

**Facultad 1**

**Desarrollo e implementación de un Sistema de Recomendación basado en Aprendizaje Profundo para el proyecto z17.**

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

**Autor(es):**

Alejandro Figueroa Rodríguez

**Tutor(es):**

Yadier Perdomo Cuevas

Aneyty Martin Garcia

**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 Rodriguez** | **<nombre del autor>** |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  Firma del Autor | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  Firma del Autor |
| **<nombre del tutor>** | **<nombre del tutor>** |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  Firma del Tutor | \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_  Firma del Tutor |

**Resumen**

En la era digital, la sobreabundancia de información ha generado la necesidad de sistemas inteligentes que ayuden a los usuarios a encontrar contenido relevante. Al aprovechar los avances en inteligencia artificial, estos sistemas permiten a los usuarios descubrir nuevos productos y servicios de manera más eficiente, mientras que las empresas pueden mejorar sus estrategias de marketing y aumentar sus ingresos. Las redes neuronales y el Aprendizaje Profundo han revolucionado la forma en que interactuamos con las plataformas digitales, permitiendo una personalización sin precedentes y una gestión eficiente de grandes volúmenes de datos. Esta tecnología utiliza algoritmos avanzados para aprender de los datos de los usuarios y mejorar continuamente la experiencia de navegación. Como resultado, plataformas como YouTube, Netflix y Google Play Store pueden ofrecer recomendaciones altamente precisas que reflejan los intereses y preferencias individuales. Este estudio explora la creación y aplicación de un sistema de recomendación avanzado, utilizando técnicas de Aprendizaje Profundo, para las plataformas digitales del proyecto Z17. La implementación de un sistema de recomendación basado en Aprendizaje Profundo en estas plataformas no solo mejorará la interacción del usuario, sino que también impulsará la relevancia y el alcance de los productos de Z17 en el mercado global. El objetivo principal es mejorar la experiencia y satisfacción del usuario al ofrecer sugerencias altamente personalizadas y precisas, aumentando el tiempo de interacción con la plataforma y anticiparse a las necesidades de los usuarios manteniéndose a la vanguardia de una experiencia de usuario excepcional.

Palabras claves

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

***Abstract***

*In the digital age, the overabundance of information has created a need for intelligent systems that can help users find relevant content. By leveraging advancements in artificial intelligence, these systems enable users to discover new products and services more efficiently, while businesses can improve their marketing strategies and increase revenue. Neural Networks and Deep Learning have revolutionized the way we interact with digital platforms, allowing for unprecedented personalization and efficient management of large volumes of data. This technology employs advanced algorithms to learn from user data and continuously improve the browsing experience. As a result, platforms like YouTube, Netflix, and Google Play Store can offer highly accurate recommendations that reflect individual interests and preferences. This study explores the creation and application of an advanced recommendation system, utilizing Deep Learning techniques, for the digital platforms of project Z17. The implementation of a Deep Learning-based recommendation system in these platforms will not only enhance user interaction but also boost the relevance and reach of Z17's products in the global market. The primary objective is to enhance user experience and satisfaction by providing highly personalized and accurate suggestions, increasing interaction time with the platform and anticipating user needs while staying at the forefront of exceptional user experience.*

*KEYWORDS*

Recommendation system, Neural Networks, Deep Learning, Z17 project, Artificial Intelligence.

**Tabla de contenidos**

[INTRODUCCIÓN 1](#_Toc158908657)

[Capítulo I: Fundamentos y referentes teórico-metodológicos sobre el objeto de estudio 2](#_Toc158908658)

[I.1 Nombre del Epígrafe I.1 2](#_Toc158908659)

[I.2 Nombre del Epígrafe I.2 2](#_Toc158908660)

[I.3 Nombre del Epígrafe I.3 2](#_Toc158908661)

[I.3 Nombre del Epígrafe I.4 2](#_Toc158908662)

[Conclusiones del capítulo 3](#_Toc158908663)

[Capítulo II: Diseño de la solución propuesta al problema científico 4](#_Toc158908664)

[II.1 Nombre del Epígrafe II.1 4](#_Toc158908665)

