

APLICACIÓN DE LOS MODELOS DE ECUACIONES ESTRUCTURALES PARA EL ESTUDIO DE LA SATISFACCIÓN ESTUDIANTIL EN EN LOS CURSOS SUPERIORES DE FCCEEYA.

Ramón Alvarez¹* Elena Vernazza*

* *Instituto de Estadística*

Resumen

En este trabajo se presentan los resultados obtenidos al realizar una réplica de una investigación llevada adelante por H. Alves y M. Raposo en la Universidad de Beira Interior (Portugal), donde se realiza una revisión de las formas tradicionales de medir la satisfacción y se ensaya un modelo que pone especial énfasis en los índices de satisfacción al cliente.

Como punto de partida, se toman algunos resultados obtenidos en una investigación realizada en el año 2009 por 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), cuyo principal objetivo era medir el nivel de satisfacción estudiantil en la educación superior de la FCEEyA - UdelaR.

El principal objetivo de este trabajo es evaluar la adecuación del índice de satisfacción estudiantil, planteado por los investigadores portugueses, como instrumento de medición del nivel de satisfacción estudiantil en los cursos de formación superior de la FCCEE y A de la UDELAR. Esto se realizará a partir de la aplicación de Modelos de Ecuaciones Estructurales (MES). En primer lugar se estudiará la adecuación del modelo propuesto para el caso Portugués, para la FCCEEyA y por otra parte se analizará si existen diferencias al plantear estos modelos teniendo en consideración el sexo de los estudiantes.

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 y la calidad de la enseñanza y servicios, mientras que como “consecuencias” de la satisfacción se encuentran la lealtad hacia la institución elegida y el impacto en el boca a boca.

El cuestionario aplicado, presenta 9 bloques de preguntas. El primer bloque 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

¹mail: ramon@iesta.edu.uy

las variables del modelo ECSI (European Customer Satisfaction Index) y serán las utilizadas como insumos para el cálculo del índice de satisfacción estudiantil. Para el caso de la FCCEEyA este cuestionario fue aplicado a una muestra probabilística de estudiantes en el año 2009.

Palabras clave: índice, modelos de ecuaciones estructurales, satisfacción

1 Introducción

Conocer el nivel de satisfacción de los clientes, con determinado servicio al cual acceden, resulta fundamental ya que en función de esto 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”.

En un intento de vincular esta idea con la educación universitaria, se toma lo propuesto por Alves y Raposo (Alves & Raposo 2004), 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, 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 este trabajo se considera a los estudiantes universitarios que concurren a la Facultad de Ciencias Económicas y Administración, FCCEEyA - UdelaR, como “clientes” y se entiende que el “servicio” que se les brinda es el de la educación a nivel terciario. Sin embargo, tal como establecen Blanco y Blanco (Blanco & Blanco Peck 2007)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. Logrando esto, 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 de la educación.

La información necesaria para poder evaluar y entender por un lado, qué conceptos se asocian a la satisfacción y por otro, cómo se establecen la interrelaciones entre estos conceptos, se obtiene a través de la aplicación de un cuestionario formado por una serie de bloques de preguntas que conforman el modelo ECSI (European Customer Satisfaction Index); sobre este instrumento y con la ayuda del Análisis Factorial y, más precisamente, de los Modelos de Ecuaciones Estructurales que se presentan en las secciones 2.1 y 2.2, se logra poner de manifiesto los componentes de la satisfacción.

El presente trabajo se estructura en 5 secciones. En primera instancia se presenta la metodología utilizada, se hace referencia a los principales aspectos del análisis factorial y se pone

²citando a Gaitán y López, 1999. “La medición de la calidad de servicios en la educación universitaria”

especial énfasis en la presentación de los modelos de ecuaciones estructurales. Las secciones 3 y 4 muestran la aplicación y los principales resultados obtenidos. A continuación, en la sección 5 se plantean las comparaciones realizadas con los resultados obtenidos por los investigadores portugueses y, por último se presentan las principales conclusiones y pasos a seguir.

2 Metodología

2.1 Análisis factorial (AF)

El principal objetivo del Análisis Factorial (Dillon & Goldstein 1984), (Peña 2002), (Revelle 2004) es reducir las dimensiones del problema en estudio. A partir de una gran cantidad (p) de variables observadas $x = (x_1, \dots, x_p)$ se construye una menor cantidad (m) de variables no observadas (latentes), denominadas factores $f = (f_1, \dots, f_m)$. Estas últimas resultan de combinar linealmente las variables observadas.

Formulación del AF La representación matricial del modelo factorial general, se expresa de la siguiente manera:

$$x = \Lambda f + \varepsilon \quad (1)$$

donde:

- $x' = (x_1, \dots, x_p)$ es un vector de p variables observables
- $\Lambda_{p \times m}$ 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: $\varepsilon \sim (0, \Psi)$, Ψ 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 cuyo vector de medias es el vector nulo, $x \sim N_p(0, \Sigma)$

A partir de la ecuación 1 se tiene que, dada una muestra aleatoria de tamaño n , cada elemento x_{ij} de la muestra queda determinado como:

$$x_{ij} = \lambda_{j1}f_{1i} + \dots + \lambda_{jm}f_{mi} + \varepsilon_{ij} \quad (2)$$

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

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

Al considerar todas las ecuaciones, la matriz de datos $X_{n \times p}$ puede plantearse como:

$$X_{n \times p} = F_{n \times m} \Lambda'_{m \times p} + \varepsilon_{n \times p} \quad (3)$$

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

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

Equivalentemente, 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 , verifica:

$$\Sigma = \Lambda \Lambda' + \Psi \quad (4)$$

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:

$$\sigma_i^2 = \sum_{j=1}^m \lambda_{ij}^2 + \psi_i \quad (5)$$

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: $\sigma_i^2 = h_i^2 + \psi_i$.

