

UNIVERSIDAD DE LOS ANDES

Facultad de Ingeniería



UNIVERSIDAD  
DE LOS ANDES  
MÉRIDA VENEZUELA

DOCTORADO EN CIENCIAS APLICADAS

**LA COMPUTACIÓN AFECTIVA DESDE LA ROBÓTICA  
SOCIAL PARA AMBIENTES INTELIGENTES EN EL  
ÁMBITO EDUCATIVO**

Autor:

MSc. Jorge Marcos Cordero Zambrano

Director:

Dr. Jose Lisandro Aguilar Castro

Mérida, Venezuela

2019

## Resumen

En esta investigación, se propone una arquitectura computacional para el reconocimiento y la gestión de las emociones en un Ambiente Inteligente. El reconocimiento de emociones se realiza desde un enfoque multimodal, lo que permite modelar de manera más precisa las emociones del usuario, considerando diferentes aspectos, tales como la expresión facial, la voz, el lenguaje corporal, el texto, entre otros. El ambiente inteligente donde se realiza este trabajo es un Salón de Clases Inteligente (SaCI), con el fin de mejorar en el proceso de enseñanza-aprendizaje. El modelo propuesto de SaCI se basa en Sistemas MultiAgente, tal que las conversaciones constituyen un aspecto principal para la interacción entre los agentes. También, para la gestión de los agentes se usa un medio de gestión de servicios (middleware), que permite la administración de los agentes, así como su integración con dispositivos tecnológicos, software especializado, entre otras cosas. El middleware es capaz de monitorear el entorno, para administrar los servicios educativos en la nube, y mejorar la experiencia de aprendizaje de los estudiantes, ya sea de forma colaborativa o individual. Por otra parte, en este trabajo se presenta un modelo de confianza y otro de reputación para enriquecer las conversaciones entre los agentes, para obtener la emoción imperante en SaCI, a la que se define como emoción social. Por otro lado, una de las principales contribuciones de esta investigación es el modelo multimodal para el reconocimiento de emociones, basado en el paradigma de crónicas, considerando los diferentes aspectos y eventos que se pueden percibir en tiempo real en SaCI. Finalmente, con la información obtenida de los procesos de aprendizaje, se describe el uso de la analítica de aprendizaje (LA) en SaCI, para extraer conocimiento y mejorar los procesos de aprendizaje. En particular, se propone un ciclo de lazo cerrado de tareas de LA definidas como servicio, y el concepto de ciclo autónomo de tareas de LA.

**Palabras claves:** computación afectiva, ambientes inteligentes, emociones, reconocimiento de patrones.

## **Abstract**

In this research, computational architecture is proposed for the recognition and management of emotions in a Smart Environment. The recognition of emotions is done from a multimodal approach, which allows modeling more accurately the user's emotions, considering different aspects, such as facial expression, voice, body language, text, among other. The intelligent environment where this work is done is a smart classroom (SaCI), in order to improve the teaching-learning process. The proposed model of SaCI is based on multi-agent systems, such that conversations constitute the central aspect for the interaction between agents. Also, for the management of the agents, a middleware is used, which allows the administration of the agents, as well as their integration with technological devices, specialized software, among other things. The middleware can monitor the environment, to manage educational services in the cloud, and to improve the learning experience of students, either collaboratively or individually. On the other hand, this work presents a trust model and another one of reputation to enrich the conversations between the agents, to obtain the prevailing emotion in SaCI, which is defined as social emotion. Too, one of the main contributions of this research is the multimodal model for the recognition of emotions, based on the paradigm of Chronicles, considering the different aspects and events that can be perceived in real time in SaCI. Finally, with the information obtained from the learning processes, this work describes the use of Learning Analytics (LA) in SaCI, in order to extract knowledge and improve learning processes. In particular, it is proposed a closed loop cycle of LA tasks defined as services and the concept of the autonomic cycle of LA tasks.

**Keywords:** affective computing, smart environment, emotions, pattern recognition

## **Agradecimiento**

Dejo constancia de mi profundo y sincero agradecimiento a la Universidad de Los Andes, Mérida, Venezuela, a la Facultad de Ingeniería, a su personal administrativo, docente e investigadores, los cuales supieron brindar su asesoría con verdadero sentido de responsabilidad.

Agradezco de manera especial a mi tutor Dr. Jose Aguilar Castro, por compartir su amistad, sus conocimientos y sugerencias para culminar con éxito esta investigación. Gracias, que Dios lo bendiga.

A todas y cada una de las personas que de alguna manera contribuyeron para la feliz culminación de este trabajo para optar al título de Doctor en Ciencias Aplicadas por la Universidad de Los Andes (Mérida – Venezuela).

# ÍNDICE

Resumen.....	II
Abstract.....	III
Agradecimiento.....	IV
Capítulo 1 .....	13
INTRODUCCIÓN.....	13
1.1 Planteamiento del problema.....	14
1.2 Objetivos.....	15
1.2.1 Objetivo General.....	15
1.2.2 Objetivos Específicos .....	15
1.3 Antecedentes.....	15
1.4 Alcance.....	17
1.5 Organización de la tesis .....	18
Capítulo 2 .....	19
MARCO TEÓRICO .....	19
2.1 Computación Afectiva.....	19
2.1.1 ¿Qué es computación afectiva?.....	19
2.1.2 Usos de la computación afectiva.....	19
2.2 Emociones.....	20
2.2.1 Definición de emoción .....	20
2.2.2 Clasificación de emociones humanas.....	20
2.2.3 Emociones básicas.....	21
2.2.4 Más allá de las emociones básicas .....	22
2.3 Reconocer emociones.....	24
2.3.1 Análisis de las expresiones faciales.....	25
2.3.2 Procesamiento de la voz .....	26
2.3.3 Estudio del lenguaje corporal.....	27
2.3.4 Análisis de texto .....	27
2.4 Crónicas.....	28
2.4.1 Conceptos claves.....	29
2.4.2 Reconocimiento de crónicas.....	30
2.5 Robótica Social .....	31
2.5.1 Definición de robot social.....	31
2.5.2 Clasificación de los robots sociales .....	31

2.5.3 Interacción en la robótica social .....	32
2.5.4 Percepción del entorno mediante robótica social.....	32
2.5.5 Robots sociales en la educación .....	33
2.6 Ambiente Inteligente.....	33
2.6.1 Características de un Aml.....	34
2.6.2 Aula Inteligente .....	34
2.7 Sistemas MultiAgente.....	35
2.7.1 Agente .....	35
2.7.2 Propiedades y características de los agentes.....	36
2.7.3 Características de un SMA.....	36
2.7.4 Funcionamiento de un SMA .....	37
2.7.5 Metodologías para desarrollar SMA.....	38
2.8 Analítica del Aprendizaje.....	39
2.8.1 Definición de la analítica del aprendizaje .....	40
2.8.2 Fases de diseño y ejecución de una solución de LA .....	40
2.8.3 Desafíos de la analítica del aprendizaje .....	40
Capítulo 3 .....	42
<b>MODELO DE GESTIÓN DE EMOCIONES EN UN AMBIENTE EDUCATIVO</b>	
<b>INTELIGENTE .....</b>	<b>42</b>
3.1 Emociones en un salón de clases.....	42
3.2 Sistema multimodal de gestión de las emociones en SaCI .....	43
3.3 Patrón de base para el reconocimiento de emociones .....	45
3.3.1 Modelo de reconocimiento de emociones usando crónicas.....	46
3.4 Extensión al patrón de base para identificar los estilos de aprendizaje .....	47
3.4.1 Definición formal del patrón para identificar los estilos de aprendizaje... 49	
3.4.2 Modelado del estilo de aprendizaje usando crónicas .....	50
3.4.3 Modelado del estilo de aprendizaje usando lógica difusa .....	51
3.5 Extensión del patrón para reconocer el estilo de conducción y emociones en conductores.....	52
3.5.1 Modelado del estilo de conducción basado en crónicas .....	57
3.5.2 Modelado del estilo de conducción basado en lógica difusa .....	59
3.6 Experimentación inicial con los patrones emocionales jerárquicos.....	61
3.6.1 Caso de estudio patrón jerárquico estilos de aprendizaje.....	61
3.6.1.1 Estrategias de adaptación (capacidad de aprendizaje).....	61
3.6.1.2 Capacidad de comunicación.....	63
3.6.1.3 Comparación con otros enfoques.....	64

3.6.2 Caso de estudio patrón jerárquico estilos de conducción .....	65
3.6.2.1 Escenarios y criterios de desempeño .....	67
3.6.2.2 Métricas sobre capacidades de razonamiento.....	67
3.6.2.3 Métricas sobre capacidades de aprendizaje.....	69
3.6.2.4 Métricas sobre capacidades de comunicación.....	70
3.6.2.5 Análisis de resultados del caso de estudio .....	71
Capítulo 4 .....	73
<b>MODELADO DE UN AMBIENTE DE APRENDIZAJE INTELIGENTE.....</b>	<b>73</b>
4.1 Salón de Clases Inteligente .....	73
4.2 Diseño conceptual basado en SMA.....	74
4.2.1 Caracterización de los dispositivos de SaCI .....	74
4.2.1.1 Modelo de agente para los dispositivos de SaCI .....	75
4.2.2 Caracterización de los componentes de software de SaCI .....	77
4.2.2.1 Modelo de agente para el software de SaCI.....	78
4.3 Medio de gestión de servicios (middleware) para Aml.....	80
4.3.1 Detalles del Middleware reflexivo autónomico.....	81
4.4 Especificación de las conversaciones en SaCI.....	84
4.4.1 Conversación para gestionar el proceso de aprendizaje.....	84
4.4.2 Conversación para gestionar los recursos de aprendizaje.....	87
4.5 Modelo de confianza y reputación para la gestión de las emociones.....	88
4.5.1 Modelo de confianza en SaCI.....	89
4.5.2 Modelo de reputación en SaCI.....	90
4.5.3 Emoción social en SaCI.....	91
4.5.4 Experimentación para gestionar las emociones en SaCI.....	93
4.5.4.1 Escenario 1: Condiciones ideales .....	93
4.5.4.2 Escenario 2: Condiciones de falla de agentes .....	94
4.5.4.3 Análisis de casos extremos .....	95
4.5.4.4 Aprendizaje.....	96
Capítulo 5 .....	98
<b>EXTENSIONES SOBRE SaCI .....</b>	<b>98</b>
5.1 Analítica de Aprendizaje en SaCI .....	98
5.1.1 Tipos de tareas de LA en SaCI.....	98
5.1.2 Tareas de LA definidas cómo servicio .....	100
5.1.2.1 Describir el proceso de aprendizaje en SaCI.....	102
5.1.2.2 Recomendar recursos de aprendizaje.....	102

5.1.2.3	Evaluar la calidad de los REA usados en SaCI .....	102
5.1.3	Experimentos con servicios de LA en SaCI .....	103
5.1.3.1	Servicio "Describir el proceso de aprendizaje en SaCI" .....	103
5.1.3.2	Servicio "Reconocer a los usuarios presentes en SaCI" .....	105
5.2	Ciclo autonómico de tareas de analítica del aprendizaje .....	106
5.2.1	Especificación del ciclo autonómico ACOLAT .....	106
5.2.2	Ciclo ACOLAT en SaCI.....	107
5.2.2.1	Especificación del ciclo "Definir el paradigma de aprendizaje adecuado para un curso" .....	108
5.2.2.2	Implementación del ciclo "Definir el paradigma de aprendizaje adecuado para un curso" .....	109
5.2.2.3	Análisis de resultados de la implementación del ciclo ACOLAT .....	111
Capítulo 6	.....	113
<b>CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS</b> .....		113
6.1	Conclusiones.....	113
6.2	Trabajos Futuros.....	114
<b>BIBLIOGRAFÍA</b> .....		116
<b>ANEXOS</b> .....		126
Anexo A.	Cuestionario VARK.....	126
Anexo B.	Implementación de crónicas con OpenESB .....	129
Anexo C.	Conversación para gestionar las condiciones ambientales .....	131
Anexo D.	Mecanismos de coordinación en las conversaciones de SaCI .....	133
Anexo E.	Tareas de LA definidas cómo servicio, en el contexto de AmICL .....	135
Anexo F.	Artículos publicados .....	136



## Índice de figuras

Figura 2.1 Modelo bidimensional de Russell .....	23
Figura 2.2 Representación de crónicas .....	29
Figura 2.3 Ejemplo de reconocimiento de crónica .....	30
Figura 2.4 Conceptos que describen un Aula Inteligente .....	34
Figura 3.1 Número de artículos de CA en educación y aprendizaje .....	43
Figura 3.2 Modelo multimodal de gestión de las emociones en SaCI .....	44
Figura 3.3 Emociones a reconocer en un aula inteligente .....	44
Figura 3.4 Eventos presentes en SaCI para el reconocimiento de emociones .....	45
Figura 3.5 Caracterización de eventos de expresiones faciales .....	47
Figura 3.6 Caracterización de eventos para factores acústicos y lenguaje corporal .....	47
Figura 3.7 Arquitectura para identificar estilos de aprendizaje mediante las emociones ..	48
Figura 3.8 Modelo MFCS para reconocer el estilo de aprendizaje .....	52
Figura 3.9 Patrón jerárquico .....	53
Figura 3.10 Modelo MFCS para reconocer el estilo de conducción .....	59
Figura 3.11 Funciones de pertenencia de la variable uso de bocina .....	60
Figura 3.12 Funciones de pertenencia a la variable difusa de estilo de conducción .....	60
Figura 4.1 Salón de Clases Inteligente .....	73
Figura 4.2 Middleware para SaCI .....	81
Figura 4.3 Arquitectura general del middleware reflexivo AmICL .....	82
Figura 4.4 Diagrama de interacción "gestión del proceso de aprendizaje" .....	86
Figura 4.5 Diagrama de interacción "gestión de los recursos de aprendizaje" .....	88
Figura 4.6 Diagrama de interacción de la conversación "obtener la emoción social" .....	92
Figura 4.7 Proceso de aprendizaje .....	97
Figura 5.1 Ciclo de lazo autónomo basado en tareas de LA para SaCI .....	99
Figura 5.2 Reglas de asociación del modelo de proceso de tutoría en línea .....	104
Figura 5.3 Relación entre los principales atributos del proceso de tutoría en línea .....	104
Figura 5.4 Resultados del problema de agrupamiento del proceso de tutoría en línea ..	105
Figura 5.5 Instancias en cada grupo .....	105
Figura 5.6 Roles en el ciclo autónomo de tareas .....	107
Figura 5.7 Esquema del ciclo autónomo "Definir el paradigma de aprendizaje" .....	108
Figura 5.8 Consulta al sistema académico para obtener notas de un curso .....	110
Figura 5.9 Estilos de aprendizaje de los alumnos .....	111

## Índice de tablas

Tabla 2.1 Listado de emociones básicas definidas por diferentes autores.....	20
Tabla 2.2 Emociones positivas y negativas según escala de Fredrickson .....	24
Tabla 2.3 Lista de principales unidades de acción del sistema de codificación facial .....	25
Tabla 2.4 Relación entre emociones y unidades de acción .....	26
Tabla 2.5 Parámetros para el reconocimiento acústico .....	27
Tabla 2.6 Parámetros para reconocer emociones basado en lenguaje corporal.....	27
Tabla 2.7 Fragmento de ANEW al español.....	28
Tabla 2.8 Etiquetas de emoción y sus correspondientes sinónimos de ejemplo .....	28
Tabla 2.9 Características de un Aml .....	34
Tabla 3.1 Descriptores para reconocer emociones del estudiante .....	46
Tabla 3.2 Emociones reconocidas en función de los descriptores.....	46
Tabla 3.3 Descriptores para identificar los estilos de aprendizaje.....	49
Tabla 3.4 Descriptores del patrón del estilo de conducción .....	54
Tabla 3.5 Descriptores del patrón del estado del conductor. ....	54
Tabla 3.6 Descriptores del patrón de las emociones del conductor.....	55
Tabla 3.7 Ejemplos de estilos de conducción reconocidos .....	56
Tabla 3.8 Vista conceptual de la capa de emoción.....	57
Tabla 3.9 Ejemplo las variables difusas de entrada .....	60
Tabla 3.10 Descripción de las variables difusas de salida .....	60
Tabla 3.11 Resultados de la capacidad de aprendizaje para estilos de aprendizaje .....	63
Tabla 3.12 Resultados de la capacidad de comunicación para estilos de aprendizaje ....	64
Tabla 3.13 Comparación de trabajos para identificar estilos de aprendizaje .....	65
Tabla 3.14 Variables clave primaria en la base de datos .....	66
Tabla 3.15 Resultados para las capacidades de razonamiento .....	68
Tabla 3.16 Resultados para las capacidades de aprendizaje.....	69
Tabla 3.17 Resultados para las capacidades de comunicación .....	70
Tabla 3.18 Comparación con otros métodos .....	71
Tabla 4.1 Lista de posibles dispositivos en SaCI .....	75
Tabla 4.2 Plantilla de información básica de un dispositivo .....	75
Tabla 4.3 Plantilla de descripción de tareas.....	76
Tabla 4.4 Plantilla modelo de inteligencia .....	76
Tabla 4.5 Información básica del agente Pizarra Interactiva.....	76
Tabla 4.6 Especificación de la tarea "Mostrar contenidos de aprendizaje" .....	77
Tabla 4.7 Especificación de la tarea "Permitir interacción con contenidos".....	77
Tabla 4.8 Modelo de inteligencia para adaptar contenidos educativos al contexto.....	77
Tabla 4.9 Lista de componentes software en SaCI .....	78
Tabla 4.10 Plantilla de información básica de un software.....	78
Tabla 4.11 Información básica del agente VLE .....	79
Tabla 4.12 Especificación de la tarea "Gestionar contenidos educativos".....	79
Tabla 4.13 Modelo de inteligencia para el VLE .....	80
Tabla 4.14 Conversación "gestión del proceso de aprendizaje".....	85
Tabla 4.15 Conversación "gestión de los recursos de aprendizaje" .....	87
Tabla 4.16 Conversación para obtener la emoción social .....	92
Tabla 4.17 Confianza entre el agente VLE y el resto de agentes de SaCI.....	93
Tabla 4.18 Confianza del agente VLE .....	94
Tabla 4.19 Reputación entre los agentes .....	94

Tabla 4.20 Determinación de la emoción de un estudiante en SaCI .....	94
Tabla 4.21 Confianza del agente gestor de emociones en condiciones de falla .....	95
Tabla 4.22 Reputación entre los agentes en condición de falla .....	95
Tabla 4.23 Determinación de la emoción en SaCI en condiciones de falla .....	95
Tabla 4.24 Emoción Social para diferentes contextos de confianza y reputación .....	96
Tabla 5.1 Tareas del ciclo autonómico "Definir el paradigma de aprendizaje" .....	109

## Lista de abreviaturas

ACC	Agent Communication Channel
ACOLAT	Ciclo autonómico de tareas de analítica del aprendizaje
ADAS	Sistemas avanzados de asistencia al conductor
Aml	Ambiente Inteligente
AmICL	Middleware reflexivo autonómico para entornos de aprendizaje inteligente
AMS	Sistema de gestión de agentes
API	Application Programming Interface
CA	Computación Afectiva
CMA	Content Management System Agent
CQL	Lenguaje de consulta de crónicas
CRS	Chronicle Recognition System
DF	Directory Facilitator
FACS	Sistema de la Codificación de la Acción Facial
FCS	Sistema clasificador difuso
FIPA	Fundación para agentes físicos inteligentes
HMI	Interacción Hombre-Máquina
IoT	Internet de las cosas
KaaS	Conocimiento como un servicio
LA	Analítica del Aprendizaje
LIT	Tablas de Interacción Local
MASINA	MultiAgent Systems for INtegrated Automation
MFCS	Sistema clasificador difuso multicapa
MIT	Instituto Tecnológico de Massachussets
NAO	Robot humanoid
REA	Recursos Educativos Abiertos
SaCI	Salón de Clases Inteligente
SAM	Self-Assessment Manikin
SMA	Sistemas MultiAgente
SOA	Arquitectura orientada a servicios
SPA	Student's Profile Agent
SQL	Lenguaje de consulta estructurado
TIC	Tecnologías de Información y Comunicación
UA	Unidades específicas de Acción
UTPL	Universidad Técnica Particular de Loja
VLE	Entorno Virtual de Aprendizaje

## Capítulo 1 INTRODUCCIÓN

*“Si queremos que las computadoras sean realmente inteligentes y que interactúen de forma natural con nosotros, les debemos dar la capacidad de reconocer, entender e incluso tener y expresar emociones”*

Rosalind Picard, 1997

Diversos estudios científicos han demostrado la importancia de las emociones en la comunicación humana, en la toma de decisiones, en la motivación, y en el aprendizaje [1], [2]. El concepto de computación afectiva (CA) fue introducido por Rosalind Picard, y trata sobre el *reconocimiento y generación* de emociones por parte de los computadores [3]. En [4] se plantea que la CA es una herramienta que permite mejorar la Interacción Hombre-Máquina (*Human Machine Interaction*, o HMI por sus siglas en inglés), al incluir los aspectos afectivos o emocionales en el procesamiento que realizan los computadores, para adecuarse mejor a las necesidades de los usuarios.