[II.2 Nombre del Epígrafe II.2 4](#_Toc158908666)

[II.3 Nombre del Epígrafe II.3 4](#_Toc158908667)

[II.4 Nombre del Epígrafe II.4 4](#_Toc158908668)

[Conclusiones del capítulo 4](#_Toc158908669)

[Capítulo III: Validación de la solución propuesta (nombre de la propuesta) 6](#_Toc158908670)

[III.1 Nombre del Epígrafe III.1 6](#_Toc158908671)

[III.2 Nombre del Epígrafe III.2 6](#_Toc158908672)

[III.3 Nombre del Epígrafe III.3 6](#_Toc158908673)

[Conclusiones del capítulo 6](#_Toc158908674)

[Conclusiones 8](#_Toc158908675)

[Recomendaciones 9](#_Toc158908676)

[Referencias Bibliográficas 10](#_Toc158908677)

[ANEXOS 12](#_Toc158908678)

# Introducción

La información siempre ha sido una parte esencial de la naturaleza. Desde tiempos ancestrales, hemos ido guardando y pasando información a las futuras generaciones. Y no fue hasta hace cinco milenios, que se pudo convertir en poder, con la invención de la escritura, que se convirtió en el pilar del mundo moderno. Esta habilidad fue la que hizo posible preservar las ideas por muchísimo tiempo.

Fue en el siglo XX que Claude Shannon comprendió la esencia de la información. Ella se dio cuenta de que el contenido de la información de un mensaje depende únicamente de cuánto difiere de la media. No importa tanto el contenido o la longitud del mensaje, sino si es inesperado o no.

También descubrió que la información se puede convertir en números, o más precisamente, en sistemas binarios. Un bit (que representa un 0 o 1) puede representar sí o no, existente o no. Pero su poder radica en que con una cadena de estos bits podemos codificar cualquier cosa. Mediante la digitalización, la humanidad fue capaz de lograr que la información no solo fuera duradera, sino que también se pudiera almacenar en cantidades virtualmente infinitas y distribuirlas de manera extremadamente rápida.

A medida que las computadoras fueron ganando popularidad para el uso civil, las empresas de desarrollo y los investigadores se centraron en satisfacer las expectativas de sus usuarios cada vez con más eficiencia. Cada vez reduciendo más las molestias que podría tener un usuario al usar su producto. De esta manera iban surgiendo cada vez más soluciones que les ayudaban a comprender las necesidades de las personas y personalizar los servicios proporcionados por las computadoras.

Los sistemas de recomendación se basaron en investigaciones en ciencias cognitivas y recuperación de información, y su primera manifestación fue el sistema de comunicación Usenet creado por la Universidad de Duke a mediados de la década de 1970. En Usenet, los usuarios podían compartir contenido textual entre sí, clasificado en grupos y subgrupos para facilitar la búsqueda, pero no se construyó directamente sobre o se orientó a las preferencias de los usuarios.

La primera solución conocida de este tipo fue el bibliotecario de computadoras Grundy, que entrevistaba a los usuarios sobre sus preferencias y luego les recomendaba libros en función de esa información. Según los datos recopilados, el sistema asignaba al usuario a un grupo estereotipado utilizando un método bastante primitivo, recomendando los mismos libros a todas las personas en el mismo grupo.

Aunque pueda parecer anticuado ahora mismo, para ese entonces esto era algo revolucionario para los servicios automatizados, ya que era personalizado. Y es importante destacar que, incluso en la actualidad, no todos los sitios webs de comercios electrónicos han alcanzado este hito.

Entonces surgieron los dos enfoques principales que muchos conocemos, el filtrado colaborativo y el filtrado basado en contenido. Dos famosos algoritmos muy utilizados en sistemas de recomendaciones que se explicaran a detalle mas adelante.

https://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/200822/1/tfg\_huang\_xia\_jia\_hao.pdf

Contexto y situación problematica

Z17 es un equipo de jóvenes con una cultura ágil para el desarrollo de soluciones disruptivas e innovadoras, con un alcance global y enfocado entregar productos de calidad a los cubanos. 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.

https://z17.cu/

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 con la tecnología. 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. La utilización de algoritmos de aprendizaje profundo y tecnologías como Keras y TensorFlow es una dirección prometedora, ya que estos métodos pueden manejar grandes volúmenes de datos y aprender de las interacciones de los usuarios de manera más eficiente que los sistemas tradicionales basados en metadatos.

