

UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

SEDE CUENCA

CARRERA: INGENIERÍA ELECTRÓNICA

DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN PROTOTIPO PARA UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN DE CONTENIDO Y FORMACIÓN DE GRUPOS DE APRENDIZAJE EN UNA PLATAFORMA EDUCATIVA

TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE:

INGENIERO ELECTRÓNICO

Autor:

Andrade Rea Pablo Esteban

Tutor:

Dr. Ing. Jack Bravo T.

CUENCA, ENERO DE 2017

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo Pablo Esteban Andrade Rea, con C.I. 0105513279, manifiesto mi voluntad y cedo a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor del trabajo de grado intitulado: “DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN PROTOTIPO PARA UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN DE CONTENIDO Y FORMACIÓN DE GRUPOS DE APRENDIZAJE EN UNA PLATAFORMA EDUCATIVA”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Electrónico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor me reservo los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribo este documento en el momento que hago entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

Cuenca, 3 de enero de 2017



Pablo Esteban Andrade Rea.

C.I.: 010551327-9

CERTIFICACIÓN

En calidad de TUTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN “DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN PROTOTIPO PARA UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN DE CONTENIDO Y FORMACIÓN DE GRUPOS DE APRENDIZAJE EN UNA PLATAFORMA EDUCATIVA”, elaborado por Pablo Esteban Andrade Rea, declaro y certifico la aprobación del presente trabajo de titulación basándose en la supervisión y revisión de su contenido.

Cuenca, 3 de enero de 2017

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Jack Fernando Bravo Torres', written over a horizontal line.

Dr. Ing. Jack Fernando Bravo Torres.

TUTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

DECLARATORIA DE RESPONSABILIDAD

Yo, Pablo Esteban Andrade Rea con C.I. 010551327-9, autor del trabajo de titulación “DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UN PROTOTIPO PARA UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN DE CONTENIDO Y FORMACIÓN DE GRUPOS DE APRENDIZAJE EN UNA PLATAFORMA EDUCATIVA”, certifico que el total contenido de este Proyecto Técnico es de mi exclusiva responsabilidad y autoría.

Cuenca, 3 de enero de 2017



Pablo Esteban Andrade Rea

C.I.: 010551327-9

AGRADECIMIENTO

Quiero expresar mi más sincero agradecimiento a mi tutor el señor Dr Ing. Jack Bravo, por la ayuda y el seguimiento prestado durante el desarrollo del presente trabajo de investigación, con su sabiduría, experiencia y motivación para ejecutar adecuadamente los procesos de investigación y desarrollo de este trabajo.

Pablo Esteban

DEDICATORIA

Principalmente agradezco a Dios y a mi familia por ser el soporte principal en mi vida, en especial a mi madre Enma, mi hermana Raquel, mi padre Pablo que sin ellos estuviera perdido en el pasado.

Pablo Esteban

ÍNDICE GENERAL

DEDICATORIA.....	VI
ÍNDICE GENERAL	VII
ÍNDICE DE FIGURAS.....	VIII
ÍNDICE DE TABLAS.....	IX
ABREVIATURAS.....	X
RESUMEN	XI
CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN	1
1.1 Requerimientos	1
1.2 Complementos	3
1.2.1 Redes sociales	3
1.2.2 Pruebas inteligentes online	4
1.2.3 Laboratorios virtuales	5
1.2.4 Recomendación de contenidos	6
1.2.5 Etiquetado de la información	6
1.3 Aplicaciones implementadas	7
1.4 Objetivos del proyecto	7
1.4.1 Objetivo general	7
1.4.2 Objetivos específicos	8
CAPÍTULO 2. ESTADO DEL ARTE.....	9
2.1 Base de datos	11
2.2. Sistemas de recomendación implementados	11
2.3. OPPIA	18
CAPÍTULO 3. DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DEL PROTOTIPO	22
3.1. Consideraciones.....	22
3.2. Sistema de recomendación	24
3.2.1 Filtrado colaborativo	24
3.2.2 Similitud del usuario.....	24
3.2.3 Predicción de la calificación del ítem	25
3.3. Arquitectura del sistema	25
3.4. Diseño del sistema.	30
3.4.1 Diseño de la base de datos	30
3.4.2 Servidor Web.....	32
3.4.3 Diseño de la interfaz del usuario.....	32
3.4.4 Diseño interfaz de las recomendaciones.....	33
CAPÍTULO 4. ANÁLISIS DE DATOS Y RESULTADOS	40
4.1 Primer escenario: Recomendación de contenido	40
4.2 Segundo escenario: Formación de grupos	43
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	47
5.1 Conclusiones	47
5.2 Recomendaciones	48
BIBLIOGRAFÍA.....	49

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: <i>Aplicación PENGAJIAN AM [18].</i>	4
Figura 2: <i>Interfaz gráfica del usuario [22].</i>	6
Figura 3: <i>Pizarra virtual [26].</i>	7
Figura 4: <i>Marco de los sistemas de recomendación, traducido del inglés [31].</i>	12
Figura 5: <i>Capas de la Plataforma OPPIA [40].</i>	20
Figura 6: <i>Escala de 5 estrellas de calificación [41].</i>	23
Figura 7: <i>Arquitectura del sistema de recomendación de contenido y formación de grupos.</i> <i>Fuente: El autor.</i>	27
Figura 8: <i>Diagrama del sistema de recomendación de contenido y formación de grupos.</i> <i>Fuente: El autor.</i>	28
Figura 9: <i>Roles de los usuarios. Fuente: El autor.</i>	29
Figura 10: <i>Diagrama UML de la base de datos. Fuente: El autor.</i>	31
Figura 11: <i>Tabla de recomendaciones para el usuario. Fuente: El autor.</i>	32
Figura 12: <i>Tabla de recomendaciones de grupo. Fuente: El autor.</i>	32
Figura 13: <i>Ventana Home. Fuente: El autor.</i>	34
Figura 14: <i>Ventana Perfil. Fuente: El autor.</i>	35
Figura 15: <i>Ventana Grupos. Fuente: El autor.</i>	36
Figura 16: <i>Ventana Explorar Ítems. Fuente: El autor.</i>	37
Figura 17: <i>Ventana Ítems. Fuente: El autor.</i>	38
Figura 18: <i>Menú superior. Fuente: El autor.</i>	39
Figura 19: <i>Recomendación de Ítems. Fuente: El autor.</i>	42
Figura 20: <i>Recomendación de grupos. Fuente: El autor.</i>	46

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: <i>Categoría Tareas de Apoyo [31].</i>	16
Tabla 2: <i>Categoría Enfoque - Modelo de Usuario [31].</i>	17
Tabla 3: <i>Categoría Enfoque - Modelo de Dominio [31].</i>	17
Tabla 4: <i>Categoría Enfoque - Personalización [31].</i>	18
Tabla 5: <i>Categoría Enfoque - Operación [31].</i>	18
Tabla 6: <i>Calificaciones de ítems.</i>	41
Tabla 7: <i>Calificaciones de ítems por PANDRADER.</i>	41
Tabla 8: <i>Calificaciones de ítems por FOCHOA.</i>	41
Tabla 9: <i>Calificaciones de ítems por CORTIZ.</i>	41
Tabla 10: <i>Similitud de los usuarios con pandrader.</i>	43
Tabla 11: <i>Similitud de los usuarios con xpesantez.</i>	44
Tabla 12: <i>Similitud de los usuarios con jorellanac.</i>	44
Tabla 13: <i>Similitud de los usuarios con csarmiento.</i>	45

ABREVIATURAS

TIC	Tecnologías de la Información y Comunicación
QoL	Quality of Learning (Calidad de aprendizaje).
OPPIA	OPPortunistic Intelligent Ambient learning.
GITEL	Grupo de Investigación en Telecomunicaciones y Telemática
DM	Data Mining (Minería de Datos)
PHP	Hypertext Preprocessor (Preprocesador de Hipertexto)
SLN	Sporadic Learning Network.
RMSE	Root Mean Square Error

RESUMEN

Los avances en las Tecnologías de Información y Comunicación han mejorado los procesos de enseñanza y aprendizaje, reduciendo las dependencias de tiempo y lugar, dando paso a e-Learning. Este nuevo escenario busca evolucionar y mejorar tanto la eficiencia como la eficacia de los procesos de aprendizaje, sin reemplazar las formas tradicionales, sino más bien emprender en un proceso mixto. En una red educativa es importante mantener una interacción continua entre usuarios y el sistema, por lo que dentro de un sistema de e-Learning se realiza la recomendación de contenido (artículos, videos, libros, programas según el interés) y recomendación de compañeros (formación de grupos). Pero en la actualidad existe gran cantidad de información en Internet, razón por la que al usuario se le hace imposible revisar todo su contenido, encontrar información útil o nueva que le podría interesar. Razón por la que se empezó a implementar sistemas de recomendación, que se encargan de guiar al usuario de forma personalizada hacia los elementos interesantes o útiles en un gran espacio de posibles opciones.

Este trabajo investigativo busca desarrollar nuevas tecnologías que motiven a los estudiantes a interactuar activamente para reforzar su aprendizaje. Para ello, propone una serie de herramientas que permiten evaluar y recibir recomendaciones de materiales de estudio, así como formar grupos de aprendizaje en función de las preferencias de los estudiantes. Este trabajo forma parte del proyecto OPPIA desarrollado por el grupo GITEL de la UPS.

Este documento organizado en cinco capítulos: se inicia con una breve introducción de las TICs en la educación, en el segundo se realiza una revisión del estado del arte de los sistemas de recomendación en la educación, donde se analizan 42 sistemas tomando los algoritmos y métodos más utilizados para el diseño de nuestro prototipo y se describe la estructura de la plataforma OPPIA. Por otra parte, el diseño del prototipo se presenta en el tercero, indicando ciertas consideraciones que deben ser tomadas en cuenta junto con los diagramas de la base datos, interfaz del usuario, interfaz de las recomendaciones. En el cuarto se muestran los resultados de las pruebas realizadas en nuestro prototipo, dividiéndolas en dos escenarios: (1) recomendación de contenido y (2) formación de grupos. Finalmente, en el quinto se presentan las

conclusiones y recomendaciones sobre las futuras implementaciones de sistemas de recomendación.

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

Los avances en las Tecnologías de Información y Comunicación (TIC) han mejorado los procesos de enseñanza y aprendizaje, reduciendo las dependencias de tiempo y lugar, dando paso a e-Learning [1, 2, 3]. Este nuevo escenario busca evolucionar y mejorar tanto la eficiencia como la eficacia de los procesos de aprendizaje, sin reemplazar las formas tradicionales, sino emprender en un proceso mixto [2, 4, 5, 6].

E-Learning posee recursos educativos y materiales didácticos como: apuntes, tutoriales en línea, publicaciones digitales, libros de texto electrónicos, cursos, conferencias, lecturas, discusiones, tareas, evaluaciones, laboratorios virtuales; todos estos recursos son preparados y evaluados por expertos y además están disponibles para todos los aprendices [1, 5]. Los beneficios que proporciona para las universidades, profesores y estudiantes son [4]:

- Universidad. - el incremento de la calidad de enseñanza, competitividad y reputación.
- Profesores. - el incremento de la eficiencia de la enseñanza, flexibilidad de tiempo y lugar para enseñar, fácil manejo del trabajo académico y mejor manejo del progreso del estudiante.
- Estudiantes. - el incremento de la calidad y flexibilidad de aprendizaje, facilidad de manejo de tareas, incremento de conocimiento y habilidades, mejora la interacción con el profesor, ahorro de tiempo y dinero ya que todo lo que necesita está disponible online.

1.1 Requerimientos

Para implementar las TICs en la educación existen algunos aspectos que deben ser considerados, entre los que destacamos:

- Calidad del Aprendizaje (QoL), es una nueva métrica que permite cuantificar el nivel de aprendizaje. QoL está en función del objetivo, éxito y proceso de aprendizaje. La métrica del objetivo y éxito de aprendizaje corresponde a la calificación obtenida en evaluaciones y pruebas, dependiendo el umbral que se tenga para cada uno de ellos se habrá alcanzado o no el objetivo de aprendizaje.

Por otra parte, la métrica del proceso de aprendizaje es el tiempo que se ha empleado [7].

- Formación y actitud de los profesores, es importante realizar una capacitación sobre TIC en la educación y definir una metodología de su uso en el proceso educativo [8], además el profesor debe tener una actitud positiva frente al uso de la tecnología en la enseñanza ya que este es un factor que influye directamente en el rendimiento del aprendizaje [4]
- Discriminación por intereses, capacidades [9, 10] y perfiles [11, 12, 13] de aprendizaje, es importante realizar algún tipo de discriminación ya que los estudiantes tienen diferentes aptitudes o intereses de estudio, razón por la que los contenidos, materiales, metodología y recursos deben ser personalizados para obtener una mayor eficiencia en el proceso y progreso de aprendizaje [9].
- Estado emocional, es un factor que influye en la eficacia de la enseñanza razón por la que en [14, 15] propone implementar algoritmos de reconocimiento de gestos faciales, para proporcionar una retroalimentación al sistema, brindando así una enseñanza personalizada al reconocer el grado de atención, nivel de cansancio que tiene el estudiante. En consecuencia, el sistema tomara la decisión de cambiar el contenido o mantenerlo dependiendo del estado emocional del estudiante.
- Seguridad y privacidad, son temas de preocupación al utilizar TICs en la educación, razón por la que se debe garantizar al usuario: confidencialidad de sus datos personales, uso anónimo de servicios de aprendizaje, control de la disponibilidad de sus datos a otros usuarios, dirección y ubicación privada, inicio de sesión único, acceso transparente a los recursos de aprendizaje, la autenticidad de los recursos de aprendizaje, gestión de derechos digitales; generando así mayor confianza en el sistema [16].
- Clasificación de tráfico, al implementar una red de aprendizaje se tendrán diferentes flujos de tráfico debido a las aplicaciones y recursos utilizados por: estudiantes, profesores, grupos de aprendizaje, entre otros; razón por lo que en

[17] implementa algoritmos para identificar el tráfico presente en una red de forma autónoma, los clasifica y etiqueta logrando así mejorar su rendimiento.

