



# Modelado de un sistema de reinscripciones escalable sobre una nube híbrida usando *Learning Analytics*

**Iker Alberto Cedillo Martínez**

Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Ingeniería,  
Ciudad de México, México.  
ORCID: 0009-0006-9279-4697

**Luis Francisco García Jiménez**

Universidad Nacional Autónoma de México, Facultad de Ingeniería,  
Departamento de Ingeniería en Telecomunicaciones, Ciudad de México, México.  
ORCID: 0000-0001-8726-4815

Recepción: 21 de agosto de 2025.

Aceptación: 04 de noviembre de 2025.

Diciembre 2025 • número de revista 14 • <https://doi.org/10.22201/dgtic.26832968e.2025.14.99>

## Modelado de un sistema de reinscripciones escalable sobre una nube híbrida usando *Learning Analytics*

---

### Resumen

Los datos generados por los estudiantes universitarios durante su trayectoria académica son una fuente valiosa de información. El análisis de estos datos, a través de técnicas como *Learning Analytics*, da pie a que las Instituciones de Educación Superior (IES) puedan detectar patrones que influyen en el desempeño de los estudiantes. Para que esta técnica tenga un impacto significativo, las IES deben contar con una arquitectura informática, basada en la nube, que se auxilie de herramientas como Infraestructura como Código (IaC), Redes Definidas por Software (SDN) e Inteligencia Artificial (AI), entre algunas más. Este artículo presenta una propuesta para modelar un sistema de reinscripciones basado en una arquitectura de nube híbrida que emplea *Learning Analytics* para la recolección y análisis de los datos, con el propósito de mejorar significativamente la calidad de los servicios ofrecidos por las IES, así como el desempeño de los estudiantes.

**Palabras Clave:** *Learning Analytics*, educación superior, cómputo en la nube, infraestructura como código, redes definidas por software y análisis de datos.

### *A scalable enrollment model on a hybrid cloud using Learning Analytics*

---

#### Abstract

*Data generated by university students throughout their academic journeys serve as a valuable resource. Analyzing this data using Learning Analytics allows colleges or Universities to identify patterns that affect student performance. To make a significant impact in higher education, Learning Analytics should utilize tools such as cloud-based architectures supported by*

*Infrastructure as Code (IaC), Software-Defined Networks (SDN), and Artificial Intelligence (AI), among other technologies. This paper presents a model for an enrollment system based on a hybrid cloud architecture that utilizes Learning Analytics to collect and analyze data generated during the enrollment process. We believe this approach significantly enhances the quality of services offered by universities and improves student performance.*

**Keywords:** *Learning Analytics, college and universities, cloud computing, infrastructure as code, software-defined networking and data analysis.*

## Introducción

Durante el tiempo que un universitario está inscrito en una institución educativa, los datos relacionados con las materias que cursa, sus calificaciones, el avance académico y la interacción entre los sistemas que utiliza pueden generar información muy valiosa para detectar patrones con relación al desempeño estudiantil. Esta información es de utilidad para las Instituciones de Educación Superior (IES) en el diseño de nuevos modelos organizacionales, así como en la enseñanza y el manejo de recursos para mejorar la experiencia educativa.

Existen diversos procesos académicos que crean una gran oportunidad para recolectar información, como la incorporación de estudiantes de primer ingreso o el proceso de reinscripción a diferentes cursos. Analizar la información extraída de estos escenarios permite a las IES conocer el contexto educativo y social de sus estudiantes. Sin embargo, en la actualidad es muy común ver que muchas instituciones educativas aún operan bajo un esquema tradicional en donde sus servicios no cuentan con la planeación adecuada para realizar una correcta gestión de los datos y, posteriormente, su análisis. Además, si este esquema no cuenta con redundancia, puede representar un punto único de falla, por lo que se recomienda implementar medidas adecuadas para mantener la resiliencia en momentos críticos, donde sus vulnerabilidades pueden ser explotadas por diversas amenazas como ataques cibernéticos, sobredemanda del servicio o desastres naturales [1].