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 en tiempo real 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 en tiempo real 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.

Todos estos elementos sobre las características que presentan estas plataformas del proyecto z17 permiten definir como **problema de investigación**: ¿Cómo mejorar la visibilidad del contenido en estos productos digitales?

Se define como **objetivo de estudio**: Sistema de recomendación basado en Aprendizaje Profundo y Redes Neuronales.

Se plantea como **objetivo general**: Desarrollar un sistema independiente para generar Recomendaciones a partir de grandes volúmenes de datos para las plataformas del proyecto z17.

Se establece como **campo de acción**: El manejo y procesamiento de información en los productos del proyecto z17.

Entre los **objetivos** que se ha propuesto, incluyen:

1. Recopilar y buscar información sobre trabajos anteriores que traten sobre un tema similar al nuestro: Estudiar bien estos trabajos y formular una idea de qué manera se querrá hacer el recomendador.
2. Recopilar y procesar datos: Se debe recopilar información sobre los datos disponibles y sobre los usuarios que utilizarán el sistema de recomendación. Es importante procesar y analizar esta información para prepararla para el uso de los modelos.
3. Diseñar e implementar los modelo de aprendizaje profundo: Se debe diseñar y programar los modelos que utilizará el sistema de recomendación. Esto implica la implementación de algoritmos y técnicas de análisis de datos para encontrar similitudes entre los usuarios y proporcionar recomendaciones basadas en estas similitudes.
4. Validar y optimizar el modelo de recomendación: Es importante evaluar la precisión y efectividad del modelo de recomendación y optimizarlo para mejorar su rendimiento. Esto significa que hay que realizar pruebas y validaciones.
5. Finalmente, intentar integrar el sistema de recomendación en las plataformas.

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

En este capítulo, realizaremos un recorrido histórico por la evolución de los sistemas de recomendación y los diferentes algoritmos que existen, analizando las ventajas y limitaciones de cada enfoque. A continuación, nos centraremos en los algoritmos de última generación, como las redes neuronales profundas y los modelos híbridos, que han revolucionado el campo y han permitido alcanzar niveles de personalización sin precedentes. Finalmente, presentaremos una visión general de los desafíos y oportunidades que plantea el desarrollo de sistemas de recomendación en la actualidad.

* 1. **Sistemas de recomendación**

Un sistema de recomendación son 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.

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.

<https://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/200822/1/tfg_huang_xia_jia_hao.pdf>

Generalmente, un sistema recomendador compara el perfil del usuario con algunas características de referencia de los temas, y busca predecir el baremo o ponderación que el usuario le daría a un ítem que aún el sistema no ha considerado. Estas características pueden basarse en la relación o acercamiento del usuario con el tema o en el ambiente social del mismo.

<https://cloud.google.com/bigquery/docs/recommendation-overview?hl=es-419>

<https://es.wikipedia.org/wiki/Sistema_de_recomendaci%C3%B3n>

La siguiente lista muestra ejemplos de plataformas web conocidas con una **gran cantidad de contenidos disponibles,** que necesitan sistemas de recomendación eficientes para mantener el interés de los usuarios.

1. [**Youtube**](https://www.youtube.com/)**.** Cada minuto la gente sube[**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.

<https://towardsdatascience.com/recommender-systems-a-complete-guide-to-machine-learning-models-96d3f94ea748>

La ciencia de datos apoya a los Sistemas de Recomendación a través de diferentes algoritmos, técnicas y métricas de forma que se puede inferir o “predecir” que elementos pueden ser de interés de un usuario, haciendo que diferentes estrategias corporativas puedan ser implementadas, por ejemplo, incrementar las ventas, aumentar las visitas a una página, hacer ventas cruzadas, recomendar planes de turismo, y muchas otras aplicaciones.

