

# Analíticas como Herramienta para Identificar Enfoques de Aprendizaje: Oportunidades y Desafíos para las Instituciones de Educación Superior.

**Esteban Villalobos** - Estudiante de Doctorado, Instituto de Investigación en Informática, Universidad de Toulouse III – Paul Sabatier.

**Isabel Hilliger** – Profesor Asistente de la Planta Especial, Escuela de Ingeniería e Investigadora Joven del Núcleo Milenio Experiencia Estudiantil en Educación Superior, Pontificia Universidad Católica de Chile.

**Carlos González** - Profesor Asociado, Facultad de Educación, y Director del Núcleo Milenio Experiencia Estudiantil en Educación Superior, Pontificia Universidad Católica de Chile.

**Sergio Celis** - Profesor Asistente, Escuela de Ingeniería y Ciencias, Universidad de Chile e Investigador Adjunto del Núcleo Milenio Experiencia Estudiantil en Educación Superior.

**Mar Pérez-Sanagustin** - Profesora Asociada, Instituto de Investigación en Informática, Universidad de Toulouse III – Paul Sabatier.

**Julien Broisin** - Profesor Asociado en Ciencias de la Computación, Instituto de Investigación en Informática, Universidad de Toulouse III – Paul Sabatier.

## Resumen

Los investigadores en Learning Analytics (LA) han utilizado trazas de datos de los Sistemas de Gestión del Aprendizaje (LMS) para estudiar el comportamiento de los estudiantes en cursos universitarios. Los Enfoques de Aprendizaje de los Estudiantes es una de las teorías utilizadas para explicar estos comportamientos, distinguiendo entre estudio profundo, superficial y organizado. Este estudio analizó la relación entre los enfoques de aprendizaje y las calificaciones finales en seis cursos, utilizando datos de trazas del LMS como variable mediadora. Específicamente, se realizó un estudio cuantitativo en dos universidades chilenas, recopilando datos de diferente granularidad. Se encontró que los indicadores de alta granularidad, tales como la proporción de actividad durante el primer día de la semana o durante el fin de semana, pueden mediar totalmente el efecto entre los enfoques de aprendizaje y el rendimiento en los cursos, lo que sugiere beneficios potenciales para mejorar los hábitos de estudio y el rendimiento académico. Por consiguiente, este documento ilustra los potenciales beneficios de analizar este tipo de datos para apoyar el proceso de aprendizaje del estudiantado en educación superior.

## Antecedentes

En los últimos años, las analíticas de aprendizaje (o LA, por sus siglas en inglés) han emergido como un campo enfocado en comprender y mejorar el aprendizaje en el ambiente donde ocurre (Siemens & Gašević, 2012). Con tal objetivo, se requiere recopilar datos educativos de diversas fuentes, así como datos demográficos, administrativos, y de seguimiento del comportamiento de los estudiantes. Con la creciente adopción de Sistemas de Gestión del Aprendizaje, éstos se han vuelto una fuente de datos estratégica, obtenidos a partir de la interacción de estudiantes con recursos y actividades de una asignatura. Esto permite la construcción de indicadores que cuantifican algún aspecto del compromiso estudiantil (como nivel de actividad o regularidad del estudio, en Jovanović et al., 2021). Distintos estudios han encontrado correlaciones entre estos indicadores y el desempeño académico (Wang & Mousavi, 2023).

### Indicadores de LA

Para analizar los datos de interacción de estudiantes con sistemas de gestión del aprendizaje es común crear indicadores relacionados a diferentes aspectos del compromiso estudiantil con el material en línea, como el nivel de actividad de los estudiantes y la regularidad del estudio (Wang & Mousavi, 2023; Jovanović et al., 2021). Los indicadores pueden tener diferentes niveles de desagregación en su temporalidad según la granularidad<sup>1</sup> de los datos. Por ejemplo, con datos de una granularidad más alta, se pueden construir indicadores relacionados con el comportamiento semanal y diario o incluso enfocarse en acciones realizadas durante períodos específicos de tiempo, definidos como **sesiones de aprendizaje**

---

<sup>1</sup> La granularidad es una medida del nivel de detalle de una estructura de datos. En series de tiempo, la granularidad puede basarse en intervalos de años, meses, semanas, días u horas.

