



**UNIVERSIDAD ESTADAL DE MILAGRO
FACULTAD CIENCIAS E INGENIERÍA**

**INFORME DE PROYECTO INTEGRADOR
PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE INGENIERO EN
SISTEMAS COMPUTACIONALES**

**TEMA: DESARROLLO DE UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN
PARA LA GESTIÓN ACÁDEMICA EN LA UNIVERSIDAD ESTADAL
DE MILAGRO**

Autores:

Sr. Pazmiño Lema Bryan Javier

Sr. Zapata Jaya Wilson Fernando

Tutor:

Mgr. Rodas Silva Jorge Luis

Milagro, Febrero 2020

ECUADOR

DERECHOS DE AUTOR

Ingeniero.
Fabricio Guevara Vicj3, PhD.
RECTOR
Universidad Estatal de Milagro
Presente.

Yo, Zapata Jaya Wilson Fernando, en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de integraci3n curricular, modalidad presencial, mediante el presente documento, libre y voluntariamente procedo a hacer entrega de la Cesi3n de Derecho del Autor, como requisito previo para la obtenci3n de mi T3tulo de Grado, como aporte a la L3nea de Investigaci3n 1S2019 UIC Tecnolog3as de la Informaci3n y de la Comunicaci3n, de conformidad con el Art. 114 del C3digo Org3nico de la Econom3a Social de los Conocimientos, Creatividad e Innovaci3n, concedo a favor de la Universidad Estatal de Milagro una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente acad3micos. Conservo a mi favor todos los derechos de autor sobre la obra, establecidos en la normativa citada.

As3 mismo, autorizo a la Universidad Estatal de Milagro para que realice la digitalizaci3n y publicaci3n de este trabajo de integraci3n curricular en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Org3nica de Educaci3n Superior.

El autor declara que la obra objeto de la presente autorizaci3n es original en su forma de expresi3n y no infringe el derecho de autor de terceros, asumiendo la responsabilidad por cualquier reclamaci3n que pudiera presentarse por esta causa y liberando a la Universidad de toda responsabilidad.

Milagro, 19 de Febrero de 2020



Zapata Jaya Wilson Fernando
Autor 1
CI: 1718356858

DERECHOS DE AUTOR

Ingeniero.
Fabricio Guevara Viejó, PhD.
RECTOR
Universidad Estatal de Milagro
Presente.

Yo, Pazmiño Lema Bryan Javier, en calidad de autor y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de integración curricular, modalidad presencial, mediante el presente documento, libre y voluntariamente procedo a hacer entrega de la Cesión de Derecho del Autor, como requisito previo para la obtención de mi Título de Grado, como aporte a la Línea de Investigación 1S2019 UIC Tecnologías de la Información y de la Comunicación, de conformidad con el Art. 114 del Código Orgánico de la Economía Social de los Conocimientos, Creatividad e Innovación, concedo a favor de la Universidad Estatal de Milagro una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos. Conservo a mi favor todos los derechos de autor sobre la obra, establecidos en la normativa citada.

Así mismo, autorizo a la Universidad Estatal de Milagro para que realice la digitalización y publicación de este trabajo de integración curricular en el repositorio virtual, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

El autor declara que la obra objeto de la presente autorización es original en su forma de expresión y no infringe el derecho de autor de terceros, asumiendo la responsabilidad por cualquier reclamación que pudiera presentarse por esta causa y liberando a la Universidad de toda responsabilidad.

Milagro, 19 de Febrero de 2020



Pazmiño Lema Bryan Javier
Autor 2
CI: 0802734350

APROBACIÓN DEL TUTOR DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR

Yo, Rodas Silva Jorge Luis en mi calidad de tutor del trabajo de integración curricular, elaborado por los estudiantes Zapata Jaya Wilson Fernando y Pazmiño Lema Bryan Javier, cuyo título es Desarrollo de un sistema de recomendación para la gestión académica en la universidad estatal de milagro, que aporta a la Línea de Investigación 1S2019 UIC Tecnologías de la Información y de la Comunicación previo a la obtención del Título de Grado Ingeniero en Sistemas Computacionales; considero que el mismo reúne los requisitos y méritos necesarios en el campo metodológico y epistemológico, para ser sometido a la evaluación por parte del tribunal calificador que se designe, por lo que lo APRUEBO, a fin de que el trabajo sea habilitado para continuar con el proceso previa culminación de Trabajo de Integración Curricular de la Universidad Estatal de Milagro.

Milagro, 19 de Febrero de 2020



Rodas Silva Jorge Luis

Tutor
C.I: 0921633988

APROBACIÓN DEL TRIBUNAL CALIFICADOR

El tribunal calificador constituido por:

Mgr. Rodas Silva Jorge Luis

Mgr. Correa Peralta Mirella Azucena

Mgr. Rea Sánchez Víctor Hugo

Luego de realizar la revisión del Trabajo de Integración Curricular, previo a la obtención del título (o grado académico) de INGENIERO EN SISTEMAS COMPUTACIONALES presentado por el estudiante Zapata Jaya Wilson Fernando.

Con el tema de trabajo de Integración Curricular: DESARROLLO DE UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN PARA LA GESTIÓN ACÁDEMICA EN LA UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO.

Otorga al presente Trabajo de Integración Curricular, las siguientes calificaciones:



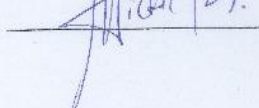
Trabajo Curricular	Integración	[58,33]
Defensa oral		[34,33]
Total		[92,66]

Emite el siguiente veredicto: (aprobado/reprobado)

Aprobado

Fecha: Milagro, 19 de Febrero de 2020

Para constancia de lo actuado firman:

	Nombres y Apellidos	Firma
Presidente	Rodas Silva Jorge Luis	
Secretario /a	Correa Peralta Mirella Azucena	
Integrante	Rea Sánchez Víctor Hugo	

APROBACIÓN DEL TRIBUNAL CALIFICADOR

El tribunal calificador constituido por:

Mgtr. Rodas Silva Jorge Luis

Mgtr. Correa Peralta Mirella Azucena

Mgtr. Rea Sánchez Víctor Hugo

Luego de realizar la revisión del Trabajo de Integración Curricular, previo a la obtención del título (o grado académico) de INGENIERO EN SISTEMAS COMPUTACIONALES presentado por el estudiante Pazmiño Lema Bryan Javier.

Con el tema de trabajo de Integración Curricular: DESARROLLO DE UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN PARA LA GESTIÓN ACADÉMICA EN LA UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO.

Otorga al presente Proyecto Integrador, las siguientes calificaciones:

Trabajo de Integración Curricular	[58,33]
Defensa oral	[40]
Total	[98,33]

Emite el siguiente veredicto: (aprobado/reprobado)

Aprobado

Fecha: Milagro, 19 de Febrero de 2020

Para constancia de lo actuado firman:

	Nombres y Apellidos	Firma
Presidente	Rodas Silva Jorge Luis	<u>[Firma]</u>
Secretario /a	Correa Peralta Mirella Azucena	<u>[Firma]</u>
Integrante	Rea Sánchez Víctor Hugo	<u>[Firma]</u>

DEDICATORIA

El presente trabajo quisiera dedicarlo en primer lugar a Dios que fue mi apoyo espiritual en esta etapa de experiencias en mi vida.

A mis padres: Enma Jaya y Wilson Zapata, de igual manera a mi familia que siempre estuvieron en todo momento ahí listos y dispuestos a apoyarme moralmente, cuyo afecto se hizo presente siempre en momentos difíciles a lo largo de este camino, que fue lo primordial para completar esta etapa con éxito.

A mis amigos que de una otra manera influyó positivamente en mí, con pequeños consejos que motivaron para lograr mis metas.

A mis docentes que formaron parte de esta etapa educativa, que me supieron guiar e ilustrar con su conocimiento para llevar acabo esto.

AGRADECIMIENTO

Por medio de estas palabras quisiera expresar mi gratitud con Dios por brindarme esa fortaleza espiritual y también a mi familia por estar siempre presente.

También quisiera agradecer a los Docentes y autoridades de la Facultad Ciencias de la Ingeniería que confiaron en mí, y supieron brindarme su mano amiga para culminar este proyecto de integración curricular.

De igual forma quiero agradecer a la Universidad Estatal por abrirme sus puertas desde el primer momento que ingrese, y supieron manejarse de muy bien de manera administrativa para brindarme un buen servicio de atención.

DEDICATORIA

El presente trabajo se lo dedico primero a Dios, segundo a mi familia y a tres personas especiales quienes ya no están presente, tercero a mis amigos más cercanos quienes me han brindado su apoyo en toda mi trayectoria estudiantil, también a mis maestros quienes han sido de guía en mi formación profesional y sobre todo quienes me han ayudado a crecer en todos los ámbitos.

AGRADECIMIENTO

Quiero agradecer a Dios por permitirme llegar hasta estas instancias, a mi madre Luz Angélica Lema y hermanos/as quienes han sido un pilar fundamental en toda mi trayectoria universitaria a pesar de la distancia en la cual nos hemos mantenido, a mi familia en general quienes han estado en todo momento apoyándome anímicamente, a mis amigos quienes me han brindado su mano de cualquier forma en las situaciones difíciles que se me han presentado y finalmente a todos los docentes de la Facultad de Ciencias e Ingeniería quienes me supieron compartir sus conocimientos para mi formación profesional en cada semestre..

ÍNDICE GENERAL

DERECHOS DE AUTOR.....	ii
DERECHOS DE AUTOR.....	iii
APROBACIÓN DEL TUTOR DEL TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR.....	iv
APROBACIÓN DEL TRIBUNAL CALIFICADOR	v
APROBACIÓN DEL TRIBUNAL CALIFICADOR	vi
DEDICATORIA	vii
AGRADECIMIENTO.....	viii
DEDICATORIA	ix
AGRADECIMIENTO.....	x
ÍNDICE GENERAL.....	xi
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xii
ÍNDICE DE TABLAS	xiii
RESUMEN.....	1
ABSTRACT.....	2
CAPÍTULO 1	3
1. INTRODUCCIÓN	3
1.1. Planteamiento del problema.....	3
1.2. Objetivos	4
1.3. Justificación	5
1.4. Marco Teórico	5
CAPÍTULO 2.....	18
2. METODOLOGÍA	18
2.1. Investigación tecnológica aplicada	18
CAPÍTULO 3.....	20
3. RESULTADOS (ANÁLISIS O PROPUESTA)	20
PROPUESTA DE SOLUCIÓN	20
3.1. Tema.....	20
3.2. Descripción de la propuesta de solución	20
3.3. Especificaciones técnicas	20
3.4. Evaluación	30
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	34
ANEXOS.....	38

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Estructura de un SR.....	6
Figura 2: Ejemplo de Algoritmo Colaborativo.....	10
Figura 3: Proceso que realiza el Algoritmo KNN	11
Figura 4: Ejemplo de Algoritmo Basado en Contenido	12
Figura 5: Ejemplo de Algoritmo Demográfico.....	14
Figura 6: Estructura de Filtrado Híbrido	14
Figura 7: Estructura de la Base de Conocimiento	21
Figura 8: Estructura para Filtrado Colaborativo.....	22
Figura 9: Proceso del algoritmo KNN para la obtención de recomendaciones por Filtrado Colaborativo	23
Figura 10: Estructura para Filtrado Basado en Contenido	24
Figura 11: Proceso del algoritmo TF-IDF para la obtención de recomendaciones por Filtrado Basado en Contenido	24
Figura 12: Estructura de AcademicSR	25
Figura 13: Estructura del software.....	26
Figura 14: Login SGA	27
Figura 15: Menú de inicio.	28
Figura 16: Nivel Académico.....	28
Figura 17: Materias.....	29
Figura 18: Selección docentes.	29

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Herramientas para el desarrollo del SR.....	26
--	----

Título de Trabajo Integración Curricular: Desarrollo de un sistema de recomendación para la gestión académica en la universidad estatal de Milagro.

RESUMEN

La selección de docentes en la Universidad Estatal de Milagro es un proceso del sistema de gestión académica que se basa en un método de revisión de perfiles, el cual se lo realiza por medio del análisis de semáforos que se encuentran en cada punto a evaluar. En este sistema se muestra si el docente que se postula a la materia cumple con los requisitos, basándose en características definidas en el distributivo de docentes. En este proceso el director de carrera tiene que revisar manualmente cada uno de los perfiles de los docentes que se postulan para determinar su nivel de compatibilidad, ante esta problemática se propone el desarrollo de un sistema de recomendación que se lo nombro como AcademicSR y que su funcionalidad se encuentra aplicada en el distributivo de docentes, con la finalidad de automatizar el proceso que el director de carrera realiza, de tal manera que solo se muestre una lista de docentes aptos para la materia a través de algoritmos de recomendación, que reciben como información de entrada los perfiles académicos, perfiles laborales y las calificaciones de los estudiantes. Con esta mejora el distributivo de docentes es capaz de reducir los tiempos de revisión de perfiles y además de proporcionar información más exacta para la etapa de asignación de docentes.

