

Noviembre
14 -15 -16
2018



VIII CLABES
PANAMÁ - 2018

Octava Conferencia
Latinoamericana
sobre el ABandono
en la Educación Superior

ANÁLISIS DE CLASES LATENTES: CARACTERIZACIÓN PARA EL DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE PROGRAMAS DE ORIENTACIÓN Y DISMINUCIÓN DEL ABANDONO EN EDUCACIÓN SUPERIOR

Línea Temática 1: Factores asociados al abandono. Tipos y perfiles de abandono.

Paola González Valderrama
Centro de Aprendizaje Campus Sur, Universidad de Chile
paola.gonzalez@u.uchile.cl

Alonso Laborda Contreras
Centro de Aprendizaje Campus Sur, Universidad de Chile
alonso.laborda@ug.uchile.cl

Alejandro Venegas Cifuentes
Centro de Aprendizaje Campus Sur, Universidad de Chile
avenegasc@fen.uchile.cl

Resumen: El presente trabajo propone la metodología de Análisis de Clases Latentes (ACL), para demostrar que la autorregulación académica es un factor clave, tanto en la caracterización inicial de los estudiantes como en la articulación entre ella y el diseño e implementación de programas de orientación; relevando, de esta manera, la importancia que la autorregulación académica tiene para la generación de competencias y su relación con el riesgo de abandono universitario. **Metodología:** Se utilizó el Perfil de Autorregulación Académica (PAA) y los resultados de su aplicación a las cohortes 2016 y 2017 de Campus Sur de la Universidad de Chile (n=870). El ACL se empleó para identificar patrones de respuesta en los resultados obtenidos por los estudiantes y caracterizarlos para construir perfiles de riesgo de abandono. **Resultados:** De este análisis se deriva que el modelo con mejor ajuste a los datos (mejor BIC) es el de cuatro clases latentes. Este modelo permite identificar y validar que los factores derivados de los resultados del PAA son un indicador apropiado para caracterizar a los estudiantes. Además, se logra explorar las relaciones entre las variables incluidas en el análisis y sustentar la hipótesis planteada al inicio de la investigación. **Conclusiones:** La caracterización y posterior orientación en educación superior requieren profundizar su articulación, no solamente para mejorar su efectividad en la reducción del abandono, sino también para mejorar la calidad de vida universitaria y hacer más llevadera la transición a la educación superior. Para ello es necesario innovar y aplicar

nuevas metodologías y técnicas que permitan tanto conocer detalladamente los perfiles de ingreso de los estudiantes como también determinar con precisión cuáles son las mejores alternativas de orientación una vez detectadas sus necesidades. Se concluye que el ACL es una metodología apropiada para el estudio y comprensión del abandono en educación superior, ya que permite, además de caracterizar a los estudiantes de primer año universitario, definir perfiles de riesgo de abandono para generar de manera oportuna y precisa, el diseño de programas de orientación basado en el desarrollo de habilidades de autorregulación académica.

Descriptor o Palabras Clave: Abandono, Análisis de Clases Latentes, Orientación, Alerta Temprana, Caracterización Inicial.

1. Introducción

La Educación Superior (ESUP) en América Latina ha experimentado en las últimas décadas una gran expansión, lo que se ha traducido en una mayor cobertura y ampliación de las matrículas hacia sectores sociales que históricamente permanecieron excluidos de instituciones universitarias. El caso chileno se condice con esta realidad regional. De este modo, al año 2017 había 1.247.746 estudiantes matriculados en instituciones de ESUP, cifra muy superior a la del año 1984 cuando la matrícula alcanzaba sólo 189.151 estudiantes (SIES, 2017).

Pese a lo anterior, uno de los principales problemas de la ESUP, tanto en Chile como en Latinoamérica, es el abandono y las altas cifras de jóvenes que no culminan sus estudios formales. Por lo mismo, el abandono ha sido objeto de numerosos estudios (Rey, Steren, Diconca, & Davoglio, 2017; Munizaga, Cifuentes, & Beltrán, 2017; Herbas, Rey, & Arandia, 2017). Ante esta realidad, se han desarrollado desde las universidades variados modelos de caracterización inicial, con el objetivo de conocer a los estudiantes (Rodríguez, González, & Aguilera, 2017; Said-Hung, 2017; González, 2017; Sandoval, Salazar, Sánchez, Prócel, & Guevara, 2017). Por otra parte, se han creado numerosos programas de orientación enfocados en la disminución del abandono, fortalecimiento de la permanencia y egreso oportuno (Caamaño & Quintana, 2017; San Martín & Marinkovic, 2017; Sandoval, Castro, & Hernández, 2017; Gallego & Casadiego, 2017; Ramos & Fonseca, 2017).

