



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO
POSGRADO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN
INGENIERÍA DE SOFTWARE Y BASES DE DATOS

**DISEÑO Y USO DE UNA RED NEURONAL PARA EL SEGUIMIENTO DEL
COMPORTAMIENTO DE UN ESTUDIANTE EN UN AMBIENTE
COLABORATIVO**

TESIS
QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE
MAESTRO EN CIENCIA E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN

P R E S E N T A:
JASSON DAVID JIMÉNEZ GARIBAY

Director De Tesis:
DR. FERNANDO GAMBOA RODRÍGUEZ
Instituto de Ciencias Aplicadas y Tecnología, UNAM.

Ciudad Universitaria, CDMX, noviembre 2018



Universidad Nacional
Autónoma de México



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

Agradecimientos

Agradezco a:

Mi madre, por ser mi guía con sus grandes consejos, siempre inspirándome y ayudándome a superarme.

La familia Ciprés, por su apoyo incondicional.

Mis amigos que comparten tanto éxitos como tropiezos.

Mi tutor de tesis, por su guía, paciencia y compromiso.

Los sinodales que revisaron mi trabajo, por sus atinadas observaciones y tiempo dedicado.

La Universidad Nacional Autónoma de México y al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por el apoyo económico brindado.

ÍNDICE DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN	1
Hipótesis	4
Justificación	5
Objetivo General	8
Objetivos Específicos	9
1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	10
1.1 Escritorio Colaborativo Aumentado	10
1.2 Muro Colaborativo	10
1.3 Problema a resolver	12
1.3.1 Problema para el docente	13
1.3.2 Problema de cómputo	14
1.4 Solución propuesta al problema	16
2. MARCO TEÓRICO	19
2.1 Redes Neuronales	20
2.2 Red Neuronal Asociativa	23
2.3 Tecnología Web	23
2.3.1 HTML	24
2.3.2 CSS	24
2.3.3 HTTP	24
2.3.4 JavaScript	25
2.3.5 JQuery	26
2.3.6 Node.Js	26
3. DISEÑO DE UN MÓDULO DE AYUDA AL PROFESOR	27
3.1 Obtención de requerimientos	27

3.2	Definición de perfiles a identificar	29
3.2.1	Perfil Trabajando	29
3.2.2	Perfil Jugando	30
3.2.3	Perfil sin trabajar	31
3.3	Definición de Escenarios	31
3.4	Definición de campos necesarios	35
3.5	Diseño de Seguimiento del Proceso de Comportamiento	37
3.6	Diseño de Pruebas	37
4.	DESARROLLO DEL MÓDULO DE INTERPRETACIÓN DEL COMPORTAMIENTO	39
4.1	Algoritmo Basado en Banderas	40
4.2	Árboles de Decisión	42
4.3	Red Neuronal de Hopfield	44
4.4	Entrenamiento de la Red Neuronal	51
5.	RESULTADOS DE LOS ENFOQUES PROPUESTOS	53
5.1	Resultados de los Árboles de Decisión	53
5.2	Resultado de la Red Neuronal de Hopfield	56
6.	NUEVA INTERFAZ DE SEGUIMIENTO DE ALUMNOS	61
	CONCLUSIONES	64
	TRABAJO FUTURO	66
	BIBLIOGRAFÍA	70
	ÍNDICE DE FIGURAS	74
	ÍNDICE DE TABLAS	75

INTRODUCCIÓN

Este trabajo de tesis constituye parte del proyecto “*El Aula del Futuro*”(AdeF), que se desarrolla en el Instituto de Ciencias Aplicadas y Tecnología (ICAT) de la Universidad Nacional Autónoma de México(UNAM) desde el 2006. El AdeF es un proyecto en el que se despliegan y estudian espacios de aprendizaje innovadores enriquecidos con tecnología, con el objetivo de hacer converger, de manera crítica y rigurosa, los avances tecnológicos y las estrategias educativas actuales.

Uno de los proyectos desarrollados en el AdeF que más impacto ha alcanzado en el medio especializado internacional es el “Muro Colaborativo”; una herramienta web que tiene, como objetivo principal: *“promover el trabajo colaborativo en un salón de clases, lo que se logra a través de la creación de un espacio colaborativo virtual en el que los usuarios pueden compartir y organizar información mientras trabajan en equipo para lograr un objetivo en común.”*(Valdez Valenzuela, 2017). Esta herramienta, que ya ha sido instalada en diversas instituciones educativas, permite que en una sesión participen entre 15 y 30 contribuyentes, quienes deben colaborar para resolver un problema planteado por el(la) profesor(a).

En el uso cotidiano del Muro Colaborativo se observó la necesidad de contar con una herramienta de seguimiento que permita al profesor saber qué están haciendo los estudiantes, quién requiere de ayuda, quién no está trabajando, etc. Es por ello que se creó un primer módulo de seguimiento, capaz de generar algunas estadísticas simples sobre la actividad de los alumnos, que a la postre ha resultado claramente insuficiente, dejando al docente el problema de controlar la sesión con los recursos y experiencia que pueda tener.

Las actividades descritas en esta tesis se inscriben en la problemática de crear una herramienta que genere información más sofisticada, que se convierta en una verdadera ayuda para el profesor. Así se busca dar valor a los datos colectados por la herramienta durante la sesión de trabajo, e interpretarlos para dar información al profesor más allá del número de acciones básicas realizadas por los participantes, como actualmente se hace, sino interpretar y distinguir, con base a mediciones y conocimientos de expertos en el manejo de grupos, el comportamiento de cada uno de los miembros durante la sesión. Todo ello permitirá alertar al docente sobre un comportamiento negativo por parte de alguno de los participantes antes de que la actividad se desvíe de su objetivo principal.

El tipo de problema que se pretende resolver pertenece a una actividad que se conoce como “débilmente estructurada”; esto es, la manera en que se resuelve (o lleva a cabo) no obedece a un proceso tácito, a una técnica directa, ni a una estrategia única, y reposa más bien en la experiencia del profesor y sus propias fortalezas. Es por ello que la definición de requerimientos se lleva a cabo a través de una técnica indirecta, que consiste en analizar a grupos de usuarios trabajando. Esto permite derivar, a partir del análisis de su actividad, las herramientas e informaciones que subyacen a su actividad, mismas que posteriormente son escritas en términos de requerimientos. Por ello se hizo necesario estudiar la forma en que se utiliza la aplicación del “Muro Colaborativo” en el salón de clases y con ello identificar las dificultades con las que se encuentra el profesor: principalmente en controlar el área de trabajo privada (la pantalla de las tabletas que usan los estudiantes), y en la forma de controlar el comportamiento de más de una decena de participantes al mismo tiempo.

En los capítulos siguientes se muestran dos técnicas que hacen posible la interpretación del comportamiento de los usuarios del “Muro Colaborativo” a

partir de la información recabada durante la sesión, en concreto, la utilización de un árbol de decisión y de una red neuronal asociativa, siendo ésta última la utilizada en la versión final del trabajo.

Así mismo, se detalla la información original generada por la aplicación del “Muro Colaborativo” y la información adicional generada por la nueva herramienta, su estructura y su preparación y codificación para poder ser procesada por las técnicas de Inteligencia Artificial antes mencionadas.

Finalmente se determina que la integración de la herramienta de seguimiento de usuario en el “Muro Colaborativo” fue posible sin limitar la funcionalidad actual del mismo, proporcionando información sobre la sesión que antes no se tenía y que facilita al docente mantener el control de la actividad, al proporcionarle una interpretación del comportamiento de los participantes, y la posibilidad de analizarlo manualmente después de la sesión, a través del histórico de las acciones y etiquetas asignadas a cada usuario en un momento particular.

Finalmente, las adecuaciones realizadas al “Muro Colaborativo” para la integración de la nueva herramienta de seguimiento, dan pie a la creación de nuevas funcionalidades que especialicen la aplicación.

Hipótesis

Es posible mejorar el control de los participantes en una sesión de la herramienta “Muro Colaborativo” en un salón de clases con más de 25 alumnos, proveyendo al docente etiquetas y alertas gráficas sobre la interpretación del comportamiento de los usuarios, utilizando técnicas de Inteligencia Artificial.

Justificación

De acuerdo con Guitert y Giménez (2000) el aprendizaje colaborativo es un proceso social en el que, a partir del trabajo conjunto y el establecimiento de metas comunes se genera una construcción de conocimientos. Es preciso decir que para generar un aprendizaje colaborativo se debe contemplar al aprendiz como persona en interacción con los demás, el cual comparte objetivos y distribuye responsabilidades para un buen aprendizaje (Guitert & Pérez-Mateo, 2013).

El proceso de aprendizaje colaborativo virtual exige un cambio de actitud por parte del docente; éste tiene que ampliar la visión de sus funciones, implicando un cambio pedagógico, didáctico y tecnológico que permita desarrollar un proceso de enseñanza aprendizaje mediado, en donde es tan importante el desempeño grupal como el individual. “El aprendizaje colaborativo produce un alto nivel de éxito entre los estudiantes por el proceso cognitivo que ocurre durante el aprendizaje, cimentado básicamente por el diálogo, por la expansión de las capacidades conceptuales y por el alto nivel de interacción” (Zañartu Correa, 2013).

Una actividad colaborativa implica siempre la observación del profesor; hay que diferenciar entre la evaluación de los aprendizajes individuales y grupales porque tan importante es el aprendizaje grupal como el desempeño individual.

El objetivo principal del aprendizaje colaborativo es que los alumnos construyan el aprendizaje juntos y que desarrollen diferentes competencias, por lo que se puede evaluar el conocimiento de forma individual y las competencias de forma grupal.

Cuando se trata de evaluar el aprendizaje colaborativo, generalmente se toman en cuenta el desempeño individual y el desempeño grupal de los alumnos. Sin embargo, estudios recientes indican que también debe valorarse el proceso de

la colaboración en sí, y se propone observar la manera en la que los alumnos emplean estrategias, cooperan en grupo, identifican los criterios de éxito, entre otros.

Considera que la evaluación del proceso grupal es la clave para asegurar que el grupo está actuando como un equipo y que el aprendizaje surge de la construcción coordinada del conocimiento de todos los integrantes.

La evaluación del contenido es el elemento especialmente interesado en saber cuál es el grado de elaboración cognitiva de los materiales de trabajo, que implica comprobar hasta qué punto el contenido resulta relevante y significativo para los estudiantes, en cierta manera supone verificar el proceso de construcción compartida del conocimiento.

La evaluación del producto de los equipos es el resultado del trabajo colaborativo del equipo y, por lo tanto, una medida indirecta de la calidad de dicha colaboración.

La evaluación del producto grupal trataría de asegurar la responsabilidad individual y la evaluación del contenido, aparte de constatar el grado de elaboración del conocimiento (Ruiz & Shailor, 2004).

Esta colaboración entre varios individuos en la enseñanza trae consigo problemáticas y situaciones que, si bien se presentan normalmente en un aula de clases, se muestran de manera diferente cuando se utilizan medios colaborativos digitales como es el "Muro Colaborativo".

Poder dar seguimiento a lo que un estudiante crea y comparte con sus colegas, así como la manera en que interactúa con sus pares, conlleva a la necesidad de tener nuevas formas de seguimiento sobre los participantes.

¿Cómo detectar cuándo un alumno ha perdido el interés? ¿De qué manera podemos evitar que la colaboración pierda su objetivo y se convierta en un caos? Los profesores más experimentados pueden notar y corregir los comportamientos negativos en la clase, pero aquellos que no cuentan con estas habilidades requieren de apoyo para detectar cuando las acciones y comportamientos de un alumno comienzan a desviarse.

Con esto en mente, es conveniente utilizar técnicas de Inteligencia Artificial cuando “no es posible codificar las reglas, por ejemplo, para tareas humanas como el reconocimiento, que no pueden ser resueltas adecuadamente a través de un método determinista, basado en soluciones. Si muchos factores pueden influenciar la respuesta, y además varios de ellos se sobreponen o cambian, la Inteligencia Artificial puede resolver efectivamente el problema” (AmazonWebServices, 2015).

Es deseable tener un sistema automatizado para resolver el problema (de agrupar personas con comportamientos y acciones similares durante el proceso colaborativo) para evitar perder el tiempo en conjeturas sobre qué participante pertenece a qué perfil de comportamiento, ya sea durante la actividad o una vez finalizada la misma.

La determinación del comportamiento asociado a cada participante durante la actividad colaborativa puede mejorar el control de la actividad, pero también la forma de dirigirse al alumno durante las clases, permitiendo conocer en mayor medida las actitudes y acciones con las que se presenta a clases, y la forma en que interactúa con sus compañeros, dando la oportunidad de mejorar la forma en que el docente se acerca a él.

Objetivo General

Proporcionar a los profesores herramientas para identificar aquellas acciones o comportamientos en sus estudiantes que puedan desviar una colaboración productiva y eficaz.

Se plantea desarrollar un panel de seguimiento que muestre al profesor, de manera gráfica, los índices que describan el comportamiento de cada uno de los participantes y que le permita tomar las medidas que correspondan.

El profesor podrá conocer, entre otra información y en tiempo real, que participantes han compartido pocos o ningún elemento en el Muro Colaborativo, qué participantes son los que más interactúan con objetos de otros colaboradores, cuáles de los participantes crean más contenido, quiénes borran más elementos, entre otros factores y acciones que afectan a la actividad realizada, para dar paso a la intervención del profesor y mejorar la interacción de los participantes con base en el conocimiento previo de expertos en actividades colaborativas.

Objetivos específicos

Definir los índices susceptibles de ser cuantificados a través del uso del “Muro Colaborativo”, a partir de analizar el trabajo de profesores experimentados en el manejo de grupos haciendo trabajo colaborativo.

Ampliar el código actual del Muro Colaborativo para integrar los módulos de seguimiento y visualización del comportamiento, permitiendo, por ejemplo, identificar qué tipo de trabajo está realizando cada usuario en tiempo real, crear, modificar, eliminar, desplazar, compartir o una combinación de cualquiera de las acciones anteriores, y analizar si la cantidad de acciones y el tiempo invertido durante la realización de las actividades, es coherente con una colaboración productiva.

Finalmente se evaluará la propuesta en un contexto universitario.

1. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

Para poder explicar la necesidad que resuelve la herramienta de monitoreo, es necesario brindar una breve descripción de la herramienta “Muro Colaborativo” en su estado actual.

1.1 Escritorio Colaborativo Aumentado

El “Muro Colaborativo” surge como una mejora al proyecto Escritorio Colaborativo Aumentado (ECA), herramienta diseñada a partir del análisis centrado en el usuario desde un enfoque de trabajo en equipo individual, que permite a cuatro usuarios crear y organizar información en un espacio público compartido.