La adopción de una arquitectura basada en computación en la nube y el uso de herramientas como *Learning Analytics* pueden permitir a las IES analizar el comportamiento

y desempeño de los estudiantes a través de sistemas inteligentes que se adapten en tiempo real y que, con base en los resultados de los datos, puedan sugerir a los estudiantes recomendaciones según su avance basado en su nivel de aprendizaje. Actualmente, existen diversos proveedores de servicios de nube pública como Google Cloud y Amazon Web Services, que facilitan el despliegue de aplicaciones y análisis de datos. Cuando se integra la infraestructura tecnológica disponible en las IES con un sistema de nube, se crea una arquitectura híbrida más eficiente y resiliente. Sin embargo, si no se desea contratar sistemas propietarios, existen alternativas de código abierto como OpenStack, una infraestructura como servicio creada por la NASA y respaldada por Red Hat e Intel. Esta plataforma es compatible con diversos tipos de virtualizadores y plataformas de nube pública [2].

Implementar un sistema de Learning Analytics dentro de la nube ofrece múltiples beneficios que no sólo impulsan el aprendizaje y la enseñanza, sino también pueden minimizar el riesgo de que procesos como las inscripciones, entre muchos otros, se puedan ver afectados por múltiples causas que escapen del control de los administradores o, en ocasiones, de las autoridades universitarias. Debido a ello, en la actualidad, las universidades deben adoptar tecnologías que recolectan y analizan la información para evaluar el contexto actual y tomar decisiones que mejoren la calidad de la educación y de los servicios institucionales [3].

## Qué es Learning Analytics

*Learning Analytics* (LA) se refiere a la recolección e interpretación de una gran cantidad de datos producidos por el comportamiento de los estudiantes para evaluar su progreso académico y desempeño; esto tiene el objetivo de predecir su rendimiento en el futuro por medio de la detección de problemas que pueden comprometer su éxito académico [4][5] ver Fig. 1. Los datos recolectados van desde los resultados de exámenes y tareas hasta las interacciones que tienen en redes sociales, foros u otras actividades que los estudiantes se encuentren activamente realizando durante su vida académica. Si estos datos son interpretados correctamente, LA permite a las entidades académicas identificar las necesidades de aprendizaje de sus estudiantes, así como las necesidades internas que estén provocando problemas como un bajo rendimiento académico o deserción escolar [6].



**Fig. 1.** Learning Analytics.

## Qué es el cómputo en la nube

La computación en la nube es un modelo de servicios que permite acceder a recursos informáticos como procesamiento, almacenamiento y gestión de datos a través de Internet [7]. Este enfoque ofrece a las instituciones educativas la posibilidad de rentar recursos de manera flexible cuando los necesiten o, en su defecto, optimizar su propia infraestructura existente para mejorar la eficiencia operativa sin necesidad de adquirir nuevos equipos. La computación en la nube también ofrece diversos servicios que permiten implementar modelos propios para el análisis de datos a gran escala, sin necesidad de adquirir infraestructura física para ello.

## Nube híbrida

La nube híbrida es un modelo de servicio en donde una entidad puede combinar el uso de sus recursos de infraestructura tecnológica junto con los recursos de infraestructura informática proporcionados por un proveedor de la nube [8]. Estos recursos pueden ser

máquinas virtuales, almacenamiento, bases de datos y redes. Esto se realiza bajo un modelo de pago bajo demanda, lo que permite a las instituciones pagar únicamente por los recursos consumidos durante el tiempo que se usaron, sin necesidad de mantener o adquirir infraestructura propia. Además, se pueden regresar estos recursos cuando ya no se requieran.

### Infraestructura como código

La infraestructura como código (IaC) es una forma moderna de preparar y administrar servidores, redes y otros recursos informáticos sin tener que realizar configuraciones manualmente [9]. En lugar de configurar cada paso, se pueden escribir instrucciones en archivos de texto donde se especifica qué recursos se necesitan y cómo deben estar configurados.

