



**INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR DE
MISANTLA**

**“GESTOR DIFUSO PARA LA IDENTIFICACIÓN
DE TEMAS DE APRENDIZAJE”**

TESIS

**PARA OBTENER EL GRADO DE MAESTRO EN
SISTEMAS COMPUTACIONALES**

**P R E S E N T A
I.S.C. ÁNGEL GÁSPAR MAY UUH**

ASESOR:

**DR. ALEJANDRO DEL REY TORRES
RODRIGUEZ**

MISANTLA VERACRUZ, MARZO 2018



**INSTITUTO TECNOLÓGICO SUPERIOR DE MISANTLA
DIVISIÓN DE ESTUDIOS PROFESIONALES
AUTORIZACIÓN DE IMPRESIÓN DE TRABAJO DE TITULACIÓN MAESTRÍA**

FECHA: 21 de Marzo de 2018

ASUNTO: **AUTORIZACIÓN DE IMPRESIÓN
DE TESIS.**

A QUIEN CORRESPONDA:

Por medio de la presente se hace constar que el (la) C:

ÁNGEL GASPAR MAY UUH

estudiante de la maestría en SISTEMAS COMPUTACIONALES con No. de Control 162T0004 ha cumplido satisfactoriamente con lo estipulado por el **Lineamiento de Posgrado para la obtención del grado de Maestría mediante Tesis.**

Por tal motivo se **Autoriza** la impresión del **Tema** titulado:

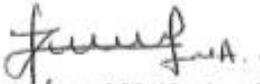
GESTOR DIFUSO PARA LA IDENTIFICACIÓN DE TEMAS DE APRENDIZAJE

Dándose un plazo no mayor de un mes de la expedición de la presente a la solicitud del examen para la obtención del grado de maestría.

ATENTAMENTE


DR. Alejandro del Rey Torres
Presidente




M.I.A. Roberto Ángel Meléndez Armenta
Secretario


M.S.C. Eddy Sánchez de la Cruz
Vocal

Archivo.

VER. 01/03/09

F-SA-39

Agradecimientos

Mi agradecimiento en primera instancia es a Dios por bendecirme para llegar hasta donde he llegado, haber logrado y cumplido una de mis metas que me he propuesto.

Al Instituto Tecnológico Superior de Misantla y a todas las autoridades del plantel por darme la oportunidad y las facilidades otorgadas.

A mi director de tesis, Dr. Alejandro del Rey Torres Rodríguez por su tiempo y dedicación, quien, con sus conocimientos, su experiencia, su paciencia y sobre todo su motivación, a los revisores, Dr. Eddy Sánchez de la Cruz, al M.I.A Roberto Ángel Meléndez Armenta que con su ayuda hicieron posible la culminación de mis estudios y obtener el grado con éxito.

De igual forma envié un agradecimiento a los profesores, porque todos han aportado con su sabiduría en mi formación profesional.

A mis compañeros de clase, un agradecimiento especial por su amistad, consejos y sobre todo por su ayuda en situaciones complicadas.

En fin, son muchas las personas que han formado parte de mi vida profesional a las que me encantaría agradecerles su amistad, consejos, apoyo, ánimo y compañía en los momentos más difíciles de mi vida, y sin importar en donde estén quiero darles las gracias por formar parte de mí, por todo lo que me han brindado y por todas sus bendiciones.

Para ellos: Muchas gracias, que Dios los bendiga y mucho éxito en todo lo que se propongan.

Dedicatoria

A Dios.

Por haberme permitido llegar hasta este punto y haberme dado salud para lograr mis objetivos, además de su infinita bondad y amor.

A mi madre.

Por haberme apoyado en todo momento, por sus consejos, sus valores, por la motivación constante que me ha permitido ser una persona de bien, pero más que nada, por su amor.

A mi familia.

A mis hermanos por su apoyo moral y económico y a todos aquellos que participaron directa o indirectamente en la elaboración de esta tesis.

A mis amigos.

Que nos apoyamos mutuamente en nuestra formación profesional y que a permitido crear un lazo de amistad durante el tiempo que duraron los estudios y esperando continuar esa amistad.

A Darlin Loria.

Un agradecimiento especial por su paciencia, su tiempo y por ser una constante inspiración para mi vida profesional y personal.

Finalmente, a los maestros, autoridades del ITSM, y todos aquellos que marcaron cada etapa del camino educativo y profesional brindándome sus asesorías en la elaboración de la tesis.

¡Gracias a todos ustedes!

ÍNDICE

I. INTRODUCCIÓN:.....	8
II. CUESTIÓN INVESTIGATIVA:.....	9
1. GENERALIDADES.....	11
1.1 Planteamiento del problema	11
1.2 Justificación	12
1.3 Hipótesis.....	13
1.4 Objetivos	13
1.4.1 Objetivo General	13
1.4.2 Objetivo Específico	13
1.5 Solución del problema.....	14
2. MARCO TEÓRICO.....	16
2.1 Antecedentes de la Educación en Línea.....	16
2.2 Educación en línea.....	17
2.3 MOOCS (Massive OnLine Open Courses).....	18
2.3.1 Plataformas MOOC.....	20
2.4 Diferencia entre un curso de Educación en Línea y un MOOC	22
2.5 MOOC Adaptativos.....	23
2.6 Aprendizaje Personalizado	24
2.7 Estilos de Aprendizaje (EA).....	26
2.7.1 Modelo sugerido por la IEEE con estándar LOM (Learning Object Metadata)	28
2.7.2 Modelo seleccionado	29
2.8 Objetos de Aprendizaje (OA).....	30
2.9 Sistemas Recomendadores Basados en EA y OA	32
2.10 Redes Bayesianas (RB).....	34
2.10.1 Algoritmos Bayesianos	36
2.10.2 Redes Bayesianas Difusas(RBD)	37
2.11 Procesos de Decisión de Markov (MDP)	37
2.11.1 Procesos de Decisión de Markov Difuso (MDPD)	39
2.12 Aprendizaje por Refuerzo.....	40
3. ESTADO DEL ARTE	44
3.1 Modelos de aplicación de IA en la personalización de cursos de educación en línea	46
3.2 Trabajos Relacionados.....	46

3.2.1 Un modelo basado en la semántica para la clasificación de objetos de aprendizaje digital basado en la diversidad en los comentarios de los usuarios	46
3.2.2 Desarrollo de un Sistema de Aprendizaje Adaptativo con Múltiples Perspectivas basado en los Estilos de Aprendizaje de los Estudiantes y Estilos Cognitivos.....	47
3.2.3 Recomendaciones Automáticas para la Personalización de E-Learning Basada en la Web Usando Técnicas de Minería Y Recuperación de Información.....	49
4. MATERIALES Y MÉTODOS.....	52
4.1 Modelo de Administración Tradicional	52
4.2 Modelo de Administración de OA propuesto	54
5. DESARROLLO DEL MODELO.....	59
5.1 Desarrollo del Modelo de Gestión Adaptativo de Objetos de Aprendizaje (MGAOA)	59
5.1.1 R Studio:	59
5.1.2 Shiny:	59
5.1.3 BNLearn:.....	59
5.1.4 Q-Learning:.....	59
5.2 Interfaz de Clasificador de EA del estudiante con Shiny	60
5.3 Interfaz para el aprendizaje por Refuerzo.....	62
6. ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	65
6.1 Resultados	65
7. Conclusiones y Trabajos a Futuro.....	69
Bibliografía	70
Anexos.....	74

ÍNDICE DE FIGURAS

FIGURA 1 PLATAFORMAS QUE OFERTAN CURSOS MOOC (POY & AGUILAR, 2014)	21
FIGURA 2 ESQUEMA DE UN SISTEMA RECOMENDADOR (TORRES-DÍAZ, MORO, & DÍAZ, 2014)	23
FIGURA 3 CONO DEL APRENDIZAJE DE EDGAR DALE (ROJO, 2012)	27
FIGURA 4 ESTRUCTURA DE UNA RED BAYESIANA EN LA DETECCIÓN DE ESTILOS DE APRENDIZAJE (GARCÍA, AMANDI, SCHIAFFINO, & CAMPO., 2005)	35
FIGURA 5: ENTORNO BÁSICO DEL APRENDIZAJE POR REFUERZO (CAPARRINI, 2017)	40
FIGURA 6 COMPONENTES DE UN SISTEMA ADAPTATIVO (DUQUE, TABARES, & VICARI, 2015).....	53
FIGURA 7 MODELO DE ADMINISTRACIÓN TRADICIONAL DE RECURSOS EDUCATIVOS (ELABORACIÓN PROPIA BASADO DE (LOINAZ, 2001).....	54
FIGURA 8 DIAGRAMA DEL MODELO DEL GESTOR ADAPTATIVO PROPUESTO (ELABORACIÓN PROPIA)	56
FIGURA 9: EJEMPLO DE CÓDIGO DE SERVER.R EN SHINY DEL CLASIFICADOR PARA EL EA (ELABORACIÓN PROPIA)	61
FIGURA 10: EJEMPLO DE CÓDIGO DEL ARCHIVO UI.R E SHINY (ELABORACIÓN PROPIA)	61
FIGURA 11: EJEMPLO DEL CUESTIONARIO PARA LA DETECCIÓN DE ESTILOS DE APRENDIZAJE DE FELDER-SILVERMAN (ELABORACIÓN PROPIA)	62
FIGURA 12: EJEMPLO DEL CÓDIGO DEL ARCHIVO SERVER.R EN SHINY (ELABORACIÓN PROPIA)	62
FIGURA 13: EJEMPLO DEL CÓDIGO DE LA INTERFAZ DEL DISEÑO PARA EL AR EN SHINY (ELABORACIÓN PROPIA)	63
FIGURA 14 EJEMPLO DE LA INTERFAZ REALIZADA CON LA APLICACIÓN EN SHINY (ELABORACIÓN PROPIA)	63
FIGURA 15: MENSAJE DE LA CLASIFICACIÓN DEL ESTUDIANTE EN EL SISTEMA (ELABORACIÓN PROPIA)	65
FIGURA 16 PROGRESO DEL APRENDIZAJE DE ACUERDO A LAS ACCIONES OPTIMAS EN CADA ESTADO.....	66
FIGURA 17 POLÍTICAS ÓPTIMAS SELECCIONADAS	66
FIGURA 18 POLÍTICA ÓPTIMA MEDIANTE POR EL APRENDIZAJE POR REFUERZO	66
FIGURA 19 GRAFICA COMPARATIVA DE EFECTIVIDAD DEL APRENDIZAJE	67

I. INTRODUCCIÓN:

La educación es uno de los temas que en muchos países representa uno de los aspectos más críticos de los sistemas educativos dirigidos a grandes poblaciones: La administración de recursos educativos en plataformas de educación masiva (Massive Open On-line Course: MOOC) y de aprendizaje en línea, la cual genera la posibilidad de que cualquier persona con acceso a Internet pueda concluir una carrera, cursar un diplomado o complementar su educación de forma fácil y muchas veces gratuita abre importantes áreas de oportunidad para afianzar la educación en línea. La heterogeneidad de la población de estudiantes, los diferentes estilos y formas de aprendizaje, constituyen un reto para los sistemas educativos, que deben generar un grado de personalización de las experiencias educativas a fin de hacerlas eficaces y eficientes. Por otra parte, cada vez más instituciones, tanto educativas, públicas o privadas ofrecen cursos por medio del aprendizaje electrónico, algunos en combinación con los métodos tradicionales y otros completamente en línea, sin embargo, muy pocos ofrecen cursos personalizados para los estudiantes de acuerdo a sus características o formas en cuanto a la obtención y procesamiento de conocimientos (Graf., 2007).

II.CUESTIÓN INVESTIGATIVA:

Este trabajo tiene como propósito el diseño de un Modelo de Gestión Adaptiva de Objetos de Aprendizaje (MGAOA), tomando como base los Sistemas de Gestión de Aprendizaje (SGA), así como los Estilos de Aprendizaje (EA) del estudiante. El MGAOA tendrá como finalidad, categorizar al estudiante en algún EA, para poder sugerirle el tipo de actividad u Objeto de Aprendizaje (OA) que le permita procesar y obtener conocimientos de acuerdo a dicha característica. De igual forma el MGAOA también contará con una adaptabilidad o personalización dependiendo del EA del estudiante. Para lograr dicha adaptabilidad, primero es necesario identificar el EA que cada estudiante posee, lo cual se obtendrá mediante el uso de técnicas de Inteligencia Artificial (IA) y Redes Bayesianas este último permitirá la detección y clasificación de los EA de los estudiantes, y posteriormente el sistema podría proporcionar actividades o recursos educativos personalizados para cada estudiante.

CAPÍTULO 1

1. GENERALIDADES

1.1 Planteamiento del problema

El término MOOC (del inglés Massive Open Online Courses), es como lo define (Gonzalez, s.f) un modelo de formación orientada a la difusión web de contenidos y un plan de actividades de aprendizaje abierto a la colaboración y participación masiva. Los MOOC derivan del auge en la proporción de contenidos de recursos educativos abiertos (Open Educational Resources). Los MOOC ofrecen cursos en distintas disciplinas basados en el uso de tecnologías de la educación tradicional, pero apoyados de infraestructuras que favorecen a la inscripción de un amplio publico alrededor del mundo. Entre las actividades y materiales que se emplean para la divulgación del conocimiento son: videos conferencias, cuestionarios, lecturas, autoevaluaciones, exámenes, test, entre otras más que permitan evaluar el aprendizaje del alumno.

Entre las principales ventajas de este modelo es la gran cantidad de estudiantes que pueden matricularse en este tipo de aprendizaje ya que la concepción de los MOOC al igual que el de muchos profesores es la difusión del conocimiento tanto como sea posible. Otro de los puntos a favor de los MOOC es la diversidad de usuarios que pudieran llevar el mismo curso. Sin embargo, dado que este modelo es relativamente nuevo (en la implementación de plataformas populares desde el 2011), no pueden ser evaluados para ser tomados o no como solución a los problemas educativos, pero si como una alternativa más en la educación (García C. M., s.f). mediante el uso de plataformas educativas de las conocidas como E-Learning y Q-Learning. El E-Learning (Electronic Learning) consiste en la educación y capacitación a través de Internet. Este tipo de plataformas en línea permite la interacción del usuario con el material mediante la utilización de diversas tecnologías en aspectos pedagógicos de enseñanza y aprendizaje (e-ABD, 2017). El e-

Learning suministra programas educativos a través de medios educativos y sistemas de aprendizaje (computadoras, celulares, etc.) con el fin de proporcionar a los estudiantes material educativo por medio de herramientas o aplicaciones (páginas web, foros de discusión, etc.) (García A. M., El Mercado E-Learning en México, 2012). En tanto que el Q-Learning es un método de Aprendizaje por Refuerzo que permite resolver *problemas de decisión secuencial* (Printista, Errecalde, & Montoya., 2017), que viene a complementar el método E-Learning. Sin embargo, las plataformas que ofrecen esta modalidad de enseñanza no poseen un sistema que administre u organice de manera eficiente los recursos educativos. Para (Ledo, Dopico, & Hernández, 2014) la gestión educativa incluye, además de la gestión docente o administración educacional, otros factores que deben ser considerados en los procesos de dirección estratégica institucionales. Intentando solucionar la problemática de gestión y administración, se crean los Sistemas de Gestión de Aprendizaje (SGA) o *Learning Management System* (LSM), tales sistemas pueden verse como un software que permite la creación y gestión de entornos de aprendizaje en línea de manera fácil y automatizada diseñados para el apoyo al proceso de enseñanza-aprendizaje en un ambiente virtual usando herramientas tecnológicas mediante la interacción y colaboración entre estudiantes, profesores y contenido.