Cada uno de los participantes del ECA tiene acceso a una zona privada de trabajo (su computadora), en la que crea, organiza y edita contenido; y a una zona pública proyectada sobre una mesa, visible por todos los participantes, en la que se realizan actividades de discusión y acuerdos como parte fundamental del trabajo colaborativo.

1.2 Muro Colaborativo

A partir del Escritorio colaborativo, propuesta que logró resultados muy alentadores en el diseño de actividades colaborativas, pero a un costo que pone en riesgo su viabilidad en las escuelas del país, surge una siguiente iteración, nombrada “Muro Colaborativo”. El Muro Colaborativo hereda las características y conceptos de zona pública y privada, pero extendiendo su capacidad para trabajar en salones de clase de entre 20 y 30 participantes.

Dos eran los requerimientos principales que el “Muro Colaborativo” debía satisfacer: abatir el costo de implementación lo más posible; y funcionar en cualquier plataforma. Dado estas características, se decidió que fuera desarrollado con tecnologías de software libre y herramientas web, de manera que fuera compatible con toda clase de dispositivos, desde sistemas embebidos como un *Raspberry Pi* hasta laptops y teléfonos inteligentes de última generación.

Las herramientas elegidas para este desarrollo fueron las siguientes:

- Node.js como un servidor web para sincronizar la información entre la zona pública y la zona privada.
- Socket.io para crear un canal de comunicación bidireccional entre el cliente y el servidor y con ello transmitir datos en tiempo real.
- Express como marco de trabajo para aplicaciones web.
- HTML5, CSS3 y JavaScript para la interfaz y funcionalidades del lado del cliente (Valdez Valenzuela, 2017).

La flexibilidad brindada por ser una herramienta web permitió que se hiciera uso de la aplicación en diversos eventos e instituciones educativas. (Virtual Educa 2015, la primaria Christel House, fig. 1.) obteniendo resultados positivos (Valdez Valenzuela, 2017).



Figura 1. En el lado izquierdo: Muro Colaborativo en el evento Virtual Educa 2015. Lado derecho: alumnos de la primaria Christel House usando la aplicación (Valdez Valenzuela, 2017).

A diferencia del ECA, la zona pública puede ser proyectada en cualquier superficie plana de color claro como un pizarrón o una pared, además la zona privada está disponible para cualquier usuario con acceso a un dispositivo con un navegador, permitiendo así que interactúen hasta 30 alumnos en una misma sesión.

1.3 Problema a resolver.

El trabajo del docente se distribuye en varias acciones, las primeras consisten en dar indicaciones a los alumnos sobre la tarea a realizar, organizar los equipos, y establecer las reglas de colaboración. Una vez iniciada la actividad, tiene la responsabilidad de monitorizar el avance del trabajo realizado por los alumnos o equipos, y atender las necesidades que surjan y que impidan la finalización del trabajo, como resolver dudas sobre la actividad o mantener un nivel de ruido aceptable en el salón, para finalmente incentivar la crítica constructiva y la presentación hacia los demás participantes del trabajo realizado.

Lograr estos propósitos se dificulta a medida que se pierde la concentración de los alumnos, sobre todo cuando no es posible interactuar visualmente con las acciones realizadas en la totalidad del espacio de trabajo, no sólo por limitaciones de espacio en el área pública, sino también en el área privada de cada uno de los alumnos.

1.3.1 Problema para el docente.

La aplicación actual no cuenta con ningún tipo de verificación de la actividad de los participantes y tampoco guarda los datos sobre las acciones desarrolladas en la actividad, los cuales son mínimos, pues la aplicación del “Muro Colaborativo” sólo genera y muestra en una lista los campos de id de los participantes y el número de elementos compartidos, creados, editados y desplazados.

Esta información, aunque puede verse en una pantalla de la aplicación, no le permite al profesor tener certidumbre en sus decisiones si no puede mantener o recordar cada uno de los valores de los campos por participante mientras se efectúa la sesión, pues puede malinterpretar los datos.

A continuación se plantea un ejemplo de esta situación: Un profesor realiza una sesión de 45 minutos con 20 alumnos, la alumna Lupita no está interesada en la actividad, y crea 4 elementos de contenido cualquiera en unos segundos, y luego mira sus redes sociales, regresa a los 6 minutos y crea otros 4 elementos, y al minuto 12 crea 3 más, por otro lado el alumno David crea 1 en el minuto 3, otro más en el minuto 5, y otro al minuto 8, el profesor mira a Lupita en la lista y piensa que ha trabajado bien, pues tiene hasta ahora 11 elementos en 12 minutos, pero al llegar a David, piensa que ha aportado muy poco, por lo que le menciona que trate de esforzarse un poco más.

Lupita sigue repitiendo el patrón, mientras David se esfuerza en aportar más a la actividad cada minuto que pasa.

Al final de la actividad, David termina con 10 elementos, y Lupita sigue con 20, y aunque David estaba poniendo atención de inicio a fin, para el profesor, Lupita ha trabajado constantemente, aunque haya abandonado la actividad, esto, gracias a que el profesor no pudo identificar entre tantos participantes, que Lupita no estaba participando adecuadamente.

De la misma manera, durante el uso del “Muro Colaborativo” se pueden observar diferentes situaciones y comportamientos que, de no ser detectados a tiempo, pueden desvirtuar la actividad.

El objetivo de este trabajo de tesis es minimizar las desventajas que presenta el “Muro Colaborativo” actual brindándole al profesor una herramienta integrada a la aplicación, en la cual pueda ver no solamente las acciones que se llevan a cabo en la sesión de trabajo, sino también proporcionarle información e interpretaciones sobre el comportamiento de cada uno de los alumnos, permitiendo que el docente tome acciones correctivas antes de que la actividad se salga de control.

1.3.2 Problema de cómputo.

La variedad de los datos inherente a las aplicaciones de aprendizaje colaborativo, y el tiempo requerido para su generación complica su análisis e interpretación, pues a pesar de que se pueden establecer reglas para cada caso específico de la relación acción – tiempo requerido, el comportamiento de los usuarios durante la actividad variará drásticamente, incluso cuando se abordan temas similares.

Cuando el problema a tratar se vuelve dinámico en algún sentido, la pregunta de si el sistema y las reglas de control implementadas para controlar la actividad son útiles o no, permanece abierta (Pelta, Cruz, & Verdegay, 2009).

Controlar un sistema dinámico es un requerimiento esencial en los dominios donde un operador humano tiene que interactuar con un ambiente cambiante, tanto por razones autónomas, como a consecuencia de las acciones del operador, como es el caso de dar una clase.

La investigación psicológica sobre este tipo de sistemas se ha concentrado principalmente en cómo las personas aprenden a controlar sistemas nuevos para ellos, siendo la pregunta “¿cuál es el conocimiento necesario, - o por lo menos suficiente - para controlar un sistema?” (Schoppek, 2000).

Un sistema pequeño, utilizado en muchos estudios es el llamado – la fábrica de azúcar (Broadbent D. E., 1986) -, el cual tiene una variable de entrada y salida, con 12 estados posibles, resultando en un sistema de tamaño $12 \times 12 = 144$. Siendo este tamaño muy similar al propuesto para la herramienta de seguimiento del “Muro Colaborativo”.

La literatura sugiere que el conocimiento de entrada y salida (Input-Output Knowledge), resulta ser útil en sistemas pequeños, por lo que el enfoque de este trabajo abordará este tipo de conocimiento.

Se han obtenido diversos casos de éxito en los que se han utilizado técnicas de inteligencia artificial para el estudio y resolución de problemas con entradas conocidas pero aplicadas en diferentes periodos de tiempo, (ambientes dinámicos), que resultan en salidas diferentes para periodos de tiempo diferentes.

Estos proyectos comprenden desde problemas de pronóstico de desperdicios (LUPU & HOLBAN, 2013) y daño a estructuras por terremotos (Alireza & Alireza, 2008), hasta planeación y desarrollo económico (Wang, 2010).

La solución propuesta a nuestro problema se inspira en estos y otros trabajos estudiados, tomándolos como punto de partida para realizar las adecuaciones necesarias al proyecto que permitan la implementación de las técnicas de análisis e interpretación de comportamiento requeridos por la herramienta del “Muro Colaborativo”.

Los principales retos por superar comprenden, entre otros, elegir el tipo de herramienta para la exploración de los datos con los que cuenta el “Muro Colaborativo” y seleccionar la solución de inteligencia artificial que permita realizar agrupaciones o modelos de comportamientos con base en acciones realizadas por los usuarios.

Finalmente es necesario realizar modificaciones al formato de los datos generados por la aplicación del “Muro Colaborativo” para que sea compatible con las entradas esperadas por la herramienta de I.A. seleccionada, y presentar el resultado de ese análisis al usuario final, transformando los datos duros de salida a palabras que tengan sentido para el moderador de la sesión.

1.4 Solución propuesta al problema.

Se propone dotar al “Muro Colaborativo” de mayor capacidad para generar datos de uso de cada participante, para después darles una interpretación y sentido durante la ejecución de la actividad.

Se agregaron diversos campos a los datos que genera la aplicación actual, entre las adaptaciones más relevantes se encuentran:

Se añadió la fecha y la hora de las siguientes acciones: crear, compartir, desplazar, modificar y borrar. Adicionalmente se agregaron el número de veces que se ha movido, compartido y editado el mismo objeto.

Se incluyó un arreglo de configuración de lapsos de tiempo por acción, por ejemplo, configurar que se analice el número de objetos creados cada 3 minutos, y el número de objetos editados cada 1 minuto, la configuración que debe estar basada en la opinión de un experto en los tiempos razonables para cada una de las acciones.

Se creó un arreglo en el cual se guarda cada una de las veces que se ha repetido la acción durante un periodo de tiempo establecido, por ejemplo, cuántas veces se editó un objeto en un periodo de 3 minutos, y cuántas veces se desplazó un objeto en 1 minuto, los tiempos establecidos para cada acción son configurables en el arreglo descrito anteriormente en el punto 2.

Todos estos datos, por sí mismos, no aportan mucho más a lo que ya se tenía, por lo que para realmente aportar algo útil al docente, es necesario darles una interpretación. Como punto de partida para lograr este cometido, y debido a la naturaleza de la aplicación y de los datos que genera, se inició un primer análisis para dividir los datos en grupos (clusters) que tienen sentido, son útiles, o ambos, a través de analizar la estructura natural de los datos (Tan, Steinbach, Karpatne, & Kumar, 2018)

Dar este enfoque nos permitiría organizar en grupos, diferentes acciones realizadas por un usuario, al que se puede dar una interpretación o significado, por ejemplo, el grupo de características de un participante trabajando creando contenido, jugando o sin trabajar. Echando mano de algunos conocimientos previos de inteligencia artificial, se decidió realizar la interpretación del comportamiento a través de redes neuronales y árboles de decisión, pues son

una buena alternativa a las técnicas de análisis de clusters (Cheng & Titterington, 1994).

Finalmente, y con el motivo de mostrar al docente los resultados de la herramienta desarrollada de manera útil, y con un formato compatible al utilizado en la aplicación del “Muro Colaborativo”, se continuó utilizando la técnica del análisis de la tarea del grupo, pues tiene el potencial para complementar la captura de requerimientos que se escapan de la observación o que son difíciles de articular para los usuarios del sistema, y que por lo tanto serían difíciles de obtener con otros métodos (Valdez Valenzuela, 2017).

Tanto las interpretaciones de comportamiento obtenidos en la herramienta, como la integración visual en que se muestran los resultados, permitirán que se aproveche de mejor manera la aplicación del “Muro Colaborativo”, brindando al profesor no sólo una herramienta para realizar trabajo colaborativo, sino también para mejorar su entendimiento de la organización de los participantes dentro del salón de clases.

2. MARCO TEÓRICO

Durante el periodo de prueba del “Muro Colaborativo “, se observó la necesidad de organizar o distinguir las acciones realizadas por los participantes, de tal manera que se pudieran identificar en tiempo real, grupos de acciones como son la creación y edición de contenido, la eliminación de objetos, o la forma en que se comparte el contenido, así como el tiempo que se deja visible hacia otros compañeros.

En este capítulo, se muestran algunas técnicas de Inteligencia Artificial que permiten realizar el agrupamiento de diversos conjuntos de datos a través de su valor, incidencia, similitud, desigualdad, entre otros, que pueden ser utilizadas para el análisis, etiquetado e interpretación de las acciones realizadas por los usuarios de la herramienta del “Muro Colaborativo” en tiempo real. Estas técnicas han sido seleccionadas de la literatura consultada por resultar útiles en la resolución de problemáticas con necesidades similares a las del proyecto, como son cambio de valor en ventanas de tiempo, recurrencia o relaciones de dependencia.

Árboles de Decisión.

Los árboles de decisión permiten desplegar de una forma gráfica y analítica, cada uno de los eventos que pueden ocurrir debido a una decisión asumida en un momento particular, en un conjunto de varias posibilidades, lo que permite aumentar las probabilidades de tomar la mejor decisión.

Una regla popular en los nodos internos del árbol está basada en umbralizar el valor de las características, es decir, dividir las en dos grupos (Shai & Shai, 2014), por ejemplo, objetos creados < 4 y objetos creados > 1 . Típicamente se tienen valores discretos en las ramas, aunque no se limitan solamente a ellos.

Esta técnica se agrupa en dos grandes categorías, los algoritmos de partición, los cuales dividen el conjunto de observaciones en k clusters, con k definido inicialmente por el usuario, y los algoritmos jerárquicos, los cuales generan una jerarquía de divisiones a través de disociar un gran conglomerado en otros más pequeños hasta que las observaciones quedan en distintos grupos (De la Fuente Fernández).

Entre las facilidades que brinda el utilizar un árbol de decisiones podemos encontrar que nos permite plantear con claridad las opciones a analizar de un problema concreto, permitiendo visualizar rápidamente todas las consecuencias de las posibles decisiones que se tomen.

Los árboles de decisión son uno de los métodos de aprendizaje inductivo más utilizado (Priore, De la Fuente, Pino, & Puente, 2004), pues permiten que cualquier hipótesis encontrada que clasifique un número suficientemente grande de ejemplos de entrenamiento, clasificará otros ejemplos no observados (QUINLAN, 1986).

Este primer acercamiento permite responder preguntas como: ¿Cómo formar grupos? ¿Cómo medir la similitud de sus elementos? ¿Cuántos grupos formar?

