

UCUENCA

Facultad de Ingeniería
Carrera de Ingeniería de Sistemas

Desarrollo de un plugin de recomendaciones tipo chatbot orientado a estudiantes para la plataforma Moodle.

Trabajo de Titulación previo a la obtención del
Título de Ingeniero de Sistemas

Autores:

Darwin Mauricio Calle Morales

CI: 0105874267

Correo electrónico: mauricio.calle278@gmail.com

Edwin David Narváez Miranda

CI: 0605474147

Correo electrónico: davidnarvaezmiranda97@gmail.com

Tutor:

Ing. Jorge Javier Maldonado Mahauad, PhD

CI: 1102959051

Cuenca-Ecuador

30-mayo-2022

RESUMEN

El aprendizaje presencial constituye el modelo educativo que más ha perdurado en la historia del hombre, sin embargo, la aparición y uso de espacios virtuales como plataformas de educación o espacios de aprendizaje han aumentado en los últimos años. Estas plataformas conocidas como sistemas de gestión de aprendizaje, traen varios beneficios, como la facilidad de acceso, la disponibilidad y consecuencia de esto el almacenamiento de gran cantidad de datos respecto a las interacciones de los estudiantes. Los datos por si solos no brindan la información esperada, es por eso que mediante el procesamiento y la generación de indicadores se puede mejorar y comprender el proceso de aprendizaje de los estudiantes. En este contexto aparece Moodle, el cual es un sistema de gestión de aprendizaje muy popular que brinda la posibilidad de crear cursos en modalidad virtual de manera gratuita, también se caracteriza por recopilar y almacenar gran cantidad de datos de las interacciones de los estudiantes y mediante la creación de plugins permite agregar mayor funcionalidad a la plataforma.

Moodle cuenta con un repositorio de plugins, la mayoría de ellos son gratuitos y de código abierto, sin embargo, en la bibliografía revisada no existe ningún plugin que recomiende acciones o estrategias concretas para mejorar el proceso de aprendizaje. De igual manera, en esta revisión no se encuentran ningún plugin que emplee tecnologías novedosas como los chatbots o agentes conversacionales, los cuales ya están siendo utilizadas en distintas industrias como fuentes interactivas de información con alta disponibilidad y que curiosamente en educación no han sido lo suficientemente exploradas.

Es por eso por lo que, en este trabajo de titulación se presenta el desarrollo de Miranda, un plugin de recomendaciones tipo chatbot orientado a estudiantes. La herramienta propuesta ayuda a los estudiantes en la autorregulación de su aprendizaje, brindando recomendaciones de tiempo y sesiones, de recursos y acciones dentro de la plataforma Moodle. Así también, con el desarrollo de este plugin tipo chatbot se intenta llenar el vacío tecnológico respecto al uso de estas tecnologías en la plataforma Moodle.

El desarrollo de Miranda demuestra que es posible el despliegue de un plugin tipo chatbot que brinde diversas recomendaciones a estudiantes usando para ello indicadores de analíticas de aprendizaje tanto propios como los generados por Moodle.

Palabras claves: Analíticas de aprendizaje. Chatbot. Moodle. SGA. Sistemas de recomendación. Estrategias de autorregulación.

ABSTRACT

Face-to-face learning is the educational model that has lasted the longest in the history of mankind, however, the emergence and use of virtual spaces such as education platforms or learning spaces have increased in recent years. These platforms, known as learning management systems, bring several benefits, such as ease of access, availability and, as a consequence, the storage of large amounts of data regarding student interactions. Data alone do not provide the expected information, that is why by processing and generating indicators it is possible to improve and understand the learning process of students. In this context appears Moodle, which is a very popular learning management system that offers the possibility of creating courses in virtual mode for free, it is also characterized by collecting and storing a large amount of data on student interactions and by creating plugins to add more functionality to the platform.

Moodle has a repository of plugins, most of them are free and open source, however, in the literature reviewed there is no plugin that recommends concrete actions or strategies to improve the learning process. Similarly, in this review there are no plugins that employ novel technologies such as chatbots or conversational agents, which are already being used in different industries as interactive sources of information with high availability and that curiously in education have not been sufficiently explored.

That is why, in this degree work we present the development of Miranda, a chatbot-like recommendation plugin oriented to students. The proposed tool helps students in the self-regulation of their learning, providing recommendations of time and sessions, resources and actions within the Moodle platform. Also, with the development of this chatbot plugin we try to fill the technological gap regarding the use of these technologies in the Moodle platform.

Miranda's development demonstrates that it is possible to deploy a chatbot plugin that provides various recommendations to students using both Moodle-generated and Moodle-generated learning analytics indicators.

Keywords: Learning analytics. Chatbot. Moodle. SGA. Recommender systems. Self-regulation strategies.

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN	20
1.1 Panorama general y justificación	21
1.2 Estado actual	23
1.2.1 Analíticas de aprendizaje	23
1.2.2 Desarrollo de plugins para Moodle	24
1.2.3 Sistemas de Recomendación en Educación y Autorregulación del Aprendizaje	27
1.2.4 Chatbots en educación.	28
1.3 Objetivos del Trabajo	29
1.3.1 Objetivo general	29
1.3.2 Objetivos específicos	29
1.4 Metodología	30
1.5 Estructura del trabajo de titulación	30
CAPÍTULO 2: SISTEMA DE GESTIÓN DE APRENDIZAJE MOODLE	32
2.1 Introducción	33
2.2 Moodle	33
2.3 Características	33
2.4 Recursos	34
2.5 Actividades	35
2.6 Arquitectura General	36
2.7 Arquitectura interna de Moodle	37
2.8 Base de datos de Moodle	38
2.9 Plugins en Moodle	38
2.10 Indicadores de Analítica del Aprendizaje en Moodle	39
2.10.1 Indicadores generales de Moodle	40
2.10.2 Indicadores de la comunidad de indagación	41
a) Profundidad Cognitiva	42

b) Amplitud Social	43
2.11 Conclusiones.....	43
CAPÍTULO 3: CHATBOTS Y SISTEMAS DE RECOMENDACIÓN	45
3.1 Introducción.....	46
3.2 Chatbots	46
3.3 Enfoques para el desarrollo de Chatbots.....	46
a) Enfoque basado en reglas.....	47
b) Enfoque basado en Inteligencia Artificial General y Máquinas Inteligentes.....	48
3.4 Chatbots en educación	50
3.5 Experiencia de usuario con los chatbots	50
3.6 Sistemas de Recomendación dentro de chatbots.....	51
3.6.1 Filtrado colaborativo basado en usuarios.....	52
3.6.2 Filtrado colaborativo basado en ítems	52
3.6.3 Recomendación basada en contenido	52
3.6.4 Algoritmo de filtro colaborativo Slope One	53
3.6.5 Sistemas de recomendación híbridos	53
3.7 Sistemas de Recomendación dentro de chatbots para Moodle	54
3.8 Conclusiones.....	55
CAPÍTULO 4: DISEÑO Y DESARROLLO DEL CHATBOT DE RECOMENDACIÓN	
MIRANDA.....	57
4.1 Introducción.....	58
4.2 Chatbot Propuesto.....	58
4.3 Diseño de arquitectura del chatbot.....	58
4.4 Diseño de la arquitectura de los mensajes del chatbot.....	59
4.5 Modelo de interacciones base del chatbot	60
4.5.1 Interacciones activas	60
4.6 Opciones del chatbot.....	61
4.7 Versión incremental 1: Cursos y eventos.....	63

4.7.1	Ver mis cursos:	63
4.7.2	Mis próximos eventos:	64
4.7.3	Revisar recursos nuevos:	65
4.8	Versión incremental 2: Tareas y Recomendaciones	66
4.8.1	Ver Recomendaciones:	66
a)	Algoritmo propio de comparación	68
b)	Preparación del conjunto de datos.	68
c)	Agrupación de estudiantes.	70
d)	Interpretación y análisis de los grupos.	71
e)	Comparación.	71
4.8.2	Recursos recomendados:	72
4.8.3	Recursos más vistos:	75
4.8.4	Recomendaciones semanales:	76
4.9	Versión incremental 3: Ver Visualizaciones	77
4.9.1	Indicadores Generales:	78
a)	Recursos del Curso:	78
b)	Sesiones por Semana:	79
c)	Sesiones y Tiempo Invertido:	79
d)	Calificaciones:	80
4.9.2	Sesiones de estudio:	80
a)	Tu tiempo invertido:	81
b)	Sesiones por día y hora:	82
c)	Interacción por Tipos de Recursos:	82
4.10	Versión incremental 4: Interacciones pasivas	83
4.11	Detalles técnicos	84
4.12	Despliegue del plugin en un entorno Moodle.	84
4.12.1	Instalación de plugin	85
CAPÍTULO 5: CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS		87

UCUENCA

5.1	Conclusiones.....	88
5.2	Recomendaciones	90
a)	Recomendación para los docentes	90
b)	Recomendaciones para los estudiantes	90
5.3	Trabajos futuros	90
REFERENCIAS.....		92
ANEXOS.....		97
GLOSARIO DE TÉRMINOS.....		99

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Diferencia entre e- learning tradicional y MOOC	21
Tabla 2. Niveles en las Analíticas de Aprendizaje	24
Tabla 3. Comparativa de plugins en base a su nivel de analíticas.	27
Tabla 4. Descripción de recursos Moodle	34
Tabla 5. Descripción de actividades Moodle	35
Tabla 6. Descripción de los Módulos Principales	37
Tabla 7. Descripción de tablas relevantes para el desarrollo del trabajo de titulación	38
Tabla 8. Indicadores Generales de Moodle	40
Tabla 9. Clasificación de los chatbots en la conversación y los tipos de respuesta.	46
Tabla 10. Comparativa de técnicas utilizadas para generar recomendaciones.....	55
Tabla 11. Menú de opciones de Chatbot	62
Tabla 12. Nivel de analíticas de aprendizaje para cada actividad y recursos de Moodle.....	69
Tabla 13. Tabla log.....	70
Tabla 14. Ejemplo de implementación de Slope One en el sistema	73

Figura 1. GISMO	25
Figura 2. Course Dedication	25
Figura 3. FlipMyLearning	26
Figura 4. Metodología de desarrollo incremental.....	30
Figura 5. Interacción de clientes y servidor en arquitectura Moodle.....	36
Figura 6. Estructura organizacional de un plugin en Moodle	39
Figura 7. Niveles de profundidad cognitiva y amplitud social.....	42
Figura 8. Enfoque basado en reglas	48
Figura 9. Enfoque basado en IA	49
Figura 10. Arquitectura del plugin.....	58
Figura 11. Arquitectura de respuestas	59
Figura 12. Inicio de la interacción activa del Chatbot.....	61
Figura 13. Menú de todas las opciones	61
Figura 14. Opciones del menú “Cursos y Eventos”	63
Figura 15. Opción “Ver mis cursos”	64
Figura 16. Opción “Mis eventos próximos”, con un evento asignado.....	64
Figura 17. Opción “Mis eventos próximos”, sin eventos próximos.	65
Figura 18. Opción “Revisar recursos nuevos.....	65
Figura 19. Opción “Ver recomendaciones”, sin ninguna recomendación.	66
Figura 20. Opción “Ver recomendaciones”, con algunas recomendaciones.	67
Figura 21. Proceso de clusterizacion	67
Figura 22. Opción “Recursos recomendados”	72
Figura 23. Sistema hibrido de recomendaciones.	75
Figura 24. Opción “Recursos más vistos”	76
Figura 25. Opción “Recomendaciones semanales”	77
Figura 26. Opción “Ver Visualizaciones”	77
Figura 27. FlipMyLearnig – Miranda – Indicadores Generales	78
Figura 28. Opción “Recursos del Curso”	79
Figura 29. Opción “Sesiones por Semana”	79
Figura 30. Opción “Sesiones y tiempo Invertido”	80
Figura 31. Opción “Calificaciones”	80
Figura 32. FlipMyLearnig- Miranda – Sesiones de estudio	81
Figura 33. Opción “Tu tiempo invertido”	81
Figura 34. Opción “Sesiones por día y hora”	82
Figura 35. Opción “Interacción por Tipo de Recursos”	82
Figura 36. Obtención de mensaje de recomendación pasiva	83
Figura 37. Respuesta del Chatbot – Recomendaciones pasivas	83

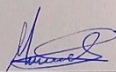
Figura 38. Directorio de miranda.....	85
Figura 39. Archivos de miranda	85
Figura 40. Verificación de nuevos plugins a instalar.	86
Figura 41. Plugin instalado con éxito.....	86

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Darwin Mauricio Calle Morales en calidad de autor/a y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Desarrollo de un plugin de recomendaciones tipo chatbot orientado a estudiantes para la plataforma Moodle", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 30 de mayo de 2022



Darwin Mauricio Calle Morales

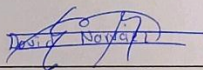
C.I: 0105874267

Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio Institucional

Edwin David Narváez Miranda en calidad de autor/a y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación "Desarrollo de un plugin de recomendaciones tipo chatbot orientado a estudiantes para la plataforma Moodle", de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 30 de mayo de 2022



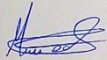
Edwin David Narváez Miranda

C.I: 0605474147

Cláusula de Propiedad Intelectual

Darwin Mauricio Calle Morales, autor del trabajo de titulación "Desarrollo de un plugin de recomendaciones tipo chatbot orientado a estudiantes para la plataforma Moodle", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, 30 de mayo de 2022



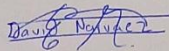
Darwin Mauricio Calle Morales

C.I: 0105874267

Cláusula de Propiedad Intelectual

Edwin David Narváez Miranda, autor/a del trabajo de titulación "Desarrollo de un plugin de recomendaciones tipo chatbot orientado a estudiantes para la plataforma Moodle", certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, 30 de mayo de 2022



Edwin David Narváez Miranda

C.I: 0605474147

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a toda mi familia por el apoyo brindado durante todo este tiempo, en especial a mis padres y hermanos que me apoyaron en cualquier circunstancia sea esta positivas o negativa.

Agradezco a Daysi, por haber estado conmigo a lo largo de todo este proceso y haber sido mi apoyo incondicional siempre.

Agradezco a todos los docentes que día a día se esforzaban para que aprendiéramos un poco más, en especial al Ingeniero Jorge Maldonado por el tiempo, apoyo, guía y motivación para la realización de este trabajo de titulación.

Agradezco a mis amigos con los cual pude compartir grandes momentos en la universidad, en especial a Brian M, Christian M, David N, David V, Miguel M.

Mauricio Calle M.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a mi familia por su apoyo incondicional brindado en todas las etapas de mi vida, no solo en la vida universitaria, sino en cada uno de los momentos donde los necesite. Siempre les tengo presente y sé que sin su apoyo nada de lo que he logrado sería posible. Papi, Mami esto es por y para ustedes.

A todos los docentes que me ayudaron a formarme, quienes me brindaron su conocimiento, sus enseñanzas y sus buenos consejos. De manera especial agradezco al ingeniero Jorge Maldonado por el tiempo, su dedicación y motivación en la realización en este trabajo de titulación.

A mi grupo de amigos, la universidad fue una gran aventura a lado de ustedes. En especial a Brian, Christian, David, Mauricio y Miguel, cuya amistad ha superado las aulas universitarias.

Edwin David Narváez Miranda

DEDICATORIA

Este trabajo es la culminación de años de esfuerzo, es por ellos que lo dedico a:

A mis padres, por su apoyo incondicional y demostrarme que, aunque las cosas puedan estar muy mal, siempre se puede salir adelante.

A mis hermanos, por siempre estar ahí cuando los necesite, y demostrarme que no importa cuánto falles lo importante es no darse por vencido.

A Daysi, por siempre estar conmigo y demostrarme que, aunque todo se vea mal siempre habrá una solución.

A todos mis compañeros, por demostrarme que, aunque todos seguimos diversos sueños, juntos podemos alcanzarlos, espero de corazón pronto podamos alcanzar todos nuestros sueños.

Mauricio Calle M.

DEDICATORIA

Dedico este trabajo y esfuerzo a mi familia quienes han sido un apoyo incondicional a lo largo de toda mi vida.

A mis padres, Rómulo y Mirella que han formado un excelente hogar lleno de respeto, confianza y amor, con sus buenos consejos, ejemplos y sacrificio me han demostrado que todo es posible en la vida si se lo realiza con pasión, esfuerzo y por el buen camino.

A mis abuelitos, Zoila y Rudy que han sabido brindarme mucho amor y cariño. Han permitido propiciarme un ambiente de paz haciendo que me olvide de todos los problemas.

A mis hermanos, Deborah, Ismael y Cristian que me han brindado su compañía y apoyo a lo largo de todos estos años.

A mis amigos, que me han demostrado que incluso en situaciones de alto estrés y competitividad se puede crear ambientes de empatía y buenos deseos.

Edwin David Narváez Miranda

ACRÓNIMOS

A

- **AA** – *Analíticas de aprendizaje*

B

- **BFI** – *Big Five Inventory*

C

- **CF** – *Collaborative Filtering*
- **COI** – *Community of Inquiry*
- **CRM** – *Customer Relationship Management*
- **CSS** – *Cascade Style Sheetsphp*

D

- **DBR** – *Design Based Research: Metodología de Investigación basada en el diseño*
- **DM** – *Data Mining*

E

- **EDM** – *Educational Data Mining*

H

- **HTML** – *HyperText Markup Language*

I

- **AI** – *Inteligencia Artificial*

L

- **LA** – *Learning Analytics*
- **LMS** – *Learning Management System*

M

- **MOODLE** – *Modular Object-Oriented Dynamic Learning*
- **ML** – *Aprendizaje Automático*
- **MOOC** – *Massive Open Online Course*

N

- **NLP** – *Procesamiento de Lenguaje Natural*

R

- **RS** – *Sistemas de Recomendación*

S

- **SCORM** – *Shareable Content Object Reference Model*

U

- **URL** – *Uniform Resource Locator*

CAPÍTULO 1:

INTRODUCCIÓN

1.1 Panorama general y justificación

La tecnología y el desarrollo tecnológico son parte esencial de la evolución humana y ha influenciado en gran medida la forma como se realizan las tareas hoy en día. Varias áreas, se han visto influenciadas y beneficiadas por este avance tecnológico, siendo las áreas de computación, medicina, robótica, electricidad, telecomunicaciones y la educación las más impactadas. Precisamente, es en el campo educativo donde la tecnología ha contribuido en gran medida, sobre todo, durante el tiempo de la pandemia COVID-19. Gracias a la tecnología fue posible pasar de un contexto de aprendizaje presencial a uno completamente en línea. Esto permitió superar las limitaciones geográficas y temporales que los esquemas tradicionales de enseñanza presencial conllevan, dando lugar a nuevos modelos de aprendizaje remoto denominado e-learning, híbridos o en línea.

Los modelos antes mencionados utilizan plataformas tecnológicas para mediar los procesos de enseñanza y aprendizaje. Un ejemplo concreto son los Sistemas de Gestión de Aprendizaje (SGA, *Learning Management System en inglés - LMS*). Estas plataformas permiten tanto la gestión y distribución de contenidos en cursos virtuales y el monitoreo de actividades de aprendizaje no presenciales. Un ejemplo son los cursos de e-learning tradicional y son los que se publican en plataformas como Moodle, Canvas, Blackboard entre otras. Los cursos en estas plataformas no son masivos y suele existir la presencia de un profesor que acompaña el proceso de enseñanza. Otro ejemplo de cursos de e-learning son los Cursos Abiertos en Línea Masivos (*Massive Online Open Courses en inglés - MOOC*) cuya característica es la masividad de estudiantes que atrae, pero sin existir un acompañamiento del profesor. Algunas de las plataformas para MOOC son Coursera, Edx, Udacity, entre otras. La siguiente Tabla 1 presenta las principales diferencias entre estos dos tipos de cursos.

Tabla 1. Diferencia entre e- learning tradicional y MOOC

Curso e-learning tradicional	MOOC
Entorno cerrado.	Entorno abierto.
Acceso previo pago de matrícula.	Gratuidad de acceso.
Grupo limitado.	Participación masiva.
Apoyo directo del docente.	Apoyo de la comunidad.
Orientado hacia la evaluación y acreditación.	Énfasis en el proceso de aprendizaje más que en la evaluación y acreditación.

En el caso de la plataforma Moodle, la gratuidad, el código abierto y su alto grado de personalización son características y beneficios que hacen de este SGA sea ideal para impartir cursos en distintas modalidades (Moodle, 2022). Además, Moodle tiene un alto grado de aceptación en la comunidad y en varias instituciones y una amplia variedad de recursos y actividades disponibles en distintos idiomas (Al-Ajlan & Zedan, 2008). La aceptación obtenida por Moodle por parte de los

estudiantes se debe principalmente a su utilidad y la facilidad de uso (Teo et al., 2019). Por otro lado, desde el punto de vista de los desarrolladores, Moodle se convierte en una excelente plataforma ya que integra una filosofía de desarrollo modular y diseño interoperable que permite la creación de plugins con el fin de integrar nuevas funcionalidades específicas a las ya existentes (Moodle, 2022).

Sin embargo, las capacidades que Moodle ofrece al monitoreo y seguimiento del proceso de aprendizaje se encuentran infravaloradas desde el punto de vista del docente y del estudiante. En el caso de los estudiantes, sus interacciones con la plataforma se han limitado a la descarga de material de clase, la entrega de tareas y la lectura de anuncios (Costa et al., 2012). Por otro lado, desde la perspectiva del docente, realizar el monitoreo y seguimiento de estudiantes en cursos numerosos se vuelve una tarea compleja y que demanda mucho tiempo. Actualmente, la falta de herramientas para apoyar el proceso de aprendizaje de los estudiantes es uno de los principales factores por el cual Moodle se ha convertido en un repositorio de material educativo, en lugar de un verdadero SGA, tanto para docentes como para estudiantes.

Las analíticas de aprendizaje (AA, *Learning Analytics en inglés - LA*) permiten escalar las capacidades del docente, gracias a la recopilación, análisis y uso de los datos para entender los contextos en los que el aprendizaje ocurre (Ferguson, 2012). Las AA simplifican el proceso diagnóstico, seguimiento y evaluación del estudiante, ayudan a darle sentido a los datos de la interacción del estudiante y su proceso de aprendizaje con el fin de mejorar la experiencia de aprendizaje (D. Pérez, 2020). Un ejemplo de la aplicación de AA, es el plugin para Moodle llamado FlipMyLearning. Esta herramienta fue diseñada para apoyar estrategias de autorregulación (*Self-Regulated Learning en inglés - SRL*) y aprendizaje invertido tanto del lado del docente y del estudiante a través de un dashboard de análisis de comportamiento y predicción de abandono de los estudiantes. Sin embargo, esta herramienta requiere de la intervención del docente para apoyar y acompañar a los estudiantes a guiarles durante su proceso de aprendizaje, es decir, si un docente no toma acción ningún apoyo será brindando a los estudiantes. Es por ello que, tecnologías novedosas como los sistemas de recomendaciones y los agentes conversacionales o chatbots, pueden ser una alternativa para proveer el acompañamiento, la personalización e información para que los estudiantes puedan lograr los objetivos del curso.

En este trabajo de titulación, se propone el desarrollo de un plugin de recomendaciones tipo chatbot orientado a estudiantes para el SGA Moodle. El chatbot “Miranda” proveerá recomendaciones prescriptivas de AA basado en indicadores presentes en la herramienta FlipMyLearning para Moodle, con el fin de apoyar y motivar el proceso de aprendizaje de los estudiantes y suplir la ausencia del docente en los entornos de aprendizaje en línea. Miranda hará uso de los datos que resultan de la interacción del estudiante con cada recurso del curso y la interacción con los demás estudiantes, el tiempo de estudio en la plataforma, el número de sesiones y las calificaciones obtenidas. Además, Miranda ofrece recomendaciones de acciones o estrategias basadas en el tiempo, recomendaciones de recursos basados en valoraciones de estos por parte de los demás estudiantes. También, Miranda integra

funcionalidades relacionadas con la entrega de información general que puede ser de utilidad para el estudiante, tales como: el listado de los cursos en los que el estudiante se encuentra matriculado, los eventos o tareas próximas, los recursos nuevos del curso, los recursos más vistos e información de ayuda. Miranda integra también el acceso a distintas gráficas del plugin FlipMyLearning para Moodle.

1.2 Estado actual

En esta sección se presenta una breve revisión del estado actual de la cuestión con respecto al desarrollo de plugins para analizar y monitorear el comportamiento de estudiantes en plataformas Moodle, el empleo y la categorización de las analíticas de aprendizaje, el uso de sistemas de recomendación y de los agentes conversacionales o chatbots en SGA y específicamente en Moodle.

1.2.1 Analíticas de aprendizaje

Disciplinas emergentes como Minería de Datos Educativa (*Educational Data Mining en inglés - EDM*) y analíticas de aprendizaje ofrecen dos perspectivas diferentes, metodologías, técnicas y herramientas para descubrir conocimiento en datos provenientes de entornos educativos. Por un lado, EDM es la aplicación de técnicas de Minería de Datos (*Data Mining en inglés - DM*) a datos provenientes de entornos educativos y su principal objetivo es resolver problemas relacionados con los estudiantes y las formas en como ellos aprenden (Romero & Ventura, 2010). Por otro lado, las analíticas de aprendizaje tienen como propósito entender y optimizar el proceso de aprendizaje y los entornos en los que ocurren (Siemens, 2012). Si bien existen diferencias entre estos dos conceptos, están bastante relacionados, a tal punto que sus comunidades tienen el mismo objetivo mejorar los análisis de datos relacionados con la educación (Luna et al., 2017).