PALABRAS CLAVE: Sistemas de recomendación, algoritmos de recomendación, selección de docentes, sistemas de gestión académica.

Título de Trabajo Integración Curricular: Development of a recommendation system for academic management at Milagro State University.

ABSTRACT

The selection of teachers at the State University of Milagro is a process of the academic management system that is based on a method of reviewing profiles, which is done through the analysis of traffic lights that are at each point to evaluate. This system shows whether the teacher who applies to the subject meets the requirements, based on characteristics defined in the teacher distribution. In this process, the career director has to manually review each one of the profiles of the teachers who apply to determine their level of compatibility. Faced with this problem, we propose the development of a recommendation system that is named AcademicSR and that its functionality is applied to the teacher distribution system, with the purpose of automating the process that the career director carries out, in such a way that only a list of suitable teachers for the subject is shown through recommendation algorithms, which receive as input information the academic profiles, job profiles, and student qualifications. With this improvement the teacher distribution is able to reduce the time of profile review and also provide more accurate information for the stage of teacher assignment.

KEY WORDS: Recommendation Systems, Recommendation Algorithms, Teacher Selection, Academic Management Systems.

CAPÍTULO 1

1. INTRODUCCIÓN

En el módulo de distributivo de docentes de la Universidad Estatal de Milagro (UNEMI) para cada período académico, se realiza la revisión manual de perfiles académicos y laborales por materia. Para facilitar este proceso el departamento de TICS maneja un sistema de semaforización dentro del Sistema de Gestión Académica (SGA) que permite determinar si los requerimientos se cumplen.

Sin embargo, este sistema tiene ciertas dificultades que se ven reflejadas en la etapa de revisión de perfiles, debido a que el director de carrera tiene que acceder a cada uno de los aspectos a evaluar, y esto se vuelve caótico cuando se postula una gran cantidad de docentes por materia. Retrasando el tiempo de selección de la materia.

Ante esta necesidad se desarrolló un sistema de recomendación (SR) de docente, que por medio de algoritmos analiza toda la información de las entradas, que son necesarias para determinar si un docente cumple con las aptitudes para dictar la materia. El SR realiza el análisis de cada una de las características de los docentes, para luego agruparlas según su grado de similitud, y finalmente retornar una lista de docentes idóneos para la materia.

Este tipo de sistema permite realizar la toma de decisiones de tal manera que el director de carrera no se encuentre abrumado con información y se centre en los docentes que son adecuados para la materia, con este SR se puede reducir el tiempo de trabajo que se tomaba en analizar toda la información del docente para llevar a cabo la selección.

1.1. Planteamiento del problema

La Universidad Estatal de Milagro (UNEMI) ubicada en la provincia del Guayas, cuenta con un Sistema de Gestión Académica (SGA) para la gestión de actividades de docentes y estudiantes, sin embargo, en el módulo de docentes durante el proceso de elaboración del distributivo en un período académico, tiene ciertas inconsistencias en cuanto al tiempo que conlleva a los directores de carrera de cada facultad seleccionar el docente idóneo para que imparta la cátedra de una determinada materia.

El proceso se realiza de la siguiente manera: los directores de carrera de cada facultad dependiendo del docente que se requiera para impartir una asignatura en una determinada carrera, previamente realiza una revisión de los perfiles de cada postulante

basándose en varios ejes formativos como: área investigativa, experiencia laboral (currículum vitae) y comentarios de evaluaciones realizadas por los estudiantes al cierre de un período académico.

Para ello, hacen comparaciones a través de un mecanismo de semaforización que proporciona el sistema y establecen los siguientes criterios: a quienes cumplan le asignan un color verde; y a quienes no cumplan un color rojo. El objetivo que persigue esta técnica es ayudar a que los directores de carrera puedan seleccionar rápidamente al docente requerido; sin embargo, el sistema actualmente obliga a los directores de carrera revisar cada perfil de los docentes para determinar el más apto, lo cual lleva tiempo y conduce a que el proceso de selección no sea el adecuado.

Para solventar los problemas que se presentan actualmente en el SGA durante el proceso de elaboración del distributivo académico, proponemos la implementación de un SR que, mediante la información de los ejes formativos del docente y el uso de algoritmos de recomendación basados en filtrado colaborativo y filtrado por contenido, ayude a los encargados de este proceso a seleccionar a los candidatos con perfiles más sobresalientes para dictar una cátedra específica. Nuestro propósito es que el sistema muestre una lista de los candidatos más opcionados permitiendo reducir el tiempo que el director de carrera de cada facultad se toma para elaborar el distributivo académico, haciendo de esta manera el proceso más eficiente y ágil.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

Desarrollar un sistema de recomendación para el proceso de selección de docentes en el módulo de distributivo del SGA UNEMI.

1.2.2. Objetivos Específicos

- Construir una base de conocimientos que registre la información necesaria para el funcionamiento del sistema de recomendación.
- Aplicar algoritmos de recomendación basados en filtrado colaborativo y por contenido para la selección de docentes.
- Entrenar a los algoritmos con la información requerida para alimentar a los algoritmos del sistema de recomendación.
- Diseñar un sistema de recomendación para la gestión del proceso de asignación de docentes en el módulo de distributivo.

1.3. Justificación

La UNEMI en el proceso de elaboración del distributivo académico de cada período, se ha visto en la necesidad de buscar nuevas metodologías para optimizar el proceso de selección de docentes de cada facultad, que son asignados para impartir cátedra en una determinada materia, por lo tanto, los directores de carrera se han visto en la obligación de dedicar un tiempo estimado para la selección del docente idóneo.

El uso de nuevas tecnologías como son los SR mediante algoritmos puede aportar que la toma de decisiones sea más eficiente. Muchos casos de éxitos famosos en páginas de e-commerce hacen verídico la aplicación y uso de algoritmos usados por los sistemas de recomendación.

Este panorama, ha permitido que SR se expandan a diferentes áreas, como por ejemplo la educación. De esta manera se pretende analizar y estudiar la información de la base de datos con la que cuenta la UNEMI para hacer uso de algoritmos empleados comúnmente en sistemas de recomendación para optimizar el proceso de elaboración del distributivo en la selección de docentes de manera eficiente y ahorrar tiempo a los directores de carrera de cada facultad.

1.4. Marco Teórico

1.4.1. Sistemas de recomendación

Los SR son herramientas y técnicas de software que proporcionan sugerencias de elementos que pueden ser de utilidad para el usuario. Las sugerencias que se ofrecen tienen por objeto apoyar a sus usuarios en diversos procesos de toma de decisiones al momento de elegir entre un conjunto de posibilidades, como qué artículos comprar, qué música escuchar o qué noticias leer (Ricci, Rokach, & Shapira, 2011). Este proceso más a detalle se lo puede observar en la figura 1 donde un usuario interactúa con un sistema de información para luego crear un perfil de usuario y con información del sistema realizar la recomendación.

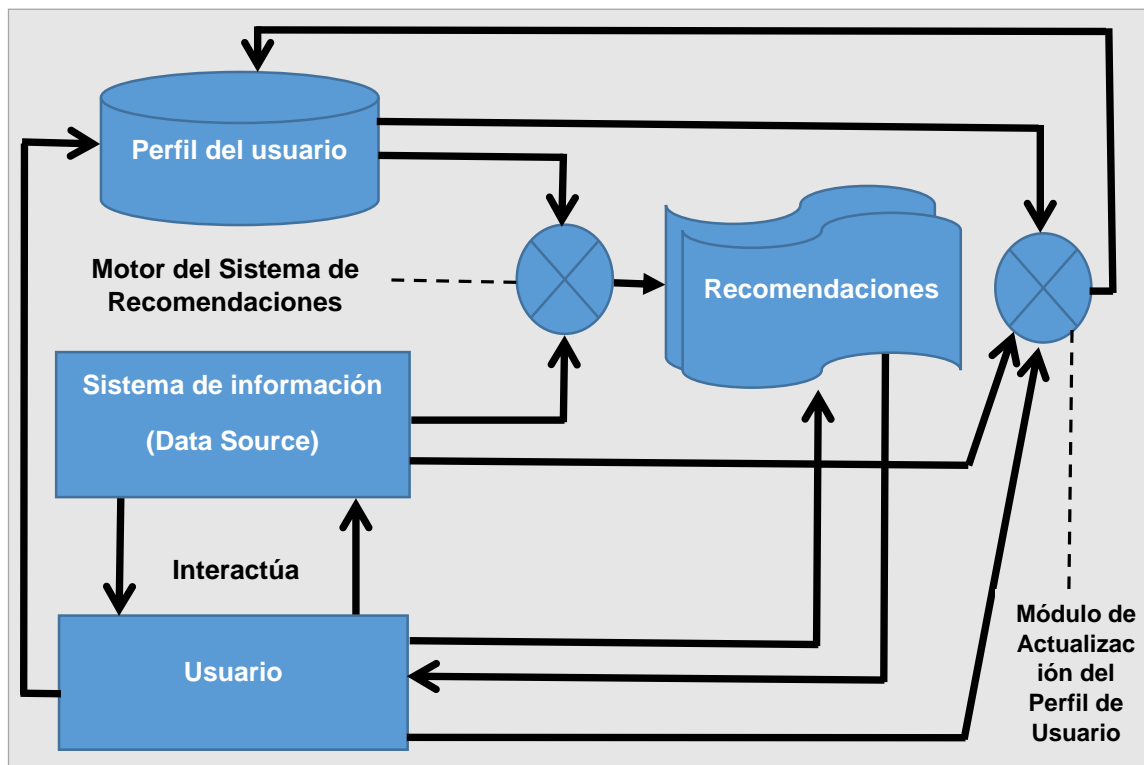


Figura 1: Estructura de un SR

También se considera que un SR es un programa que se utiliza para dar sugerencias de productos, servicios e información de un objeto a los consumidores potenciales. Se utilizan comúnmente en el comercio electrónico donde surgió sus inicios, mediante las compras en línea que realizan los usuarios. Además de ser utilizado en el comercio en línea, también se utilizan ampliamente en aplicaciones de redes sociales para dar sugerencias de personas que tengan afinidad con ese usuario (Kusumaningrum, Setiyanto, Hidayat, & Hastuti, 2017).

Cuando nos referimos a los SR es muy fácil darse cuenta en casos existentes en nuestro medio, o campos donde ha llegado su magnitud de expansión, fueron creados ante una necesidad o la aparición de problemas que han surgido en el comercio electrónico, teniendo como único fin dar soluciones a muchas problemáticas, pero según como ha pasado el tiempo ya no solo se habla de comercio en línea sino de otras áreas como: la medicina, educación, deporte, entretenimiento, redes sociales, entre otros. Muchos casos conocidos en nuestro medio donde los SR están presentes son: Amazon, Google, YouTube, Netflix, Facebook, Instagram, Twitter, Spotify, entre otras. Son casos donde los SR han aportado mucho a contribuir al éxito que tienen en la actualidad (Tavakolifard & Almeroth, 2012).

El aumento de la información hoy en día es parte de una nueva revolución tecnológica en el Internet de las Cosas (IoT), por lo que muchos sitios web diariamente necesitan tratar toda esta información para mejorar los servicios que prestan a los usuarios, a partir de aquí se busca organizar la información de forma que mejore el tiempo de respuesta al solicitarla (Felfernig et al., 2019).

Por consiguiente, surgen las técnicas de clasificación, siendo esta la razón para darse cuenta que la información agrupada bajo ciertos parámetros brinda grandes ventajas, no solo de optimización en tiempos de respuesta del sitio web, si no de poder mostrarnos posibles preferencias al usuario basado en su histórico de búsquedas o interacción (Lu, Wu, Mao, Wang, & Zhang, 2015).

Jiu Lee determinó que un SR es un sitio web que básicamente recomienda una lista de N artículos según la orientación del sitio (Lu et al., 2015), como por ejemplo Netflix que trabaja con series, películas, cortometrajes, documentales entre otros, buscando la manera más óptima de atraer nuestra atención por medio de su página principal donde nos presenta un catálogo amplio de posibles gustos o preferencias del usuario basadas en el histórico de búsquedas (Bennett, Lanning, & others, 2007), en tal caso si un usuario tiene un histórico de películas de terror, Netflix nos recomendará películas como Annabel, Exorcista, entre otros.

Por lo tanto, un SR almacena un conjunto de elementos a compararse entre sí de tal manera que se obtiene un subconjunto de elementos con posibles gustos del usuario al cual se lo denomina como preferencias, previo a esto en la etapa de recolección de información existen dos metodologías: de forma explícita e implícita (Bobadilla, Ortega, Hernando, & Gutiérrez, 2013).

