

**Facultad 1**

**Implementación de un Sistema de Recomendación basado en Deep Learning para las plataformas del proyecto z17.**

Trabajo de diploma para optar por el título de   
Ingeniero en Ciencias Informáticas

**Autor(es):**

Alejandro Figueroa Rodríguez

**Tutor(es):**

Aneyty Martin García

Yosbel Falero Vento

Yadier Perdomo Cuevas

**Co-tutor:** <nombre co-tutor (opcional de existir)>

**Consultante:** <nombre consultante (opcional de existir)>

**Asesor:** <nombre asesor (opcional de existir)>

La Habana, <mes> de 2024

Año 66 de la Revolución

**DECLARACIÓN DE AUTORÍA**

El autor Alejandro Figueroa Rodríguez del trabajo de diploma con título ***“Desarrollo e Implementación de un Sistema de Recomendación Basado en Deep Learning para el proyecto z17”***, concede a la Universidad de las Ciencias Informáticas los derechos patrimoniales de la investigación, con carácter exclusivo. De forma similar se declara como único autor de su contenido. Para que así conste firma(n) la presente a los <día> días del mes de <mes> del año <año>.

|  |  |
| --- | --- |
| **Alejandro Figueroa Rodríguez** | **<nombre del autor>** |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  Firma del Autor | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  Firma del Autor |
| **<nombre del tutor>** | **<nombre del tutor>** |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  Firma del Tutor | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  Firma del Tutor |

**Agradecimientos**

**Dedicatoria**

**Resumen**

El presente trabajo tiene como objetivo desarrollar un sistema de recomendación que mejore la personalización y visibilidad del contenido presente en las plataformas del proyecto z17 debido a las limitaciones de los sistemas homólogos actuales en las mismas. Para guiar el desarrollo se utilizó la metodología de desarrollo ágil AUP versión UCI escenario 4 generándose los artefactos fundamentales que propone la metodología para cada etapa de trabajo. Durante la investigación se analizaron los sistemas de recomendación existentes, así como las herramientas y técnicas para llevar a cabo el sistema. El estudio del estado del arte permitió identificar el algoritmo de recomendación, las funcionalidades y las tecnologías necesarias para implementar la solución propuesta. La solución es un sistema de recomendación basado en redes neuronales profundas, que utiliza modelos de Deep Learning para generar recomendaciones interesantes para el usuario.

Palabras claves

Deep Learning, Aprendizaje Profundo, Inteligencia Artificial, Redes Neuronales, proyecto Z17, Sistema de recomendación,

***Abstract***

**Tabla de contenidos**

[Introducción 13](#_Toc182279363)

[Capítulo 1: Fundamentos y referentes teórico-metodológicos sobre el objeto de estudio. 20](#_Toc182279364)

[1.1 Sistema de recomendación. 20](#_Toc182279365)

[1.1.1 Clasificación de los Sistemas de Recomendaciones. 21](#_Toc182279366)

[ Basados en Popularidad. 22](#_Toc182279367)

[ Basados en Contenido. 23](#_Toc182279368)

[ Basados en Filtrado Colaborativo. 24](#_Toc182279369)

[ Filtrado Demográfico. 26](#_Toc182279370)

[ Conversacionales. 26](#_Toc182279371)

[ Híbridos. 27](#_Toc182279372)

[1.1.2 Retroalimentación. 28](#_Toc182279373)

[1.2 Estudio de Sistemas Homólogos. 30](#_Toc182279374)

[1.2.1 Estudio de Sistemas Homólogos en el ámbito Internacional. 31](#_Toc182279375)

[1.2.2 Estudio de Sistemas Homólogos en el ámbito Nacional. 35](#_Toc182279376)

[1.2.3 Conclusión de los sistemas homólogos. 38](#_Toc182279377)

[1.3 Propuesta de solución. 40](#_Toc182279378)

[1.3.1 Recomendadores basados en Redes Neuronales Profundas. 40](#_Toc182279379)

[1.3.2 Ventajas de utilizar un sistema de recomendación basado en Redes Neuronales Profundas. 42](#_Toc182279380)

[1.3.3 Desafíos 43](#_Toc182279381)

[1.4 Tecnologías y herramientas para el desarrollo. 44](#_Toc182279382)

[1.4.1 Metodología de desarrollo de software. 45](#_Toc182279383)

[1.4.2 Lenguaje de Programación. 48](#_Toc182279384)

[Python V 3.11.9 48](#_Toc182279385)

[Ventajas de Python 49](#_Toc182279386)

[1.4.3 Base de datos. 49](#_Toc182279387)

[MongoDB V 6.0.3 49](#_Toc182279388)

[1.4.4 Bibliotecas y Framerworks de Inteligencia Artificial. 50](#_Toc182279389)

[Tensorflow V 2.15.0 50](#_Toc182279390)

[Keras V 2.15.0 51](#_Toc182279391)

[TensorFlow Recommenders V 0.7.3 52](#_Toc182279392)

[NumPy V 1.26.4 52](#_Toc182279393)

[Pandas V 2.2.3 53](#_Toc182279394)

[1.4.5 Entorno de Desarrollo. 53](#_Toc182279395)

[Visual Studio Code V 1.92.2 53](#_Toc182279396)

[1.4.6 Servidor Web. 53](#_Toc182279397)

[Fastapi V 0.115.0 53](#_Toc182279398)

[1.5 Conclusiones del Capítulo. 54](#_Toc182279399)

[Capítulo 2: Análisis y diseño del sistema para las recomendaciones en las plataformas del proyecto z17. 56](#_Toc182279400)

[2.1 Descripción de la Propuesta de Solución. 56](#_Toc182279401)

[2.1.1 Etapas. 56](#_Toc182279402)

[2.1.2 Modelos. 58](#_Toc182279403)

[2.2 Modelo Conceptual 64](#_Toc182279404)

[2.3 Diagrama de caso de uso del sistema. 65](#_Toc182279405)

[2.4 Diagrama de clases de diseño. 66](#_Toc182279406)

[2.5 Diagrama de secuencia. 66](#_Toc182279407)

[2.6 Modelo de datos 67](#_Toc182279408)

[2.7 Requisitos de la propuesta de solución 68](#_Toc182279409)

[2.7.1 Requisitos Funcionales 68](#_Toc182279410)

[2.7.2 Requisitos no funcionales 69](#_Toc182279411)

[2.8 Arquitectura de software 71](#_Toc182279412)

[2.9 Patrones de Diseño 73](#_Toc182279413)

[2.9.1 Patrones GRASP 73](#_Toc182279414)

[Experto 73](#_Toc182279415)

[Creador 74](#_Toc182279416)

[Controlador 75](#_Toc182279417)

[2.9.2 Patrones GOF 76](#_Toc182279418)

[Singleton 76](#_Toc182279419)

[Template Method 77](#_Toc182279420)

[2.10 Conclusiones del capítulo 77](#_Toc182279421)

[Capítulo 3: Validación del Sistema de recomendación basado en Deep Learning para las plataformas del proyecto Z17. 79](#_Toc182279422)

[3.1 Estándares de codificación 79](#_Toc182279423)

[3.2 Estrategia de prueba 80](#_Toc182279424)

[Datos de entrenamiento 80](#_Toc182279425)

[3.3 Pruebas realizadas al sistema 82](#_Toc182279426)

[3.3.1 Prueba de caja negra 82](#_Toc182279427)

[3.3.2 Prueba de caja blanca 86](#_Toc182279428)

[3.3.3 Pruebas de seguridad 89](#_Toc182279429)

[3.4 Validación de la investigación. 90](#_Toc182279430)

[Referencias Bilbiográficas 93](#_Toc182279431)

**Índice de tablas**

[Tabla 1 Fases de las variaciones de AUP para la UCI (González Matos, 2021). 39](#_Toc180027590)

[Tabla 5 Descripción Requisitos Funcionales 60](#_Toc180027591)

[Tabla 6 Descripción de los Requisitos no Funcionales 60](#_Toc180027592)

**Índice de figuras**

[Figura 1 Clasificación de sistemas de recomendaciones (Gutierrez, 2023). 19](#_Toc180027593)

[Figura 2 Filtrado Basado en Contenido (Xia, 2023). 20](#_Toc180027594)

[Figura 3 Filtrado Colaborativo basado en usuarios (Acosta, 2020). 21](#_Toc180027595)

[Figura 4 Filtrado Colaborativo basado en elementos (Xia, 2023). 22](#_Toc180027596)

[Figura 5 Clasificación de los Recomendadores Conversacionales (Xia, 2023). 24](#_Toc180027597)

[Figura 6 Retroalimentación Explicita vs Implícita en sistemas de recomendaciones (Casalegno, 2022) 26](#_Toc180027598)

[Figura 7 Arquitectura del Sistema de Recomendación de Youtube (Covington et al., 2016) 28](#_Toc180027599)

[Figura 8 Arquitectura de una red neuronal profunda llamada Modelo de dos torres para recomendación (Kammoun et al., 2022). 35](#_Toc180027600)

[Figura 9 Metodología AUP versión UCI escenario 1. 40](#_Toc180027601)

[Figura 10 Metodología AUP versión UCI escenario 2. 40](#_Toc180027602)

[Figura 11 Metodología AUP versión UCI escenario 3. 40](#_Toc180027603)

[Figura 12 Metodología AUP versión UCI escenario 4. 40](#_Toc180027604)

[Figura 13 Arquitectura de capas del sistema. 51](#_Toc180027605)

[Figura 14 Estructura típica de un sistema de recomendación (Gao et al., 2023). 51](#_Toc180027606)

[Figura 15 Arquitectura de red neuronal de dos torres. 52](#_Toc180027607)

[Figura 16 Las arquitecturas NDR (neural deep retrieval), como los codificadores de dos torres, son conceptualmente similares a los modelos de factorización. 53](#_Toc180027608)

[Figura 17 Función de activación softmax (Tomás Cruz, 2024). 54](#_Toc180027609)

[Figura 18 Arquitectura del modelo de recuperación (Covington et al., 2016) 55](#_Toc180027610)

[Figura 19 Arquitectura de un modelo de clasificación (Covington et al., 2016) 56](#_Toc180027611)

[Figura 20 Modelo Conceptual 56](#_Toc180027612)

[Figura 21 Diagrama de caso de uso del sistema. 57](#_Toc180027613)

[Figura 22 Diagrama de clases con estereotipos web. 58](#_Toc180027614)

[Figura 23 Diagrama de secuencia. 58](#_Toc180027615)

[Figura 24 Modelo de datos. 59](#_Toc180027616)

[Figura 25 Clase del modelo de recuperación donde se refleja el patrón Experto. 65](#_Toc180027617)

[Figura 26 Acción Entrenar encargada de crear instancias de objetos 66](#_Toc180027618)

[Figura 27 Clase DataPipeline utilizando el patrón alta cohesión. 68](#_Toc180027619)

[Figura 28 Clase ModelConfig utilizando el patrón bajo acoplamiento. 69](#_Toc180027620)

[Figura 29 Creación de dos instancias globales en el sistema. 70](#_Toc180027621)

[Figura 30 Clase interfaz que se utiliza como platilla para la clase DataPipeline. 70](#_Toc180027622)

# Introducción

En la era actual, caracterizada por la omnipresencia de las plataformas digitales, la creación de contenido ha experimentado un crecimiento exponencial, lo que ha resultado en una saturación de información en la red. Los usuarios, al navegar por internet, se encuentran con un volumen abrumador de datos, lo que dificulta la localización de contenido relevante y de calidad. Ante esta realidad, los sistemas de recomendación emergen como una solución esencial. Estos algoritmos inteligentes, diseñados con técnicas avanzadas de aprendizaje automático y análisis de datos, tienen la capacidad de filtrar y sugerir a los usuarios aquellos contenidos que más se alinean con sus intereses y comportamientos previos (Almaraz Pérez, 2013).

En Cuba ya existen plataformas que enfrentan problemas de exceso de información. Aquí es donde entra en juego el proyecto Z17, un equipo de jóvenes con una cultura ágil para el desarrollo de soluciones disruptivas e innovadoras, con un alcance global y enfocado en entregar productos de calidad a los cubanos (*Z17*, 2024).

Entre sus principales soluciones se encuentran:

* Apklis: Es el Centro Cubano de Aplicaciones Android enfocado en la distribución, actualización y comercialización de aplicaciones.
* toDus: La plataforma cubana de mensajería instantánea y colaborativa que permite el intercambio de mensajes, archivos y mucho más de forma inmediata.
* Picta: Una plataforma de contenido multimedia que permite la reproducción y transmisión en vivo.

Los sistemas de recomendación de las plataformas del proyecto Z17 enfrentan desafíos significativos, ya que no proporcionan una experiencia de usuario óptima. Esta situación se debe a su limitada capacidad para generar sugerencias personalizadas, su dificultad para adaptarse a las preferencias dinámicas de los usuarios y su ineficiencia al procesar grandes cantidades de datos. Estos aspectos son cruciales para mejorar la interacción del usuario con la plataforma y garantizar su satisfacción. Esto limita la capacidad de las plataformas para mejorar la visibilidad de contenido menos conocido y adaptarse a las dinámicas cambiantes del mercado.

Las sugerencias personalizadas implican analizar el historial y las interacciones de los usuarios en las plataformas digitales. Esto permite recomendar contenido que sea de interés particular para cada individuo, en lugar de ofrecer únicamente contenido que podría ser considerado interesante de manera general. Estas sugerencias personalizadas son la problemática principal a resolver en este trabajo de investigación debido a su total ausencia dentro de los sistemas actuales de las plataformas del proyecto Z17.

La plataforma Picta utiliza un algoritmo que calcula la semejanza entre distintos contenidos. Para ello se basa en diferentes metadatos de los mismos tales como: nombre, actores, género y su descripción, además utiliza el historial de likes y dislikes de cada ítem para calcular la ponderación de cada uno. Este tipo de técnicas es conocida comúnmente como sistema de recomendación basado en contenido.

Este proceso que realiza Picta para generar nuevas recomendaciones puede tardar hasta tres días por cada nueva generación de candidatos. Esto es bastante lento y poco sostenible en el tiempo ya que al aumentar los datos de la plataforma esta generación de recomendaciones también aumenta considerablemente.

Actualmente se utilizan algoritmos convencionales basados en estadística lo cual es bastante útil para volúmenes de datos pequeños o medianos, pero se quedan cortos para este tipo de plataformas con un contenido considerable y en rápido crecimiento. Se habla de plataformas con millones de datos con una suma estimada de entre 50 y 100 millones de datos cada una.

Lo anterior conlleva a resolver el siguiente **problema**: ¿Cómo contribuir al mejoramiento de la personalización y visibilidad del contenido en las plataformas del proyecto Z17?

Se plantea como **objetivo general**: Desarrollar un sistema de recomendaciones que contribuya al mejoramiento de la personalización y visibilidad del contenido en las plataformas del proyecto Z17.

Se establece como **campo de acción**: Los sistemas de recomendaciones.

Se define como **objeto de estudio**: El Sistema de recomendación para las plataformas Picta, ToDus y Apklis.

Para darle solución al problema, es necesario dar respuesta a las siguientes **preguntas científicas**:

1. ¿Cuáles son los principios teóricos y desarrollos recientes en la recomendación de información que sustenta la implementación de un sistema de recomendación para las plataformas del proyecto Z17?
2. ¿Cómo implementar un sistema de recomendación basado en Deep Learning para las plataformas del proyecto Z17?
3. ¿Cómo evaluar a través de pruebas la calidad de las recomendaciones para las plataformas del proyecto Z17?

Las **tareas de investigación** definidas para dar cumplimiento al objetivo de la investigación fueron las siguientes:

* Elaboración del estado del arte de los sistemas de recomendación y los principales conceptos y elementos teóricos del tema.
* Descripción y modelación de los artefactos generados durante el desarrollo de la solución propuesta.

* Implementación de las principales funcionalidades de la solución informática propuesta.
* Análisis de los resultados arrojados de las pruebas realizadas para evaluar el rendimiento y la precisión del sistema de recomendación.

Para la realización de esta investigación se utilizan la combinación dialéctica de los métodos teóricos y empíricos, los que permitieron develar la parte de la ciencia que está siendo objeto de estudio. Entre los primeros se emplean:

**Métodos Teóricos**

**Histórico-lógico**: Este método se utilizó para analizar la evolución histórica de los sistemas de recomendación, identificando las etapas clave y los avances tecnológicos que han permitido su desarrollo. A partir de esta caracterización histórica, se concibió el sistema actual: un sistema de recomendación basado en redes neuronales profundas. Este enfoque permitió comprender cómo los principios y técnicas históricas han influido en el diseño y la implementación del sistema moderno.

**Analítico-sintético**: El empleo de este método se evidencia cuando se realiza un análisis de toda la teoría y documentación, que permiten la extracción de los elementos fundamentales relacionados con el objeto de estudio.

**Análisis documental:** El uso de este método se realiza durante el desarrollo de la investigación. Facilita el estudio de documentos relacionados con la selección de los materiales de estudio y las técnicas de Inteligencia Artificial (IA). Permite, además, obtener información sobre la evolución y el estado actual del objeto que se investiga, tanto nacional como internacional. Sirve de referencia en la selección de materiales de estudio para la construcción de un sistema de recomendación.

**Metidos Empíricos**

**Técnica Iadov:** Este método se utiliza en la investigación para validar la retroalimentación de los usuarios respecto al nivel de satisfacción y la fiabilidad del SR en la selección de materiales de estudio. A través de esta técnica, se recopilan y analizan las opiniones de los usuarios para evaluar la efectividad y aceptación del SR propuesto.

**La observación:** permitió valorar las diferentes manifestaciones y comportamientos de los procesos y fenómenos relacionados con los sistemas de recomendación.

Los procesos estudiados incluyen:

* Algoritmos de recomendación.
* Interacción del usuario con el sistema.
* Adaptación del sistema a las preferencias del usuario.

Los fenómenos observados abarcan

* Precisión de las recomendaciones.
* Satisfacción del usuario.
* Eficiencia del sistema.

Las características fenomenológicas del objeto de estudio incluyen la usabilidad del sistema, la relevancia y personalización de las recomendaciones. Estas observaciones permitieron describir y explicar cómo estos elementos influyen en la efectividad del sistema y someterlos a una elaboración racional para mejorar su diseño y funcionalidad.

**Guía de Observación:**

1. Observar y analizar la interacción de los usuarios con el sistema de recomendación en las plataformas del proyecto Z17 (Picta, toDus, Apklis) para evaluar la personalización y relevancia de las recomendaciones, así como la satisfacción del usuario.
2. La observación se llevará a cabo durante sesiones de prueba en un entorno controlado, donde los usuarios interactúan con las plataformas para las que fue diseñado el sistema de recomendación.
3. Los observadores serán miembros del equipo de investigación, que actuarán de manera neutral, registrando la interacción de los usuarios sin intervenir directamente.
4. Variables a Observar:

* **Interacción del Usuario**
* **Relevancia de las Recomendaciones**
* **Satisfacción del Usuario**

La presente investigación está conformada por la siguiente estructura: introducción, tres capítulos, conclusiones, recomendaciones, referencias bibliográficas, glosario de términos y anexos. Los capítulos abordan los siguientes temas:

**Capítulo 1:** Fundamentación teórica. En este capítulo se realiza un análisis de los principales conceptos relacionados con el objeto de estudio, así como un análisis del estado del arte de los sistemas de recomendación. También se realiza un estudio de las distintas herramientas y tecnologías a utilizar en el desarrollo del sistema de recomendación propuesto.

**Capítulo 2:** Descripción de la propuesta de solución. En este capítulo se determinan los servicios que brindará el sistema, definiéndose las funcionalidades que debe cumplir, así como el diseño del mismo, y se generan los artefactos que propone la metodología.

**Capítulo 3:** Validación de la solución propuesta. Este capítulo abarca todo lo relacionado con el diseño de los mecanismos utilizados para la verificación y validación de la solución propuesta. Se detallan también las pruebas que se le realizaron al sistema ya finalizado, con el objetivo de asegurar la eficiencia de la solución.