(Jovanović et al., 2021). Según la revisión realizada por Wang & Mousavi (2023), este tipo de indicadores son los más influyentes en predecir el rendimiento académico, estando entre ellos la regularidad de la duración de las sesiones y el número de sesiones en línea.

### Enfoques de aprendizaje y LA

Los enfoques de aprendizaje del estudiante (SAL, en sus siglas en inglés) es una de las teorías más usadas como marco para explicar el comportamiento del estudiante en la educación superior. La investigación en el área se ha enfocado en conocer cómo los estudiantes abordan sus tareas académicas adoptando una orientación hacia el aprendizaje para comprender o reproducir el contenido de sus cursos (Biggs, 1993), distinguiendo entre un aprendizaje profundo, superficial y organizado. En particular, los estudiantes que reportan enfoques de aprendizaje profundos y organizados tienden a tener mejores resultados, mientras que los estudiantes con un enfoque de aprendizaje superficial tienen resultados más bajos (Postareff et al., 2017; Tuononen et al., 2020).

Las investigaciones en LA, refieren a cómo los estudiantes aprenden, diferenciando entre la memorización superficial y una comprensión profunda de los nuevos conocimientos (Richardson et al., 2012). Quienes aplican **enfoques profundos** intentan desarrollar una comprensión de los aspectos fundamentales del contenido presentado, relacionando ideas e integrándolas a un todo coherente. Mientras que los que aplican **enfoques superficiales** tienden a enfocarse en piezas fragmentadas de información que deben memorizar para superar las exigencias de la evaluación,

relacionando de forma irreflexiva los contenidos, sin comprenderlos y/o integrarlos (Fryer & Vermunt, 2018).

Finalmente, quienes aplican los **enfoques organizados** combinan la intención de organizar estratégicamente el tiempo y los recursos para obtener las mejores notas posibles, los estudiantes que aplican estos enfoques tienden a obtener mejores resultados de aprendizaje que quienes aplican enfoques superficiales (Postareff et al., 2017). Algunos entornos de aprendizaje tienden a obstaculizar las prácticas de aprendizaje profundo por promover la memorización del contenido, la creación de cargas de trabajo difíciles de manejar, o porque no se perciben de forma clara las metas del curso (Parpala et al., 2010; Xie et al., 2022).

Estudios previos se han enfocado principalmente en interpretar el comportamiento de los estudiantes a través de sus enfoques de aprendizaje, por medio de la categorización o agrupación de los datos de registro de los sistemas de gestión de aprendizaje (López-Pernas & Saqr, 2021; Han et al., 2020). Otros estudios combinan el método de agrupación con cuestionarios auto reportados desarrollados para operacionalizar los constructos de la teoría del aprendizaje (Han et al., 2020). Algunos de los cuestionarios son: LEARN (Parpala & Lindblom-Ylänne, 2012) y SPQ (Biggs et al., 2001), cabe resaltar que en América Latina se han usado los cuestionarios mencionados, así como el ASSIT (Freiberg Hoffmann & Romero Medina, 2019).

## Metodología

Este documento ejemplifica el uso de indicadores de LA para la predicción del desempeño académico, usando como variables mediadoras los enfoques de aprendizaje. En particular, el estudio se basó en tres preguntas de investigación:

1. ¿Qué indicadores de comportamiento basado en el registro del sistema de gestión (con diferentes niveles de granularidad) explican las notas finales de los estudiantes?
2. ¿Qué enfoques de aprendizaje (profundo, superficial u organizado) explican las notas finales de los estudiantes?
3. ¿Qué indicadores de comportamiento basado en el registro del sistema de gestión (con diferentes niveles de granularidad) median el efecto entre los enfoques de aprendizaje de los estudiantes y sus notas finales?

Se recolectaron datos de dos universidades latinoamericanas (U1 y U2) que utilizan distintos sistemas de registro de datos en sus sistemas de gestión, y se incluyeron cursos que enfatizan distintos objetivos de aprendizaje (por ejemplo, lectura crítica y discusión vs. clases, exámenes y tareas tradicionales).

Se obtuvieron indicadores de menor o mayor granularidad procedentes de la agregación de datos relativos a los tipos de acciones de los estudiantes durante un *“día activo”* o una *“semana activa”*. Se define un *“día activo”* como un día con al menos una acción de cualquier tipo, lo que permite medir la presencia de los estudiantes en el entorno del sistema de gestión del curso, mientras que una *“semana activa”* se define como el cálculo del promedio de días activos por semana para todos los estudiantes del curso, clasificando como semana activa a aquellos que su número de días activos sea mayor o igual al promedio.