* + 1. **Modelos de Sistemas de Recomendaciones.**

Como algunas personas creen, “la red nos escucha”, y es que a través de todas las interacciones que hacemos en las plataformas proveemos información de forma directa (**explícito**), por ejemplo, cuando otorgamos una manito arriba a un producto, o de forma indirecta (**implícita**), cuando por ejemplo, simplemente vemos un video. Toda esta información es almacenada para analizar nuestras preferencias y luego con base en diferentes algoritmos poder sugerirnos productos o servicios que potencialmente pueden ser de nuestro interés.

<https://medium.com/@jcjerez_77135/los-sistemas-de-recomendaci%C3%B3n-y-la-ciencia-de-datos-1b2fa965f47b>

Algunos ejemplos de recolección de datos de forma explícitas son:

* 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.

Algunos ejemplos de recolección de datos de forma implícitas son:

* 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.

[**https://es.wikipedia.org/wiki/Sistema\_de\_recomendaci%C3%B3n#Algoritmos**](https://es.wikipedia.org/wiki/Sistema_de_recomendaci%C3%B3n#Algoritmos)

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



Figura 1: Clasificación de recomendadores

<https://medium.com/@jcjerez_77135/los-sistemas-de-recomendaci%C3%B3n-y-la-ciencia-de-datos-1b2fa965f47b>

* + 1. **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.

<https://www.grapheverywhere.com/sistemas-de-recomendacion-que-son-tipos-y-ejemplos/>

* + 1. **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. 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.

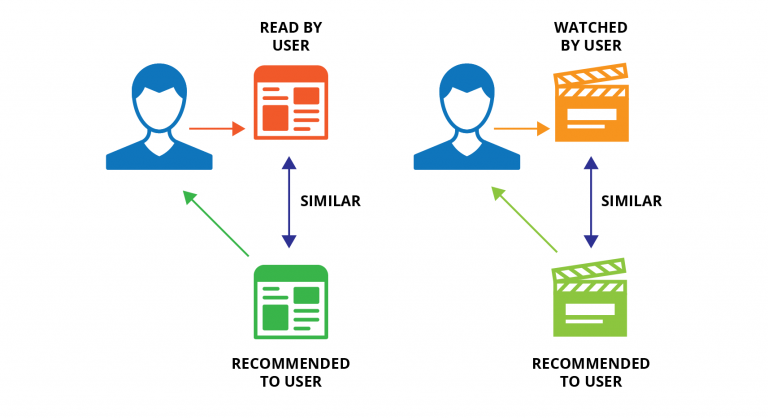


Figura 2: Filtrado Basado en Contenido

<https://www.grapheverywhere.com/sistemas-de-recomendacion-que-son-tipos-y-ejemplos/>

<https://medium.com/@jcjerez_77135/los-sistemas-de-recomendaci%C3%B3n-y-la-ciencia-de-datos-1b2fa965f47b>

<https://developers.google.com/machine-learning/recommendation/content-based/basics?hl=es-419>

* + 1. **Basados en Filtrado Colaborativo.**

El filtrado colaborativo también se trata de uno de los métodos más comunes en los recomendadores. Dentro de este modelo podemos 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.

* **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. Para encontrar un conjunto de usuarios parecidos, se usan técnicas como el Nearest Neighbor Search. <https://en.wikipedia.org/wiki/Nearest_neighbor_search>

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.



Figura 3: Filtrado Colaborativo basado en usuarios

* **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.



Figura 4: Filtrado Colaborativo basado en elementos

En el filtrado colaborativo se utilizan diferentes métodos de evaluación de los sistemas de recomendación, como son, métricas de MAE (Mean Absolute Error) <https://es.wikipedia.org/wiki/Error_absoluto_medio> , o RSME (Root Mean Square Error) <https://en.wikipedia.org/wiki/Root_mean_square_deviation> .

<https://medium.com/@jcjerez_77135/los-sistemas-de-recomendaci%C3%B3n-y-la-ciencia-de-datos-1b2fa965f47b>

<https://developers.google.com/machine-learning/recommendation/collaborative/basics?hl=es-419>

* + 1. **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.

