

UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN AGUSTÍN

ESCUELA DE POSTGRADO

UNIDAD DE POSTGRADO DE LA FACULTAD DE INGENIERÍA DE  
PRODUCCIÓN Y SERVICIOS

DOCTORADO EN INGENIERIA DE PRODUCCION



TITULO

“Modelo de Sistema e-learning adaptativo para el nivel superior, utilizando aprendizaje colaborativo basado en proyectos, considerando estilos de aprendizaje y estilos de pensamiento”

**Tesis presentada por la Magister  
Claudia Patricia Rivera Chávez  
Para optar el Grado de Doctora en Ingeniería de Producción**

**Arequipa, Perú**

**2018**

# Dedicatoria

A Dios por darme la fortaleza e iluminarme para desarrollar este trabajo.

A mis padres Félix e Irma por su esfuerzo permanente y dedicación en mi formación desde los primeros años.

A mi esposo Luis y mis hijos Santiago y Luciana por la paciencia y el apoyo permanente, durante los años de estudio y desarrollo de este trabajo.

# Agradecimiento

Al Consejo Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación Tecnológica (CONCYTEC), por el apoyo económico durante los estudios del Doctorado, que se hizo efectivo por haberseme otorgado una beca de estudios.

A mi asesora, Dra. Elisa Castañeda Huamán, por su apoyo constante y estímulo para la pronta conclusión de este trabajo.

A la Universidad Nacional de San Agustín, profesores y autoridades, por darme esta gran oportunidad de realizar los estudios de Doctorado en Ingeniería de Producción.

# Resumen

Luego de realizar la revisión histórica y establecer el estado de Arte, del e-Learning y de algunos enfoques para el diseño e implementación de estos sistemas que cuenten con un comportamiento adaptativo, así como de diferentes enfoques y aplicaciones computacionales y de las metodologías y técnicas de Inteligencia Artificial, que son utilizadas en la propuesta del modelo de arquitectura Híbrida de un sistema e-Learning, que incorpora técnicas de: Agentes Inteligentes, Red Neuronal Back Propagation, Lógica Difusa, Razonamiento Basado en Casos y que incorpora los enfoques de los “Estilos de Aprendizaje” y “Estilos de Pensamiento”, para optimizar la adaptación del modelo, a las características, intereses, expectativas y demandas del estudiante.

La autora, se enfoca en las teorías de Honey y Munford, que proponen una taxonomía de estilos de aprendizaje, susceptibles de ser tratadas para su reconocimiento automático, a través del modelo Neuro Difuso, propuesto y desarrollado en el presente trabajo, que utiliza las interacciones del usuario con el sistema e-Learning, las que son debidamente categorizadas y correlacionadas con los estilos de aprendizaje, para posteriormente ser procesadas por una Red Neuronal Back Propagation, en la que considerando que los límites de los estilos de aprendizaje son imprecisos, se incorpora la Lógica Difusa, para un mejor tratamiento de algunas variables, en la etapa de procesamiento de la Red Neuronal, lo que posibilita un mejor grado de eficiencia en la identificación de estilos de aprendizaje realizados por el modelo.

Los resultados ofrecidos por el modelo, son correlacionados con los datos obtenidos a través del método tradicional de Honey y Munford, que fueron debidamente tabulados y sistematizados. Este trabajo de investigación, pretende contribuir con una propuesta original de un modelo de arquitectura Híbrida del Sistema e- Learning, enfocándose el desarrollo del modelo y las pruebas correspondientes, principalmente

en el reconocimiento online automatizado de los estilos de aprendizaje de los usuarios, de una forma transparente para estos, para dotar al modelo de las posibilidades de la personalización del suministro y la utilización de materiales y objetos de aprendizaje, que a diferencia de los sistemas de e-Learning tradicionales, que son diseñados para aprendices en general, obviando la consideración de las diferencias individuales, habilidades, estilos de pensamiento y aprendizaje y que pueden ser de gran utilidad, como componente de arquitecturas de sistemas e-Learning adaptativos.

Finalmente, se establecen las conclusiones y recomendaciones para trabajos futuros.

**Keywords:** e-Learning, Identificación de estilos de aprendizaje, Red Neuronal Backpropagation, Lógica Difusa, Razonamiento Basado en Casos, Aprendizaje Basado en Proyectos.

# Abstract

After carrying out the historical review and establishing e-Learning and some approaches for the design and implementation of these systems that have an adaptive behavior the state of Art, the author proceed considering the different approaches and computational applications and methodologies and techniques of Artificial Intelligence, which are used in the proposal of e-Learning Hybrid Architecture Model, which incorporates techniques of: Intelligent Agents, Neural Network Back Propagation, Fuzzy Logic, Case Based Reasoning, "Learning Styles", and "Thinking Styles", to optimize the adaptation of the model, to the characteristics, interests, expectations and demands of the student.

The author focuses on Honey and Munford theories, which propose a taxonomy of learning styles, susceptible to be treated for automatic recognition, through a Diffuse Neuro Model, proposed and developed in the present work, which uses the interactions of the user with the e-Learning system, which are properly categorized and correlated with the learning styles, to be later processed by a Neural Network Back Propagation, which considers that the limits of the learning styles are imprecise. Fuzzy Logic is incorporated for a better treatment of some variables, in the processing stage of the Neural Network, which allows a better degree of efficiency in the identification of learning styles made by the model.

The results offered by the model are correlated with the data obtained through the traditional method of Honey and Munford, which were duly tabulated and systematized. This research work intends to contribute with an original proposal of a e-Learning Hybrid Architecture Model, focusing on the 'development of the model and the corresponding tests', mainly in user learning styles automated online recognition. The idea is to provide the model with 'learning objects' personalization possibilities. In traditional e-Learning systems, 'Learning Objects' are designed for

apprentices in general, ignoring the consideration of individual differences, abilities, styles of thought and learning. Personalization can be very useful, as a component of adaptive e-Learning systems architectures.

Finally, conclusions and recommendations for future work are established.

**Keywords:** e-Learning, Learning Styles Identification, Backpropagation Neural Network, Fuzzy Logic, Case Base Reasoning, Problem-Based Learning.

# Índice

<b>Dedicatoria</b> .....	ii
<b>Agradecimiento</b> .....	iii
<b>Resumen</b> .....	iv
<b>Abstract</b> .....	vi
<b>Índice</b> .....	vii
<b>Índice de Tablas</b> .....	x
<b>Índice de Figuras</b> .....	xi
<b>Introducción</b> .....	1
<b>1 Planteamiento de la Investigación</b> .....	3
1.1 Planteamiento del problema .....	3
1.1.1 Antecedentes del problema .....	3
1.1.2 Descripción del problema .....	4
1.1.3 Formulación interrogativa del problema .....	5
1.2 Justificación de la investigación .....	5
1.3 Objetivos .....	5
1.3.1 Objetivo General .....	5
1.3.2 Objetivos Específicos .....	6
1.4 Variables .....	6
1.4.1 Variable Independiente .....	6
1.4.2 Variable Dependiente .....	6
1.5 Limitaciones de la Investigación .....	6
1.6 Metodología .....	7
1.6.1 Tipo de Investigación .....	7
1.6.2 Nivel de Investigación .....	7
1.6.3 Diseño de la Investigación .....	7
1.6.4 Universo y Muestra .....	8
1.6.5 Metodología de la Investigación .....	8
1.6.6 Forma de Análisis de la Información .....	9
<b>2 Fundamentación Teórica</b> .....	10
2.1 Revisión Histórica .....	10
2.1.1 Sistemas Tutoriales Inteligentes .....	10
2.1.2 Agentes Pedagógicos .....	11
2.2 Estado del Arte .....	12
2.3 Sistemas e-Learning .....	15
2.4 Agentes Inteligentes .....	20
2.4.1 Agente = arquitectura + programa .....	22
2.5 Redes Neuronales .....	23
2.6 Estilos de aprendizaje .....	29

<b>3 Desarrollo e Implementación del Modelo .....</b>	<b>31</b>
3.1 Sistema Multiagente .....	32
3.1.1 Agente de Modelado del Estudiante .....	36
3.1.2 Agente centralizador de comunicaciones .....	37
3.1.3 Agente Monitor .....	39
3.1.4 Agente generador de cursos y/o proyectos .....	40
3.1.5 Administrador de Actividades .....	40
3.1.6 Agente CBR .....	41
3.2 Módulo de reconocimiento automático de estilos de aprendizaje basado en redes neuronales y lógica difusa .....	43
3.2.1 Recolección de datos experimentales .....	44
3.2.2 Pre-procesamiento de entradas .....	46
3.2.3 Implementación de la red neuronal .....	48
3.3 Modulo de Generación de proyectos basado en Razonamiento basado en casos .....	54
<b>4 Resultados de la Investigación .....</b>	<b>56</b>
<b>5 Conclusiones .....</b>	<b>59</b>
<b>6 Recomendaciones .....</b>	<b>60</b>
Anexo A: Cuestionario Honey-Alonso de Estilos de Aprendizaje .....	61
Anexo B: Proyecto: Campaña promocional de un Hotel de Playa .....	66
Anexo C: Artículos publicados .....	69
Bibliografía .....	80

# Índice de Tablas

3.1 Datos obtenidos con el método tradicional, sistematizados y tabulados ...	45
3.2 Efecto del ruido en los datos de entrada .....	47
3.3 Efecto del ruido en los datos de entrada .....	47
3.4 Conjuntos de datos con salida indefinida .....	47
3.5 Categorías de recursos y su relación con los estilos de aprendizaje .....	49
4.1 Comparación de los modelos evaluados .....	58

# Índice de Figuras

2.1 Problemas no-linealmente separable .....	27
2.2 Red Neuronal Backpropagation .....	28
2.3 Cálculos involucrados en el proceso de reajuste de pesos – Red Backpropagation .....	28
3.1 Arquitectura del sistema multiagente .....	33
3.2 Arquitectura de la Plataforma JADE .....	34
3.3 Ciclo de vida de los agentes .....	35
3.4 Agente de modelado del estudiante .....	37
3.5 Agente centralizador de comunicaciones .....	38
3.6 Mensajes ACL .....	39
3.7 Agente Monitor .....	40
3.8 Agente generador de cursos o proyectos .....	41
3.9 Administrador de Actividades .....	42
3.10 Agente CBR .....	42
3.11 Modelo de Estilos de Aprendizaje de Honey [1] .....	43
3.12 Tabulación de datos experimentales .....	44
3.13 Resultados de los datos de prueba obtenidos .....	46
3.14 Conjuntos difusos .....	47
3.15 Plataforma Moodle .....	50
3.16 Arquitectura de la red neuronal .....	50
3.17 Función sigmoideal .....	52
3.18 Arquitectura de la plataforma JColibri .....	55
4.1 Diferencias en el análisis de las interacciones a través del tiempo .....	57

# Introducción

A lo largo de los últimos años, se han realizado importantes investigaciones en lo concerniente a ambientes de enseñanza-aprendizaje con el soporte de las Tecnologías de Información y Comunicación, tales como: sistemas tutores inteligentes, agentes pedagógicos, tutores entrenadores y, principalmente, ambientes con múltiples funcionalidades y, en algunos casos, orientados a trabajar utilizando los recursos emergentes de Internet, como es el caso de los sistemas e-learning, m-learning, u-learning, entre otros. Se enfoca con especial atención, para esta investigación, los sistemas e-learning adaptativos.

Las técnicas de Inteligencia Artificial, para el desarrollo de estos ambientes, han sido incorporadas en las investigaciones en las últimas décadas; así como son también importantes la utilización de enfoques de enseñanza-aprendizaje, tales como: El Aprendizaje Basado en Proyectos, el Aprendizaje Basado en Problemas, etc.

Son relevantes para el desarrollo de esta propuesta, algunas técnicas de Inteligencia Artificial, tales como: Agentes Inteligentes, Redes Neuronales, Razonamiento Basado en Casos, Lógica Difusa y, en lo referente a las técnicas de enseñanza, la autora ha considerado el enfoque del Aprendizaje Basado en Proyectos, que se basa en la realización de un proyecto que busca integrar la teoría, práctica y trabajo cooperativo; desarrollando el pensamiento crítico y creativo; promoviendo así el aprendizaje activo.

La incorporación de estas técnicas y enfoque ha permitido proponer una metodología y una arquitectura de Agentes Inteligentes original y singular; asimismo, se ha desarrollado parcialmente el modelo, consistente en la utilización de una Red Neuronal, para identificar el estilo de aprendizaje del estudiante a través de la

interacción con el sistema y en la utilización del Razonamiento Basado en Casos, para proponer el proyecto a ser desarrollado por los alumnos, en función de sus características y diferencias.

El desarrollo de las pruebas y discusiones correspondientes, en relación a la identificación de los estilos de aprendizaje del estudiante, son presentados en el trabajo, quedando pendiente, para desarrollo futuro, la identificación de los estilos de pensamiento, la asignación de proyectos a los estudiantes considerando sus estilos de aprendizaje y pensamiento, así como de otras funcionalidades del sistema.

Finalmente, son presentadas las conclusiones de esta investigación y las sugerencias para trabajos futuros.

# Capítulo 1

## Planteamiento de la Investigación

### 1.1 Planteamiento del problema

#### 1.1.1 Antecedentes del problema

Las investigaciones sobre las aplicaciones de las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC's) en educación, han pasado por diversas generaciones, enfocándose, estas en la utilización de la media emergente. Muchas investigaciones se enfocaron en el uso de la Multimedia y Realidad Virtual, algunas pretendieron emular las habilidades y brindar apoyo subsidiario a la labor del profesor. Entre las investigaciones más importantes se pueden citar:

- Los Sistemas Tutoriales Inteligentes, que son una nueva forma de programas que utiliza técnicas de Inteligencia Artificial (IA) para representar el conocimiento e interactuar con el estudiante. Su finalidad es tratar de emular un maestro experto [2].
- Los Agentes Pedagógicos son programas de software que permiten la comunicación verbal y no verbal entre el tutor y el estudiante, para motivarlo y captar su atención y así facilitar la comprensión de conceptos. Un Agente Pedagógico es inteligente cuando utiliza técnicas de Inteligencia Artificial (IA)[3].
- Los Sistemas e-learning, son sistemas de formación a distancia, soportados por las TIC's, que utilizan preferentemente Internet como medio de comunicación y distribución de contenidos, de tal manera que el alumno sea el centro de una formación independiente y flexible, al tener que gestionar su propio aprendizaje, con ayuda de tutores externos [4].

Estas aplicaciones de sistemas inteligentes previas, y los sistemas e-learning, presentan enfoques muy importantes para esta investigación por lo que se realizará una revisión histórica y establecerá el Estado de Arte.

En esta investigación la autora, se enfoca en una propuesta de sistema e-learning adaptativo, utilizando el Aprendizaje Basado en Proyectos. Con ello se ofrecerá un ambiente de aprendizaje colaborativo y con capacidades de adaptación a las características de los aprendices, según su estilo de aprendizaje y estilo de pensamiento.

### **1.1.2 Descripción del problema**

Para la autora, las tecnologías emergentes en TIC's, especialmente e-learning, pueden contribuir notablemente en las actividades de enseñanza-aprendizaje en el nivel superior, siempre y cuando se propongan sistemas que adapten los recursos, contenidos y actividades al estilo de aprendizaje, y al estilo de pensamiento del aprendiz, reconociendo así la existencia de las diferencias interpersonales e intrapersonales de este.

Asimismo, el aprendizaje mediado por sistema e-learning, permite crear un ambiente de enseñanza-aprendizaje, basado en la utilización de las TIC's que permite seguir el desarrollo de las actividades sin restricciones de espacio ni de tiempo, contribuyendo así a mejorar la interactividad y la colaboración entre los que aprenden y los que enseñan. Esto permite la personalización de los programas de aprendizaje.

En esta investigación, es necesario destacar la relevancia de que existen un conjunto de enfoques para la enseñanza-aprendizaje colaborativo, tal como el Aprendizaje Colaborativo Basado en Proyectos (PBCL), que es una metodología didáctica que organiza el proceso de enseñanza-aprendizaje, mediante el diseño de proyectos de forma colaborativa en grupos de estudiantes [5].

También es importante considerar que los aprendices tienen diferentes estilos de aprendizaje, con los que habitualmente adquieren conocimientos, habilidades o actitudes a través del estudio o la experiencia, con las que realiza una tarea de aprendizaje [6].

Los diferentes estilos de pensamiento que son la manera particular que tiene cada individuo de percibir el mundo, pensar, crear y aprender [7].

Por ello, es importante trabajar en un modelo de sistema de aprendizaje que utilice los enfoques y recursos del e-learning, así como un enfoque de sistema de aprendizaje

basado en proyectos colaborativos. Además, es necesario enfatizar en que la propuesta debe considerar la adaptabilidad a los estilos de aprendizaje y de pensamiento. Este hecho proporcionará un ambiente rico y robusto, con posibilidades de adaptarse a los grupos y personas que interactúen con la plataforma.

### **1.1.3 Formulación interrogativa del problema**

¿Un modelo de sistema e-learning que identifique los Estilos de Aprendizaje y Estilos de Pensamiento y utilice el Aprendizaje Colaborativo Basado en Proyectos (PBCL), para adaptarse a las características de los aprendices y personalizar la enseñanza, será más efectivo que un modelo de enseñanza tradicional?

## **1.2 Justificación de la investigación**

La investigación propuesta constituirá una contribución en el área, por cuanto, propondrá un modelo de sistema e-learning adaptativo, que utilizará técnicas de inteligencia artificial, tales como: Redes Neuronales, Razonamiento Basado en Casos, Lógica Difusa y Agentes Inteligentes, para identificar los estilos de aprendizaje y los estilos de pensamiento y atender a las demandas de los aprendices, proporcionando los proyectos y objetos de aprendizaje adecuados; y por consiguiente, lograr una aproximación a la personalización del entorno de enseñanza-aprendizaje.

La personalización permite que el alumno sea protagonista de su propio aprendizaje, siendo el e-learning el método ideal para este tipo de educación, porque permite utilizar diferentes herramientas en función al estilo de aprendizaje y estilo de pensamiento, lo que hace posible una experiencia educativa de mayor calidad y, por lo tanto, la optimización de los niveles de esfuerzo, dedicación y tiempo, requeridos por los estudiantes y profesores.

## **1.3 Objetivos**

### **1.3.1 Objetivo General**

Proponer un modelo de sistema de e-learning adaptativo para el nivel superior, utilizando Aprendizaje Colaborativo Basado en Proyectos y considerando estilos de aprendizaje y estilos de pensamiento.

### **1.3.2 Objetivos Específicos**

- Investigar el Aprendizaje Basado en Proyectos, los estilos de aprendizaje y estilos de pensamiento, para su aplicación en el modelo.
- Investigar y conocer las técnicas de inteligencia artificial susceptibles de ser utilizadas en el modelo.
- Proponer los elementos constitutivos del modelo.
- Desarrollar parcialmente el modelo, enfocándose en la identificación online de los estilos de aprendizaje.
- Validar los resultados del desarrollo parcial del modelo.
- Establecer las conclusiones y recomendaciones.

## **1.4 Variables**

### **1.4.1 Variable Independiente**

- Modelo de sistema e-learning adaptativo.

### **1.4.2 Variable Dependiente**

- Enseñanza en el nivel superior, utilizando:
  - Aprendizaje Colaborativo Basado en Proyectos.
  - Estilos de Pensamiento.
  - Estilos de Aprendizaje.

## **1.5 Limitaciones de la Investigación**

### **- Delimitación Temporal**

El desarrollo de la presente propuesta de sistema e-learning adaptativo fue desarrollado parcialmente, enfocándose principalmente en el reconocimiento de los estilos de aprendizaje.

### **- Delimitación Espacial**

La aplicación del cuestionario de estilos de aprendizaje, de Honey-Alonso, fue realizada a los estudiantes del 5to. año de la Escuela Profesional de Marketing de la

Facultad de Administración, de la Universidad Nacional de San Agustín en el año 2017.

## **1.6 Metodología**

### **1.6.1 Tipo de Investigación**

- **Empírico Exploratoria**, toda vez que se trata de explorar la utilización de técnicas de Inteligencia Artificial, el Aprendizaje Basado en Proyectos y los estilos de aprendizaje y estilos de pensamiento, para formular un modelo de sistema E-learning adaptativo, que es una línea emergente de la investigación en el área.
- **Descriptiva**, porque se describen los estilos de aprendizaje, los estilos de pensamiento, el Aprendizaje Basado en Proyectos, el Razonamiento Basado en Casos, y algunas técnicas adicionales de Inteligencia Artificial; como elementos constitutivos de un modelo complejo, cuyos resultados de las pruebas de su desarrollo parcial, deben ser cuidadosamente analizados y descritos para evaluar la efectividad de la utilización del sistema en las actividades de enseñanza-aprendizaje de los estudiantes.

### **1.6.2 Nivel de Investigación**

- Esta investigación es original e inédita por corresponder a estudios de Doctorado.

### **1.6.3 Diseño de la Investigación**

En la presente investigación, se utilizará el método científico como método general, por cuanto comprende un conjunto de normas que regulan el proceso de cualquier investigación que merezca ser calificada como científica, asimismo:

- Se aplicó el cuestionario de estilos de aprendizaje de Honey-Alonso que se puede encontrar en el anexo A.
- Se utilizó el ciclo de vida para proyectos de Ingeniería de Software, considerando el análisis, diseño y desarrollo.
- Se hicieron las pruebas del modelo propuesto para la validación del módulo correspondiente al reconocimiento online de estilos de aprendizaje, a través de una red neurodifusa.
- Se utilizaron los resultados debidamente tabulados del cuestionario de estilos de aprendizaje de Honey-Alonso para correlacionarlos con los resultados obtenidos

por el modelo, a través de la simulación de la interacción de los estudiantes con el sistema por un periodo de tiempo.

- Se establecieron las conclusiones y recomendaciones para continuar desarrollando el modelo; así como, la realización de trabajos futuros.

#### **1.6.4 Universo y Muestra**

Para las pruebas, en relación al reconocimiento de estilos de aprendizaje que realizará el módulo de reconocimiento online de estilos de aprendizaje, basado en Redes Neuronales y Lógica Difusa, se consideró:

- **Universo:** Está conformado por los estudiantes de la Escuela Profesional de Marketing - Facultad de Administración, de la Universidad Nacional de San Agustín.
- **Muestra:** Está conformada por 34 estudiantes de la Escuela Profesional de Marketing, del 5to. año, de la asignatura de Marketing Relacional, a quienes se les aplicó el cuestionario de Honey-Alonso, para la identificación de estilos de aprendizaje (ver Anexo A), cuyos resultados fueron correlacionados con los obtenidos utilizando el módulo de reconocimiento online de estilos de aprendizaje, utilizando una Red Neuronal Backpropagation y Lógica Difusa.

#### **1.6.5 Metodología de la Investigación**

La metodología establecida para la realización de la presente investigación es la siguiente:

- Revisión histórica y establecimiento del Estado del Arte.
- Selección y aplicación del instrumento.
- Selección de las técnicas específicas de la Inteligencia Artificial que se utilizarán para el desarrollo del modelo.
- Propuesta y desarrollo de los elementos constitutivos del modelo.
- Validación y evaluación de los resultados obtenidos.
- Establecimiento de conclusiones y recomendaciones, para trabajos futuros.

### **1.6.6 Forma de Análisis de la Información**

Luego del desarrollo parcial del modelo, los resultados obtenidos por este fueron correlacionados con los obtenidos mediante el método tradicional (cuestionario Honey-Alonso [8]), resultados que se muestran en el capítulo 4 de esta tesis.

Seguidamente, se categorizaron los diferentes recursos de aprendizaje con los que interactúan los estudiantes, dentro de una plataforma e-learning, para que, a través de las interacciones del estudiante con el sistema, identificar el estilo de aprendizaje.

Finalmente, los estilos de aprendizaje identificados, posibilitarán seleccionar los proyectos adecuados, según el estilo de aprendizaje, utilizando los enfoques y técnicas del Razonamiento Basado en Casos.

## Capítulo 2.

# Fundamentación Teórica

### 2.1 Revisión Histórica

A continuación, se realizará una revisión histórica de los diferentes enfoques que los investigadores han utilizado, a lo largo de los últimos años, para el desarrollo de plataformas educativas, siendo las más tratadas las siguientes: Sistemas Tutoriales Inteligentes, Agentes Pedagógicos y Sistemas e-Learning.

#### 2.1.1 Sistemas Tutoriales Inteligentes

Un sistema Tutorial inteligente se describe como un software que involucra los siguientes componentes [9]:

- Un computador que codifica dominios pedagógicos y conocimiento de profesores humanos (entrenador), como un buen mecanismo de comunicación con otros humanos.
- Un aprendiz humano (entrenado), que interactúa con la computadora para adquirir algunas habilidades en esos dominios.

Para Dede [10], este sistema proporciona, a la tecnología educativa, las características de las habilidades cognitivas del profesor. Estas estrategias están basadas en enfoques de Inteligencia Artificial y estas aplicaciones comprenden modelos dinámicos del aprendizaje, en los cuales, el conocimiento puede ser hablado y discutido pedagógicamente; así como, presentado al aprendiz dinámicamente, en tiempo real.

Según Wu [11], cuando la enseñanza es realizada por profesores humanos o Sistemas Tutoriales Inteligentes, los factores psicológicos de los estudiantes, desempeñan papeles predominantes en el proceso de enseñanza; porque, la motivación

o los estados emocionales de los estudiantes son usualmente imprevisibles, en tanto que las capacidades intelectuales a evaluar son más previsibles.

Se realizaron algunas investigaciones en esta línea, en las que existió la preocupación por el establecimiento de las diferencias individuales y de las capacidades intelectuales (cognitivas), que posibilitaron sentar las bases de los sistemas de enseñanza-aprendizaje adaptativos.

Algunas de las arquitecturas de sistemas tutoriales inteligentes son mencionadas a continuación:

- Arquitectura de Wu [11], que consiste en un framework para Sistemas Tutoriales Inteligentes, que incluye tres modelos: Presentaciones, preguntas y modelos de tests.
- Arquitectura de Djamén [9], basada en el modelo teórico llamado Physical, Intentional and Functional Knowledge – PIF, que incorpora conocimiento físico, intencional y funcional de un dominio dado.

### **2.1.2 Agentes Pedagógicos**

Se considera un Agente Inteligente, a todo aquello que puede percibir su ambiente mediante sensores y que responde y actúa por medio de efectores; algunos ejemplos de agentes, serían los humanos que perciben a través de sus sentidos, y sus efectores serían sus extremidades u otras partes del cuerpo. En el caso de los agentes robóticos, los sensores son sustituidos por cámaras y sensores de rayos infrarrojos, por ejemplo, y los efectores, por actuadores accionados por motores. La percepción y acciones, y los efectores de un agente de software son cadenas de bits codificadas [12].

Uno de los tópicos más importantes de las investigaciones, en Inteligencia Artificial, es la de los Agentes Inteligentes, debido a las aplicaciones potenciales de los mismos, en una variedad de dominios [13].