La IaC automatiza la creación de instancias de cómputo, bases de datos, entornos de *machine learning* y sistemas de almacenamiento escalable de forma rápida y consistente cada vez que se requiera ejecutar modelos predictivos o procesar historiales académicos masivos.

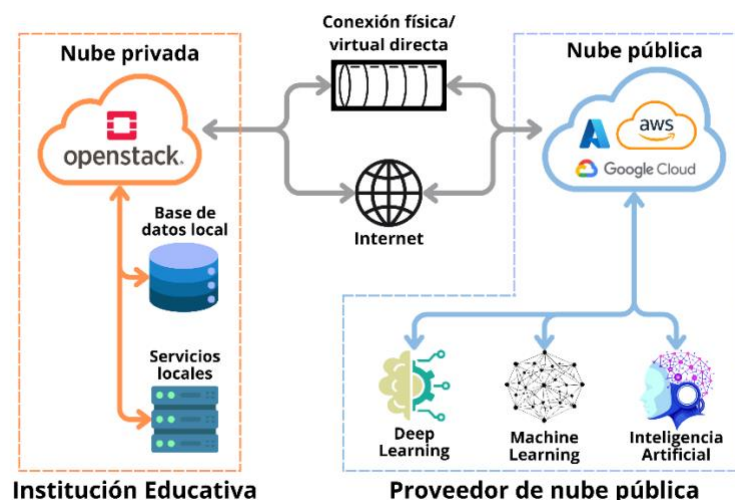
### Redes definidas por software

Las redes definidas por software (SDN) son un enfoque moderno para administrar redes de comunicaciones de forma inteligente [10]. A diferencia de los modelos tradicionales, donde cada dispositivo de red tiene una configuración estática y manual, en las SDN, el control de la red se centraliza en un software que permite modificar dinámicamente la forma en que la red encamina y gestiona el tráfico, a través de políticas programables y automatizadas.

### Propuesta de Learning Analytics empleando una arquitectura de nube híbrida

Una solución viable para poder implementar un sistema de inscripciones escalable que emplee *Learning Analytics* sin abandonar por completo una infraestructura tradicional, es la

adopción de una arquitectura de nube híbrida. En esta propuesta, se mantiene la infraestructura local, pero se complementa con la nube, lo que permite mejorar la calidad del servicio mientras se lleva a cabo la recolección, almacenamiento de datos de los estudiantes y su procesamiento, ver Fig. 2.



**Fig. 2.** Arquitectura Híbrida.

El primer componente a mejorar es la aplicación web de inscripciones; no se modifica la aplicación, únicamente el entorno de ejecución. Para esto, se propone desplegar una réplica de ésta misma en una plataforma ofrecida por los principales proveedores de nube. Servicios como Google App Engine, Cloud Run, AWS Elastic Beanstalk o Azure App Service permiten subir el código fuente de la aplicación web y delegar en el proveedor las tareas de aprovisionamiento, escalado, balanceo de carga, certificados SSL y parches de seguridad. Esto garantiza una operación estable, segura y capaz de soportar miles de solicitudes simultáneas.

El servidor local continuará atendiendo solicitudes. No obstante, al rebasar cierto umbral de uso de recursos, como memoria RAM o CPU, deberá redirigir las solicitudes de forma automática hacia la versión alojada en la nube. Ambas versiones pueden diseñarse para enviar los datos relevantes a una base de datos especial diseñada para el almacenamiento de datos históricos (local o en la nube). Si la IES no cuenta con la tecnología

