mecanismo y se seleccionan, utilizando otro método, las variables observadas a considerar. Éstas resultan ser 22, 18 de las cuales coinciden con las utilizadas por los investigadores portugueses y 4

más que surgen de tener en cuenta la consistencia interna dentro de cada bloque. Una vez que se determina que estas 22 variables observadas serán las consideradas en el modelo de medida, sólo resta establecer cuáles serán las relaciones que se intentarán confirmar en el modelo estructural. En este trabajo las opciones manejadas fueron dos; por un lado, se testearon las relaciones establecidas en el modelo europeo de satisfacción del cliente, que dan lugar al cálculo del ECSI, y por otro, las relaciones propuestas para el caso portugués. El modelo global, que incorpora a este último como modelo estructural, es el que presenta mejor ajuste para el caso de la FCCEEyA.

6.3. Consideraciones sobre el modelo seleccionado

6.3.1. Modelo general

Las estimaciones de los parámetros que conforman este modelo, el definitivo para el caso aquí estudiado, se presentan en la tabla 5.16. En lo que refiere al modelo estructural, se concluye que de las 15 relaciones propuestas, hay 3 que no pueden ser confirmadas. Éstas son: *“El valor percibido. está determinado directamente por las expectativas de los estudiantes”*, *“Las expectativas de los estudiantes influyen sobre el nivel de satisfacción de éstos”*, siempre haciendo referencia a los servicios brindados por facultad, y *“El boca a boca que se genera entre los estudiantes, se crea a partir de la imagen que éstos tienen sobre la facultad”*.

Considerando las relaciones que sí se confirman se puede concluir que de las variables que causan la percepción que tienen los estudiantes sobre la *calidad* de los servicios brindados por facultad, la que tiene mayor peso es la *imagen*. Ésta es, también, la variable que tiene mayor peso en la determinación del *valor percibido*. En lo que

refiere al constructo *satisfacción*, la variable que más influye en la determinación de ésta, es el *valor percibido*.

Por otra parte, el nivel de *satisfacción* resulta ser causa directa de la *lealtad* la cual, a la vez, tiene un efecto directo sobre el *boca a boca* que se genera entre los estudiantes.

Teniendo en cuenta todos estos aspectos, se calcula un índice de satisfacción estudiantil, el cual considera, para su cálculo, las variables observadas sobre las que satura la variable latente *satisfacción*. Éste determina que el nivel de satisfacción estudiantil en los cursos superiores de FCCEEyA es de 69 %.

6.3.2. Consideraciones sobre el modelo que considera el sexo de los estudiantes

Al considerar los estudiantes en función de su sexo los resultados obtenidos permiten concluir, en primera instancia, que en cuanto al modelo de medida todas las variables incluidas en el modelo resultan significativas (al 5 %), lo que indica que las variables latentes efectivamente saturan sobre las variables observadas que la conforman.

En cuanto al modelo estructural, y las relaciones propuestas en él, para el caso de los hombres resulta imposible confirmar las mismas 3 relaciones que no se confirman a nivel general. Para el caso de las mujeres, dos de las relaciones que no se confirman, coinciden con las que no se confirman a nivel general; éstas son las que determinan que las *expectativas* que tienen los estudiantes sobre la facultad, influyen directamente sobre el *valor percibido* y sobre la *satisfacción*. Además, para el caso de las mujeres no existe evidencia estadística que permita afirmar que la *imagen* que éstas tienen sobre la facultad influye directamente sobre la *lealtad*.

Al medir el nivel de satisfacción por sexo, se constató que éste resulta apenas superior en las mujeres que en los hombres, con valores de 70 % y 67 % respectivamente.

6.3.3. Consideraciones sobre el modelo que considera la carrera de los estudiantes

Cuando la distinción propuesta entre estudiantes, es en función de la carrera a la cual están inscriptos, los resultados en cuanto al modelo de medida son los mismos que a nivel global, es decir, que todas las variables incluidas en el modelo resultan significativas al 5%, por lo que puede concluirse que las variables latentes efectivamente saturan sobre las variables observadas con las que se relaciona.

Al evaluar el modelo estructural estimado, se encuentran las mayores diferencias entre los estudiantes de distintas carreras. Para el caso de aquellos estudiantes que conforman el grupo “Contadores”, se concluye que cuatro de las relaciones propuestas no logran ser confirmadas, si se considera $\alpha = 0,05$. De éstas, tres coinciden con las que no se confirman a nivel general, mientras que la cuarta es aquella que propone que la *lealtad* de los estudiantes es causada por la *imagen* que éstos tenían sobre la facultad.

En cuanto a los estudiantes inscriptos a otras carreras, la cantidad de relaciones que no logran ser confirmadas se incrementa en tres, con respecto a aquellas que no se confirman a nivel general. Estas tres, que no coinciden con ninguno de los escenarios antes presentados, son: “La *imagen* y la *calidad* son causas directas de la *satisfacción*” y “El *valor percibido* influye sobre el *boca a boca* que se genera entre los estudiantes”.