# Capítulo 1: Fundamentos y referentes teórico-metodológicos sobre el objeto de estudio.

En este capítulo, se realizará un recorrido histórico por la evolución de los sistemas de recomendaciones y sus diferentes algoritmos, analizando las ventajas y limitaciones de cada enfoque así como una vista al uso de esto tanto en el ámbito nacional como internacional. Se elabora la fundamentación teórica de la investigación destacando los conceptos relacionados con el problema existente. Posteriormente, se presenta un análisis de las metodologías de desarrollo de software, herramientas, lenguajes y tecnologías necesarias para dar cumplimiento a las necesidades de la solución que se propone.

## 1.1 Sistema de recomendación.

Un sistema de recomendación está compuesto por algoritmos que se utilizan para sugerir productos o servicios al usuario. Su propósito principal es, a través de una serie de valoraciones y criterios sobre los datos del usuario o del ítem, predecir qué productos o servicios podrían ser del agrado del usuario, con el fin de mejorar su experiencia (Xia, 2023).

Los sistemas de recomendación se usan en una variedad de industrias, como por ejemplo la publicidad, la música, los libros, los juegos, las series y el cine. En el caso del cine, un sistema de recomendación de películas puede sugerir películas que se ajusten a los intereses y preferencias de los usuarios (Xia, 2023).

La siguiente lista muestra ejemplos de plataformas webs conocidas que necesitan sistemas de recomendación eficientes para mantener el interés de los usuarios debido a la vasta diversidad de contenidos disponibles.

1. [**Youtube**](https://www.youtube.com/)**:** Cada minuto los usuarios suben [**500 horas de vídeos**](https://www.oberlo.com/blog/youtube-statistics) , es decir, un usuario tardaría 82 años en ver todos los vídeos subidos solo en la última hora.
2. [**Spotify**](https://www.spotify.com/)**:** Los usuarios pueden escuchar más de[**80 millones de canciones y podcasts**](https://newsroom.spotify.com/company-info/) .
3. [**Amazon**](https://www.amazon.com/)**:** Los usuarios pueden comprar más de[**350 millones de productos diferentes**](https://www.retailtouchpoints.com/resources/how-many-products-does-amazon-carry) .

Todas estas plataformas utilizan potentes modelos de aprendizaje automático para generar recomendaciones relevantes para cada usuario (Casalegno, 2022).

En base a la información anterior se valora de que en las plataformas del proyecto Z17 (Apklis, Picta y ToDus), es fundamental contar con un sistema de recomendación más personalizado y adaptable. Esto no solo mejora la visibilidad del contenido, sino que también retiene la atención de los usuarios, incrementando la popularidad de las plataformas y atrayendo a un mayor número de usuarios y clientes. Además, proporciona una mejor experiencia de usuario al ofrecer contenido de interés específico de manera accesible y visible.

### Clasificación de los Sistemas de Recomendaciones.

A lo largo de los años, el estudio en el campo de los sistemas de recomendaciones ha dado lugar a numerosos avances, culminando en el desarrollo de una variedad de algoritmos que ofrecen recomendaciones con gran precisión. A continuación, se emprenderá un recorrido por algunos de estos algoritmos, explorando sus principales características.

Existen diferentes tipos de técnicas que se pueden aplicar a un sistema de recomendación, como se puede observar en la Figura 1.



Figura 1 Clasificación de sistemas de recomendaciones (Gutierrez, 2023).

Los sistemas de recomendaciones se pueden clasificar en varias categorías. Estas categorías permiten entender mejor las características y aplicaciones de cada tipo de sistema.

#### Basados en Popularidad.

Los sistemas basados en la popularidad son implementados principalmente en las ventas de productos o sugerencias concretas. Estos toman como referencia la popularidad del objeto de estudio por una variable principal que puede ser el número de ventas, una característica especial o inclusive una oferta y se muestra de forma general a todos los usuarios que investiguen el área a la que pertenece el objeto. Estos sistemas suelen ser fáciles de implementar y gozan de cierto nivel de efectividad. Su desventaja principal es la imposibilidad de personalizar los criterios de sugerencia para el usuario (Xia, 2023).

Para el sistema de recomendación del proyecto Z17, se ha optado por descartar los métodos basados en la popularidad. Esta decisión se fundamenta en la prioridad de enriquecer la personalización dentro de las plataformas asociadas al proyecto. La personalización implica proporcionar sugerencias que sean específicas y ajustadas a las preferencias individuales de cada usuario, tomando como base su historial previo de interacciones. Por tanto la popularidad no es un factor importante en esta solución.

#### Basados en Contenido.

Genera recomendaciones basadas en el conocimiento que se tiene sobre los elementos que el usuario ha valorado (implícita o explícitamente), recomendando elementos similares (ver figura 2). Este tipo de sistemas es uno de los que tiene mayor presencia en la actualidad. Con ellos podemos descubrir opciones que se ajusten a las características de los productos o contenidos que hemos disfrutado con anterioridad y elegir elementos similares (Zhang et al., 2021).

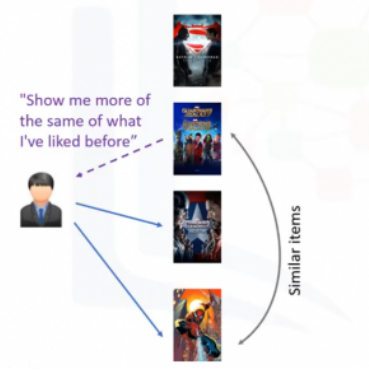


Figura 2 Filtrado Basado en Contenido (Xia, 2023).

Este enfoque ha sido considerado y aplicado en la propuesta de solución, ya que facilita el uso de las características o metadatos de cada elemento. Esto enriquece al sistema de recomendación con un contexto más amplio y una información detallada de los datos, lo que incrementa la precisión. Además, permite recomendar elementos que no son necesariamente populares, utilizando sus características o metadatos específicos, lo cual contribuye a aumentar la visibilidad del contenido.

#### Basados en Filtrado Colaborativo.

El filtrado colaborativo también se trata de uno de los métodos más comunes en los recomendadores. Dentro de este modelo se pueden encontrar las técnicas llamadas Memory-based, que utilizan toda la matriz de datos con sus calificaciones para generar una predicción. Tiene dos enfoques, el filtrado colaborativo basado en usuarios y el filtrado colaborativo basado en elementos (Xia, 2023).

* **Sistemas basados en usuario** (memoria), El filtrado colaborativo basado en usuarios tiene como objetivo principal predecir los intereses de un usuario mediante la información que se le ha proporcionado sobre el historial, preferencias e información de muchos usuarios. Básicamente, el modelo buscará usuarios con gustos similares al del usuario objetivo (Véase la Figura 3), y recomendará productos que les hayan gustado a estos usuarios, ya que, si dos usuarios tienen gustos parecidos, seguramente les gusten los mismos productos.

La ventaja de este sistema es que es de fácil implementación y brindan un alto nivel de cobertura. Y además es capaz de capturar características sutiles y no requiere tener una compresión del contenido del ítem.

La desventaja es que tendrá dificultades en recomendar productos nuevos, ya que, al ser nuevo el ítem, este tendrá una falta de interacción con los usuarios. Esto también se aplica para los usuarios nuevos, porque, debido a la falta de un historial, no se podrá sugerir recomendaciones personalizadas (Xia, 2023).



Figura 3 Filtrado Colaborativo basado en usuarios (Acosta, 2020).

* **Sistemas** **basados en elementos** (modelo), el filtrado colaborativo basado en elementos recomienda ítems basados en los ratings de los ítems realizados por otros usuarios en el sistema. La diferencia entre este filtrado y el anterior, es que no se realiza la búsqueda de vecindad de usuarios, sino que calcula directamente la similitud entre elementos (Xia, 2023).



Figura 4 Filtrado Colaborativo basado en elementos (Xia, 2023).

La propuesta de solución incorpora un enfoque que ha sido cuidadosamente considerado y aplicado, destacando por su capacidad para personalizar y adaptar las recomendaciones a los usuarios. Esta característica representa una mejora significativa respecto a los sistemas existentes en las plataformas del proyecto Z17, donde la personalización aún no está presente. En el desarrollo del sistema de solución, se ha optado por la primera variante del enfoque basado en filtrado colaborativo, conocido como Memory-based o basado en memoria. Este método se centra en el usuario y su historial de interacciones, permitiendo así que las recomendaciones sean personalizadas y relevantes para cada individuo.

#### Filtrado Demográfico.

Estos sistemas clasifican a los usuarios en grupos y genera recomendaciones según el grupo al cual pertenece el usuario. Por ejemplo, hacer recomendación de sitios de interés según la ubicación geográfica del usuario, o recomendar elementos según la edad del usuario. Las recomendaciones se generan en función de las características de los usuarios (Alamdari et al., 2020).

Este método ha sido excluido debido a que no corresponde con los objetivos de esta investigación el hacer recomendaciones basadas en zonas geográficas o emplear filtros por localidades tales como municipios o provincias. Se enfoca la solución en las interacciones de los usuarios y el contenido de los elementos, en lugar de en la ubicación demográfica.

#### Conversacionales.

En este nuevo enfoque, según, los usuarios participan en un diálogo de recomendación, donde reciben recomendaciones y devuelven retroalimentación en forma de críticas sobre esas recomendaciones. De esta manera, permite al sistema refinar la búsqueda y ofrecer un conjunto de productos más adecuados a las preferencias del usuario (Xia, 2023).

Estos sistemas guían al usuario a través del espacio de productos, ofreciendo sugerencias y solicitando feedback. Existen varios tipos de sistemas de recomendación conversacionales (ver figura 5):



Figura 5 Clasificación de los Sistemas de Recomendación Conversacionales (Xia, 2023).

Este enfoque contribuiría a la personalización de las recomendaciones, un objetivo clave de la investigación. Sin embargo, su implementación implicaría una mayor complejidad en el desarrollo del sistema. Dadas las limitaciones de tiempo y los recursos del equipo de desarrollo, se ha decidido no adoptar este método. No obstante, se sugiere como una valiosa propuesta para el mejoramiento futuro de la solución ya desarrollada.

#### Híbridos.

Estos sistemas utilizan una combinación de los sistemas basados en filtrado colaborativo y filtrado basado en contenido. Se trata de un modelo que combina diferentes enfoques con el objetivo de juntar sus mejores características y mejorar su rendimiento, de esta manera poder generar mejores recomendaciones (Varela et al., 2020).

Los sistemas de recomendación híbrida pueden dividirse en dos grupos:

* **De combinación lineal**: Son aquellos que crean una lista de recomendaciones sin combinarlas para crear una predicción combinada.
* **De combinación secuencial**: Donde la salida de una técnica de recomendación es la entrada a otra técnica (Varela et al., 2020).

El sistema de recomendación diseñado para el proyecto Z17 implementa una solución híbrida, perteneciente al grupo de combinación secuencial. Esta metodología integra las fortalezas del enfoque basado en contenido con las del filtrado colaborativo. Al hacerlo, aprovecha las ventajas de ambos para producir recomendaciones de precisión y calidad, destinadas a enriquecer la experiencia de los usuarios en las plataformas asociadas al proyecto.

Tras analizar los enfoques previos, se ha optado por implementar un sistema de recomendación híbrido que integra las fortalezas del filtrado basado en contenido y el filtrado colaborativo. Este enfoque híbrido supera las limitaciones de los sistemas actuales en las plataformas como Picta y Apklis al aprovechar la retroalimentación directa de los usuarios, lo cual permite refinar las recomendaciones de manera continua y dinámica.

### Retroalimentación.

En el contexto de los **sistemas de recomendaciones**, el término **retroalimentación** se refiere a la información que los usuarios proporcionan, sobre su experiencia o nivel de satisfacción al contenido que consumen ya sea en una plataforma web o en una aplicación movil. Dicha retroalimentación puede categorizarse de manera implícita o explícita y es fundamental para ajustar y mejorar continuamente las recomendaciones (Xie et al., 2020).

La retroalimentación implícita se recopila a través del comportamiento del usuario sin que este tenga que realizar acciones adicionales. En este caso el usuario no expresa sus intereses directamente lo que significa que son interacciones menos directas que contienen ruido. Con ruido se esta refiriendo a datos poco precisos respecto a las preferencias de un usuario (Roy & Dutta, 2022).

Por otro lado, la retroalimentación explícita requiere una acción directa del usuario, donde este reacciona de alguna manera comunicando que le interesa o que no le interesa proporcionando información más exacta y de mejor calidad para un algoritmo de recomendación (Roy & Dutta, 2022).

Algunos ejemplos de recolección de datos de forma **explícitas** son (Roy & Dutta, 2022):

* Solicitar al usuario que pondere sobre la base de una escala proporcionada, algún tema en particular.
* Solicitar al usuario que pondere un conjunto de temas de una lista de temas favoritos.
* Presentar al usuario dos temas, y solicitarle que seleccione uno de ellos.
* Solicitar al usuario que cree una lista de temas de su preferencia.
* Clasificar de 1 a 5 un producto en una tienda online.

Algunos ejemplos de recolección de datos de forma **implícitas** son (Roy & Dutta, 2022):

* Guardar un registro de los temas que el usuario ha visto en una tienda en línea.
* Analizar el número de visitas que recibe un artículo
* Guardar un registro de los artículos que el usuario ha seleccionado.
* Obtener un listado de los artículos que el usuario ha seleccionado o visto en su computadora.
* Analizar las redes sociales de las que el usuario forma parte y de esta manera conocer sus gustos y preferencias.



Figura 6 Retroalimentación Explicita vs Implícita en sistemas de recomendaciones (Casalegno, 2022)

La propuesta de solución incorpora ambos tipos de retroalimentación: implícita y explícita. La combinación de ambas contribuye a la generación de recomendaciones personalizadas y precisas. Se utilizaron los datos implícitos para filtrar y recuperar elementos candidatos potencialmente relevantes de entre miles o millones disponibles. En contraste, los datos explícitos se emplean para clasificar y priorizar estos elementos, asegurando que los candidatos presentados posean el mayor valor e interés para los usuarios. Esta metodología dual asegura un enfoque equilibrado y detallado en la personalización de contenidos.

## 1.2 Estudio de Sistemas Homólogos.

En la presente investigación, se han analizado diversos sistemas de recomendación implementados a nivel nacional e internacional, con el objetivo de identificar sus puntos fuertes y áreas de mejora. Para esto se tuvieron en cuenta algunos criterios como:

* Preferencias de usuarios: Determina si se tuvieron en cuenta las preferencias de los usuarios para hacer la recomendación.
* Algoritmo hibrido: La capacidad de utilizar dos o más algoritmos en el sistema para dar solución al problema.
* Personalización: Este criterio mide qué tan bien las recomendaciones se ajustan a las preferencias y comportamientos individuales de los usuarios.
* Deep Learning: Evalúa si la tecnología utilizada está basada en redes neuronales profundas o Deep Learning.

Con esta información, se está en proceso de adaptar y refinar el propio sistema recomendador, asegurando que se beneficie de las ventajas observadas y evite las desventajas detectadas, para ofrecer una experiencia de usuario superior y más personalizada.

### 1.2.1 Estudio de Sistemas Homólogos en el ámbito Internacional.

* **Sistema de Recomendación de Youtube.**

YouTube es la plataforma más grande del mundo para crear, compartir y descubrir contenido de video por lo que representa uno de los sistemas de recomendación industrial de mayor escala y más sofisticados que existen. Las recomendaciones de YouTube son responsables de ayudar a más de mil millones de usuarios descubriendo contenido personalizado de un corpus en constante crecimiento de videos (Covington et al., 2016).

Entre las funciones que realiza el sistema de recomendación de Youtube se puede encontrar (Mata Arias, 2017):

* Tiene en cuenta las preferencias de los usuarios para hacer la recomendación.
* Emplea la recomendación personalizada.
* Establece relaciones de gustos similares entre los usuarios.
* Además de la personalización se utiliza la regionalización (recomendar criterios basados en el área geográfica).
* Posee una vista donde se muestran y gestionan las recomendaciones.

En combinación con otras áreas de productos de Google, YouTube ha experimentado un cambio de paradigma fundamental hacia el uso del aprendizaje profundo como una solución de propósito general para casi todos los problemas de aprendizaje. El sistema está construido en Google Brain que recientemente fue de código abierto como TensorFlow. TensorFlow proporciona un marco flexible para experimentar con varias arquitecturas de redes neuronales profundas que utilizan entrenamiento distribuido a gran escala. (Covington et al., 2016).

**Pros y contras:**

Este sistema facilitó una comprensión más profunda de la solución propuesta, al ser la plataforma tecnológica fundamental sobre la que se fundamenta. Proveyó los conocimientos esenciales para la implementación y desarrollo del sistema sugerido dando a ver elementos como: recomendaciones personalizadas, retroalimentación y como comparativa para mejorar la solución propuesta. Sin embargo, no se empleó este sistema de manera exacta debido a que, es un software propietario y está diseñado para operar a nivel global lo que no resulta adecuado para soluciones más específicas y personalizadas.

* **Sistema de Recomendación de Netflix.**

Los sistemas de recomendación de Netflix abarcan varios enfoques algorítmicos como el aprendizaje por refuerzo, las redes neuronales, los modelos causales, los modelos gráficos probabilísticos, la factorización matricial (Steck et al., 2021).

Cada vez que se accede al servicio de Netflix, su sistema de recomendaciones intenta ayudar al usuario a encontrar fácilmente una serie, una película o un videojuego de su agrado. Para calcular la probabilidad de que le gustaría un determinado título del catálogo, se basan en varios factores, entre ellos (Mata Arias, 2017):

* La interacción con los servicios (como el historial de visualización y las calificaciones asignadas a otros títulos).
* Actividad de otros miembros con gustos y preferencias similares.
* Información sobre los títulos, como género, categorías, actores, año de lanzamiento, etc.

Además de saber qué el usuario ha visto en Netflix, también tienen en cuenta otros factores para personalizar las recomendaciones. Algunos de ellos son (Mata Arias, 2017):

* A qué hora del día el usuario accede a Netflix.
* Qué idiomas prefiere.
* Con qué dispositivos accede a Netflix.
* Cuánto tiempo le dedica a un título de Netflix.

Todos estos datos son parte de la información con la que alimentan sus algoritmos. El sistema de recomendaciones no incluye información demográfica (como la edad o el género) en el proceso de toma de decisiones (Steck et al., 2021).

**Pros y contras:**

Este sistema funciona sobre Netflix, el cual presenta notables similitudes con la plataforma Picta, analizada previamente en la investigación. Ambos gestionan contenidos audiovisuales, incluyendo películas, series y documentales. Esta comparación ha sido fundamental para entender cómo se puede implementar un sistema de recomendaciones en plataformas similares, identificando los tipos de retroalimentación posibles y los diversos factores que contribuyen a la personalización de las recomendaciones, tales como el idioma y el tiempo de visualización. Sin embargo, es importante destacar que se trata de un sistema cerrado y propietario, además de ser muy complejo lo que puede obstaculizar su comprensión y la adaptación a necesidades más específicas.

* **Sistema de Recomendación de Google Play Store.**

El sistema de recomendación de Google Play Store representa un hito en la ingeniería de sistemas de inteligencia artificial aplicada al campo de las recomendaciones personalizadas. La personalización es un pilar fundamental de este sistema, permitiendo que las sugerencias de aplicaciones y juegos sean únicas para cada usuario, basándose en su historial de interacciones previas. Esto se logra mediante el uso de modelos avanzados de aprendizaje automático que incluyen generadores de candidatos, que son capaces de procesar y evaluar más de un millón de aplicaciones para identificar aquellas que mejor se alinean con las preferencias del usuario.