Sin embargo, uno de los principales desafíos de la reducción del abandono en los sistemas universitarios latinoamericanos pasa por la correcta y oportuna articulación entre la caracterización inicial y los dispositivos de orientación que las instituciones disponen para sus estudiantes. De este modo, sería posible dar un salto cualitativo y no sólo conocer al estudiante y ofrecer programas de orientación, sino identificar en detalle dimensiones claves del proceso de inserción a la universidad y disponer de programas que fortalezcan las habilidades necesarias para que el estudiante pueda permanecer en ella, adquirir los conocimientos académicos pertinentes, egresar e incorporarse a la sociedad como profesional y contribuir desde su formación.

En general, los estudios sobre abandono consideran las dimensiones socioeconómicas y académicas como las principales causas. Producto de la experiencia y de los resultados del trabajo realizado por el Centro de Aprendizaje Campus Sur este trabajo propone como tercera

dimensión la autorregulación académica⁸, la cual tendría un rol central en la permanencia de los estudiantes, lo que es ratificado por la bibliografía (García-Ros & Pérez-González, 2011; Garzón, y otros, 2017; Thibodeaux, Deutsch, Kitsantas, & Winsler, 2016; Wibrowski, Matthews, & Kitsantas, 2016; Mateo, Canet, & Andrés, 2015). Por tanto, la hipótesis que orienta la investigación es: *La autorregulación académica como variable manifiesta permite encontrar una variable latente, que identifica distintos perfiles de riesgo de abandono de los estudiantes de primer año de Campus Sur de la Universidad de Chile.*

Este trabajo presenta el desarrollo de un Sistema de Alerta y Acompañamiento Temprano enfocado en estudiantes de primer año del Campus Sur de la Universidad de Chile, el cual se sustenta en una metodología innovadora para investigaciones en ESUP (Análisis de Clases Latentes) que permite demostrar el rol de la autorregulación académica en dos ámbitos; como variable clave en la caracterización inicial y como articulador entre la fase de diagnóstico y el diseño e implementación de programas de orientación. Esto basado en la importancia de la autorregulación académica en el desarrollo de habilidades y de competencias genéricas.

2. Metodología

2.1 Análisis de Clases Latentes

Para identificar perfiles de riesgo de abandono basados en la autorregulación académica de los estudiantes de Campus Sur de la Universidad de Chile se utilizará la metodología de ACL. Esta es una herramienta estadística que modela las relaciones entre variables observadas, suponiendo que la estructura de relaciones subyacentes es explicada por una variable latente discreta que clasifica a los individuos de acuerdo con la probabilidad de presentar un patrón de respuesta determinado, por lo que en cada clase o segmento de la población se incorporan individuos con alta probabilidad de tener un patrón de respuesta similar (Monroy, Vidal, & Saade, 2010; Bowers & Sprott, 2012; Denson & Ing, 2014; Weerts, Cabrera, & Mejías, 2014; Ing & Nylund-Gibson, 2013; Lazarsfeld, 1950; Henry & Lazarsfeld, 1968; Lindsay, Clogg, & Greco, 1991; Magidson & Vermunt, 2001).

Para llevar a cabo el ACL, se debe tener en cuenta ciertos supuestos que las relaciones deben cumplir:

Relación simétrica: Supone la ausencia de una variable categórica de interés que pretende ser explicada a través de las variables observadas.

Independencia local: Este supuesto acredita que, dentro de cada segmento o clase perteneciente a la variable latente, las variables manifiestas son estadísticamente independientes. En otras palabras, si al incorporar una variable latente en el análisis, las correlaciones entre las variables observadas son cercanas a cero, se anuncia que dichas variables son independientes localmente.

Asimismo, siguiendo lo expuesto por Bartholomew, Steele, Moustaki, & Galbraith (2002) y Monroy, Vidal, & Saade (2010) se podría mencionar que el análisis en cuestión supone que: Cada individuo de una muestra pertenece solamente a una clase de las detectadas. Además, de que la probabilidad de dar una respuesta a un ítem particular es la misma para todos los

⁸ Para efectos del presente estudio sólo se analiza la autorregulación académica como factor de riesgo de abandono. Sin embargo, reconocemos que el abandono es un fenómeno multivariado y existe robusta evidencia en torno a múltiples factores que lo condicionan, como nivel socioeconómico, rendimiento académico, motivación y factores institucionales.

individuos que comparten la membresía de una clase, pero distinta a la de los otros que pertenecen a un segmento diferente.