A medida que ha aumentado la importancia del reconocimiento de las emociones en los últimos años, los investigadores han propuesto varios métodos para su reconocimiento, principalmente, los basados en el análisis de las expresiones faciales [5], [6], los basados en el procesamiento de la voz [7], [8], los basados en el análisis del texto [9], [10], o los basados en el lenguaje corporal [11], [12].

Por otro lado, en la actualidad, uno de los campos de mayor desarrollo en Ciencias de la Computación son los ambientes inteligentes (o Aml, por sus siglas en inglés de *Ambient Intelligence*). Un ambiente inteligente tiene como finalidad, implementar espacios tecnológicamente enriquecidos, que apoyen a los usuarios en su vida diaria. Un Aml debe proveer soluciones y/o acciones automáticas, que se adapten a las necesidades y/o preferencias de los usuarios [13], [14].

Un Aml en entornos educativos, contribuye a mejorar el proceso de enseñanza-aprendizaje, adaptando el ambiente de forma dinámica a las necesidades de los estudiantes [15]–[18]. Por ejemplo, el Aml podría recomendar contenidos digitales basados en el estilo de aprendizaje de los estudiantes; identificar las actividades adecuadas a realizar en el aula de clases; entre otras cosas.

En particular, para que las emociones contribuyan en un sistema computacional, es necesario definir un modelo para reconocer y gestionar las emociones. Existen trabajos que normalmente usan un enfoque unimodal. En este trabajo, se utiliza un enfoque multimodal, que permite modelar de manera más precisa las emociones del usuario, considerando, diferentes aspectos, tales como la expresión facial, la voz, el lenguaje corporal, entre otros.

## 1.1 Planteamiento del problema

Los trabajos realizados para reconocer las emociones, en la mayoría basan sus estudios en las seis emociones básicas descritas por Paul Ekman [19], debido a sus propiedades universales entre personas de diferentes regiones, y la disponibilidad de un “corpus” o material relevante para el entrenamiento de los sistemas reconocedores de emociones. Estas emociones son: ira, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, y sorpresa.

Las expresiones faciales juegan un papel fundamental en la comunicación humana. Los seres humanos son muy buenos en reconocer los cambios sutiles en las expresiones faciales, lo que les ayuda a reconocer las emociones. Sin embargo, la tarea de reconocer las emociones y extracción de características faciales es muy difícil, debido al movimiento no rígido de los músculos faciales [20]. Por otro lado, la voz es el principal modo de comunicación entre personas, además, contiene información extralingüística sobre características físicas, estados fisiológicos y emocionales. Un aspecto importante en el desarrollo de sistemas de reconocimiento de emociones a partir de la voz, es identificar los rasgos que caracterizan eficientemente diferentes emociones [21]. Otros estudios identifican componentes del habla que se utilizan para expresar emociones, como el tono, la duración, y la calidad de la voz [22], [23]. También, el lenguaje corporal tiene un rol importante para la transmisión de la información intrapersonal; estudios han demostrado que las expresiones corporales son tan útiles como las expresiones faciales, para expresar emociones y sentimientos [6]. Además, es posible extraer emociones desde el texto, utilizando técnicas de minería de texto para dicho fin [24]. Un ejemplo de un diccionario para análisis de las emociones en el texto, para el idioma inglés, es SentiWordNet 3.0 [25]. Finalmente, es importante resaltar que se pueden reconocer las emociones humanas considerando diferentes fuentes, así, por ejemplo, en [26] se han construido bases de datos multimodales, las cuales brindan una importante herramienta a los investigadores que quieran enfocar sus trabajos en el área de las ciencias afectivas.

En esta investigación, se pretende integrar la CA con la robótica social, con el fin de gestionar las emociones en un Aml. El reconocimiento de emociones se realiza desde un enfoque multimodal, integrando el reconocimiento facial, el procesamiento de la voz, el procesamiento de texto, entre otros. Ahora bien, el problema de gestión va más allá, porque implica, entre otras cosas, determinar y filtrar las fuentes de información emocional en el ambiente, manejar los múltiples estados emocionales de los diferentes usuarios, usar la información sobre las emociones para mejorar los procesos adaptativos del ambiente inteligente, entre otros aspectos.

En específico, en esta investigación se estudia el problema de gestión de las emociones en Aml para el ámbito educativo, con el fin de coadyuvar en el proceso de enseñanza-aprendizaje. Igualmente, se propone un Salón de Clases Inteligente (SaCI), basado en SMA, que apoya al proceso de enseñanza-aprendizaje a través de las diferentes conversaciones que se desarrollan entre los dispositivos tecnológicos y aplicaciones presentes en SaCI [17], [27]. La robótica social es introducida para, a partir del reconocimiento de las emociones, definir las actuaciones de los agentes en el Aml, que permitan hacerlos más eficientes y productivos para los usuarios.

## 1.2 Objetivos

### 1.2.1 Objetivo General

Definir una arquitectura computacional para la gestión de las emociones en un Ambiente Inteligente desde la robótica social.

### 1.2.2 Objetivos Específicos

- Estudiar aspectos teóricos y prácticos relacionados con la computación afectiva, inteligencia ambiental y la robótica social; y en particular, su aplicación en entornos educativos.
- Especificar una arquitectura computacional para la gestión de las emociones en un Aml.
- Diseñar el modelado y la gestión de las emociones utilizando robótica social.
- Caracterizar la gestión de las emociones desde la robótica social, para contribuir a un eficiente proceso de aprendizaje en un Aml.
- Implementar la arquitectura computacional de gestión de emociones en un salón de clases inteligente, basado en el paradigma multiagente.

## 1.3 Antecedentes

Investigaciones científicas han dedicado gran atención al estudio de las emociones, a partir de los años 90's. Según [3], los agentes virtuales necesitan emociones para ser más creíbles, para interactuar de una manera natural y amigable con los humanos. En [28], los autores describen que agentes afectivos tienen un impacto positivo en el usuario, y pueden reducir su frustración durante las interacciones con una máquina. Diseñadores de agentes han investigado diferentes métodos para reconocer las emociones en los usuarios, cuando no es expresada directamente. Trabajos como [29] deducen emociones del usuario, monitoreando sus señales fisiológicas y la dirección de la mirada. En [4] se enumeran cuatro razones principales para proporcionar a las máquinas características emocionales:

1. Son útiles para la creación de robots con la capacidad de emular seres humanos y animales. El uso de la emoción proporciona a los agentes más credibilidad y realismo.
2. Mejoran la relación entre los humanos y los computadores, por definir relaciones menos frustrantes.
3. Posibilitan construir sistemas cada vez más inteligentes.
4. Permiten comprender las emociones humanas mediante su modelado.

El último punto es relevante para esta propuesta de investigación, porque pretende definir una arquitectura computacional para la gestión de las emociones en el ámbito educativo, dentro de un Aml.

Las tecnologías de CA deben interpretar el estado emocional de los humanos y adaptar su actuación a ellos, proporcionándoles una respuesta adecuada de acuerdo con las emociones detectadas. Para ello, detectan la emoción de un usuario, y responden mediante acciones predefinidas, por ejemplo: recomendar un recurso educativo abierto,

recomendar un vídeo, o alguna otra acción que contribuya a cambiar el estado emocional del usuario.

Las expresiones faciales juegan un papel fundamental en la comunicación humana. Así mismo, la voz es el principal modo de comunicación entre personas. Además, el lenguaje corporal tiene un rol importante para la transmisión de información intrapersonal. Los cambios de las expresiones faciales, la pronunciación, el lenguaje corporal, la fuerza o el ritmo de las pulsaciones de las teclas, entre otras cosas, pueden significar cambios en el estado emocional.

Entre los trabajos relacionados con el reconocimiento de emociones, se resaltan el trabajo presentado en [30], donde proponen un mecanismo de reconocimiento basado en las expresiones faciales en un salón de clase. Los autores proponen un salón con dos cámaras (una observando al profesor y la otra a los estudiantes), con las que capturan videos de la clase, para posteriormente procesarlos con técnicas de redes neuronales convolucionales. Particularmente, obtienen un gran porcentaje de acierto en la predicción de la emoción de cada estudiante, y del conjunto en general. Además, concluyen que se puede conocer las emociones que influyen para que una clase sea más interesante, ayudando a los profesores a mejorar su método de enseñanza. En [31], [32] resaltan la importancia que tiene la CA en la educación a distancia. Presentan resultados del proceso de aprendizaje en estudiantes, a los cuales se les reconoció sus emociones según los comportamientos faciales, fisiológicos y auditivos, para ajustar las clases según las emociones reconocidas. En [33], [34] detectan emociones de los alumnos analizando sus ensayos, para mejorar los procesos de aprendizaje. Los resultados respaldan la idea de que es factible inferir la motivación del usuario, a partir de las emociones detectadas en los textos escritos por los estudiantes. Finalmente, en [35], [36] señalan que las emociones constituyen un factor importante para el rendimiento de los estudiantes en el ámbito educativo, además, pueden influenciar notablemente en el desempeño-trabajo de una persona.

En cuanto a trabajos en Aml vinculados al ámbito educativo, existen algunas investigaciones en los dominios de aprendizaje a distancia (*e-learning*), aprendizaje en la nube, etc. En [37] se introduce el concepto de aprendizaje inteligente, que incluye las áreas de aprendizaje ubicuo y sensible al contexto, para ayudar al proceso de aprendizaje de una manera transparente. Otro proyecto interesante es Smart Classroom [38], que propone un aula interactiva, que incluye tecnologías de computación ubicua para la enseñanza a distancia. El objetivo de ese proyecto es integrar la experiencia del profesor en la tele-educación y en la educación tradicional, en el aula. Por otro lado, el proyecto AARTIC [39] propone un entorno inteligente que ayuda a los estudiantes de ingeniería de software en sus asignaturas. El sistema ayuda al estudiante a entender los conceptos utilizados. Para ello, proponen dos agentes: el primero supervisa las actividades de los estudiantes en el sistema, y el segundo permite al docente evaluar la clase en su conjunto y a cada uno de los estudiantes. En [40] se propone un ambiente de aprendizaje ubicuo, con el fin de apoyar a los estudiantes en sus actividades de aprendizaje. En ese ambiente es posible detectar objetos físicos, los recursos de aprendizaje usados, entre otros, para proporcionar una recomendación basada en ellos. Los estudiantes pueden contactar, interactuar y colaborar con otros estudiantes, con el fin de alcanzar los objetivos de



aprendizaje. Otro entorno inteligente es ISABEL [41], que es un sistema de e-learning basado en Sistemas MultiAgente (SMA), donde la idea es dividir a los estudiantes en grupos con perfiles similares, tal que cada grupo es gestionado por un agente tutor. Además, hay un agente docente asociado a cada sitio de e-learning, que ofrece recomendaciones a los agentes estudiantes activos en el sitio en un momento determinado.

Por otro lado, la robótica ha sido utilizada en los procesos de aprendizaje de diferentes maneras [42], [43]. Los autores en [42], describen el potencial de la robótica educativa como herramienta didáctica y tecnológica, para fortalecer el aprendizaje. En particular, ellos indican que un medio para involucrar a los estudiantes en la tecnología es la construcción, programación e interacción con robots. La robótica social trata de ser una gran aliada del ser humano, ya que es concebida como aquella que presta servicios personales a la sociedad, en áreas tan diversas, como pueden ser la asistencia personal, la medicina, la gestión de energía y la educación [43]. Además, los robots sociales son robots que interactúan con los humanos y entre sí de una manera socialmente aceptable. Las interacciones óptimas entre humanos y robots requieren que los robots posean los siguientes atributos: personificación en el entorno físico, reacciones rápidas a eventos inesperados, sofisticación computacional para cumplir objetivos, y la capacidad de interactuar con otros robots para la realización de objetivos de dificultad creciente [44].

Entre los campos de investigación y usos que los humanos han dado a los robots sociales, en [45] se enumeran sus principales aplicaciones, como por ejemplo en la medicina, en la asistencia personal, en la cocina, en el entretenimiento, como pasatiempos y recreación, en la terapia y rehabilitación, en las oficinas, entre otros. Así mismo, los robots sociales han sido usados en las oficinas como equivalentes físicos para los participantes de conferencias remotas, comúnmente denominadas telepresencia [46]. En este trabajo, la función del robot social es constituirse en una herramienta de apoyo al aprendizaje.

Finalmente, hay que remarcar que existen pocos trabajos que intenten reconocer las emociones desde un enfoque multimodal, considerando diferentes tipos de aspectos para el proceso de reconocimiento como: las expresiones faciales, la voz, el lenguaje corporal, el texto, entre otros. Así mismo, tampoco su uso explícito en un ambiente educativo inteligente, para coadyuvar al proceso de aprendizaje, ha sido estudiado ni analizado.

## **1.4 Alcance**

Al finalizar la investigación, se contará con una arquitectura computacional para la gestión de las emociones en un Aml, desde la robótica social, que coadyuve a mejorar el proceso de enseñanza-aprendizaje. Para ello, se habrá investigado sobre los aspectos teóricos y prácticos relacionados con la computación afectiva, la inteligencia ambiental y la robótica social, lo que permitirá especificar y diseñar el modelo de gestión de las emociones.

Con el modelo multimodal de reconocimiento de emociones propuesto, se extraerá conocimiento del estado emocional de los usuarios (estudiantes, profesores). Este conocimiento permitirá responder a preguntas, tales como: ¿Cómo puede el docente y el

¿Cómo mejorar el proceso de enseñanza explotando las emociones de los estudiantes?, ¿Cómo afecta el estado emocional de los estudiantes en el proceso de aprendizaje en SaCI? ¿Cómo SaCI puede cambiar el estado emocional de los estudiantes para mejorar la enseñanza y el aprendizaje?

Para reconocer las emociones en SaCI utilizando el modelo multimodal, se considerarán eventos que describan varios aspectos: faciales, acústicos, textuales y lenguaje corporal. El reconocimiento es multimodal, por considerarse estímulos percibidos desde diferentes fuentes sensoriales (visión, sonido y texto).

Por otro lado, cada emoción estará asociada a un conjunto de patrones, y cada patrón reconocerá un tipo de emoción. Los patrones formarán la base de conocimiento, y se obtendrán a partir de la caracterización de cada emoción, desde un enfoque multimodal.

## **1.5 Organización de la tesis**

La tesis está estructurada de la siguiente manera: en el capítulo 1 se hace una introducción, además, se realiza una descripción del problema a estudiar, se plantean los objetivos, antecedentes y el alcance de la tesis. En el capítulo 2 se aborda el marco teórico, donde se describen los conceptos principales para la comprensión del trabajo desarrollado, los cuales son: computación afectiva, emociones, reconocimiento de emociones, crónicas, robótica social, ambientes inteligentes, sistemas multiagente y analítica del aprendizaje. En el capítulo 3 se describe el modelo de gestión de emociones en un ambiente educativo inteligente, desde un enfoque multimodal, particularmente se presenta enfoques para reconocer emociones mediante el procesamiento de las expresiones faciales, el análisis de la voz, el procesamiento del texto, entre otros enfoques. En el capítulo 4 se presenta el modelado y gestión de emociones en un ambiente inteligente, en particular en un Salón de Clases Inteligente (SaCI), usando sistemas multiagente. Así, ese capítulo presenta inicialmente el modelo conceptual de SaCI, el medio de gestión de servicios (middleware), la especificación de agentes y comunidades de agentes; así también los mecanismos de coordinación en SaCI, un modelo de confianza y reputación para la gestión de emociones y finalmente enfoques para identificar estilos de aprendizaje y estilos de conducción mediante las emociones. En el capítulo 5 se describen las extensiones derivadas de la investigación, relacionadas con analítica del aprendizaje, tipos de tareas de análisis de aprendizaje en SaCI. Finalmente, el capítulo 6 contiene las conclusiones generales de la tesis, y los trabajos futuros que se podrían realizar para extender la investigación.

## Capítulo 2

# MARCO TEÓRICO

En este capítulo se presentan los conceptos relacionados con la computación afectiva, el reconocimiento de las emociones, los ambientes inteligentes, la robótica social, así como al paradigma usado en este trabajo para el modelado de las emociones (las crónicas).

### 2.1 Computación Afectiva

En esta sección se describen los conceptos relacionados con CA, así mismo, se analizan los casos de aplicación de la CA. Además, desde el ámbito educativo, se examina el impacto que las emociones pueden suponer en el proceso de enseñanza-aprendizaje.

#### 2.1.1 ¿Qué es computación afectiva?

El concepto de CA fue introducido por Rosalind Picard, y trata sobre el reconocimiento y generación de emociones por parte de los computadores [3].

#### 2.1.2 Usos de la computación afectiva

El principal uso de la CA es permitir que la máquina pueda interactuar con el usuario, de una manera lo más eficiente, precisa, amigable y cómoda posible. La CA ha demostrado su utilidad en entornos como el marketing, la medicina, los videojuegos o la educación, entre otros [47]. Particularmente, a continuación, se describen algunos ejemplos de la utilidad de la CA.

La CA ha sido usada para el tratamiento de trastornos como el autismo, el síndrome de asperger, la epilepsia y la depresión [48]. También, se han determinado las emociones que experimentan los usuarios mientras juegan, ven una película, escuchan música, leen, etc., para adaptar los servicios computacionales en función de los estados emocionales [49], [50]. Por ejemplo, el sistema informático de un museo podría observar qué cuadros le gustan a un visitante, y en función de esto ofrecerle un tour guiado y personalizado de acuerdo con sus gustos e intereses [51]. La CA también puede ser útil en el aprendizaje asistido por computador, o en la utilización y aprendizaje de aplicaciones informáticas. Por ejemplo, EmoRemSys es un sistema de recomendación de recursos educativos basado en técnicas de CA, que permite localizar recursos educativos con base a las emociones del estudiante, que sean adaptados a sus necesidades [52]. Además, en [53] proponen un sistema inteligente de aprendizaje a distancia basado en CA. Particularmente, presentan un modelo para reconocer y analizar el estado emocional del estudiante, e integran un avatar virtual del maestro para regular la psicología de aprendizaje del estudiante, considerando el estilo de enseñanza basado en su rasgo de personalidad. Igualmente, el sistema permite identificar el nivel de comprensión del estudiante asociado a sus emociones, e informar a los docentes inmediatamente para mejorar el proceso de enseñanza-aprendizaje.

## 2.2 Emociones

En esta sección se describen los conceptos relacionados con las emociones, iniciando con la definición, y caracterización. Además, se describen las emociones básicas, que son consideradas para la investigación, así como las emociones no básicas que pueden ser relevantes para un dominio particular de aplicación.

### 2.2.1 Definición de emoción

La Real Academia Española define una emoción como la “alteración del ánimo, intensa y pasajera, agradable o penosa, que va acompañada de cierta conmoción somática”<sup>1</sup>.

Emoción es un fuerte sentimiento que deriva de las propias circunstancias, el estado de ánimo, o la relación con los demás<sup>2</sup>.

Las emociones son una función adaptativa de nuestro organismo, a lo que nos rodea. Las emociones, al ser estados afectivos, indican estados internos personales, motivaciones, deseos, necesidades, e incluso objetivos.

### 2.2.2 Clasificación de emociones humanas

Hay muchas teorías basadas en la psicología con respecto a la categorización de las emociones humanas. Comprender y clasificar las emociones es una tarea muy compleja y aún en debate entre los investigadores, principalmente psicólogos. Investigadores en CA han propuesto una serie de taxonomías para categorizar las emociones básicas. En la Tabla 2.1 se observa un listado de las emociones básicas definidas por varios autores.