Para mejorar aún más el rendimiento del sistema, Google ha implementado técnicas de vanguardia como la transición de modelos LSTM a Transformers, que son más eficientes en la captura de dependencias a largo plazo entre los elementos. La atención aditiva eficiente es otra mejora significativa que reduce los costos computacionales sin sacrificar la calidad de las recomendaciones. La ponderación por importancia es una técnica diseñada para mitigar los sesgos en las recomendaciones, asegurando que las sugerencias sean justas y equitativas. Por último, el desarrollo de algoritmos capaces de encontrar equilibrios entre múltiples métricas asegura que el sistema no solo sea eficiente, sino también adaptable a las cambiantes necesidades y comportamientos de los usuarios (Gong & Zhernov, 2024).

**Pros y contras:**

Este sistema opera en una interfaz similar a la de Apklis; ambas funcionan como tiendas de aplicaciones móviles. Esto proporciona un marco de referencia para comprender cómo implementar un sistema de recomendación en dichas plataformas. Se analiza la retroalimentación de los usuarios y se exploran métodos de recomendación, como el basado en contenido o el filtrado colaborativo. Además, incorpora tecnología de redes neuronales profundas, que también se emplea en la solución propuesta. Dado que es un sistema de gran envergadura que funciona a nivel global y cuenta con miles de millones de usuarios, su magnitud excede el alcance de esta investigación. Esta complejidad lo hace inadecuado para aplicaciones de menor escala.

**Conclusiones de los sistemas homólogos internacionales.**

Se eligieron los sistemas de recomendaciones internacionales análogos de plataformas líderes como YouTube, Netflix y Google Play Store ya que revelan aspectos fundamentales para el desarrollo de un sistema de recomendación basado en Deep Learning en el marco del proyecto z17. Entre las ventajas, se destaca la posibilidad de realizar benchmarking y adoptar mejores prácticas, lo que permite establecer comparativas con los estándares de la industria. La innovación tecnológica es otro beneficio significativo, ya que el estudio de estos sistemas facilita la integración de tecnologías novedosas y algoritmos avanzados.

Sin embargo, existen desventajas notables como la complejidad técnica, que implica un profundo entendimiento de áreas especializadas como el aprendizaje automático y el manejo de grandes volúmenes de datos. Los requerimientos de recursos son también un desafío considerable, dado que la implementación de sistemas de recomendación demanda una infraestructura robusta y costosa.

### 1.2.2 Estudio de Sistemas Homólogos en el ámbito Nacional.

* **Subsistema de recomendación de información para el buscador cubano Orión.**

Actualmente internet supone una de las principales fuentes de información que existe. Por este motivo es que en los últimos tiempos se han desarrollado alternativas para la recuperación de esta información como es el caso del buscador cubano Orión. En la presente investigación se desarrolla un Subsistema de recomendación de información con el objetivo de mejorar la calidad en los resultados mostrados a los usuarios por este buscador, teniendo en cuenta sus preferencias y necesidades individuales.

Se realizó un análisis de Sistemas de Recomendación de Información usados a nivel mundial. La metodología que sirvió de guía en el proceso de desarrollo fue AUP-UCI. Como principales tecnologías empleadas se encuentran Solr como mecanismo de indexación, Symfony como marco de trabajo PHP, PHP como lenguaje de programación, NGINX como servidor de aplicación y VisualParadigm como herramienta para el modelado (Mata Arias, 2017).

**Pros y contras:**

Este subsistema adopta un enfoque híbrido que integra el filtrado colaborativo basado en usuarios con el filtrado basado en contenido (Mata Arias, 2017). Esta combinación ha servido como guía para profundizar en el entendimiento de estos métodos, los cuales también se aplican en la solución propuesta por esta investigación. Sin embargo, presenta algunas limitaciones debido al uso de algoritmos tradicionales o estadísticos, lo que resulta contrario para los objetivos de este estudio. En su lugar, se busca implementar redes neuronales profundas o Deep Learning para mejorar la precisión y eficacia de los algoritmos utilizados.

* **Módulo Recomendaciones del sistema para repositorios digitales REPXOS 3.0.**

Este sistema es el encargado de gestionar todas las producciones científicas e investigativas generadas en la universidad. El cúmulo de información existente en REPXOS 3.0 provoca que los usuarios al realizar las búsquedas no siempre obtengan como resultado en primera posición los ítems más relevantes de acuerdo a sus preferencias y se dificulte la localización de dichos ítems. Para solucionar este problema, se concibió el desarrollo del Módulo Recomendaciones que contribuyó a la recuperación de los ítems más relevantes para sugerirlos a los usuarios del sistema.

Está definido como un Módulo de Recomendaciones como un sistema de recomendación basado en el filtrado colaborativo con un enfoque basado en memoria y de este el esquema Usuario-Usuario. Se obtuvo como resultado un módulo para el sistema REPXOS 3.0 que realiza recomendaciones automáticas y manuales de ítems a usuarios. El mismo brinda la posibilidad de compartir ítems entre usuarios del sistema que se consideren interesantes para el desarrollo de investigaciones científicas (Ruiz Ricardo & Vaillant Valdéz, 2015).

**Pros y contras:**

En este homologo se tuvo en cuenta el estudio profundo de un sistema de recomendaciones colaborativo, un enfoque de filtrado colaborativo basado en memoria con un esquema Usuario-Usuario el cual aporto bases de conocimiento y guía para el mismo enfoque utilizado en la presente investigación. Sin embargo, este sistema no se implementó como solución debido a que no ofrece una alternativa híbrida, elemento clave para mejorar la precisión de un sistema de recomendación. Además, está diseñado para gestionar contenidos de producción científica e investigativa, lo cual difiere significativamente del tipo de contenido presente en las plataformas objetivo de esta investigación, como Picta, ToDus y Apklis. Por tanto, su adaptación resultaría en un proceso complejo y oneroso.

* **Desarrollo del Sistema de Recomendación de equipos de investigación para tesis de grado.**

Este trabajo de diploma abarca un sistema de recomendación como apoyo al proceso de conformación de equipos de investigación, y que favorezca un mejor desarrollo del trabajo de diploma de los estudiantes de quinto año. Cabe destacar que el sistema no pretende conformar los equipos de investigación sino ser una herramienta útil en la toma de decisiones basada en el análisis de datos y en técnicas de inteligencia artificial empleadas a la hora de realizar las recomendaciones (Iglesias Mizrahi, 2016).

Para la implementación de esta solución se utilizó un SR híbrido con características principales de los Sistemas de Filtrado Colaborativo. El sistema utilizará la recomendación de los resúmenes estadísticos, pero utilizando el filtrado basado en contenido fundamentalmente, aunque se trata de un SR híbrido. En este se empleó inteligencia artificial para realizar el filtrado y realizar las recomendaciones (Iglesias Mizrahi, 2016).

**Pros y contras:**

El sistema homólogo analizado se centra en el método de filtrado basado en contenido, lo que lo convierte en un referente para comprender mejor esta técnica, también aplicada en la solución propuesta por esta investigación. Es importante señalar que este sistema incorpora un enfoque híbrido. No obstante, se decidió no adoptarlo debido a su dependencia de algoritmos probabilísticos y tradicionales, los cuales presentan un enfoque distinto que resulta poco compatible con los objetivos específicos de este estudio, relacionados con el proyecto Z17 y sus plataformas asociadas: Apklis, Picta y ToDus.

**Conclusiones de los sistemas homólogos nacionales.**

A pesar de que los sistemas nacionales no se emplearon directamente como referencia en la propuesta de solución, debido a la divergencia tecnológica existente entre los algoritmos tradicionales, tanto probabilísticos como estadísticos, y los algoritmos de redes neuronales profundas utilizados en esta investigación, el análisis de dichos sistemas nacionales ha proporcionado valiosas enseñanzas en cuanto a la implementación y afinamiento de sistemas de recomendación. Este análisis ha sido fundamental como marco de referencia para examinar y comprender el funcionamiento de los sistemas de recomendación híbridos, que integran tanto el filtrado colaborativo como el basado en contenido, técnicas que han sido adoptadas en el presente estudio.

### 1.2.3 Conclusión de los sistemas homólogos.

Luego de analizar los sistemas de recomendación existentes, tanto a nivel internacional como nacional, se concluye que ninguno de ellos satisface completamente los requisitos específicos de la investigación. Los sistemas nacionales analizados utilizan algoritmos y técnicas tradicionales o estadísticas como los métodos de regresión lineal, modelos de similitud del coseno y árboles de decisiones. Adecuados para sus propósitos originales pero insuficientes para abordar el desafío presente: plataformas con abundante contenido y crecimiento constante.

Tabla 1 Comparación entre SR Homólogos (Fuente: Elaboración propia)

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Sistemas | Personalización | Preferencias de usuarios | Algoritmo hibrido | Basdo en Deep Learning |
| **Sistema de Recomendación de** Youtube | x | x | x | x |
| **Sistema de Recomendación de** Netflix | x | x | x | x |
| **Sistema de Recomendación de** Google Play Store | x | x | x | x |
| Subsistema de recomendación de información para el buscador cubano Orión | x | x | x | - |
| Módulo Recomendaciones del sistema para repositorios digitales REPXOS 3.0 | x | x | x | - |
| Desarrollo del Sistema de Recomendación de equipos de investigación para tesis de grado | x | x | x | - |

Los sistemas comerciales internacionales estudiados suelen requerir licencias costosas y limitan la personalización y adaptación a necesidades particulares. Además, muchos de estos sistemas son propietarios, lo que restringe el acceso al código fuente y dificulta su integración con otras herramientas o la implementación de mejoras.

La propuesta de solución busca desarrollar un sistema de recomendación que sea:

* **Personalizable y dinámico:** permitiendo modificaciones y adaptaciones según las necesidades específicas de cada dominio.
* **Alta precisión:** realiza recomendaciones eficientes y precisas de interés para los usuarios.
* **Escalable:** capaz de manejar volúmenes de datos de hasta 50 y 100 millones en cada plataforma, adaptándose a las crecientes demandas de las plataformas digitales Picta, toDus y Apklis.
* **Nacional:** un sistema soberano tecnológicamente del que no dependa de ninguna entidad externa para su uso.

La falta de sistemas de recomendación abiertos y personalizables representa una barrera para la innovación en diversos sectores, como el comercio electrónico, el entretenimiento y la educación. Al desarrollar un sistema propio, se promueve la independencia tecnológica y se allana el camino para la creación de soluciones más eficientes y adaptadas a las necesidades locales.

## 1.3 Propuesta de solución.

El sistema propuesto se inspira en el innovador estudio de Google *“Deep Neural Networks for YouTube Recommendations”* (Covington et al., 2016)*.* Este estudio representa un hito en el desarrollo de sistemas de recomendaciones siendo la base científica y tecnológica en la que se basan los potentes sistemas de recomendación que utiliza google en sus productos estrellas como youtube y Google play store (Covington et al., 2016). A continuación, se ofrecerá una visión del funcionamiento de estos sistemas y como han transformado el campo de las recomendaciones personalizadas. Además se trataran algunos desafíos importantes que traen consigo el utilizar este tipo de tecnología.

### 1.3.1 Recomendadores basados en Redes Neuronales Profundas.

**Los sistemas de recomendación basados en redes neuronales representan una de las aplicaciones más innovadoras de la inteligencia artificial en la era del Big**

**Data. Estas herramientas avanzadas no solo se limitan a analizar grandes volúmenes de datos, sino que también son capaces de discernir y aprender patrones complejos y no lineales que serían imposibles de detectar por métodos estadísticos tradicionales. Utilizando algoritmos de aprendizaje profundo, estos sistemas pueden procesar y cruzar una variedad de factores, desde el comportamiento de navegación en la web hasta las preferencias de compra y las interacciones sociales, para entregar recomendaciones altamente personalizadas que mejoran la experiencia del usuario** (Betru et al., 2017)**.**

**El aprendizaje profundo, que es el núcleo de estos sistemas, se inspira en la estructura y función del cerebro humano, particularmente en cómo las neuronas se conectan y transmiten información. Las redes neuronales artificiales están compuestas por capas de nodos interconectados que simulan este proceso, permitiendo que la máquina 'aprenda' de los datos de entrada a través de la experiencia. Con cada nuevo dato procesado, la red ajusta sus pesos y sesgos internos para mejorar su precisión en la predicción de resultados, lo que resulta en un sistema que se vuelve más inteligente y eficiente con el tiempo** (Sharifani & Amini, 2023)**.**

**Una ventaja significativa de estos sistemas es su capacidad para realizar aprendizaje automático sin supervisión. Esto significa que pueden identificar patrones y correlaciones sin necesidad de etiquetado previo, reduciendo la necesidad de intervención humana y permitiendo descubrimientos que podrían pasar desapercibidos incluso para expertos en el tema** (Sharifani & Amini, 2023)**.**

La figura 7 muestra la estructura de un modelo de deep learning conocido como **Modelo de dos Torres**. Este modelo es usado en sistemas de recomendación para la **recuperación de información**. Su nombre se debe a que la arquitectura tiene la apariencia de dos torres conectadas. Cada torre procesa un tipo distinto de datos: una torre representa al usuario o contexto, y la otra representa los elementos candidatos, como videos o aplicaciones. La conexión entre ambas torres se realiza mediante el **producto escalar** de los vectores de salida de cada una, lo que produce el resultado final de la recomendación.

Las capas ocultas en cada torre ayudan a **aprender representaciones abstractas** de los datos para mejorar la precisión de las recomendaciones. Este diseño permite que el sistema comprenda tanto las preferencias del usuario como las características de los elementos (Kammoun et al., 2022). No se realizará una explicación detallada el modelo ya que eso se trata más adelante en el Capítulo 2.

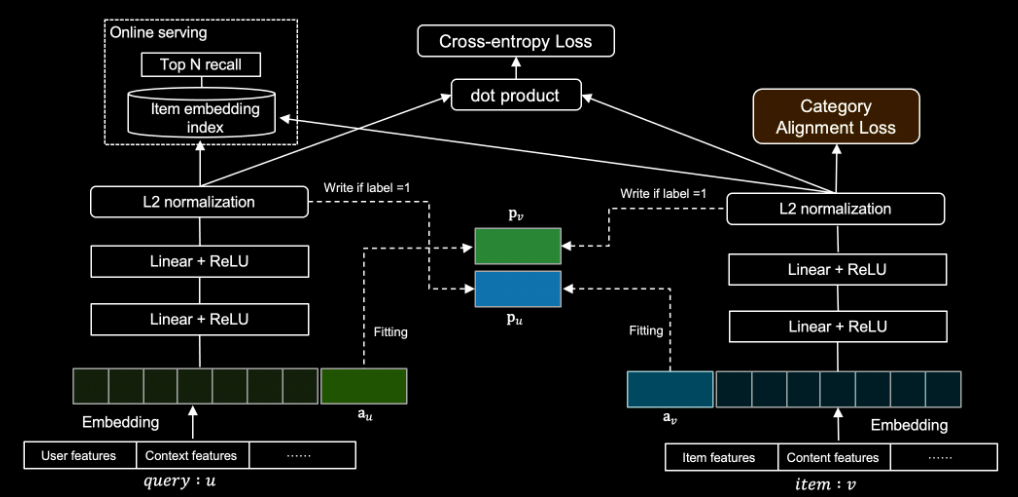


Figura 7 Arquitectura de una red neuronal profunda llamada Modelo de dos torres para recomendación (Kammoun et al., 2022).

Este modelo tiene un enfoque hibrido ya que utiliza filtrado basado en contenido (ver epígrafe 1.1.1) procesando características de los datos como nombres, descripción, edad de un usuario, categoría de un producto, etc. Además utiliza un filtrado colaborativo tanto basado en usuario como basado en elementos (ver epígrafe 1.1.1) ya que dependiendo de con que datos se entrene puede aprender a relacionar usuarios y elementos basándose en su historial de interacciones (Kammoun et al., 2022). Por tanto se ha seleccionado este modelo para dar solución a la problemática de esta investigación. A continuación se trataran algunas ventajas que tiene utilizar este tipo de modelos de Deep Learning en el campo de las recomendaciones.

### 1.3.2 Ventajas de utilizar un sistema de recomendación basado en Redes Neuronales Profundas.

La creación de un sistema de recomendaciones avanzado para las plataformas del proyecto z17 representa un desafío significativo y una oportunidad para mejorar la interacción del usuario. La integración de un módulo de recomendaciones independiente en plataformas como Apklis, toDus y Picta puede transformar la experiencia del usuario al proporcionar sugerencias más relevantes y personalizadas.

El enfoque en la personalización y la velocidad de las recomendaciones es crucial, especialmente en un entorno donde el volumen de datos y la necesidad de actualización rápida son altos. Incorporar el análisis de metadatos del usuario y del contenido, así como el contexto temporal, permitirá que el sistema no solo recomiende contenido basado en la popularidad o similitudes superficiales, sino que también anticipe tendencias y responda a las preferencias cambiantes de los usuarios. Esto es particularmente importante en plataformas como Apklis, donde la personalización puede conducir a una mayor visibilidad de aplicaciones menos conocidas y potencialmente aumentar las ventas.

Además, la capacidad de procesar y aprender de las interacciones de los usuarios de forma ágil y rápida puede reducir significativamente los tiempos de cálculo, abordando el problema de los sistemas actuales que pueden tardar días en generar recomendaciones. Esto no solo mejorará la experiencia del usuario, sino que también hará que las plataformas sean más ágiles y capaces de adaptarse rápidamente a los cambios del mercado.

### 1.3.3 Desafíos

Desarrollar un sistema de recomendaciones utilizando redes neuronales profundas para las plataformas Picta, ToDus y Apklis presenta una serie de desafíos únicos y complejos. Uno de los principales retos es la necesidad de grandes volúmenes de datos de alta calidad para entrenar el modelo, además, la arquitectura de las redes neuronales profundas es intrínsecamente compleja y requiere una cuidadosa selección de hiperparámetros, lo que puede llevar a un proceso de prueba y error que consume mucho tiempo. Otro desafío es garantizar que el sistema sea transparente y explicable, ya que las decisiones de recomendación deben ser comprensibles para los usuarios finales. La capacidad de explicar cómo y por qué se hizo una recomendación es crucial para la confianza y la aceptación del usuario (Gao et al., 2023).

La tendencia al sobreajuste es otro problema común; las redes neuronales profundas pueden aprender patrones irrelevantes de los datos de entrenamiento que no se generalizan bien a datos no vistos. Esto puede llevar a recomendaciones que no son aplicables o útiles para el usuario. Además, la equidad y el sesgo son preocupaciones significativas, ya que los sistemas de recomendación pueden perpetuar o incluso amplificar sesgos existentes en los datos de entrenamiento (Chen et al., 2023).

Pueden existir sesgos como:

* **Sesgo de popularidad:** el sistema tiende a recomendar elementos que ya son populares, ignorando opciones menos conocidas,
* **Sesgo de diversidad**: se tiende a recomendar siempre lo mismo sin tener en cuenta otros elementos que no ha visto el usuario pero le pueden ser de interés.
* **Sesgo de interacción**: Este sesgo se produce cuando las interacciones de los usuarios con el sistema (como clics, valoraciones, etc.) no reflejan sus verdaderas preferencias.
* **Sesgo de Temporalidad:** Este sesgo se relaciona con la evolución de las preferencias de los usuarios a lo largo del tiempo. Un modelo que no se actualiza regularmente puede volverse obsoleto (Chen et al., 2023).

Los sesgos se refieren a las tendencias o predisposiciones que se introducen en los sistemas de inteligencia artificial durante su desarrollo, entrenamiento o implementación, lo que puede llevar a resultados parciales, discriminatorios o injustos. Estos sesgos pueden afectar la precisión, la confiabilidad y la imparcialidad de los sistemas de inteligencia artificial (Chen et al., 2023).

Estos sesgos pueden ser un gran desafío tanto para encontrarlos como para solucionarlos por lo que se debe de tener mucho cuidado con los datos de entrenamiento y los hiperparametros de los modelos a utilizar. Los hiperparametros son configuraciones ajustables que se definen antes de entrenar el modelo y afectan cómo aprende (Sharifani & Amini, 2023).