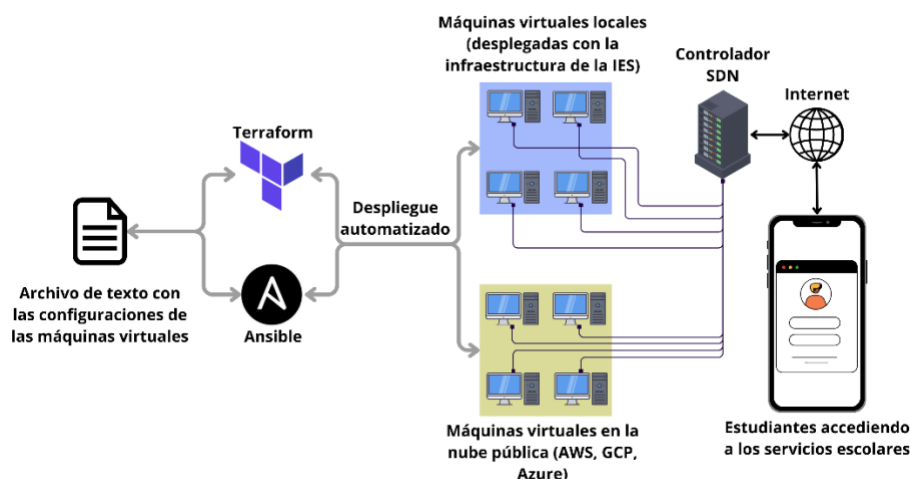
o personal capacitado para llevar a cabo procesos de *machine learning* e inteligencia artificial, pueden emplear los servicios de la nube para poder desarrollar o usar modelos prediseñados de análisis de datos con el propósito de detectar y visualizar de forma interactiva los patrones e información relevante.

Para garantizar una comunicación eficiente, segura y adaptable entre la infraestructura local y los servicios en la nube, resulta fundamental incorporar tecnologías de redes definidas por software (SDN). Este enfoque permite a la institución gestionar de forma centralizada el flujo de datos entre los distintos componentes de la arquitectura de nube híbrida, desde el balanceo de carga entre la versión local y la nube hasta la comunicación entre servicios desplegados dentro de una misma nube pública. Gracias a las SDN, es posible aplicar reglas de encaminamiento dinámico, priorizar tráfico crítico y establecer políticas de red que dirijan automáticamente las solicitudes cuando se detecta saturación de recursos. Asimismo, la segmentación lógica mediante subredes virtuales (VPCs), combinada con conexiones privadas o túneles VPN gestionados por SDN, garantiza que los datos sensibles de los estudiantes no circulen por redes públicas, fortaleciendo la seguridad de la solución propuesta.

Para que este despliegue en la nube sea ágil y reproducible en cualquier nube, independientemente del proveedor, se puede hacer uso de la infraestructura como código (IaC). Esta metodología permite definir la página web de inscripciones mediante archivos de texto reutilizables. Por ejemplo, una vez que se termine el periodo de reinscripción, la aplicación web de reinscripción en la nube puede ser eliminada o desactivada temporalmente para evitar costos innecesarios y, con ayuda de la IaC, se puede volver a desplegar de forma automática, consistente y controlada cada vez que se requiera.

Una de las grandes ventajas de IaC es que es capaz de responder de forma rápida a los hallazgos obtenidos mediante Learning Analytics. Por ejemplo, si el análisis revela una sobrecarga en algún servicio académico, se pueden definir diferentes modelos de infraestructura informática virtual alternativos y desplegarlos en entornos de prueba para analizar su impacto, sin necesidad de modificar la infraestructura física de la institución. Además, estos modelos pueden adaptarse, compararse y reemplazarse fácilmente, promoviendo una toma de decisiones basada en evidencia y con menor riesgo, ver Fig. 3.





**Fig. 3.** Sinergia entre laC, la nube y SDN para ofrecer servicios web.

## Metodología y planteamiento de *Learning Analytics*

Una vez implementada la arquitectura de nube híbrida, se debe plantear un método para analizar los datos de manera correcta. Si se desea obtener un análisis completo y confiable, es necesario recolectar la mayor cantidad de datos relevantes sobre la trayectoria de los estudiantes.

El desempeño de los estudiantes depende en gran medida de su compromiso y dedicación. Sin embargo, dichos aspectos pueden verse afectados por problemas internos de la IES, sin dejar de lado también los factores sociales, económicos y culturales que influyen directamente en su motivación y disciplina.