*Tabla 2.1 Listado de emociones básicas definidas por diferentes autores*

<b>Autores</b>	<b>Emociones Básicas</b>
Ekman	ira, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, sorpresa
Izard	ira, desprecio, disgusto, angustia, miedo, culpa, interés, felicidad, vergüenza, sorpresa
Plutchik	aceptación, felicidad, anticipación, ira, disgusto, tristeza, sorpresa, miedo
Tomkins	ira, interés, desprecio, disgusto, angustia, miedo, felicidad, vergüenza, sorpresa
Gray	rabia, terror, ansiedad, felicidad
Panksepp	expectativa, miedo, rabia, pánico

<sup>1</sup> Real Academia Española. (2014). Emoción. En diccionario de la lengua española (23.a ed.). Recuperado de <http://dle.rae.es/?id=EjXP0mU>

<sup>2</sup> English Oxford Living Dictionaries. Emotion. In dictionary. Retrieved from <http://www.oxforddictionaries.com/definition/english/emotion>

McDougall	ira, disgusto, euforia, miedo, sumisión, ternura, asombro
Mower	dolor, placer
James	miedo, pena, amor, rabia
Oatley, Johnson-Laird	ira, disgusto, ansiedad, felicidad, tristeza

---

Fuente: Adaptado de [54]

Según la Tabla 2.1, existen algunas emociones donde los autores coinciden, tales como la ira, la sorpresa y felicidad. Algunos autores la simplifican a pocas (Mower y James), y normalmente son más las emociones negativas (ira, tristeza, rabia, etc.) que las positivas (felicidad, ternura, etc.).

### 2.2.3 Emociones básicas

Las emociones juegan un papel fundamental en las relaciones interpersonales, por lo que deben de considerarse, al analizar las interacciones de las personas. Paul Ekman, psicólogo, investigador, y precursor del estudio de las emociones humanas a través de las expresiones faciales y gestos; mediante sus investigaciones, logró hacer una categorización de las emociones básicas universales (presentes en todas las culturas), definiéndolas como: ira, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, y sorpresa [19], [55]. A continuación, se describen:

#### **Ira**

La ira es una emoción primaria y negativa, que se desencadena ante situaciones que se consideran injustas, provocando frustración o aversión, y que van en contra de nuestros principios morales. Produce efectos subjetivos de irritación, enojo, furia y rabia. Si tenemos en cuenta la finalidad adaptativa de las emociones, la ira nos induce hacia la destrucción. Es la emoción potencialmente más peligrosa, ya que su propósito funcional es el de destruir barreras que se perciben.

#### **Disgusto**

Es otra emoción primaria y negativa, que se produce en respuesta a la repugnancia que se tiene a alguna cosa, o por una impresión desagradable. Es compleja, pues implica una respuesta de rechazo a un acontecimiento psicológico o a valores morales, algo que se concibe como muy desagradable. Si tenemos en cuenta la finalidad adaptativa de las emociones, el disgusto nos produce rechazo hacia aquello que tenemos delante.

#### **Miedo**

Anticipación de una amenaza o peligro, que produce ansiedad, incertidumbre, inseguridad. El miedo es una emoción primaria y negativa, que se produce por un peligro presente e inminente. Si tenemos en cuenta la finalidad adaptativa de las emociones, por el miedo tendemos hacia la protección.

#### **Felicidad**

La felicidad es una emoción primaria y positiva, definida como el estado de ánimo que se complace con la posesión de algo. Contribuye a la empatía, al rendimiento cognitivo, a la

solución de problemas, a la creatividad, y al aprendizaje, fomentando a su vez conductas altruistas. Los desencadenantes de la felicidad se encuentran en el éxito y el logro, es decir, en la conquista de los objetivos que se pretenden. Si tenemos en cuenta la finalidad adaptativa de las emociones, la felicidad nos induce hacia la reproducción (deseamos reproducir aquel suceso que nos hace sentir bien).

### **Tristeza**

La tristeza es una emoción primaria que se produce en respuesta a diferentes hechos que consideramos como no placenteros. Los efectos subjetivos se caracterizan por sentimientos de melancolía, desánimo y desaliento. Si tenemos en cuenta la finalidad adaptativa de las emociones, la tristeza nos motiva hacia una nueva reintegración personal, nos ayuda a reparar las pérdidas.

### **Sorpresa**

Es muy transitoria. Puede dar una aproximación cognitiva para saber qué pasa. Es la reacción causada por algo imprevisto o extraño. El significado funcional de la sorpresa es preparar a la persona para afrontar, de forma eficaz, los acontecimientos repentinos e inesperados, y sus consecuencias. Si tenemos en cuenta la finalidad adaptativa de las emociones, la sorpresa ayuda a orientarnos frente a la nueva situación.

#### **2.2.4 Más allá de las emociones básicas**

Uno de los objetivos principales de la CA es desarrollar interfaces de computadora que detecten y respondan automáticamente a las emociones de los usuarios. La mayoría de los sistemas que utilizan modelos de emociones se basan en el reconocimiento facial y, en las seis emociones básicas propuestas por Ekman, a pesar de que esas emociones pueden ser irrelevantes para el contexto de la aplicación.

En general, las emociones se pueden dividir en **emociones básicas** y **no básicas**. Las emociones como el aburrimiento, la confusión, la curiosidad, el compromiso, la ansiedad, la frustración, entre otras, forman parte de las emociones no básicas. En [56], se presentan resultados que indican que las emociones no básicas ocurren a una velocidad cinco veces mayor que las emociones básicas; además, proporcionan evidencia referente a que cuatro estados afectivos (compromiso, aburrimiento, confusión y frustración) son los más comunes y útiles en los escenarios de interacción persona-computadora. En este sentido, las emociones no básicas se experimentan con mayor frecuencia, y se confirman como emociones altamente relevantes en la CA.

Las emociones que no entran en la categoría de las básicas se definen generalmente como combinaciones o variaciones de las emociones básicas. Por otro lado, existen teorías del afecto que se centran en la distribución y descripción de los estados emocionales a través de un conjunto de dimensiones (modelo de afecto de James Russell) [57]; otro modelo que categoriza las emociones de las personas mediante una escala de emociones positivas y negativas, definidas por el nivel de comportamiento y las implicaciones anímicas de las emociones en las personas, es el presentado por Barbara Fredrickson [58].

Russell, definió la clasificación de las emociones usando dos dimensiones o escalas, tomando como base la activación y la valencia. En la Figura 2.1, se presenta el modelo de Russell. La dimensión de activación identifica el nivel de respuesta ante un estímulo, que va desde no activado hasta la agitación, y la dimensión de la valencia mide la atracción (positivo) o aversión (negativo) frente a alguna situación.



Figura 2.1 Modelo bidimensional de Russell  
Fuente: Adaptado de [57]

El modelo es representado en un plano bidimensional, sus ejes representan las dos medidas de valencia y activación. La valencia tiene relación con lo agradable o lo desagradable que se percibe de un estímulo. La activación se refiere a los polos que van de calmado hacia activado [57]. La activación se relaciona con la intensidad percibida de la emoción, es decir, la fuerza de la disposición de un individuo a realizar ciertas acciones. Ella puede variar desde un nivel de alta-activación, en emociones intensas o de estados de alerta, hasta un nivel de baja-activación, como en el caso del estado de relajación. Por ejemplo, se podría medir la felicidad con una valencia positiva, el disgusto con una valencia negativa. Por otro lado, la tristeza tiene una valencia negativa y cuenta con baja activación.

Fredrickson creó un modelo para categorizar las emociones de las personas mediante una escala de positivas y negativas, definidas por el nivel de comportamiento y las implicaciones anímicas de las emociones en las personas [59]. En la Tabla 2.2 se resumen las emociones positivas y negativas de acuerdo con la escala de Fredrickson.

Tabla 2.2 Emociones positivas y negativas según escala de Fredrickson

Emociones representativas	
Positivas	Negativas
Felicidad	Tristeza
Gratitud	Ansiedad
Serenidad	Desprecio
Interés	Ira
Esperanza	Humillar
Orgullo	Vergüenza
Diversión	Disgusto
Inspiración	Culpa
Admiración	Miedo
Amor	Odio

Las emociones positivas son significativas para el ser humano, ya que ayudan a las personas a encontrar un significado positivo en circunstancias difíciles de la vida; a construir o reforzar recursos personales, como el conocimiento y las relaciones sociales; a la protección contra los síntomas depresivos; a recuperarse eficazmente del estrés, entre otras cosas [59].

### 2.3 Reconocer emociones

Reconocer las emociones en los seres humanos es saber interpretar las señales que los demás emiten de forma consciente e inconsciente. Identificar las emociones es primordial, ya que permiten entender a los demás, además, las emociones proporcionan datos necesarios para la toma de decisiones.

Existen diferentes propuestas para reconocer las emociones en una persona. Algunas de estas propuestas toman como base señales biológicas, otras las expresiones faciales o el procesamiento de la voz [8], [60]. Los dispositivos frecuentemente utilizados para identificar emociones son la cámara y el micrófono, que permiten captar expresiones faciales, corporales y la voz. En [61], los autores presentan una herramienta de reconocimiento de expresiones, que permite el reconocimiento de emociones en tiempo real, con tasas de acierto promedio de entre el 80% y el 90.1%.






























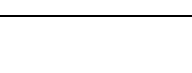
Los sistemas que intentan detectar el estado afectivo de una persona basándose en una única fuente de información, como la imagen o el audio, son considerados sistemas unimodales. Sin embargo, en un entorno cotidiano, las personas expresan y comunican sus emociones y estados afectivos al resto de interlocutores a través de varios canales simultáneamente, como por ejemplo, mediante información procedente de la cara (expresiones faciales), del habla, con información explícita o lingüística (el mensaje), como implícita o paralingüística (características prosódicas como el tono, la intensidad, la velocidad o el ritmo de la voz), y del cuerpo (gestos de las manos, y posturas o movimientos del cuerpo). Los sistemas que consideran varias fuentes sincronizadas de información para la determinación del estado afectivo del usuario, combinando varias de las estrategias anteriormente citadas, son denominados sistemas afectivos multimodales [29], [62]–[64].



### 2.3.1 Análisis de las expresiones faciales

Considerando que el rostro es el principal componente expresivo de los seres humanos, es comprensible que la mayoría de trabajos y sistemas de reconocimiento de emociones han enfocado sus investigaciones en el análisis de la cara y las expresiones faciales, para reconocer las emociones, caracterizando los atributos a identificar para reconocer una emoción reflejada en un rostro [5], [6], [19], [65]. Las tres etapas principales son: identificar el rostro, extraer los atributos, e identificar la emoción. El reconocimiento de las emociones en los usuarios a través de las expresiones faciales, se realiza en función de características (patrones) presente en el rostro.

Tabla 2.3 Lista de principales unidades de acción del sistema de codificación facial

UA	Descripción	Imagen ejemplo	UA	Descripción	Imagen ejemplo
1	Levantamiento interior de ceja		18	Arruga labial	
2	Levantamiento exterior de ceja		20	Apretar los labios	
4	Bajar cejas		22	Embudo labial	
5	Levantamiento del párpado superior		23	Morder labios	
6	Levantamiento de mejillas		24	Presión Labial	
7	Apretar parpado		25	Deslizamiento labial	
9	Arrugar la nariz		26	Caída de la mandíbula	
10	Levantamiento del labio superior		27	Estiramiento bucal	
11	Profundidad nasolabial		28	Lamido labial	
12	Tiramiento labial esquinual		41	Bajada de párpados	
13	Tiramiento labial frontal		42	Contracción retinal	
14	Hoyuelo facial		43	Ojos cerrados	
15	Depresión labial esquinual		44	Recolector retinal	
16	Depresión labial frontal		45	Parpadeo	
17	Levantamiento de barbilla		46	Guiño	

Fuente: Adaptado de [66]

En la Tabla 2.3 se presenta un listado de las principales unidades de acción que son usadas por el sistema de la codificación de la acción facial (FACS, por sus siglas en inglés

de *Facial Action Coding System*), propuesto por Ekman y Friesen, donde diversos codificadores humanos pueden detectar manualmente casi cualquier expresión facial, descodificando las unidades específicas de acción (UA). Las UA son las acciones fundamentales de los músculos, independientes de cualquier interpretación, y pueden ser utilizadas para reconocer emociones básicas [66].

El desarrollo de herramientas de FACS, permite el estudio objetivo de las expresiones faciales en contextos comunicativos y emocionales. Los expertos codificadores de FACS analizan una expresión facial, cuadro por cuadro, para identificar grupos de músculos activos, y luego aplican reglas bien definidas para mapear estos patrones de activación muscular en categorías de emoción. La Tabla 2.4 muestra la relación entre las emociones y las unidades de acción, que contribuyen a predecir ciertas emociones.

*Tabla 2.4 Relación entre emociones y unidades de acción*

<b>Emoción</b>	<b>UA</b>	<b>Descripción</b>
Felicidad	6+12	Levantamiento de mejillas, tiramiento labial esquinal
Tristeza	1+4+15	Levantamiento interior de ceja, bajar cejas, depresión labial esquinal
Sorpresa	1+2+5+26	Levantamiento interior de ceja, levantamiento exterior de ceja, levantamiento del párpado superior, caída de la mandíbula.
Miedo	1+2+4+5+7+20+26	Levantamiento interior de ceja, levantamiento exterior de ceja, bajar cejas, levantamiento del párpado superior, apretar parpado, apretar los labios, caída de la mandíbula.
Ira	4+5+7+23	Bajar cejas, levantamiento del párpado superior, apretar parpado, morder labios.

Si bien el FACS en sí no incluye etiquetas de emociones, se han propuesto pautas empíricas para la interpretación de las emociones. La Tabla 2.4 plantea una hipótesis de mapeos entre la UA y la emoción.

### **2.3.2 Procesamiento de la voz**

La voz es el principal modo de comunicación entre personas, además, contiene información extralingüística sobre características físicas, estados fisiológicos, y emocionales. Un aspecto importante en el desarrollo de sistemas de reconocimiento de emociones a partir de la voz, es identificar los componentes del habla que se utilizan para expresar emociones, como: el tono, la intensidad, etc. [21], [22]. El reconocimiento de las emociones a través del procesamiento de la voz se realiza en función de las características descritas en la Tabla 2.5, tales como: tono de la voz, intensidad de la voz, velocidad de locución, calidad de la voz, etc. Particularmente, se observa la relación entre las características acústicas con la emoción a identificar. Por ejemplo: la emoción de felicidad se obtiene en base a un tono de voz agudo, con una intensidad media y velocidad de locución rápida.

Tabla 2.5 Parámetros para el reconocimiento acústico

Características Acústicas	Emociones				
	Felicidad	Tristeza	Ira	Miedo	Sorpresa
tono (grave, agudo) hertz	agudo	grave		agudo	
intensidad - volumen (alto, medio, bajo) decibelios	medio	bajo	alto		Alto
velocidad de locución	rápida	lenta	rápida	rápida	
calidad de voz	ascendente				

### 2.3.3 Estudio del lenguaje corporal

Los trabajos en esta área se han enfocado en el análisis del lenguaje corporal para reconocer las emociones, caracterizando los atributos que se usan para reconocer una emoción reflejada por el lenguaje corporal [7], [67], tales como el movimiento y la postura. El reconocimiento de las emociones basado en lenguaje corporal se realiza en función de las características descritas en la Tabla 2.6, como lo son: posición de los brazos, cabeza, puños, cuerpo, gestos, etc. Particularmente, se observa la relación entre las características corporales con la emoción a reconocer, por ejemplo: la emoción de ira se obtiene en base a patrones específicos como el tener la cabeza levantada, con los puños cerrados, o realizando gestos insultantes.

Tabla 2.6 Parámetros para reconocer emociones basado en lenguaje corporal

Características Corporales	Emociones				
	Felicidad	Tristeza	Ira	Miedo	Sorpresa
Brazos	alzados			cruzados	
Cabeza	levantada	baja	levantada		
Puños			cerrados		
Cuerpo			hombros encogidos	hombros alzados	retroceso repentino
Gestos			insultantes		

### 2.3.4 Análisis de texto

El texto expresa a menudo el estado emocional del escritor, o evoca emociones en el lector [68]. Las técnicas para detectar emociones en el texto se han aplicado a diferentes dominios de aplicación. Por ejemplo, en [69] usaron análisis semántico para detectar los estados emocionales en el diálogo de los estudiantes dentro de un sistema de tutoría inteligente.

En el área de reconocimiento de emociones desde el texto, se han creado plataformas y protocolos de trabajo; tales como los diccionarios afectivos ANEW “*Affective Norms for English Words*” [70] y WordNet-Affect [71]. Estos diccionarios han sido desarrollados para el idioma inglés. En [72], ha sido adaptado ANEW al español, con la finalidad de reconocer emociones en texto para el idioma español, basado en tres métricas: valencia, excitación y dominio. Las dos dimensiones principales son la valencia afectiva (que varía de agradable a desagradable), y la de excitación (que oscilaba entre la calma y la excitación).

La tercera dimensión está más relacionada con procesos de dominio (control). En la Tabla 2.7 se observa un fragmento de la lista de ANEW, con la evaluación promedio hecha por un grupo de evaluadores a varias palabras en inglés para cada métrica, realizada con la ayuda del estándar *Self-Assessment Manikin* (SAM). Por ejemplo, la descripción "brutal" tiene una valencia baja (desagradable), una excitación alta y un control medio.

Tabla 2.7 Fragmento de ANEW al español

Descripción	Valencia media	Excitación media	Dominio medio
accident	2,05	6,26	3,75
applause	7,50	5,80	6,48
baby	8,22	5,53	5,00
brutal	2,80	6,60	4,59
christmas	7,80	6,27	5,37
danger	2,95	7,32	3,59
event	6,21	5,10	5,52
family	7,65	4,80	6,00

En la Tabla 2.8 se presenta algunas categorías emocionales del diccionario WordNet-Affect, con el correspondiente sentido que tienen las palabras. WordNet-Affect incluye un subconjunto de sinónimos adecuados para representar conceptos afectivos correlacionados con palabras afectivas.

Tabla 2.8 Etiquetas de emoción y sus correspondientes sinónimos de ejemplo

Etiquetas	Valencia	Ejemplo - sentido de palabras
Felicidad	Positiva	Sustantivo: alegría # 1, adjetivo: eufórico # 2, verbo: contento # 2, adverbio: alegremente # 1
Tristeza	Negativa	Sustantivo tristeza # 1, adjetivo infeliz # 1, verbo: tristeza # 1
Sorpresa	Ambigua	Sustantivo sorpresa # 1, adjetivo: sorprendido # 1, verbo: sorpresa # 1
Miedo	Negativa	Sustantivo: susto # 2, adjetivo: miedo # 1, verbo: asustar al # 1, adverbio: horriblemente # 1

Los conceptos afectivos que representan un estado emocional, están individualizados por sus diferentes tipos de palabras a nivel de sustantivo, adjetivo, verbo y adverbio.

## 2.4 Crónicas

Una crónica es un conjunto de eventos con restricciones temporales entre ellos y con respecto al contexto, que representa una interpretación de lo que está ocurriendo en la dinámica del sistema en estudio en un momento dado [73]–[75]. Una crónica posee:

- Un conjunto de eventos observados del mundo exterior en un intervalo de tiempo dado.
- Un conjunto de restricciones temporales en que deben suceder los eventos.
- Un conjunto de patrones de afirmaciones (aserciones), que describen el contexto (eventos, duraciones de las mismas, etc.) en el que ocurre una crónica en un momento dado.
- Acciones para ejecutar cuando se reconoce una crónica.