La escalabilidad también es un desafío, ya que los sistemas de recomendación deben ser capaces de manejar un gran número de usuarios y productos sin degradar el rendimiento. Esto requiere una infraestructura robusta y eficiente.

## 1.4 Tecnologías y herramientas para el desarrollo.

Las herramientas informáticas son programas, aplicaciones o simplemente instrucciones usadas para efectuar tareas de modo más sencillo (Yanover, 2016). Con el objetivo de minimizar los costos, se propone utilizar tecnologías y herramientas que permitan su uso sin necesidad de pago de licencias.

### 1.4.1 Metodología de desarrollo de software.

El proceso de desarrollo de software se apoya en el uso de diferentes herramientas y tecnologías, las cuales, unidas a la metodología seleccionada, conforman el ambiente de desarrollo de un sistema.

Una metodología de desarrollo de software se refiere al entorno que se usa para estructurar, planificar y controlar el proceso de desarrollo de un sistema informático. Tienen como principal objetivo aumentar la calidad del software que se produce en todas y cada una de sus fases de desarrollo. Las metodologías para el desarrollo del software imponen un proceso disciplinado sobre el desarrollo de software con el fin de hacerlo más predecible y eficiente. No existe una metodología de software universal, ya que toda metodología debe ser adaptada a las características de cada proyecto, exigiéndose así que el proceso sea configurable. Las metodologías de desarrollo se clasifican en dos clases: las metodologías tradicionales o robustas y las ágiles o ligeras (González Matos, 2021).

**Metodología de desarrollo de software AUP versión UCI.**

La Universidad de las Ciencias Informáticas (UCI) desarrolló una versión de la metodología de desarrollo de software AUP (Proceso Ágil Unificado), con el fin de crear una metodología que se adapte al ciclo de vida definido por la actividad productiva de la universidad. Como se observa en la tabla 2 esta versión decide mantener para el ciclo de vida de los proyectos la fase de Inicio, pero modificando el objetivo de la misma y se unifican las restantes fases de la metodología de desarrollo de software AUP en una sola, nombrada Ejecución y agregándose también una nueva fase llamada Cierre (González Matos, 2021) (Sánchez, 2015).

Esta metodología ha sido escogida para el desarrollo de la propuesta de solución de esta investigación ya que es una metodología ágil adaptada para desarrollar productos de software en equipos pequeños y en cortos periodos de tiempo lo cual se ajusta bien a las condiciones de la investigación. Además permite un enfoque completo en el sistema a desarrollar que en la documentación y planificación del mismo lo cual permitió agilizar el proceso de implementación y desarrollo de un proyecto complejo como este.

Tabla 2 Fases de las variaciones de AUP para la UCI (González Matos, 2021).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Fases AUP | Fases Variación AUP-UCI | Objetivos de las fases (Variación AUP-UCI) |
| Inicio | Inicio | Durante el inicio del proyecto se llevan a cabo las actividades relacionadas con la planeación del proyecto. En esta fase se realiza un estudio inicial de la organización cliente que permite obtener información fundamental acerca del alcance del proyecto, realizar estimaciones de tiempo, esfuerzo y costo y decidir si se ejecuta o no el proyecto |
| Elaboración  Construcción  Transición | Ejecución | En esta fase se ejecutan las actividades requeridas para desarrollar el software, incluyendo el ajuste de los planes del proyecto considerando los requisitos y la arquitectura. Durante el desarrollo se modela el negocio, obtienen los requisitos, se elaboran la arquitectura y el diseño, se implementa y se libera el producto |
|  | Cierre | En esta fase se analizan tanto los resultados del proyecto como su ejecución y se realizan las actividades formales de cierre del proyecto. |

A partir de que el Modelado de negocio propone tres variantes a utilizar en los proyectos (CUN, DPN o MC) y existen tres formas de encapsular los requisitos (CUS, HU, DRP), surgen cuatro escenarios para modelar el sistema en los proyectos, manteniendo en dos de ellos el MC, quedando de la siguiente forma:

**Escenario No 1:**

Proyectos que modelen el negocio con CUN solo pueden modelar el sistema con CUS.



Figura 8 Metodología AUP versión UCI escenario 1.

**Escenario No 2:**

Proyectos que modelen el negocio con MC solo pueden modelar el sistema con CUS.

Captura de pantalla 2024-09-17 224237

Figura 9 Metodología AUP versión UCI escenario 2.

**Escenario No 3:**

Proyectos que modelen el negocio con DPN solo pueden modelar el sistema con DRP.

Captura de pantalla 2024-09-17 224241

Figura 10 Metodología AUP versión UCI escenario 3.

**Escenario No 4:**

Proyectos que no modelen negocio solo pueden modelar el sistema con HU.

Captura de pantalla 2024-09-17 224245

Figura 11 Metodología AUP versión UCI escenario 4.

Teniendo en cuenta los escenarios de la variación AUP-UCI, se decide encapsular los requisitos en el escenario 2. Para la decisión se analizó el criterio del escenario que plantea que:

Aplica a los proyectos que hayan evaluado el negocio a informatizar y como resultado obtengan que no es necesario incluir las responsabilidades de las personas que ejecutan las actividades, de esta forma modelarían exclusivamente los conceptos fundamentales del negocio. Se recomienda este escenario para proyectos donde el objetivo primario es la gestión y presentación de información.

Se eligió principalmente este escenario ya que la propuesta de solución se caracteriza por ser un proyecto poco extenso a pesar de ser complejo lo cual es ideal para este tipo de escenario.

### 1.4.2 Lenguaje de Programación.

Un lenguaje de programación según Gervacio (2018) consiste en un idioma artificial diseñado para expresar computaciones que pueden ser llevadas a cabo por máquinas como las computadoras. Estos suelen usarse para crear programas que controlen el comportamiento físico y lógico de una máquina y para expresar algoritmos con precisión. A continuación, se describe el lenguaje de programación a utilizar en el desarrollo de la propuesta de solución:

#### Python V 3.11.9

Python es un [lenguaje de alto nivel de programación](https://es.wikipedia.org/wiki/Lenguaje_de_programaci%C3%B3n) [interpretado](https://es.wikipedia.org/wiki/Int%C3%A9rprete_(inform%C3%A1tica)) cuya filosofía hace hincapié en la legibilidad de su [código](https://es.wikipedia.org/wiki/Codigo_fuente). Se trata de un lenguaje de programación [multiparadigma](https://es.wikipedia.org/wiki/Lenguaje_de_programaci%C3%B3n#Paradigma_de_programaci%C3%B3n), ya que soporta parcialmente la [orientación a objetos](https://es.wikipedia.org/wiki/Programaci%C3%B3n_orientada_a_objetos), programación imperativa y, en menor medida, [programación funcional](https://es.wikipedia.org/wiki/Programaci%C3%B3n_funcional). Es un [lenguaje interpretado](https://es.wikipedia.org/wiki/Lenguaje_de_programaci%C3%B3n_interpretado), [dinámico](https://es.wikipedia.org/wiki/Tipado_din%C3%A1mico) y [multiplataform](https://es.wikipedia.org/wiki/Multiplataforma)a («Python», 2024).

#### Ventajas de Python

Python ofrece una sintaxis clara y legible que facilita la lectura y escritura de código. Esto es particularmente beneficioso en proyectos donde se deben manejar grandes cantidades de datos y algoritmos complejos. Su sencillez reduce considerablemente el tiempo de desarrollo.

Cuenta con una biblioteca estándar extensa que cubre diversas áreas, incluyendo machine learning, manipulación de datos, estadística y visualización. Esto proporciona herramientas robustas para trabajar con los grandes conjuntos de datos típicos en sistemas de recomendaciones.

Cuenta con una comunidad enorme y activa que proporciona abundante documentación, tutoriales y recursos en línea. Esto significa que es fácil encontrar soluciones a problemas comunes y obtener ayuda cuando se necesita (Alfaro & Roberto, 2022).

La elección de este lenguaje de programación se debe principalmente a la experiencia que posee el equipo de desarrollo en su uso, así como a la extensa gama de bibliotecas y frameworks disponibles en Python para la creación de proyectos de aprendizaje profundo e inteligencia artificial. Esta riqueza de recursos, unida a la facilidad de uso y versatilidad, sitúa a Python en una posición de liderazgo en comparación con otros lenguajes en el ámbito de la inteligencia artificial.

### 1.4.3 Base de datos.

#### MongoDB V 6.0.3

**MongoDB** es una **base de datos NoSQL** de tipo **documental** que almacena datos en un formato similar a JSON, llamado **BSON** (Binary JSON). A diferencia de las bases de datos relacionales tradicionales, MongoDB no utiliza tablas ni filas, sino que almacena la información en documentos organizados en colecciones. Esto permite que los datos sean más flexibles y escalables, lo que la hace ideal para aplicaciones modernas que requieren manejar grandes volúmenes de información de manera eficiente (*MongoDB*, 2024).

El sistema de base de datos elegido se ha seleccionado cuidadosamente para manejar la complejidad de los datos implicados en la propuesta de solución, particularmente en lo que respecta a las configuraciones de los modelos. Estas configuraciones requieren el manejo de un volumen significativo de datos no estructurados de diversas índoles, lo que representa un desafío considerable para su almacenamiento y gestión en una base de datos convencional. La capacidad de este sistema para gestionar eficientemente dicha complejidad es fundamental para el éxito de la implementación propuesta.

### 1.4.4 Bibliotecas y Framerworks de Inteligencia Artificial.

En [informática](https://es.wikipedia.org/wiki/Inform%C3%A1tica), una biblioteca o libreria, llamada por vicio del lenguaje, son un conjunto de implementaciones funcionales, codificadas en un [lenguaje de programación](https://es.wikipedia.org/wiki/Lenguaje_de_programaci%C3%B3n), que ofrece una interfaz bien definida para la funcionalidad que se invoca. Un framerwork es una estructura o plataforma de desarrollo predefinida que proporciona un conjunto de herramientas, librerías y pautas que facilitan la creación y organización de aplicaciones. A continuación, se describen las bibliotecas y framerworks a utilizar en el desarrollo de la propuesta de solución (Tsui et al., 2022):

#### Tensorflow V 2.15.0

TensorFlow es un framerwork de [código abierto](https://es.wikipedia.org/wiki/C%C3%B3digo_abierto) para [aprendizaje automático](https://es.wikipedia.org/wiki/Aprendizaje_autom%C3%A1tico) a través de un rango de tareas, y desarrollado por [Google](https://es.wikipedia.org/wiki/Google) para satisfacer sus necesidades de sistemas capaces de construir y entrenar [redes neuronales](https://es.wikipedia.org/wiki/Red_neuronal_artificial) para detectar y descifrar patrones y correlaciones, análogos al aprendizaje y razonamiento usados por los humanos.

TensorFlow permite construir una amplia variedad de modelos de recomendación, desde los más simples (como filtrado colaborativo basado en matrices) hasta los más complejos (redes neuronales profundas con arquitecturas personalizadas). Esta flexibilidad es crucial para adaptarse a diferentes tipos de datos y requisitos de negocio

TensorFlow está diseñado para manejar grandes conjuntos de datos y modelos complejos. Puede ejecutarse en una sola CPU, múltiples GPUs o incluso en clústeres de máquinas, lo que lo hace adecuado para sistemas de recomendación a gran escala.

Además cuenta con un ecosistema completo de herramientas específicamente para desarrollar sistemas de recomendaciones potentes (*TensorFlow*, s. f.).

Esta biblioteca fue seleccionada principalmente porque constituye la fundación sobre la cual se construyen otras bibliotecas como Keras o Tensorflow Recommenders. Representa el nivel más elemental en la jerarquía de abstracción de las bibliotecas empleadas, siendo la de nivel más básico.

#### Keras V 2.15.0

Keras es una biblioteca de [Redes Neuronales](https://es.wikipedia.org/wiki/Red_neuronal_artificial) de [Código abierto](https://es.wikipedia.org/wiki/C%C3%B3digo_abierto) escrita en [Python](https://es.wikipedia.org/wiki/Python). Es capaz de ejecutarse sobre [TensorFlow](https://es.wikipedia.org/wiki/TensorFlow), [Microsoft Cognitive Toolkit](https://es.wikipedia.org/wiki/Microsoft_Cognitive_Toolkit) o [Theano](https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Theano&action=edit&redlink=1).

Está especialmente diseñada para posibilitar la experimentación en más o menos poco tiempo con redes de [Aprendizaje profundo](https://es.wikipedia.org/wiki/Aprendizaje_profundo). Sus fuertes se centran en ser amigable para el usuario, modular y extensible.

Keras se encarga de gestionar muchos de los detalles de implementación de bajo nivel, como la optimización, la propagación hacia atrás y la gestión de los tensores. Esto permitirá construir modelos de manera más rápida y con menos errores («Keras», 2024).

La biblioteca Keras ha sido elegida por su excepcional capacidad para simplificar la gestión de modelos de redes neuronales profundas. Ofrece una abstracción significativamente más elevada en comparación con TensorFlow, lo que facilita y agiliza el proceso de desarrollo. Esta característica la convierte en una herramienta valiosa para desarrollar un sistema de recomendaciones basado en redes neuronales profundas.

#### TensorFlow Recommenders V 0.7.3

TensorFlow Recommenders (TFRS) es una biblioteca creada por Google para compilar modelos de sistemas de recomendaciones.  
  
Facilita el flujo de trabajo completo de la compilación de sistemas de recomendación: preparación de datos, formulación de modelos, entrenamiento, evaluación e implementación.  
  
Se basa en Keras y se enfoca en lograr una curva de aprendizaje suave manteniendo flexibilidad para compilar modelos complejos.  
  
TFRS posibilita lo siguiente:

* Compilar y evaluar modelos de recuperación de recomendación.
* Incorporar libremente [información de contexto](https://www.tensorflow.org/recommenders/examples/featurization?hl=es-419), artículos y usuarios en los modelos de recomendación.
* Entrenar [modelos para varias tareas](https://www.tensorflow.org/recommenders/examples/multitask/?hl=es-419) que permitan optimizar varios objetivos de recomendación en conjunto (*TensorFlow Recommenders*, s. f.).

La biblioteca TensorFlow Recommenders de Google ha sido elegida por su amplia gama de herramientas prácticas para la creación de sistemas de recomendación mediante redes neuronales. Ofrece algoritmos avanzados para la búsqueda de los vecinos más cercanos y métricas robustas para la evaluación de modelos. Además, simplifica el desarrollo, aumentando la eficiencia y reduciendo la curva de aprendizaje en proyectos de inteligencia artificial.

#### NumPy V 1.26.4

NumPy es una biblioteca para el [lenguaje de programación Python](https://es.wikipedia.org/wiki/Python) que da soporte para crear [vectores](https://es.wikipedia.org/wiki/Vector_(inform%C3%A1tica)) y [matrices](https://es.wikipedia.org/wiki/Vector_(inform%C3%A1tica)) grandes multidimensionales, junto con una gran colección de [funciones](https://es.wikipedia.org/wiki/Funci%C3%B3n_matem%C3%A1tica) [matemáticas](https://es.wikipedia.org/wiki/Matem%C3%A1ticas) de [alto nivel](https://es.wikipedia.org/wiki/Lenguaje_de_alto_nivel) para operar con ellas (*NumPy -*, s. f.).

La biblioteca Numpy ha sido seleccionada por su excelente compatibilidad con otras bibliotecas en uso, siendo extremadamente beneficiosa para ejecutar operaciones matemáticas complejas y eficientes en extensos conjuntos de datos. Además, cuenta con el respaldo de una vasta y activa comunidad.

#### Pandas V 2.2.3

Pandas es una [librería](https://es.wikipedia.org/wiki/Biblioteca_(inform%C3%A1tica)) de Python especializada en la manipulación y el [análisis de datos](https://es.wikipedia.org/wiki/An%C3%A1lisis_de_datos). Ofrece estructuras de datos y operaciones para manipular tablas numéricas y [series temporales](https://es.wikipedia.org/wiki/Series_temporales), es como el Excel de Python. Es un [software libre](https://es.wikipedia.org/wiki/Software_libre) distribuido bajo la [licencia BSD](https://es.wikipedia.org/wiki/Licencia_BSD) (Berkeley Software Distribution). ​ El nombre deriva del término "[datos de panel](https://es.wikipedia.org/wiki/Datos_de_panel)", término de [econometría](https://es.wikipedia.org/wiki/Econometr%C3%ADa) que designa datos que combinan una dimensión temporal con otra dimensión transversal (*pandas - Python Data Analysis Library*, s. f.).

Se seleccionó la biblioteca Pandas debido a su amplia comunidad de usuarios y su capacidad para manejar y procesar datos de manera eficiente. Además, ofrece una excelente compatibilidad con otras bibliotecas utilizadas en el proyecto, lo que facilita la integración y el desarrollo de soluciones robustas.

### 1.4.5 Entorno de Desarrollo.

#### Visual Studio Code V 1.92.2

Visual Studio Code es un editor de código fuente ligero pero potente que se ejecuta en su escritorio y está disponible para Windows, macOS y Linux. Viene con soporte integrado para Python y tiene un rico ecosistema de extensiones para otros lenguajes (como C ++, C #, Java, Javascript, PHP, Go) y tiempos de ejecución (como .NET y Unity) (Microsoft, 2024).

Este editor fue seleccionado para el desarrollo de este proyecto ya que aporta una buena facilidad de uso y gran cantidad de extensiones útiles para agilizar el proceso de desarrollo.

### 1.4.6 Servidor Web.

#### Fastapi V 0.115.0

FastAPI es un moderno y rápido framework web para la creación de APIs con Python, que se basa en las pistas de tipo estándar de Python. Sus características clave incluyen un rendimiento muy alto, comparable con NodeJS y Go, gracias a Starlette y Pydantic, lo que lo convierte en uno de los frameworks de Python más rápidos disponibles.

Además, FastAPI facilita la codificación, aumentando la velocidad de desarrollo de características en un 200% a 300%, y reduce los errores inducidos por los desarrolladores en un 40%. Es intuitivo, con un excelente soporte de editor y autocompletado en todas partes, lo que permite menos tiempo dedicado a la depuración. Su diseño fácil de usar y aprender minimiza el tiempo dedicado a leer documentación (*FastAPI*, s. f.).

Este framework web ha sido elegido para el desarrollo del servidor debido a su notable flexibilidad y facilidad de uso en la programación. Está escrito en el mismo lenguaje que se utilizará para el sistema de recomendación, lo que garantiza una integración fluida. Además, es uno de los servidores web más veloces disponibles, un aspecto crucial para proyectos de inteligencia artificial donde el rendimiento representa un reto significativo.

## 1.5 Conclusiones del Capítulo.

Luego del estudio y análisis realizado del objeto de investigación del presente trabajo de diploma, apoyado en los métodos de la investigación científicos definidos, se concluye lo siguiente:

* Se realizó un estudio sobre los principales conceptos asociados al dominio de la presente investigación y las relaciones entre ellos. Esto permitió alcanzar un mayor dominio sobre los fundamentos de los Sistemas de Recomendaciones basados en redes neuronales profundas.
* La bibliografía consultada tanto a nivel nacional como internacional aportó que la definición y características del objeto de estudio se centran en autores de países foráneos y por consiguiente los sistemas similares existentes abundan mayormente en países extranjeros.
* El análisis del caso de estudio: Sistema de recomendación basado en deep learning para las plataformas Picta, Todus y Apklis las cuales pertenecen al proyecto Z17, proporcionó una oportunidad única para identificar con precisión las características distintivas de la propuesta de solución. Estas características son: Robustez, Redes neuronales profundas y personalización. Además, se pudieron establecer claramente las ventajas que ofrece en comparación con otras opciones disponibles, así como las posibles desventajas o limitaciones inherentes a la misma.
* El ecosistema de Python, con bibliotecas como TensorFlow, Keras y TensorFlow Recommenders, ha proporcionado un entorno de desarrollo ágil y eficiente para la investigación y experimentación con diferentes algoritmos de recomendación. La integración de estas herramientas con MongoDB y el framerwork web Fastapi ha permitido almacenar, procesar datos y utilizar el sistema como servicio para realizar las integraciones con las plataformas Picta, ToDus y Apklis, lo que es fundamental para el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático complejos.