2.2 Notación del Modelo

Este análisis considera los resultados de la aplicación del Perfil de Autorregulación Académica (PAA)⁹ en las cohortes de estudiantes nuevos de los años 2016 y 2017 de Campus Sur de la Universidad de Chile (n=870), donde 495 individuos son mujeres (57%) y 375 hombres (43%). Asimismo, en base a un análisis factorial previo a los ítems que componen el PAA, se decide utilizar 9 factores derivados, estos son: (1) Planificación y Organización Académica (PyO), (2) Construcción de Conocimientos (CdC), (3) Aplicación del Aprendizaje (AdA), (4) Persistencia (PER), (5) Uso de Técnicas Auxiliares (UdTA), (6) Monitoreo (MON), (7) Reflexión (REF), (8) Disposición a la Anticipación (DaA), y (9) Conciencia Personal (CP) (*más detalles sobre los factores ver Apéndice I*). Así, la aplicación presentada en este trabajo toma como variables manifiestas las puntuaciones categorizadas de los nueve factores mencionados anteriormente. La notación formal del modelo ACL para variables categóricas, tal como sugiere Monroy, Vidal, & Saade (2010) es:

$$\pi(Y_i = y) = \sum_{t=1}^T \pi(X_i = t) \prod_{j=1}^J \pi(Y_{ij} = y_j | X_i = t)$$

Donde; Y_i indica el vector de respuesta del estudiante i . Es decir, es la agrupación de las respuestas del estudiante i para cada factor del PAA. Y_{ij} señala la puntuación del estudiante i en un determinado factor j , siendo J el conjunto de los nueve factores del PAA del modelo. En otras palabras, esto detalla la observación para cada individuo dada una variable en específico. X_i representa a la variable latente, que en nuestro caso es Perfil de Riesgo de Abandono medido en base a la autorregulación académica. t representa la pertenencia a una clase latente, es decir a un perfil de riesgo de abandono en particular, y T el total de perfiles de riesgo de abandono contruidos. Asimismo, si se cumple el supuesto de independencia local la probabilidad conjunta del vector de respuestas, dada la pertenencia a una clase latente, puede ser estimada como el producto de las probabilidades de cada respuesta. Los parámetros del modelo son las probabilidades condicionales de cada caso, y las probabilidades de las clases latentes, donde la suma de estas últimas debe ser igual a uno. A modo de simplificar la notación, los puntajes de los estudiantes en cada factor del PAA fueron codificados de la siguiente manera:

$$j_i = \begin{cases} 1, & j < 10\% \\ 2, & 10\% \leq j < \bar{x} \\ 3, & \bar{x} \leq j < 90\% \\ 4, & j \geq 90\% \end{cases}$$

Donde j_i toma valor 1 si el puntaje del estudiante i en el factor j está bajo el 10%, toma valor 2 si el puntaje del estudiante i en el factor j está sobre el 10% pero bajo el promedio, toma valor 3 si el puntaje del estudiante i en el factor j está sobre el promedio pero bajo el 90%, y por último, toma valor 4 si el puntaje del estudiante i en el factor j está sobre el 90% (Chang, Park, Lin, Poon, & Nakanishi, 2007; Denson & Ing, 2014).

⁹ El Perfil de Autorregulación Académica es un instrumento psicométrico diseñado por el equipo profesional del CeACS.

3. Resultados

Para determinar la cantidad correcta de perfiles que se pudiesen encontrar en la población objetivo, se ajustaron distintos modelos de variables latentes utilizando los factores categorizados del PAA. Se comenzó por estimar un modelo con una sola clase latente y se fue aumentando iterativamente el número de clases hasta que el ajuste fuese razonable (Monroy, Vidal, & Saade, 2010; Denson & Ing, 2014). En este trabajo se estimaron seis modelos de clases latentes, los cuales fueron evaluados ocupando la librería *poLCA* perteneciente al software de código abierto R-Studio (Linzer & Lewis, 2011). La Tabla 1 presenta los resultados obtenidos para los seis modelos mencionados, así como el comportamiento de algunos estadísticos de bondad de ajuste.

Tabla 2: Estimación Modelos de Clases Latentes

Modelo	Log Likelihood	DF	BIC	AIC	Likelihood Ratio
Modelo 1	-9120.61	843	18423.96	18295.21	7103.85
Modelo 2	-8002.83	815	16377.93	16115.67	4868.31
Modelo 3	-7671.37	787	15904.53	15508.74	4205.38
Modelo 4	-7512.60	759	15776.50	15247.2	3887.84
Modelo 5	-7456.80	731	15854.42	15191.6	3776.24
Modelo 6	-7430.58	703	15991.49	15195.15	3723.79

Las medidas más utilizadas para seleccionar el modelo con el mejor ajuste son *Bayesian Information Criterion* (BIC) y *Akaike Information Criterion* (AIC) (Akaike, 1974; Schwarz, 1978). Así, los modelos que minimizan el BIC o AIC son los con ajuste más aceptable, no obstante, el BIC tiende a seleccionar modelos más parsimoniosos (menor número de parámetros) (Monroy, Vidal, & Saade, 2010; Masyn, 2013; Nylund-Gibson, 2012 en Denson & Ing, 2014).