Las propiedades de los agentes, según Wooldridge y Jennings [14], son las siguientes:

- *Autonomía*. Los agentes operan sin intervención de humanos u otros y tienen algún control sobre sus acciones y estados internos.
- *Habilidad Social*. Los agentes interactúan con otros agentes, con algún tipo de lenguaje de comunicación de agentes.

- *Sensibilidad.* Los agentes perciben su ambiente y responden adaptándose a los cambios que se dan en el ambiente.
- *Proactividad.* Los agentes no solo perciben su ambiente, sino que son capaces de tomar iniciativas apropiadas.

Uno de los enfoques más importantes orientados al campo de la educación es la de los agentes pedagógicos, que son desarrollados para soportar el aprendizaje humano, permitiendo la interacción con los estudiantes a fin de facilitar su aprendizaje [15].

Algunas de las arquitecturas de Agentes Pedagógicos son mencionadas a continuación:

- Arquitectura de Sistema Tutorial Distribuido, propuesta por Oliveira [16].
- Arquitectura de la Sociedad de Estados Mentales, propuesta por Correa (apud [17]).
- Arquitectura MATHEMA, propuesta por Costa (apud [17]).

El gran problema de estos proyectos de software educativo fue la carencia de una teoría general de la instrucción. Enfocar el aprendizaje del ser humano genera mucha controversia y, pese a que ciertas áreas hayan sido ampliamente investigadas, algunos principios fundamentales de representación y comunicación de los objetos de aprendizaje, utilizados para la mediación entre el computador y el estudiante, son aún desconocidos o existen investigaciones en líneas emergentes. Muchas de las decisiones, en esta línea de investigación, están aún basadas en experimentos empíricos y en observaciones o cuestiones intuitivas.

En el presente trabajo de investigación, se propone la asignación de los proyectos en base a los estilos de aprendizaje y pensamiento de los estudiantes, utilizando, para ello, técnicas de inteligencia artificial como los Agentes Inteligentes, Redes Neuronales y Lógica Difusa, y el Razonamiento Basado en Casos, contribuyendo así a conseguir un alto grado de adaptación del modelo de sistema e-Learning a las particularidades y demandas del alumno.

## **2.2 Estado del Arte**

La investigación en sistemas e-Learning es creciente, ya que existen importantes demandas del sistema educativo, que exigen altos grados de adaptación e inteligencia de estos sistemas, para la atención de una forma personalizada a los estudiantes, quienes tienen estilos de pensamiento y de aprendizaje diversos; y, por tanto, la

disponibilización de los recursos de estas plataformas pueden suministrar los recursos de aprendizaje, según sus requerimientos particulares. En esta parte del trabajo, se pretende establecer el Estado de Arte del tema de investigación.

Para Maldonado [18], en el modelo de aprendizaje basado en proyectos se encuentra la esencia de la enseñanza problémica, pues muestra al estudiante el camino para la obtención de los conceptos. Las contradicciones que surgen y las vías para su solución contribuyen a que este objeto de influencias pedagógicas se convierta en un sujeto activo. Este modelo de aprendizaje exige que el profesor sea un creador, un guía, que estimule a los estudiantes a aprender, a descubrir y sentirse satisfechos por el saber acumulado, lo cual puede lograrse si aplica correctamente la enseñanza basada en proyectos.

Cabe señalar que, la mayoría de las herramientas e-Learning existentes en el mercado, basadas en plataformas Web, no soportan de forma nativa el paradigma del Aprendizaje Colaborativo Basado en Proyectos - Project-Based Collaborative Learning (PBCL) [19], por lo que Abdallah [20] propone un meta-modelo general que permita adaptar las plataformas existentes a este paradigma, tomando como caso de estudio la adaptación de la plataforma Moodle.

Según Maldonado [18], los proyectos a ser utilizados para el aprendizaje con enfoque colaborativo se diferencian de otros, en aspectos tales como:

- Deben estar centrados en el estudiante y dirigidos por el estudiante.
- Deben estar claramente definidos, es decir delimitar claramente el inicio, la fase desarrollo y el plazo final.
- Su contenido debe ser significativo para los estudiantes; que pueda ser directamente observable en su entorno.
- Deben correlacionarse con problemas del mundo real.
- Deben ser investigaciones y/o desarrollos de primera mano.
- Ser sensibles a la cultura local y culturalmente apropiados.
- Deben conectar lo académico, el entorno personal y las competencias laborales.
- Deben propiciar oportunidades de retroalimentación y evaluación por parte de expertos.
- Promover oportunidades para la reflexión y la autoevaluación por parte de los estudiantes.

Además de estas consideraciones, debido a la gran cantidad de recursos y formatos existentes en la Web y la dificultad para su adecuada integración en entornos de aprendizaje Web, de acuerdo al análisis realizado por Land [21], para la implementación de dichos entornos, es necesario considerar también la aplicación de estilos de aprendizaje, tales como las definiciones de Honey [1], Kolb [22], y distintos estilos de pensamiento en la ejecución de las tareas de Lee [23].

Estos elementos son indispensables para la planificación y selección de las tareas apropiadas dentro de cada proyecto, así como para la construcción de los recursos y la personalización de los objetos de aprendizaje, de acuerdo a técnicas, tales como la propuesta en Kurilovas [24]. La influencia de estos factores, en el proceso de enseñanza-aprendizaje, ha sido analizada en trabajos tales como [25] [26] [27].

Al respecto, cabe señalar que los enfoques tradicionales mencionados, se basaban en la identificación previa del estilo de aprendizaje de cada participante, mediante la aplicación de cuestionarios u otros tests; sin embargo, actualmente existen técnicas para la identificación automática del estilo de aprendizaje de cada individuo, tales como la propuesta de Klasnja-Milicevic et.al. [28], basado en un sistema híbrido de recomendación, que combina técnicas de clustering y minería de datos, y la propuesta de Lo y Shu [29], donde se utilizan Redes Neuronales para la identificación de los estilos de aprendizaje a partir del monitoreo del comportamiento del usuario en la plataforma.

Por otro lado, la posibilidad de integrar diversos tipos de actores, con roles bien definidos y capacidad de manejo de recursos heterogéneos, ha sido abordada principalmente mediante enfoques basados en sistemas multiagentes, donde se observan variantes, tales como la ejecución de interacciones mediante el uso del estándar XML [30], utilización y sincronización de avances entre varios dispositivos [31], la gestión de redes de conocimiento [32], entrega de contenidos y distribución de roles de forma dinámica y adaptativa [33], y la ejecución de proyectos multi-roles [34]. De acuerdo a Azambuja y Vicari [35], la aplicación de arquitecturas multiagente permiten mejorar la interactividad de las plataformas e-Learning, tal como se describe en su propuesta basada en la arquitectura JADE; asimismo, existen enfoques, tales como el de Baylari [36], que proponen la mejora de los niveles de personalización de contenidos basada en Redes Neuronales.

Existen, además, un conjunto de técnicas en diversas áreas, que se pueden aplicar a la mejora de los modelos propuestos. Ejemplo de ello es la implementación del uso de rúbricas para la evaluación de áreas complejas, imprecisas y subjetivas [37], tales

como los casos de estudio propuestos en Gulbahar [38] y Martinez [39], la utilización de técnicas de Razonamiento Basado en Casos [40] [41], aplicadas a la evaluación y selección de proyectos de acuerdo a las características de la audiencia y entornos de aprendizaje, entre otros factores; de forma similar a lo propuesto por Kolodner et.al. [42], la utilización de tecnologías de web semántica para aplicaciones e-Learning sensibles al contexto [43], y el control de versiones para el manejo de entregables y productos dentro del proceso de aprendizaje [44].

La gran cantidad de trabajos en el área posibilita apreciar que, además de la importancia del tema de la investigación, la propuesta de investigación de la autora es factible, debido a que existen diferentes propuestas de arquitectura y modelaje de sistemas adaptativos de e-Learning, que utilizan enfoques diversos de Inteligencia Artificial, para desarrollar sistemas con un alto grado personalización y adaptatividad a los requerimientos y expectativas personales de los aprendices.

## **2.3 Sistemas e-Learning**

La diversidad y heterogeneidad de los recursos disponibles en la red, las nuevas tendencias en metodologías y herramientas de enseñanza-aprendizaje y las actuales necesidades de los usuarios, hacen imprescindible disponer de entornos de aprendizaje virtuales que cuenten con características de adaptación y personalización de contenidos y asistentes virtuales, entre otras herramientas.

En este contexto, una de las líneas de investigación con mayor actividad es la de e-Learning. Según H. Hashim y Tasir [45]: “Una plataforma de e-Learning, es aquella que aplica y utiliza la media electrónica y las Tecnologías de la Información y Comunicación (TICs)”. E-Learning puede implicar otros términos alternativos, tales como: educación online, sistemas e-Learning basados en computadoras y otros.

Si se toma como referencia la raíz de la palabra, e-Learning se traduce como aprendizaje electrónico y, como tal, en su concepto más amplio, puede comprender cualquier actividad educativa que utilice medios electrónicos para realizar todo o parte del proceso formativo. Esta denominación ha surgido como consecuencia de otros servicios en línea, como el e-Business o el e-Commerce.

Son componentes de un curso e-Learning, complementarios a la estrategia instruccional, los siguientes: objetivos, casos de estudio, lecturas, núcleos de conocimiento, mapas conceptuales; materiales instruccionales complementarios y elementos de interactividad y de evaluación, como ejemplos, animaciones,

simulaciones, interactividades, glosarios, bibliografía, ejercicios de auto evaluación, ejercicios de preguntas abiertas. El formato de material puede incluir: diapositivas, media clips, texto lineal, multimedia, gráficos, video digital, audio, herramientas de navegación, flechas avanzar y retroceder, impresiones, ayuda en línea, mapa de sitio, filtros, chat, fórum o correo electrónico, algunos de los cuales pueden atender mejor a las demandas y preferencias de los usuarios.

Morales [46], establece a los participantes del e-Learning y sus respectivas responsabilidades, de la siguiente manera:

- **Profesores/tutores:** Su rol es facilitar el aprendizaje, para lo cual tendrá que proporcionar las herramientas para que el estudiante aprenda solo y sea capaz de construir su propio conocimiento, de manera activa y responsable. Además de facilitar el aprendizaje, el tutor en línea debe contemplar cómo atender a la diversidad e intereses y características de los usuarios: nivel de estudios, grados de complejidad en estrategias de trabajo, utilización de lenguajes variados y estilos de aprendizaje y pensamiento. Además, debe evaluar el proceso y gestionar las actividades que sean necesarias para promover la calidad de todo el proceso educativo.
- **Estudiantes:** Los estudiantes necesitan tener capacidad de planificación; flexibilidad para adaptarse a nuevas formas de aprendizaje diferentes a las tradicionales; capacidad de participación/integración en el grupo virtual; competencias técnicas en el manejo y uso de las nuevas tecnologías, así como una actitud favorable hacia las mismas; y disponibilidad de tiempo para la formación dentro o fuera del horario laboral, según sea el caso.

Existen diferentes tipos de Sistemas e-Learning, siendo los Sistemas de Gestión del Aprendizaje los más utilizados.

En el mercado existen diferentes tipos de Learning Management System (LMS), si se habla de plataformas de software libre se puede citar: dotLRN, Moodle, Claroline y Dokeos, y para el caso de plataformas comerciales o de software propietario: Blackboard, ATutor, WebCT, QSMedia.

Los LMS permiten crear y gestionar múltiples espacios virtuales de aprendizaje privado, para cada grupo de estudiantes y profesores. Las herramientas de un LMS permiten realizar las siguientes funciones principales: administración del entorno de aprendizaje, comunicación de los participantes, gestión de contenidos, gestión del trabajo en grupos, y evaluación.

Se destacan a continuación, las herramientas más usuales de un LMS:

- **Administración.** Estas herramientas deben facilitar las operaciones. En primer lugar, permite la gestión de usuarios, tales como altas, modificaciones, borrado, gestión de la lista de clase, la definición de roles y el control y seguimiento del acceso de los usuarios al proceso de Enseñanza-Aprendizaje o a sus diferentes partes.

En segundo lugar, posibilita la gestión de los Entornos de Aprendizaje (EA): creación, modificación, visibilidad y eliminación del EA o de sus partes, por ejemplo; la configuración del formato de la plantilla, o la incorporación, eliminación o definición de criterios de visibilidad de las herramientas.

- **Comunicación.** Permiten la interacción entre profesores y alumnos. Puede ser asíncrona con el correo electrónico, los foros, el calendario y los avisos; o síncrona, con las charlas (chats) o la pizarra electrónica. Estas herramientas permiten todos los sentidos de interacción: del profesor hacia alumnos, de los alumnos hacia profesor, de alumno con alumnos, alumnos entre sí, o todos con todos.
- **Gestión de contenidos.** Los LMS disponen de un sistema de almacenamiento y gestión de archivos que permite realizar operaciones básicas sobre ellos, como visualizarlos, organizarlos en carpetas (directorios) y subcarpetas, copiar, pegar, eliminar, comprimir, descargar o cargar archivos en el EA.
- **Gestión de grupos.** Estas herramientas permiten realizar las operaciones de alta, modificación o borrado de grupos de alumnos y la creación de escenarios virtuales, para el trabajo cooperativo de los miembros de un grupo.
- **Evaluación.** Las herramientas para la evaluación permiten la creación, edición y realización de ciertos tipos de test (anónimos o nominales), de trabajos; la autocorrección o la corrección (con realimentación), la calificación y publicación de calificaciones; y la visualización de información estadística sobre los resultados, así como el progreso de cada alumno.

Los Sistemas de Gestión de Contenidos de Aprendizaje, Learning Content Management System (LCMS), permiten gestionar y administrar los contenidos de aprendizaje independiente de su formato. Así mismo, permiten alcanzar y satisfacer los siguientes requisitos:

- Generación de la descripción de cada objeto de aprendizaje.
- Búsqueda y localización del objeto de aprendizaje requerido.

- Proveer múltiples jerarquías para el almacenamiento y organización de un objeto de aprendizaje.
- Facilitar el ensamblamiento de objetos de aprendizaje para estructurar cursos a partir de estos.

Para cumplir con estos requisitos, según García [47], los LCMS deben cumplir con las siguientes características:

- Se basan en un modelo de objetos de contenido u objetos de aprendizaje.
- El contenido es reutilizable a lo largo de cursos y transferible entre organizaciones.
- El contenido no está ligado a un formato único.
- Los contenidos no están limitados a una serie de controles de navegación.
- El contenido se almacena en un repositorio centralizado.
- Los contenidos pueden localizarse por diversos criterios, incluyendo diversos formatos. Usuarios con perfiles diferentes proporcionan, en algunos casos, diferente ambiente o manera de visualización.
- Normalmente, incluyen un motor que permite adaptar el contenido a diferentes grupos de usuarios con perfiles diferentes, proporcionando, en algunos casos, diferente ambiente o manera de visualización. Una vez que los contenidos están en el sistema ya pueden ser combinados o asignados a otros cursos, etc.

Para cumplir con sus propósitos, un LCMS incluye los siguientes componentes:

- Herramientas de autoría para la producción de objetos de contenido.
- Funciones de etiquetamiento y ensamblaje de contenidos para la creación de objetos de aprendizaje, a partir de objetos de contenidos de más bajo nivel y la agrupación de objetos de aprendizaje (OAs), para formar estructuras de contenidos mayores, tales como cursos, tópicos y lecciones.
- Un depósito de contenidos para almacenar objetos de aprendizaje, agregaciones de contenidos y otras estructuras de curso.
- Una función que incluye funciones para buscar y organizar OAs, con el fin de proveer experiencias de aprendizaje personalizadas.

Un LCMS puede ser independiente o estar integrado con el LMS. No obstante, las constantes exigencias a las que se van sometidos este tipo de sistemas, debido al

avance tecnológico y los requisitos de los usuarios, significa, a su vez, una mayor complejidad en cuanto a desarrollo y mantenimiento.

Según M. Alshammar, R. Anane and R. Hendley [48], en los sistemas e-learning, el aprendiz puede ser abrumado por una gran cantidad de información que el encuentra. El estudiante puede tomar decisiones inadecuadas en relación a los temas en estudio. El aprendizaje puede demandar mucho tiempo, crear confusiones, frustración y, por tanto, puede no ser efectivo. Uno de los cambios en el desarrollo de sistemas e-Learning es conocer las diferencias y necesidades de los estudiantes, para proporcionar un sistema de aprendizaje personalizado, que dé una mayor relevancia al material instruccional, de acuerdo a las demandas y necesidades del estudiante.

Los sistemas e-Learning adaptativos basados en estilos de aprendizaje, generalmente usan diversos modelos de estilos de aprendizaje. Esto plantea el problema de qué modelos y teorías pueden ser utilizadas con efectividad, como componentes de estos ambientes.

Un sistema de e-Learning adaptativo, basado en el nivel de conocimiento y estilo de aprendizaje fue diseñado e implementado por M. Alshammar, R. Anane and R. Hendley [49].

El sistema facilitó rutas de aprendizaje personalizado, a través de la organización de enlaces de materiales, de acuerdo a la relevancia que tiene para un aprendiz en particular; y también, estableció una guía adaptativa para la retroalimentación, en apoyo a los objetivos de interacción del sistema de aprendizaje. Utilizando un instrumento de la usabilidad estándar, se llevó a cabo una evaluación experimental, con respecto a la percepción de usabilidad de los alumnos, para comparar el sistema de e-Learning adaptativo con una versión no adaptativa.

“Los estilos de aprendizaje son los rasgos cognitivos, afectivos y fisiológicos que sirven como indicadores relativamente estables, de cómo los alumnos perciben interacciones y responden a sus ambientes de aprendizaje” [8]. “El estilo de aprendizaje describe a un aprendiz en términos de las condiciones educativas, que son más susceptibles de favorecer su aprendizaje. (...) ciertas aproximaciones educativas son más eficaces que otras para él” [8].

El estilo de aprendizaje puede predecir el comportamiento del estudiante, según su estilo de aprendizaje preferido, y constituirse en un buen indicador de un aprendizaje efectivo a distancia. La mayoría de las investigaciones realizadas están basadas en los estilos de aprendizaje, ya que son los más dinámicos y dan los mejores resultados si son atendidos adecuadamente.

En otras palabras, comprender las necesidades de los alumnos e identificar sus patrones de aprendizaje es crucial para el diseño del material en sistemas e-Learning, de acuerdo con los estilos de aprendizaje de los alumnos y para cerrar la brecha resultante de la falta de familiaridad de miembros de una comunidad triangular, es decir, estudiantes, instructores y contenidos adaptativos en línea. Es necesario establecer que es deseable que capte la atención de cada alumno y que dé respuesta a las demandas y necesidades de su estilo de aprendizaje natural, para que lo aprendido sea recordado en el largo plazo. Identificar el estilo de aprendizaje de los alumnos ha sido considerado como un elemento vital, en el diseño de sistemas e-Learning [50].

Lo and Shu [29], señalan que la mayoría de autores en el área concuerdan en que, considerar los estilos de aprendizaje en el proceso de enseñanza puede incrementar la eficiencia y efectividad del aprendizaje. Xu et.al. [51], basándose en la teoría educativa, afirma que la personalización de los entornos y contenidos, incrementa la motivación para aprender, por lo que es necesario personalizar todos los aspectos: el entorno de aprendizaje, los contenidos y el proceso mismo, incluyendo el plan de actividades. En este sentido, se han desarrollado diversos enfoques para la identificación de los estilos de aprendizaje.

En este trabajo, se identificarán los estilos de aprendizaje individuales y se adaptarán a los contenidos de la plataforma según las demandas, preferencias y estilos de aprendizaje y de pensamiento de cada usuario, pretendiendo así, proporcionar los recursos y objetos de aprendizaje que el estudiante prefiera.

La revisión bibliográfica realizada en función a estos antecedentes, permite concluir que la investigación propuesta por la autora es necesaria y factible de ser realizada, ya que se requiere contribuir con el desarrollo de nuevos enfoques para el diseño de sistemas e-Learning, que propongan la necesidad de reconocer los estilos de pensamiento y aprendizaje, vislumbrando la atención personalizada a las expectativas, demandas, intereses y particularidades de cada estudiante.

## **2.4 Agentes Inteligentes**

En esta parte de la fundamentación teórica, se realiza un estudio, en relación a los Agentes Inteligentes y la posibilidad de que sean utilizados en la propuesta de modelo de esta investigación. Una de las definiciones, con mayor grado de síntesis, es la Propuesta por Smith [52]: “Agente es una entidad de software persistente dedicada a un propósito específico”.

Los llamados Ambientes Inteligentes de Aprendizaje (Intelligent Learning Environments - ILE's) [53], pueden ser entendidos como el resultado de la aproximación entre los Sistemas Tutores Inteligentes y la Inteligencia Artificial Distribuida. La interacción tutor-alumno, pasa a ser vista como un caso particular de interacción entre Agentes inteligentes. Para que esta visión tenga efectos concretos, es necesario implementar las capacidades de adaptación y autocrítica del sistema tutor, incluyendo dos requisitos:

- La capacidad de aprender, y
- La capacidad de evaluar los procesos de aprendizaje.

El segundo requisito exige que el sistema cuente, además, con técnicas de aprendizaje automático, y un conjunto de creencias y procesos de inferencia sobre esas técnicas, que permitan evaluarlas y compartirlas. A fin de caracterizar este hecho, Oliveira [54] adopta el término “teoría” de aprendizaje, en lugar de “módulo”.

Uno de los principales objetivos de las Ciencias de la Computación es la construcción de “Agentes”, que muestren algunos aspectos de la inteligencia humana. Una visión actual, considerada como extrema por muchos investigadores de Inteligencia Artificial, propone que esos agentes pueden recrear el comportamiento humano inteligente en su totalidad. La visión más conservadora, afirma ser capaz de construir agentes que puedan tener algunos aspectos del comportamiento humano inteligente [55].

La construcción de agentes inteligentes, es uno de los tópicos más importantes de investigación en Inteligencia Artificial, debido a las aplicaciones potenciales de los mismos en una variedad de dominios. Los agentes de software, son probablemente, el área de desarrollo que más evolucionó en las Tecnologías de Información y comunicación- TIC's.

En la actualidad, están siendo utilizados y desarrollados para aplicaciones diversas, tales como: en la administración de información personalizada y de procesos comerciales e industriales complejos, en la industria electrónica, en el diseño de interfaces, en los juegos de computadoras y especialmente en el diseño y desarrollo de arquitecturas de sistemas de enseñanza-aprendizaje, con soporte informático y los e-Learning contemporáneos.

Así mismo, según Wooldridge y Jennings [55], los agentes tienen las siguientes propiedades:

- **Autonomía:** Los agentes operan fuera de la intervención de humanos u otros agentes, y tienen alguna clase de control sobre sus acciones y estados internos [55]. Los agentes pueden actuar con autonomía, para realizar un conjunto de acciones basadas en la construcción de su conocimiento (por ejemplo, ellos requieren de atención para captar la información del ambiente). También se destaca que los agentes autónomos y continuos funcionan autónoma y continuamente en el ambiente donde el proceso se realiza [56].
- **Habilidad social:** Los agentes interactúan con otros agentes (y posiblemente humanos) por medio de alguna clase de lenguaje de comunicación de agentes [55].
- **Sensibilidad:** Los agentes perciben su ambiente y responden, adaptándose oportunamente a los cambios ocurridos en este ambiente.
- **Proactividad:** Los agentes no deben responder simplemente a su ambiente, sino que ellos deben ser capaces de tener un comportamiento oportuno dirigido a metas y tomar iniciativas apropiadas.

En general, la arquitectura de un agente pone al alcance de los programas, las percepciones obtenidas mediante los sensores, para ejecutarlos y dar respuestas con los efectores, con las acciones elegidas por el programa, conforme estas van generándose. La relación entre agentes, arquitectura y programas, podría resumirse de la siguiente manera [55].

### **2.4.1 Agente = arquitectura + programa**

Antes de realizar un proyecto de programa basado en agentes, es necesario tener una idea bastante precisa de las posibles percepciones y acciones que intervengan en su existencia, de las metas o medidas de performance a ser, supuestamente, llevadas a cabo, así como del tipo de ambiente donde tal agente operará.

En la construcción de agentes inteligentes, la arquitectura de todos ellos será la misma, esto es: debe considerar la capacidad de percepción, de los estímulos de un ambiente y de generación de las respectivas acciones. En relación a la arquitectura, es necesario comentar [55]: que a continuación, se enfocará a los agentes en las aplicaciones educativas.

En el caso particular de los desarrollos de STI e ILE, los agentes también son considerados como Agentes Pedagógicos. Este término es usado para denominar a los agentes que son diseñados para dar soporte al aprendizaje humano, interactuando con los estudiantes, a fin de facilitar el aprendizaje [57]. Ellos pueden aparentar caracteres

naturales para los estudiantes, e inducirlos a la misma clase de respuestas afectivas que otras clases de caracteres naturales generan. Los buenos profesores son buenos motivadores. La motivación es un ingrediente clave en el aprendizaje, y las emociones desempeñan un papel importante en la motivación. Por tanto, se cree que los agentes pedagógicos son profesores más efectivos si se demostrasen y comprendiesen emociones [58].

Los investigadores están viendo con mucha expectativa, la capacidad de que los agentes pedagógicos animados generen respuestas emotivas en la interacción con los estudiantes. Comportamientos emotivos, tales como las expresiones faciales y el lenguaje corporal, pueden llamar la atención, motivar y aliviar la frustración del estudiante con la “empatía” del agente. Comportamientos, tales como los aplausos son usados en conjunción con actos del habla congratulatorios; movimientos de cabeza o levantar los hombros son usados cuando el agente toma una expresión retórica. Otros agentes emplean expresiones faciales emotivas, mostrando satisfacción cuando el estudiante responde correctamente una pregunta; agitación, si surge una situación en el ambiente de aprendizaje que requiera la inmediata atención del estudiante y de inconformidad, si el estudiante comete un error que debe saber cómo evitar.

En opinión de la autora, los diferentes enfoques y características que los Agentes Inteligentes muestran en diferentes arquitecturas, tienden a dotarlos de características semejantes a las del ser humano, que, al ser utilizados en el modelo, posibilitarán el desarrollo de interfaces más naturales y metáforas muy consistentes y que, por tanto, pueden ser más efectivas en el modelo propuesto.

## **2.5 Redes Neuronales**

Las Redes Neuronales Artificiales (RNA) comenzaron su aplicación con el matemático John Von Newman (1903 - 1957); se fundamentan en el sistema biológico, como es el sistema nervioso conformado por neuronas, axones y dendritas artificiales. Es robusto y tolerante a fallas, ajustable a diferentes ambientes, altamente paralelo, pequeño, compacto y consume poca energía.