# Capítulo 2: Análisis y diseño del sistema para las recomendaciones en las plataformas del proyecto z17.

**Introducción.**

En este capítulo, a partir del estudio de los procesos del negocio, sus descripciones y su modelado, se describe el sistema a desarrollar. Se obtienen los artefactos relacionados a la ingeniería de software aplicada a la propuesta de solución tomando como punto de partida el problema de investigación. Además, se plasman los requisitos funcionales y no funcionales de la propuesta, así como los diferentes artefactos relacionados con la metodología de desarrollo.

## 2.1 Descripción de la Propuesta de Solución.

A continuación se hará una detallada explicación de cómo está compuesto el sistema propuesto. Para ello el autor se basó en las etapas que lo forman y los modelos que lo integran.

### 2.1.1 Etapas.

El sistema está compuesto por **3 etapas** fundamentales, **Recuperación, Clasificación y Re-clasificación**.

Figura 12 Etapas de un sistema de recomendación (Fuente: elaboración propia).

Clasificación

Re-Clasificación

Recuperación

Estas etapas están conectadas entre sí de manera secuencias respectivamente donde la salida de una es la entrada de la otra siendo la última etapa la encargada de devolver los datos a recomendar y la primera la encargada de obtener el corpus de elementos de candidatos inicial. A continuación cada una de las etapas:

* **Recuperación**: Esta etapa es responsable de seleccionar un conjunto inicial de cientos o miles de candidatos entre todos los posibles candidatos que pueden ser millones. El objetivo principal de esta etapa es eliminar de manera eficiente a todos los candidatos que no les interesan al usuario. Dado que se puede estar tratando con millones de candidatos, tiene que ser computacionalmente eficiente. Esta etapa puede estar compuesta por uno o varios modelos generadores de candidatos donde cada uno se basa en los datos implícitos (véase epígrafe 1.1.2) almacenados de los usuarios (Gao et al., 2023).
* **Clasificación**: Toma los resultados del modelo de recuperación y los ajusta para seleccionar el mejor puñado de recomendaciones posibles basándose en los datos explícitos (véase el epígrafe 1.1.2) que tenga disponible. Su tarea es reducir el conjunto de elementos que pueden interesar al usuario a una lista corta de posibles candidatos que ronde entre los cientos. La idea de esta etapa es obtener candidatos más preciso que en la etapa anterior ya que al basarse en los datos explícitos tiene información de mayor valor sobre que le interesa o no al usuario (Gao et al., 2023).
* **Re-clasificación:** En la etapa final el sistema puede volver a clasificar para considerar criterios o limitaciones adicionales. Estos son algunos de los diversos factores que pueden ayudar a mejorar considerablemente las recomendaciones de un sistema. Los factores que tiene en cuenta esta etapa son los siguientes:

**La actualidad** vela por que los elementos sean recientes y no generar candidatos antiguos.

**La diversidad** valida que los candidatos sean diversos según las preferencias del usuario, todas las recomendaciones no pueden ser igual a lo que el usuario ve, ya que esto elimina la visibilidad del contenido, algo fundamental en un sistema de recomendación.

**La equidad** evita sesgos en las recomendaciones como podrían ser sebos de clics o falsas tendencias y permite que todos los usuarios sean tratados de manera justa.

Cada una de estas etapas está compuesta por 1 o varios modelos de redes neuronales profundas dependiendo de qué tan complejos sean los datos a utilizar. La figura 13 muestra visualmente todo el proceso de etapas explicado anteriormente (Covington et al., 2016; Gao et al., 2023).

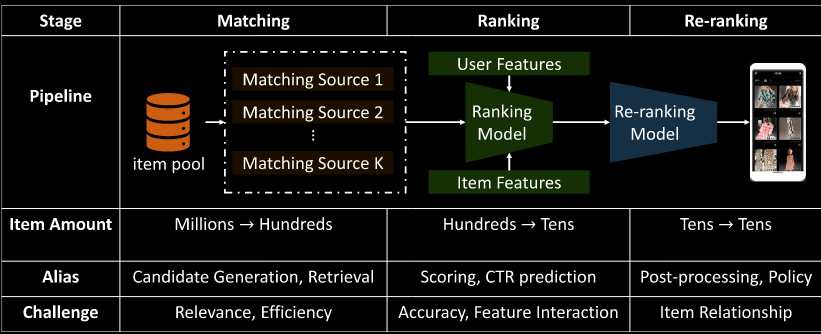


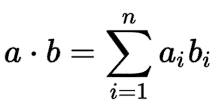
Figura 13 Estructura típica de un sistema de recomendación (Gao et al., 2023).

### 2.1.2 Modelos.

Existen tres tipos de modelos utilizados en este sistema, Modelos de Dos Torres, Modelo de Recuperación y Modelo de Clasificación (Covington et al., 2016):

**Modelo de Dos Torres**: es una arquitectura de red neuronal diseñada específicamente para tareas de aprendizaje de representaciones y, en particular, para problemas de recomendación, búsqueda y clasificación. Su nombre proviene de la estructura visual que adopta: “dos torres" de redes neuronales que procesan independientemente dos tipos de datos, y luego combinan sus representaciones finales para obtener una puntuación o predicción (Kammoun et al., 2022).

En una arquitectura de dos torres, cada torre es una red neuronal que procesa características de entrada candidatas o de consulta para producir una representación integrada de esas características. Debido a que las representaciones de incrustación son simplemente vectores de la misma longitud, podemos calcular el producto escalar entre estos dos vectores para determinar qué tan cerca están. Esto significa que la orientación del espacio de incrustación está determinada por el producto escalar de cada par <query, candidato> en los ejemplos de entrenamiento. La fórmula para calcular el producto escalar es la siguiente:



Donde:

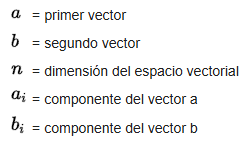


Figura 13 Formula del Producto Escalar o Dot Product (Kammoun et al., 2022).

Donde “query” representa a los usuarios o la información de contexto y “candidato” las características de los elementos que se quieren recomendar, como películas, series, aplicaciones, etc (Kammoun et al., 2022).

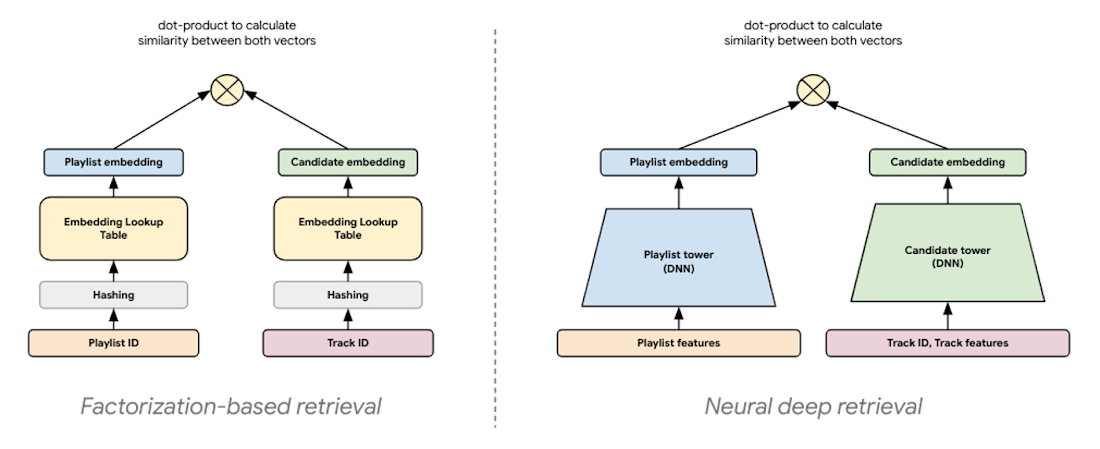


Figura 14 Las arquitecturas NDR (neural deep retrieval), como los codificadores de dos torres, son conceptualmente similares a los modelos de factorización.

Ambas son técnicas de recuperación basadas en incrustaciones que calculan representaciones vectoriales de consultas y candidatos de dimensiones inferiores, donde la similitud entre estos dos vectores se determina calculando su producto escalar. Para el modelo de esta investigación se utilizara la muestra de la derecha; Neural deep retrieval o Recuperación neuronal profunda (Kammoun et al., 2022).

**Modelo de Recuperación**: Es el encargado de leer el corpus de datos completo y recuperar unos miles de candidatos más probables a ser de interés para el usuario. Este tipo de modelos es entrenado con datos implícitos (véase el epígrafe 1.1.2) del usuario.

* **Representación**: Los modelos de recuperación a menudo se componen de dos sub modelos:
* Un modelo de consulta que calcula la representación de la consulta (normalmente un vector de incorporación de dimensionalidad fija) mediante funciones de consulta.
* Un modelo candidato que calcula la representación candidata (un vector de igual tamaño) utilizando las características candidatas.

Estos dos sub modelos son representados con el modelo de Dos Torres explicado anteriormente.

* **Función de activación de la capa de salida**: Se utiliza una capa de salida con función de activación Softmax que calcula la probabilidad de interés de un usuario hacia cada candidato (Covington et al., 2016). A continuación la función softmax.

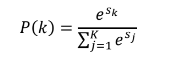


Figura 15 Función de activación softmax (Tomás Cruz, 2024).

Donde:

P(k) es la probabilidad de que la entrada pertenezca a la categoría "k".

sk es la puntuación asociada a la categoría "k".

K es el número total de categorías.

* **Métrica y función de coste**: Para medir la precisión se utiliza una métrica llamada **FactorizedTopK** específica diseñada para evaluar el desempeño de modelos de recomendación factorizados. Esta métrica se enfoca en medir la capacidad del modelo para predecir correctamente los elementos (por ejemplo, productos, películas) más relevantes para un usuario dado en una lista ordenada de recomendaciones (Covington et al., 2016).

Recibe la lista de candidatos donde para cada consulta (usuario) se obtiene la lista de candidatos predichos por el modelo y se compara esta lista con la lista real de candidatos seleccionados por el usuario. Luego se calcula la precisión para diferentes valores de k (generalmente 1, 5, 10, 50, 100). La precisión se define como el porcentaje de candidatos predichos que coinciden con los candidatos reales (Covington et al., 2016).

* **Servicio**: Este modelo una vez entrenado es explotado para construir un servicio eficiente mediante la construcción de un índice aproximado de vecinos más cercanos (ANN) el cual se utiliza en producción para obtener los n candidatos en la etapa de recuperación.

La figura 16 a continuación muestra gráficamente la arquitectura de un modelo de recuperación de deep learning donde su funcionamiento fue explicado anteriormente, Este modelo será utilizado en la propuesta de solución en la etapa de recuperación.

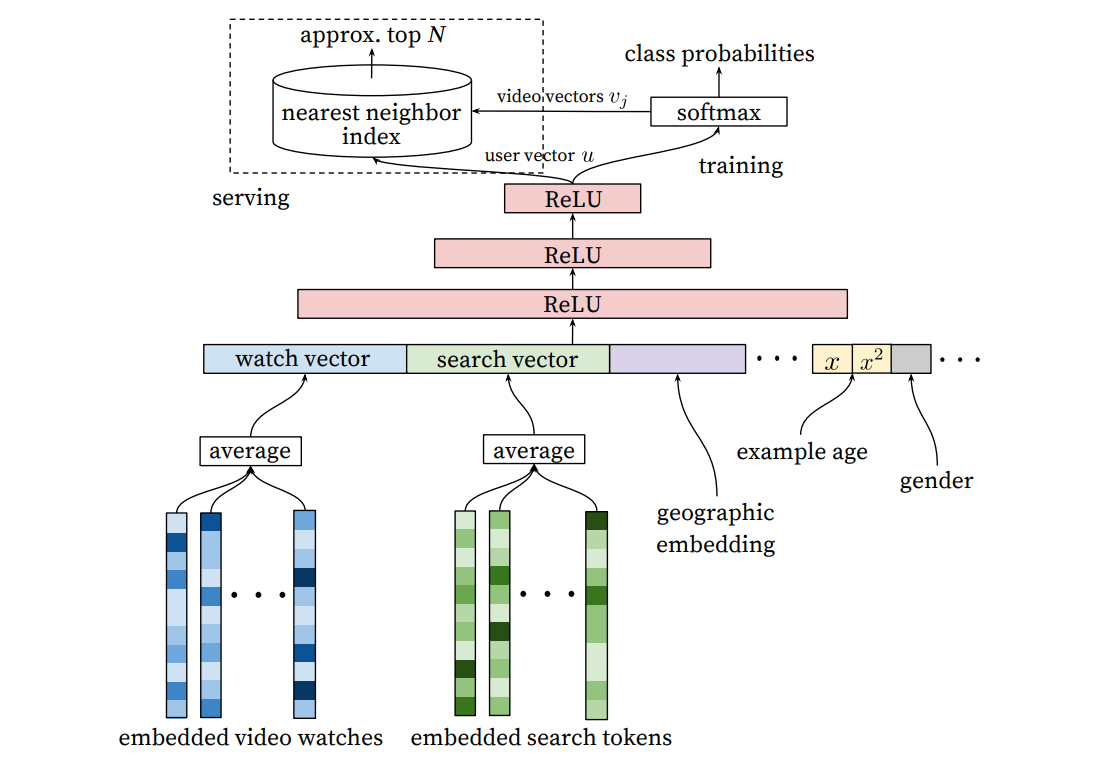


Figura 16 Arquitectura del modelo de recuperación (Covington et al., 2016).

El modelo de recuperación desempeña un papel fundamental en la fase inicial del proceso de entrenamiento del sistema. Este paso preliminar es crucial para integrar las interacciones implícitas de los usuarios, tal como se detalla en el epígrafe 1.1.2. En el contexto del proyecto Z17, se analizan acciones como los clics en videos de plataformas como Picta o de aplicaciones en Apklis. La importancia de este modelo radica en su capacidad para aprender de los patrones de comportamiento de los usuarios, lo que a su vez permite personalizar la experiencia al adaptarse a sus preferencias individuales.

**Modelo de Clasificación:** Después de la generación del candidato, otro modelo califica y clasifica los candidatos para seleccionar el conjunto de elementos que se mostrarán.

El sistema combina estas diferentes fuentes en un grupo común de candidatos que se califican con un solo modelo y se clasifican según esa puntuación. Por ejemplo, el sistema puede entrenar un modelo para que prediga probabilidad de que un usuario mire un video en YouTube a partir de los datos explícitos del mismo como podrían ser los likes y teniendo en cuenta los siguientes factores (Covington et al., 2016):

Funciones de búsqueda (por ejemplo, historial de reproducciones del usuario, idioma, país y hora).

Elementos de video (por ejemplo, título, etiquetas, incorporación de video, duración).

* **Representación**: Utiliza la misma representación del modelo anterior (Modelo de recuperación).
* **Función de activación de la capa de salida**: Se utiliza una capa de salida con función de activación Sigmoidea que calcula la probabilidad de que ocurra una de las dos clases utilizadas las cuales para el caso particular de la plataforma Picta son un like (1) o un dislike (0) (Kyurkchiev & Markov, 2015). A continuación la función Sigmoidea.



Figura 17 Función de activación Sigmoidea (Kyurkchiev & Markov, 2015).

Donde:

**σ(z)**: Es el valor de salida de la función sigmoide.

**z**: Es el valor de entrada a la función sigmoide.

**e**: Constante matemática Euler igual a 2.71828.

* **Métrica y función de coste**: Para medir la precisión se utiliza una métrica llamada **Binary Accuracy** o Precisión Binariaespecífica diseñada para evaluar el desempeño de modelos de clasificación binaria (Kyurkchiev & Markov, 2015). Esta métrica se utiliza en el modelo de clasificación para clasificar candidatos en base a likes y dislikes dados por los usuarios.
* **Servicio**: Este modelo una vez entrenado es compilado y almacenado por ser utilizado posteriormente como parte del sistema de recomendación en producción.

La figura 17 a continuación muestra gráficamente la arquitectura de un modelo de clasificación de deep learning donde su funcionamiento fue explicado anteriormente, Este modelo será utilizado para la propuesta de solución en la etapa de clasificación.



Figura 18 Arquitectura de un modelo de clasificación (Covington et al., 2016)

El modelo de clasificación es utilizado en la fase intermedia del sistema. Esta fase es crucial para integrar las interacciones explicitas de los usuarios, tal como se detalla en el epígrafe 1.1.2. En el contexto del proyecto Z17, se analizan acciones como los likes y dislikes en videos de plataformas como Picta. La importancia de este modelo radica en aprender preferencias de los usuarios interesantes y de calidad para aportar precisión al sistema de recomendación.

## 2.2 Modelo Conceptual

Un modelo conceptual es un artefacto de la disciplina de análisis, construido con las reglas UML. Tiene como objetivo comprender y describir las clases más importantes, así como, identificar y explicar los conceptos significativos en el dominio del problema, identificando los atributos y las asociaciones existentes entre ellos (González Matos, 2021) (Sommerville, 2011).

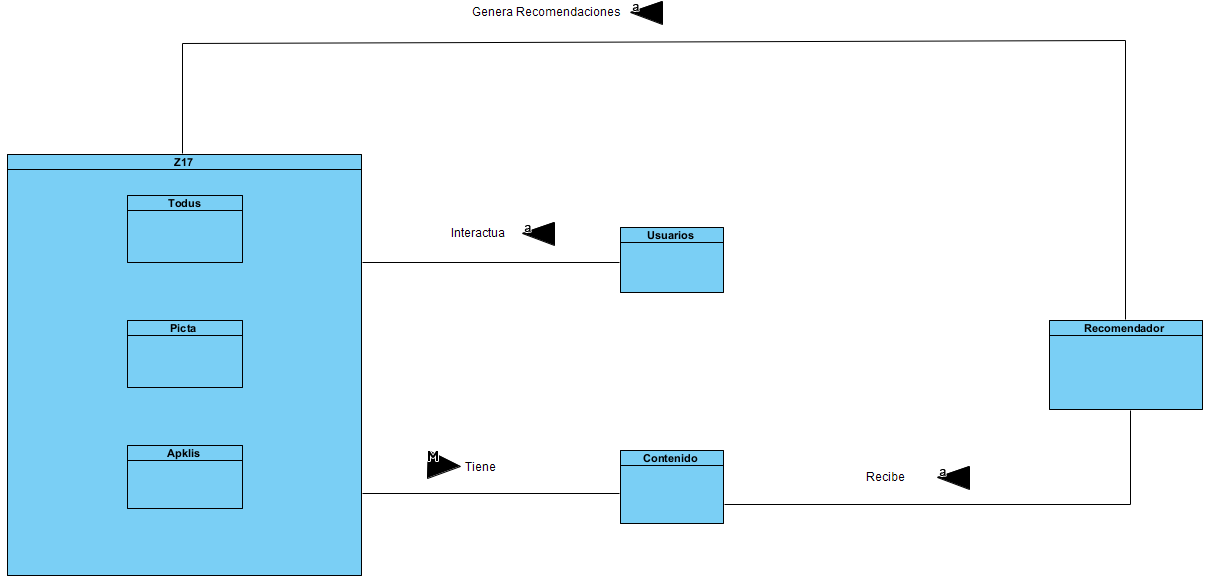


Figura 19 Modelo Conceptual del contexto de la investigación

(Fuente: elaboración propia)

## 2.3 Diagrama de caso de uso del sistema.

Los diagramas de caso de uso son una técnica para capturar requisitos o información de cómo un sistema o negocio trabaja, y están compuesto por los casos de uso, los actores que se pueden definir como algo con comportamiento, como una persona (identificada por un rol), sistema informatizado u organización, y las relaciones existentes entre ambos (González Matos, 2021) (Larman, 2003).