1.2 Justificación

En la actualidad el tiempo o la falta de instituciones educativas en las comunidades no implica no poder superarse académicamente, ya que actualmente existen plataformas enfocadas a la educación que ofrecen cursos en línea, sin embargo un inconveniente de tales métodos es que las sugerencias que nos presentan en estas plataformas muchas veces no van de acuerdo con el método o Estilo de aprendizaje (EA) que el estudiante posee.

Por tanto, desarrollar MGAOA, permitirá al estudiante reforzar sus conocimientos de acuerdo a su método o EA, ya que este sistema le sugerirá ciertas actividades de acuerdo a como se clasifique mediante el test de registro y actividades que realice.

1.3 Hipótesis

Con el desarrollo y la utilización de un MGAOA que plantea de forma sistemática, selectiva de forma autónoma e inteligente las preguntas y actividades que el estudiante deberá de realizar de acuerdo a su EA, permitirá reforzar lo aprendido o ayudar a generar y descubrir nuevos conocimientos, permitiéndole, de esta forma al estudiante progresar a su ritmo y de acuerdo a su propio EA. Es por eso que se plantea la posibilidad de que con el uso del MGAOA el estudiante obtendrá un aprovechamiento mejor y más óptimo que el aprendizaje que recibe con el método tradicional.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo General

Desarrollar un Modelo de Gestión Adaptativa de Objetos de Aprendizaje (MGAOA), que mediante la implementación de Redes Bayesianas que clasifique al estudiante en un EA determinado y mediante la aplicación del Aprendizaje por Refuerzo, el MGAOA sugiera las actividades óptimas que el estudiante deberá realizar para que la obtención del conocimiento se aproveche de manera eficiente.

1.4.2 Objetivo Específico

- Seleccionar el modelo de clasificación del EA del estudiante.
- Desarrollar el sistema de clasificación del EA.

- Diseñar y desarrollar la interfaz de clasificación de los EA.
- Diseñar la interfaz gráfica para el Modelo de Gestión Adaptativa de Objetos de Aprendizaje (MGAOA).
- Desarrollar el sistema del aprendizaje por refuerzo.
- Evaluar resultados

1.5 Solución del problema

El desarrollo de un Modelo de Gestión Adaptativa de Objetos de Aprendizaje, les permitirá a los estudiantes a reforzar temas o áreas que no ha podido entender y en las cuales tiene algún tipo de problema de aprendizaje o entendimiento, puesto que el estudiante podrá aprender de acuerdo a sus habilidades, EA y al ritmo que el estudiante se plantee.

MARCO TEÓRICO

2. MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes de la Educación en Línea

La educación abierta y a distancia hizo su aparición en México en las primeras décadas del siglo XIX durante el gobierno de Antonio López de Santa Anna con un proyecto denominado *Maestro Rural*, en la cual se incluyeron los primeros cursos por correspondencia, dando muestra de sus objetivos principales y enfocados principalmente a la enseñanza de adultos, la educación extraescolar o de reforzamiento, así como la incentivación de la creación de grupos de estudios en lugares distantes y la escuela rural a través de horarios flexibles. (Hernández & Soto, 2008).

Esta modalidad surge de la necesidad de atender y ofrecer una alternativa educativa a los estudiantes que no pueden asistir a un salón de clases, facilitando de esta manera el aprendizaje de diversos temas, con menos restricción y permitiendo que el estudiante pueda avanzar dependiendo de sus habilidades y nivel de compromiso. Es así que en 1972 la Universidad Autónoma de México (UNAM) crea el Sistema de Universidad Abierta (SUA), y años más tarde (1995) crea el centro de alta tecnología para la educación a distancia (Peralta, 2013).

En un principio el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) no tomaba en consideración a los programas a distancia, sin embargo, dicha situación fue cambiando de forma gradual a tal grado que ha creado el Programa Nacional de Postgrados de Calidad (PNPC) estableciendo lineamientos de calidad para las modalidades a distancia y mixta. Sobre los criterios de evaluación de los estudiantes inmersos en esta modalidad educativa, CONACYT y SEP (2012) establecen el perfil de ingreso, el tiempo de dedicación, el seguimiento a la trayectoria académica, entre otros aspectos para que la educación sea de

calidad (Morales & Casarín, 2014).

2.2 Educación en línea

También llamada educación virtual a distancia, información basada en la red o E-Learning, el cual consiste en la educación y capacitación a través de Internet. Este tipo de enseñanza permite la interacción del usuario con el material mediante la utilización de diversas herramientas informáticas. Reuniendo a las diferentes tecnologías y a los aspectos pedagógicos de la enseñanza y el aprendizaje (e-ABD, 2017). La educación en línea suministra programas educativos a través de medios educativos y sistemas de aprendizaje (computadoras, celulares, etc.) con el fin de proporcionar a los estudiantes material educativo por medio de herramientas o aplicaciones (páginas web, foros de discusión, etc.) (García A. M., 2012). La Educación virtual (en línea) es considerada como un producto de la globalización y es vista como un resultado del uso de las diversas tecnologías de comunicación e información digital, así como la creación de sistemas de acceso a la red, desplazando el aula física por el aula virtual incorporando cambios en la forma de adquisición del aprendizaje. En esta modalidad las tecnologías de información (TIC) son consideradas como un apoyo primordial para la generación de espacios educativos electrónicos de calidad (Morales & Casarín, 2014).

Ventajas	Desventajas
Es cómodo	Formación en solitario
Es flexible	Impersonal
Es rentable	Exceso de tiempo frente a la computadora
Adaptable a necesidades del estudiante	Se requiere autodisciplina
Resultados inmediatos	Falta de control

Docentes Calificados	Fallos a nivel técnico
Sin restricciones	Conferencias con horario establecido
Actualización constante	No se puede generalizar en todos los campos
Contacto con el profesor en tiempo real	Requerimientos de herramientas o programas asociadas
Aprendizaje personalizado	Problemas de retroalimentación y comprensión

TABLA 1: VENTAJAS Y DESVENTAJAS DE LA EDUCACIÓN EN LÍNEA (SÁNCHEZ Y. C., 2018)

2.3 MOOCS (Massive OnLine Open Courses)

La llegada de los MOOC supone que, con acceso a Internet y un equipo de cómputo cualquier persona podría consultar materiales de grandes universidades, tener acceso a profesores de primera línea y compartir experiencias o dudas con estudiantes de cualquier parte del mundo. Incluyen materiales complementarios con explicaciones de otros profesores, material de referencia y enlaces a sitios con recursos adicionales con el fin de permitirle al estudiante profundizar en la información, además de poseer una estructura en la que se incluyen foros para que los estudiantes puedan discutir y aclarar dudas entre ellos (siempre bajo la supervisión y moderación, que por lo general es el docente del curso), también existen otros canales por los cuales los alumnos se puedan apoyar entre sí tales como redes sociales, chat, entre otras.

Los MOOC surgen en el año 2011, creado por el profesor Sebastian Thurn que, si bien en sus inicios tuvo una excelente aceptación entre los usuarios, tuvo un periodo de pausa o retroceso, pero a partir de los años de 2014 a la fecha (2018) ha retomado auge y gran aceptación. Existen dos principales divisiones en los MOOC, xMOOC que presenta una estructura formal y basado en tareas como alternativa a la tutoría tradicional. Por su parte los cMOOC, se basan en el conectivismo, relaciones entre personas que van aportando

contenidos de interacción a través de una plataforma (Torres-Díaz, Moro, & Díaz, 2014).

En un estudio realizado en el 2013, se detectó que un promedio de sólo el cinco por ciento de los estudiantes en diecisiete clases de Coursera ofrecidos a través de la Universidad de Pennsylvania terminó sus clases, y de los cuales no todos los estudiantes que completaron sus cursos necesariamente aprobaron. La investigadora post-doctoral Jennifer DeBoer junto con sus colaboradores, analizaron los datos de los estudiantes de un curso ofrecido por la plataforma edX y encontraron que aquellos que ingresaban con un conocimiento previo (del curso) tuvieron un mejor desempeño. Uno de los problemas más importantes es que los MOOC tienden a ser configurados de una manera que minimiza la frustración y el reto de los estudiantes, y ese aprendizaje fácil no genera aprendizaje. (Konnikova, 2014) o genera un *falso aprendizaje* (May & Torres, 2017).

Un MOOC para considerarse como tal debe cumplir los siguientes requisitos (Sánchez, 2012):

- Ser un curso: debe contar con una estructura orientada al aprendizaje, que suele conllevar una serie de pruebas o de evaluaciones para acreditar el conocimiento adquirido.
- Carácter masivo: el número de posibles matriculados es ilimitado, a fin de lograr un alcance global.
- En línea: estos cursos no requieren de la asistencia a un aula.
- Abierto: los materiales son accesibles de forma gratuita en Internet, lo cual implica que puedan ser reutilizados en otros cursos.

2.3.1 Plataformas MOOC

Aunque el desarrollo de MOOC es un fenómeno a nivel mundial, destaca el hecho de que los protagonistas principales tengan su sede en los Estados Unidos: Coursera (California), edX (Massachusetts), Udacity (California), P2PU (California), sin embargo todas ofrecen cursos que se asientan en plataformas tecnológicas cuyas características técnicas conviene tener en cuenta a diferentes niveles: reutilización de código y materiales educativos, propiedad intelectual, adaptación del itinerario formativo del estudiante en función del uso de la plataforma, soporte de la concurrencia de usuarios (Pereira, Sanz-Santamaría, & Gutiérrez, 2014). En México los cursos MOOC son ofrecidos por diversas instituciones como la UNAM, el ITESM, y la plataforma MéxicoX administrada por la Dirección General de Televisión Educativa de la Secretaría de Educación Pública del Gobierno de México. La oferta en este tipo de cursos es muy variada, y en general de buena calidad pedagógica (Barragán, 2018).

A continuación de enlistan algunas plataformas más usadas que ofrecen cursos MOOC.

Plataforma	URL	Número de cursos	País
Coursera	https://www.coursera.org/	416	USA
EdX	https://www.edx.org/	56	USA
Udemy	http://www.udemy.com/		USA
Udacity	http://www.udacity.com/	30	USA
OpenClass-BETA de Pearson Ltd.	http://www.openclass.com/open/home/index	--	UK
Lore (Noodle)	http://lore.com/	--	USA
Canvas	https://www.canvas.net/	--	USA
Venturelab	http://venturelab.stanford.edu/	12	USA
Coursesites	https://www.coursesites.com	32	USA
OpenCourseWare	http://www.ocwconsortium.org/	3,500	USA
P2PU	https://p2pu.org/es/	--	USA
Google Course Builder	http://code.google.com/p/course-builder/	40	USA
OpenLearn LabSpace	http://www.open.edu/openlearn/ http://labspace.open.ac.uk/	>1000	UK
Open Learning Initiative- Carnegie Mellon Univ.	http://oli.cmu.edu/	18	USA
Leuphana Digital School	http://digital.leuphana.de/	1	GER
Knight Center	http://knightcenter.utexas.edu/distancelearning	3	USA
OpenHPI	https://openhpi.de/	2	GER
MRUniversity	http://mruniversity.com/	7	USA
OpenLearning	https://www.openlearning.com/	32	AUS

FIGURA 1 PLATAFORMAS QUE OFERTAN CURSOS MOOC (POY & AGUILAR, 2014).

Las plataformas que ofrecen cursos MOOC muchas veces no van de acuerdo con el método o Estilo de aprendizaje (EA) que el alumno posee, por lo que aumenta la probabilidad que el estudiante pierda el interés y abandone dicho curso.

2.4 Diferencia entre un curso de Educación en Línea y un MOOC

A continuación, se describen algunas diferencias entre un curso de educación en línea (E-Learning) y un curso MOOC.

E-Learning basado en LMS (Learning Management System)	Curso MOOC
Se desarrolla en plataformas E-Learning	Se desarrollan en entornos abiertos
Están diseñadas para la intervención y supervisión directa del docente.	Se realizan de manera autónoma y el requerimiento de un profesor es mínimo.
No permite la creación de contenidos propios.	Las actividades y contenidos aun que son generados por profesionales, también recibe aportaciones de los estudiantes.
Se enfoca en el control y seguimiento del aprendizaje mediante la aplicación de evaluaciones.	El aprendizaje se enfoca en el reforzamiento y la retroalimentación.
Tiene una fecha de inicio y de fin del curso, por lo que no se puede administrar o tener libertad del tiempo invertido para el curso.	Disponible en cualquier momento, permite la administración de y ajuste de tiempos de estudio aprovechando mejor el proceso de aprendizaje.
Finalizado el curso no es posible tener acceso a los recursos o materiales.	Lo materiales y recursos esta disponibles cuando se requiera.

TABLA 2: TABLA COMPARATIVA ENTRE UN CUROS DE EDUCACIÓN EN LÍNEA Y UN MOOC (GÓMEZ E. , 2018)

2.5 MOOC Adaptativos

Debido a la gran cantidad de estudiantes que se registran o pudieran registrarse en determinado curso ofertado hace que un sistema tutorial tradicional sea imposible, por lo cual se han estado buscando alternativas para conducir al estudiante al proceso de intercambio y aprendizaje continuo del conocimiento, surgiendo de este modo la Educación en Línea y los MOOC, sin embargo al mayoría de las plataformas existentes no proporciona una adaptabilidad de acuerdo a las características de los estudiantes. Es por ello que la inclusión de componentes tecnológicos inteligentes permite ampliar el rol de la tutoría y apoyo académico, de igual forma permite distribuirlo entre la Inteligencia Humana y la Inteligencia Artificial. De esta última derivan los Sistemas Recomendadores (SR), dichos sistemas filtran la información proporcionando sugerencias al usuario de acuerdo a las actividades realizadas durante el contexto específico, algunos ejemplos de estos SR son Netflix, Google, YouTube, Facebook, entre otros.

Un SR empieza cuando el estudiante ingresa a la plataforma de aprendizaje, registra la información detallada del trabajo o actividades que se realiza, para posteriormente, en el proceso de recomendaciones utiliza la información de actividades registrada de acuerdo a las preferencias, conocimientos, intereses y toda la información histórica de cada estudiante. La salida del sistema es recibida por el estudiante en forma de recomendaciones indicando los recursos a utilizar, así como las actividades a realizar para obtener y ajustar el aprendizaje (Torres-Díaz, Moro, & Díaz, 2014).