Tal como plantea, por ejemplo, Peña (Peña 2002) 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 a 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.(Peña 2002),(Revelle 2004).

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

2.2 Modelos de ecuaciones estructurales (MES)

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 (Casas Guillén n.d.)³ 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. Esto da lugar a la existencia de dos submodelos: modelo estructural y modelo de medida.

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

³citando a Bisquerra, R. (1989), en «Introducción conceptual al análisis multivariable. Vol. II, PPU, Barcelona.»

Previo a presentar en detalles tanto el modelo estructural como el de medida, 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, estas variables 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, diremos que una variable es exógena, cuando las variables que la causan sean variables latentes exógenas, mientras que estaremos 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.

2.2.1. 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.⁴

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

$$\beta\eta = \Gamma\xi + \zeta \quad (6)$$

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.

⁴De aquí en adelante, utilizaremos cualquiera de estos términos indistintamente

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:

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

2.2.2. Modelo de Medida

En el modelo de medida se establecen las relaciones que existen entre los factores y las variables observables. Este modelo presenta, por separado, las relaciones entre las variables exógenas y las endógenas, por lo cual puede ser presentado a través de dos submodelos. La expresión matricial para el modelo de medida, para las variables exógenas, queda determinado por:

$$X = \Lambda_x \xi + \delta \quad (7)$$

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 qxk , de pesos λ que determinan la relación entre cada x y cada ξ
- ξ vector, de dimensión $kx1$, de variables latentes exógenas
- δ 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:

$$Y = \Lambda_y \eta + \varepsilon \quad (8)$$

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

- Y vector, de dimensión $px1$, de variables observables
- Λ_y matriz, de dimensión pxm , de pesos λ que determinan la relación entre cada y y cada η
- η vector, de dimensión $mx1$, de variables latentes endógenas
- ε 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, agregamos dos variables exógenas x_1, x_2 y seis endógenas $y_1 \dots y_6$, todas observables. Suponemos 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:

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

$$\begin{cases} y_1 = \lambda_3 \eta_1 + \varepsilon_1 \\ y_2 = \lambda_4 \eta_1 + \varepsilon_2 \\ y_3 = \lambda_5 \eta_2 + \varepsilon_3 \\ y_4 = \lambda_6 \eta_2 + \varepsilon_4 \\ y_5 = \lambda_7 \eta_3 + \varepsilon_5 \\ y_6 = \lambda_8 \eta_3 + \varepsilon_6 \end{cases}$$

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 a partir de modelos de ecuaciones estructurales, la «especificación» del modelo, antes de pasar al siguiente paso que es el de «identificación». Siguiendo a Kline (Kline 2011) se entiende que un modelo está *identificado* si es posible obtener una estimación única para cada uno de los parámetros involucrados en el modelo. Una vez que se logra la identificación del modelo se pasa a la etapa que consiste en recolectar/limpiar los datos y prepararlos para pasar a la «estimación» del modelo. Este paso consiste fundamentalmente en obtener una estimación puntual (por lo general por máxima verosimilitud y/o algún método de mínimos cuadrados) para cada uno de los parámetros, determinar si el modelo ajusta bien a los datos y, en caso afirmativo, presentar la interpretación de las estimaciones. En caso de que el ajuste del modelo no resulte bueno, existirá una etapa extra que consistirá en la «reespecificación» del modelo.

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»). Este tipo de diagramas se basan en algunas convenciones que resulta conveniente explicitar, de forma tal que su «lectura» resulte sencilla.

- Variables observables: \square
- Variables latentes: \circ
- 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 sección 3.1.1 con las tres variables latentes se puede representar gráficamente con la siguiente figura:

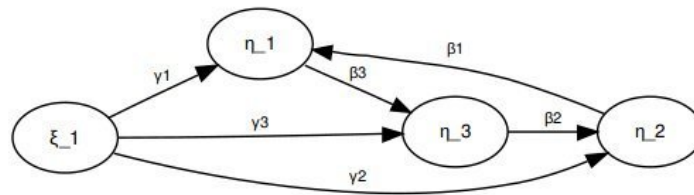


Figura 1: Modelo Estructural

Por su parte, el modelo de medida presentado, a modo de ejemplo, en la sección 3.1.2 se presenta a través del diagrama que aparece en la figura 2

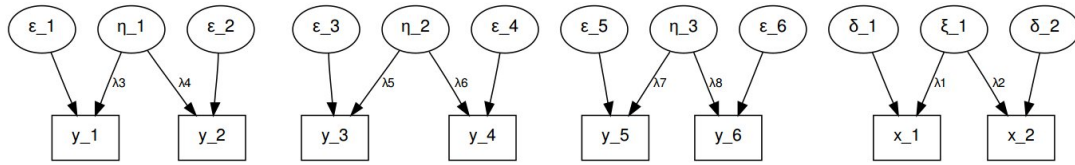


Figura 2: Modelo de Medida

Finalmente, el modelo MES que combina los submodelos de medida y estructural ejemplificados, tiene el siguiente digrama de senderos