AA ofrece nuevas vías para que los profesores comprendan el comportamiento de sus estudiantes y promuevan el uso de estrategias efectivas para alcanzar los objetivos propuestos (Clow, 2013). Según Gartner se pueden desarrollar diferentes niveles de AA. El primer nivel de AA, es el nivel descriptivo, se trata de responder a la pregunta ¿Qué ocurrió? Para esto se obtienen datos estadísticos, que buscan explicar lo que está sucediendo en un contexto determinado. El segundo nivel de AA, es el diagnóstico, se trata de responder a la pregunta ¿Por qué ocurrió? Para esto mediante métodos estadísticos se busca explicar las razones por las cuales ocurre un fenómeno en un contexto determinado. El tercer nivel de AA, es el predictivo, se trata de responder a la pregunta ¿Qué pasará? Y finalmente el cuarto nivel de AA, es el prescriptivo, que trata de responder a la pregunta ¿Qué se debe hacer para que suceda? siendo uno de los niveles de AA que tiene un mayor esfuerzo y dificultad en su implementación, pero es el nivel que más valor agregar a una organización (Omedes, n.d.). La Tabla 2, resume los niveles de analítica de aprendizaje.

Tabla 2. Niveles en las Analíticas de Aprendizaje

Nivel	Analítica	Descripción
1	Descriptiva	¿Qué ocurrió?
2	Diagnostica	¿Por qué ocurrió?
3	Predictiva	¿Qué pasará?
4	Prescriptiva	¿Qué se debe hacer para que suceda?

La plataforma Moodle guarda registros de casi todas las interacciones de los estudiantes con la plataforma, esta información proporciona a los docentes retroalimentación de los cursos que dirigen a manera de bitácoras, estadísticas, monitoreo de eventos y diversos reportes (Yassine et al., 2016). En este sentido, si bien Moodle ofrece muchos datos y algunas opciones de filtrado, los datos que proporciona no aportan información significativa sobre el comportamiento en el curso. Extraer este tipo de datos y principalmente transformarla en conocimiento procesable es una tarea difícil (Luna et al., 2017). Prueba de esto, se encuentra en que las AA están siendo empleadas a través de las distintas herramientas (plugins) que se han venido desarrollando a lo largo de los últimos años. Cada equipo de desarrollo propone y/o emplea distintas analíticas de aprendizaje de acuerdo a sus necesidades, pero todas éstas se extraen de la gran cantidad de registros o logs de interacción que almacena Moodle.

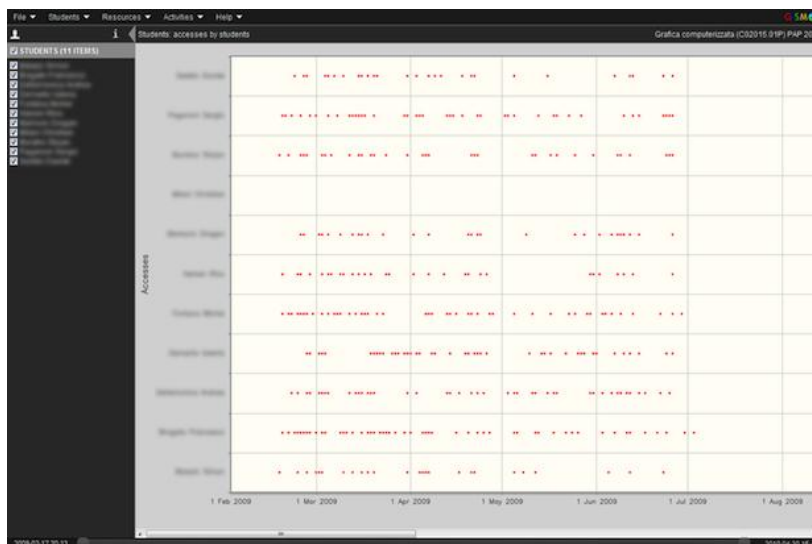
1.2.2 Desarrollo de plugins para Moodle

Moodle proporciona una arquitectura modular que permite a los desarrolladores agregar nuevas funcionalidades a la plataforma en forma de plugins. (Moodle, 2020), lo que permite a varios desarrolladores crear sus propias piezas de código con funcionalidades diversas y adaptadas a sus necesidades. Además, la mayoría de estos plugins están disponibles en el repositorio de plugins de Moodle y muchos de éstos cuentan con el código fuente respectivo.

A continuación, se listan algunos de los plugins que están orientados en el análisis de comportamiento del estudiante en la plataforma y que emplean analíticas de aprendizaje:

- **GISMO:** definido por su desarrollador como una herramienta de supervisión gráfica interactiva que proporciona a los instructores visualizaciones útiles de las actividades de los estudiantes en los cursos en línea. GISMO se integra a Moodle como un plugin de tipo bloque. Tal como se muestra en la Figura 1, los instructores pueden visualizar indicadores como la asistencia a cursos, lectura de materiales, envío de tareas y exportarlos como reportes. GISMO tiene como objetivo brindar una imagen clara de lo que la clase está haciendo o ha hecho. (Mazza & Milani, 2004). GISMO ha sido actualizado proporcionando compatibilidad con las versiones más recientes de Moodle, incluido la versión 2.x.

Figura 1. GISMO



Nota. Imagen referencial del plugin GISMO en la plataforma Moodle.

- Course dedication:** es un plugin tipo bloque que permite ver el tiempo estimado de dedicación a un curso en Moodle. Para calcular los tiempos los autores se basan en conceptos de sesión y duración de sesión. El plugin tiene la intención de mostrar a los instructores de los cursos tres vistas diferentes: el tiempo de dedicación de todo el curso, el tiempo de dedicación de un grupo y el tiempo de dedicación de un solo estudiante. Aunque puede ser usado por estudiantes para ver su propio tiempo de dedicación. Course dedication ha sido actualizado y es capaz de correr en Moodle 2.x y 3.x tal como indica la Figura 2. Fue desarrollado por el grupo CICEI de Las Palmas de la Universidad de Gran Canaria.

Figura 2. Course Dedication

▼ Course dedication configuration

Select the range of dates and the maximum time between clicks of the same session.

Start of the period: 26 March 2013 23:00

End of the period: 17 February 2014 16:05

Limit between clicks (in minutes): 60

[Calculate](#)

All course members dedication. Click on any name to see a detailed course dedication for it.

Period since **Tuesday, 26 March 2013, 11:00 PM** to **Monday, 17 February 2014, 4:07 PM**

Elapsed time: 327 days 17 hours

Total dedication: 47 hours 15 mins

Mean dedication: 23 hours 37 mins

[Download in Excel format](#)

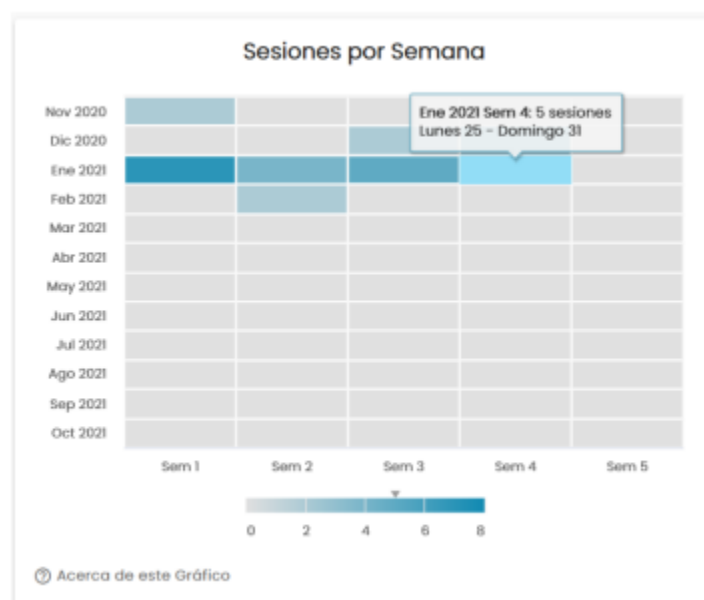
	First name	Surname	Group	Course dedication	Connections per day
	alumno1	alumno1	Grupo B	3 hours 17 mins	0.02
	Admin	Usuario	Grupo A	43 hours 57 mins	0.13

Nota. Imagen referencial de la configuración del plugin Course Dedication en la plataforma Moodle.

- **FlipmyLearning:** es un plugin para la plataforma Moodle que permite al instructor monitorear el proceso de aprendizaje de los estudiantes para la toma de decisiones informadas, a través de visualizaciones tanto para instructores como para estudiantes, separadas en distintas secciones que evalúan diferentes aspectos del curso (Sigua & Aguilar, 2021). Entre los aspectos que consideraron los autores están: las actividades de estudio, seguimiento de tiempo, seguimiento de actividades, seguimiento de evaluaciones. Generaron un conjunto de datos con la ayuda de minería de datos y encontraron patrones de comportamiento de los estudiantes los autores a través de minería de procesos sobre el conjunto de datos previamente generado que contenía las acciones que realizó un estudiante, el contenido de la misma, el identificador de usuario, la fecha y hora, entre otras variables, tal como indica la Figura 3.

Este plugin también posee la capacidad de la predicción de abandono, para ello los autores tomaron como base el modelo proporcionado por Moodle, el cual a su vez emplea los indicadores profundidad cognitiva y amplitud social para generar un conjunto de datos que fue clusterizado obteniendo así grupos de estudiantes.

Figura 3. *FlipMyLearning*



Nota. Imagen referencial de Mapa de calor del plugin FlipMyLearning (Indicadores Generales de la vista del Estudiante) en la plataforma Moodle.

Tal como indica la Tabla 3, los plugins antes mencionado no cubren la analítica de nivel 4, el nivel prescriptivo.

Tabla 3. Comparativa de plugins en base a su nivel de analíticas.

Nombre Del Plugin	Analítica Máxima Alcanzada
GISMO	Nivel 1 – Descriptiva, únicamente muestra datos sobre actividades de los estudiantes en un curso.
COURSE DEDICATION	Nivel 1 – Descriptiva, al igual que el anterior plugin únicamente muestra datos sobre los estudiantes en un curso.
FLIPMYLEARNING	Nivel 3 – Predictiva, el plugin tiene la capacidad de predecir si un estudiante es propenso o no al abandono.

1.2.3 Sistemas de Recomendación en Educación y Autorregulación del Aprendizaje

Los sistemas de recomendación (*Recommender System en inglés - RS*) es un término que se refiere a un sistema computacional que establece un conjunto de criterios y valoraciones sobre los datos de los usuarios para realizar predicciones sobre recomendaciones de elementos que pueden ser de utilidad o valor para el usuario. En el contexto educacional un RS es un sistema diseñado para dar recomendaciones inteligentes a los estudiantes, recomendaciones como: pasos o procesos a seguir, programas de estudio, materiales de lectura, fuentes de información basadas en las elecciones previamente hechas por los participantes (Zaiane, 2002).

El estudio realizado por Kong, Boll y Heuten acerca de los RS para la educación vocacional sugiere que un RS debería enfatizar en apoyar el proceso de transferencia e intercambio de conocimiento que facilite la obtención de diversos objetivos de las actividades de aprendizaje (Kong et al., 2013).

Así mismo, en estudios recientes los autores se centran en un marco colaborativo para el diseño de un sistema de recomendación para el aprendizaje en línea en los MOOC. Este marco busca encontrar recomendaciones lo suficientemente personalizables de acuerdo a perfiles de estudiantes. El RS propuesto por estos autores apoya a los alumnos proporcionándoles recomendaciones sobre los objetos de aprendizaje del curso, encontrando cuales objetos son los más útiles de acuerdo a los otros objetos visitados por alumnos con perfiles similares (Imran et al., 2016). En este mismo marco colaborativo, se pueden encontrar estudios interesantes que proponen que los estudiantes con mayor conocimiento (los que obtienen mejores resultados en pruebas) tienen mayor peso en el cálculo de las recomendaciones que los estudiantes con menor conocimiento (Bobadilla et al., 2009).

Recomendar los recursos educativos más adecuados, se ha convertido en un desafío lanzado a los educadores e investigadores a desarrollar nuevas ideas para ayudar a los alumnos a mejorar su aprendizaje y sus conocimientos (Souali et al., 2019). Nuevas soluciones que utilizan técnicas de Inteligencia Artificial (*Artificial Intelligence en inglés - AI*), Aprendizaje Automático (*ML – Machine Learning en inglés*) y el Procesamiento de Lenguaje Natural (*Natural Language Processing en inglés - NLP*).

Pero no solo esto, los RS demuestran un gran potencial para promover estrategias de autorregulación proporcionando orientación personalizada, sin limitar la autonomía del alumno en la elección de las recomendaciones que le gustaría tomar (Nussbaumer et al., 2011). A pesar de ello, pocos estudios han abordado específicamente el papel que desempeñan los RS en la promoción de las habilidades de SRL (*Self-Regulated Learning en inglés - SRL*). Sumado a esto, todavía no está claro cómo estos sistemas pueden apoyar SRL. El estudio realizado por (Du & Hew, 2021) demuestra que existe una laguna de conocimiento y remarca la necesidad crítica de construir RS basadas en un marco exhaustivo de SRL. Las estrategias de SRL pueden dividirse en tres fases: previsión, rendimiento y autorreflexión (Zimmerman, 2002). Este estudio también muestra que son pocos los estudios que llevan a cabo diseños SRL definidas por Zimmerman.

Además, Du y Hew discuten que recomendaciones se están ofreciendo en cada una de la fase, teniendo así que:

- En la fase de previsión, las recomendaciones suelen ir orientadas a la fijación de objetivos y la planificación de estrategia,
- En la fase de rendimiento se proporciona recomendaciones referentes a estrategias de tareas específicas y recursos de aprendizaje para ayudar a los alumnos a autocontrolar su proceso de aprendizaje. Se recomienda actividades de aprendizaje, habilidades, contenidos de aprendizaje complementarios y recursos para promover el rendimiento de los alumnos. En esta fase, la personalización es el concepto de diseño clave que hay que aplicar para ofrecer recomendaciones eficaces.
- En la fase de autorreflexión se hace provee a los alumnos su comportamiento de aprendizaje y se les recomienda que realicen tareas de autoevaluación y los principales puntos de aprendizaje. Los datos estadísticos son la principal forma de mostrar el resultado de aprendizaje a través de herramientas como los dashboards.

1.2.4 Chatbots en educación.

Un chatbot es un agente máquina que sirven como interfaz de usuario en lenguaje natural para proveer diversos datos o servicios (Dale, 2016), esto sumando a las técnicas antes mencionadas abre paso a este nuevo tipo de interacción el cual está siendo utilizada en diversos ámbitos. Un ejemplo del uso de esta tecnología en el ámbito educativo es el estudio realizado por Souali, Ouzzif y Haddioui los cuales proponen un enfoque de recomendación centrado en el uso de un chatbot personalizado que responda consultas de los estudiantes en tiempo real y además brinde sugerencias relevantes de acuerdo a sus necesidades (Souali et al., 2019). Sin embargo, este estudio no logra desarrollar ningún artefacto y hasta el momento de este escrito se mantiene únicamente como una propuesta, al no encontrar el código fuente ni una descripción más detallada del mismo.

Los trabajos investigados como el de los autores (Souali et al., 2019) señalan que los chatbots se desenvuelven en contextos donde se tienen que responder una serie de preguntas. El autor Olivera presenta el uso de un chatbot en un contexto educativo para la automatización de la atención al estudiante de educación superior. El chatbot interactúa con los estudiantes a través de mensajes de texto sobre temas en un contexto cerrado respondiendo dudas sobre el “Curso de Institución Superior” (Oliveira et al., 2019). Emplea para ello NLP, AI y ML. Otro autores especifican una arquitectura de chatbot que consiste en un sistema de detección de preguntas gracias a NLP y el uso de ontologías de dominio para dar respuestas (Colace et al., 2018).

Sin embargo, en los estudios explorados no se encuentra mayores intenciones de emplear estos agentes conversacionales específicamente para la plataforma Moodle. Hasta donde se ha explorado, las soluciones que se encuentran en la literatura utilizan interfaces de programación de aplicaciones (*Application Programming Interface en inglés - API*) de terceros como son el caso de Facebook, DialogFlow, IBM Watson, o Alexa Lex para controlar y generar el flujo conversacional de los chatbots por medio de tecnologías como NLP. En cuanto a las funcionalidades de las soluciones exploradas ninguna de ellas ofrece un agente conversacional que recomiende estrategias de SRL, ni cualquier otro tipo de mensaje que pueda mejorar el proceso de aprendizaje de los estudiantes.

El estado actual de la cuestión confirma la necesidad de desarrollar este chatbot con las funcionalidades antes descritas, por dos motivos: el primero, ser pioneros en emplear tecnologías novedosas como los chatbots y los sistemas de recomendaciones en los contextos de educación en línea específicamente en la plataforma Moodle y el segundo demostrar que es posible utilizar adecuadamente todas las capacidades que Moodle ofrece con el fin de mejorar el aprendizaje en línea.

1.3 Objetivos del Trabajo

1.3.1 Objetivo general

Desarrollar un plugin basado en agentes conversacionales para Moodle, que apoye a la autorregulación del aprendizaje, capaz de brindar recomendaciones de tiempo, sesiones e interacciones a estudiantes para apoyar el proceso de aprendizaje.

1.3.2 Objetivos específicos

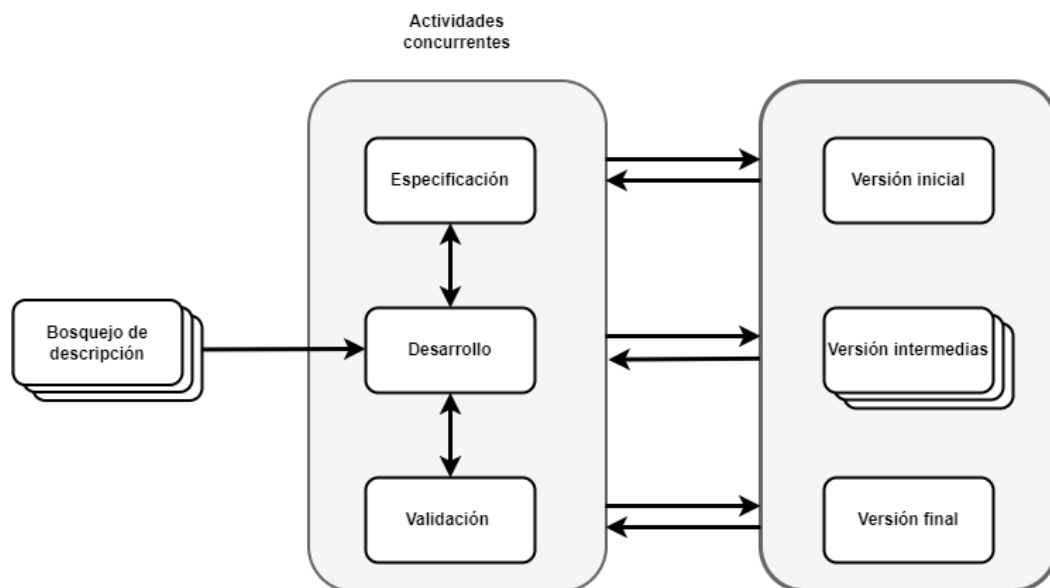
- Realizar una revisión bibliográfica relacionada con la creación de plugins, y sistemas de recomendación que permitan determinar el proceso y los lineamientos de programación que rigen Moodle.
- Determinar qué indicadores de AA existen en Moodle y cómo éstos pueden ser empleados para brindar recomendaciones.
- Diseñar una arquitectura para el chatbot con el fin de desarrollar las funcionalidades.

- Diseñar el flujo de interacción entre el chatbot y el usuario con el fin de brindar recomendaciones de forma activa (el usuario solicita una recomendación) y pasiva (el chatbot cada cierto tiempo brinda recomendaciones nuevas).

1.4 Metodología

Para lograr los objetivos propuestos, la metodología empleada en este trabajo consiste en un caso típico de la metodología incremental de desarrollo basada en metodologías ágiles, donde en cada etapa se agrega una nueva funcionalidad al sistema. Esta metodología se basa en una implementación inicial, que a menudo representa la funcionalidad esencial, esta primera implementación a pesar de ser una versión incompleta puede servir para validar y recibir retroalimentación por parte del experto en la materia, y luego desarrollar las diversas versiones incrementales. A continuación, en la Figura 4 se detallan las fases y las actividades que se desarrollan con esta metodología:

Figura 4. Metodología de desarrollo incremental



Nota. Ilustración propia.

Las actividades concurrentes de especificación, desarrollo y validación están entrelazadas lo que permite la rápida retroalimentación a través de las actividades.

Cada incremento o nueva versión agrega nuevas funcionalidades al sistema. Siendo los primeros incrementos aquellos que cargan con la mayor funcionalidad del sistema.

1.5 Estructura del trabajo de titulación

Este trabajo de titulación se encuentra estructurada de la siguiente manera:

En el capítulo dos se presenta a la plataforma Moodle como SGA, sus características, arquitectura, modelo de datos, el desarrollo de plugins y los indicadores de analíticas de aprendizaje que se encuentran en esta plataforma.

En el capítulo tres se trata sobre los chatbots, los diversos enfoques de desarrollo de estas herramientas, los chatbots en educación y la experiencia de usuario, así como se explica conceptos sobre los sistemas de recomendaciones, sus tipos y se conceptualiza los algoritmos empleados.

El capítulo cuatro presenta el diseño, arquitectura, desarrollo funcionalidades del plugin tipo chatbot siguiendo la metodología incremental.

Finalmente, el capítulo cinco presenta las principales conclusiones, recomendaciones, así como la línea de trabajos futuros.

CAPÍTULO 2:
SISTEMA DE GESTIÓN
DE APRENDIZAJE
MOODLE

2.1 Introducción

El siguiente capítulo tiene como objetivo presentar al SGA Moodle, sus principales características, los distintos tipos de recursos y actividades con los que los estudiantes pueden interactuar, su arquitectura general e interna, el desarrollo de plugins y los diversos indicadores de analíticas de aprendizaje que se pueden encontrar dentro de Moodle. Estos detalles son necesarios para comprender la plataforma, sus lineamientos de desarrollo y las facilidades que esta ofrece para incrementar funcionalidades a modo de plugins.

2.2 Moodle

Moodle, acrónimo de *Modular Object oriented Dynamic Learning Enviromennt* en inglés, surge fruto de la tesis de Martin Dougiamas de la Universidad de Perth, en Australia, en 2002, como una herramienta que facilita el constructivismo social y el aprendizaje cooperativo. (Ros Martinez De Lahidalga, n.d.). Moodle se define como un sistema de gestión de aprendizaje en línea que permite a los educadores crear su propio sitio web privado lleno de cursos dinámicos que amplían el aprendizaje, en cualquier momento y en cualquier lugar (Moodle, 2022), esto debido a que su uso facilita el aprendizaje no presencial, y al ser una herramienta gratuita, es accesible por diversas entidades que no necesitan una gran infraestructura para poder utilizarlo.

2.3 Características

Moodle posee varias características que la vuelven una plataforma altamente utilizada, a continuación, se detallan algunas de ellas (Moodle, 2022):

- **Interfaz moderna, fácil de usar:** La interfaz de Moodle está diseñada para ser responsiva, accesible y fácil de navegar, tanto en computadoras de escritorio como en dispositivos móviles.
- **Panel de control personalizado:** Muestra los cursos actuales, pasados y futuros, junto con las tareas pendientes.
- **Herramientas y actividades colaborativas:** Moodle permite el trabajo en foros, wikis, glosarios, actividades de bases de dato, etc.
- **Calendario todo en uno:** La herramienta de calendario de Moodle ayuda a realizar un seguimiento de su calendario académico o empresarial, las fechas límite de los cursos, las reuniones de grupo y otros eventos personales.
- **Cómoda gestión de archivos:** Arrastre y suelte archivos desde servicios de almacenamiento en la nube, incluidos MS OneDrive, Dropbox y Google Drive.
- **Editor de texto simple e intuitivo:** Moodle permite cambiar el formato de texto y agregar medios e imágenes con un editor que funciona en todos los navegadores y dispositivos web.

- **Notificaciones:** Cuando está habilitado, los usuarios pueden recibir alertas automáticas sobre nuevas asignaciones y fechas límite, publicaciones en foros y también enviarse mensajes privados entre sí.
- **Sigue el progreso:** Los educadores y los alumnos pueden realizar un seguimiento del progreso y la finalización con una variedad de opciones para realizar un seguimiento de las actividades o los recursos individuales y a nivel del curso.

Además, Moodle pone a disposición una gran cantidad de recursos y actividades con las que puede asistir el aprendizaje o incentivar la participación de los estudiantes en los cursos.

