

¿Cómo se construye la satisfacción estudiantil en la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Udelar, Uruguay?

Elena Vernazza

Mikaela Lezcano

Ramón Álvarez-Vaz

Serie Documentos de Trabajo

Nº05/21

Abril, 2021

ISSN: 1688-6453

Universidad de la República.
Facultad de Ciencias Económicas y de Administración,
Instituto de Estadística (IESTA)

Montevideo, Uruguay.



Esta obra está bajo una Licencia Creative Commons Atribución - NoComercial - CompartirIgual 4.0 Internacional.

Forma de citación sugerida para este documento:

Vernazza, Elena. Lezcano, Mikaela. Álvarez-Vaz, Ramón (2021). *Cómo se construye la satisfacción estudiantil en la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Udelar, Uruguay?* (Serie Documentos de Trabajo; Nº05/21). Montevideo: Universidad de la República. Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Instituto de Estadística.

<https://www.colibri.udelar.edu.uy/jspui/handle/20.500.12008/10518>

Elena Vernazza ¹; Mikaela Lezcano ²; Ramón Álvarez-Vaz ³

*Departamento de Métodos Cuantitativos, Instituto de Estadística, Facultad de Ciencias
Económicas y de Administración, Universidad de la República*

Resumen

En este trabajo se presentan los principales resultados obtenidos al aplicar Análisis de Clases Latentes en la construcción de la satisfacción estudiantil en la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Udelar (Uruguay), a partir de variables que se entiende que la determinan. El objetivo principal de este trabajo es identificar una variable latente asociada al nivel de satisfacción con dicha institución, que se manifiesta a través de grupos de estudiantes. Además, se analizan las características de los estudiantes que, por no contestar el formulario insumo de la investigación, ya sea de forma total o parcial, quedaron fuera del estudio. Los datos utilizados provienen de una encuesta realizada sobre una muestra probabilística de estudiantes de grado de la facultad a través de un diseño muestral complejo (n=1809). El cuestionario utilizado para la encuesta, siguió los lineamientos del índice europeo de satisfacción del consumidor (ECSI). La estrategia metodológica seguida es el Análisis de Clases Latentes con dos escenarios: sin covariables y con covariables (edad, carrera, abandono y empleo), ambos métodos evaluados mediante el algoritmo Expectativa-Maximización. A partir de los principales resultados obtenidos surge una estructura de 4 clases/grupos determinados por el nivel de satisfacción de los estudiantes: alta, media alta, media baja y baja. Al analizar la caracterización en función de las covariables, prácticamente no se encuentran diferencias significativas entre las clases según la variable carrera. Por otro lado, se puede afirmar que el hecho de trabajar y/o haber abandonado al menos una vez la facultad, se asocia con menores niveles de satisfacción, mientras que una mayor edad con mayor satisfacción. A partir de los resultados presentados es posible identificar nuevamente una estructura de 4 grupos/clases asociadas a distintos niveles de satisfacción estudiantil. Además, es posible detectar diferencias, entre las 4 clases, en función de las covariables analizadas. El hecho de trabajar y/o haber abandonado al menos una vez la facultad, se asocia con menores niveles de satisfacción, mientras que una mayor edad con mayor satisfacción.

Palabras clave: Caracterización, satisfacción estudiantil, análisis de clases latentes, covariables, algoritmo EM.

¹ *email:* elena.vernazza@fcea.edu.uy, ORCID: 0000-0003-3123-2165

² *email:* mikaela.lezcano@fcea.edu.uy, ORCID: 0000-0002-6082-498X

³ *email:* ramon.alvarez@fcea.edu.uy, ORCID: 0000-0002-2505-4238

CÓDIGOS JEL:C380, C520, C810, I210.

Clasificación MSC2010: 62H12, 62H30, 91C20.

ABSTRACT

This paper presents the main results obtained when applying Latent Class Analysis in the construction of student satisfaction at Facultad de Ciencias Económicas y de Administración, Udelar (Uruguay), based on variables that are understood to determine it. The main objective of this work is to identify a latent variable associated with the level of satisfaction with the institution mentioned previously, which is manifested through groups of students. In addition, the characteristics of the students who did not answer the research input form, either totally or partially, and therefore were left out of the study, are analyzed. The data used come from a survey carried out on a probabilistic sample of undergraduate students from the faculty through a complex sample design ($n = 1809$). The questionnaire used for the survey followed the guidelines of the European Consumer Satisfaction Index (ECSI). The methodological strategy followed is Latent class analysis with two scenarios: without covariates and with covariates (age, career, abandonment and employment), both methods evaluated using the EM algorithm. From the main results obtained, a structure of 4 classes/groups determined by the level of student satisfaction emerges: high, medium high, medium low and low. When analyzing the characterization based on the covariates, practically no significant differences were found between the classes according to the career variable. On the other hand, it can be stated that the fact of working and/or having dropped out of college at least once is associated with lower levels of satisfaction, while older age with higher satisfaction. From the results presented it is also possible to identify a structure of 4 groups/classes associated with different levels of student satisfaction. In addition, it is possible to detect differences between the 4 classes, based on the covariates analyzed. The fact of having a job and / or having dropped out of college at least once is associated with lower levels of satisfaction, while older age with higher satisfaction.

Key words: Characterization, student satisfaction, latent class analysis, covariates, EM algorithm.

JEL CODES: C380, C520, C810, I210.

Mathematics Subject Classification MSC2010: 62H12, 62H30, 91C20.

1. Introducción

La satisfacción resulta de un proceso valorativo. Cuando un individuo manifiesta su (in)satisfacción frente a un producto consumido o un servicio recibido, está elaborando un juicio de valor, por lo tanto, se trata de un concepto subjetivo. Sin embargo, para quien ofrece un producto o brinda un servicio, es imprescindible poder medir y determinar qué elementos conforman la satisfacción de sus clientes. Para esto, es necesario contar con un mecanismo y/o instrumento de medición que permita cuantificar de manera fiable y sin ambigüedades, el nivel y las características de la satisfacción global de un sujeto, y cada una de las dimensiones que la constituyen y delimitan.

En 1989 surge el primer índice de medición de la satisfacción del consumidor, el "Swedish Customer Satisfaction Barometer" (SCSB) que mide la satisfacción en función de: la calidad percibida, la satisfacción y el comportamiento futuro (Alfaro García y Caballero Domínguez, 2006). A partir del SCSB, e introduciendo una serie de modificaciones, surgen otros índices entre los que se destacan: el American Customer Satisfaction Index (ACSI) (Fornell *et al.*, 1996) y el European Customer Satisfaction Index (ECSI) Fornell *et al.* (1996). La mayor diferencia entre el SCSB y éstos nuevos índices, es la incorporación del concepto de imagen que los consumidores del bien o servicio tienen, como causa de la satisfacción y la eliminación de la lealtad como consecuencia de ésta. Estos índices permiten, por una parte, cuantificar el nivel de satisfacción de los clientes, y por otra, poner de manifiesto cómo se genera ese nivel de satisfacción o insatisfacción (Dermanov y Eklof, 2001).

En el ámbito académico, resulta especialmente importante hallar un instrumento fiable que permita cuantificar y cualificar la satisfacción estudiantil, ya que con esa información se podrán tomar las decisiones pertinentes para alcanzar el éxito educativo y la permanencia de los estudiantes en una institución.