El ajuste de los modelos fue evaluado mediante el BIC, puesto que, en la literatura es el indicador más utilizado para determinar la parsimonia de las estimaciones, pues pondera según la cantidad de parámetros, la bondad de ajuste de un modelo medido por el valor de máxima verosimilitud calculado (Log Likelihood) (Denson & Ing, 2014). De esta forma, al observar los resultados expuestos en la Tabla 1 se evidencia que el modelo con el mejor ajuste corresponde al de cuatro clases latentes (Modelo 4, BIC=15776.50). En otras palabras, se infiere que la población de estudiantes de Campus Sur puede ser dividida en cuatro perfiles de riesgo de abandono dada las variables observadas.

3.1 Interpretación de los resultados

En la Fig. 1 se observan los resultados obtenidos para el modelo con cuatro clases latentes, donde se presenta las probabilidades condicionales para cada perfil y variable (*ver Apéndice II*). Estas significan la probabilidad condicional de obtener cierto valor en las variables manifiestas dada la membresía a una clase y la suma de las probabilidades de los

Línea Temática 1: Factores asociados al abandono. Tipos y **perfiles** de abandono.

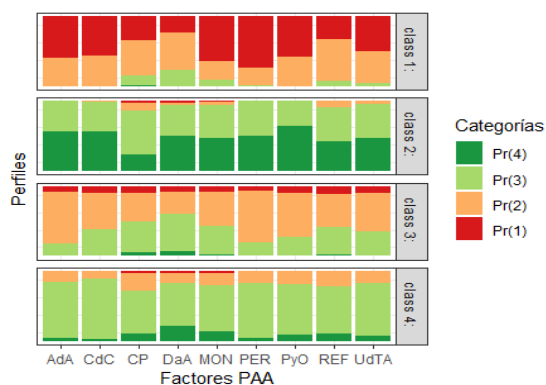


Figura 1: Probabilidades Condicionales Estimadas

perfiles debe ser igual a uno, por lo que cada estudiante tiene una probabilidad específica de estar en un nivel de la variable observada.

De manera global, al observar la Fig. 1 se puede ver que existen dos perfiles de riesgo de abandono donde el puntaje de las respuestas de los estudiantes se encuentra bajo el 10% (o bajo el promedio) en los nueve factores del PAA, estas son la clase uno y tres. Sin embargo, el perfil que muestra los menores puntajes de respuesta en todos los factores del PAA es la clase uno. Por el contrario, el perfil que muestra las mejores tasas de respuesta en todos los factores analizados corresponde a la clase dos, es decir, esta clase agrupa los factores con mayor probabilidad de tener puntajes de respuesta sobre el 90% y sobre el promedio. Otro aspecto por considerar es que, en todas las clases se puede observar que hay tres factores que exhiben un bajo nivel de puntajes, estos son: Monitoreo, Conciencia Personal, y Disposición a la Anticipación.

Sintetizando el análisis global, el riesgo de abandono observado desde la perspectiva de la autorregulación académica, los perfiles encontrados se pueden categorizar de la siguiente manera:

- Clase 1: **Perfil Riesgo de Abandono Muy Alto.**
- Clase 3: **Perfil Riesgo de Abandono Alto.**
- Clase 4: **Perfil Riesgo de Abandono Medio.**
- Clase 2: **Perfil Riesgo de Abandono Bajo.**

El porcentaje de estudiantes que se agrupan en cada una de estas clases es de 8% para la clase 1; 17% para la clase 2; 35% para la clase 3 y 40% para la clase 4. De manera particular, en cuanto a los resultados obtenidos por cada perfil, se puede mencionar lo siguiente:

Perfil de riesgo de abandono muy alto: Es aquella clase que agrupa mayoritariamente a los estudiantes cuyas respuestas en el PAA se encuentran bajo el 10% y también en una proporción significativa a estudiantes cuyas respuestas se encuentran bajo el promedio. Esta clase está compuesta por 69 estudiantes. Se puede ver (fig. 1) que los estudiantes pertenecientes a este grupo tienen bajos puntajes de respuestas en todos los factores del PAA, siendo los factores con las respuestas más bajas: Persistencia, Monitoreo, Planificación y Organización Académica, Aplicación del Aprendizaje, Construcción de Conocimientos, y Uso de Técnicas Auxiliares. Asimismo, se observa que en esta clase la probabilidad de que

agrupe estudiantes cuya respuesta esté sobre el 90% mejor, es prácticamente nula (en todos los factores del PAA).

Perfil de riesgo de abandono alto: Esta clase reúne a estudiantes cuyas respuestas al PAA en su mayoría se encuentran sobre el 10% más bajo, pero bajo el promedio, correspondientes a 306 estudiantes. Así, se puede ver en la fig. 1 que los miembros de esta clase poseen respuestas más bajas en los factores: Aplicación del Aprendizaje, Persistencia, Planificación y Organización Académica, y Uso de Técnicas Auxiliares. Por otro lado, los factores con mejores respuestas son: Disposición a la Anticipación, y Conciencia Personal. Además, se observa que en esta clase las probabilidades de que un estudiante tenga respuesta sobre el 90% superior son casi nulas, además de que para todos los factores del PAA observados la probabilidad de tener respuestas bajo el 10%, es similar.