La obtención de elementos por medio de formularios o diálogos del aplicativo web es lo que se denomina como metodología explícita. Y de manera implícita es la que se adquiere a través de su comportamiento e interacción con el aplicativo. Además de estas técnicas es necesario clasificar los datos basados en sus elementos (ítem-based) y basados en usuarios (user-based) (Ma et al., 2015).

Al momento de realizar una recomendación es necesario tener en cuenta que existen varios algoritmos dentro de los SR donde generalmente son usados: Collaborative Filtering (Filtrado Colaborativo), Content-Based Filtering (Filtrado basado en Contenido),

Demographic (Demográfico) y finalmente un Hybrid (La unión entre Filtrado Colaborativo y Basado en Contenido), además cabe tener en cuenta que no son los únicos que existen ya que con el avance de la tecnología y el pasar del tiempo fueron surgiendo nuevas técnicas como Knowledge-Based (Basadas en Conocimiento) y Social Ones (Aspectos Sociales) (Bobadilla et al., 2013).

El núcleo principal de un SR es una knowledge base (Base de conocimientos) la cual tiene como objetivo alimentar a los algoritmos que se implementen dentro de un SR a través de información que está conformada por un conjunto de elementos como son: users, las personas que proporcionan la información, Ítems elementos que se van a recomendar y ratings valoraciones que hacen los usuarios sobre los ítems, cada uno de estos elementos son fundamentales ya que cumplen un rol importante al momento de hacer uso de los algoritmos para elaborar un SR, de esta manera poder ofrecerle al usuario sugerencias de posibles opciones a elegir sobre un objeto en común (Bobadilla et al., 2013).

Un SR se puede aplicar en varias problemáticas como: La clasificación de grandes cantidades de datos de compradores, aplicaciones que necesitan posibles preferencias, usuarios que necesitan información delimitada, usuarios avanzados que requieren recomendaciones basadas en sus criterios últimamente realizados, entre otros casos son un ejemplo claro de los alcances que tienen los SR (Linden, Smith, & York, 2003).

La evolución de los SR y el éxito de la implementación de los mismos, se ha visto reflejado en varios sitios web muy conocidos a nivel mundial, a continuación, se menciona algunos casos muy exitosos y los beneficios que han obtenido ciertos sitios web como además la ventaja que tienen con respecto a otros.

Amazon, considerado como el sitio web de compras en línea más popular a nivel mundial, mediante la combinación de sus algoritmos que utiliza para la recomendación de productos similares basadas en el historial de las compras realizadas por sus usuarios y a su vez mediante las búsquedas que realizan al navegar en el sitio, le ha permitido lograr tener fidelidad, preferencia y nuevos clientes a su sitio web durante muchos años hasta la actualidad (Linden et al., 2003).

YouTube, la plataforma de vídeos online más popular del mundo, cuenta con un SR que sugiere un conjunto de vídeos personalizados para cada usuario en función de su actividad en el sitio. Algunos de los desafíos a los que se ha enfrentado esta plataforma es

el crecimiento de vídeos que ha tenido en los últimos años, pero sin embargo el uso de los SR de la mano con otras tecnologías como es la inteligencia artificial ha permitido solventar todos estos problemas y además ofrecer nuevas cosas en base a las necesidades que siguieren los visitantes a la plataforma (Davidson et al., 2010).

Google, uno de los buscadores más populares y usados por las personas a nivel mundial, en donde buscar el contenido adecuado según la necesidad que tenga sus usuarios en cosas que deseen leer, escuchar o ver. Particularmente es uno de los retos a los cuales se ha enfrentado este buscador, para ello los SR le han permitido realizar búsquedas con la mayor similitud posible según a las necesidades que tienen las personas al momento de utilizar el buscador y esta manera ayudando a que el tiempo de la búsqueda sea el menor posible (Das, Datar, Garg, & Rajaram, 2007).

Netflix, sin duda hoy en día es uno de los casos de éxito más mencionados en el campo de los SR, para lograr este gran paso tuvo que pasar un proceso que empezó en un concurso público llamado Netflix Prize, donde el ganador logró una mejora del 10% de exactitud con respecto al algoritmo que tenían en producción. La principal prioridad son sus clientes y en base a los gustos que ellos tienen al momento de entretenerse, han trabajado para dar recomendaciones de contenidos similares, dependiendo de las preferencias que tenga cada usuario de manera particular (Hallinan & Striphas, 2016).

1.4.2. Algoritmos de recomendación

1.4.2.1. Filtrado Colaborativo

Este tipo de algoritmo eligen los posibles gustos del usuario basado en toda la información recopilada hasta la fecha que pueden ser los datos del perfil de usuario y datos de los vecindarios como se muestra en figura 2. Por ejemplo, en un sitio web tenemos la cantidad de veces que un vídeo fue visto (views), cantidad de me gusta que tiene un vídeo (likes), la calificación del vídeo, entre otras características. En esta técnica se presentan varios problemas uno de ellos es el arranque en frío (M.Talekar & B. Nagori, 2015).

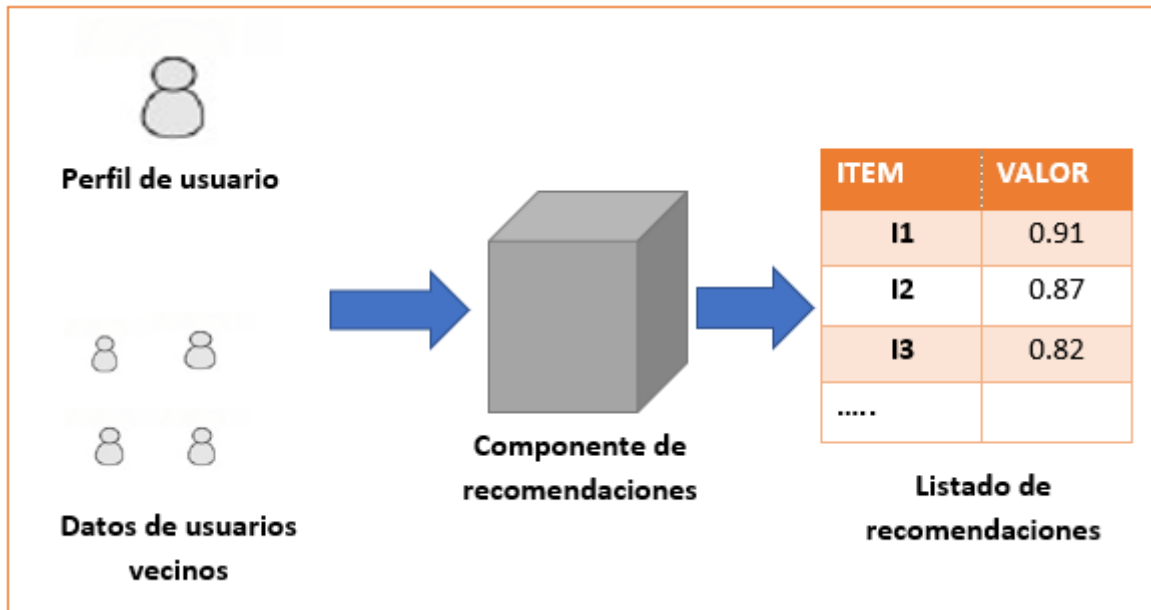


Figura 2: Ejemplo de Algoritmo Colaborativo

El problema de arranque en frío (Cold Start) se origina cuando no se obtiene una gran cantidad de datos que alimente inicialmente al algoritmo, para resolver este inconveniente se hace que cada usuario de diferentes valoraciones a elementos necesarios para la recomendación, imágenes, fotos textos entre otros (Pandey & Jain, 2017).

Matemáticamente la colección de datos a ser utilizada se representa como un vector de N-dimensiones donde N es el número total de elementos y para realizar su recomendación se puede realizar por medio de varios métodos entre esos está el coseno del ángulo de dos vectores A Y B para comparar su similaridad del coseno por medio del producto de A Y B sobre el determinante del producto de A y B como muestra en la fórmula 1 (Linden et al., 2003).

$$similaridad(\vec{A}, \vec{B}) = \cos(\vec{A}, \vec{B}) = \frac{\vec{A} \circ \vec{B}}{\|\vec{A}\| \circ \|\vec{B}\|} \quad (1)$$

K-Nearest Neighbor

KNN es un algoritmo fundamentado en la clasificación y regresión de datos y por su naturaleza maneja N vectores (vecindarios) que los selecciona de la data en bruto para realizar la recomendación y se ve delimitado en tres situaciones: la primera es que carece de diferencia entre los pesos de las muestras tomadas, además de tener un cálculo muy complejo debido a que maneja todos los datos de la muestra y finalmente el rendimiento

depende el conjunto que se seleccionó. De tal forma que para obtener un vecindario idóneo es necesario delimitar bien el conjunto de elementos (Pandey & Jain, 2017).

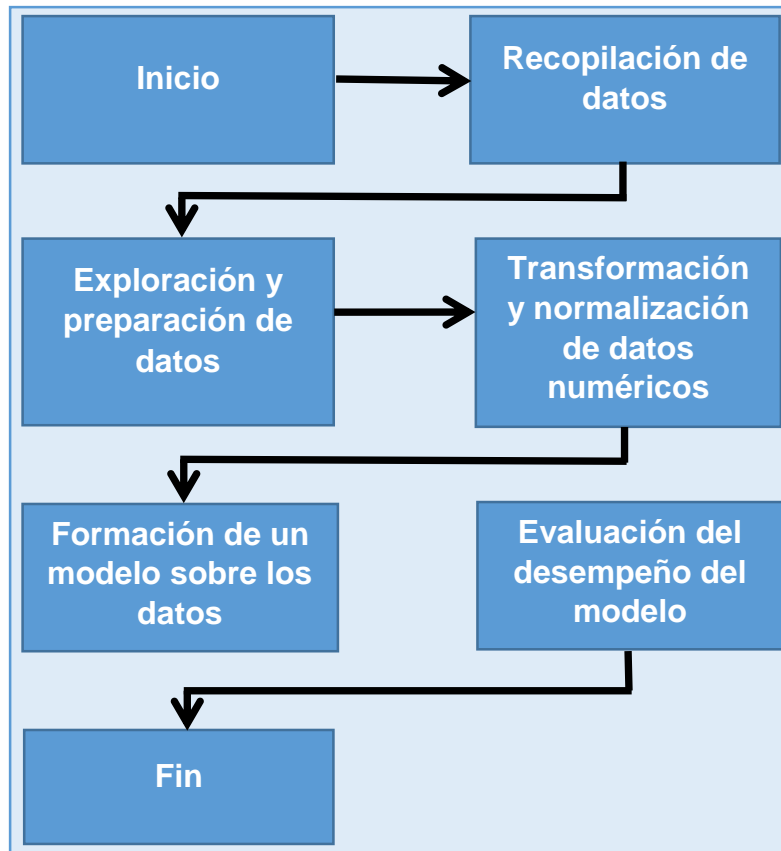


Figura 3: Proceso que realiza el Algoritmo KNN

El algoritmo KNN antes de ser implementado se necesita separar los vectores a analizar por medio de la distancia euclídea, que normaliza la distancia entre los vectores A y B que representan los conjuntos a utilizar, además se observa en la fórmula 2, las variables x_1 y y_1 que son las coordenadas del vector A y para el vector B x_2 y y_2 que permiten calcular la distancia media entre los puntos tanto en el eje X o Y para así realizar el cálculo total de la distancia, y una vez obtenidos estos resultados se pasa a la fase de implementación del algoritmo (Pandey & Jain, 2017).

$$d(A, B) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (2)$$

El proceso que realiza el algoritmo KNN empieza con la exploración de datos para luego colocarlos en una etapa de preparación hasta que se realice la transformación o normalización de datos a equivalentes numéricos y de esta forma entrenar el modelo de recomendación para finalizar con la evaluación del modelo como se muestra en la figura 3 (Pandey & Jain, 2017).

Descomposición en valores singulares (SVD)

Esta técnica de factorización de matrices permite descomponer una matriz A en varias sub matrices, como se puede observar en la fórmula 3, las multiplicación de las matrices V^t , S , U nos da como resultado una matriz A , lo cual aplicado en los SR permite que a partir de los primeros valores de la matriz S se pueda reconstruir una matriz A por medio de las matrices reducidas bajo un margen de error controlable (Morales, 2018).

$$SVD(A) = U \times S \times V^t \quad (3)$$

En un SR este algoritmo tiene una matriz A donde se encuentran todos los datos del perfil de usuario previamente normalizado para luego ser descompuestos en sus valores singulares de forma que obtenemos submatrices con valores que se asemejan a la matriz inicial y a partir de estas submatrices hallar posibles preferencias de usuario basado en el contenido de otros usuarios.

1.4.2.2. Filtrado Basado en el Contenido

Analiza el contenido de elementos como imágenes, vídeos, textos entre otros para realizar los posibles conjuntos de recomendaciones como por ejemplo de la figura 4 se usa todos los datos de un libro para recomendar un listado de libros al usuario. Siendo así más acertado al momento de realizar una recomendación porque maneja información que está directamente relacionada a los gustos del usuario (Ma et al., 2015).