2.1 Redes Neuronales.

Existe una amplia variedad de usos para las redes neuronales, entre los que se encuentra el estudio del control y comportamiento en animales y máquinas, así como reconocimiento de patrones, entre otros, pero en general, se pueden clasificar a través de tres parámetros; a) sus propiedades de interconexión (por ejemplo, recurrente o propagación de entrada); b) por su aplicación o función (clasificación, asociación, optimización); y c) por sus reglas de aprendizaje (supervisado, no supervisado, reforzamiento etc.)(Fu, 2003).

Las redes neuronales tienen la capacidad de generalizar y asociar datos, por lo que esto resulta en un alto grado de tolerancia a la falla hacia datos ruidosos o incompletos.

Una Red Neuronal es un conjunto de elementos de procesamiento simple interconectados, que simulan a las neuronas biológicas, capaces de procesar información a través de un proceso de adaptación similar a la sinapsis. La sinapsis es modelada como un número o peso, que representa la fuerza de la señal, de tal forma que cada entrada se multiplica por el peso, y posteriormente se procesa por una función matemática, que determina la activación de la neurona, finalmente, existe otra función que calcula la salida de la neurona. La combinación de varias de estas neuronas es lo que les permite procesar información (Gershenson, 2003).

El aprendizaje de la red se implementa a través de presentar un conjunto de datos de entrenamiento a las neuronas de entrada, los nodos calcularán la matriz de pesos asociados a cada neurona a través de las funciones de procesamiento, y posteriormente se verificará que la salida de la función de activación de la red neuronal corresponde con el resultado esperado.

Existen diferentes métodos para el cálculo de la matriz de pesos, sin embargo, el aprendizaje puede dividirse en dos grandes grupos, aprendizaje supervisado, en el cual se cuenta con un conjunto de datos conocido y el cual es utilizado en el ajuste de los pesos para obtener la salida deseada, y el no supervisado, el cual tiene como objetivo describir la estructura de los datos con un fin exploratorio.

A continuación, se muestra una representación gráfica genérica de un nodo neuronal, donde $X_1 \dots X_m$ representan un valor de entrada, $W_{k1} \dots W_{km}$, los valores de pesos, Σ la función de procesamiento y ϕ la función de activación.

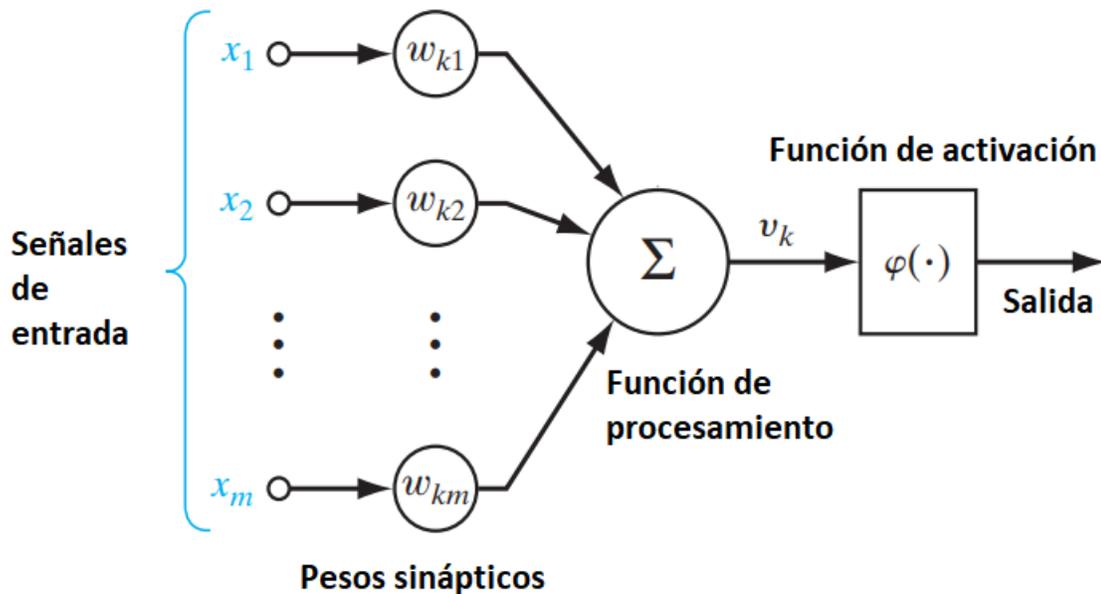


Figura 2. Modelo de una Red Neuronal Artificial.

En este trabajo de tesis, se utilizó una función de activación φ basada en un umbral, cuyo valor típico corresponde a 1 y 0, o en su defecto a 1 y -1, un valor positivo se tomará como excitación de la sinapsis de la neurona, y un valor -1 o negativo como la inhibición. La función anterior es de las más sencillas, y no involucra un procesamiento alto, por lo que es ideal para ser utilizada en dispositivos con una capacidad de cálculo limitada como smartphones o tabletas, sin embargo, existen otras funciones de activación, como son la función sigmoideal y funciones probabilísticas más complejas.

2.2 Red Neuronal Asociativa.

Una Red Neuronal Asociativa es un subconjunto de Redes Neuronales que poseen una matriz de memoria coincidente con el conjunto de patrones de

entrenamiento, es decir, los pesos asociados a sus nodos guardan el promedio de correlaciones entre todos los componentes de los patrones entrenados.

Esto las hace ideales para el reconocimiento de patrones, como por ejemplo imágenes, voz o texto, debido a que, al suministrarse nuevos datos de entrada, como son patrones desconocidos, o sin entrenar, la red puede proveer una aproximación razonable de la salida correcta utilizando las correlaciones guardadas en la fase de entrenamiento, sin la necesidad de crear una nueva composición neuronal (V. Tetko, 2008). A esta capacidad se le llama generalización.

La generalización es un atributo imprescindible para la interpretación del comportamiento en el proyecto debido a que sería inviable establecer todas las posibles combinaciones de acciones que realiza un usuario, dentro de una sesión, en un tiempo determinado.

2.3 Tecnologías web

La herramienta del “Muro Colaborativo” fue diseñada para utilizarse en las aulas de clase, en las cuales no se puede garantizar tener equipos especializados como servidores o computadoras de escritorio, por lo tanto, se desarrolló con la capacidad de ejecutarse en diversos dispositivos, incluyendo laptops, tabletas y teléfonos inteligentes. Para lograr esta compatibilidad, se tomó la decisión de desarrollarla en forma de una aplicación web, tecnología capaz de intercambiar información entre dispositivos de diferentes tipos, a través de protocolos de comunicación preestablecidos, de entre los cuales se eligió el Hyper Text Transfer Protocol (HTTP), así como un conjunto de herramientas compatibles con el mismo, y que se describen a continuación.

2.3.1 HTML

Hyper Text Markup Language es el lenguaje que permite la representación gráfica del contenido hacia el usuario del navegador, consiste de un documento de texto donde se especifica la información que se mostrará al usuario e instrucciones de cómo hacerlo. Para el despliegado de la información, trabaja en conjunto con otras herramientas para dar estilo al contenido como son las hojas de estilo CSS y bibliotecas como JQuery. Actualmente va en su versión 5.

2.3.2 CSS

Cascading Style Sheets, es un lenguaje creado por el consorcio World Wide Web para dar estilo a las páginas HTML. La propiedad de Cascada se refiere a que las reglas de estilo o apariencia definidas inicialmente son heredadas por los estilos subsecuentes, esto contempla características como colores, tipografía, tamaño, posición, entre otros, las cuales pueden organizarse en diferentes archivos CSS para una mejor administración (Burkert, Telma Stöckle, & Rogerson, 2012).

2.3.3 HTTP

Es un protocolo para sistemas distribuidos, colaborativos y de información de hipermedia(W3C, 1994), basado en la arquitectura cliente-servidor. Establece la forma en que se intercambia información entre un cliente web y un servidor HTTP, a través de operaciones de solicitud y respuesta, y los recursos asociados a las mismas.

Los recursos son localizados a través de un Uniform Resource Locator (URL), el cual provee de nombres al contenido web (Smith, 1996), el cual puede ser archivos multimedia, documentos HTML, documentos JavaScript, entre otros.

El lenguaje JavaScript es el lenguaje de programación más utilizado en el desarrollo de aplicaciones web (Jiang, Sleiman, Mingzhi, & Yuanwei, 2010), por lo que existen diversas tecnologías asociadas a él y ampliamente utilizadas en

el mundo, como son JQuery, que sirve para manipular y dar estilo a los objetos del documento HTML, AJAX, que permite actualizar las páginas web sin necesidad de realizar nuevamente la petición de actualización de la página al servidor y Node.js, que permite utilizar JavaScript para crear aplicaciones web del lado del servidor, entre otras tecnologías asociadas.

2.3.4 JavaScript

En las primeras páginas web se debía esperar a que el usuario introdujera información, se enviara a procesar al servidor, y luego se mostrara la respuesta.

A partir de 1995, (Oracle) desarrolló una tecnología capaz de interactuar con el usuario sin la necesidad de hacer validaciones en un servidor web. Esta tecnología fue bautizada como LiveScript y se integró inicialmente en el navegador Netscape Navigator 2.0.

Live Script fue renombrado a JavaScript en honor a Sun Microsystem, empresa que logró popularizar el lenguaje por su parecido en nombre a Java, lenguaje muy popular en ese tiempo (Menéndez-Barzanallana Asensio). La ventaja de JavaScript, según el grupo de Mozilla, radica en que, para ser ejecutado y programado, no se necesita más que un navegador web compatible y un editor de textos, es un lenguaje interpretado y muy ligero, y que, al soportar múltiples paradigmas de programación, permite mucha flexibilidad al desarrollador.

2.3.5 JQuery

JQuery es una biblioteca de JavaScript para la manipulación de elementos de un documento HTML, brindando la capacidad de gestionar eventos, animaciones, widgets y otros programas en general del lado del cliente.

La aplicación de “Muro Colaborativo” que dio pie a esta tesis, demandó una arquitectura que soportara la transmisión de datos en tiempo real y una concurrencia de múltiples usuarios a la vez, por lo que se resolvió implementar como solución la tecnología de Node.js, que es un servidor que emplea JavaScript en la programación de sus rutinas, y que está diseñado para trabajar eficientemente con la transferencia de datos en tiempo real y con una alta concurrencia. A continuación, se presenta una introducción a Node.js, extraída del trabajo de tesis de la primera versión del Muro Colaborativo.

2.3.6 Node.js

Se trata de una plataforma empleada como servidor, basada en la máquina de ejecución de Google Chrome, diseñada para construir aplicaciones en red escalables, multiplataforma y robustas de manera rápida y fácil, además de estar optimizada para emplearse en aplicaciones que requieren de una intensa transferencia de datos en tiempo real (Gackenheimer, 2013).

Node.js provee una API (Application Programming Interface) con el propósito de brindar a los desarrolladores herramientas para crear aplicaciones web usando JavaScript como lenguaje de programación en el Back-end (Valdez Valenzuela, 2017).

3. DISEÑO DE UN MÓDULO DE AYUDA AL PROFESOR

El propósito de la herramienta de seguimiento es brindar al docente mayor información sobre las actividades realizadas en una sesión del “Muro Colaborativo”, organizando en diferentes grupos el comportamiento de los participantes con base en datos ya conocidos, mismos que son establecidos por docentes expertos en el manejo de grupos colaborativos.

Para lograr este cometido, es necesaria la interpretación de los datos sobre las acciones de cada uno de los participantes de la actividad en tiempo real, y no solamente mostrar al docente datos duros sobre cuántas veces o cuáles acciones se llevaron a cabo, tomando como base las características de los datos que se tienen en la versión anterior del “Muro Colaborativo”, se realizó la integración de nuevos datos, procesos y módulos a la aplicación.

Cabe mencionar que la interpretación de comportamiento debe lograrse sin perder la capacidad del docente de compartir, editar, y reanudar sesiones, funcionalidad encontrada en la versión anterior del “Muro Colaborativo.

3.1 Obtención de requerimientos

Debido a que, con un número considerable de participantes, no es fácil seguir la pista del tiempo empleado en las actividades realizadas, se propuso examinar a partir de las observaciones de la prueba con usuarios, y de consultas a docentes con experiencia en el manejo de grupos realizando actividades colaborativas, qué problemas siguen pendientes por resolver para un mejor seguimiento del trabajo realizado por los participantes.

Los docentes mencionan que debe existir *reciprocidad* entre los miembros del grupo o pares durante el trabajo colaborativo, lo cual le exige a cada uno, hacer

sus aportaciones debidamente argumentadas. Con base en esta característica, para que se considere que un usuario trabajó, debe haber creado y compartido al menos un elemento, así como realizar continuamente alguna acción de trabajo como es crear, editar, compartir o desplazar objetos.

El trabajo colaborativo implica el manejo de aspectos como el respeto a las contribuciones individuales de los miembros de un grupo; éstas, al mismo tiempo deberán ser tratadas en el grupo de forma crítica y constructiva.

Stigliano y Gentile (2006) conciben a la aportación en miembros de grupos colaborativos como: “un proceso de construcción, en el que se va dando forma y modificando sus ideas y dispuestos a seguir su indagación donde quiera que los lleve”.

Tomando esto en cuenta, el tiempo requerido para la creación y eliminación de los objetos por parte de los participantes debe ser coherente, y la información debe estar disponible para todos; pues el proceso de lograr consenso no es sólo de acuerdos o desacuerdos, sino también consenso de argumentaciones, un usuario no debe eliminar o modificar el contenido o posición de los objetos de otro usuario sin haber sido analizado por los miembros del grupo, lo que establece cierto tiempo necesario para llevar a cabo cada una de esas acciones. Lo mismo debe considerarse al cambiar continuamente la posición de uno o varios objetos, en un corto periodo de tiempo.

Una tarea importante en el aprendizaje colaborativo es el papel que habrá de desempeñar el análisis que realice el coordinador (profesor, facilitador, instructor) respecto a las conductas que los estudiantes mantienen durante la práctica de colaboración, por lo que habrá de observar a cada grupo y registrar la frecuencia con que cada miembro contribuye al trabajo grupal.

En la interacción colaborativa el individuo no impone su visión, sino que argumenta su punto de vista, justifica, negocia e intentar convencer a sus pares, a continuación, se sugieren algunas acciones a evaluar durante una sesión de trabajo.

# de participante	Trabaja durante la tarea	Aporta ideas acordes a la tarea	Integra/sintetiza	Es consistente en sus publicaciones
Sujeto 1	-Elementos creados. -Elementos desplazados. -Elementos eliminados. -Elementos editados.	-Elementos creados. -Elementos compartidos.	-Cercanía de los elementos.	-Periodo de tiempo durante el que crea los elementos.
Sujeto n	“	“	“	“

Tabla 1. Acciones realizadas en un comportamiento de trabajo colaborativo.