Perfil de riesgo de abandono medio: En este grupo se concentran estudiantes cuyas respuestas se agrupan principalmente sobre el 10% más bajo y el promedio; así como también entre el promedio y el 10% más alto. Sin embargo, cabe señalar que la mayor porción de respuesta de los estudiantes se ubica en el segmento entre el promedio y el 10% superior. Los estudiantes pertenecientes a esta clase son 351. Los factores en que este grupo presenta mayor debilidad (mayores probabilidades de respuestas con bajo puntaje) son: Conciencia Personal, Disposición a la Anticipación y Monitoreo. En cambio, los factores en los que presentan menores probabilidades de respuestas con bajo puntaje son: Aplicación del Aprendizaje, Construcción de Conocimientos, y Planificación y Organización Académica. En esta clase las probabilidades de que las respuestas de un estudiante obtengan un puntaje perteneciente al 10% más bajo son limitadas y se dan principalmente en los factores de Conciencia Personal, Disposición a la Anticipación y Monitoreo.

Perfil de riesgo de abandono bajo: Esta clase concentra a los estudiantes cuyas respuestas al PAA se encuentran en el 90% superior o que en su defecto están por sobre el promedio. En esta clase se ubican 144 estudiantes. De acuerdo con lo graficado en la fig. 1, se ve que los estudiantes pertenecientes a esta clase tienen respuestas más bajas en los factores: Conciencia Personal, Disposición a la Anticipación, y Monitoreo. Por el contrario, los factores con mejores respuestas son: Aplicación del Aprendizaje, Construcción de Conocimientos, y Planificación y Organización Académica. También, es posible observar que en esta clase las probabilidades de que un estudiante tenga respuesta bajo el promedio o en el 10% más bajo son muy escasas.

4. Conclusiones

A partir del trabajo expuesto se pueden extraer algunas conclusiones y presentar limitaciones del estudio para ajustar y perfeccionar el modelo propuesto. Respecto a la hipótesis planteada como guía de esta investigación, se lograron encontrar relaciones entre las variables utilizadas, lo cual da sustento al supuesto de que la autorregulación académica permite identificar distintos perfiles de riesgo de abandono de los estudiantes de primer año de Campus Sur de la Universidad de Chile.

En cuanto a los esfuerzos investigativos por comprender el problema del abandono, señalamos que la autorregulación académica de los estudiantes es un factor clave, que debe ser considerado y analizado durante el proceso de transición a la ESUP, sumándose a otros factores que clásicamente han sido abordados en relación con el abandono (motivación, nivel

socioeconómico, rendimiento académico y factores institucionales, entre otros). En consecuencia se propone la utilización de instrumentos e indicadores que permitan evaluar la autorregulación académica de los estudiantes, para un mejor proceso de caracterización inicial y fortalecimiento de la permanencia (Thibodeaux, Deutsch, Kitsantas, & Winsler, 2016; Wibrowski, Matthews, & Kitsantas, 2016; García-Ros & Pérez-González, 2011; Garzón, y otros, 2017).

Al mismo tiempo, se propone la autorregulación académica como elemento base para el diseño de los programas de orientación que atienden las necesidades de los estudiantes, recogidas en el proceso de caracterización, y de esta manera articular estas dos etapas del proceso de orientación enfocado a reducir el abandono. Para esta articulación, proponemos utilizar la metodología del ACL, innovación metodológica que entregó en este trabajo resultados apropiados y permitió identificar mediante variables manifiestas una variable latente (riesgo de abandono) que por su complejidad es difícil de medir directamente.

En el caso concreto del CeACS, este análisis permite optimizar la articulación entre el Sistema de Alerta y Acompañamiento Temprano y las dos áreas de trabajo en orientación; Área de Orientación Psicoeducativa y Formación en Competencias Genéricas.

En cuanto al diseño de los programas de orientación se propone considerar los resultados observados tanto a nivel de perfil de riesgo de abandono como a nivel de factores. De esta manera, para los programas de orientación grupal (tanto en el Área de Orientación Psicoeducativa como en el Área de Formación en Competencias Genéricas), se recomienda considerar los puntajes de las respuestas de PAA bajo el 10% y bajo el promedio como también aquellos factores con puntajes más bajos que se repitan en todos los perfiles tales como: Monitoreo, Conciencia Personal, y Disposición a la Anticipación. Con esta información se puede planificar las tutorías grupales y el diseño de los cursos curriculares.

En la misma línea, para el diseño de programas de orientación individual (Orientación Psicoeducativa Individual), se propone considerar la realización de un plan de trabajo que incluya a los estudiantes que se encuentran en los perfiles de riesgo de abandono alto y muy alto, incorporando en dicho plan estrategias de orientación relacionadas con las habilidades comprendidas en los factores con más bajo desempeño tales como: Persistencia, Monitoreo, Planificación y Organización Académica, Aplicación del Aprendizaje, Construcción de Conocimientos, y Uso de Técnicas Auxiliares.