Se puede decir que las Redes Neuronales Artificiales son una forma de enfocar la solución de problemas que requieren de la utilización de metodología y técnicas de Inteligencia Artificial. En este caso, en lugar de intentar programar un computador digital, se trata de imitar un comportamiento inteligente (saber jugar ajedrez, comprender y mantener un dialogo, traducir lenguas extranjeras, resolver problemas de matemática, tales como los que se resuelven en los primeros años de los cursos de

ciencias e ingeniería en el nivel universitario, etc.). Se busca construir un computador que tenga circuitos, modelando los circuitos cerebrales, y se espera obtener un comportamiento inteligente emergente, que aprenda nuevas tareas, cometiendo errores, haciendo generalizaciones y descubrimientos, y con posibilidades de que sobrepasen a su profesor. De la misma forma, estos circuitos neuronales artificiales podrán auto organizarse, cuando actúen en ambientes diversos, creando sus propias representaciones internas y presentar comportamientos no previstos.

La construcción de Redes Neuronales Artificiales (RNAs) está inspirada en las neuronas biológicas y en el sistema nervioso. Es importante comprender que, actualmente, los modelos de RNAs están muy distantes de las Redes Neuronales Naturales (RNNs) y que las semejanzas son mínimas. Si es verdad que el primer modelo de neurona, propuesto por McCulloch y Pitts en 1943 [59], es un modelo simple, cabe resaltar que la intención era imitar la realidad biológica, preocupación no compartida por muchos de los investigadores actuales.

De hecho, autores diferentes motivan las investigaciones en el campo, hoy en día:

- El primero, consiste en modelar el sistema nervioso con suficiente precisión, de tal modo que se pueda observar un comportamiento emergente que, siendo semejante al comportamiento del ser vivo modelado, pueda servir de apoyo a las hipótesis usadas en el modelaje.
- El segundo, consiste en construir computadores con un alto grado de paralelismo.

El trabajo en el modelaje del sistema nervioso, comenzó hace aproximadamente un siglo. Después del trabajo de McCulloch y Pitts [59], Rosenblatt [60] y Hebb [61], muchos científicos se interesaron en este campo de investigación. El deseo de construir neurocomputadores es más reciente [62].

Informalmente, una Red Neuronal Artificial (RNA) es un sistema compuesto por varias neuronas. Estas neuronas están relacionadas por conexiones, llamadas conexiones sinápticas. Algunas neuronas reciben excitaciones del exterior y son llamadas neuronas de entrada y corresponden a las neuronas de los órganos de los sentidos. Otras, tienen sus respuestas usadas para alterar, de alguna forma, el mundo exterior; son llamadas neuronas de salida y corresponden a las motoneuronas, que son las neuronas biológicas que excitan los músculos. Las neuronas que no son de entrada ni de salida, son conocidas como neuronas internas. Estas neuronas internas en la red tienen una gran importancia y son conocidas en la literatura como “hidden” u “ocultas”.

Las neuronas internas u ocultas son importantes por varios motivos:

- **Importancia biológica:** Por corresponder a una actividad del sistema nervioso que puede presentar una independencia de excitaciones externas.
- **Importancia matemática:** Se probó que, sin esas neuronas, es imposible que una RNA resuelva problemas clasificados como linealmente no separables.

Así mismo, para la caracterización de una RNA es importante especificar los siguientes aspectos [63]:

- Los componentes de la red: Las neuronas; ejemplo: ¿estáticas o dinámicas?
- La respuesta de cada neurona; ejemplo: ¿dicotómica o de intervalos?
- El estado global de activación de la red: ¿vector cuyos componentes son las activaciones de las neuronas?
- La conectividad de la red dada por los valores de conexiones sinápticas: ¿qué define la topología da red?
- Cómo se propaga la actividad de la red: ¿De manera síncrona o asíncrona?

Otro aspecto de particular importancia es el de la adquisición del conocimiento o aprendizaje, para el que existen diversos tipos de clasificaciones:

- En cuanto a la independencia de quien aprende
- Según la retroacción del mundo
- En cuanto a la finalidad del aprendizaje

Para este trabajo de investigación, se explora específicamente la segunda clasificación del aprendizaje, que considera la presencia o ausencia de retroalimentación explícita del mundo exterior. Una retroalimentación explícita significa que, en ciertos intervalos de tiempo, un profesor señala errores y aciertos. En el caso de que la realimentación no es explícita, se realiza en ausencia de un profesor. Se suele denominar en estos dos casos: Aprendizaje supervisado y no supervisado.

- **Aprendizaje Supervisado.** El modelo de aprendizaje con profesor significa que, durante el aprendizaje, hay circuitos (o programas) externos a la neurona, que comparan la salida deseada con la salida actual y producen un error entre ellas. Este modelo es utilizado por un algoritmo de aprendizaje para modificar los valores de los pesos, uno por uno, tratando de minimizar el error. Este proceso requiere de muchas iteraciones.

- En el Aprendizaje No Supervisado, para hacer modificaciones en los valores de las conexiones sinápticas, no se usan informaciones sobre si la respuesta de la red fue correcta o no. Se usa, por otro lado, un esquema, tal que, para ejemplos de cosas semejantes, la red responda de modo semejante. El Aprendizaje No \_Supervisado se llama también descubridor de regularidades o redes auto-organizadas, debido a la propiedad básica de su funcionamiento.

En resumen, el aprendizaje, o aprender, es el acto que produce un comportamiento diferente a un estímulo externo, debido a las excitaciones recibidas en el pasado y es, de cierta forma, sinónimo de adquisición de conocimiento. En IA, es común hablar de aprendizaje de máquina y aprender, puede ser considerado como atributo fundamental de un comportamiento inteligente. Las RNA poseen la capacidad de aprender por ejemplos y hacer interpolaciones de lo que aprendieron. En el aprendizaje conexionista, no se busca obtener reglas, como en el enfoque simbólico de la Inteligencia Artificial, pero sí determinar la intensidad de conexiones entre neuronas. Como el conocimiento es almacenado en las conexiones, el uso de RNA está íntimamente ligado a lo que se llama conexionismo.

Por otra parte, la retro propagación, o “backpropagation”, puede ser considerada como la generalización de la Regla Delta [64], para redes directas con más de dos capas. En este caso, al menos una capa de neuronas no está involucrada con la entrada o salida y es, por tanto, interna a la red. Esta capa y sus conexiones, cuando aprenden a efectuar una función, actúan como si hubiese una representación interna de la solución del problema. Rumelhart et al. [65] describen el funcionamiento de la retro propagación.

Sin entrar en detalles, la retro propagación es una regla de aprendizaje supervisado. Si se presentase a la red un ejemplo y se verifica la salida de la red, esta es comparada con la salida esperada, dando un error. Se calcula la gradiente de este error, con relación a los valores sinápticos de la capa de salida, que es actualizada por un paso escogido; se puede, entonces, calcular el error de salida de la penúltima capa y así, por delante, se propaga para atrás el error (origen del nombre backpropagation), por todas las capas de conexiones.

Las RNAs cuentan con innumerables algoritmos para el reconocimiento de patrones: Kohonen, Perceptron, Adaline, Backpropagation y muchos otros, cada uno con sus especificidades. La principal ventaja de usar la RNA Backpropagation es que él mismo trabaja con multicapas y resuelve problemas “no linealmente separables”, que algunos algoritmos no pueden resolver.

En resumen, un problema “no-linealmente separable” es aquel donde no podremos separar 2 clases distintas, en el eje cartesiano bidimensional, solo trazando una recta.

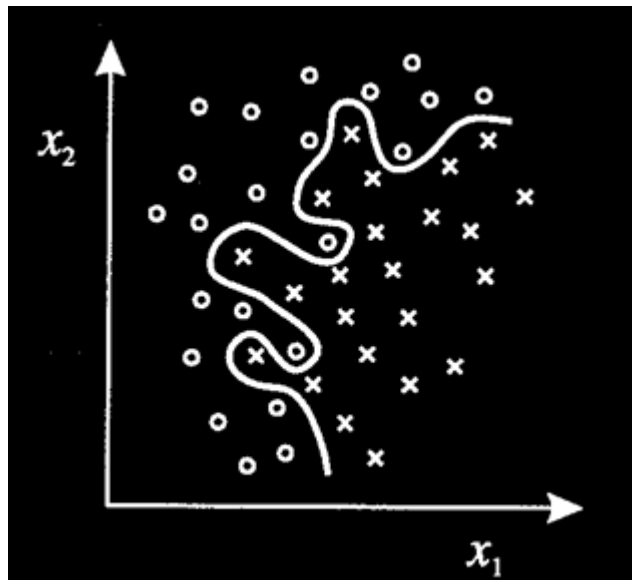


Figura 2.1. Problema no- linealmente separable  
Fuente: R. Lanhellas [66].

Se percibe claramente que, no es posible separar el patrón “o” del patrón “x”, solamente trazando una recta. Eso significa que, si se tiene el objetivo de identificar aquel objeto que es redondo o cuadrado, los algoritmos que no resuelven ese tipo de problemas, no serán capaces de distinguir redondo de cuadrado.

Otra característica importante es que el Backpropagation es feedforward, o sea, la conexión entre las neuronas no es cíclica.

En cualquier RNA, se tienen los atributos siguientes: Neuronas y Pesos. Las neuronas almacenan los valores que serán calculados para definición de los Pesos, donde estos Pesos son la “clave” para el funcionamiento de toda la RNA; y es por el Peso que la RNA logra identificar, por ejemplo, que un objeto es redondo y no cuadrado.

La RNA Backpropagation es multicapa, pues tiene como mínimo 3 capas. En la Figura 2.2, se muestra una RNA Backpropagation de 3 capas simples.

Entonces, se tienen 4 neuronas de entrada ( $x_1$ ,  $x_2$ ,  $x_3$  y  $x_4$ ), donde cada una de estas se relaciona a todas las neuronas intermedias (capa oculta o hidden layer); y cada neurona de la capa oculta se relaciona a todas las neuronas de la capa de salida.

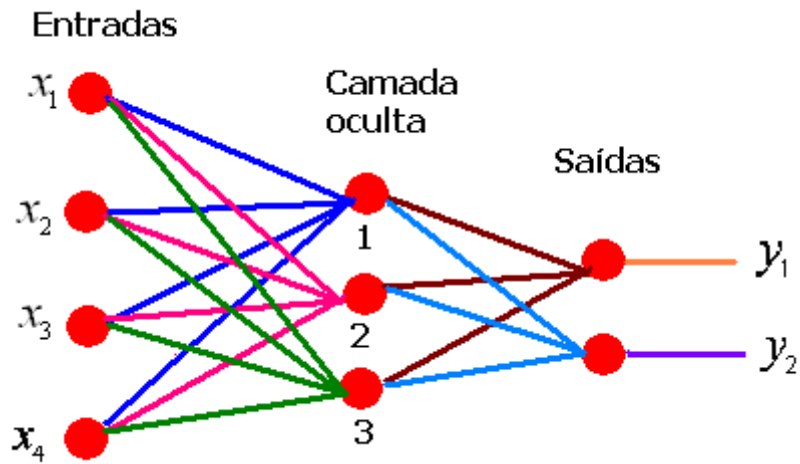


Figura 2.2. Red Neuronal Backpropagation  
Fuente: R. Lanhellas [66]

Se destaca que esta fue una visión bastante abstracta del funcionamiento del Algoritmo Backpropagation. Dentro de cálculos realizados por las neuronas de la capa oculta y de salida, hay muchos cálculos involucrados en el proceso, para que se reajuste el peso de forma adecuada, como se ilustra en la Figura 2.3.

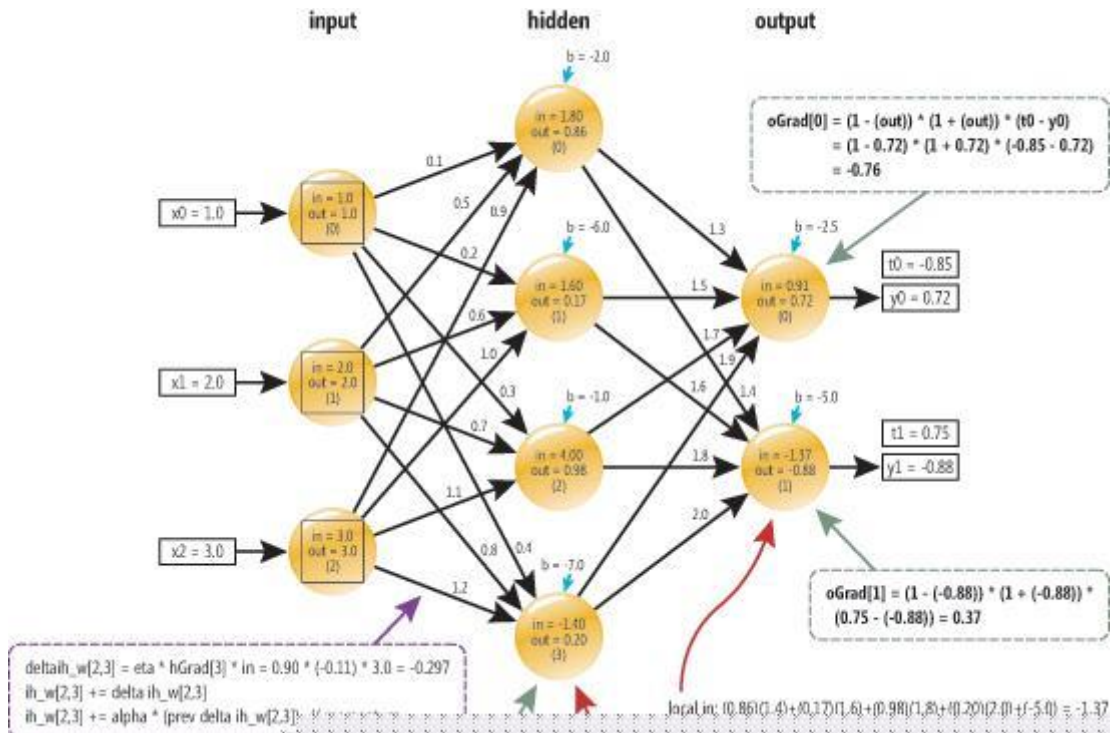


Figura 2.3: Cálculos involucrados en el proceso de reajuste de pesos – Red Backpropagation.  
Fuente: R. Lanhellas [66]

La teoría de las RNA ha brindado una alternativa a la computación clásica, para aquellos problemas en los cuales los métodos tradicionales o comunes no han obtenido resultados muy convincentes, o poco convenientes.

En el establecimiento del Estado de Arte, se encontraron muchos trabajos para el reconocimiento de los estilos de aprendizaje, que incorporan diferentes algoritmos de RNAs. Este trabajo, en particular, se enfoca en la identificación online de estilos de aprendizaje y pensamiento; el mismo que, se trata de un problema de reconocimiento de patrones, con límites imprecisos. Su grado de complejidad posibilitó la incorporación de la lógica difusa; la misma que, al realizar la experimentación y pruebas correspondientes, permitió la obtención de mejores resultados, como se muestra en el capítulo correspondiente.

## **2.6. Estilos de Aprendizaje**

A seguir, la autora se enfoca en los estilos de aprendizaje, cuya investigación, estudio y análisis, posibilitará la incorporación de estas teorías, sus metodologías y técnicas de implementación en los sistemas de enseñanza- aprendizaje, en la propuesta de modelo, considerando que el reconocimiento online del estilo de aprendizaje y el estilo de pensamiento de un estudiante en particular, será un elemento fundamental en la propuesta de la arquitectura del modelo de sistema e-Learning adaptativo.

Para Alonso et.al. [8], 1995, “Los estilos de aprendizaje son los rasgos cognitivos, afectivos y fisiológicos, que sirven como indicadores relativamente estables, de cómo los alumnos perciben interacciones y responden a sus ambientes de aprendizaje”, [8].

Los rasgos cognitivos, tienen que ver con la forma en que los estudiantes estructuran los contenidos, forman y utilizan conceptos, interpretan la información, resuelven los problemas, seleccionan medios de representación (visual, auditivo, cinestésico), etc. Los rasgos afectivos se vinculan con las motivaciones y expectativas que influyen en el aprendizaje, mientras que los rasgos fisiológicos están relacionados con el biotipo y el biorritmo del estudiante [67].

Para Kavale y LeFever [68], "El proveer intervenciones educativas que sean compatibles con el estilo de aprendizaje de los estudiantes es beneficioso”.

Para Joy y Kolb [69], los tipos de estilos de aprendizaje, indican las diferencias en el enfoque para aprender, basado en las preferencias individuales y considerando la combinación dialéctica de esos modos. Existen cuatro modos de estilos de aprendizaje, que son: Divergente, Asimilador, Convergente y acomodador. Los aprendices

divergentes, prefieren hacer mayor uso de experiencias concretas y observación reflexiva. Los del tipo asimilador, prefieren aprender a través de la observación reflexiva y la conceptualización abstracta, los del tipo convergente, prefieren realizar la conceptualización abstracta y la experimentación activa y los del tipo acomodador, utilizan la experimentación activa y concreta.

La adaptación de contenido WEB al estilo de aprendizaje de los alumnos influye en la calidad del aprendizaje. Son pocos los sistemas que implementan estilos de aprendizaje [70]. Además, no todos los modelos de estilos de aprendizaje son idóneos para el desarrollo de materiales educativos en sistemas hipertexto adaptativos. Los enfoques más usados por muchos autores de Sistemas adaptativos es el modelo de Kolb y Honey [71], porque se centran en cómo se percibe y procesa la información; otro modelo usado es el de Felder [72]. Otros modelos se basan en aspectos poco relevantes para el desarrollo en ambientes Web.

El modelo de Honey, basado en el modelo de Kolb [71]; muy utilizado y referenciado en ambientes e-Learning, supone que para aprender se debe utilizar o procesar la información que se recibe.

En la práctica, la mayoría de los aprendices, tienden a presentar las características de un estilo, sin que se afirmen o descarten los otros estilos. En función del estilo preferido, el mismo contenido resultará más fácil (o más difícil) de aprender, dependiendo de cómo se le presente al aprendiz y de cómo se trabaje en el aula.

Un aprendizaje óptimo requiere de las cuatro fases de la rueda de Kolb, por lo que será conveniente presentar una disciplina de tal forma que se garanticen actividades que cubran todas las fases. Con eso, por una parte, se facilitará el aprendizaje de todos los alumnos, cualquiera que sea su estilo preferido y, además, se le ayudará a potenciar las fases con los que se encuentran menos cómodos.

Las fases mencionadas son: Activos, Reflexivos, Teóricos y Pragmáticos.

La revisión realizada en esta parte del trabajo, permite proporcionar, la fundamentación teórica que se requiere, para el desarrollo del Modelo online para la identificación de estilos de aprendizaje de los estudiantes, que se presenta en el siguiente capítulo de este trabajo.

## Capítulo 3

# Desarrollo e Implementación del Modelo

La implementación de la plataforma virtual propuesta se realizó tomando como referencia el modelo de representación del conocimiento propuesto por Arias [73], para el diseño de Cursos Virtuales Adaptativos, del cual se han adoptado los siguientes conceptos:

- **Curso Virtual Adaptativo (CVA).** Estudio sobre una materia, desarrollada con una unidad conceptual. Este representa un marco en el cual los distintos protagonistas del proceso educativo (profesores, monitores y alumnos), pueden interactuar entre sí de forma instantánea, en cualquier momento y desde cualquier lugar.
- **Unidad Básica de Aprendizaje (UBA).** Pueden verse como una subdivisión de los cursos, de forma similar a los capítulos de un libro. Una UBA no puede ser evaluada en una sola sesión de un curso.
- **Tema.** Cada una de las unidades de contenido en que se divide un programa de estudios o un libro de texto.
- **Objeto de Aprendizaje (OA).** Recurso digital educativo el cual es descrito a partir de metadatos, característica que permite su reutilización, migración, recuperación y recomendación.
- **Evaluación.** Mecanismo mediante el cual se valora el desempeño y logros alcanzados de un estudiante dentro de un CVA, permitiéndole avanzar en el proceso de aprendizaje, mediante la habilitación de nuevos contenidos educativos.

- **Objetivo Educativo (OE).** Representan la intención del maestro sobre lo que los estudiantes deben aprender. Un objetivo educativo se alcanza mediante la realización de actividades educativas, proyectos y las evaluaciones correspondientes.

La implementación del modelo propuesto utiliza diversas técnicas del área de la Inteligencia Artificial, tales como tecnologías de agentes inteligentes, también denominados Sistemas Multiagentes, como base para el desarrollo de la plataforma (sección 3.1), Redes Neuronales para el módulo de identificación de estilos de aprendizaje (sección 3.2), y Razonamiento Basado en Casos para el módulo de generación de cursos y/o proyectos (sección 3.3).

### **3.1 Sistema Multiagente**

Se utilizó la tecnología de sistemas de Agentes Inteligentes Autónomos como base para la implementación de la plataforma de aprendizaje virtual, dado que ha demostrado ser una de las técnicas con mayor potencial en esta área. Entre sus principales ventajas encontramos:

- Permiten modelar un perfil individual de cada estudiante, facilitando tareas, como la búsqueda de información y contenidos.
- Facilitan la incorporación de un modelo de representación del conocimiento, y pueden facilitar las tareas de adaptación y personalización de contenidos en la plataforma propuesta.
- Permiten incorporar características de aprendizaje de máquina, en conjunto con otros enfoques y técnicas de Inteligencia Artificial.
- Pueden ser dotados de características, tales como autonomía, iniciativa, movilidad (incluso entre distintas plataformas), adaptabilidad, entre otras.

La arquitectura general del modelo multiagente propuesto en el presente trabajo se muestra en la figura 3.1.

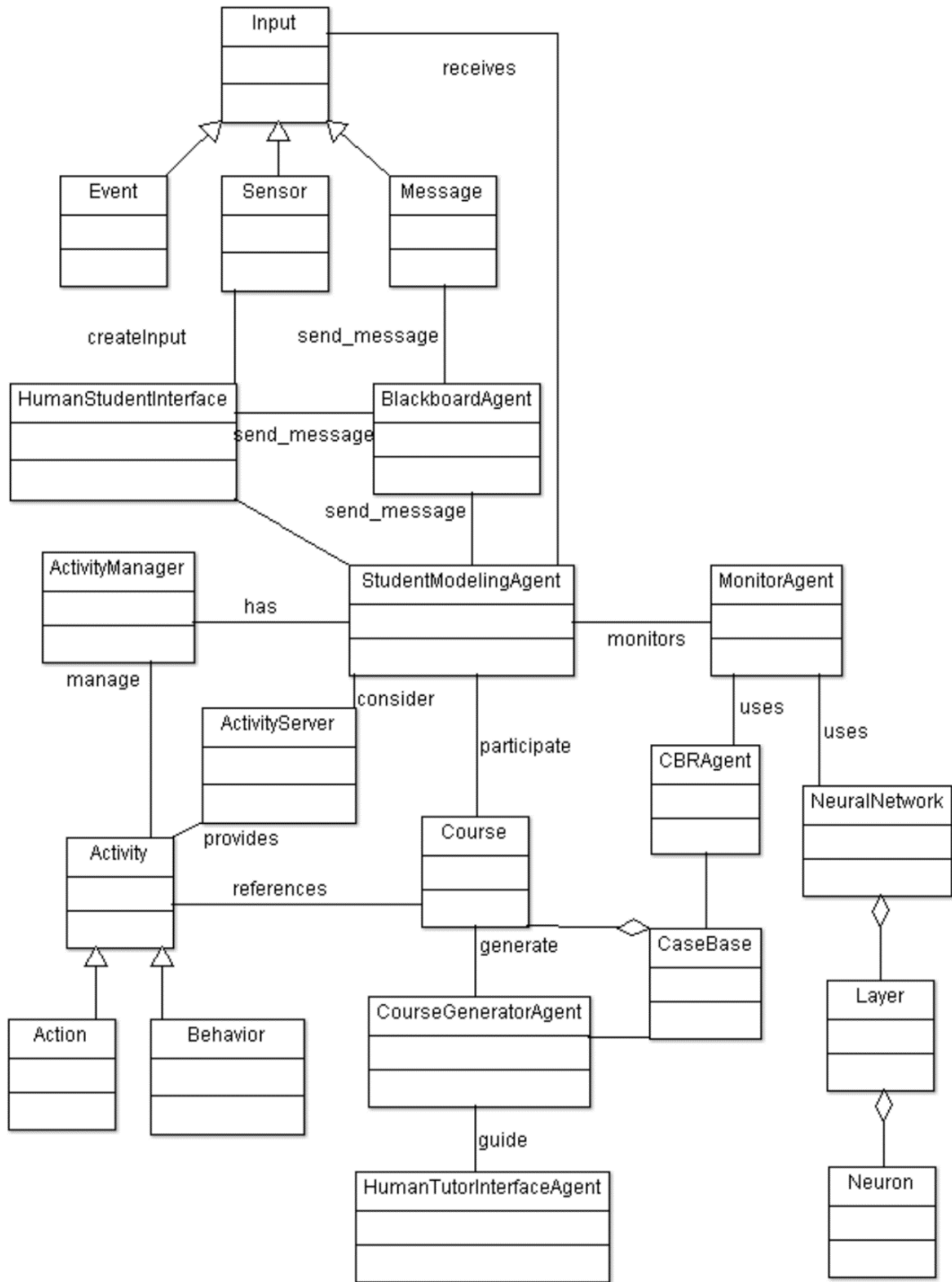


Figura 3.1: Arquitectura del sistema multiagente

La implementación de los agentes inteligentes propuestos, los cuales serán descritos en detalle en las siguientes secciones, se realizó utilizando la plataforma JADE<sup>1</sup> [80], la cual es una plataforma de agentes distribuida con un contenedor por cada host en el que se ejecutan los agentes (ver Figura 3.2), que cuenta con soporte para diversos

<sup>1</sup> <http://jade.tilab.com>

lenguajes y ontologías, y cumple con las especificaciones FIPA<sup>2</sup> (Foundation for Intelligent Physical Agents), por lo que se puede integrar fácilmente con agentes desarrollados en otros lenguajes y plataformas, incluso propietarias.