La lista que provee Jovanović et al. (2021) (véase Tabla 1) propone indicadores de mayor y menor precisión que representan las interacciones de los estudiantes en una sesión de aprendizaje. Siendo ésta última definida como el cálculo de una secuencia

continua de acciones de aprendizaje en la que el intervalo de tiempo entre dos acciones consecutivas cualesquiera son inferior a un umbral elegido de 30

minutos, y que se ha utilizado habitualmente en trabajos previos (Jovanović et al., 2017).

**Tabla 1. Indicadores usados en este estudio**

**(Siguiendo la clasificación y convención de nomenclatura de Jovanović et al., 2021)**

Categoría	Etiqueta	Descripción	Precisión	
			Menor granularidad	Mayor granularidad
<b>Nivel General de Actividad (por sus siglas en inglés, OLA)</b>	OLA_1	Recuento de sesión, normalizada		X
	OLA_2	Duración total de la sesión (en segundos), normalizada		X
	OLA_3	Duración promedio de la sesión, normalizada		X
	OLA_4	Número promedio de acciones de aprendizaje por sesión, normalizada		X
	OLA_5	Proporción de días activos	X	
	OLA_6	Número promedio de días activos por semana	X	
	OLA_7	Tiempo promedio de distancia entre dos días activos consecutivos	X	
	OLA_8	Proporción de semanas activas	X	
<b>Nivel de Actividad específico de la acción de aprendizaje (por sus siglas en inglés, LALA)</b>	LALA_1- LALA_3	Proporción de días activos por tipo de acción de aprendizaje  Tres indicadores en total, uno por cada tipo de acción de aprendizaje: (1) <i>evaluación</i> , (2) <i>documentos</i> , y (3) <i>administrativo</i>	X	
	LALA_4- LALA_6	Proporción de semanas activas por tipo de acción de aprendizaje. Un indicador por cada tipo de acción de aprendizaje	X	
<b>Regularidad general de estudio (por sus siglas en inglés, ORS)</b>	ORS_1	Entropía por recuento de acción de aprendizaje por sesión		X
	ORS_2	Entropía del tamaño de la sesión de aprendizaje		X
	ORS_3	Proporción de semanas que los estudiantes estuvieron activos en su primer día de la semana	X	
	ORS_4	Proporción de acciones de aprendizaje en el primer día de la semana	X	
	ORS_5	Entropía de acciones de aprendizaje por día	X	
	ORS_6	Proporción de semanas que el estudiante estuvo activo en el fin de semana	X	
	ORS_7	Proporción de acciones de aprendizaje en el fin de semana	X	
<b>Regularidad de estudio específica a la acción de aprendizaje (por sus siglas en inglés, LARS)</b>	LARS_1- LARS_3	Entropía del recuento de acciones diarias por tipo de acción de aprendizaje (un indicador por cada tipo de acción de aprendizaje)	X	
	LARS_4- LARS_6	Entropía del recuento de acciones semanales por tipo de acción de aprendizaje (un indicador por cada tipo de acción de aprendizaje)	X	

## Hallazgos

### ¿Qué indicadores de comportamiento basado en el registro del sistema de gestión explican las notas finales de los estudiantes?

Se consideraron 6 de los 21 indicadores de menor precisión y 2 de 6 de mayor precisión para U, mientras que para U2, se consideró 3 de los 21 indicadores de menor precisión.

Los resultados señalan que ninguno de los indicadores de menor precisión explica el rendimiento académico de los estudiantes en U1 o U2 (véase Tabla 2 en anexo). El único indicador significativo fue *OLA\_7* (distancia temporal media entre dos días activos consecutivos) en U1 (véase Tabla 3 en anexo).

En relación con los indicadores de mayor precisión, solo el *recuento de sesiones* (indicador *OLA\_1*) resultó significativo en explicar el rendimiento final de los estudiantes.)