En cuanto a las limitaciones del trabajo, se proponen tres líneas de acción a mediano plazo que permiten mejorar no sólo el modelo propuesto, sino todo el proceso de orientación a los estudiantes de Campus Sur de la Universidad de Chile. En primer lugar, es necesario profundizar el análisis de ACL incorporando otras tres variables manifiestas para encontrar la variable latente (riesgo de abandono). Particularmente se considera que el modelo podría ser más preciso si a la autorregulación académica se suma el nivel socioeconómico del estudiante, su rendimiento académico (escolar y universitario) y la autorregulación emocional. En segundo lugar, es necesario fortalecer los indicadores de bondad de ajuste y el proceso de seguimiento, esto implica analizar los datos no sólo a inicios del año académico, sino también durante el desarrollo de este (análisis longitudinal). Finalmente, se espera replicar este tipo de análisis con estudiantes de cursos superiores y de otras unidades académicas de la Universidad de Chile.

Apéndice I

Tabla 2: Definición Factores PAA

Factores PAA	Definición
Planificación y Organización Académica	Este factor considera el establecimiento de metas, objetivos, activación de conocimientos previos y programación del tiempo en el contexto académico, considerando elementos fundamentales, tales como el lugar y tiempo de estudio, así como los mecanismos/técnicas para abordar nuestros procesos mentales y motivacionales.
Construcción de Conocimientos	Considera aquellos elementos que permiten la organización e integración de nuevos conocimientos, tanto académicos como no-académicos. Es importante, para este proceso, la agrupación, categorización, interrelación, análisis y evaluación continua de la información que queremos integrar.
Aplicación del Aprendizaje	Hace referencia a la comprensión de la información de manera significativa, con el fin de poder utilizar lo que hemos aprendido en forma dinámica y contextualizada. Para lograr lo anterior, es importante seleccionar las técnicas de aprendizaje en función del tipo de contenido, asignatura y objetivo de aprendizaje establecido, lo que nos permitirá relacionar de forma más eficaz la nueva información con la ya interiorizada anteriormente.
Persistencia	Se refiere a las acciones que ejecuta el estudiante frente a su aprendizaje, siendo responsable, participativo, autónomo y dedicando tiempo y esfuerzo a la realización de las tareas asignadas y al estudio propiamente tal. Por ejemplo, aun cuando la resolución de problemas sea compleja, la persistencia está presente cuando no renuncia y trabaja hasta alcanzar su objetivo.
Uso de Técnicas Auxiliares	Considera el conjunto de técnicas que se manejan al momento de enfrentarnos a nuevos contenidos y/o asignaturas, lo que permite realizar un abordaje de la información de forma rápida y eficaz, potenciando nuestra capacidad de aprendizaje y las habilidades que se deben poner en marcha para lograrlo.
Monitoreo	Es la conciencia del uso del tiempo, de la necesidad o no de ayuda, de corregir los errores, en general, entender que es preciso supervisar las acciones que conllevan a un aprendizaje de calidad. Refiere también a una evaluación constante de entender cómo pienso, cómo actúo y cómo manejo mis emociones dependiendo del lugar y de las acciones que estoy llevando a cabo.
Reflexión	Este factor comprende la evaluación que se realiza luego de tener resultados de las tareas o actividades a las que hemos dedicado tiempo y esfuerzo. Al reflexionar y evaluar, estoy revisando qué debo mejorar, cambiar, seguir o no seguir realizando para tener éxito y mejores resultados.
Disposición a la Anticipación	Este factor refiere a la posibilidad de adaptar y readaptar planes de acción dependiendo de la complejidad de los contenidos. De acuerdo

Línea Temática 1: Factores asociados al abandono. Tipos y **perfiles** de abandono.

	a esto, es importante la flexibilidad para acomodar las técnicas y estrategias a contenidos nuevos, utilizando de acuerdo a las necesidades los recursos que sean apropiados.
Conciencia Personal	Este factor hace referencia a la forma en que entendemos el cómo vamos construyendo nuestro conocimiento, cómo tomamos decisiones y también cómo realizamos las correcciones de aquellos procesos que hemos considerado que pueden mejorar, por ejemplo, mejorar la resolución de problemas, detectar a tiempo las manifestaciones del estrés y cómo está la alimentación, etc.

