

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA DE CHIHUAHUA

Tecnologías de la Información: Desarrollo y Gestión de Software



Reporte de caso de estudio aplicando IA/ML/DM/Big Data

Caso 8: Recomendación de contenido educativo

IDGS91N – Equipo 8

Kevin Iván Aguirre Silva

Jatzel Israel Cruz Castruita

Jorge Alejandro Hernández Contreras

Carlos Adrián Mata Nevárez

Erick Adrián Sánchez Cervantes

Extracción de Conocimiento en Bases de Datos - Ing. Luis Enrique

Mascote Cano

Chihuahua, Chih., 23 de septiembre de 2025

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN AL CASO	3
2. JUSTIFICACIÓN DEL DOMINIO	4
3. BENEFICIOS Y KPIS.....	6
3.1. Beneficios esperados.....	6
3.2. KPIS principales.....	6
4. ARQUITECTURA DE SOLUCIÓN (DIAGRAMA)	7
4.1. Herramientas y lenguajes	7
4.2. Diagrama de alto nivel.....	7
5. CONCLUSIONES Y PRÓXIMOS PASOS.....	9
6. CONCLUSIONES PERSONALES	9
REFERENCIAS	10

1. INTRODUCCIÓN AL CASO

En la actualidad, las plataformas de e-learning han cobrado una gran relevancia al ofrecer acceso a contenido educativo flexible, diverso y accesible para todo tipo de estudiantes. Sin embargo, la abundancia de cursos y materiales puede generar que los usuarios se sientan desorientados al momento de elegir qué aprender, lo que afecta directamente su motivación y la finalización de los programas. Ante esta problemática, los sistemas de recomendación basados en Inteligencia Artificial (IA), Machine Learning (ML), Data Mining (DM) y Big Data se presentan como una solución estratégica, ya que permiten analizar grandes volúmenes de datos y detectar patrones de comportamiento que facilitan la personalización de la experiencia educativa. A través de algoritmos como el filtrado colaborativo y el filtrado basado en contenido, las plataformas pueden ofrecer sugerencias relevantes y adaptadas a las necesidades de cada estudiante, aumentando la retención, el compromiso y el éxito académico. Este caso de estudio plantea el diseño de un motor de recomendaciones para la plataforma LearnNow, resaltando la importancia de la innovación tecnológica en el sector educativo.

La plataforma LearnNow ofrece cursos en línea en múltiples áreas y, para aumentar la finalización de cursos, requiere un motor de recomendaciones que sugiera material relevante basado en el historial de aprendizaje y las preferencias declaradas; los stakeholders incluyen al equipo de producto, encargado de diseñar y mantener la solución tecnológica, a los instructores, que se benefician al llegar de forma más efectiva a sus estudiantes y mejorar la calidad de la enseñanza, y a los estudiantes, quienes reciben contenidos personalizados que se adaptan a sus necesidades y ritmos de aprendizaje; el impacto esperado es mejorar significativamente la experiencia del usuario, incrementar la retención de alumnos y elevar la tasa de finalización de los cursos, lo que fortalece tanto la plataforma como la satisfacción de quienes la utilizan.

2. JUSTIFICACIÓN DEL DOMINIO

El tema de los sistemas de recomendación es muy importante para las plataformas de e-learning, sobre todo porque hoy en día hay muchísimo contenido educativo en línea y los estudiantes son muy diferentes entre sí. Con tantas opciones de cursos, materiales y recursos, es fácil que uno se sienta perdido o abrumado. Por eso, estos sistemas ayudan a guiar a los usuarios, mostrando lo que realmente les interesa o necesitan, haciendo que aprender sea más fácil y organizado.

Una de las mayores ventajas de estos sistemas es que permiten personalizar el contenido. Cada estudiante aprende a su propio ritmo y de formas distintas, así que recibir recomendaciones adaptadas a su perfil ayuda a entender mejor los temas y también aumenta la motivación y el interés. Cuando los usuarios sienten que la plataforma se ajusta a ellos, es más probable que sigan usando los cursos, los terminen y se mantengan activos, lo que significa que aprenden más y mejor.

La personalización no solo consiste en sugerir cursos o módulos, sino también en ofrecer recursos extra, actividades interactivas y ejercicios que refuercen los puntos donde cada estudiante tiene más dificultades. Esto hace que el aprendizaje sea más dinámico, autónomo y efectivo, porque cada persona recibe justo lo que necesita según su progreso.

Además, los sistemas de recomendación ayudan a que los usuarios estén más satisfechos y se mantengan fieles a la plataforma. En un mundo con muchas opciones de e-learning, ofrecer experiencias personalizadas marca la diferencia y hace que los estudiantes sigan usando la plataforma y la recomienden a otros. También ayuda a las instituciones y empresas a mejorar la organización de los contenidos, ver qué funciona mejor y tomar decisiones basadas en datos para que la plataforma siga siendo útil y atractiva.

Se construyen matrices usuario-curso a partir de las interacciones de los estudiantes, como los cursos que han visto, los que han completado y sus patrones de navegación en la plataforma. Estas matrices permiten organizar los datos y analizar los comportamientos de cada usuario para encontrar patrones útiles.