- Valoración de la información, es importante establecer una escala para valorar la información, se la puede realizar a partir de las preferencias de los usuarios. En [11] indica dos métodos, el primer método es una calificación explícita es decir el usuario califica los artículos, según su nivel de interés y el segundo método es una calificación implícita en la que el usuario no emite directamente una apreciación sino el sistema dependiendo la programación empieza a dar una calificación dependiendo el número de visitas, descargas, citas.

1.2 Complementos

El avance tecnológico permite que varios recursos como redes sociales, pruebas online, laboratorios virtuales, videoconferencia, entre otros; permitan complementar la red de aprendizaje, en las siguientes subsecciones vamos a describir cada una de ellas.

1.2.1 Redes sociales

Hoy en día el uso de las redes sociales ha incrementado notablemente en diferentes ámbitos como: negocios, publicidad, comercio, educación, entre otras. En este nuevo escenario tanto el profesor como el alumno pueden utilizar este medio de comunicación como un apoyo para el aprendizaje.

Existen varias redes sociales entre las que se destacan: Facebook, Twitter, Youtube, LinkedIn, entre otras. El sistema de e-Learning puede utilizar estas redes sociales existentes para explotar sus recursos, por ejemplo, en [18] desarrolla una aplicación en Facebook integrando Tin Can API, véase figura 1, para acceder a esta aplicación se crea un usuario luego puede empezar a revisar el material proporcionado y responder una serie de preguntas e ir avanzando de nivel. Tin Can API permite realizar minería de datos para facilitar al sistema la detección rápida de patrones de comportamiento de aprendizaje. Estos resultados son utilizados por los desarrolladores de las aplicaciones para realizar mejoras en el diseño y contenidos de aprendizaje.

Por otra parte, en [19] utiliza la información del perfil de usuario de Facebook y los datos proporcionados en un formulario para crear su cuenta y un perfil inteligente en la plataforma de e-Learning. Este perfil permite formar grupos de aprendizaje a través del algoritmo Particle Swarm Optimization.

aprendizaje, en las siguientes subsecciones vamos a describir cada una de ellas.

1.2.2 Pruebas inteligentes online

El tiempo empleado por el profesor para realizar la revisión de tareas, evaluaciones, exámenes, representa largas horas de trabajo, horas que podrían ser invertidas en tutorías, investigación. Hoy en día al implementar las TIC en la educación, el tiempo para realizar este trabajo es mínimo.

En [20], implementa un sistema que permite al profesor preparar y colocar las preguntas de un examen en la base de datos del sistema, el examen puede ser evaluado por el modelo síncrono se designa la fecha, hora y lugar en las que tanto el estudiante como el profesor deben llevar a cabo el proceso de evaluación o por el modelo asíncrono en el cual el examen está en el sistema y el estudiante lo puede resolver en cualquier momento y lugar en tiempo establecido. Finalmente, al terminar el examen las respuestas se guardan y se muestra la calificación.



Figura 1: Aplicación PENGAJIAN AM [18].

1.2.3 Laboratorios virtuales

Los laboratorios tradicionales son muy costosos, requieren de un personal calificado para administrarlo, mantenimiento y renovación periódica, son accesibles en ciertos horarios y para un número limitado de estudiantes. Debido a estas razones se implementan las TICs que permiten reducir costos y crear laboratorios, que pueden ser accedidos desde un computador, a pesar que los equipos se encuentren físicamente en otro lugar (Laboratorios Virtuales).

Estos laboratorios permiten a los estudiantes acceder en cualquier momento o lugar a realizar sus actividades, por ejemplo, en [21] se implementa un laboratorio virtual para utilizar un microscopio electrónico. Por otro lado, en [22] se implementa un laboratorio remoto WeFi Lab, para realizar diseños de redes, experimentos, controlar y gestionar dispositivos en una red inalámbrica a través de un navegador web. Este laboratorio permite poner en práctica los conocimientos adquiridos, además brinda mayor flexibilidad en tiempos de uso y elimina la limitación de la reducida capacidad de un laboratorio real.

Un laboratorio virtual destinado al estudio de ingeniería electrónica se implementa en [23], el que cuenta con algunos instrumentos como:

- Fuente programable de alimentación DC
- Osciloscopio digital
- Multímetro digital
- Generador de onda
- Preamplificador de nanovoltaje
- Kit de Laboratorio Educativo con Instrumentos Virtuales

La particularidad de este laboratorio es que en sus pruebas es utilizado y compartido por círculos académicos de Europa, lo que nos muestra la facilidad de utilizarlo en diferentes tiempos y lugares. En la figura 2 se muestra la interfaz gráfica del usuario.

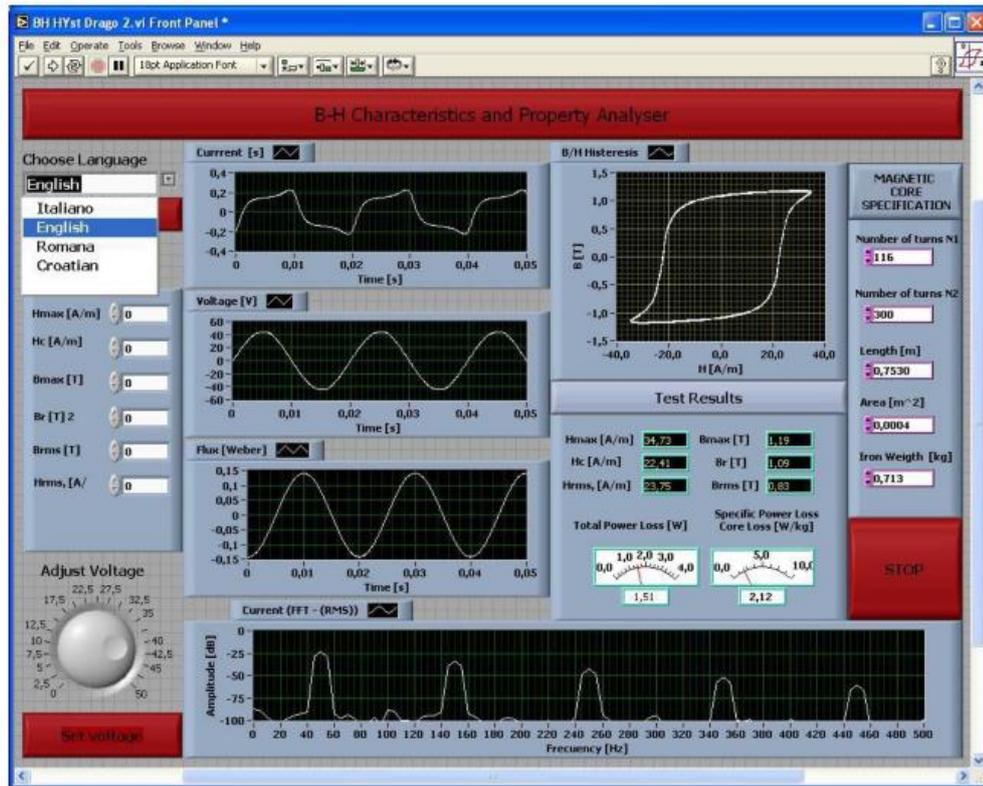


Figura 2: Interfaz gráfica del usuario [22].

1.2.4 Recomendación de contenidos

Para mantener una interacción continua entre usuarios y el sistema, es importante realizar una recomendación de artículos, videos, libros, programas según el interés [24], por ejemplo, en [19], a partir de su perfil recomienda artículos e incluso usuarios que tengan intereses similares formando grupos de trabajo.

En [11], para realizar la recomendación de artículos lo hace de dos formas: a base de filtrado de contenidos y filtrado colaborativo. El filtrado basado en contenido realiza una comparación entre artículos y el perfil del usuario, recomendando artículos similares a los revisados en el pasado. Por otro lado, en el filtrado de colaborativo, el sistema invita al usuario a evaluar artículos o divulgar sus preferencias e intereses y luego enviarles información que se prevé que sea de interés para ellos.

1.2.5 Etiquetado de la información

La información y usuarios incrementan de forma exponencial dentro de un sistema, por lo tanto, este debe ser capaz de implementar nuevos métodos para publicar y recomendar contenidos web. En [25] utiliza la Web Semántica, para proporcionar características adicionales a los contenidos web utilizando etiquetas y de esta manera facilitar la búsqueda y clasificación de la información. Hashtag es una solución, pero

es necesario eliminar la ambigüedad, razón por la que se implementa un diccionario de Hashtag, teniendo una etiqueta con su respectivo significado.

1.3 Aplicaciones implementadas

Varias aplicaciones han sido desarrolladas en el ámbito de e-Learning, a continuación, haremos una breve descripción de cada uno.

En [26], tras un año de trabajo presenta una plataforma que está comprendida de recursos como la pizarra virtual, véase figura 3. La cual utiliza la red para comunicarse desde una PC a un proyector inalámbrico, además se puede acceder a un servidor web que contiene presentaciones, notas, libros, calendario de actividades, entre otras.

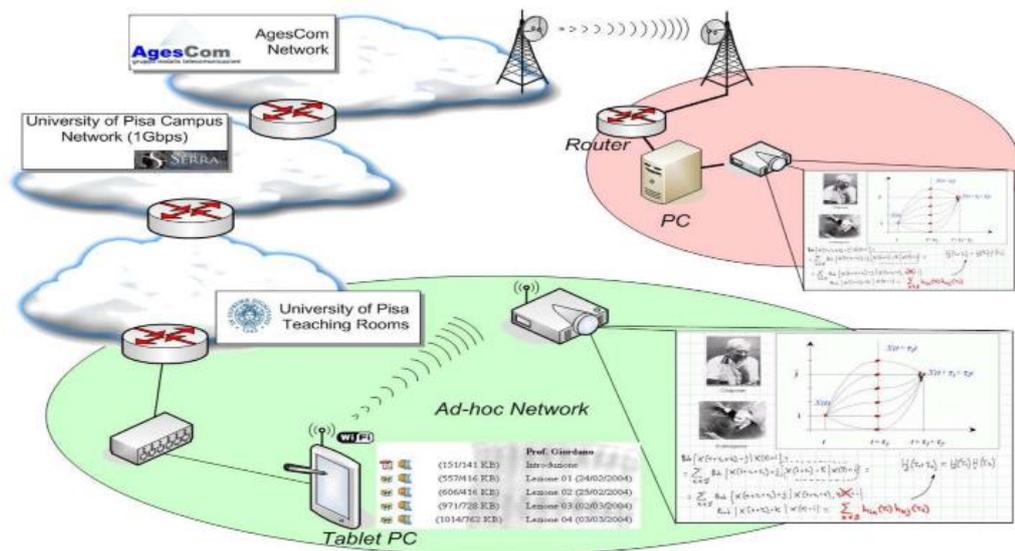


Figura 3: Pizarra virtual [26].

Google también se encuentra inmerso en el campo del aprendizaje explotando al máximo las prestaciones de Cloud Computing, como se muestra en [27], con dos aplicaciones Google CloudCourse donde se ofertan cursos de programación online y Enterprise Application Suite que está orientado solo para estudiantes, ofreciendo servicios como: GMail, Google Calendar, Google Talk, Google Files, siendo ésta una aplicación muy utilizada en e-Learning.

1.4 Objetivos del proyecto

1.4.1 Objetivo general

- Implementar un prototipo para un sistema de recomendación de contenido y formación de grupos de trabajo en una plataforma educativa.

1.4.2 Objetivos específicos

- Plantear el software del sistema, consiste en:
 - Diseñar y programar la base de datos.
 - Implementar un servidor web que permitirá el acceso de los usuarios, donde se puede: Registrar y editar el perfil, realizar consultas de nuevos contenidos o grupos, responder solicitudes para formar parte de un grupo.
 - Diseñar y programar una interfaz sencilla de utilizar para los usuarios.
- Pruebas del sistema y depuración de código y protocolos

El trabajo realizado es parte del proyecto OPPIA, perteneciente al Grupo de Investigación en Telecomunicaciones y Telemática (GITEL), de la Universidad Politécnica Salesiana (UPS), Sede Cuenca.

Los futuros beneficiarios podrán ser los estudiantes de la Universidad Politécnica Salesiana, los cuáles experimentarán un mejor ambiente en la plataforma universitaria al tener nuevos contenidos y grupos de trabajo.

Este documento se encuentra estructurado de la siguiente manera, en el Capítulo 2 una revisión del Estado del Arte de los sistemas de recomendación, luego en el Capítulo 3 esta detallado totalmente el diseño e implementación del prototipo de nuestro sistema. En el Capítulo 4, se muestran los análisis de datos y resultados al evaluar nuestro prototipo implementado y finalmente las conclusiones y recomendaciones en el Capítulo 5.

CAPÍTULO 2. ESTADO DEL ARTE

En la actualidad, existe gran cantidad de información en Internet, razón por la que al usuario se le hace imposible revisar todo su contenido, encontrar información útil o nueva que le podría interesar. Pero, mediante el uso de las TIC se ha comenzado a obtener una retroalimentación de los usuarios sobre sus preferencias, al momento de interactuar en Internet con los diferentes recursos. En consecuencia, se empezó a implementar sistemas de recomendación, los cuales se encargan de guiar al usuario de forma personalizada hacia los elementos interesantes o útiles en un gran espacio de posibles opciones [6, 28, 29, 30, 31, 32, 33].

En el campo de la educación existe un gran número de sistemas de recomendación que han sido implementados o que están en fase de desarrollo. Entre las aplicaciones realizadas, se destacan las siguientes:

- *Adaptive Educational Hipermedia*: denominado sistema web adaptativo, el que explora las formas en la que los sistemas basados en la Web pueden adaptar su comportamiento a los objetivos, tareas, intereses y otras características de los usuarios interesados [28, 31, 34, 35].
- *Learning Networks*: Este sistema proporciona métodos y técnicas para infraestructuras distribuidas de estudiantes en formación continua para apoyar su desarrollo de competencias personales. Dentro de una red de aprendizaje se guardan todas las interacciones del usuario con la red. Es decir, se aprovecha todo el contenido generado por el usuario, para encontrar las rutas de acceso en la red más rápidas o de mayor interés para los usuarios. El principal inconveniente en la red de aprendizaje es el desbordamiento de la información [28, 31].
- *Educational Data Mining and Learning Analytics*: la minería de datos Educativa, explora la aplicación de métodos de minería de datos con el fin de estudiar los datos recogidos en ambientes educativos para comprender mejor las actividades del usuario, de tal manera que el software educativo mejore. En el Análisis de Aprendizaje, se analizan los datos del alumno y se identifican

patrones dentro de estos datos para predecir los resultados de aprendizaje, sugerir los recursos pertinentes y detectar patrones de error [28, 31, 36, 37].