2.4 Recursos

Un recurso se define como información, generalmente estática, que un profesor quiere que los estudiantes lean o vean, tal como un archivo o enlace (Moodle, 2022). Un recurso es un objeto que un profesor puede usar para asistir en el aprendizaje, debido a que Moodle soporta un amplio rango de recursos, estos pueden ser agregados directamente en diferentes secciones del curso. Los recursos que permite Moodle pueden observarse en la Tabla 4.

Tabla 4. Descripción de recursos Moodle

Recurso	Descripción
<i>File</i>	Un recurso de tipo <i>File</i> puede ser una imagen, un documento PDF, una hoja de cálculo, un archivo de sonido, un archivo de video.
<i>Folder</i>	Los recursos de tipo <i>Folder</i> ayudan a organizar los ficheros.
<i>Label</i>	Los recursos de tipo <i>Label</i> actúan como separadores de recursos y actividades en un tema o una lección, aunque también pueden ser descripciones largas o instrucciones para las actividades.
<i>Book</i>	Los recursos de tipo <i>Book</i> son archivos multi-página con aspecto similar a un libro. Los maestros pueden exportar sus Libros como paquete <i>IMS</i> .
<i>Page</i>	Los recursos de tipo <i>Page</i> permiten que el alumno acceda a una página navegable y simple que el profesor crea con un robusto editor de <i>HTML</i> .
<i>Package IMS</i>	Los recursos de tipo <i>Package IMS</i> añade material estadístico desde otros recursos en el formato <i>IMS</i> estándar.
<i>Url</i>	Los recursos de tipo <i>Url</i> puede enviar al alumno a cualquier lugar a través del navegador.

2.5 Actividades

Una actividad es un nombre general para un grupo de características en un curso Moodle. (Moodle, 2022). Usualmente una actividad es algo que un estudiante hará, interactúa con otros estudiantes o su vez con el maestro. Moodle implementa diversas actividades, como, por ejemplo, Foro o Examen, esto significa que un estudiante tiene la posibilidad de interactuar directamente con dicha actividad o recurso, tal como se muestra en la Tabla 5.

Tabla 5. Descripción de actividades Moodle

Recurso	Descripción
<i>Task</i>	Una actividad de tipo <i>Task</i> permite a los maestros calificar y hacer comentarios sobre archivos subidos y tareas creadas en línea y fuera de línea.
<i>Chat</i>	Una actividad de tipo <i>Chat</i> permite a los participantes tener una discusión sincrónica en tiempo real.
<i>Choose</i>	En una actividad de tipo <i>Choose</i> , un maestro hace una pregunta y especifica una variedad de respuestas de opción múltiple.
<i>DataBase</i>	Una actividad de tipo <i>DataBase</i> permite a los participantes crear, mantener y buscar dentro de un banco de entradas de registros.
<i>Feedback</i>	Una actividad de tipo <i>Feedback</i> permite crear y conducir sondeos para coleccionar retroalimentación.
<i>Foro</i>	Una actividad de tipo <i>Foro</i> permite a los participantes tener discusiones asincrónicas.
<i>Glosary</i>	Una actividad de tipo <i>Glosary</i> permite a los participantes crear y mantener una lista de definiciones, a semejanza de un diccionario.
<i>Lesson</i>	Una actividad de tipo <i>Lesson</i> se utiliza para proporcionar contenido en formas flexibles.
<i>External Tools</i>	Una actividad de tipo <i>External Tools</i> permite a los participantes interactuar con recursos y actividades de enseñanza compatibles con LTI en otros sitios web.
<i>Exam</i>	Una actividad de tipo <i>Exam</i> permite al maestro diseñar y armar exámenes, que pueden ser calificados automáticamente o se puede dar retroalimentación o mostrar las respuestas correctas.
<i>SCORM</i>	Una actividad de tipo <i>Scorm</i> , permite que se incluyan paquetes SCORM como contenido del curso.

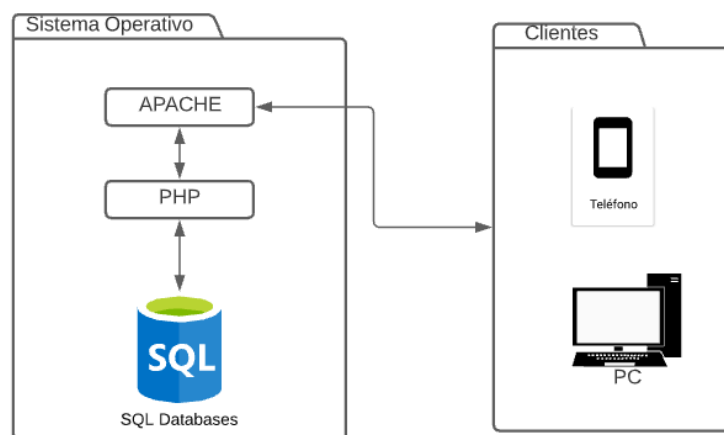
<i>Survey</i>	Una actividad de tipo <i>Survey</i> se usa generalmente para recolectar datos de los estudiantes, para ayudarle a los maestros a conocer sus alumnos y reflexionar sobre su enseñanza.
<i>Wiki</i>	Una actividad de tipo <i>Wiki</i> se utiliza para generar una colección de páginas web en donde cualquiera puede añadir o editar.
<i>Workshop</i>	Una actividad de tipo <i>Workshop</i> , habilita la evaluación por pares.

2.6 Arquitectura General

Moodle corre bajo una arquitectura conocido como LAMP, la cual consiste en Linux como sistema operativo, Apache como servidor web, MySQL como base de datos y PHP como lenguaje de programación (Wild, 2017). Si bien Linux es la plataforma preferida, se admiten otros derivados de Unix como Solaris y AIX, junto con Windows y Mac OS X (Büchner, 2016).

Tal como se muestra en la Figura 5, el usuario realiza peticiones a través de la interfaz del navegador web o una aplicación móvil. El navegador web pasa la solicitud al servidor, el cual se encarga de redireccionar al módulo adecuado. El módulo PHP llama a la base de datos (si es necesario), usando diversas funciones codificadas en el sistema. Una vez obtenida una respuesta esta es enviada al navegador o aplicación del usuario, con la información solicitada o la acción realizada.

Figura 5. Interacción de clientes y servidor en arquitectura Moodle



Nota. Adaptada de (Wild, 2017)

2.7 Arquitectura interna de Moodle

La arquitectura interna de Moodle está organizada a nivel de carpetas, cada carpeta de nivel superior representa un componente principal de Moodle. Desde el punto de vista del usuario final, los módulos se instalan copiando el módulo en la ubicación de carpeta adecuada en el servidor (Moodle, 2022). Al ser Moodle un software modular cada vez que se detecta un nuevo módulo, el sistema pedirá una actualización de sistema la próxima vez que un administrador ingresa a la misma, el sistema localizará el código SQL del módulo, lo ejecuta y finalmente muestra los resultados (Moore & Churchward, 2010). La Tabla 6 muestra los directorios más importantes dentro de Moodle:

Tabla 6. Descripción de los Módulos Principales

Directorio	Descripción
<i>admin/</i>	Carpeta donde se coloca el código para administrar a todo el servidor.
<i>auth/</i>	Carpeta donde se colocan todos los módulos del plugin para autenticar usuarios.
<i>blocks/</i>	Carpeta donde se colocan módulos para los pequeños bloques laterales de muchas páginas.
<i>calendar/</i>	Carpeta donde se colocan todo el código para gestionar y mostrar calendarios.
<i>course/</i>	Carpeta donde se coloca el código para gestionar y mostrar cursos.
<i>files/</i>	Carpeta donde se colocan código para gestionar y mostrar archivos subidos.
<i>Lang/</i>	Carpeta donde se colocan textos en diferentes idiomas, un directorio por idioma.
<i>lib/</i>	Carpeta donde se colocan bibliotecas (librerías) del código del núcleo de Moodle.
<i>login/</i>	Carpeta donde se coloca código para manejar el ingreso y la creación de cuentas.
<i>mod/</i>	Carpeta donde se colocan todos los módulos principales de curso Moodle.
<i>pix/</i>	Carpeta donde se colocan gráficos genéricos del sitio.
<i>theme/</i>	Carpeta donde se colocan paquetes y temas para cambiar la apariencia del sitio.
<i>user/</i>	Carpeta donde se colocan código para gestionar y mostrar usuarios.
<i>local/</i>	Carpeta donde se colocan todos los archivos necesarios para el funcionamiento de un plugin.

Nota. Adaptada de (Moodle, 2022).

2.8 Base de datos de Moodle

La base de datos de Moodle comprende alrededor de 461 tablas interrelacionadas entre sí, cada componente principal del sistema tiene una o más tablas relacionadas, estas se identifican principalmente por “mdl_” seguido del nombre de la tabla (Moodle, 2022).

En la Tabla 7 se describen las tablas más relevantes para la creación del plugin:

Tabla 7. Descripción de tablas relevantes para el desarrollo del trabajo de titulación

Nombre de la tabla	Descripción
mdl_logstore_standard_log	Almacena toda la actividad del estudiante en el curso, funciona como la tabla principal para el desarrollo de este trabajo de titulación.
mdl_course	Almacena información de los cursos, tales como recursos y actividades, visibilidad, estados de finalización, etc.
mdl_course_sections	Almacena información sobre las secciones de los diversos cursos.
mdl_grade_grades	Almacena información sobre calificaciones individuales.
mdl_user	Almacena información de todos los usuarios registrados
mdl_modules	Almacena información sobre los diversos tipos de módulos en el sistema.
mdl_resource	Almacena información sobre los recursos de un curso.
mdl_role	Almacena información sobre los diversos roles de los usuarios en el sistema.

2.9 Plugins en Moodle

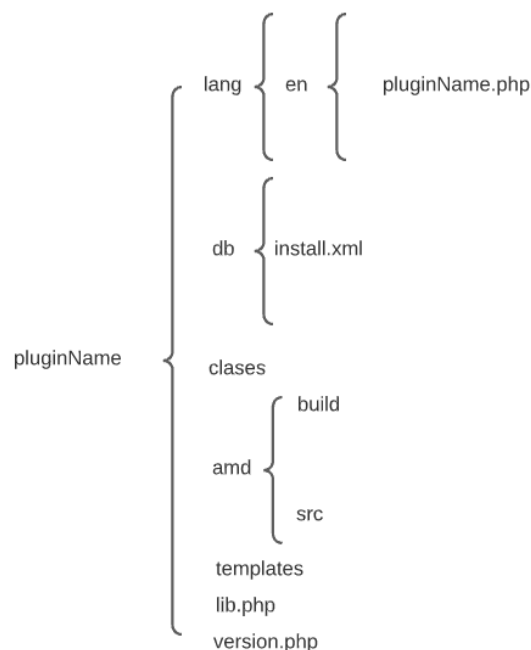
En Moodle, los plugins permiten agregar características y funcionalidades adicionales a un servidor Moodle, como nuevas actividades, nuevos tipos de preguntas de prueba, nuevos informes, integraciones con otros sistemas, etc. (Moodle, 2022).

La Figura 6 muestra la estructura de carpetas usada para la creación básica de un plugin en Moodle, donde en la carpeta *lang*, contendrá el paquete de idiomas necesarios para la escalabilidad del plugin, es importante tener en cuenta que debe tener el mismo nombre del plugin, pero cada archivo de idioma debe ser separado en diferentes carpetas, la carpeta *db* contiene un archivo *install.xml* este es el encargado de instalar todas las tablas necesarias para el correcto funcionamiento del plugin, la carpeta *classes* contendrá todas las clases, necesarias y usables dentro del código de Moodle, la carpeta *amd* contiene todos los archivos que no son .php, estos generalmente son archivos JavaScript, estos archivos se dividen en los archivos .min.js y los .js, diferenciados por que los archivos .js son usados en entorno

de desarrollo mientras que los .min.js con usados en producción, posterior tenemos la capeta *templates*, en esta carpeta se colocaran todas los archivos .mustache, usados para generar plantillas de diseño.

Para finalizar los archivos lib.php y version.php, son los archivos más importantes de la creación de un plugin y completamente indispensables, en el archivo lib.php, se recogerá funciones y métodos de nuestro plugin. El núcleo de Moodle hace uso de ella de manera automática, por ello es preciso generar el archivo con este preciso nombre, mientras que en el archivo version.php será el encargado de recoger las características de nuestra extensión para comprobar si es compatible o no con el núcleo de nuestro Moodle (Moodle, 2022).

Figura 6. Estructura organizacional de un plugin en Moodle



Nota. Elaboración propia

2.10 Indicadores de Analítica del Aprendizaje en Moodle

Moodle conceptualiza que los indicadores recolectan y agregan valores de un conjunto de datos y se combinan con metas para hacer predicciones usando los algoritmos seleccionados de aprendizaje máquina. Estos indicadores pueden ser reutilizados entre modelos o pueden ser creados específicamente para un nuevo modelo. Si bien los indicadores son importantes, Moodle recomienda que primero el desarrollador debe centrarse en la meta que se intenta predecir.

Los indicadores necesitan estar centrados y escalados para ser utilizados en un modelo. En la analítica de aprendizaje de Moodle, los indicadores necesitan regresar valores convertidos en un rango de -1 y 1 y pueden ser absolutos, lo que significa que el valor del indicador permanece igual sin importar cuales

otras muestras estén dentro del contexto, o relativo, que significa que el indicador compara la muestra contra otras dentro del contexto.

En Moodle se puede encontrar tanto indicadores generales ya establecidos por Moodle, como indicadores generados por la comunidad y por supuesto Moodle permite la utilización de sus datos para generar cualquier otro tipo de indicador de analítica de aprendizaje acorde a las necesidades de los desarrolladores. A continuación, se resumen estos indicadores.

2.10.1 Indicadores generales de Moodle

Los indicadores generales de Moodle con aquellos que ya se encuentran disponibles en el núcleo de Moodle, entre estos indicadores encontramos los descritos en la siguiente Tabla 8:

Tabla 8. *Indicadores Generales de Moodle*

Indicadores	Descripción	Escala
Curso accedido después de la fecha límite	Indica si el usuario ha accedido al curso después de la fecha de finalización.	Binario 1 si el estudiante ha accedido al curso, 0 si el estudiante no ha accedido.
Curso accedido antes de la fecha de inicio	Indica si el usuario ha accedido al curso antes de la fecha de finalización.	Binario 1 si el estudiante ha accedido al curso, 0 si el estudiante no ha accedido.
Cualquier acción de escritura	Indica si el usuario ha completado una acción de guardar contenido en el cualquier parte del curso.	Binario 1 si el estudiante ha guardado, 0 si el estudiante no ha guardado.
Cualquier acción de escritura en el curso	Indica si el usuario ha completado una acción de guardar contenido en el curso inscrito.	Binario 1 si el estudiante ha guardado, 0 si el estudiante no ha guardado.
Cantidad de acciones de lectura	Estima la cantidad de contenido a la que el usuario ha accedido	-1 a 1
Actividades pendientes	Indica si el usuario tiene actividades pendientes.	Binario 1 tiene actividades pendientes, 0 no tiene actividades pendientes.
Monitoreo de la finalización habilitado	Indica si el curso tiene habilitado el monitoreo de finalización.	Binario 1 tiene habilitado, 0 no tiene habilitado.

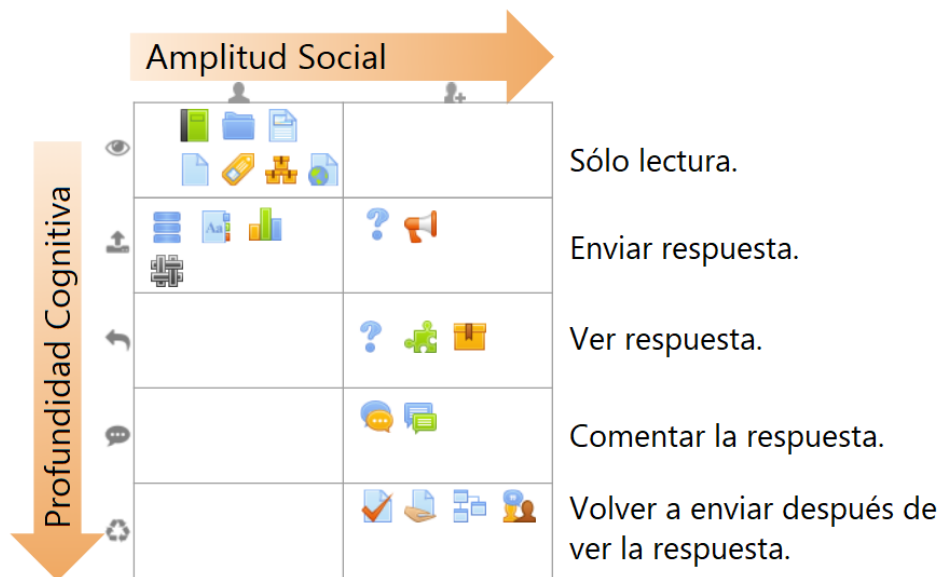
No hay estudiantes	Indica si no hay estudiantes inscritos en el curso.	Binario 1 si no hay estudiantes inscritos, 0 hay estudiantes inscritos.
No hay profesores	Indica si no hay es profesores inscritos en el curso.	Binario 1 si no hay estudiantes inscritos, 0 hay profesores inscritos.
Perfil del usuario está completado	Indica si el estudiante ha completado su perfil.	Binario 1 si el estudiante ha completado su perfil, 0 si el estudiante no ha completado su perfil.
El usuario está rastreando foros	Indica si el usuario tiene activado el monitoreo de foros.	Binario 1 si el usuario tiene activado el monitoreo de foros, 0 si el usuario no tiene activado el monitoreo de foros.

2.10.2 Indicadores de la comunidad de indagación

La Comunidad de Indagación (*Community of Inquiry en inglés - COI*) es un concepto introducido por primera vez por los filósofos pragmáticos C.S. Peire y Dewey, en relación con la naturaleza de la formación del conocimiento y el proceso de investigación científica. La comunidad de indagación se define en términos generales como cualquier grupo de individuos que participan en un proceso de investigación empírica o conceptual (D. Garrison, 2009). El concepto de comunidad de indagación está siendo utilizado para comprender y orientar el diseño y la impartición de experiencias de aprendizaje en línea. En este sentido, la comunidad de Moodle ha aportado con la inclusión de nuevos indicadores, basándose en un proyecto canadiense de la Universidad de Alberta dirigido por Rody Garrison, Terry Anderson y Walter Archer, en el centro del trabajo se encuentra un modelo de investigación comunitaria para la transacción educativa, se trata de un conjunto de indicadores basados en el modelo de compromiso del estudiante. Estos indicadores están divididos en dos tipos: profundidad cognitiva y amplitud social y se aplican a cada uno de los módulos de actividades de un curso.

El potencial compromiso vía profundidad cognitiva y amplitud social constituyen un diseño instruccional, que es uno de los elementos claves de presencia de enseñanza. La Figura 7 muestra la profundidad cognitiva y la amplitud social de todas las actividades básicas y algunas no básicas del núcleo de Moodle.

Figura 7. Niveles de profundidad cognitiva y amplitud social



Nota: Tomado de docs.moodle.org. Traducción propia.

Al categorizar cada actividad por profundidad cognitiva y amplitud social, se puede anticipar el nivel de compromiso del estudiante, a pesar de que no exista demasiado historial de acciones de muchos estudiantes en dicha actividad. Se debe tener en cuenta que los niveles altos implican que se incluyen todos los niveles inferiores, es decir una actividad que involucra un nivel de amplitud social 3 significa que automáticamente incluye a los niveles 1 y 2.

a) Profundidad Cognitiva

Dentro del marco teórico de COI, se define a la profundidad cognitiva como el grado en que los participantes de una configuración concreta de una comunidad de investigación son capaces de construir significado a través de una comunicación sostenida (Garrison et al., 1999). Usualmente, la profundidad cognitiva se ha determinado mediante en análisis manual de los contenidos. En este indicador se define el valor basándose en el tipo de actividad que se ofrece al alumno y el grado de compromiso cognitivo que se demuestra en dicha actividad. El nivel de profundidad cognitiva va de 0 a 5, donde 0 indica que el alumno ni siquiera ha visto dicha actividad. Los niveles potenciales para este indicador son los siguientes:

- El alumno ha visto los detalles de la actividad.
- El alumno ha enviado contenido a la actividad.
- El alumno ha visto la retroalimentación de un instructor o de un compañero para la actividad (incluyendo la retroalimentación automatizada)
- El alumno ha proporcionado retroalimentación al instructor o a un compañero dentro de la actividad.

- El alumno ha revisado y/o reenviado el contenido de la actividad.

El modelo comienza asignado el valor máximo de profundidad cognitiva a cada módulo de actividad, una vez asignados estos niveles potenciales, cada estudiante inscrito es evaluado en función de la proporción de profundidad cognitiva alcanzada.

Un ejemplo de este análisis sería el siguiente: si una actividad sólo admite hasta el nivel 3 y el estudiante ha alcanzado el nivel 3, tiene un valor de este indicador 1. Si el estudiante no ve la actividad, tiene un valor de este indicador 0. Si el estudiante ha visto la actividad y ha enviado una respuesta, tiene un valor de este indicador 0.33.

b) Amplitud Social

Dentro del marco teórico de COI, se define a la amplitud social como la capacidad de los participantes para identificarse con el grupo o curso de estudio, comunicarse con determinación en un entorno de confianza y desarrollar progresivamente relaciones personales y afectivas mediante la proyección de sus personalidades individuales (Garrison, 2009). En el pasado, la amplitud social se ha determinado a través de cuestionarios posteriores al curso y del análisis manual de las respuestas, poco a poco se han implementado maneras de automatizar este proceso. En este modelo se determina la amplitud social examinando la amplitud de las oportunidades que el participante tiene para comunicarse con los demás. El nivel de amplitud social va de 0 a 5, donde 0 indica que el alumno no ha interactuado con nadie. Sin embargo, Moodle únicamente tiene implementado 2 niveles:

- El alumno no ha interactuado con ningún otro participante en esta actividad (por ejemplo, ha leído una página)
- El alumno ha interactuado con al menos otro participante (por ejemplo, ha enviado una tarea o ha realizado un cuestionario auto calificable que le ha proporcionado retroalimentación).

De igual manera con el anterior indicador, el modelo comienza asignado el valor máximo de amplitud social a cada módulo de actividad, una vez asignados estos niveles potenciales, cada estudiante inscrito es evaluado en función de la proporción de amplitud social alcanzada.

2.11 Conclusiones

Según lo revisado en este capítulo, Moodle es una excelente plataforma para la creación de cursos tanto en modalidad en línea como semi-presencial, debido a su gran cantidad de actividades y recursos que tiene a disposición. Pero no solo eso, Moodle funciona como una potente plataforma de desarrollo debido a su arquitectura modular, permitiendo la integración de nuevas funcionalidades a través del desarrollo de plugins o extensiones nuevas. Moodle permite que la manipulación de recursos o actividades, así como de la base de datos se realice de manera sencilla, siempre y cuando se respete de manera estricta la arquitectura externa de plugins, de esta manera cualquier nueva funcionalidad implementada o cualquier plugin creado no afecte directamente al núcleo de Moodle.

Adicionalmente, en este capítulo se ha presentado los distintos indicadores de analítica de aprendizaje de Moodle y se profundiza en dos de estos: la amplitud social y la profundidad cognitiva, los cuales brindan información sobre el compromiso de los estudiantes y juntamente con las demás tablas de las bases de datos revisadas en este capítulo ayudan a comprender el comportamiento del estudiante dentro de la plataforma y ayudan en la generación de recomendaciones en capítulos posteriores.

CAPÍTULO 3:
CHATBOTS Y SISTEMAS
DE RECOMENDACIÓN

3.1 Introducción

Nuevas tecnologías como los chatbots o agentes conversacionales y los sistemas de recomendaciones están siendo empleados en distintas áreas de la cotidianidad humana, estas tecnologías cuentan con un aumento del interés debido a los avances computacionales en AI y en ML. En el siguiente capítulo se conceptualiza sobre chatbots, se explora los diversos enfoques de desarrollo y se discute sobre la utilización de chatbots en contextos educativos y sobre la experiencia de usuario en el uso de los chatbots. Posteriormente, se presenta conceptos sobre sistemas de recomendación, se explora los distintos tipos y algoritmos que se emplean en el desarrollo de estos. Al finalizar se explica el porqué del enfoque y algoritmos empleados en el desarrollo del plugin de este trabajo de titulación.

3.2 Chatbots

Los chatbots son tecnologías que cuentan con un gran interés debido a los avances en AI y ML. Comúnmente los chatbots son usados en aplicaciones de mensajería, así lo demuestra que muchas de las grandes compañías como Facebook, Google y Microsoft ha adoptado esta tecnología en sus respectivas plataformas de mensajería y dichas empresas continúan desarrollando mejoras para la misma (Følstad & Brandtzaeg, 2017).

Los chatbots son aplicaciones informáticas que permiten simular la conversación con otra persona, de ahí, que también son conocidos como agentes conversacionales, dándole respuestas a sus dudas o preguntas más comunes. Además de simular la intención de simular la conversación humana, los chatbots son útiles en varios otros campos como la educación, negocios, comercio electrónico, salud y entretenimiento (Shawar & Atwell, 2007). Es precisamente en negocios donde se ha demostrado la motivación principal en el uso de chatbots, ya que incrementan la productividad, reducen los costos de servicio y permiten manejar múltiples conversaciones simultáneas con varios clientes. Motivados por estos beneficios las recientes investigaciones en este campo buscan agregar esta tecnología a nuevos campos de uso, siendo el educativo el menos explorado.