### ¿Qué enfoques de aprendizaje (profundo, superficial u organizado) explican las notas finales de los estudiantes?

Respecto a la influencia de los enfoques de aprendizaje del estudiante en su nota final del curso, se encontraron resultados similares en ambas instituciones (véase Tabla 4). Para la estrategia superficial de aprendizaje, se encontró una relación significativa sólo en U1, lo que se relaciona con estudios previos que indican una correlación entre esta estrategia y notas más bajas, sugiriendo que la estrategia superficial puede ser perjudicial para la nota final del estudiante (Tuononen et al., 2020). Por otro lado, la estrategia de aprendizaje organizada se correlaciona significativamente con un mayor

rendimiento general en U1, mientras que la estrategia profunda de aprendizaje no se relacionó significativamente a la nota final en ninguna institución.

### ¿Qué indicadores de comportamiento basado en el registro del sistema de gestión del aprendizaje (con diferentes niveles de granularidad) median el efecto entre los enfoques de aprendizaje del estudiante y sus notas finales?

Cabe señalar que, debido a las correlaciones anteriormente mencionadas, solo se consideraron los datos de U1 para el análisis de mediación entre los enfoques de aprendizaje superficial y organizado.

El análisis de mediación mostró que ninguno de los indicadores de menor precisión tuvo un rol mediador significativo en el efecto de los enfoques de aprendizaje en la nota final (véase Tabla 5 en Anexo).

Respecto al indicador de mayor precisión correspondiente al *recuento de sesiones* tuvo un rol mediador significativo en la estrategia de aprendizaje superficial en U1 (véase Tabla 6). Es decir, estudiantes que adoptan enfoques superficiales participan menos de las sesiones de aprendizaje, lo que conlleva a un peor rendimiento en el curso. Después de controlar el efecto del recuento de sesiones, el efecto directo que una estrategia de aprendizaje superficial tiene en la nota final del curso ya no es significativo.

En el caso de estudiantes clasificados con enfoques de aprendizaje organizado, se observa que participan más de sesiones de aprendizaje, aunque no se encontraron resultados significativos de que el recuento de sesiones tenga un rol mediador (sobre notas finales) en este tipo de estrategia.

## Recomendaciones

En base a los antecedentes y hallazgos del estudio, se sugieren algunas acciones que las instituciones y docentes de educación superior pueden adoptar para potenciar el aprendizaje en los estudiantes:

1. Renovar prácticas de recolección de datos centrados en el estudiante, incluyendo la recolección de datos de interacción, aplicación de cuestionarios, mejoramiento de la infraestructura de datos, entre otras.
  2. Impulsar prácticas de revisión de datos de seguimiento y métricas auto reportadas por los estudiantes. los y las docentes pueden obtener información valiosa del comportamiento de aprendizaje de los estudiantes, y de esta manera, adaptar sus prácticas de enseñanza.
  3. Promover la entrega, desde los centros de desarrollo docente, de herramientas analíticas que les permitan a los docentes identificar a los estudiantes que emplean enfoques superficiales de aprendizaje y gestionar junto con las unidades académicas una carga de trabajo efectiva.
  4. Impulsar, al interior de las instituciones, enfoques de aprendizaje profundo entre los estudiantes. La literatura sugiere que los enfoques profundos-estratégicos son la combinación óptima para mejores resultados de aprendizaje (Postareff et al., 2017).
  5. Fomentar la disponibilidad de los datos de registro con mayor granularidad y las métricas auto reportadas de los estudiantes. Esto permitiría generar herramientas de apoyo a estudiantes, docentes y directivos para informar del proceso de docencia y aprendizaje (Pérez-Sanagustín et al., 2022) y reflexionar en las experiencias de aprendizaje tomando como base las características y comportamientos de los estudiantes (Hilliger et al., 2020).
  6. Promover la formación de profesionales y docentes de la educación superior en el uso de LA, tomando provecho de datos LMS que permiten información de mayor granularidad sobre el desempeño de los estudiantes (Hilliger et al., 2024).
-