Además, estos sistemas utilizan diferentes técnicas para realizar las recomendaciones:

1. Técnica de filtrado colaborativo, tenemos [31, 38]:
 - Basada en el usuario: donde los usuarios que clasifican los elementos de manera similar, probablemente tienen el mismo gusto.
 - Basado en esta hipótesis, esta técnica recomienda elementos no vistos ya recomendados por usuarios similares.
 - Basado en el elemento: considera el supuesto, que elementos clasificados de manera similar son probablemente similares. Se recomienda el elemento con mayor correlación (basado en las calificaciones de los elementos).
 - Estereotipos o demográficos: Los usuarios con atributos similares se emparejan, a continuación, los elementos preferidos por los usuarios son recomendadas (basado en los datos del usuario en lugar de calificaciones).
2. Basado en el contenido, tenemos [31, 39]:
 - Razonamiento basado en casos: Asume que, si a un usuario le gusta un determinado artículo, es probable que también le guste los artículos con temas similares. Recomienda así artículos nuevos, pero similares.
 - Técnicas basadas en atributos: los artículos son recomendados siguiendo la coincidencia de sus atributos para el perfil de usuario. Los atributos pueden ser ponderados por su importancia para el usuario.
3. Minería de datos (DM) [31, 36]
 - Árbol de decisiones: representa un conjunto de clasificaciones creadas a partir de un conjunto de reglas.
 - K-vecinos más cercanos: a menudo se utiliza en recomendadores para calcular la similitud de enfoques basados en vectores.

- Modelos basados en vectores: caracterizan los artículos y usuarios como vectores en un espacio 3D. Una alta correlación entre un elemento y un usuario puede ser utilizado como recomendación.

2.1 Base de datos

Es importante para un sistema de recomendación contar con los datos suficientes de las diversas actividades e interacciones de los usuarios, éstos pueden ser obtenidos de entornos reales o simulados. Existen diferentes proyectos que están dedicados a recolectar bases de datos y evaluar los algoritmos de los sistemas de recomendación, entre los cuales tenemos: *Workshop on Recommender Systems* organizado por 4th ACM Conference on Recommender Systems y 5th European Conference on Technology Enhanced Learning, el proyecto Mulce. Un trabajo similar realiza Pittsburgh Science of Learning Center (PSLC) con PSLC DataShop, que brinda un acceso a un gran número de bases de datos educativas, al igual que LinkedEducation.org, DataCite.org, entre otros. Luego, estas bases de datos son utilizadas para obtener algoritmos de recomendación, por ejemplo, en los proyectos MACE, ReMashed, Organic.Edunet, a partir de datos tales como las valoraciones (escala Likert de cinco puntos) de los usuarios, realizan la sugerencia de nuevos recursos de aprendizaje o encuentran usuarios con interés similares, mediante el análisis de los patrones de interacciones de los usuarios [28, 31].

2.2. Sistemas de recomendación implementados

En [31], realiza una revisión de 42 sistemas de recomendación mediante un marco con diferentes dimensiones, que permiten analizarlos y clasificarlos, ver figura 4. A continuación se describe cada dimensión.

Primero tenemos las Tareas Apoyadas: son las tareas de los usuarios que están destinadas a ser apoyadas por el sistema, entre éstas tenemos [31]:

- Encontrar nuevos recursos: realiza recomendaciones de artículos sobre todo nuevos o novedosos.
- Encontrar compañeros: se recomienda otros usuarios con intereses similares (perfiles similares), estudiantes en la misma clase o un estudiante en la red de aprendizaje.

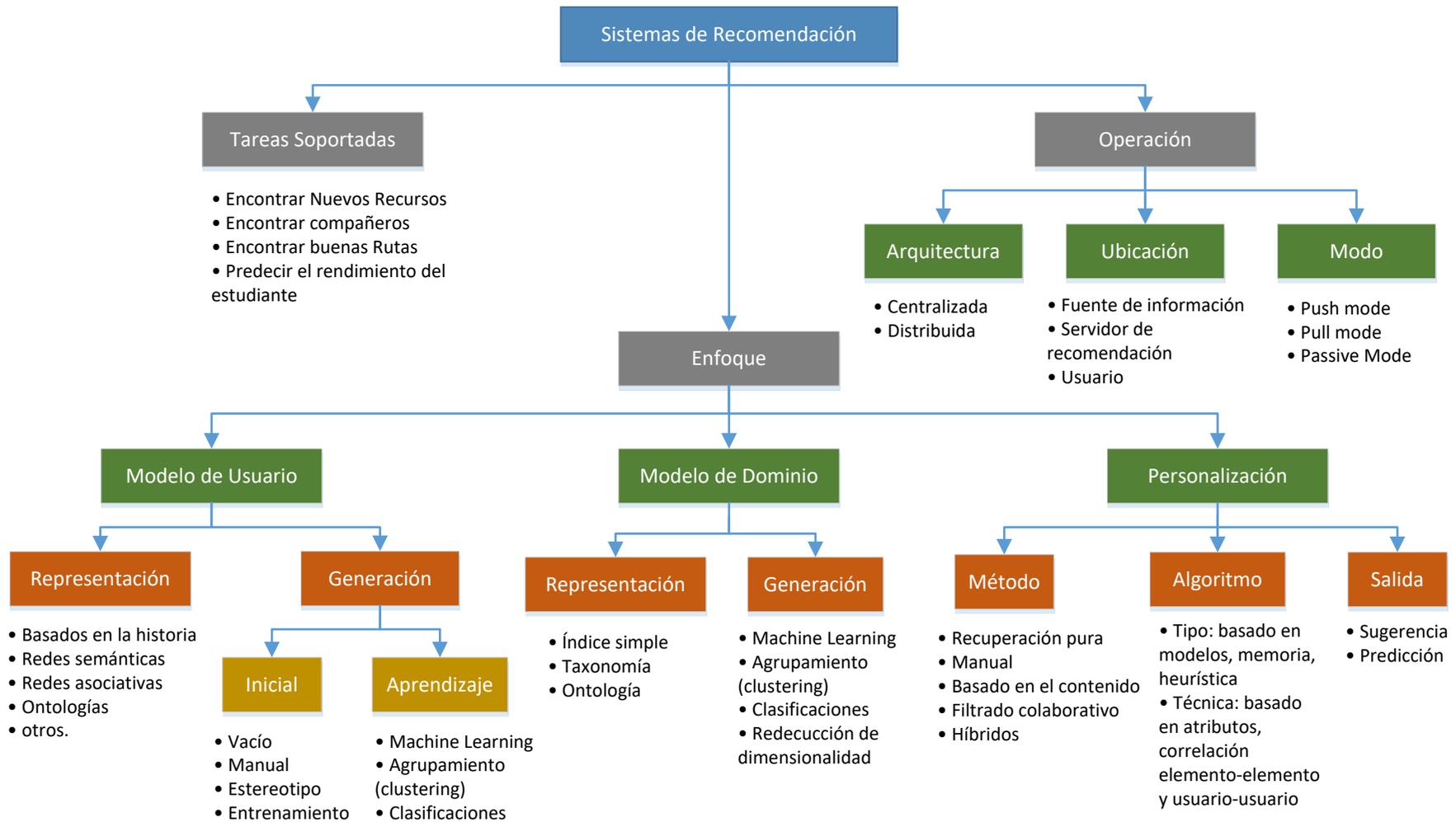


Figura 4: Marco de los sistemas de recomendación, traducido del inglés [31].

- Encontrar buenas rutas: recomendar rutas alternativas de aprendizaje, a través de recursos de aprendizaje, por ejemplo, recibir una lista de rutas alternativas de aprendizaje sobre los mismos recursos para lograr el objetivo de aprendizaje.
- Predecir el rendimiento del estudiante: con el uso de técnicas como análisis de aprendizaje y minería de datos educativa se puede predecir el rendimiento del aprendizaje de los alumnos, así como las cualidades de enseñanza de los profesores.

Segundo está el Enfoque, con tres perspectivas diferentes que son [31]:

1. Modelo de usuario o perfil de usuario, se refiere a la forma en la que sus características están representadas, almacenadas y actualizadas dentro del sistema de recomendación. Las siguientes dimensiones se pueden identificar:
 - Representación: su modelo de usuario se puede realizar mediante varios métodos, como: basados en la historia, redes semánticas, redes asociativas, ontologías, entre otros.
 - Generación: indica las formas de crear el modelo inicial del usuario, y las formas de aprendizaje del modelo de los datos recogidos. El modelo de usuario inicial puede (a) estar vacío e irse llenando gradualmente mientras que el usuario comienza a interactuar con el sistema, (b) ser proporcionado manualmente por parte del usuario, (c) ser completado de acuerdo con algún estereotipo que describe al usuario, o (d) consiste en un conjunto de pautas de entrenamientos que se le pide al usuario que proporcione de manera que el perfil se pueda generar. En algunos casos, para obtener el modelo de usuario es necesaria una fase de aprendizaje, en la que se recurre a técnicas como: recuperación de información (IR), agrupamiento o alguna técnica de clasificación.
2. Modelo de Dominio: para representar las propiedades de los elementos que han sido recomendados, las siguientes dimensiones se pueden identificar:

- Representación: los elementos en el dominio pueden ser representados mediante (a) un índice simple o un catálogo de los artículos que están todos en el mismo nivel jerárquico, (b) una taxonomía donde los elementos pertenecen a una jerarquía de clases de elementos similares, o (c) una ontología donde las relaciones más complejas se definen entre objetos o clases de objetos.
 - Generación: las descripciones de los elementos suelen generarse utilizando técnicas como la minería de reglas de asociación, agrupamiento (clustering), clasificación y reducción de dimensionalidad.
3. Personalización: se refiere a las dimensiones que describen la forma en que el sistema proporciona sus recomendaciones, en términos de [31]:
- Método: los métodos de recomendación pueden incluir: (a) la recuperación pura de artículos donde no se dedica a la personalización de ningún método y los elementos recomendados son presentados como típicos resultados de las consultas de búsqueda; (b) la selección manual de recomendaciones, por ejemplo, cuando algunos expertos recomiendan una lista de elementos a todos los usuarios; (c) métodos de recomendación basado en contenido, que caracterizan el contenido del elemento y las necesidades de información de los usuarios potenciales de elementos y luego utilizan estas representaciones para hacer coincidir los elementos a los usuarios; (d) métodos de recomendación de filtrado colaborativo que recomiendan los elementos a un usuario, de acuerdo a lo que la gente con gustos y preferencias similares les gustó en el pasado; (e) enfoques híbridos que combinan algunos de los métodos anteriores.
 - Tipo: se puede incluir algoritmos basados en modelos, en memoria, en heurísticas y algoritmos híbridos.
 - Técnica: pueden ser técnicas basadas en atributos, técnicas de correlación elemento-elemento o técnicas de usuario a usuario.

- Salida: las salidas de recomendaciones más comunes son sugerencias (por ejemplo, “intente este material”), las calificaciones, los comentarios que otras personas dan sobre un tema en particular, o predicciones de las valoraciones que los usuarios darían a los elementos recomendados.

En tercer lugar, está la Operación, que tiene tres perspectivas diferentes [31]:

1. Arquitectura: es la arquitectura del sistema de recomendación, suele ser distinguida como:
 - Centralizada: cuando el sistema de recomendación está en un lugar determinado.
 - Distribuida: cuando los componentes del sistema se distribuyen a más lugares.
2. Ubicación: indica donde se produce y suministra la recomendación, teniendo los siguientes tipos de ubicaciones:
 - En la fuente de información: el caso en el que la fuente de información proporciona un sistema de recomendación a sus usuarios, por ejemplo, un mercado electrónico ofrece un servicio de recomendación de productos, el perfil de usuario se almacena en el lado de la fuente de información.
 - En el servidor de recomendación: se proporcionan recomendaciones de una tercera entidad, haciendo referencia a varias fuentes de información externas, por ejemplo, cuando se recomiendan los restaurantes a los usuarios interesados por un sistema de recomendación independiente. El perfil de usuario se almacena en el servidor de recomendación.
 - En el lado del usuario: el perfil de usuario se almacena en el lado del usuario, y las recomendaciones se produce localmente, por ejemplo, en el caso de un sistema de filtrado de correo electrónico.
3. Modo. Indica quien inicia el proceso de recomendación, tenemos:

- Push Mode (activo): las recomendaciones son enviadas al usuario, incluso cuando el usuario no está interactuando con el sistema, por ejemplo, vía correo electrónico.
- Pull Mode (active): las recomendaciones se producen, pero se presentan al usuario sólo cuando él lo permite o solicite.
- Passive Mode: las recomendaciones se producen como parte de la operación regular del sistema.

Utilizando las dimensiones antes descritas, se realiza el análisis de los 42 sistemas de recomendación, obteniendo los siguientes resultados.

- Primero, en la tabla 1, se muestra la clasificación de los recomendadores de acuerdo a las tareas de apoyo. Como se puede observar la mayoría de los sistemas están enfocados en encontrar elementos nuevos.

Tabla 1: *Categoría Tareas de Apoyo [31].*

Categoría	Sistemas de Recomendación
Encontrar elementos nuevos	32
Encontrar compañeros	6
Encontrar rutas	5
Predecir el rendimiento de los estudiantes	2
Estrategia de aprendizaje adecuadas	1

- Luego, en la Tabla 2, se muestra la clasificación de acuerdo al modelo de usuario según la categoría de enfoque, donde la mayoría de recomendadores utilizan el modelo de vectores espaciales y la forma más utilizada para generar el perfil del usuario es manual o vacía, en la cual a medida que el usuario interactúa con el sistema se va llenando el perfil.
- En la Tabla 3, se indican las características del modelo de dominio, donde la mayoría de los sistemas opta por una representación con modelos ontológicos o de índice para los elementos a ser recomendados.