Se aplican algoritmos de filtrado colaborativo, que recomiendan cursos basándose en lo que otros usuarios con intereses similares han realizado, y filtrado basado en contenido, que sugiere cursos que son parecidos a los que un usuario ya ha tomado o con los que ha interactuado.

Estos métodos permiten que la plataforma haga recomendaciones personalizadas y más precisas.

El objetivo es la personalización del aprendizaje, que es un caso típico de los sistemas de recomendación dentro del Machine Learning. Esto permite que cada estudiante reciba contenido adaptado a sus necesidades, intereses y ritmo de aprendizaje, lo que aumenta su motivación, compromiso y retención del conocimiento.

En general, se trata de analizar datos, identificar patrones y usar algoritmos inteligentes para mejorar la experiencia educativa, haciendo que el aprendizaje sea más eficiente, dinámico y adaptado a cada usuario.

3. BENEFICIOS Y KPIS

3.1. Beneficios esperados

En el contexto del sistema de recomendación de contenido en una plataforma educativa, los beneficios y KPIS propuestos responden de manera directa al objetivo del caso de estudio. El propósito del sistema es guiar a los estudiantes hacia materiales más relevantes y personalizados, mejorando su experiencia de aprendizaje y aumentando el uso de la plataforma.

- El aumento de la tasa de finalización de cursos refleja el impacto educativo esperado: al recomendar contenidos adecuados, más usuarios logran concluir sus cursos.
- La mejora en la precisión de las recomendaciones (precision@K , hit rate@K) garantiza que las sugerencias sean realmente útiles, lo cual es fundamental para cualquier sistema de recomendación.
- Mayor uso de la plataforma demuestra el valor práctico del sistema: más vistas, más tiempo de permanencia y mayor interacción validan que la herramienta motiva a los usuarios a seguir aprendiendo.

3.2. KPIS principales

- Hit rate@K mide la proporción de ocasiones en que un contenido relevante aparece dentro de las primeras K recomendaciones mostradas al estudiante. Este indicador refleja qué tan efectivas son las sugerencias más visibles y permite evaluar si el sistema logra incluir materiales útiles en los primeros lugares.
- Precision@K calcula el porcentaje de recomendaciones relevantes entre las primeras K sugerencias ofrecidas al usuario. Por ejemplo, si dentro de 5 recomendaciones, 3 son útiles para el estudiante, la Precision@5 sería 0.6 (60%). Este KPI permite medir la exactitud del modelo y asegurar que los usuarios reciban principalmente contenidos pertinentes y personalizados.
- Comparativa de métodos en conjunto de prueba (dashboard): se implementará un tablero de control para comparar diferentes algoritmos y configuraciones del sistema de recomendación. Este KPI permite visualizar de manera clara cuál modelo ofrece el mejor desempeño y realizar ajustes en tiempo real para optimizar la calidad de las recomendaciones.

4. ARQUITECTURA DE SOLUCIÓN (DIAGRAMA)

4.1. Herramientas y lenguajes

Para el desarrollo del motor de recomendaciones se seleccionaron tecnologías que permiten cubrir de manera eficiente cada etapa del ciclo de vida de la solución:

- **Python + scikit-learn:** Se utiliza para el prototipado rápido de modelos de recomendación, ya que cuenta con librerías maduras y flexibles para implementar algoritmos de filtrado colaborativo y basado en contenido. Esto facilita la experimentación, comparación de técnicas y ajuste de parámetros en un entorno controlado.
- **Spark:** Resulta fundamental para garantizar la escalabilidad del sistema, ya que las interacciones usuario-curso generan grandes volúmenes de datos que deben procesarse de forma distribuida. Spark permite ejecutar las tareas de ETL y modelado de manera eficiente, soportando la carga de miles de usuarios y cursos sin pérdida de rendimiento.
- **Dash / Power BI:** Se emplean como herramientas de visualización para construir un dashboard interactivo. A través de estas plataformas se comparan los resultados de distintos modelos mediante métricas como precision@K y hit rate@K , lo que permite una evaluación transparente y facilita la toma de decisiones respecto al modelo más adecuado para producción.

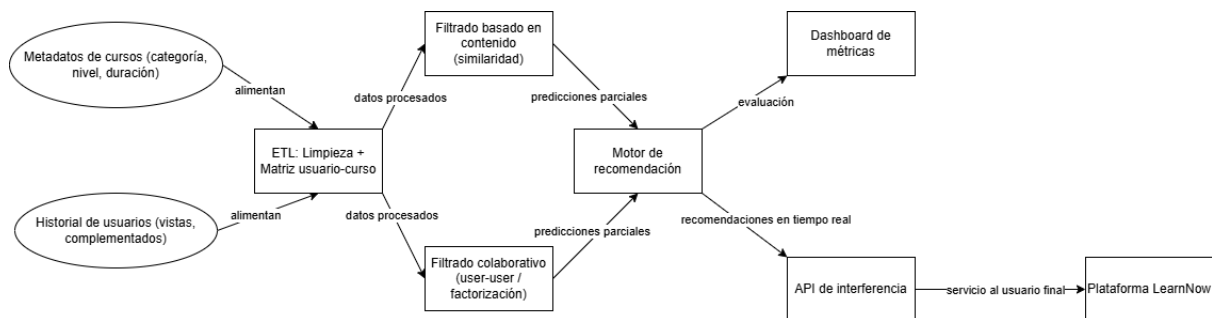
En conjunto, estas tecnologías aseguran un equilibrio entre rapidez en el desarrollo, capacidad de escalar con los datos y claridad en la interpretación de resultados.