El cálculo del índice de satisfacción estudiantil para los estudiantes en función de la carrera a la cual están inscriptos indica que éste difiere, apenas en una unidad porcentual, entre aquellos que estudian para ser contadores y los demás (69% y 68%, respectivamente).

6.4. Consideraciones generales

En cuanto al objetivo principal de este trabajo, éste apuntaba fundamentalmente a la evaluación de un instrumento de medida para determinar el nivel de satisfacción estudiantil para los cursos de educación superior de la FCCEEyA. Ésto implicaba llevar a cabo la modelización de la satisfacción a través de la aplicación de modelos de ecuaciones estructurales, a partir de los cuales se generan nuevos objetivos. Considerando el modelo de medida, y su desarrollo dentro del análisis factorial, la intención era que éste sirviera para reducir dimensiones, sin embargo esto no resultó en ninguno de los escenarios planteados.

En lo que refiere al modelo estructural, el objetivo perseguido al plantearlo era ver si determinadas relaciones, tomadas tanto del ECSI como de las investigaciones portuguesas, se confirmaban para el caso de la FCCEEyA. De esto surgen conclusiones que apuntan por un lado, a la comparación directa con, por ejemplo, la Universidad de Beira Interior, las cuales establecen que existen diferencias en cómo se elabora el constructo *satisfacción* en ambos casos. Al considerar sólo el caso de los estudiantes de la FCCEEyA y compararlos por sexo y por carrera, también surgen diferencias relevantes, en cuanto a cómo se entiende y determina la *satisfacción*.

Todos los resultados obtenidos en este trabajo, presentados en secciones previas, están basados en el supuesto de distribución multinormal de las variables observadas, y por la no consideración del diseño que generó la muestra que dio lugar a los datos aquí utilizados. Es por esto que las conclusiones, presentadas en esta sección, también están determinadas por estos dos aspectos.

En cuanto a la normalidad de las variables observadas, ésta fue testeada a través de los estadísticos de simetría y kurtosis propuestos por Mardia [17], a partir de los cuales se rechazó la hipótesis de existencia de normalidad multivariada. Este resultado es el esperado considerando, por un lado, el tamaño de muestra y por otro, el

hecho de que las variables observadas son variables discretas que toman valores en el intervalo $[1 - 10]$, por lo que la normalidad nunca podría resultar más que una aproximación.

La violación de este supuesto, fundamental dentro del análisis factorial, influye sobre las estimaciones de los parámetros involucrados en el modelo, afectando directamente las decisiones que se tomen a partir de éstas. De todas formas, en este trabajo se asume que sí existe multinormalidad de las variables y se presentan resultados, y por ende conclusiones, respaldados en este supuesto.

6.5. Consideraciones a futuro

Como consideraciones para futuras investigaciones se sugiere utilizar otro método de estimación que no presente las limitaciones distribucionales que presenta el método de máxima verosimilitud. En cuanto al método de MCG, se propone realizar un proceso similar al presentado en este trabajo, es decir, partir del modelo **UP** estimado por MCG y buscar, a partir de éste, otros posibles modelos.

Como principal alternativa a estos dos métodos se propone la utilización de mínimos cuadrados parciales (MCP).

Sin embargo, si la intención resulta mantenerse dentro de la máxima verosimilitud, se puede considerar, por ejemplo, la propuesta de Oberski y Satorra [21], quienes sugieren un proceso de estimación en dos etapas.

Por último, se sugiere presentar resultados que incorporen los pesos que surgen del diseño muestral efectivamente utilizado.

Bibliografía

- [1] ALVES, H., Y RAPOSO, M. La medición de la satisfacción en la enseñanza universitaria: El ejemplo de la Universidade da Beira Interior. *International Review on Public and Nonprofit Marketing* 1, 1 (2004), 73–88.
- [2] ALVES, H., Y RAPOSO, M. Conceptual model of student satisfaction in higher education. *Total Quality Management Vol. 18*,, 5 (July 2007), 571–588.
- [3] ALVES, H., Y RAPOSO, M. Student Satisfaction Index in Portuguese Public Higher Education. *The Service Industries Journal* 27, 6 (2007), 795–808.
- [4] ALVES, H., Y RAPOSO, M. The measurement of the construct of the construct satisfaction in higher education. *The Service Industries Journal* 29, 2 (February 2009), 203 – 218.
- [5] BARTLETT, M. The effect of standardization on a chi square approximation in factor analysis. *Biometrika* 38 (1951), 337–344.
- [6] BLANCO, J. *Introducción al análisis multivariado*. Universidad de la República, 2006.
- [7] BLANCO, R. J. Y BLANCO PECK, R. La medición de la calidad de servicios en la educación universitaria. *Cuaderno de Investigación en la Educación* 22, 7 (Diciembre 2007), 121–136.
- [8] CASAS GUILLÉN, M. Los modelos de ecuaciones estructurales y su aplicación en el índice europeo de satisfacción del cliente. Tech. rep., Facultad de Económicas,