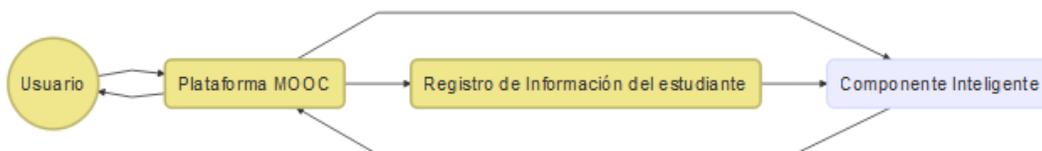


FIGURA 2 ESQUEMA DE UN SISTEMA RECOMENDADOR (TORRES-DÍAZ, MORO, & DÍAZ, 2014)

2.6 Aprendizaje Personalizado

El aprendizaje personalizado requiere de estrategias con el fin de obtener información acerca de los conocimientos previos, las necesidades, capacidades y características de los estudiantes. En este tipo de modelo el estudiante toma un rol protagónico, ya que el contenido que se le proporciona se enfoca en las características intelectuales de cómo el estudiante obtiene el conocimiento en el proceso de enseñanza-aprendizaje (Highnam, 2017) . Además, si se toma en cuenta que al momento de obtener dicha información para personalizar los contenidos pedagógicos que serán presentados al estudiante, muchas veces se presenta de forma incompleta o ambigua, por lo cual con modelos matemáticos no son una opción para procesar dicha información.

En la Inteligencia Artificial (IA), el tratamiento de incertidumbre se puede realizar por Modelos Probabilísticos o Numéricos y Modelos Posibilísticos o Cualitativos. Los Modelos Numéricos fueron propuestos por Bayes y Laplace, que con la era digital cobra impulso puesto que las computadoras supera ampliamente la capacidad de cálculo de operaciones del ser humano. Dado que el teorema de bayes “en bruto” suele utilizar un numero exponencial de parámetros además las hipótesis eran poco verosímiles en probabilidades de independencia condicional. Por convenientes como las anteriores surgen las redes bayesianas modelo inspirado en la causalidad. Otra de las formas para tratar la incertidumbre o vaguedad es el método posibilístico o teoría de conjuntos difusos, también llamada Lógica Difusa, la incertidumbre se socia al desconocimiento de valores exactos donde los valores ambiguos está en relación al conocimiento del valor de una función (de pertenencia) de una variable cuyo valor exacto es conocido (DNegri & Vito., 2006).

La educación, dada su complejidad incierta, y la lógica difusa es, paralelamente, una

estrategia para abordar los problemas de incertidumbre y de razonamiento aproximado, a diferencia de la teoría educativa tradicional que se rige en máximas de orden exacto (todo-nada, blanco-negro). La lógica difusa o borrosa, es una alternativa a la lógica basada en conjuntos discretos que pretende saber si alguien o algo forma parte o no de un conjunto determinado según cumpla ciertas condiciones (Brage & Cañellas, 2006). En un sentido ampliado la LD puede verse como una teoría de conjuntos difusos, con aritmética, programación matemática, teoría de grafos, etc. (todos ellos difusos). Los conjuntos difusos pueden representarse por medio de la llamada Función de Membrecía o Pertenencia (*fm*) denotado con el símbolo μ , en el cual, el concepto que se evalúa es la *Variable Lingüística* (donde el rango de valores que puede tomar se le conoce como *universo del Discurso (U)*) (Arroyo & Antolínez, 2015), que a su vez toma o son asociados con los llamados *Valores Lingüísticos*. Un método o regla difusa permite representar imprecisiones o ambigüedades en donde μ asigna a cada U un grado de pertenencia para la cual se le asignan valores de entre 0 y 1, donde 0 es de no pertenencia y 1 es de pertenencia total (Morcillo, 2011). La definición formal de la función de membrecía esta dado por: $\mu_F: U \rightarrow [0,1]$. Los conjuntos difusos sobre los universos discretos pueden definirse como un conjunto de tupla de la forma “(Elemento, membrecía)”: $F = \{(u, \mu_F(u)) | u \in U\}$. Zadeh propone el universo discreto para conjunto difuso con la siguiente notación: $F = \mu_F(u_1)/u_1 + \mu_F(u_2)/u_2 \dots \mu_F(u_n)/u_n$ donde $\mu_F(x)$ es la función de membrecía del conjunto difuso F , y el símbolo “/” denota la relación entre los elementos y su pertenencia en una tupla (Valenzuela, 2006).

2.7 Estilos de Aprendizaje (EA)

Cuando se aprende algo se utiliza (por lo general) un método o conjunto de estrategias que son propios de cada persona. Aunque estas estrategias concretas varían según lo que se quiere aprender, se tiende a desarrollar preferencias globales, esas tendencias a utilizar unas estrategias u otras constituyen el estilo de aprendizaje. Que, al ser detectados podrían favorecer en gran medida el aprendizaje del estudiante (Malacaria, 2010).

El término EA se refiere a la opinión de que diferentes personas aprenden información de diferentes maneras. La popularidad y la prevalencia del enfoque de los EA pueden, por supuesto, ser un producto de su éxito en fomentar el aprendizaje y la instrucción (Pashler, McDaniel, Rohrer, & Bjork, 2008).

Existen muchos modelos de EA y cada uno de ellos propone diferentes clasificaciones de tipos de aprendizaje. Se han detectado o clasificado al menos 71 modelos de tales EA de los cuales 13 son considerados como modelos principales tomando en cuenta la importancia que se le da en el campo de estudio, así como la influencia de estos sobre otros modelos de EA. Tan complejo es este campo que no hay una definición única o estandarizada. Honey y Mumford (1992) por ejemplo, definen a los EA como “una descripción de las actitudes y conductas que determinan la forma preferida de aprendizaje de un individuo”. En tanto, Felder (1996) definió los estilos de aprendizaje como "fortalezas y preferencias características en la forma en que los alumnos captan y procesan la información" (Graf, 2007).

Por lo cual, los EA no se refieren realmente a lo que aprenden los estudiantes, sino cómo prefieren o les resulta más fácil obtener aprendizaje, es decir, los EA son una mezcla de

factores cognitivos, afectivos y fisiológicos característicos que sirven como indicadores relativamente estables de cómo el estudiante percibe, interactúa y responde al entorno de aprendizaje, es decir, las condiciones educativas bajo las cuales un estudiante es más probable que aprenda (García, Gallego, & Honey, 2012).



FIGURA 3 CONO DEL APRENDIZAJE DE EDGAR DALE (ROJO, 2012)

Si bien no existe una definición concreta del aprendizaje, si se sabe que puede generar ciertos conceptos que requiere de estímulos que el cerebro deberá interpretar (orientacionandujar, 2017).

Existe un gran número de modelos de EA. Pero (Graf, 2007) en su tesis menciona las cinco familias que se basan en algunas ideas generales detrás de los modelos:

- La primera familia se basa en la idea de que los estilos y las preferencias de aprendizaje se basan principalmente en la constitución, incluidas las cuatro modalidades: visual, auditiva, cinestésica y táctil.

- La segunda familia trata con la idea de que los estilos de aprendizaje reflejan características profundamente arraigadas de la estructura cognitiva, incluidos los patrones de habilidades.
- Una tercera categoría se refiere a los estilos de aprendizaje como un componente de un tipo de personalidad relativamente estable.
- En la cuarta familia, los estilos de aprendizaje se consideran preferencias de aprendizaje flexibles y estables. La última categoría pasa de estilos de aprendizaje a enfoques de aprendizaje, estrategias, orientaciones y concepciones de aprendizaje.

2.7.1 Modelo sugerido por la IEEE con estándar LOM (Learning Object Metadata)

Según (Duque, Tabares, & Vicari, 2015) El modelo recomendado por la IEEE propuesto por Felder, llamado FLSM (Felder-Silverman Learning Style Model), que clasifica los estudiantes en las siguientes dicotomías:

1. Reflexivos: En este caso, es preferible entregar al estudiante recursos que le permitan meditar y analizar mejor los contenidos, como por ejemplo lecturas, tablas y diagramas.
2. Sensitivos: Las personas con este estilo de aprendizaje son prácticas, orientadas hacia hechos, prefieren trabajar con experimentos y simulaciones, porque se les facilita la memorización de hechos.
3. Intuitivos: Se recomienda entregar a un estudiante con este perfil, recursos

que los orienten hacia las teorías y comprensión de nuevos conceptos, tales como textos narrativos, presentaciones y lecturas.

4. Visuales: El mecanismo de obtención de la información que prefieren las personas con mayor inclinación hacia este estilo, es a través de representaciones visuales, con materiales como diagramas, figuras, tablas y gráficos.
5. Verbales: Debido a que los estudiantes con este estilo de aprendizaje recuerdan mejor lo que leen o lo que oyen, se recomienda entregar materiales educativos como lecturas, textos narrativos y presentaciones.
6. Secuenciales: Esta característica está orientada a la forma como se facilita el entendimiento, por lo que en este caso es preferible entregar al estudiante material que permitan transmitir la nueva información paso a paso. Por ejemplo, ejercicios, simulaciones, diagramas y experimentos.
7. Globales: Obtienen mejores resultados cuando interactúan con materiales que muestran el problema en su totalidad, tales como figuras y gráficos.

2.7.2 Modelo seleccionado

El modelo seleccionado para este trabajo es el FSLSM propuesto por Felder-Silverman). Este modelo (FSLSM) combina varios modelos de estilos de aprendizaje que además de obtener información acerca de características y preferencias del estudiante tiene una sección que califica el aspecto psicológico del estudiante. Cada una de las cuatro dimensiones de FSLSM (activo / reflexivo, sensorial / intuitivo, visual / verbal y secuencial / global) está influenciado por otros modelos de EA, como

el modelo de Kolb, Pask así como también el indicador de tipo Myers-Briggs. Una de las ventajas de tener una descripción más detallada de los EA de los estudiantes es que permite una adaptabilidad de dichos estilos con más precisión. Además, nos permite definir qué tan fuerte o débil es el estudiante en ese EA preferido. La diferenciación entre preferencias fuertes y débiles es especialmente importante cuando se trata de más de una dimensión. En este caso, las dimensiones pueden tener implicaciones superpuestas o incluso contrarias para proporcionar adaptabilidad. Por lo tanto, la diferenciación es esencial para poder enfocarse en proporcionar cursos que respalden las fuertes preferencias de estilo de aprendizaje. Además, FLSM es diferente de otros modelos de EA en términos de considerar los EA como tendencias, lo que significa que los estudiantes tienen una tendencia para un EA específico, pero pueden actuar en algunas situaciones de manera diferente o desenvolverse más en otros estilos (Graf, 2007).

2.8 Objetos de Aprendizaje (OA)

Para (Cuervo, Niño, & Villamil, 2011) un OA se define como un objeto virtual y mediador pedagógico, diseñado intencionalmente para un propósito de aprendizaje y que sirve a los actores de las diversas modalidades educativas. Así pues, un OA es cualquier entidad digital o no digital que puede ser usada, re-usada o referenciada para el aprendizaje soportado en tecnología. Por otro lado, se adiciona que el área de la inteligencia artificial juega el papel de suplir posibles desventajas en la utilización de OA, ya que con la utilización de una arquitectura que permita implementar un Ambiente Inteligente de Enseñanza-Aprendizaje.

Los recursos pedagógicos en línea van tomando más importancia y cada día son más utilizados por las instituciones educativas o en espacios donde se tenga acceso a internet. Esta disponibilidad se refleja en un gran número de recursos educativos que permite obtener información o material con diferentes enfoques ya que son creados por diversas personas, lo cual representa una ventaja para los estudiantes ofreciéndoles un panorama más amplio sobre las estrategias de enseñanza. Sin embargo, la publicación masiva de dichos recursos educativos sin un proceso de evaluación previo representa un problema en la disponibilidad y credibilidad de tales recursos. Por la cual los OA de aprendizaje regulados, estandarizados y evaluados representan una alternativa para intentar solucionar este problema (Duque, Tabares, & Vicari, 2015).

En algunas ocasiones, los OA en el ámbito educativo se introducen sin tomar en cuenta las TIC's, sin embargo, partiendo de éstas, es cuando toma mayor relevancia la idea de unidades de aprendizaje con autocontenidos, interoperables, con capacidad de integrarse en estructuras y plataformas diferentes, además de ser reusable, durable y actualizable (Islas, 2017). Para el desarrollo de un OA implica un trabajo coordinado de diferentes actores, que, partiendo de un conocimiento interdisciplinario, desarrollen componentes técnicos, académicos y metodológicos con un fin coherente y sobre todo útil para el estudiante.

Un aspecto importante es la calidad y concierne al potencial pedagógico que posee un OA para un determinado contexto o para adaptarlo a otros nuevos. Sin embargo, aún no existe consenso sobre cómo medir el impacto que provoca el uso de los objetos en el aprendizaje de los estudiantes, así como la falta de un modelo de calidad estandarizado para la evaluación de OA. Esta falta de estandarización en la evaluación dificulta la selección adecuada de tales recursos lo que, en algunos casos, puede provocar que estos sean

usados en contextos inadecuados mermando así la calidad y su efectividad en los procesos de aprendizaje (Vidal, Segura, & Prieto, 2007).

Para que un OA sea considerado como tal debe de poseer ciertas características como indica (Chourio, 2011):

- Reutilizables: El recurso debe ser modular para servir como base o componente de otro recurso. También debe tener una tecnología, una estructura y los componentes necesarios para ser incluido en diversas aplicaciones.
- Accesibles: Pueden ser indexados para una localización y recuperación más eficiente, utilizando esquemas estándares de metadatos.
- Interoperables: Pueden operar entre diferentes plataformas de hardware y software.
- Portables: Pueden moverse y albergarse en diferentes plataformas de manera transparente, sin cambio alguno en estructura o contenido.
- Durables: Deben permanecer intactos a las actualizaciones (upgrades) de software y hardware.

2.9 Sistemas Recomendadores Basados en EA y OA

Una de las ventajas del uso de Internet en el área educativa, es que permite la masificación y expansión de objetos de aprendizaje virtual, lo cual permite la generación de repositorios de OA que son elaborados por instituciones o personas relacionadas con esta modalidad educativa. Sin embargo, el carácter masivo es un obstáculo hacia la personalización, y por ende su efectividad educativa es limitada. Una manera frecuente de personalizar la gestión de los recursos educativos en la educación en línea es el uso de modelos de

conceptualización del estudiante (EA), y modelos de clasificación del recurso educativo (OA). En años recientes se han desarrollado sistemas de ayuda (llamados sistemas recomendadores), que sirven de puente entre el estudiante y los recursos educativos. Básicamente, han sido concebidos como sistemas de apoyo, no de sustitución de un administrador o docente humano. En el caso que tratamos, la Inteligencia Artificial (IA) ha sido herramienta para la programación de sistemas autónomos que permiten la selección de OA de acuerdo al EA, usando Repositorios de Objetos de Aprendizaje (ROA), que gracias a los metadatos (documentación estandarizada de los objetos, ofreciendo funcionalidad, interoperabilidad y compatibilidad) de cada OA facilita que un OA llegue a un estudiante determinado. Otra de las formas de hacer una selección más ajustada de acorde al EA del estudiante, es un Sistema de Recomendación (SR) de OA. El SR tiene como objetivo sugerir elementos a un usuario específico usando técnicas de descubrimiento de conocimientos (minería de datos) de acuerdo al historial o valoración sobre los mismos elementos o similares (Piñeres, 2011).