3.2 Definición de los perfiles a identificar

Con base en las características del trabajo colaborativo, se definieron los perfiles de trabajo a analizar durante la sesión del “Muro Colaborativo” que serán el objetivo de la agrupación e interpretación del comportamiento, y son susceptibles a ser asignados a los participantes de la actividad, por ejemplo, si el docente solicita organizarse en grupos de 3 personas, podría asignarse a una persona a la búsqueda de información, otra a la creación de contenido y otra más a la edición o eliminación.

Los perfiles definidos se describen a continuación:

3.2.1 Perfil Trabajando.

Este perfil comprende un alumno que está aportando ideas y contenido a la actividad de manera constante y congruente, y las etiquetas asignadas son combinaciones de las acciones que se pueden realizar dentro del “Muro

Colaborativo”, por ejemplo, “trabajando creando”, “trabajando desplazando”, “trabajando modificando” o “trabajando eliminando”.

Los indicadores de que este perfil está llevándose a cabo de manera correcta comprende la evaluación de las siguientes acciones:

Crear y compartir contenido: Se comprende un mínimo de 30 segundos desde la creación hasta la compartición del contenido.

Editar contenido: Se comprende un mínimo de edición de 1 minuto. En caso de que la persona que esté realizando la edición, no sea quien creó el contenido, entonces se consideran al menos 3 minutos, en los cuales previamente se habrá realizado un consenso sobre lo que debería ser el nuevo contenido del objeto editado.

Desplazar contenido: El desplazamiento de contenido no se ha limitado en términos de tiempo ni distancia, tampoco está sujeto a consenso.

Eliminar contenido: De la misma manera en que se realiza la edición de contenido deben esperarse al menos 3 minutos, en los que debió realizarse el consenso del contenido a borrar en caso de no haber sido creado por la misma persona que lo borró.

3.2.2 Perfil Jugando.

Este perfil comprende un alumno que está creando, compartiendo, editando o eliminando contenido de manera constante, pero incoherente, es decir, que los tiempos en que realiza las acciones no corresponden a un comportamiento normal.

Crea y comparte contenido en un tiempo y cantidad de repeticiones irrazonablemente corto, es decir, el contenido que crea no tiene sentido o no

aporta nada a la actividad y sólo saturaría el área de trabajo, por ejemplo, crear 5 textos de 1 sola palabra en menos de 30 segundos.

Edita contenido en un tiempo y longitud irrazonablemente cortos, por ejemplo, edita 3 textos diferentes, dejándolos en una sola palabra, o vacíos en menos de 3 minutos.

Borra contenido en un tiempo irrazonablemente corto, por ejemplo, elimina 5 elementos en menos de 30 segundos, lo que indicaría que no hubo un consenso en la eliminación del material.

3.2.3 Perfil Sin Trabajar.

Este perfil comprende la suspensión total de las actividades realizadas por un participante, es decir, que no ha realizado ninguna acción correspondiente al perfil trabajando en un periodo de más de 5 minutos.

3.2.4 Definición de escenarios.

Con base en los perfiles descritos anteriormente, se definieron los siguientes escenarios de prueba para verificar los resultados del módulo de interpretación de comportamiento antes de ser sometido a pruebas reales, con la intención de medir el porcentaje de éxito en el etiquetado, a modo de pruebas unitarias, y comprobar su efectividad antes de realizar pruebas integrales con archivos más complejos.

#Usuario	Descripción de la acción	Tiempo requerido	Hora de finalización estimada
1	Crear contenido	10 a 15 segundos	0:15
2	Crear contenido	10 a 15 segundos	0:20
1	Desplazar contenido	5 a 10 segundos	0:25
1	Crear contenido	10 a 15 segundos	0:35
1	Desplazar contenido	5 a 10 segundos	0:45
2	Mover contenido	10 a 15 segundos	0:50
1	Crear contenido	10 a 15 segundos	1:00

Tabla 2. Escenario de actividades #1

#1.Escenario 1: El usuario 1 se propone a crear contenido y compartirlo, realiza 3 creaciones en 1 minuto, también realiza 2 movimientos. La evaluación del comportamiento por parte del experto indica que a pesar de que el alumno está trabajando, el tiempo que ha empleado en la creación del contenido ha sido insuficiente para considerarlo como una conducta de creación normal, por lo que debe asignarse la etiqueta de “jugando”.

Respecto al usuario 2, que ha creado contenido 1 vez y movido contenido hasta 30 segundos después, se ha considerado como “trabajando creando” por parte del experto, debido a que la creación tiene mayor impacto que el desplazamiento.

#Usuario	Descripción de la acción	Tiempo requerido	Hora de finalización estimada
1	Crear contenido	10 a 15 segundos	0:15
2	Editar contenido	10 a 15 segundos	2:30
2	Editar contenido	10 a 15 segundos	3:20
1	Desplazar contenido	10 a 15 segundos	3:30
2	Editar contenido	10 a 15 segundos	5:30
2	Crear contenido	10 a 15 segundos	6:15
1	Desplazar contenido	10 a 15 segundos	7:15
1	Desplazar contenido	5 a 10 segundos	9:30
1	Desplazar contenido	5 a 10 segundos	12:45

Tabla 3. Escenario de actividades # 2

#2.Escenario 2: El usuario 1 crea un primer objeto, y posteriormente sólo desplaza contenido por la pantalla por los próximos 15 minutos, esto no es considerado como una acción de trabajo por el experto, para el caso de mover el mismo elemento una y otra vez, pues bien podría ser un movimiento realizado únicamente para no marcarse como inactivo en el panel de seguimiento, por lo tanto se asigna la etiqueta de “sin trabajar”. El usuario 2 está trabajando editando desde un inicio, y luego pasa a crear, por lo que la etiqueta asignada sería “trabajando editando” al tener mayor repeticiones de esa acción.

#Usuario	Descripción de la acción	Tiempo requerido	Hora de finalización estimada
1	Crear contenido	10 a 15 segundos	0:15
2	Crear contenido	10 a 15 segundos	0:20
1	Editar contenido	10 a 15 segundos	1:20
1	Desplazar contenido	5 a 10 segundos	1:40
1	Crear contenido	10 a 15 segundos	3:30
2	Desplazar contenido	5 a 10 segundos	0:40
1	Editar contenido	5 a 10 segundos	4:00
2	Crear contenido	10 a 15 segundos	5:20
1	Eliminar contenido	5 a 10 segundos	6:00
1	Eliminar contenido	5 a 10 segundos	6:10
1	Eliminar contenido	5 a 10 segundos	6:20

Tabla 4. Escenario de actividades #3.

Escenario 3: En este escenario, el usuario 1 se manifiesta trabajando normalmente hasta el minuto 6, momento en el que empieza a eliminar contenido de una manera muy rápida, esto puede deberse a dos situaciones: a) en común acuerdo se definió eliminar cierto contenido que ya no era de valor para la actividad, por lo que se le pidió al usuario realizar la eliminación del contenido; y b) En la cual el usuario decide borrar contenido sin previo consenso del grupo. Por lo tanto, este aspecto debe ser evaluado por el docente en cuanto aparezca la etiqueta de “Eliminando”. Por otra parte, el segundo usuario sería etiquetado como trabajando, luego sin trabajar, y nuevamente trabajando, teniendo en cuenta que el desplazamiento intermedio del minuto 0:40 fue producto de acomodar la primera creación.

Se considerará que el módulo de interpretación resulta útil si genera más del 75% de los resultados esperados, en cada caso se someterá a la herramienta a interpretar el mismo conjunto de acciones realizado por cada uno de los

participantes durante las sesiones grabadas previamente del “Muro Colaborativo”.

Para la configuración de cada uno de los métodos de interpretación, se podrá ajustar de manera mínima cada uno de los archivos de pruebas, agregando o modificando los registros, cuando exista la necesidad de probar casos específicos; pero siempre tratando de apegarse al flujo de la actividad original para reflejar los comportamientos reales con la mayor exactitud posible.

3.4 Definición de los campos necesarios

Se planteó la inclusión de los siguientes campos a la información generada por la aplicación del “Muro Colaborativo”:

Objetos totales: Es el número total de objetos creados por el usuario durante la sesión.

Objetos totales modificados: Es el número total de objetos modificados por el usuario durante la sesión.

Objetos totales desplazados: Es el número total de objetos desplazados (cambiados de posición en el área de trabajo) por el usuario durante la sesión.

Acciones totales: Es la suma de todas las acciones de objetos realizados por el usuario durante la sesión.

Hora de última acción: Es la hora en que el usuario realizó la última acción durante la sesión.

Fecha de creación: La fecha en que se creó el objeto.

Fecha de modificación: La fecha en que se modificó el objeto.

Número de modificaciones: El número de veces que se ha modificado el objeto.

Fecha de movimiento: La fecha del último cambio de posición.

Número de movimientos: El número de veces que se ha movido el objeto.

Por otro lado, para que el docente tenga una mejor idea de la frecuencia con la que realizan las acciones cada uno de los grupos de trabajo, es necesario mantener en todo momento un registro de tiempo de las acciones realizadas anteriormente, con respecto a las realizadas en el momento actual, para lo cual se propone la creación de dos arreglos con la información referente a las acciones de los usuarios, arreglos que se describen a continuación:

Información Actual: Es un arreglo que contiene la información del comportamiento actual de los usuarios.

Información Anterior: Es un arreglo que contiene la información de los usuarios desde el último cálculo de comportamiento, se utiliza para encontrar las diferencias entre el comportamiento anterior y el actual.

Cuando se concluye una sesión en la versión anterior del “Muro Colaborativo”, se pierde toda la información acerca de las estadísticas de uso, una vez que ha sido finalizada. Los nuevos datos generados en la aplicación de “Muro Colaborativo” son guardados en el archivo de sesiones, el cual mantiene toda la información, desde el inicio de la actividad hasta su finalización.

Además, mantiene un registro, por lapsos de tiempo definidos en la configuración, del número de acciones realizadas por cada participante del “Muro Colaborativo”.

El profesor no tiene forma de recordar cómo fue la evolución de los alumnos para planear prestar especial atención a ciertos usuarios.

Se propuso la creación de un archivo llamado históricoComportamiento.txt, el cual es un archivo de texto plano que guarda por usuario una marca de tiempo sobre los cambios de comportamiento, es decir, el cambio de etiqueta asignado, detectados durante la actividad.

3.5 Diseño del proceso de seguimiento de comportamiento.

Una vez establecidos los nuevos datos generados, se puede entonces diseñar el proceso a ejecutar por la herramienta de seguimiento del comportamiento del usuario, la cual se describe a grandes rasgos a continuación:

1. Leer el archivo de configuración del módulo de interpretación a utilizar.
2. Cargar los patrones de entrenamiento.
3. Leer el archivo de sesiones del “Muro Colaborativo”.
4. Para cada usuario, cargar la información de los objetos que le pertenezcan al arreglo en memoria.
5. Para cada usuario, crear la matriz de acciones realizadas.
6. Para cada usuario, procesar las acciones a través del módulo de interpretación de comportamiento.
7. Para cada usuario, comparar los datos de la matriz de acciones actual, con los datos de la matriz de acciones del ciclo de evaluación pasado.
8. Actualizar el etiquetado y las nuevas acciones en la interfaz gráfica.
9. Reemplazar los datos de la matriz de acciones del ciclo de evaluación pasado, con los datos del ciclo actual.
10. Repetir del paso 4 al paso 9 hasta finalizar la actividad.

3.6 Diseño de las pruebas

Debido a las complicaciones implicadas en la realización de pruebas de usuarios reales, como son el traslado del equipo electrónico de tabletas o laptops, proyectores y puntos de acceso a un salón de clases; establecer las

actividades para una clase real, así como reunir 10 alumnos o más para una sesión en vivo, se decidió realizar la grabación de una serie de pruebas controladas dentro del laboratorio con el apoyo de 6 personas, cada una tuvo asignado un perfil diferente de trabajo, acordado previamente a la realización de la actividad y el cual pertenece a alguno de los descritos en la

3.2 Definición de los perfiles a identificar.

En estas pruebas se replicaron las acciones llevadas a cabo durante las sesiones previas del “Muro Colaborativo” de “Sujeto de derecho”, “Género” y “Sistema de justicia penal”, para posteriormente realizar simulaciones sobre los datos recolectados durante las sesiones de grabación.

Con estos planes de actividades, se generaron archivos de texto plano con los nombres ***sesión_sujeto_derecho.csv***, ***sesión_genero.csv*** y ***sesión_justicia_penal.csv***, los cuales guardan la información sobre las acciones realizadas durante las sesiones de pruebas. El formato de dicho archivo es el siguiente:

Hora, id usuario, acción, coordenadas finales (en caso del desplazamiento de un objeto), se ejemplifica brevemente cómo se ven algunos registros del archivo de pruebas:

10:15 111111, iniciar sesión, null

10:16, 222222, ingresar, null

10:20, 222222, crear objeto, 100,200

10:25, 222222, eliminar objeto

4. DESARROLLO DEL MÓDULO DE INTERPRETACIÓN DEL COMPORTAMIENTO.

El primer acercamiento fue realizado a través de un algoritmo simple del tipo sí-no, estableciendo diferentes banderas para cada una de las interacciones posibles en el “Muro Colaborativo”.

Conforme se avanzó en la recolección de información en la literatura, se consideró realizar un análisis más especializado de los datos para interpretar las acciones de los usuarios, contemplando la posibilidad de utilizar diferentes tipos de técnicas de inteligencia artificial, como son los árboles de decisión y las redes neuronales de tipo perceptrón multicapa, redes de retropropagación, redes autoorganizadas y redes asociativas.

Sin embargo, las redes de retropropagación fueron descartadas a causa de que el cálculo de los pesos está implícito en su diseño de topología, por lo que para modificar la red neuronal ya en la aplicación al proyecto, modificar, es necesario realizar de nuevo el proceso de aprendizaje, y la validación de ésta antes de ser utilizada, lo que dificultaría reanudar una sesión pendiente, debido a que la red neuronal requeriría de un “reinicio” para poder tomar los valores leídos de la última sesión.

Asimismo, se descartaron las redes neuronales cuyo método de aprendizaje fuera del tipo no supervisado, como las redes autoorganizadas, pues es necesario comparar el resultado de salida de la red, con los resultados esperados sugeridos por los expertos.