4.2. Diagrama de alto nivel

La solución propuesta sigue un flujo estructurado que integra datos, modelos y despliegue en la plataforma:

1. **Fuente de datos:** se utilizan el historial de interacciones de los usuarios (vistas, cursos completados) y los metadatos de los cursos (categoría, nivel, duración).
2. **ETL:** se realiza la limpieza y transformación de la información para generar la matriz usuario-curso, base del proceso de recomendación.
3. **Entrenamiento / modelado:**
 - *Filtrado colaborativo:* mediante técnicas user-user o factorización de matrices.

- *Filtrado basado en contenido*: mediante el cálculo de similitud considerando atributos de los cursos.
4. **Motor de recomendación**: combina los modelos entrenados y genera sugerencias personalizadas.
 5. **Deploy & monitoreo**: el motor se expone a través de una API de inferencia, integrada a la plataforma LearnNow para que los usuarios reciban recomendaciones en tiempo real.
 6. **Dashboard**: permite visualizar y comparar el desempeño de los algoritmos implementados a través de métricas de evaluación, asegurando un monitoreo continuo y la posibilidad de mejoras iterativas.



5. CONCLUSIONES Y PRÓXIMOS PASOS

El análisis del caso de estudio confirma que los sistemas de recomendación son una herramienta clave para potenciar la experiencia de aprendizaje en plataformas educativas. Su correcta implementación contribuye a la personalización de contenidos, incrementa la tasa de finalización de cursos y fortalece el compromiso de los estudiantes. Asimismo, la integración de herramientas como Python, Spark y Dash/Power BI garantiza un balance entre experimentación, escalabilidad y monitoreo. No obstante, es necesario considerar aspectos como la diversidad de las recomendaciones, la ética en el uso de datos y la evolución hacia modelos híbridos o basados en deep learning. En conclusión, los sistemas de recomendación no solo representan una ventaja competitiva para las plataformas, sino también un medio para impulsar la educación personalizada, accesible y de mayor calidad.

Se confirma que los sistemas de recomendación (ML) son el dominio correcto para resolver el reto, con beneficios esperados como personalización, engagement y mayor retención; los próximos pasos incluyen afinar parámetros de los modelos, explorar un modelo híbrido (colaborativo + contenido) y escalar a producción integrando un monitoreo continuo del desempeño.

6. CONCLUSIONES PERSONALES

Erick Adrián Sanchez Cervantes

Considero que los sistemas de recomendación no solo son un recurso tecnológico, sino también un puente entre los datos y la personalización educativa, lo que mejora significativamente la experiencia de aprendizaje.

Kevin Iván Aguirre Silva

Este caso demuestra que el uso de IA y ML en la educación no es una tendencia pasajera, sino una necesidad creciente para responder a la diversidad de perfiles de estudiantes.

Jatzel Israel Cruz Castruita

Me parece importante destacar que, aunque la precisión es clave, los sistemas deben incluir también métricas de diversidad y equidad, evitando recomendar siempre el mismo tipo de contenido.

Jorge Alejandro Hernández Contreras

Una de mis conclusiones es que el rol del docente no desaparece, sino que se complementa con estas herramientas, ya que los maestros pueden aprovechar las recomendaciones para guiar mejor a los estudiantes.

Carlos Adrián Mata Nevárez

Considero que este tipo de proyectos son un ejemplo práctico de cómo la ciencia de datos y la educación pueden unirse para resolver problemas reales, mostrando el impacto positivo que tiene la tecnología cuando se aplica con un propósito claro.

REFERENCIAS

- https://keylabs-ai.translate.goog/blog/understanding-precision-at-k-p-k/? x_tr_sl=en& x_tr_tl=es& x_tr_hl=es& x_tr_pto=tc
- https://www-shaped-ai.translate.goog/blog/evaluating-recommendation-systems-part-1? x_tr_sl=en& x_tr_tl=es& x_tr_hl=es& x_tr_pto=tc
- <https://www.evidentlyai.com/ranking-metrics/precision-recall-at-k>
- https://www-plecto-com.translate.goog/blog/sales-performance/21-sales-kpis-you-should-be-tracking-with-examples/? x_tr_sl=en& x_tr_tl=es& x_tr_hl=es& x_tr_pto=tc
- <https://scikit-learn.org/stable/>
- <https://spark.apache.org/docs/latest/api/python/index.html>
- <https://learn.microsoft.com/es-es/power-bi/connect-data/desktop-python-scripts>