Otra opción para la clasificación de EA, es mediante una Red Bayesiana (RB), ya que las observaciones que derivan del comportamiento del estudiante se pueden usar para descubrir el EA de cada estudiante, que a su vez permite utilizar dicha información (del EA) permitiéndole descubrir las preferencias y características de cada estudiante. La ventaja del uso de una RB para la detección de EA y las recomendaciones de OA es que la RB permite ajustar los valores iniciales con los nuevos, es decir, mientras más interacción tenga el estudiante con el sistema, más fiable será dicha selección (Márquez, Jordán, & Valdeperas, 2009).

2.10 Redes Bayesianas (RB)

Una Red Bayesianas (RB) o Bayesian Network en inglés, una representación gráfica de dependencias para el razonamiento probabilísticos, que por lo general se le conoce como gráfica acíclica dirigida (DAG). Una RB surge de la combinación de dos áreas de las matemáticas: la probabilidad y la teoría de grafos teniendo una parte cualitativa y cuantitativa. La RB se compone de las siguientes características (Ramírez & Morales, s.f):

- Un conjunto de nodos (variables aleatorias)
- Un conjunto de arcos (vértices) dirigidos entre dichas variables que representan las relaciones de dependencia entre las variables.
- Cada variable posee un conjunto finito de estados
- Para cada nodo existe una función de probabilidad condicional que dependen de los estados de los nodos padres del nodo en cuestión.
- Toda red bayesiana tiene al menos un nodo raíz (sin padre) y un nodo terminal (sin hijos),
- Si un arco no está conectado a dos nodos se dice que las variables asociadas son condicionalmente independientes.

En toda RB las relaciones de dependencia condicional corresponden a relaciones de independencia en la distribución de probabilidad, tales dependencias simplifican la representación del conocimiento y el razonamiento. Entonces, una RB es una gráfica en las que se representan las dependencias o independencias entre variables (Sucar, s.f). Y que además permite la obtención de nuevos conocimientos combinando el dominio experto con

datos estadísticos permitiendo de este nodo la creación de una RB, en la cual se codifican las dependencias condicionales (de la forma $I(A, B | C)$, donde A y B son variables condicionales dependientes dado que se conoce el conjunto C) dando como resultado la estructura de una RB como señalan (García, Amandi, Schiaffino, & Campo., 2005).

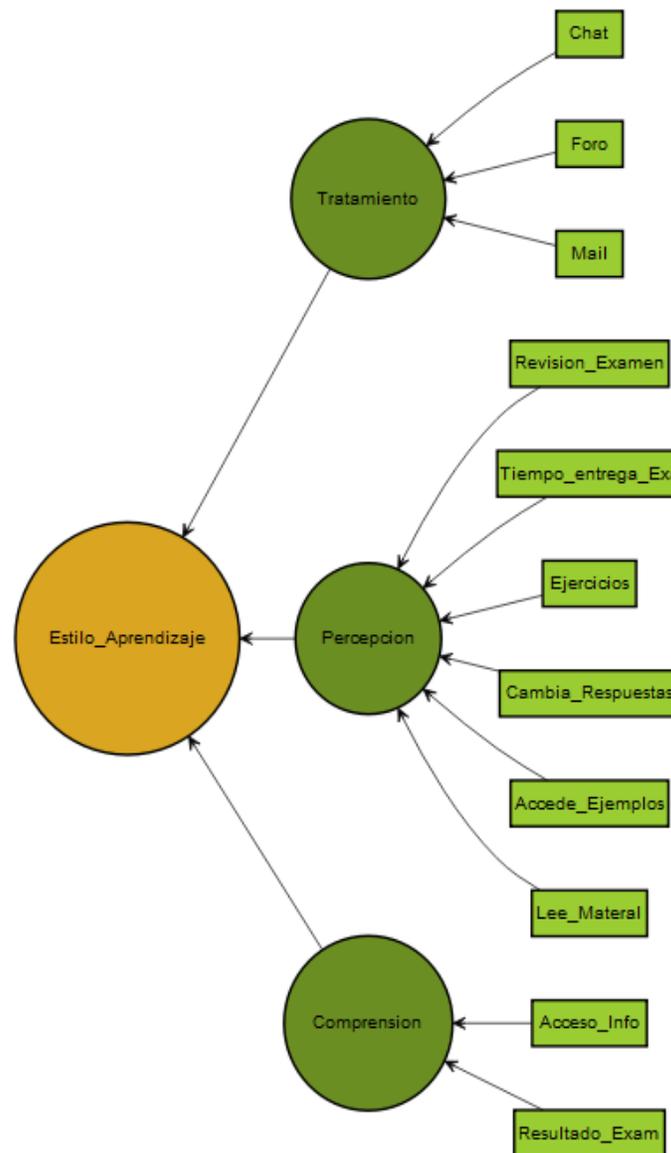


FIGURA 4 ESTRUCTURA DE UNA RED BAYESIANA EN LA DETECCIÓN DE ESTILOS DE APRENDIZAJE (GARCÍA, AMANDI, SCHIAFFINO, & CAMPO., 2005)

Al ajuste de una RB, se denomina aprendizaje y se realiza en dos pasos, El primer paso se llama aprendizaje estructural y consiste en identificar la estructura gráfica de la red bayesiana. El segundo paso se llama aprendizaje de parámetros que consiste en la estimación de los parámetros de la distribución global. Esta tarea puede realizarse de manera eficiente, estimando los parámetros de las distribuciones locales distribuidas por la estructura obtenida en el paso anterior. Una vez que se ha aprendido la estructura de la red a partir de los datos, la tarea de estimar y actualizar los parámetros de la distribución global se simplifica enormemente mediante la aplicación de la propiedad Markov. Existen dos enfoques principales para la estimación de esos parámetros en la literatura: uno basado en la estimación de máxima verosimilitud y el otro basado en la estimación bayesiana (Nagarajan, Scutari, & Lébre., 2013).

2.10.1 Algoritmos Bayesianos

Entre los algoritmos utilizados para el cálculo de las redes bayesianas según (Sucar, s.f) se encuentran:

- La Propagación de Árboles, este algoritmo se aplica a estructuras de tipo árbol, y se puede extender a poliárboles (grafos sencillamente conectados en que un nodo puede tener más de un padre). Dada cierta evidencia E, representada por la instanciación de ciertas variables, la probabilidad posterior de cualquier variable B, por el teorema de Bayes.
- La Propagación en redes multiconectadas, el algoritmo general más común en redes bayesianas es el de agrupamiento o “árbol de uniones” (junction tree). El método de agrupamiento consiste en transformar la estructura de la red para

obtener un árbol, mediante agrupación de nodos usando la teoría de grafos. Para ello, se hace una transformación de la red a un árbol de uniones (grupos de nodo).

2.10.2 Redes Bayesianas Difusas(RBD)

Una RBD, también llamada red causal o red de creencias bayesianas, sirve para el tratamiento, representación y razonamiento del conocimiento en condiciones de incertidumbre o entornos incompletos que permita el análisis de decisiones y respuestas rápidas. Para hacer una RBD es necesario elegir la medida de probabilidad difusa adecuada, dicha probabilidad se define como:

Sea Ω un conjunto de resultados, ε una sigma álgebra de eventos de interés (nota: un sigma-álgebra ε en un conjunto Ω es una familia de subconjuntos de Ω que se cierra bajo operaciones de conjuntos contables). Una medida de probabilidad difusa se define sobre ε , es decir, una función $P_f : \varepsilon \rightarrow F(R)$ se denomina medida de probabilidad difusa, (Ω, ε) . La RBD sirve como un integrador de información causada por la aleatoriedad y vaguedad (Ren, Wang, & Yang, 2007).

2.11 Procesos de Decisión de Markov (MDP)

Un MPD, es un sistema dinámico que evoluciona con el tiempo dado una serie de probabilidades de acuerdo a ciertas decisiones o acciones (A) seleccionadas que se observan en un momento de tiempo, pudiendo ser clasificados en un estado en particular, una vez que las decisiones son observadas en un M estado se elige una de las posibles decisiones finitas (K), descrito de otra forma: estando en un estado y se toma una decisión,

el agente, dado la probabilidad de transición, se mueve a un estado nuevo, formando así la dupla *estado/decisión*. El conjunto de decisiones tomadas en un estado determinado se le conoce como *política* (π). Por tanto, el propósito de un MDP es encontrar la política (π) óptima con el costo promedio mínimo de acuerdo a la unidad de tiempo. Un MDP, como lo señala (Patacchiola, 2016) se conforma de:

- 1- Un conjunto de estados posibles: $S = \{s_0, s_1, s_2, s_3 \dots s_n\}$
- 2- un estado inicial: s_0
- 3- Un conjunto de posibles Acciones: $A = \{a_1, a_2 \dots a_n\}$
- 4- Un Modelo de Transición: $T(s, a, s')$
- 5- Una Función de Recompensa: $R(s)$

Dicha política óptima se obtiene mediante la ecuación de Bellman la cual devuelve la acción que maximiza la utilidad del estado siguiente (May & Torres, 2017)

$$\pi^*(s) = \operatorname{argmax}_a \sum_{s'} T(s, a, s') U(s') \quad (\text{Ec.1})$$

La deseabilidad del estado X_{i+1} , dado que el proceso se encuentra en el estado X_i , y se toma la decisión π_i . De esta forma, la evaluación de una política se expresa por la función de utilidad:

$$U(s, a) = E[\sum Y^i R(X_i, \pi_i, X_{i+1}) \mid X_1 = s, \pi_1 = a] \quad (\text{Ec. 3})$$

Mientras que una política óptima (π^*), es cualquiera que maximiza la función de utilidad:

$$\pi^*(s) = \operatorname{argmax}_{\pi} U(s, \pi_1(s)) \quad (\text{Ec. 4})$$

2.11.1 Procesos de Decisión de Markov Difuso (MDPD)

Los Procesos de Decisión de Markov con estados Difusos son útiles cuando no hay suficiente información sobre el modelo o porque hay nuevos estados en el sistema ocasionando que no pueda medirse con precisión. De igual forma los MDPD funcionan si los estados son conocidos pero las decisiones tomadas no pueden ser asignados a algún estado, o si los estados son excesivos y no es posible asignar una decisión a cada uno de dichos estados por lo que es conveniente agrupar tales estados con etiquetas lingüísticas facilitando su asignación y con ello logrando reducir el peso computacional que pudiera generar dichos estados. Los MDPD consta según (Pardo, 2010) de los siguientes parámetros:

- Ω que representa un espacio muestral difuso: $\tilde{X}: \Omega \rightarrow S[0,1]$
- \tilde{S} Conjunto de pertenencia de estados difusos, $\mu = \{\mu_0 \dots \mu_n\}$, donde $\mu \in \tilde{S} \rightarrow [0,1]$ es un estado difuso y μ es una función de pertenencia.
- μ_0 como estado inicial difuso.
- \tilde{P} : Es la probabilidad de transición que determina el cambio del estado inicial μ_0 cambie o pase a otro estado difuso μ' , por tanto $\tilde{P}(X_{i+1} = \mu_{i+1} | X_i = \mu_i, \pi_i = a_i)$ donde para cualquier variable aleatoria con valores \tilde{S} : $\tilde{P}(X = \mu) = E[\mu]$.
- \tilde{U} Es la función de utilidad en la transición del estado difuso μ y la acción a seleccionada denotado con $\tilde{U}(\mu, a) = \tilde{E}[\gamma \sum R(X_{i+1}, \pi_i, X_{i+1}) | X_0 = \mu, \pi_0 = a]$. Donde, para cualquier variable aleatoria X con valores en \tilde{S} , y cualquier función real f definida en S : $\tilde{E}[f(x)] = \sum_{\mu \in \tilde{S}} \tilde{P}(X = \mu) \mu(s) f(s)$.

En se sentido, la probabilidad del evento difuso μ es el valor esperado de la función de pertenecía con respecto a la distribución de la probabilidad \check{P} . Se define con:

$$P(\check{A}) = \int_{\Omega} \mu_{\check{A}}(w) dP = E(\mu_{\check{A}}) \quad (\text{Ec.5})$$

2.12 Aprendizaje por Refuerzo

El aprendizaje por refuerzo (AR) tiene por objetivo aprender de situaciones y acciones para maximizar una señal de recompensa o refuerzo. Los refuerzos pueden ser componentes o sugerencias de la utilidad actual a maximizar. En un AR un agente aprende mediante la interacción de prueba y error en ambientes dinámicos donde no se le dice que acciones tomar, sino, por si sólo debe de descubrir dicha acción que le proporcione más beneficios (recompensas). En un AR el agente se conecta por medio de una percepción y una acción, en donde, en cada interacción el agente recibe como entrada una indicación como estado actual ($s \in S$) y selecciona una acción ($a \in A$), que a su vez la acción cambia el estado y el agente recibe una señal de refuerzo o recompensa ($r \in R$), como se ejemplifica en la figura 6.

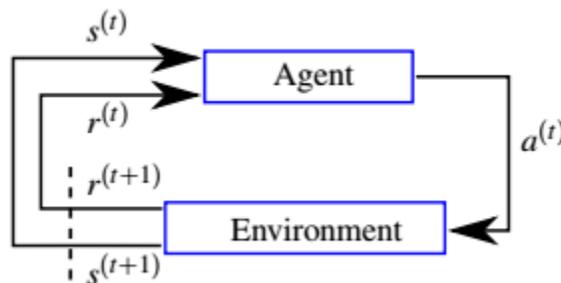


FIGURA 5: ENTORNO BÁSICO DEL APRENDIZAJE POR REFUERZO (CAPARRINI, 2017)

Un modelo AR consta de los siguientes elementos básicos, como lo describen (May & Torres, 2017),:

1. El conjunto de números naturales \mathbb{N} , indicando un elemento de él por $i \in \mathbb{N}$.
2. Un conjunto de estados $S = \{s_1 \dots s_n\}$.
3. Un conjunto de acciones $A = \{a_1 \dots a_m\}$.
4. Un proceso que sucesivamente toma como valor un estado $X: \mathbb{N} \rightarrow S$, indicando cada variable $X_i = X(i)$, en donde \mathbb{N} es cualquier número natural.
5. Un conjunto de políticas, siendo cada una de ellas una selección sucesiva de acciones $\pi: S \times A \times S$, indicando $\pi_i(s) = \pi(i, s)$.
6. Un modelo de transición $T: S \times A \times S \rightarrow [0,1]$, que es la probabilidad de que el proceso vaya al estado s' , dado que su estado anterior es s , y la acción en ese estado es a .
7. Una función de recompensa $R: S \times A \times S \rightarrow (-\infty, \infty)$. El símbolo $R(s, a)$ es la recompensa cuando $X_i = s$, y $\pi_i = a$.
8. Un factor de descuento, $0 < \gamma < 1$.