Tabla 2: *Categoría Enfoque - Modelo de Usuario [31].*

Categoría	Sistemas de Recomendación
Representación-Método-Modelo de Vectores Espaciales	14
Representación-Método-Modelo Calificaciones de elementos del usuario	7
Representación-Método-Redes Asociativas	1
Representación-Método-Basado en la Historia	3
Representación-Método-Ontología	11
Representación-Tipo-Medible	11
Representación-Tipo-Ordinal	1
Representación-Tipo-Probabilístico	1
Generación-Inicial-Vacía	6
Generación-Inicial-Manual	7
Generación-Aprendizaje-Clustering	1
Generación-Aprendizaje-Clasificación	4

Tabla 3: *Categoría Enfoque - Modelo de Dominio [31].*

Categoría	Sistemas de Recomendación
Representación- Índice/Lista	10
Representación- Taxonomía	2
Representación- Modelo de Vector espacial	2
Representación- Ontología	13
Generación- Manual	12
Generación-Clasificadores	4
Generación- Clustering	2

- En la Tabla 4, se muestra la categoría personalización, donde el método más utilizado es el filtrado colaborativo por los sistemas de recomendación. En cuanto al algoritmo, se utiliza el basado en modelos con una técnica de usuario-usuario. Por otro lado, para la salida se tienen sugerencias para el usuario.
- Finalmente, en la Tabla 5, se muestra la categoría operación, donde la mayoría de sistemas presentan una arquitectura centralizada, sus

recomendaciones se producen en el servidor de recomendaciones y el modo para proporcionar las recomendaciones es pasivo, en el que el usuario recibe recomendaciones como parte de su interacción con el sistema.

Tabla 4: *Categoría Enfoque - Personalización [31].*

Categoría	Sistemas de Recomendación
Método- Filtrado Colaborativo	15
Método- Basado en el Contenido	6
Método- Híbrido	6
Método- Basado en Reglas	10
Algoritmo-Tipo- Basado en Modelos	13
Algoritmo-Tipo- Basado en la Memoria	12
Algoritmo-Tipo- Híbrido	5
Algoritmo-Técnica- Basado en Atributos	3
Algoritmo-Técnica- Elemento a Elemento	3
Algoritmo-Técnica- Usuario a Usuario	8
Algoritmo-Técnica- Híbrida	6
Algoritmo-Técnica- Modelo de Vectores Espaciales	2
Salida- Sugerencias	25
Salida- Predicciones	7

Tabla 5: *Categoría Enfoque - Operación [31].*

Categoría	Sistemas de Recomendación
Arquitectura- Centralizada	29
Arquitectura- Distribuida	7
Ubicación- En la Fuente de Información	6
Ubicación- En el Servidor de Recomendación	31
Modo- Pull (activa)	13
Modo- Pasiva	16

2.3. OPPIA

La plataforma OPPIA (*OPPortunistic Intelligent Ambient learning*), tiene como objetivo utilizar las tecnologías existentes para proporcionar un entorno de aprendizaje omnipresente e inteligente, para incentivar a los estudiantes a colaborar en su proceso de aprendizaje, tanto en el intercambio de conocimientos como de recursos, ayudándolos a superar sus limitaciones y necesidades de aprendizaje. En OPPIA se

establece este entorno, al crear redes de aprendizaje esporádicos (*Sporadic Learning Network, SLN*), entre estudiantes, profesores y expertos conectados a la plataforma a través de Internet, los cuales se pueden encontrar en un lugar en común o en uno remoto. Las redes SLN nacen y mueren en función de las necesidades de aprendizaje [40].

Los beneficios que proporciona OPPIA son:

- Utiliza sistemas de recomendación basados en el conocimiento, para establecer redes de aprendizaje entre las personas que pueden ayudar a superar las necesidades de aprendizaje, estas personas pueden ser seleccionadas por la plataforma o sugeridos por el estudiante [40].
- Servicios adaptados de aprendizaje, se toma en cuenta los perfiles de los estudiantes/profesores/expertos, la información del plan de estudios general, la programación de la enseñanza e información sobre sus intereses de aprendizaje. Para brindar un entorno virtual de aprendizaje personalizado a cada uno de sus miembros, con contenidos y actividades de aprendizaje que se adapten a su estilo de aprendizaje [40].
- Permite a los dispositivos conectados compartir recursos como: capacidades de red, espacio de almacenamiento, capacidad de la computadora y de procesamiento, software de simulación, con el fin de generar laboratorios virtuales [40].
- Ayuda a mejorar las oportunidades de aprendizaje de los miembros de SLN y superar las limitaciones de sus dispositivos portátiles [40].
- Eficiente gestión de los contenidos disponibles para los miembros de la SLNs, utilizando técnicas de minería de datos, capacidades de personalización y tecnologías de la Web Semántica [40].
- Genera nuevos contenidos, integrando dinámicamente los recursos institucionales y personales existentes [40].

La arquitectura de la plataforma OPPIA tiene cinco capas, véase la figura 5, que se describen a continuación:

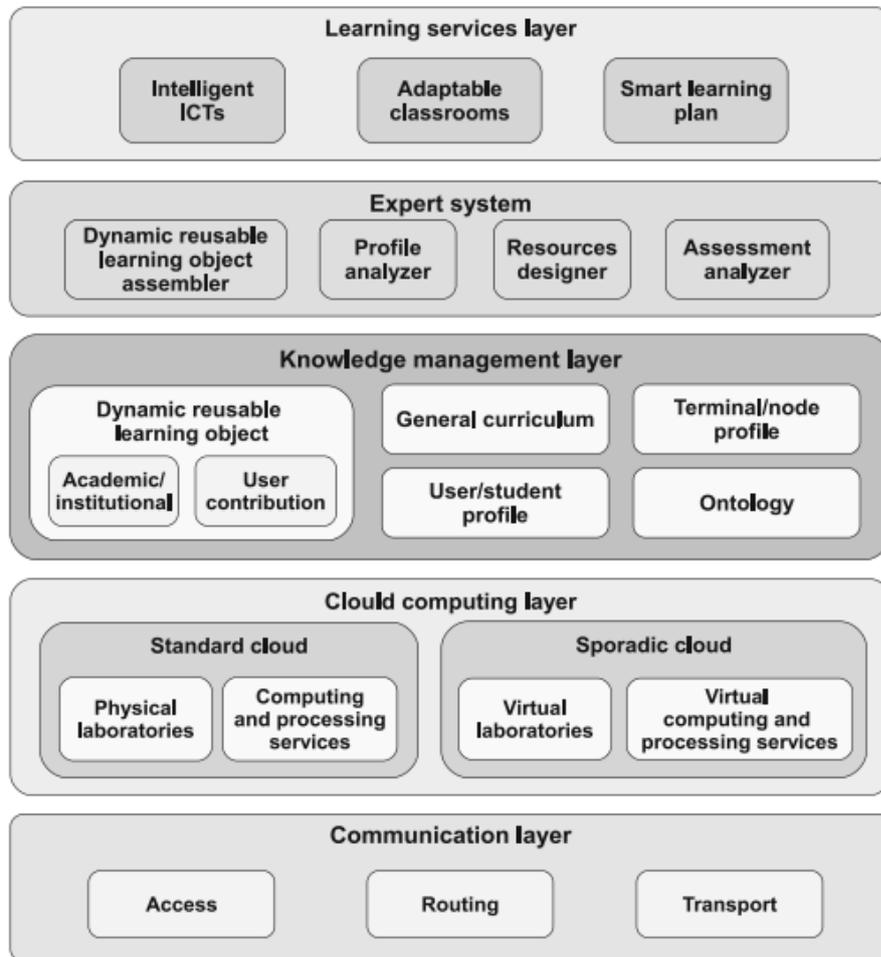


Figura 5: Capas de la Plataforma OPPIA [40].

- *Communication layer*; en ésta capa se encuentran todos los protocolos y mecanismos para el establecimiento conexiones de forma proactiva y transparente a los usuarios y además mantener una calidad de servicio de acuerdo con los requisitos de las aplicaciones que se ejecuten en la red SLN [40].
- *Cloud Computing layer*: el objetivo de esta capa es permitir el intercambio eficiente de los recursos dentro de una SLN. Con Cloud Computing se eliminan las limitaciones de capacidad de procesamiento, almacenamiento y duración de la batería en los terminales portátiles. Además, brinda servicios como: almacenamiento de información, acceso a información y

perfiles de usuario durante la formación de grupos de aprendizaje y gestión de los recursos de simulación y programación disponibles [40].

- *Knowledge management layer*: ésta utiliza la minería de datos, sistemas de recomendación y la Web Semántica para formar la red de aprendizaje, personalizar los contenidos, las actividades a realizar por el grupo. Teniendo en cuenta las preferencias del usuario, contenidos disponibles, estilo de aprendizaje, plan general de estudios correspondientes a cada carrera profesional, seguimiento de las actividades y resultados de enseñanza, entre otros. Por lo tanto, es necesario utilizar las ontologías de aprendizaje [40].
- *Expert System*: en ésta capa se realiza la selección y diseño de contenidos en diferentes formatos (vídeo, imagen, texto, audio), además recursos educativos, y actividades de aprendizaje. Todo esto con el fin de cubrir los estilos de aprendizaje de los estudiantes [40].
- *Learning services layer*: ésta capa permite acceder a los diferentes servicios de la plataforma OPPIA que son: aplicaciones móviles, aplicaciones de escritorio y web, incluyendo chats, foros, aulas virtuales y planes de aprendizaje inteligentes [40].

En la sección 3 se diseña e implementa un prototipo para un sistema de recomendación de contenido y formación de grupos de aprendizaje en una plataforma educativa, que corresponde a *Knowledge management layer*.

CAPÍTULO 3. DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DEL PROTOTIPO

En este capítulo se explicarán los puntos principales del diseño e implementación de un prototipo para un sistema de recomendación de contenido y formación de grupos de aprendizaje en una plataforma educativa. Éste prototipo pertenece a la capa de gestión del conocimiento (*Knowledge Management Layer*) de la plataforma OPPIA, que está en proceso de desarrollo por parte de GITEL de la Universidad Politécnica Salesiana Sede Cuenca.

Además, éste capítulo está dividido en cinco secciones: en la primera se indican algunas consideraciones tomadas en cuenta para el desarrollo del mismo, en la segunda sección se muestran los conceptos del sistema de recomendación y su arquitectura se presenta en la tercera sección. Finalmente, en la cuarta sección se muestra el diseño del sistema junto con el diseño del sistema de recomendación.

3.1. Consideraciones

En nuestro sistema las TIC juegan un papel muy importante ya que gracias a ellas se pueden obtener retroalimentaciones de los usuarios sobre sus preferencias dentro del prototipo de plataforma educativa OPPIA, a continuación, se presentan algunas consideraciones:

- Mediante la retroalimentación se va a inferir en los intereses de los usuarios, para realizar la recomendación de contenidos y la formación de grupos.
- Para indicar su nivel de gusto, se utilizará el método explícito con una calificación de cinco estrellas (escala likert) y likes, véase figura 6. Entonces mediante esta retroalimentación nosotros vamos a inferir en los intereses de los usuarios, para realizar la recomendación de contenidos y la formación de grupos. Es importante destacar que mientras mayor sea el número de ítems calificados que estén disponibles para el usuario, más fácil será de realizar la predicción del comportamiento futuro del usuario.



Figura 6: Escala de 5 estrellas de calificación [41].

- En el capítulo anterior se realizó una revisión del estado de arte sobre de los sistemas de recomendación, junto con sus dimensiones. Tomando este análisis el prototipo será diseñado bajo las siguientes dimensiones:
 - Sistema de recomendación, tendrá como tarea de apoyo: encontrar nuevos elementos y encontrar compañeros (formación de grupos).
 - El perfil del usuario será de generación manual y vacía, cabe mencionar que cierta información es proporcionada por la entidad educativa y el resto es proporcionada por el usuario.
 - Para la representación se utilizará índice/lista, con el fin de tener un mismo nivel jerárquico entre los ítems, ya que se poseen diferentes tipos como: libros digitales, videos, paginas embebidas.
 - En cuanto a la personalización se utilizará filtrado colaborativo, con la técnica usuario-usuario. La salida de las recomendaciones será en sugerencias para el usuario, por ejemplo, “intente con este artículo”.
 - La arquitectura será centralizada, el sistema de recomendación estará ubicado en el servidor de recomendación y el proceso de recomendación se producirán como parte de la operación regular del sistema.

3.2. Sistema de recomendación

Los sistemas de recomendación están sujetos a diferentes propósitos, uno de ellos es estimular a los usuarios a revisar nuevos contenidos que le podrían interesar de entre una gran cantidad de información [42]. En las siguientes subsecciones se exponen los conceptos necesarios para entender el diseño del sistema, como: filtrado colaborativo, similitud del usuario y recomendación basada en el usuario.

3.2.1 Filtrado colaborativo

El filtrado colaborativo es una de las técnicas más utilizadas dentro de los sistemas de recomendación, estas recomendaciones colaborativas se basan en que si los usuarios compartieron los mismos gustos en el pasado también tendrán los mismos en el futuro. Entonces las relaciones entre los usuarios con los ítems determinan la salida del sistema, pero este no toma en cuenta los atributos de los ítems [42].

En la actualidad contamos con múltiples algoritmos y técnicas para realizar las recomendaciones a partir de una matriz de calificaciones. Entre uno de los algoritmos tenemos la recomendación del vecino más cercano basado en el usuario (*User-based nearest neighbor recommendation*), el objetivo principal de este algoritmo es identificar a otros usuarios que tengan preferencias similares a las del usuario al que se le va a dar la recomendación, luego de obtener la similitud lo que se realiza es para cada ítem que aún no ha sido revisado predecir las calificaciones basado en las calificaciones de los usuarios similares y finalmente obtener una predicción de la calificación del ítem [42].

Es importante conocer que para este algoritmo se asumen dos cosas: primero si los usuarios tuvieron gustos similares en el pasado tendrán gustos similares en el futuro y la segunda es que las preferencias del usuario se mantendrán estables y consistentes en el tiempo [42].