BIBLIOGRAFÍA

- Universidad San Pablo, CEU.
- [9] CLAES, F., MICHAEL D., J., EUGENE W., A., JAESUNG, C. Y BRYANT, B. E. The american customer satisfaction index: Nature, purpose, and findings. *Journal of Marketing* 60 (Octubre 1996), 7–18.
- [10] CRONBACH, L. J. Coefficient alpha and the internal structure of tests. *psychometrika*. *Psychometrika* 16, 3 (Setiembre 1951), 297–334.
- [11] DERMANOV, V. Y EKLOF, J. Using aggregate customer satisfaction index - challenges and problems on comparison with special reference to russia.
- [12] DILLON, W. Y GOLDSTEIN, M. *Multivariate analysis methods and applications*. 1984.
- [13] FOX, J. Structural equation modeling with the package in r. *STRUCTURAL EQUATION MODELING* 13, 3 (2006), 465–486.
- [14] FOX, J., NIE, Z. Y BYRNES, J. *sem: Structural Equation Models*, 2013. R package version 3.1-1.
- [15] FREIRA, D., ALVAREZ, R., LITWIN, E., ARRARTE, C. Y AMIEL, J. Encuesta sobre satisfacción estudiantil en la educación superior de la facultad de ciencias económicas y de administración. Facultad de Ciencias Económicas y de Administración (FCCEEyA), Universidad de la República (UdelaR), 2011.
- [16] GARCÍA, A., ELENA, M., DOMÍNGUEZ, C. Y JESÚS, A. Indices nacionales de satisfacción: Una vista general. Universidad Complutense de Madrid.
- [17] KANKAINEN, A., TASKINEN, S. Y OJA, H. On Mardia's Tests of Multinormality.
- [18] KLINE, R. *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*. The Guilford Press, 2011.
- [19] MARDIA, K. V. Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications. *Biometrika* 57, 3 (Diciembre 1970), 519–530.

- [20] OBERSKI, D. lavaan.survey: An r package for complex survey analysis of structural equation models. *Journal of Statistical Software* (conditionally accepted).
- [21] OBERSKI, D. Y SATORRA, A. Measurement error models with uncertainty about the error variance. *Structural Equation Modeling* 20 (2013), 409–428.
- [22] PEÑA, D. *Análisis de datos multivariantes*. McGraw-Hill/Interamericana, Madrid, 2002.
- [23] R CORE TEAM. *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria, 2013. ISBN 3-900051-07-0.
- [24] REVELLE, W. *An introduction to psychometric theory with applications in R*. Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, N.J., 2004.
- [25] REVELLE, W. *psych: Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research*. Northwestern University, Evanston, Illinois, 2013. R package version 1.3.2.
- [26] ROSSEEL, Y. lavaan: An R Package for Structural Equation Modeling. *Journal of Statistical Software* 48, 2 (2012), 1–36.
- [27] RUIZ, M. Modelos de ecuaciones estructurales. Tech. rep., Universidad autónoma de Madrid.
- [28] SANCHEZ, G. *PLS Path Modeling with R*.
- [29] STAPLETON, L. Variance estimation using replication methods in structural equation modeling with complex sample data. *Structural Equation Modeling* 15, 2 (2008), 183–210.

BIBLIOGRAFÍA

Lista de Abreviaturas

- (ACSI) American customer satisfaction index
- (AF) Análisis factorial
- (AFC) Análisis factorial confirmatorio
- (AFE) Análisis factorial exploratorio
- (AIC) Akaike information criterion
- (ASQ) American society for quality
- (BIC) Bayesian information criterion
- (CFI) Comparative fit index
- (DF) Degree of freedom
- (ECSI) European customer satisfaction index
- (EOQ) European organization for quality
- (FCCEEyA) Facultad de Ciencias Económicas y de Administración
- (IBJ) Índices de bondad de ajuste
- (IESTA) Instituto de estadística
- (IS) Índice de satisfacción
- (KMO) Kaiser-Meyer-Olkin

BIBLIOGRAFÍA

- (MAS) Muestreo aleatorio simple
- (MCG) Mínimos cuadrados generalizados
- (MCP) Mínimos cuadrados parciales
- (MES) Modelos de ecuaciones estructurales
- (MSA) Measure of sampling adequacy
- (MV) Máxima verosimilitud
- (NCSB) Norwegian customer satisfaction barometer
- (NFI) Normed fit index
- (NNFI) Non-Normed fit index
- (PLS) Partial least squares
- (RAM) Reticular action model
- (RMSEA) Root mean square error of approximation
- (SCSB) Swedish customer satisfaction barometer
- (SEM) Structural equation modelling
- (SRMR) Standardized root mean square residual
- (TLI) Tucker Lewis index
- (UdelaR) Universidad de la república
- (VL) Variable latente
- (VO) Variable observada

Apéndice A

Apéndice estadístico

A continuación se presentan los resultados de calcular el indicador de adecuación de la muestra, para las 45 variables consideradas originalmente. Éste resulta “alto” en todos los casos, por lo que se entiende que todas las variables podrían participar de la aplicación presentada en este trabajo.