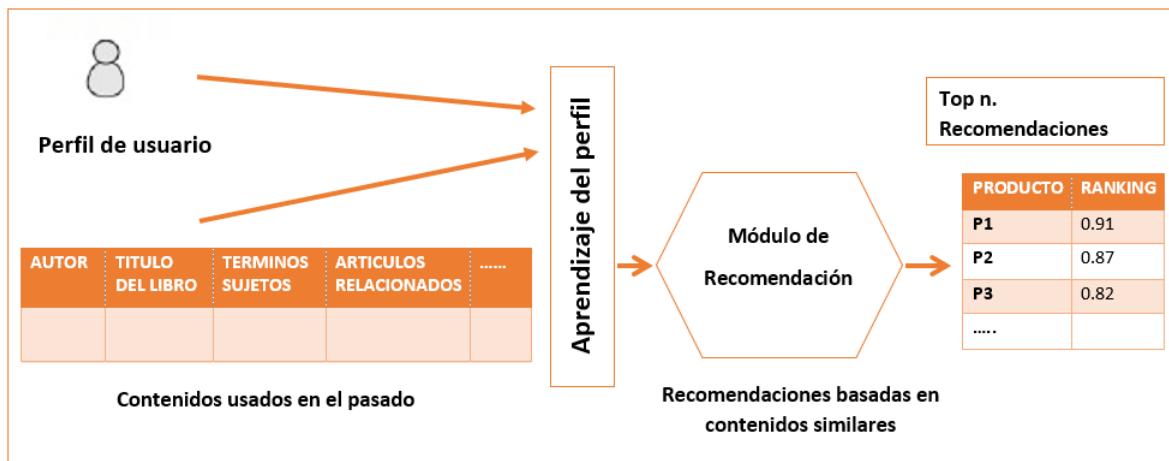


Figura 4: Ejemplo de Algoritmo Basado en Contenido

Como se observa en la imagen tenemos el perfil de usuario, y en la parte inferior todo el contenido de los libros leídos por el usuario que van a formar parte del núcleo de aprendizaje del algoritmo y así irse retro alimentando, hasta que se pase a la siguiente fase

donde se aplica un modelo que formará parte del módulo de recomendación y así finalmente se obtendrá el listado de recomendaciones.

Rocchio

Es un algoritmo de clasificación de datos por medio de la utilización de etiquetas para cada conjunto de preferencias a las que está vinculado el usuario, y tiene un tipo de aprendizaje supervisado en su etapa inicial (Tarragó, Bello, Cornelis, & Herrera, 2014).

TF-IDF

Este algoritmo funciona en conjunto donde el algoritmo de frecuencia de términos (TF) cuenta el número de veces que un término o etiqueta aparece en el contenido de un elemento analizar (Prabowo, Fhadli, Najib, Fauzi, & Cholissodin, 2016) y su representación matemática es de la siguiente manera:

$$tf_{i,j} = \frac{n_{i,f}}{\sum_k n_{k,j}} \quad (4)$$

En la fórmula 4 se puede ver que n es el número de veces que un término aparece en el documento y el denominador corresponde a la suma del total de todos los términos analizados en el documento. En cambio, el algoritmo de la frecuencia inversa de los términos mide la importancia de cada término en el documento y se lo calcula con la siguiente forma:

$$idf_{i,j} = \log \frac{|D|}{|\{j: t_j \in d_j\}|} \quad (5)$$

El denominador de la fórmula 5 que se encuentra representa con la letra D indica el número de documentos tomados para analizar la recomendación de un usuario y su denominador calcula el número de veces que aparece el término en todos los documentos y la relación que existe entre estos dos algoritmos nos da un peso por medio del producto de idf y tf que será el considerado para realizar la recomendación (Prabowo et al., 2016).

$$(tf - idf)_{i,j} = tf_{i,j} \times idf_{i,j} \quad (6)$$

1.4.2.3. Filtrado Demográfico (FD)

El principal fundamento de un algoritmo de filtrado demográfico es que realiza recomendaciones delimitadas por un factor demográfico (sexo, países, edad, etc.) como por

ejemplo en la figura 5 se usa la edad para realizar la recomendación, resultando ser la mejor forma de mostrar preferencias al usuario. Este tipo de algoritmo funciona extrayendo la información que esta almacenada en clusters según su factor demográfico (Arleo & Silva, 2017).

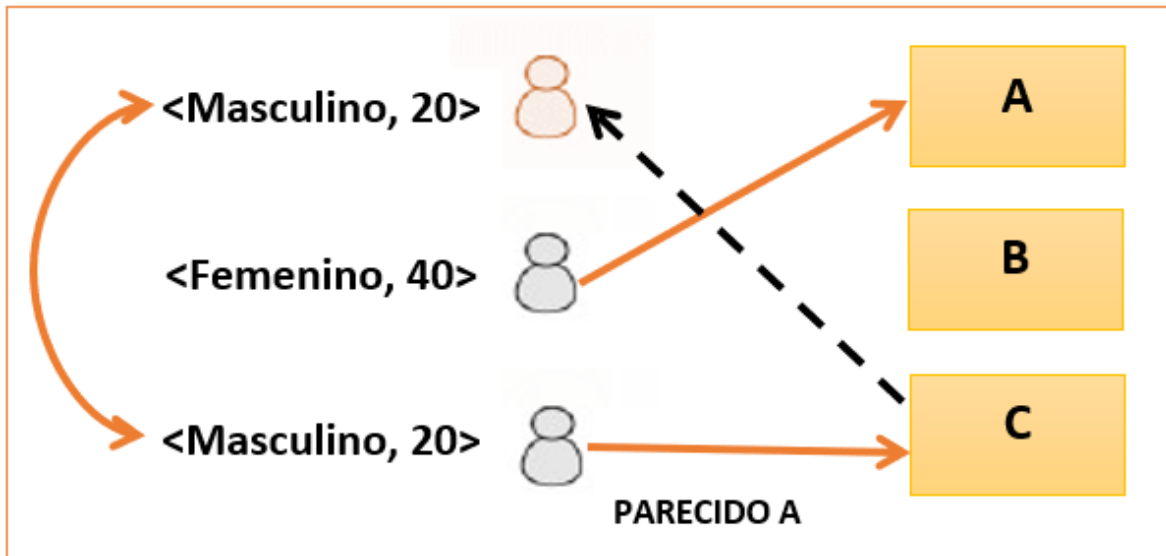


Figura 5: Ejemplo de Algoritmo Demográfico

1.4.2.4. Filtrado Híbrido

Esta técnica de clasificación de datos está compuesta por la combinación de los algoritmos como filtrado basado en contexto y filtrado colaborativo como se muestra en la figura 6, y además de tener más de un campo de relación entre las ramas de la computación como los siguientes: algoritmos genéticos, redes neuronales, redes bayesianas y el comúnmente conocido como clustering (Bobadilla et al., 2013).

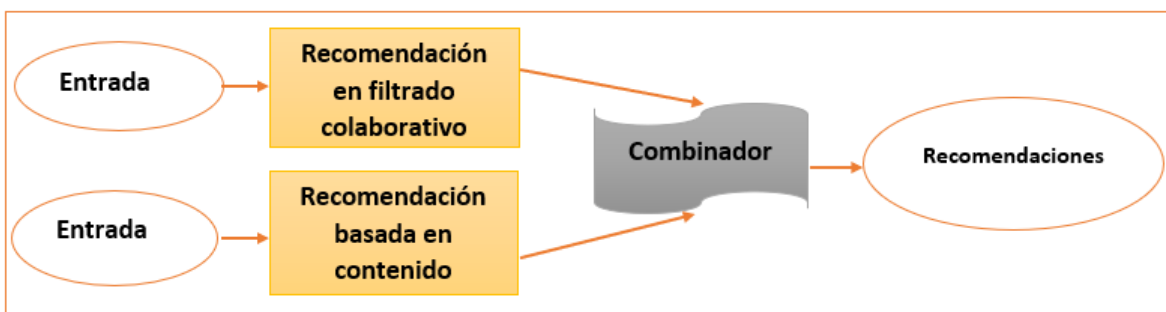


Figura 6: Estructura de Filtrado Híbrido

1.4.3. Sistemas de recomendación aplicados a la educación

Los sistemas de recomendación educativos (ERS) son herramientas que ayudan a las universidades durante los procesos académicos a la toma de decisiones en situaciones

complejas a través del análisis y exploración de los datos mediante los sistemas de filtrado de información y sus diversas formas de aplicación, convirtiéndose en la principal solución para la sobrecarga de información con la que cuentan las instituciones universitarias (Đurović, Dlab, & Hoić-Božić, 2018).

El desarrollo de tecnologías de la información ha permitido un amplio uso de los datos de manera inteligente, accediendo a ellos para ser utilizados profundamente hacia la transformación de la enseñanza universitaria en diferentes maneras con el fin de mejorar la calidad y la capacidad integral de los estudiantes universitarios (Lin et al., 2019).

La masa de información abrumadora que existe en las universidades es muy amplia por lo que se pretende mediante los ERS construir sistemas inteligentes que puedan predecir y anticiparse a las necesidades que tienen los estudiantes y docentes, para de esta manera actuar más eficiente en respuesta a una necesidad o problema (Verbert et al., 2012).

La amplitud que han tenido los SR en la educación en los últimos años, no solo consta en resolver problemas o apoyar la toma de decisiones, al contrario, se expande a otros enfoques como la prevención de errores a existir a un futuro. Según (Kusumaningrum et al., 2017) en cada período académico las estadísticas de estudiantes que abandonan su carrera o se cambian de la misma son muy altas, por lo cual los ERS han aportado mucho a resolver este tipo de problemas mediante el estudio del perfil de los estudiantes que desean ingresar a una universidad, sin embargo, se busca la manera de estudiar más a profundidad al estudiante con el fin de ayudarlo a elegir una especialidad idónea.

Para (Nikitina, Shikov, Shikov, Bakanova, & Shikov, 2018) la implementación de los SR en el campo educativo han ayudado a las universidades a mejorar su calidad de enseñanza mediante el uso y exploración de la información con la que cuentan a través de sus algoritmos. En los últimos años los ERS han sido diseñados como una solución a problemas que se han presentado en las gestiones que tienen las universidades en cada período académico casos como: la recomendación de materias, libros, cursos, carreras universitarias, instructores, predicciones de rendimiento de un estudiante, entre otros. De esta manera las universidades han mejorado su estatus académico.

En cada período académico las universidades tienen inconsistencias las cuales se han vuelto muy difícil de manejar, una de las consecuencias a esto es la pérdida de tiempo

y aplazamiento de actividades, para ello los SR entran en acción dando soluciones óptimas a estos problemas, haciendo uso de la información existente para sugerir recomendaciones idóneas con el fin de solucionar procesos complejos (Wu et al., 2018).

Los algoritmos por filtrado basado en contenido y filtrado colaborativo son los más utilizados en estudios enfocados a los estudiantes en su gran mayoría (Wu et al., 2018). Debido a que las universidades prestan un servicio y tratan de mejorar sus metodologías de enseñanza para llegar a conocer las necesidades que tienen sus estudiantes e incluso han llegado más allá de una simple recomendación ya que sus algoritmos tienen una efectividad muy certera lo que ha permitido tener credibilidad en sus resultados.

Los ERS tienen como objetivo contribuir a que los estudiantes universitarios tengan una formación de calidad para ello las instituciones han trabajado en la implementación de los ERS para guiar a los estudiantes a todo lo relacionado con lo académico (Alejandres-Sánchez, González-Serna, & González-Franco, 2016). Hoy en día las universidades a través de los SR han resuelto muchos problemas debido a la gran cantidad de información con la que cuentan las universidades.

En Colombia, la combinación e implementación híbrida de tres técnicas de recomendación como el filtrado por contenido, colaborativo y conocimiento ha permitido que las universidades obtengan recomendaciones adaptativas de aprendizaje basadas en los perfiles de usuarios, bajo los parámetros del perfil de usuario (contenido), perfiles de usuarios similares (colaborativo) e historial de navegación (conocimiento), con el fin de obtener resultados adaptables para apoyar el proceso de aprendizaje de los estudiantes. Los resultados obtenidos fueron muy favorables, y sugieren que el método mixto es muy acertado y preciso, sin embargo, es necesario tener en cuenta que en cuanto más información exista los resultados que recomienda el sistema son más y se tendrá que evaluar los mejores con la práctica de los mismos (Rodríguez, Duque, & Ovalle, 2016).

La Universidad de Nuswantoro (Indonesia), desarrolló un SR para sugerir carreras universitarias idóneas basado en el perfil de los estudiantes que deseaban ingresar a la institución, con fin de disminuir las estadísticas del por qué los estudiantes abandonan sus estudios en el comienzo del semestre, una de las causas de fracaso ha sido la selección errónea de una carrera a la hora de aplicar a la universidad. El SR desarrollado sugiere carreras de selección basado en los datos del perfil académico e intereses del estudiante, en

su implementación se obtuvo buenos resultados, sin embargo, se pretende dar seguimientos a los estudiantes de un período específico (Kusumaningrum et al., 2017).