3.3 Enfoques para el desarrollo de Chatbots

El enfoque de desarrollo de chatbot se refiere a cómo construir la lógica del mismo. La principal condición para seleccionar un enfoque es el equilibrio entre el procesamiento del lenguaje natural y la precisión de los resultados (Singh et al., 2019). Una clasificación general de los chatbots se basa en sus capacidades y en el alcance de la inteligencia artificial incorporada. De este modo, el eje crítico sobre el cual se clasifican los chatbots es el alcance de la conversación y las respuestas de la máquina. La Tabla 9 muestra la clasificación de los chatbots basada en tipos de conversación y tipos de respuesta.

Tabla 9. Clasificación de los chatbots en la conversación y los tipos de respuesta.

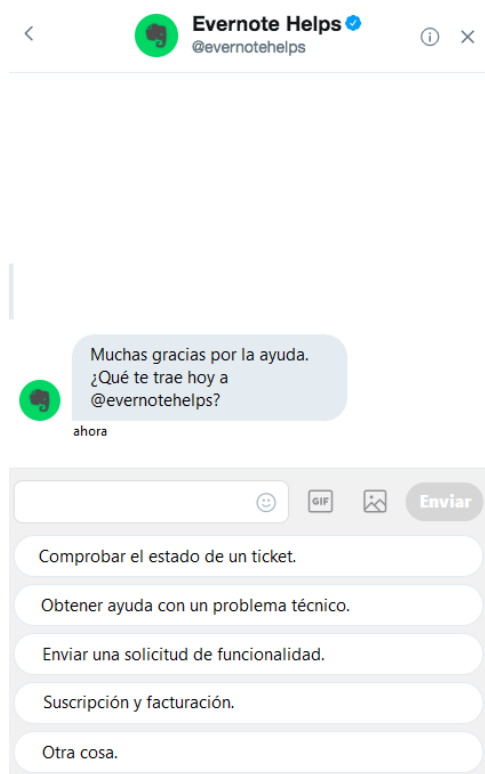
Ámbito de la conversación	Dominio Abierto	Imposible	Inteligencia Artificial General
	Dominio Cerrado	Basado en reglas	Máquina inteligente
		Basado en la recuperación	Basado en la generación
Respuestas			

a) Enfoque basado en reglas

También conocido como enfoque basado en menús, pertenecen a una extensión de los portales de autoayuda brindando una mejor experiencia. A diferencia de los portales de autoayuda tradicional, la navegación se puede hacer usando lenguaje natural y las acciones se realizan usando menús. Este enfoque es altamente usado cuando existe alta integración con sistemas de tipo *Customer Relationship Management* (CRM en inglés) y datos recopilados (Singh et al., 2019). Los CRM son programas que almacenan la información de los clientes como por ejemplo los datos demográficos, datos de contacto, recopilación de interacciones y productos adquiridos, con el fin dirigirse al usuario en el momento y con el mensaje adecuado.

La alta precisión de las respuestas, su fácil entendimiento e implementación y su posibilidad de ampliar nuevos elementos sin comprometer el núcleo de la aplicación son unas de las ventajas de este enfoque. De todos los enfoques expuestos, éste es el más sencillo de implementar. Sin embargo, este enfoque presenta desventajas en cuanto a la funcionalidad y conversaciones en lenguaje natural limitada por la plantilla previamente diseñada (Singh et al., 2019). En la Figura 8 se presenta de manera visual como se realiza el flujo de interacción de los chatbots desarrollados bajo el enfoque basado en reglas. Si bien existen opciones preestablecidas, cabe resaltar que el enfoque basado en reglas permite interactuar a través del ingreso de textos, con la condición de que las estructuras gramaticales aceptadas serán limitadas.

Figura 8. Enfoque basado en reglas



Nota. Tomado de: <https://sproutsocial.com/es/chatbots/>. Traducción propia.

Las desventajas relacionadas a este enfoque se pueden presenciar en el flujo de la conversación donde las respuestas ya están preestablecidas, lo que provoca que el chatbot no pueda aprender por su cuenta, esto puede orientar a que los usuarios sientan una experiencia lineal. También puede presentarse el caso donde las opciones presentadas por el chatbot no solventen todas las necesidades del usuario, haciendo que sea necesaria la intervención de un humano. De igual manera si se interactúa a través de texto, en ocasiones puede resultar frustrante debido a las estructuras gramaticales limitadas, es decir, muchas veces al modificar un poco la estructura gramatical de un texto puede ser perfectamente entendible por los humanos, pero para una máquina no entrenada resulta imposible dar soporte a dicha consulta.

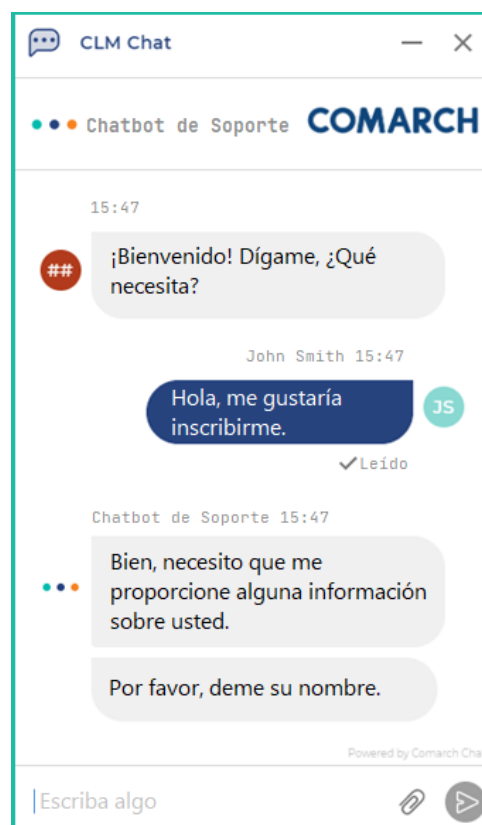
b) Enfoque basado en Inteligencia Artificial General y Máquinas Inteligentes

Este enfoque requiere de un motor avanzado de procesamiento de lenguaje natural para satisfacer las peticiones de los usuarios, para ello usa algoritmos de aprendizaje máquina juntamente con la recuperación dinámica de información. La precisión de este tipo de chatbots es menor al principio y aumenta con el tiempo. El papel fundamental del motor de NLP (*Natural Language Processing en inglés - NPL*) es extraer la información de entrada, es por ello por lo que la precisión de la información extraída es fundamental ya que decidirá el resultado de la conversación. (Singh et al., 2019)

Estos enfoques comparten el mismo principio de acción su única diferencia, es el dominio al cual va dirigido, por el lado del enfoque basado en inteligencia artificial se dirige a un dominio abierto y el enfoque basado en maquina inteligentes se dirige a un dominio cerrado. Esta dirección influye por su puesto en la dificultad de implementación, siendo el basado en inteligencia artificial general el más difícil de todos, seguido por el enfoque en máquinas inteligentes.

Este enfoque trae algunas ventajas al usuario, las conversaciones pueden ser más enriquecidas y pueden abarcar múltiples pasos. Además, el chatbot puede ir aprendiendo a crear respuestas personalizadas desde cero con ayuda de la generación de lenguaje natural. En la Figura 9 se presenta de manera visual el proceder de los chatbots desarrollados bajo el enfoque basado en AI.

Figura 9. Enfoque basado en IA



Nota. Tomado de: <https://www.comarch.com/trade-and-services/loyalty-marketing/news/improve-your-customer-service-with-ai-based-clm-chatbot/> . Traducción propia

Al contrario de lo que sucede con el enfoque anterior, este enfoque no está limitado a las estructuras gramaticales soportadas, ya que los chatbots desarrollados con este enfoque tiene la capacidad de aprender con el uso. A pesar de que estos chatbots son muy inteligentes, presentan desventajas al momento de interpretar el contexto de una conversación, no es lo mismo conversar con jóvenes que con adultos, y en algunas ocasiones pueden proveer respuestas inapropiadas para el contexto. Otra desventaja de este enfoque está relacionada con la dificultad de implementación, al ser más difícil de

desarrollar implica que los tiempos de desarrollo y entrenamiento aumentan, así también como las continuas evaluaciones y mantenimientos que se deben realizar a estos sistemas adaptables, siempre es bueno seguir probando para asegurarse de que esté funcionando adecuadamente.

3.4 Chatbots en educación

Actualmente, los chatbots pueden servir para muchos propósitos, como por ejemplo servicio al cliente, soporte social y emocional, proveedores de información, entretenimiento y cualquier otra aplicación que vincule la interacción con otras personas o máquinas (Dale, 2016). Distintas áreas de la ciencia han sido beneficiadas por los chatbots, entre ellas la medicina, las telecomunicaciones, los bancos, todas estas gracias a los avances de la inteligencia de artificial y las técnicas de procesamiento de lenguaje natural que han permitido un desarrollo profundo de estos agentes conversacionales (J. Pérez et al., 2020).

Hasta ahora, la implementación de chatbots en la educación ha sido bastante escasa. Si bien estudios reflejan que sistemas como agentes pedagógicos y sistemas tradicionales de tutoría se han venido implementando en los entornos educativos, estos sistemas distan de los chatbot ya que estos últimos interactúan con los estudiantes de forma síncrona, lo que permite reaccionar a las intenciones de los estudiantes.

Los chatbots en educación prometen tener un impacto positivo en el éxito del aprendizaje y la satisfacción de los estudiantes. Esta aseveración es fruto de un reducido grupo de estudios en escenarios de aprendizaje (Dutta, 2017; Huang et al., 2017; Kerly et al., 2007). En los MOOC, donde se producen escenarios de aprendizaje a gran escala, los chatbots tienen un potencial adicional de compensar el insuficiente apoyo individual de los profesores, que es uno de los principales factores que conducen a la baja tasa de retención (Hone & El Said, 2016).

Además de los beneficios generales antes mencionados, los chatbots pueden jugar un papel importante en la gestión educativa, ya que pueden proporcionar la información adecuada en el momento oportuno con el fin de hacer juicios correctos y tomar las mejores decisiones, además pueden proporcionar retroalimentación continua tanto a docentes como a alumnos.

3.5 Experiencia de usuario con los chatbots

Actualmente se sabe poco sobre el factor motivante que hace que las personas quieran usar chatbots, pero existen investigaciones sobre la experiencia y comportamiento de los usuarios con los chatbots. Sin embargo, se ha demostrado que las interacciones humano-chatbot duran más que las interacciones humano-humano entre extraños e involucran mensajes más cortos, vocabulario menos complicado y lenguaje informal (Hill et al., 2015). En general, los usuarios sienten que las conversaciones con chatbots son más productivas, recalcan la facilidad, velocidad y la conveniencia de usar chatbots (Brandtzaeg & Følstad, 2017). Los chatbots resultan más amigables y una opción atractiva

a vista de los usuarios en contextos donde se debe presentar contenido estático como, por ejemplo, listas de preguntas frecuentes (FAQs).

El estudio realizado por (Følstad & Bae, 2020), investiga la experiencia de usuario de los chatbots y explica la necesidad de diferenciar los aspectos esenciales de experiencia de usuario de acuerdo a los tipos de chatbots: orientados a tareas y los orientados a la interacción social. Los orientados a tareas primero deberían centrarse en la experiencia de usuario a partir de atributos pragmáticos y luego intentar mejorar en la experiencia de usuario con atributos hedónicos. En cambio, los orientados a la interacción social pueden beneficiarse de mejorar la experiencia de usuario atractiva e inmersiva aprovechando de los atributos pragmáticos.

3.6 Sistemas de Recomendación dentro de chatbots

Un sistema de recomendación es un término que se refiere a un sistema computacional diseñado para proveer recomendaciones con diversos propósitos y diversos temas (Murad et al., 2019), también se puede definir como un sistema encargado de sugerir a un determinado usuario cierta información que se considere que es de interés para él. (Montes De Oca Rodríguez & Vazquez Sánchez, 2015). Son considerados una técnica de filtrado de información, la cual presenta distintos tipos de temas o ítems de diversa información al usuario, basándose en la predicción de un “ranking” o ponderación específica que se le daría a un ítem (Terveen & Hill, 2001).

Los RS también pueden ser definidos como herramientas de redes sociales que proporcionan comunicación, interacción y conocimiento dinámico y colaborativo (Bobadilla et al., 2009). Estos sistemas cubren varias aplicaciones, aunque comúnmente relacionadas con sistemas comerciales y tradicionalmente la recomendación de películas han copado el campo de la investigación (Bobadilla et al., 2009).

A lo largo de los últimos años, varias investigaciones se han desarrollado en torno a los sistemas de recomendaciones y se han encontrado distintas clasificaciones de los mismos con base a las técnicas que se emplean. El tipo de RS que normalmente obtienen la mayor influencia en la calidad de los resultados obtenidos es la fase de filtrado colaborativo (*Collaborative Filtering en inglés - CF*) (Adomavicius & Tuzhilin, 2005). Esta es una de las técnicas más recomendadas por la literatura, su principal característica es que está orientada a identificar usuarios con intereses similares (Montes De Oca Rodríguez & Vazquez Sánchez, 2015).

A continuación, se describen algunos tipos de sistemas de recomendación, los cuales usan diversos algoritmos de filtrado colaborativo que son los más estudiados y ampliamente utilizados por sus ventajas, entre ellas son simples de entender, fáciles de implementar y por lo general obtienen buenos resultados (You et al., 2015).

3.6.1 Filtrado colaborativo basado en usuarios

Esta técnica sugiere al usuario aquellos elementos que han causado interés a los usuarios que guarden cierta similitud con él (Montes De Oca Rodríguez & Vazquez Sánchez, 2015). Otra alternativa es realizar recomendaciones basándose más en la calidad de los productos que en las propiedades de estos mismos (Velez-Langs & Santos, 2006).

Este tipo de RS se basan en una premisa simple de similitud entre gustos, es decir, si una persona A tiene la misma opinión que una persona B sobre un tema, A es más probable que tenga la misma opinión que B en otro tema diferente que la opinión de una persona tomada al azar. Teniendo en cuenta este principio de buscar usuarios similares, se puede utilizar el algoritmo que busque “K vecinos cercanos”. Un algoritmo que sirve para encontrar la similitud entre dos sujetos es utilizar la Correlación de Pearson.

3.6.2 Filtrado colaborativo basado en ítems

Este método recomienda un producto a un usuario activo solo si este es similar a los definidos en su perfil personal. Se considera que dos productos son similares si los usuarios que han clasificado uno de ellos tienden a clasificar el otro, asignándole ponderaciones o calificaciones parecidas. Esta técnica da mejores resultados que la variante basada en usuario cuando el número de productos disponibles en el sistema de recomendación es mucho menor que el número de usuarios (Sarwar et al., 2001).

Mientras que los RS filtrado colaborativo basado en usuarios buscan medir la similitud entre usuarios, los RS de filtrado colaborativo basado en ítems buscan la similitud entre ítems.

El filtro colaborativo basado en ítems fue inventado e implementado por Amazon en 1998 y su fundamento teórico se publicó en el trabajo titulado “Item-Based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms” expuesto en una conferencia académica en 2001 por Sarwar et al. En la etapa donde se encuentra las similitudes entre ítems, se emplea fórmulas de similitud como la similitud basada en coseno, basada en correlación.

3.6.3 Recomendación basada en contenido

Los sistemas de recomendación basados en contenido buscan productos cuyas características se ajustan lo mejor posible a las preferencias del usuario, esta información obtenida se analiza para buscar propiedades, características y cualidades del producto. (Vega, 2020).

Los RS basado en contenidos son aquellos que tomando en cuenta algunos datos del historial del usuario intenta predecir que busca el usuario y que sugerencias similares puede mostrar. Con este tipo de RS se puede descubrir opciones que se ajustan a las características de los productos o contenidos que se han disfrutado con anterioridad y elegir elementos nuevos. Cuando se menciona el término

“contenido” se refiere a características del producto tales como: categoría del producto, etiqueta, género, etc.

3.6.4 Algoritmo de filtro colaborativo Slope One

Slope One es un algoritmo de filtro colaborativo que no calcula las similitudes en los ítems, en su lugar adopta un método sencillo pero eficaz que consiste en un modelo de regresión lineal simple para predecir valoraciones. Este algoritmo tiene en cuenta las valoraciones de los usuarios sobre el ítem objetivo y los otros ítems valorados por el usuario objetivo, y utiliza las valoraciones de los usuarios para predecir la valoración del ítem objetivo (You et al., 2015).

El algoritmo se ve afectado por problemas de arranque en frío y escasez, esto quiere decir si no existen una buena base de usuarios o son muy pocas las valoraciones al ítem objetivo, la precisión del algoritmo se reducirá.

Slope One es usado por el sistema de recomendación propuesto para recomendar los distintos recursos presentes en el curso de la plataforma con base a las valoraciones de los demás usuarios.

3.6.5 Sistemas de recomendación híbridos

Los RS revisado previamente explotan diferentes fuentes de información y siguen diferentes paradigmas para obtener recomendaciones, con estos se pueden obtener recomendaciones bastantes personalizadas, sin embargo éstos funcionan con distintos grados de éxito en diferentes contextos, una de las principales limitantes de los sistemas de recomendación de filtro colaborativo es principalmente la necesidad de tener una cantidad determinada de usuarios, esto lleva al peligro de generar un sobreentrenamiento a medida que se obtenga cada vez más datos.

En la actualidad los RS son vistos como una caja negra que transforma un conjunto variado de datos de entrada en una lista de recomendaciones y los enfoques antes explorados no permiten aprovechar en su totalidad esta diversidad de datos de entrada. En consecuencia, la construcción de sistemas híbridos que combinan los puntos fuertes de los diferentes enfoques para superar las deficiencias y problemas toma bastante importancia. Como una solución para eliminar estas limitantes surgieron los sistemas recomendación híbridos, los cuales son una mezcla de la recomendación basada en contenido con la recomendación basada en el filtrado colaborativo. (Montes De Oca Rodríguez & Vazquez Sánchez, 2015).

Desde un perspectiva general se puede concebir tres diseños base para los sistemas de recomendación híbridos: monolíticos, paralelizados y canalizados (Jannach et al., 2010).

Los RS híbridos monolíticos denotan un diseño híbrido que incorpora aspectos de varias estrategias de recomendación en una implementación de algoritmo, es decir, varios recomendadores contribuyen virtualmente porque el RS híbrido emplea datos de entrada adicionales que son específicos de otros

algoritmos de recomendación, o son datos de entrada aumentados por alguna otra técnica (Jannach et al., 2010).

Los otros dos RS híbridos restantes requieren al menos dos implementaciones de recomendadores distintas que se combinan. En el diseño paralelizado los recomendadores funcionan independiente y producen listas de recomendaciones separadas, posteriormente estas recomendaciones se combinan en un conjunto final de recomendaciones. En el diseño canalizados los recomendadores trabajan secuencialmente, donde la salida de un recomendador es la entrada del otro. (Jannach et al., 2010).

3.7 Sistemas de Recomendación dentro de chatbots para Moodle

Actualmente, Moodle no cuenta con un chatbot que implemente un sistema de recomendación dentro de su núcleo de funcionalidades. Sin embargo, no está exento de varias propuestas, estas pueden quedarse en enfoques o propuestas lo suficientemente explicativas o, por el contrario, simplemente ser presentadas como código fuente mediante plugins creados por la comunidad de desarrolladores de Moodle sin mucha explicación.

En la documentación oficial de Moodle se puede encontrar una especificación para un sistema de recomendación. Ésta define al sistema de recomendación como un sistema que busca predecir la calificación o preferencia que un usuario da a un artículo, dicho de otra manera, el sistema de recomendación propuesto trata de identificar que artículos podrían ser interesantes para un usuario.

La especificación utiliza algunos supuestos en los cuales basarse:

- El sistema de recomendación estará limitado a contextos específicos (cursos, actividad)
- Las recomendaciones pueden ser generadas bajo demanda.
- Los datos de entrenamiento cambian con demasiada frecuencia, lo que imposibilita un sistema de almacenamiento en cache.
- El filtrado debe aplicarse antes de generar los datos de entrenamiento, ya que modificar las dimensiones del conjunto de datos es fundamental para el sistema de recomendación.

Además de esta especificación, en la literatura encontramos otras propuestas atractivas como el estudio realizado por (Nafea et al., 2019) en el cual se busca mejorar la calidad de los sistemas de recomendaciones por medio de un algoritmo que combina la calificación real de los estudiantes con sus estilos de aprendizaje con el fin de recomendar objetos de aprendizaje personalizados. Este algoritmo surge por la necesidad de suplir las deficiencias de los algoritmos de recomendación tradicionales, como el filtro colaborativo y el filtro basado en contenidos, los cuales sólo se centran en dos entidades: los usuarios y los objetos con sus valoraciones sin tomar en cuenta los estilos de aprendizaje, entidad que es importante para obtener mayor precisión en las recomendaciones.

Tabla 10. Comparativa de técnicas utilizadas para generar recomendaciones

	Ventaja	Limitante
F.C Basado en usuarios	Recomienda en base a similitudes entre usuarios. Puede funcionar bien con grupos pequeños.	Dispersión: Si los datos obtenidos son escasos no se puede dar una correcta recomendación. Exactitud: Mientras más vecinos cercanos se considera, mejor debería ser la recomendación. Escalabilidad: Mientras más usuarios existen en el sistema, mayor es el costo de encontrar los K vecinos.
F.C Basado en ítems	Recomienda en base a calificaciones o ponderaciones de un ítem asignadas por un usuario	Si los datos obtenidos son escasos no se puede dar una correcta recomendación.
R. Basada en contenido	Recomendación en base a la configuración establecida por el usuario.	Si los datos obtenidos son escasos no se puede dar una correcta recomendación.
S. R Híbridos	Combinación de técnicas anteriores para suplir falencias individuales	La correcta selección de técnicas.

Tal como muestra la Tabla 10, diversas técnicas conllevan diversas ventajas y limitaciones, sin embargo estos algoritmos pueden combinarse entre sí para suplir estas deficiencias o a su vez integrar nuevos algoritmos como es el caso de Slope One (You et al., 2015).

3.8 Conclusiones

Tanto los chatbots, como los sistemas de recomendaciones son tecnologías con varios campos de aplicación tales como negocios, entretenimiento, brindar información, etc. Sin embargo, su utilización en la educación ha sido bastante escaso a pesar de sus beneficios ya probados en otros campos, esto demuestra la necesidad de desarrollar un chatbot que brinde ayuda de forma asíncrona al estudiante y dotarle de inteligencia mediante el desarrollo de un sistema de recomendaciones.

En este capítulo se abordó distintos enfoques para la construcción de este sistema conjunto, y con base a lo analizado se determina que el mejor enfoque para el desarrollo del chatbot es mediante un enfoque basado en reglas, pues éste es el que mejor se adapta al entorno de desarrollo en Moodle, así también es el que permite acceder a la información de manera más rápida y concisa, es decir, considerando que el chatbot brinda recomendaciones se cree que no es necesario iniciar un flujo de conversación tan avanzado, sino permitirle al estudiante acceder directamente a las recomendaciones

disponibles para él. Además, que permite desplegar un chatbot sin la necesidad de contar con librerías especializadas en AI y ML, las cuales no son fácilmente adaptadas al lenguaje con el cual fue construido Moodle.

El algoritmo propio de comparación basado en clúster y la implementación de Slope One serán descritos a detalle en el siguiente capítulo.

CAPÍTULO 4:

DISEÑO Y DESARROLLO DEL

CHATBOT DE RECOMENDACIÓN

MIRANDA

4.1 Introducción

En el siguiente capítulo se detalla a profundidad el chatbot, se define las diversas arquitecturas que seguirá el chatbot y los mensajes, se define los modelos de interacciones tanto pasivas como activas y se detallan las diversas opciones del chatbot que fueron generadas siguiendo el modelo de desarrollo Incremental.

4.2 Chatbot Propuesto

En base a lo revisado en el Capítulo 3 y en cuanto al sistema de recomendación se determina que este se trata de un sistema de recomendaciones híbrido basado en el diseño paralelo que utiliza principalmente dos algoritmos: un algoritmo propio de comparación basado en clusters para recomendar acciones dentro de la plataforma y el Slope One para predecir valoraciones de recursos.

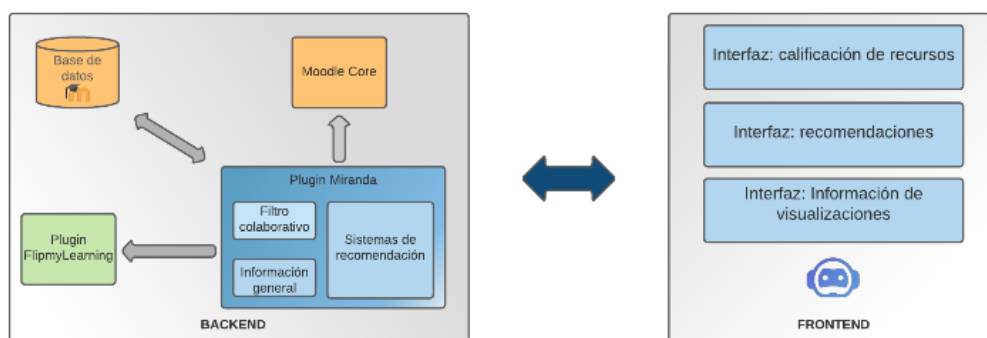
El chatbot propuesto tiene el nombre de Miranda, en honor a Juana Miranda¹ (1842-1914) quien fue la primera profesora universitaria del Ecuador.