Los problemas encontrados en las redes neuronales anteriores dejaron como opción las redes de tipo asociativo, entre las cuales se encuentra la Red Neuronal de Hopfield, y que se consideró debido a sus características, como una buena opción para solucionar el problema de manera satisfactoria.

4.1 Algoritmo basado en banderas.

A continuación se presenta a grandes rasgos el proceso de agrupación inicial a través de pseudocódigo, cabe destacar que el nombre de las variables está basado en la definición de los campos necesarios para la nueva versión del “Muro Colaborativo”.

maximoAccionesMinuto = [Valores proporcionados por el experto]

Para i=0; i<tamaño de arregloObjetos; i++

informacionActual[idUsuario].objetosTotales=1;

informacionActual[idUsuario] = [características de cada objeto leído]

informacionActual[idUsuario].accionesTotales=infoObjeto.numeroModificaciones;

informacionActual[idUsuario].accionesTotalesEsteMinuto+=infoObjeto.numeroModificaciones;

informacionActual[idUsuario].accionesTotalesEsteMinuto+=infoObjeto.numeroMovimientos;Si(accionesTotalesEsteMinuto>maximoAccionesMinuto)

estatus = ‘jugando’;

Si (accionesTotalesEsteMinuto> 0

ó

informacionActual[infoObjeto.idUsuario].horaUltimaAccion>informacionAnterior[infoObjeto.idUsuario].horaUltimaAccion)

estatus = ‘trabajando’;

Si ((minutosActuales-horaUltimaAccion>banderaMinutosNoHaceNada)

estatus = sin trabajar’;

Si (minutosActuales-horaUltimaAccion>minutosNoHaceNada

estatus= sin trabajar’;

Esta primera aproximación, aunque simple y efectiva para los casos más comunes, está muy alejada de la realidad, al considerar que un usuario estaba trabajando a pesar de realizar acciones que fueran dañinas para la colaboración, como lo es el caso de crear mucho contenido en un periodo corto de tiempo; adicionalmente, codificar cada uno de los casos en que una acción sí debería considerarse como trabajo y no como juego, haría demasiado complicado el algoritmo para una futura actualización.

Para poder dotar de “más inteligencia” al algoritmo, se utilizó una biblioteca llamada learningjs desarrollada por Yandong Liu en 2011, estudiante de Carnegie Mellon’s School of Computer Science, liberada bajo la licencia MIT para su uso no comercial, con la cual se implementan los árboles de decisión con el algoritmo C4.5, desarrollado por Ross Quinlan.

La utilización de esta biblioteca es a través de un archivo en formato CSV, que es un archivo de texto plano donde los valores se separan por comas, y en el cual se especifican los nombres de las características en la primera fila, y a continuación los valores que se tomarán para la evaluación, en forma sucesiva, y su resultado. Para el proyecto se utilizarían la cantidad de repeticiones realizadas de cada una de las acciones disponibles, y como resultado la etiqueta asociada a ellas.

Por ejemplo:

Label	crear	modificar	desplazar	compartir	esperar	eliminar	comportamiento
Feature _type	real	real	real	real	real	real	text
N	0.7	0.7	0.7	0.7	0.3	0.7	trabajando
N	8	0	0	8	60	5	Sin trabajar

Tabla 5. Características del archivo CSV de entrada.

4.2 Árboles de Decisión

Dentro de las primeras pruebas de la utilización de este algoritmo se realizó un árbol de decisión binario, el cual se evaluaba cada 4 segundos, para comprobar que el algoritmo funcionara correctamente.

A continuación, se muestra el primer árbol desarrollado:

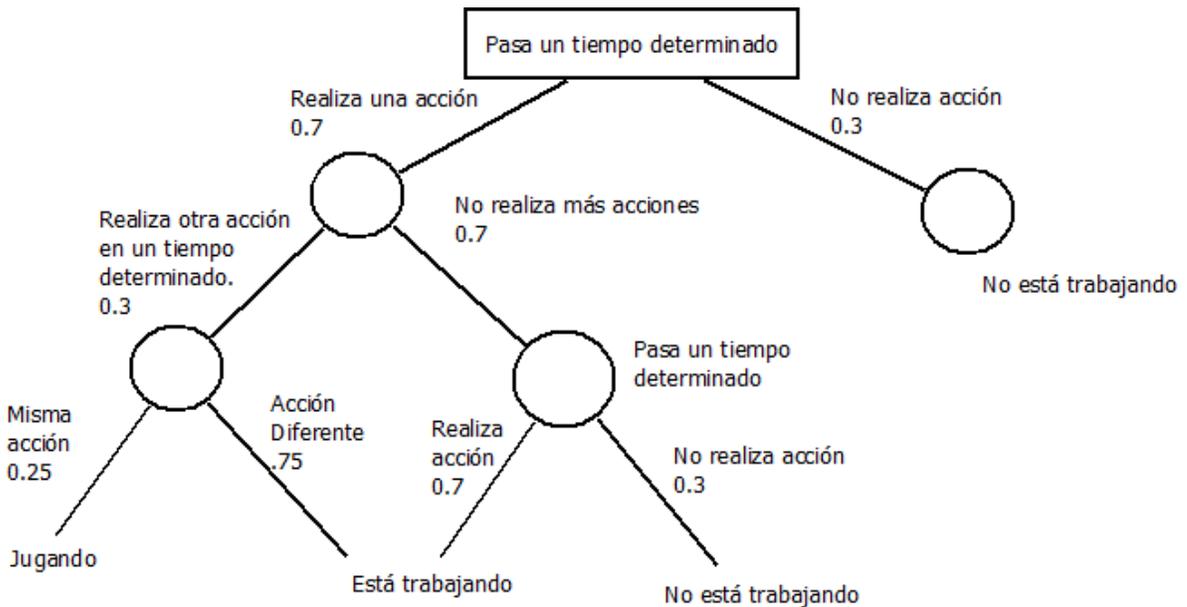


Figura 3. Primer árbol de decisión para probar la biblioteca learning.js.

Cabe mencionar que los porcentajes utilizados en cada uno de los eventos fueron obtenidos tras la revisión de las grabaciones de las pruebas realizadas durante la utilización del “Muro Colaborativo” de las versiones anteriores.

El algoritmo asignó correctamente el 85% de las etiquetas a las acciones realizadas por los usuarios, por lo que se consideró como una buena opción para seguir desarrollando el proyecto utilizando esta biblioteca.

El árbol se fue adecuando conforme se agregaban los nuevos parámetros al “Muro Colaborativo”, ajustando los porcentajes de decisión y considerando el tipo de acción que se realizaba, del mismo modo, se fue analizando el nivel de entropía generado por cada uno de los tipos de acciones, la entropía se refiere al grado de homogeneidad de la información resultante en el grupo después de la decisión, por ejemplo, si se realiza la acción de crear elementos, ésta es más probable que signifique que el alumno está trabajando, o jugando, dependiendo de la cantidad de elementos que se hayan creado, lo mismo pasa con la eliminación, es decir, a partir de la pregunta de cuántos objetos se han creado o eliminado en un periodo de tiempo específico, podemos deducir con mayor seguridad el comportamiento; sin embargo no pasa lo mismo con la pregunta, ¿cuántas veces se ha movido un elemento?, pues mientras no se conozca al menos cuánta fue la distancia recorrida, no podríamos definir si el número de movimientos fue a causa de problemas al manipular la tableta o el celular, o si fue que el elemento se movió por toda la pantalla a propósito, por lo tanto, un número alto o bajo de movimientos no permite saber con seguridad si se está trabajando o jugando, lo cual significaría poca ganancia de información, es decir, una entropía alta.

A continuación, se muestra una de las iteraciones posteriores, una vez incluido el tipo de acción y cómo repercute su repetición en la actividad del “Muro Colaborativo”.

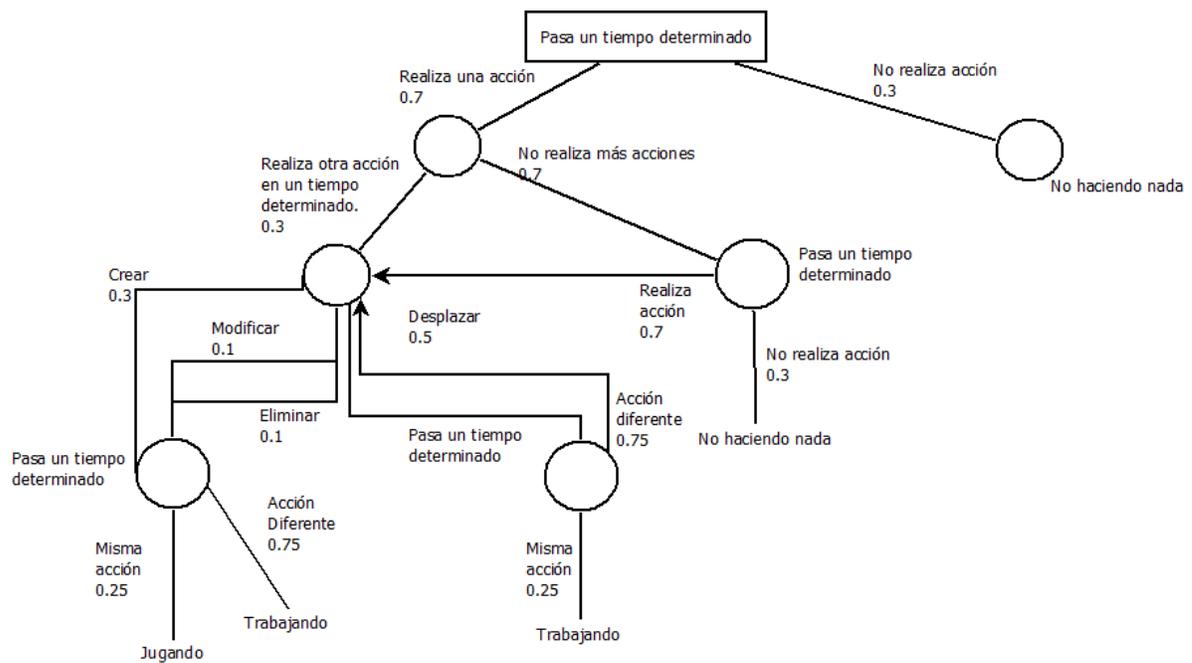


Figura 4. Árbol de decisión que incluye tipo y recurrencia de las acciones del usuario.

Con base en los resultados de los enfoques propuestos del capítulo 5, se analizó la viabilidad de implementación de redes neuronales para tratar de mejorar los resultados de la clasificación.

4.3 Red Neuronal de Hopfield

Las Redes Neuronales Asociativas tienen la característica de “guardar en memoria” el conjunto de entrenamiento, el cual puede ser utilizado por diferentes implementaciones de la red, a diferencia de sus homónimas de propagación, cuyos patrones de entrada y pesos calculados, son desechados una vez que se entrena la red.

Esta característica, no sólo permite guardar los pesos de los patrones aprendidos, sino también, nos da la flexibilidad de editar los pesos de

entrenamiento y evaluación en tiempo real, con tan sólo editar el archivo de texto plano **pesos.txt** generado para los pesos. Además, al tener un aprendizaje supervisado, el entrenamiento puede llevarse a cabo poco antes de la actividad en caso de ser necesario.

De entre las opciones de Redes Neuronales Asociativas, se eligió la red de Hopfield, la cual hace uso de matrices con valores binarios, por lo que el uso de la memoria RAM se reduce considerablemente en comparación con otras RNA, facilitando su implementación en dispositivos móviles como tabletas o teléfonos inteligentes.

Cabe destacar que en sus versiones más sencillas, la Red de Hopfield no requiere de ninguna clase de biblioteca para el manejo de operaciones matemáticas complejas, por lo que puede ser programada y adecuada al proyecto sin mayor complicación, permitiendo así que el código sea más ligero y al mismo tiempo liberando a la aplicación de tener que apegarse a alguna licencia de uso.

El problema de la representación de los datos se aborda fácilmente, considerando al seguimiento de los comportamientos como una matriz de valores, en los que, para un determinado número de acciones realizadas por el usuario, corresponde el mismo número de valores “1” en las columnas de la matriz, el límite de nodos puede ser determinado en la configuración de la aplicación antes de ser iniciada, modificando el archivo de texto de configuración **seguimiento.js**.

En la siguiente tabla se presenta un ejemplo de la representación visual de cada una de las acciones, por cuestiones de espacio sólo presentaremos 4 acciones diferentes, y hasta 5 repeticiones de la misma acción:

Supongamos que en el minuto 5 de la sesión del “Muro Colaborativo” se construye la siguiente matriz de comportamiento.

5	1	-1	-1	1	-1
4	1	-1	-1	1	-1
3	1	-1	-1	1	-1
2	1	1	1	1	-1
1	1	1	1	1	-1
Cantidad	Objetos totales	Objetos modificados	Objetos desplazados.	Objetos creados	Objetos eliminados

Tabla 6. Comportamiento del usuario en el minuto 5.

En la columna cantidad, se muestra el número de repeticiones de la acción representada con el texto inferior, un 1 quiere decir que se realizó la acción, y un -1 que no se ha realizado, es decir, en la columna “Objetos totales”, se representa con cinco 1’s la cantidad de objetos totales que ha creado un usuario x, ahora, supongamos que de esos cinco, cuatro fueron creados en el minuto 5, dos objetos se modificaron y dos objetos se movieron.

Ahora supongamos que anteriormente la red fue entrenada para inferir que el un usuario está jugando, cuando la matriz de comportamiento “es razonablemente parecida o igual” a juicio de la RNA, la tabla 7 del siguiente ejemplo representa el caso:

5	-1	-1	-1	1	-1
4	-1	-1	-1	1	-1
3	-1	-1	-1	1	-1
2	1	-1	-1	1	-1
1	1	1	1	1	-1
Cantidad	Objetos totales	Objetos modificados	Objetos desplazados.	Objetos creados	Objetos eliminados

Tabla 7. Comportamiento de un usuario que está jugando.

Y que la siguiente matriz de la tabla 8 muestra un comportamiento de trabajo:

5	-1	-1	-1	-1	-1
4	-1	-1	1	-1	-1
3	-1	-1	1	-1	-1
2	1	1	1	1	-1
1	1	1	1	1	-1
Cantidad	Objetos totales	Objetos modificados	Objetos desplazados.	Objetos creados	Objetos eliminados

Tabla 8. Comportamiento de un usuario que está trabajando.

Entonces, la matriz generada en el minuto 5, representada por la tabla 6, será asociada al comportamiento descrito en la matriz 2, debido a que “se parece más”, a diferencia de la tabla 8, que “se parece menos”. Por tanto, se etiquetará al usuario en el minuto 5 con el estado de “jugando”.