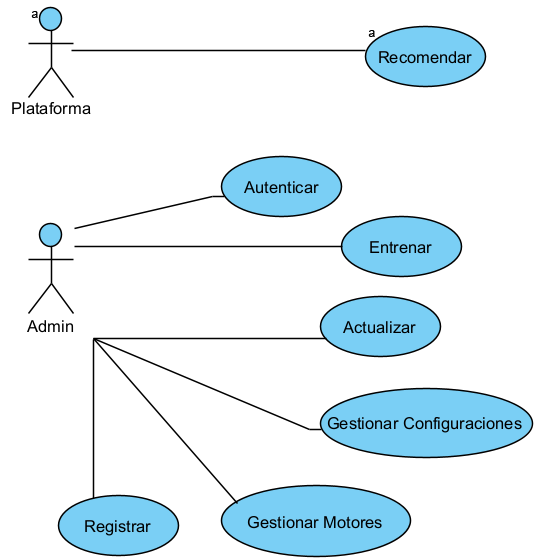


Figura 20 Diagrama de caso de uso del sistema

(Fuente: elaboración propia).

El diagrama consta de dos actores, Plataforma, la cuál será la única encargada con el rol de generar las recomendaciones para que sus usuarios las vean. Por otro lado está el rol de administrador, el cual será el encargado de administrar el sistema de recomendación en su totalidad, puede entrenarlo, actualizarlo, gestionar sus configuraciones, gestionar los motores, autenticarse y registrarse. Estas son las funcionalidades que tendrá el sistema a desarrollar.

## 2.4 Diagrama de clases de diseño.

Un diagrama de clases de diseño (DCD) representa las especificaciones de las clases e interfaces software en una aplicación. A diferencia de las clases conceptuales del Modelo del Dominio, las clases de diseño de los DCD muestran las definiciones de las clases software en lugar de los conceptos del mundo real (González Matos, 2021) (Sommerville, 2011).

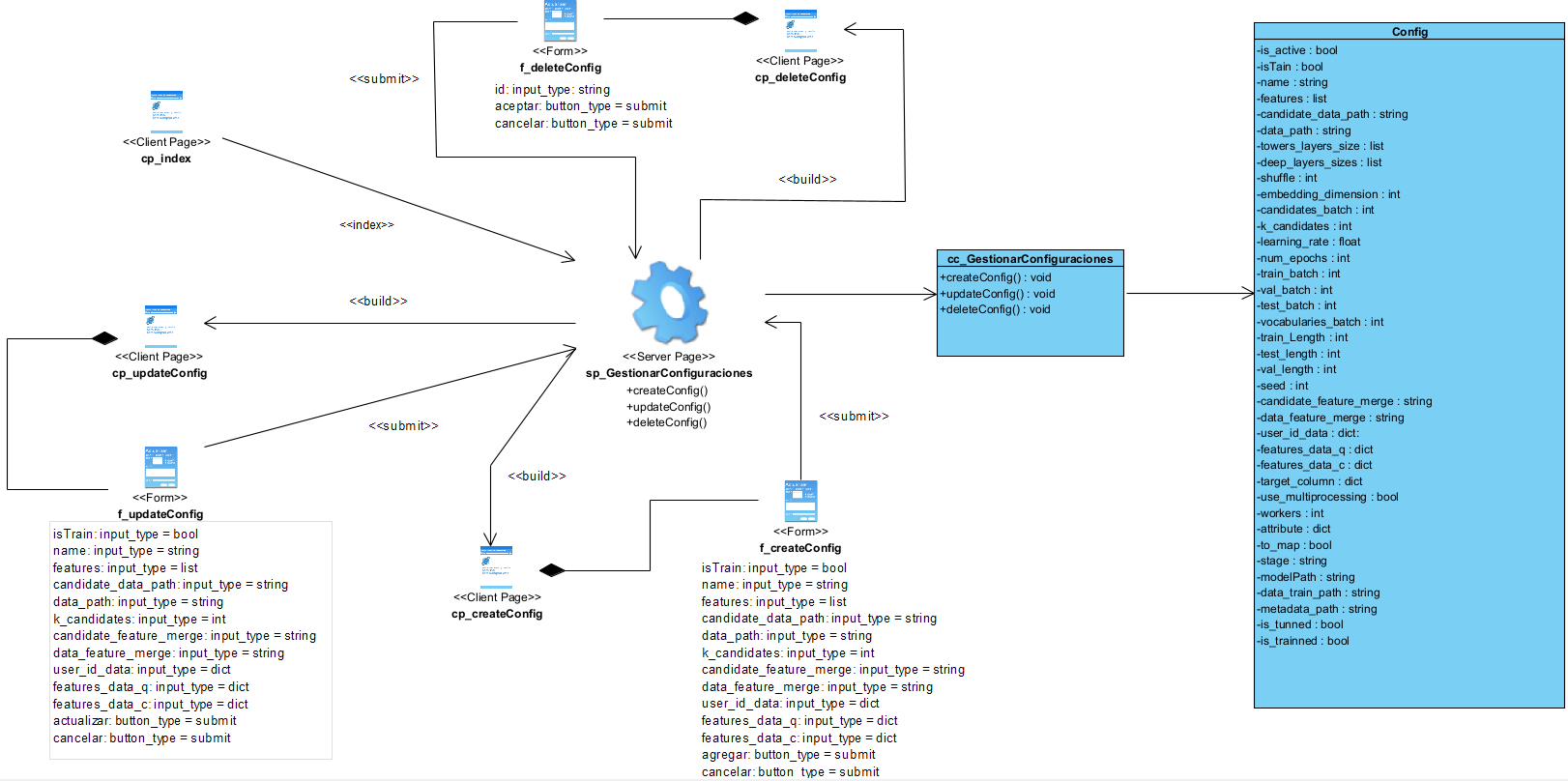


Figura 21 Diagrama de clases con estereotipos web (Fuente: elaboración propia).

Se obtuvieron 5 diagramas de este tipo en total pero se puso como muestra este en particular ya que es un requisito fundamental en el sistema ya que sin configuraciones nada funciona y porque también es el de los requisitos más grandes y delicados a desarrollar. Este diagrama aporto un entendimiento general del sistema y del funcionamiento de las configuraciones en particular.

## 2.5 Diagrama de secuencia.

Los diagramas de secuencia (DS) en el UML se usan principalmente para modelar las interacciones entre los actores y los objetos en un sistema, así como las interacciones entre los objetos en sí (González Matos, 2021) (Sommerville, 2011).

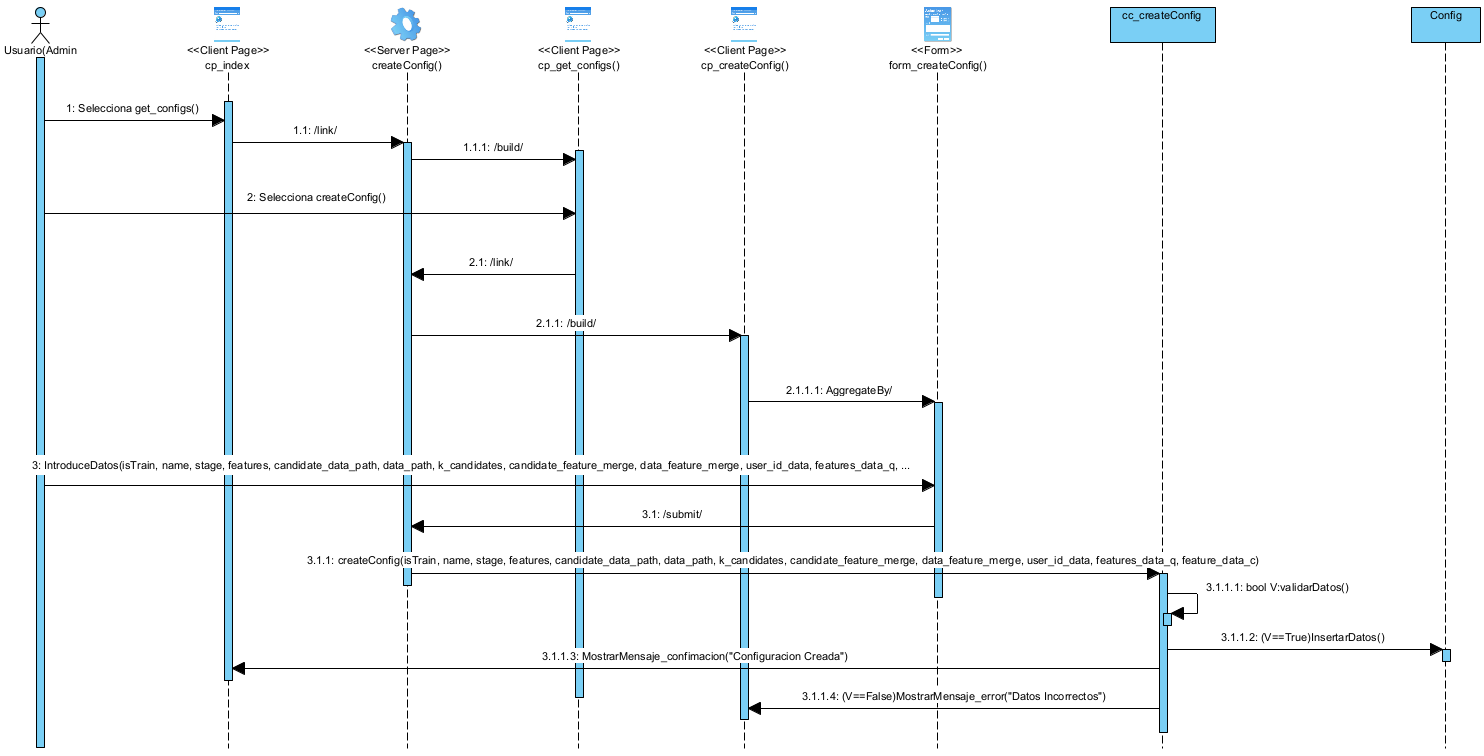


Figura 22 Diagrama de secuencia.

El flujo representado en el diagrama de secuencia comienza cuando el actor (administrador) del sistema selecciona en el mismo la opción de añadir configuración. La página cliente intermediaria hace la solicitud a la server\_page (página controladora/servidora). La página controladora construye la client\_page (página cliente/vista) que permite añadir la configuracion, esta hace link a la controladora que crea la página cliente con el formulario con los campos asociados a la configuración.

El actor introduce los datos que se envían a la server\_page (página controladora/servidora) y automáticamente se adiciona la configuración en la clase controladora donde se validan que los datos estén correctos. En caso de que los datos no hayan sido insertados de forma correcta se muestra un mensaje de error en la página cliente desde, en el caso contrario se muestra un mensaje de confirmación en la clase desde donde el actor realizo la solicitud inicial.

## 2.6 Modelo de datos

Un modelo de base de datos muestra la estructura lógica de la base, incluidas las relaciones y limitaciones que determinan cómo se almacenan los datos, la relación que existe entre sí, los procesos que los transforman y cómo se accede a ellos. Se basa en la identificación de los objetos primarios que va a procesar el sistema, la composición y atributos de los mismos. En algunos casos, esta base de datos es independiente del sistema software (González Matos, 2021) (Sommerville, 2011).

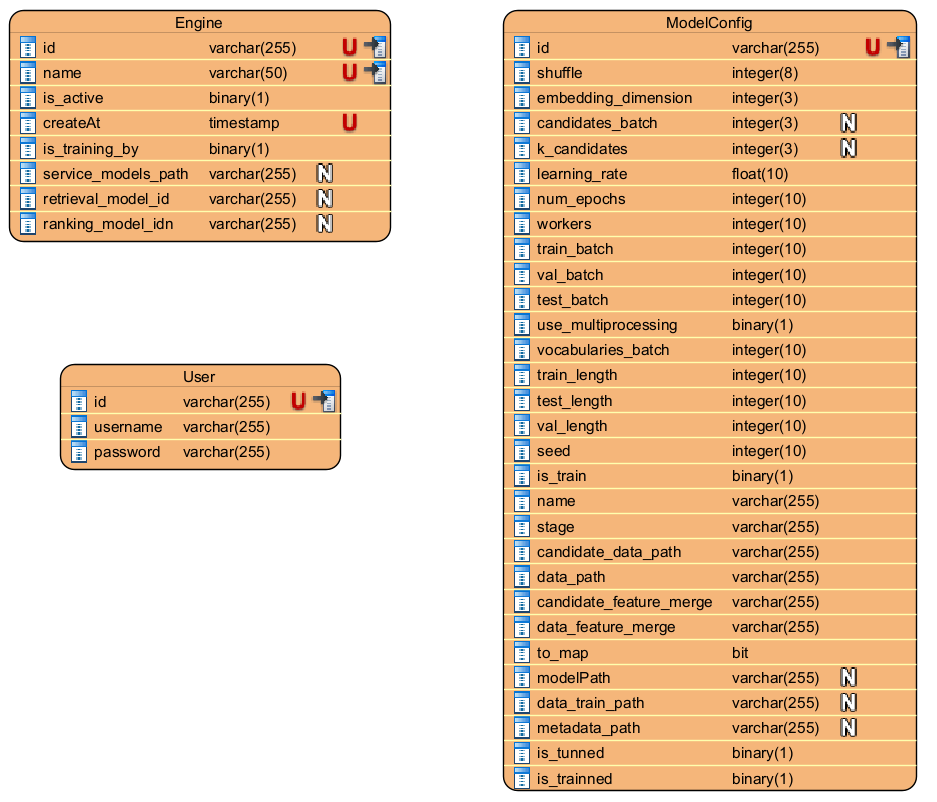


Figura 23 Modelo de datos.

## 2.7 Requisitos de la propuesta de solución

Los requisitos funcionales (RF) son declaraciones de las funcionalidades que debe cumplir el sistema, de la manera en que éste debe reaccionar a entradas particulares y de cómo se debe comportar en situaciones particulares (González Matos, 2021) (Sommerville, 2011).

### 2.7.1 Requisitos Funcionales

Los requisitos funcionales (RF) son declaraciones de las funcionalidades que debe cumplir el sistema, de la manera en que éste debe reaccionar a entradas particulares y de cómo se debe comportar en situaciones particulares (González Matos, 2021) (Pressman, 2002).

Tabla 3 Descripción Requisitos Funcionales

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Requisitos Funcionales | Nombre del requisito funcional | Prioridad | Complejidad |
| RF1 | Entrenar | Alta | Alta |
| RF2 | Actualizar | Alta | Alta |
| RF3 | Recomendar | Alta | Media |
| RF4 | Crear Configuraciones | Alta | Media |
| RF5 | Actualizar Configuraciones | Media | Media |
| RF6 | Mostrar Configuraciones | Alta | Baja |
| RF7 | Listar Configuraciones | Baja | Baja |
| RF8 | Crear Motor | Alta | Media |
| RF9 | Actualizar Motor | Baja | Media |
| RF10 | Mostrar Motor | Alta | Media |
| RF11 | Listar Motores | Media | Baja |
| RF12 | Autenticar | Alta | Media |
| RF13 | Registrar | Media | Media |

### 2.7.2 Requisitos no funcionales

Los requisitos no funcionales (RnF) hacen referencia a las propiedades emergentes del sistema: fiabilidad, el tiempo de respuesta y la capacidad de almacenamiento, son limitaciones sobre servicios o funciones que ofrece el mismo. Los requisitos no funcionales se aplican al sistema como un todo, más que a características o a servicios individuales (González Matos, 2021) (Sommerville, 2011).

Tabla 4 Descripción de los Requisitos no Funcionales

|  |  |
| --- | --- |
| N.º | Descripción |
| Usabilidad | |
| RNF1 | El sistema de recomendación debe estar contenido en una aplicación web. |
| RNF2 | La aplicación debe presentar una interfaz agradable e intuitiva. |
| Seguridad | |
| RNF3 | La información manejada por el sistema está protegida de acceso no autorizado de usuarios, definiéndose los permisos según sus roles. |
| Rendimiento | |
| RNF4 | El sistema debe permitir que los usuarios interactúen con él de manera concurrente. |
| RNF5 | El tiempo de demora de una petición al servidor debe ser menor de cinco (5) segundos aproximadamente. |
| Restricciones de Implementación y Diseño | |
| RNF6 | El sistema debe ser desarrollado en su totalidad con tecnologías de código abierto. |
| RNF7 | Servidor web ASGI Uvicorn. |
| RNF8 | Servidor de base de datos MongoDB v6.0.3 |
| RNF9 | Como lenguaje de programación se debe utilizar Python v3.11.9 |
| Software | |
| RNF10 | Para el uso del sistema se requiere una PC cliente con cualquier sistema operativo, que se pueda instalar navegadores web para el uso de la aplicación. |
| RNF11 | La comunicación entre la PC cliente y el servidor de aplicaciones web se realiza a través del protocolo HTTPS. |
| Hardware | |
| RNF12 | Teniendo en cuenta que este tipo de proyectos basados en redes neuronales profundas y análisis de grandes conjuntos de datos necesita de una muy buena potencia de cómputo para realizar el entrenamiento de los algoritmos. En el momento de implementación y prueba de esta investigación no se dispone del hardware suficiente para utilizar todos los datos disponibles. Se han establecido unos requisitos mínimos con los que se cuenta actualmente para entrenar este sistema bajo ciertas condiciones.  Se requiere un mínimo de 80gb de disco duro, una tarjeta de red de 100MB, un procesador Core i3-4170 a 3.70GHz y 16GB de memoria RAM. Se requieren estos requisitos para el entrenamiento de un modelo con un corpus de datos de 1 millón de filas y 6 columnas. |

Los requisitos funcionales y no funcionales desempeñaron un papel crucial en el proceso de desarrollo de la investigación permitiendo definir y analizar con exactitud todas las características y funciones deseadas para la propuesta de solución. Se establecieron todas las metas y objetivos necesarios para el sistema.

## 2.8 Arquitectura de software

El sistema entero está formado por dos partes: un núcleo o engine el cual tiene una estructura basada en la explicación que dio en el epígrafe 2.1 donde se desarrolla la propuesta de solución. Existen diferentes capas de abstracción como:

* Las Etapas
* Los Modelos
* Las acciones

Donde esta última es la capa de comunicación o API (Application Programming Interface) del sistema con las cuales se pueden realizar diferentes acciones como entrenar el sistema, usarlo, actualizarlo y post procesamiento de datos.

Este núcleo o engine está envuelto por un servidor o backend el cual se encarga de crear las Apis que permiten al sistema comunicarse con otros y viceversa para realizar las integraciones. Este envoltorio backend se llevó a cabo por el framerwork FastApi desarrollado en python el cual utiliza la arquitectura Modelo-Vista-Controlador (MVC).

La idea detrás de MVC es que cada uno de los componentes en su código tenga un propósito, y que esos propósitos sean diferentes. Además de que la forma en que se relacionan estas partes ayuda con la ventaja de realizar un mejor mantenimiento en el futuro. Principalmente, tiene como objetivo dar soporte a los modelos funcionales y mapas mentales de la información relevante para los usuarios, permitiendo un modelo que facilite la consulta y manejo de los mismos. Este patrón permite una separación muy clara de los datos de la aplicación que consta de tres partes interconectadas: vista, modelo y controlador (Sánchez, 2020).

* **Vista**: este elemento hace referencia a la parte de una aplicación que considera la interfaz gráfica. Es decir, cada elemento gráfico que interactúa con el usuario forma parte de la vista.
* **Modelo**: esta capa tiene la función de relacionar y gestionar los datos con los cuales la aplicación va a operar, como consultas, actualizaciones, creación de información o eliminación. Todo esto se le denomina como, Lógica de Negocio.
* **Controlador**: este componente responde ante eventos o acciones que realiza el usuario a través de la Vista para poder solicitar una operación de la información.

Al utilizar la arquitectura Modelo Vista Controlador se separó la lógica del sistema de recomendación o el core y la base de datos en la capa modelo, la vista está dada por una interfaz gráfica que permite manejar fácilmente la lógica del sistema. Como controlador se utiliza el framerwork web Fastapi para conectar la lógica del sistema con la interfaz grafica o con las plataformas que necesitan generar las recomendaciones. Este patrón arquitectónico ha permitido una mejor estructura de la aplicación facilitado la organización y separación de la misma.