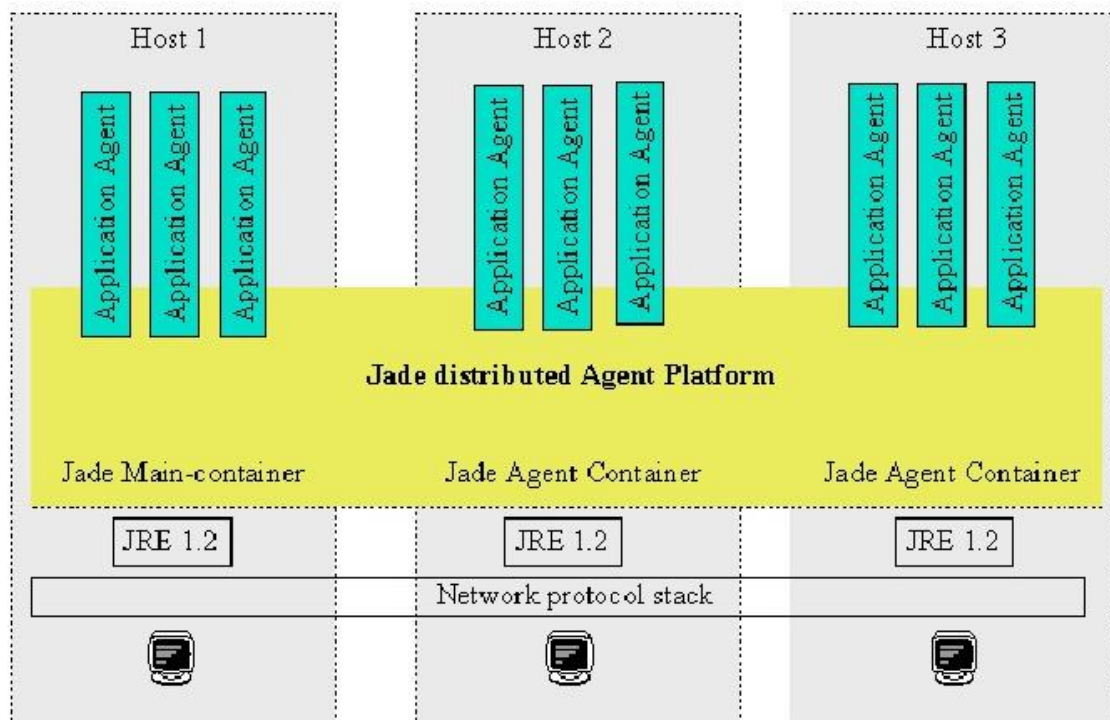


Figura 3.2: Arquitectura de la Plataforma JADE

El ciclo de vida de los agentes inteligentes sigue el ciclo propuesto por FIPA, tal como se muestra en la figura 3.3, de acuerdo con el cual se ha considerado los siguientes estados:

1. Initiated/Iniciado: El agente se ha creado, pero no se ha registrado todavía en el AMS (Agent Management System).
2. Active/Activo: El agente ya ha sido registrado y posee nombre. En este estado ya se puede comunicar e interactuar con otros agentes y componentes de la plataforma.
3. Suspended/Suspendido: El agente se encuentra parado porque su hilo de ejecución se encuentra suspendido.
4. Waiting/Esperando: Se encuentra bloqueado a la espera de un suceso.

<sup>2</sup> <http://www.fipa.com>

5. Deleted/Eliminado: El agente ha terminado, por tanto, el hilo terminó su ejecución y ya no estará más en el AMS.
6. Transit/Transito: El agente se está migrando a una nueva ubicación (puede ser otro host, contenedor o plataforma).

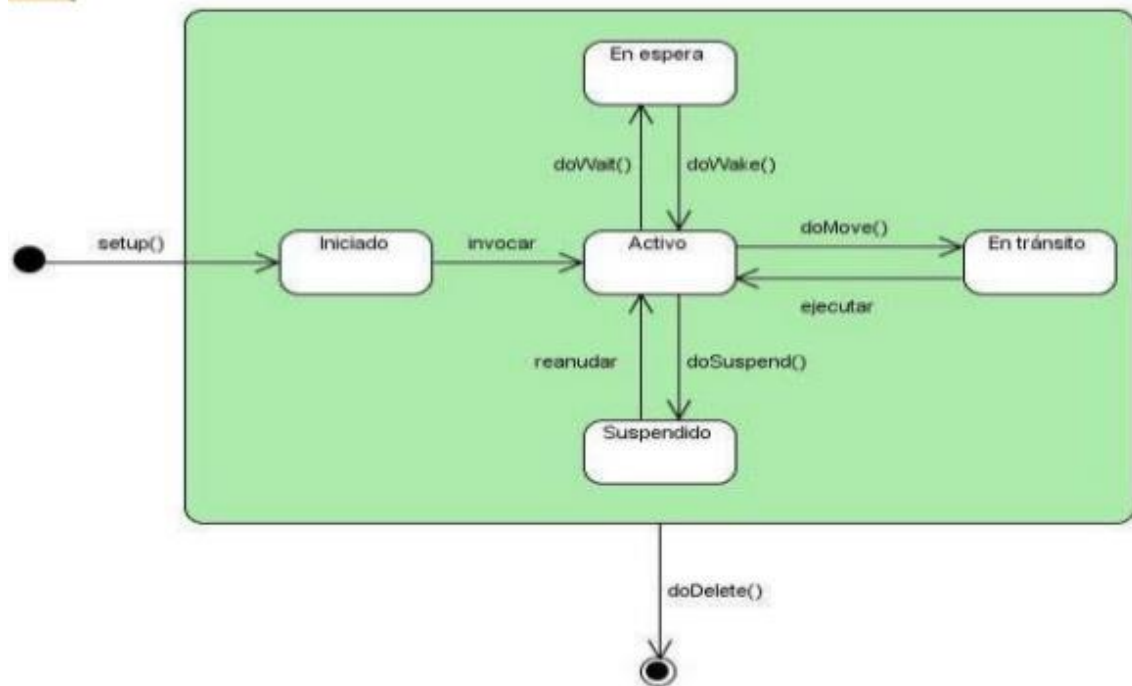


Figura 3.3: Ciclo de vida de los Agentes

Cada agente tiene lo que se denomina "comportamientos", que definen las acciones que realiza un agente bajo un determinado evento o condición, es decir, las tareas o servicios que realiza un agente para lograr sus objetivos. Cada comportamiento puede realizar una tarea simple como "Envía este mensaje" o "Busca tal contenido", aunque también se pueden crear comportamientos compuestos. La programación basada en comportamientos debe realizar los siguientes pasos:

1. Determinar qué debe ser capaz de hacer el agente (funcionalidades que debe implementar para el logro de sus objetivos).
2. Asociar cada funcionalidad con un comportamiento.
3. Escoger el tipo de comportamientos.
4. Delegar a la plataforma JADE la tarea del scheduling, con el objetivo de asegurar que un solo comportamiento se ejecuta en cada instante y no se pueda afectar el estado interno del agente.

Dichos comportamientos se definen en el método Setup de cada agente, mediante el método addBehaviour(). Los diferentes comportamientos que tendrá el agente se definen mediante la clase abstracta Behaviour, la cual tiene dos métodos abstractos principales:

- Action(). Define las acciones a ser ejecutadas cuando se desarrolle el comportamiento. Es recomendable que no tengan un tiempo de ejecución alto, ya que mientras se ejecutan no pueden ser interrumpidos por otro comportamiento.
- Done(). Se ejecuta al analizar el comportamiento. Este método determina si el comportamiento ha sido completado o no.

Los comportamientos se pueden eliminar con el método removeBehaviour(). Adicionalmente, existen otros métodos como block() y restart() usados para la modificación del comportamiento del agente. Cuando un agente está bloqueado se puede desbloquear de diferentes maneras, por ejemplo, la llegada de un mensaje o petición, la ocurrencia de una condición, entre otras.

### **3.1.1 Agente de Modelado del Estudiante**

Denominado como StudentModellingAgent, este agente representa al estudiante y, por ende, se encarga de construir y mantener actualizado el perfil del mismo, incluyendo sus logros, necesidades y objetivos de aprendizaje. El agente de software está asociado a una interfaz que permite la interacción directa del alumno. En tal sentido, sus principales tareas son:

- Recolectar información acerca del rendimiento del estudiante a lo largo de los distintos cursos y actividades que desarrolle.
- Proveer información acerca del estudiante y sus interacciones dentro de la plataforma a las herramientas y mecanismos encargados de la adaptación y personalización de contenidos.
- Manejar los recordatorios, alertas y tareas automatizadas del estudiante, hayan sido creadas por el mismo o por otros mecanismos con los que se relaciona.

La figura 3.4 muestra las principales interacciones y relaciones de este agente con otros mecanismos del modelo propuesto, por ejemplo, el agente participa de un curso y es monitoreado por otro agente, intercambia mensajes a través de un BlackboardAgent y tiene una interfaz para la interacción del usuario, la cual a su vez puede recibir entradas de distintos medios, tales como eventos, sensores, mensajes, entre otros.

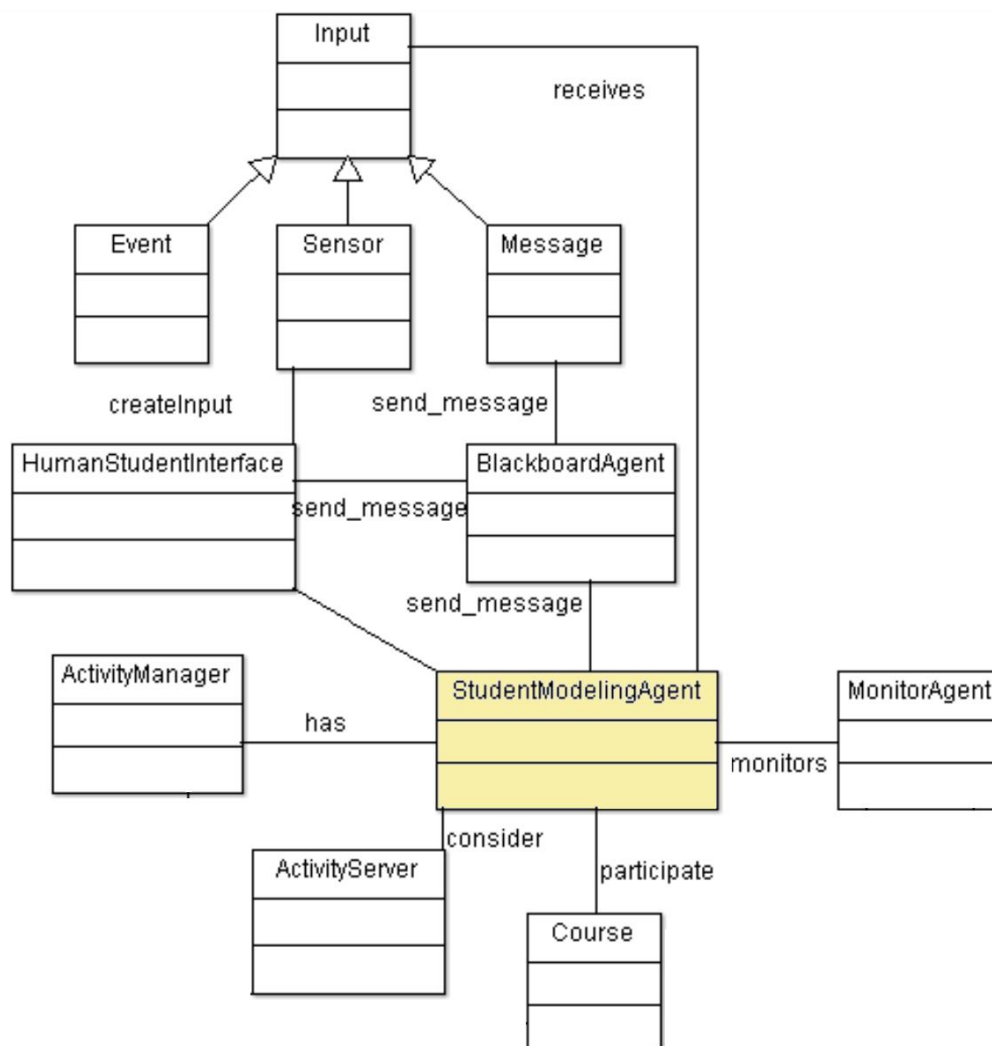


Figura 3.4: Agente de modelado del estudiante

### 3.1.2 Agente centralizador de comunicaciones

Denominado BlackboardAgent, este agente centraliza las comunicaciones dentro del modelo propuesto mediante una estructura de datos compartida (ver figura 3.5), la cual permite el almacenamiento de cualquier mensaje o información que pueda ser útil para algún usuario o grupo de usuarios, asociado a palabras claves, fuente del mensaje, entre otros.

La principal tarea del agente es notificar a todos los posibles interesados de la disponibilidad de la información, siendo responsabilidad de cada uno de los Agentes involucrados evaluar si la información es realmente pertinente para sus intereses. Este agente no se encuentra sujeto a un determinado curso o grupo, extendiendo la flexibilidad de la plataforma.

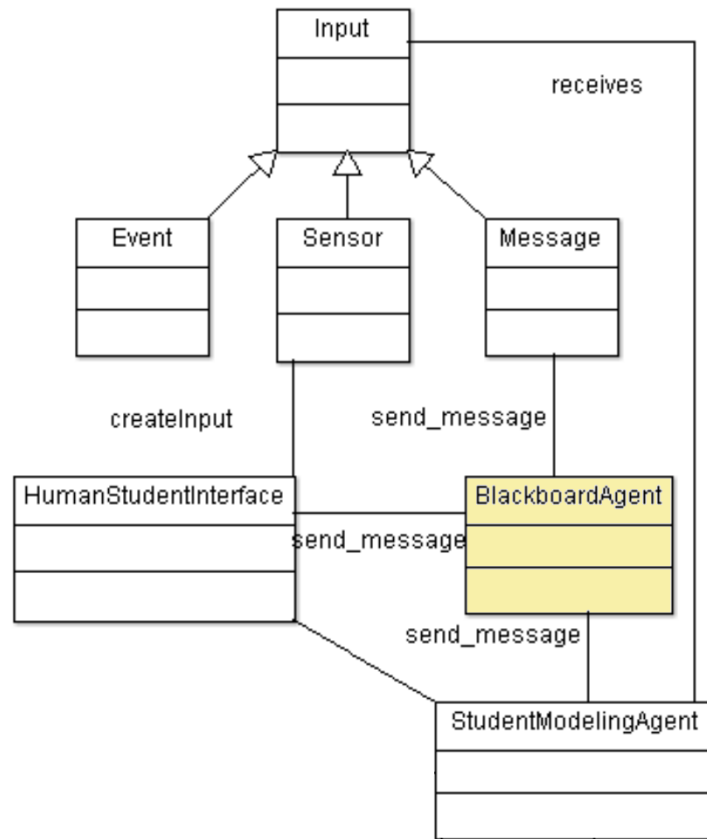


Figura 3.5: Agente centralizador de comunicaciones.

Los mensajes se implementan utilizando objetos del tipo `ACLMessage`, con correspondencia de patrones, de forma similar a la que se muestra en la Figura 3.6. El envío de mensajes ACL (Agent Communication Language), se realiza mediante el método `Send`, incluido en la clase `Agent`.

A dicho método hay que pasarle un objeto de tipo `ACLMessage`, que contiene los siguientes parámetros:

- `Sender`: remitente.
- `Receiver`: destinatario(s).
- `Content`: contenido.
- `Reply with`: indica el formato para la respuesta.
- `In reply to`: indica si es en respuesta a una petición.
- `Envelope`: paquete.
- `Language`: lenguaje utilizado
- `Ontology`: ontología de referencia.
- `Reply by`: indica el tiempo de espera por una respuesta.

- Protocol: protocolo de transmisión.
- Conversation id: identificador del hilo de mensajes (conversación).

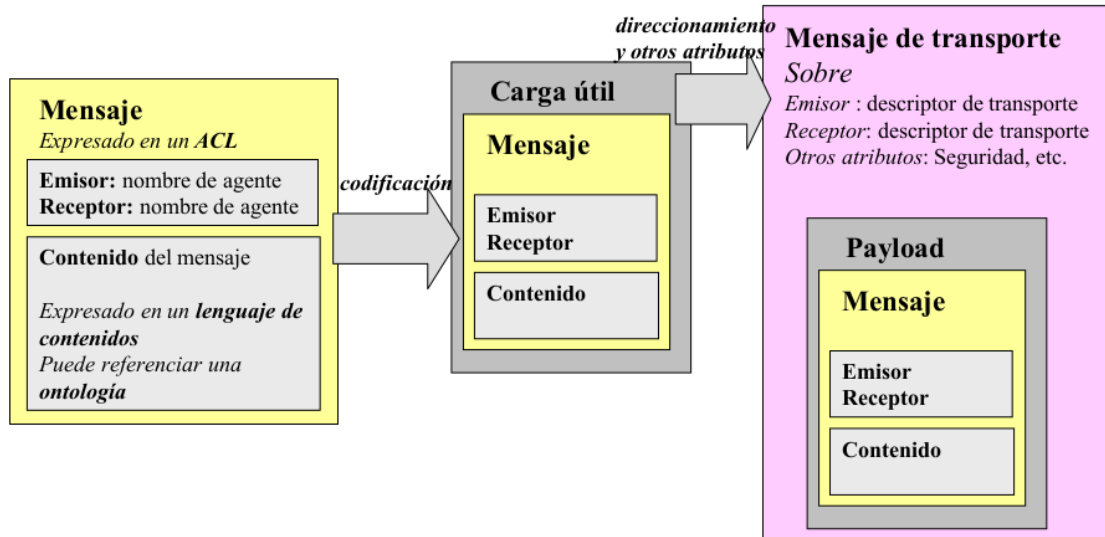


Figura 3.6: Mensajes ACL

Los mensajes en el modelo propuesto se envían de modo asíncrono, mientras que los mensajes que se van recibiendo se irán almacenando en una cola de mensajes. Existen dos tipos de recepción de los mensajes ACL, bloqueante o no bloqueante. Para ello, se proporcionan los métodos `BlockingReceive()` y `Receive()`, respectivamente. En ambos métodos se puede hacer filtrado de los mensajes que se quieren recuperar de la cola, estableciendo diferentes plantillas.

### 3.1.3 Agente Monitor

Este agente supervisa las actividades de los estudiantes, a fin de determinar cambios en los perfiles que requieran actualizar el estilo de aprendizaje del mismo, o los tipos de contenidos dentro de la plataforma, y notifica al docente u otros componentes de la plataforma de posibles inconsistencias o problemas detectados con el estudiante o dentro el curso, a fin de emprender las acciones que correspondan.

Para el logro de sus objetivos, este agente interactúa con los mecanismos de identificación de estilos de aprendizaje (NeuralNetwork - Sección 3.2) y el mecanismo de razonamiento basado en casos (CBRAgent), tal como se muestra en la figura 3.7.

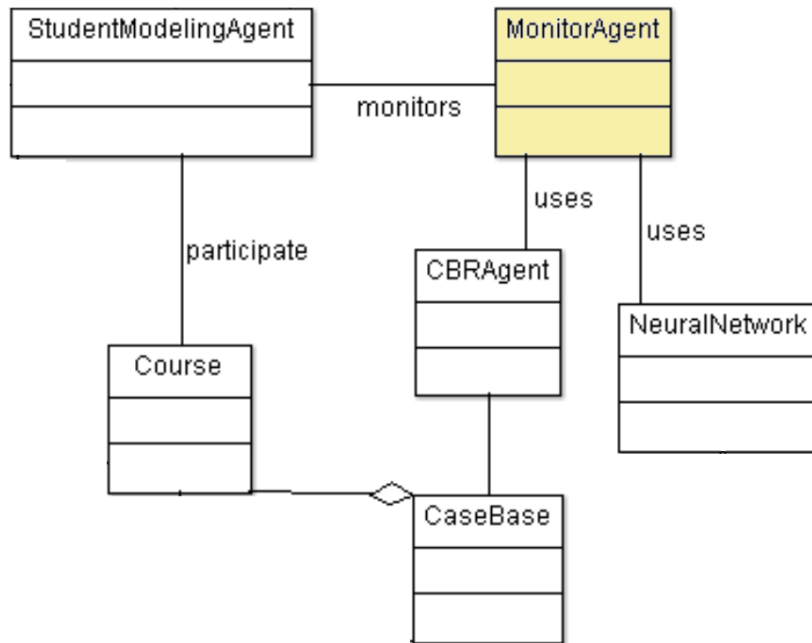


Figura 3.7: Agente Monitor

### 3.1.4 Agente generador de cursos y/o proyectos

Denominado CourseGeneratorAgent, este agente es responsable por consolidar los requerimientos y especificaciones del profesor, a través de las interfaces correspondientes (HumanTutorInterfaceAgent), y generar la estructura y los contenidos de un curso dado, interactuando para ello con el mecanismo de Razonamiento Basado en Casos, representado por el CBRAgent y que será explicado en detalle en la sección 3.3.

Para llevar a cabo su tarea, este agente consulta las actividades y recursos disponibles para un curso, almacenados en el Activity Server, de modo que pueda seleccionar los más apropiados y relevantes para dicho curso, tal como se muestra en la figura 3.8.

### 3.1.5 Administrador de Actividades

Denominado ActivityManager, es un agente reactivo cuyo propósito es manejar el flujo de actividades o recursos requeridos dentro de un curso para un usuario particular, de acuerdo a sus características o perfil de usuario, y a los requerimientos establecidos por el tutor, con el objetivo de lograr los objetivos de aprendizaje propuestos.

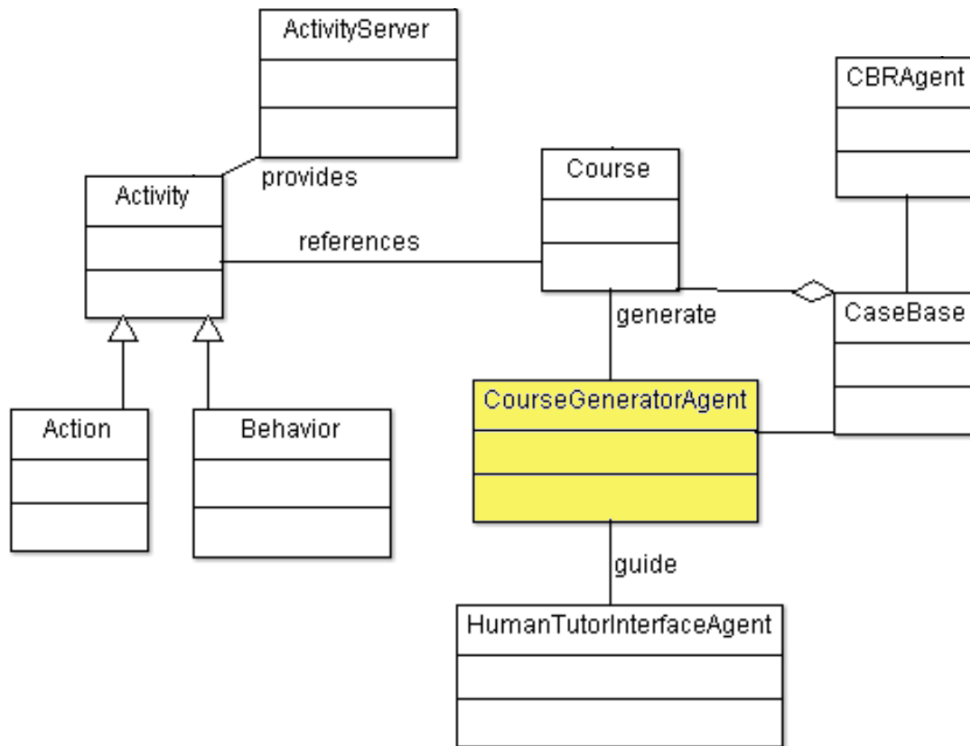


Figura 3.8: Agente generador de cursos o proyectos

Este agente administra un repositorio altamente especializado de contenidos, recursos de aprendizaje, actividades, enlaces a recursos externos, entre otros, diseñados o recopilados por diversos especialistas (tutores), como parte de diversos cursos a lo largo del tiempo o por encargo, y diseñado de forma que sea altamente interactivo.

Este componente favorece la reutilización y disponibilidad de los contenidos, optimiza el uso de recursos dentro de la plataforma, y facilita las tareas de mantenimiento de la plataforma.

### 3.1.6 Agente CBR

Este agente representa e interactúa con el mecanismo de Razonamiento Basado en Casos, implementado en el Back-end de la plataforma (Figura 3.10), el cual será descrito con mayor detalle en la sección 3.3. Este agente se encuentra orientado a dos tareas específicas:

- Proporcionar al Course Generator Agent una selección de contenidos y una estructura de curso que responda a los antecedentes previos del estudiante y otras características.

- Colaborar con el Activity Manager en la selección de las actividades y/o recursos de aprendizaje más apropiados para cada estudiante, de acuerdo a su perfil.

Su funcionalidad se podrá extender para dar soporte a otros enfoques además del aprendizaje basado en proyectos.

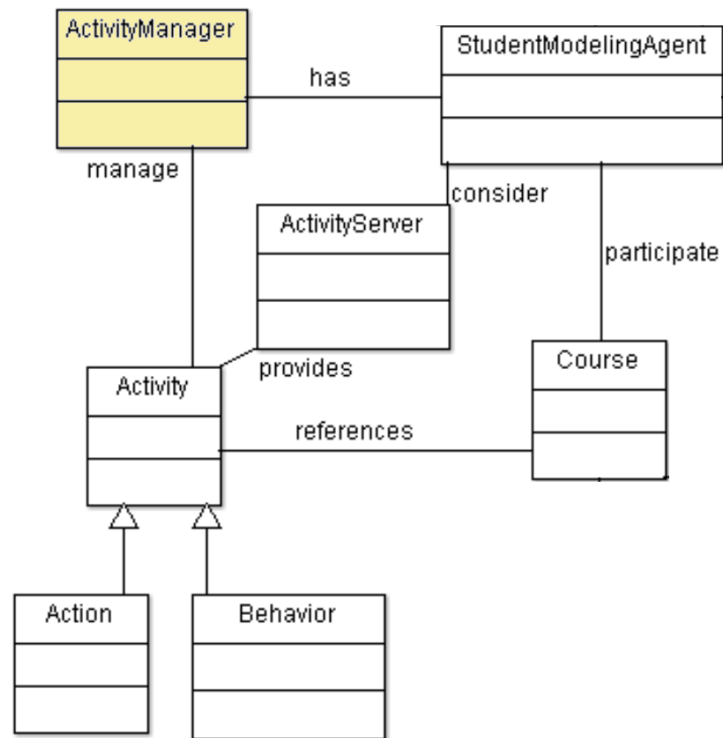


Figura 3.9: Administrador de Actividades

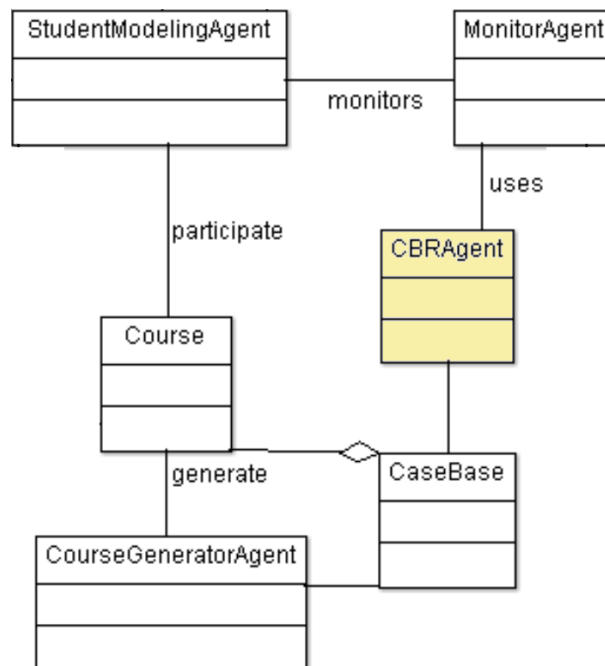


Figura 3.10: Agente CBR

## 3.2 Módulo de reconocimiento automático de estilos de aprendizaje basado en redes neuronales y lógica difusa

El módulo de identificación de estilos de aprendizaje en línea, desarrollado como parte de este trabajo, consideró como referencia el modelo de estilos de aprendizaje propuesto por Honey-Alonso [1], donde se definen cuatro estilos de aprendizaje: activo, reflexivo, teórico y pragmático, con características bien definidas, tal como se muestra en la Figura 3.11.