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.

<https://medium.com/@jcjerez_77135/los-sistemas-de-recomendaci%C3%B3n-y-la-ciencia-de-datos-1b2fa965f47b>

<https://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/200822/1/tfg_huang_xia_jia_hao.pdf>

* + 1. **Filtrado Demográfico.**

Estos sistemas clasifica 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.

<https://medium.com/@jcjerez_77135/los-sistemas-de-recomendaci%C3%B3n-y-la-ciencia-de-datos-1b2fa965f47b>

* + 1. **Recomendadores 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.

Los recomendadores conversacionales son sistemas que guían al usuario a través del espacio de productos, ofreciendo sugerencias y solicitando feedback.

Algunos ejemplos destacados de recomendadores conversacionales son:

* Value Elicitation: Esta metodología se basa en un valor específico introducido por el usuario, lo que permite una búsqueda efectiva en función de una característica, como por ejemplo, un género = acción. La desventaja es que el usuario debe tener un amplio conocimiento sobre las características del producto o ítem a buscar, de lo contrario, este sistema resulta ineficaz.
* Ratings-based feedback: A diferencia del enfoque anterior, esta metodología no requiere un gran conocimiento por parte del usuario sobre las características del producto que busca. Los usuarios asignan una calificación sencilla, como por ejemplo, 4 estrellas de 5, para indicar su satisfacción con la recomendación. En este enfoque, el usuario no devuelve una retroalimentación detallada sobre las características del producto.
* Preference-based feedback: Esta metodología el usuario indica su recomendación preferida, en vez de clasificar un determinado conjunto de recomendaciones. Se trata de un enfoque de muy bajo coste de retroalimentación por parte del usuario, y además requiere de un mínimo conocimiento de dominio, solamente la capacidad de distinguir si una recomendación es mala o buena.
* Critiquing: Los usuarios dan retroalimentaciones específicas sobre las recomendaciones. Donde expresan sus preferencias, en lugar de simplemente aceptar o rechazar. Por ejemplo, retroalimentaciones de este estilo “Dame más productos de este estilo, pero …”



Figura 5: Clasificación de los Recomendadores Conversacionales

<https://diposit.ub.edu/dspace/bitstream/2445/106526/2/memoria.pdf>

* + 1. **Recomendadores basados en Redes Neuronales.**

**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.**

**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.**

**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.**

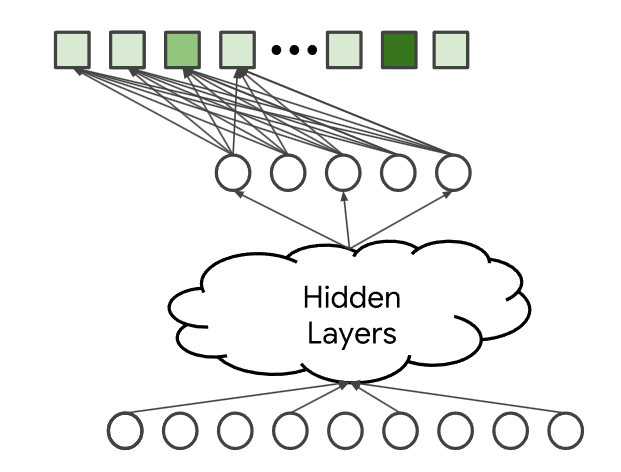


Figura 6: Arquitectura de una red neuronal profunda de Sofmax para la recomendacion

<https://developers.google.com/machine-learning/recommendation/dnn/softmax?hl=es-419>

* 1. **Estudio de Sistemas Homólogos.**
     1. **Estudio de Sistemas Homólogos en el ámbito Nacional.**

**Sistema de recomendaciones sobre la evaluación de proyectos de desarrollo de software**

En la actualidad existen organizaciones que asumen como estructura un modelo de gestión por proyectos. El creciente número de proyectos que se conceptualizan y se desarrollan, genera gran cúmulo de datos. Sin embargo, la insuficiente capacidad de análisis y procesamiento sobre los datos generados, imposibilitan la identificación de información que facilite la toma de decisiones a los principales directivos. Esta investigación propone el desarrollo de un Sistema de recomendación que integra la Sumarización Lingüística de Datos (LDS).