En esta investigación se entenderá por cliente al estudiante universitario de la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración (FCEA) de la Udelar, Uruguay -que de aquí en adelante llamaremos la facultad-, el servicio que será objeto de evaluación será la educación de nivel terciario brindada y el modelo a utilizar para su medición será una adaptación del ECSI.

1.1. Antecedentes

En los últimos años se ha asistido a cambios notorios en materia del rol que en forma preponderante deben asumir las universidades. Son estas instituciones las que han contribuido desde su fundación a promover la generación de conocimientos innovadores y su

acumulación como acervo tecnológico del cuerpo social (OECD, 2008).

Diseñar procesos activos de aprendizaje, comprometidos con promover la permanencia de los estudiantes en el sistema educativo, exige dispositivos personalizados, más complejos y más caros que los utilizados en metodologías anteriores. Este esfuerzo de adaptación y de rediseños múltiples, se ha ido midiendo a través de enfoques descriptivos (tasas de egresos, duración de las carreras, permanencia en la institución, etc). Sin embargo, complementariamente a esta mirada descriptiva, resulta necesario incluir aspectos subjetivos que permitan efectuar comparaciones e iniciar apreciaciones más ricas sobre las razones que explican tales o cuales variaciones. A su vez, comprender los comportamientos permite readecuar las estrategias, rediseñar los dispositivos y ajustar las prácticas de modo de mantener a los estudiantes en la educación superior.

El trabajo que se presenta en este documento da continuidad al proyecto de investigación que desde el año 2009 se viene ejecutando entre el Departamento de Administración y el Instituto de Estadística de la FCEA y que involucró también a la Universidad de Beira Interior (UBI) de Portugal. Sus objetivos han sido progresivamente: a) evaluar/validar un instrumento de medición adecuado del nivel de satisfacción estudiantil en la FCEA de la Udelar; b) calcular el nivel de satisfacción a través de 1. la aplicación de modelos de ecuaciones estructurales (SEM por su sigla en inglés), metodología que, a la vez, posibilita establecer los determinantes del constructo satisfacción, y 2. análisis de clases latentes (ACL); c) estudiar la evolución del nivel de satisfacción de los estudiantes en el tiempo; d) comparar los niveles de satisfacción alcanzados en la FCEA con los alcanzados en otros Centros de Estudios.

A fin de cumplir los objetivos mencionados, se han hecho múltiples trabajos utilizando los datos recabados en 2009 pero con distintas técnicas ((Vernazza, 2013),(Álvarez-Vaz *et al.*, 2016), (Álvarez-Vaz y Vernazza, 2017)). En 2017 se recabaron nuevos datos con la idea de que estos reflejaran la satisfacción de los estudiantes luego del cambio de plan (2012), también se aplicaron distintas técnicas con estos datos (Álvarez-Vaz y Vernazza, 2018) , Álvarez-Vaz y Vernazza (2019). Este trabajo consta de uno de ellos en el cual, como ya se dijo y se ampliará más adelante, se aplica Análisis de Clases Latentes.

Un primer avance de este estudio fue presentado virtualmente en octubre de 2020 en el XVI Foro Internacional sobre la Evaluación de la Calidad de la Investigación y de la Educación Superior en Sevilla, España. Luego se expuso en Argentina, en el XLVIII Coloquio Argentino de Estadística y en la Universidad de Buenos Aires, Facultad de Ciencias Económicas, Centro de Econometría. Finalmente, a fines del mismo año, el trabajo fue presentado y discutido en el Seminario del Instituto de Estadística de la misma facultad donde se tomaron los datos para la presente investigación.

1.2. Objetivos

El objetivo principal de esta investigación es identificar una estructura de grupos de estudiantes dentro de la facultad a partir de su nivel de Satisfacción con la misma.

De este objetivo general se desprenden los siguientes objetivos específicos:

- Analizar las características de los estudiantes que no contestaron el formulario ya sea de forma total o parcial y por ende quedaron por fuera del estudio posterior.
- Identificar una variable latente que mida la Satisfacción Estudiantil de los estudiantes de grado de la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración (modelo incondicional).
- Comprobar si existe una variable de clases latentes que describa la Satisfacción Estudiantil con variables explicativas (modelo condicional).
- Comparar ambos resultados.

2. Teoría Análisis de Clases Latentes

El Análisis de Clases Latentes (ACL) busca segmentar la tabla/hipercubo de contingencia creado a partir de las variables observadas/*manifiestas*, por una variable no observada/*latente*, con la siguiente característica: se supone que las respuestas a todas las variables manifiestas son estadísticamente independientes con respecto a los valores de la variable de clases latentes (*independencia local o condicional*). De este manera el modelo asocia, en términos de probabilidad, cada individuo a una *clase* latente. Por lo tanto, se puede predeeterminar el valor esperado con el que una observación responde a cada variable manifiesta.

Este método puede verse como un modelo de regresión y, por lo tanto, sería posible incluir variables predictivas para la membresía de cada observación a una clase latente (Bandein-Roche *et al.*, 1997).

2.1. Definición del modelo

Se considera un modelo en el que se observan J variables categóricas politómicas (variables *manifiestas*) tal que cada una tiene K_j ($j = 1 : J$) posibles respuestas, para los $i = 1, 2, \dots, N$ individuos.

Y_{ijk} será el valor observado de las J variables manifiestas para el individuo i , tal que $Y_{ijk} = 1$ si el individuo i da la respuesta k de la variable j y $Y_{ijk} = 0$ en otro caso, con

$j = 1, \dots, J$, $k = 1, \dots, K_j$ y π_{jrk} la probabilidad condicional de que una observación en la clase $r = 1, \dots, R$ produzca el k -ésimo resultado de la variable j -ésima.

Por su parte, p_r representa las proporciones a partir de las cuales serán generados los pesos para la suma ponderada de las tablas de clasificación ($\sum_r^{max} p_r = 1$). En este sentido, considerando que estos p_r representan la probabilidad *incondicional* de que un individuo pertenezca a una clase (antes de tomar en cuenta el valor de Y_{ijk}), p_r será denominado probabilidad *a priori* de la membresía a cada clase latente.

La probabilidad de que un individuo i en la clase r genere un conjunto J de resultados en las variables manifiestas, asumiendo independencia condicional de los resultados Y dada la pertenencia a una clase dada, es:

$$f(Y_i; \pi_r) = \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^{K_j} (\pi_{jrk})^{Y_{ijk}} \quad (1)$$

Además, la función de densidad es:

$$P(Y_i | \pi, p) = \sum_{r=1}^R p_r \prod_{j=1}^J \prod_{k=1}^{K_j} (\pi_{jrk})^{Y_{ijk}} \quad (2)$$

De esta manera se tienen dos clases de parámetros a estimar por el modelo: p_r y π_{jrk} . Dadas \hat{p}_r y $\hat{\pi}_{jrk}$, las probabilidades *a posteriori* de que cada individuo pertenezca a una clase latente, condicionada a los valores observados de las variables manifiestas, queda determinada:

$$\hat{P}(r_i | Y_i) = \frac{\hat{p}_r f(Y_i; \hat{\pi}_r)}{\sum_{q=1}^R \hat{p}_q f(Y_i; \hat{\pi}_q)} \quad (3)$$

con $r_i = 1, \dots, R$.