La metodología de desarrollo incremental propone que en primer lugar se bosqueje la descripción del sistema, en la cual se debe identificar la funcionalidad principal del sistema que a su vez será la primera funcionalidad en ser implementada y luego un conjunto de funcionalidades que serán las versiones incrementales. En este sentido, la principal funcionalidad fue el desarrollo de un primer prototipo de chatbot funcional para Moodle tanto en arquitectura como en diseño, el diseño de la arquitectura de los mensajes del chatbot y el modelo base de interacciones con el chatbot.

4.3 Diseño de arquitectura del chatbot

La arquitectura del plugin está dividida en dos módulos: el *Backend* y el *Frontend*, tal como se muestra en la Figura 10. Los dos módulos se comunican de manera síncrona y de forma bidireccional, esto permite mayor flexibilidad al momento de interactuar con el chatbot, mientras que el *Backend* se encargará de recopilar y analizar los datos con el fin de proveer información general o recomendaciones.

Figura 10. Arquitectura del plugin



¹ Su bibliografía se puede encontrar en: Juana Miranda, fundadora de la Maternidad de Quito, ISBN 978-9978-72-395-1 en la Cámara Ecuatoriana del Libro.

Las fuentes de datos utilizadas en el plugin son: la base de datos de Moodle y algunas tablas generadas por el plugin FlipMyLearning.

Nota. Elaboración propia

El plugin está dividido en 3 submódulos:

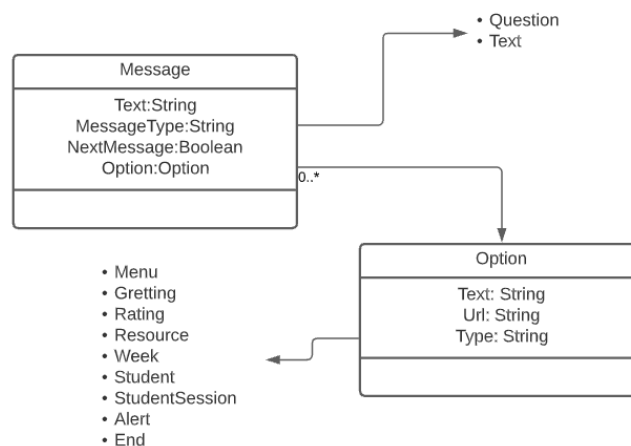
- **Sistema de recomendación:** se encarga de brindar recomendaciones del tiempo de sesiones y del comportamiento de los estudiantes dentro del curso,
- **Sistema de filtro colaborativo:** se encarga de dar recomendaciones de los recursos puntuados por otros estudiantes miembros del curso, y
- **Sistema de información general:** que da información general del estudiante y de la plataforma.

El *Frontend* está destinado a ser el punto de interacción del usuario con todo el sistema. Se mostrará el ícono de Miranda en cada página de los cursos en los cuales el estudiante se encuentre matriculado y permitirá recibir y solicitar recomendaciones, puntuar recursos y mostrar información de las visualizaciones de FlipMyLearning.

4.4 Diseño de la arquitectura de los mensajes del chatbot

El plugin tiene una arquitectura de cliente servidor, esto conlleva a que cada clic en las opciones del chatbot envía una petición al servidor, este devuelve un mensaje en formato JSON con la respuesta a la petición agregando la referencia a una nueva petición, tal como indica la Figura 11, la arquitectura de respuestas del plugin se puede observar en la Figura 10.

Figura 11. Arquitectura de respuestas



La arquitectura de los mensajes tiene 4 propiedades:

- *Text*: El mensaje de respuesta de cada petición.

- *MessageType*: Tipo de respuesta, este puede ser:
 - *Question*: Respuesta de tipo pregunta, el cual requiere una interacción de respuesta extra.
 - *Text*: Respuesta de texto plano, muestra el resultado.
- *NextMessage*: Validación si una respuesta contiene más de 2 mensaje.
- *Option*: Opciones de respuesta en caso de ser el mensaje de tipo *Question*.

La arquitectura de las opciones tiene las siguientes propiedades:

- *Text*: Texto de la respuesta a la petición.
- *Url*: Usado en caso de redirección a diversos recursos.
- *Type*: Tipo de opción de respuesta, esta puede ser:
 - *Menu*: Devuelve al menú cuando es presionado.
 - *Greeting*: Devuelve a las opciones de inicio de interacción cuando es presionado.
 - *Rating*: Devuelve las opciones para ranquear un recurso.
 - *Resource*: Devuelve las opciones para obtener recursos recomendados.
 - *Week*: Devuelve las opciones para verificar las recomendaciones semanales.
 - *Student/ StudentSession*: Devuelve las opciones información de visualizaciones.
 - *Alert*: Devuelve las opciones de recomendaciones aleatorias.
 - *End*: Finaliza la interacción con el chatbot.

4.5 Modelo de interacciones base del chatbot

4.5.1 Interacciones activas

La interacción activa se puede definir como la comunicación directa entre dos objetos, desde este punto de vista se puede decir que existe una interacción activa cuando el estudiante inicia una comunicación directa con el chatbot con el fin de obtener algún tipo de información y este a su vez le brinda una respuesta. De esta manera y siguiendo la arquitectura Cliente-Servidor el usuario puede interactuar con todas las opciones o funcionalidades del chatbot. En este tipo de interacción el chatbot muestra el mensaje de la Figura 12, este mensaje se muestra cada vez que el estudiante ingrese a un curso, al dar clic sobre éste, se desplegará todas las opciones disponibles del chatbot, tal como indica la Figura 13.

Figura 12. Inicio de la interacción activa del Chatbot

¿Necesitas ayuda?



Figura 13. Menú de todas las opciones



En esta descripción inicial también, se establece cuáles son las principales opciones del chatbot, que a su vez sirven para definir las versiones del sistema incrementales de las próximas funcionalidades a desarrollar.

4.6 Opciones del chatbot.

La Tabla 11 muestra de forma detallada las opciones que tendrá el chatbot, en estas se puede verificar:

- la opción “**Cursos y eventos**” está relacionada con el nivel 1 de AA, puesto que en esta opción el estudiante obtiene una idea general de los acontecimientos en la plataforma, puede revisar sus cursos, verificar eventos o tareas próximas o revisar los recursos nuevos del curso,
- la opción “**Tareas y recomendaciones**” está relacionada con el nivel 4 de AA, porque en esta opción se encuentran todas las recomendaciones brindadas por el sistema, estas pueden ser: basadas en indicadores de profundidad cognitiva y amplitud social, basadas en los recursos más

vistos por los miembros del curso, basadas en los tiempos de sesión semanales planteados por el docente y recomendaciones de recursos, o basados en la calificación de recursos,

- y la opción “**Ver visualizaciones**” está relacionada con el nivel 2 de AA, debido a que está relacionada directamente con el plugin FlipMyLearning, el cual llegaba hasta el nivel de diagnóstico de AA.

Tabla 11. Menú de opciones de Chatbot

OPCIONES PRINCIPALES	SUB OPCIONES	DETALLE
Cursos y eventos	Ver Cursos	Opción que permite ver los diferentes cursos donde el estudiante está matriculado
	Eventos próximos	Opción que permite al estudiante verificar evento, tareas próximas a ser resueltas.
	Recursos nuevos	Opción que permite al estudiante verificar los recursos nuevos agregados al sistema que el estudiante aun no los ha visto
Tareas y recomendaciones	Ver recomendaciones	Opciones que permite al estudiante verificar las recomendaciones brindadas por el sistema estas recomendaciones son brindadas usando diferentes algoritmos.
	Recursos más vistos	Opción que permite verificar cuales fueron los recursos más vistos por el demás estudiante.
	Recomendaciones semanales	Opción que permite al estudiante verificar cuanto tiempo el profesor espera que el estudiante le dedique tiempo a un curso.
	Recursos recomendados	Opción que permite a los estudiantes recibir recomendaciones de recursos, usando filtros colaborativos.
Ver visualizaciones	Indicadores generales	Redirección a las visualizaciones presentadas por el plugin FlipMyLearnig para verificar indicadores generales del estudiante.
	Sesiones de estudio	Redirección a las visualizaciones presentadas por el plugin FlipMyLearnig para verificar el progreso de estudio.

4.7 Versión incremental 1: Cursos y eventos

Esta funcionalidad es producto de la primera iteración del modelo de desarrollo incremental. La primera funcionalidad incremental implementada permite obtener información general de la plataforma y los cursos donde se encuentra matriculado un estudiante. Cuando el estudiante da clic en esta opción, se muestra cuatro nuevas opciones tal como indica la Figura 14:

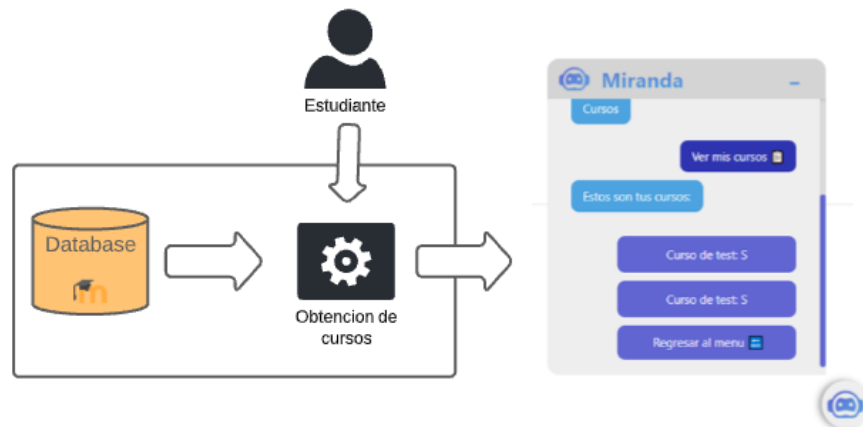
Figura 14. Opciones del menú “Cursos y Eventos”



4.7.1 Ver mis cursos:

Opción informativa que muestra todos los cursos a los cuales el estudiante se encuentra matriculado tal como indica la Figura 15, al dar clic en alguna opción correspondiente a los cursos, ésta abre el curso seleccionado en una nueva pestaña:

Figura 15. Opción “Ver mis cursos”



Fuente de datos: La información mostrada en esa opción es generada mediante una consulta en la base de datos, para verificar en que cursos se encuentra matriculado un estudiante.

4.7.2 Mis próximos eventos:

Opción informativa que muestra todas las tareas próximas a ser entregadas por el estudiante, muestra tanto el nombre de la tarea como el tiempo restante para cumplirla, tal como se muestra en la Figura 16, al dar clic en una de las opciones, ésta se abre en una nueva pestaña con toda la información de la tarea. En el caso de no tener eventos próximos se mostrará el mensaje de la Figura 17:

Figura 16. Opción “Mis eventos próximos”, con un evento asignado.

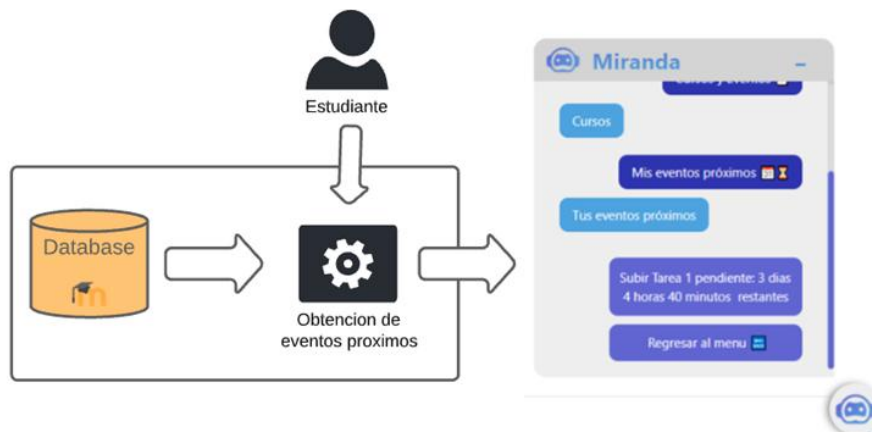
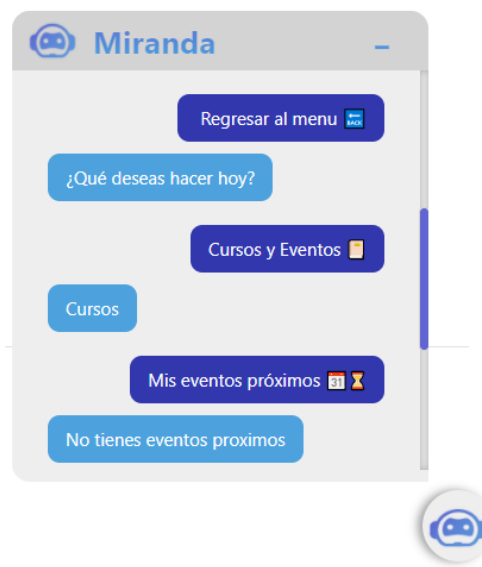


Figura 17. Opción “Mis eventos próximos”, sin eventos próximos.

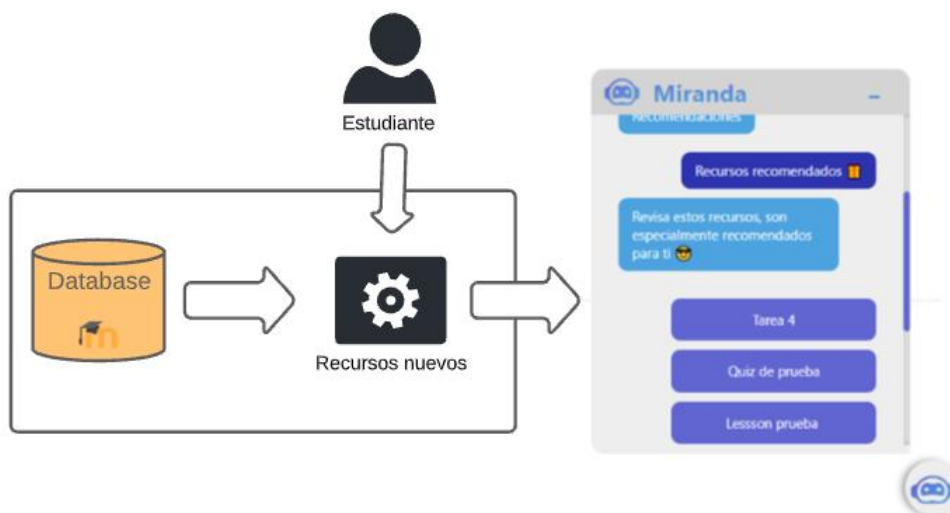


Fuente de datos: La información mostrada en esa opción es generada mediante una consulta en la base de datos, se verifica que tareas asignadas al estudiante están próximas a ser entregadas y se presenta un enlace directo a la tarea y el tiempo aproximado que aún le queda.

4.7.3 Revisar recursos nuevos:

Opción informativa que muestra todos los recursos que han sido agregados al curso y que el estudiante aún no los ha revisado, se listan todos estos recursos tal como indica la Figura 18:

Figura 18. Opción “Revisar recursos nuevos.”



Fuente de datos: Para obtener la información mostrada en esta opción, se realiza una consulta en la base de datos usando el identificador único “ID” del estudiante, del resultado de esta consulta se filtra todos los recursos nuevos que no han sido vistos por el estudiante.

4.8 Versión incremental 2: Tareas y Recomendaciones

Esta funcionalidad está relacionada con la obtención de recomendaciones e información adicional del tiempo en la plataforma y recursos más vistos, para ello se desarrolla un sistema de recomendación híbrido basado en recomendaciones a través de indicadores de analítica de aprendizaje y basado en recomendaciones con filtros colaborativo. Esta funcionalidad es producto de la segunda iteración del modelo incremental y a continuación se desglosa cada una de las opciones de esta nueva funcionalidad.

4.8.1 Ver Recomendaciones:

Opción de recomendaciones que permite al estudiante obtener recomendaciones personalizadas del estudiante tanto de acciones o estrategias basadas en analíticas de aprendizaje y/o de tiempo en la plataforma, basadas en la clusterización y comparación de grupos de estudiantes de un curso.

En el caso de que no exista recomendaciones se muestra la Figura 20, caso contrario las recomendaciones se muestra como en la Figura 19.

Figura 19. Opción “Ver recomendaciones”, sin ninguna recomendación.

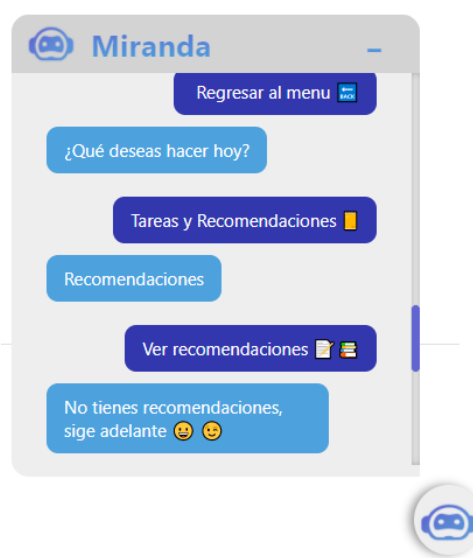
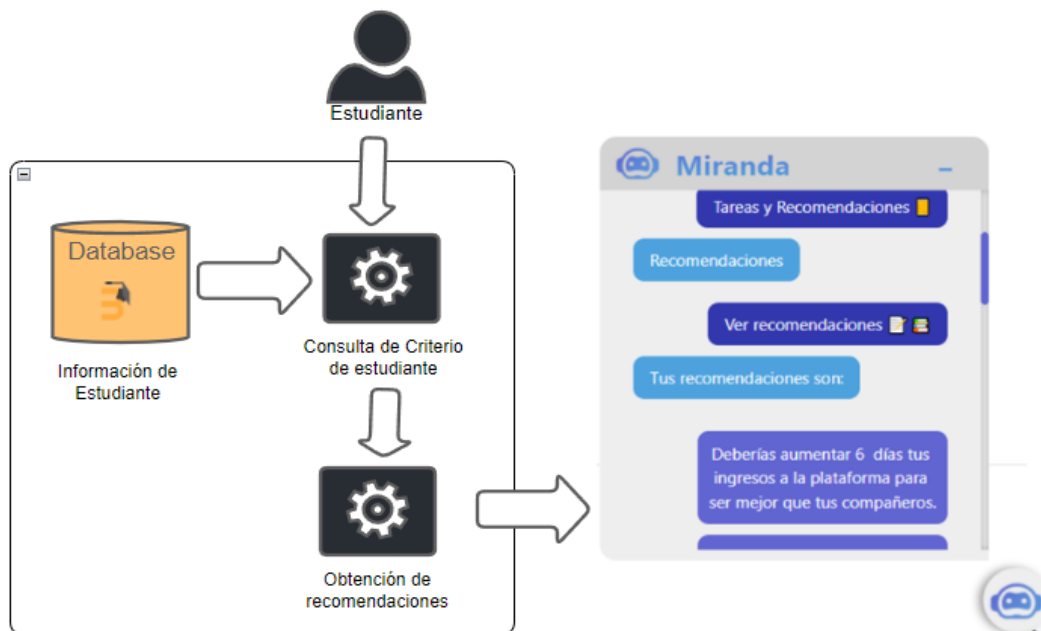
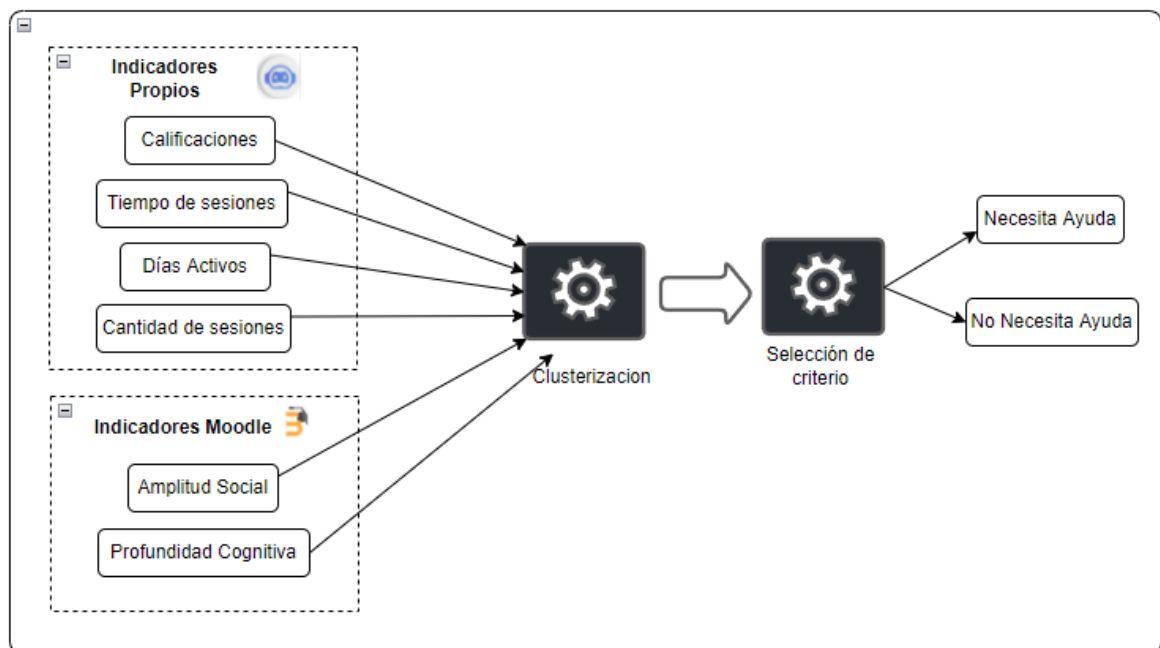


Figura 20. Opción “Ver recomendaciones”, con algunas recomendaciones.



Fuente de datos: La obtención de las recomendaciones para esta opción es fruto de un proceso basado en la clusterización y comparación de grupos de estudiantes tal como muestra la Figura 21. A continuación, se detalla todas las etapas de este proceso con mayor profundidad.

Figura 21. Proceso de clusterización



a) Algoritmo propio de comparación

El algoritmo planteado para obtener recomendaciones de interacciones de los estudiantes con la plataforma tiene como base la preparación del conjunto de datos, agrupación de estudiantes en dos grupos, la interpretación y análisis de estos grupos y la comparación entre el estudiante y los miembros del grupo contrario. A continuación, se explica cada uno de estas etapas:

b) Preparación del conjunto de datos.

La preparación del conjunto de datos es la primera etapa del proceso para obtener recomendaciones, consiste en preparar un conjunto de datos lo suficientemente robusto para que sea empleado en las demás etapas de este proceso.

En esta etapa, se realiza una revisión exhaustiva del modelo de datos de Moodle, las tablas y sus relaciones, con el fin de obtener los indicadores tanto propios como los propuestos por la comunidad de indagación de analíticas de aprendizaje.

Entre los indicadores propios de analíticas de aprendizaje encontramos: la cantidad de días activos, el tiempo total en la plataforma en minutos, el número de sesiones, el tiempo promedio de sesiones en minutos, el total de interacciones en la plataforma, la suma de las calificaciones obtenidas, el número de tareas/lecciones calificadas.

Por otra parte, los indicadores de analíticas de aprendizaje definidos por la comunidad de indagación deben obtenerse mediante el análisis de los logs de Moodle para cada alumno y su participación con las distintas actividades y recursos del curso. Estos indicadores son la profundidad cognitiva y amplitud social.

La profundidad cognitiva tiene 5 niveles como máximo, y se describen de la siguiente manera:

- Una actividad o recurso de nivel 1 y reporta 0 (no visto) o 1 (visto).
- Una actividad o recurso de nivel 2 y reporta 0 (no visto), 0.5 (visto) o 1 (interactúa con al menos otro participante).
- Una actividad o recurso de nivel 3 y reporta 0 (no visto), 0.33 (visto), 0.67 (enviado) o 1 (enviado y vio la retroalimentación).
- Una actividad o recurso de nivel 4 y reporta 0 (no visto), 0.25 (visto), 0.5 (enviado), 0.75 (enviado y vio la retroalimentación) o 1 (proporcionó información al instructor o a los compañeros).
- Una actividad o recurso de nivel 5 y reporta 0 (no visto), 0.2 (visto), 0.4 (enviado), 0.60 (enviado y vio la retroalimentación), 0.80 (proporcionó información al instructor o a los compañeros) o 1 (revisado y reenviado).

La amplitud social tiene 2 niveles como máximo, y se describen de la siguiente manera:

- Una actividad o recurso de nivel 1 y reporta 0 (no visto) o 1 (visto).
- Una actividad o recurso de nivel 2 y reporta 0 (no visto), 0.5 (visto) o 1 (interactúa con al menos otro participante).

La siguiente Tabla 12 resume el nivel al que llega cada uno de estos indicadores, niveles y sus posibles valores.