<b>ACTIVO</b>	<b>REFLEXIVO</b>	<b>TEÓRICO</b>	<b>PRAGMÁTICO</b>
<i>Animador</i>	<i>Ponderado</i>	<i>Metódico</i>	<i>Experimentador</i>
<i>Improvisador</i>	<i>Concienzudo</i>	<i>Lógico</i>	<i>Práctico</i>
<i>Descubridor</i>	<i>Receptivo</i>	<i>Objetivo</i>	<i>Directo</i>
<i>Arriesgado</i>	<i>Analítico</i>	<i>Crítico</i>	<i>Eficaz</i>
<i>Espontáneo</i>		<i>Estructurado</i>	<i>Realista</i>

Figura 3.11: Modelo de Estilos de Aprendizaje de Honey [1]

Se utilizó dicho modelo en particular, sobre otros modelos tales como los propuestos en Kolb [22], Vincent [74], Curry [75], Rayner [76], debido a que se centra en como la información es percibida y procesada por el usuario, aspecto especialmente relevante en el desarrollo de plataformas e-Learning.

La importancia de la detección automática de los estilos de aprendizaje radica en que esta información podría ser utilizada para la construcción del perfil del estudiante, lo que permitiría la personalización de los contenidos del curso para cada usuario, en la medida de lo posible, y que además podría ir refinándose y validándose a lo largo del tiempo, lo que permitiría mejorar la eficiencia y eficacia del proceso de enseñanza/aprendizaje.

Para el desarrollo e implementación de este módulo se siguieron cuatro etapas, las mismas que serán explicadas en detalle en las subsiguientes secciones. Estas son:

- Recolección de datos experimentales (Sección 3.2.1).
- Pre-procesamiento de datos de entrada (Sección 3.2.2).
- Implementación de la red neuronal (Sección 3.2.3).
- Pruebas (Capítulo 4).

### 3.2.1 Recolección de datos experimentales

Para la recolección de los datos experimentales se aplicó el cuestionario propuesto en [8], el mismo que se puede encontrar en el Anexo A, a un grupo de 34 estudiantes de pre-grado de la Escuela Profesional de Marketing de la Universidad Nacional de San Agustín, durante el segundo semestre académico del año 2017.

Las respuestas de los estudiantes fueron sistematizadas y tabuladas en una hoja de cálculo diseñada para tal fin (Figura 3.12), con el objetivo de facilitar el conteo de las respuestas independientemente del número de estudiantes, considerando futuras pruebas y el posible escalamiento de la plataforma desarrollada.

The image shows a screenshot of a spreadsheet application (LibreOffice Calc) displaying a data table. The table has 34 rows, numbered 1 to 35, and 27 columns, labeled PREG1 through PREG27. Each cell in the table contains either a '0' or a '1', representing the responses of 34 students to 27 different questions or items. The data is organized in a grid format, with the first row (row 1) containing the first student's responses and subsequent rows containing the responses of other students. The spreadsheet interface includes a menu bar at the top with options like File, Edit, View, Insert, Format, Styles, Sheet, Data, Tools, Window, and Help. Below the menu bar is a toolbar with various icons for editing and formatting. The spreadsheet area shows the grid of data cells, with the first cell (A1) containing the value '1'.

Figura 3.12: Tabulación de datos experimentales

La tabla 3.1 muestra el resumen de las respuestas del grupo de estudiantes, donde se debe considerar los siguientes hechos:

- Las celdas sombreadas en amarillo corresponden a estudiantes para los cuales se puede identificar de manera clara un sólo estilo de aprendizaje preferente.
- Las celdas sombreadas en gris corresponden a casos en los que no es posible identificar un sólo estilo de aprendizaje, ya sea por posibles preferencias mixtas de algunos estudiantes, o deficiencias en la aplicación del cuestionario antes señalado.

Estos hechos, si bien sólo serán señalados en este punto, serán analizados con mayor detalle en la sección 4, donde cobran mayor relevancia en la implementación y pruebas del modelo propuesto; sin embargo, cabe señalar que los métodos tradicionales (cuestionarios), si bien son los más aceptados, tampoco son infalibles en la identificación de los estilos de aprendizaje u otras características cognitivas de los estudiantes.

Student	Activist	Reflector	Theorist	Pragmatist
1	11	16	13	10
2	15	15	13	15
3	13	13	12	9
4	13	16	12	17
5	9	18	17	15
6	13	18	14	14
7	15	15	17	17
8	12	9	8	13
9	16	13	10	17
10	14	17	15	12
11	13	18	13	12
12	11	17	15	13
13	10	17	19	10
14	13	17	14	13
15	13	18	13	16
16	12	17	16	17
17	14	15	16	15
18	13	14	15	18
19	11	16	17	13
20	13	18	11	13
21	13	17	17	13
22	10	18	18	18
23	14	16	15	17
24	17	16	11	17
25	16	15	18	20
26	15	10	7	16
27	12	15	13	15
28	10	18	17	15
29	17	14	11	15
30	10	15	12	17
31	19	16	13	14
32	13	12	10	13
33	19	12	10	15
34	10	11	18	18
<b>TOTAL</b>	<b>3</b>	<b>10</b>	<b>3</b>	<b>8</b>

Tabla 3.1: Datos obtenidos con el método tradicional, sistematizados y tabulados

La distribución de las preferencias del grupo de estudiantes por los distintos estilos de aprendizaje se muestra en la Figura 3.13, donde se puede apreciar que el número de casos donde no es posible determinar un sólo estilo de aprendizaje preferente es uno de los grupos más significativos, lo que representa un dato interesante desde el punto de vista de las tecnologías educativas, pues indica que actualmente los estudiantes se adaptan mejor a distintos tipos de materiales y contenidos y entornos de aprendizaje.

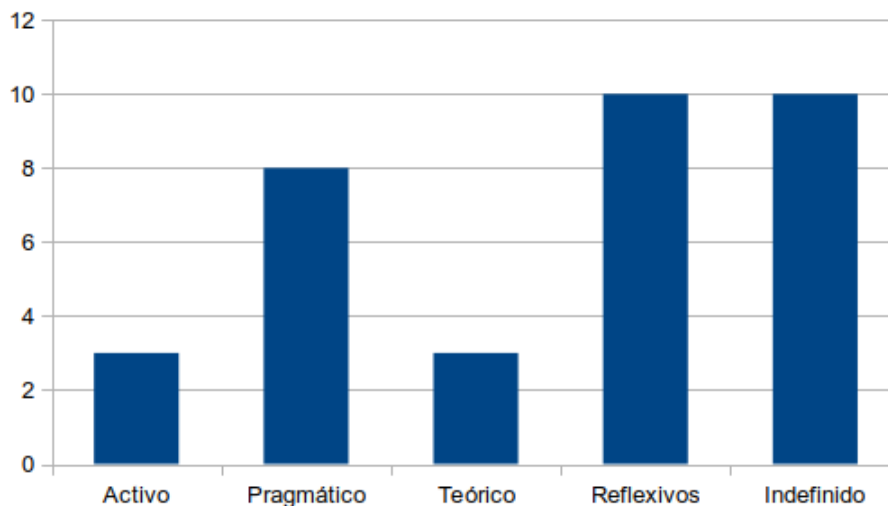


Figura 3.13: Resultados de los datos de prueba obtenidos

Finalmente, cabe señalar que la data obtenida mediante el método tradicional (cuestionarios), será utilizada para comparar con los resultados obtenidos de la red neuronal (Capítulo 4), como forma de validar los mismos, para lo cual se ha dividido los datos en dos conjuntos de igual cardinalidad (igual número de registros), procurando que ambos conjuntos guarden similitud en cuanto al porcentaje de estilos de aprendizaje identificados en cada conjunto. Estos conjuntos serán utilizados como conjunto de entrenamiento y conjunto de prueba para la implementación de la red neuronal.

### 3.2.2 Pre-procesamiento de entradas

Durante las pruebas iniciales del modelo propuesto, las cuales serán descritas en detalle en el capítulo 4, se encontraron algunos inconvenientes en el rendimiento de la red neuronal implementada, los cuales, de acuerdo al análisis realizado, corresponderán a dos hechos importantes:

- El nivel de "ruido" presente en el conjunto de datos de entrada de la red neuronal: por ejemplo, al usuario identificado con el número 23 en la tabla 3.1 cuyas respuestas en el cuestionario de estilos de aprendizaje se reflejan en la tabla 3.2. De acuerdo con el método propuesto, le correspondería como estilo de aprendizaje preferente el estilo "pragmático", sin embargo, los valores de las cuatro categorías son muy próximos entre sí, al punto que una sola respuesta podría cambiar la identificación realizada para dicho usuario, tal como se muestra en la tabla 3.3, donde se cambió una respuesta de pragmático a teórico, lo cual dificulta establecer una clara diferenciación entre sus preferencias.

Activo	Reflexivo	Teórico	Pragmático
14	16	15	17

Tabla 3.2: Efecto del ruido en los datos de entrada

Activo	Reflexivo	Teórico	Pragmático
14	16	16	16

Tabla 3.3: Efecto del ruido en los datos de entrada

- Conjuntos de entrada para los cuales es imposible definir una única salida: por ejemplo, en el caso del usuario identificado con el número 02 en la tabla 3.1, cuyas respuestas en el cuestionario se muestran en la tabla 3.4, donde se puede apreciar claramente que, de acuerdo al modelo propuesto por [1], no sería posible identificar el estilo de aprendizaje para dicho caso.

Activo	Reflexivo	Teórico	Pragmático
15	15	13	15

Tabla 3.4: Conjuntos de datos con salida indefinida

Para reducir el impacto de los inconvenientes señalados anteriormente en el desempeño del modelo, se optó por incluir una etapa de pre-procesamiento de los datos de entrada a la red neuronal, mediante un conjunto difuso que represente una mejor categorización de las preferencias de los usuarios, por un determinado tipo de recursos, considerando el porcentaje y la relevancia de las interacciones del usuario, en cada una de las categorías de recursos, tal como se muestran en la figura 3.14.

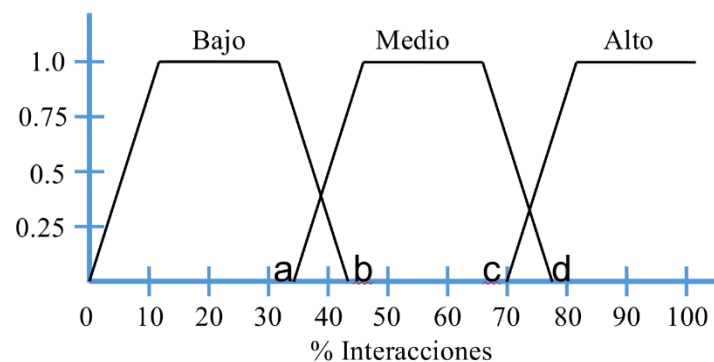


Figura 3.14: Conjuntos difusos

Por ejemplo, un usuario cuyo estilo de aprendizaje predominante es el activo, podría haber seleccionado algunos cuantos recursos mayormente relacionados a los estilos de aprendizaje teórico o reflexivo, ya sea porque no contaba con fuentes de información alternativas, como medio para ampliar el conocimiento sobre algún tópico en particular que le cuesta entender, o cualquier otra razón, incluyendo haber hecho la selección por

equivocación o sin intencionalidad, sin que esto debiera ser considerado como un factor determinante a la hora de identificar su estilo de aprendizaje predominante.

Esta decisión se basó en la premisa propuesta por [63], quien señala que determinar el estilo de aprendizaje específico de un estudiante puede convertirse en un problema de naturaleza difusa, ya que se debe considerar situaciones y características valorativas con un cierto nivel de imprecisión, propias de la naturaleza humana, que requieren un tratamiento acorde a la naturaleza del problema, tal como sucede en este caso.

Generalmente, la aplicación de la lógica difusa permite modelar situaciones en que se necesita clasificar o categorizar ciertas variables en categorías que no tienen límites precisos o bien definidos, permitiendo obtener modelos mucho más acordes con la realidad, especialmente cuando se deben considerar aspectos cognitivos o subjetivos.

Para la definición del conjunto difuso se utilizó la función trapezoidal, tal como se define en la ecuación 3.1, dado que es la que mejor se adapta a la naturaleza del problema.

$$\mu B(x) = \text{trapezoidal}(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & d \leq x \end{cases} \quad (3.1)$$

### 3.2.3 Implementación de la red neuronal

Con el objetivo de correlacionar las interacciones de los usuarios a través de la plataforma en línea con las entradas de la red neuronal implementada, se definió una lista de 20 categorías de recursos de aprendizaje, donde se han incluido y categorizado materiales educativos, actividades en línea, recursos externos, tipos de interacciones, entre otros.

Asimismo, tal como se muestra en la Tabla 3.5, se ha relacionado cada una de las categorías de recursos definidos con cada uno de los estilos de aprendizaje propuestos en el modelo de Honey, utilizando tres conjuntos difusos: Alto, Medio y Bajo, los cuales determinan el nivel de relevancia de cada combinación como entrada para la red neuronal.

Tipos de recursos		Activo	Reflexivo	Teórico	Pragmático
1	Contenidos (Textual)	Bajo	Alto	Alto	Medio
2	Contenidos (Mixto)	Medio	Alto	Alto	Alto
3	Contenidos (Multimedia)	Alto	Medio	Medio	Alto
4	Contenidos (Simulación)	Alto	Alto	Medio	Alto
5	Contenidos (Url's)	Bajo	Alto	Alto	Bajo
6	Caso de estudio (Texto)	Medio	Alto	Alto	Medio
7	Caso de estudio (Media)	Alto	Medio	Medio	Alto
8	Ejemplos (Textual)	Medio	Alto	Alto	Alto
9	Ejemplos (Multimedia)	Alto	Alto	Medio	Alto
10	Ejemplos (Url's)	Medio	Alto	Alto	Bajo
11	Glosario (Lectura)	Bajo	Alto	Alto	Medio
12	Glosario (Escritura)	Nulo	Alto	Alto	Bajo
13	Wiki (Lectura)	Medio	Alto	Medio	Medio
14	Wiki (Escritura)	Medio	Medio	Bajo	Bajo
15	Foros (Lectura)	Medio	Medio	Medio	Medio
16	Foros (Escritura)	Medio	Bajo	Medio	Medio
17	Chat (Lectura)	Alto	Bajo	Medio	Medio
18	Chat (Escritura)	Alto	Bajo	Bajo	Medio
19	Auto evaluaciones	Medio	Alto	Alto	Bajo
20	Mapas conceptuales	Nulo	Alto	Alto	Medio

Tabla 3.5: Categorías de recursos y su relación con los estilos de aprendizaje

La definición de estas categorías se realizó considerando los principales tipos de recursos incluidos en la Plataforma Moodle (ver Figura 3.15), la cual se utilizó como base para la implementación de la plataforma propuesta, debido a que es una plataforma de software libre y código abierto, basado íntegramente en tecnologías libres, lo cual facilita el acceso y la modificación del código fuente, así como la inclusión de nuevas características, tales como las propuestas en este trabajo.

De este modo, una de las primeras modificaciones a la plataforma Moodle, utilizada como base, fue la adición de un mecanismo de registro de las interacciones del usuario dentro de la plataforma (archivo log), el cual permite guardar cada uno de los clicks del usuario, y de esa forma conocer el tipo de recurso seleccionado y la cantidad de interacciones realizadas, lo cual a su vez permite determinar el porcentaje de las interacciones por tipo de recurso, lo cual constituye el dato fundamental para el pre-procesamiento de las entradas (Sección 3.2.2).

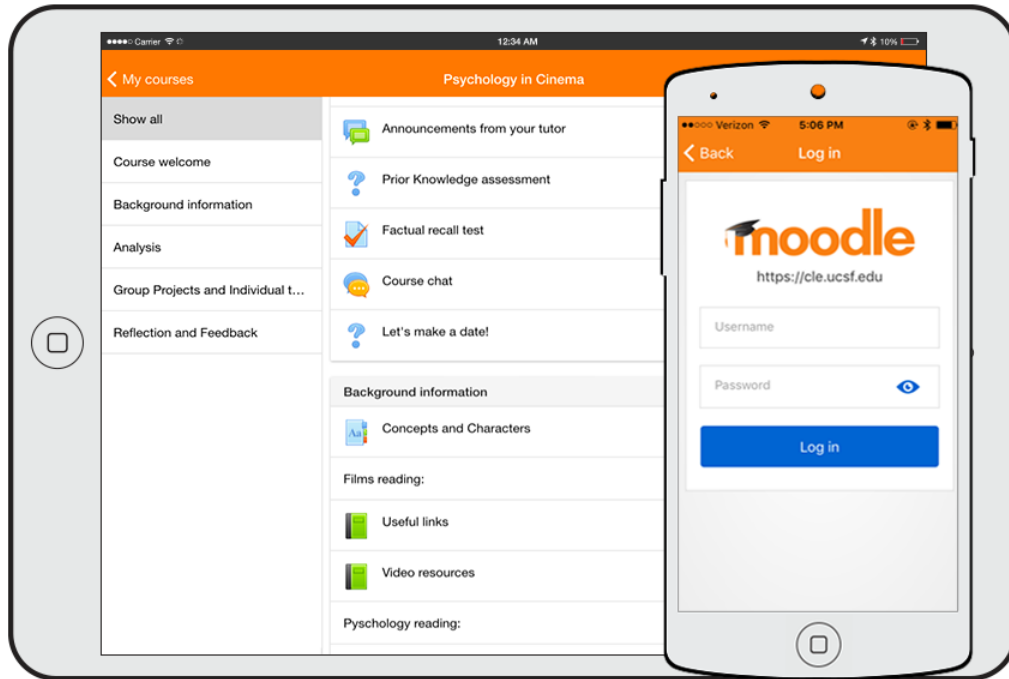


Figura 3.15: Plataforma Moodle

Dentro de la plataforma se creó un "curso modelo", que fue diseñado procurando que cada tema o sesión de aprendizaje contenga distintas representaciones o contenidos alternativos que permitan representar los distintos estilos de aprendizaje, y por ende, permitan al usuario seleccionar aquellos con los que se sienta más cómodo, sin restringirlo de alguna manera.

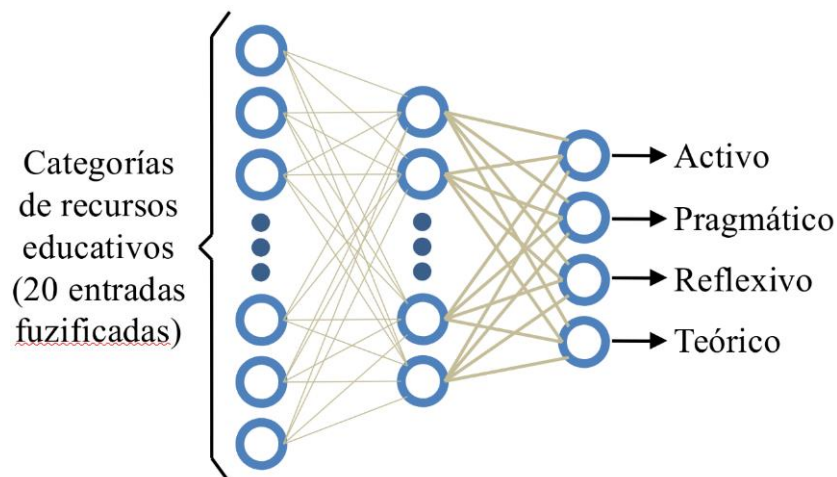


Figura 3.16: Arquitectura de la red neuronal

Con estas premisas, se procedió a la implementación de una Red Neuronal Backpropagation, tal como se muestra en la Figura 3.16, de acuerdo a los siguientes detalles:

- **Capa de entrada:** compuesta por 20 neuronas de entrada, las cuales representan las 20 categorías de recursos definidas anteriormente (Tabla 3.5). Inicialmente se utilizaron los ratios de uso de cada categoría de recurso directamente como valores de entrada, es decir el número de selecciones de cada tipo sobre el número total de interacciones del usuario, en un periodo de tiempo determinado; pero, no se obtuvieron buenos resultados, por lo que se definieron, finalmente, los valores de entrada como el ratio de interacciones utilizados anteriormente, pero previamente fuzificadas tal como se describe en la etapa de pre-procesamiento de las entradas (Sección 3.2.2).

- **Capa oculta:** La capa oculta es la que otorga el poder de procesamiento a la red neuronal y, el número de neuronas en esta capa, afecta directamente la capacidad de la red para aprender.

Durante las pruebas iniciales de la red, se hicieron ensayos con distintos números de neuronas, e incluso con dos capas ocultas intermedias sin obtener resultados favorables en el desempeño de la red, por lo que se analizaron las causas y se optó por llevar a cabo una etapa de procesamiento de las entradas, tal como se describe en la sección 3.2.2, luego de lo cual, el desempeño de la red se incrementó considerablemente, como se verá en detalle en el capítulo 4, con lo que finalmente se pudo constatar que, en el caso propuesto, el adicionar una segunda capa oculta puede incrementar el tiempo de procesamiento sin añadir una ventaja considerable en el desempeño de la red, por lo que el diseño final de la red quedó constituido con una capa oculta con el mismo número de neuronas de la capa de entrada.

- **Capa de salida:** está compuesta por cuatro neuronas de salida que representan los cuatro estilos de aprendizaje del modelo de Honey-Alonso [1], tomado como referencia, donde los valores de salida representan la pertenencia o preferencia del individuo por cada uno de dichos estilos.

Por defecto, la red neuronal buscará la activación de una única neurona en la capa de salida, a fin de llevar a cabo la posterior personalización de los contenidos en la plataforma. Para ello, se definió el parámetro del umbral de activación en 0.7, donde el rango de valores va de 0 a 1. Este umbral fue seleccionado a partir de las pruebas realizadas con el modelo, dado que con que este parámetro se alcanzó la mayor eficiencia de la red neuronal, como se describe en el capítulo 4.

Uno de los posibles trabajos futuros en esta área podría ser la consideración de niveles de preferencia por estilo de aprendizaje, es decir considerar los valores de

salida de cada una de las cuatro neuronas, para lograr una personalización más avanzada de los contenidos dentro de la plataforma.

Para la activación de las neuronas, se utilizó la función sigmoideal (ver Figura 3.17), principalmente debido a que esta función permite modelar mejor las situaciones que muestran una progresión temporal desde unos niveles bajos al inicio, donde los contenidos son más o menos genéricos y no se requiere un conocimiento avanzado de las características o perfil del usuario, hasta niveles más altos, donde se requieren mayores niveles de personalización y precisión en función de las características o tipo del usuario (estilo de aprendizaje), y donde la transición se produce en una región caracterizada por una fuerte aceleración intermedia.

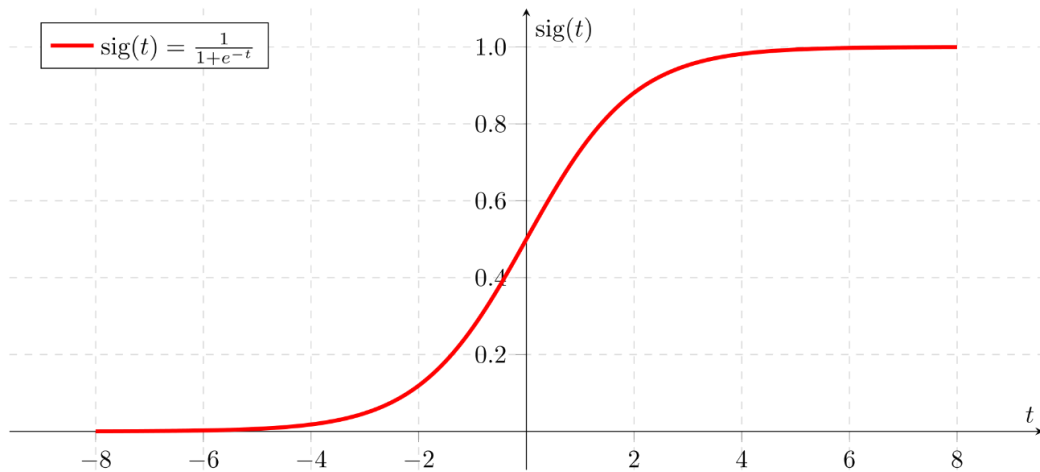


Figura 3.17: Función Sigmoideal

La función sigmoideal utilizada se encuentra definida por la Ecuación 3.2, y dos asíntotas horizontales tal como se definen en las ecuaciones 3.3 y 3.4, teniendo como punto de inflexión  $x = 0$ , además de una primera derivada no negativa (Ecuación 3.5), que se puede expresar en términos de sí misma, lo cual servirá para simplificar los cálculos en el algoritmo de aprendizaje.

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.2)$$

$$\lim_{x \rightarrow -\infty} \frac{1}{1 + e^{-x}} = 0 \quad (3.3)$$

$$\lim_{x \rightarrow +\infty} \frac{1}{1 + e^{-x}} = 1 \quad (3.4)$$

$$y' = \frac{dy}{dx} = \frac{e^{-x}}{(1 + e^{-x})^2} = \left(\frac{1}{1 + e^{-x}}\right)\left(\frac{e^{-x}}{1 + e^{-x}}\right) = y(1 - y) \quad (3.5)$$

La ventaja de utilizar una Red Neuronal Backpropagation es que en este algoritmo las neuronas de las capas intermedias u ocultas se auto-organizan y se configuran, de tal modo que las distintas neuronas aprenden a identificar diversas características de los patrones de entrada y clasificarlas de acuerdo a las categorías pre-establecidas.

El algoritmo de aprendizaje con retropropagación hacia atrás (backpropagation), utilizado en este modelo, consiste básicamente de los siguientes pasos:

1. Inicializar los pesos de la red de manera aleatoria, incluyendo los valores de los umbrales.
2. Ejecutar los pasos enumerados del 3 al 11 hasta que la condición de parada sea falsa.
3. Por cada patrón de entrenamiento (conjunto de datos de entrada), realizar los pasos del 4 al 10.
4. Aplicar el vector de entrenamiento a la capa de entrada.
5. Calcular la salida de cada una de las neuronas de la capa oculta.
6. Calcular la salida de cada una de las neuronas de la capa de salida.
7. Comparar la salida de la red neuronal con el valor de salida esperado (obtenido del cuestionario), y calcular el error en cada neurona de salida.
8. Retropropagar el error para cada neurona de la capa oculta utilizando la regla delta.
9. Actualizar los pesos sinápticos, de acuerdo al error calculado para cada neurona.
10. Calcular si se ha alcanzado la condición de parada, usualmente el máximo error aceptable. En caso se haya alcanzado este valor, culminar el entrenamiento de la red neuronal.