A.1. Medida de adecuación de la muestra - MSA

A.2. Test de multinormalidad - Mardia

En cuanto a la prueba realizada para testear que los datos provienen de una distribución normal multivariada, los resultados obtenidos son los que se presentan a continuación, en la tabla A.2.

A partir de los resultados obtenidos, la hipótesis de normalidad multivariada de los datos, es rechazada.

APÉNDICE A. APÉNDICE ESTADÍSTICO

Variable(i)	MSA_i	Variable(i)	MSA_i	Variable(i)	MSA_i
EXP_1	0.943	IM_4	0.968	VP_4	0.969
EXP_2	0.958	IM_5	0.966	VP_5	0.962
EXP_3	0.945	IM_6	0.956	VP_6	0.977
EXP_4	0.912	Q_1	0.973	VP_7	0.969
EXP_5	0.936	Q_2	0.955	S_1	0.970
EXP_6	0.956	Q_3	0.930	S_2	0.969
EXP_7	0.911	Q_4	0.941	S_3	0.977
EXP_8	0.907	Q_5	0.961	S_4	0.979
EXP_9	0.937	Q_6	0.941	S_5	0.947
EXP_{10}	0.974	Q_7	0.917	S_6	0.963
EXP_{11}	0.791	Q_8	0.950	L_1	0.944
EXP_{12}	0.937	Q_9	0.964	L_2	0.973
IM_1	0.978	VP_1	0.964	L_3	0.976
IM_2	0.977	VP_2	0.973	BB_1	0.957
IM_3	0.948	VP_3	0.977	BB_2	0.969

Tabla A.1: MSA

Bloque	Estadístico simetría	valor - p simetría	Estadístico kurtosis	valor - p kurtosis
Imagen	810.59	0	42.32	0
Expectativas	1944.06	0	45.94	0
Calidad	1013.5	0	39.7	0
Satisfacción	851.97	0	38.27	0
Valor percibido	1639.61	0	64.39	0
Lealtad	433.3	0	22.8	0
Boca a boca	307.17	0	15.39	0

Tabla A.2: Test de Mardia

Apéndice B

Apéndice de resultados

B.1. Especificación del modelo portugués

B.1.1. Modelo estructural

Las relaciones a confirmar, que se surgen del modelo propuesto por los investigadores portugueses se presentan analíticamente, en las siguientes ecuaciones:

$$\left\{ \begin{array}{l} E = \gamma_1 I + \zeta_1 \\ C = \gamma_2 I + \beta_1 E + \zeta_2 \\ VP = \gamma_3 I + \beta_2 E + \beta_3 C + \zeta_3 \\ S = \gamma_4 I + \beta_4 E + \beta_5 C + \beta_6 VP + \zeta_4 \\ L = \gamma_5 I + \beta_7 S + \zeta_5 \\ BB = \gamma_6 I + \beta_8 VP + \beta_9 L + \zeta_6 \end{array} \right. \quad (\text{B.1})$$

Estas relaciones, en formato matricial, presentan la siguiente estructura:

$$\beta\eta = \gamma\xi + \zeta$$

donde cada una de las matrices involucradas tiene el siguiente formato:

$$\beta = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_2 & -\beta_3 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_4 & -\beta_5 & -\beta_6 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\beta_7 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -\beta_8 & 0 & -\beta_9 & 1 \end{pmatrix} \quad \eta = \begin{pmatrix} E \\ C \\ VP \\ S \\ L \\ BB \end{pmatrix} \quad \gamma = \begin{pmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \gamma_3 \\ \gamma_4 \\ \gamma_5 \\ \gamma_6 \end{pmatrix} \quad \xi = I \quad \zeta = \begin{pmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \zeta_3 \\ \zeta_4 \\ \zeta_5 \\ \zeta_6 \end{pmatrix}$$

B.1.2. Modelo de medida

Las ecuaciones que determinan este el modelo de medida para el caso portugués, se presentan en las ecuaciones (B.2) y (B.3)).