### 2.4.1 Conceptos claves

Los conceptos claves de este paradigma son [76]:

- **Crónica.** es un par (S, T), donde S es un conjunto de eventos observables y T es un conjunto de restricciones temporales entre ellos. Una crónica podría generar nuevos eventos y acciones al momento de reconocerse, las cuales podrían ser usadas como entradas por otras crónicas.
- Los **predicados** usados en las crónicas, para establecer el vínculo entre el componente temporal y las proposiciones atemporales, son:
  - *hold*( $P : v, (t1, t2)$ ): establece que un atributo en el dominio P *mantiene* el valor v en el intervalo de tiempo [t1, t2].
  - *event*( $P : (v1, v2), t$ ): establece que el atributo en el dominio P cambia su valor de v1 a v2 en el instante t.
  - *event*( $P, t$ ): establece que el evento P ocurre en el instante t.
  - *noevent*( $P, (t1, t2)$ ): establece que no ocurre el evento P en el intervalo [t1, t2].
  - *occurs*( $(n1, n2), P, (t1, t2)$ ): corresponde a la restricción de ocurrencia del evento P en el intervalo de tiempo [t1, t2], según un número de ocurrencias en el intervalo [n1, n2].
- **Acciones:** es posible especificar la ejecución de cualquier acción, o actos externos a generar, cuando el reconocimiento de una instancia de crónica ocurre. El reconocimiento también podría ser usado para producir nuevos eventos que no son los eventos observados por la dinámica del sistema, sino más bien, son consecuencia de la inferencia de ellos.

```

1 chronicle model()
2 {
3     // las instancias de las crónicas
4     timepoint t0, t1, t2;
5     variable ?v1, ?v2;
6     // eventos atendidos por cada crónica
7     event (Level:(steady, decreasing), t0);
8     event (ValvePosition:(regulated, closed), t1);
9     // las aseveraciones (o contexto de la crónica)
10    hold (ALARM: None, (t0, t2));
11    // las restricción temporales entre instantes
12    t0 <= t1 <= t2;
13    (t2 - t0) = 1.00;
14
15    //-- las acciones de la crónica
16    when recognized {
17        report "Successfull !!!";
18        call OtherChronicle;
19    }
20 }

```

Figura 2.2 Representación de crónicas

En la Figura 2.2 se describe un modelo básico para representar las crónicas [73], [74]. El mismo ha sido desarrollado en el lenguaje de programación *Prolog* y consta de un conjunto de tiempos que representa el componente temporal de la crónica, un conjunto de eventos observados desde el mundo exterior atendidos por la crónica, un conjunto de

aseveraciones y restricciones temporales que deben suceder, y acciones que se deben ejecutar cuando la crónica es reconocida.

Algunos trabajos, han utilizado el formalismo de crónicas para el reconocimiento de fallos de un sistema [77], [78]; monitoreo en tiempo real de sistemas [79]; autogestión de aplicaciones distribuidas [80]. Algunas versiones recientes y extensiones, proponen procesos distribuidos de reconocimiento de crónicas [81]; entre otras aplicaciones, pero no se han usado en el contexto de reconocimiento multimodal de emociones.

### 2.4.2 Reconocimiento de crónicas

El reconocimiento de crónicas consiste en ir analizando el conjunto de eventos que van aconteciendo en el sistema, para lograr el reconocimiento de los patrones temporales que componen una crónica. Para el reconocimiento de crónicas, se ha usado clásicamente, el sistema de reconocimiento de crónicas desarrollado en [74]. El sistema es el encargado de analizar el flujo de eventos, y reconocer en tiempo real cualquier patrón de eventos que coincida con una situación descrita por las crónicas.

En la Figura 2.3 se presenta un ejemplo de reconocimiento para la crónica "Felicidad". Los eventos que se van registrando en el sistema están determinados por las expresiones faciales, y ocurren en un determinado tiempo. Una vez que van llegando eventos, el reconocedor de eventos los detecta. Por ejemplo, detecta el evento eF1 (ojos abiertos) en el instante t1, y crea una instancia de la crónica; a continuación, detecta el evento eF2 (ojos lágrimas), en el instante t2, y así continúa procesando los eventos que se van presentando, hasta que sean suficientes para reconocer la crónica, o descartarla. A continuación, detecta el evento eF1 nuevamente y después un nuevo evento eF3 (boca sonrisa), en el instante t3. En ese momento, el reconocedor evalúa si las restricciones temporales se cumplen, y al ser el caso, puede reconocer la crónica de Felicidad, en atención a los eventos presentes (ojos abiertos, ojos lágrimas y boca sonrisa) y sus restricciones temporales.

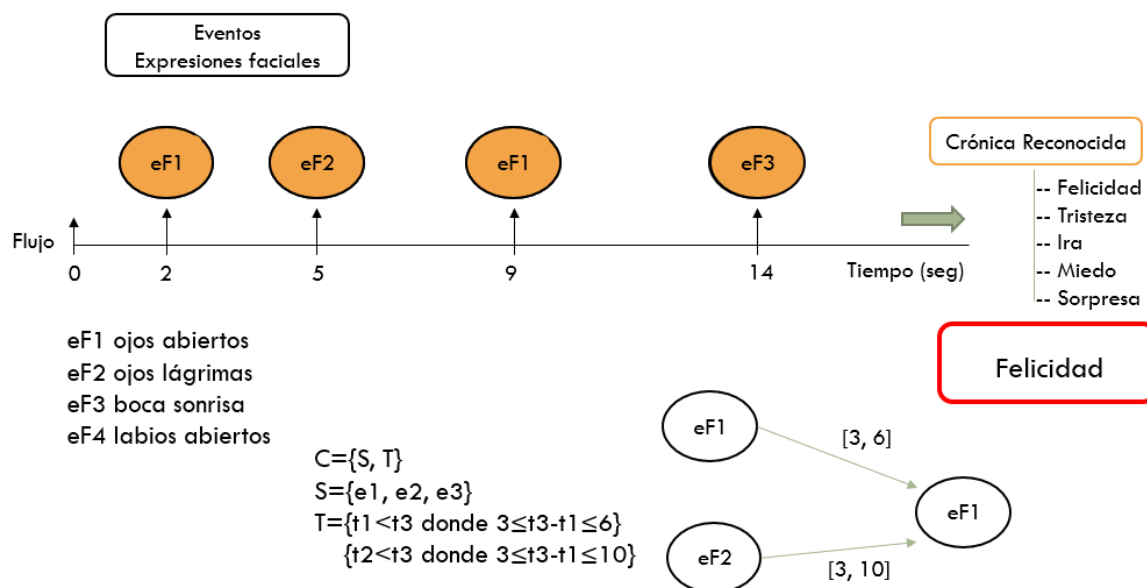


Figura 2.3 Ejemplo de reconocimiento de crónica

## 2.5 Robótica Social

La robótica social tiene que ver con robots autónomos que interactúan y se comunican con los seres humanos u otros agentes físicos, siguiendo comportamientos y reglas sociales vinculadas a sus funciones [82]. Para ello, la robótica social estudia cómo integrar eficientemente los robots en los entornos humanos, por lo que es vital analizar diferentes aspectos a nivel tecnológico, filosófico, psicológico, y social. El gran reto en el diseño de un robot social autónomo es lograr comprender e interpretar correctamente lo que sucede en su entorno, en particular, los estados emocionales y acciones de los usuarios, para en función de ello, actuar adecuadamente.

La robótica social se encarga de estudiar la integración de los robots en la sociedad. Los robots sociales han sido creados y diseñados, con el principal objetivo de permitir la interacción Humano-Robot en un modo similar al que los propios humanos lo hacen entre ellos.

### 2.5.1 Definición de robot social

Un robot social es aquel que interactúa y se comunica con las personas de forma sencilla y agradable, siguiendo comportamientos, patrones y normas sociales<sup>3</sup>. Para ello, es necesario que el robot disponga de habilidades cognitivas que se ubican dentro de la llamada “inteligencia social”. Se consideran tres niveles de interacción según su grado de complejidad [83]: robots monitorizados directamente por el usuario, robots utilizados como herramienta tecnológica, y robots dotados de una interacción avanzada adaptable al comportamiento del usuario.

### 2.5.2 Clasificación de los robots sociales

*Socialmente situados*: Robots que se encuentran emplazados en un ambiente social, el cual perciben y consecuentemente reaccionan. Los robots socialmente situados son capaces de interactuar con su ambiente social, y distinguir otros agentes sociales (capacidad de distinguir entre humanos y objetos) [84]. Un robot socialmente situado no necesita poseer ningún modelo de inteligencia social, las interacciones sociales emergen del robot situado, respondiendo al ambiente. Estos robots no necesitan tener apariencia humana ni comportarse como tales.

*Socialmente inteligentes*: Robots que muestran aspectos de inteligencia social al estilo de los humanos, basados en posibles modelos exhaustivos de cognición humana y competencias sociales [85], [86]. Tales robots simulan la inteligencia social humana. Se comportan de forma similar a un humano, muestran similares competencias comunicativas e interactivas, y, por lo tanto, es probable que tengan hasta cierto punto apariencia humana, para así mantener un comportamiento consistente.

---

<sup>3</sup> Humanoids in Architecture and Urban Spaces - HAUS. What is a social robot?. Retrieved from <https://h-a-u-s.org/index.php/2015/10/27/what-is-a-social-robot/>

### 2.5.3 Interacción en la robótica social

En el ámbito de la robótica social, el modelo multimodal tiene gran importancia, debido a la variedad sensitiva y expresiva que deben tener los robots sociales.

En [87] se propone el robot humanoide ROMAN. Este robot social es capaz de buscar y encontrar gente en el entorno. El principal objetivo es dialogar con ellos de manera natural. Por otro lado, dado que el conocimiento compartido ayuda a hacer más efectivo el diálogo, también ese aspecto es tenido en cuenta en robótica social, como es mostrado en [88]. Los autores proponen el robot CoBot, que ayuda a los usuarios en reuniones, dando información relevante para los usuarios.

En la presente investigación, el objetivo es conseguir que el robot social interactúe con los usuarios de la forma más natural posible. El robot debe ser capaz de reconocer e interpretar el lenguaje, para poder reconocer las emociones. Además, los robots deben ser capaces de captar y analizar los movimientos del humano, así como la variación de sus expresiones faciales, para entender el estado de ánimo de las personas, y actuar en consecuencia.

### 2.5.4 Percepción del entorno mediante robótica social

En el ámbito de los robots sociales, la percepción del entorno es usada para mejorar la interacción natural con el mismo, especialmente con los seres humanos, en tareas propias de los seres sociales, como es el diálogo. Uno de los requisitos para lograr una interacción natural mediante diálogos entre humanos, o entre humanos y robots, es el de encontrarse en una situación espacial adecuada, es decir, dialogar a una distancia y orientación adecuada entre ambas partes, para mantener un proceso comunicativo satisfactorio. Los robots sociales, son artefactos diseñados para interactuar dentro de la sociedad, por lo que es importante que acaten sus reglas de comunicación, como son el respeto de los espacios. Los robots sociales suelen usar un sistema completo de diálogo multimodal, que gestiona la interacción entre los usuarios y el robot durante el proceso comunicativo. El sistema de diálogo multimodal fusiona información verbal con información gestual, las cuales son transmitidas verbalmente y mediante pantallas táctiles. El objetivo del dialogo multimodal es conseguir interacciones más naturales. Un ejemplo de ello es presentado en [89], donde el robot humanoide ROMAN, posee un complejo sistema de diálogo multimodal que le permite interactuar con humanos lo más natural posible. ROMAN examina su entorno en busca de personas, una vez detectada la persona, trata de atraer su atención hablándole. En caso de que la persona muestra interés, el robot se presenta y responde a las preguntas que el humano pueda hacer, caso contrario, el robot dice “es una lástima” y busca otras personas.

También, en el campo de la robótica social, es necesario plantearse estrategias para conseguir mecanismos eficientes de interacción humano-robot: diálogos, multimodalidad, expresividad, etc. Entre las estrategias de gestión de diálogos están las basadas en la teoría de agentes, el aprendizaje por refuerzo con aprendizaje supervisado, entre otras.



### 2.5.5 Robots sociales en la educación

La educación es una de las áreas que más se ha beneficiado con el uso de la tecnología, ya que permite el desarrollo de herramientas interactivas y adaptivas que ayudan a mantener el interés de los estudiantes en las actividades de aprendizaje. Particularmente, el uso de robots sociales en la educación complementa a los medios tradicionales de enseñanza, debido a que causan un fuerte e inmediato impacto emocional durante ciertos periodos de tiempo [90].

La intención de usar robots dentro de los ambientes educativos es ayudar al alumno en el proceso de aprendizaje. Así, en [91], [92] usan robots sociales que asumen el rol de tutores y motivan la participación del estudiante. Además, en [93] manifiestan que los robots pueden crear respuestas empáticas a las interacciones con los seres humanos, mediante la información que extraen de las expresiones faciales y de las señales de voz. Así, el robot familiar JIBO<sup>4</sup> tiene la capacidad hacer un reconocimiento visual y de emociones, lo que le permite interactuar y comunicarse con los humanos y el medio ambiente. Entre las tareas que puede realizar están: tomar fotos, contar cuentos, dar consejos, entre otras. Otro ejemplo es Tega, un robot capaz de interpretar la respuesta emocional del estudiante con el que trabaja. Según sus creadores del MIT (Instituto Tecnológico de Massachussets) [94], en las pruebas realizadas en un aula preescolar, el sistema puede aprender y mejorarse a sí mismo, en respuesta a las características específicas de cada alumno. Así mismo, el robot humanoide NAO<sup>5</sup> ha sido utilizado en diversas áreas, una de ellas es la educación, en donde hace las veces de docente o de compañero de estudio.

Para apoyar la educación, el uso de robots sociales enriquece los procesos educativos, ya que sus principales aplicaciones son: establecer dialogo con personas de manera natural [87]; ayudar a usuarios proporcionando información pertinente [88]; asumen el rol de tutores [91], [92]; crean respuestas empáticas [93]; realizar reconocimiento visual de emociones [94], [95]; entre otras aplicaciones.

## 2.6 Ambiente Inteligente

Un Aml se refiere a un conjunto de dispositivos inteligentes o no, que interactúan entre sí, con el objetivo de ofrecer al usuario servicios en apoyo en la realización de sus actividades. Un Aml se define como aquel que utiliza tecnología computacional para controlar en forma automática su funcionamiento, de manera tal de optimizar el confort del usuario, el consumo de recursos, la seguridad y la eficiencia del trabajo. Se puede decir que son ubicuos, ya que los elementos tecnológicos se insertan en los objetos de uso común, haciendo que la interacción usuario-sistema sea natural.

---

<sup>4</sup> JIBO. Social robot for the home. Retrieved from <https://www.jibo.com/>

<sup>5</sup> SoftBank Robotics. Who is NAO?. Retrieved from <https://www.ald.softbankrobotics.com/en/robots/nao>

### 2.6.1 Características de un Aml

Un ambiente inteligente se caracteriza por un alto grado de integración dentro del entorno. Los dispositivos en el Aml están vinculados por una red de comunicaciones, recopilan y analizan datos de manera flexible, así como realizan acciones de manera autónoma. Por ejemplo, los dispositivos en un Aml monitorean y analizan el comportamiento del ocupante de un espacio, para adaptarse al contexto. La Tabla 2.9 describe un resumen de las características de un Aml, presentadas en [96].

Tabla 2.9 Características de un Aml

Características	Comentarios
Fácil de usar	Operan de forma simple e intuitiva, reaccionando a los gestos y al lenguaje.
Inteligente	Altas habilidades analíticas, para actuar de manera flexible y orientado a objetivos.
Incrustado	Se configura mediante el uso de una variedad de componentes, que se integran dentro del entorno del usuario.
Personalizado	El usuario puede personalizar el sistema para satisfacer sus necesidades personales.
Adaptado	Los componentes del sistema pueden variar según los requisitos individuales.
Discreto	Aunque los componentes del sistema no son visibles directamente, brindan soporte desde el entorno circundante.

### 2.6.2 Aula Inteligente

Un aula inteligente es una solución educativa tecnológica, que usa las tecnologías de la información y comunicación (TIC), para mejorar los procesos de enseñanza-aprendizaje en el aula [17]. En el proyecto SMART Classroom, se definen los conceptos de base que describen un aula inteligente [97].

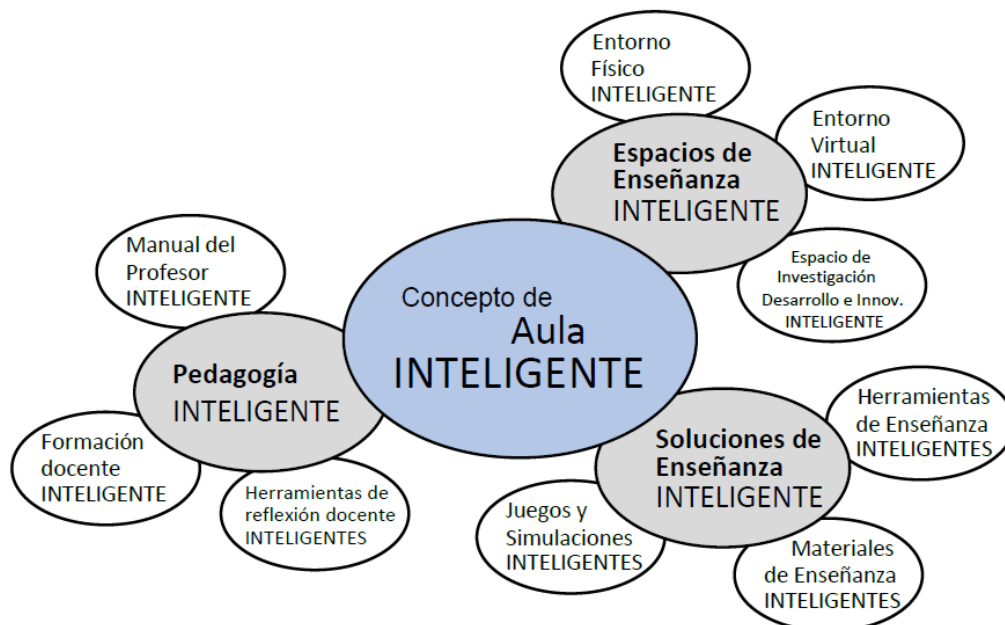


Figura 2.4 Conceptos que describen un Aula Inteligente

Fuente: Adaptado de [97]

La Figura 2.4 muestra los tres conceptos para describir un aula inteligente: la "pedagogía inteligente", el "espacio de enseñanza inteligente", y las "soluciones de enseñanza inteligente". La *pedagogía inteligente* se basa en las diferentes metodologías pedagógicas, para ofrecer alternativas pedagógicas más interactivas, con relación a un entorno de enseñanza tradicional. El *espacio de aprendizaje* inteligente abarca investigación, desarrollo e innovación, además los espacios físicos y virtuales de enseñanza, definiendo el equipamiento esencial y las especificaciones técnicas ideales de las aulas, así como las características más importantes del entorno virtual de aprendizaje (VLE, por sus siglas en inglés de Virtual Learning Environment). Este espacio debe permitir la flexibilidad y la ubicuidad del proceso de aprendizaje. Por último, las *soluciones de enseñanza inteligente* son las diferentes herramientas y materiales para el proceso de aprendizaje, por ejemplo: los objetos de aprendizaje, juegos, simuladores, etc.

## 2.7 Sistemas MultiAgente

En general, los agentes deben ser capaces de interactuar, negociar, coordinarse, y hasta competir con otros, para llevar a cabo sus tareas, las cuales pueden ser individuales o colectivas [98], [99]. Los agentes son entidades sociales, que normalmente requieren la colaboración de otros agentes para llevar a cabo sus planes. Por ello, se habla de SMA.

Un SMA tiene que ver con el comportamiento de una colección de agentes autónomos tratando de resolver un problema dado, por lo cual comparten conocimiento acerca del problema y sus soluciones [100].

### 2.7.1 Agente

La revisión sistemática de la literatura permite identificar que existen diversas definiciones del término agente [99]–[103], donde se resaltan las siguientes definiciones:

- Real Academia Española: "Persona o cosa que produce un efecto y que obra con poder de otra"<sup>6</sup>
- Wooldridge: "Un agente es un sistema computacional encapsulado, situado en un entorno y con capacidad de actuar autónomamente en ese entorno con el propósito de lograr satisfacer sus objetivos de diseño" [99].
- Russell: "Un agente es una entidad que percibe su entorno, y actúa bajo estas percepciones" [101].
- Shoham: "Usualmente, cuando la gente usa el término agente se refiere a una entidad que funciona continua y autónomamente, en un entorno en el cual otros procesos ocurren y existen otros agentes" [102].
- Cruz: "Un agente es algo capaz de percibir y actuar" [103]
- Aguilar et al.: "Un sistema informático situado en un entorno (ambiente), capaz de realizar acciones autónomas dentro de ese entorno para alcanzar sus objetivos [100].