La Escuela Superior Politécnica del Litoral (ESPOL) situada en Ecuador, Implementó un SR basado en filtrado colaborativo y filtrado por contenido para la recomendación de materias a tomar en un nuevo semestre, para los estudiantes de la carrera Ingeniería en Electrónica y Telecomunicaciones, basados bajo parámetros del historial de las materias aprobadas por cada estudiante. La implementación fue muy exitosa y se obtuvo resultados muy buenos, sin embargo, se consideró que para tener un mayor provecho de estos algoritmos era necesario analizar otros criterios como calificaciones de docentes y notas de los estudiantes (Del Pino, Salazar, & Cedeño, 2011).

CAPÍTULO 2

2. METODOLOGÍA

2.1. Investigación tecnológica aplicada

En el presente proyecto la metodología que se ha estudiado y se ha considerado adecuado es la de Programación Extrema (XP) propuesta por (Pressman & Troya, 1988).

XP es una metodología ágil centrada en potenciar las relaciones interpersonales como clave para el éxito en desarrollo de software, promoviendo el trabajo en equipo, preocupándose por el aprendizaje de los desarrolladores, y propiciando un buen clima de trabajo (Letelier, 2006).

XP se basa en realimentación continua entre el cliente y el equipo de desarrollo, comunicación fluida entre todos los participantes, simplicidad en las soluciones implementadas y coraje para enfrentar los cambios (Letelier, 2006). Consta de cuatro fases muy importantes las cuales mencionaremos a continuación:

Fase 1: Planeación

Esta fase se enfoca al levantamiento de información de los requerimientos que desea el usuario, la funcionalidad y características necesarias para el desarrollo del sistema, para lo cual se realizó una entrevista a un usuario experto, la Msc. Palacios Zamora Kerly Vanessa con el cargo ocupacional de jefa de desarrollo del departamento de TIC'S de la UNEMI, quien nos proporcionó toda la información sobre el funcionamiento y los requisitos necesarios que se utilizan para la elaboración del módulo de distributivo en cada período académico, entrevista reflejada en el anexo 1.

Obtenida la información a través del usuario experto, se elaboró una estructura de una base datos con su respectivo diagrama entidad relación y posteriormente se diseñó una base de conocimiento con la información de los elementos que utilizan los algoritmos para la creación del SR. Además, también se definió los tipos de algoritmos que se utilizó para realizar el proceso de selección de docentes y los recursos necesarios para el desarrollo del sistema como: el lenguaje de programación, tipo base de datos, herramientas de diseño, prototipos, librerías y apis.

Fase 2: Diseño

Después de obtener la información por medio de la entrevista al usuario experto, se realizó el diseño del proceso del distributivo para determinar el momento exacto donde se ejecutaron los algoritmos de recomendación. El SR se va a elaborar bajo la arquitectura MTV (Model Template View) que permite mantener la modularidad por medio de la división del sistema en tres capas: acceso a la base de datos, presentación y lógica del negocio. Adicionalmente al modelo anterior, es necesario un diagrama relacional de la base de datos para entender cuál es la fuente que alimente a los algoritmos de recomendación y una vez obtenido esto fue necesario la creación de un diagrama de clases para poderlo implementar en el lenguaje de programación en el backend.

Fase 3: Codificación

Una vez que se terminó la etapa de diseño se realizó la programación de la aplicación web en el lenguaje de programación Python debido a la versatilidad de su arquitectura MTV y su amplia gama de algoritmos de recomendación. Además, este lenguaje de programación con su framework Django permitió integrar el backend con tecnologías web como: HTML, CSS3 y Javascript con su librería Jquery, las cuales fueron usadas para el desarrollo del frontend. Finalmente, para su backend se usó Postgresql debido a la gran cantidad de documentación que facilita el desarrollo de la base de conocimiento para el SR.

Fase 4: Pruebas

En esta etapa se realizó pruebas dónde a cada algoritmo se lo alimentó con la base de conocimientos con el fin de demostrar la efectividad de los algoritmos, para lo cual se observó la salida de los algoritmos a usar con el fin de determinar si los algoritmos están realizando las recomendaciones y están recibiendo los datos adecuados.

Este proyecto no contará con etapa de implementación porque el enfoque del proyecto fue realizar una propuesta de un SR para el SGA de la UNEMI, debido a la complejidad de este tipo de infraestructura tecnológica es necesario consignar un tiempo estimado para desarrollarlo, dejando este proyecto abierto a nuevos criterios de implementación que se puedan realizar en un futuro.

CAPÍTULO 3

3. RESULTADOS (ANÁLISIS O PROPUESTA)

PROPUESTA DE SOLUCIÓN

3.1. Tema

Desarrollo de un AcademicSR (sistema de recomendación académico) para agilizar el proceso de selección de docentes en el módulo distributivo para la gestión académica de la UNEMI en cada período académico.

3.2. Descripción de la propuesta de solución

El AcademicSR que proponemos en este proyecto tiene como objetivo hacer que el proceso de selección de docentes para cada facultad de la UNEMI se más eficiente y evitar inconsistencias al momento de elaborar el distributivo académico de cada período; AcademicSR está basado en el trabajo de (Rodas-Silva, Jorge and Galindo, José A and García-Gutiérrez, Jorge and Benavides, 2019) y recomendará mediante una lista a los docentes más opcionados con los perfiles más sobresalientes para dictar una cátedra específica, de esta manera permitirá reducir el tiempo que los directores de carrera de cada facultad se toman en revisar los perfiles de cada docente para posteriormente seleccionar al más idóneo.

3.3. Especificaciones técnicas

3.3.1. Estructura de la base de conocimiento

La UNEMI actualmente cuenta con una estructura de base de datos que se utiliza para la elaboración del módulo distributivo en cada período académico, la cual está conformada por las siguientes tablas: docentes, secciones, asignaturas, estudiantes, periodos electivos aperturados, evaluaciones, facultades y paralelos. De cada tabla se obtendrá información, para posteriormente crear una base de conocimiento que será el núcleo principal para abastecer a los algoritmos de los SR y poder realizar el proceso de recomendación.

Finalizado el análisis de las tablas que se integran para la elaboración del módulo distributivo para la UNEMI, se procede a crear el diseño de la base de conocimiento y además un diagrama de entidad-relación de los elementos que la conforman, la cual

permitirá tener una noción más clara sobre cómo está construida y además ayudará en la etapa de codificación ahorrar tiempo en la creación del modelado.

Como se mencionó el capítulo 1, normalmente la base de conocimiento consta de los siguientes elementos: users, ítems y ratings.

Users: Están representados por los estudiantes de la UNEMI

Ítems: Están representados por los docentes e información relacionada con los mismos como son: asignatura, eje formativo, hoja de vida (currículum vitae), capacitaciones y evaluaciones.

Ratings: Van representar las evaluaciones a través de las calificaciones que los estudiantes realizan a los docentes; bajo varios criterios que considera la UNEMI al cierre de un período académico.

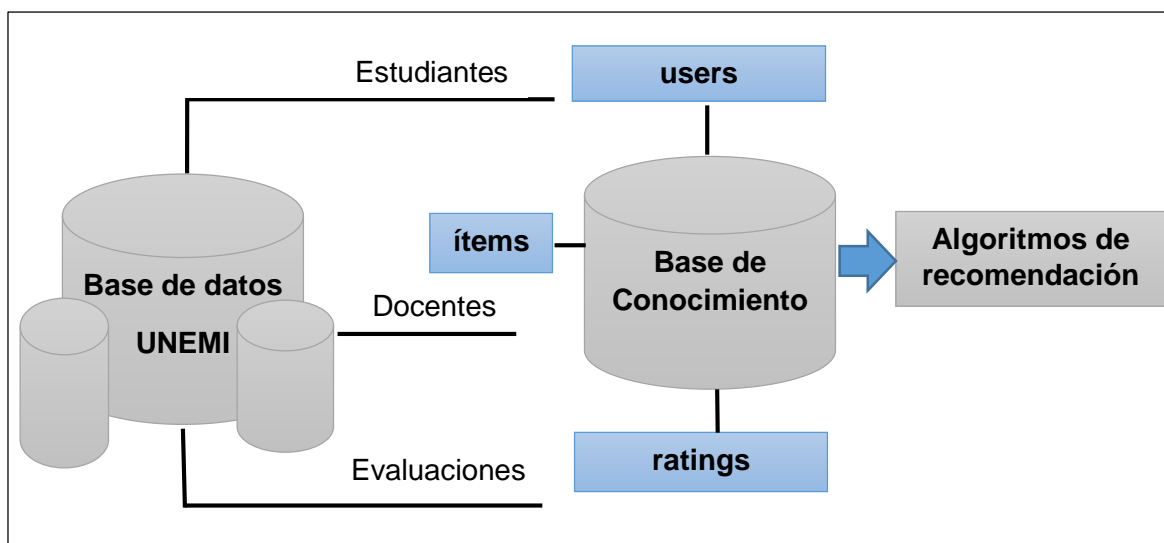


Figura 7: Estructura de la Base de Conocimiento

En la figura 7, se puede observar los elementos que conforman la base de conocimiento y su medio alimentación. Además, la representación de cada una de las entradas que necesitarán los algoritmos para realizar el proceso de recomendación.

Diseñada la base de conocimiento con sus respectivos elementos y la información que necesita cada uno, se procede a trabajar en los algoritmos de recomendación que se necesitará para realizar el proceso de selección de docentes, para elaborar el distributivo académico de la UNEMI. Para este proyecto se ha considerado dos tipos de algoritmos: filtrado colaborativo y filtrado basado en contenido, en el primer caso se han seleccionado

el algoritmo KNN y para el segundo el algoritmo TF-IDF. Cómo funcionan cada uno de ellos y que proceso realizan para sugerir recomendaciones fue mencionado anteriormente en el capítulo 1.

Para realizar el proceso de recomendación basado por filtrado colaborativo, a través del algoritmo KNN, primero, se definirán sus entradas las cuales alimentarán al algoritmo al realizar su proceso de recomendación. Los users serán todos estudiantes matriculados, los ítems serán los docentes y los ratings serán las evaluaciones realizadas por los estudiantes a los docentes.

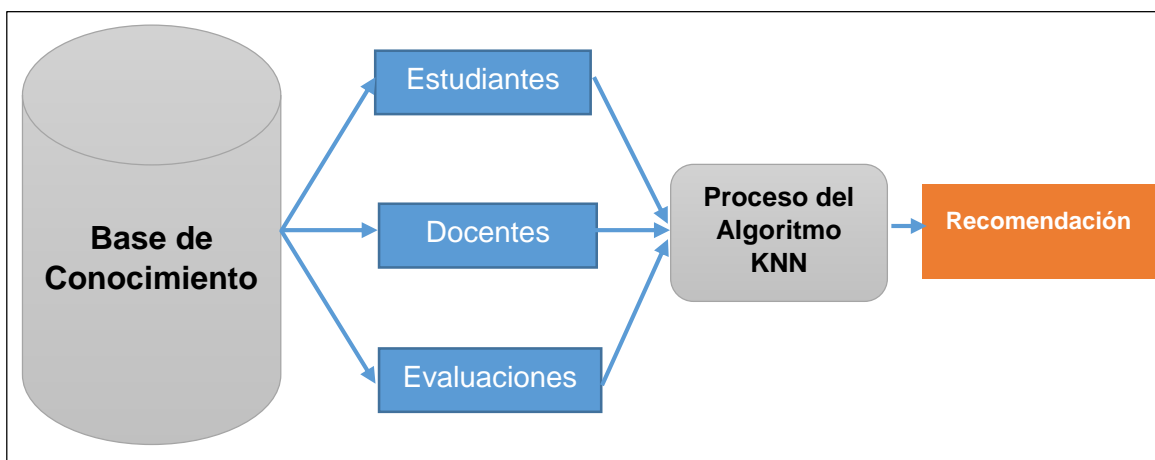


Figura 8: Estructura para Filtrado Colaborativo

En la figura 8, se observa la representación de las entradas que el algoritmo KNN necesitará. Así mismo, se muestra que para realizar la recomendación de docentes consta con una base de conocimiento estructurada, la cual alimentará el algoritmo y además podemos notar que, para realizar el proceso de recomendaciones a través de los dos tipos de algoritmos, estos tendrán la misma base de datos, donde cada uno hace uso de la información de manera independiente.