La deseabilidad del estado dado por un proceso Markoviano X_{i+1} , dado que el proceso se encuentra en el estado X_i , y se toma la decisión π_i , es $R(X_i, \pi_i, X_{i+1})$. De esta forma, la evaluación de una política se expresa por la función de utilidad:

$$U(s, a) = E \left[\sum Y^i R(X_i, \pi_i, X_{i+1}) \mid X_1 = s, \pi_1 = a \right]$$

Una política óptima, indicada por π^* , es cualquiera que maximiza la función de utilidad. El valor de utilidad máxima, que se calcula usando la política óptima π^* , se indica de manera similar:

$$U^*(s) = \max_{\pi} U(s, \pi_1(s)) = U(s, \pi_1^*(s))$$

El problema de decisión Markoviano consiste en calcular la política π^* , que maximiza el

valor de la función de utilidad U . Para ello, el concepto de función Q que se basa en la suma de posibles recompensas del par estado-acción seleccionadas.

$$Q(s, a) = R(s, a, s') + \gamma U^*(\langle s, a \rangle)$$

Esto permite plantear el cálculo de $\pi^*(s)$, sin necesidad de recorrer el conjunto de políticas admisibles, solamente maximizando el espacio de acciones A . Más aún, la propiedad Markoviana permite escribir una relación recursiva de tipo Bellman para la nueva función de valor Q : $Q(s, a) = R(s, a, s') + \gamma \max_{a' \in A} Q(\langle s, a \rangle, a')$

Algoritmo para estimación de política óptima (Q-learning):

1. Para cada $(s, a) \in S \times A$, inicia la matriz de valoración $\hat{Q}_{(1)}(s, a)$ con todas las entradas cero.
2. Inicializa $\hat{\pi}_{(1)}(s)$, para todo $s \in S$.
3. Observa el estado actual $s \in S$.
4. Para $k \geq 1$:
 - a. Selecciona la acción $\hat{\pi}_{(k)}^*(s) = a$.
 - b. Calcula $R(s, a, s')$.
 - c. Observa el nuevo estado $s' \in S$.
 - d. Actualiza la entrada $\hat{Q}_{(k+1)}(s, a)$:

$$\hat{Q}_{(k+1)}(s, a) \leftarrow \hat{Q}_{(k)}(s, a) + \gamma \max_{a' \in A} \hat{Q}_{(k)}(s', a').$$
 - e. Para $s \in S$, calcula:

$$\hat{\pi}_{(k+1)}^*(s) = \arg \max_{a' \in A} \hat{Q}_{(k+1)}(s, a')$$
 - f. Actualiza $s \leftarrow s', k \leftarrow k + 1$

Fin del ciclo.

ESTADO DEL ARTE

3. ESTADO DEL ARTE

Los MOOC, a simple vista se asemejan a todos los demás cursos en línea tradicionales, ya que cuentan con un temario, materiales o actividades que pueden ser evaluados, cuestionarios, entre otros elementos. Sin embargo, el comportamiento en un curso MOOC difiere de un curso en línea tradicional ya que en este último el número de estudiantes inscritos está limitado, y en los MOOC (dado el factor masivo) pueden existir decenas de miles de estudiantes al mismo tiempo. Los MOOC surgen por el auge de los recursos educativos abiertos (Open Education Resources, en inglés), publicados desde que el Instituto de Tecnología de Massachusetts lo hiciera en 1999 con el proyecto Open Course Ware. Desde entonces, muchas instituciones de educación superior crearon sus propias versiones de repositorios de recursos educativos abiertos (Peco & Mora, 2014). Tomando en cuenta que el aprendizaje continuo es una necesidad de la sociedad actual, las personas hacen uso de las redes tecnológicas para cubrir dicha necesidad de manera informal. El primer MOOC realizado fue el curso "Connectivism and Connective Knowledge" ofertado por George Siemens y Stephen Downes en la Universidad de Manitoba en Canadá en el 2008, sin el éxito esperado. Pero fue un punto de partida para los MOOC actuales, de los cuales el primer MOOC exitoso fue el curso "Introduction to Artificial Intelligence", de Sebastián Thurn en el 2012, seguido del curso "Circuits & Electronics" en el 2012 del profesor Anant Agarwal del Instituto de Tecnología de Massachusetts en la plataforma MITx. Dado el éxito de esos cursos detono la modalidad de los cursos MOOC como se conoce actualmente, llegándose a conocer el 2012 como "el año del MOOC". En 2012 el Instituto Tecnológico de Massachusetts y la Universidad de Harvard anunciaron el proyecto edX, plataforma MOOC sin fines de lucro buscando romper moldes de la educación universitaria tradicional. Algunos de los términos que se utilizan en la actualidad son CAEM

(Curso Abierto En línea Masivo), COMA (Curso Online Masivo y Abierto) o CALGE (Curso Abierto en Línea a Gran Escala). Los cursos MOOC se rigen más por reglas de los servicios de Internet que por las de una institución de enseñanza tradicional. Actualmente, existen dos clasificaciones de los cursos MOOC:

- MOOC conectivistas (cMOOC)

Ponen su énfasis en la creación de conocimiento por parte de los estudiantes, en la creatividad, la autonomía, y el aprendizaje social y colaborativo

- MOOC comerciales (xMOOC)

Ponen énfasis a un aprendizaje tradicional centrado en la visualización de videos y realización de ejercicios de tipo test. Estos son los que se han hecho más populares y se ofrecen a través de plataformas comerciales o semicomerciales como Coursera, edx o Udacity.

Por ahora, los MOOC, se debería de entender como un experimento para descubrir y valorar nuevos modelos de enseñanza y aprendizaje, sin tomar a los MOOC como un “Destino Educativo”. La integración de los MOOC en la educación tradicional es una realidad en diversas universidades en Estados Unidos. El futuro de los MOOC está en ofrecer cursos personalizados con el fin de atender las necesidades de conocimiento de cada estudiante (Peco & Mora, 2014).

3.1 Modelos de aplicación de IA en la personalización de cursos de educación en línea

La aplicación de técnicas modernas de IA en la gestión personalizada de plataformas de educación traerá múltiples ventajas como la formación totalmente personalizada y adaptativa a las aptitudes o habilidades de cada estudiante, además con la IA, aprenderán e incorporarán nuevas respuestas en función de las preguntas más habituales en las plataformas educativas, además proporcionará la automatización de los procesos rutinarios y administrativos dentro de la plataforma, entre las estas técnicas de IA utilizada, está el Machine Learning o Aprendizaje Automático, el cual consiste en la capacidad de las máquinas para aprender de su entorno dado una interacción (Digital, 2017). Existen varios modelos de educación en línea que hacen uso de la IA para mejorar el impacto de los recursos educativos en el aprendizaje. A continuación, se mencionan algunos trabajos relacionados con la presente tesis.

3.2 Trabajos Relacionados

3.2.1 Un modelo basado en la semántica para la clasificación de objetos de aprendizaje digital basado en la diversidad en los comentarios de los usuarios

(Entisar Abolkasim, 2016) En su artículo se propone un modelo computacional con el fin de medir y ampliar la perspectiva de los estudiantes en cuanto al aprendizaje mediante plataformas sociales, es decir de acuerdo a comentarios que los usuarios realizan en los video-tutoriales. Basándose en el marco de Stirling con el fin de entender y vitalizar las tendencias de búsqueda de los usuarios y para ello se basa en técnicas semánticas de la informática.

Conclusión y trabajos futuros de este artículo:

Combinando la computación social y las técnicas de anotación semántica, este documento presentó un novedoso mecanismo para clasificar los videos basados en la diversidad en los comentarios de los usuarios de estos videos. La herramienta de clasificación propuesta recolecta y aprovecha la riqueza de la nube social, específicamente los comentarios, para beneficiar a los tutores y aprendices identificando los videos que tienen el potencial de diversificar las perspectivas del estudiante. En el futuro, esta investigación se extenderá a los otros componentes de la nube social, como los perfiles de usuario y los metadatos de los videos, para: (a) comprender mejor la diversidad de los estudiantes y los usuarios que comentaron los videos, y (b) Mejorar el ranking y la recomendación. Por ejemplo, el perfil de usuario puede ayudar a entender la diversidad de usuarios / comentaristas, que a su vez pueden usarse con los propios comentarios del usuario sobre los videos que él / ella ha visto anteriormente para desplazarle a videos que diversifican el conocimiento actual.

3.2.2 Development of an Adaptive Learning System with Multiple Perspectives based on Students' Learning Styles and Cognitive Styles

En este artículo (Yang, Hwang, & Yang., 2012) estudio, un sistema de aprendizaje adaptativo y se desarrolla tomando múltiples dimensiones de características personalizadas en cuenta. Se propone un módulo de presentación personalizada para desarrollar sistemas de aprendizaje adaptativo basados en el modelo de estilo cognitivo dependiente / independiente del campo y las dimensiones del aprendizaje de Felder-Silverman. Se realizó un experimento para evaluar el rendimiento del enfoque propuesto

de un curso de ciencia de cincuenta y cuatro participantes que fueron asignados aleatoriamente a un grupo experimental que aprendió con un sistema de aprendizaje adaptativo desarrollado en base al módulo de presentación personalizada, y un grupo de control que aprendió con el sistema de aprendizaje convencional sin presentación personalizada. Los resultados experimentales demostraron que los estudiantes del grupo experimental revelaron logros de aprendizaje significativamente mejores que el grupo de estudiantes de control, lo que implica que el enfoque propuesto es capaz de ayudar a los estudiantes a mejorar su acción de aprendizaje.

Conclusiones y Trabajos a Futuro.

Los estilos de aprendizaje han sido uno de los factores ampliamente adoptados en estudios previos como referencia para adaptar el contenido de aprendizaje u organizar el contenido. En la mayoría de los estudios, solo uno o dos dimensiones se consideran en un modelo de estilo de aprendizaje al desarrollar los sistemas de aprendizaje adaptativo. Además, en la mayoría de los sistemas, solo se proporciona un tipo fijo de interfaz de usuario. En este artículo, se propone un aprendizaje adaptativo de un sistema desarrollado mediante el uso de estilos de aprendizaje y estilos cognitivos para adaptar la interfaz de usuario y el contenido de aprendizaje para estudiantes individuales; además, se han tenido en cuenta las dimensiones completas de un modelo de estilo de aprendizaje. Los resultados experimentales mostraron que el sistema propuesto podría mejorar los logros de aprendizaje de los estudiantes. Por otra parte, se encontró que la carga mental de los estudiantes se redujo significativamente y su creencia de aprender se incrementó.

3.2.3 Automatic Recommendations for E-Learning Personalization Based on Web Usage Mining Techniques and Information Retrieval.

En el artículo (Khribi, Jemni, & Nasraoui, 2009), describe un enfoque de personalización automática con el fin de proporcionar recomendaciones automáticas en línea para los estudiantes activos sin requerir su retroalimentación explícita. Los recursos de aprendizaje recomendados se calculan en base al historial de navegación reciente del estudiante, así como las similitudes y diferencias entre las preferencias de los estudiantes y el contenido educativo. Tales recomendaciones automáticas en plataformas de e-learning se compone de dos módulos: un módulo fuera de línea que pre-procesa datos para construir modelos de aprendizaje y de contenido, y un módulo en línea que usa estos modelos sobre la marcha para reconocer a los estudiantes, necesidades y objetivos y predecir una lista de recomendaciones. Los objetos de aprendizaje recomendados se obtienen mediante el uso estrategias de recomendación basadas principalmente en el filtrado basado en el contenido y los enfoques de filtrado colaborativo, cada uno aplicado por separado o en combinación.

Conclusiones y Trabajos a Futuro.

Se han delineado los principios generales de un nuevo enfoque para realizar la personalización en plataformas de e-learning recurriendo a un sistema de recomendación basado en técnicas de minería web y tecnología de motor de búsqueda escalable para ocuparse de uno de los pasos cruciales de la personalización que ocurre en la fase "en línea" para computar las recomendaciones en contra de un repositorio posiblemente masivo de recursos educativos en "tiempo real". En la fase de modelado,

se hicieron uso de técnicas automáticas de rastreo e indexación de Nutch (robot y motor de búsqueda basado en Lucene y que a su vez es gestionado por la Apache Software Foundation), así como metadatos de contenido educativo estandarizados para crear modelos de contenido y técnicas de minería de uso web (agrupamiento y minería de reglas de asociación) para crear perfiles de aprendizaje. Las recomendaciones híbridas (basadas en CBF y CF) se usaron en la fase de recomendación. Actualmente se está explorando varias técnicas y estrategias en la fase de modelado y recomendación en más detalle, y realizando más evaluaciones. También está la posibilidad de integrar preferencias educativas en el modelo del estudiante, como estilos de aprendizaje, tipos de medios, etc. El modelo del estudiante a considerar, en el trabajo futuro, debe estar compuesto por tres componentes principales: perfil del estudiante, conocimiento del estudiante y preferencias educativas. Todos estos componentes deben detectarse automáticamente en los sistemas de e-learning. Después de la construcción de los modelos de los estudiantes, creamos modelos de grupo utilizando un enfoque de modelado colaborativo de tres niveles. Esperamos que este enriquecimiento del modelo del estudiante aumente la calidad de las recomendaciones de objetos de aprendizaje, especialmente desde el punto de vista de la instrucción.

Materiales Y Métodos

4. MATERIALES Y MÉTODOS

Considerando que cada persona tiene un particular estilo o método de aprendizaje, el uso uniforme de los mismos Objetos de Aprendizaje (OA), en el mismo orden para todos los estudiantes, provoca los problemas comunes (aburrimiento, monotonía, etc.) de la educación presencial, razón por ello surgen las plataformas virtuales educativas en línea. Estas herramientas informáticas que permiten la creación y gestión automática de cursos completos sin que requieran la participación de un docente o asistente humano en el proceso de enseñanza y aprendizaje. El aprendizaje en línea o “E-Learning” consiste en la educación y capacitación a través de Internet, permite la interacción del estudiante con el material educativo, mediante la utilización de diversas herramientas computacionales, como ordenadores, dispositivos móviles, y otros, con el objetivo de proporcionar a los estudiantes material educativo por medio de entornos virtuales, como páginas web, foros de discusión, salas de chats, entre otros. (Educrea., consultado 2017).