$$\begin{cases} IM_1 = \lambda_1 I + \delta_1 \\ IM_2 = \lambda_2 I + \delta_2 \\ IM_4 = \lambda_3 I + \delta_3 \end{cases} \quad (B.2)$$

que llevan a la siguiente representación matricial:

$$X = \Lambda_X \xi + \delta$$

donde cada una de las matrices tiene el siguiente formato:

$$X = \begin{pmatrix} IM_1 \\ IM_2 \\ IM_4 \end{pmatrix} \quad \Lambda_X = \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \end{pmatrix} \quad \xi = I \quad \delta = \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \end{pmatrix}$$

Para las variables endógenas, las ecuaciones que establecen las relaciones entre éstas son:

$$\begin{cases} EXP_1 = \lambda_4 E + \epsilon_1 \\ EXP_2 = \lambda_5 E + \epsilon_2 \\ Q_1 = \lambda_6 C + \epsilon_3 \\ Q_2 = \lambda_7 C + \epsilon_4 \\ Q_5 = \lambda_8 C + \epsilon_5 \\ S_1 = \lambda_9 S + \epsilon_6 \\ S_2 = \lambda_{10} S + \epsilon_7 \\ S_3 = \lambda_{11} S + \epsilon_8 \end{cases} \quad \begin{cases} L_1 = \lambda_{12} L + \epsilon_9 \\ L_2 = \lambda_{13} L + \epsilon_{10} \\ BB_4 = \lambda_{14} BB + \epsilon_{11} \\ BB_5 = \lambda_{15} BB + \epsilon_{12} \\ VP_1 = \lambda_{16} VP + \epsilon_{13} \\ VP_2 = \lambda_{17} VP + \epsilon_{14} \\ VP_5 = \lambda_{18} VP + \epsilon_{15} \end{cases} \quad (B.3)$$

La representación matricial de este submodelo es:

$$Y = \Lambda_Y \eta + \epsilon \quad (\text{B.4})$$

$$Y = \begin{pmatrix} EXP_1 \\ EXP_2 \\ Q_1 \\ Q_2 \\ Q_5 \\ S_1 \\ S_2 \\ S_3 \\ L_1 \\ L_2 \\ BB_4 \\ BB_5 \\ VP_1 \\ VP_2 \\ VP_5 \end{pmatrix} \quad \Lambda_Y = \begin{pmatrix} \lambda_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_6 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_7 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_8 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_9 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{10} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{11} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{12} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{13} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{14} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{15} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{16} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{17} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{18} \end{pmatrix} \quad \eta = \begin{pmatrix} E \\ C \\ VP \\ S \\ L \\ BB \end{pmatrix} \quad \epsilon = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \epsilon_3 \\ \epsilon_4 \\ \epsilon_5 \\ \epsilon_6 \\ \epsilon_7 \\ \epsilon_8 \\ \epsilon_9 \\ \epsilon_{10} \\ \epsilon_{11} \\ \epsilon_{12} \\ \epsilon_{13} \\ \epsilon_{14} \\ \epsilon_{15} \end{pmatrix}$$

B.1.3. Estimaciones UP

Las estimaciones obtenidas para los parámetros del modelo **UP**, se presentan en las tablas B.1 y B.2.

B.1.4. Estimaciones ECSI

En las tablas B.4 y B.3 se pueden consultar los parámetros estimados (junto a su desvío estándar), el valor del estadístico de contraste y el *p-valor* asociado a la prueba de significación de cada uno de ellos.

APÉNDICE B. APÉNDICE DE RESULTADOS

Relación	Estimación	Std Error	z value	$Pr(> z)$
$I \rightarrow IM_4$	1.00	-	-	-
$I \rightarrow IM_1$	1.17	0.05	24.09	0.00
$I \rightarrow IM_2$	1.18	0.06	19.52	0.00
$I \rightarrow IM_3$	1.03	0.05	21.78	0.00
$E \rightarrow EXP_3$	1.00	-	-	-
$E \rightarrow EXP_1$	0.80	0.04	18.53	0.00
$E \rightarrow EXP_2$	0.98	0.04	22.80	0.00
$E \rightarrow EXP_4$	1.00	0.06	16.00	0.00
$E \rightarrow EXP_5$	0.93	0.05	20.41	0.00
$E \rightarrow EXP_6$	0.98	0.04	23.54	0.00
$E \rightarrow EXP_7$	0.83	0.06	14.46	0.00
$E \rightarrow EXP_8$	0.85	0.06	14.96	0.00
$E \rightarrow EXP_9$	0.99	0.05	18.24	0.00
$E \rightarrow EXP_{10}$	0.95	0.06	15.67	0.00
$E \rightarrow EXP_{12}$	0.76	0.06	12.91	0.00
$C \rightarrow Q_1$	1.00	-	-	-
$C \rightarrow Q_2$	0.76	0.03	22.51	0.00
$C \rightarrow Q_3$	0.87	0.04	19.66	0.00
$C \rightarrow Q_4$	0.85	0.03	24.43	0.00
$C \rightarrow Q_5$	0.84	0.03	26.68	0.00
$C \rightarrow Q_6$	0.81	0.04	20.21	0.00
$C \rightarrow Q_7$	0.78	0.05	16.79	0.00
$C \rightarrow Q_8$	0.87	0.04	22.08	0.00
$C \rightarrow Q_9$	0.79	0.04	20.11	0.00
$S \rightarrow S_1$	1.00	-	-	-
$S \rightarrow S_2$	0.96	0.03	36.44	0.00
$S \rightarrow S_3$	0.89	0.03	30.78	0.00
$S \rightarrow S_5$	0.92	0.04	23.88	0.00
$L \rightarrow L_1$	1.00	-	-	-
$L \rightarrow L_2$	0.99	0.05	20.60	0.00
$L \rightarrow L_3$	0.98	0.05	21.18	0.00
$V \rightarrow VP_1$	1.00	-	-	-
$V \rightarrow VP_2$	0.86	0.04	24.37	0.00
$V \rightarrow VP_3$	0.92	0.04	25.17	0.00
$V \rightarrow VP_5$	0.83	0.04	21.53	0.00
$V \rightarrow VP_6$	0.85	0.04	21.93	0.00
$V \rightarrow VP_7$	0.92	0.05	18.42	0.00
$BB \rightarrow BB_5$	1.00	-	-	-
$BB \rightarrow BB_4$	0.66	0.03	21.72	0.00