Tabla 12. Nivel de analíticas de aprendizaje para cada actividad y recursos de Moodle

ACTIVIDADES Y RECURSOS	NIVEL PROFUNDIDAD COGNITIVA	NIVEL AMPLITUD SOCIAL
ASIGNACIONES (ASSIGN)	5	2
LIBRO (BOOK)	1	1
CHAT	4	2
ELECCIÓN (CHOICE)	3	2
BASE DE DATOS (DATA)	2	1
RETROALIMENTACIÓN (FEEDBACK)	2	2
CARPETA (FOLDER)	1	1
FORO (FORUM)	4	2
GLOSARIO (GLOSSARY)	2	1
IMSCP	1	1
LECCIÓN (LESSON)	5	2
PÁGINA (PAGE)	1	1
CUESTIONARIO (QUIZ)	5	1
RECURSO (RESOURCE)	1	1
SCROM	3	1
ENCUESTA (SURVEY)	2	1
URL	1	1
WIKI	2	1
TALLER (WORKSHOP)	5	1

El conjunto de datos resultante de juntar todos los indicadores es sometido a un proceso de normalización. La normalización es el proceso de escalar los datos para obtener una norma unitaria. Este proceso es útil para incrementar la precisión y eficiencia de algoritmos como clustering, cuantificar la similitud de un conjunto de muestras (Al Shalabi et al., 2006). De manera intuitiva, normalizar los datos significa escalar los datos a un rango de valores como, por ejemplo: [0.0, 1.0].

Este conjunto de datos será generado para cada curso activo de la plataforma, donde cada columna representa los indicadores de analíticas de aprendizaje antes descritos y cada fila a un estudiante tal como indica la Tabla 13.

Tabla 13. *Tabla log*

Id Estudiante	Indicadores de Moodle					Indicadores Propios			
	Amplitud Social	Profundidad Cognitiva	Amplitud Social	Profundidad Cognitiva	...	Calificaciones	Tiempo Sesión	Días Activos	Cantidad Sesiones
	R1..	R1..	R2..	R2 ..					
1	0.5	0.2	1	0.4	...	12.00	20.00	1	12
2	0.5	0.4	0.5	0.2	...	15.00	15.00	2	10

c) Agrupación de estudiantes.

Una vez generado el conjunto de datos, se procede a generar la agrupación de estudiantes por cada curso. Para la agrupación se emplea el algoritmo de clusterización K-means. Este es uno de los algoritmos más longevos y ampliamente utilizados, está basado en prototipos que intenta encontrar K clusters no solapados. Estos clusters están representados por sus centroides (un centroide de un cluster suele ser la media de los puntos de ese conglomerado) (Wu, 2012).

El proceso de agrupación con K-means es iterativo y consiste en:

- Se seleccionan K centroides iniciales, donde K es especificado por el usuario e indica el número deseado de clusters.
- Cada punto de datos se asigna al centroide más cercano, y cada conjunto de puntos asignado a un centroide en forma de cluster.
- El centroide de cada cluster se actualiza entonces basándose en los puntos asignados a ese cluster.

Uno de los pasos más importantes al utilizar el algoritmo K-means es definir los K clusters, teniendo en cuenta que estrategias como el automonitoreo y la gestión de tiempo tienen relación con el éxito académico (Broadbent, 2017), se plantea que existirán 2 tipos de estudiantes, los que necesitan ayuda y los que no la necesitan, diferenciados por la cantidad de tiempo empleado en la plataforma así como la cantidad de sesiones, esto sugiere que debido a la naturaleza del problema y la periodicidad del proceso la cantidad de clusters para el sistema sería de $k=2$. Este proceso se debe realizar semanalmente y los datos usados reflejarán el “comportamiento” del estudiante en la plataforma, lo que implica que los datos de entrada nunca serán los mismos, por lo tanto, un análisis del número de clusters con métodos interpretativos como el método del codo o el método de la silueta, no son los adecuados.

d) Interpretación y análisis de los grupos.

Al definir 2 clusters se está agrupando al curso en dos grupos de estudiantes, lo que facilita el análisis de los mismos. En esta etapa se busca darles un criterio a estos grupos de estudiantes: el grupo de los estudiantes que no necesitan recomendaciones y aquellos que si necesitan recomendaciones.

Para poder darle sentido a estos grupos de estudiantes, se analiza dos características de los estudiantes: el número de días activos en la plataforma y la suma de las calificaciones obtenidas a lo largo del curso. De este modo, se obtiene el promedio de los días activos y el promedio de la suma de las calificaciones para cada grupo, y se procede a definir qué grupo es el que “no necesita ayuda” y cuál es el que “necesita ayuda”, mediante el siguiente proceso:

- Se comprueba que grupo tiene el promedio de calificaciones más alto y aquel grupo será categorizado como “no necesita ayuda”.
- Si ninguno de los dos grupos tiene registrado calificaciones, se comprueba que grupo tiene el promedio de los días activos en la plataforma más alto y aquel grupo aquel grupo será categorizado como “no necesita ayuda”.

e) Comparación.

Una vez definido el significado de cada cluster, se procede a realizar las recomendaciones con base a la comparación de grupos.

El proceso para obtener una recomendación comienza verificando si el estudiante que solicita una recomendación pertenece al grupo de estudiantes que lo necesita. De ser este el caso, se procede a comparar cada uno de los indicadores de analítica de aprendizaje que hemos definido con los valores promedio del grupo que “no necesita ayuda”.

En el caso de los indicadores propios el proceso es un tanto más sencillo ya que únicamente se obtiene la diferencia entre el valor del estudiante y el valor promedio del grupo. Un ejemplo de este tipo de recomendación sería el siguiente:

Datos:

- Días activos del estudiante: 2
- Promedio de días activos del grupo categorizado como “no necesita ayuda”: 6

Recomendación:

- Deberías aumentar 4 días tus ingresos a la plataforma para igualar a tus compañeros.

Por otro lado, en el caso de los indicadores profundidad cognitiva y amplitud social se analiza a qué nivel de profundidad cognitiva llega el estudiante y el nivel promedio del grupo. Y dependiendo del nivel se dará una recomendación. Un ejemplo de este tipo de recomendación sería el siguiente:

Datos:

- Actividad: Foros.
- Nivel máximo de profundidad cognitiva: 4
- Nivel de profundidad cognitiva del estudiante: 0
- Nivel promedio de profundidad cognitiva del grupo categorizado como “no necesita ayuda”: 0.25

Recomendación:

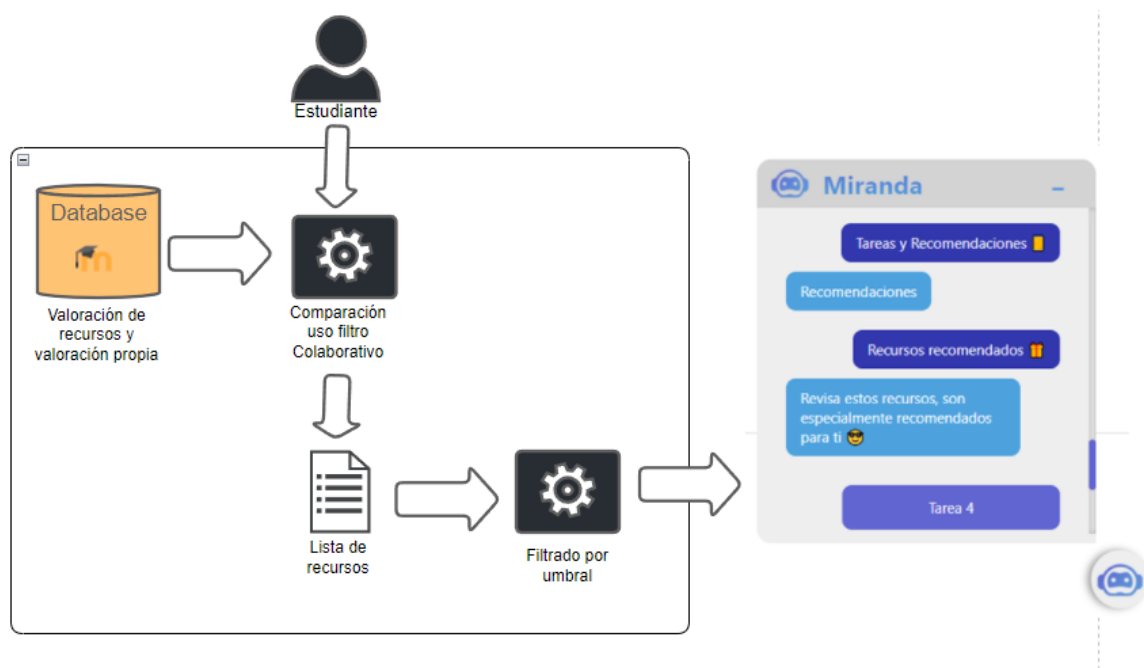
- Existen recursos tipo foro que deberías revisar para estar a la par con tus compañeros.

Gracias a este análisis y comparación se pueden obtener un conjunto de recomendaciones de acciones o interacciones para cada uno de las actividades o recursos presentes en el curso, que el estudiante debería realizar para asemejarse al grupo con mejores calificaciones, las mismas que serán presentadas al estudiante a través de un chatbot.

4.8.2 Recursos recomendados:

Opción que permite al estudiante obtener recomendaciones de recursos en base a su perfil de valoraciones de recursos tal como indica el proceso de la Figura 22:

Figura 22. Opción “Recursos recomendados”



Fuente de datos: Para obtener las recomendaciones mostradas en esta opción, se utiliza el método de filtrado colaborativo basado en los algoritmos Slope One, el proceso se detalla a continuación:

1. Se obtienen las valoraciones de los recursos de un curso en particular.

- Se usa los recursos valorados por el estudiante, comparándolos con los perfiles de valoración de los demás estudiantes tal como indica la Tabla 14.

Tabla 14. Ejemplo de implementación de Slope One en el sistema

VALORACIONES			
	Recurso 1	Recurso 2	Recurso 3
ESTUDIANTE 1	5	3	2
ESTUDIANTE 2	3	4	No Valorado
ESTUDIANTE 3	No Valorado	2	5

- Se utiliza la técnica de filtrado colaborativo para predecir una lista de los recursos que más le interesen al estudiante.

Diferencia del Recurso 1 y el Recurso 2 Estudiante 1:

- Recurso 1: 5
- Recurso 2: 3
- Diferencia: $5-3 = 2$

Diferencia del Recurso 1 y el Recurso 2 Estudiante 2:

- Recurso 1: 3
- Recurso 2: 4
- Diferencia: $3-4 = -1$

Diferencia del Recurso 1 y el Recurso 2 Estudiante 3:

- No se puede debido a que no se ha valorado

Promedio de diferencia:

$$\frac{(2+(-1))}{2} = 0.5 (A)$$

Diferencia del Recurso 1 y el Recurso 3 Estudiante 1:

- Recurso 1: 5
- Recurso 2: 2
- Diferencia: $5-2 = 3$

Diferencia del Recurso 1 y el Recurso 3 Estudiante 2:

- No se puede debido a que no se ha valorado

Diferencia del Recurso 1 y el Recurso 3 Estudiante 3:

- No se puede debido a que no se ha valorado

Promedio de diferencia:

$$\frac{(3)}{1} = 3 (B)$$

Una vez se obtienen el promedio de diferencias se puede obtener un valor aproximado de predicción para el Estudiante 3 al artículo 1:

Usando resultado A (Artículo 1 y Artículo 2):

Valoración del artículo 2 del Estudiante 3 + Promedio de diferencia $A = 2 + 0.5 = 2.5 (C)$

Usando resultado B (Artículo 1 y Artículo 3):

Valoración del artículo 3 del Estudiante 3 + Promedio de diferencia $B = 5 + 3 = 8 (D)$

Sin embargo, una mejor valoración de predicción se realiza mediante una combinación usando un promedio ponderado de los valores obtenidos, siendo:

n = cantidad de combinatorias posibles usando el Recurso 1

$$\frac{\sum_{i=1}^n \text{cantidad de usuarios que valoraron recursos } i * \text{promedio de diferencia } i}{\sum_{i=1}^n \text{cantidad de usuarios que valoraron recursos } i} (E)$$

Usando E se puede obtener:

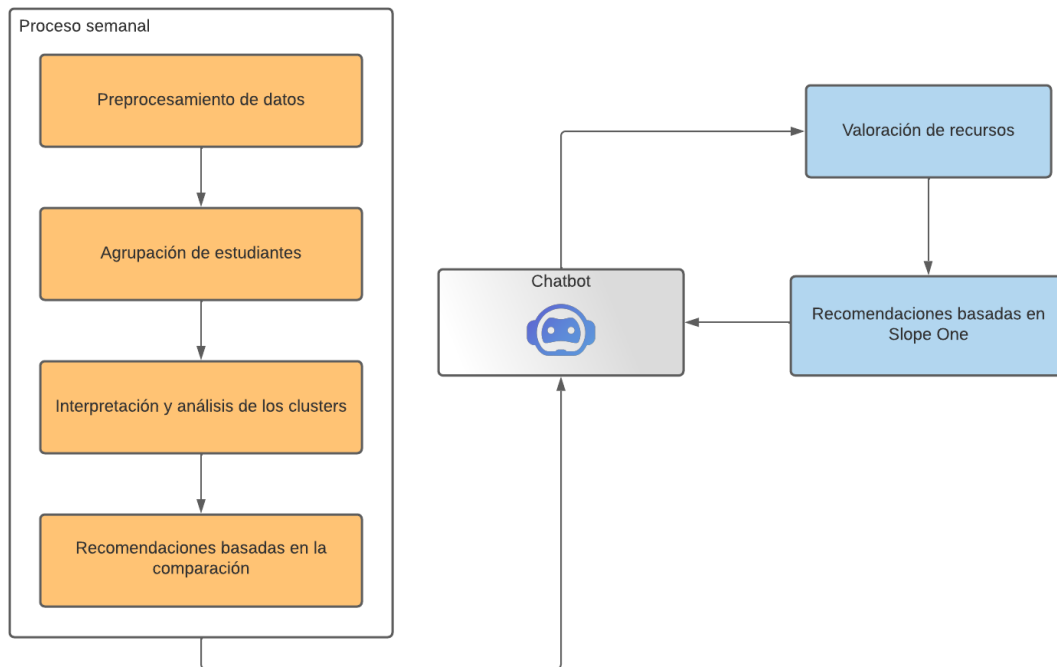
$$\frac{(2 * C) + (1 * D)}{2 + 1} = \frac{(2 * 2.5) + (1 * 8)}{2 + 1} = \frac{13}{3} = 4.33$$

4. Se establece un umbral de 3, es decir, que la predicción de la valoración del recurso por parte del estudiante es mayor o igual a 3 de 5 estrellas, siendo 3 la media de las calificaciones. En el ejemplo propuesto el Recurso 1 si entraría a la lista de recursos recomendados para el Estudiante 3.
5. Se obtienen la información de el o los recursos para recomendar al estudiante.

Hasta este punto, en esta versión incremental se desarrolla un sistema híbrido de recomendación, el cual integra tanto un módulo de recomendaciones de estrategias o acciones dentro de la plataforma clusterización y comparación de grupos de estudiantes, como un módulo de recomendación de recursos

basado en la valoración de recursos por parte de los estudiantes usando Slope One. La Figura 23, muestra el sistema de recomendación híbrido, donde el color anaranjado representa los pasos seguidos por el sistema para obtener las recomendaciones basadas en la agrupación y comparación, mientras que de color azulado se representa la obtención de recomendación usando Slope One.

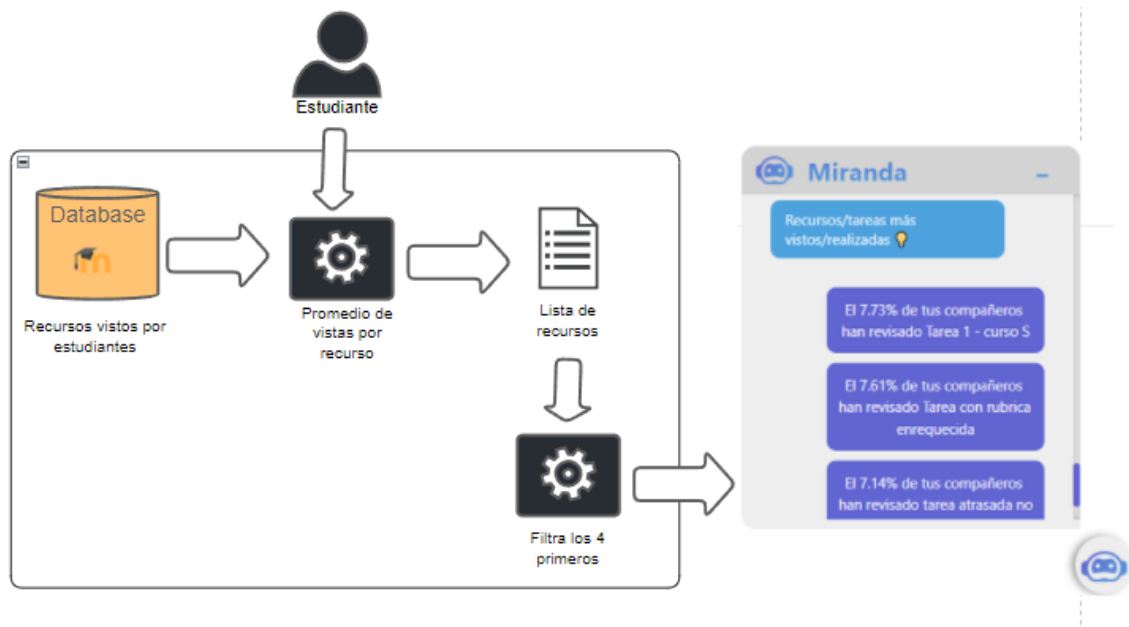
Figura 23. Sistema híbrido de recomendaciones.



4.8.3 Recursos más vistos:

Opción que permite al estudiante obtener los recursos más visitados por los estudiantes de su curso, junto a su porcentaje % de vistas:

Figura 24. Opción “Recursos más vistos”



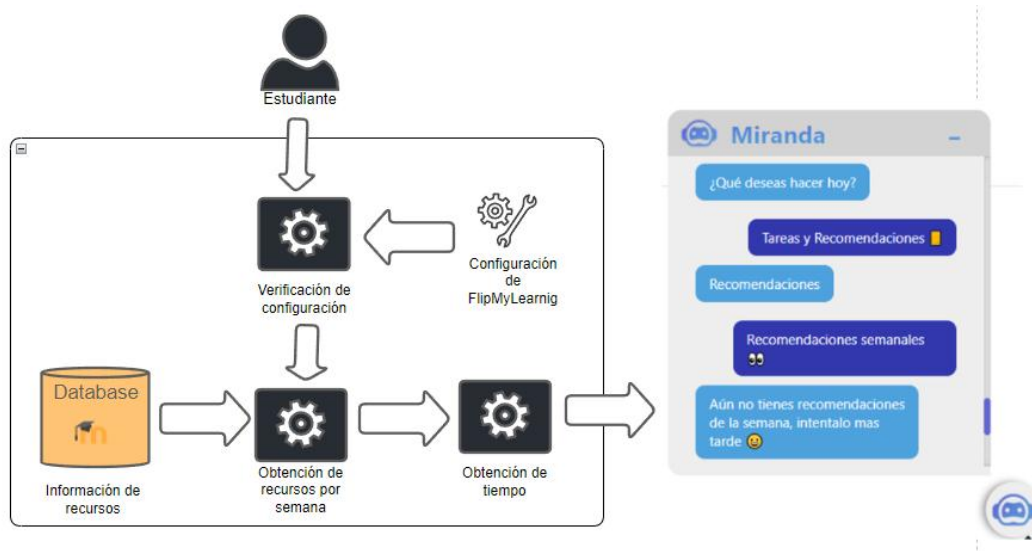
Fuente de datos: Para obtener la información mostrada en esta opción, se realiza el siguiente proceso, tal como muestra la Figura 24:

- Se obtienen todos los recursos revisados por todos los estudiantes pertenecientes a un curso.
- Se almacena cuantas veces se revisaron el recurso y se obtiene un promedio de vistas, obteniendo los 3 o 4 recursos más vistos por curso.
- Se presenta en el chatbot el resultado mostrando el porcentaje de estudiantes que lo han revisado.

4.8.4 Recomendaciones semanales:

Opción que permite al estudiante obtener recomendaciones con base al tiempo y recursos que el profesor haya configurado para la semana actual, en el caso de no tener recomendaciones se obtendrá un mensaje como muestra en la Figura 25.

Figura 25. Opción “Recomendaciones semanales”

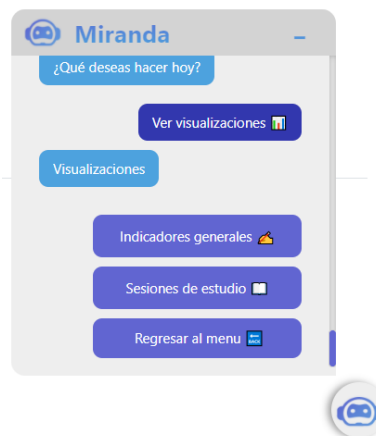


Fuente de datos: Para obtener este tipo de recomendaciones se verifica: que el profesor haya configurado las semanas con los módulos correspondientes, que el estudiante no ha revisado los recursos, entonces el sistema le recomendará los recursos asignados para esta semana en caso de que no hayan sido revisados. También podrá mostrar información del tiempo de interacción del estudiante con los recursos de la plataforma, contrarrestándolo con lo esperado por el profesor.

4.9 Versión incremental 3: Ver Visualizaciones

Esta nueva funcionalidad incremental es producto de la tercera iteración del modelo incremental, esta funcionalidad vincula el chatbot y plugin Miranda con el plugin FlipMyLearning, ésta presenta dos opciones de visualización tal como muestra la Figura 26:

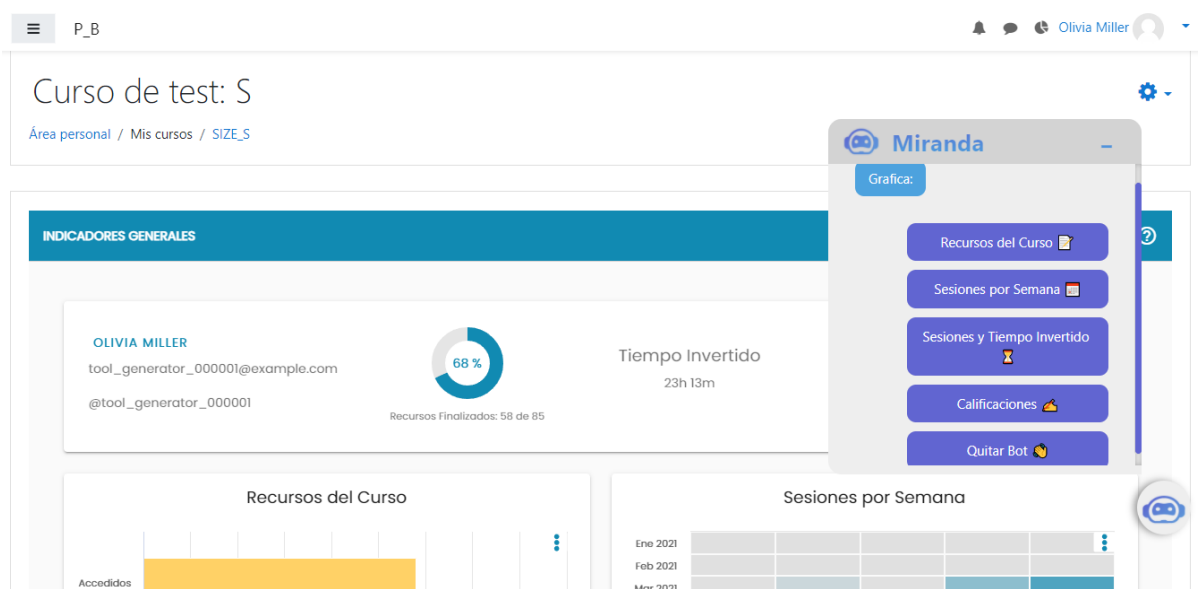
Figura 26. Opción “Ver Visualizaciones”



4.9.1 Indicadores Generales:

Esta opción abre una nueva pestaña con las gráficas de indicadores generales de FlipMyLearnig, el chatbot sigue funcionando dentro de esta pestaña y proporciona información adicional de cada una de las gráficas tal como muestra en la Figura 27.