2.2. Estimación de parámetros

Los modelos de clase latente pueden estimarse mediante máxima verosimilitud, la función de verosimilitud será maximizada con respecto a p_r y π_{jrk} a través del algoritmo *EM* (Dempster *et al.* (1977); McLachlan (2000)). El algoritmo trabaja en forma iterativa en dos fases a partir de valores iniciales arbitrarios de \hat{p}_r y $\hat{\pi}_{jrk}$, los que se etiquetan como $\hat{p}_r^{anterior}$ y $\hat{\pi}_{jrk}^{anterior}$.

1. En la fase de esperanza (E) se calcula la probabilidad de membresía a la clase *latente* usando la ecuación (3), sustituyendo en los valores $\hat{p}_r^{anterior}$ y $\hat{\pi}_{jrk}^{anterior}$.

2. En la fase de maximización (M) los parámetros estimados se actualizan maximizando la log-verosimilitud dada la probabilidad a *posteriori* ($\hat{P}(r_i | Y_i)$).

De esta manera se redefinirán las probabilidades a priori y las condicionales. Como todo proceso iterativo este algoritmo repite las dos fases sustituyendo el valor viejo por el nuevo, hasta alcanzar un máximo o hasta que el incremento que tiene la log-verosimilitud sea menor a un cierto umbral previamente establecido.

2.3. Criterios de selección y validación del modelo

La estimación a través de ACL no estipula la cantidad de *clases* latentes, sin embargo existe una gran variedad de herramientas para evaluar tanto de forma teórica como empírica el número de clases latentes a considerar. Sin embargo, en la mayoría de los casos es necesario realizar un análisis exploratorio previo. Este proceso comienza presentando el modelo más general posible, es decir, un modelo con independencia completa que determina una sola clase. Una vez estimado dicho modelo, el número de clases se va incrementando de una en una hasta encontrar el modelo que resulte adecuado.

Agregar una clase al modelo mejorará el ajuste, pero incorporará ruido y parámetros a estimar, por lo que será necesario tener en consideración un criterio de parsimonia que establezca un equilibrio entre la mejora del ajuste y la cantidad de parámetros que se incorporan. En la mayoría de los casos será necesario que también se consideren distintos estadísticos de prueba como χ^2 , G^2 , y la entropía [(Fop y Murphy, 2017), (Fop *et al.*, 2017)].

Ajuste del modelo en base a los valores observados de χ^2 , G^2 , dónde:

$$\hat{Q}_c = N \sum_{r=1}^R \hat{p}_r \prod_{j=1}^{\hat{\pi}_{jrk}} \quad (4)$$

$$\chi^2 = \sum_{r=c} (q_c - \hat{Q}_c)^2 / \hat{Q}_c \quad (5)$$

$$G^2 = 2 \sum_{r=c} (q_c \log(q_c / \hat{Q}_c)) \quad (6)$$

3. Los datos

3.1. Cuestionario utilizado

El cuestionario utilizado en esta investigación es una adaptación del cuestionario utilizado por los investigadores Alves y Raposo de la Universidad de Beira Interior, Portugal (Alves y Raposo, 2004). Este cuestionario está dividido en dos partes bien diferenciadas, la primera comprende variables de carácter sociodemográficas, sexo, edad, año de ingreso, cantidad de materias en curso, entre otras. La segunda, está dividida en ocho bloques de preguntas (A - H), que siguen el modelo ECSI y poseen la misma estructura. Se realiza una pregunta general que determina la esencia del bloque y a partir de ella, se establecen afirmaciones para que el estudiante exprese su opinión utilizando una escala Likert de entre 1 y 10, donde 1 indica la mayor discrepancia con la afirmación (totalmente en desacuerdo) y 10 indica el mayor acuerdo (totalmente de acuerdo).

Los bloques presentan las siguientes temáticas:

- Bloque A - Contiene 12 afirmaciones referentes a las *expectativas* previas al ingreso a la facultad (variable *E*).
- Bloque B - Consta de 6 afirmaciones sobre la *imagen* que tienen los estudiantes con respecto a la facultad (variable *I*).
- Bloque C - Conformado por 9 afirmaciones asociadas a la *calidad del servicio que ofrece la facultad* (variable *CSA*).
- Bloque D - Contiene 9 afirmaciones asociadas a la *calidad del servicio ofrecido por la biblioteca, bedelía y cafetería entre otros* (variable *CSF*).
- Bloque E - Conformado por las mismas 9 afirmaciones que el bloque C, pero asociadas las *necesidades y deseos* actuales (variable *ND*).
- Bloque F - Presenta 7 afirmaciones asociadas al *valor percibido* (variable *VP*).
- Bloque G - Contiene 6 afirmaciones referentes a la *satisfacción* de los estudiantes con la facultad (variable *S*).
- Bloque H - Conformado por 5 preguntas que hacen referencia a la *lealtad* de los estudiantes con la facultad y al *boca a boca* generado entre los estudiantes (variable *L*).

3.2. Diseño muestral y muestra

Los datos utilizados surgen de la aplicación del instrumento descrito anteriormente sobre una muestra probabilística de unidades curriculares (UC) y estudiantes de la facultad. El equipo de trabajo se propuso alcanzar tanto a los estudiantes que asisten a clase como a los que no ya que estos últimos constituyen una alta proporción del total de estudiantes. Para ello se siguió un diseño muestral estratificado en 2 etapas con las siguientes características:

Estratificación: Se formaron 7 estratos de UC que integran la currícula de las carreras que se imparten en Facultad clasificándolas según su ubicación en los Planes de Estudios⁴. Los estratos 1 a 4 corresponden a las asignaturas obligatorias de cada uno de los 4 años previstos en los Planes de Estudios, los 5, 6 y 7 contienen las asignaturas opcionales de las carreras Contador Público, Licenciatura en Economía y Licenciatura en Administración respectivamente.

Primer etapa de muestreo: Con el objetivo de tomar una muestra de 60 UC, a cada estrato se le asignó un tamaño de muestra proporcional a la matrícula de estudiantes que recibe. Dentro de cada estrato se ordenaron las UC de acuerdo a su matrícula y, sobre la lista ordenada en forma ascendente, se aplicó muestreo sistemático para seleccionar las UC que integrarían la muestra. De esta forma se logró que la muestra contuviera tanto UC grandes como pequeñas en términos de la cantidad de estudiantes que las rinden. El sorteo de la muestra de UC se hizo con la librería *sampling* (Tillé y Matei, 2016), del sistema R (R Core Team, 2017).

Segunda etapa de muestreo y relevamiento de datos: Se seleccionaron estudiantes censando a los presentes en un salón de prueba parcial y un salón de examen de cada Unidad Curricular que se imparte en el primer semestre del año y un salón de examen de las UC que se imparten en el segundo semestre⁵. El total de formularios completados fue de 3614, correspondientes a 2997 estudiantes. En este trabajo, fueron utilizados únicamente los formularios cuya información estaba completa, es decir, que la aplicación presentada ha sido realizada sobre los datos correspondientes a 1809 estudiantes ($n = 1809$).