La selección de los OA de acuerdo al perfil del aprendizaje del estudiante puede ser más fácil si al ser desarrollados se incluyen en los metadatos la información relacionada a las características de los estudiantes. Por tanto, un sistema adaptativo se puede conceptualizar como un sistema que de forma dinámica adapte los requerimientos de los usuarios,

4.1 Modelo de Administración Tradicional

En el modelo tradicional, la mayoría de los MOOC tiene el inconveniente de enfocarse o darle más importancia a los materiales u Objetos de Aprendizaje (OA), y no toma en cuenta la forma en como el alumno obtiene su conocimiento. Dicho problema surge de la falta de

personalización y adaptabilidad de dichos OA a tales Estilos de Aprendizaje (EA). Por tanto, al concluir la unidad o el tema y evaluarse lo aprendido, independientemente de los resultados, el sistema se regresa al índice de contenido, visualizando en el mismo orden para todos los estudiantes. Un modelo tradicional se compone de: un Modelo del Alumno, un Modelo del Dominio y una Estrategia de Adaptación. Donde el modelo del estudiante se basa en los elementos cognitivos del estudiante con el fin de proporcionarle una retroalimentación de acuerdo a los materiales y contenidos. En cuanto al modelo o modulo del dominio, es en la cual se encuentran almacenados todos los materiales y contenidos educativos que se le proporcionan al estudiante. En el modelo de adaptación es el que proporciona la forma u orden en la que los contenidos pedagógicos se les serán presentados a los estudiantes. (Duque, Tabares, & Vicari, 2015).

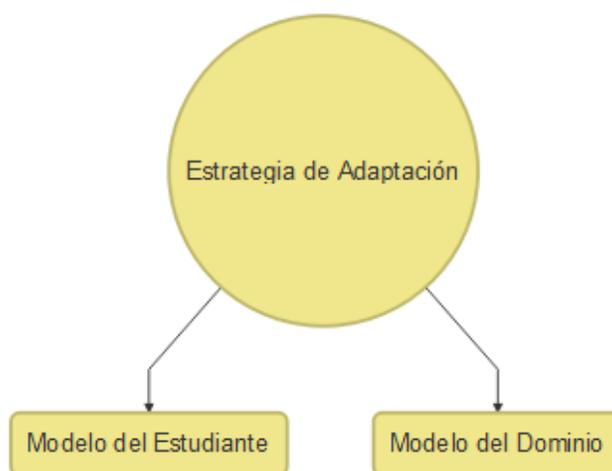


FIGURA 6 COMPONENTES DE UN SISTEMA ADAPTATIVO (DUQUE, TABARES, & VICARI, 2015)

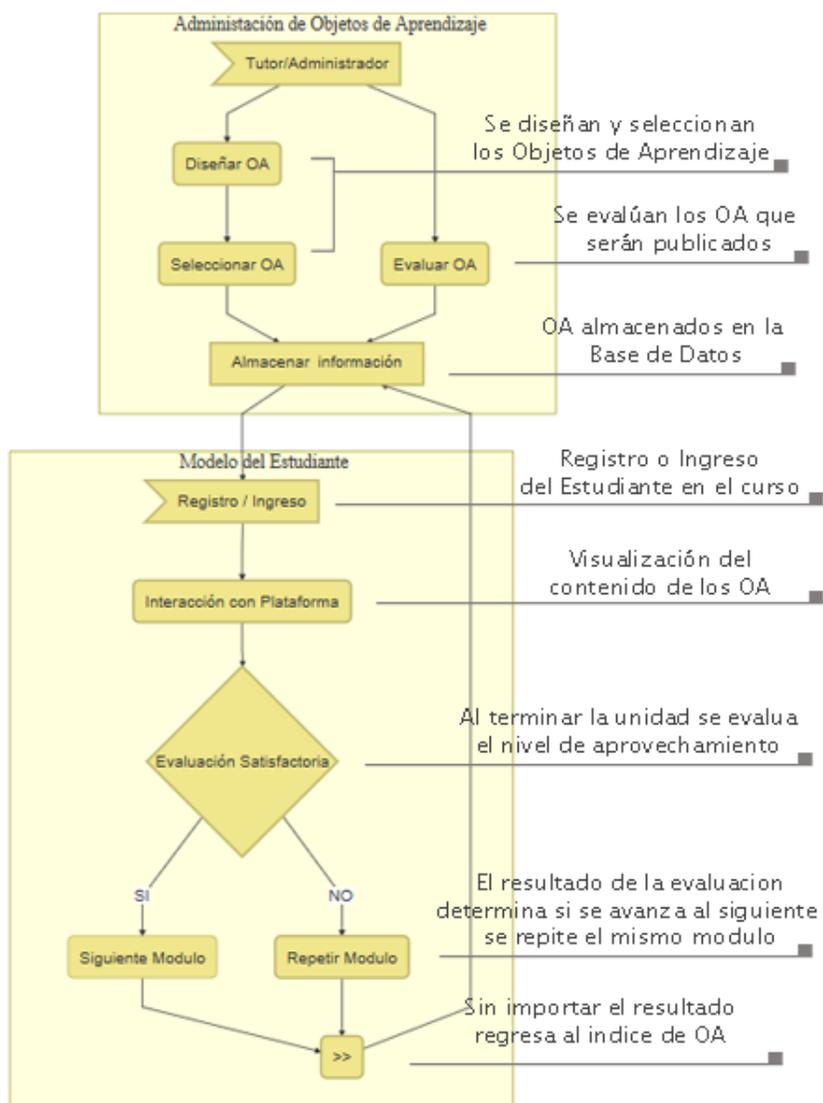


FIGURA 7 MODELO DE ADMINISTRACIÓN TRADICIONAL DE RECURSOS EDUCATIVOS (ELABORACIÓN PROPIA BASADO DE (LOINAZ, 2001))

4.2 Modelo de Administración de OA propuesto

Este trabajo plantea la innovación en la gestión adaptativa, autónoma e inteligente de OA, con la visión de ser implementada en un futuro, en plataformas educativas de uso generalizado. La innovación consiste en el uso de técnicas de IA para la personalización de la gestión de objetos de aprendizaje en educación en línea. Dado que cada estudiante tiene tiempos de asimilación de conocimientos diferentes, y en el aprendizaje adaptativo esto es

fundamental: el estudiante va escalando en la adquisición de estos conocimientos a su propio ritmo (Siqueira, 2016). Dicha personalización empieza con la detección o clasificación del EA del estudiante, considerando que para algunos estudiantes el observar les facilita la obtención del conocimiento en vez de simplemente escuchar. Como siguiente paso es saber en qué área o tema el estudiante requiere un refuerzo, partiendo de ello se le sugerirá al estudiante el tipo de actividades que deberá realizar para elevar o reforzar su conocimiento. Dicha clasificación se realiza mediante el modelo FSLSM, el cual consiste en un cuestionario (ver Anexo 1), en las cuales valoran las preferencias de aprendizaje que permitirán clasificarlo en alguna de las categorías de aprendizaje: procesamiento, percepción, entendimiento.

Para la selección del OA según el EA se debe de tomar en cuenta lo siguiente: (Arias, Moreno, & Ovalle, 2009)

- Obtener información y el EA del estudiante mediante un test.
- Crear varios OA para cada actividad del curso (Ejercicio, Lecturas, Videos, Documento o Gráfico).
- Construir una tabla en relación de los EA con los OA.
- Crear una tabla con la relación de los EA con las actividades y los formatos tomando en cuenta el grado de pertenencia en relación del estudiante.

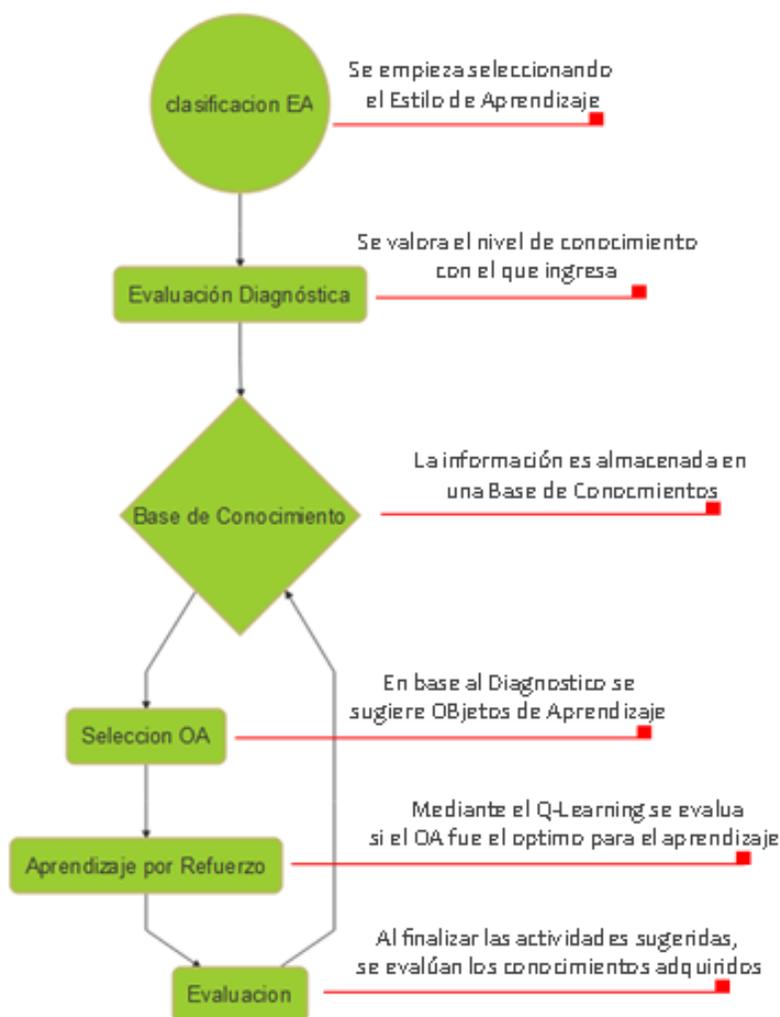


FIGURA 8 DIAGRAMA DEL MODELO DEL GESTOR ADAPTATIVO PROPUESTO (ELABORACIÓN PROPIA)

En la Figura 8 se presenta el Modelo de Gestión Adaptativa para la Administración de Objetos de Aprendizaje (MGAOA) en educación a distancia, con capacidad de detectar, clasificar y sobre todo adaptarse al EA del estudiante. El MGAOA detecta la mejor secuencia de OA a partir del EA del estudiante, y sugiriéndole actividades personalizadas a realizar. El MGAOA tendrá capacidad de un aprendizaje por reforzamiento, mejorando, de esta forma, en cada instancia la selección de OA. Para ello, primero clasificará de acuerdo a un cuestionario el EA del estudiante, y después

se realizará una evaluación diagnóstica de conocimientos. Usando esta información, y el algoritmo Q-Learning para seleccionar los OA más óptimos y evalúa el desempeño del estudiante. Toda esta información se almacena en una base conocimientos, misma que es usada para mejorar la selección de OA, usando el algoritmo "Q-Learning".

DESARROLLO DEL MODELO

5. DESARROLLO DEL MODELO

5.1 Desarrollo del Modelo de Gestión Adaptativo de Objetos de Aprendizaje (MGAOA)

Para poder llevar a cabo este proyecto se utilizaron las siguientes herramientas computacionales:

5.1.1 R Studio:

Entorno de desarrollo integrado para el lenguaje de programación R, este lenguaje está enfocado a la computación estadística.

5.1.2 Shiny:

Paquete de R de código abierto para crear aplicaciones web en lenguaje R, este paquete etiqueta el entorno HTML, CSS, JavaScript. Para aprender y profundizar en esta paquetería consultar¹

5.1.3 BNLearn:

Paquete de R para el aprendizaje estructural de redes bayesianas para parámetros e inferencia condicional. Este paquete integra algoritmos de clasificación como el Naive Bayes y Tree-Augmented Naive Bayes (TAN). Además de las probabilidades condicionales soporta estimaciones de parámetros como la máxima verosimilitud o las bayesianas.

5.1.4 Q-Learning:

Algoritmo que permite obtener la actividad óptima para con ello hacer la sugerencia de las actividades que el estudiante debe de realizar con el fin de obtener el aprendizaje. El MGAOA se realizó en dos etapas: la primera en código desde

¹ <https://shiny.rstudio.com/>

consola, y la segunda adaptado a una interfaz desarrollada en Shiny. Para este trabajo nos enfocaremos en la segunda etapa.

5.2 Interfaz de Clasificador de EA del estudiante con Shiny

Para hacer uso de esta librería se haría de instalar con el comando en consola de R, `install.packages("shiny")`, y posteriormente la llamamos con el comando `Library(shiny)`. Una App en Shiny se compone básicamente de dos módulos (por recomendación y organización de dos archivos), el de Diseño y el del Servidor. Esta interfaz recibe como parámetro las características y aptitudes (tales como la forma de procesar la información, si atiende más a imágenes que a texto, está más atento a lo que escucha, etc.) del estudiante. Estos datos se obtienen mediante el llenado de un cuestionario del modelo de Felder-Silderman (ver Anexo 1). Para obtener dicha clasificación del EA, se hace uso de las Redes Bayesianas con la librería `bnlearn`. Donde cada nodo de la RB representa las diferentes variables que definen dicho EA (ver Figura 4). Los arcos representan la relación probabilística entre variables del EA con los factores que permiten dicha clasificación, que se obtiene de acuerdo a escalas pertenecientes a la forma de como el estudiante obtiene y asimila la información. Los EA que se usaron en este trabajo fueron tres EA: Entendimiento (*Secuencial/global*), Procesamiento (*Activo/Reflexivo*) y Percepción (*Sensorial/Intuitivo*). El motivo es porque en entornos E-Learning los EA de Entrada (*Visual/Auditivo*) y el Organizativo (*Inductivo/Deductivo*), no se pueden ser observados en este entorno (García, Amandi, Schiaffino, & Campo., 2005).