Tabla B.1: Estimaciones no estandarizadas - Modelo de medida UP

Relación	Estimación	Std Error	z value	$Pr(> z)$
$I \rightarrow E$	0.78	0.06	13.28	0.00
$I \rightarrow C$	0.61	0.07	8.42	0.00
$I \rightarrow V$	0.73	0.09	8.50	0.00
$I \rightarrow S$	0.19	0.09	2.06	0.04
$I \rightarrow L$	0.30	0.09	3.56	0.00
$I \rightarrow BB$	0.11	0.09	1.17	0.24
$E \rightarrow C$	0.52	0.06	9.26	0.00
$E \rightarrow V$	0.04	0.06	0.66	0.51
$E \rightarrow S$	-0.02	0.06	-0.28	0.78
$C \rightarrow V$	0.35	0.06	6.05	0.00
$C \rightarrow S$	0.37	0.06	6.50	0.00
$S \rightarrow L$	0.89	0.06	16.06	0.00
$V \rightarrow S$	0.40	0.06	7.20	0.00
$V \rightarrow BB$	0.28	0.06	4.72	0.00
$L \rightarrow BB$	0.59	0.04	13.25	0.00

Tabla B.2: Estimaciones no estandarizadas - Modelo estructural UP

B.1.5. Estimaciones ECSI2

Por último, en cuanto a las estimaciones obtenidas por máxima verosimilitud, en la tabla B.5 se pueden consultar los parámetros estimados (junto a su desvío estándar), el valor del estadístico de contraste y el p -valor asociado a la prueba de significación de cada uno de ellos.

B.1.6. Modelo UP2

Considerando en conjunto la especificación del modelo, tanto el estructural (ecuación (B.1)) como el de medida (ecuaciones (B.2) y (B.3)), y las estimaciones estandarizadas presentadas en la tabla 5.16, el modelo queda determinado como:

$$\begin{cases} E = 0,63I + \zeta_1 \\ C = 0,48I + 0,34E + \zeta_2 \\ VP = 0,45I + 0,03E + 0,36C + \zeta_3 \\ S = 0,23I - 0,04E + 0,30C + 0,36VP + \zeta_4 \\ L = 0,13I + 0,76S + \zeta_5 \\ BB = 0,10I + 0,21VP + 0,60L + \zeta_6 \end{cases} \quad (\text{B.5})$$