## Referencias

---

- Hilliger, I., G. Ceballos, H. ., Maldonado-Mahauad, J. ., & Ferreira, R. (2024). Applications of Learning Analytics in Latin America. *Journal of Learning Analytics*, 11(1), 1-5. <https://doi.org/10.18608/jla.2024.8409>
- Pérez-Sanagustín, M., Pérez-Álvarez, R., Maldonado-Mahauad, J., Villalobos, E., & Sanza, C. (2022). Designing a Moodle plugin for promoting learners' self-regulated learning in blended learning. In I. Hilliger, P. J. Muñoz-Merino, T. De Laet, A. Ortega-Arranz, & T. Farrell (Eds.), *Educating for a new future: Making sense of technology-enhanced learning adoption* (pp. 324–339). *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 13450 (EC-TEL 2022). Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-031-16290-9\\_24](https://doi.org/10.1007/978-3-031-16290-9_24).
- Postareff, L., Mattsson, M., Lindblom-Ylänne, S., & Hailikari, T. (2017). The complex relationship between emotions, approaches to learning, study success and study progress during the transition to university. *Higher Education*, 73(3), 441–457. <https://doi.org/10.1007/s10734-016-0096-7>.
- Richardson, M., Abraham, C., & Bond, R. (2012). Psychological correlates of university students' academic performance: A systematic review and meta-analysis. *Psychological Bulletin*, 138(2), 353–387. <https://doi.org/10.1037/a0026838>.
- Siemens, G., & Gašević, D. (2012). Guest editorial: Learning and knowledge analytics. *Journal of Educational Technology & Society*, 15(3), 1–2. [https://drive.google.com/file/d/1SJQZSFOrIx9\\_WZTvBtzvUL70bsLa\\_eqQ/view](https://drive.google.com/file/d/1SJQZSFOrIx9_WZTvBtzvUL70bsLa_eqQ/view).
- Tuononen, T., Parpala, A., & Lindblom-Ylänne, S. (2020). Complex interrelations between academic competences and students' approaches to learning: Mixed-methods study. *Journal of Further and Higher Education*, 44(8), 1080–1097. <https://doi.org/10.1080/0309877X.2019.1648776>.
- Wang, Q., & Mousavi, A. (2023). Which log variables significantly predict academic achievement? A systematic review and meta-analysis. *British Journal of Educational Technology*, 54(1), 142–191. <https://doi.org/10.1111/bjet.13282>
- Xie, Q., Xhang, L.-F., & King, R. B. (2022). Why do students change their learning approaches? A mixed-methods study. *Educational Psychology*, 42(9), 1089–1108. <https://doi.org/10.1080/01443410.2022.2049708>.

## Anexos

**Tabla 2. Indicadores de menor precisión como predictores**

Institución	Nombre del indicador	Coef.	Sd. Err.	p-val
U1	OLA 7 - Tiempo promedio de distancia entre dos días activos consecutivos	-0.1193	0.07	0.094
	LALA_4 - Proporción de semanas activas (evaluación)	-0.0873	1.828	0.962
	LALA_6 - Proporción de semanas activas (administrativo)	3.404	8.389	0.6859
	ORS_4 - Proporción de acciones de aprendizaje en el primer día de la semana	-0.1343	1.23	0.9133
	ORS_7 - Proporción de acciones de aprendizaje el fin de semana	0.412	2.826	0.8844
	LARS_1 - Entropía del recuento de acciones diarias (evaluación)	0.1368	0.283	0.6304
U2	OLA_7 - Tiempo promedio de distancia entre dos días activos consecutivos	-0.0024	0.786	0.9975
	LALA_4 - Proporción de semanas activas (evaluación)	0.1319	1.53	0.9316
	LALA_5 - Proporción de semanas activas (documentos)	1.4175	1.177	0.2326

**Tabla 3. Indicadores de mayor precisión como predictores**

*Resultados significativos en negrita (p-val < 0.05)*

Institución	Nombre del indicador	Coef.	Sd. Err.	p-val
U1	<b>OLA_1 - Recuento de sesiones, normalizado</b>	<b>2.7248</b>	<b>0.5136</b>	<b>&lt;0.0001</b>
	OLA_4 - Número promedio de acciones de aprendizaje por sesión, normalizado	-0.4653	0.5362	0.3875

**Tabla 4. SAL como predictor de rendimiento**

*Resultados significativos en negrita (p-val < 0.05)*

Institución	SAL	Coef.	Sd. Err.	p-val
U1	Profundo	0.0119	0.118	0.9198
	<b>Superficial</b>	<b>-0.343</b>	<b>0.1055</b>	<b>0.0016</b>
	<b>Organizado</b>	<b>0.3132</b>	<b>0.1046</b>	<b>0.0034</b>
U2	Profundo	-0.0251	0.1467	0.8649
	Superficial	-0.1946	0.1483	0.1939
	Organizado	0.1827	0.1281	0.1586