El error global de la red neuronal en cada paso del entrenamiento se puede calcular utilizando el método de la suma de errores cuadráticos, tal como se define en la ecuación 3.6.

$$E^n = \frac{1}{2} \sum_{j \in C_{salida}} (t_{j,m} - v_j)^2 \quad (3.6)$$

### 3.3 Módulo de Generación de Proyectos basado en Razonamiento Basado en Casos

Para la generación de proyectos y/o personalización de recursos, se seleccionó la técnica de Razonamiento Basado en Casos, la cual tiene como metodología general la siguiente:

1. **Representación de casos.** Un caso representa una experiencia previa (proyecto anterior), y almacena el conocimiento para el modelo de razonamiento. Un caso comprende tanto el problema (descripción de la tarea a resolver), como la solución (experiencia previa). Al conjunto de casos disponibles se llama base de casos o librería de casos.
2. **Recuperación de casos.** Consiste en cotejar o comparar el problema actual con los problemas almacenados en la base de casos, con el objetivo de determinar el grado de similitud y recuperar el más parecido al problema propuesto. La calidad de los resultados dependerá, en gran parte, de las medidas de similitud utilizadas.
3. **Reutilización de casos.** Consiste en copiar o integrar la solución de los casos recuperados para solucionar el problema actual, esta fase también se conoce como adaptación de casos. Hay tres principales formas de reutilización: sustitución, transformación y adaptación generativa.
4. **Revisión de casos.** Consiste en evaluar la solución originada en la fase de reutilización o adaptación en la resolución del nuevo caso, esta tarea normalmente la realizan los expertos del dominio. En caso que la solución necesite algún ajuste se lleva a cabo la reparación de la solución.
5. **Retención de casos.** Una vez validada la nueva solución por los expertos, el nuevo caso se almacena en la base de casos para su uso futuro.

Dentro de la plataforma propuesta, acorde con el paradigma de aprendizaje basado en proyectos, se tomó como caso de estudio la generación de proyectos de curso, en cuyo caso el problema a resolver consistirá en:

*“Dado un objetivo de aprendizaje y un estudiante o grupo de estudiantes con determinados estilos de aprendizaje: ¿Cuál será el proyecto más apropiado para el logro de los objetivos propuestos?”*

En tal sentido, para el problema propuesto, se definió como estructura básica de los casos, la siguiente:

- Identificador de proyecto
- Objetivo de aprendizaje
- Estilos de aprendizaje relacionados
- Descripción del proyecto
- Entregables
- Duración
- Herramientas y/o recursos
- Plazo de ejecución
- Indicador de evaluación o desempeño.

Donde, los parámetros utilizados para la búsqueda y recuperación de los casos serán el objetivo de aprendizaje y los estilos de aprendizaje relacionados, mientras que el resto de parámetros serán parte de la solución. Un ejemplo de un proyecto de curso se puede encontrar en el Anexo B.

Para la implementación del módulo de razonamiento basado en casos se evaluaron distintas herramientas, seleccionándose la herramienta JColibri, cuya arquitectura se divide en dos capas, que cubren las distintas necesidades tanto de usuarios desarrolladores como de los diseñadores, tal como se muestra en la Figura 3.18.

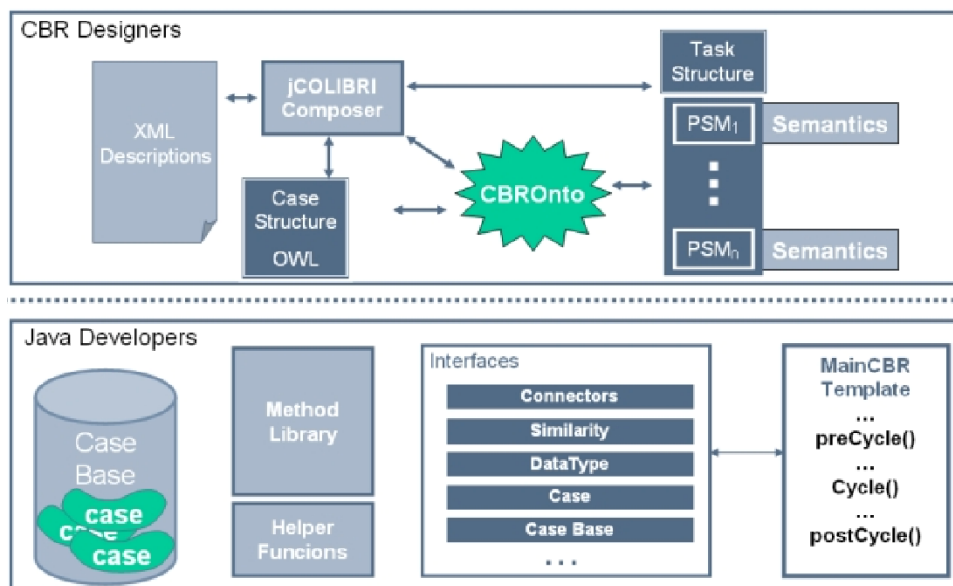


Figura 3.18: Arquitectura de la plataforma JColibri

Sin embargo, debido a la extensión del modelo y la plataforma propuesta no se ha logrado culminar la implementación del módulo de razonamiento basado en casos, por lo que este módulo se culminará en una versión posterior de la plataforma.

## Capítulo 4

# Resultados de la Investigación

Para la experimentación y pruebas con el modelo propuesto, se consideraron las actividades realizadas durante un semestre académico entero. Uno de los resultados del análisis y pruebas realizadas con el modelo muestra la importancia de realizar el análisis de las interacciones del usuario durante periodos de tiempo superiores a un mes, o el equivalente a varias sesiones de aprendizaje, dado que la data generada en una sola sesión de aprendizaje podría verse influenciado por diversos factores, tales como: el estado emocional del estudiante en un momento dado, su tiempo disponible para revisar un tema, su nivel de cansancio o concentración debido a situaciones externas, problemas en el entorno, entre otros, pudiendo generar posibles errores en la identificación del estilo de aprendizaje.

Por ejemplo, la figura 4.1 muestra los resultados del análisis de interacciones de cuatro usuarios a lo largo del semestre académico (20 semanas), seleccionados específicamente para ilustrar este caso, donde se puede apreciar que en el caso del primer estudiante (línea azul), las interacciones realizadas en las semanas 1, 3 y 20 podrían indicar que se encuentra en la segunda categoría o estilo de aprendizaje, sin embargo, al observar el comportamiento del usuario a través del tiempo, puede apreciarse claramente que se encuentra en la primera categoría. Lo mismo sucede en cada uno de los casos ilustrados en la figura.

Este fenómeno es relativamente normal, dada la proximidad entre algunos estilos de aprendizaje, por ejemplo, el activo y el pragmático, y las preferencias mixtas de algunos estudiantes, como ya se había señalado antes y se puede apreciar en la tabla 3.1 y la figura 3.13. El grupo de estudiantes con preferencias mixtas uno de los más representativos, lo que hace de la tarea de identificar el estilo de aprendizaje una tarea complicada.

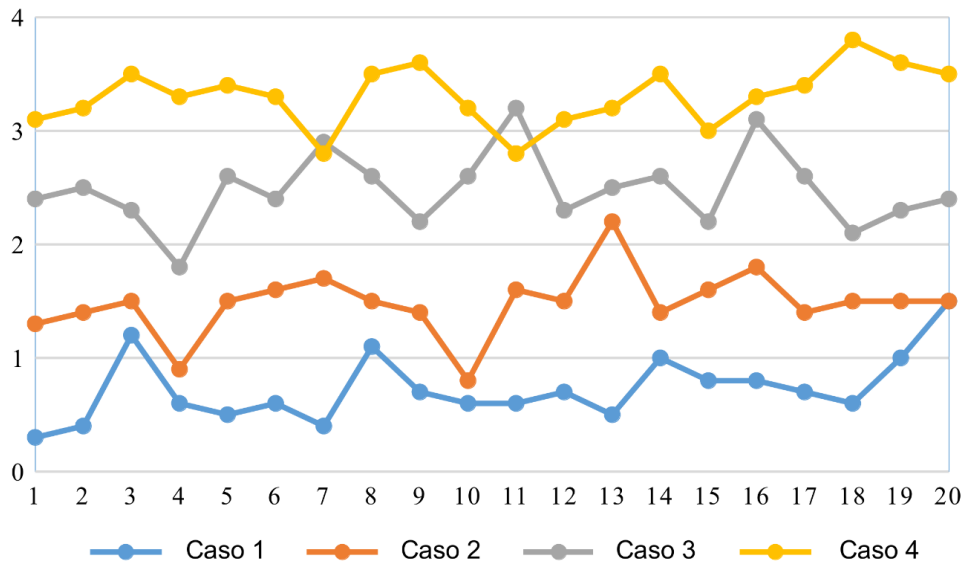


Figura 4.1: Diferencias en el análisis de las interacciones a través del tiempo

Otra de las posibles causas identificadas es la existencia de algunos temas o sesiones de aprendizaje para los cuales los recursos disponibles están mayormente orientadas a alguno de los tipos de estilo de aprendizaje, por ejemplo, una demostración matemática, que solo pueda ser transmitida mediante un contenido estático y de forma eminentemente teórica.

De acuerdo a esta premisa, lo más aconsejable es realizar la identificación del estilo de aprendizaje durante un curso o unidad introductoria, antes de empezar a realizar la personalización o adaptación de contenidos en base al estilo de aprendizaje, y tratar de incluir recursos y/o materiales de aprendizaje diversos que puedan representar o favorecer a los distintos estilos de aprendizaje en la misma medida, de ser posible.

Para las pruebas del modelo, se utilizaron las interacciones de los usuarios, obtenidas a través de la plataforma en línea, y los datos de prueba, obtenidos a través del método tradicional (cuestionario), los cuales fueron divididos en dos conjuntos de datos:

- **Conjunto de entrenamiento.** Utilizado para el entrenamiento de la red neuronal; esto es para determinar los parámetros (pesos) de las neuronas de la capa oculta. Para ello, se utilizan las respuestas de los usuarios en el cuestionario correlacionadas con las categorías de recursos propuestas como datos de entrada. Se entrena la red para obtener el mismo resultado que el método tradicional; es decir, la tabulación de las respuestas del cuestionario, las cuales se conocían de antemano.

- **Conjunto de prueba.** Utilizado para comparar los resultados obtenidos por la red neuronal en base a las interacciones de los usuarios en la plataforma, como entrada, con los estilos de aprendizaje previamente identificados para el mismo grupo de usuarios.

Finalmente, los resultados obtenidos por la red neuronal tuvieron un 76.5% de coincidencias con los resultados obtenidos bajo el método tradicional, es decir que se obtuvo correctamente el estilo de aprendizaje de 26 de los 34 estudiantes; por lo que, se considera que el modelo propuesto alcanzó un 76.5% de eficiencia con respecto al método manual propuesto en [8].

La tabla 4.1, muestra una comparación razonable de los distintos enfoques propuestos para la detección automática de estilos de aprendizaje, tomando en consideración los modelos o esquemas de estilos de aprendizaje utilizados en cada enfoque. Se debe señalar que, en el caso de los enfoques donde se calcula la eficiencia para cada estilo de aprendizaje por separado, se ha considerado el promedio de las mismas como medida de eficiencia global, con el objetivo de facilitar la comparación entre los distintos enfoques, así como con el enfoque propuesto en el presente trabajo.

	Modelos evaluados	Estilos de aprendizaje	Eficiencia
1	Redes Bayesianas [64]	Felder & Silverman	66%
2	NBTree y CBR [60]	Felder & Silverman	67.5%
3	Algoritmos genéticos y K-NN [65]	Ad-hoc	96%
4	Monitoreo de interacciones [63]	Felder & Silverman	79.6%
5	Objetos de aprendizaje y tiempos estimados [68]	Felder & Silverman	69.6%
6	Redes neuronales y mapas de navegación [20]	Vincent & Ross	90%
7	Modelos estocásticos [69]	Felder & Silverman	70%
8	Modelo Neurodifuso (Propuesta)	Honey & Mumford	77.1%

Tabla 4.1: Comparación de los modelos evaluados

## Capítulo 5

# Conclusiones

- **PRIMERA:** Se realizó una investigación de Aprendizaje Basado en Proyectos, de Estilos de Aprendizaje y de Estilos de Pensamiento; fundamentos y conceptos que fueron empleados en el desarrollo parcial del modelo.
- **SEGUNDA:** Se investigaron las técnicas de Inteligencia Artificial: Redes Neuronales, Razonamiento Basado en Casos, Agentes Inteligentes y Lógica Difusa, las mismas cuyos enfoques fueron incorporados en el desarrollo parcial del modelo.
- **TERCERA:** Se propuso un Meta-modelo y una Arquitectura de sistema e-learning, habiéndose hecho el desarrollo parcial del mismo, que consiste en la red neuronal que identifica los estilos de aprendizaje a partir de las interacciones con el sistema e-learning.
- **CUARTA:** Se desarrolló el componente del modelo que utiliza el Razonamiento Basado en Casos, para seleccionar el problema según el estilo de aprendizaje del alumno.
- **QUINTA:** Se validaron y evaluaron los resultados de la selección de estilos de aprendizaje y selección de casos, los mismos que se presentan en los anexos correspondientes.

## Capítulo 6

# Recomendaciones

- **PRIMERA:** Continuar desarrollando el Modelo, toda vez que la propuesta es extensa. Queda pendiente el desarrollo del componente que identifica los estilos de pensamiento y la arquitectura general del Sistema Basado en Agentes.
- **SEGUNDA:** Integrar los nuevos desarrollos consistentes en: Estilos de pensamiento y estilos de aprendizaje, selección de problemas con Razonamiento Basado en Casos a la arquitectura general del Sistema Basado en Agentes.
- **TERCERA:** Profundizar la investigación en estilos de aprendizaje y estilos de pensamiento, los que deben ser reconocidos en la interacción con el sistema propuesto en el presente trabajo.
- **CUARTA:** Continuar la investigación en el área, toda vez que permitiría innovaciones importantes en las actividades de enseñanza aprendizaje, centrados principalmente en el nivel universitario.

**Anexo A**

**Cuestionario Honey-Alonso de  
Estilos de Aprendizaje**

## **Cuestionario Honey-Alonso de estilos de aprendizaje (CHAEA)**

1. Tengo fama de decir lo que pienso claramente y sin rodeos.
2. Estoy seguro de lo que es bueno y lo que es malo, lo que está bien y mal.
3. Muchas veces actúo sin mirar las consecuencias.
4. Normalmente trato de resolver los problemas metódicamente y paso a paso.
5. Creo que los formalismos coartan y limitan la actuación libre de las personas.
6. Me interesa saber cuáles son los sistemas de valores de los demás y con qué criterios actúan.
7. Pienso que actuar intuitivamente puede ser tan válido como actuar reflexivamente.
8. Creo que lo más importante es que las cosas funcionen.
9. Procuro estar al tanto de lo que ocurre aquí y ahora.
10. Disfruto cuando tengo tiempo para preparar mi trabajo y realizarlo a conciencia.
11. Estoy a gusto siguiendo un orden, en las comidas, en el estudio, haciendo ejercicio regularmente.
12. Cuando escucho una nueva idea comienzo a pensar como ponerla en práctica.
13. Prefiero las ideas originales y novedosas, aunque no sean prácticas.
14. Admito y me ajusto a las normas solo si me sirven para lograr mis objetivos.
15. Normalmente encajo bien con personas reflexivas, y me cuesta sintonizar con personas demasiado espontáneas, imprevisibles.
16. Escucho con más frecuencia que hablo.
17. Prefiero las cosas estructuradas a las desordenadas.
18. Cuando poseo cualquier información, trato de interpretarla bien antes de manifestar alguna conclusión.
19. Antes de hacer algo estudio con cuidado sus ventajas e inconvenientes.
20. Crezco con el reto de hacer algo nuevo y diferente.
21. Casi siempre procuro ser coherente con mis criterios y sistemas de valores. tengo principios y los sigo.
22. Cuando hay una discusión no me gusta ir con rodeos.
23. Me disgusta implicarme afectivamente en mi ambiente de trabajo. prefiero mantener relaciones distantes.

24. Me gustan más las personas realistas y concretas que las teóricas.
25. Me gusta ser creativo, romper estructuras.
26. Me siento a gusto con personas espontáneas y divertidas.
27. La mayoría de las veces expreso abiertamente cómo me siento.
28. Me gusta analizar y dar vueltas a las cosas.
29. Me molesta que la gente no se tome en serio las cosas.
30. Me atrae experimentar y practicar las últimas técnicas y novedades.
31. Soy cauteloso a la hora de sacar conclusiones.
32. Prefiero contar con el mayor número de fuentes de información. cuantos más datos reúna para reflexionar, mejor.
33. Tiendo a ser perfeccionista.
34. Prefiero oír las opiniones de los demás antes de exponer la mía.
35. Me gusta afrontar la vida espontáneamente y no tener que planificar todo.
36. En las discusiones me gusta observar cómo actúan los demás participantes.
37. Me siento incómodo con las personas calladas y demasiado analíticas.
38. Juzgo con frecuencia las ideas de los demás por su valor práctico.
39. Me agobio si me obligan a acelerar mucho el trabajo para cumplir un plazo.
40. En las reuniones apoyo las ideas prácticas y realistas.
41. Es mejor gozar del presente que deleitarse pensando en el pasado o en el futuro.
42. Me molestan las personas que siempre desean apresurar las cosas.
43. Aporto ideas nuevas y espontáneas en los grupos de discusión.
44. Pienso que son más conscientes las decisiones fundamentadas en un minucioso análisis que las basadas en la intuición.
45. Detecto frecuentemente la inconsistencia y puntos débiles en las argumentaciones de los demás.
46. Creo que es preciso saltarse las normas muchas más veces que cumplirlas.
47. A menudo caigo en cuenta de otras formas mejores y más prácticas de hacer las cosas.
48. En conjunto hablo más que escucho.
49. Prefiero distanciarme de los hechos y observarlos desde otras perspectivas.
50. Estoy convencido que deber imponerse la lógica y el razonamiento.
51. Me gusta buscar nuevas experiencias.
52. Me gusta experimentar y aplicar las cosas.

53. Pienso que debemos llegar pronto al grano, al meollo de los temas.
54. Siempre trato de conseguir conclusiones e ideas claras.
55. Prefiero discutir cuestiones concretas y no perder el tiempo con charlas vacías.
56. Me impaciento cuando me dan explicaciones irrelevantes e incoherentes.
57. Compruebo antes si las cosas funcionan realmente.
58. Hago varios borradores antes de la redacción definitiva de un trabajo.
59. Soy consciente de que en las discusiones ayudo a mantener a los demás centrados en el tema, evitando divagaciones.
60. Observo que, con frecuencia, soy uno de los más objetivos y desapasionados en las discusiones.
61. Cuando algo va mal le quito importancia y trato de hacerlo mejor.
62. Rechazo ideas originales y espontáneas si no las veo prácticas.
63. Me gusta sopesar diversas alternativas antes de tomar una decisión.
64. Con frecuencia miro hacia delante para prever el futuro.
65. En los debates y discusiones prefiero desempeñar un papel secundario antes que ser el/la líder o el/la que más participa.
66. Me molestan las personas que no actúan con lógica.
67. Me resulta incómodo tener que planificar y prever las cosas.
68. Creo que el fin justifica los medios en muchos casos.
69. Suelo reflexionar sobre los asuntos y problemas.
70. El trabajar a conciencia me llena de satisfacción y orgullo.
71. Ante los acontecimientos trato de descubrir los principios y teorías en que se basan.
72. Con tal de conseguir mi objetivo, soy capaz de herir sentimientos ajenos.
73. No me importa hacer todo lo necesario para que sea efectivo mi trabajo.
74. Con frecuencia soy una de las personas que más anima las fiestas.
75. Me aburro enseguida con el trabajo metódico y minucioso.
76. La gente con frecuencia cree que soy poco sensible a sus sentimientos.
77. Suelo dejarme llevar por mis intuiciones.
78. Si trabajo en grupo procuro que se siga un método y un orden.
79. Con frecuencia me interesa averiguar lo que piensa la gente.
80. Esquivo los temas subjetivos, ambiguos y poco claros.

## Perfil de aprendizaje

1. Rodee con una línea cada uno de los números que ha marcado.
2. Sume el número de círculos que hay en cada columna.
3. Los cuatro valores resultantes indican su perfil de estilos.

	<b>I</b>	<b>II</b>	<b>III</b>	<b>IV</b>
	3	10	2	1
	5	16	4	8
	7	18	6	12
	9	19	11	14
	13	28	15	22
	20	31	17	24
	26	32	21	30
	27	34	23	38
	35	36	25	40
	37	39	29	47
	41	42	33	52
	43	44	45	53
	46	49	50	56
	48	55	54	57
	51	58	60	59
	61	63	64	62
	67	65	66	68
	74	69	71	72
	75	70	78	73
	77	79	80	76
<b>TOTALES</b>				
<b>ESTILOS</b>	<b>ACTIVO</b>	<b>REFLEXIVO</b>	<b>TEORICO</b>	<b>PRAGMATICO</b>

**Anexo B**

**Proyecto: Campaña promocional de  
un Hotel de Playa**

# **Proyecto: “Campaña promocional de un hotel en la playa”**

## **Definición del proyecto**

El presente proyecto consiste en el diseño de una campaña promocional para un HOTEL DE PLAYA. Tener presente que los elementos de una Campaña Promocional son:

1. Portada
2. Índice
3. Resumen Ejecutivo
4. Análisis de la situación
5. Objetivos de la Campaña Promocional
6. Descripción del mercado meta
7. Descripción de la competencia
8. Estrategias promocionales
  - a. Técnicas específicas a utilizar
  - b. Diseño de la promoción
9. Calendarización
10. Presupuesto
11. Medición de la rentabilidad
12. Evaluación final de la campaña

## **Objetivo del Proyecto**

Identificar la mezcla promocional adecuada para desarrollar una campaña promocional para un hotel en la playa

## **Recursos y agrupación**

El proyecto será desarrollado de manera grupal conformado por 4 integrantes y contarán con los siguientes recursos:

- Contenidos textuales (PDF, Word, html)
- Contenidos en presentaciones
- Contenidos Media (Audios, Video)
- Contenidos simulaciones

- Casos de estudio
- Ejemplos
- Glosarios
- Foros
- Mapas conceptuales
- Chat

### **Temporalización**

El proyecto se llevará a cabo en 30 días; para lo cual desarrollaran un Calendario de Actividades, consignando: Tareas a realizar, duración y responsable.

<b>Tareas a realizar</b>	<b>Duración</b>	<b>Responsable</b>

### **Fechas de entrega**

- Primer avance, a los 15 días
- Trabajo final, a los 30 días

### **Criterios e instrumentos de evaluación**

- **¿Cuándo se evalúa?** Durante el proceso mediante la revisión de los avances
- **¿Quién evalúa?** El docente evalúa los resultados obtenidos, mediante la revisión del informe parcial y trabajo final
- **¿Qué se evalúa?** Participación, creatividad de los diseños publicitarios, actividades, Avances, producto final
- **¿Cómo se evalúa?** A través de una rúbrica y demostraciones

## **Anexo C**

# **Artículos presentados**

# Publicaciones

La presente investigación permitió publicar dos artículos científicos, uno en una conferencia internacional, y el otro en una revista académica, ambos artículos serán indexados en la base de datos Scopus. Estos artículos, los cuales se anexan en las páginas siguientes, son:

- Online Learning Styles Identification Model, Based on the Analysis of User Interactions Within an E-Learning Platforms, Using Neural Networks and Fuzzy Logic - **International Journal of Engineering & Technology**, 7 (3.13) (2018) 76-78
- Fuzzy neural System Model for Online Learning Styles Identification, as an Adaptive Hybrid E-Learning System Architecture Component - **16th LACCEI International Multi-Conference for Engineering, Education, and Technology: “Innovation in Education and Inclusion”**, 19-21 July 2018, Lima, Peru



# Online Learning Styles Identification Model, Based on the Analysis of User Interactions Within an E-Learning Platforms, Using Neural Networks and Fuzzy Logic

L. Alfaro<sup>1\*</sup>, C. Rivera<sup>1</sup>, J. Luna-Urquizo<sup>1</sup>, E. Castañeda<sup>1</sup>, F. Fialho<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Universidad Nacional de San Agustín, Arequipa - Perú

<sup>2</sup>Universidad Federal de Santa Catarina, Brazil

\*Corresponding author E-mail: [jlunaur@gmail.com](mailto:jlunaur@gmail.com)

## Abstract

Individual Learning Style identification is an essential aspect in the development of intelligent or adaptive e-Learning platforms. Traditional methods are based on the application of questionnaires or psychological tests, which may not be the most appropriate in all cases. The proposed model is based on the analysis of user behavior through the study of their interactions within an e-Learning platform, using a multilayer Backpropagation Neural Network and Fuzzy Logic concepts, for the preprocessing of the inputs and the categorization of the outputs.

**Keywords:** Backpropagation Neural Network; e-Learning; Fuzzy Logic; Learning Styles.

## 1. Introduction

According to Lo [1], most researchers in the area agree that carrying out the teaching process considering the learning styles, can significantly increase the effectiveness and efficiency of learning. In this regard, various classifications have been proposed for learning styles. According to Herrera [2], the application of TIC's in education, virtual learning environments and e-Learning platforms, have fostered online learning, breaking the barriers of traditional education, however, many proposals and available tools affect the quality of educational services, requiring new models that improve the quality and effectiveness of online tools in the learning process.

The model proposed in the present work, has the objective of online identification of individual learning styles, through the analysis of user's behavior and interactions, within an e-Learning platform, radically differentiating from the traditional methods. A modified version of the Open Source Moodle platform has been developed and used for its application.

## 2. Background

### 2.1. Learning Styles

The learning styles were proposed by Kolb [3], who defines them as the preferred ways of learning that a certain subject uses. According to Schmek [4], there is a constant and general predisposition in the individual to adopt the same strategy or way of learning in different situations and independently of the specific objectives or tasks to be solved. There are different approaches to categorize learning styles, such as those proposed by Pask [5], Kolb [3], Fleming [6], Honey [7], etc. This study uses as a

reference the model proposed by Honey, which consists in a questionnaire from whose answers each individual can be categorized into four learning styles: reflective, theoretical, active and pragmatic.

Adaptive Hypermedia technology represents an effective strategy to solve many of the learning problems involved in online platforms [8]. The idea behind this technology focuses on adapting the contents of a course, according to the particular characteristics of a user. According to Carver [9], any Web-based learning system should also include information about users, to optimally adapt instructional materials, with the identification of learning styles being a key aspect. Another possible approach is the definition of a personalized student model, where Herrera [2] propose the use of Multi-Agent Systems.