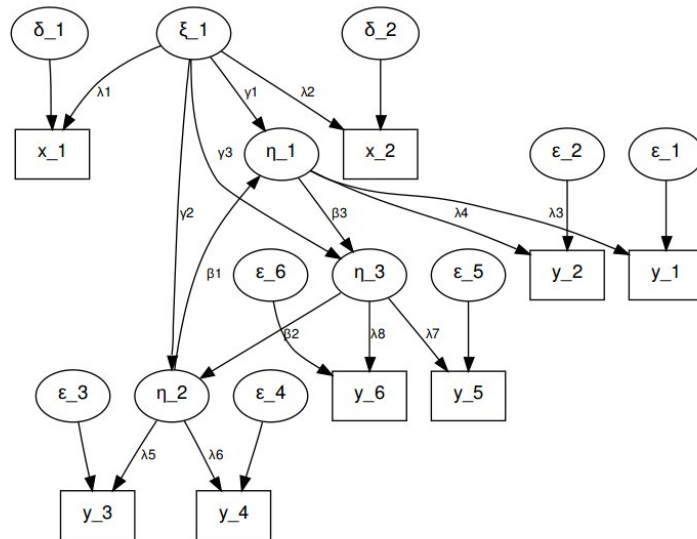


Figura 3: MES para ejemplo presentado

2.4 Bondad de ajuste del modelo

Para ver como ajustan los modelos estimados, se puede comparar la matriz de varianzas y covarianzas observadas y la que resulta del modelo estimado. Esta comparación puede ser hecha término a término, pero también se pueden construir una serie de estadísticos a partir de los componentes de los modelos estimados, que llamaremos Índices de Bondad de Ajuste (IBJ).

2.4.1. Medidas de Ajuste Incremental

Bentler-Bonett Index or Normed Fit Index (NFI)

El NFI es la primera medida de ajuste propuesta en la literatura (Bentler y Bonett, 1980).

$$NFI = \frac{(\chi^2_{nulo}) - (\chi^2_{propuesto})}{(\chi^2_{nulo})} \quad (9)$$

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

Un valor entre 0.90 y 0.95 se considera marginal, por encima de 0.95 es bueno, y por debajo de 0.90 se considera 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.

$$NNFI = \frac{(\chi^2_{nulo}/df_{nulo}) - (\chi^2_{propuesto}/df_{propuesto})}{(\chi^2_{nulo}/df_{nulo}) - 1} \quad (10)$$

Si se obtiene un valor entre 0.90 y 0.95 se considera que se está frente a un modelo de ajuste marginal, por encima de 0.95 es bueno, y por debajo de 0.90 se considera que es un modelo de ajuste pobre.

Comparative Fit Index (CFI)

$$CFI = \frac{(d_{nulo}) - (d_{propuesto})}{(d_{nulo})} \quad (11)$$

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

Si el índice es mayor que uno, se fija en uno y si es menor que cero, se fija en cero. Se interpreta como los índices incrementales anteriores. Si el CFI es menor que uno, entonces el CFI es siempre mayor que el TLI. Debido a que el TLI y CFI están altamente correlacionados, por lo general se presenta solamente uno.

2.4.2. Medidas de Ajuste Absoluto

Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA)

$$RMSEA = \frac{\sqrt{\chi^2 - df}}{\sqrt{df(N - 1)}} \quad (12)$$

donde: N es el tamaño de muestra

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

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 predicha. Un valor de cero indica ajuste perfecto y un valor inferior a 0.08 se considera un buen ajuste (Hu y Bentler, 1999). El SRMR no penaliza por complejidad.

Goodness Fit Index (GFI) - Adjusted Goodness Fit Index (AGFI)

Estos índices se ven afectados por el tamaño de muestra y por lo tanto, actualmente se recomienda no usarlos como medidas de bondad de ajuste. (Sharma, Mukherjee, Kumar, Dillon, 2005).

2.5 Problemas al trabajar con datos de muestras complejas

Tal como se vió en las secciones anteriores los modelos considerados dependen de la especificación de la matriz de varianzas y covarianzas, la que varía sustancialmente 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 (habitualmente la varianza es mayor que bajo MAS, aspecto que se evalúa a través del efecto diseño *deff*). Este incremento extra de la varianza no sólo impacta en el modelo estimado, sino también en los estadísticos de prueba, donde se ve alterada tanto la robustez, como la distribución de probabilidad considerada.

Para tratar esto existen 2 grandes formas de corrección que son:

- por un lado solamente considerar componentes extra de varianza (inflación de varianza)

sugeridos por algunos autores mediante trabajo de simulación (Satorra & Muthen 1995), (Stapleton 2006), (Stapleton 2008).

- por otra parte hacer estimación en 2 etapas (Oberski 2013a), (Oberski & Satorra 2013).

3 Aplicación

La aplicación, presentada a continuación, se hace sobre los datos obtenidos mediante la aplicación de un cuestionario sobre una muestra probabilística a estudiantes de la FCCEE y A., en el año 2009, usando un marco muestral que se construyó a partir de las inscripciones a curso del 2009. El diseño muestral usado es estratificado por conglomerados en 2 etapas:

1. Se forman 6 estratos, en base a una clasificación desarrollada por el equipo de investigación y que corresponden aproximadamente a cada uno de los 5 años en los que podía estar cada estudiante; un 6 estrato para un grupo reducido de materias que corresponden a los Licenciados en Administración.
2. La muestra total se reparte en forma proporcional a la matrícula de cada estrato
3. En la primera etapa de muestreo se sortean los grupos prácticos de cada materia en cada estrato con probabilidad proporcional a la matrícula de cada grupo (conglomerado) (Muestreo π -ps)
4. En la segunda etapa mediante MAS (Muestreo aleatorio simple) se eligen 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

El instrumento utilizado para recolectar la información es un cuestionario de 8 bloques de preguntas para las variables del modelo ECSI de la figura 4.