Figura 27. FlipMyLearnig – Miranda – Indicadores Generales

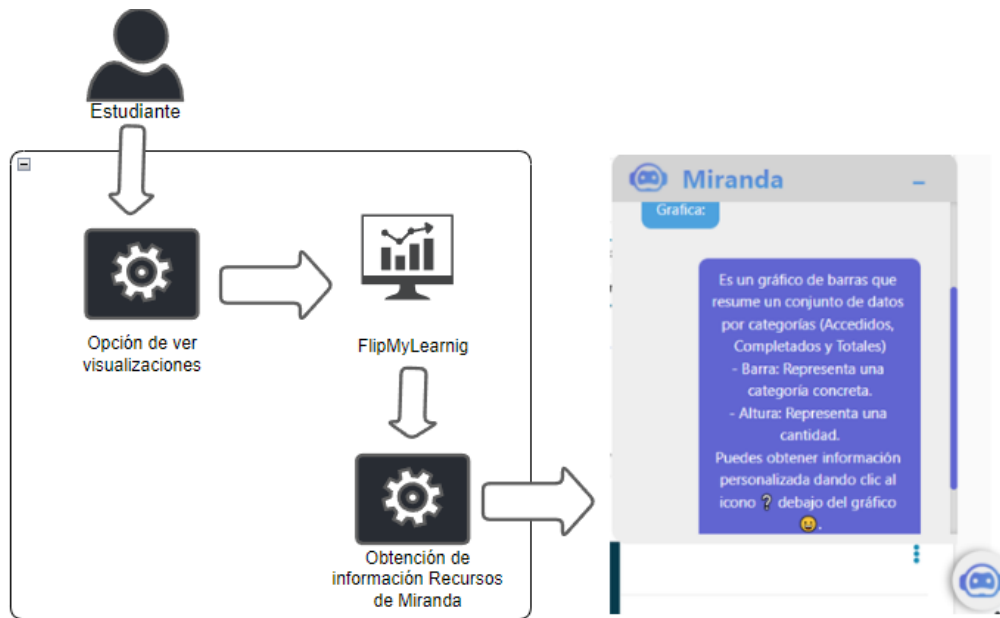


La información adicional que brinda Miranda dentro de esta pestaña de graficas de FlipMylearning es:

a) Recursos del Curso:

Proporciona información adicional de como leer las gráficas tal como indica la Figura 28.

Figura 28. Opción “Recursos del Curso”



b) Sesiones por Semana:

Proporciona información adicional de como leer las gráficas tal como indica la Figura 29.

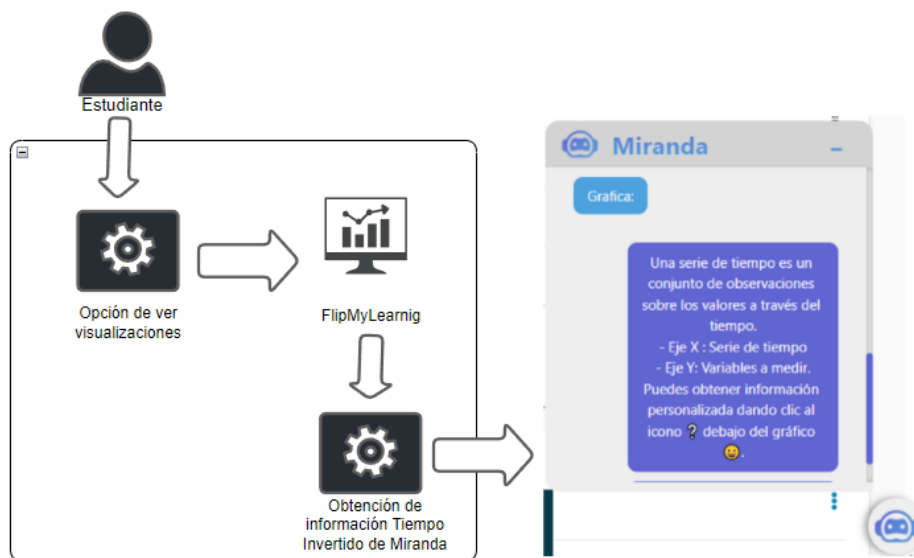
Figura 29. Opción “Sesiones por Semana”



c) Sesiones y Tiempo Invertido:

Proporciona información adicional de como leer las gráficas tal como indica la Figura 30.

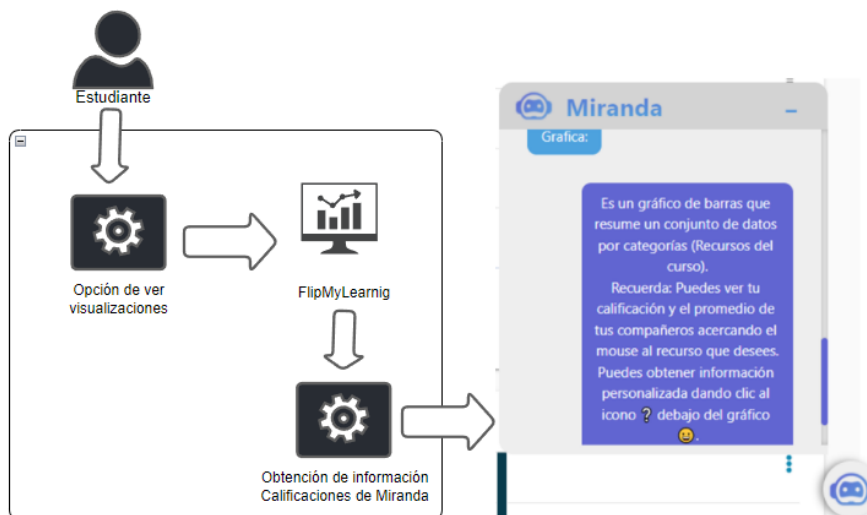
Figura 30. Opción “Sesiones y tiempo Invertido”



d) Calificaciones:

Proporciona información adicional de como leer las gráficas tal como indica la Figura 31.

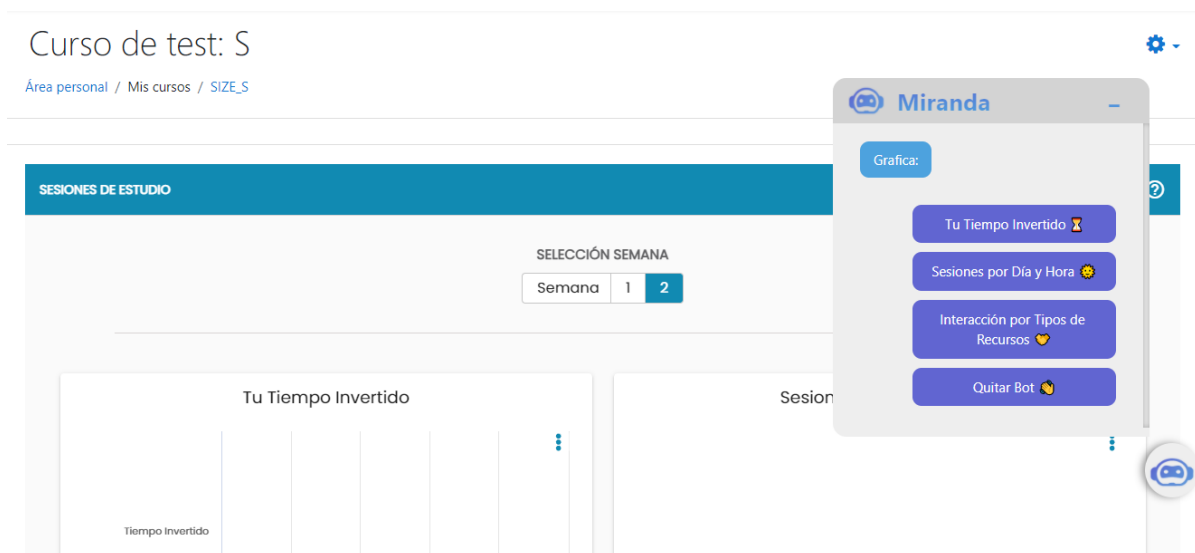
Figura 31. Opción “Calificaciones”



4.9.2 Sesiones de estudio:

Esta opción abre una nueva pestaña con las gráficas de sesiones de estudio de FlipMyLearnig, dentro de esta pestaña y proporciona información adicional de cada una de las gráficas tal como muestra la Figura 32.

Figura 32. FlipMyLearnig- Miranda – Sesiones de estudio



La información adicional que brinda Miranda dentro de esta pestaña de graficas de FlipMylearning es:

a) Tu tiempo invertido:

Proporciona información adicional de como leer las gráficas tal como indica la figura 33.

Figura 33. Opción “Tu tiempo invertido”



b) Sesiones por día y hora:

Proporciona información adicional de como leer las gráficas tal como indica la Figura 34.

Figura 34. Opción “Sesiones por día y hora”



c) Interacción por Tipos de Recursos:

Proporciona información adicional de como leer las gráficas tal como indica la Figura 35.

Figura 35. Opción “Interacción por Tipo de Recursos”

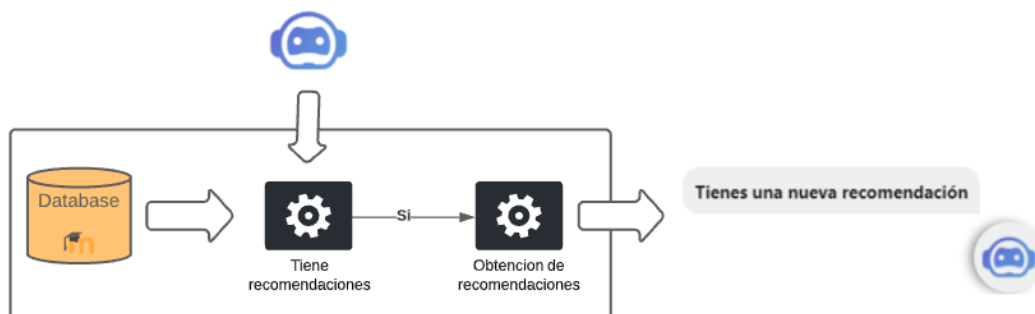


4.10 Versión incremental 4: Interacciones pasivas

Esta funcionalidad es fruto de la cuarta versión incremental, donde se busca dar mayor interacción al chatbot y dotarle de mayor independencia. En esta versión, se pretende que el chatbot sea quien empiece una conversación, es decir añade la posibilidad de interactuar pasivamente, sin la necesidad de que el usuario comience la conversación.

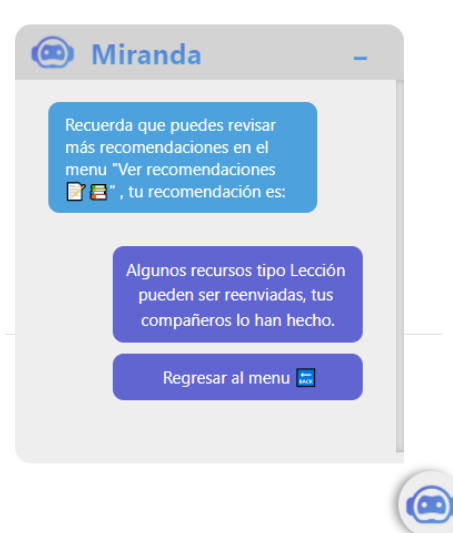
La interacción pasiva se da cuando el estudiante no inicia la interacción con el chatbot, sin embargo, éste le muestra un mensaje de “Tienes una nueva recomendación” tal como muestra la Figura 36, este mensaje se mostrará siempre y cuando el estudiante sea categorizado como un estudiante que necesita ayuda. Este tipo de recomendación se obtiene gracias a la verificación de recomendaciones y se mostrara intermitentemente cada cierto tiempo.

Figura 36. Obtención de mensaje de recomendación pasiva



Una vez se da clic mientras el mensaje de “Tienes una recomendación” esté activo, se mostrará la respuesta del Chatbot donde además de indicar en que opción se puede obtener más detalles de las recomendaciones, se le brinda una recomendación personalizada tal como se muestra en la Figura 37.

Figura 37. Respuesta del Chatbot – Recomendaciones pasivas



En la Figura 37 se muestra el mensaje personalizado de un estudiante.

4.11 Detalles técnicos

En el desarrollo del plugin, se han empleado ciertos criterios para seleccionar las tecnologías más adecuadas, en primer lugar, se empleó tecnologías amigables con la plataforma Moodle, así también se seleccionó tecnologías de libre distribución. A continuación, se listan las tecnologías usadas tanto para el desarrollo del chatbot y el sistema de recomendación:

- **HTML (HyperText Markup Language):** empleado en la construcción de la maquetación del chatbot, HTML es esencial para construir cualquier página web.
- **CSS (Cascade Style Sheets):** empleado para dar estilos a la maquetación web, por lo tanto, se usa para estilizar la interfaz del chatbot.
- **JavaScript:** lenguaje de programación empleado para proveer de interacción dinámica al chatbot, provee características o funcionalidades para manipular el DOM de la página web, así como la recuperación de información asíncrona por medio de AJAX. Si bien se podría utilizar vanilla Javascript para encargarse completamente de la interacción del chatbot, existen librerías o frameworks que facilitan, proveen una metodología de desarrollo lo que mejoran la experiencia en el desarrollo. Uno de estos frameworks es VueJS.
 - **VueJs:** es un framework progresivo para construir interfaces graficas de usuario. Al hablar de progresivo se entiende que VueJs es capaz de ser utiliza de manera incremental junto al proyecto. Es por esto, el principal motivo por el cual se empleó este framework para el desarrollo del chatbot.
- **Git:** software de control de versiones, permite mantener o guardar varias versiones a lo largo de las etapas de proyecto, además junto a herramientas como GitHub permite el desarrollo colaborativo entre varios desarrolladores.
- **PHP:** lenguaje de programación de lado del backend, permite la construcción de módulos, componentes, funciones y bibliotecas. Moodle está construido con PHP, lo que implica que cualquier plugin que sea construido sea bajo PHP.
 - **PHP-ML:** librería que provee los principales algoritmos de aprendizaje automático construida en PHP. Esta librería posee una buena integración con Moodle ya que está construida en el mismo lenguaje.

4.12 Despliegue del plugin en un entorno Moodle.

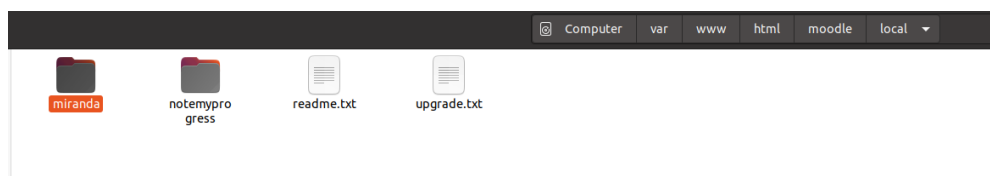
En este apartado se detalla el proceso de instalación y aspectos generales del despliegue del plugin:

4.12.1 Instalación de plugin

Al ser Miranda aun plugin de tipo local y debido a la modularidad de Moodle, únicamente es necesario hacer una copia del directorio completo de Miranda dentro de la carpeta *Local* del directorio Moodle (Moodle, 2022). Adicional a esto es necesario de que quien la instale tenga acceso a una cuenta de administrador, una vez con el código y la cuenta de administrador se debe:

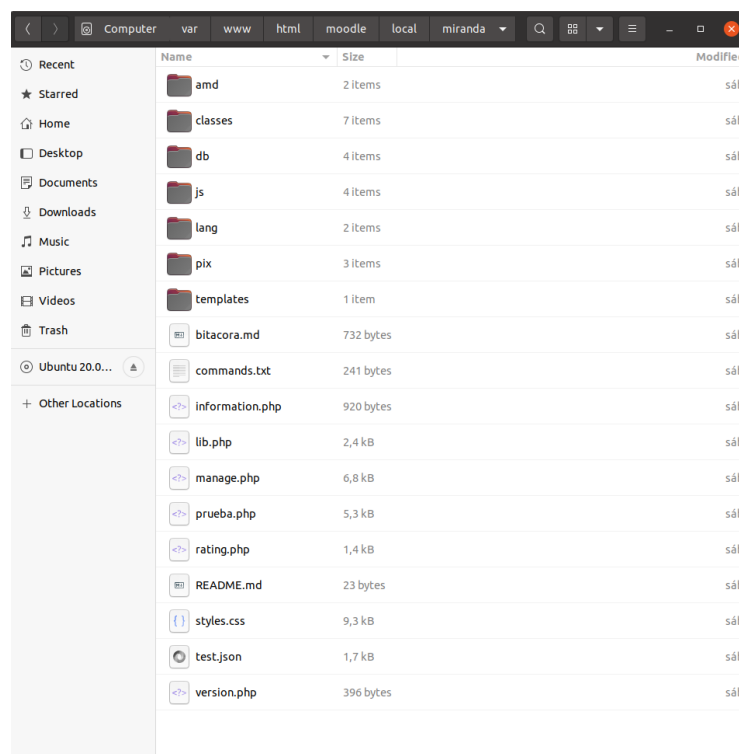
1. Dentro de “../directorio donde fue instalado moodle/local/” crear una carpeta llamada “miranda”, tal como indica la Figura 38.

Figura 38. Directorio de miranda



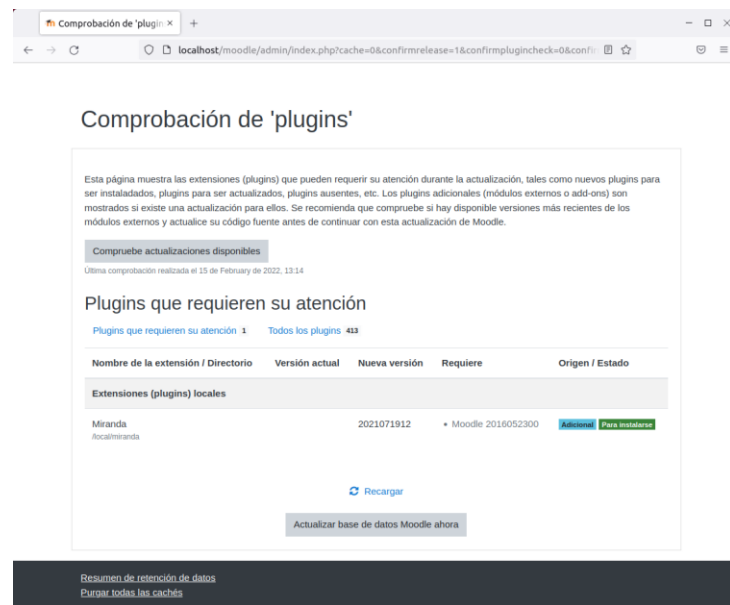
2. Una vez dentro de la carpeta se debe colocar todos los archivos de miranda, tal como muestra la Figura 39.

Figura 39. Archivos de miranda



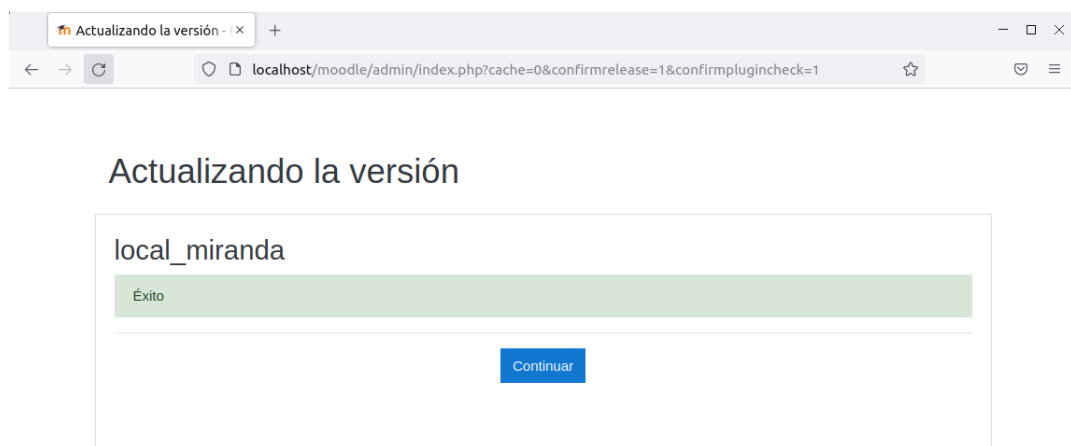
3. La próxima vez que se ingresa sesión como administrador se verificará los nuevos archivos y procederá a instalar el plugin, ver la Figura 40.

Figura 40. Verificación de nuevos plugins a instalar.



4. Cuando se instale correctamente, se mostrará el mensaje de la Figura 41.

Figura 41. Plugin instalado con éxito.



CAPÍTULO 5:

CONCLUSIONES Y TRABAJOS

FUTUROS

5.1 Conclusiones

Este trabajo de titulación presenta a “Miranda”, un plugin que brinda un sistema de recomendación tipo chatbot orientado para la plataforma Moodle, este plugin está enfocado para los estudiantes participantes de los cursos en Moodle. De los resultados obtenidos presentados en el Capítulo 5, se concluye que:

- 1) Con el fin de lograr cumplir los objetivos del trabajo de titulación, en primer lugar, se realizó un análisis exploratorio de cuáles son los plugins que existen actualmente en Moodle, cuáles de ellos son catalogados como sistemas de recomendación, cuáles apoyan la autorregulación de alumnos y cuáles emplean analíticas de aprendizaje para comprender el comportamiento de los estudiantes en la plataforma. Se descubrió que en el repositorio oficial de plugins de Moodle no se encuentra ningún plugin que actúe como sistema de recomendación. Sin embargo, se encontró que existen varios plugins que buscan apoyar el proceso de aprendizaje de los estudiantes para ello emplean diversas analíticas de aprendizaje. Es por eso, que se considera que existe una laguna de conocimiento en cuanto a los plugins empleados como sistemas de recomendación. Aun así, esta exploración de plugins resultó ser de gran utilidad pues se descubrió que existen dos indicadores de analítica de aprendizaje, estos indicadores son la profundidad cognitiva y amplitud social, ambos indicadores presentes en cada recurso disponible de Moodle.
- 2) El primer indicador profundidad cognitiva, y determina en qué medida el alumno demuestra un compromiso cognitivo en esa actividad, este indicador varia en un rango de 0 al 5, siendo 0 el no interactuar de ninguna manera con el recurso y el 5 cumplir con todas las características de interacción, interacciones que se representan en una escala numérica, donde tener 1 de 5 significaría que el estudiante vio el recurso, sin embargo no hizo nada más, tener 2 de 5 significaría que el estudiante envió alguna archivo para calificación, 3 de 5 significaría el que estudiante reviso los comentarios presentador por el profesor al revisar la tarea, 4 de 5 significaría que el estudiante proporciono comentarios al profesor o compañeros que revisaron su tarea, y finalmente 5 de 5 significaría que el estudiante volvió a subir el contenido. Este indicador nos sirve para identificar que tanto interactúa el estudiante con la plataforma y nos da una idea general de cómo es su comportamiento.
- 3) El segundo indicador se denomina amplitud social, está estrechamente relacionado a la interacción de estudiante con los demás miembros del curso, este indicador varia de 0 a 5, sin embargo actualmente Moodle solo tiene implementado 2 niveles de amplitud social, estos se diferencian del indicador de profundidad cognitiva porque este se enfoca más en las interacciones con los demás estudiante siendo, tener 1 de 2 significaría que el estudiante interactuó con un estudiante o profesor, y tener 2 de 2 significaría que participo al menos con 1 estudiante.

- 4) En el transcurso del desarrollo se obtuvieron otros indicadores de analítica de aprendizaje como: el número de sesiones de estudio, el tiempo invertido en sesiones, el tiempo promedio de sesiones, cantidad de interacciones, suma de todas las calificaciones, cantidad de trabajos calificados y los días activos del estudiante, los cuales junto con la amplitud social y profundidad cognitiva de cada recurso sirven como los principales indicadores de analíticas de aprendizaje que se empleó en el desarrollo de este plugin.

El aporte principal de este trabajo de titulación no radica únicamente en la creación de un plugin de recomendación tipo chatbot, sino también, en el desarrollo de un sistema de recomendación híbrido que incluye varias formas de brindar recomendaciones, con el fin de mitigar algunas de las limitaciones encontradas, tales como:

- En primer lugar, las recomendaciones basadas en la comparación del comportamiento de los estudiantes en la plataforma están limitado por la participación de los estudiantes en la misma, lo que implica que en las primeras semanas del curso es posible que no se logre agrupar correctamente ya que la mayoría de estudiantes tendrían el mismo comportamiento, esto provocaría que no existan recomendaciones o que no sean las más útiles.
- Así mismo, en el caso de las recomendaciones semanales se necesita que el docente establezca el tiempo y los módulos para dicha semana.
- Las recomendaciones de recursos también están limitadas por las valoraciones de los estudiantes, lo que quiere decir que si los estudiantes no valoran los recursos ninguna recomendación serán brindadas.

Es por ello que, pensando en estas limitaciones, se propone que el sistema de recomendación sea híbrido, es decir, pueda emplear varios algoritmos para ofrecer distintos tipos de recomendaciones ya que de esta manera si uno de estos tipos de recomendaciones no está disponible, el chatbot pueda seguir funcionando con aquellos tipos de recomendaciones disponibles.

Otro aspecto a destacar la implementación de distintos tipos de interacción del chatbot: las interacciones pasivas y las interacciones activas. Implementar estos dos tipos de interacciones brinda mayor dinamismo al chatbot, pues a través de las interacciones pasivas, el chatbot es el encargado de brindar recomendaciones periódicamente sin la necesidad de que el estudiante inicie el proceso de buscar una recomendación. De la misma manera por medio de la interacción activa, el estudiante puede consultar en cualquier momento alguna recomendación o información que necesite.