Esta flexibilidad para acercarse a algún resultado nos permite englobar múltiples matrices de comportamientos similares a una misma etiqueta; es decir, a diferencia de los parámetros utilizados en los árboles de decisión y en el algoritmo de banderas, en los cuales simplemente se establecía un valor límite para determinar el grupo o etiqueta de un usuario, utilizando una Red Neuronal de Hopfield el umbral sería flexible en un rango de valores, y podría asignarse cada una de las matrices generadas por la aplicación a un comportamiento previamente entrenado, sin necesidad de que sea igual.

El apartado de entrenamiento se realiza entonces, con conocimiento previo de un experto, quien establece parámetros en los cuales se considere a un alumno trabajando, o jugando, y contra los cuales comparar para hacer una aproximación al comportamiento del alumno, es decir, las matrices de entrenamiento de etiquetado serán la representación de la observación del

comportamiento de los vídeos de prueba del “Muro Colaborativo” y la experiencia proveída por un docente experimentado.

Si el experto dice que un participante está jugando si crea entre 8 y 10 objetos por minuto, o si mueve 3 objetos o más y elimina otros 2 en menos de 2 minutos, por ejemplo, entonces se crearía una matriz de comportamiento con ocho 1's, 3 1's y 2 -1's en “objetos totales, “objetos modificados” y “objetos eliminados” respectivamente, y al compararlo con la matriz de comportamiento generada por la aplicación en un minuto particular, entonces podría asociarse ese resultado a la etiqueta o grupo “jugando”, creado por el experto, si los valores de 1's y -1's se acercan lo suficiente al patrón entrenado.

Cabe destacar que esta red ha sido programada para que siempre asocie la entrada con alguna salida, así, aunque se le presente una matriz de comportamiento que no se parezca a ninguna de las generadas por los expertos, la red elegirá la que tenga los pesos más aproximados, sin importar cuán diferente sea.

Este tipo de representación permite agregar tantos atributos como sea necesario medir, simplemente añadiendo una columna más a la tabla, y recalculando la matriz de pesos en la fase de entrenamiento antes de llevar a cabo la actividad.

A continuación, se describe a grandes rasgos cómo es el diseño de la Red Neuronal de Hopfield utilizada en el proyecto.

Todos los nodos funcionan como neuronas de entrada y salida y están interconectados mutuamente.

Se utilizó la regla de Hebb, la cual menciona que el estado de correlación, es decir, el grado de influencia entre las variables (positivo cuando crecen o decrecen juntas, y negativo cuando una crece mientras otra decrece) es

reflejado por el cambio de peso entre dos nodos. En otras palabras, si varias neuronas se encuentran frecuentemente en el mismo estado, entonces los valores de sus nodos tenderán a ser positivos, mientras que si están en diferentes estados, tenderán a ser negativos.

La representación matemática del algoritmo es la siguiente:

$$peso(w)_{ij} = \frac{1}{N} \sum_{p=1}^n f(neurona1)_i^p f(neurona2)_j^p$$

Donde N es el número de patrones a guardar en la red, p es el patrón actual, f es la función de procesamiento, i es el i-ésimo bit de la neurona1 en el patrón p y j es el j-ésimo bit de la neurona2 del patrón p.

Para la simplificación de las operaciones de la red, se propone establecer una matriz cuadrada, donde cada nodo en el eje horizontal representa una característica, y cada nodo en el eje vertical, representa el número de acciones máximo a evaluar, en el caso, de que por ejemplo, se quieran evaluar hasta 10 repeticiones de una acción, y sólo se tengan 6 atributos, las columnas restantes se rellenarán con -1 hasta completar la matriz cuadrada.

Finalmente, el límite de capacidad en los patrones que se pueden almacenar viene dado por la fórmula:

$$PatronesGuardados = \frac{N}{2 \ln(N)}$$

$$Porlotanto \frac{25}{2 \ln(25)} = 3.88 \approx 3$$

Con N como el número de nodos en la red.

Para el ejemplo de las tablas, en las cuales se requieren computar 5 patrones, se requerirían entonces un mínimo de 25 nodos, debido a que las matrices propuestas son cuadradas.

La figura muestra el arreglo de neuronas que representaría una red de Hopfield para los ejemplos de las tablas de comportamiento, nótese que, al ser una matriz cuadrada, cada nodo tiene 4 conexiones con nodos vecinos, la quinta conexión es del nodo hacia sí mismo, la cual se omite al considerarse una conexión de peso 0, es decir, que no hay entrada generada por el nodo que excite a la neurona desde sí misma.

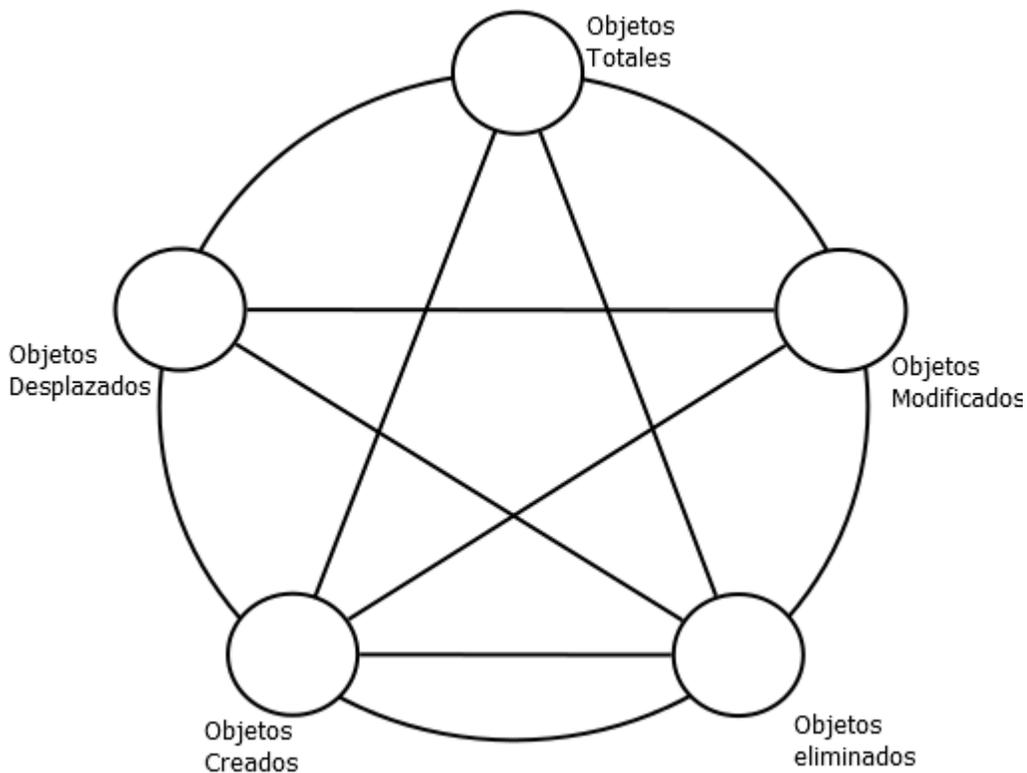


Figura 5. Red de Hopfield con 5 nodos.

4.4 Entrenamiento de la Red Neuronal.

A continuación, se listan los pasos realizados para el entrenamiento de la Red en cuestión:

Establecer el formato de los datos de entrada para la red, es decir, si se manejará como una matriz, o como un vector. Utilizar un arreglo matricial sería la representación más legible, pues estaría mucho más apegado a la representación gráfica, sin embargo, se decidió utilizar un vector, con separaciones en un número preestablecido de posiciones, que ahorraría tiempo de procesamiento como se verá en el paso 5.

Establecer el número de bits (nodos) que se evaluarán en la matriz de pesos, es decir, hasta cuántas repeticiones de cada acción es posible evaluar.

Cargar los patrones de entrenamiento establecidos previamente en un archivo de texto, en este caso, se configuraron en ***seguimiento.js*** sin embargo, podrían separarse en diferentes archivos sin mayor problema, para no editar el mismo archivo varias veces.

Obtener la matriz transpuesta del patrón de entrenamiento.

Multiplicar la matriz de entrenamiento por la matriz transpuesta.

En el caso de utilizar una matriz, sería necesario realizar 3 ciclos anidados for, el primero para guardar la línea actual, el segundo para guardar la columna actual, y el tercero para mantener la suma del elemento de cada una de las filas y columnas.

En el caso de utilizar un vector, sólo se tendrían que utilizar 2 ciclos anidados for, uno para recorrer el vector, y otro para mantener la suma de los valores, es por eso que se decidió utilizar un vector en vez de una matriz.

Establecer la diagonal en ceros, recordando que el peso de una neurona hacia sí misma es 0.

Realizar el mismo proceso para cada una de las matrices de entrenamiento.

Sumar cada una de las matrices entrenadas en una sola matriz, la cual tendrá la información retenida de cada uno de los patrones entrenados.

Para probar a qué patrón de entrenamiento “se parece más” la matriz del patrón de entrada, se realizan los siguientes pasos:

Multiplicar la matriz de entrada por la matriz con todos los patrones entrenados.

Aplicar la función de activación elegida, en este caso, utilizamos una función de umbralización simple.

Para todo valor encontrado en la matriz mayor a cero, asignamos un 1 al valor evaluado.

Para todo valor encontrado en la matriz menor o igual a cero, asignamos un -1 al valor evaluado.

Comparamos la matriz de 1's y -1's con los patrones de entrenamiento, es decir, los patrones originales, sin haber sido sometidos al proceso de entrenamiento.

En caso de que el proceso se cicle dentro de varios mínimos locales y no converja, se establecerá que el resultado sea la última matriz generada después de 5 iteraciones. El número de iteraciones de convergencia puede ser editado en el archivo ***seguimiento.js***.

5. RESULTADOS DE LOS ENFOQUES PROPUESTOS

El acercamiento clásico de un algoritmo con flujos de control de decisiones y banderas no es factible debido a que existen infinitas combinaciones de acciones, para cada uno de los participantes, mismas que van cambiando a lo largo del tiempo; por este motivo, fue descartado, dando preferencia a las técnicas de inteligencia artificial de árboles de decisión y redes neuronales.

5.1 Resultados de los árboles de decisión.

Con esta nueva arquitectura para el árbol, se sometió el algoritmo a probar el etiquetado de los 3 escenarios previamente generados, obteniendo los siguientes resultados:

Escenario	Usuario	Etiqueta Asignada	Etiqueta Esperada
1	1	Jugando	Jugando
1	2	Trabajando Creando	Trabajando Creando
2	1	Trabajando desplazando	Sin hacer nada
2	2	Trabajando creando	Trabajando editando
3	1	Jugando	Trabajando eliminando
3	2	Trabajando creando	Trabajando creando

Tabla 9. Resultados del etiquetado asignado y esperado para los escenarios 1, 2 y 3.

En los primeros 2 casos del escenario 1, el etiquetado fue correcto, en el segundo, se determinó que el alumno estaba trabajando, debido a que el árbol de decisión no cuenta con el contexto que puede proporcionar el docente, por lo que podría tomarse como un etiquetado incorrecto hasta no tomar en cuenta la distancia del movimiento, esta característica origina un nuevo requerimiento que

es el de conocer las posiciones de los objetos creados y desplazados para poder interpretar las acciones de mejor manera. Respecto al comportamiento del usuario 2, en el segundo escenario, la etiqueta de trabajando creando no corresponde con la de editando, lo que significa que el árbol de decisión tiene mayor influencia en las acciones más recientes y no en el comportamiento total de participante.

Finalmente, el escenario 3 comprende 2 casos que están sujetos a interpretación, el primero se considera como un usuario jugando al violar la restricción de eliminación de elementos por consenso, por lo cual se supondrá como un etiquetado correcto. El segundo caso tiene que ver con las limitaciones de tiempo, pues si el desplazamiento se considera como trabajo, aunque sea inmediatamente después de la creación, entonces mientras no hayan pasado los 5 minutos sin haber realizado alguna acción, la etiqueta no cambiará a “sin trabajar”, esto podría no afectar en la actividad en tiempo real, pues puede que el docente no note el cambio, sin embargo, al revisar el archivo histórico, sí podría interpretarse que hubo una falta de actividad en el periodo de tiempo comprendido entre el minuto 0:20 y el 5:20.

6.3 A partir de estos resultados, determinamos que la asignación de etiquetas funciona correctamente en el 66% de los casos, si se consideran las limitaciones de tiempo y espacio, y en el 83% de los casos si se ignoran. Este método para clasificar el comportamiento resulta útil, pero puede mejorarse al implementar la idea de revisar cada una de las características en un periodo de tiempo independiente, pues, por ejemplo, las actividades de creación de contenido requieren de mayor tiempo de trabajo para el participante, comparada a la eliminación de un objeto. Esto debe verse reflejado en ramas y nodos adicionales al árbol, que consideren cada una de esas variaciones de tiempo por acción realizada, sin embargo, nada garantiza obtener el resultado esperado en las primeras modificaciones de la configuración en el archivo CSV

cargado para cada uno de los renglones de entrenamiento, y si consideramos que debe realizarse este mismo proceso cada vez que se cambie el rango de tiempo predefinido para las acciones, entonces se torna insostenible el mantenimiento del clasificador, por lo que se decide buscar alguna otra alternativa que soporte con mayor facilidad los cambios en el tiempo, sin la necesidad de modificar cada uno de los datos de entrenamiento.

Considerando este nuevo requerimiento de tiempo, se incluyó un nuevo paso en el algoritmo de ejecución de la herramienta de seguimiento, quedando como sigue a continuación:

1. Leer el archivo de configuración del módulo de interpretación a utilizar.
2. Cargar los patrones de entrenamiento.
3. Cargar los tiempos en que se realizarán las evaluaciones de cada acción.
4. Leer el archivo de sesiones del “Muro Colaborativo”.
5. Para cada usuario, cargar la información de los objetos que le pertenezcan al arreglo en memoria.
6. Para cada usuario, crear la matriz de acciones realizadas.
7. Para cada usuario, procesar las acciones a través del módulo de interpretación de comportamiento
8. Para cada usuario, comparar los datos de la matriz de acciones actual, con los datos de la matriz de acciones del ciclo de evaluación pasado.
9. Actualizar el etiquetado y las nuevas acciones en la interfaz gráfica.
10. Reemplazar los datos de la matriz de acciones del ciclo de evaluación pasado, con los datos del ciclo actual.
11. Repetir del paso 5 al paso 10 hasta finalizar la actividad.