El procedimiento de relevamiento de datos descrito permitió alcanzar un gran número de estudiantes y, al realizarse en las pruebas de evaluación, se obtuvo información tanto de estudiantes que asisten a clases como de aquellos que no lo hacen. Del total de 60 UCs que integraban la muestra solamente una no pudo ser relevada en tanto ningún estudiante se presentó a rendir la prueba en el período de relevamiento de datos. Se destaca que la modalidad de relevamiento elegida permitió que poca cantidad de encuestadores fueran

⁴No se relevaron datos de las UC específicas de la Licenciatura en Estadística.

⁵Si la prueba de evaluación se tomó en más de un salón se asistió al de menor capacidad.

los que realizaran el trabajo de campo completo garantizando la homogeneidad de los procedimientos y criterios de solución de problemas. Debe señalarse que en el cuestionario se solicitó como número identificador la cédula de identidad pudiendo ello afectar los resultados dado que los encuestados pueden haberse sentido inseguros en relación al anonimato de sus respuestas.

Vale aclarar que no se tuvo en cuenta los pesos muestrales de los participantes, es decir, a cuántos estudiantes representa cada una de las personas que completaron el formulario de forma completa y por ende participaron del análisis.

3.3. Participantes

Del total de 1809 estudiantes analizados en este trabajo, un 56 % son mujeres, poco más de un 20 % tiene menos de 21 años y la mayoría (33 %) tiene entre 21 y 23 años. En cuanto al plan de estudios, casi un 70 % de los encuestados, son estudiantes del nuevo plan de estudios (Plan 2012). En lo que respecta a la actividad laboral, un 28 % de los estudiantes encuestados no trabaja, mientras un 43 % lo hace por un total de entre 4 y 8 horas diarias.

4. Técnicas utilizadas

Las estrategias metodológicas utilizadas en este trabajo fueron dos. Por un lado, se estimaron modelos de tipo logit para poder investigar las características de los estudiantes que no contestaron el formulario ya sea de forma total o parcial y por ende quedaron por fuera del análisis de satisfacción estudiantil. El estudio del nivel de satisfacción se realiza mediante una extensión del Análisis de Clases Latentes (ACL) que contempla la incorporación de covariables.

5. La no respuesta

En la sección 3.2 se mencionó que existen observaciones, en este caso estudiantes, que no son considerados en el análisis de clases latentes por poseer datos faltantes en alguna de las variables de estudio. Debido a que éstas representan el 40 % del total de estudiantes encuestados, se decidió analizar este conjunto de datos para evaluar posibles sesgos. Para estudiar a los estudiantes que no responden todos los campos del formulario se siguieron dos estrategias. Por un lado, se hizo un análisis descriptivo de las principales variables socio-demográficas, encontrándose que no hay diferencias importantes entre los dos set de datos (responde todo, no responde todo, reflejado en la variable 'Respuesta' con Si y No respectivamente), tal como se muestra en los gráficos siguientes.

Por otro lado, se estimaron distintos modelos de tipo logit, poniendo como variable dependiente si el estudiante en cuestión constestó o no todas las preguntas del formulario y probando distintos sets de variables independientes pero la conclusión fue la misma que al hacer el análisis descriptivo. No logramos obtener un modelo cuyo desempeño se pueda calificar como bueno según las principales medidas de rendimiento como pueden ser la matriz de confusión, la curva ROC y el área bajo la curva mencionada, por lo que se puede afirmar que hay indicios de que no hay un patrón o característica distintiva en la no respuesta de los estudiantes. Por lo tanto, se puede concluir que no se está cometiendo ningún sesgo al trabajar con los estudiantes con datos completos.

A continuación se muestra el "mejor" modelo logit estimado junto con sus coeficientes y el análisis de varianza ANOVA para estudiar los posibles efectos de las variables independientes⁶ sobre la varianza de la variable dependiente, donde se puede ver que si bien las variables son significativas para explicar la no respuesta, la curva ROC asociada presentó un rendimiento "muy malo".

Call:

```
glm(formula = resp ~ SEXO + EDAD + ing_cat + trabaja + Abandono_cat +
contador, family = binomial(link = "logit"), data = datos)
```

Tabla 1: Modelo logit estimado junto con sus coeficientes

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)	
(Intercept)	1.3119	0.2194	5.98	0.0000	***
SEXO2	0.1952	0.0878	2.22	0.0263	*
EDAD2	0.2885	0.1553	1.86	0.0632	.
EDAD3	0.0316	0.1764	0.18	0.8580	
EDAD4	0.1716	0.2176	0.79	0.4304	
EDAD5	-0.3031	0.2117	-1.43	0.1521	
ing_cat2	-0.3630	0.1361	-2.67	0.0077	**
ing_cat3	-0.6646	0.1503	-4.42	0.0000	***
trabaja1	-0.3963	0.1475	-2.69	0.0072	**
Abandono_cat1	-0.2449	0.1084	-2.26	0.0238	*
contador1	-0.1894	0.0935	-2.02	0.0429	*

⁶Las variables sexo, trabaja, Abandono_cat y contador son variables binarias que toman el valor 1 en caso de que se cumpla la condición de que es mujer, trabaja, abandonó alguna vez la carrera y estudia la carrera contador respectivamente. La variable edad se categoriza en: 18-20 años, 21-23 años, 24-27 años, 28-30 años, más de 30. La variable ing_cat refiere al año de ingreso a facultad y se categoriza como 1 si ingresó antes de 2011, 2 entre 2011 y 2013 y si ingresó luego de 2013 se categoriza como 3.

Tabla 2: Tabla correspondiente al análisis ANOVA

	Df	Deviance	Resid. Df	Resid. Dev	Pr(>Chi)	
NULL			2358	3104.85		
SEXO	1	6.04	2357	3098.81	0.0140	*
EDAD	4	11.59	2353	3087.22	0.0207	*
ing_cat	2	13.56	2351	3073.67	0.0011	**
trabaja	1	8.06	2350	3065.61	0.0045	**
Abandono_cat	1	5.02	2349	3060.60	0.0251	*
contador	1	4.13	2348	3056.47	0.0422	*

La hipótesis nula de la que parten los diferentes tipos de ANOVA es que la media de la variable estudiada es la misma en los diferentes grupos, en contraposición a la hipótesis alternativa de que al menos dos medias difieren de forma significativa. ANOVA permite comparar múltiples medias, pero lo hace mediante el estudio de las varianzas.

6. Aplicación

Para la aplicación desarrollada para este trabajo se usaron diferentes librerías del sistema R, (R Core Team, 2019), como poLCA (Linzer y Lewis, 2011), (Fop y Murphy, 2017) para los modelos de clases latentes y para depuración de los datos (Fox y Weisberg, 2019),(Wickham *et al.*, 2019), el estudio de la no respuesta (Maechler *et al.*, 2019), (Kuhn, 2020) y la visualización (Wickham, 2016),(Wei y Simko, 2017). En este trabajo, para la estimación del modelo se tomó como insumo la agregación de las respuestas por bloque, dejando de lado las respuestas en las últimas dos dimensiones (*satisfacción* y *lealtad/bocaaboca*) ya que estas no se consideran causa del grado de satisfacción sino consecuencia de ella. Luego se recategorizan las 6 variables observadas, correspondientes cada una a un bloque de preguntas, en 4 categorías de respuesta posibles (por eso subíndice R en las variables).