El proceso que realiza el algoritmo KNN para sugerir recomendaciones son los siguientes: primero, los datos de las entradas pasan a una etapa de transformación en la cual se van a crear vecindarios mediante la matrización (agrupación por matrices). Segundo, el algoritmo analiza las valoraciones que tiene cada uno de los ítems (docentes); Finalmente, hemos usado la librería surprise y mediante algunas funciones propias del algoritmo se sugieren una lista de docentes mejores opcionados. Para este proyecto se ha considerado presentar las tres primeras recomendaciones, sin embargo, los directores de carrera tendrán una opción llamada “También te podrían interesar estos docentes” la cual

desplegará una lista de docentes que podrían ser considerados para la asignatura seleccionada.

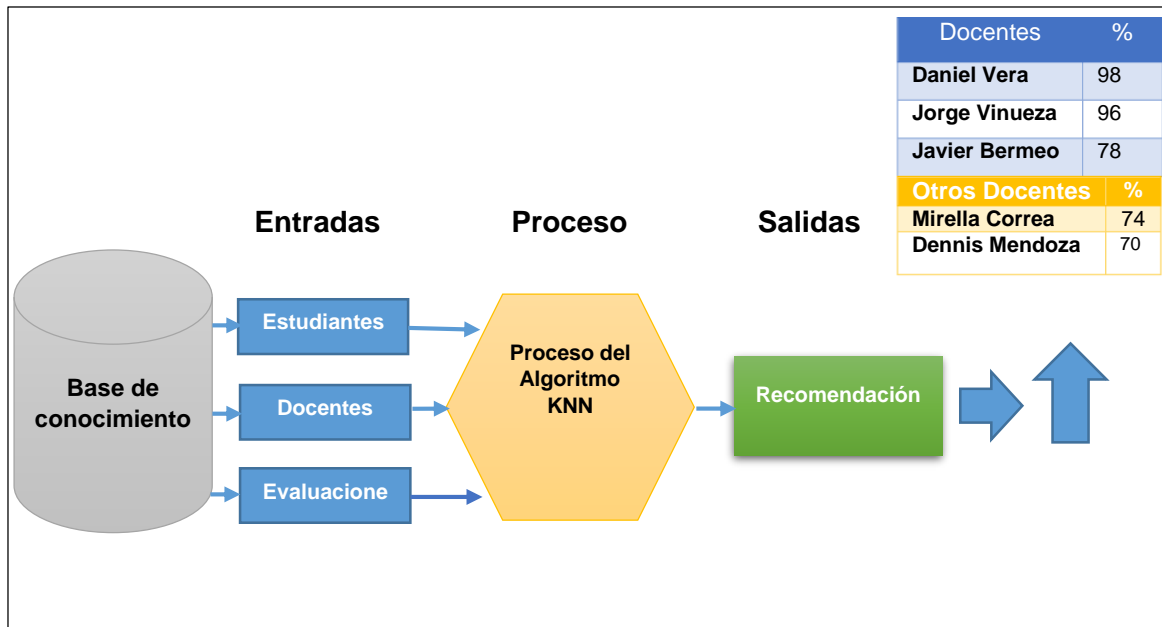


Figura 9: Proceso del algoritmo KNN para la obtención de recomendaciones por Filtrado Colaborativo

En la figura 9, se puede observar el proceso que realiza el algoritmo por filtrado colaborativo; también se observa los resultados que se van a obtener al momento de que el director de carrera proceda a la selección de un docente para asignarlo a una materia específica. En la lista se mostrará los nombres de los docentes con su respectivo porcentaje que le proporciona el algoritmo al momento de evaluar los ítems y además otras opciones a elegir que pueden ser tomadas en cuenta.

Para realizar las recomendaciones por filtrado basado en contenido, se definen las entradas que serán quienes alimentarán al algoritmo, donde los users seguirán siendo los estudiantes, los ítems serán los docentes y finalmente, para los ratings se considerará la experiencia de los docentes, sus ejes formativos y capacitaciones realizadas hasta la actualidad.

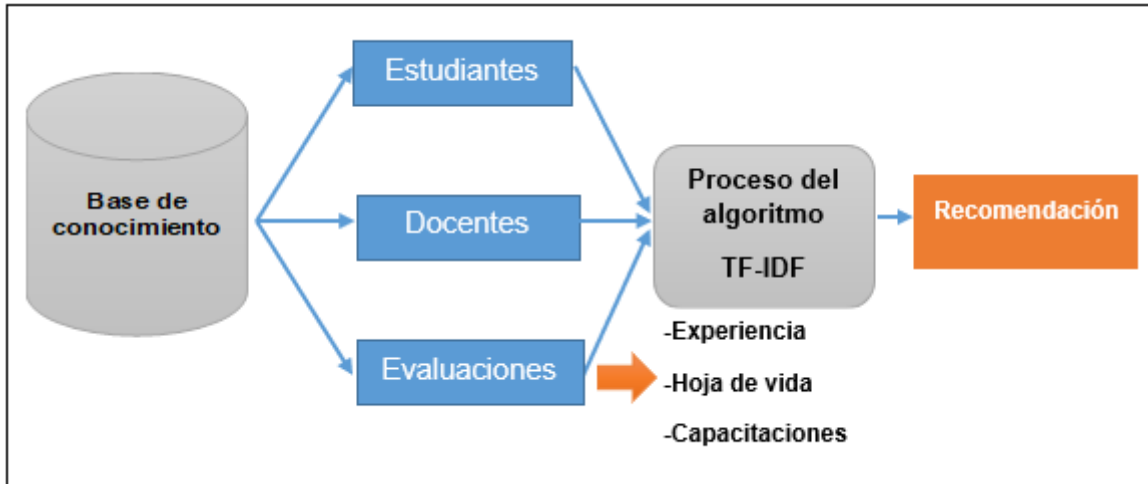


Figura 10: Estructura para Filtrado Basado en Contenido

En la figura 10, podemos observar que para obtener recomendaciones por filtrado basado en contenido las entradas del algoritmo TF-IDF van a variar, ya que el proceso que realiza este algoritmo se basa en hacer comparaciones de similitudes con respecto a otros elementos. Para este caso los ratings serán diferentes al anterior algoritmo.

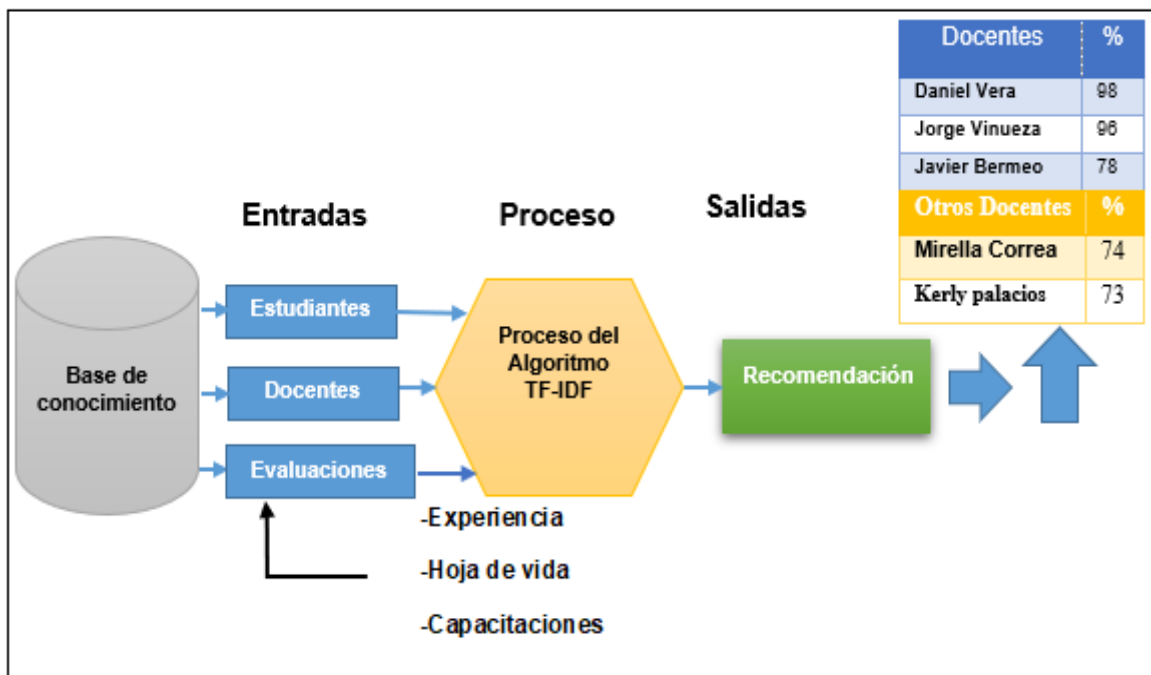


Figura 11: Proceso del algoritmo TF-IDF para la obtención de recomendaciones por Filtrado Basado en Contenido

En la figura 11, se puede observar el proceso que realiza el algoritmo TF-IDF, dónde mediante sus entradas se crearán diferentes vecindarios a través de la matrización. Después de esto pasa al proceso de evaluación de los ítems, que a diferencia del anterior

algoritmo este se basa en evaluar la parte descriptiva de cada elemento, por tal motivo sus entradas son diferentes.

De esta manera, el algoritmo después de realizar su proceso muestra una lista de docentes más opcionados en relación a una materia específica. Al igual que anterior algoritmo, se presentará los tres primeros docentes idóneos con su respectivo porcentaje evaluado por el algoritmo, y además la opción anteriormente mencionada de posibles candidatos a tomar en cuenta si lo desean los directores de carreras.

3.3.2. Arquitectura del SR

AcademicSR ha sido diseñado bajo una estructura escalar por medio de la información que nos proporcionará la UNEMI al cierre de cada período académico, de tal forma que nuestra base de conocimiento estará abastecida de datos. De esta manera los datos se incrementarán y permitirá tener una mayor efectividad al momento de realizar el proceso de recomendación por parte de los algoritmos.

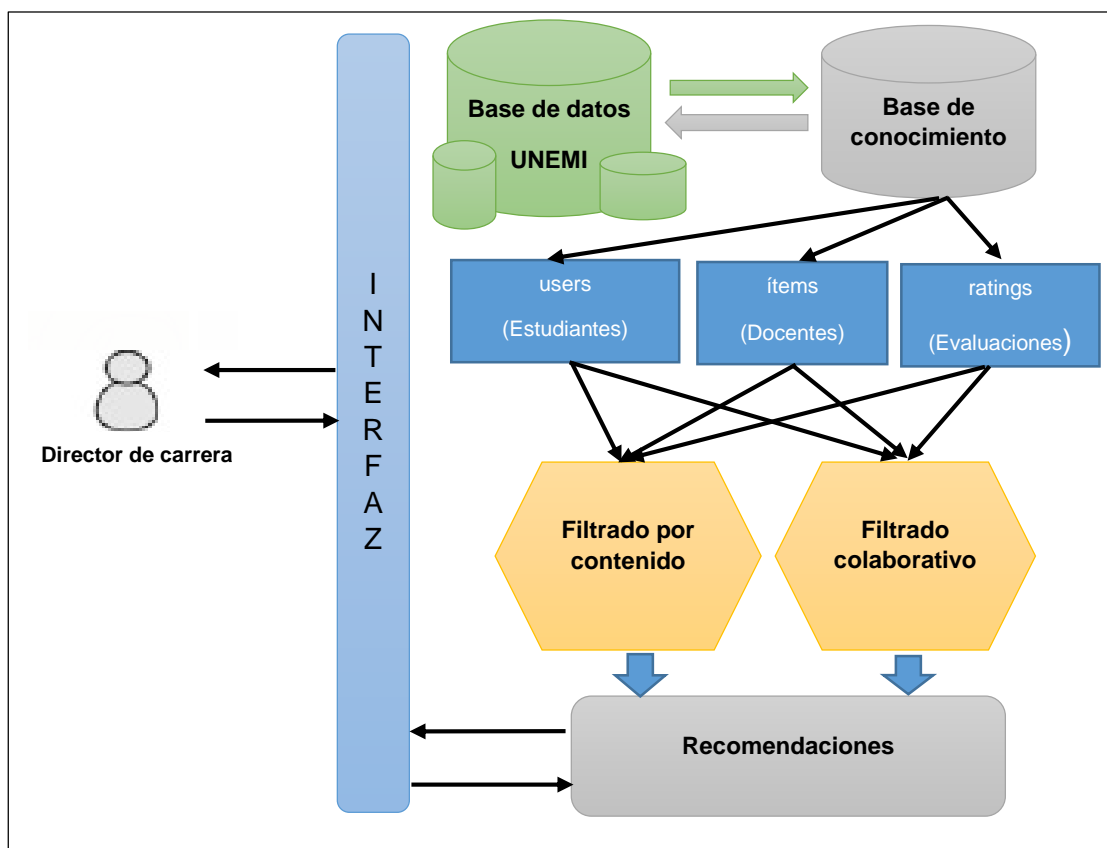


Figura 12: Estructura de AcademicSR

En la figura 12, podemos observar cómo está representada la estructura funcional de AcademicSR, y los respectivos elementos que lo conforman, además de los procesos que realizará para sugerir recomendaciones para la selección de docentes en el módulo distributivo. Se muestra la fuente de alimentación de la base de conocimiento y a su vez la comunicación con los algoritmos, al momento de que los directores de carreras deseen seleccionar un docente para una materia específica, los algoritmos actuarán de manera inmediata y presentarán los resultados a través de la interfaz del sistema.