Con el fin de identificar qué factores podrían estar afectando a los estudiantes, es necesario implementar una estrategia metodológica que permita estudiar de forma transversal su trayectoria académica desde su ingreso hasta su egreso o abandono, integrando información sobre su desempeño, condiciones sociales, económicas y culturales.

La metodología propuesta para este análisis se estructura de la siguiente manera:

1. Recolección y limpieza de datos históricos: Se deben recolectar tanto los datos académicos como grupo o bloque de ingreso (usualmente las IES asignan a cada estudiante un bloque o grupo inicial con un horario preestablecido que puede ser matutino o vespertino), historial académico, horarios, profesores asignados, materias cursadas, así como los datos contextuales relacionados con las condiciones sociales, económicas y familiares de los estudiantes. Estos datos deben limpiarse, es decir, se debe eliminar duplicidad, datos fuera de rango, datos con mucho ruido que alteren la estadística, etc.; a su vez, deben ser protegidos, ya que en ellos se encuentra la identidad del estudiante.
2. Análisis del desempeño inicial por bloque: se debe analizar el rendimiento académico de cada bloque o grupo de primer ingreso. Este primer análisis permite observar cómo se desarrollan los estudiantes dentro de un mismo entorno (grupo, horario, asignación inicial) y si existen bloques con mejor o peor desempeño.
3. Seguimiento de trayectorias académicas por bloque: identificar los grupos, horarios y profesores que eligen los estudiantes provenientes de bloques con alto desempeño en comparación con aquellos de bloques de bajo rendimiento. Esto ayuda a detectar patrones y posibles ventajas acumulativas que algunos estudiantes podrían tener desde su ingreso.
4. Análisis longitudinal semestre a semestre: estudiar de manera continua la evolución del desempeño académico de los estudiantes, relacionando la elección de grupos y asignaturas en cada reinscripción con su rendimiento posterior, así como con los cambios en su contexto social, económico y familiar. Este análisis debe repetirse en cada ciclo escolar para ajustar los modelos y estrategias.
5. Estudio de egresados y desertores: analizar la trayectoria completa y contexto de los estudiantes que egresaron en tiempo y forma con altos promedios para encontrar coincidencias en grupos, horarios o docentes. Paralelamente, analizar los casos de estudiantes con trayectorias truncas o que abandonaron la carrera, para detectar correlaciones comunes que permitan anticipar riesgos académicos.

6. Generación de modelos predictivos: utilizar los datos anteriores para crear modelos capaces de anticipar trayectorias críticas o exitosas y proponer intervenciones tempranas.

## Importancia del uso de inteligencia artificial dentro de LA

Actualmente, la inteligencia artificial (IA) ha experimentado un crecimiento exponencial y ha demostrado ser una herramienta poderosa para la automatización de tareas complejas, especialmente en el análisis de grandes volúmenes de datos [11]. La integración de técnicas de IA dentro de LA, como el aprendizaje automático (*machine learning*), el procesamiento del lenguaje natural (NLP) y el *deep learning*, permite a las IES extraer valor de los datos académicos de forma más rápida y precisa [12][13].

Al aplicar modelos de IA en los procesos de LA, las IES no sólo pueden identificar patrones ocultos que influyen en el rendimiento estudiantil, sino también generar predicciones sobre posibles riesgos de deserción, detectar conductas atípicas o identificar factores que afectan el aprendizaje. Además, la IA puede automatizar la generación de reportes personalizados para docentes, directivos o estudiantes, y ofrecer recomendaciones adaptativas para una intervención temprana.

El uso de IA dentro del LA transforma los datos en conocimiento accionable y permite ir de un enfoque reactivo a uno proactivo, en el cual las decisiones institucionales se fundamentan en evidencia empírica y en análisis predictivos, mejorando así la calidad educativa y la experiencia del estudiante.

## Conclusión

El desempeño académico de los estudiantes universitarios está influenciado por una vasta diversidad de factores, tanto personales como institucionales. El uso de *Learning Analytics* permite a las instituciones identificar patrones ocultos en los datos históricos de los estudiantes, facilitando la toma de decisiones informadas para mejorar el desempeño académico, la distribución de recursos y la experiencia educativa en general.