3.2.2 Similitud del usuario

Para determinar la similitud del usuario existen varias ecuaciones, pero para nuestro sistema utilizamos el coeficiente de correlación de Pearson [42], ver ecuación 1.

$$\text{sim}(a, b) = \frac{\sum_{p \in P} (r_{a,p} - \bar{r}_a)(r_{b,p} - \bar{r}_b)}{\sqrt{\sum_{p \in P} (r_{a,p} - \bar{r}_a)^2} * \sqrt{\sum_{p \in P} (r_{b,p} - \bar{r}_b)^2}} \quad (1)$$

Donde:

- $U = \{u_1, \dots, u_n\}$, denota los usuarios.
- $P = \{p_1, \dots, p_m\}$, denota los ítems.
- R matriz de $n \times m$ matriz de calificaciones $r_{i,j}$, con $i \in 1 \dots n, j \in 1 \dots m$
- $\text{sim}(a, b)$, similitud entre el usuario a y b.
- \bar{r}_a , calificación media del usuario a.
- \bar{r}_b , calificación media del usuario b.
- $r_{a,p}$, calificación del usuario a al ítem p
- $r_{b,p}$, calificación del usuario b al ítem p

Si se evalúa el coeficiente de correlación de Pearson para los usuarios a y b se pueden obtener valores de +1 (correlación positiva fuerte) a -1 (correlación negativa fuerte) [42].

3.2.3 Predicción de la calificación del ítem

Para predecir la calificación existen múltiples formas, pero para nuestro sistema utilizaremos la proximidad relativa de los N vecinos más cercanos.

$$\text{pred}(a, p) = \bar{r}_a + \frac{\sum_{b \in N} \text{sim}(a, b) * (r_{b,p} - \bar{r}_b)}{\sum_{b \in N} \text{sim}(a, b)} \quad (2)$$

3.3. Arquitectura del sistema

En la figura 7 se muestra la arquitectura con la que el sistema va a funcionar una vez pasado las fases de prueba. En ella se considera que los usuarios se encuentran en diferentes ubicaciones como: casa, universidad, en algún lugar de la ciudad y pueden acceder a la plataforma OPPIA mediante Internet. Pero para nuestro prototipo los usuarios se encuentran dentro de una misma red.

El sistema de recomendación sigue el diagrama que se muestra en la figura 8. Para iniciar el proceso, el usuario debe realizar la autenticación en OPPIA. Una vez dentro de la plataforma, el sistema de recomendación comienza a procesar la información: (1) realiza el cálculo del coeficiente de correlación de Pearson para obtener la similitud del usuario y (2) revisa los usuarios que están dentro del Neighborhood. En este punto realiza dos acciones que son: una recomendación de un ítem basado en el usuario y la

obtención de los usuarios ONLINE que están dentro del Neighborhood para recomendar la formación de un grupo.

Además, para el prototipo se han considerado dos tipos de usuarios estudiante y el profesional (véase la figura 9).

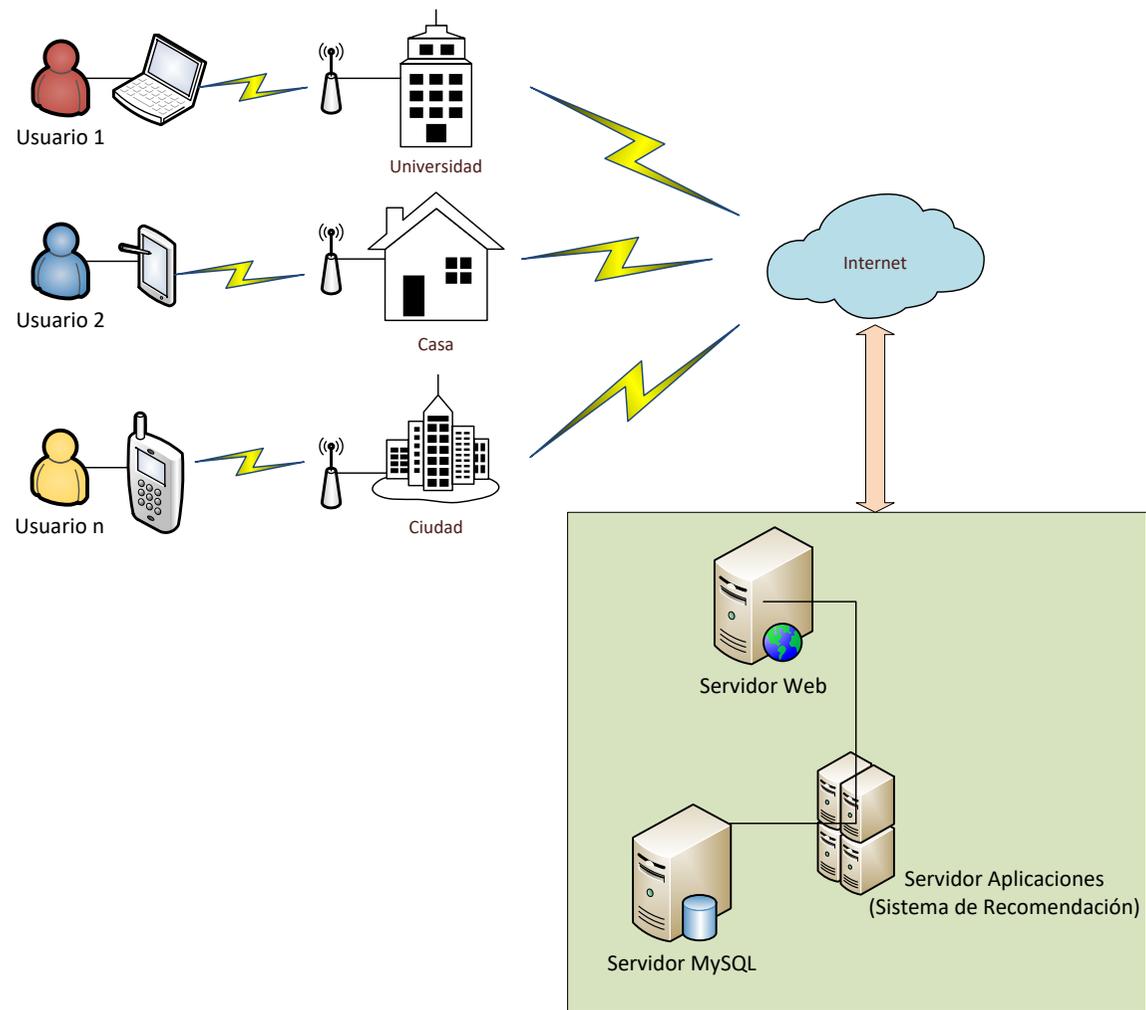


Figura 7: Arquitectura del sistema de recomendación de contenido y formación de grupos. **Fuente:** El autor.

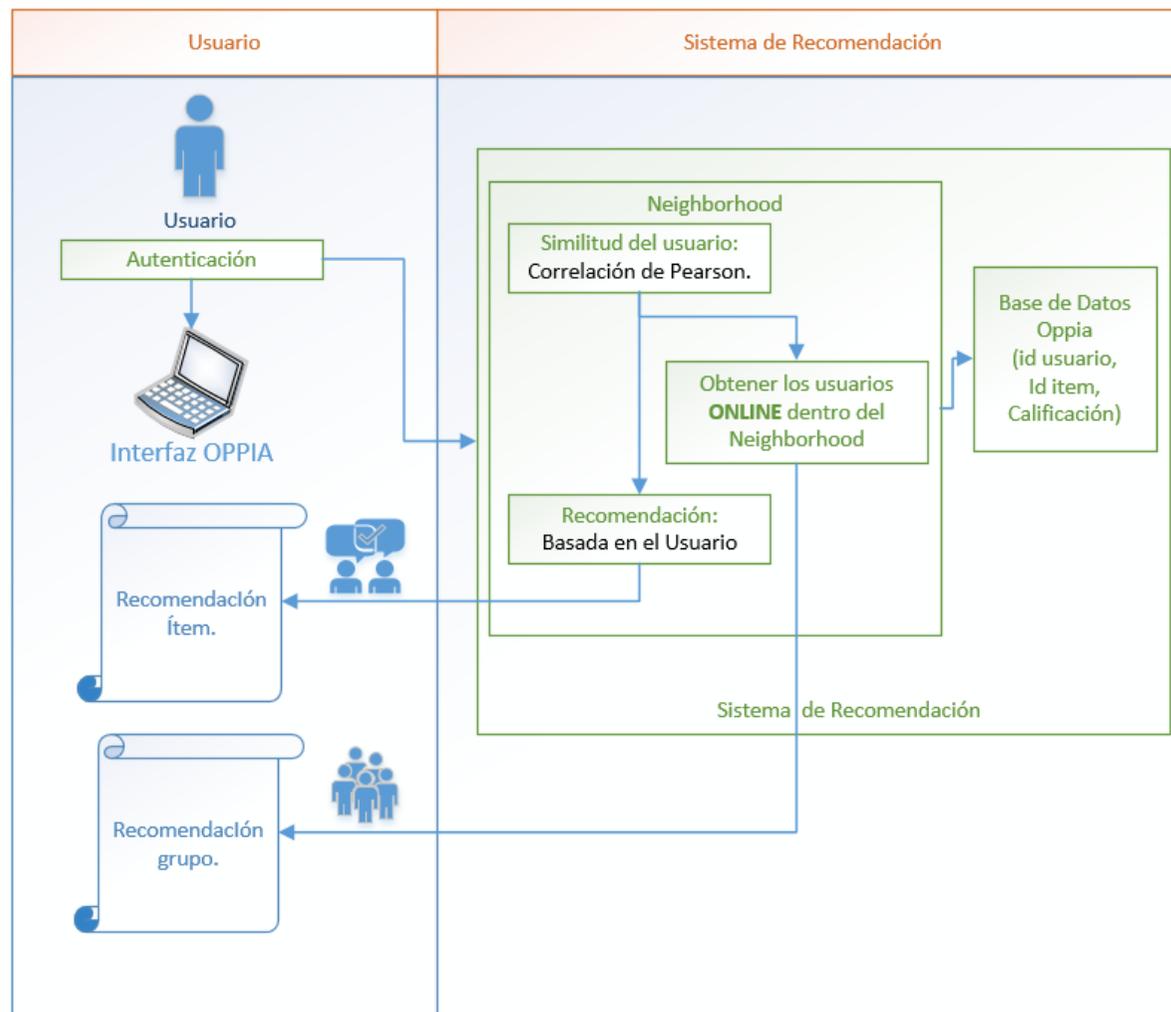


Figura 8: Diagrama del sistema de recomendación de contenido y formación de grupos. **Fuente:** El autor.

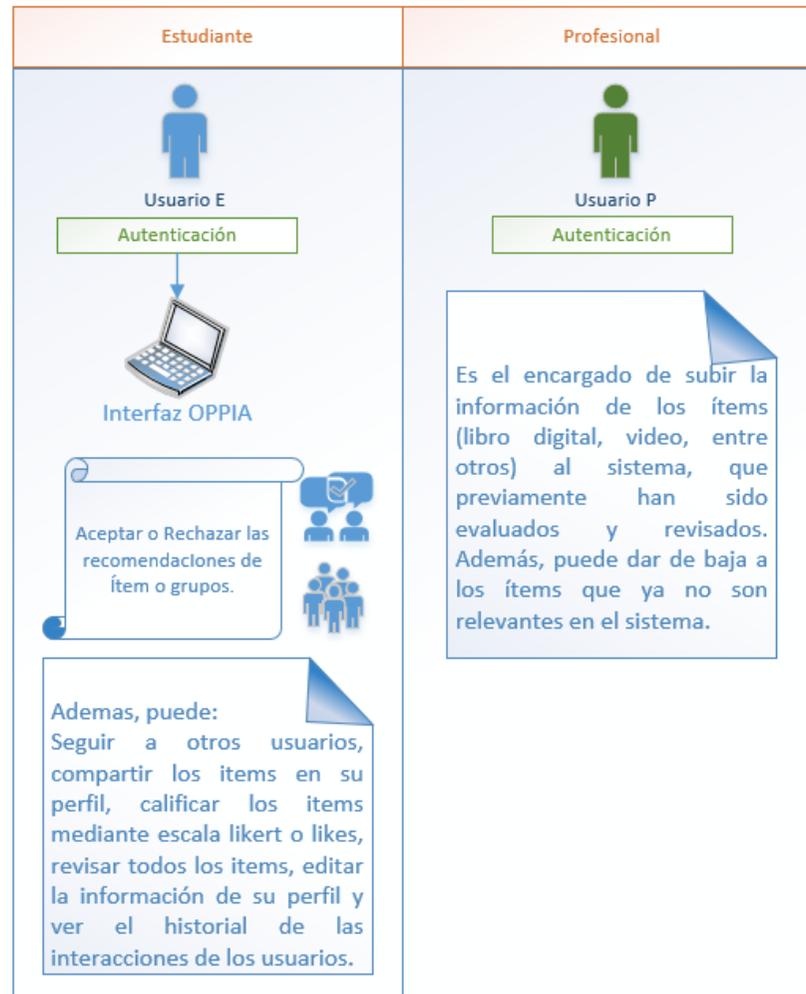


Figura 9: Roles de los usuarios. *Fuente:* El autor.

Para el desarrollo de nuestro prototipo se utilizarán varios programas y lenguajes de programación que a continuación se describen brevemente:

- Visual Studio: es un entorno de desarrollo integrado, que soporta múltiples lenguajes de programación tales como Java, Python, PHP, entre otros.
- MySQL: gestor de base de datos para la gestión de la información de los usuarios, ítems y calificaciones.
- PHP: lenguaje de programación diseñado para el desarrollo páginas web, además nos permite la comunicación de la aplicación con el sistema gestor de base de datos.
- CSS: es un lenguaje de diseño gráfico para establecer el diseño visual de las páginas web, e interfaces de usuario escritas en HTML.
- JAVA: es un lenguaje de programación orientado a objetos, nos va a permitir utilizar la librería de Apache Mahout para el sistema de recomendación.

3.4. Diseño del sistema.

En las siguientes subsecciones se va a presentar el diseño de la base de datos, servidor web, interfaz del usuario, sistema de recomendación y finalmente la interfaz de las recomendaciones.