La especificación del modelo que será presentada resulta de una réplica del modelo encontrado por los investigadores Alves y Raposo (Alves & Raposo 2004), por lo tanto las variables a considerar son únicamente aquellas que resultan significativas para el modelo portugués.

3.1 Modelo Teórico de Calidad

El modelo de calidad en el que se basa el desarrollo del trabajo de los investigadores portugueses y del grupo local responde a un modelo de calidad formado por 7 constructos o variables latentes con una serie de interrelaciones y rutas de causalidad, que pueden verse en la figura 4 reproducida del artículo de (Alves & Raposo 2007b).

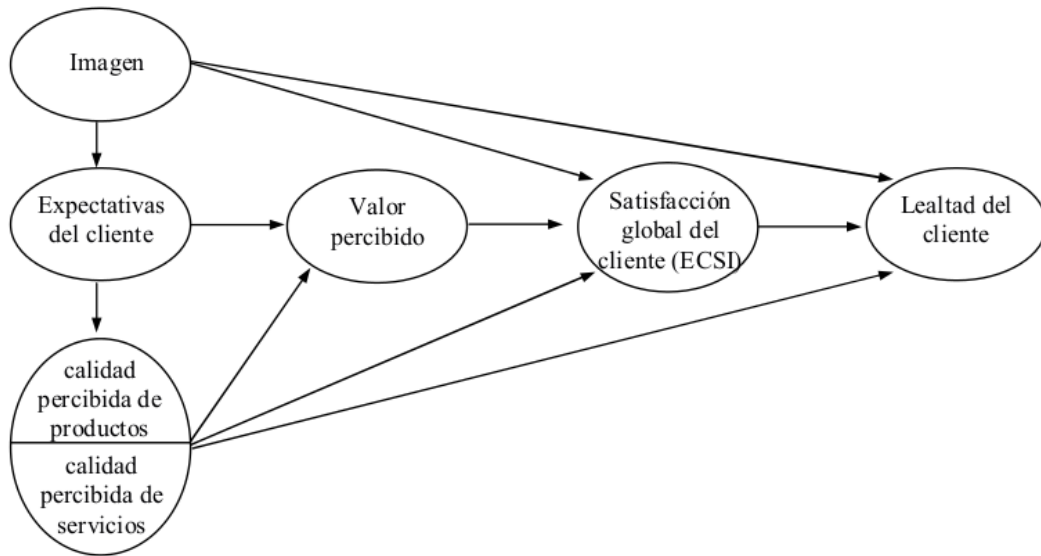


Figura 4: Modelo Teórico para Satisfacción del cliente (ECSI)

Este modelo teórico general mide la satisfacción del cliente en función de las siguientes variables: calidad, imagen, expectativas, valor percibido e intención, a la vez, cuales son las consecuencias del nivel de satisfacción. En particular incluye las variables 'boca a boca' y lealtad.

En el cuadro 1 se presentan las variables a ser consideradas en los modelos presentados en las secciones 3.1.1 y en 3.1.2.

Bloque Tipo	Variable	Descripción
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	Imágen	Lat. exógena
EXP1	Buena preparación para la carrera	Obser. endógena
EXP2	Capacidad y conocimiento de los docentes	Obser. endógena
Q1	Calidad global de la enseñanza	Obser. endógena
Q2	Nivel de conocimiento de los docentes	Obser. endógena
Q5	Contenido de los cursos	Obser. endógena
S1	Satisfacción global	Obser. endógena
S2	Correspondencia con las expectativas	Obser. endógena
S3	Correspondencia con deseos/necesidades	Obser. endógena
L1	Volvería a elegir esta facultad	Obser. endógena
L2	Elegiría esta facultad para carreras de post-grado	Obser. endógena
P1	Es una facultad de la cual los egresados se enorgullecen	Obser. endógena
P2	Recomendaría esta facultad a un amigo	Obser. endógena
V1	Estudiar en esta facultad me ayudará a conseguir un buen empleo	Obser. endógena
V2	Mi carrera en esta facultad es una buena inversión	Obser. endógena
V4	Empleadores interesados en contratar estudiantes de esta facultad	Obser. endógena
IM1	Buena Universidad para estudiar	Obser. exógena
IM2	Facultad innovadora y con visión al futuro	Obser. exógena
IM4	Facultad que da una buena preparación a sus estudiantes	Obser. exógena

Cuadro 1: Variables observadas y latentes consideradas en el modelo

A partir del modelo teórico presentado gráficamente en la figura 4 y con las variables observadas y latentes del cuadro 1 se puede tener una representación analítica explícita, mediante ecuaciones, tanto para los submodelos estructural y de medida.

3.1.1. Modelo estructural - Relación entre variables latentes

Ecuaciones

$$\begin{cases} E = \gamma_1 I + \zeta_1 \\ C = \gamma_2 I + \beta_1 E + \zeta_2 \\ VP = \gamma_3 I + \beta_2 E + \beta_3 C + \zeta_3 \\ S = \gamma_4 I + \beta_4 E + \beta_5 C + \beta_6 VP + \zeta_4 \\ L = \gamma_5 I + \beta_7 S + \zeta_5 \\ BB = \gamma_5 I + \beta_8 VP + \beta_9 L + \zeta_6 \end{cases}$$

Forma matricial

$$\beta\eta = \gamma\xi + \zeta \quad (13)$$

$$\beta = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_2 & -\beta_3 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ -\beta_4 & -\beta_5 & -\beta_6 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\beta_7 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -\beta_8 & 0 & -\beta_9 & 1 \end{pmatrix} \quad \eta = \begin{pmatrix} E \\ C \\ VP \\ S \\ L \\ BB \end{pmatrix}$$

$$\gamma = \begin{pmatrix} \gamma_1 \\ \gamma_2 \\ \gamma_3 \\ \gamma_4 \\ \gamma_5 \\ \gamma_6 \end{pmatrix} \quad \xi = I \quad \zeta = \begin{pmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \zeta_3 \\ \zeta_4 \\ \zeta_5 \\ \zeta_6 \end{pmatrix}$$