La forma de introducir los parámetros en el `servidor.R` de entrada y salida en shiny es con la etiqueta `input$`, seguida de la variable que se leerá. Todas las entradas se encuentran

contenidas en la función `output$value←renderUI({ input$entradas })` de salida, donde `value` es el nombre de la variable que almacenara todos los resultados de las operaciones que se realicen de acuerdo a las entradas, como se visualiza en el siguiente ejemplo:

```
output$value <- renderUI({
  respuestas <- c(input$chat, input$foros, input$mail, input$acceso_info,
    input$resultado_exam, input$lee_material, input$revisa_examen,
    input$tiempo_entrega, input$ejercicios, input$cambia_resp,
    input$accede_ejemplos)
})
```

FIGURA 9: EJEMPLO DE CÓDIGO DE SERVER.R EN SHINY DEL CLASIFICADOR PARA EL EA (ELABORACIÓN PROPIA)

La etiqueta `renderUI`, nos indica que lo que contiene el servidor se visualizara en la parte gráfica, en el archivo `ui.R`. El archivo `ui.R` recibe parámetros de salida que le permite al usuario visualizar el resultado de las operaciones.

```
library(shiny)
tags$body(
  shinyUI(fluidPage(
    includeCSS("styles.css"),
    h1(class = "titulo", ("Cuestionario de Actividades")),
    tags$div(class = "nota", ("Todos los campos son obligatorios")),
    textOutput("value"),
    h5(radioButtons("chat",
      label = HTML(' < b > 1. Usas Chat? </b > '),
      choices = c("Participa" = "a", "Escucha" = "b", "No Participa" = "c"),
      selected = "NULL",
      inline = T,
      width = "100%")),
    h5(radioButtons("foros",
      label = HTML(' < b > Cuando usas Foros? </b > '),
      choices = c("Posteas Mensajes" = "a", "Replicas Mensajes"
        = "b", "Lees los mensajes" = "c"),
      selected = "NULL",
      inline = T,
      width = "100%")),
    ... ..
  ))
```

FIGURA 10: EJEMPLO DE CÓDIGO DEL ARCHIVO UI.R E SHINY (ELABORACIÓN PROPIA)

Teniendo e introducido todos los parámetros necesarios para el cálculo del EA se visualiza lo siguiente:

Cuestionario de Clasificación	
<p><small>Nota : Debes contestar todas las preguntas seleccionando solo una respuesta. Si ambas respuestas te parecen apropiadas, elige aquella que apliques con mayor frecuencia</small></p> <p><small>** Todas las casillas son obligatorias</small></p>	
1. Entiendo mejor algo	<input type="radio"/> si lo practico <input type="radio"/> si pienso en ello
2. Me considero	<input type="radio"/> realista <input type="radio"/> innovador
3. Cuando pienso acerca de lo que hice ayer, es más probable que lo haga sobre la base de	<input type="radio"/> una imagen <input type="radio"/> palabras
4. Tengo tendencia a	<input type="radio"/> entender los detalles de un tema pero no ver claramente su estructura completa <input type="radio"/> entender la estructura completa pero no ver claramente los detalles
5. Cuando estoy aprendiendo algo nuevo, me ayuda	<input type="radio"/> hablar de ello <input type="radio"/> pensar en ello

FIGURA 11: EJEMPLO DEL CUESTIONARIO PARA LA DETECCIÓN DE ESTILOS DE APRENDIZAJE DE FELDER-SILVERMAN (ELABORACIÓN PROPIA)

5.3 Interfaz para el aprendizaje por Refuerzo

Al igual que las aplicaciones anteriores se necesitan parámetros de entrada y salida, que permite realizar los cálculos y visualizar los resultados en pantalla en modo gráfico. Los datos de salida que se ocupan para esta aplicación son dos vectores, uno llamado *estados* y otro llamado *acciones*. Y los de entrada son el *factor de descuento*, *tasa de aprendizaje*, *numero de objetos*, donde el *factor de descuento* es el peso que se le da a cada recompensa, la tasa de aprendizaje con valores de entre 0 y 1 representa, si el valor es cercano a 0, es lo que sabe en el pasado pero si el valor es cercano a 1 le da más importancia a los que aprenderá en el futuro. Para ello, de igual forma se necesitan dos archivos el de diseño y el servidor. En el archivo del *server.R*, tenemos:

```
shinyServer(
  function(input, output)
  {
    output$datos <- renderTable({
      estados <- c(s1, s2, s3, s4, s5, s6, s7, s8, s9, s10, s11)
      accion <- c("a1", "a2")
      .....
    })
  })
```

FIGURA 12: EJEMPLO DEL CÓDIGO DEL ARCHIVO SERVER.R EN SHINY (ELABORACIÓN PROPIA)

En cuanto a la parte del diseño el archivo quedaría de la siguiente forma:

```

library(shiny)
shinyUI(fluidPage(
  titlePanel(title = h4("Resultados del Aprendizaje", align = "center")),
  sidebarLayout(
    sidebarPanel(
      sliderInput(inputId = "descuento",
        label = "Factor de Descuento",
        min = .0, max = 1, value = 0.5, step = 0.1),
      sliderInput(inputId = "tasaAprendizaje",
        label = "Tasa de Aprenidzaje",
        min = .0, max = 1, value = 0.5, step = 0.1),
      numericInput("obs", "numero de iteraciones: ", min = 0, 0),
      submitButton("Ejecutar")
    ),
    mainPanel(
      tabsetPanel(type = "tab",
        tabPanel("Tabla de Resultados", tableOutput("acertados"), tableOutput("datos"),
        tabPanel("Graficas", plotOutput("myhist"))
      )
    )
  )
))

```

FIGURA 13: EJEMPLO DEL CÓDIGO DE LA INTERFAZ DEL DISEÑO PARA EL AR EN SHINY (ELABORACIÓN PROPIA)

El resultado al ejecutar la aplicación para el AR se aprecia en la imagen siguiente.



FIGURA 14 EJEMPLO DE LA INTERFAZ REALIZADA CON LA APLICACIÓN EN SHINY (ELABORACIÓN PROPIA)

NOTA: Los ejemplos mostrados tienen incluido algunas etiquetas de HTML y estilos de diseño de css se recomienda consultar ² para más información de como incluirlos en una aplicación de shiny.

² <https://shiny.rstudio.com/articles/html-tags.html>

ANÁLISIS DE RESULTADOS

6. ANÁLISIS DE RESULTADOS

6.1 Resultados

Para la detección del EA, las simulaciones que se realizaron con la aplicación hecha en shiny para la detección de EA con RB, consiste en el llenado y almacenamiento de los valores de cada respuesta seleccionada del cuestionario (Anexo 1) y mediante la RB, que se encarga de hacer el proceso de determinar y clasificar al estudiante en el EA adecuado de acuerdo a sus respuestas (Figura 15). Esa información se almacena en un dataset, que servirá para actualizar (en caso de que cambie la clasificación) el EA de acuerdo a los OA que el estudiante realizara de acuerdo al EA en el que se clasificó.

39. Para divertirme
 veo televisión leer un libro

40. Algunos profesores inician sus clases haciendo un boquejo de lo que enseñan. Esos bosquejos son
 algo utiles para mí muy utiles para mí

41. La idea de hacer una tarea en grupo con una sola calificación para todos
 me parece bien no me parece bien

42. Cuando hago grandes cálculos
 tiendo a repetir todos mis pasos y revisar cuidadosamente mi trabajo me cansa hacer su revisión y tengo que esforzarme para hacerlo

43. Tiendo a recordar lugares en los que estado
 fácilmente y con bastante exactitud con dificultad y sin mucho detalle

44. Cuando resuelvo problemas en grupo, es más probable que yo
 piense en los pasos para la solución de los problemas piense en las posibles consecuencias o aplicaciones de la solución en un amplio rango de campos

En el estilo de Procesamiento de informacion tiende a ser mas Reflexvo
En el estilo Perceptivo capta la informacion de forma Intuitiva
En este estilo Entiende mejor la informacion de forma Global

FIGURA 15: MENSAJE DE LA CLASIFICACIÓN DEL ESTUDIANTE EN EL SISTEMA (ELABORACIÓN PROPIA)

Para el AR, se realizaron simulaciones con el fin de obtener evidencia de que el algoritmo puede aprender de experiencias adquiridas mediante la interacción de su entorno. Cabe mencionar que los estados representan a los EA y las acciones son las selecciones de OA.

Dichas pruebas se realizaron con once estado y dos acciones, (donde los estados representan a los estudiantes y las acciones representan las actividades que los estudiantes realizaron), comprobando de esta forma que el sistema es capaz de dar la mejor o la más óptima sugerencia de qué actividad el estudiante deberá realizar para la obtención del aprendizaje. En las gráficas presentadas se usaron, como se mencionaron anteriormente once estados y dos acciones, así como una tasa de aprendizaje de 0.5 y factor de descuento de 0.7, en donde las acciones obtenidas por el aprendizaje por refuerzo, con una efectividad de aciertos de 479 de 500 acciones.



FIGURA 16 PROGRESO DEL APRENDIZAJE DE ACUERDO A LAS ACCIONES OPTIMAS EN CADA ESTADO

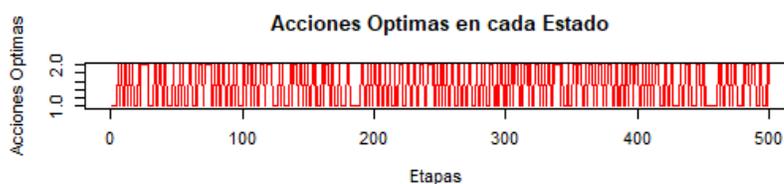


FIGURA 17 POLÍTICAS ÓPTIMAS SELECCIONADAS



FIGURA 18 POLÍTICA ÓPTIMA MEDIANTE POR EL APRENDIZAJE POR REFUERZO

Con los resultados obtenidos, se pudo comprobar que el aprendizaje (por refuerzo) permite mejorar de manera significativa si a los estudiantes se les ofrece actividades u objetos de aprendizaje adecuados y personalizados. Dichas pruebas se realizaron con once estados (que representan al número de estudiantes) y dos acciones (actividades que los estudiantes realizaron) con una tasa de efectividad de 479 acciones acertadas contra 21 acciones o actividades en las cuales se equivocó el algoritmo de un total de 500 iteraciones representando un 96% de efectividad, como se muestra en la gráfica siguiente.

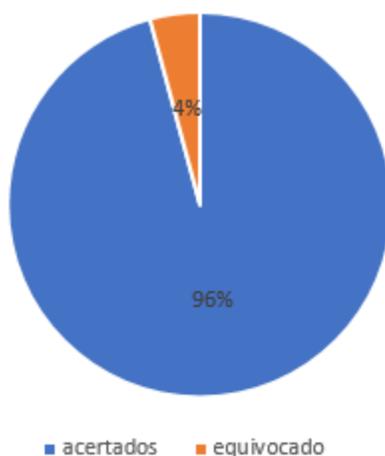


FIGURA 19 GRAFICA COMPARATIVA DE EFECTIVIDAD DEL APRENDIZAJE

CONCLUSIONES

7. Conclusiones y Trabajos a Futuro

El uso de Aprendizaje Máquina en el problema de personalizar la selección de objetos de aprendizaje en MOOC es atractiva dado que estas técnicas son efectivas para tomar decisiones que mejoran con la experiencia. La evidencia mostrada sugiere que el énfasis para aplicar el Aprendizaje por Refuerzo en este caso reside en la selección adecuada de la función de recompensa y el uso de información incompleta sobre el estudiante. Con los resultados obtenidos se comprobó que el algoritmo es capaz, estando en un Estado determinado, de encontrar la Acción que maximice e incentive el aprendizaje. En el sentido pedagógico, se puede decir que, de acuerdo al EA del estudiante, es posible seleccionar el OA que optimice y ayude al estudiante obtener o reforzar su conocimiento.

Para trabajos a futuro se pretende implementar otras técnicas de IA, como:

- El método del perceptrón, que, dada sus características, las redes neuronales es un método que pudiera facilitar y eficientizar el aprendizaje por refuerzo.
- Aplicar alguna técnica de minería de datos para la clasificación de los estilos de aprendizaje.
- Utilizar otro algoritmo de aprendizaje como el SARSA y comprobar resultados con el fin de eficientizar y mejorar el aprovechamiento de los estudiantes.
- Implementar el método propuesto en el lenguaje de programación Python, con el fin de comprobar tanto su efectividad y su tiempo computacional.
- Hacer una conexión entre el lenguaje de programación Rproject, en el cual se realizó el algoritmo con uno en la cual permita tener una interfaz gráfica más amigable o más atractiva para los usuarios como por ejemplo PHP.

Bibliografía

- Arias, F. J., Moreno, J., & Ovalle, & D. (2009). Modelo para la selección de objetos de aprendizaje adaptados a los estilos de los estudiantes. *GIDIA: Grupo de Investigación y Desarrollo en Inteligencia Artificial, Escuela de Ingeniería de Sistemas*, 12.
- Arroyo, B. A., & Antolínez, N. T. (2015). La lógica difusa como herramienta de evaluación en el sector universitario.
- Barragán, A. S. (8 de Febrero de 2018). *Cursos docentes: buenos, bonitos, baratos*. Obtenido de Cursos docentes: buenos, bonitos, baratos: <http://www.jornada.com.mx/2018/02/08/opinion/017a2pol>
- Brage, L. B., & Cañellas, A. J. (2006). Lógica difusa: una nueva epistemología para las Ciencias de la Educación. *Revista de Educación*, 995-1008.
- Caparrini, F. S. (23 de Abril de 2017). *Aprendizaje por refuerzo: algoritmo Q Learning*. Obtenido de Aprendizaje por refuerzo: algoritmo Q Learning : <http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=109>
- Carías, T., & Euceda, C. (s.f). *Criterios de calidad de un objeto de aprendizaje*. Obtenido de Criterios de calidad de un objeto de aprendizaje: <https://objetosdeaprendizajesite.wordpress.com/criterios-de-calidad-de-un-objeto-de-aprendizaje/>
- Chourio, L. M. (29 de Septiembre de 2011). *Medios Didácticos Hipermedia*. Obtenido de <https://luzmairet.wordpress.com/2011/09/29/unidad-i/>: <https://luzmairet.wordpress.com/2011/09/29/unidad-i/>
- Cuervo, M. C., Niño, E. J., & Villamil, J. N. (2011). Objetos de Aprendizaje, un Estado del Arte. *Entramado*, p.3.
- Digital, A. e. (2 de Mayo de 2017). *Claves y usos de la Inteligencia Artificial en Educación*. Obtenido de Claves y usos de la Inteligencia Artificial en Educación : <http://www.blog.andaluciaesdigital.es/inteligencia-artificial-educacion-claves-usos/>
- DNegri, C. E., & Vito., E. L. (2006). Introducción al razonamiento aproximado: lógica difusa. *Revista Argentina de Medicina Respiratoria*, 126-136.
- Duque, N., Tabares, V., & Vicari, R. M. (2015). Mapeo de Metadatos de Objetos de Aprendizaje con Estilos de Aprendizaje como Estrategia para Mejorar la Usabilidad de Repositorios de Recursos Educativos. *VAEP-RITA Vol. 3*, p.109.
- e-ABD. (17 de 02 de 2017). *e-ABC*. Obtenido de e-ABC: <http://www.e-abclearning.com/definicion-learning>
- Educrea. (30 de Junio de consultado 2017). *Estilos y Metodologías de Aprendizaje*. Obtenido de Estilos y Metodologías de Aprendizaje: <https://educrea.cl/estilos-y-metodologias-de-aprendizaje/>