Finalmente, se considera que con el desarrollo de este plugin de recomendaciones tipo chatbot orientado a estudiantes para plataformas Moodle, se abordó y aportó con dos novedades tecnológicas que hasta el momento se encuentran ausentes en las plataformas Moodle. La primera, se trata tanto de plugins tipo chatbot que apoyen las estrategias de autorregulación, y la segunda como de sistemas de recomendaciones que apoyen el proceso de aprendizaje en línea. Este trabajo de titulación puede ser

tomado como el punto de partida para la implementación de soluciones más complejas con tecnologías especializadas, como el NLP y soluciones basadas en AI.

5.2 Recomendaciones

Se debe tener en cuenta que, para el correcto funcionamiento de Miranda, desde la perspectiva de los docentes y de los estudiantes lo siguiente:

a) Recomendación para los docentes

La configuración de semanas es importante para el correcto funcionamiento de una de las recomendaciones brindadas por Miranda, si esta configuración no es realizada, el estudiante no obtendrá las recomendaciones semanales, es importante determinar los capítulos y el tiempo que deberá dedicar en el transcurso de la semana.

Se recomienda a los docentes motivar el correcto uso de la plataforma a sus estudiantes, con el objetivo de que el sistema brinde las mejores recomendaciones. De igual manera orientar que la plataforma no solo sea utilizada como un repositorio de información, sino que se convierta en un verdadero sistema de gestión de aprendizaje, donde se emplee de manera adecuada todos los recursos y actividades que ofrece Moodle.

Se recomienda al docente, calificar a tiempo las actividades pendientes, ya que el plugin hace uso de los recursos y actividades calificadas para determinar los criterios de la generación de clusters y por ende la obtención de recomendaciones.

b) Recomendaciones para los estudiantes

Con respecto a los estudiantes, para el correcto funcionamiento de Miranda, se recomienda hacer uso del sistema de valoración, para ello se debería asignar una valoración a todos o la mayoría de recursos disponibles en el curso que visite y asignar esta valoración en base a su criterio, esto ayuda a que Miranda y en específico que algoritmo de Slope One funcione de manera correcta y brinde recomendaciones personalizadas al estudiante.

5.3 Trabajos futuros

La implementación de un plugin tipo chatbot en Moodle tuvo una dificultad alta, sin embargo, se demostró que es posible el desarrollo, y al ser una integración novedosa, abre las puertas a la creación de diverso aplicativos orientados al uso de chatbots como, por ejemplo:

(1) Integración de diversos métodos de inteligencia artificial como es el uso de procesamiento de lenguaje natural para la mejorar la interacción con el estudiante, esto abre paso a la creación de diversos tipos de interacciones, y no solo enfocarse a interacciones de tipo: opción – respuesta donde el

estudiante tiene que elegir entre opciones de respuesta limitadas, sino abrirse paso a interacciones de tipo: pregunta – respuesta, donde el estudiante mediante entradas de tipo texto podría comunicarse con el chatbot, o a su vez usar diversos tipos de comunicación como puede ser el uso de voz.

(2) Desarrollar algoritmos más complejos para brindar recomendaciones más personalizadas, esto se puede realizar desarrollando un algoritmo que identifique y clasifique los diversos perfiles de estudiantes usando diversos tipos de clasificadores y determine cual es el que más se ajusta al curso.

(3) Adicionar nuevos tipos de recomendaciones, para ello se puede identificar nuevos tipos de interacciones, indagar en más en la información recopilada por Moodle o a su vez crear un nuevo algoritmo capaz de brindar nuevas recomendaciones basadas en diversas métricas.

(4) Evaluar la propuesta del diseño del chatbot en término de usabilidad para determinar si el chatbot tiene el impacto esperado.

(5) Evaluar si la manera de redactar las recomendaciones y demás funcionalidades del chatbot son las más adecuadas.

Actualmente existen diversos usos para los chatbots en diferentes ámbitos, estos pueden ser extrapolados a Moodle usando diversas técnicas, y usarlos por ejemplo para brindar ayuda a estudiantes nuevos que no estén familiarizados con Moodle, ayudar en la organización de tiempo, etc. Los chatbot tiene varios usos y futuras versiones del chatbot podrían centrarse en implementar un chatbot en diversos SGA.

REFERENCIAS

- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. In *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering* (Vol. 17, Issue 6, pp. 734–749). <https://doi.org/10.1109/TKDE.2005.99>
- Al-Ajlan, A., & Zedan, H. (2008). Why moodle. *Proceedings of the IEEE Computer Society Workshop on Future Trends of Distributed Computing Systems*, 58–64. <https://doi.org/10.1109/FTDCS.2008.22>
- Al Shalabi, L., Shaaban, Z., & Kasasbeh, B. (2006). Data Mining: A Preprocessing Engine. *Journal of Computer Science*, 2(9), 735–739.
- Bobadilla, J., Serradilla, F., & Hernando, A. (2009). Collaborative filtering adapted to recommender systems of e-learning. *Knowledge-Based Systems*, 22(4), 261–265. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2009.01.008>
- Brandtzaeg, P. B., & Følstad, A. (2017). Why people use chatbots. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 10673 LNCS, 377–392. https://doi.org/10.1007/978-3-319-70284-1_30
- Broadbent, J. (2017). Comparing online and blended learner's self-regulated learning strategies and academic performance. *Internet and Higher Education*, 33, 24–32. <https://doi.org/10.1016/J.IHEDUC.2017.01.004>
- Büchner, A. (2016). *Moodle 3 Administration* (3rd ed.). Packt Publishing - Ebooks Account.
- Clow, D. (2013). An overview of learning analytics. <https://doi.org/10.1080/13562517.2013.827653>, 18(6), 683–695. <https://doi.org/10.1080/13562517.2013.827653>
- Colace, F., De Santo, M., Lombardi, M., Pascale, F., Pietrosanto, A., & Lemma, S. (2018). Chatbot for e-learning: A case of study. *International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research*, 7(5), 528–533. <https://doi.org/10.18178/ijmerr.7.5.528-533>
- Costa, C., Alvelos, H., & Teixeira, L. (2012). The Use of Moodle e-learning Platform: A Study in a Portuguese University. *Procedia Technology*, 5, 334–343. <https://doi.org/10.1016/J.PROTCY.2012.09.037>
- Dale, R. (2016). The return of the chatbots. *Natural Language Engineering*, 22(5), 811–817. <https://doi.org/10.1017/S1351324916000243>
- Du, J., & Hew, K. F. T. (2021). Using recommender systems to promote self-regulated learning in online education settings: current knowledge gaps and suggestions for future research. <https://doi.org/10.1080/15391523.2021.1897905>. <https://doi.org/10.1080/15391523.2021.1897905>
- Dutta, D. (2017). *Developing an Intelligent Chat-bot Tool to Assist High School Students for Learning General Knowledge Subjects*. <https://smartech.gatech.edu/handle/1853/59088>
- Ferguson, R. (2012). Learning analytics: Drivers, developments and challenges. In *International*

- Journal of Technology Enhanced Learning* (Vol. 4, Issues 5–6, pp. 304–317). Inderscience Publishers. <https://doi.org/10.1504/IJTEL.2012.051816>
- Følstad, A., & Bae, P. (2020). Users' experiences with chatbots: findings from a questionnaire study. *Quality and User Experience 2020* 5:1, 5(1), 1–14. <https://doi.org/10.1007/S41233-020-00033-2>
- Følstad, A., & Brandtzaeg, P. B. (2017). Chatbots and the New World of HCI. *Interactions*, 24(4), 38–42. <https://doi.org/10.1145/3085558>
- Garrison, R. (2009). Communities of Inquiry in Online Learning. *Encyclopedia of Distance Learning, Second Edition*, 352–355. <https://doi.org/10.4018/978-1-60566-198-8.CH052>
- Garrison, R., Anderson, T., & Archer, W. (1999). Critical Inquiry in a Text-Based Environment: Computer Conferencing in Higher Education. *Internet and Higher Education*, 2(2–3), 87–105. [https://doi.org/10.1016/S1096-7516\(00\)00016-6](https://doi.org/10.1016/S1096-7516(00)00016-6)
- Hill, J., Randolph Ford, W., & Farreras, I. G. (2015). Real conversations with artificial intelligence: A comparison between human-human online conversations and human-chatbot conversations. *Computers in Human Behavior*, 49, 245–250. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.02.026>
- Hone, K. S., & El Said, G. R. (2016). Exploring the factors affecting MOOC retention: A survey study. *Computers & Education*, 98, 157–168. <https://doi.org/10.1016/J.COMPEDU.2016.03.016>
- Huang, J.-X., Lee, K.-S., Kwon, O.-W., & Kim, Y.-K. (2017). A chatbot for a dialogue-based second language learning system. *CALL in a Climate of Change: Adapting to Turbulent Global Conditions – Short Papers from EUROCALL 2017*, 151–156. <https://doi.org/10.14705/RPNET.2017.EUROCALL2017.705>
- Imran, H., Belghis-Zadeh, M., Chang, T.-W., Kinshuk, & Graf, S. (2016). PLORS: a personalized learning object recommender system. *Vietnam Journal of Computer Science*, 3(1), 3–13. <https://doi.org/10.1007/s40595-015-0049-6>
- Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., & Friedrich, G. (2010). Recommender systems: An introduction. In *Recommender Systems: An Introduction* (Vol. 9780521493). <https://doi.org/10.1017/CBO9780511763113>
- Kerly, A., Hall, P., & Bull, S. (2007). Bringing chatbots into education: Towards natural language negotiation of open learner models. *Knowledge-Based Systems*, 20(2), 177–185. <https://doi.org/10.1016/J.KNOSYS.2006.11.014>
- Kong, X., Boll, S., & Heuten, W. (2013). Towards recommender systems supporting knowledge sharing and transfer in vocational education and training. *2013 2nd International Conference on E-Learning and E-Technologies in Education, ICEEE 2013*, 25–30. <https://doi.org/10.1109/ICeLeTE.2013.6644342>
- Luna, J. M., Castro, C., & Romero, C. (2017). MDM tool: A data mining framework integrated into Moodle. *Computer Applications in Engineering Education*, 25(1), 90–102. <https://doi.org/10.1002/cae.21782>

- Mazza, R., & Milani, C. (2004). GISMO : a Graphical Interactive Student Monitoring Tool for Course Management Systems. *TEL '04 Technology Enhanced Learning '04 International Conference, November*, 1–8. https://www.researchgate.net/publication/228708439_GISMO_a_graphical_interactive_student_monitoring_tool_for_course_management_systems
- Montes De Oca Rodríguez, O., & Vazquez Sánchez, A. A. (2015). *RECOMMENDER SYSTEM HYBRID: A SUPPORT TOOL TO THE PROCESS OF LEARNING Model for Latent Knowledge Estimation on Big Educational Data View project*. <https://www.researchgate.net/publication/278678804>
- Moodle. (2022). *MoodleDocs*. https://docs.moodle.org/310/en/Main_page
- Moore, J., & Churchward, M. (2010). *Moodle 1.9 Extension Development: Customize and extend Moodle by using its robust plugin systems* (Birmingham (ed.)).
- Murad, D. F., Heryadi, Y., Wijanarko, B. D., Isa, S. M., & Budiharto, W. (2019). Recommendation system for smart lms using machine learning: A literature review. *Proceedings - 2018 4th International Conference on Computing, Engineering, and Design, ICCED 2018*, 113–118. <https://doi.org/10.1109/ICCED.2018.00031>
- Nafea, S. M., Siewe, F., & He, Y. (2019). On Recommendation of Learning Objects Using Felder-Silverman Learning Style Model. *IEEE Access*, 7, 163034–163048. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2935417>
- Nussbaumer, A., Albert, D., & Kirschenmann, U. (2011). Technology-mediated support for self-regulated learning in open responsive learning environments. *2011 IEEE Global Engineering Education Conference, EDUCON 2011*, 421–427. <https://doi.org/10.1109/EDUCON.2011.5773171>
- Oliveira, J. D. S., Espindola, D. B., Barwaldt, R., Ribeiro, L. M. I., & Pias, M. (2019). IBM Watson Application as FAQ Assistant about Moodle. *Proceedings - Frontiers in Education Conference, FIE, 2019-October*. <https://doi.org/10.1109/FIE43999.2019.9028667>
- Omedes, J. (n.d.). *Analítica de aprendizaje, ¿cuál su nivel de madurez en ? - IADLearning*. Retrieved August 3, 2021, from <https://www.iadlearning.com/es/analitica-de-aprendizaje-madurez/>
- Pérez, D. (2020). *Analíticas del Aprendizaje en la Educación Virtual*. <https://ude.edu.uy/analiticas-del-aprendizaje-en-la-educacion-virtual/>
- Pérez, J., Daradoumis, T., & Puig, J. M. (2020). Rediscovering the use of chatbots in education: A systematic literature review. *Computer Applications in Engineering Education*, 28(6), 1549–1565. <https://doi.org/10.1002/CAE.22326>
- Romero, C., & Ventura, S. (2010). Educational data mining: A review of the state of the art. In *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews* (Vol. 40, Issue 6, pp. 601–618). <https://doi.org/10.1109/TSMCC.2010.2053532>

- Ros Martinez De Lahidalga, I. (n.d.). *Moodle, la plataforma para la enseñanza y organización escolar*. Retrieved May 27, 2021, from http://www.ehu.es/ikastorratza/2_alea/moodle.pdf
- Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., & Riedl, J. (2001). Item-based collaborative filtering recommendation algorithms. *Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web, WWW 2001*, 285–295. <https://doi.org/10.1145/371920.372071>
- Shawar, B., & Atwell, E. (2007). Chatbots: are they really useful? In *LDV-Forum: Zeitschrift für Computerlinguistik und Sprachtechnologie* (Vol. 22, Issue 1).
- Siemens, G. (2012). Learning analytics: Envisioning a research discipline and a domain of practice. *ACM International Conference Proceeding Series*, 4–8. <https://doi.org/10.1145/2330601.2330605>
- Sigua, E. F., & Aguilar, B. A. (2021). *Implementación y evaluación de un dashboard para el análisis del comportamiento de los estudiantes y predicción en Moodle* [Universidad de Cuenca]. <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/36048>
- Singh, A., Ramasubramanian, K., & Shivam, S. (2019). Chatbot Development Essentials. In *Building an Enterprise Chatbot* (pp. 35–53). Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5034-1_3
- Souali, K., Rahmaoui, O., Ouzzif, M., & El Haddioui, I. (2019). Recommending moodle resources using chatbots. *Proceedings - 15th International Conference on Signal Image Technology and Internet Based Systems, SISITS 2019*, 677–680. <https://doi.org/10.1109/SITIS.2019.00110>
- Teo, T., Zhou, M., Fan, A. C. W., & Huang, F. (2019). Factors that influence university students' intention to use Moodle: a study in Macau. *Educational Technology Research and Development*, 67(3), 749–766. <https://doi.org/10.1007/s11423-019-09650-x>
- Terveen, L. G., & Hill, W. (2001). *Beyond Recommender Systems: Helping People Help Each Other | Request PDF*. https://www.researchgate.net/publication/2326133_Beyond_Recommender_Systems_Helping_People_Help_Each_Other
- Vega, M. (2020). *SISTEMA WEB DE RECOMENDACIÓN DE NOTICIAS BASADO EN COTENIDO PARA MEDIOS DE COMUNICACIÓN*.
- Velez-Langs, O., & Santos, C. (2006). *Sistemas Recomendadores: Un enfoque desde los algoritmos genéticos (1)*.
- Wild, I. (2017). *Moodle 3.x Developer's Guide*. https://books.google.com.ec/books?id=EHg5DwAAQBAJ&printsec=copyright&redir_esc=#v=onepage&q&f=false
- Wu, J. (2012). *Advances in K-means Clustering*. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-29807-3>
- Yassine, S., Kadry, S., & Sicilia, M. A. (2016). A framework for learning analytics in moodle for assessing course outcomes. *IEEE Global Engineering Education Conference, EDUCON, 10-13-April*, 261–266. <https://doi.org/10.1109/EDUCON.2016.7474563>

- You, H., Li, H., Wang, Y., & Zhao, Q. (2015). An Improved Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Combining Item Clustering and Slope One Scheme. *International MultiConference of Engineers and Computer Scientists, 1*.
- Zaïane, O. R. (2002). Building a recommender agent for e-learning systems. *Proceedings - International Conference on Computers in Education, ICCE 2002*, 55–59.
<https://doi.org/10.1109/CIE.2002.1185862>
- Zimmerman, B. J. (2002). Becoming a Self-Regulated Learner: An Overview. *Https://Doi.Org/10.1207/S15430421tip4102_2*, 41(2), 64–70.
https://doi.org/10.1207/S15430421TIP4102_2

Anexo A: Artículo publicado en la conferencia LALA 2021 (*Learning Analytics for Latin America*)**Proposal for the Design and Implementation of Miranda: A Chatbot-Type Recommender for Supporting Self-Regulated Learning in Online Environments**Mauricio Calle¹, Edwin Narváez¹ and Jorge Maldonado-Mahauad¹¹ University of Cuenca, Av. 12 de Abril, Cuenca, Ecuador**Abstract**

The use of virtual platforms as a new space where online learning occurs has experienced a progressive increase in recent years. These platforms, also known as learning management systems (LMS), bring many benefits, not only the intrinsic ones due to their virtual modality: the ease of access and availability, but also due to the large amount of data that they store with respect to student interactions. At present, these data have not yet been processed or exploited in their entirety and if they do so they could provide various indicators that would be oriented to understand the way in which knowledge is acquired, the behavior of students in order to further improve the experience of student learning on online platforms. Fortunately, platforms like Moodle are characterized by storing a large amount of data, for that reason several plugins are developed, which add extra functionalities to the platform and use learning analytics (LA) to monitor and describe the learning process. However, most plugins do not reach a prescription level, that is, they do not delve into specific actions to improve the learning process. Thus, this study proposes the design and implementation of a chatbot-type recommendation system, the proposed tool will help students in self-regulation of their learning, providing recommendations for time and sessions, resources and actions within the platform to obtain better results.

Keywords¹

Learning Analytics, Self-Regulated Learning, Chatbot, Recommender System, Moodle

1. Introduction

Free and robust Learning Management Systems (LMS) such as Moodle have a high degree of acceptance in the academic community and in several Higher Education Institutions (HEIs). LMSs offer support for deploying a wide variety of courses available in different languages and on different topics [1]. The acceptance of the Moodle LMS by HEIs is mainly due to its open source code, ease of installation, ease of use and customization [2]. On the other hand, from the developers' point of view, Moodle and its modular development philosophy and interoperable design, allows the creation of extensions or plugins that add new functionalities to those already existing in the LMS [3]. Currently, Moodle has an extension catalog of about 1,800 plugins. These are distributed by functionality and can be classified into at least 50 different types, with the most important being activity module plugins, blocks, themes, course formats, enrollment plugins, authentication plugins, repository plugins and

LALA '21: IV LATIN AMERICAN CONFERENCE ON LEARNING ANALYTICS - 2021, October 19–21, 2021, Arequipa, Peru

EMAIL: mauricio.calle278@gmail.com (A. 1); davidnarvaezmiranda97@gmail.com (A. 2); jorge.maldonado@ucuenca.edu.ec (A. 3)

ORCID: 0000-0002-6083-8994 (A. 1); 0000-0002-9374-4644 (A. 2); 0000-0003-1953-390X (A. 3)



© 2020 Copyright for this paper by its authors.

Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

CEUR Workshop Proceedings (CEUR-WS.org)

Miranda: Design and Implementation of a Chatbot for Supporting Self-Regulated Learning in Moodle

First Author^{1[0000]}, Second Author^{2[1111]}, Third Author^{2[1111]}, Fourth Author^{2[1111]}, Fifth Author^{2[1111]}

¹ XXXXXXXXXXXX

² XXXXXXXXXXXXXXXX
XXXXXXXXXXXXXX

Abstract. Learning Analytics (LA) aims to understand and optimize the learning process in the environments in which they occur. It also offers opportunities for teachers to understand the behavior of their students and promote the use of effective strategies that allow them to achieve their goals. An example of this, is the LA tool called NoteMyProgress (NMP). NMP is a teachers' dashboard developed as a plugin for Moodle, that allows teachers to monitor and track students' actions. Also, allows students to become aware of their progress. NMP was designed to support self-regulated learning strategies. However, if the student does not interact with the dashboard, the intervention actions by the teacher are limited. This means that if the teacher does not take action from the visualizations offered by the tool, no type of recommendation will be made to the students. For this reason, this work in progress, proposes the design and implementation of a conversational agent to recommend and make suggestions on SRL strategies (i.e., time management) based on the behavior of students in Chatbot format. This Chatbot is called Miranda and is a complement to the NMP tool, developed for the Moodle platform.

Keywords: Learning Analytics, Recommender system, Chatbot, Self-regulated learning, Conversational agent.

1 Pedagogical Background

Self-regulated learning (SRL) is defined as the ability that the students have to initiate metacognitive, cognitive, motivational and behavioral processes in order to take actions to achieve their learning goals and persevere until they succeed [1]. SRL is a crucial skill to adapt to the constant changes present in the twenty-first century. This has become more evident today with the emergence of the COVID-19 pandemic, where teaching-learning modalities have moved from a face-to-face scenario to an online or hybrid one, mediated by technology (such as the Learning Management System or LMS as Moodle, Blackboard, etc.). This change in modalities has forced both students and teachers to rethink the way they successfully take the course.

On the one hand, although different studies have shown the positive relationship that

GLOSARIO DE TÉRMINOS

A

Algoritmo: Conjunto de operaciones de cálculo estructurado, tiene el propósito de hallar una solución a un tipo de problema.

Algoritmo K-means: es un algoritmo perteneciente al método de clustering o agrupamiento, divide o clasifica a grupos de datos según las características similares que poseen cada uno de ellos.

Ambiente: En una persona es lo que le rodea o circula a su alrededor

Análisis: examen detallado de algo para conocer sus características o estado.

Aprendizaje: Adquisición de conocimiento sobre algo por medio de estudio, ejercicio o experiencia.

Arquitectura: En informática, diseño de alto nivel de la estructura de un sistema.

Amplitud social: La habilidad de los participantes para identificar(se) con el grupo o curso de estudio, comunicarse intencionalmente en un entorno de confianza, y desarrollar relaciones personales y afectivas progresivamente por medio de proyectar sus personalidades individuales.

B

Book: Palabra en inglés cuyo significado es libro.

Business intelligence: Se traduce como inteligencia empresarial o inteligencia de negocios, se refiere al uso de estrategias y herramientas que sirven para convertir la información en conocimiento.

C

Calidad: conjunto de propiedades que permiten categorizar y valorar con respeto a otros elementos de similares características.

Chatbots: Aplicaciones software que simulan mantener una conversación con una persona al proveer respuestas automáticas.

Chat: Intercambio de mensajes electrónicos a través de internet que permite establecer una conversación entre dos o más personas.

Choose: Traducción del inglés significa elección.

Cognitivo: relacionado con el conocimiento de un sujeto.

Clustering: son algoritmos de agrupamiento, pertenece al aprendizaje no supervisado, cuyo objetivo es agrupar datos similares para generar un cierto comportamiento.

D

DataBase: Es un almacén o bóveda en donde el sistema guarda la información seleccionada por el usuario.

Data Mining: Traducido del inglés: Minería de Datos. Es un campo de la estadística y las ciencias de la computación referido al proceso que intenta descubrir patrones en grandes volúmenes de conjuntos de datos.

E

Educational Data Mining: Traducido del inglés: Minería de Datos Educativa. Es la utilización de la minería de datos en el ámbito de la enseñanza.

External Tools: Traducido del inglés: Herramientas externas, hace referencia a cuquear software creado por terceros usado desde el sistema.

Exam: Traducido del inglés: Examen, cuestionario calificado.

F

Feedback: Traducido del inglés: Retroalimentación.

File: Traducido del inglés: Archivo o fichero.

Folder: Traducido del inglés: Carpeta.

Foro: Lugar para intercambio de ideas.

G

Glossary: Traducido del inglés: Glosario

L

Label: Traducido del inglés: Etiqueta.

Lesson: Traducido del inglés: Lección, encuesta que puedo o no ser calificada.

P

Page: Traducido del inglés: Página.

Package Ims: IMS es un organismo que ayuda a definir normas técnicas para diversas cosas, entre ellas el material de aprendizaje electrónico. La especificación IMS Content Packaging permite almacenar trozos de material en un formato estándar que puede reutilizarse en diferentes sistemas o plataformas.

Plugins: Complemento o aplicación que se relaciona con otra para agregarle una función nueva y generalmente específica.

Profundidad cognitiva: La extensión en la cual los participantes en cualquier configuración particular de una comunidad de investigación pueden construir significado mediante comunicación sostenida.

S

UCUENCA

SCORM: Es un conjunto de estándares y especificaciones que permite crear objetos pedagógicos estructurados, con objetivos fundamentales de facilitar la portabilidad de contenido de aprendizaje.

Survey: Traducido del inglés: Encuesta

T

Task: Traducido del inglés: Tarea

U

Url: Dirección que es dada a un recurso único en la Web

W

Web analytics: Conjunto de técnicas relacionadas con el análisis de datos relativos al tráfico en un sitio web con el objetivo de optimizar diversos aspectos.

Wiki: Sistema de trabajo informático utilizado en los sitios web que permite a los usuarios modificar o crear su contenido de forma rápida y sencilla.

Workshop: Espacio en el que se realiza diversos trabajos.