APÉNDICE B. APÉNDICE DE RESULTADOS

Relación	Estimación	Std Error	z value	$Pr(> z)$
$I \rightarrow IM_4$	1.00	-	-	-
$I \rightarrow IM_1$	1.15	0.05	22.90	0.00
$I \rightarrow IM_2$	1.19	0.06	19.38	0.00
$I \rightarrow IM_3$	1.04	0.05	21.92	0.00
$E \rightarrow EXP_3$	1.00	-	-	-
$E \rightarrow EXP_1$	0.78	0.04	18.86	0.00
$E \rightarrow EXP_2$	0.97	0.04	23.29	0.00
$E \rightarrow EXP_4$	0.97	0.06	15.84	0.00
$E \rightarrow EXP_5$	0.90	0.04	20.28	0.00
$E \rightarrow EXP_6$	0.96	0.04	23.48	0.00
$E \rightarrow EXP_7$	0.80	0.06	14.35	0.00
$E \rightarrow EXP_8$	0.83	0.06	14.94	0.00
$E \rightarrow EXP_9$	0.97	0.05	18.23	0.00
$E \rightarrow EXP_{10}$	0.92	0.06	15.70	0.00
$E \rightarrow EXP_{12}$	0.75	0.06	13.26	0.00
$C \rightarrow Q_1$	1.00	-	-	-
$C \rightarrow Q_2$	0.79	0.03	23.38	0.00
$C \rightarrow Q_3$	0.90	0.04	20.21	0.00
$C \rightarrow Q_4$	0.88	0.04	25.12	0.00
$C \rightarrow Q_5$	0.87	0.03	27.33	0.00
$C \rightarrow Q_6$	0.84	0.04	20.79	0.00
$C \rightarrow Q_7$	0.80	0.05	17.36	0.00
$C \rightarrow Q_8$	0.90	0.04	22.69	0.00
$C \rightarrow Q_9$	0.81	0.04	20.75	0.00
$S \rightarrow S_1$	1.00	-	-	-
$S \rightarrow S_2$	0.96	0.03	37.17	0.00
$S \rightarrow S_3$	0.90	0.03	31.33	0.00
$S \rightarrow S_5$	0.92	0.04	24.24	0.00
$L \rightarrow L_1$	1.00	-	-	-
$L \rightarrow L_2$	1.01	0.05	20.30	0.00
$L \rightarrow L_3$	0.98	0.05	20.25	0.00
$V \rightarrow VP_1$	1.00	-	-	-
$V \rightarrow VP_2$	0.89	0.03	25.75	0.00
$V \rightarrow VP_3$	0.97	0.04	27.05	0.00
$V \rightarrow VP_5$	0.87	0.04	22.99	0.00
$V \rightarrow VP_6$	0.88	0.04	23.20	0.00
$V \rightarrow VP_7$	0.96	0.05	19.46	0.00

Tabla B.3: Estimaciones no estandarizadas - Modelo de medida ECSI

B.1. Especificación del modelo portugués

Relación	Estimación	Std Error	z value	$Pr(> z)$
$I \rightarrow E$	0.83	0.06	13.97	0.00
$I \rightarrow S$	0.21	0.06	3.50	0.00
$C \rightarrow S$	0.35	0.06	5.95	0.00
$V \rightarrow S$	0.42	0.05	7.76	0.00
$E \rightarrow C$	0.87	0.05	18.65	0.00
$E \rightarrow V$	0.15	0.06	2.36	0.02
$C \rightarrow V$	0.72	0.06	12.09	0.00
$I \rightarrow L$	0.27	0.07	3.69	0.00
$S \rightarrow L$	0.91	0.05	18.66	0.00

Tabla B.4: Estimaciones no estandarizadas - Modelo estructural ECSI

$$\begin{cases} IM_1 = 0,84I + \delta_1 \\ IM_2 = 0,72I + \delta_2 \\ IM_4 = 0,72I + \delta_3 \end{cases} \quad (B.6)$$

$$\begin{cases} EXP_2 = 0,83E + \epsilon_1 \\ EXP_3 = 0,79E + \epsilon_2 \\ EXP_6 = 0,81E + \epsilon_3 \\ Q_1 = 0,90C + \epsilon_4 \\ Q_2 = 0,76C + \epsilon_5 \\ Q_4 = 0,72C + \epsilon_6 \\ Q_5 = 0,83C + \epsilon_7 \end{cases} \quad \begin{cases} S_1 = 0,93S + \epsilon_8 \\ S_2 = 0,90S + \epsilon_9 \\ S_3 = 0,84S + \epsilon_{10} \\ S_6 = 0,83S + \epsilon_{11} \\ L_1 = 0,86L + \epsilon_{12} \\ L_2 = 0,75L + \epsilon_{13} \end{cases} \quad \begin{cases} BB_4 = 0,72BB + \epsilon_{14} \\ BB_5 = 0,96BB + \epsilon_{15} \\ VP_1 = 0,82VP + \epsilon_{16} \\ VP_2 = 0,83VP + \epsilon_{17} \\ VP_3 = 0,80VP + \epsilon_{18} \\ VP_5 = 0,76VP + \epsilon_{19} \end{cases} \quad (B.7)$$

B.1.7. Modelo UP2 - MCG

B.1.7.1. Estimaciones

En lo que refiere a las estimaciones por mínimos cuadrados generalizados, los resultados pueden consultarse en la tabla B.6.