## 2.9 Patrones de Diseño

Los **patrones de diseño** son unas técnicas para resolver problemas comunes en el [desarrollo de software](https://es.wikipedia.org/wiki/Desarrollo_de_software) y otros ámbitos referentes al diseño de interacción o interfaces.

Un patrón de diseño resulta ser una solución a un problema de diseño. Para que una solución sea considerada un patrón debe poseer ciertas características. Una de ellas es que debe haber comprobado su efectividad resolviendo problemas similares en ocasiones anteriores. Otra es que debe ser reutilizable, lo que significa que es aplicable a diferentes problemas de diseño en distintas circunstancias (González Matos, 2021) (Pressman, 2010).

### 2.9.1 Patrones GRASP

En [diseño orientado a objetos](https://es.wikipedia.org/wiki/Dise%C3%B1o_orientado_a_objetos), GRASP son *patrones generales de software para asignación de responsabilidades*, es el [acrónimo](https://es.wikipedia.org/wiki/Acr%C3%B3nimo) de "GRASP (object-oriented design General Responsibility Assignment Software Patterns)". Aunque se considera que más que [patrones](https://es.wikipedia.org/wiki/Patr%C3%B3n_de_dise%C3%B1o) propiamente dichos, son una serie de "buenas prácticas" de aplicación recomendable en el diseño de software (Botero Tabares, 2023).

#### Experto

El GRASP de experto en información es el principio básico de asignación de responsabilidades. Nos indica, por ejemplo, que la responsabilidad de la creación de un objeto o la implementación de un método, debe recaer sobre la clase que conoce toda la información necesaria para crearlo (Botero Tabares, 2023).

Este patrón ha sido utilizado en los modelos de aprendizaje, cada modelo se encapsuló como una clase diferente guardando cada uno sus propias tareas y acciones (ver figura 23).



Figura 24 Clase del modelo de recuperación donde se refleja el patrón Experto.

#### Creador

El patrón creador nos ayuda a identificar quién debe ser el responsable de la creación (o [instanciación](https://es.wikipedia.org/wiki/Instancia_(programaci%C3%B3n))) de nuevos [objetos](https://es.wikipedia.org/wiki/Objetos_(programaci%C3%B3n_orientada_a_objetos)) o [clases](https://es.wikipedia.org/wiki/Clase_(inform%C3%A1tica)). Una de las consecuencias de usar este patrón es la visibilidad entre la clase creada y la clase creador. Una ventaja es el bajo acoplamiento, lo cual supone facilidad de mantenimiento y reutilización (Botero Tabares, 2023).

Para implementar este patrón se han utilizado “acciones”, estas “acciones” no son más que funciones que permiten realizar funcionalidades del sistema. Estas funciones son train (permite entrenar el sistema), fine\_tunning (permite actualizar el sistema ya entrenado con nuevos datos) y use\_engine (permite generar recomendaciones). Estas acciones son las encargadas de implementar el patrón **creador** instanciando modelos y clases para el manejo de datos (ver figura 24).



Figura 25 Acción Entrenar encargada de crear instancias de modelos.

#### Controlador

**Controlador** es un patrón de diseño estructural que establece una clase para recibir y manejar eventos o solicitudes iniciadas por la interfaz de usuario, actuando como intermediario entre la capa de presentación (vista) y la capa de lógica de negocio (modelo).

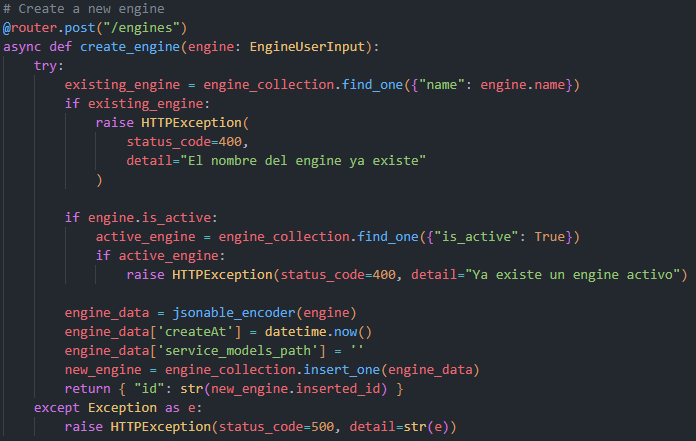


Figura 26 Función controladora de la funcionalidad: crear motor donde se refleja el patrón controlador.

Este patron ha sido utilizado en la capa “controlador” del sistema donde están todas las APIs (Application Programming Interface) que conectan la lógica de la aplicación con la vista o interfaz. Este permite una separación clara de responsabilidades, facilitando la gestión y el mantenimiento del código, al tiempo que mejora la escalabilidad del sistema.

### 2.9.2 Patrones GOF

#### Singleton

Garantiza la existencia de una única instancia para una clase y la creación de un mecanismo de acceso global a dicha instancia (Guerrero et al., 2013) ver figura 27. Este patrón fue utilizado para tener una instancia global accesible desde cualquier parte de la aplicación de las etapas del sistema. Esto permite una **gestión centralizada del estado y la configuración**, facilitando la coordinación entre componentes y asegurando la consistencia de los datos en todo el sistema.



Figura 27 Creación de dos instancias globales en el sistema.

#### Template Method

Define en una operación el esqueleto de un algoritmo, delegando en las subclases algunos de sus pasos, esto permite que las subclases redefinan ciertos pasos de un algoritmo sin cambiar su estructura (Guerrero et al., 2013).

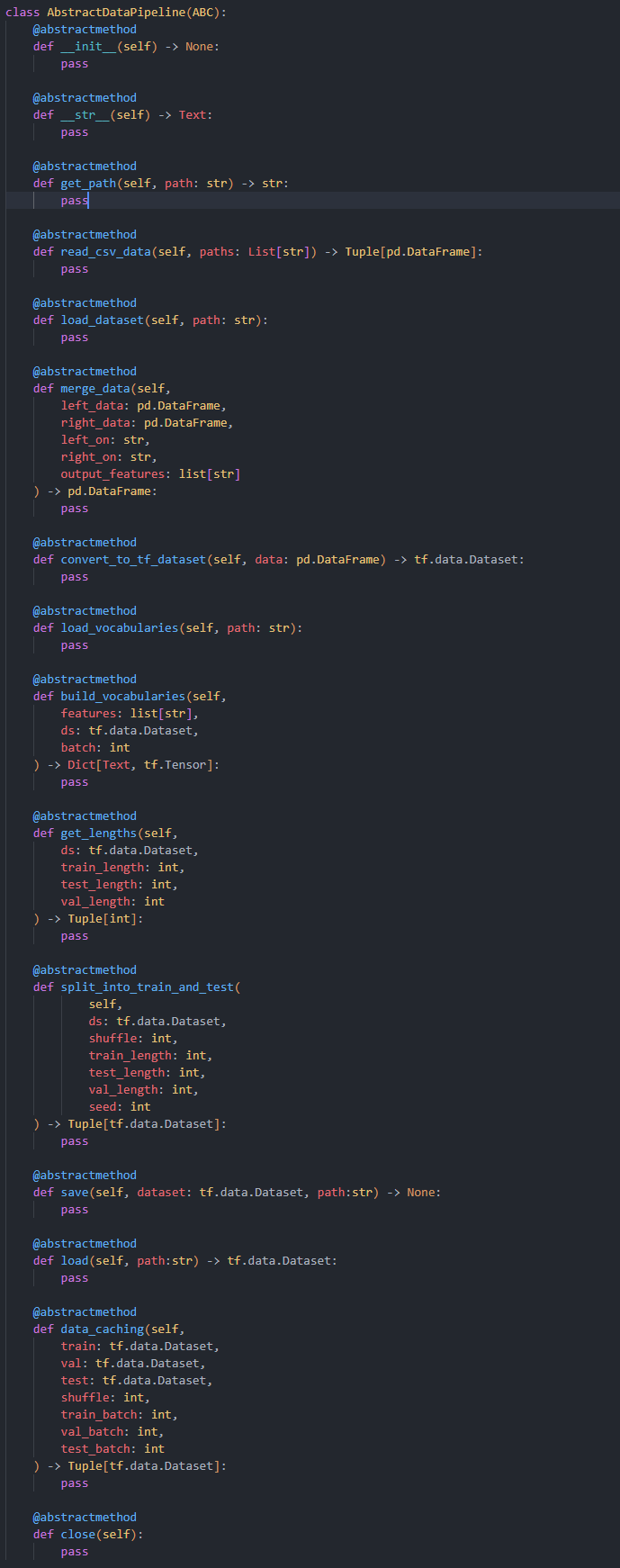
****

Figura 28 Clase interfaz que se utiliza como plantilla para la clase DataPipeline.

## 

## 2.10 Conclusiones del capítulo

Como parte del desarrollo del presente capítulo se determinan las siguientes conclusiones parciales:

* El análisis de las características del sistema y la modelación del dominio permitió identificar los principales requisitos funcionales y no funcionales del sistema de recomendaciones, los cuales fueron agrupados y categorizados por casos de uso.
* El diseño de los diagramas de clases permitió el entendimiento sobre la composición física y lógica del sistema.
* Los artefactos generados según la metodología de desarrollo utilizada y los patrones de arquitectura y diseño descritos, constituyeron una guía fundamental para la construcción de la propuesta de solución.

# Capítulo 3: Validación del Sistema de recomendación basado en Deep Learning para las plataformas del proyecto Z17.

El presente capítulo está orientado a las pruebas y validación de las variables de la investigación que se llevan a cabo para dar total cumplimiento a los requisitos establecidos por el cliente. Se evidencian las pruebas aplicadas a la solución, con el objetivo de comprobar las funcionalidades en los diferentes escenarios y así verificar en todos los casos que los resultados sean los esperados. Terminada las mismas se exponen los resultados obtenidos mediante la prueba piloto ejecutada por los especialistas demostrando el cumplimiento del problema planteado mediante el uso de la herramienta del SR.

## 3.1 Diagrama de despliegue

Un modelo de despliegue es un diagrama estructurado que muestra la arquitectura del sistema desde el punto de vista de distribución de los artefactos del software en los destinos de despliegue; se definen los artefactos como representaciones de elementos concretos en el mundo físico que son el resultado de un proceso de desarrollo (González Matos, 2021) (Sarmiento, 2016).

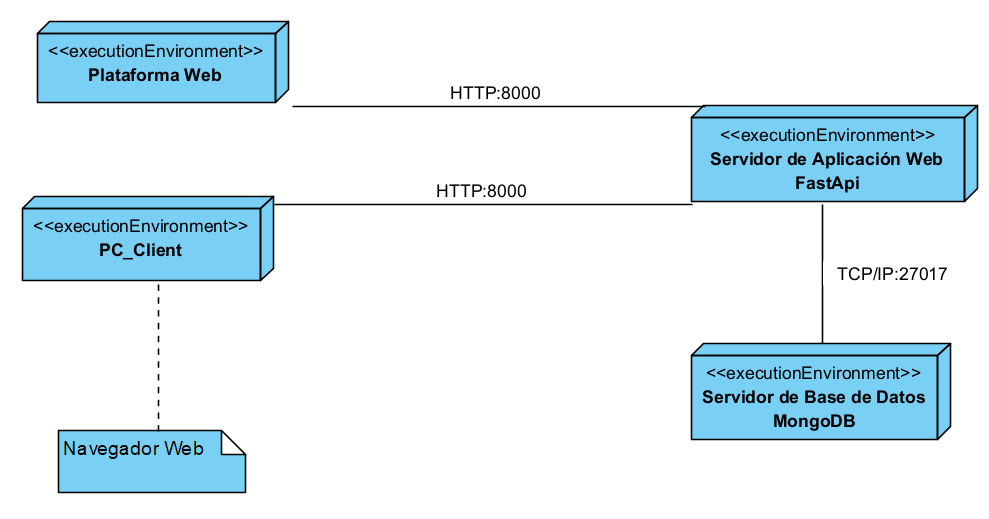


Figura 29 Diagrama de despliegue (Fuente: elaboración propia).

**Descripción de elementos e interfaces de comunicación**

**Dispositivo PC\_Cliente:** La estación de trabajo necesita un navegador web para conectarse al sistema hospedado en el servidor de aplicaciones utilizando el protocolo de comunicación HTTP/HTTPS (8000/443).

**Servidor de aplicación web:** Es la estación de trabajo que hospeda el código fuente de la aplicación y que le brinda al usuario las interfaces para realizar los procesos del sistema. Esta estación se comunica con el servidor de base de datos donde se almacenan los datos de la aplicación realizando la comunicación mediante el protocolo TCP/IP (Transmission Control Protocol/Internet Protocol).

**Servidor de BD (MongoDB):** Este servidor es el encargado del almacenamiento de los datos del sistema. Se comunica con el servidor de aplicaciones del sistema mediante el protocolo TCP: 27017, posibilitando el acceso mediante el usuario con privilegios para las operaciones determinadas a realizarse en el mismo.

**Navegador Web:** Es un programa que permite ver la información que contienen una página web. El navegador interpreta el código; HTML generalmente, en el que está escrita una página web y lo presenta en pantalla permitiendo al usuario interactuar con su contenido y navegar.

**Plataformas:** Son las plataformas del proyecto Z17 (Apklis, Picta y ToDus) las cuales van a consumir del servidor web para obtener las recomendaciones que necesitan mostrar a los usuarios utilizando el protocolo de comunicación HTTP/HTTPS (8000/443)

## 3.1 Estándares de codificación

Con vistas a mejorar el entendimiento del código perteneciente al Módulo Recomendaciones para el sistema REPXOS 3.0 por otros desarrolladores y alcanzar una uniformidad en el mismo, a continuación se muestran algunos estándares de codificación utilizados en la implementación.

* **Indentación**: Usar 4 espacios por nivel de indentación, evitar el uso de tabs.
* **Nombres de variables y funciones**:
  + Variables y funciones: snake\_case.
  + Clases: PascalCase.
  + Constantes: UPPER\_CASE.
* **Espaciado**: Evitar espacios innecesarios alrededor de operadores, llaves y comas.
* **Tipo de datos en funciones**: Usar anotaciones de tipo para todos los parámetros y valores de retorno de las rutas, modelos y lógica del negocio.
* **Modularización del Código**: Dividir el código en funciones o clases separadas para cada parte del flujo de entrenamiento (preprocesamiento, creación del modelo, entrenamiento, evaluación).

## 3.2 Estrategia de prueba

Para garantizar el completo funcionamiento de toda aplicación informática es necesario realizar pruebas para su validación y de esta forma evitar cualquier problema o insatisfacción por parte de los clientes. Estas pruebas se trazan mediante estrategias que permitan evaluar todos los aspectos de determinado producto teniendo en cuenta su característica y así de una forma u otra estar completamente confiados y poder garantizar el éxito del mismo (Rosabal, 2005).

Antes de continuar es necesario aclarar un punto importante en las pruebas de esta solución. Es necesario recalcar que solo se utilizó a la Plataforma Picta para las presentes pruebas en este capítulo ya que por problemas de tiempo no alcanza para probar el sistema con las tres plataformas ya que cada una lleva sus propias configuraciones, sus propias adaptaciones y un entrenamiento dedicado a cada una. Esto es un proceso lento, muy delicado y requiere de tiempo y muchas iteraciones de prueba para cada aplicación. Por tanto se ha decidido aplicar las pruebas únicamente a la plataforma Picta pero dejar marcado que la propuesta de solución de esta investigación esta lista para ser utilizada para las tres plataformas sin ningún problema.

### Datos de entrenamiento

Para entrenar el sistema de recomendación se necesitan datos, datos que permitan al modelo aprender sobre las preferencias de los usuarios para así recomendar elementos personalizados e interesantes. A continuación se mostrara una tabla donde se muestran los datos utilizados y algunos rasgos de estos datos. La tabla está formada por 4 columnas que describen bien los datos utilizados, a continuación una descripción de estas columnas:

* **Datasets:** los nombres de las colecciones de los datos utilizados.
* **Descripción:** una breve descripción de los datos utilizados.
* **Características:** se le llama característica a las variables o atributos que describen los datos y que el modelo utiliza para hacer predicciones o clasificaciones. Este campo dice cuáles son las características utilizadas en cada Dataset.
* **Cantidad:** indica el tamaño del dataset o cuantos datos hay en el conjunto de datos seleccionado y se nombra por filas.

Tabla 5 Descripción de los datos utilizados para entrenar los modelos.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Dataset | Descripción | Características | Cantidad |
| Publicaciones | El contenido audiovisual que se consume en la plataforma Picta se denomina Publicaciones, estas, están categorizada por tipologías como Película, Documental, Serie, entre otras. | id, nombre, descripción y categoría. | 22 882 filas |
| Vistas | Respecto a la retroalimentación implícita (ver epígrafe 1.1.2) se utilizaron las vistas o lo que es lo mismo los clicks de los usuarios en cada publicación. | usuario\_id y fecha. | 4 227 568 filas |
| Likes | Como retroalimentación explicita (ver epígrafe 1.1.2) se tomaron los likes y los dislikes, lo cual indica con precisión que publicaciones le gusta o no a cada usuario. | usuario\_id, fecha y valor. | 154 396 filas |
| Usuarios | Este dataset se utiliza para tomar características de los usuarios para que los modelos tenga mejor contexto y asi dar mejor personalización a las recomendaciones. | id y edad | 783 484 filas |

En el dataset de likes, habían inicialmente 524 396 filas pero tenía un problema de **desbalanceo de clases** o class imbalance. Esto ocurre cuando una clase está representada con muchos más ejemplos que la otra lo que provoca que un modelo de deep learning como los utilizados clasifique casi todos los elementos como la clase mayoritaria (Ghosh et al., 2024). En este caso la clase que más abundaba era la 0 en un 86% que representa a los dislikes, esto provocaría que el modelo de clasificación casi siempre evalúe como negativo cada cantidadato.

Para solventar este problema se ha utilizado la técnica de **submuestreo** o **undersampling la cual consiste** en reducir el número de ejemplos de la clase mayoritaria, eliminando algunos de sus datos para equilibrar la proporción entre las clases (Ghosh et al., 2024). En este caso en particular se eliminaron dsilikes en base a la fecha de creados, quitando los más antiguos y asi se logró balancear el dataset quedando un 49% de likes y un 51% de dislikes lo cual es un buen balance para entrenar un modelo de clasificación binaria de deep learning.

## 3.3 Pruebas realizadas al sistema

Una vez finalizada la implementación del producto que se solicita, es necesario realizarle pruebas, con el objetivo de detectar errores en la aplicación y la documentación e identificar posibles fallos de implementación, calidad, o usabilidad del software. Además, medir el grado en que el software cumple con los requerimientos. Este proceso resulta de gran importancia porque proporciona una medida de la calidad de dicho sistema, siempre que se ejecute de manera correcta (Pressman 2005).

### 3.3.1 Prueba de caja negra

Según (Pressman, 2005), Las pruebas de caja negra, también denominada prueba de comportamiento, se centran en los requisitos funcionales del software. Los casos de prueba de la caja negra pretenden demostrar que:

1. Las funciones del software son operativas.

2. La entrada se acepta de forma correcta.

3. Se produce una salida correcta.

4. La integridad de la información externa se mantiene.

**Resultados de la prueba de caja negra.**

La siguiente grafica muestra los resultados obtenidos en las pruebas realizadas al sistema durante cada sprint; en búsqueda de no conformidades de funcionalidad, redacción e interfaz. Obteniendo un resultado satisfactorio durante la última iteración.

Tabla 6 Cantidad de no conformidades por cada iteración de las pruebas funcionales (Fuente: Elaboración propia).

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| No conformidades | 1eriteración | 2daiteración | 3raiteración | 4ta iteración |
| Detectadas | 8 | 3 | 1 | 0 |
| Resueltas | 4 | 5 | 3 | 0 |
| Pendientes | 4 | 2 | 0 | 0 |

Figura 30 . Comportamiento de las no conformidades de las pruebas funcionales ejecutadas (Fuente: Elaboración propia).