<sup>6</sup> Real Academia Española. (2014). Agente. En diccionario de la lengua española (23.a ed.). Recuperado de <http://dle.rae.es/?id=14q5hDO>

### 2.7.2 Propiedades y características de los agentes

Entre las propiedades que poseen los agentes están:

- Reactividad. mantener interacción constante con su entorno, y responder oportunamente a los cambios que se produzcan en el mismo.
- Proactividad. procurar tomar las acciones que permitan alcanzar las metas u objetivos del sistema.
- Comunicación. capacidad de cada agente de conversar e intercambiar información con otros agentes.
- Sociabilidad. capacidad de obrar y cooperar recíprocamente con otros agentes (y posiblemente seres humanos), a través de un lenguaje de comunicación de agentes.
- Movilidad. capacidad de moverse en un entorno dado.
- Autonomía. capacidad para actuar sin la intervención humana; esto le permite tener un comportamiento propio, y reaccionar a los estímulos externos basándose en sus estados internos.
- Veracidad. asunción de que una agente no comunica información falsa a propósito, en este sentido, se supone que los agentes proveen información veraz.
- Benevolencia. ayudan a otros agentes a través de la prestación de servicios específicos.
- Racionalidad. ejecutar acciones más prometedoras o eficientes para conseguir las metas.
- Inteligencia. capacidad de acumular conocimiento (aprender), y de usarlo adecuadamente (razonar a partir de él).
- Adaptabilidad. cambiar su comportamiento basado en las experiencias previas, y las percepciones que ha hecho de su entorno. De esta manera, puede irse auto-reconfigurando para adaptarse a su entorno.
- Asincronismo. ejecutar acciones sin estar acoplado a un usuario o a otros agentes.

En [100], se describe que un agente se caracteriza como una entidad física o virtual que:

- es capaz de interactuar con su ambiente,
- puede comunicarse con otros agentes,
- tiene deseos (bajo la forma de objetivos individuales o funciones de satisfacción que busca optimizar),
- posee recursos propios,
- tiene una representación parcial de su ambiente,
- posee ciertas competencias y da servicios,
- puede reproducirse,
- su comportamiento trata de satisfacer sus objetivos.

### 2.7.3 Características de un SMA

Un SMA está formado por una comunidad de agentes que interactúan entre sí, utilizando protocolos y lenguajes de comunicación de alto nivel, para resolver problemas que están más allá de las capacidades o del conocimiento de cada uno. Entre las características que poseen de los SMA están:

- Cada agente tiene capacidad para solucionar parcialmente el problema.

- No hay un sistema global que los controla.
- Los datos no están centralizados.
- La computación es asíncrona.

### 2.7.4 Funcionamiento de un SMA

El funcionamiento de un SMA se basa en el establecimiento de protocolos eficientes de comunicación y coordinación, que garanticen la distribución de las tareas, del conocimiento y de las responsabilidades, entre los agentes del sistema [100]. A continuación, se describen los mecanismos de interacción entre los agentes:

- Negociación, permite poner de acuerdo a los agentes, cuando cada uno defiende sus propios intereses, llevándolos a una situación que beneficie a todos.
- Delegación, permite la asignación de tareas y recursos
- Coordinación, describe los esquemas de comunicación en los SMA, es decir, la conversación, los protocolos y los lenguajes asociados. En particular, se han estandarizados algunos mecanismos de coordinación, en especial, los de subasta y licitación de tareas.

Un ejemplo de protocolo de negociación en los SMA es la subasta inglesa (ver Figura 2.5).

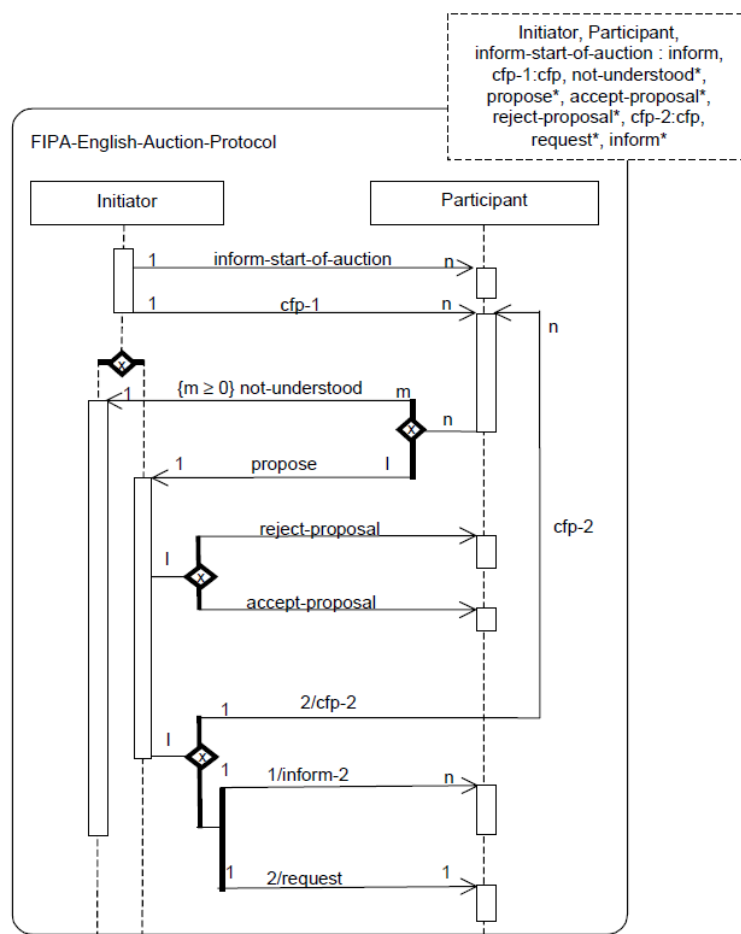


Figura 2.5. Protocolo de interacción con subasta Inglesa<sup>7</sup>

<sup>7</sup> FIPA English Auction Interaction Protocol Specification (2000). Foundation for Intelligent Physical Agents. Retrieved from <http://www.fipa.org/specs/fipa00031/>

La subasta de inglesa es un tipo de subasta, en el que el subastador abre la subasta con el anuncio de precio de apertura sugerido, y luego acepta las ofertas cada vez más altas de los compradores con un posible interés en el tema. La subasta es inglesa si se trata de un proceso de ajuste de los precios en una dirección que no es favorable a los licitantes (aumento en el precio del artículo). En esa subasta, algunas interacciones son (ver Figura 2.5)

- *proposal*: propuesta de precio.
- *reject-proposal*: pueden llegar pujas ilegales, p.ej. por retardos en la red.
- *cfp*: anunciar cada nueva ronda de pujas con el precio actual.
- *inform*: informar a todos los participantes sobre el resultado de la subasta.
- *request*: requerir que el ganador realice la transacción.

En la literatura existen otros mecanismos de negociación/coordinación, como el de subasta holandesa, la licitación, entre otros.

Por otro lado, los agentes necesitan servicios de localización de agentes del tipo:

- Páginas blancas, buscar agentes por su nombre.
- Páginas amarillas, buscar agentes por su servicio.

De acuerdo al estándar FIPA, un SMA debe contener tres componentes: un sistema de gestión de agentes (o AMS, por sus siglas en inglés de *Agent Management System*) encargado del ciclo de vida de los agentes, de los recursos locales, de los canales de comunicación, y proporciona un servicio de páginas blancas para buscar los agentes por su nombre; un facilitador de directorios (o DF, *Directory Facilitator*) que presta un servicio de páginas amarillas, ubicando a los agentes por su servicio; y un canal de comunicación (o ACC, *Agent Communication Channel*), encargado de gestionar el paso de mensajes entre los diferentes agentes [100].

### 2.7.5 Metodologías para desarrollar SMA

La construcción de SMA integra técnicas de ingeniería de software para estructurar el proceso de desarrollo, técnicas de IA para dotar a los programas de capacidad de adaptación y toma de decisiones, y técnicas de programación distribuida para tratar la coordinación de tareas ejecutadas en diferentes máquinas.

Las metodologías CommonKADS y MAS-CommonKADS, surgidas de la ingeniería del conocimiento, contribuyen a la especificación de un SMA. Para la construcción de la arquitectura computacional orientada a agentes se ha propuesto la metodología de especificación de Agentes MASINA (MultiAgent Systems for INtegrated Automation), propuesta por [100], [104]. MASINA permite incorporar el modelo de gestión de las emociones, de manera natural, en SaCI.

MASINA es una extensión del modelo orientado a objetos MASCommonKADS [105], y se basa en el mismo ciclo de desarrollo, con modificaciones que permiten incorporar comportamientos inteligentes, así como especificar los aspectos de comunicación, coordinación, e integración, en un SMA. La metodología MASINA consta de las fases de:

1) conceptualización, 2) análisis, 3) diseño, 4) codificación y pruebas, 5) integración y, 6) operación y mantenimiento.

En la fase conceptualización, se definen los servicios requeridos del sistema y quienes lo requieren, además, se hace una identificación de aquellos componentes del sistema que pueden ser considerados agentes. En este caso, los requerimientos están vinculados a Aml en el ámbito educativo, y en específico, a la arquitectura computacional para la gestión de las emociones.

En la fase de análisis, se hace uso de los modelos de agente, tareas, comunicación, coordinación y el modelo inteligencia, para especificar a los diferentes componentes del ambiente, y la arquitectura computacional para la gestión de las emociones. Aquí también se especificarán las características generales a considerar en el modelo multimodal de las emociones.

En la fase de diseño, se obtienen los modelos de diseño del SMA, diseño de red, diseño de la plataforma, que darán soporte a la arquitectura computacional para la gestión de las emociones, como las características del SMA que usará el modelo multimodal de las emociones.

En la fase de codificación y pruebas, se codifica y prueba cada agente, utilizando lenguajes orientados a agentes. Cada agente se prueba para asegurar que no tenga fallas, es decir, que funcione de acuerdo con las especificaciones definidas para la arquitectura computacional para la gestión de las emociones.

En la fase de integración, se realiza el acoplamiento de la arquitectura computacional para la gestión de las emociones en SaCI.

En la fase de operación y mantenimiento, se realizan tareas de experimentación y actualización (mantenimiento), de los componentes de la arquitectura computacional para la gestión de las emociones. En la fase de experimentación, se definirán indicadores de rendimiento y de impacto del reconocimiento de las emociones, en la calidad del proceso de aprendizaje.

## 2.8 Analítica del Aprendizaje

En la actualidad, la analítica del aprendizaje (LA, por sus siglas en inglés *Learning Analytics*) emerge como una disciplina fundamental para optimizar y adaptar los entornos de aprendizaje a las necesidades de la sociedad moderna; tal que las estrategias, recursos y herramientas para la enseñanza deben adaptarse a los estilos de aprendizaje y habilidades de los estudiantes. LA es un subcampo de la Analítica de Datos, que se encarga de examinar los datos con el propósito de inferir conclusiones. En general, usan un conjunto de técnicas que generan conocimiento a partir de los datos, con la finalidad de derivar esas conclusiones.

### 2.8.1 Definición de la analítica del aprendizaje

LA puede ser definido como el uso de los datos producidos por el alumno en sus procesos educativos; para descubrir información y conexiones sociales, con la finalidad de asesorarlo sobre el aprendizaje [106], [107]. En (LAK 2011)<sup>8</sup> se propone una definición más generalizada: "La analítica del aprendizaje es la medición, recopilación, análisis e informe sobre los datos de los alumnos y sus contextos, con el fin de comprender y optimizar el aprendizaje y los entornos en los que se produce". En todos los casos, se establece claramente la importancia de contar con datos educativos, datos sobre la interacción de los estudiantes con su entorno de aprendizaje y sobre sus resultados obtenidos en diferentes escenarios; datos que a su vez son una fuente de aprendizaje para la generación de nuevos conocimientos, que apoyan la evolución y la innovación de los sistemas educativos actuales, asegurando un enfoque personalizado adaptado a las características de cada individuo.

### 2.8.2 Fases de diseño y ejecución de una solución de LA

LA es fundamental para la optimización y adaptación de entornos de aprendizaje, para adecuar las estrategias, recursos y herramientas para la enseñanza, a los estilos de aprendizaje y habilidades de los estudiantes. Pardo sugiere cinco fases de diseño y ejecución de una solución de LA [107]:

1. *Captura*: corresponde a la recopilación de datos de los estudiantes.
2. *Informe*: corresponde a la entrega de esos datos a las partes interesadas.
3. *Predicción*: implementa una serie de técnicas para proporcionar respuestas no intuitivas sobre el futuro a preguntas educativas.
4. *Actuación*: ofrece la posibilidad de emitir soluciones automatizadas o implementar soluciones manuales, que tengan el potencial de revertir las consecuencias de la predicción anterior.
5. *Refinamiento*: se evalúa la eficacia de las acciones resultantes, para modificar las actuaciones de ser necesario.

### 2.8.3 Desafíos de la analítica del aprendizaje

En general, existen muchas propuestas de LA para diferentes tipos de problemas en el ámbito educativo. Entre los problemas que se puede resolver con LA están: predecir el rendimiento general de un estudiante en particular, o de todos los estudiantes de un curso; descubrir la relación de los tutores con sus estudiantes; descubrir los diferentes patrones de aprendizaje de cada estudiante; ayudar a los profesores a identificar a los estudiantes que necesitan más atención entre un conjunto más amplio de estudiantes. Todo lo anterior, ayuda a prevenir la deserción escolar, a proporcionar a los instructores el asesoramiento adecuado para mejorar el entorno de aprendizaje, a analizar la efectividad de los estudiantes con los recursos educativos, a investigar la motivación de los estudiantes en el contexto de un proceso de aprendizaje, entre otras cosas.

---

<sup>8</sup> LAK'11. 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge 2011. Retrieved from <https://tekri.athabascau.ca/analytics/>



Algunos desafíos presentes y futuros del LA son definidos en [106]:

- Establecer un puente entre LA y las ciencias del aprendizaje (cognición, metacognición y pedagogía).
- Aprovechar una amplia gama de datos en entornos de aprendizaje, que incluyen no solo los datos del VLE, sino también de entornos de aprendizaje informal o mixto, el comportamiento de los estudiantes en Internet, información académica, entre otras fuentes.
- Enfocarse en las perspectivas de los estudiantes, para analizar las necesidades de los estudiantes en lugar de las necesidades de las instituciones.
- Debe ser transparente, permitiendo que los alumnos respondan con retroalimentación que se pueda usar para refinar el análisis, y vean cómo se utilizan sus datos.
- Debe proporcionar conocimiento con integridad pedagógica y ética.
- Debe revalorizar la función de los maestros/tutores, que tienen habilidades únicas, que nunca serán replicadas por la inteligencia de la máquina.

### **Capítulo 3**

## **MODELO DE GESTIÓN DE EMOCIONES EN UN AMBIENTE EDUCATIVO INTELIGENTE**

Las emociones juegan un papel fundamental en las relaciones interpersonales, por lo que deben considerarse parte importante de la interacción humano-computadora. Los sistemas afectivos están empezando a ser muy usados en aplicaciones que deben tomar en cuenta los sentimientos de los usuarios para su funcionamiento, principalmente, en el área de la informática educativa y videojuegos. Un sistema afectivo en un ambiente educativo inteligente, busca en el usuario cambiar su estado emocional negativo a uno positivo, con el fin de propiciar un estado emocional apto para las actividades que se estén desarrollando en él, en especial, el aprendizaje [36]. Para ello, el sistema afectivo debe detectar y analizar las emociones presentes en el ambiente, por lo cual, requiere de mecanismos que permitan representar y reconocer las emociones.

### **3.1 Emociones en un salón de clases**

En estudios recientes, psicólogos, educadores y neurólogos, han demostrado cómo la emoción influye en las actividades cognitivas (por ejemplo, el aprendizaje) [108]. Particularmente, la CA permite ampliar las posibilidades de las tecnologías informáticas mediante la incorporación de las emociones en las aplicaciones. Ahora bien, la detección de las emociones de los usuarios se ha convertido en uno de los aspectos más importantes de la CA, debido a que la emoción juega un papel esencial en la percepción y en la toma de decisiones [109].

En educación, las emociones influyen en la calidad de aprendizaje y en el rendimiento [110]. Un ejemplo del potencial de la CA en Aml educativos es presentado en [47], que describe la incorporación de las tecnologías en las instituciones educativas, como tableros inteligentes y presentaciones interactivas, para motivar a los estudiantes y ayudarlos a aprender mejor. La incorporación de las emociones en la dinámica tecnológica del aula puede permitir a los estudiantes obtener una experiencia de aprendizaje más personalizada.

En el aprendizaje, las emociones positivas mejoran el rendimiento académico. Los ambientes motivadores no solo nos predisponen a realizar un mejor aprendizaje, sino que también hacen que perduren esos conocimientos por mucho más tiempo en nuestra memoria. Por el contrario, los espacios educativos percibidos como agresivos o estresantes, dificultan poder concentrarse, y gran parte de la información proporcionada en clases desaparecerá [111].

La relación entre aprendizaje, emoción y estado corporal, es mucho más profunda de lo que muchos educadores consideran [112]. Actualmente, existe una creciente tendencia en investigaciones acerca de CA en el ámbito educativo. La Figura 3.1 describe el número de artículos encontrados en las principales publicaciones científicas indexadas en JCR y SCOPUS, referentes al uso de CA en educación y aprendizaje, donde se observa que

existen muy pocos estudios antes de 2009. Desde entonces, el número de estudios se ha incrementado, y ha alcanzado un pico de 60 artículos en 2018.

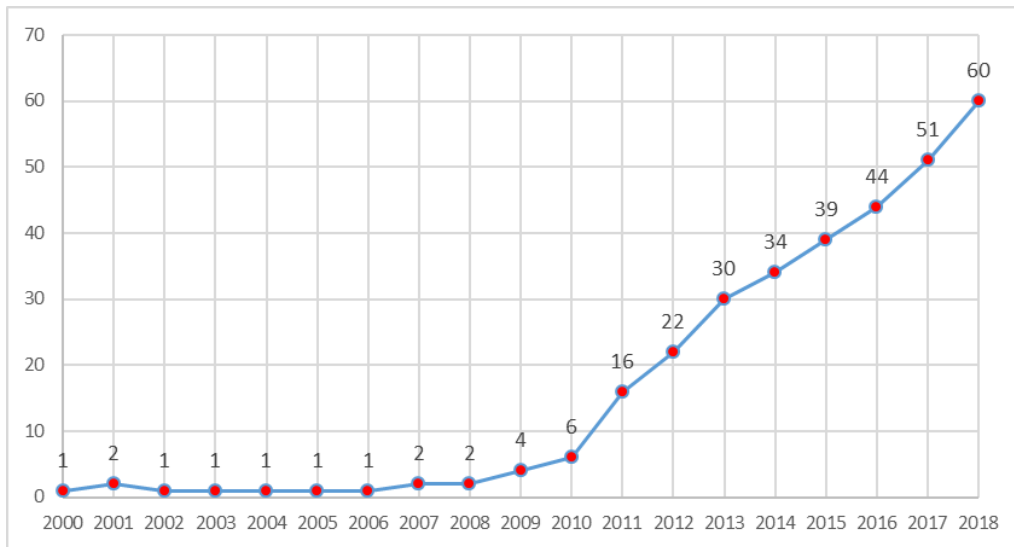


Figura 3.1 Número de artículos de CA en educación y aprendizaje

Las emociones pueden influir significativamente en el aprendizaje. Por lo tanto, identificar y medir las emociones de un alumno a lo largo del proceso de aprendizaje en el aula, es crucial, para comprender y mejorar la motivación y el rendimiento en el aprendizaje [113].

### 3.2 Sistema multimodal de gestión de las emociones en SaCI

La interacción humana es, por definición, multimodal [64]. A menos que la comunicación se realice por teléfono o mensaje de texto, las personas pueden ver la cara de las personas con las que hablan, escuchar sus voces, ver su cuerpo, etc. Los seres humanos son los mejores detectores de emociones, ya que combinan información de varios canales para estimar un resultado. Así es como funcionan los sistemas multimodales.

Para el reconocimiento multimodal de emociones en tiempo real, en este trabajo se plantea utilizar el paradigma de crónicas propuesto por Dousson [74]. En la Figura 3.2 se presenta el modelo multimodal propuesto para la gestión de las emociones, basado en crónicas [63]. El proceso principal implica tres subprocesos fundamentales: identificar, reconocer y actuar. A continuación, se describen los componentes del modelo.