Simplificando la notación, la codificación utilizada será (para $i = 1:6$):

$$Y_i = \begin{cases} 1 & \text{Bajo} \\ 2 & \text{MedioBajo} \\ 3 & \text{MedioAlto} \\ 4 & \text{Alto} \end{cases}$$

$$Y = (E_R, I_R, CSA_R, CSF_R, ND_R, VP_R)$$

En el Cuadro 3 se presentan los diez patrones de respuesta más frecuentes (de las 660 secuencias observadas), y sus respectivas frecuencias. En dicha tabla se puede observar que los dos patrones más frecuentes son los que representan los extremos: niveles *altos de todas* las variables manifiestas y valores *bajos en todas* ellas, respectivamente.

Tabla 3: Patrones de respuesta - Frecuencias observadas.

E_R	I_R	CSA_R	CSF_R	ND_R	VP_R	Frecuencia
4	4	4	4	4	4	145
1	1	1	1	1	1	127
4	4	4	4	4	3	36
1	1	1	2	1	1	30
3	3	3	3	3	3	25
4	4	4	3	4	4	21
3	4	4	4	4	4	17
2	2	2	2	2	2	16
2	2	2	2	2	1	15
1	1	1	1	1	2	13

En resumen, se tiene:

- Tamaño de muestra: $n = 1.809$ (sin considerar datos faltantes ni estudiantes repetidos).
- Una **variable de clases latentes**: Satisfacción estudiantil.
- Seis variables (Y_i) **manifiestas**: $p = 6$.
- Cada una de las variables manifiestas posee 4 categorías de respuestas posibles: $k_i = 3$ (para $i = 1:6$).

Cuando se trabaje con el modelo condicional se incluirán las siguientes covariables: *edad*, *hace o no la carrera de contador*, *trabaja o no*, *abandonó alguna vez la carrera o no*.

7. Resultados

Se estimaron cuatro modelos sin covariables pero finalmente se optó por trabajar con el modelo con 4 clases latentes ya que este presentó mejor ajuste, tal como se muestra en el siguiente cuadro.

Tabla 4: Estimación de 4 modelos - M = 1, 2, 3, 4 (Sin covariables)

Clases	BIC	χ^2	valor p	G^2	valor p	entropía
M = 1	30178.3	118065.1	0	9531.2	0	8.3
M = 2	25233.2	12428.5	0	4443.5	0	6.9
M = 3	23676.4	8765.4	0	2744.3	0	6.5
M = 4	23191.6	8152.1	0	2116.9	0	6.3

Analizando las probabilidades condicionales del modelo elegido (Tabla 5), se puede ver que en todas las variables se cumple que los estudiantes que pertenecen al grupo 3, tienen una mayor probabilidad de que sus respuestas pertenezcan a la categoría alta. En el otro extremo, los estudiantes que pertenecen al grupo 2, tienen una mayor probabilidad de que sus respuestas pertenezcan a la categoría baja. Finalmente se observan dos grupos intermedios, el grupo 1 y el 4, cuyas probabilidades de respuesta más altas se dan en las categorías medio alta y medio baja respectivamente.

Tabla 5: Probabilidades condicionales $P(Y_i/r)$.

E_R	1	2	3	4
$r = 1$	0.04	0.20	0.63	0.13
$r = 2$	0.80	0.14	0.04	0.02
$r = 3$	0.01	0.02	0.22	0.75
$r = 4$	0.25	0.53	0.14	0.08
I_R	1	2	3	4
$r = 1$	0.01	0.19	0.55	0.24
$r = 2$	0.81	0.15	0.04	0.01
$r = 3$	0.00	0.00	0.20	0.80
$r = 4$	0.23	0.53	0.20	0.03
CSA_R	1	2	3	4
$r = 1$	0.00	0.16	0.69	0.15
$r = 2$	0.90	0.09	0.00	0.01
$r = 3$	0.00	0.00	0.12	0.88
$r = 4$	0.12	0.77	0.10	0.01
CSF_R	1	2	3	4
$r = 1$	0.07	0.26	0.46	0.20
$r = 2$	0.67	0.25	0.06	0.01
$r = 3$	0.01	0.07	0.23	0.69
$r = 4$	0.29	0.44	0.21	0.06
ND_R	1	2	3	4
$r = 1$	0.01	0.16	0.66	0.16
$r = 2$	0.90	0.09	0.00	0.01
$r = 3$	0.00	0.01	0.10	0.90
$r = 4$	0.17	0.69	0.11	0.03
VP_R	1	2	3	4
$r = 1$	0.04	0.27	0.43	0.26
$r = 2$	0.76	0.17	0.06	0.02
$r = 3$	0.01	0.03	0.29	0.67
$r = 4$	0.28	0.43	0.23	0.06

Por lo tanto, en lo que refiere a la *Satisfacción Estudiantil*, según el modelo incondicional, las clases latentes se podrían categorizar como:

- $r = 1$: Estudiantes con *Satisfacción Estudiantil* **media-alta**.
- $r = 2$: Estudiantes con *Satisfacción Estudiantil* **baja**.
- $r = 3$: Estudiantes con *Satisfacción Estudiantil* **alta**.

- $r = 4$: Estudiantes con *Satisfacción Estudiantil* **media-baja**.

Para hallar el mejor modelo con covariables, es decir el modelo condicional, nuevamente se estimaron cuatro modelos aumentando la cantidad de clases en cada paso y se decidió trabajar con el de 4 clases latentes porque presentó mejores resultados en los estadísticos de prueba. A continuación se muestran los resultados de la estimación del mismo:

```

=====
Fit for 4 latent classes:
=====
2 / 1
Coefficient  Std. error  t value  Pr(>|t|)
(Intercept)    0.02527    0.16152    0.156    0.876
EDAD.rec1     -0.76580    0.24633   -3.109    0.002
contador       0.06097    0.15333    0.398    0.691
trabaja        0.19058    0.16749    1.138    0.255
Abandono_cat   0.35984    0.19044    1.890    0.059
=====
3 / 1
Coefficient  Std. error  t value  Pr(>|t|)
(Intercept)   -0.32223    0.16909   -1.906    0.057
EDAD.rec1     -0.97093    0.26068   -3.725    0.000
contador       0.47668    0.15297    3.116    0.002
trabaja        0.20200    0.16442    1.229    0.219
Abandono_cat   0.44570    0.19196    2.322    0.020
=====
4 / 1
Coefficient  Std. error  t value  Pr(>|t|)
(Intercept)   -0.59167    0.17768   -3.330    0.001
EDAD.rec1     -0.89246    0.25255   -3.534    0.000
contador       0.26200    0.15895    1.648    0.099
trabaja        0.31633    0.17750    1.782    0.075
Abandono_cat   0.50901    0.19223    2.648    0.008
=====
number of observations: 1809 number of estimated parameters: 87
residual degrees of freedom: 1722 maximum log-likelihood: -11294.03

AIC(4): 22762.06;BIC(4): 23240.61;X^2(4): 8247.008 (Chi-square goodness of fit)

```

Al comparar los resultados obtenidos con el modelo incondicional y condicional se observa que ambos arrojan resultados similares, prácticamente la totalidad de los estudiantes

que pertenecen a determinada clase según uno de los modelos, luego se encuentran en su mayoría agrupados juntos en el otro modelo, tal como se ve en el cuadro siguiente.