- Entisar Abolkasim, L. L. (2016). A Semantic-Driven Model for Ranking Digital Learning Objects Based on Diversity in the User Comments. En M. S. Katrien Verbert, *Adaptive and Adaptable Learning* (págs. 3-15). Switzerland: Springer.
- García, A. M. (2012). *El Mercado E-Learning en México*. México. Obtenido de http://www.clag.es/sites/default/files/servicios_de_informes/descargas/2013/01/24/icex_o_mercado_de_e-learning_en_mexico.pdf
- García, A. M. (2012). *El Mercado E-Learning en México*. México. Obtenido de http://www.clag.es/sites/default/files/servicios_de_informes/descargas/2013/01/24/icex_o_mercado_de_e-learning_en_mexico.pdf
- García, C. M. (s.f). Diseño e implementación de cursos abiertos masivos en línea (MOOC): expectativas y consideraciones prácticas. *RED. Revista de Educación a Distancia. Número 39*, 19.
- García, C. M., Gallego, D. J., & Honey, P. (2012). Los estilos de aprendizaje procedimientos de aprendizaje y mejora. *Ediciones Mensajeros, Edición: 8*, 224.
- García, P., Amandi, A., Schiaffino, S., & Campo., M. (2005). Using Bayesian Networks to Detect Students' Learning Styles in a Web-based education system. *Comisión Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas*, 12.
- Gómez, E. (18 de Febrero de 2018). *Cursos en línea masivos y abiertos (MOOCs)* . Obtenido de Cursos en línea masivos y abiertos (MOOCs) : <http://www.subterranos.com.mx/revista/2302-cursos-en-línea-masivos-y-abiertos-moocs.html#.Worej0xFzIU>
- Gonzalez, A. E. (s.f). *¿Qué son los MOOC?* Obtenido de ¿Qué son los MOOC?: http://uaqedvirtual.uaq.mx/campusvirtual/ayuda/pluginfile.php/1937/mod_resource/content/1/Qu%C3%A9%20es%20un%20MOOC.pdf
- Graf, S. (2007). Adaptivity in Learning Management Systems Focussing on Learning Styles. *Universidad Tecnologica de Vienna*, p.13.
- Graf., S. (2007). Adaptivity in Learning Management Systems Focussing on Learning Styles. *Universidad Tecnologica de Vienna*, 192.
- Hernández, M. D., & Soto, H. B. (2008). *La Educación A Distancia En México: Narrativa De Una Historia Silenciosa*. Obtenido de <http://ru.ffyl.unam.mx/>: http://ru.ffyl.unam.mx/bitstream/handle/10391/3714/Bosco_Barron_Educacion_a_distancia_Mex_2008.pdf?sequence=1
- Highnam, P. (Junio de 2017). *Aprendizaje Personalizado*. Obtenido de Herramientas de Formación para el Desarrollo Curricular: <http://unesdoc.unesco.org/images/0025/002500/250057s.pdf>
- Islas, M. d. (2017). Objetos de Aprendizaje. *e-Formadores*, 5.

- Konnikova, M. (7 de Noviembre de 2014). *Will MOOCs be Flukes?* Obtenido de The New Yorker: <https://www.newyorker.com/science/maria-konnikova/moocs-failure-solutions>
- Ledo, M. J., Dopico, R. M., & Hernández, G. M. (2014). Learning management systems. *Scielo*, 13.
- Loinaz, M. U. (2001). Sistemas Inteligentes en el ámbito de la Educación. *evista Iberoamericana de Inteligencia Artificial.*, 9.
- Malacaria, M. I. (2010). Estilos de Enseñanza, Estilos de Aprendizaje y desempeño académico. 260.
- Márquez, C. C., Jordán, G. C., & Valldeperas, & E. (2009). Modelo Bayesiano del Alumno basado en el Estilo de Aprendizaje y las Preferencias. *IEEE-RITA*, p. 145.
- May, A. G., & Torres, A. R. (2017). Gestión Adaptativa De Objetos De Aprendizaje En Educación A Distancia Con Aprendizaje Por Refuerzo. (por publicar). *Impulso Tecnológico*, 6.
- Morales, K. F., & Casarín, A. V. (2014). La educación en línea: una perspectiva basada en la experiencia de los países. *Revista de Educación y Desarrollo*, 11.
- Morcillo, C. G. (2011). *Lógica Difusa Una introducción práctica*. Obtenido de Lógica Difusa Una introducción práctica: http://www.esi.uclm.es/www/cglez/downloads/docencia/2011_Softcomputing/LogicaDifusa.pdf
- Nagarajan, R., Scutari, M., & Lébre., S. (2013). *Bayesian Networks in R: with Applications in Systems Biology*. New York: Springer.
- orientacionandujar. (2017 de Junio de 2017). *Nuevo Test de estilos de Aprendizaje de David Kolb*. Obtenido de ABP, APRENDER A PENSAR, Nuevas Metodologías: <http://www.orientacionandujar.es/2017/06/28/nuevo-test-estilos-aprendizaje-david-kolb/>
- Pardo, M. J. (2010). Fuzzy Markovian decision processes: Application to queueing systems. *Computers & Mathematics with Applications*, 10.
- Pashler, H., McDaniel, M., Rohrer, D., & Bjork, R. (2008). Learning Styles, Concepts and Evidence. *A JOURNAL OF THE ASSOCIATION FOR PSYCHOLOGICAL SCIENCE*, 118.
- Patacchiola, M. (9 de Diciembre de 2016). *Dissecting Reinforcement Learning-Part.1*. Obtenido de Dissecting Reinforcement Learning-Part.1: <https://mpatacchiola.github.io/blog/2016/12/09/dissecting-reinforcement-learning.html>
- Peco, P. P., & Mora, & S. (2014). *Los MOOC: orígenes, historia y tipos*. Obtenido de Centro de Comunicación y Pedagogía: <http://www.centrocp.com/los-mooc-origenes-historia-y-tipos/>
- Peralta, T. P. (16 de Octubre de 2013). *Historia de la educación en línea*. Obtenido de Historia de la educación en línea: <http://www.utel.edu.mx/blog/estudia-en-linea/historia-de-la-educacion-en-linea/>

- Pereira, J., Sanz-Santamaría, S., & Gutiérrez, J. (2014). Comparativa técnica y prospectiva de las principales plataformas MOOC de código abierto. *RED - Revista de Educación a Distancia*, 15.
- Piñeres, M. F. (2011). Diseño De Un Sistema De Recomendación En Repositorios De Objetos De Aprendizaje Basado En La Percepción Del Usuario: Caso Rodas. *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, pp.51-55.
- Printista, A. M., Errecalde, M. L., & Montoya., C. I. (20 de 02 de 2017). http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/23363/Documento_completo.pdf?sequence=1. Obtenido de http://sedici.unlp.edu.ar/bitstream/handle/10915/23363/Documento_completo.pdf?sequence=1: <http://sedici.unlp.edu.ar/>
- Ramírez, N. C., & Morales, M. M. (s.f). Un Algoritmo para Generar Redes Bayesianas a Partir de Datos Estadísticos. 8.
- Ren, J., Wang, J., & Yang, I. J. (2007). An offshore risk analysis method using fuzzy Bayesian network. 28.
- Sánchez, N. B. (19 de Diciembre de 2012). *El modelo MOOC promueve el aprendizaje autodirigido*. Obtenido de El modelo MOOC promueve el aprendizaje autodirigido: <http://www.americlearningmedia.com/edicion-017/204-opinion/2387-el-modelo-mooc-promueve-el-aprendizaje-autodirigido>
- Sánchez, Y. C. (07 de Marzo de 2018). *23 Ventajas y Desventajas de Estudiar en Línea*. Obtenido de 23 Ventajas y Desventajas de Estudiar en Línea: <https://www.lifeder.com/ventajas-desventajas-estudiar-linea/>
- Siqueira, C. (22 de Julio de 2016). *Aprendizaje adaptativo: que es y cuales son sus beneficios*. Obtenido de Aprendizaje adaptativo: que es y cuales son sus beneficios: <http://noticias.universia.edu.ve/educacion/noticia/2016/07/22/1142055/aprendizaje-adaptativo-cuales-beneficios.html>
- Sucar, L. E. (s.f). Redes Bayesianas. 28.
- Torres-Díaz, J. C., Moro, A. I., & Díaz, P. V. (2014). Personalizada, Los MOOC y la Masificación. *Profesorado, Revista de Currículum y Formación del Profesorado*, 10 .
- Valenzuela, M. (2006). Introducción a la Logica Difusa. *Tecnología de Sistemas Integrales*, 12.
- Vidal, C. L., Segura, A. A., & Prieto, M. E. (2007). Calidad en objetos de aprendizaje. 13.

Anexos

INSTRUCCIONES

- Encierre en un círculo la opción "a" o "b" para indicar su respuesta a cada pregunta. Por favor seleccione solamente una respuesta para cada pregunta.
- Si tanto "a" y "b" parecen aplicarse a usted, seleccione aquella que se aplique más frecuentemente

1. Entiendo mejor algo

- a) si lo practico.
- b) si pienso en ello.

2. Me considero

- a) realista.
- b) innovador.

3. Cuando pienso acerca de lo que hice ayer, es más probable que lo haga sobre la base de

- a) una imagen.
- b) palabras.

4. Tengo tendencia a

- a) entender los detalles de un tema, pero no ver claramente su estructura completa.
- b) entender la estructura completa pero no ver claramente los detalles.

5. Cuando estoy aprendiendo algo nuevo, me ayuda

- a) hablar de ello.
- b) pensar en ello.

6. Si yo fuera profesor, yo preferiría dar un curso

- a) que trate sobre hechos y situaciones reales de la vida.
- b) que trate con ideas y teorías.

7. Prefiero obtener información nueva de

- a) imágenes, diagramas, gráficas o mapas.
- b) instrucciones escritas o información verbal.

8. Una vez que entiendo

- a) todas las partes, entiendo el total.
- b) el total de algo, entiendo como encajan sus partes.

9. En un grupo de estudio que trabaja con un material difícil, es más probable que

- a) participe y contribuya con ideas.
- b) no participe y solo escuche.

10. Es más fácil para mí

- a) aprender hechos.
- b) aprender conceptos.

11. En un libro con muchas imágenes y gráficas es más probable que

- a) revise cuidadosamente las imágenes y las gráficas.
- b) me concentre en el texto escrito.

12. Cuando resuelvo problemas de matemáticas

- a) generalmente trabajo sobre las soluciones con un paso a la vez.
- b) frecuentemente sé cuáles son las soluciones, pero luego tengo dificultad para imaginarme los pasos para llegar a ellas.

13. En las clases a las que he asistido

- a) he llegado a saber cómo son muchos de los estudiantes.
- b) raramente he llegado a saber cómo son muchos estudiantes.

14. Cuando leo temas que no son de ficción, prefiero

- a) algo que me enseñe nuevos hechos o me diga cómo hacer algo.
- b) algo que me de nuevas ideas en que pensar.

15. Me gustan los maestros

- a) que utilizan muchos esquemas en el pizarrón.
- b) que toman mucho tiempo para explicar.

16. Cuando estoy analizando un cuento o una novela

a) pienso en los incidentes y trato de acomodarlos para configurar los temas.

b) me doy cuenta de cuáles son los temas cuando termino de leer y luego tengo que regresar y encontrar los incidentes que los demuestran.

17. Cuando comienzo a resolver un problema de tarea, es más probable que

a) comience a trabajar en su solución inmediatamente.

b) primero trate de entender completamente el problema.

18. Prefiero la idea de

a) certeza.

b) teoría.

19. Recuerdo mejor

a) lo que veo.

b) lo que oigo.

20. Es más importante para mí que un profesor

a) exponga el material en pasos secuenciales claros.

b) me dé un panorama general y relacione el material con otros temas.

21. Prefiero estudiar

a) en un grupo de estudio.

b) solo.

22. Me considero

a) cuidadoso en los detalles de mi trabajo.

b) creativo en la forma en la que hago mi trabajo.

23. Cuando alguien me da direcciones de nuevos lugares, prefiero

a) un mapa.

b) instrucciones escritas.

24. Aprendo

a) a un paso constante. Si estudio con ahínco consigo lo que deseo.

- b) en inicios y pausas. Me llevo a confundir y súbitamente lo entiendo.
25. Prefiero primero
- a) hacer algo y ver qué sucede.
 - b) pensar cómo voy a hacer algo.
26. Cuando leo por diversión, me gustan los escritores que
- a) dicen claramente los que desean dar a entender.
 - b) dicen las cosas en forma creativa e interesante.
27. Cuando veo un esquema o bosquejo en clase, es más probable que recuerde
- a) la imagen.
 - b) lo que el profesor dijo acerca de ella.
28. Cuando me enfrento a un cuerpo de información
- a) me concentro en los detalles y pierdo de vista el total de la misma.
 - b) trato de entender el todo antes de ir a los detalles.
29. Recuerdo más fácilmente
- a) algo que he hecho.
 - b) algo en lo que he pensado mucho.
30. Cuando tengo que hacer un trabajo, prefiero
- a) dominar una forma de hacerlo.
 - b) intentar nuevas formas de hacerlo.
31. Cuando alguien me enseña datos, prefiero
- a) gráficas.
 - b) resúmenes con texto.
32. Cuando escribo un trabajo, es más probable que
- a) lo haga (piense o escriba) desde el principio y avance.
 - b) lo haga (piense o escriba) en diferentes partes y luego las ordene.
33. Cuando tengo que trabajar en un proyecto de grupo, primero quiero

- a) realizar una "tormenta de ideas" donde cada uno contribuye con ideas.
 - b) realizar la "tormenta de ideas" en forma personal y luego juntarme con el grupo para comparar las ideas.
34. Considero que es mejor elogio llamar a alguien
- a) sensible.
 - b) imaginativo.
35. Cuando conozco gente en una fiesta, es más probable que recuerde
- a) cómo es su apariencia.
 - b) lo que dicen de sí mismos.
36. Cuando estoy aprendiendo un tema, prefiero
- a) mantenerme concentrado en ese tema, aprendiendo lo más que pueda de él.
 - b) hacer conexiones entre ese tema y temas relacionados.
37. Me considero
- a) abierto.
 - b) reservado.
38. Prefiero cursos que dan más importancia a
- a) material concreto (hechos, datos).
 - b) material abstracto (conceptos, teorías).
39. Para divertirme, prefiero
- a) ver televisión.
 - b) leer un libro.
40. Algunos profesores inician sus clases haciendo un bosquejo de lo que enseñarán. Esos bosquejos son
- a) algo útiles para mí.
 - b) muy útiles para mí.
41. La idea de hacer una tarea en grupo con una sola calificación para todos
- a) me parece bien.

b) no me parece bien.

42. Cuando hago grandes cálculos

a) tiendo a repetir todos mis pasos y revisar cuidadosamente mi trabajo.

b) me cansa hacer su revisión y tengo que esforzarme para hacerlo.

43. Tiendo a recordar lugares en los que he estado

a) fácilmente y con bastante exactitud.

b) con dificultad y sin mucho detalle.

44. Cuando resuelvo problemas en grupo, es más probable que yo

a) piense en los pasos para la solución de los problemas.

b) piense en las posibles consecuencias o aplicaciones de la solución en un amplio rango de campos.

ANEXO 1: CUESTIONARIO PARA LA DETECCIÓN DEL ESTILO DE APRENDIZAJE DE FERDER-SILVERMAN (ORIENTACIONANDUJAR, 2017).