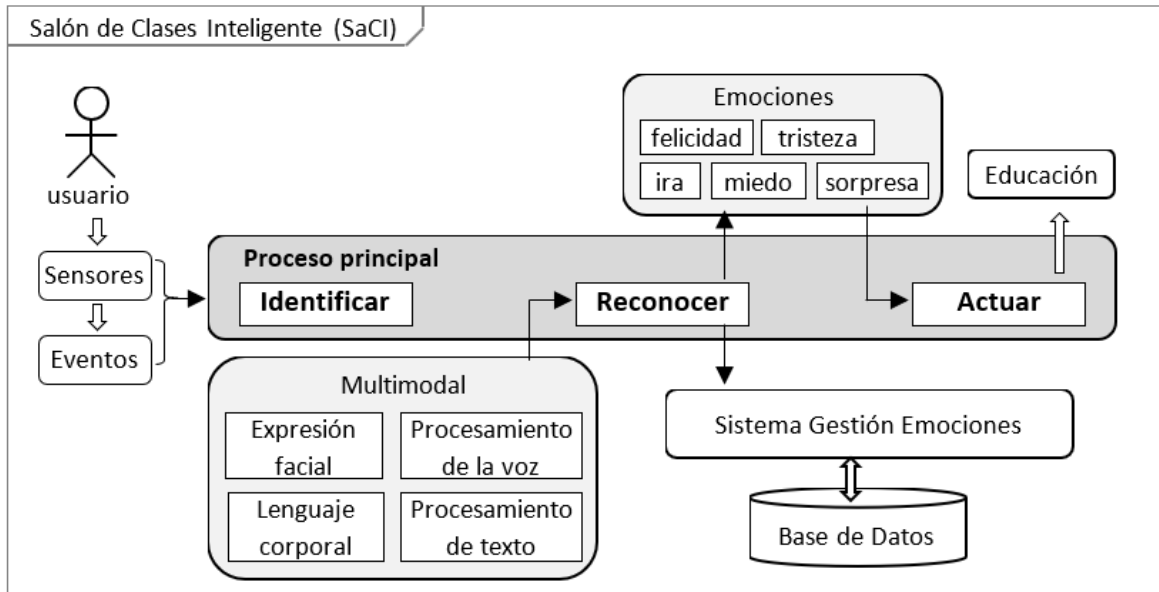


Figura 3.2 Modelo multimodal de gestión de las emociones en SaCI

Una vez que los usuarios (docente o estudiantes) ingresan al SaCI, los sensores se activan e inician el proceso de captura de eventos. El proceso “identificar” captura los eventos desde fuentes multimodales. En el bloque multimodal, hay eventos capturados usando medios que permiten determinar las expresiones faciales (secuencias de imágenes, vídeos), o la voz (tono, intensidad, velocidad), como también, el lenguaje corporal (secuencia de imágenes o vídeos para determinar la posición de brazos, cabeza, puños, y otros gestos), entre otras cosas.

Simultáneamente, esta información es utilizada por el sistema de reconocimiento de emociones, para “reconocer” las emociones que están relacionadas con el proceso de aprendizaje [114], como son: felicidad, tristeza, ira, miedo y sorpresa (ver Figura 3.3).



Figura 3.3 Emociones a reconocer en un aula inteligente

En la Figura 3.4 se describen los eventos presentes en SaCI, en función de los eventos se activan las crónicas, detectando que emociones están presentes en los usuarios. Es decir, los eventos identificados son utilizados por el proceso “reconocer”, para detectar una emoción, a través del sistema de reconocimiento de emociones en tiempo real. Las emociones detectadas se analizan e integran, mediante reglas que determinan cual es la emoción predominante. Finalmente, el proceso “actuar” consiste en ejecutar una determinada acción en el Aml educativo, para coadyuvar a mejorar el proceso de enseñanza-aprendizaje.

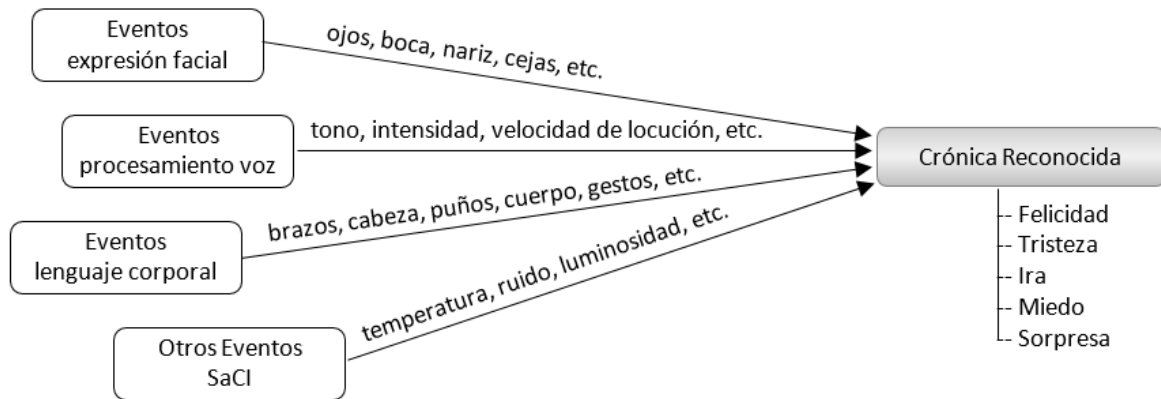


Figura 3.4 Eventos presentes en SaCI para el reconocimiento de emociones

De esta manera, se plantea el problema de gestionar las emociones humanas en el Aml educativo, desde la robótica social, con el fin de coadyuvar a mejorar el proceso de enseñanza-aprendizaje. En ese sentido, los robots sociales (virtual, físico) presentes en el Aml educativo son los responsables de realizar la gestión de las emociones (reconocerlas, fusionarlas, etc.).

El robot social, a través de sus sensores (por ejemplo, el sensor cámara, el sensor micrófono), puede capturar los eventos presentes en el Aml educativo. Particularmente, las expresiones faciales (usando el sensor cámara), o el tono o la intensidad de la voz (usando el sensor micrófono), entre otros. Otra aplicación del robot social es la de actuar en el ambiente educativo; por ejemplo, al detectar que la emoción predominante es el miedo podría narrar una historia, para superar esa emoción negativa en los estudiantes.

Finalmente, el reconocimiento es multimodal, por considerarse diferentes tipos de eventos y formas sensoriales en el proceso de reconocimiento: facial, acústico, lenguaje corporal, y otras variables propias del salón de clases inteligente, como la temperatura, el ruido, la luminosidad. Este enfoque multimodal permite modelar más precisamente las emociones del usuario, respecto a sistemas de reconocimiento de emociones unimodales. Por otra parte, el sistema multimodal para la gestión de las emociones presenta el desafío de integrar la información multimodal de diferentes usuarios, y obtener la emoción precisa predominante.

### 3.3 Patrón de base para el reconocimiento de emociones

En esta sección, se presenta la definición de un patrón para reconocer las emociones de los alumnos [115]. Particularmente, se consideran las seis emociones básicas definidas en la literatura [19], [55]: felicidad, tristeza, miedo, enojo, disgusto y sorpresa. En la Tabla 3.1, se describen los descriptores que definen el patrón para reconocer las emociones.

Tabla 3.1 Descriptores para reconocer emociones del estudiante

Descriptor	Descripción
Expresión Facial	Caracteriza la expresión facial. Ejemplo: características de los ojos, boca, nariz, cejas, etc.
Voz	Caracteriza el tono de voz. Ejemplo: tono (grave, agudo), intensidad (alta, media, baja), velocidad de locución.
Lenguaje corporal	Define el lenguaje corporal / gestos. Ejemplo: características de los brazos, cabeza, puños, cuerpo, gestos.
Texto	Define el resultado del análisis de sentimientos que se hace de los textos, ya sean manuscritos, ensayos, redes sociales, correos, etc. Para ello, se usa minería de texto, diccionarios afectivos, procesamiento del lenguaje natural, etc. Los sentimientos se clasifican en positivos, negativos o neutros.
Emoción del estudiante	Define el estado emocional del estudiante. Ejemplo: felicidad, tristeza, miedo, enojo, disgusto, sorpresa.

De acuerdo con los valores de los descriptores, se determina la emoción actual del estudiante. La Tabla 3.2 muestra ejemplos de posibles combinaciones de los valores de los descriptores para el reconocimiento de las emociones.

Tabla 3.2 Emociones reconocidas en función de los descriptores

Identificador de eventos	Emoción	Expresión facial	Voz	Lenguaje corporal	Texto
ED1	Felicidad	Ojos abiertos, Boca con una sonrisa	Tono agudo, e Intensidad media	Cabeza levantada	Positivo (agradable)
ED2	Tristeza	Ojos semiabiertos, Boca cerrada	Tono grave e Intensidad baja	Cabeza baja	Negativo (desagradable)
ED3	Miedo	Apretar los labios, caída de la mandíbula	Velocidad de locución rápida	Hombros alzados	Negativo (temeroso)

Los eventos presentes en SaCI, contribuyen para determinar la emoción; así, por ejemplo: si la expresión facial es ojos abiertos y en la boca una sonrisa, además que el usuario usa un tono de voz agudo y su intensidad es media, se concluye que la emoción reconocida es *felicidad*. Para modelar y reconocer las emociones mediante el enfoque de crónicas, se debe considerar el tiempo en que se producen los eventos.

En principio, para modelar y reconocer las emociones se usó el enfoque basado en crónicas que se describe a continuación.

### 3.3.1 Modelo de reconocimiento de emociones usando crónicas

Con la finalidad de ilustrar el modelo multimodal de reconocimiento de emociones mediante crónicas, a continuación, se presentan dos ejemplos:

*Ejemplo 1:* Partimos del supuesto que se pretende reconocer una emoción, en base a eventos caracterizados de las expresiones faciales (F), por ejemplo: ojos abiertos (eF1), párpado inferior arrugas (eF2), mejillas levantadas (eF3), boca sonrisa (eF4).

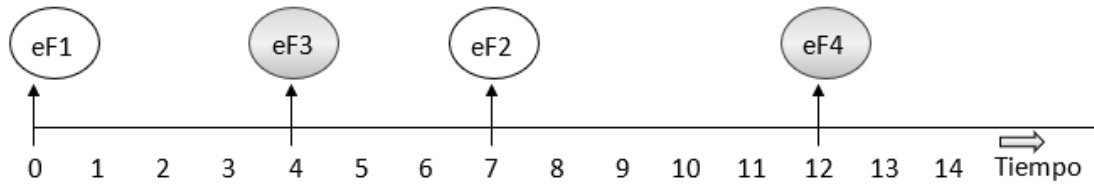


Figura 3.5 Caracterización de eventos de expresiones faciales

De acuerdo con la Figura 3.5, el evento eF1 ocurre como parte del estado inicial. En un tiempo  $t=4$  se observa el evento eF3, y a continuación en  $t=7$  el evento eF2. Finalmente, en un tiempo  $t=12$  se presenta el evento eF4. En este caso, el flujo de eventos se corresponde con la emoción *felicidad*.

*Ejemplo 2:* Partimos del supuesto que se pretende reconocer una emoción, desde un enfoque multimodal. En base a eventos caracterizados por factores acústicos (A) y de lenguaje corporal (G). Por ejemplo: tono de voz agudo (eA1), intensidad de voz alta (eA2), velocidad de locución rápida (eA3), cabeza levantada (eG1), puños cerrados (eG2), gestos insultantes (eG3).

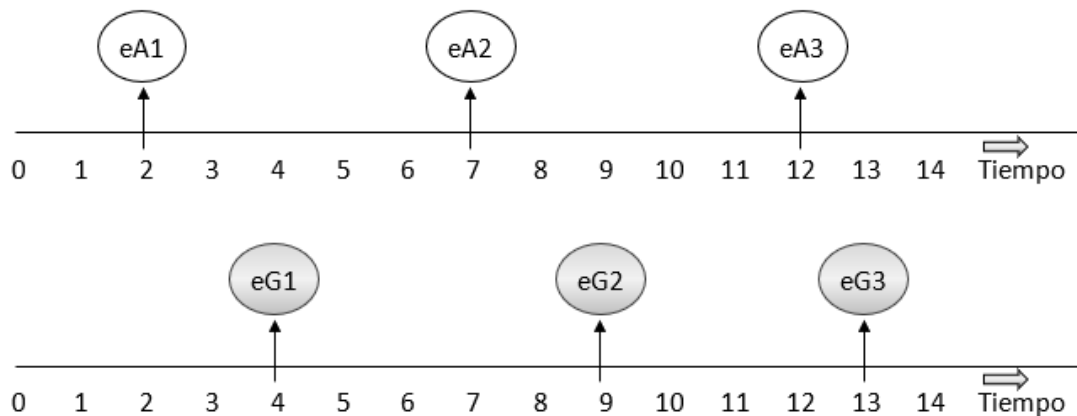


Figura 3.6 Caracterización de eventos para factores acústicos y lenguaje corporal

De acuerdo con la Figura 3.6, en un tiempo  $t=2$  se observa en el usuario el evento eA1; a continuación, se observa en  $t=4$  el evento eG1; seguidamente, en  $t=7$  el evento eA2, y en  $t=9$ , el evento eG2. Finalmente, en  $t=12$  el evento eA3; y seguidamente, en  $t=13$  el evento eG3. Esta secuencia de eventos describe la emoción *ira*.

### 3.4 Extensión al patrón de base para identificar los estilos de aprendizaje

Las emociones pueden influir en el estilo de aprendizaje del alumno durante el proceso de aprendizaje [116], [117]. Los alumnos con problemas emocionales pueden tener dificultades para aprender, a menudo son infelices, tienen pocos amigos, casi nunca se sienten halagados, son inmaduros, y siempre están irritados [118]. La emoción tiene un papel importante en la capacidad de aprendizaje de los estudiantes. Un estudiante que siente ira, tiende a ser incapaz de enfocarse en el aprendizaje [119], [120].

En esta sección, se presenta un patrón jerárquico propuesto para identificar el estilo de aprendizaje de los estudiantes en un salón de clases, que se compone de dos niveles [115], uno para reconocer el estado emocional, y otro para identificar el estilo de aprendizaje basado en el modelo VARK (visual, auditivo, lectura/escritura, kinestésico) [121], [122]. Cada nivel está definido por diferentes tipos de descriptores, que se perciben desde un enfoque multimodal.

El sistema multimodal de gestión de las emociones propuesto usa en este caso un patrón jerárquico, para relacionar los dos aspectos principales a analizar en el proceso de enseñanza-aprendizaje de un estudiante: su estilo de aprendizaje, y sus emociones. La Figura 3.7 muestra el sistema para identificar los estilos de aprendizaje mediante el modelo VARK [121], [122]. Dicho patrón está compuesto por diferentes descriptores relacionados entre sí, que requieren un enfoque multimodal (facial, acústico, lenguaje corporal) para ser percibidos.

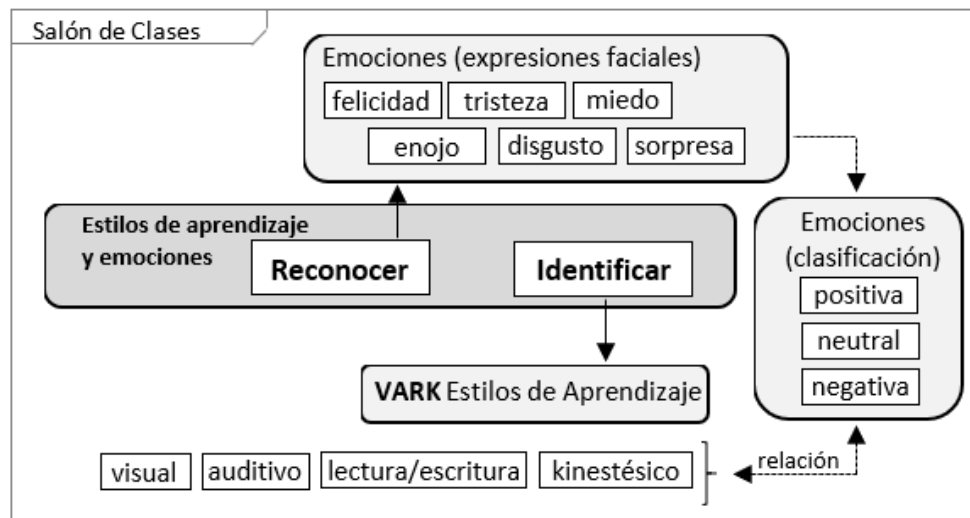


Figura 3.7 Arquitectura para identificar estilos de aprendizaje mediante las emociones

Según el modelo VARK, los estilos pueden ser:

- Visual: aprender viendo. Personas con una fuerte preferencia visual para aprender, usando herramientas como: gráficos, tablas, diagramas, mapas mentales, videos, mapas y planos.
- Auditivo: aprender escuchando. Personas con una fuerte preferencia auditiva para aprender, a través de: discusiones, historias, oradores invitados, grabaciones de audio, etc.
- Lectura/Escritura: aprender leyendo/escribiendo. Personas con una fuerte preferencia para aprender usando la lectura/escritura a través de: artículos, diapositivas, listas, notas y textos en todos sus formatos, ya sea en forma impresa o en línea.
- Kinestésico: aprender haciendo. Personas con una fuerte preferencia kinestésica para aprender usando: los sentidos, ejercicios prácticos, ejemplos, simulaciones, entre otros.



La elección de la estrategia VARK se debe al hecho de que permite descubrir las preferencias de aprendizaje de una manera muy simple. Para identificar el estilo de aprendizaje (visual, auditivo, lectura/escritura, kinestésico), los alumnos deben responder el cuestionario VARK, versión 7.1, que está conformado por 16 preguntas, con cuatro opciones de respuesta [122]. Cada opción está asociada a un estilo de aprendizaje diferente, la persona puede elegir más de una opción de respuesta. El estilo de aprendizaje del encuestado es determinado según las respuestas más seleccionadas del cuestionario. En particular, el cuestionario VARK tiene el propósito de saber acerca de las preferencias de los estudiantes, para trabajar con esa información, para ayudar en el aprendizaje, al sugerir las estrategias que se deben utilizar en un proceso de enseñanza-aprendizaje. Por ejemplo, para responder a ¿Cómo aprende mejor?, usando el cuestionario VARK (ver Anexo A), el estudiante debe elegir la respuesta que mejor explique su preferencia. Veamos el siguiente ejemplo de pregunta que pertenece al cuestionario:

Desea aprender un nuevo programa, habilidad o juego de computadora, Ud. prefiere:

- a. leer las instrucciones escritas que vienen con el programa.
- b. platicar con personas que conocen el programa.
- c. utilizar los controles o el teclado.
- d. seguir los diagramas del libro que vienen con el programa.

De acuerdo con la respuesta, se determina el estilo de aprendizaje. En este caso, si respondió a) es lectura/escritura, si la respuesta es b) es auditivo, si es c) es kinestésico, y si es d) es visual.

### 3.4.1 Definición formal del patrón para identificar los estilos de aprendizaje

En general, los estudiantes con tendencias a emociones positivas pueden relacionarse con todos los tipos de estilos de aprendizaje. Por otro lado, los alumnos con emociones neutrales tienden a relacionarse con estilos de aprendizaje auditivo, lectura/escritura y kinestésico. Finalmente, los estudiantes con tendencias emociones negativas solamente tienen una relación con el estilo de aprendizaje visual. En la Tabla 3.3, se definen los descriptores propuestos para identificar el estilo de aprendizaje de un estudiante, basado en el modelo VARK.

Tabla 3.3 Descriptores para identificar los estilos de aprendizaje

Descriptor	Descripción
<i>Emoción del estudiante</i>	Define el estado emocional del estudiante. Ejemplo: ira, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, sorpresa. Para identificar el estado emocional de un estudiante, se usa el patrón propuesto en la sección 3.3
<i>Actividades de aprendizajes</i>	Define las actividades que prefiere realizar un estudiante para alcanzar sus objetivos de aprendizaje, tales como: discusión en grupo, exposiciones, charlas, aprendizaje basado en problemas, lecturas, simulaciones, etc.
<i>Estrategias de aprendizaje</i>	Describe el conjunto de actividades, técnicas y medios preferidos por el estudiante, con la finalidad de hacer efectivo el proceso de aprendizaje, tales como: estrategias de ensayo,

	de organización, control de la comprensión, afectivas, entre otras.
<i>Herramientas de aprendizaje</i>	Define los medios preferidos por los estudiantes para llevar a cabo su proceso de enseñanza y aprendizaje, tales como: mapas conceptuales, texto narrativo, videos, laboratorios, juegos, blogs.
<i>Estilo de aprendizaje</i>	Define el estilo de aprendizaje reconocido: visual, auditivo, lectura/escritura, kinestésico.