Tabla 6: Análisis comparativo

Clases sin covariables	Clases con covariables				Total
	1 (A)	2 (MA)	3 (MB)	4 (B)	
1 (MA)	4	507	5	0	516
2 (B)	0	0	0	358	358
3 (A)	433	5	0	0	438
4 (MB)	0	5	488	4	497
Total	437	517	493	362	1809

Por lo tanto, en lo que refiere a la *Satisfacción Estudiantil*, según el modelo condicional, las clases latentes se podrían categorizar como:

- $r = 1$: Estudiantes con *Satisfacción Estudiantil* **alta**.
- $r = 2$: Estudiantes con *Satisfacción Estudiantil* **media-alta**.
- $r = 3$: Estudiantes con *Satisfacción Estudiantil* **media-baja**.
- $r = 4$: Estudiantes con *Satisfacción Estudiantil* **baja**.

7.1. Caracterización de las clases

Dado que no existen grandes diferencias entre los resultados obtenidos con los dos modelos presentados, se decide mostrar los correspondientes al modelo condicional cuyas probabilidades a priori son:

$$P(1) = 0,24; P(2) = 0,29; P(3) = 0,27; P(4) = 0,20.$$

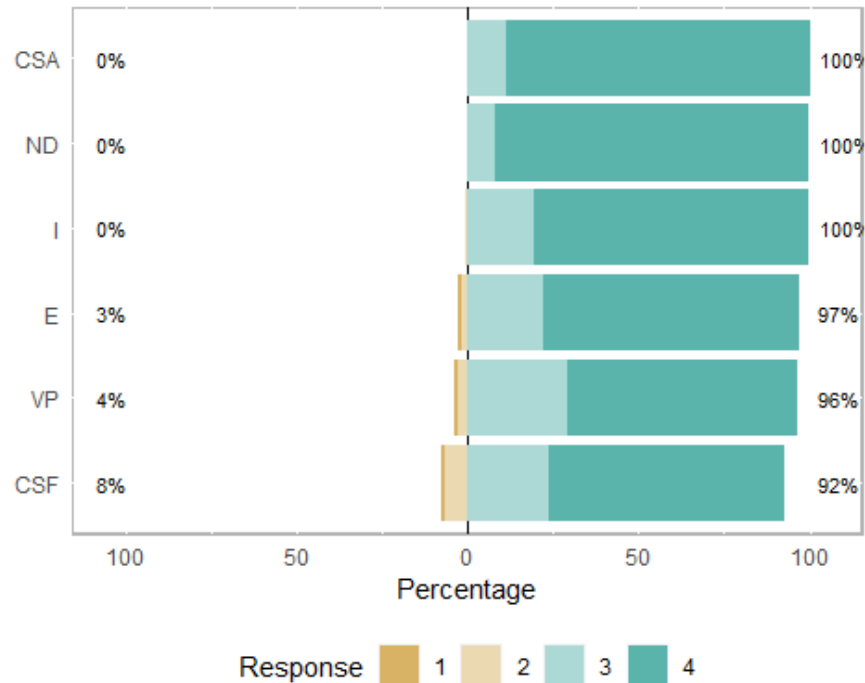
La caracterización de cada una de las clases se realiza en función de la probabilidad condicional, de cada una de las categorías de cada variable manifiesta, dada la clase. Tomando como referencia los resultados presentados en el cuadro 5, la caracterización de las clases en las que se agrupan a los 1.809 estudiantes es la siguiente:

Clase Latente 1

Aquí se encuentran 437 estudiantes (24% del total), los cuáles presentan un nivel alto en todas las variables manifiestas, destacándose con mayor notoriedad los porcentajes de respuestas altas en las categorías: percepción de la calidad de los servicios académicos, la satisfacción de sus necesidades y deseo e imagen (ver figura 1). Además, se cumple

que la probabilidad de que un estudiante, dado que pertenece a esta clase, tenga niveles bajos en su percepción de la calidad de los servicios académicos o en la satisfacción de sus necesidades y deseos es 0.

Figura 1: Respuestas de las variables explicativas en la clase 1 (%)



El patrón específico de esta clase es:

$$(E_R, I_R, CSA_R, CSF_R, ND_R, VP_R) = (4, 4, 4, 4, 4, 4).$$

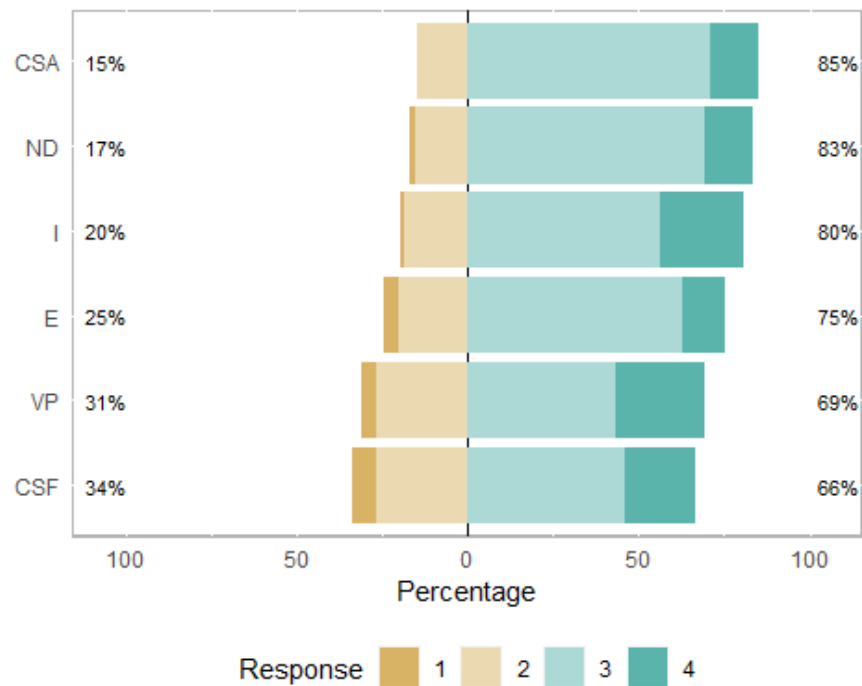
Por otra parte, en lo que refiere a las variables características de los estudiantes en esta clase se tiene:

- El 50% de los estudiantes tienen menos de 24 años de edad y el 74% menos de 28.
- Casi el 70% de los estudiantes trabajan y dentro de éstos, el 40% pertenecen al Plan 2012 y el 30% al Plan 90, por lo que la cantidad de estudiantes del Plan 2012 dentro de esta clase también es un número cercano al 70%.
- Se destaca que casi el 80% de los estudiantes declaran no haber abandonado nunca la carrera.

Clase Latente 2

Los 517 estudiantes que pertenecen a esta clase latente representan el 29% del total y se caracterizan por tener nivel medio-alto de expectativas, valor percibido y percepción de la calidad de los servicios funcionales. En lo que refiere a la percepción de la calidad de los servicios académicos, la satisfacción de sus necesidades y deseos y la imagen, los estudiantes que se encuentran en esta clase presentan valores altos (ver figura 2). Además, se destaca que la probabilidad de que un estudiante, dado que pertenece a esta clase, tenga niveles bajos en percepción de la calidad de los servicios académicos es 0.