Este sistema de recomendación ayuda a los directores de proyectos a encontrar los indicadores a los que debe prestar especial atención por su impacto tanto positivo como negativo, ocultando aquellos indicadores que no le son útiles. Las explicaciones agregadas a las recomendaciones brindan la información necesaria para comprender por qué se recomendó determinado objeto de la base de datos. La utilización de un enfoque lingüístico borroso permite transformar los datos numéricos en sentencias lingüísticamente interpretables para el usuario.

[**http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\_arttext&pid=S1684-18592021000200004**](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1684-18592021000200004)

**Sistema Recomendador de noticias para el portal Octavitos**

En este proyecto se desarrolló un sistema recomendador de noticias, que mejore la personalización de los contenidos presentes en el Portal Octavitos. Este sistema permite a los usuarios del Portal Octavitos satisfacer intereses informativos específicos, proporcionando un grupo de noticias recomendadas a partir de un perfil de usuario donde el mismo selecciona las temáticas que desea que se le recomiende y las evidencias de navegación dejadas en el portal.

En el desarrollo se utilizó Extreme Programming (XP) generándose los artefactos fundamentales que propone la metodología para cada etapa de trabajo, PHP como lenguaje de programación, las hojas de estilo en cascada (CSS) para la presentación de los contenidos y Drupal 7.15 como Sistema de Gestión de Contenido (CMS), logrando una integración eficiente.

[**https://repositorio.uci.cu/bitstream/ident/8159/2/TD\_06305\_13.pdf**](https://repositorio.uci.cu/bitstream/ident/8159/2/TD_06305_13.pdf)

**Sistema Recomendador para el turismo en Cuba**

En el Caribe actual la competitividad en el mercado del turismo es muy fuerte, sin embargo, algunas empresas cubanas no acumulan tantos años de experiencia ni tienen presencia en tantos mercados internacionales. De ahí la necesidad de utilizar métodos efectivos para la toma de decisiones, vinculados a las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC) y lograr la presencia de las ofertas de los destinos cubanos en todo el mundo. En este trabajo se presenta un sistema capaz de dar al cliente una sugerencia hecha a partir de las características y preferencias del usuario, teniendo en cuenta las decisiones tomadas por los clientes anteriores con características similares. En resumen, el sistema experto sugiere, según las características y preferencias, el destino turístico ideal para el cliente. La tecnología empleada es el Razonamiento Basado en Casos (RBC) para desarrollar un sistema recomendador para el turismo cubano. Se analiza el problema del diseño de la base de conocimientos de manera que se alcance la rapidez necesaria en el sistema orientado a la WEB. Para dar solución a esta dificultad se propone un sistema híbrido que combina RBC con árboles de decisión. El árbol de decisión permite la organización jerárquica de los casos

<https://www.researchgate.net/publication/275100060_Sistema_Recomendador_para_el_turismo_en_Cuba>

* + 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.

Recomendar vídeos de YouTube es un gran desafío desde tres grandes perspectivas:

* **Escala**: muchos algoritmos de recomendación existentes han sido probados trabajar bien en pequeños problemas pero no operan a tan grande escala. Algoritmos de aprendizaje distribuido altamente especializados y los sistemas de servicio eficientes son esenciales para el manejo de la enorme base de usuarios y el corpus de YouTube.
* **Frescura**: YouTube tiene un corpus muy dinámico donde se suben muchas horas de vídeo por segundo. El sistema de recomendación debe ser lo suficientemente responsivo para modelar el contenido recién subido, así como las últimas acciones realizadas por el usuario. Equilibrando contenido nuevo con videos bien establecidos se puede entender desde una perspectiva de exploración/explotación.
* **Ruido**: el comportamiento histórico de los usuarios en YouTube es inherentemente difícil de predecir debido a la escasez y una variedad de factores externos no observables. Rara vez se obtiene la verdad fundamental sobre la satisfacción del usuario y en su lugar modelar señales de retroalimentación implícitas ruidosas. Además, los metadatos asociados con el contenido están mal estructurados sin una ontología bien definida. Los algoritmos necesitan ser robustos ante estas características particulares de los datos de entrenamiento.