### 2.2. Neural Networks and Learning Styles Identification

According to Lo [1], the problem of recognizing individual characteristics of a user involves the classification of a number of categories, starting from a potentially infinite number of entries, which is why many researchers point to neural networks as the best approach to solve this problem due to the following advantages of this technique:

1. The ability to recognize patterns departing from inaccurate or poorly understood data.
2. The ability to generalize and learn from specific examples.
3. The ability to quickly update with additional parameters.
4. Speed of execution, which makes it ideal for applications in real time.

According to these premises, various proposals have been developed with different approaches. Some examples of this are: the use of competitive neural networks to find categories of users with interests and attitudes similar from the responses of

traditional questionnaires [10]; the integration of neural networks with Case Based Reasoning to recognize the intentions of the users during their navigation [11], and more recently, the use of Multilayer Feed-Forward Neural Networks and Conceptual Maps for observing the user's navigational behaviour [1], Intelligent Diffuse Models for the characterization of student profiles [12], Fuzzy Cognitive Maps for learner's style and profile recognition [13], Performance Evaluation of Learning Styles Based on Fuzzy Logic Inference System [14], etc.

As an alternative approach, Herrera [2] propose the use of Multi-Agent Systems, combined with other Artificial Intelligence techniques, such as Case Based Reasoning, Genetic Algorithms and other hybrid techniques, embedded in an intelligent e-Learning system, with the purpose of each resource, activity and educational service being flexible to the learning style of each student and encouraging collaborative learning online.

The approach proposed in this paper uses Backpropagation Neural Networks, whose main advantage consists in the ability to learn from the association that exists between the input patterns and the corresponding classes, using several levels of neurons, by propagating the error towards back, based on the generalization of the delta rule. The use of this approach is possible given that there is a training set, product of the logs and the application of the learning styles questionnaire at the beginning of the semester.

### 2.3. Fuzzy Logic

According to Gonzales [15], Fuzzy Logic theory provides a mathematical framework that allows modelling the uncertainty of human cognitive processes, so that it can be treated by a computer, resulting in a better adaptation to the real world, and therefore to the interpretation of learning styles, in addition to handling uncertainty and lack of precision or clarity. The implementation of this technique provides an inference mechanism that allows to simulate the procedures of human reasoning [15] [16].

Some of the applications of fuzzy logic in this field are: analysis of collaborative learning experiences within e-Learning environments [17], construction of customized e-Learning systems using genetic algorithms, Fuzzy Logic and Case Based Reasoning [18], etc.

## 3. The Proposed Model

The proposed model is based on the analysis of user behaviour through the study of their interactions within an e-Learning platform, using a multilayer Backpropagation Neural Network and Fuzzy Logic concepts, for the pre-processing of the inputs and the categorization of the outputs.

### 3.1. Test Data

For the collection of test data, we applied the learning styles questionnaire proposed by Honey [7], to a group of 70 higher education students of the National University of San Augustin during the first semester of the year 2017, so that the Learning Style of each student was known in advance according to a traditional method.

In order to obtain the entries for the Neural Network, according to the proposed online detection method, a modified version of the Open Source Moodle platform was used, applying the following changes:

- A list of categories or types of resources to be used within the course was defined, establishing 20 categories.
- Fuzzy sets were defined, to correlate each category or type of resource with each of the four learning styles proposed by Honey [7].
- A model course was established, ensuring that each course content has alternative presentations corresponding to types of resources with fuzzy sets without intersections.
- The source code of the platform was modified, in order to save a log with the selections (clicks) made by each student,

which represent the user's behaviour, according to the previously established categories.

In this way, it was possible to obtain the inputs and outputs of the proposed model, dividing the data into two sets of the same cardinality (a training set and a test set). For the division of the data, the criterion of representativeness of learning styles was used, so each sub-set there is approximately the same proportion of learning styles with respect to the total set.

### 3.2. Input Pre-Processing

Due to the amount of resource categories, and the fact that some content within the platform, could not always have alternative presentations with non-similar learning styles, the initial tests using all "Clicks" or user selections were not satisfactory, since some sets of inputs were very noisy and made it difficult to train the neural network or distort the output.

To solve this problem, it was decided to define a second group of fuzzy sets, which would better categorize a user's preference for a certain category of resources, according to the percentage of interactions in each category, as shown in Figure 1. This fuzzyfication of the data obtained through the log of the e-Learning platform, has been considered as a stage of pre-processing of the entries.

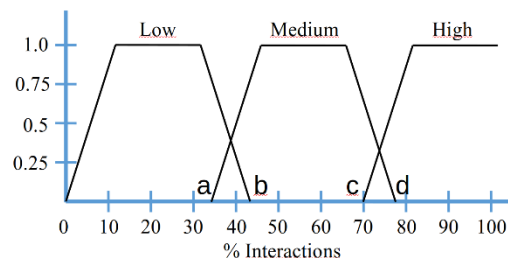


Fig. 1: Fuzzy sets for representing the user preference for a certain resource category.

For example, a user whose learning style is predominantly defined as "active" might have selected a few times resources primarily related to the "reflexive" or "theoretical" styles, because the information contained in these resources was indispensable for other activities within the course or the evaluation of the same, although they were not of their preference, nevertheless these "few" interactions should not be determinant for the model application.

### 3.3. Neural Network Model

The objective of the Neural Network model is to identify the learning style of a specific individual, based on their interactions and behaviour, within an e-Learning platform, for this, a Backpropagation Neural Network was used, composed of a layer of input, a hidden layer, with the Sigmoidal activation function, and an output layer, as shown in figure 02.

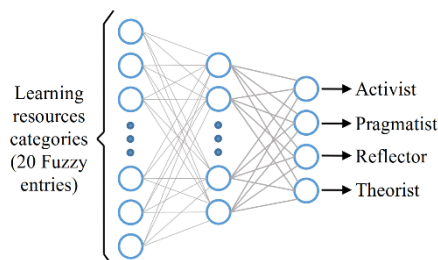


Fig. 2: Neuronal Network Architecture.

Input neurons represent user's interactions in the e-Learning platform, previously fuzzified, as was described in the pre-processing stage; therefore, 20 neurons have been considered in the input layer, corresponding to each one of the previously defined resource categories.

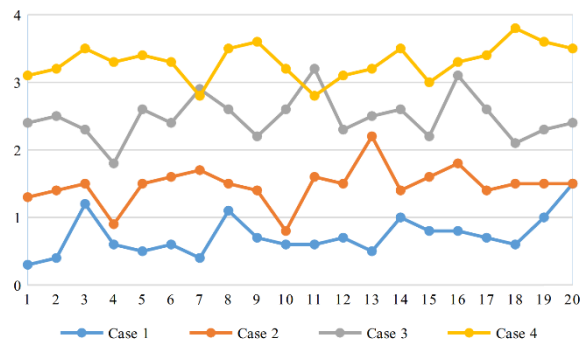
The hidden layers provide the processing power of the neural network, where the number of neurons in the hidden layer directly affects the Neural Network ability to learn. However, in the particular case proposed, tests were made with different numbers of neurons in the hidden layer, however, as good results were not obtained due to the amount of noise in the inputs, it was decided to pre-process the inputs.

The output layer consists of four output neurons, corresponding to the four learning styles proposed by Honey [7], indicating the predominant learning style for each student.

## 4. Results and Discussion

For the experimentation and testing of the model, the students followed the course through a modified version of the Moodle platform. In this modified version was possible to obtain a record of all their interactions within the course over a semester.

It is important to note that it is not possible to identify a student's learning style in a single week or learning session, since their interactions with the platform may vary according to the topic developed, the type of resources available, the availability of time in a particular moment, among other factors, as shown in figure 03 for some model cases.



**Fig. 3:** Fuzzy sets for representing the user preference for a certain re-source category

According to this approach, it would be necessary to identify the learning style during an introductory course such as the "Study Methodology", and then adapt the contents of the following courses. It is necessary to monitor and validate the relevance to that learning style each semester.

Taking the data relates to student interactions and student test data (traditional method), we used half of this data as a training set and the other half as a test set to compare the results obtained with the Network Neuronal under this approach. The neural network and the proposed model reached a 77% effectiveness or coincidences in the identification of the learning style with respect to the Honey test.

The importance of online detection of the learning style is that, using the modified version of the Moodle platform developed, the contents of each course will be personalized based on the styles of each student, which will improve the efficiency of the teaching / learning process throughout the process, which will be analyzed in subsequent works.

## 5. Conclusion

A Backpropagation Network model was proposed, whose input data was fuzzified in a pre-processing stage, which allows learning styles to be identified online, based on the students' interaction with the e-Learning platform.

The identification of learning styles cannot be based on a single session or user access, which can lead to errors of interpretation, but must be made over several sessions to achieve an adequate accuracy in the identification.

The use of neural networks associated with fuzzy logic, made it possible to propose a novel approach, for the resolution of a complex problem, in the line of research of e-Learning platforms.

## Acknowledgement

The authors would like to thanks to the National University of San Agustín (UNSA) for supporting this research.

## References

- [1] Lo J., Shu P. (2005), "Identification of learning styles online by observing learners' browsing behavior through a neural network". *British Journal of Educational Technology*, Vol. 36, No 1, Black-well Publishing, pp. 43-55.
- [2] Herrera J., Alfaro L. (2017), *Modelo de un Sistema de Gestión de Aprendizaje Inteligente Híbrido: Un enfoque basado en estilos de aprendizaje*. Editorial Académica Española, 268 pages. ISBN-10: 384176570X, ISBN-13: 978-3841765703.
- [3] Kolb D. (1976), *The learning style inventory: Technical manual*. Boston: McBer and Company.
- [4] Schmeck R. (1982), "Learning style of college students". *Individual differences in cognition*, Vol. 1, No. 1, In R. Dillon & R. R. Schmeck (Eds.), New York: Academic, pp. 233-279.
- [5] Pask G. (1976), "Styles and strategies of learning". *British Journal of Educational Psychology*, Vol. 46, No. 2, pp. 128-148.
- [6] Fleming N., Mills C. (1992), "Not another inventory, rather a catalyst for reflection". *To Improve the Academy - A Journal of Educational Development*, Vol. 11, No. 1, pp. 137-155.
- [7] Honey P., Mumford A. (1982), *The manual of learning styles*. London Press.
- [8] Brusilovsky P. (2001), "Adaptive hypermedia". *User Modeling and User-adapted Interaction*, Vol. 11, No. 2, pp. 87-110.
- [9] Carver C., Howard R., Lane W., "Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles". *IEEE Transactions on Education*, Vol. 42, No. 1, pp. 33-38, 1999.
- [10] Castellano G., Fanelli A., Roselli T. (2001), "Mining categories of learners by a competitive neural network". *Proceedings of the INNS-IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN '01)*, pp. 945-950.
- [11] Micarrelli A., Sciarrone F. (1996), "A hybrid architecture for the recognition of user interests during hypermedia navigation". *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 2, pp. 1370-1375.
- [12] Dongming X., Huaqing W., Kaile S. (2002), "Intelligent Student Profiling with Fuzzy Models". *Proceedings of the 35th Hawaii International Conference on System Sciences, USA*. DOI: 0-7695-1435-9/02.
- [13] Georgiou D., Makry D. (2004), "A Learner's Style and Profile Recognition via Fuzzy Cognitive Map". *Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT'04)*. DOI: 0-7695-2181-9/04.
- [14] Ozdemir A., Alaybeyoglu A., Mulayim N., Filiz K. (2016), "Performance evaluation of learning styles based on fuzzy logic inference system". *Computer Applications in Engineering Education*, Vol 24, No. 6, pp. 853-865. DOI: <https://doi.org/10.1002/cae.21754>.
- [15] Gonzales C. (2011), *Lógica Difusa: Una introducción práctica*. Universidad de Castilla - La Mancha.
- [16] Zadeh L. (1975), "The concept of a linguistic variable and its applications to approximate reasoning". *Information Science*, Vol. 8, No. 9, pp. 199-249.
- [17] Redondo M., Bravo C., Bravo J., Ortega M. (2003), "Applying fuzzy logic to analyze collaborative learning experiences in an e-learning environment". *USDLA Journal (United States Distance Learning Association)*, No. 17, pp. 19-28.
- [18] Huang M., Huang H., Chen M. (2007), "Constructing a personalized e-learning system based on genetic algorithm and case-based reasoning approach". *Expert Systems with Applications*, Vol. 33, No. 3, pp. 551-564.

# Fuzzy neural System Model for Online Learning Styles Identification, as an Adaptive Hybrid E-Learning System Architecture Component

L. Alfaro, Dr.<sup>1</sup>, C. Rivera, Mg.<sup>1</sup>, J. Luna-Urquizo<sup>1</sup>, E. Castañeda, Dr.<sup>1</sup>, and F. Fialho, Dr.<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidad Nacional de San Agustín, Perú, [casas@unsa.edu.pe](mailto:casas@unsa.edu.pe), [crivera@unsa.edu.pe](mailto:crivera@unsa.edu.pe), [jlunau@unsa.edu.pe](mailto:jlunau@unsa.edu.pe), [elisac@unsa.edu.pe](mailto:elisac@unsa.edu.pe)

<sup>2</sup> Universidade Federal de Santa Catarina, Brazil, [fapfialho@gmail.com](mailto:fapfialho@gmail.com)

*Abstract— In the present work, we present a Fuzzy Neural System Model for online identification of Learning Styles which gives support for contents personalization. The model was developed to serve as a component for an Adaptive Hybrid E-Learning System Architecture, which focus on a high degree of customization and content adaptation. We proposal a Hybrid System model, in which techniques of Neural Networks, Fuzzy Logic and Case Based Reasoning are incorporated into the multi-agent system. Finally, the authors present the architecture of the Fuzzy Neural System model, the results of the analysis of the model validation tests establishing conclusions and recommendations.*

*Keywords — Hybrid architecture, e-Learning, Multiagent Systems, Adaptive Systems, Artificial Neural Networks, Fuzzy Logic, Fuzzy Neural Systems.*

## I. INTRODUCTION

The diversity and heterogeneity of the resources available in the education network, new trends in methodologies and teaching/learning tools, and the current needs of taking particular users characteristics into consideration, make it essential to have virtual learning environments that have characteristics of adaptation and personalization of content, use of virtual assistants, among others.

In this context, Multiagent Systems have proven to be one of the Artificial Intelligence techniques with the greatest potential in this field, since they allow modeling student characteristics facilitating tasks such as searching for information and content, as well as incorporating characteristics of Machine Learning.

Section 2 shows a systematic research and state of art, as well as the theoretical foundation of the concepts and approaches used in the design of the architecture. Section 3A describe a model of Knowledge representation, associated with the Adaptive Virtual Courses. Section 3B presents a proposed Multiagent Adaptive e-Learning system architecture, and Section 3C describe a Neural Fuzzy system for online identification of learning styles, which is one of the main components of the multi-agent system, which was developed and validated, as well as a brief description of other components that are in current development process.

**Digital Object Identifier:** (to be inserted by LACCEI).  
**ISSN, ISBN:** (to be inserted by LACCEI).

## II. THEORETICAL FRAMEWORK

### A. Agents and multi-agent systems

According to Kasap [1], the existence of real-time applications such as online games, human-computer interfaces, collaborative learning environments, etc., shows the relevance of approaches based on multiagent systems. We are able to speak of intelligent virtual agents with autonomy, personality, power of decision, dynamism, among others.

There are different approaches to implement learning mechanisms in agents, including: reinforcement learning, Márkov decision chains, exploration strategies, evolutionary computation, among others [2]. For Corkill [3], one of the main challenges is to model communications between agents, their behavior and interactions, so the implementation of multiagent systems, such as the one proposed, is based on the use of ontologies [4].

### B. e-Learning Platforms and Agents

According to C. Rivera, J. Luna, L. Alfaro and F. Fialho [5], the best way to implement e-Learning platforms that can integrate different types of actors, ability to manage heterogeneous resources, and personalization of content, is through methodologies based on intelligent agents. J. Herrera and L. Alfaro [6], propose the use of Multiagent systems, combined with other techniques of artificial intelligence, such as Case Based Reasoning, Genetic Algorithms and others, embedded in an intelligent e-Learning system, with the purpose that each resource, activity and educational service is flexible and adapts to the learning style of each student (personalized model of the student) and encourages collaborative learning online.

Additionally, A. Garro and L. Palopoli [7], propose the use of XML for the management of ontologies, which allows (i) to assist tutors in the definition of roles, competencies and associated knowledge (ii) to manage the map of required competencies; (iii) measure competition gaps in human resources; (iv) support the participant to fill their competence gaps in relation to their functions.

Some approaches on the use of agents in e-Learning systems are: based on learning styles [8], collaborative learning techniques, personalization of content with hybrid

approaches and recommendation strategies [9], [10], personalization of learning objects in web 3.0 environments [11], learning the cognitive process of the user through neural networks, personalized accompaniment for meaningful learning supported by an intelligent virtual assistant [12], among others.

### C. Methodologies for the development of intelligent multi-agent systems

There are different methodologies for the development of Multiagent systems, such as those proposed by Wooldridge [13], Caire [14], Huget [15], and Gomez-Sanz [16], as well as some general architectures for the implementation of agents, such as the one presented by Vidal [17]. In the present work, the work of Brusilovsky [18] has been taken as reference, where an architecture for distributed learning is defined, called Knowledge Tree; and the use of a blackboard agent for the implementation of adaptive e-learning systems, proposed by Hammani [19].

There is also a set of techniques in several areas, which can be applied to the improvement of the proposed models, such as Case-Based Reasoning techniques applied to the evaluation and selection of projects, according to the characteristics of the audience, use of Neural Networks for improvement the content customization, adaptation of contents according to the characteristics of the audience and context of the students, etc.

### D. Learning Styles and Neural Networks

According to J. Lo and P. Shu [20], most researchers in the area agree that carrying out the teaching process considering learning styles can tremendously increase the effectiveness and efficiency of learning. Adaptive Hypermedia technology represents an effective strategy to solve many of the learning problems involved in online platforms [18]. The idea behind this technology focuses on adapting the contents of a course, according to the particular characteristics of a user. According to Carver [21], any web-based learning system should also include information about users to optimally adapt instructional materials, with the identification of learning styles being a key aspect.

The problem of recognizing individual characteristics of a user involves the classification of a number of categories from a potentially infinite number of entries [20], which is why many researchers point to neural networks as the best approach to solve this problem due to the following advantages of this technique:

- (i) Ability to recognize patterns from inaccurate or poorly understood data
- (ii) Ability to generalize and learn from specific examples
- (iii) Ability to quickly update with additional parameters
- (iv) Speed of execution, which makes it ideal for applications in real time.

According to these premises, various proposals have been developed with different approaches. Some examples

of this are: use of competitive Neural Networks to find users with similar interests and attitudes based on questionnaire answers [22], the integration of Neural Networks with Case Based Reasoning, to recognize the intentions of the users during their navigation [23], Multilayer Feed-Forward Neural Networks and Conceptual Maps for observing the user's navigational behavior [20], Intelligent Diffuse Models for the characterization of student profiles [26], Fuzzy Cognitive Maps for learner's style and profile recognition [27], Performance Evaluation of Learning Styles Based on Fuzzy Logic Inference System [28], among others.

## III. PROPOSAL OF MULTI-AGENT SYSTEM MODEL FOR ADAPTIVE E-LEARNING

### A. Model of knowledge representation

The static technology we have conceived so far tends to disappear, giving way to a new paradigm where users have a wide range of interfaces and devices to communicate with information systems, and where the context plays an extremely important role. To address these needs, emerging technologies and approaches emerge as intelligent software agents, wireless devices, adaptive and personalized information retrievers to create computerized recommendation models.

For the implementation of the knowledge representation scheme, we selected the model proposed by F. Arias [24], associated with the Adaptive Virtual Courses - CVA, which is based on the following concepts:

- Adaptive Virtual Course (AVC): study on a subject, developed with a conceptual unit. It represents a framework in which the protagonists (teachers, monitors and students) can interact with each other instantaneously, at any time and from anywhere.
- Basic Unit of Learning (BUL): can be seen as a subdivision of the courses, similar to chapters of a book. A UBA cannot be evaluated in a single session of a course.
- Subject: Each unit of content in which a study program or a textbook is divided.
- Learning Object (LO): digital educational resource which is described from metadata, a feature that allows its reuse, migration, recovery and recommendation.
- Evaluation: mechanism through which the performance of a student within a AVC is evaluated, allowing student to advance in the learning process by means of the habilitation of new educational contents.
- Educational Objective (EO): demonstrate the teacher's intention about what students should learn. An educational objective is achieved by carrying out educational activities and the corresponding evaluations.

### B. Agent Architecture

The hybrid architecture proposed by the authors is shown in Figure 01.

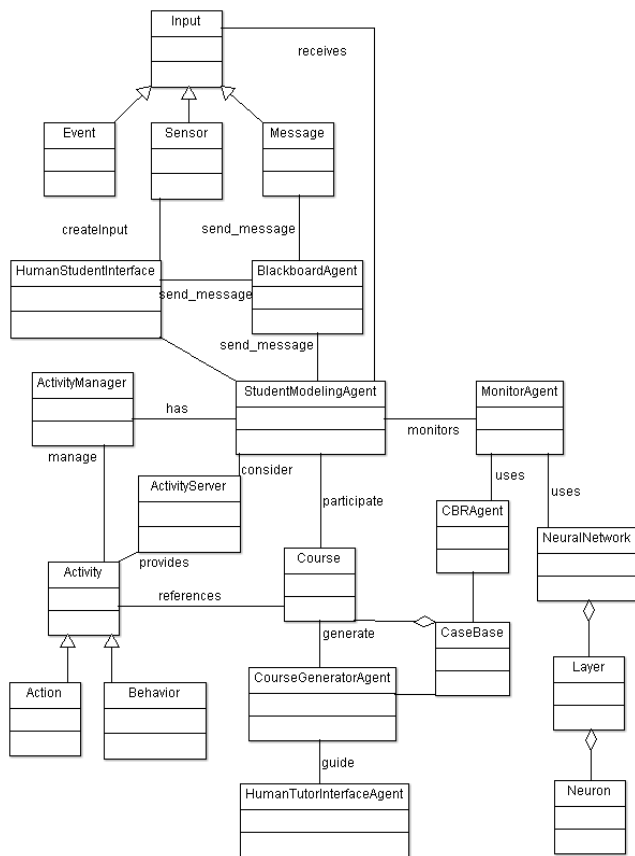


Fig. 1 Hybrid Architecture Proposed.

As part of the architecture, a StudentModelingAgent is proposed, which represents the student's needs and objectives in the learning process:

- (i) collects data about student performance throughout each course and activity that he develops.
- (ii) provides information about the student to the tools for adapting and personalizing content.
- (iii) handles the student's reminders, scheduled by him or by the courses in which he is enrolled.

The StudentModelingAgent, coordinates actions with the MonitorAgent, which monitors the resources and activities available for a given course, requests information from the student, and executes techniques of Case Based Reasoning and Neural Networks, to identify the learning style and the preferences of the user, whose development, implementation, testing and validation is reported in section 3.C of this article; as well as selecting the most appropriate content for him, and finally, he sends information about what he has learned about the student to update the knowledge of the StudentModelingAgent. This agent also coordinates actions with the Agent Course, whose functionalities are based on the proposal of F. Arias [24].

The BlackboardAgent is an agent that centralizes communications, through a shared data structure. This agent

allows the temporary storage of information that is useful for a certain group of agents, and takes the task of distributing the messages to the interested agents. It has a notification mechanism in order to provide the availability of a shared resource.

The CouseGeneratorAgent is responsible for consolidating teacher requirements, through the interface agent HumanTutorInterfaceAgent, and generating the structure of the course, with the support of a case-based reasoning mechanism. To do so, consult the ActivityServer and reference the activities and contents. suitable for the generated course, thus favoring reuse.

The ActivityManager is a reactive agent whose purpose is to manage the student queue of tasks or activities, i.e. for each input received by the student, he selects an activity to execute or a content to be used, which allows him to carry out the objective raised. For the selection of activities, the agent consults the ActivityServer component, which is basically a repository specialized in some topic, highly interactive, that stores activities proposed by teachers or specialists at different times and courses. This component favors the reuse of activities, contents and learning objects. The activities can be actions to be learned, resources to be used, simple or nuclear actions, repetitive actions in time or set of actions to be executed in the long term.

Additionally, there are two interface agents, the HumanStudentInterface, which allows the student to interact directly with his StudentModelingAgent, for example, to establish personalized reminders, program specific activities, or provide information through the available sensors, and the HumanTutorInterfaceAgent, which allows you to configure the parameters for the generation of a course, obtain reports, among others. All interactions with other agents and through interfaces with real users are represented through entries.

### C. Online identification of learning style using a Neural Fuzzy system

This module is based on the previous work of the authors [25], for the collection of test data, we applied the learning styles questionnaire proposed by Honey [7], to a group of 70 higher education students of the National University of SanAgustín during the first semester of the year 2017, so that the Learning Style of each student was known in advance according to a traditional method.

A modified version of the open source Moodle platform was used, applying the following adaptations:

- A list of categories or types of resources to be used within the course was defined, establishing 20 categories.
- Fuzzy sets were defined, to correlate each category or type of resource with each learning style proposed by Honey.
- A model course was established, ensuring that each content has, in most cases, alternative presentations corresponding to types of resources with fuzzy sets without intersections.

- The source code of the platform was modified, in order to save a log with the selections (clicks) made by each student, which represent the user's behavior, according to the previously established categories.

In this way, it was possible to obtain the inputs and outputs of the proposed model, dividing the data into two sets of the same cardinality (a training set and a test set). For the division of the data, the criterion of representativeness of learning styles was used, so each sub-set there is approximately the same proportion of learning styles with respect to the total set.

Due to the amount of resource categories, and the fact that some content or activities within the platform, could not always have alternative presentations with non-close learning styles, the initial tests using all of the user's clicks or selections were not satisfactory, since some sets of inputs presented a lot of noise and made it difficult to train the Neural Network or distorted the output.

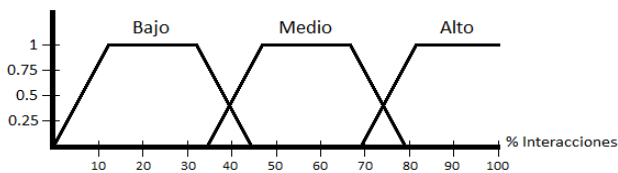


Fig. 2 Preference of a user for a certain category of resources, according to the percentage of interactions in the e-Learning platform.

To solve this problem, it was decided to define a second group of fuzzy sets, which would better categorize a user's preference for a certain category of resources, according to the percentage of interactions in each category, as shown in Figure 02. This fuzzification of the data obtained through the log of the e-Learning platform has been considered as a stage of pre-processing of the entries.

For example, a user whose learning style is predominantly defined as "active" may have selected a few times resources primarily related to the "reflexive" or "theoretical" learning styles, because the information contained in these resources was indispensable for other activities within the course or the evaluation of the same, although they were not of their preference, nevertheless these "few" interactions should not be determinant for the application of the model.