El objetivo principal del patrón jerárquico es identificar el estilo de aprendizaje. El estado actual de los descriptores es determinado por los eventos que se capturan en el aula en un momento dado. Para caracterizar estos eventos, se utiliza la información de los diferentes sensores y software que dispone el aula.

### 3.4.2 Modelado del estilo de aprendizaje usando crónicas

El sistema jerárquico de reconocimiento de patrones basado en el paradigma de crónicas, consta de 2 tipos de crónicas: (i) una que representa los patrones emocionales del estudiante, cuyo objetivo es describir las emociones del estudiante; (ii) otra que representa los patrones de los estilos de aprendizaje, cuyo objetivo es identificar los estilos de aprendizaje.

Cada emoción y estilo de aprendizaje del estudiante será modelado por una crónica diferente, que contiene los eventos y las relaciones temporales para reconocerlos. Cada emoción y estilo de aprendizaje puede ser reconocido por varias crónicas, y cada crónica está definida por el conjunto de descriptores que se requieran para describir los eventos del patrón modelado. Un ejemplo de una crónica del primer tipo, para reconocer una emoción, es:

*Crónica felicidad {*  
*evento (eF5, t<sub>1</sub>),*  
*evento (eV4, t<sub>3</sub>),*  
*evento (eLC1, t<sub>4</sub>),*  
*evento (eTX1, t<sub>2</sub>),*  
 $T_1 < T_3,$   
*mantener (eF5, (4, 10)),*  
*mantener (eLC1, (6, 20)),*  
*cuando reconoce {reportar evento (ED1)}**}*

Según la crónica, el patrón "felicidad" se reconoce cuando el evento de expresión facial "ojos abiertos y boca sonrisa" (eF5) ocurre en el tiempo  $t_1$ , y se mantiene entre 4 y 10 unidades de tiempo; el evento de voz "tono agudo e intensidad media" (eV4) ocurre en el momento  $t_3$ , el cual es mayor a  $t_1$ ; el evento lenguaje corporal "cabeza levantada" (eLC1) ocurre en el momento  $t_4$ , y se mantiene entre 6 y 20 unidades de tiempo; y el evento "texto agradable" (eTX1) ocurre en el tiempo  $t_2$ .

Un ejemplo de una crónica del segundo tipo, para identificar el estilo de aprendizaje visual, es:

*Crónica visual {*  
*evento (ED1,  $t_{ED1}$ ),*  
*evento (eAA3,  $t_1$ ),*  
*evento (eEA1,  $t_2$ ),*  
*evento (eHE2,  $t_3$ ),*  
 *$t_{ED1} < t_1$ ,*  
 *$t_3 < t_2$ ,*  
*mantener (eAA3, (5, 15)),*  
*cuando reconoce {reportar estilo de aprendizaje}}*

La estructura de las crónicas de la segunda capa es similar. Por ejemplo, para detectar el estilo de aprendizaje visual, el evento de la emoción “felicidad” (ED1) debe ocurrir en el momento  $t_{ED1}$ ; el evento que determina que la actividad de aprendizaje es “simulación” (eAA3), debe ocurrir en el tiempo  $t_1$ , mayor a  $t_{ED1}$ , y durar entre 5 a 15 unidades de tiempo; el evento que determina que la estrategia de aprendizaje es “basado en ensayos” (eEA1), debe ocurrir en el momento  $t_2$ , y así sucesivamente.

Esta es solo una muestra de las posibles crónicas utilizadas, donde: (i) Las emociones (ira, felicidad, miedo, entre otras) conforman las crónicas que representan los patrones emocionales del estudiante (primer nivel); (ii) Los estilos de aprendizaje (visual, auditivo, de lectura/escritura, kinestésico) son las crónicas que representan los patrones del segundo nivel (estilos de aprendizaje).

Las crónicas para reconocer emociones se componen de los eventos primarios capturados a través de diferentes tipos de sensores (cámaras, micrófonos, entorno virtual de aprendizaje, entre otros). Las crónicas para identificar los estilos de aprendizaje son una mezcla de los eventos primarios y los eventos reconocidos en el contexto educativo.

### 3.4.3 Modelado del estilo de aprendizaje usando lógica difusa

Un controlador difuso es un sistema difuso basado en reglas, compuesto por un conjunto de reglas de inferencia del tipo *SI <condición> ENTONCES <acción>*, que definen las acciones de control de acuerdo con los valores de las variables controladas en el problema. En general, la estructura básica de un sistema de inferencia difusa consiste en tres componentes: una base de reglas, que contiene las reglas difusas; un conjunto de variables difusas, cada una definida por sus conjuntos difusos con sus funciones de pertenencia; y un mecanismo de razonamiento que realiza el proceso de inferencia [123].

Se propone crear el modelo jerárquico multimodal de estilo de aprendizaje, utilizando un sistema clasificador difuso multicapa (MFCS, por sus siglas en inglés de *Multilayer Fuzzy Classifier System*) propuesto en [124]. Un MFCS consiste en una serie de sistemas difusos distribuidos jerárquicamente, donde la salida de un Sistema Clasificador Difuso (FCS) es la entrada del siguiente FCS. Este sistema tiene la ventaja de que el número total de reglas de la base de conocimiento es reducido, y más simple que un sistema difuso convencional. Es decir, el sistema tiene la ventaja de reducir en gran medida el número de reglas "si-entonces", porque las conclusiones se deducen de los resultados de otros FCS.

En la Figura 3.8 se presenta el modelo MFCS para el reconocimiento del estilo de aprendizaje, que está compuesto por dos FCS: a) un FCS para reconocer el estado emocional, b) un FCS para reconocer el estilo de aprendizaje. Las entradas son los descriptores definidos en la sección anterior para cada nivel, pero en este caso, se definen como variables difusas. Con las variables difusas, se describe el conjunto de reglas difusas de cada FCS<sub>i</sub>. Los conjuntos difusos propuestos para cada variable difusa de salida de cada nivel son: emoción={felicidad, tristeza, miedo, enojo, disgusto y sorpresa}, estilo de aprendizaje={visual, auditivo, lectura/escritura, kinestésico}

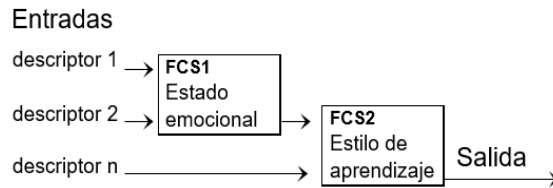


Figura 3.8 Modelo MFCS para reconocer el estilo de aprendizaje

Por ejemplo, para el caso del estado emocional FCS1, algunas de las posibles reglas difusas son:

- Si (*ojos abiertos*) y (*boca sonrisa*) y (*voz\_tono agudo*) y (*cabeza levantada*) y (*texto positivo*), entonces (**emoción es felicidad**).
- Si (*boca cerrada*) y (*voz\_tono grave*) y (*voz\_intensidad baja*) y (*cabeza baja*) y (*texto negativo*), entonces (**emoción es tristeza**).

Para el caso del FCS2, algunas de las posibles reglas difusas son:

- Si (*emoción del estudiante es positiva*) y (*actividades de aprendizajes es simulaciones*) y (*estrategias de aprendizaje es basado en ensayos*) y (*herramientas de aprendizaje es videos*), entonces (**estilo de aprendizaje es visual**).
- Si (*emoción del estudiante es positiva*) y (*actividades de aprendizajes es simulaciones*) y (*estrategias de aprendizaje es basado en afectos*) y (*herramientas de aprendizaje es laboratorios*), entonces (**estilo de aprendizaje es kinestésico**).

### 3.5 Extensión del patrón para reconocer el estilo de conducción y emociones en conductores

En esta sección, se presenta la definición de un patrón jerárquico para reconocer el estilo de conducción del conductor en base al sistema multimodal de gestión de emociones y considerando factores como el estado del conductor y las emociones del conductor. En especial, se describe un conjunto de características (descriptores) para representar a cada uno de los aspectos del conductor, que se pueden medir en un contexto real.

Actualmente, existe interés en el desarrollo de sistemas avanzados de asistencia al conductor, conocidos como ADAS por sus siglas en inglés *Advanced Driver Assistance Systems* [125]. Un ADAS proporciona asistencia al conductor, mejorando así su

experiencia de conducción, siendo su función principal garantizar la propia seguridad del vehículo, y otros vehículos en la carretera, así como la del conductor, peatones y ciclistas [126]. Un ADAS consciente del contexto tiene como objetivo ayudar al conductor de acuerdo con la situación ambiental actual. En este contexto, las relaciones entre los conductores de automóviles y ADAS son un aspecto importante [125]–[127].

El estilo de conducción se define en la literatura como la actitud, la orientación y la forma de pensar para la conducción diaria [128], [129]. Uno de los aspectos principales para el reconocimiento del estilo de conducción, es la definición de los patrones, con sus descriptores. Sobre la base de los patrones, es posible definir algoritmos de reconocimiento. De esta manera, el primer paso es analizar la definición de los patrones.

En [130] se definieron diferentes tipos de descriptores del contexto, pero algunos de ellos no pueden obtenerse en un contexto real. Por esta razón, es necesario determinar los descriptores que pueden detectarse en un contexto real de un ADAS. Los factores por considerarse de un conductor son: estilo de conducción, estado del conductor y las emociones del conductor. En ese sentido, es necesario para cada factor, determinar un conjunto de características del conductor. Por ejemplo, para reconocer el estilo de conducción, se requiere reconocer tanto el estado como la emoción del conductor, como también, para reconocer el estado del conductor se debe reconocer su emoción. Así, se establece una relación jerárquica entre los patrones de cada factor a considerar (ver Figura 3.9).

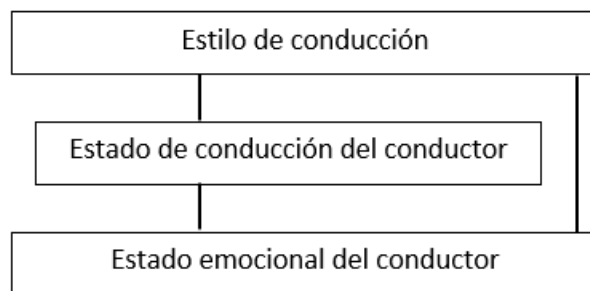


Figura 3.9 Patrón jerárquico

En [130] se describe de forma preliminar el modelo jerárquico. En general, el patrón se define por un conjunto de descriptores por nivel, donde se describe las características de cada factor a reconocer (emoción, estado y estilo de conducción). De esta manera, el patrón jerárquico se compone de tres niveles:

**Primer nivel: Patrón del estilo de conducción.** Su objetivo es modelar cómo conduce el conductor. Clásicamente, el estilo de conducción se define en la literatura como agresivo, ecológico, urbano y normal [131]. Para describir el estilo de conducción, se propone el conjunto de descriptores definidos en la Tabla 3.4.

Tabla 3.4 Descriptores del patrón del estilo de conducción

Descriptor	Descripción
Tipo de carretera	Describe la categoría de la carretera. Por ejemplo, si es una carretera rural o urbano.
Estado del conductor	Describe el estado del conductor del automóvil y está definido por el segundo nivel de nuestro patrón.
Emoción del conductor	Define el estado emocional del conductor y está definido por el tercer nivel de nuestro patrón.
Condición Ambiental	Caracteriza las condiciones ambientales actuales, por ejemplo, si está soleado, lloviendo, nublado, entre otros.
Estado de la carretera	Caracteriza las condiciones actuales de la carretera, la calidad de la vía. Por ejemplo, si la vía es asfaltada, pavimentada, u otro material, en cuanto a la calidad si es de primer orden, segundo orden, si tiene baches, etc.
Características del tráfico	Define aspectos vinculados a las leyes de tránsito, y otras características de la carretera, en el contexto actual. Por ejemplo, los límites de velocidad, las señales de tráfico, entre otros.

**Segundo nivel: Estado del conductor.** Este nivel describe el estado del conductor del automóvil. Normalmente, el estado de un conductor se describe en la literatura como despierto, estresado, agradable, fatigado, concentrado, tranquilo, impaciente, aburrido, somnoliento, entre otros [132]. Para detectar el estado actual del conductor, se proponen los descriptores que se muestran en la Tabla 3.5.

Tabla 3.5 Descriptores del patrón del estado del conductor.

Descriptor	Descripción
Clase de vehículo	Describe el tipo de vehículo. Por ejemplo, puede ser un automóvil, camión, minivan, etc.
Acción de control sobre el vehículo.	Describe la acción actual del conductor del vehículo. Por ejemplo, si el conductor está acelerando, frenando, etc.
Emoción del conductor	Define el estado emocional del conductor y está definido por el tercer nivel de nuestro patrón.
Condición del vehículo	Define las condiciones actuales del vehículo, por ejemplo, si tiene una falla mecánica, falla eléctrica, si le falta de combustible, entre otras cosas.
Características del conductor	Define el perfil del conductor, edad o condición física. Por ejemplo, si el conductor es un adolescente, o si es un adulto mayor, si el conductor tiene limitaciones físicas, etc.
Experiencia en la conducción	Caracteriza la experiencia del conductor. Por ejemplo, si el conductor tiene poca, mediana o gran experiencia.
Hora de conducción	Define la hora actual del día, por ejemplo, hora diurna, nocturna.

**Tercer nivel: Emociones del conductor.** Este nivel describe las emociones del conductor. En particular, las seis emociones básicas definidas en la literatura [139]: felicidad, tristeza, miedo, enojo, disgusto y sorpresa. Cada emoción está definida por el conjunto de descriptores propuestos en la Tabla 3.6.

*Tabla 3.6 Descriptores del patrón de las emociones del conductor.*

Descriptor	Descripción
Comportamiento del conductor	Define el comportamiento actual del conductor en el vehículo. Por ejemplo, cerrar fuertemente la puerta, usar el cinturón de seguridad, etc.
Acción de control sobre el vehículo.	Describe la acción actual del conductor del vehículo. Por ejemplo, si el conductor está acelerando, frenando, etc.
Comportamiento fisiológico del conductor.	Define las condiciones fisiológicas actuales del conductor. Por ejemplo, la frecuencia cardíaca del conductor, la presión arterial del conductor, etc.
Condición del vehículo	Define las condiciones actuales del vehículo. Por ejemplo, si tiene una falla mecánica, falla eléctrica, si le falta de combustible, entre otras cosas.
Expresiones de voz del conductor.	Caracteriza el tono actual de voz del conductor. Por ejemplo, si el conductor está gritando, cantando, hablando normalmente, etc.
Expresiones faciales del conductor.	Caracteriza las expresiones faciales actuales del conductor. Por ejemplo, si el conductor está sonriendo, serio, llorando, etc.
Expresiones corporales del conductor.	Describe la expresión corporal actual del conductor. Para ello, es necesaria la utilización de un lenguaje corporal.

El objetivo principal del patrón jerárquico es reconocer el estilo de conducción, para ser utilizado por un ADAS. Para reconocer el estilo de conducción, son necesarios los descriptores definidos en la Tabla 3.4, que incluyen el estado y la emoción del conductor. Igualmente, para reconocer el estado de un conductor se utilizan los descriptores de la Tabla 3.5, y uno de ellos es la emoción. Por lo tanto, cada nivel tiene un conjunto diferente de descriptores, que se perciben de diferentes maneras. Es decir, un ADAS requiere un sistema de percepción compuesto por diferentes tipos de sensores, para instanciar los descriptores de cada nivel. Eso implica el uso de un enfoque multimodal perceptivo, con sensores de diferente tipo, pero también, con mecanismos para el procesamiento de la información capturada. Por ejemplo, se puede requerir que un sistema de procesamiento de imágenes reconozca el rostro del conductor, el lenguaje corporal, etc.

Algunos descriptores se capturan en tiempo real, otros se extraen de las bases de datos (por ejemplo, información personal del conductor); así mismo, algunos se capturan directamente desde el vehículo mediante sensores (por ejemplo, las condiciones del vehículo y el medio ambiente). De esta manera, el modelo jerárquico requiere un sistema multimodal perceptual.

El estado actual de los descriptores determina el evento en un momento dado. Para eso, se utiliza la información de los diferentes sensores en el sistema multimodal perceptual.

Particularmente, cada vez que cambia un descriptor significa un nuevo evento. De esta manera, hay dos tipos de eventos, uno donde solo un descriptor cambia su valor, llamado evento simple, y otro donde varios descriptores cambian sus valores, llamado evento complejo. Asimismo, el modelo es muy sensible y, de acuerdo con los valores actuales de los descriptores, determina la emoción actual, el estado actual y, por último, el estilo de conducción del conductor.

Tabla 3.7 Ejemplos de estilos de conducción reconocidos

ID evento	Estilo de conducción	Tipo carretera	Estado conductor	Emoción	Condición ambiental	Estado carretera	Tráfico
SD1	agresivo	alguna	estresado	ira	lluvia	baches	bajo
SD2	ecológico	rural	relajado	felicidad	alguna	alguna	normal
SD3	normal	urbano	relajado	felicidad	alguna	alguna	normal

En la Tabla 3.7 se muestran ejemplos de los posibles estilos de conducción que puede reconocer el modelo. Según el valor de los descriptores de este patrón, el modelo puede detectar un estilo de conducción agresivo; particularmente, si el estado del conductor es estresado, su emoción es ira, la vía es de segundo orden, está lloviendo, y la carretera tiene baches. De la misma manera, según los valores de los descriptores en un momento dado, se reconocerían otros estilos de conducción, incluso un mismo estilo, pero con otros valores en los descriptores. Lo mismo ocurre en el caso del reconocimiento de emociones y estados de conducción. Cada estilo de conducción está asociado con diferentes valores de descriptores [133]. Por ejemplo, el estilo de conducción agresivo está asociado con el estado de estrés y la emoción de ira, además de que la condición ambiental es lluvia y existen baches en la carretera. Por otro lado, el estilo de conducción ecológico está asociado con el estado relajado y la emoción de felicidad.

En la Tabla 3.8 se definen los descriptores como códigos, para simplificar y codificar la información representadas por ellos, y enriquecerlos semánticamente. Por ejemplo, el código 21 del descriptor "comportamiento del conductor", significa que el conductor tiene la mirada puesta en la carretera y ambas manos sobre el volante; el código 21001 del descriptor "acción de control sobre el vehículo", representa que la luz del freno esta apagada, que la velocidad es de 100km, y que no hace uso de la bocina.

Por otra parte, los descriptores determinan la emoción del conductor. Por ejemplo, se puede reconocer la felicidad del conductor, si el tono del conductor es agudo, la intensidad de la voz es media, la expresión facial es neutral, el conductor usa la bocina normalmente, la luz de freno se apaga, los neumáticos son nuevos, el conductor mira en la carretera y las manos están en el volante, entre otras cosas. De esta manera, el modelo jerárquico da una explicación detallada de las condiciones que determinan una emoción. Es similar, en el caso del estado del conductor y el estilo de conducción.