5.2 Resultados de la Red Neuronal de Hopfield

Al igual que las pruebas llevadas a cabo sobre los árboles de decisión, se utilizaron los archivos de prueba ***sesion_sujeto_derecho.csv***, ***sesión_genero.csv*** y ***sesión_justicia_penal.csv***.

Las evaluaciones consistieron en ajustar el número de bits utilizados y el tiempo de evaluación de cada una de las diferentes acciones.

A continuación, se enlistan el número de nodos, número de patrones, y los tiempos de procesamiento requeridos para la evaluación del comportamiento de 1 usuario y 5 acciones diferentes, que serían crear, editar, desplazar, compartir y eliminar, cabe mencionar que el número de nodos mínimo que se puede utilizar, con base en la fórmula del número de patrones máximo a guardar por la red es de 6 nodos.

$$\frac{36}{2\ln(36)} = 5.02 \approx 5$$

Nodos utilizados	# de patrones a entrenar	Tiempo de entrenamiento	Tiempo de reconocimiento / etiquetado	# de iteraciones máximo para converger
6 bits, matriz de 6x6 nodos	5	0.028 segundos	0.006 segundos	2
10 bits, matriz de 10x10 nodos.	5	0.130 segundos	0.031 segundos	5
20 bits, Matriz de 20x20 nodos.	5	0.470 segundos	0.102 segundos	7

Tabla 10. Tiempos de reconocimiento de comportamiento para 1 usuarios y 5 patrones.

Adicionalmente, se incluye la tabla de ejecución con 6 usuarios y 5 patrones.

Nodos utilizados	# de patrones a entrenar	Tiempo de entrenamiento	Tiempo de reconocimiento / etiquetado	# de iteraciones máximo para converger
6 bits, matriz de 6x6 nodos	5	0.198 segundos	0.043 segundos	2
10 bits, matriz de 10x10 nodos.	5	0.792 segundos	0.164 segundos	5
20 bits, Matriz de 20x20 nodos.	5	2.920 segundos	0.612 segundos	7

Tabla 11. Tiempos de reconocimiento de comportamiento para 6 usuarios y 5 patrones.

Aunque como se espera, los resultados obtenidos con 1 y 6 usuarios, no presentan un crecimiento lineal, las pruebas realizadas sugieren que para un máximo de 20 usuarios, el tiempo requerido para la evaluación se incrementaría más o menos en 4 veces más que el presentado para 6 usuarios.

Sin embargo, no pasa así con el aumento en el número de nodos, (acciones) pues este tiene un crecimiento exponencial al ejecutarse dentro de ciclos anidados “for”, de la misma manera, aumentar los bits (nodos) sin aumentar las acciones implica “rellenar” con “-1” las columnas sobrantes, es decir, si sólo hay 5 acciones diferentes, y se evalúan hasta 10 repeticiones por acción, deberán agregarse 5 columnas de “-1” para completar la matriz cuadrada.

A continuación, se muestran los resultados obtenidos en las evaluaciones de etiquetado de los escenarios de prueba.

Escenario	Usuario	Etiqueta Asignada	Etiqueta Esperada
1	1	Jugando	Jugando
1	2	Trabajando Creando	Trabajando Creando
2	1	Trabajando desplazando	Sin hacer nada
2	2	Trabajando editando	Trabajando editando
3	1	Jugando	Trabajando eliminando
3	2	Trabajando creando	Trabajando creando

Tabla 12. Resultados de evaluación de etiquetado.

Los resultados son muy similares a los obtenidos por la técnica de árboles de decisión, exceptuando el etiquetado del usuario 2 en el segundo escenario, en el cual sí se llevó a cabo correctamente el etiquetado del comportamiento como “trabajando editando”, lo que demuestra que la red neuronal toma con mayor consideración el número de repeticiones de las acciones, y no la última acción que se realizó.

Esta diferencia en el comportamiento motivó al siguiente cuestionamiento:

¿La cantidad de bits (nodos) utilizados en la red, intervendrá de manera sustancial en la interpretación del comportamiento? ¿El etiquetado será el mismo si se analizan 3 acciones de creación y 1 de edición, que si se analizan 6 acciones de creación y 2 de edición? ¿Qué etiqueta se propone si existe el mismo número de repeticiones de 2 acciones diferentes, por ejemplo, 3 creaciones y 3 ediciones?

Este análisis en particular es importante porque el hecho de aumentar nodos no sólo representaría un mayor tiempo de procesamiento, sino también un cambio en el etiquetado realizado por la red.

Para probar el caso, se sometió a la red a una prueba de etiquetado asignando 4 acciones de crear y 2 de editar, cada una respetando las reglas de tiempo requerido, por lo que se simuló un tiempo de análisis de 4 minutos. La prueba fue realizada 10 veces.

Los resultados fueron los siguientes:

Número de nodos	Etiqueta asignada	% de veces de etiquetado
6	Trabajando creando	100%
10	Trabajando creando	100%
20	Trabajando creando	70%
	Trabajando editando	30%

Tabla 13. Resultado de analizar 4 acciones de usuario durante 4 minutos.

En este caso se pudo observar que aumentar el número de nodos a 20 afectó sensiblemente al resultado del etiquetado, una suposición es que se debe a que la cantidad de repeticiones utilizada, que en este caso fue de 5, es muy poca comparada con la capacidad de la red de 20 nodos, la cual es de 20 repeticiones.

Para probarlo se realizó otra iteración, pero esta vez indicando 8 creaciones y 6 ediciones, con un tiempo de 10 minutos, esta prueba es sintética y no tiene validez en un entorno real, considerando que 10 minutos es demasiado tiempo para cambiar el etiquetado, por lo que sólo se realizó con fines de investigación, cabe resaltar que debido a que la configuración de 6 nodos no soporta 8 repeticiones de una acción, fue descartada.

Número de nodos	Etiqueta asignada	% de veces de etiquetado
10	Trabajando creando	100%
20	Trabajando creando	30%
	Trabajando editando	20%
	Jugando	50%

Tabla 14. Resultado de analizar 14 acciones de usuario durante 10 minutos.

Nuevamente el etiquetado fue erróneo, pero además se introdujo una nueva etiqueta que es la de jugando, la cual no debería aparecer al no violarse las restricciones de tiempo.

Estos resultados tienen dos implicaciones:

Un aumento en el número de nodos no sólo aumenta las repeticiones que se pueden analizar de cada acción, sino que aumentan también el número de patrones que puede ser memorizado, una matriz de 20x20 representa 400 nodos, es decir, se podrían almacenar hasta 33 patrones.

Al haberse entrenado solamente 5 patrones, se presenta un caso de infraentrenamiento (underfitting), lo que provoca que al tener tan pocos patrones entrenados, y al parecerse tanto, la red neuronal no puede “distinguir” correctamente entre ellos, pues el espacio de búsqueda de diferencias es demasiado grande, por lo que su capacidad de generalización se degrada considerablemente.

Con estos datos, se sugiere configurar la red neuronal con un mínimo de 6 bits, y un máximo de 11 bits para obtener los mejores resultados.

6. NUEVA INTERFAZ DE SEGUIMIENTO DE LOS ALUMNOS.

El docente debe tener acceso a una interfaz donde se visualice en tiempo real información sobre las tareas que ha realizado cada equipo, es difícil para el docente reconocer qué elementos ha compartido cada equipo, y además con qué frecuencia lo ha hecho.

La figura 7 presenta el panel de información sobre la actividad de los usuarios utilizado en la versión anterior del “Muro Colaborativo”.

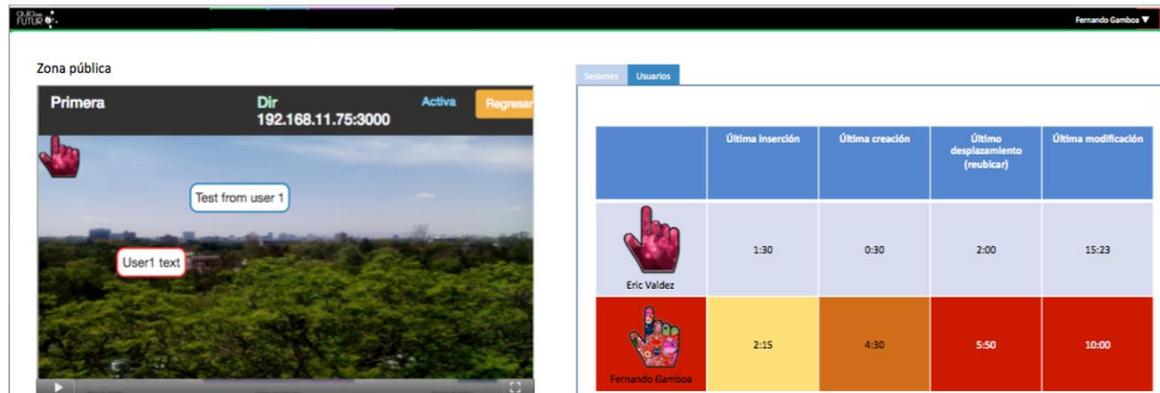


Figura 7. Interfaz anterior de seguimiento del "Muro Colaborativo".

Atendiendo a la descripción de los perfiles y con los resultados obtenidos de las pruebas de los algoritmos de clasificación de comportamiento, la nueva interfaz propuesta al docente para el seguimiento del comportamiento de los participantes es la siguiente:

Todos los usuarios						
Usuario	Etiqueta	Elementos Creados	Elementos Compartidos	Elementos Editados	Elementos Desplazados	Elementos Eliminados
 Usuario 2	Trabajando creando	Total: 10 Total este periodo: 2	Total: 10 Total este minuto: 2	Total: 2 Total este minuto: 0	Total: 12 Total este minuto: 2	Total: 0 Total este minuto: 0
 Eric Valdez	Trabajando modificando	Total: 3 Total este periodo: 0	Total: 2 Total este minuto: 0	Total: 8 Total este minuto: 1	Total: 10 Total este minuto: 1	Total: 0 Total este minuto: 0
 Jasson J.	¡Alerta! Jugando	Total: 4 Total este periodo: 4	Total: 4 Total este minuto: 4	Total: 4 Total este minuto: 4	Total: 8 Total este minuto: 8	Total: 3 Total este minuto: 3
 Fernando G.	¡Alerta! Sin Trabajar	Total: 0 Total este periodo: 0	Total: 0 Total este minuto: 0	Total: 0 Total este minuto: 0	Total: 0 Total este minuto: 0	Total: 0 Total este minuto: 0
Tiempo mínimo:		00:30 minutos	01:00 minutos	03:00 minutos	00:00 minutos	03:00 minutos

Figura 8. Nueva interfaz de seguimiento propuesta.

El campo de “tiempo mínimo” ubicado en la esquina inferior izquierda, representa el periodo mínimo que debe transcurrir antes de realizar una repetición de esa acción, especificada previamente por el docente (o un experto) para no considerarse como un comportamiento negativo para la actividad.

También se agregaron alertas visuales para indicar con diferentes colores, el tipo de comportamiento que se ha interpretado del usuario, y se muestra el tipo de perfil asociado a sus acciones, si el perfil se reconoce como un comportamiento negativo para la actividad, se muestra un mensaje de alerta para que el docente pueda intervenir y apoyar al participante.

Otra adición importante es la adecuación a la visualización del número de elementos compartidos, tanto en el tiempo total, como en el periodo actual,

eliminando así la necesidad del profesor de mantener en mente cuándo y cuántos son los objetos que con los que interactuó recientemente un usuario.

Con estas adiciones se mitigan los problemas encontrados durante la utilización del Muro Colaborativo en su versión anterior.

Por mencionar el ejemplo planteado en el 1.3.1 Problema para el docente., con la nueva información generada, la herramienta muestra al profesor que Lupita dejó de trabajar durante un periodo de tiempo, y que además, creo demasiados elementos en muy poco tiempo, lo que podría hacernos dudar de la calidad de las aportaciones y de si realmente estaba poniendo atención, propiciando así la intervención del docente en la actividad para guiar a Lupita hacia una buena colaboración.

CONCLUSIONES

El desarrollo de la herramienta de seguimiento permitió extender la funcionalidad del “Muro Colaborativo” al integrar datos que antes no se generaban, brindando al docente nueva información de la que puede hacer uso en el control de la actividad, ahora puede visualizar los tiempos de respuesta de los participantes sin tener que recordar qué acción realizó un participante hace unos minutos, permitiéndole concentrarse más en el desarrollo de la actividad, además, la nueva herramienta brinda la posibilidad de reaccionar más rápido ante comportamientos anormales durante la actividad, a través de la visualización de etiquetas y alertas implementadas en la lista de usuarios.

Del mismo modo, el docente es capaz de revisar la bitácora de etiquetado del comportamiento, así como las acciones realizadas por cada uno de los participantes en la actividad, con el fin de estudiar el comportamiento de sus alumnos, y organizar de mejor manera sesiones futuras con el “Muro Colaborativo”, por ejemplo, detectando a los alumnos que suelen aportar menos material y poder alentarlos en mayor medida a contribuir con el desarrollo de la actividad, o prestando mayor atención a los alumnos que suelen borrar o modificar contenido sin antes haber llegado a un consenso sobre si debería hacerse o no la modificación. Esta característica permite al profesor conocer de mejor manera a los participantes de la actividad, y evaluar cuál fue el impacto de sus decisiones en el comportamiento del grupo, en un ambiente fuera de línea, es decir, sin la necesidad de tener que realizar una nueva sesión en vivo y estar bajo la presión que ésta supone.

Respecto a la utilización de las técnicas de inteligencia artificial, se determinó que son una buena opción para la interpretación del comportamiento, pues además preparan a la herramienta para análisis más avanzados conforme se

vayan incluyendo datos nuevos en el “Muro Colaborativo”, asimismo se probó las ventajas del diseño de la nueva herramienta de seguimiento de usuarios, pues quedó demostrado que se pueden utilizar diferentes técnicas de inteligencia artificial, sin afectar sustancialmente las funcionalidades ya implementadas en el “Muro Colaborativo”, simplemente cambiando el formato de la matriz de datos generada en el paso número 6 del proceso, e implementando en el paso 7 la herramienta para la interpretación de comportamiento que se desee utilizar.

TRABAJO FUTURO

Con la nueva información generada con la adición de la herramienta de interpretación del comportamiento en el “Muro Colaborativo”, se tiene la posibilidad de evaluar de mejor manera el desarrollo de la actividad de los alumnos que debido a limitaciones de tiempo no pudieron terminar de implementarse en este trabajo.