3.4.1 Diseño de la base de datos

El diseño de la base de datos, está modelado mediante un diagrama UML (véase la figura 10).

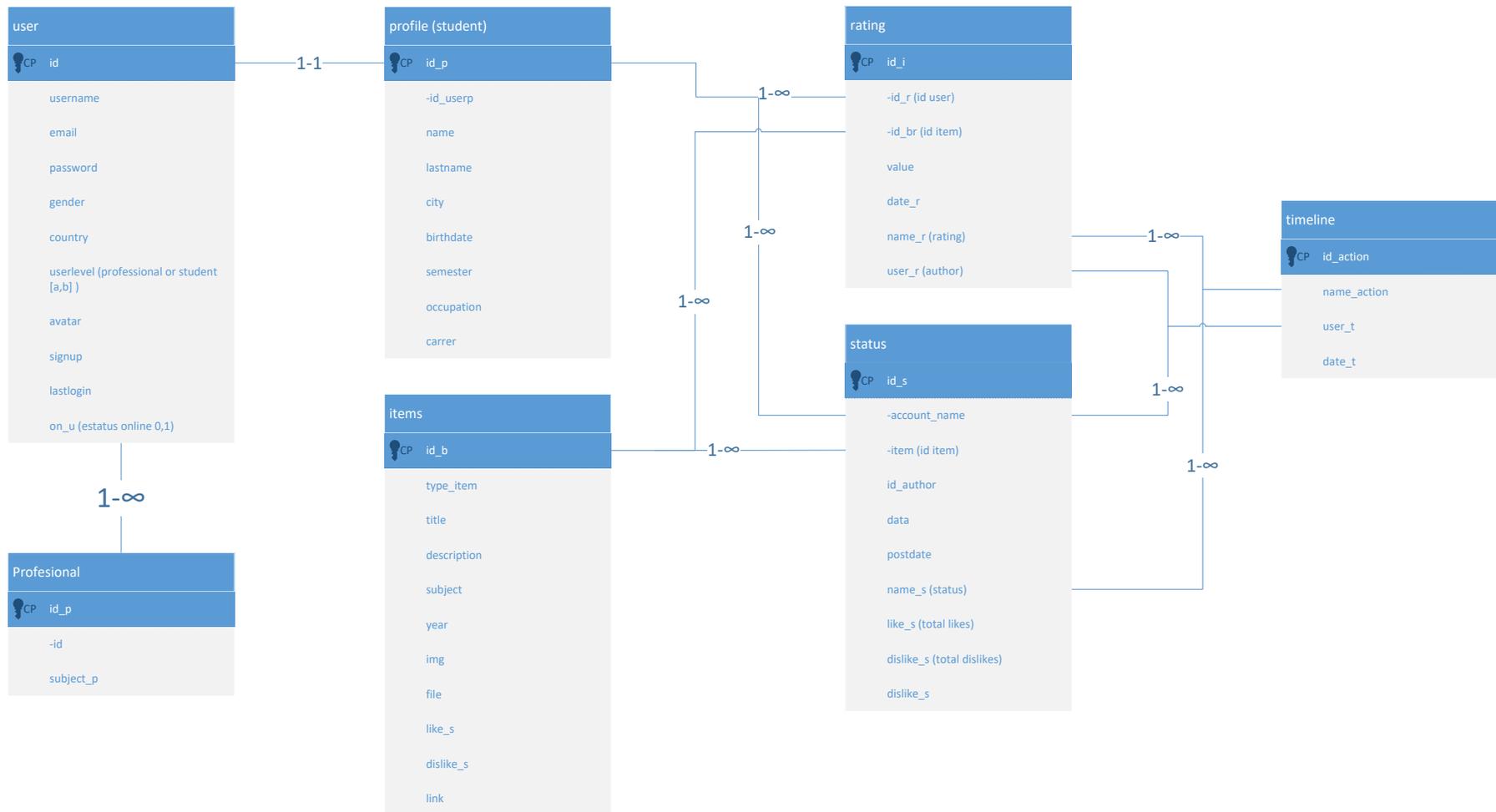


Figura 10: Diagrama UML de la base de datos. **Fuente:** El autor.

Las figuras 11 y 12 muestran las tablas para ingresar las recomendaciones de usuarios y grupos respectivamente.

recommender_u	
CP	id_re
	ru_user (id user)
	ru_item (id item)
	ru_value
	s (status 0, 1)

Figura 11: Tabla de recomendaciones para el usuario. **Fuente:** El autor.

recommender_g	
CP	id_re
	rg_name
	rg_user
	s_g

Figura 12: Tabla de recomendaciones de grupo. **Fuente:** El autor.

3.4.2 Servidor Web

El servidor web implementado para el prototipo es XAMPP, que nos permite realizar la gestión de bases de datos MySQL, utilizar el servidor web Apache y los intérpretes para lenguajes de script: PHP y Perle.

3.4.3 Diseño de la interfaz del usuario

La interfaz del usuario, una vez que fue autenticado su información, tiene múltiples ventanas que a continuación se describen:

- La ventana Home (véase la figura 13) en la que se muestran dos secciones: la primera puede acceder al Perfil, Historia, Explorar Ítems, en la segunda sección

se muestran todas las interacciones de los usuarios con la plataforma OPPIA tanto los ítems que han sido compartidos como los que fueron calificados.

- Perfil (véase la figura 14) tiene dos secciones: la primera cuenta con tres pestañas. En la primera sección se puede seleccionar: Muro que muestra lo que el usuario a compartido, en Información puede revisar sus datos personales, y Editar Perfil para cambiar su información y en la segunda sección se encuentra la foto de perfil y lista de amigos.
- Grupos (véase la figura 15) tiene dos secciones: la primera puede compartir algún comentario, unirse o dejar el grupo y en la segunda sección se muestran los miembros del grupo.
- Explorar Ítems (véase la figura 16) se muestran todos los ítems que están disponibles en OPPIA, además tiene la opción de acceder a cada ítem.
- Ítem (véase la figura 17) tiene tres secciones: la primera sección se muestra la información del ítem, además se puede calificar el ítem del 1-5 y compartir en su Perfil, la segunda sección se muestra el ítem puede ser: video, libro digital, pagina embebida y en la tercera sección puede evaluar el ítem mediante un Like o Dislike.

3.4.4 Diseño interfaz de las recomendaciones

Para mostrar las recomendaciones al usuario, se implementó un sistema de notificaciones en el menú superior de la página de OPPIA, véase la figura 18. Para la recomendación de ítem esta la pestaña “ítem” y para los grupos esta “grupo”.

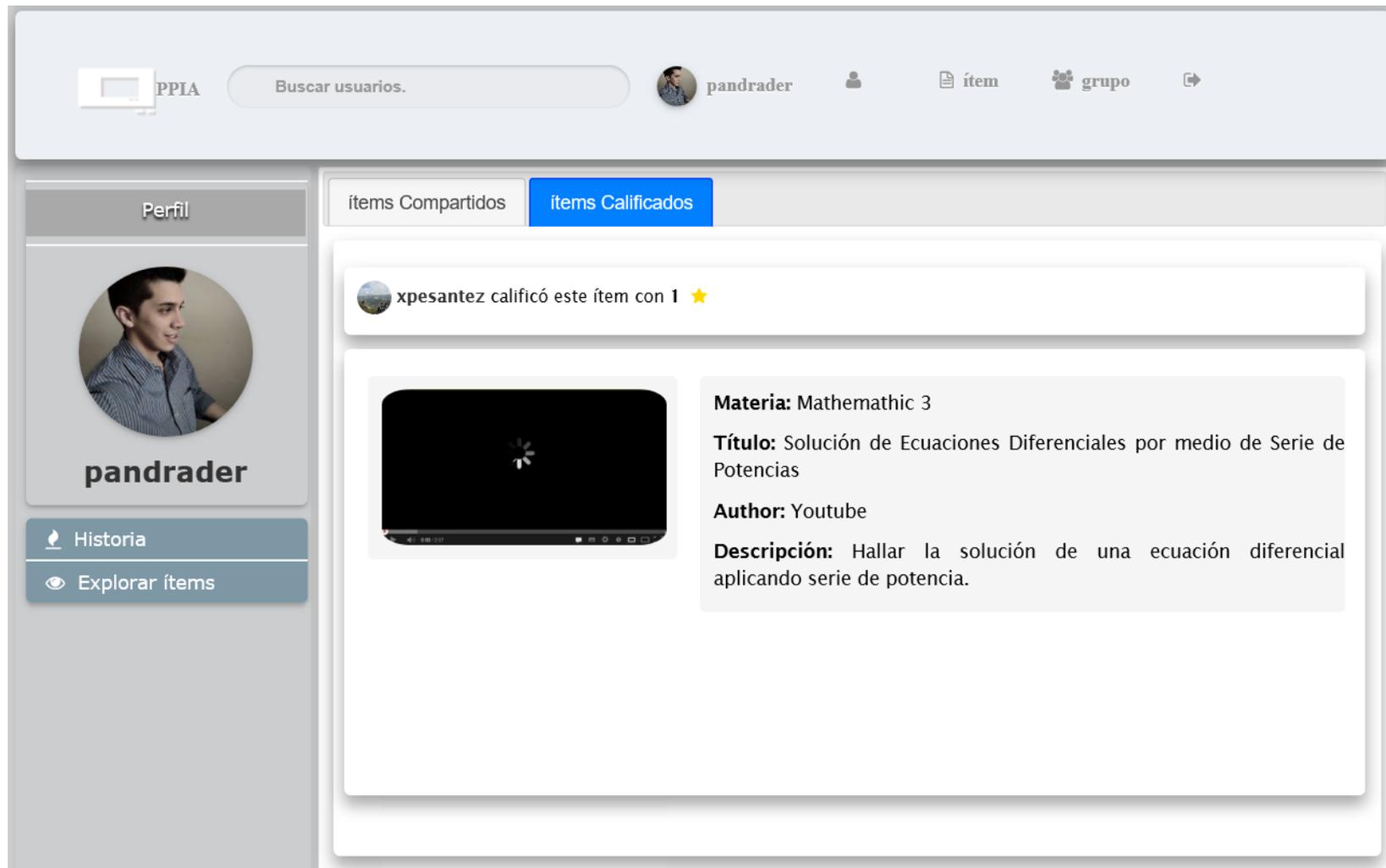


Figura 13: Ventana Home. **Fuente:** El autor.

PPIA pandrader ítem grupo

Muro Información Editar perfil

Guía 1, Matemática 3
 Compartido: 2016-12-21 12:09:55 [Borrar](#)

Materia: Mathematic 3

Título: Guia 1 Ecuaciones Diferenciales Primer Orden

Autor: Instituto de Ciencias Físicas y Matemáticas

Descripción: Guía de aprendizaje

3 2

Amigos

- xpesantez
- jorellanac
- fochoa
- cortiz
- bbravo

Figura 14: Ventana Perfil. Fuente: El autor.

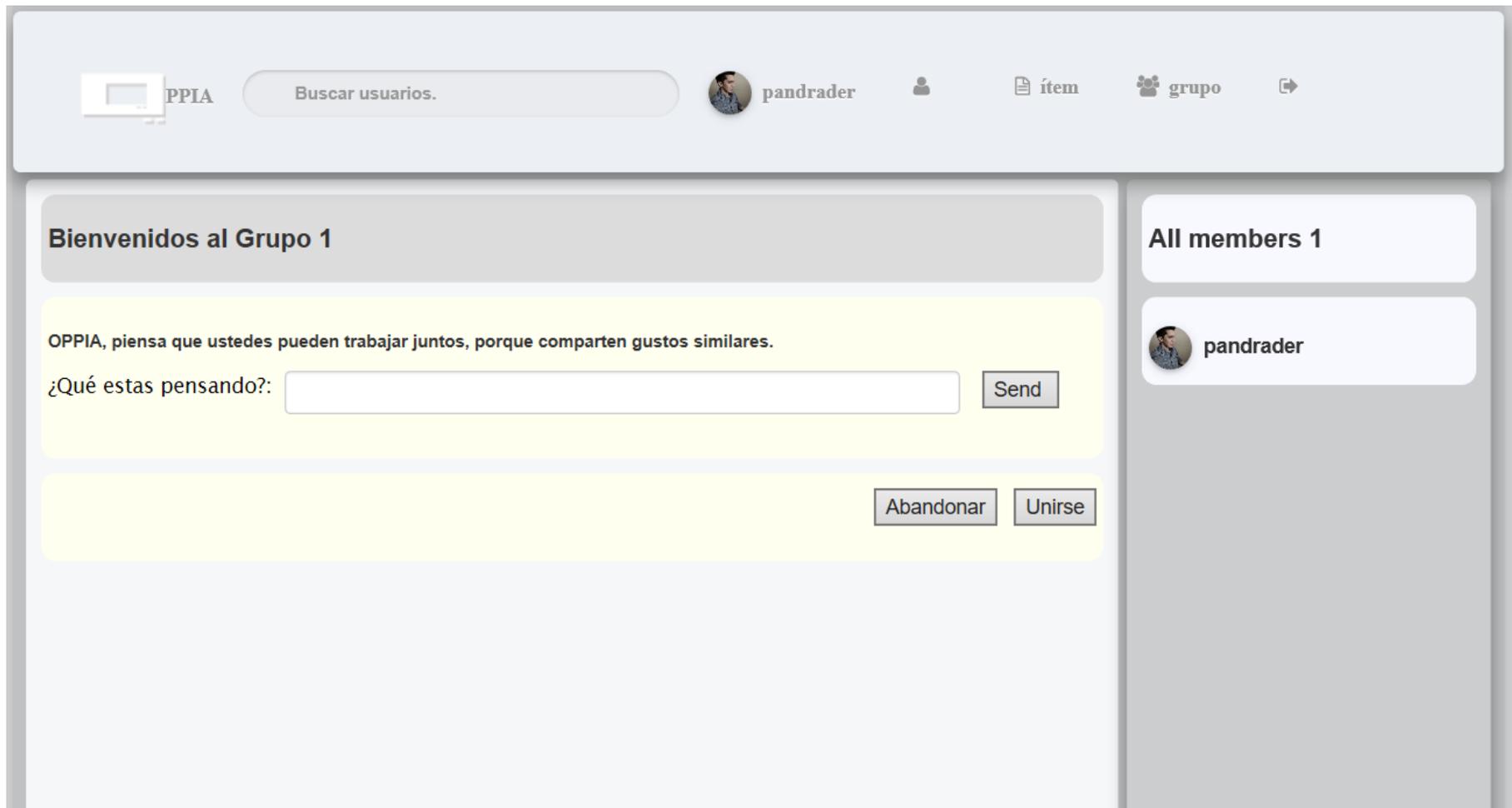


Figura 15: Ventana Grupos. *Fuente:* El autor.