3.1.2. Modelo de medida - Relación entre variables observadas y variables latentes

Ecuaciones - Variables exógenas

$$\begin{cases} IM1 = \lambda_1 I + \delta_1 \\ IM2 = \lambda_2 I + \delta_2 \\ IM4 = \lambda_3 I + \delta_3 \end{cases}$$

Forma matricial

$$X = \Lambda_X \xi + \delta \quad (14)$$

$$X = \begin{pmatrix} IM1 \\ IM2 \\ IM4 \end{pmatrix} \quad \Lambda_X = \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \lambda_3 \end{pmatrix} \quad \xi = I \quad \delta = \begin{pmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \\ \delta_3 \end{pmatrix}$$

Ecuaciones - Variables endógenas

$$\begin{cases} EXP1 = \lambda_4 E + \varepsilon_1 \\ EXP2 = \lambda_5 E + \varepsilon_2 \\ Q1 = \lambda_6 C + \varepsilon_3 \\ Q2 = \lambda_7 C + \varepsilon_4 \\ Q5 = \lambda_8 C + \varepsilon_5 \\ S1 = \lambda_9 S + \varepsilon_6 \\ S2 = \lambda_{10} S + \varepsilon_7 \\ S3 = \lambda_{11} S + \varepsilon_8 \\ L1 = \lambda_{12} L + \varepsilon_9 \\ L2 = \lambda_{13} L + \varepsilon_{10} \\ P1 = \lambda_{14} BB + \varepsilon_{11} \\ P2 = \lambda_{15} BB + \varepsilon_{12} \\ V1 = \lambda_{16} VP + \varepsilon_{13} \\ V2 = \lambda_{17} VP + \varepsilon_{14} \\ V4 = \lambda_{18} VP + \varepsilon_{15} \end{cases}$$

Forma matricial

$$Y = \Lambda_Y \eta + \varepsilon \quad (15)$$

$$Y = \begin{pmatrix} EXP1 \\ EXP2 \\ Q1 \\ Q2 \\ Q5 \\ S1 \\ S2 \\ S3 \\ L1 \\ L2 \\ P1 \\ P2 \\ V1 \\ V2 \\ V4 \end{pmatrix} \quad \Lambda_Y = \begin{pmatrix} \lambda_4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \lambda_5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_6 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_7 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_8 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_9 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{10} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{11} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{12} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \lambda_{13} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{14} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{15} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{16} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{17} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \lambda_{18} \end{pmatrix} \quad \eta = \begin{pmatrix} E \\ C \\ VP \\ S \\ L \\ BB \end{pmatrix} \quad \varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \varepsilon_3 \\ \varepsilon_4 \\ \varepsilon_5 \\ \varepsilon_6 \\ \varepsilon_7 \\ \varepsilon_8 \\ \varepsilon_9 \\ \varepsilon_{10} \\ \varepsilon_{11} \\ \varepsilon_{12} \\ \varepsilon_{13} \\ \varepsilon_{14} \\ \varepsilon_{15} \end{pmatrix}$$

OTRAS MATRICES INVOLUCRADAS:

- Matriz de correlaciones entre las variables latentes exógenas (ξ) Φ
- Matriz de correlaciones entre los errores de las variables latentes endógenas (ζ) Ψ
- Matriz de covarianzas entre los errores de las variables exógenas observadas (δ) θ_δ
- Matriz de covarianzas entre los errores de las variables endógenas observadas (ε) θ_ε

4 Resultados

La parte computacional de la aplicación presentada en este trabajo fue realizada con el software libre R - project. (R Core Team 2013) Para el análisis de confiabilidad, realizado a través del estadístico α de Cronbach, de los ítems que componen cada bloque y que saturan los variables latentes, y para el estudio de la multinormalidad se usó la librería *psych* (Revelle 2013). Para la estimación de los MES se usa la librería *sem* (Fox 2006), (Fox, Nie & Byrnes 2013) y *lavaan* (Rosseel 2012). Cuando se intenta incorporar el efecto de trabajar con datos con diseño muestral complejo, se corrige estimando nuevamente a utilizando la librería *lavaan.survey*. (Oberski conditionally accepted), (Oberski en fase de evaluación)

Considerando el diseño de muestreo asociado interesa ver como impacta éste en el cálculo de la matriz de covarianza, la que está dilatada en virtud del diseño. A su vez ese cambio en la varianza se traduce en modificaciones en los errores estándar de los coeficientes del modelo.

No se reportan los resultados de las estimaciones puntuales obtenidas con la librería *lavaan.survey*

que incorpora el diseño ya que éstas son muy diferentes a las que se obtienen sin considerarlo, con valores extremadamente grandes y errores estándar muy chicos, lo que obliga a indagar porque se da esto y si no es algún problema con la librería que es muy reciente. (Oberski 2013b)

4.1 Análisis de Confiabilidad

	α Cronbach global	\bar{r}	\bar{x}	S
Exp	0.75	0.60	7.59	1.45
Ima	0.82	0.61	7.62	1.46
Cal	0.85	0.65	7.40	1.40
Val	0.83	0.63	7.93	1.60
Sat	0.91	0.77	6.99	1.57
Lea	0.77	0.63	7.52	2.33
B.B	0.80	0.68	8.01	2.00

donde

$$\alpha = \frac{\sigma_t^2}{\sigma_x^2} = \frac{k}{k-1} \frac{\sigma_x^2 - \sum \sigma_i^2}{\sigma_x^2} \quad (16)$$

siendo σ_t^2 la covarianza total y σ_x^2 la varianza total del test. El \bar{r} y \bar{x} representan los coeficientes de correlación promedio y la media para cada bloque.