Asimismo, es necesario llevar a cabo sesiones colaborativas con alumnos universitarios en un entorno académico para observar los resultados del etiquetado del comportamiento con acciones en un ambiente libre de decisión, pues las actividades se llevaron a cabo en un espacio guiado y controlado, donde se le indicó a los usuarios los pasos a seguir durante la sesión.

Otra área de oportunidad es desarrollar las herramientas que no pudieron incluirse en el trabajo, como la posibilidad de configurar a través de una interfaz visual, los parámetros utilizados para la red neuronal, como por ejemplo el número de nodos a utilizar, el tiempo en que se realiza cada una de las evaluaciones por acción, y el total de repeticiones de cada acción; actualmente se tiene que realizar a través de la modificación manual del archivo de texto ***seguimiento.js***, debiendo cargar nuevamente el archivo cuando cambien los parámetros para la actividad.

Respecto a la inclusión de clasificadores y herramientas de inteligencia artificial en el proyecto, un objetivo interesante que permite la red de Hopfield implementada, es la posibilidad de generar tablas de comportamiento diferentes a partir de cada una de las sesiones colaborativas, es decir, en un inicio se tiene una matriz de lo que representaría un perfil de trabajo, generado por un docente experto, y conforme se lleve a cabo la actividad, ir modificando dinámicamente las reglas propuestas, con base en las acciones de los

participantes, esto puede llevarse a cabo a través del ajuste de los pesos de la matriz, modificando los -1's y 1's de cada uno de los atributos. Por mencionar un ejemplo sencillo, podría considerarse el promedio del número de repeticiones de cada una de las acciones realizadas por todos los participantes del grupo, es decir, si la mayoría del grupo está compartiendo entre 2 y 3 elementos cada 5 minutos, y previamente un experto configuró la matriz de pesos a 4 elementos por minuto, la matriz se configuraría dinámicamente a 3 elementos, por ejemplo, considerando el comportamiento del grupo durante esa actividad en particular.

Una meta ambiciosa que se pretende lograr en futuras actualizaciones es la capacidad de interpretar la manera en que se está comportando el participante durante la actividad y dar recomendaciones al profesor sobre la manera en que se puede mejorar la interacción. La idea es establecer una gráfica de comportamiento sugerida de una colaboración eficaz, y obtener la gráfica de comportamiento del participante actual, de manera que la herramienta trate de ajustar el comportamiento del participante actual a la gráfica de la colaboración eficaz, dando sugerencias al docente para lograr este propósito, alentando al alumno a crear contenido, o a compartirlo, entre otros.

Visualmente lo representamos en las figuras 9 y 10, donde se muestra un conjunto de acciones esperadas en cierto periodo de tiempo durante la actividad, en la figura 9 se puede observar una gran diferencia en los comportamientos, mientras en la figura 10 el comportamiento es más o menos normal.

El grado de “parecido” entre las gráficas, y en qué momento un comportamiento es normal, y cómo se puede mejorar la colaboración en la actividad sería determinado por la red neuronal con base en los datos proporcionados por los expertos.

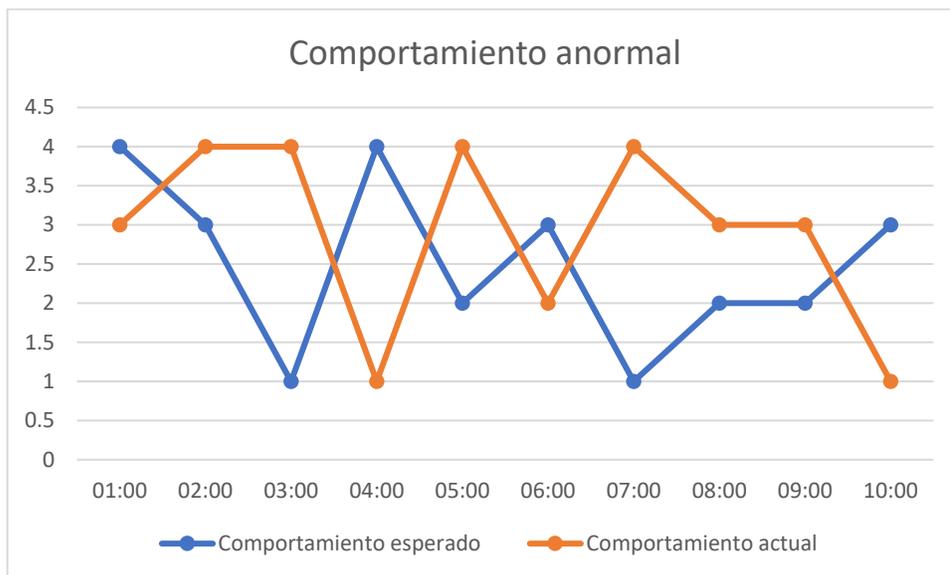


Figura 9. Comportamiento anormal que levantaría alertas al profesor sobre el comportamiento.

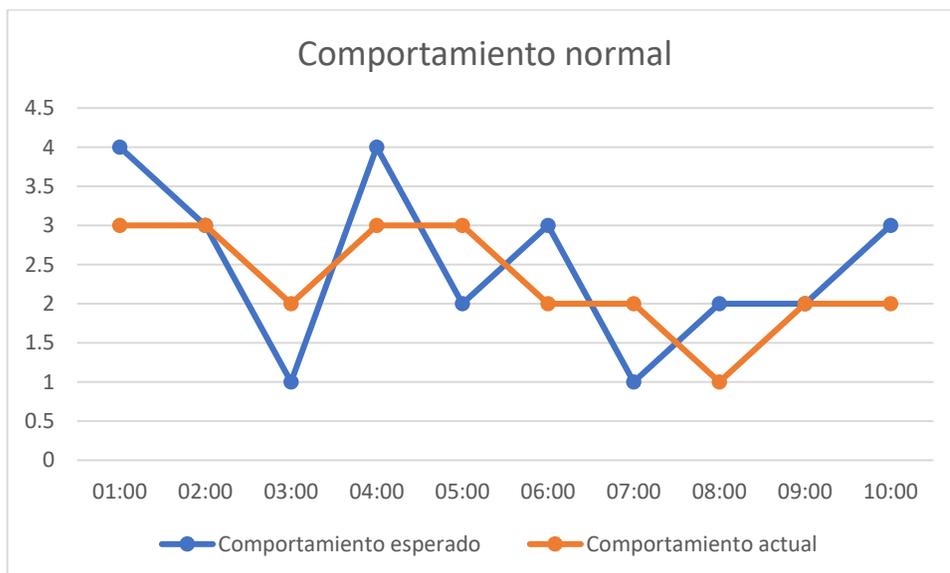


Figura 10. Comportamiento normal en un participante.

Finalmente, existen diferentes funcionalidades que pueden ser implementadas con las coordenadas de los elementos, las cuales en este momento están

infrautilizadas, por ejemplo, la identificación de grupos de contenido a través de la posición de los elementos compartidos, que consiste en permitir al docente visualizar el lugar en dónde se están agregando nuevos objetos, para poder enfocar el área visible en esa parte si así lo considera necesario; los objetos previamente compartidos que presenten algún desplazamiento también se actualizarían para permitir ver una mayor parte del área de trabajo.

BIBLIOGRAFÍA

AmazonWebServices. (2015). Recuperado el 15 de 06 de 2018, de <https://docs.aws.amazon.com/machine-learning/latest/dg/when-to-use-machine-learning.html>

Burkert, T., Telma Stöckle, T., & Rogerson, A. (2012). *Mastering CSS3*. Freiburg: Smashing Media GmbH.

Cheng, B., & Titterington, D. (1994). *Neural Networks: A Review from a Statistical Perspective*. *Statistical Science*, 2-30.

De la Fuente Fernández, S. (s.f.). *ANÁLISIS CONGLOMERADOS*. Obtenido de Universidad Autónoma de Madrid: <http://www.fuenterrebollo.com/Economicas/ECONOMETRIA/SEGMENTACION/CONGLOMERADOS/conglomerados.pdf>

Fu, L. (2003). *Neural Networks in Computer Intelligence*. Tata McGraw-Hill.

Gackenheimer, C. (2013). *Node.js Recipes. A Problem-Solution Approach*. Apress.

Gershenson, C. (2003). *Artificial Neural Networks for Beginners*. Cornell University Library.

Guitert, M., & Pérez-Mateo, M. (21 de 05 de 2013). *LA COLABORACIÓN EN LA RED: HACIA UNA DEFINICIÓN DE APRENDIZAJE COLABORATIVO EN ENTORNOS VIRTUALES*. *Teoría de la Educación. Educación y Cultura en la Sociedad de la Información*. (Redalyc, Ed.) Salamanca, España. Recuperado el 13 de 04 de 2018, de Redalyc: <http://lorenzcolombiawww.redalyc.org/articulo.oa?id=201025739004>

Iborra Cuellar, A., Izquierdo Alonso, M., & de la Cruz Vicente, O. (Noviembre de 2010). ¿Es posible evaluar el Aprendizaje Colaborativo? Propuesta de tres fuentes de evaluación: El proceso, el contenido y el producto grupal. (U. d. Alcalá, Ed.) Recuperado el 22 de 05 de 2018, de <https://revistas.ucm.es/index.php/RGID/article/viewFile/RGID1010110221A/9030>

Jiang, L., Sleiman, R., Mingzhi, L., & Yuanwei, L. (2010). *Comparative Studies of 10 Programming Languages within 10 Diverse Criteria*. Montreal: Université Concordia.

Menéndez-Barzanallana Asensio, R. (s.f.). Desarrollo de Aplicaciones web. (U. d. Murcia, Ed.) Recuperado el 05 de 07 de 2018, de <http://www.um.es/docencia/barzana/DAWEB/Lenguaje-de-programacion-JavaScript-1.pdf>

Oracle. (s.f.). Client-Side JavaScript Guide. Recuperado el 15 de 06 de 2018, de Sitio Web de Oracle: <https://docs.oracle.com/cd/E19957-01/816-6409-10/816-6409-10.pdf>

Pombo, L. &. (2010). Evaluating Assessment Strategies for Collaborative Learning in Higher Education blended Learning context. Proceedings of World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia and Telecommunications 2009, (págs. 1848-1857). Honolulu.

Priore, P., De la Fuente, D., Pino, R., & Puente, J. (2004). UTILIZACIÓN DEL APRENDIZAJE INDUCTIVO EN LA TOMA DE DECISIONES. APLICACIÓN EN UN PROBLEMA DE SECUENCIACIÓN. Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa, 17-36.

QUINLAN, J. (1986). Induction of Decision Trees. Machine Learning 1, 81-106.

Ruiz, C., & Shailor, J. (2004). Aprendizaje Colaborativo y e-Learning. Análisis de un Proyecto de Innovación en la Universidad. Comunicación presentada en el IV Congreso Internacional de Psicología y Educación "Calidad Educativa". (págs. 2027-2034). Universidad de Almería.

Shai, S.-S., & Shai, B.-D. (2014). Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms. New York: Cambridge University Press.

Smith, T. S. (1996). Uniform Resource Locators (URLs): Powerful Reference Tools for Librarians and Information Professionals. Master's Research Paper, Kent State University., 48.

Stigliano, D., & Gentil, D. (2006). Enseñar y Aprender en grupos cooperativos. Recuperado el 12 de 05 de 2018, de Argentina: Novedades Educativas.: <https://capacitaciondocentelarioja.files.wordpress.com/2012/03/gentile-daniel-cap2-como-se-construye-el-aprendizaje-cooperativo.pdf>

Tan, P.-N., Steinbach, M., Karpatne, A., & Kumar, V. (2018). Introduction to Data Mining, 2nd Edition. Minnesota: Pearson.

Trejo, J. M. (2017). Las ciencias de la administración y el análisis multivariante. Proyectos de investigación, análisis y discusión de los resultados Tomo II Las técnicas interdependientes. Guadalajara: Centro Universitario de Ciencias Económico Administrativas.

V. Tetko, I. (2008). Associative Neural Network. Neuherberg: Institute for Bioinformatics of Neuherberg, Germany.

Valdez Valenzuela, E. (2017). Diseño y Desarrollo de una Aplicación Web para el Trabajo Colaborativo Basada en el Análisis de la Tarea de Grupo. Ciudad de México.

W3C. (1994). The World Wide Web Consortium (W3C). Recuperado el 15 de 07 de 2018, de <https://www.w3.org/Protocols/rfc2616/rfc2616-sec1.html>

Zañartu Correa, L. M. (2013). Aprendizaje colaborativo una nueva forma de Dialogo. Barcelona. Recuperado el 19 de 04 de 2018, de <https://es.slideshare.net/CeciliaBuffa/luz-mara-zaartu-correa-aprendizaje-colaborativo>

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1	En el lado izquierdo: Muro Colaborativo en el evento Virtual Educa 2015. Lado derecho: alumnos de la primaria Christel House usando la aplicación (Valdez Valenzuela, 2017)	22
Figura 2	Modelo de una Red Neuronal Artificial.	22
Figura 3	Primer árbol de decisión para probar la biblioteca learning.js	42
Figura 4	Árbol de decisión que incluye tipo y recurrencia de las acciones del usuario.	44
Figura 5	Red de Hopfield con 5 nodos.	50
Figura 6	Resultados del etiquetado asignado y esperado para los escenarios 1, 2 y 3.	51
Figura 7	Interfaz anterior de seguimiento del "Muro Colaborativo"	61
Figura 8	Nueva interfaz de seguimiento propuesta.	62
Figura 9	Comportamiento anormal que levantaría alertas al profesor sobre el comportamiento	68
Figura 10	Comportamiento normal en un participante	68

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1	Acciones realizadas en un comportamiento de aprendizaje colaborativo.	29
Tabla 2	Escenario de actividades #1	32
Tabla 3	Escenario de actividades # 2	33
Tabla 4	Escenario de actividades # 3	34
Tabla 5	Características del archivo CSV de entrada.	42
Tabla 6	Comportamiento del usuario en el minuto 5.	46
Tabla 7	Comportamiento de un usuario que está jugando.	46
Tabla 8	Comportamiento de un usuario que está trabajando.	47
Tabla 9	Resultado del etiquetado asignado y esperado para los escenarios 1, 2 y 3	53
Tabla 10	Tiempos de reconocimiento de comportamiento para 1 usuarios y 5 patrones	56
Tabla 11	Tiempos de reconocimiento de comportamiento para 6 usuarios y 5 patrones	57
Tabla 12	Resultados de evaluación de etiquetado	58
Tabla 13	Resultado de analizar 4 acciones de usuario durante 4 minutos	59
Tabla 14	Resultado de analizar 14 acciones de usuario durante 10 minutos.	60