PPIA  pandrader  ítem  grupo 

Ver items

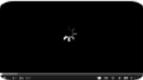
ítem	Portada	Título	Autor	Descripción	Materia	Año	Ver
video		Ecuaciones Diferenciales, Cauchy Euler	Youtube	Casos en la ecuación diferencial de Cauchy - Euler	Mathematic 3	2011	View
video		Transformada de Laplace, Convolución	Youtube	Ejercicio de convolución	Mathematic 3	2016	View
video		Transformada de Laplace	Youtube	Ejercicios de Transformada de Laplace	Mathematic 3	2016	View
book		Guía 1 Ecuaciones Diferenciales Primer Orden	Instituto de Ciencias Físicas y Matemáticas	Guía de aprendizaje	Mathematic 3	2015	View

Figura 16: Ventana Explorar Ítems. Fuente: El autor.

PPIA pandrader ítem grupo

Materia: Mathematic 3
Título: Guia 1 Ecuaciones Diferenciales Primer Orden
Autor: Instituto de Ciencias Físicas y Matemáticas
Descripción: Guía de aprendizaje

pandrader

Tú, puedes calificar este ítem!

Tú, puedes compartir este ítem!
 ¿pandrader qué opinas de este ítem?



GUÍA DE APRENDIZAJE

UNIDAD 1: ECUACIONES DIFERENCIALES DE PRIMER ORDEN

Objetivos específicos :

- Comprender cómo las tasas de cambio pueden ser modelados usando la primera y segunda derivada
- Expresar y comprender la definición de ecuación diferencial.
- Clasificar las ecuaciones diferenciales
- Comprender el significado de solución de una ecuación diferencial dada
- Encontrar el intervalo de existencia de una solución
- Distinguir entre familia de soluciones y solución particular
- Reconocer cuando una ecuación diferencial de primer orden puede ser resuelta por separación de variables
- Resolver ecuaciones diferenciales lineales usando factores de integración
- Comprender el término "ecuación exacta"
- Obtener la solución general de una ecuación exacta

Page 1 / 31

6
 3 3

Figura 17: Ventana Ítems. *Fuente:* El autor.

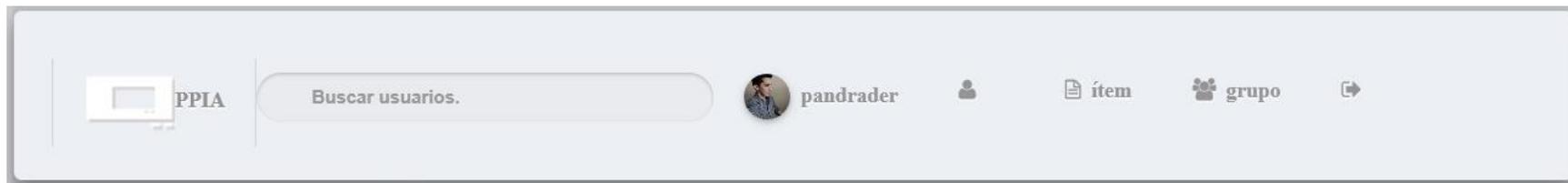


Figura 18: Menú superior. *Fuente:* El autor.

CAPÍTULO 4. ANÁLISIS DE DATOS Y RESULTADOS

En este capítulo se evalúa el sistema de recomendación, luego de haber recibido de forma explícita los intereses del usuario sobre los ítems, en dos escenarios: el primero de recomendación de contenido y el segundo de formación de grupos, a través de la raíz de error cuadrático medio RMSE (Root Mean Square Error) y un umbral de similitud de usuario respectivamente.

4.1 Primer escenario: Recomendación de contenido

En esta subsección se va a explicar cómo se realiza la recomendación del contenido en OPPIA. En la tabla 6 se muestran todas las calificaciones que han sido dadas por los usuarios a los ítems, se puede observar que los tres usuarios PANDRADER, FOCHOA y CORTIZ no han evaluado todos los ítems. A continuación, se va a obtener las recomendaciones para estos tres usuarios.

Primero vamos a realizar la autenticación del usuario, tomamos los datos de uno de los usuarios, PANDRADER su email: pandrader@gmail.com y password: 1234. Como se indicó en la figura 8, una vez autenticado el usuario puede acceder a todos los contenidos de OPPIA y el sistema de recomendación comienza a realizar los cálculos de similitud del usuario y realiza la recomendación.

El sistema de recomendación nos entrega los ítems junto con su posible calificación, pero para realizar la recomendación se ha establecido un umbral de 3.5 puntos, si el ítem posee una calificación mayor a este umbral se procede a sugerir, sino se lo descarta. En las tablas 7, 8 y 9 se muestran los resultados del sistema.

Además, se calcula el RMSE del sistema obteniendo un valor de 0.837777338, para reducir este valor se debería contar con más usuarios y calificaciones de ítems. Observando la tabla 8 del usuario fochoa, el ítem 17 tiene una predicción de 2.8678, la que no supera el umbral por lo tanto no es recomendada. Por otro lado, el resto de recomendaciones son realizadas y visualizadas en los respectivos perfiles, como el caso del usuario pandrader (véase figura 19).

Tabla 6: Calificaciones de ítems.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
pandrader	4	3	2	--	2	4	3	4	--	3	4	2	--	5	4	5	4	4
xpesantez	4	4	2	1	5	2	2	1	4	2	1	1	1	3	1	4	1	2
jorellanac	3	1	2	5	1	1	3	1	2	5	4	2	1	1	3	5	1	4
fochoa	3	3	5	4	4	--	4	3	3	2	4	4	4	1	1	2	--	3
cortiz	--	4	4	2	4	4	4	--	4	4	4	4	5	--	4	4	4	2
mcarpio	4	5	4	2	5	3	4	5	3	4	4	3	5	5	3	4	5	1
vandrade	4	5	4	2	5	3	4	5	3	4	4	3	5	5	3	4	5	1
csarmiento	4	2	2	4	1	5	3	3	5	3	4	3	5	4	5	5	3	5
bbravo	2	3	5	3	4	5	3	3	4	1	4	5	3	1	2	1	3	4
plucero	1	4	4	4	2	5	4	5	4	5	4	5	5	3	5	1	2	2

Tabla 7: Calificaciones de ítems por PANDRADER.

	Ítem 4		Ítem 9		Ítem 13	
pandrader	Valor real	Predicción	Valor real	Predicción	Valor real	Predicción
	4	4.2056	4	4.3831	5	4.1775
Diferencia	-0.2		-0.4		0.8	

Tabla 8: Calificaciones de ítems por FOCHOA.

	Ítem 6		Ítem 17	
fochoa	Valor real	Predicción	Valor real	Predicción
	4	5	--	2.8678
Diferencia	-1		-----	

Tabla 9: Calificaciones de ítems por CORTIZ.

	Ítem 1		Ítem 8		Ítem 14	
cortiz	Valor real	Predicción	Valor real	Predicción	Valor real	Predicción
	4	3.5573	4	4.7815	4	4.5557
Diferencia	0.4		-0.8		-0.6	

OPPIA

Buscar usuarios.

pandrader

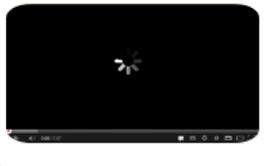
ítem

grupo

Remendación de ítems

pandrader

OPPIA, te recomienda el siguiente ítem



Materia: Mathematic 3
Título: Ecuaciones diferenciales de primer orden, factor de integración
Autor: Youtube
Descripción: Solución de una ecuación diferencial lineal de primer orden resuelta mediante un factor de integración.

Remendación de grupos

pandrader

OPPIA, te recomienda el siguiente ítem

Figura 19: Recomendación de Ítems. Fuente: El autor.

4.2 Segundo escenario: Formación de grupos

En OPPIA, la formación de grupos se realizará bajo la condición que los usuarios se encuentren ONLINE, una vez que el último miembro cierre sesión el grupo se eliminará. Además, se ha establecido un umbral de 0.5 de similitud para la formación de los grupos como se indicó en la figura 8. Para este escenario los siguientes usuarios van a estar ONLINE: PANDRADER, XPESANTEZ, JORELLANA, CSARMIENTO.

La similitud de los usuarios es mostrada en las tablas 10, 11, 12 y 13.

Tabla 10: Similitud de los usuarios con pandrader.

<i>Usuario 1</i>	Usuario 2	Similitud
<i>pandrader</i>	xpesantez	-0.03574164949231203
	jorellanac	0.19892141497333404
	fochoa	-0.7070799733473921
	cortiz	-0.2132007163556123
	mcarpio	-0.03060184221140792
	vandrade	-0.043951127354774876
	csarmiento	0.7685634544858889
	bbravo	-0.5827151888237597
	plucero	-0.3225405240506865

Tabla 11: Similitud de los usuarios con *xpesantez*.

<i>Usuario 1</i>	Usuario 2	Similitud
<i>xpesantez</i>	pandrader	-0.03574164949231127
	jorellanac	-0.10325897063091735
	fochoa	-0.16623278212924486
	cortiz	0.10744306187005126
	mcarpio	0.2187286408240464
	vandrade	0.21584411999712924
	csarmiento	-0.2250432079606537
	bbravo	-0.17741366073087286
	plucero	-0.5788891434385606

Tabla 12: Similitud de los usuarios con *jorellanac*.

<i>Usuario 1</i>	Usuario 2	Similitud
<i>jorellanac</i>	pandrader	0.19892141497333543
	xpesantez	-0.10325897063091695
	fochoa	-0.11821730619017497
	cortiz	-0.5269914345109953
	mcarpio	-0.5504905672348144
	vandrade	-0.5393204322890036
	csarmiento	0.31013061029625044
	bbravo	-0.34688676290098525
	plucero	-0.1684688751176805

Tabla 13: Similitud de los usuarios con csarmiento.

<i>Usuario 1</i>	Usuario 2	Similitud
<i>csarmiento</i>	pandrader	0.7685634544858906
	xpesantez	-0.22504320796065272
	jorellanac	0.31013061029625044
	fochoa	-0.4119104221922295
	cortiz	-0.13552796485227456
	mcarpio	-0.49472626851648055
	vandrade	-0.5008621874908877
	bbravo	-0.19027907246733314
	plucero	0.0235995353787021

Los únicos usuarios que cumplen las condiciones son CSARMIENTO, PANDRADER, que están ONLINE y superan el umbral. En consecuencia, el sistema de recomendación nos proporciona la siguiente sugerencia para la formación del grupo:

- Grupo 1: PANDRADER, CSARMIENTO

Una vez creado el grupo se procede a notificar a los miembros, en la figura 20 se puede observar la solicitud de unirse al Grupo 1, enviada al usuario PANDRADER.

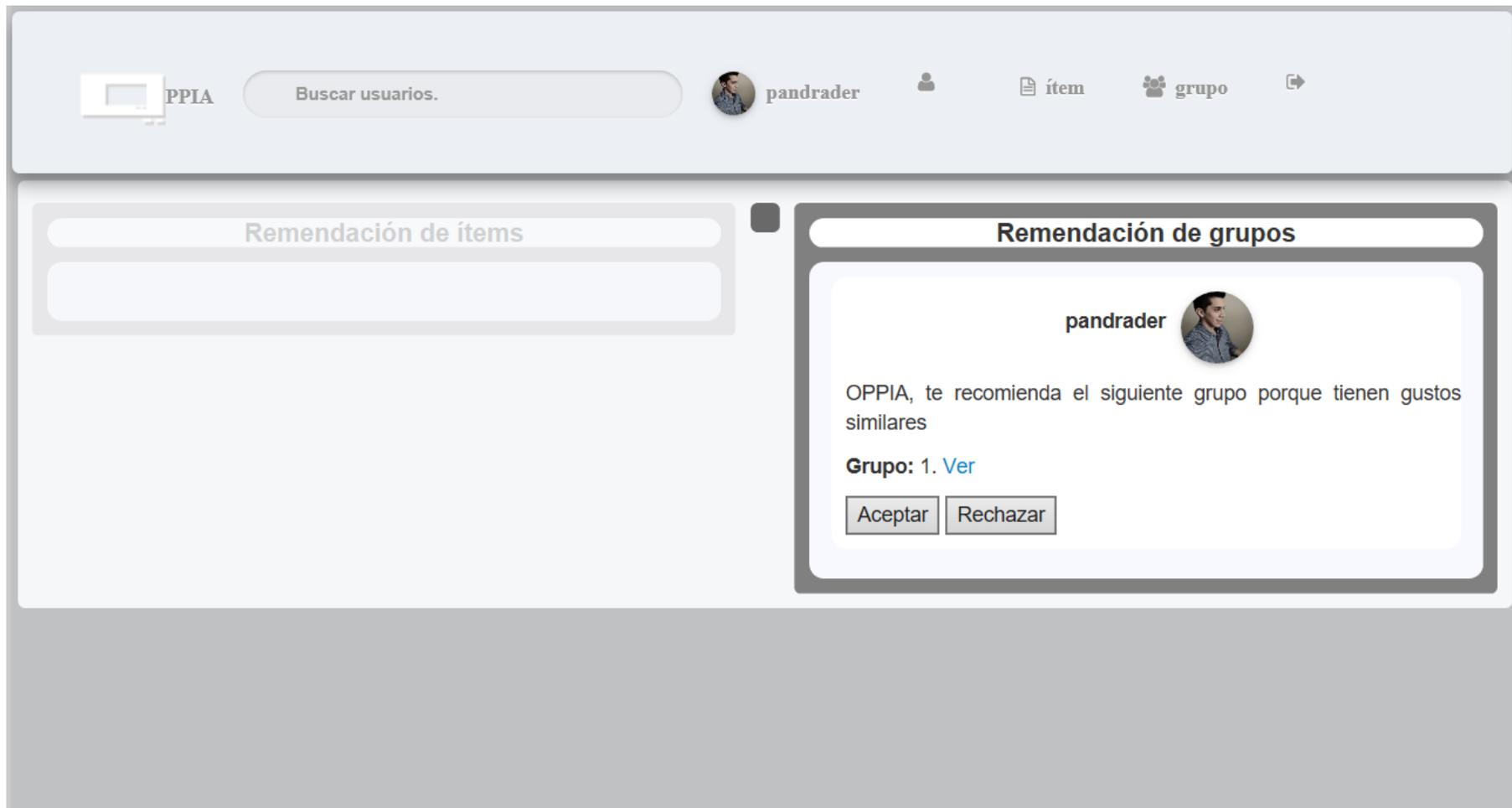


Figura 20: Recomendación de grupos. *Fuente:* El autor.

CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones

En este documento se diseñó e implementó un prototipo para un sistema de recomendación de contenido y formación de grupos en una plataforma educativa. Se estudiaron las respuestas del sistema de recomendación, obtenidas de las múltiples interacciones de los usuarios con la plataforma evaluando ítems, compartiendo información, revisándola y recomendándola. Por otro lado, se realizó una revisión del estado del arte de los sistemas de recomendación en la educación y los diferentes algoritmos. Al finalizar el proyecto se pudo comprobar que los objetivos específicos planteados se cumplieron, como se indica a continuación:

- Se realizó un estudio del estado del arte, analizando 42 sistemas de recomendación para obtener los métodos, algoritmos, arquitecturas, modelos, enfoques, tareas, dominios entre otras dimensiones, más utilizadas con el fin de poder implementar en nuestro sistema.
- Nuestro diseño de software cumple con todos los objetivos: registrar y editar el perfil del usuario, realizar consultas de nuevos contenidos o grupos, responder solicitudes para formar parte de un grupo o aceptar recomendaciones de contenido y brindar seguridad de información que se comparte en el perfil público. Tal como se expuso en la sección 3.4.4
- La información de la revisión bibliográfica permitió una correcta programación del software para: (1) base de datos en MySQL y servidor web XAMPP (2) perfil de generación manual y vacía (3) Etiquetado de contenidos lo realiza un profesional de cada materia, (4) recomendación de contenidos utilizando un filtrado colaborativo basado en el usuario, una arquitectura centralizada y (5) formación de grupos por la similitud del usuario.
- Las pruebas del sistema, fueron realizadas satisfactoriamente ya que nuestro sistema realiza una recomendación de los ítems que no han sido revisados y que al usuario le podría interesar, tal como se analizó en la sección 4, además

la formación de grupos cumple con los requerimientos: (1) formarse con usuarios de gustos similares (2) ser esporádica, es decir, solo existe si los posibles miembros están ONLINE, caso contrario se elimina.

Finalmente, como trabajo futuro, se propone un sistema de recomendación híbrido para poder realizar un sistema de recomendación más robusto.

5.2 Recomendaciones

A continuación, se presentan algunas recomendaciones a ser tomadas en cuenta para futuros diseños de sistemas de recomendación:

- Identificar el tipo de aprendizaje que se desea impartir, es decir, el aprendizaje de un nuevo concepto o reforzar el conocimiento, ya que de esto depende el tipo de recursos de aprendizaje.
- Los profesionales encargados de los recursos de aprendizaje deben tener en cuenta los estándares en IEEE LOM y Dublin Core donde indica como describir los atributos de: título, autor, palabras clave, relaciones entre los recursos de aprendizaje. Esto es importante en el caso que se vaya a implementar un sistema de recomendación basado en el contenido.
- Es importante tener en cuenta para realizar las recomendaciones de actividades, éstas deben ser del agrado del aprendiz y además las requeridas por el profesor.
- Determinar el período de tiempo de los artículos, es decir, con qué frecuencia y de qué manera ingresan elementos y luego son retirados del dominio.
- Los derechos de privacidad de los datos y la concesión de licencias de educación es un asunto crucial, dentro del sistema.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] L. Bian, “Research on e-learning based on network technology,” in *Networking and Digital Society*, 2009. ICNDS '09. International Conference on, vol. 1, pp. 289-292, May 2009.
- [2] B. Khatri, P. Chouskey, and M. Singh, “Comparative analysis study of e-learning and traditional learning in technical institution,” in *Communication Systems and Network Technologies (CSNT)*, 2013 International Conference on, pp. 770773, April 2013.
- [3] G. Molnar, “Teaching and learning in modern digital environment,” in *Applied Machine Intelligence and Informatics (SAMI)*, 2015 IEEE 13th International Symposium on, pp. 213217, Jan 2015.
- [4] S.-C. Wang, “University instructor perceptions of the benefits of technology use in e-learning,” in *Computer and Electrical Engineering*, 2009. ICCEE '09. Second International Conference on, vol. 1, pp. 580-585, Dec 2009.
- [5] V. S. Abhijith, C. V. Anoop, S. Venugopal, T. Thomas, K. Vineeth, and K. Reshma, “Powering imagination: An initiative for technology enhanced learning in rural schools,” in *2014 IEEE Sixth International Conference on Technology for Education*, pp. 206-207, Dec 2014.
- [6] K. Souali, A. E. Afia, R. Faizi, and R. Chiheb, “A new recommender system for e-learning environments,” in *2011 International Conference on Multimedia Computing and Systems*, pp. 1-4, April 2011.
- [7] H.-I. Liu and M.-N. Yang, “Qol guaranteed adaptation and personalization in e-learning systems,” *Education, IEEE Transactions on*, vol. 48, pp. 676-687, Nov 2005.
- [8] M. Lapenok, “Teachers training for using of distance learning system at schools,” in *Advanced Learning Technologies*, 2009. ICALT 2009. Ninth IEEE International Conference on, pp. 602603, July 2009.
- [9] L. Ding and P. Shi, “Introducing e-learning based on community detection,” in *Education Technology and Computer Science*, 2009. ETCS '09. First International Workshop on, vol. 3, pp. 824-827, March 2009.

- [10] A. S. Alamri, A. I. Cristea, and L. Shi, "Designing a collaborative group project recommender for an e-learning system," in 2016 SAI Computing Conference (SAI), pp. 781-787, July 2016.
- [11] X. Wan and T. Okamoto, "Building learner profile for group learning recommender system from learning process," in Intelligent Systems and Applications, 2009. ISA 2009. International Workshop on, pp. 1-4, May 2009.
- [12] C. Yathongchai, T. Angskun, W. Yathongchai, and J. Angskun, "Learner classification based on learning behavior and performance," in Open Systems (ICOS), 2013 IEEE Conference on, pp. 66-70, Dec 2013.
- [13] C.-S. Lin and M.-S. Kuo, "Adaptive networked learning environments using learning objects, learner profiles and inhabited virtual learning worlds," in Advanced Learning Technologies, 2005. ICAALT 2005. Fifth IEEE International Conference on, pp. 116-118, July 2005.
- [14] S. Liu and W. Wang, "The application study of learner's face detection and location in the teaching network system based on emotion recognition," in Networks Security Wireless Communications and Trusted Computing (NSWCTC), 2010 Second International Conference on, vol. 1, pp. 394-397, April 2010.
- [15] Y. Liu, W. Wang, D. Liu, and S. Liu, "The study of learners' emotional features in the e-learning system," in Networks Security Wireless Communications and Trusted Computing (NSWCTC), 2010 Second International Conference on, vol. 1, pp. 423-426, April 2010.
- [16] M. May and S. George, "Using students' tracking data in e-learning: Are we always aware of security and privacy concerns?," in Communication Software and Networks (ICCSN), 2011 IEEE 3rd International Conference on, pp. 10-14, May 2011.
- [17] M. Vandana and S. Manmadhan, "Self learning network traffic classification," in Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS), 2015 International Conference on, pp. 1-5, March 2015.
- [18] W. Fazamin Wan Hamzah, N. Ali, M. Saman, M. Yusoff, and A. Yacob, "The use of tin can api for web usage mining in e-learning applications on the social

network,” in Computer Applications Industrial Electronics (ISCAIE), 2015 IEEE Symposium on, pp. 113-118, April 2015.

[19] D. Maria-Iuliana, B. Constanta-Nicoleta, and B. Alexandru, “Platform for creating collaborative e-learning communities based on automated composition of learning groups,” in Engineering of Computer Based Systems (ECBS-EERC), 2013 3rd Eastern European Regional Conference on the, pp. 103-112, Aug 2013.

[20] M. Shirali-Shahreza and M. Shirali-Shahreza, “Designing and implementing two internet based exam systems using synchronous and asynchronous models,” in Advanced Communication Technology, 2008. ICACT 2008. 10th International Conference on, vol. 3, pp. 2135-2139, Feb 2008.

[21] M. Bochicchio and A. Longo, “Learning objects and online labs: The micronet experience,” in Remote Engineering and Virtual Instrumentation (REV), 2012 9th International Conference on, pp. 1-7, July 2012.

[22] L. Cui, F. P. Tso, D. Yao, and W. Jia, “Wefilab: A web-based wifi laboratory platform for wireless networking education,” Learning Technologies, IEEE Transactions on, vol. 5, pp. 291-303, Oct 2012.

[23] M. Borsic, D. Cmuk, P. Daponte, C. De Capua, D. Grimaldi, T. Kilic, T. Mutapcic, and M. Riccio, “Italian-croatian remote laboratory distributed on geographical network,” in Software in Telecommunications and Computer Networks, 2006. SoftCOM 2006. International Conference on, pp. 357-362, Sept 2006.

[24] K. Verbert, N. Manouselis, X. Ochoa, M. Wolpers, H. Drachsler, I. Bosnic, and E. Duval, “Context-aware recommender systems for learning: A survey and future challenges,” IEEE Transactions on Learning Technologies, vol. 5, pp. 318-335, Oct 2012.

[25] M. Ghennane, M. Abik, R. Ajhoun, J. Subercaze, C. Gravier, and F. Laforest, “Personalized recommendation based hashtags on e-learning systems,” in ISKO-Maghreb, 2013 3rd International Symposium, pp. 1-8, Nov 2013.

[26] D. Adami, C. Callegari, S. Giordano, F. Mustacchio, and R. Secchi, “Teaching experiences with e-learning network infrastructures,” in Telecommunications, 2005. advanced industrial conference on telecommunications/service assurance with partial

and intermittent resources conference/e-learning on telecommunications workshop. aict/sapir/elete 2005. proceedings, pp. 510-515, July 2005.

[27] H. Yin, J. Han, J. Liu, and J. Dong, "The application research of gae one-learning 2014; taking google cloudcourse for example," in Communication Software and Networks (ICCSN), 2011 IEEE 3rd International Conference on, pp. 156-159, May 2011.

[28] N. Manouselis, H. Drachsler, K. Verbert, and O. C. Santos, Recommender Systems for Technology Enhanced Learning: Research Trends and Applications. Springer Publishing Company, Incorporated, 2014.

[29] S. Shishehchi, S. Y. Banihashem, and N. A. M. Zin, "A proposed semantic recommendation system for e-learning: A rule and ontology based elearning recommendation system," in 2010 International Symposium on Information Technology, vol. 1, pp. 1-5, June 2010.

[30] J. Solís-Céspedes and M. Chacón-Rivas, "A recommender system for learning objects on a learning management system: Implementation experience," in 2016 XI Latin American Conference on Learning Objects and Technology (LACLO), pp. 1-11, Oct 2016.

[31] N. Manouselis, H. Drachsler, K. Verbert, and E. Duval, Recommender systems for learning. Springer Science & Business Media, 2012.

[32] E. Ashley-Dejo, S. Ngwira, and T. Zuva, "A survey of context-aware recommender system and services," in 2015 International Conference on Computing, Communication and Security (ICCCS), pp. 1-6, Dec 2015.

[33] L. M. Regueras, E. Verdu, M. F. Munoz, M. A. Perez, J. P. de Castro, and M. J. Verdu, "Effects of competitive e-learning tools on higher education students: A case study," IEEE Transactions on Education, vol. 52, pp. 279-285, May 2009.

[34] R. A. Gandara, D. Nurjanah, and R. W. Ciptasari, "Integrating cognitively oriented and pedagogically-oriented methods in adaptive educational hypermedia," in 2014 International Conference on Data and Software Engineering (ICODSE), pp. 1-6, Nov 2014.

- [35] B. L. Bayasut, G. Pramudya, and H. B. Basiron, "Ulul-ilm: The design of web-based adaptive educational hypermedia system based on learning style," in 2013 13th International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, pp. 147-152, Dec 2013.
- [36] A. A. Gokhale, "Mining educational data: A focus on learning analytics," in 2015 IEEE Seventh International Conference on Intelligent Computing and Information Systems (ICICIS), pp. 1-1, Dec 2015.
- [37] H. Alharbi, A. Jayawardena, and P. Kwan, "Social recommender system for predicting the needs of students/instructors: Review and proposed framework," in 2014 International Conference on Future Internet of Things and Cloud, pp. 534-540, Aug 2014.
- [38] J. Bu, X. Shen, B. Xu, C. Chen, X. He, and D. Cai, "Improving collaborative recommendation via user-item subgroups," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 28, pp. 2363-2375, Sept 2016.
- [39] J. Salter and N. Antonopoulos, "Cinemascreen recommender agent: combining collaborative and content-based filtering," *IEEE Intelligent Systems*, vol. 21, pp. 35-41, Jan 2006.
- [40] J. F. Bravo-Torres, V. E. Robles-Bykaev, M. López-Nores, E. F. Ordoñez-Morales, Y. Blanco-Fernández, and A. Gil-Solla, "Oppia: A context-aware ubiquitous learning platform to exploit short-lived student networks for collaborative learning," in *Proceedings of the 8th International Conference on Computer Supported Education - Volume 2: CSEDU*, pp. 494-498, 2016.Surgery.
- [41] C. C. Aggarwal, *Recommender Systems: The Textbook*. Springer, 2016.
- [42] D. Jannach, M. Zanker, A. Felfernig, and G. Friedrich, *Recommender systems: an introduction*. Cambridge University Press, 2010.