Apéndice II

Tabla 3: Probabilidades Condicionales Análisis Clases Latentes

Variab les	Categor ías	1	2	3	4
PyO		0.581 5	0.00 00	0.09 83	0.00 37
	<i>Pr(1)</i>	0.418 5	0.00 00	0.63 11	0.17 64
	<i>Pr(2)</i>	0.000 0	0.36 24	0.27 06	0.73 45
	<i>Pr(3)</i>	0.000 0	0.63 76	0.00 00	0.08 54
	<i>Pr(4)</i>				
CdC		0.563 0	0.00 00	0.09 71	0.00 00
	<i>Pr(1)</i>	0.437 0	0.01 26	0.51 19	0.10 11
	<i>Pr(2)</i>	0.000 0	0.41 48	0.38 78	0.86 34
	<i>Pr(3)</i>	0.000 0	0.57 26	0.00 33	0.03 55
	<i>Pr(4)</i>				
AdA		0.592 0	0.00 00	0.08 35	0.00 00
	<i>Pr(1)</i>	0.408 0	0.00 00	0.73 84	0.15 75
	<i>Pr(2)</i>	0.000 0	0.42 72	0.17 81	0.80 42
	<i>Pr(3)</i>	0.000 0	0.57 28	0.00 00	0.03 82
	<i>Pr(4)</i>				
PER	<i>Pr(1)</i>	0.735	0.00	0.06	0.00
	<i>Pr(2)</i>	3	00	42	13

Línea Temática 1: Factores asociados al abandono. Tipos y **perfiles** de abandono.

	<i>Pr(3)</i>	0.253	0.00	0.74	0.17
	<i>Pr(4)</i>	2	00	15	55
		0.011	0.49	0.19	0.78
		4	17	43	06
		0.000	0.50	0.00	0.04
		0	83	00	26
UdTA		0.507	0.00	0.09	0.00
		9	00	85	45
	<i>Pr(1)</i>	0.456	0.04	0.54	0.16
	<i>Pr(2)</i>	1	18	37	62
	<i>Pr(3)</i>	0.036	0.49	0.34	0.75
	<i>Pr(4)</i>	0	17	83	41
		0.000	0.46	0.00	0.07
	0	65	95	51	
MON		0.645	0.01	0.08	0.02
		2	29	84	80
	<i>Pr(1)</i>	0.271	0.03	0.48	0.18
	<i>Pr(2)</i>	2	97	44	22
	<i>Pr(3)</i>	0.083	0.47	0.40	0.65
	<i>Pr(4)</i>	6	32	94	33
		0.000	0.47	0.01	0.13
	0	42	77	65	
REF		0.325	0.00	0.11	0.00
		9	00	68	34
	<i>Pr(1)</i>	0.602	0.08	0.46	0.22
	<i>Pr(2)</i>	0	86	23	10
	<i>Pr(3)</i>	0.072	0.48	0.39	0.67
	<i>Pr(4)</i>	1	02	22	33
		0.000	0.43	0.02	0.10
	0	12	87	22	
DaA		0.237	0.02	0.08	0.02
		5	08	15	92
	<i>Pr(1)</i>	0.525	0.04	0.30	0.14
	<i>Pr(2)</i>	0	27	89	52
	<i>Pr(3)</i>	0.237	0.44	0.54	0.61
	<i>Pr(4)</i>	5	05	44	60
		0.000	0.49	0.06	0.20
	0	59	52	96	

CP		0.347	0.01	0.10	0.03
		5	90	15	29
	<i>Pr(1)</i>	0.507	0.12	0.40	0.25
	<i>Pr(2)</i>	6	02	62	57
	<i>Pr(3)</i>	0.127	0.62	0.44	0.60
	<i>Pr(4)</i>	4	49	04	75
		0.017	0.23	0.05	0.10
		6	58	20	39
<i>Tamaño de Clase</i>		0.079	0.16	0.35	0.40
<i>Estimado</i>		3	55	17	34

Referencias

- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE transactions on automatic control*, 19(6), 716-723.
- Bartholomew, D., Steele, F., Moustaki, I., & Galbraith, J. (2002). *The Analysis and Interpretation of Multivariate Data for Social Scientists*. New York: Chapman & Hall.
- Bowers, A., & Sprott, R. (2012). Examining the Multiple Trajectories Associated with Dropping Out of High School: A Growth Mixture Model Analysis. *The Journal of Educational Research*, 105 (3) 176-195.
- Caamaño, C., & Quintana, K. (2017). Modelo de orientación para la educación superior: Centro de Aprendizaje Campus Sur, una experiencia integradora. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- Chang, M., Park, J., Lin, M., Poon, O., & Nakanishi, D. (2007). Beyond myths: The growth and diversity of Asian American college freshmen, 1971-2005. *Higher Education Research Institute, UCLA*.
- Denson, N., & Ing, M. (2014). Latent Class Analysis in Higher Education: An Illustrative Example of Pluralistic Orientation. *Research in Higher Education*, 55 (5), 508-526.
- Gallego, L., & Casadiego, M. (2017). Implementación de tutor virtual en la orientación académica en la Universidad Nacional de Colombia. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- García-Ros, R., & Pérez-González, F. (2011). Validez predictiva e incremental de las habilidades de autorregulación sobre el éxito académico en la universidad. *Revista de Psicodidáctica* 16(2), 231-250.
- Garzón, A., de la Fuente, J., Martínez-Vicente, J., Zapata, L., Pichardo, M., & García-Berbén, A. (2017). Validation of the spanish short self-regulation questionnaire (SSSRQ) through Rasch Analysis. *Frontiers in Psychology* 8, 276.