**Tabla 5. Resultados del análisis de mediación usando indicadores de menor precisión**

*Resultados significativos en negrita (p-val < 0.05)*

Institución	Efecto Directo				Efecto Indirecto				Efecto Total		
	SAL	Coef.	Sd. Err.	p-val	Nombre del indicador	Coef.	Sd. Err.	p-val	Coef.	Sd. Err.	p-val
U1	Superficial	<b>-0.3627</b>	<b>0.12</b>	<b>0.0033</b>	OLA_7 - Tiempo de distancia promedio entre dos días activos consecutivos	-0.0214	0.037	0.4832	<b>-0.3408</b>	<b>0.11</b>	<b>0.0026</b>
					LALA_4 - Proporción de semanas activas (evaluación)	0.0028	0.04	0.8528			
					LALA_6 - Proporción de semanas activas (administrativa)	0.065	0.082	0.3448			
					ORS_4 - Proporción de acciones de aprendizaje en el primer día de la semana	0.0022	0.017	0.9084			
					ORS_7 - Proporción de acciones de aprendizaje en el fin de semana	0.0066	0.035	0.9496			
					LARS_1 - Entropía del recuento de acciones diarias (evaluación)	-0.0333	0.046	0.362			
					OLA_7	0.0295	0.04	0.4328			
	LALA_4	-0.0001	0.036	0.9956							
	LALA_6	0	0.022	0.9464							
	ORS_4	-0.0001	0.026	0.8808							
	ORS_7	-0.0031	0.045	0.7492							
	LARS_1	0.0091	0.036	0.8424							

**Tabla 6. Resultados del análisis de mediación usando indicadores de mayor precisión**

*Resultados significativos en negrita (p-val < 0.05)*

Institución	Efecto Directo				Efecto Indirecto				Efecto Total		
	SAL	Coef.	Sd. Err.	p-val	Nombre del indicador	Coef.	Sd. Err.	p-val	Coef.	Sd. Err.	p-val
U1	Superficial	-0.205	0.105	0.0542	<b>OLA_1 - Recuento de sesiones, normalizada</b>	<b>-0.1152</b>	<b>0.052</b>	<b>0.02</b>	<b>-0.33</b>	<b>0.109</b>	<b>0.0031</b>
					OLA_4 - Número promedio de acciones de aprendizaje por sesión, normalizada	-0.0098	0.025	0.698			
	Organizado	0.1767	0.1	0.08	OLA_1	0.1236	0.062	0.0508	<b>0.3031</b>	<b>0.106</b>	<b>0.005</b>
					OLA_4	0.0029	0.012	0.8748			

## Acerca de Núcleo Milenio Experiencia Estudiantil en Educación Superior

Núcleo Milenio Experiencia Estudiantil en Educación Superior: Expectativas y Realidades, es un proyecto financiado por ANID – Iniciativa Científica Milenio. Este Núcleo Milenio analiza las expectativas y experiencias de los estudiantes sobre la educación superior; incluyendo la transición desde la enseñanza media, y al mundo del trabajo. Considera, además, una exploración profunda de las políticas asociadas.

## Otras publicaciones

- Policy Brief N°18: Perfiles y comportamientos más frecuentes de clases en línea: ¿cómo promover estrategias de docencia centradas en los estudiantes?.
- Policy Brief N°17: Midiendo la carga de trabajo a través de un enfoque centrado en el estudiante: La cuestión del tiempo y los objetivos de aprendizaje.
- Policy Brief N°16: Balancear la carga y la exigencia académica: Recomendaciones desde la perspectiva de estudiantes y docentes universitarios.



3º Piso Edificio Facultad de Educación UC  
Campus San Joaquín.  
Pontificia Universidad Católica de Chile.  
Avda. Vicuña Mackenna 4860, Macul, Santiago, Chile.

[www.nmedsup.cl](http://www.nmedsup.cl)



@milenio\_edsup1



@milenio\_EdSup



[www.linkedin.com/in/nucleomilenioedsup](http://www.linkedin.com/in/nucleomilenioedsup)



Núcleo Milenio Educación Superior @nucleomilenioedsup