Como se muestra en la figura 29 para la validación de los requisitos funcionales se realizaron tres iteraciones.

**Iteración 1:** Fueron detectadas 8 no conformidades; 2 de ortografía, 2 de interfaz y 4 de funcionalidad. De estas fueron resueltas 4; 2 de ortografía y 2 de interfaz quedando 4 no conformidades de funcionalidad pendiente.

**Iteración 2:** Fueron detectadas 3 no conformidades de interfaz. Se resolvieron en esta iteración un total de 5 no conformidades; 3 de interfaz y 2 de funcionalidad quedando pendiente 2 no conformidades de funcionalidad.

**Iteración 3:** Se detectó 1 no conformidad de funcionalidad. Se resolvieron 3 no conformidades de funcionalidad.

**Iteración 4:** No fue detectada ninguna no conformidad, por lo cual se puede decir que al final de las iteraciones quedan resueltas todas las no conformidades.

**Diseño de los casos de prueba**

Tabla 7 Caso de prueba Entrenar (Fuente: Elaboración propia)

|  |
| --- |
| **Caso de prueba:** Entrenar |
| **Nombre de requisito:** Entrenar |
| **Nombre de la persona que realiza la prueba:** Alejandro Figueroa Rodríguez. |
| **Descripción de la prueba:** Prueba a la funcionalidad Entrenar. El objetivo de esta prueba es entrenar el sistema de recomendaciones en su totalidad. |
| **Entrada/Pasos de ejecución:** Se selecciona el motor que se quiere entrenar y se presiona el botón entrenar. |
| **Evaluación de la prueba:** Satisfactoria. El motor se entrena correctamente. |

Tabla 8 Caso de prueba Generar Recomendaciones (Fuente: Elaboración propia)

|  |
| --- |
| **Caso de prueba:** Generar Recomendaciones |
| **Nombre de requisito:** Recomendar. |
| **Nombre de la persona que realiza la prueba:** Alejandro Figueroa Rodríguez. |
| **Descripción de la prueba:** Prueba a la funcionalidad Generar Recomendaciones. |
| **Entrada/Pasos de ejecución:** Se realizan las siguientes acciones:   * Escoger un usuario. * Verificar sus preferencias. * Escoger una colección de documentos que se ajuste a sus preferencias. * Insertar datos de contexto. |
| **Datos de contexto:**  **usuario\_id: 2000**  **edad: 25** |
| Ejecutar la prueba. |
| **Evaluación de la prueba:** Satisfactoria. Las recomendaciones generadas se ajustan a las preferencias del usuario. |

Tabla 9 Caso de prueba Actualizar (Fuente: Elaboración propia)

|  |
| --- |
| **Caso de prueba:** Actualizar |
| **Nombre de requisito:** Actualizar |
| **Nombre de la persona que realiza la prueba:** Alejandro Figueroa Rodríguez. |
| **Descripción de la prueba:** Prueba a la funcionalidad Actualizar. El objetivo de esta prueba es actualizar el sistema de recomendaciones con nuevos datos aparte de los que fueron utilizados. |
| **Entrada/Pasos de ejecución:** Se selecciona el motor que se quiere actualizar y se presiona el botón actualizar. |
| **Evaluación de la prueba:** Satisfactoria. El motor se actualiza correctamente. |

### 3.3.2 Prueba de caja blanca

La prueba de caja blanca, denominada a veces prueba de caja de cristal es un método de diseño de casos de prueba que usa la estructura de control del diseño procedimental para obtener los casos de prueba. Mediante los métodos de prueba de caja blanca, el ingeniero del software puede obtener casos de prueba que garanticen que se ejercita por lo menos una vez todos los caminos independientes de cada módulo (Pressman 2005).

**Técnica del camino básico**

Es una técnica de prueba de caja blanca propuesta inicialmente por Tom McCabe. El método del camino básico permite al diseñador de casos de prueba obtener una medida de la complejidad lógica de un diseño procedimental y usar esa medida como guía para la definición de un conjunto básico de caminos de ejecución (Iglesias Mizrahi, 2016) (Pressman 2005).

**Complejidad ciclomática**

La complejidad ciclomática es una métrica del software que proporciona una medición cuantitativa de la complejidad lógica de un programa. Cuando se usa en el contexto del método de prueba del camino básico, el valor calculado como complejidad ciclomática define el número de caminos independientes del conjunto básico de un programa y nos da un límite superior para el número de pruebas que se deben realizar para asegurar que se ejecuta cada sentencia al menos una vez (Iglesias Mizrahi, 2016) (Pressman 2005).



Figura 31 Función controladora para autenticar usuario (Fuente: Elaboración propia).

Figura 32 Técnica del camino básico (Fuente: Elaboración propia)

Cantidad de caminos mínimos = 3

Camino 1: 1, 2, 3, 4, 7, 9, 10

Camino 2: 1, 2, 3, 5, 8, 10

Camino 3: 1, 2, 3, 4, 6, 8, 10

V (G) = Complejidad ciclomática

A = Cantidad de aristas del grafo

N = Cantidad de nodos del grafo

P= Nodos predicados. Nodos que tienen más de una arista de salida

Regiones: Áreas delimitadas por nodos y aristas del grafo

V (G) = A – N + 2P

V (G) = 11 - 10 + 2 × 1

V (G) = 3

La complejidad ciclomática del código es 3, lo que indica que hay 3 caminos independientes en el flujo del programa. Esto sugiere que el código tiene una complejidad moderada y puede ser probado adecuadamente con 3 casos de prueba para cubrir todos los caminos posibles.

|  |
| --- |
| **Caso de prueba:** Autenticar Usuario |
| **Nombre de requisito:** Autenticar. |
| **Nombre de la persona que realiza la prueba:** Alejandro Figueroa Rodríguez. |
| **Descripción de la prueba:** Prueba a la funcionalidad Autenticar usuario. |
| **Entrada/Pasos de ejecución:** Se introducen los siguientes datos para autenticar un usuario. |
| **Datos:**  **username: alejandrofr**  **password: afr1231809** El usuario introduce estos datos y presiona el botón de acceder. Si los datos son correctos se autentica al usuario y lo deja entrar al sistema. En caso contrario de que los datos sean incorrectos se muestra un mensaje de error en la interfaz. |

### 3.3.3 Pruebas de seguridad

La seguridad informática comprende la puesta en práctica de un conjunto de medidas preventivas y reactivas en los sistemas informáticos y tecnológicos, que posibilitan la protección de la información, persiguiendo como objetivo principal la integridad, confidencialidad y disponibilidad de la misma (Bautista, 2020). Se realizan pruebas de seguridad al producto de software para de esta manera contribuir a la detección temprana de vulnerabilidades y la toma de medidas para la disminución de amenazas de ataque, y con ello proveer un sistema más seguro y confiable. El software utilizado para la realización de las pruebas es Acunetix. Las pruebas realizadas se muestran a continuación:

* Ataques de inyección.
* Cross-Site Scripting (XSS).
* Falsificación de petición (CSRF).
* Detección de ficheros y directorios.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Tipo | Cantidad | Descripción | Recomendaciones |
| |  | | --- | | CSRF en API de recomendaciones. |  |  | | --- | |  | | 1 | El sistema no evalúa que solo las plataformas autorizadas puedan realizar las peticiones para generar recomendaciones. | Crear un sistema de autenticación y autorización de plataformas o sistemas externos para evitar intrusos no permitidos. |
| Ataques de inyección. | 1 | El sistema permite la inyección de código en el requisito: Recomendar. | Crear validaciones para los parámetros recibidos en las funciones y procesos que intervienen en el requisito Recomendar. |

**Resultado de las pruebas de seguridad:**

Los resultados obtenidos en las pruebas de seguridad fueron satisfactorios, llegando a la conclusión que el sistema de recomendación desarrollado es seguro y está en condiciones de ser usado por el cliente.

## 3.4 Validación de la investigación.

Con el propósito de evaluar el indicador Precisión en el sistema de recomendación, se realizó un experimento a 3 usuarios. Este consistió en escoger 3 colecciones diferentes de 50 documentos cada una donde 12 respondían a necesidades y preferencias de estos usuarios los otros 38 no. Se realizaron 3 iteraciones arrojándose los siguientes resultados (ver tabla 22):

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | Prueba 1 | Prueba 2 | Prueba 3 |
| Cantidad de recomendaciones relevantes | 9 | 11 | 10 |
| Precisión | 75% | 91% | 83% |

Para la validación de la hipótesis se aplicó además la técnica IADOV, la cual permitió evaluar el nivel de satisfacción de potenciales usuarios con el modelo propuesto (Mata Arias, 2017). Esta consistió en realizar una encuesta a una muestra de 25 usuarios (ver Anexo 3) de entre los cuales 15 poseen experiencia de informática y 10 son usuarios con poca experiencia de informática.

Tabla 10 Cuadro lógico de IADOV (Mata Arias, 2017).

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 3. ¿Considera relevantes las recomendaciones obtenidas? | | | | | | | | |
| 7. ¿Le satisfacen las recomendaciones dadas a partir de las salidas que provee y la manera en que muestra los resultados? | SI | | | NO | | | NO SE | | |
| 6. ¿Siente usted que este sistema será útil para las plataformas del proyecto Z17? | | | | | | | | |
| SI | NO | NO SE | SI | NO | NO SE | SI | NO | NO SE |
| Me satisface mucho | 1 | 2 | 6 | 2 | 2 | 6 | 6 | 6 | 6 |
| No me satisface tanto | 2 | 2 | 3 | 2 | 3 | 3 | 6 | 3 | 6 |
| Me da lo mismo 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| Me insatisface más de lo que me satisface | 6 | 3 | 6 | 3 | 4 | 4 | 3 | 4 | 4 |
| No me satisface nada | 6 | 6 | 6 | 6 | 4 | 4 | 6 | 4 | 5 |
| No lo sé | 2 | 3 | 6 | 3 | 3 | 3 | 6 | 3 | 4 |

En la tabla anterior, las filas subrayadas corresponden a las preguntas cerradas de la encuesta. El número resultante de la interrelación de las tres preguntas nos indica la posición de cada sujeto en la escala de satisfacción, siendo esta la que se presenta a continuación:

1. Clara satisfacción

2. Más satisfecho que insatisfecho

3. No definida

4. Más insatisfecho que satisfecho

5. Clara insatisfacción

6. Contradictoria

Para obtener el índice de satisfacción grupal (ISG) se trabaja con los diferentes niveles de satisfacción que se expresan en la escala numérica que oscila entre +1 y - 1 de la siguiente forma:

Tabla 11 Índices de satisfacción (Mata Arias, 2017).

|  |  |
| --- | --- |
| **+1** | Máximo de satisfacción |
| **0.5** | Más satisfecho que insatisfecho |
| **0** | No definido y contradictorio |
| **-0.5** | Mas insatisfecho que satisfecho |
| **-1** | Máxima insatisfacción |

La satisfacción grupal se calcula por la siguiente fórmula (Mata Arias, 2017):

En esta fórmula A, B, C, D, E, representan el número de sujetos con índice individual 1; 2; 3 o 6; 4; 5 y donde N representa el número total de sujetos del grupo. Para un total de 25 usuarios el resultado es el siguiente:

𝐼𝑆𝐺 = 0.8

**Conclusiones del método:**

* Se obtuvieron criterios positivos expresados por unanimidad o mayoría.
* No existe contradicción en los resultados arrojados por los métodos aplicados.
* Se constata la capacidad del Subsistema de recomendación de información para mejorar la calidad en los resultados mostrados por el buscador Orión.

# Referencias Bilbiográficas

Acosta, G. (2020, mayo 21). Modelos de recomendación: Recomendando qué recomendar. *Quanam*. https://quanam.com/modelos-de-recomendacion-recomendando-que-recomendar/

Alamdari, P. M., Navimipour, N. J., Hosseinzadeh, M., Safaei, A. A., & Darwesh, A. (2020). A Systematic Study on the Recommender Systems in the E-Commerce. *IEEE Access*, *8*, 115694-115716. IEEE Access. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3002803

Alfaro, M., & Roberto, C. (2022). *«EL LENGUAJE PYTHON Y SU POTENCIAL EN EL DESARROLLO DE SOFTWARE DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL». | EBSCOhost*. https://openurl.ebsco.com/EPDB%3Agcd%3A6%3A14702230/detailv2?sid=ebsco%3Aplink%3Ascholar&id=ebsco%3Agcd%3A156756997&crl=c

Almaraz Pérez, A. (2013, septiembre 25). *Sistemas de recomendación*. Universidad Autónoma Metropolitana. https://doi.org/10.24275/uami.q811kj77c

Bautista, E. C. R. (2020). *GUÍA DE PRINCIPIOS Y BUENAS PRÁCTICAS PARA PRUEBAS DE SEGURIDAD DE SOFTWARE EN APLICACIONES WEB PARA UNA EMPRESA DEL SECTOR PRIVADO*.

Betru, B. T., Onana, C. A., & Batchakui, B. (2017). Deep Learning Methods on Recommender System: A Survey of State-of-the-art. *International Journal of Computer Applications*, *162*(10).

Botero Tabares, R. (2023). *Grasp Patterns and Anti-Patterns: An Object Oriented Approach from Logic Programming*. http://hdl.handle.net/10785/13571

Casalegno, F. (2022, noviembre 25). *Recommender Systems—A Complete Guide to Machine Learning Models | by Francesco Casalegno | Towards Data Science*. Recommender Systems — A Complete Guide to Machine Learning Models. https://towardsdatascience.com/recommender-systems-a-complete-guide-to-machine-learning-models-96d3f94ea748

Chen, J., Dong, H., Wang, X., Feng, F., Wang, M., & He, X. (2023). Bias and Debias in Recommender System: A Survey and Future Directions. *ACM Trans. Inf. Syst.*, *41*(3), 67:1-67:39. https://doi.org/10.1145/3564284

Covington, P., Adams, J., & Sargin, E. (2016). Deep Neural Networks for YouTube Recommendations. *Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems*, 191-198. https://doi.org/10.1145/2959100.2959190

*FastAPI*. (s. f.). Recuperado 16 de octubre de 2024, de https://fastapi.tiangolo.com/

Gao, C., Zheng, Y., Li, N., Li, Y., Qin, Y., Piao, J., Quan, Y., Chang, J., Jin, D., He, X., & Li, Y. (2023). A Survey of Graph Neural Networks for Recommender Systems: Challenges, Methods, and Directions. *ACM Trans. Recomm. Syst.*, *1*(1), 3:1-3:51. https://doi.org/10.1145/3568022

Ghosh, K., Bellinger, C., Corizzo, R., Branco, P., Krawczyk, B., & Japkowicz, N. (2024). The class imbalance problem in deep learning. *Machine Learning*, *113*(7), 4845-4901. https://doi.org/10.1007/s10994-022-06268-8

Gong, M., & Zhernov, A. (2024, septiembre 5). *Advanced machine learning helps Play Store users discover personalised apps*. Google DeepMind. https://deepmind.google/discover/blog/advanced-machine-learning-helps-play-store-users-discover-personalised-apps/

González Matos, M. D. (2021). *Sistema de gestión y aseguramiento material para la Organización Nacional de Bufetes Colectivos* [bachelorThesis, Universidad de las Ciencias Informáticas. Facultad 1]. https://repositorio.uci.cu/jspui/handle/123456789/10406

Guerrero, C. A., Suárez, J. M., & Gutiérrez, L. E. (2013). Patrones de Diseño GOF (The Gang of Four) en el contexto de Procesos de Desarrollo de Aplicaciones Orientadas a la Web. *Información tecnológica*, *24*(3), 103-114. https://doi.org/10.4067/S0718-07642013000300012

Gutierrez, J. C. J. (2023, junio 29). Los Sistemas de Recomendación y la Ciencia de Datos. *Medium*. https://medium.com/@jcjerez\_77135/los-sistemas-de-recomendaci%C3%B3n-y-la-ciencia-de-datos-1b2fa965f47b

Iglesias Mizrahi, A. (2016). *Desarrollo del Sistema de Recomendación de equipos de investigación para tesis de grado* [bachelorThesis, Universidad de las Ciencias Informáticas. Facultad 3]. https://repositorio.uci.cu/jspui/handle/123456789/7728

Kammoun, A., Slama, R., Tabia, H., Ouni, T., & Abid, M. (2022). Generative Adversarial Networks for face generation: A survey. *ACM Computing Surveys*, 1122445.1122456. https://doi.org/10.1145/1122445.1122456

Keras. (2024). En *Wikipedia, la enciclopedia libre*. https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Keras&oldid=160878252

Kyurkchiev, N., & Markov, S. (2015). *SIGMOID FUNCTIONS: SOME APPROXIMATION, AND MODELLING ASPECTS*.

Mata Arias, L. A. (2017). *Subsistema de recomendación de información para el buscador cubano Orión* [bachelorThesis, Universidad de las Ciencias Informáticas. Facultad 1]. https://repositorio.uci.cu/jspui/handle/123456789/8041

Microsoft. (2024). *Visual Studio Code—Code Editing. Redefined*. https://code.visualstudio.com/

*MongoDB: La plataforma de datos para desarrolladores*. (2024). MongoDB. https://www.mongodb.com/

*NumPy -*. (s. f.). Recuperado 4 de octubre de 2024, de https://numpy.org/

*pandas—Python Data Analysis Library*. (s. f.). Recuperado 10 de septiembre de 2024, de https://pandas.pydata.org/about/index.html

Python. (2024). En *Wikipedia, la enciclopedia libre*. https://es.wikipedia.org/w/index.php?title=Python&oldid=161998593

Roy, D., & Dutta, M. (2022). A systematic review and research perspective on recommender systems. *Journal of Big Data*, *9*(1), 59. https://doi.org/10.1186/s40537-022-00592-5

Ruiz Ricardo, B., & Vaillant Valdéz, C. de la C. (2015). *Módulo Recomendaciones del sistema para repositorios digitales REPXOS 3.0* [bachelorThesis, Universidad de las Ciencias Informáticas. Facultad 2]. https://repositorio.uci.cu/jspui/handle/123456789/7178

Sharifani, K., & Amini, M. (2023). *Machine Learning and Deep Learning: A Review of Methods and Applications* (SSRN Scholarly Paper No. 4458723). https://papers.ssrn.com/abstract=4458723

Steck, H., Baltrunas, L., Elahi, E., Liang, D., Raimond, Y., & Basilico, J. (2021). Deep Learning for Recommender Systems: A Netflix Case Study. *AI Magazine*, *42*(3), Article 3. https://doi.org/10.1609/aimag.v42i3.18140

*TensorFlow*. (s. f.). Recuperado 4 de octubre de 2024, de https://www.tensorflow.org/

*TensorFlow Recommenders*. (s. f.). TensorFlow. Recuperado 10 de septiembre de 2024, de https://www.tensorflow.org/recommenders?hl=es-419

Tomás Cruz, A. (2024). *Reconocimiento de lenguaje mediante un clasificador multiclase SoftMax*. https://hdl.handle.net/20.500.12371/21553

Tsui, F., Karam, O., & Bernal, B. (2022). *Essentials of Software Engineering*. Jones & Bartlett Learning.

Varela, D., Aguilar, J., Montoya, E., & Monsalve-Pulido, J. (2020). *Propuesta Arquitectónica de un Sistema de Recomendación Híbrido Adaptativo*.

Xia, J. H. H. (2023). *DESARROLLO DE UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN PARA UNA EMPRESA DE SERVICIOS ONLINE*.

Xie, R., Ling, C., Wang, Y., Wang, R., Xia, F., & Lin, L. (2020). Deep Feedback Network for Recommendation. *Proceedings of the Twenty-Ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2519-2525. https://doi.org/10.24963/ijcai.2020/349

Zhang, Q., Lu, J., & Zhang, G. (2021). *Recommender Systems in E-learning*. https://www.oaepublish.com/articles/jsegc.2020.06