3.3.3. Herramientas para el desarrollo de AcademicSR

Para el desarrollo AcademicSR hemos seleccionado las siguientes herramientas y tecnologías:

Programas	Versión
Python	3.6
Django	2.1
Css	3
Html	5
JavaScript	3
Bootstrap	4.3
PostgreSQL	9.2
Librería Surprise	1.0.6

Tabla 1: Herramientas para el desarrollo del SR

En la tabla 1, podemos observar que los programas que se utilizará para el desarrollo del proyecto son de acceso libre (Open Source). Lo que permite tener una gran ventaja ya que podemos hacer uso de todas funciones y componentes que poseen los lenguajes de programación.

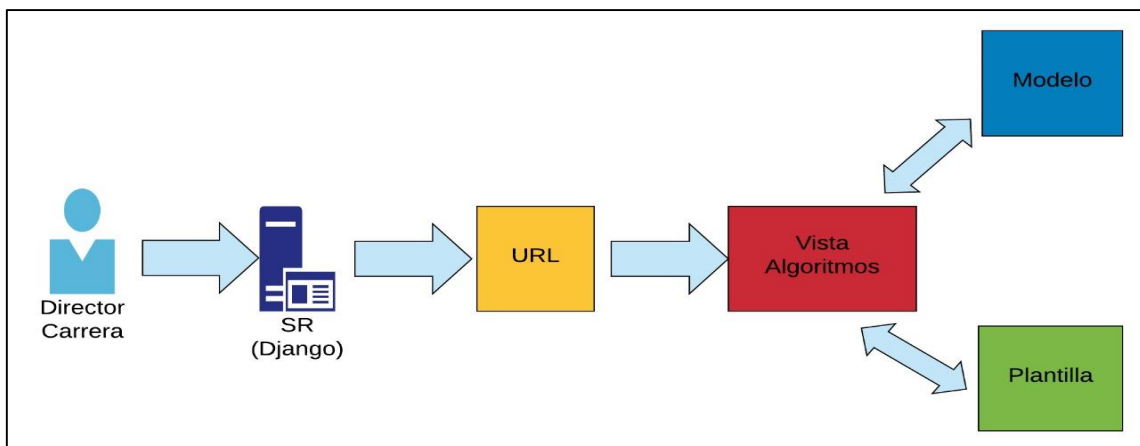


Figura 13: Estructura del software

En todo software para determinar su funcionamiento es necesario tener la visión global de la arquitectura de su sistema, y el modelo MTV (Modelo, Plantilla y Vista) para este proyecto fue el más adecuado. Debido a que Django lo incorpora para toda la etapa de desarrollo. Lo primero que realiza esta arquitectura es recibir las solicitudes generadas por el SR basado en el perfil del director de carrera; para luego llegar a la vista donde se encuentran los algoritmos de recomendación, que realizarán las solicitudes necesarias al modelo que contiene la base de conocimientos. Finalmente regresar toda esa información desde el modelo hacia la vista que contiene la ruta a la plantilla que mostrará en la interfaz de usuario como se muestra en la figura 13.

3.3.4. Interfaz del sistema

AcademicSR consta de cinco pantallas: Login, Menú, Nivel Académico, Materias y Profesores, las cuales tomaron como base el diseño del actual SGA, debido a que es una propuesta tecnológica con mejoras para el actual sistema.



Figura 14: Login SGA

Para esta propuesta tecnológica se desarrolló un login como se muestra en la figura 14, para que el director de carrera pueda iniciar sesión, acceder al módulo del distributivo de docentes, y en cuanto a lo que se refiere a seguridad, se impida el acceso a otros usuarios no autorizados, además, el login consta de la protección csrf token que Django lo proporciona. Esta seguridad permite que la información que se ingrese no sea robada u observada durante su envío por usuarios mal intencionados.



Figura 15: Menú de inicio.

Una vez iniciada la sesión dentro del AcademicSR se muestra una lista de módulos como en la figura 15, es aquí donde se accede al módulo del distributivo de docentes para que el director de carrera inicie el proceso de asignación de docentes. Además de esto se puede seleccionar el periodo académico dentro de un menú desplegable que se encuentra en la parte superior de la pantalla y dentro de esta misma sección se encuentra un botón que permite cerrar la sesión.

Reportes		Acciones		Nivel	Matriculas	Sesion/Modalidad	Inicio/Fin	Mat.Reg	Mat.Ext	Mat.Ep	
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	PDS- ADMINGON	2000	VESPERTINA / DISTANCIA	May 6 2019 Sept 27 2019	Sept 6 2019	Sept 10 2019	Oct 18 2019	Materia Matriculación
<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	PRESENCIAL MAY-SEP	2320	MATUTINA / PRESENCIAL	May 6 2019 Sept 27 2019	Sept 6 2019	Sept 10 2019	Oct 18 2019	Materia Matriculación

Figura 16: Nivel Académico.

Dentro del módulo de distributivo de docentes como lo muestra la figura 16, podemos observar la lista de niveles académicos con su respectiva información descriptiva según sea el nivel académico. Y por cada nivel académico existe un botón llamado “Materia” el que nos redirecciona a la pantalla de materias.

Asignatura	Insc.	Mat.	Cap.	Aula	Hrs. Sem.	Hrs. Tot.	Cst.	Inicio/Fin Asig.	Profesor(es)	Acciones
CIRCUITOS ELECTRICOS Y ELECTRONICOS - [PCARDIAG]- A2 100 NIVEL M.E. CALIFICACION 2 MARCAJES (2019)	0	15	20	A2	4	40	2.0000	May. 20, 2019 Sept. 27, 2019	Docente + Docentes Horas semanal: 4 TotCap: 20	Acciones -
MATEMATICA BASICA - [INVE322]- C1 100 NIVEL M.E. CALIFICACION 2 MARCAJES (2019)	0	15	25	C1	3	30	2.0000	May. 30, 2019 Sept. 27, 2019	Docente + Docentes Horas semanal: 3 TotCap: 25	Acciones -
DISEÑACION - [CAD/DISECT]- A2	0	15	20	A2	5	20	2.0000	May. 30, 2019 Sept. 27, 2019		Acciones -

Figura 17: Materias

La figura 17, muestra la pantalla de Materias que se obtuvo del redireccionamiento anterior, siguiendo con el flujo del sistema, en esta pantalla es donde se incorpora todas las materias que el AcademicSR pretende enlazarlas con su respectivo docente, además se implementó un menú desplegable que permite seleccionar la carrera para ese nivel académico. Como información descriptiva para cada materia se observa la cantidad de estudiantes matriculados, cupos disponibles, inicio y fin del periodo académico. Y en cada materia se muestra un botón que redirecciona a la sección de asignación de docente como se muestra en la figura 18.

PROGRAMACION ORIENTADA A OBJETOS III - [PROG-OBJ III] - VESPERTINA - FACI

Tipo: -----

Segmento: MATERIA Horas Semanal: 3

Desde: May 30, 2019 Hasta: Sept. 27, 2019

Principal: No validar horarios:

Profesor: -----

Recomendación: Basado en la similitud de docentes

RECOMENDACION DE DOCENTES PARA LA ASIGNATURA

Ranking	Foto	Docentes	Detalle	Accion
1		Daniel Alexander Vera Paredes		
2		Jorge Luis Vinuesa Martinez		
3		Kerly Vanessa Palacios Zamora		

Figura 18: Selección docentes.

En esta pantalla se realiza la selección del docente dentro de la sección “Recomendación de docentes para la asignatura”, aquí es donde los algoritmos empiezan a recomendar los docentes según sea el tipo de recomendación que se coloque en menú

desplegable llamado "Recomendación". Después de esto se mostrará una lista de docentes, donde cada docente cuenta con un botón de selección el cual realiza el emparejamiento "Docente-Materia".

Otra de las secciones importantes es la que se denomina "Te pueden interesar otras opciones", la cual muestra otra lista de docentes que dictan materias similares, que están aptos para impartir la materia requerida. Finalmente, como todo módulo, cuenta con un botón para imprimir los reportes de los docentes según su materia o perfil académico.

3.4. Evaluación

AcademicSR está compuesto por un conjunto de tecnologías open source actuales, las cuales para su funcionamiento deberán ser implementadas en el servidor de la UNEMI, cada una de estos componentes tienen un rol importante en el sistema de recomendación, así como los recursos físicos (hardware), ya que los procesos que realizan los algoritmos utilizan la virtualización por la masa de información analizar.

Para el abastecimiento de la información se utilizó una base de datos de prueba con una estructura de información ordenada, que satisface las entradas de cada algoritmo, pero para su etapa de producción esta base de datos será reemplazada por la base de la UNEMI, de tal forma que la estructura del funcionamiento y el acceso a los datos por parte de AcademicSR se mantendrá tal cual como en la base de prueba, con la diferencia de que existirá más data que los algoritmos tendrán que analizar.

Para realizar el proceso de recomendaciones AcademicSR necesitará contar con una cantidad de información determinada, aproximadamente que supere los diez mil datos para que los algoritmos puedan realizar su proceso y no tenga inconsistencias al ejecutar el sistema, de esta manera los resultados que arrojarán los algoritmos tendrán una veracidad muy buena, mientras más datos existan los algoritmos podrán realizar mejor su proceso.

Las interfaces que se utiliza en AcademicSR tendrán que pasar por un proceso de adaptación antes de ser puesto en producción, debido que el director de carrera elegirá la opción por la cual quiere asignar un docente a una materia específica. Las Interfaces en el actual sistema de la UNEMI no lo utiliza, de esta manera los cambios se deberán efectuar para su posterior uso.

El sistema no necesitará la creación de módulos externos, ya que está centrado solo en el distributivo, de tal forma que para ponerlo en producción los cambios a realizar en el sistema actual de la UNEMI será mínimo, de esta manera el sistema actual no tendrá inconsistencia por el funcionamiento de AcademicSR ya que es independiente y sobre todo no está relacionado de manera directa con otros módulos.

Una vez realizada la implementación de AcademicSR con todos sus requerimientos para su funcionamiento en el servidor de la UNEMI, se procederá a realizar un plan piloto de prueba con un grupo de directores de carrera durante un tiempo estimado, con el fin de evaluar el funcionamiento y los resultados que arroje el sistema. Una vez culminado el tiempo de prueba, se realizará una encuesta aplicada a los directores de carrera de cada facultad, dónde deberán responder un banco de preguntas referentes AcademicSR y de esta manera determinar, si el sistema satisface sus necesidades en el proceso de selección de docentes para la elaboración del distributivo académico de cada periodo, como también tener en cuenta posibles mejoras a realizar en un futuro.

CONCLUSIONES

El proceso de selección de docentes para cada período académico de la UNEMI con el pasar del tiempo se ha vuelto tedioso de manejar, debido a que cada año la demanda de estudiantes que ingresan crece y como tal la información también. Por tal motivo se ha identificado dos posibles escenarios de solución frente a las inconsistencias existentes en el sistema actual, para aquello utilizamos la información con la que cuenta la base de datos de la UNEMI y mediante la aplicación de dos algoritmos como son KNN Y TF-IDF mejorar el proceso de selección de docentes. Lo primero que se deberá definir son los elementos que participarán, como también la construcción de una estructura que solvete las entradas que requiere AcademicSR a través de sus algoritmos para el proceso de recomendaciones de docentes.

En este trabajo hemos presentado AcademicSR como una propuesta solución para que los directores de carrera de cada facultad afronten las inconvenientes, que tienen al momento de elaborar el distributivo académico de cada periodo, de esta manera se pretende ayudar a la toma de decisiones entre un conjunto posibilidades a elegir o tomar en cuenta; Realizándolo mediante la exploración de la información existente de todos los

periodos académicos antiguos de la UNEMI, de esta forma se ha logrado que los resultados obtenidos tengan un alto grado de veracidad y además recomendar opciones idóneas mediante la interfaz al momento que los directores manipulen el sistema.

AcademicSR no pretende afectar ningún módulo externo del distributivo académico del SGA UNEMI, ya que este trabajo está basado en realizar un amplio análisis y estudio de la información con la que cuenta actualmente la universidad, y mediante el uso de los algoritmos, se espera que los procesos de elaboración del distributivo para cada periodo académico se lo realicen de manera rápida, permitiendo así reducir tiempo que actualmente los directores de carrera, se toman para la selección de un docente a una materia específica.

RECOMENDACIONES

El AcademicSR es un proyecto tecnológico que se enfoca en la clasificación de datos por lo que se recomienda a las futuras implementaciones, mapear la base de conocimientos, para poder determinar las entradas de cada uno de los algoritmos incorporados en este SR, además, se debe tomar muy en cuenta el formato de las entradas por algoritmo para que cada algoritmo funcione correctamente.