LA no debe entenderse como un proceso lineal, ni como un *framework* universal. Su aplicación requiere adaptarse a las particularidades de cada institución, ajustando tanto la forma de recolectar los datos como las preguntas que se buscan responder. Sólo mediante una estrategia adecuada de recolección de datos, el uso responsable de la inteligencia artificial y la personalización del análisis, es posible generar conocimiento de alto valor que contribuya a una educación superior más eficiente y personalizada.

## Agradecimientos

Proyecto PAPIIT-IN109624

## Referencias

- [1] G. A. Zamora-Vélez and L. del R. Bermúdez-Cevallos, "Socioeconomic factors and university student dropout", *IJSS*, vol. 7, no. 4, pp. 103-112, Nov. 2024, doi: 10.21744/ijss.v7n4.2325.
- [2] O. Sefraoui, M. Aissaoui, and M. Eleuldj, "OpenStack: Toward an open-source solution for cloud computing," *International Journal of Computer Applications*, vol. 55, no. 3, pp. 38-42, Oct. 2012, doi: 10.5120/8738-2991.
- [3] A. van Leeuwen, "Learning analytics to support teachers during synchronous CSCL: Balancing between overview and overload," *Journal of Learning Analytics*, vol. 2, no. 2, pp. 138-162, Dec. 2015, doi: 10.18608/jla.2015.22.11.
- [4] L. Johnson, R. Smith, H. Willis, A. Levine, y K. Haywood, *The 2011 Horizon Report*. Austin, TX, USA: The New Media Consortium, 2011.
- [5] S. Slade and P. Prinsloo, "Learning analytics: Ethical issues and dilemmas," *American Behavioral Scientist*, vol. 57, no. 10, pp. 1510-1529, 2013, doi: 10.1177/0002764213479366.

- [6] S. M. Jayaprakash, E. W. Moody, E. J. Lauría, J. R. Regan, and J. D. Baron, "Early alert of academically at-risk students: An open source analytics initiative," *Journal of Learning Analytics*, vol. 1, no. 1, pp. 6–47, May 2014, doi: 10.18608/jla.2014.11.3.
- [7] Google Cloud, "¿Qué es la nube pública?," *Google Cloud*. [En línea]. Disponible en: <https://cloud.google.com/learn/what-is-public-cloud?hl=es-419>. [Accedido: 2-may-2025].
- [8] Google Cloud, "What is hybrid cloud?," *Google Cloud*. [En línea]. Disponible en: <https://cloud.google.com/learn/what-is-hybrid-cloud?hl=es>. [Accedido: 2-may-2025].
- [9] Red Hat, "¿Qué es la infraestructura como código (IaC)?," *Red Hat*. [En línea]. Disponible en: <https://www.redhat.com/es/topics/automation/what-is-infrastructure-as-code-iac>. [Accedido: 2-may-2025].
- [10] A. Zambrano Espinosa, *Uso de SDN, algoritmos de clustering y coloración de grafos para la asignación de canales WiFi*, tesis de maestría, Universidad Nacional Autónoma de México, 2022.
- [11] C. A. Coello Coello, G. Paic, y L. Serkin, "El rol de la UNAM frente al país en el equilibrio de la balanza entre los peligros y beneficios de la inteligencia artificial," *TIES*, no. 10, pp. 72–85, Jun. 2024, doi: 10.22201/dgtic.26832968e.2024.10.10.
- [12] F. J.-Y. Jin, "Students' perceptions of generative AI-powered learning analytics in the feedback process: A feedback literacy perspective," *Journal of Learning Analytics*, vol. 12, no. 1, pp. 152–168, Mar. 2025, doi: 10.18608/jla.2025.8609.
- [13] H. Oubalahcen, L. Tamym, y M. D. El Oudghiri, "The Use of AI in E-Learning Recommender Systems: A Comprehensive Survey," *Procedia Computer Science*, vol. 224, pp. 437–442, 2023, doi: 10.1016/j.procs.2023.09.061.