Cuando se evalúa el α de Cronbach para cada uno de los bloques reducidos, al quitar de a una variable, el valor del estadístico siempre baja sensiblemente lo cual indica justamente que los ítems que se conservan son realmente importantes a nivel del bloque.

4.2 Análisis de la distribución Multinormal

Para el modelo uruguayo se prueba la multinormalidad, a través del test de Mardia que toma en cuenta la curtosis y la asimetría, para los 7 bloques que forman el instrumento testado. El test se aplica para cada bloque en su totalidad y para los bloques reducidos donde se consideran solamente los ítems, por bloque, que luego forman parte del MES estimado por los portugueses. (Revelle 2013)

En este caso, tanto para los bloques completos como para los bloques reducidos, las pruebas de normalidad rechazan la hipótesis de que los datos provengan de una distribución normal multivariada. Este aspecto se discute en la sección 5.

4.3 Modelo Global Estimado

En la investigación realizada por Alves y Raposo (Alves & Raposo 2007a), éstos encuentran 18 variables (de un total de 54 preguntas del cuestionario utilizado) que saturan en 7 constructos o variables latentes. En función de esto, para que los modelos resulten directamente comparables, el modelo global estimado en este trabajo es el que contiene las 25 variables, 18 observadas y 7 latentes, presentadas en la tabla 1.

La calidad del ajuste para el modelo del caso uruguayo, se presenta en el cuadro 2 y las comparaciones con el modelo portugués se presentan en la sección 5.1.

4.4 Bondad de ajuste del modelo estimado

Para evaluar la calidad del modelo ajustado se calculan algunos estadísticos de bondad de ajuste (IBJ) mediante la librerías *sem* y *lavaan*. Se presentan los resultados logrados con ambas librerías como forma de comparar la performance de ambas, encontrándose que no existen diferencias. A su vez se incorporan al cuadro los IBJ presentados por los portugueses, que tal como hacen constar en los artículos, fueron obtenidos mediante el software comercial AMOS.

Indice	IBJ-Estimación por sem	IBJ-Estimación por lavaan	IBJ-Modelo Portugal
NFI	0.892	0.892	0.96
NNFI	0.885	0.887	0.958
CFI	0.905	0.906	–
RMSEA	0.098	0.098	0.065
SRMR	0.093	0.094	–

Cuadro 2: Indices de Bondad de ajuste para Modelo Global

5 Discusión

5.1 Comparación del modelo Uruguayo-Portugués

Luego de evaluar los modelos estimados para Uruguay y para Portugal los resultados son los que se presentan en el cuadro

Los coeficientes que no aparecen en el cuadro 3 son porque se fijaron en 1 lo que introduce restricciones al modelo estimado. Estas restricciones son las mismas para el modelo portugués y para el uruguayo.

Hay solamente 3 variables que con el modelo estimado para Uruguay no resultan significativas con un nivel $\alpha = 0,05$. Éstas son β_2 , β_4 y γ_6 , indicadas en el cuadro 3, con (*).

Parámetro	Estimación Uruguay	Estimación Portugal	Comparación de modelos (Ratios)
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

Cuadro 3: Comparación de los Coeficientes del modelo estimado para Uruguay vs Portugal

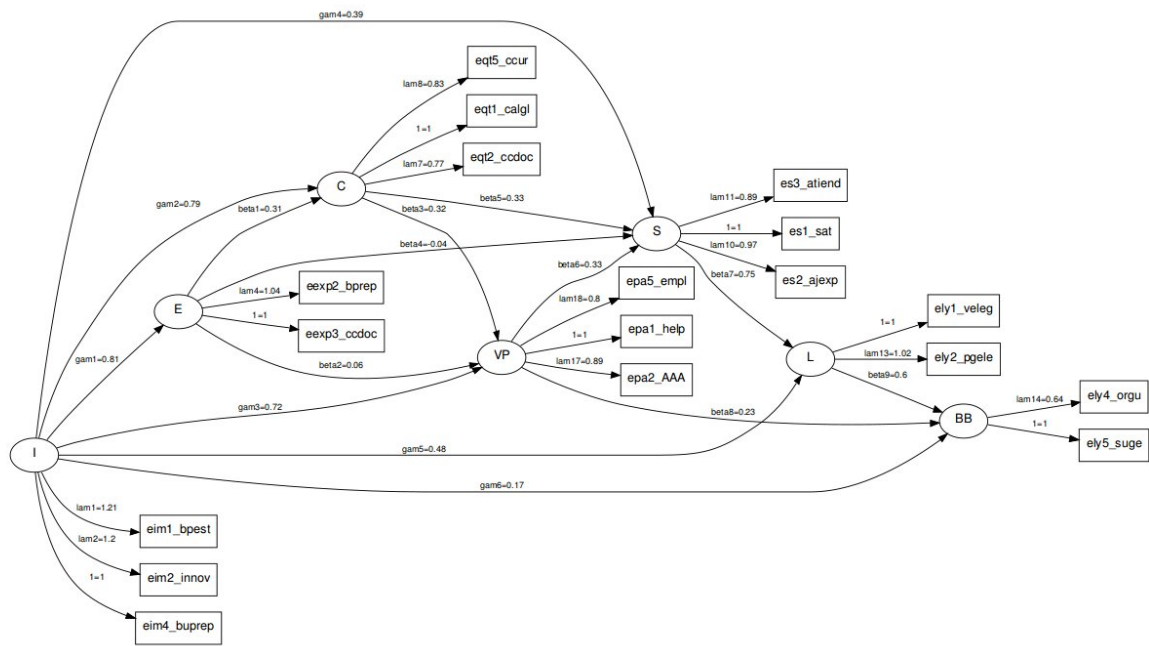


Figura 5: Modelo Estimado para Uruguay

Se reporta el índice de satisfacción desarrollado por Alves et al (Alves & Raposo 2004) con la siguiente fórmula de cálculo:

$$IS = \frac{\sum w_i \bar{x}_i - \sum w_i}{9 \sum w_i} * 100 \quad (17)$$

Variable Medida V. Latente Satisfaccion	Coef NO estandarizado Uruguay	Media variable medida	$w_i \bar{x}_i$
<i>Sat</i> ₁	1.00	7.45	7.45
<i>Sat</i> ₂	0.967	7.03	6.79
<i>Sat</i> ₃	0.891	6.70	5.96
<i>Total</i>	2.858	21.17	20.231

Cuadro 4: Índice de Satisfacción para Uruguay

IS vale en este caso 67,5% que es mayor al reportado en Alves2004 donde vale 54%.

5.2 MES estimados según diferentes subgrupos

Para el caso del modelo con 18 variables que se consideró en la sección 4.3 se procede con los datos de Uruguay a evaluar si existen diferencias entre los modelos que responden a la satisfacción para hombres y mujeres. Para eso a través de las librería *sem* se estiman los 2 modelos que se presentan en el cuadro 5, donde la última columna muestra las diferencia de coeficientes a través de ratios entre éstos.

La tabla 5 muestra que para algunos coeficientes existen diferencias importantes en los modelos estimados para hombres y mujeres, indicando que el equilibrio entre variables no es el mismo. Como diferencias a destacar surgen:

- Dos estimaciones con distinto signo (γ_6 y β_4), en ambos casos para el modelo masculino es negativo y para el femenino positivo.
- Para el modelo femenino, hay 2 coeficientes que no resultan significativos. Estos son β_2 con un *p* valor de 0.748 y β_4 con un *p* valor de 0.903. Para el modelo masculino son 4 los coeficientes que deben descartarse γ_6 (*p* = 0.6785), β_1 (*p* = 0.138), β_2 (*p* = 0.689) y β_4 (*p* = 0.257)

En suma, los resultados que se encontraron permiten establecer las siguientes consideraciones: Para el caso de Uruguay se verificó que no existe multinormalidad para cada bloque considerado en el MES, sea bloque completo o bloque reducido. Este aspecto a juicio de los autores del trabajo era esperable considerando el tamaño de muestra. Para los investigadores portugueses este resultado si se verifica según lo que consignan en el artículo Alves2007a, aunque no presentan resultados con respecto a ese tópico. Por otra parte, en el caso del modelo portugués el tamaño

Parámetro	Femenino	Masculino	ratio.sexo
β_1	0.31	0.16	1.94
β_2	0.03	0.04	0.67
β_4	0.01	-0.10	-0.09
β_3	0.26	0.39	0.67
β_5	0.25	0.45	0.56
β_7	0.80	0.71	1.13
β_6	0.36	0.25	1.45
β_8	0.20	0.27	0.76
β_9	0.53	0.73	0.73
γ_1	0.73	1.10	0.67
γ_2	0.78	0.92	0.84
γ_3	0.83	0.65	1.29
γ_4	0.41	0.39	1.03
γ_5	0.40	0.55	0.72
γ_6	0.34	-0.07	-4.99
λ_1	1.16	1.28	0.91
λ_2	1.18	1.22	0.97
λ_4	1.07	0.95	1.12
λ_7	0.81	0.71	1.13
λ_8	0.82	0.81	1.01
λ_{10}	1.01	0.90	1.12
λ_{11}	0.89	0.87	1.02
λ_{13}	1.05	0.95	1.10
λ_{14}	0.66	0.60	1.09
λ_{17}	0.96	0.82	1.17
λ_{18}	0.80	0.80	1.00

Cuadro 5: Modelo SEM para Uruguay con sugbrupos por Sexo

de muestra considerado es 6 veces mayor y en cierta forma promedia los resultados al agregar datos de 15 universidades provenientes de diferentes campos de la educación, lo que permite suponer que se están considerando datos muy heterogéneos entre sí; es decir que los puntajes que en cierta forma evalúan constructos como calidad y expectativas, deben diferir y responder a percepciones diferenciales, según sean estudiantes del area científica, de las ciencias naturales o de las letras. Otro aspecto que diferencia el estudio desarrollado por el grupo de Portugal, del desarrollado por el grupo de Metodología de Investigación en Uruguay es que éste último propone un diseño muestral complejo, lo que implica modificaciones en las estimaciones, de las que los autores de este trabajo dan cuenta y consideran en los cálculos; el diseño muestral originalmente considerado se respetó rigurosamente y un aspecto que se intentó manejar para usar pesos autoponderados, no se pudo cumplir al tener que calibrar y trabajar con multiplicidad. El manejo de los datos para el caso de Portugal en cuanto al muestreo no es el mismo ya que según consignan intentan tener un número fijo por Universidad (250) pero que luego no dió de esa manera (para 2 Universidades el tamaño se redujo sensiblemente) y no se hacen modificaciones de los datos, dando a entender que los datos fueron manejados como si fuese un diseño bajo MAS.