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. Sus modelos aprenden aproximadamente mil millones de parámetros y están entrenados en cientos de miles de millones de ejemplos.

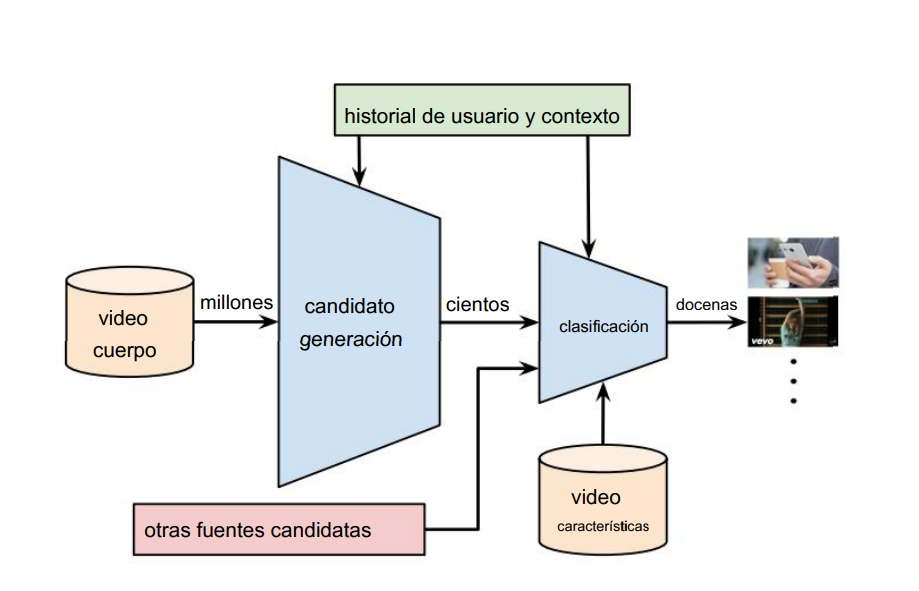


Figura 7: Arquitectura del Sistema de Recomendación de Youtube

<https://static.googleusercontent.com/media/research.google.com/es//pubs/archive/45530.pdf>

**Sistema de Recomendación de Netflix.**

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:

* La interacción con los servicio (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:

* 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.

Si no encuentras nada que te llame la atención, siempre existe la opción de buscar en la totalidad del catálogo disponible para ti. Intentamos que la búsqueda sea lo más simple y rápida posible. Cuando escribes un término de búsqueda, los principales resultados mostrados se basan en varios factores, como las acciones de miembros que han hecho la misma búsqueda o alguna similar, los títulos de Netflix que creemos que te agradarían y otras variables.

<https://help.netflix.com/es/node/100639>

**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.

El reranker, por su parte, es una herramienta sofisticada que predice las preferencias del usuario en múltiples dimensiones, lo que permite una clasificación más precisa y relevante de las aplicaciones sugeridas. Además, el optimizador de múltiples objetivos es una innovación clave que busca maximizar el valor de las métricas principales, como la relevancia y la satisfacción del usuario, mientras se mantienen en equilibrio las métricas secundarias, asegurando así una experiencia de usuario óptima.

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.

<https://deepmind.google/discover/blog/advanced-machine-learning-helps-play-store-users-discover-personalised-apps/>

* + 1. **Conclusión de los Sistemas de Recomendaciones.**

Luego de analizar exhaustivamente los sistemas de recomendación existentes, tanto a nivel internacional como nacional, se concluye que ninguno de ellos satisface completamente los requisitos específicos de nuestra investigación. Los sistemas comerciales 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.

Nuestra propuesta busca desarrollar un sistema de recomendación que sea:

**Personalizable y dinámico:** permitiendo modificaciones y adaptaciones según las necesidades específicas de cada dominio.

**Escalable:** Capaz de manejar grandes volúmenes de datos y usuarios, adaptándose a las crecientes demandas de las plataformas digitales.

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.