Siguiendo en este lineamiento de la información para los algoritmos, es necesario contar con una base de conocimientos muy amplia, para que los algoritmos puedan realizar cálculos más precisos de acuerdo con nuestros requerimientos, y para conseguir reducir los tiempos de recomendación es necesario que la base de conocimientos sea no relacional porque con la redundancia de datos se logra una eficiencia óptima.

Otros de los factores a analizar es el requerimiento de hardware para que el SR empiece a funcionar con normalidad, ya que esta clase de sistemas consumen mucho espacio de memoria RAM y de almacenamiento. También se debe considerar que el presente trabajo solo es una propuesta tecnológica, que se puede ir mejorando con el desarrollo de un módulo adicional para la configuración de los algoritmos, debido a que nos permite escoger el orden de ejecución de cada uno de los algoritmos y también seleccionar la base de conocimientos con la que se pretende recomendar.

Además de esto se puede mejorar la precisión de la recomendación con la agregación de nuevos algoritmos de recomendación según las categorías especificadas en

el documento, en conjunto a esto se debería de agregar un nuevo método de feedback para que el sistema se alimente continuamente, no solamente en la etapa final de la evaluación de docentes. Finalmente se debe mejorar la interfaz gráfica, ya que la adaptación de las funcionalidades de recomendación en la actual interfaz se dificultó, debido a que era un sistema que tiene un patrón de diseño establecido por la UNEMI, y con esto obtener una nueva interfaz que soporte la agregación de nuevas funcionalidades.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Alejandres-Sánchez, H. O., González-Serna, J. G., & González-Franco, N. (2016). Efecto de explicaciones sobre la confianza del usuario en sistemas de recomendación sensibles al contexto. *Ingeniería, Investigación y Tecnología*, 17(4), 419–428.
- Arleo, S., & Silva, B. (2017). Dynamic Selection of Recommender Systems: An Application to Tourism. *Journal of Tourism & Hospitality*, 06(06). <https://doi.org/10.4172/2167-0269.1000325>
- Bennett, J., Lanning, S., & others. (2007). The netflix prize. *Proceedings of KDD Cup and Workshop, 2007*, 35.
- Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., & Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-Based Systems*, 46, 109–132. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.03.012>
- Das, A. S., Datar, M., Garg, A., & Rajaram, S. (2007). Google news personalization: scalable online collaborative filtering. *Proceedings of the 16th International Conference on World Wide Web*, 271–280.
- Davidson, J., Liebold, B., Liu, J., Nandy, P., Van Vleet, T., Gargi, U., ... others. (2010). The YouTube video recommendation system. *Proceedings of the Fourth ACM Conference on Recommender Systems*, 293–296.
- Del Pino, J., Salazar, G., & Cedeño, V. (2011). Adaptación de un Recomendador de Filtro Colaborativo Basado en el Usuario para la Creación de un Recomendador de Materias de Pregrado Basado en el Historial Académico de los Estudiantes. *Revista Tecnológica-ESPOL*, 24(2).
- Durović, G., Dlab, M. H., & Hoić-Božić, N. (2018). Educational recommender systems: An overview and guidelines for further research and development. *Croatian Journal of Education-Hrvatski Casopis Za Odgoj i Obrazovanje*, 20(2), 531–560. <https://doi.org/10.15516/cje.v20i2.2659>
- Felfernig, A., Polat-Erdeniz, S., Uran, C., Reiterer, S., Atas, M., Tran, T. N. T., ... Dolui, K. (2019). An overview of recommender systems in the internet of things. *Journal of Intelligent Information Systems*, 52(2), 285–309. <https://doi.org/10.1007/s10844-018-0530-7>
- Hallinan, B., & Striphas, T. (2016). Recommended for you: The Netflix Prize and the production of algorithmic culture. *New Media & Society*, 18(1), 117–137.

<https://doi.org/10.1177/1461444814538646>

- Kusumaningrum, D. P., Setiyanto, N. A., Hidayat, E. Y., & Hastuti, K. (2017). Recommendation System for Major University Determination Based on Student's Profile and Interest. *J AIS (Journal of Applied Intelligent System)*, 2(1), 21–28. <https://doi.org/10.33633/jais.v2i1.1389>
- Letelier, P. (2006). *Metodologías ágiles para el desarrollo de software: eXtreme Programming (XP)*. Retrieved from http://www.cyta.com.ar/ta0502/b_v5n2a1.htm
- Lin, H., Xie, S., Xiao, Z., Deng, X., Yue, H., & Cai, K. (2019). Adaptive recommender system for an intelligent classroom teaching model. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET)*, 14(5), 51–63. <https://doi.org/10.3991/ijet.v14i05.10251>
- Linden, G., Smith, B., & York, J. (2003). Amazon.com Recommendations: Item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet Computing*, 7(1), 76–80. <https://doi.org/10.1109/MIC.2003.1167344>
- Lu, J., Wu, D., Mao, M., Wang, W., & Zhang, G. (2015). Recommender system application developments: A survey. *Decision Support Systems*, 74, 12–32. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2015.03.008>
- M.Talekar, S., & B. Nagori, M. (2015). Classification of Messages and Content based Filtering From OSN User Walls. *International Journal of Computer Applications*, 115(10), 13–16. <https://doi.org/10.5120/20187-2410>
- Ma, T., Zhou, J., Tang, M., Tian, Y., Al-Dhelaan, A., Al-Rodhaan, M., & Lee, S. (2015). Social network and tag sources based augmenting collaborative recommender system. *IEICE Transactions*, E98D(4), 902–910. <https://doi.org/10.1587/transinf.2014EDP7283>
- Morales, C. A. R. (2018). Algoritmo SVD aplicado a los sistemas de recomendación en el comercio. *Tecnología, Investigación y Academia TIA*, 6(1), 18–27. Retrieved from <https://1findr.1science.com/api/resolver/?id=9fc232de32f4e47d9c3618bed9a5233ae28f4270>
- Nikitina, L., Shikov, P., Shikov, Y., Bakanova, A., & Shikov, A. (2018). Recommended system of personalized corporate e-learning based on ontologies. *MATEC Web of Conferences*, 193(MATEC Web Conf. Volume 193, 2018 International Scientific Conference Environmental Science for Construction Industry – ESCI 2018), 9.

<https://doi.org/10.1051/matecconf/201819305074>

- Pandey, A., & Jain, A. (2017). Comparative Analysis of KNN Algorithm using Various Normalization Techniques. *International Journal of Computer Network and Information Security*, 9(11), 36–42. <https://doi.org/10.5815/ijcnis.2017.11.04>
- Prabowo, D. A., Fhadli, M., Najib, M. A., Fauzi, H. A., & Cholissodin, I. (2016). TF-IDF-Enhanced Genetic Algorithm Untuk Extractive Automatic Text Summarization. *Jurnal Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 3(3), 208. <https://doi.org/10.25126/jtiik.201633217>
- Pressman, R., & Troya, J. (1988). *Ingeniería del software*. McGraw Hill. Retrieved from <http://www.academia.edu/download/45525376/Ingenieria.de.software.enfoque.practico.7ed.Pressman.PDF>
- Ricci, F., Rokach, L., & Shapira, B. (2011). Introduction to recommender systems handbook. In *Recommender systems handbook* (pp. 1–35). Springer.
- Rodas-Silva, Jorge and Galindo, José A and García-Gutiérrez, Jorge and Benavides, D. (2019). RESDEC: online management tool for implementation components selection in software product lines using recommender systems. *DI.Acm.Org*, 7, 1–63. Retrieved from <https://dl.acm.org/citation.cfm?id=3342390>
- Rodríguez, P. A., Duque, N. D., & Ovalle, D. A. (2016). Método Híbrido de Recomendación Adaptativa de Objetos de Aprendizaje basado en perfiles de Usuario. *Formación Universitaria*, 9(4), 83–94.
- Tarragó, D. S., Bello, R., Cornelis, C., & Herrera, F. (2014). A multi-instance learning wrapper based on the Rocchio classifier for web index recommendation. *Knowledge-Based Systems*, 59, 173–181. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2014.01.008>
- Tavakolifard, M., & Almeroth, K. C. (2012). Social computing: an intersection of recommender systems, trust/reputation systems, and social networks. *IEEE Network*, 26(4), 53–58.
- Verbert, K., Duval, E., Manouselis, N., Ochoa, X., Wolpers, M., Drachsler, H., & Bosnic, I. (2012). Context-aware recommender systems for learning: A survey and future challenges. *IEEE Transactions on Learning Technologies*, 5(4), 318–335. <https://doi.org/10.1109/TLT.2012.11>
- Wu, A. H. B., Christenson, R. H., Greene, D. N., Jaffe, A. S., Kavsak, P. A., Ordonez-Llanos, J., & Apple, F. S. (2018). Clinical laboratory practice recommendations for

the use of cardiac troponin in acute coronary syndrome: expert opinion from the Academy of the American Association for Clinical Chemistry and the Task Force on Clinical Applications of Cardiac Bio-Markers . *Clinical Chemistry*, 64(4), 645–655.

ANEXOS



UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

FACULTAD DE CIENCIAS DE INGENIERIA
CARREA DE INGENIERIA EN SISTEMAS COMPUTACIONALES
MODALIDAD PRESENCIAL



Entrevistadores	Zapata Jaya Wilson Fernando, Pazmiño Lema Bryan Javier
Entrevistado (a)	Msc. Palacios Zamora Kerly Vanessa
Cargo ocupacional	Jefa del Departamento TIC'S (UNEMI)
Motivo entrevista	Levantamiento de requerimientos para el desarrollo del sistema de recomendación para gestión académica de la UNEMI

¿Cómo funciona el módulo de distributivo?

Para el periodo académico del presente año la forma de elaborar el módulo distributivo cambio debido a que los docentes postulaban a materias de sus preferencias las cuales deseaban impartir cátedra de esta manera también el proceso que se elaboró para la selección de docentes cambio, primero se realiza un proceso donde los docentes postulan a una materia de su preferencia, terminada la postulación el sistema analiza y establece mediante un proceso de semaforización de los requisitos que cumple entre materia y docente, finalmente pasa a la etapa final donde cada director de carrera de cada facultad hace la selección del docente idóneo.

¿Cuáles son las tablas que se requieren para elaborar el distributivo?

Las tablas que se utiliza para la elaboración del distributivo son: estudiante, docente, materia, evaluación, período académico, paralelos y sección las cuales cada una cumplen un rol.

Estudiante: Esta tabla está relacionado principalmente con la evaluación que se realiza cada período académico, ya que es donde los docentes tienen una calificación y además comentarios ya sea buenos, malos y de sugerencias.

Docente: Se toma la información de su experiencia laboral (currículum vitae) como además los ejes formativos realizados hasta la actualidad para realizar las respectivas comparaciones en el proceso de semaforización.

Materia: En proceso que realiza el sistema se considera los requerimientos que se

necesitaba impartir la materia que los docentes desean dar catedra.

Evaluación: Se toma en cuenta los comentarios y calificación realizadas por los estudiantes hacia los docentes en cada periodo académico.

¿Qué proceso se realiza para la selección de docentes?

En el presente periodo académico se elaboró un sistema mediante un mecanismo de semaforización que consiste en hacer comparaciones entre los requisitos que requiere la materia que han postulado y los ejes formativos de cada docente como: área investigativa, experiencia laboral (currículum vitae) y comentarios de evaluaciones realizadas por los estudiantes al cierre de un período académico, mediante estas comparaciones se establecen los siguientes criterios: a quienes cumplan se le asignan un color verde; ya quienes no cumplan un color rojo. De esta manera se ha tratado de ayudar a que el proceso de selección de docentes sea fácil para los directores de carrera de cada facultad permitiéndoles ahorrar tiempo en la selección del docente idóneo.

¿Cómo intervienen los directores de carreras de cada facultad para la selección de los docentes?

Esta es la última etapa para finalmente elaborar el módulo de distributivo consiste en que, ya realizado el proceso de semaforización, los directores de carreras deberán revisar el perfil de cada docente que ha postulado a una determinada materia, ya con sus respectivos indicadores puestos por el proceso previamente antes mencionado, los directores de carreras deberán seleccionar al docente más idóneo entre un grupo de postulante.



DESARROLLO DE UN SISTEMA DE RECOMENDACIÓN PARA LA GESTIÓN ACADÉMICA EN LA UNIVERSIDAD ESTATAL DE MILAGRO

INFORME DE ORIGINALIDAD

1 %	1 %	0 %	2 %
INDICE DE SIMILITUD	FUENTES DE INTERNET	PUBLICACIONES	TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	Submitted to Universidad Estatal a Distancia Trabajo del estudiante	1 %
2	Submitted to Universidad Estatal de Milagro Trabajo del estudiante	<1 %

Excluir citas

Activo

Excluir coincidencias

< 30 words

Excluir bibliografía

Activo