De cualquier manera, los resultados encontrados en ambos trabajos son coincidentes, ya que de las 18 variables que forman parte del MES estimado en Portugal, 15 de ellas concidieron para el caso de Uruguay al resultar significativas, con coeficientes que saturan las variables latentes con valores comparables.

6 Conclusiones

De esta manera hasta el momento podría decirse que los modelos ajustados para Portugal y Uruguay no son tan diferentes, restando por probar algunas alternativas que se proponen a continuación:

- Estimar nuevamente los MES considerando los bloques completos usando las mismas librerías de cálculo, aún sabiendo que los supuestos distribucionales no se verifican y ver cual es el mejor modelo que se estima
- Estimar los MES usando rutinas de cálculo que están implementadas en nuevas librerías del R recientemente desarrolladas como *semPLS* (Monecke & Leisch 2012), lo que permitiría una mejor comparación con el trabajo de Portugal
- Estimar diferentes modelos MES por subgrupos, considerando por ejemplo avance en la carrera o también la tipología que se creó para los mismos datos mediante combinación de Análisis Factorial Exploratorio (ACP) con Análisis de Cluster Jerárquico y que se presentó para las jornadas académicas de 2011.(Freira, Alvarez, Litwin, Arrarte & Amiel 2011)

Referencias

- Alves, H. & Raposo, M. (2004), '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), 73–88.
- Alves, H. & Raposo, M. (2007a), 'Conceptual model of student satisfaction in higher education', *Total Quality Management* **Vol. 18**,(5), 571–588.
- Alves, H. & Raposo, M. (2007b), 'Student satisfaction index in portuguese public higher education', *The Service Industries Journal* **27**(6), 795–808.
- Blanco, R. & Blanco Peck, R. (2007), 'La medición de la calidad de servicios en la educación universitaria', *Cuaderno de Investigación en la Educación* **22**(7), 121–136.
- Casas Guillén, M. (n.d.), Los modelos de ecuaciones estructurales y su aplicación en el índice europeo de satisfacción del cliente, Technical report, Facultad de Económicas, Universidad San Pablo, CEU.
- Dillon, W. & Goldstein, M. (1984), *Multivariate analysis methods and applications*.
- Fox, J. (2006), 'Structural equation modeling with the sem package in r', *STRUCTURAL EQUATION MODELING* **13**(3), 465–486.
- Fox, J., Nie, Z. & Byrnes, J. (2013), *sem: Structural Equation Models*. R package version 3.1-1. **URL:** <http://CRAN.R-project.org/package=sem>
- Freira, D., Alvarez, R., Litwin, E., Arrarte, C. & Amiel, J. (2011), Encuesta sobre satisfacción estudiantil en la educación superior de la facultad de ciencias económicas y de administración, Facultad de Ciencias Económicas y de Administración (FCE y A), Universidad de la República (UdelaR).
- Kline, R. (2011), *Principles and Practice of Structural Equation Modeling*, The Guilford Press.
- Monecke, A. & Leisch, F. (2012), 'sempls: Structural equation modeling using partial least squares', *Journal of Statistical Software* **48**(3), 1–32. **URL:** <http://www.jstatsoft.org/v48/i03>
- Oberski, D. (2013a), Conditional design effects for structural equation model estimates, in I. S. Institute, ed., 'Proceedings of the 59th World Statistics Congress 2013', Hong Kong. **URL:** <http://daob.nl/wp-content/uploads/2013/04/hk-oberski.pdf>
- Oberski, D. (2013b), *lavaan.survey: Complex survey structural equation modeling (SEM)*. R package version 0.8.

- Oberski, D. (conditionally accepted), 'lavaan.survey: An r package for complex survey analysis of structural equation models', *Journal of Statistical Software* .
URL: <http://daob.nl/wp-content/uploads/2013/05/lavaan-survey.pdf>
- Oberski, D. (en fase de evaluación), 'A flexible method to explain differences in structural equation model parameters over subgroups'.
URL: <http://daob.nl/wp-content/uploads/2013/06/SEM-IPC-manuscript-new.pdf>
- Oberski, D. & Satorra, A. (2013), 'Measurement error models with uncertainty about the error variance', *Structural Equation Modeling* **20**, 409–428.
URL: <http://daob.nl/wp-content/uploads/2013/03/Oberski-Satorra-Measurement-error-models-with-uncertainty-about-the-error-variance-2013.pdf>
- Peña, D. (2002), *Análisis de datos multivariantes*, McGraw-Hill/Interamericana, Madrid.
- R Core Team (2013), *R: A Language and Environment for Statistical Computing*, R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.
URL: <http://www.R-project.org/>
- Revelle, W. (2004), *An introduction to psychometric theory with applications in R*, Lawrence Erlbaum Associates, Mahwah, N.J.
- Revelle, W. (2013), *psych: Procedures for Psychological, Psychometric, and Personality Research*, Northwestern University, Evanston, Illinois. R package version 1.3.2.
URL: <http://CRAN.R-project.org/package=psych>
- Rosseel, Y. (2012), 'lavaan: An R Package for Structural Equation Modeling', *Journal of Statistical Software* **48**(2), 1–36.
- Satorra, A. & Muthen, B. (1995), 'Complex sample data in structural equation modeling', *Sociological methodology* **25**, 267–316.
- Stapleton, L. (2006), 'An assessment of practical solutions for structural equation modeling with complex sample data', *Structural Equation Modeling* **13**(1), 28–58.
- Stapleton, L. (2008), 'Variance estimation using replication methods in structural equation modeling with complex sample data', *Structural Equation Modeling* **15**(2), 183–210.