APÉNDICE B. APÉNDICE DE RESULTADOS

Relación	Estimación	Std Error	z value	$Pr(> z)$
$I \rightarrow IM_4$	1.00	-	-	-
$I \rightarrow IM_1$	1.21	0.05	23.85	0.00
$I \rightarrow IM_2$	1.21	0.06	19.42	0.00
$E \rightarrow EXP_3$	1.00	-	-	-
$E \rightarrow EXP_2$	0.99	0.04	24.57	0.00
$E \rightarrow EXP_6$	0.93	0.04	23.44	0.00
$C \rightarrow Q_1$	1.00	-	-	-
$C \rightarrow Q_2$	0.83	0.03	25.08	0.00
$C \rightarrow Q_5$	0.90	0.03	29.07	0.00
$C \rightarrow Q_4$	0.83	0.04	22.80	0.00
$S \rightarrow S_1$	1.00	-	-	-
$S \rightarrow S_2$	0.97	0.03	38.36	0.00
$S \rightarrow S_3$	0.90	0.03	32.34	0.00
$S \rightarrow S_6$	0.97	0.03	30.54	0.00
$L \rightarrow L_1$	1.00	-	-	-
$L \rightarrow L_2$	1.01	0.05	20.24	0.00
$VP \rightarrow VP_1$	1.00	-	-	-
$VP \rightarrow VP_2$	0.89	0.03	26.89	0.00
$VP \rightarrow VP_5$	0.84	0.04	23.57	0.00
$VP \rightarrow VP_3$	0.90	0.03	25.85	0.00
$I \rightarrow E$	0.89	0.06	14.50	0.00
$I \rightarrow S$	0.36	0.06	6.03	0.00
$C \rightarrow S$	0.29	0.06	4.69	0.00
$VP \rightarrow S$	0.39	0.05	7.01	0.00
$E \rightarrow C$	0.82	0.04	18.52	0.00
$E \rightarrow VP$	0.19	0.07	2.86	0.00
$C \rightarrow VP$	0.72	0.06	11.62	0.00
$I \rightarrow L$	0.24	0.08	2.94	0.00
$S \rightarrow L$	0.94	0.05	17.76	0.00

Tabla B.5: Estimaciones no estandarizadas - ECSI2

B.1. Especificación del modelo portugués

Relación	Estimación	Std Error	z value	$Pr(> z)$
$I \rightarrow IM_4$	1.00	-	-	-
$I \rightarrow IM_1$	0.17	0.05	3.65	0.00
$I \rightarrow IM_2$	0.33	0.06	5.25	0.00
$E \rightarrow EXP_3$	1.00	-	-	-
$E \rightarrow EXP_2$	0.52	0.05	9.57	0.00
$E \rightarrow EXP_6$	0.54	0.05	10.16	0.00
$C \rightarrow Q_1$	1.00	-	-	-
$C \rightarrow Q_2$	0.12	0.04	3.31	0.00
$C \rightarrow Q_5$	0.07	0.03	2.14	0.03
$C \rightarrow Q_4$	0.04	0.04	0.97	0.33
$S \rightarrow S_1$	1.00	-	-	-
$S \rightarrow S_2$	0.23	0.04	5.89	0.00
$S \rightarrow S_3$	0.14	0.04	3.76	0.00
$S \rightarrow S_6$	0.01	0.04	0.19	0.85
$L \rightarrow L_1$	1.00	-	-	-
$L \rightarrow L_2$	0.43	0.11	3.99	0.00
$BB \rightarrow BB_5$	1.00	-	-	-
$BB \rightarrow BB_4$	0.38	0.05	7.30	0.00
$VP \rightarrow VP_1$	1.00	-	-	-
$VP \rightarrow VP_2$	0.59	0.05	10.94	0.00
$VP \rightarrow VP_5$	0.67	0.06	10.48	0.00
$VP \rightarrow VP_3$	0.42	0.06	7.41	0.00
$I \rightarrow E$	0.07	0.05	1.45	0.15
$I \rightarrow C$	0.28	0.04	6.23	0.00
$E \rightarrow C$	0.05	0.04	1.26	0.21
$I \rightarrow VP$	0.16	0.06	2.64	0.01
$E \rightarrow VP$	0.01	0.06	0.19	0.85
$C \rightarrow VP$	0.06	0.04	1.44	0.15
$I \rightarrow S$	0.05	0.04	1.38	0.17
$E \rightarrow S$	-0.05	0.03	-1.51	0.13
$C \rightarrow S$	0.05	0.03	1.85	0.06
$VP \rightarrow S$	0.11	0.04	2.49	0.01
$I \rightarrow L$	0.04	0.06	0.64	0.52
$S \rightarrow L$	-0.04	0.06	-0.74	0.46
$I \rightarrow BB$	0.07	0.05	1.42	0.15
$VP \rightarrow BB$	0.19	0.06	3.33	0.00
$L \rightarrow BB$	0.33	0.07	4.53	0.00

Tabla B.6: Estimaciones no estandarizadas - UP2 - MCG

B.1.7.2. Índices de bondad de ajuste

Por último, se presentan los IBJ del modelo **UP2** estimado por mínimos cuadrados generalizados (ver tabla B.7).

Indice	Modelo UP2
NFI	0.260
NNFI	0.182
CFI	0.288
RMSEA	0.080
SRMR	0.522

Tabla B.7: Indices de bondad de ajuste - UP2 - MCG