Figura 2: Respuestas de las variables explicativas en la clase 2 (%)



El patrón característico de esta clase es:

$$(E_R, I_R, CSA_R, CSF_R, ND_R, VP_R) = (3, 3, 3, 3, 3, 3).$$

En lo que respecta a las variables características de los estudiantes en esta clase se tiene:

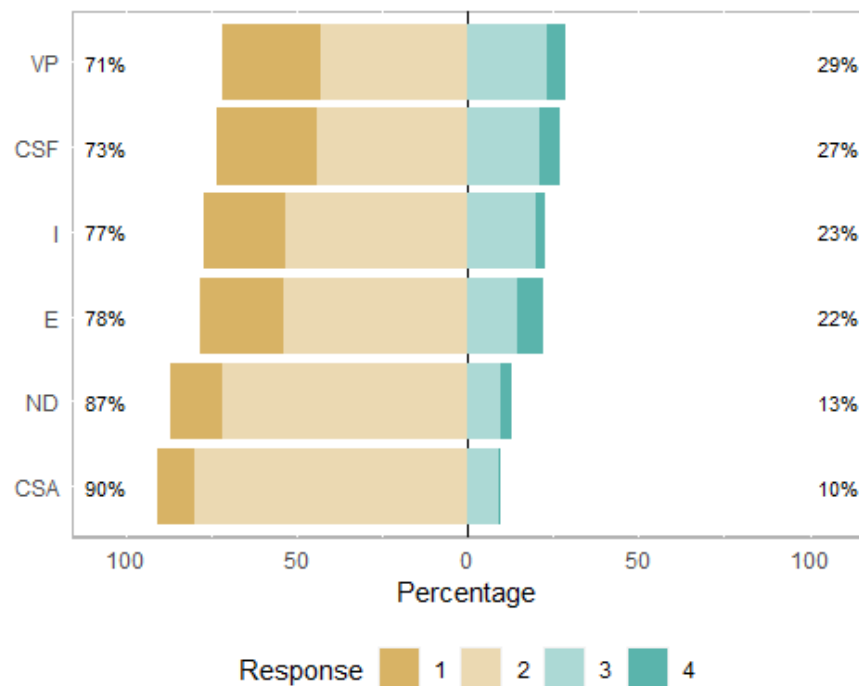
- El En lo que respecta a las variables características de los estudiantes en esta clase se tiene:
- El El 54% de los estudiantes tienen menos de 24 años de edad y el 81% menos de 28.

- El Más del 70 % de los estudiantes trabajan. El 24 % de los estudiantes declaran haber abandonado al menos una vez la carrera.

Clase Latente 3

Los estudiantes que se encuentran en esta clase totalizan en 493, lo cual implica un 27 % del total. Presentan un nivel de valor percibido, percepción de la calidad de los servicios funcionales, imagen y expectativas medio-bajo y niveles bajos de satisfacción de necesidades y deseos y percepción de la calidad de los servicios académicos (ver figura 3).

Figura 3: Respuestas de las variables explicativas en la clase 3 (%)



En función de la descripción realizada se entiende que el patrón característico de esta clase es:

$$(E_R, I_R, CSA_R, CSF_R, ND_R, VP_R) = (2, 2, 2, 2, 2, 2)$$

Además, en cuanto a la distribución de los estudiantes de esta clase, según las variables de caracterización, se tiene:

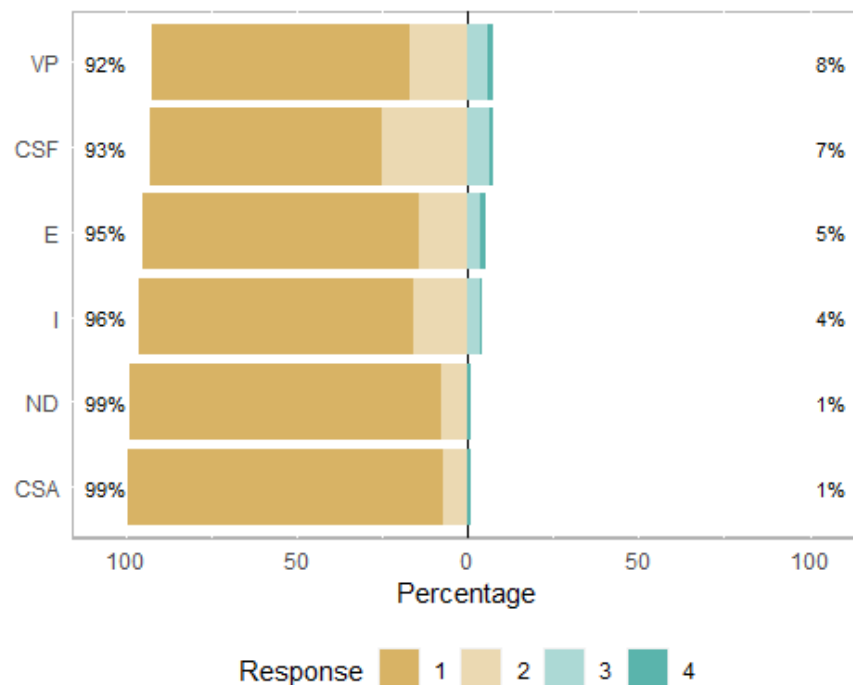
- El 62 % de los estudiantes tienen entre 21 y 27 años. Si a éstos les agregamos los estudiantes menores a 21 años, acumulamos el 82 % de las personas pertenecientes a esta clase aproximadamente.

- Más del 70 % de los estudiantes trabajan.
- El 26 % de los estudiantes declaran haber abandonado al menos una vez la carrera.

Clase Latente 4

En el extremo opuesto a los estudiantes cuya satisfacción se define a partir de la clase 1, se encuentran los 362 estudiantes de esta clase (20 % del total). Estos presentan un nivel bajo de todas las variables manifiestas, destacándose con mayor notoriedad los porcentajes de respuestas bajas en las categorías: percepción de la calidad de los servicios académicos y la satisfacción de sus necesidades y deseos.

Figura 4: Respuestas de las variables explicativas en la clase 4 (%)



El patrón específico de esta clase es:

$$(E_R, I_R, CSA_R, CSF_R, ND_R, VP_R) = (1, 1, 1, 1, 1, 1).$$

Además, la distribución de los estudiantes de esta clase, según las variables de caracterización, indica que:

- El 64 % de los estudiantes tienen entre 21 y 27 años. Si a estos les agregamos los estudiantes menores a 21 años, acumulamos el 80 % de las personas pertenecientes a esta clase aproximadamente.

- El 76 % de los estudiantes trabajan.
- El 27 % de los estudiantes declaran haber abandonado al menos una vez la carrera.