As a central component, a Back-Propagation Neural Network was used, composed of an input layer, a hidden layer, with sigmoidal activation function and an output layer, as shown in Figure 03. The objective of the Neural Network model is to identify the learning style of a specific individual, based on their interactions and behavior, within an e-Learning platform.

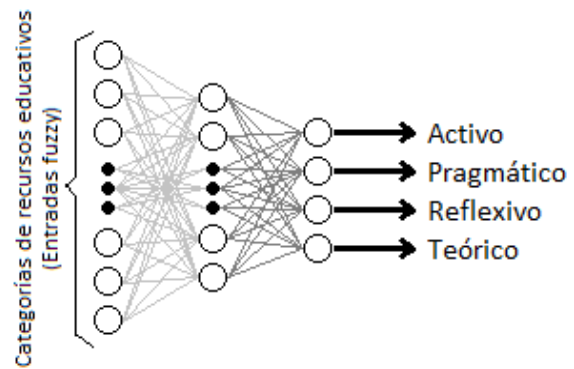


Fig. 3 Neural Network Architecture.

The hidden layers provide the processing power of the Neural Network, and the number of neurons in the hidden layer directly affects the ability to learn from the Neural Network, however in the particular case proposed, tests were made with different numbers of neurons in the Neuronal Network. the hidden layer, according to some of the most recommended approaches in the literature, however, good results were not obtained due to the amount of noise in the inputs, so it was decided to pre-process the inputs.

The output layer consists of four output neurons, corresponding to the four learning styles proposed by Honey, indicating the predominant learning style for each student.

It is important to note the difficulty of identifying a student's learning style in a single week or learning session, since their interactions with the platform may vary according to the topic developed, the type of resources available, the availability of time in a particular moment, among other factors, as shown in figure 04 for some model cases.

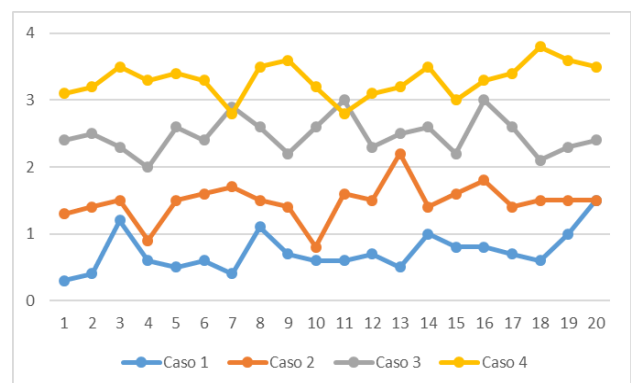


Fig. 4 Variations in the identification of the learning style according to specific sessions

According to this approach, it would be necessary to identify the learning style during an introductory course such as the "Study Methodology", and then adapt the contents of the following courses. It is necessary to monitor and validate the relevance to that learning style each semester,

Taking data from student interactions and student test data (traditional method), we used half of the data as a training set and the other half as a test set to compare the results obtained with the Network Neuronal Under this approach, the neural network and the proposed model reached a 77% effectiveness or coincidences in the identification of the learning style with respect to the Honey test.

The importance of online detection of the learning style, is that using the modified version of the Moodle platform developed, the contents of each course will be personalized, based on each student's learning styles, as far as possible. the possible and the available resources for each category, which will also allow refining the results and validating the styles identified over time, which will make it possible to improve the efficiency of the teaching / learning process throughout the process, which it will be carried out and analyzed in subsequent works.

#### IV. CONCLUSIONS

A Neural Fuzzy Model Architecture was proposed, whose input data were fuzzified in a preprocessing stage, which allowed the online identification of the learning styles, from the interaction of the students with the e-Learning platform, with the object to meet the demands of the HumanTutorinterfaceAgent, of the treatment of learning and thinking styles, to adapt to personal requirements.

The identification of learning styles cannot be based on a single learning session or user access, and may result in errors of interpretation of learning style, but must be made over several sessions to achieve refinement and adequate accuracy in the identification and Attention to the demands of the student's learning style.

This work was carried out in the context of the proposal of the authors of an SMA of e-Learning, adaptive that is sensitive to the context, which integrated the elements previously characterized, according to the methodologies of the literature reviewed, highlighting that the characteristics and functionalities of the different agents, were established considering the technological attributes and evolution of the contemporary demands, of the students and the resources they use, in the realization of their courses.

The use of Neural Networks associated with Fuzzy Logic, made it possible to propose a novel approach, for the resolution of a complex problem, in the line of research of e-Learning platforms.

#### REFERENCES

- [1] Z. Kasap & N. Magnenat-Thalmann, "Intelligent virtual humans with autonomy and personality: State-of-the-art", *Intelligent Decision Technologies*, Vol. 1, No. 1, pp. 3-15, IOS Press, DOI: 10.3233/IDT-2007-11-202, July 2007.
- [2] N. Vlassis, "A Concise Introduction to Multiagent Systems and Distributed AI", Universiteit van Amsterdam, 2003.
- [3] D. Corkill, "Software: Blackboard and Multi-Agent Systems & the Future", In *Proceedings of the International Lisp Conference*, New York, New York, October 2003.
- [4] A. Garro & L. Palopoli, "An XML Multi-Agent System for E-learning and Skill Management", *Agent Technologies, Infrastructures, Tools, and Applications for E-Services: NODe 2002 Agent-Related Workshops Erfurt*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 283—294, ISBN: 978-3-540-36559-4, DOI: 10.1007/3-540-36559-1\_21, Germany, 2003.
- [5] C. Rivera & J. Luna & L. Alfaro & F. Fialho "Meta-Model for a project based collaborative M-Learning system. An approach using intelligent pedagogical agents, case-based reasoning and automatic detection of learning and thinking styles", submitted to XLIII Conferencia Latinoamericana en Informática, 2017.
- [6] L. Alfaro, & J. Herrera, "Modelo de un Sistema de Gestión de Aprendizaje Inteligente Híbrido: Un enfoque basado en estilos de aprendizaje", Editorial Académica Española, 268 pages, ISBN-10: 384176570X, ISBN-13: 978-3841765703, January, 2017.
- [7] A. Garro & L. Palopoli, "An XML Multi-Agent System for E-learning and Skill Management", *Agent Technologies, Infrastructures, Tools, and Applications for E-Services: NODe 2002 Agent-Related Workshops Erfurt*, Springer Berlin Heidelberg, pp. 283—294, ISBN: 978-3-540-36559-4, DOI: 10.1007/3-540-36559-1\_21, Germany, 2003.
- [8] C. Wolf, "iWeaver: Towards 'Learning Style'-based e-Learning", in *Computer Science Education, Australasian Computing Education Conference (ACE2003)*, *Conferences in Research and Practice in Information Technology*, Vol. 20, Australia, 2002.
- [9] A. Klačnja-Milićević & B. Vesin & M. Ivanović & Z. Budimac, "E-Learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification", *Computers & Education*, Volume 56, Issue 3, April 2011, Pages 885-899, ISSN 0360-1315, DOI 10.1016/j.compedu.2010.11.001.
- [10] C. Peña, "Intelligent Agents to improve adaptivity in a web-based learning environment", PhD. Thesis, Universidad de Girona – España, ISBN 84-688-6950-3, 2004.
- [11] E. Kurilovas & S. Kubilinskiene & V. Dagiene, "Web 3.0 – Based personalization of learning objects in virtual environments", Elsevier, *Computer in human behavior*, 2013.
- [12] V. Rissoli, "Uma proposta metodológica de acompanhamento personalizado para aprendizagem significativa apoiada por um assistente virtual de ensino inteligente", Tesis de Doctorado, Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Centro de Estudos Interdisciplinares em Novas Tecnologias da Educação, Brasil, 2007.
- [13] M. Wooldridge & N. Jennings & D. Kinny, "The Gaia Methodology for agent-oriented analysis and Design", *International Journal of Autonomous agents and Multi-agent systems*, Vol. 3, No. 3, pp. 285-312, 2000.
- [14] G. Caire & P. Chainho & R. Evans & F. Garijo & J. Gomez-Sanz & P. Kearney & F. Leal & P. Massonet & J. Pavon & J. Stark, "Methodology for Agent Oriented Software Engineering", EUROSCOM Project P907, 2001.
- [15] M.P. Huguet, "Agent UML Class Diagrams Revisited", *Proceedings of Agent Technology and software engineering*, 2002.
- [16] J. Gomez-Sanz & R. Fuentes, "Agent oriented system engineering with INGENIAS", *Proceedings of the 4th Iberoamerican Workshop on Multi-Agent Systems*, 2002.
- [17] J. Vidal & P. Buhler, "A Generic Agent Architecture for Multiagent Systems", USC CSCE TR-2002-011, University of South Carolina, 2002.
- [18] P. Brusilovsky, "KnowledgeTree: A Distributed Architecture for Adaptive E-Learning", *Proceedings of the 13th international World Wide Web conference (ACM)*, pp. 104-113, ISBN 1-58113-912-8, DOI 10.1145/1013367.1013386, New York, USA, 2004.
- [19] S. Hammami & H. Mathkour & E. Al-Mosallam, "A multi-agent architecture for adaptive E-learning systems using a blackboard agent," 2009 2nd IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology, Beijing, 2009, pp. 184-188. doi: 10.1109/ICCSIT.2009.5234741
- [20] J. Lo & P. Shu, "Identification of learning styles online by observing learners' browsing behaviour through a neural network", *British Journal of Educational Technology* Vol. 36, No 1, pp. 43–55, Published by Blackwell Publishing, 2005.
- [21] C. Carver, & R. Howard, & W. Lane. Enhancing student learning through hypermedia courseware and incorporation of student learning styles. *IEEE Transactions on Education*, 42, 1, 33–38. 1999.

- [22] G. Castellano, & A.M. Fanelli, & T. Roselli, (2001). Mining categories of learners by a competitive neural network. Proceedings of the INNS-IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN '01), 945–950
- [23] Micarrelli, A. & Sciarrone, F. (1996). A hybrid architecture for the recognition of user interests during hypermedia navigation. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2, 1370–1375.
- [24] F. Arias, “Modelo multi-agente para la planificación instruccional y selección de contenidos en cursos virtuales adaptativos”. Tesis de Maestría. Universidad Nacional de Colombia.
- [25] L. Alfaro, C. Rivera, J. Luna-Urquiza, E. Castañeda, F. Fialho. “Online Learning Styles Identification Model, Based On The Analysis Of User Interactions Within An E-Learning Platforms, Using Neural Networks And Fuzzy Logic” Submitted to International Conference on Communication, Management and Information Technology, 2018.
- [26] Dongming X., Huaiqing W., Kaile S., “Intelligent Student Profiling with Fuzzy Models”. Proceedings of the 35th Hawaii International Conference on System Sciences. DOI: 0-7695-1435-9/02, USA, 2002.
- [27] Georgiou D., Makry D., “A Learner’s Style and Profile Recognition via Fuzzy Cognitive Map”. Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT’04). DOI: 0-7695-2181-9/04, 2004.
- [28] Ozdemir A., Alaybeyoglu A., Mulayim N., Filiz K., “Performance evaluation of learning styles based on fuzzy logic inference system”. Computer Applications in Engineering Education, Vol 24, No. 6, pp. 853-865. DOI: <https://doi.org/10.1002/cae.21754>, 2016.

# Bibliografía

- [1] P. Honey and A. Mumford, *The Manual of Learning Styles*. Maidenhead, Berkshire: P. Honey, Ardingly House, 1986.
- [2] Z. Cataldi and F. Lage, "Sistemas tutores inteligentes orientados a la enseñanza para la comprensión", *EDUTEC Revista Electrónica de Tecnología Educativa*, no. 28, pp. 1-19, Marzo 2009.
- [3] B. Troncoso-Pantoja, "Aplicaciones de agentes pedagógicos en entornos virtuales para la enseñanza", in *CIVE 2005 Congreso Internacional Virtual de Educación*, Concepción, Chile, 2005.
- [4] J. L. Moratalla, I. M. Ortiz, and P. M. Ger, "Desarrollo de un sistema e-learning basado en estándares IMS," *Universidad Complutense de Madrid, Tech. Rep.*, 2004.
- [5] A. Badia and C. García, "Incorporación de las TIC's en la enseñanza y el aprendizaje basados en la elaboración colaborativa de proyectos," *Revista de Universidad y Sociedad del Conocimiento*, vol. 3, no. 2, 2006.
- [6] G. Rojas, R. Salas, and C. Jiménez, "Estilos de aprendizaje y estilos de pensamiento entre estudiantes universitarios," *Estudios Pedagogicos XXXII*, vol. XXXII, 2006.
- [7] L.-F. Zhang, "Thinking Styles: Their relationships with modes of thinking and academic performance," *Educational Psychology*, vol. 22, no. 3, pp. 331-348, jun 2002. [Online]. Available:  
<http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/01443410220138557>
- [8] C. Alonso, D. Gallego, and P. Honey, *Los estilos de aprendizaje. Procedimientos de diagnóstico y mejora*. Bilbao: Mensajero, 1994.
- [9] Djamen, Jean-Yves. Frasson, Claude. Kaltenbach, Marc. *An architecture for an effective intelligent automated instruction*. 1996:  
<http://www.iro.umontreal.ca/people/djamen/its96w2.ps>
- [10] Dede, Cris. Lewis, Mattew. *Assessment of emerging educational technologies that might assist and enhance school-to-work transitions*. 1995.  
<http://www.virtual.qmu.edu/pdf/ota.pdf/>

- [11] Wu, Helen Binghui. A framework for intelligente tutoring systems . 1995a. <http://www.eecs.lehigh.edu/bhw/aided.95.ps>
- [12] Russel, Stuart. Norvig, Peter. Inteligencia artificial. Un enfoque moderno. México: Prentice Hall. 1996. 979 p. ISBN: 968-880-682-X.
- [13] Casas, Luis Alberto Alfaro. Fialho, Francisco Antonio Pereira. Maia, Luiz Fernando Jacintho. Ambientes inteligentes para la educación basados en realidad virtual. Editado por: Universidad de Aquino. Anais: III Congreso Internacional de Ciencias de la Computación - CICC'98, 5, La Paz, Bolivia, 1998. 32 p.
- [14] Wooldrige, Michael J. Jennings, Nicholas R. Intelligent Agents: theorie and practice. 1995: <http://www.doc.mmu.ac.uk/STAFF/mike/ker95.ps>
- [15] Johnson, Lewis W. Pedagogical Agents. 1998. <http://www.isi.edu/isd/VET/vet-body.html>
- [16] Oliveira, Flávio Moreira de. Viccari, Rosa Maria. Are learning systems distributed or social systems?. European Conference On Artificial Intelligence in Education, Portugal. 1996. <Http://cbl.leeds.ac.uk/~euroaied/sessions.html>
- [17] Giraffa, L.M.M.; Nunes, M. A.; Viccari, R.M. Multi-Ecological: an Intelligent Learning Environment using Multi-Agent architecture. MASTA'97: Multi-Agent System: Theory and Applications. Proceedings... Coimbra: DE-Universidade de Coimbra, 1997.
- [18] M. Maldonado-Pérez, "Aprendizaje basado en proyectos colaborativos. Una experiencia en educación superior," Revista de Educación Laurus, vol. 14, no. 28, pp. 158-180, 2008.
- [19] D. Helic, H. Krottmaier, H. Maurer, and N. Scerbakov, "Enabling project-based learning in WBT systems," International Journal on E-Learning, vol. 4, no. 4, pp. 445-461, 2005.
- [20] F. Abdallah, C. Toffolon, and B. Warin, "Models transformation to implement a project-based collaborative learning (PBCL) scenario: Moodle case study," 2008 Eighth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies, ICALT08, pp. 639-643, 2008.
- [21] S. M. Land and B. A. Greene, "Project-based learning with the world wide web: A qualitate study of resource integration," Educational Technology Research and Development, vol. 48, no. 1, pp. 45-66, 2000.
- [22] D. A. Kolb, Experiential Learning: Experience as the source of learning and development. New Jersey: Prentice Hall, 1984.

- [23] C. I. Lee and F. Y. Tsai, "Internet project-based learning environment: the effects of thinking styles on learning transfer," *Journal of computer assisted learning*, vol. 20, pp. 31-39, 2004.
- [24] E. Kurilovas, S. Kubilinskiene, and V. Dagiene, "Web 3.0 – based personalization of learning objects in virtual environments," *Computer in human behavior*, vol. 30, pp. 654-662, January 2014.
- [25] E. Alfonseca, R. M. Carro, E. Martin, A. Ortigosa, and P. Paredes, "The impact of learning styles on student grouping for collaborative learning: a case study," *User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 16, no. 3, pp. 337-401, 2006.
- [26] R. Riding and E. Sadler-Smith, "Cognitive style and learning strategies: some implications for training design," *International Journal of training and development*, vol. 1, no. 3, pp. 199-208, 1997.
- [27] N. N. Manochehr, "The influence of learning styles on learners in e-learning environment: An empirical study," *Computers in Higher Education Economics Review (Cheer)*, vol. 18, no. 1, pp. 10-14, 2007.
- [28] A. Klasnja-Milicevic, B. Vesin, M. Ivanovic, and Z. Budimac, "E- learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification," *Computers and Education*, vol. 56, no. 3, pp. 885-899, 2011.
- [29] J.-J. Lo and P.-C. Shu, "Identification of learning styles online by observing learners browsing behaviour through a neural network," *British Journal of Educational Technology*, vol. 36, no. 1, pp. 43-55, jan 2005.
- [30] A. Garro and L. Palopoli, "An xml multi-agent system for e-learning and skill management," *Agent Technologies Infrastructures, Tools and Applications for E-Services*, pp. 283-294, 2003.
- [31] S. Garruzzo, D. Rosaci, and G. Sarne, "A multi-agent e-learning system that supports multiple devices," *Proceedings of the 2007/IEEE/WIC/ACM International conference on intelligent agent technology*, vol. 1, no. 1, pp. 485-488, 2007.
- [32] J. L. Aguirre, R. Brena, and F. J. Cantu, "Multiagent-based knowledge networks," *Expert Systems with Applications*, vol. 20, pp. 65-75, January 2001.
- [33] M. Hameed, N. Akhtar, and M. S. Missen, "Role based multi-agent system for e-learning (masel)," *International Journal of Advanced Computer Science and applications*, vol. 7, no. 3, pp. 194-200, 2016.

- [34] B. Warin, O. Talbi, C. Kolski, and F. Hoogstoel, "Multi-role project (MRP): A new project-based learning method for stem," *IEEE Transactions on Education*, vol. 59, pp. 137-146, May 2016.
- [35] R. Azambuja and R. M. Vicari, "Improving interactivity in e-learning systems with multi-agent architecture," *International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems*, vol. 2347, no. 1, pp. 466-471, 2002.
- [36] A. Baylari and G. A. Montazer, "Design a personalized e-learning system based on item response theory and artificial neural network approach," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 4, pp. 8013-8021, 2008.
- [37] H. Googrich, "What do we mean by results: Using rubrics to promote thinking and learning," *Educational Leadership*, vol. 57, pp. 13-18, February 5.
- [38] Y. Gulbahar and H. Tinmaz, "Implementing project based learning and e-portfolio assessment in an undergraduate course," *Journal of Research on Technology in Education*, vol. 38, February 3.
- [39] F. Martinez, L. C. Herrero, and S. D. Pablo, "Project-based learning and rubrics in the teaching of power supplies and photovoltaic electricity," *IEEE Transactions on Education*, vol. 54, no. 1, pp. 87-96, February 2011.
- [40] J. Kolodner, *Case-Based Reasoning: Foundational Issues*. California, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 1994.
- [41] A. Aamodt and E. Plaza, "Case-based reasoning: Foundational issues, methodological variations and systems approaches," *Artificial Intelligence*, vol. 7, no. 1, pp. 39-59, 1994.
- [42] J. L. Kolodner, P. J. Camp, D. Crismond, B. Fasse, J. Gray, J. Holbrook, S. Puntambekar, and M. Ryan, "Problem-based learning meets case-based reasoning in the middle-school science classroom: Putting learning by design into practice," *Journal of the Learning Sciences*, vol. 12, no. 4, pp. 495-547, 2003.
- [43] W. Huang, D. Webster, D. Wood, and T. Ishaya, "An intelligent semantic e-learning framework using context-aware semantic web technologies," *British Journal of Educational Technology*, vol. 37, no. 3, pp. 351-373, 2006.
- [44] V. Kumar, "Computer supported collaborative learning issues for research," in *Eighth annual graduate symposium on Computer Science*. University of Saskatchewan, 1996.

- [45] H. Hashim, Z. Tasir. E-Learning Readiness: A Literature Review. Conference: 2014 International Conference on Teaching and Learning in Computing and Engineering. DOI: 10.1109/LaTiCE.2014.58. [https://www.researchgate.net/publication/269304922\\_E-Learning\\_Readiness\\_A\\_Literature\\_Review](https://www.researchgate.net/publication/269304922_E-Learning_Readiness_A_Literature_Review)
- [46] E. M. Morales, "Gestión del conocimiento en sistemas e-learning, basado en objetos de aprendizaje, cualitativa y pedagógicamente definidos," Ph.D. dissertation, Universidad de Salamanca, 2007.
- [47] J. L. García, J. A. Santizo, and C. M. Alonzo, "Instrumentos de medición de estilos de aprendizaje," *Estilos de Aprendizaje*, vol. 4, no. 4, pp. 1-21, October 2009.
- [48] M. Alshammari, R. Anane, R. Hendley. Design and Usability Evaluation of Adaptive E-learning Systems based on Learner Knowledge and Learning Style. DOI: 10.1007/978-3-319-22668-2-45.
- [49] M. Alshammari, R. Anane, R. Hendley. An E-Learning Investigation into Learning Style Adaptivity. DOI 10.1109/HICSS.2015.13.
- [50] M. Abdullah et. al. The Impact of Learning Styles on Learner's Performance in E-Learning Environment. 2015. (IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Vol. 6, No. 9, 2015 24.
- [51] D. Xu, H. Wang, and K. Su, "Intelligent student profiling with fuzzy models," in Proceedings of the 35th Annual Hawaii International Conference on System Sciences. IEEE Comput. Soc, 2002.
- [52] Smith, Cristoper M. Simth, Lynellen D.S.P. Yang, Steven. An investigation of current virtual reality interfaces. Mississippi. 1995. A final Project (Submitted to the faculty os Mississippi State University in the Department of Computer Science).
- [53] Costa, E. B. Um modelo de Ambiente Interativo de Ensino-Aprendizagem baseado numa Arquitetura Multi-Agentes. Campina Grande, 1997. Exame de Qualificação (Doutorado CPGEE), UFPA.
- [54] Oliveira, Flávio Moreira de. Critérios de equilibrção para sistemas tutores . Porto Alegre, 1994. Tese (Doutorado em Ciencia da Computação. Instituto de Informática) Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 68 p.
- [55] Wooldrige, Michael J. Jennings, Nicholas R. Intelligent Agents: theorie and practice. 1995: <http://www.doc.mmu.ac.uk/STAFF/mike/ker95.ps>

- [56] Giraffa, L. 1998. Selecting teaching strategies using pedagogical agents. Porto Alegre, 1998. Proposta de tese (Doutorado em Ciência da Computação. Instituto de Informática) Universidade Federal do Rio Grande do Sul. 77 P.
- [57] J. Rickel, W. Johnson. Animated agents for procedural training in virtual reality: perception, cognition, and motor control. 1998. <http://www.isi.edu/isd/VET/vet.html>
- [58] Elliot, Clark. Rickel, Jeff. Lester, James C. Integrating affective computing into animated tutoring agents. 1997. <http://condor.depaul.edu/~elliot>
- [59] McCulloch, W. S. & Pitts, W. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics* 5 (1943), 115–133.
- [60] Rosenblatt, F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review* 65 (1958), 386–408.
- [61] Hebb, D. O. *The organization of behavior*. Wiley, New York, 1949.
- [62] Hecht-Nielsen, R. Neurocomputing: Picking the human brain. *IEEE Spectrum* 25, 3 (1988), 36–41.
- [63] J. Barreto. Introdução a las Redes Neuronales Artificiales. Laboratorio de Conexionismo y Ciencias Cognitivas UFSC -Departamento de Informática y de Estadística. Florianópolis – SC. 2002. <http://www.inf.ufsc.br/~j.barreto/tutoriais/Survey.pdf>
- [64] P. Sánchez. J. Velásquez. Role of the training algorithm in model selection on neural networks. *Rev. U.D.C.A Act. & Div. Cient.* 14(1): 149 - 156, 2011
- [65] Rumelhart, D. E.; Hinton, G. E. & Williams, R. J. Learning internal representations by error propagation. In *Parallel distributed processing, vol 1: Foundations*, D. E. Rumelhart, J. L. McClelland and the PDP group, Ed. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1987, p. 318–362.
- [66] R. Lanhellas. Redes neurais artificias. Algoritmo de backpropagation. 2013. <https://www.devmedia.com.br/redes-neurais-artificiais-algoritmo-backpropagation/28559>
- [67] P. Cazau. Estilos de Aprendizaje: Generalidades. <http://www.absta.info/estilos-de-aprendizaje-generalidades-por-pablo-cazau-el-concep.html>
- [68] K. Kavale. G. Lefever. Dunn and Dunn Model of Learning-Style Preferences: Critique of Lovelace Meta-Analysis. November 2007. *The Journal of Educational Research* 101(2):94-97. DOI: 10.3200/JOER.101.2.94-98

- [69] S. Joy. D. Kolb. Are There Cultural Differences in Learning Style?. 2007. <https://weatherhead.case.edu/departments/organizational-behavior/workingPapers/WP-07-01.pdf>
- [70] J. E. Gilbert, C. Y. Han. Adapting Instruction to Accommodate Learning Style. Proceedings of WebNet'99, World Conference of the WWW and Internet, Honolulu, HI, 1999, 433-438.
- [71] R. Mobbs. Honey and Mumford Learning Styles. 2003. <https://www.le.ac.uk/users/rjm1/etutor/resources/learningtheories/honeymumford.html>
- [72] S. Graf. Representative characteristics of feldersilverman learning styles: an empirical model, 2007. <https://pdfs.semanticscholar.org/6d7c/7063bfa3bce75a675eae56b6cd9d28b5a037.pdf>
- [73] F. Arias, "Modelo multi-agente para la planificación instruccional y selección de contenidos en cursos virtuales adaptativos," Master's thesis, Universidad Nacional de Colombia, 2009.
- [74] A. Vincent and D. Ross, "Personalize training: Determine learning styles, personality types and multiple intelligences online," *The Learning Organization*, vol. 8, no. 1, pp. 36-43, 2001.
- [75] L. Curry, "An organization of learning styles theory and constructs." In *Educational Research Information Centre (ERIC)*, 1983, pp. 2{28. [Online]. Available: <http://files.eric.ed.gov/fulltext/ED235185.pdf>
- [76] S. Rayner and R. Riding, "Towards a categorisation of cognitive styles and learning styles," *International Journal of Experimental Educational Psychology*, vol. 17, no. 1, 1997.