- González, M. V. (2017). Estudio del abandono empleando un modelo de riesgos proporcionales. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- Henry, W., & Lazarsfeld, P. (1968). *Latent Structure Analysis*. Boston: MA: Houghton Mill.
- Herbas, B., Rey, R., & Arandia, C. (2017). Modelo de clasificación del abandono en la educación superior latinoamericana mediante modelos mixtos estructurales. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- Ing, M., & Nylund-Gibson, K. (2013). Linking early science and mathematics attitudes to long-term science, technology, engineering, and mathematics career attainment: latent class analysis with proximal and distal outcomes. *Educational Research and Evaluation*, 19 (6), 510-524.
- Lazarsfeld, P. (1950). The logical and mathematical foundation of latent structure analysis. *Studies in Social Psychology in World War II Vol. IV: Measurement and Prediction*, 362-412.
- Lindsay, B., Clogg, C., & Greco, J. (1991). Semiparametric estimation in the Rash model and related exponential response models, including a simple latent class model for item analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 86 (41) 96-107.
- Linzer, D., & Lewis, J. (2011). polCA: An R package for polytomous variable latent class analysis. *Journal of statistical software*, 42(10), 1-29.
- Magidson, J., & Vermunt, J. (2001). Latent class factor and cluster models, bi-plots and related graphical displays. *Sociological Methodology*, 31 (1), 223-264.
- Masyn, K. (2013). Latent class analysis and finite mixture modeling. *The Oxford handbook of quantitative method*.
- Mateo, C., Canet, I., & Andrés, M. (2015). Deserción y lentificación en los estudios universitarios: aportes cognitivos para un mejor rendimiento académico. *Questión Vol. 1, N.º 48*.
- Monroy, L., Vidal, R. S., & Saade, A. (2010). *Análisis de Clases Latentes: Una técnica para detectar heterogeneidad en poblaciones*. México, DF: Centro Nacional de Evaluación para la Educación Superior, A.C (CENEVAL).
- Munizaga, F., Cifuentes, M., & Beltrán, A. (2017). Variables y factores asociados al fenómeno de la retención y abandono estudiantil universitario en investigaciones de Latinoamérica y el Caribe. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- Ramos, D., & Fonseca, J. (2017). Estrategia de acompañamiento académico para la permanencia implementadas en el programa de psicología de la Universidad Santo Tomás Bogotá-Colombia. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.

Línea Temática 1: Factores asociados al abandono. Tipos y **perfiles** de abandono.

- Rey, R., Steren, B., Diconca, B., & Davoglio, T. (2017). Propensión al abandono y procesos motivacionales. Un estudio comparado PUCRS-UDELAR. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- Rodríguez, M., González, J., & Aguilera, J. (2017). Modelo predictivo para la permanencia en la educación superior. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- Said-Hung, E. (2017). Factores socioeducativos e instucionales asociados a la permanencia de los estudiantes de educación superior en línea. Caso UNIR-México. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- San Martín, C., & Marinkovic, M. (2017). Programa de propensión de los aprendizajes en ciencias básicas: una estrategia para disminuir la deserción académica. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- Sandoval, B., Castro, K., & Hernández, V. (2017). La estrategia de aprendizaje ABP como alternativa de solución de problemas en el aula para reducir el abandono escolar. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- Sandoval, I., Salazar, D., Sánchez, X., Prócel, G., & Guevara, V. (2017). Modelo difuso para la determinación de un índice de riesgo de abandono en la Escuela Politécnica Nacional. *VII CLABES*. Córdoba: CLABES.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, 6(2), 461-464.
- SIES. (2017). *Compendio Histórico Matrícula: Matrícula de Educación Superior*. Santiago: Servicio de Información de Educación Superior Ministerior de Educación.
- Thibodeaux, J., Deutsch, A., Kitsantas, A., & Winsler, A. (2016). First-year college students' time use: Relations with self-regulation and GPA. *Journal of Advanced Academics*. Vol. 27 (1)
- Weerts, D., Cabrera, A., & Mejías, P. (2014). Uncovering Categories of Civically Engaged College Students: A Latent Class Analysis. *The Review of Higher Education*, 37 (2) 141-168.
- Wibrowski, C., Matthews, W., & Kitsantas, A. (2016). The role of a skills learning support program on first.generation college students' self.regulation, motivation, and academic achievement: A longitudinal study. *Journal of College Student Retention: Research, Theory & Practice*. Vol. 19 (3) 317-332