8. Conclusiones y consideraciones finales

Los resultados obtenidos y presentados en este trabajo, nos permiten concluir:

- Efectivamente existe una variable de clases latentes (no observada) que refiere a la *Satisfacción Estudiantil*, tanto si se trabaja con un modelo incondicional como condicionado por covariables.
- Dicha variable tiene 4 clases que quedan definidas a partir de la interacción de las 6 variables manifiestas: Expectativas, Imagen, Calidad (servicios académicos), Calidad (servicios funcionales), Necesidades/Deseos y Valor percibido.
- En función de la pertenencia a cada una de las clases, se detectan estudiantes universitarios cuya satisfacción con la facultad es extrema en 2 sentidos opuestos: *Satisfacción Estudiantil* alta y *Satisfacción Estudiantil* baja. En un término medio, existen estudiantes cuya *Satisfacción Estudiantil* se define como media. Para estos, existen dos clases: media-alta y media-baja.
- Prácticamente no se encuentran diferencias significativas entre las clases según las variables sexo y plan, se observa que en todas las clases predomina un porcentaje de mujeres cercano al 55 % y una cantidad de estudiantes pertenecientes al Plan 2012 que representan casi el 70 %.
- Las variables edad, abandono y aquella que refleja si el estudiante trabaja o no tienen un comportamiento similar. Sucede que a medida que se pasa a la siguiente clase (recordando que esto implica un menor grado de satisfacción en la FCEA), mayor cantidad de estudiantes se encuentran trabajando, variando de 69 % en la clase 1 a 76 % en la clase 4. Estudiando la variable abandono se puede ver que, a medida que se analiza la siguiente clase aumenta el porcentaje de estudiantes que abandonaron al menos una vez la carrera en FCEA, variando de 22 % en la clase 1 a 27 % en la 4. Y si se analiza la variable edad se puede afirmar que a medida que se avanza a la clase siguiente, menor cantidad de estudiantes mayores a 27 años. Es decir que el hecho de trabajar y/o haber abandonado al menos una vez la facultad, se asocia con menores niveles de satisfacción, mientras que una mayor edad con mayor satisfacción.
- Finalmente, la clase que presenta una menor proporción de contadores es la 1 con 59 % y la mayor proporción la 3 con 72 %.

Como consideraciones finales y propuestas a futuro se plantea:

- En las 2 estrategias los métodos de estimación convergen y forman clases, sin embargo los estadísticos de prueba no logran funcionar como criterio de parada, por lo que es necesario estudiar este fenómeno que parece estar asociado a:
- Tamaño de muestra (por arriba de 1500 el método comienza a mostrar ese comportamiento).
- La estructura del hipercubo de contingencia que puede verse como una matriz 'sparse' (apenas 15 % de las configuraciones posibles se observan).
- Considerar los pesos muestrales que tiene las observaciones en virtud del diseño muestral utilizado.
- Hacer el análisis con variables continuas, es decir sin categorizar las variables manifiestas y comparar con los resultados obtenidos aquí.

Referencias Bibliográficas

- Alfaro García, M. E. y Caballero Domínguez, A. J. (2006). Indices nacionales de satisfacción: Una vista general. En *Congreso de Metodología de Encuestas*.
- Álvarez-Vaz, R. y Vernazza, E. (2017). Evaluación de un instrumento de medición del nivel de satisfacción estudiantil a través de la aplicación de modelos de ecuaciones estructurales. *Cuadernos del CIMBAGE*, 19(1):1–25.
- Álvarez-Vaz, R. y Vernazza, E. (2018). Una Caracterización de la satisfacción estudiantil en la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración. *Intercambios*.
- Álvarez-Vaz, R. y Vernazza, E. (2019). Caracterización de la satisfacción estudiantil en la Facultad de Ciencias Económicas y de Administración en Uruguay: Una aplicación de análisis de clases latentes y de análisis de cluster. *Cuadernos del CIMBAGE*, 21(1):65–85.
- Álvarez-Vaz, R., Freira, D., Vernazza, E., y Alves, H. (2016). Can students' satisfaction indexes be applied the same way in different countries? *Int Rev Public Nonprofit Marketing*, 13(101).
- Alves, H. y Raposo, M. (2004). La medición de la satisfacción en la enseñanza universitaria: El ejemplo de la universidade da beira interior. *Int Rev Public Nonprofit Marketing*, 1(1):73–88.
- Bandeen-Roche, K., Miglioretti, D. L., Zeger, S. L., y Rathouz, P. J. (1997). Latent variable regression for multiple discrete outcomes. *Journal of the American Statistical Association*, 92(440):1375–1386.
- Dempster, A. P., Laird, N. M., y Rubin, D. B. (1977). Maximum likelihood from incomplete data via the em algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society*, 39:1–38.
- Dermanov, V. y Eklof, J. (2001). Using aggregate customer satisfaction index - challenges and problems on comparison with special reference to russia.
- Fop, M. y Murphy, T. B. (2017). *LCAvarsel: Variable selection for latent class analysis*.
- Fop, M., Smart, K., y Murphy, T. B. (2017). Variable selection for latent class analysis with application to low back pain diagnosis. *Annals of Applied Statistics*, 11:2085–2115.
- Fornell, C. and Johnson, M. D., Anderson, E. W., Cha, J., y Bryant, B. E. (1996). The american customer satisfaction index: Nature, purpose, and findings. *Journal of Marketing*, 60(4):7–18.

-
- Fox, J. y Weisberg, S. (2019). *An R Companion to Applied Regression*. Sage, Thousand Oaks CA, third edición.
- Kuhn, M. (2020). *caret: Classification and Regression Training*. R package version 6.0-85.
- Linzer, D. A. y Lewis, J. B. (2011). poLCA: An R package for polytomous variable latent class analysis. *Journal of Statistical Software*, 42(10):1–29.
- Maechler, M., Rousseeuw, P., Struyf, A., Hubert, M., y Hornik, K. (2019). *cluster: Cluster Analysis Basics and Extensions*. R package version 2.1.0 — For new features, see the ‘Changelog’ file (in the package source).
- McLachlan, G. (2000). *Finite mixture models*. Wiley, New York.
- R Core Team (2019). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0.
- Vernazza, E. (2013). *Evaluación de un instrumento de medición del nivel de satisfacción estudiantil en los cursos de formación superior de la FCCEEyA de la UDELAR a través de la aplicación de Structural Equation Modelling (SEM)*. Informe de Pasantía, Licenciatura en Estadística - Facultad de Ciencias Económicas y de Administración - Universidad de la República.
- Wei, T. y Simko, V. (2017). *R package corrplot”: Visualization of a Correlation Matrix*. (Version 0.84).
- Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag New York.
- Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., McGowan, L. D., François, R., Grolemund, G., Hayes, A., Henry, L., Hester, J., Kuhn, M., Pedersen, T. L., Miller, E., Bache, S. M., Määttä, K., Ooms, J., Robinson, D., Seidel, D. P., Spinu, V., Takahashi, K., Vaughan, D., Wilke, C., Woo, K., y Yutani, H. (2019). Welcome to the tidyverse. *Journal of Open Source Software*, 4(43):1686.

Instituto de Estadística

Serie Documentos de Trabajo



FACULTAD DE
CIENCIAS ECONÓMICAS
Y DE ADMINISTRACIÓN

IESTA INSTITUTO
DE ESTADÍSTICA



UNIVERSIDAD
DE LA REPÚBLICA
URUGUAY

Gonzalo Ramirez 1926, Piso 1, Oficina 23 - C.P. 11200 -
Montevideo, Uruguay
Teléfono: (598) 2410 2564
<https://iesta.fcea.udelar.edu.uy/>
Área Publicaciones

Abril, 2021

Nº05/21