Tabla 3.8 Vista conceptual de la capa de emoción

Descriptor	Código	Ejemplo
Comportamiento del conductor	<b>XY</b> X = representa la mirada (X=1, mira fuera de la carretera; X=2, mira la carretera) Y = representa las manos en el volante (Y=1, ambas manos en el volante; Y=2, solo a la izquierda; Y=3, solo a la derecha; Y=4, ninguna)	21
Comportamiento fisiológico del conductor.	<b>XXXYYZZZZW</b> X representa la temperatura del cuerpo, Y representa la frecuencia cardíaca, Z representa la presión arterial, W representa el nivel de alcohol	96370112800
Condición del vehículo	<b>X</b> X representa el estado de los neumáticos (X=1 neumáticos nuevos (<= 10.000 km de utilización); X=2 neumáticos desgastados (entre 10.000 y 40.000 km de utilización); X=3 neumáticos defectuosos (> 40.000 km de utilización)	1
Acción de control sobre el vehículo.	<b>XYYYZ</b> X = representa luz de freno (X=1 encendido; X=2 apagado) Y representa la velocidad del GPS Z representa el uso de la bocina (Z=1 no usa; Z=2 normal; Z=3 excesivo)	21001
Expresión facial del conductor.	<b>X</b> X representa la expresión del rostro (X=1 neutral; X=2 normal; X=3 sobresaltado; X=4 grave; X=5 gran sonrisa; X=6 pequeña sonrisa; X=7 enojado)	1
Análisis de la voz del conductor.	<b>X</b> X representa la caracterización de la voz (X=1 tono grave e intensidad fuerte; X=2 tono agudo e intensidad media; X=3 risa; X=4 grito; X=5 tono agudo y velocidad de locución rápida).	2
Emoción del conductor.	<b>X</b> X representa el estado emocional del conductor (X=1, felicidad; X=2 sorpresa; X=3 ira; X=4 miedo; X=5 tristeza)	1

### 3.5.1 Modelado del estilo de conducción basado en crónicas

En esta sección se describe cómo se puede modelar el patrón jerárquico anterior usando crónicas. Cada crónica está definida por un conjunto de los descriptores definidos en la sección anterior, que definen los eventos y las relaciones temporales para reconocerla. En general, cada emoción, estado o estilo de conducción del conductor, será modelado por una crónica diferente. Sin embargo, varias crónicas pueden reconocer una misma emoción, estado o estilo de conducción. Específicamente, el modelo jerárquico consta de tres tipos de crónicas:

- i) **El primer tipo de crónicas representa los patrones emocionales del conductor.** Su objetivo es describir las emociones del conductor. Un ejemplo de una crónica del primer tipo, para reconocer la ira, es:

```

Crónica ira {
evento(F3, t4),
evento(P1, t3),
evento(B5, t5),
evento(H1, t6),
evento(V1, t1),
evento(S1, t2)
t1 > t3,
mantener(V1, (4, 10)),
mantener(S1, (6, 20)),
cuando reconoce {reportar evento (ED1)}}
    
```

De acuerdo con esta crónica, el patrón *ira* se puede reconocer cuando el evento de voz "tono agudo y volumen alto y velocidad de habla rápida (V1) llega al momento  $t_1$ , y se mantiene entre 4 y 10 unidades de tiempo; el evento de velocidad "alta velocidad" (S1) se produce en el momento  $t_2$ , y se mantiene entre 6 y 20 unidades de tiempo; el evento de presión "fuerte presión del volante" (P1) aparece en el momento  $t_3$ , y es menor que  $t_1$ ; el evento facial "ojos abiertos, bajar cejas, apretar los labios, y arrugar la nariz" (F3) ocurre en el momento  $t_4$ ; el evento corporal "postura aplanada" (B5) ocurre en el tiempo  $t_5$ ; y el evento del corazón "frecuencia cardíaca rápida" (H1) llega al momento  $t_6$ .

ii) **El segundo tipo de crónicas representa los patrones del estado del conductor.**

Su objetivo es describir la condición del conductor. Un ejemplo de una crónica del segundo tipo, para reconocer a un conductor estresado, es el siguiente:

```

Crónica estresado {
evento(ED1, tED1),
evento(DE2, t1),
evento(TS2, t2),
evento(S2, t3),
t3 < t2,
t3 < t1,
tED1 < t2,
tED1 < t1,
mantener(S2, (2, 20))
cuando reconoce {reportar evento (ST3)}}
    
```

Donde, ED1 es el evento generado cuando se reconoce la emoción de la *ira* en el momento  $t_{ED1}$ , y DE2, TS2 y S2 son eventos generados por los descriptores del estado del conductor.

iii) **El tercer tipo de crónicas representa los patrones de los estilos de conducción.**

Su objetivo es establecer cómo conduce la persona. Un ejemplo de una crónica del tercer tipo, para reconocer a un conductor agresivo, es el siguiente:

```

Crónica agresivo {
evento(ED1, tED1),
evento(ST3, tST3),
evento(R1, t4),
evento(E2, t3),
tED1 > tST3,
    
```

$t_3 > t_4$ ,  
*mantener*(ST3, (5, 15)),  
 cuando reconoce {reportar evento (estilo de conducción al ADAS)}

Donde, ST3 es el evento generado cuando se reconoce el estado *tensionado* en el momento  $t_{ST3}$ , y R1 y E2 son los eventos generados por los descriptores del estilo de conducción.

Esta es solo una muestra de las crónicas propuestas utilizadas por un ADAS, donde las crónicas de los tipos 1 y 2 se componen de los eventos primarios capturados a través de diferentes tipos de sensores (sensor de presión en el volante, sensor de ritmo cardíaco del conductor y sensor de velocidad, entre otros). La crónica tipo 3 es una mezcla de los eventos primarios y eventos reconocidos en el sistema jerárquico. Para la implementación de las crónicas aprendidas se usa la herramienta OpenESB (ver anexo B).

### 3.5.2 Modelado del estilo de conducción basado en lógica difusa

Para representar el modelo jerárquico multimodal de los estilos de conducción, se utiliza un sistema clasificador difuso multicapa (MFCS), descrito en la sección 3.4.3. La entrada del primer FCS son los descriptores de las emociones, y la salida está relacionada con el siguiente FCS (estados del conductor) o con el FCS final (estilo de conducción). La Figura 3.10 muestra el modelo MFCS para el reconocimiento de los estilos de conducción, que tiene tres FCS, a) el primer FCS reconoce la emoción del conductor, b) el segundo FCS reconoce el estado del conductor, y finalmente, c) el último FCS reconoce el estilo de conducción.

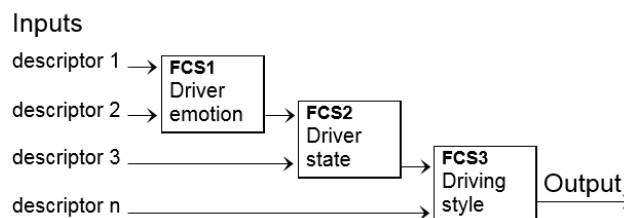


Figura 3.10 Modelo MFCS para reconocer el estilo de conducción

Las entradas de los FCS son los mismos descriptores definidos en la sección 3.5 para cada nivel (por ejemplo, tipos de carreteras, condiciones ambientales, características del tráfico, acción de control sobre el vehículo, etc.), pero, en este caso, se definen como variables difusas. La Figura 3.11 muestra un ejemplo de las funciones de pertenencia que describen la variable difusa sobre el uso de la bocina. Los conjuntos difusos correspondientes son bajo, normal y excesivo. Esta variable difusa es un dato de entrada del primer FCS.

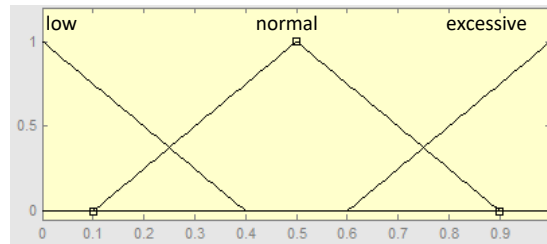


Figura 3.11 Funciones de pertenencia de la variable uso de bocina

La Tabla 3.9 muestra ejemplos de conjuntos difusos para varios descriptores (variables difusas) del modelo jerárquico multimodal de los estilos de conducción. Por ejemplo, la variable difusa de experiencia en la conducción está definida por tres conjuntos difusos (poca, media y alta).

Tabla 3.9 Ejemplo las variables difusas de entrada

Variable	Conjuntos difusos
Uso-bocina	bajo, normal, excesivo
Experiencia-conducción	poca, media, alta
Mirada	fuera del camino, en el camino
Manos-volante	ambas, solo izquierda, solo derecha, golpea el volante
Clima	lloviendo, soleado
Tráfico densidad	flujo con restricciones, flujo estable, flujo libre, flujo lento
Expresiones faciales	neutral, sonrisa

Finalmente, la salida del sistema es el estilo de conducción, que se define por tres valores difusos: ecológico, normal y agresivo, y sus funciones de pertenencia se muestran en la Figura 3.12.

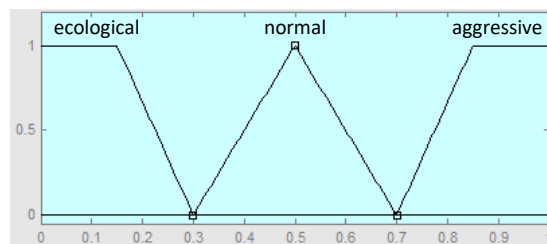


Figura 3.12 Funciones de pertenencia a la variable difusa de estilo de conducción

Las otras salidas del resto de FCS se muestran en la Tabla 3.10.

Tabla 3.10 Descripción de las variables difusas de salida

Variable	Valor
Emoción-conductor	ira, felicidad, tristeza, miedo, sorpresa, neutral
Estado-conductor	relajado, vigilia, estresado, agradable, somnoliento, fatiga

Con las variables difusas, se describe el conjunto de reglas difusas de cada FCS. Algunos ejemplos de reglas difusas para reconocer la emoción del conductor son:

- Si (uso-bocina es excesivo) y (frecuencia cardíaca es alta) y (expresión facial es morder labios), entonces (**emoción-conductor es ira**).

- Si (manos-volante es golpea el volante) y (voz es alta) y (expresión facial es apretar parpado), entonces (**emoción-conductor es ira**).
- Si (expresión facial es sonrisa) y (voz es risa) y (uso-bocina es normal), entonces (**emoción-conductor es felicidad**).

Algunos ejemplos de reglas difusas para reconocer el estado del conductor son:

- Si (conductor frena con frecuencia) y (emoción-conductor es ira) y (experiencia-conducción es poca) entonces (**estado-conductor es estresado**).
- Si (manos-volante es golpea el volante) y (conductor es joven) y (experiencia-conductor es poca) entonces (**estado-conductor es estresado**).
- Si (emoción-conductor es felicidad) y (conductor es joven) y (experiencia-conductor es media) entonces (**estado-conductor es relajado**).

Finalmente, algunos ejemplos de reglas difusas para reconocer el estilo de conducción son:

- Si (estado-conductor es estresado) y (emoción-conductor es ira), entonces (**estilo-conducción es agresivo**).
- Si (estado-conductor es relajado) y (clima es lloviendo) y (condición-carretera es baches) entonces (**estilo-conducción es normal**).
- Si (estado-conductor es relajado) y (emoción-conductor es feliz) y (tráfico-densidad es libre), entonces (**estilo-conducción es ecológico**).

### 3.6 Experimentación inicial con los patrones emocionales jerárquicos

En esta sección, se realiza una comparación de los enfoques de crónicas y lógica difusa considerando las capacidades de razonamiento, aprendizaje y comunicación, para evaluar el patrón jerárquico que permite determinar el estilo de aprendizaje y el estilo de conducción.

#### 3.6.1 Caso de estudio patrón jerárquico estilos de aprendizaje

El caso de estudio presenta los experimentos de comparar los enfoques para determinar los estilos de aprendizaje, considerando las capacidades de aprendizaje, y comunicación. Así, para la estrategia de adaptación se analiza la capacidad de aprendizaje, y para la comunicación del estado emocional del estudiante se analiza la capacidad de comunicación (esta última es importante en los Aml e IoT).

##### 3.6.1.1 Estrategias de adaptación (capacidad de aprendizaje)

Consiste en la capacidad de poder aprender rápidamente la personalidad y estilos de aprendizaje de un estudiante [115].

*Crónicas:* Una misma situación (una emoción, un estilo de aprendizaje, etc.) puede describirse por diferentes crónicas, para expresar la diversidad de contextos donde puede ocurrir una misma situación (por ejemplo, un estilo de aprendizaje visual). Sin embargo, el principal problema es aprender el conjunto de crónicas requeridas. En la literatura, hay

dos tipos de procesos de aprendizaje en el paradigma de las crónicas [134] aprender la estructura de una crónica, o parametrizar una crónica general. Este es un problema abierto, en el cual se han desarrollado recientes propuestas [135], que permiten descubrir las crónicas que describen los estados a reconocer (emociones) desde los datos. En un sistema real, se pueden definir crónicas generales para cada descriptor del modelo propuesto, y luego parametrizar estas crónicas para cada estudiante. Este enfoque requiere una sólida base de datos de crónicas, que se actualice y aprenda constantemente, para adaptarla al estudiante y a nuevas situaciones.

*Lógica Difusa:* Un FCS puede aprender las reglas y las estructuras de las variables difusas. Esto significa que las funciones de pertenencia de las variables difusas se pueden adaptar al contexto, y las reglas de la base de datos se pueden modificar (componentes antecedentes y consecuentes) [124]. Por ejemplo, cuando la definición difusa de las emociones no es adecuada, las funciones de pertenencia se pueden modificar. De manera similar, para el caso de las reglas difusas, las reglas deben adaptarse para reflejar los patrones específicos de cada individuo. Para lograr esto, el FCS permite la modificación de las reglas cuando se presenta información nueva.

Las métricas para determinar la capacidad de aprendizaje de estos enfoques (crónicas y lógica difusa) utilizadas son: precisión, recall, f-measure y error cuadrático de aprendizaje (ver ecuaciones 3.1, 3.2, 3.3, y 3.4). Además, se usa una base de datos artificial, con todos los descriptores de cada nivel del modelo, donde cada registro corresponde a un estilo de aprendizaje de un estudiante, y la cedula de identidad del estudiante es el identificador del registro. La base de datos contiene aproximadamente 5000 registros etiquetados, con las correspondientes emociones y estilos de aprendizaje.

*Precisión (Mp):* determina si el sistema reconoce los casos correctos y no otros. El resultado de esta operación es entre 0 y 1; una precisión perfecta es 1, en la que solo se reconocen los casos correctos.

$$Mp = \frac{TREx}{TREx+TRFpx} \quad (3.1)$$

donde,  $TREx$  es el total de reconocimiento exitoso (verdaderos positivos), y  $TRFpx$  es el total de respuestas fallidas (falsos positivos).

*Recall (Mr):* Se define como el número de casos que se reconocen, del total de casos que se deben reconocer. Si el resultado de esta medida es 1, entonces representa una memoria perfecta, y no hay un silencio informativo.

$$Mr = \frac{TREx}{TREx+TRFn x} \quad (3.2)$$

donde,  $TRFn x$  es el total de respuestas fallidas que deben reconocerse (falsos negativos).

*f-measure (Ma):* mide el rendimiento general del aprendizaje, teniendo en cuenta la precisión (Mp) y recall (Mr).

$$Ma = 2 \frac{MpMr}{Mp+Mr} \quad (3.3)$$

*Error cuadrático medio de aprendizaje (EAC):* es el error cuadrático entre la salida que da el paradigma y la salida que debe dar.

$$EAC = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\widehat{Sp} - Sp)^2 \quad (3.4)$$

donde,  $\widehat{Sp}$  es un vector de n respuestas dadas por el paradigma, y  $Sp$  es el vector de respuestas que debe dar.

La Tabla 3.11 muestra las métricas de la capacidad de aprendizaje con estos enfoques. En general, las crónicas proporcionan mejores resultados, son más exactas para reconocer los patrones, y posibilitan procesos de aprendizaje en línea con bajo error, sin hacer reconocimientos inesperados.

Tabla 3.11 Resultados de la capacidad de aprendizaje para estilos de aprendizaje

Enfoque	Precisión	Recall	f-measure	Error cuadrático
Crónicas	0.87	0.91	0.89	0.12
Lógica difusa	0.79	0.82	0.80	0.69

En particular, las crónicas pueden describir una misma situación (una emoción, un estilo de aprendizaje) utilizando diferentes crónicas, pero este enfoque requiere una sólida base de datos de crónicas, que aprende constantemente, para adaptarse al estudiante y a las nuevas situaciones.

### 3.6.1.2 Capacidad de comunicación

En este caso, se requiere evaluar el escenario de un salón de clases donde el intercambio de información es natural y necesario entre dispositivos y el sistema. Esto es algo muy común en el Internet de las cosas (IoT, por sus siglas en inglés *Internet of Things*), y en general, en los ambientes inteligentes. En ese sentido, los enfoques de reconocimiento deben poder sintetizar la información del patrón reconocido (ya sea de una emoción o estilo de aprendizaje), para poder transmitirlo rápidamente al dispositivo que lo requiera en el contexto.

*Crónicas:* la comunicación entre diferentes crónicas son eventos. Eso es válido para el caso en que las crónicas están en el mismo salón de clases o en ambientes diferentes. Estos eventos pueden incluir información específica requerida por las crónicas, pero es la única información requerida. El modelo jerárquico de patrones de emociones comunica las crónicas reconocidas (la información relevante). Por ejemplo, cuál es el estilo de aprendizaje de un estudiante. Eso es suficiente para generar las acciones relacionadas con el estilo de aprendizaje reconocido. También, las crónicas necesitan recibir los mensajes que contengan información de los eventos a reconocer. Por ejemplo, el sistema de reconocimiento de emociones envía un evento para informar que la emoción que

prevalece en el aula es “ira”, el cual puede ser recibido por el profesor para que modifique la metodología de enseñanza y favorezca el aprendizaje.

*Lógica Difusa:* En este caso, existen dos posibilidades: enviar un valor discreto, que debe ser *defuzzificado* en el otro sistema difuso, o enviar los valores de las variables difusas. El principal problema es que se puede tener múltiples salidas (múltiples reglas activas, que pueden representar, por ejemplo, varias emociones), y deben enviarse al otro sistema difuso para tener una idea real del contexto. Además, aspectos específicos de cada técnica como: necesidades de información, el tiempo que duran en inferir (para reconocer), y el tiempo que duran en transmitir la información que generan (cuando reconocen), son fundamentales en los Aml e IoT.

Particularmente, para evaluar la capacidad de comunicación, se utilizan las métricas: tiempo de transmisión y tiempo de procesamiento (ver ecuaciones 3.5 y 3.6).

*Tiempo de transmisión (TT):* define el tiempo para transmitir un mensaje con la información reconocida por la técnica.

$$TT = \frac{\text{tiempo de transmisión real}}{\text{tiempo de transmisión óptimo}} \quad (3.5)$$

*Tiempo de procesamiento (PT):* define el tiempo para comprender los descriptores recibidos de otro sitio, a fin de ser utilizado para reconocer una situación.

$$PT = \frac{\text{tiempo de respuesta actual}}{\text{tiempo de respuesta óptimo}} \quad (3.6)$$

La Tabla 3.12 muestra las métricas de la capacidad de comunicación (normalizadas en una escala de 0 a 1) en un entorno simulado de transmisión de 1000 mensajes enviados con eventos, procesados por cada enfoque. Los tiempos de respuesta y transmisión son mejores para las crónicas, ya que solo envían los eventos involucrados en el proceso de reconocimiento, y con ellos, se realiza el proceso de inferencia. En el caso del FCS, se requiere un tiempo de preprocesamiento de las variables difusas intercambiadas, y el sistema de reglas tiene un proceso arduo de razonamiento causal difuso, lo que implica mayores tiempos de respuesta y comunicación.

Tabla 3.12 Resultados de la capacidad de comunicación para estilos de aprendizaje

Enfoques	Tiempo de respuesta	Tiempo de transmisión
Crónicas	0.21	0.16
Lógica difusa	0.76	0.57

### 3.6.1.3 Comparación con otros enfoques

Para la identificación de los estilos de aprendizaje y el reconocimiento de las emociones en el contexto educativo, se presenta una comparación con otros trabajos (ver Tabla 3.13). Para eso, se consideran los siguientes criterios:

1. Usan las emociones para identificar el estilo de aprendizaje en los alumnos.



2. Son capaces de aprender el estilo de aprendizaje.
3. Usan técnicas de inteligencia artificial (redes neuronales, lógica difusa, arboles bayesianos, etc.) para reconocer los estilos de aprendizaje y emociones.
4. Plantean un modelo de aprendizaje emocional para ambientes inteligentes.

Tabla 3.13 Comparación de trabajos para identificar estilos de aprendizaje

Otros Trabajos	Criterios			
	1	2	3	4
Nuestra propuesta	x	X	x	x
[117]	x			
[136]		X	x	
[137]	x		x	
[138]	x	X	x	

En particular, en [117] se explora las habilidades o estilos de aprendizaje preferidos de los alumnos, así como las relaciones entre el éxito académico y los estilos de aprendizaje, y la inteligencia social emocional. En [136] se propone un sistema de aprendizaje personalizado, basado en los estilos de aprendizaje, donde se aplican los enfoques de agrupamiento y árbol de decisiones para dicha tarea. En [137] los autores diseñaron un prototipo de software para reconocer las emociones de los alumnos, mediante técnicas de CA, y así realizar ajustes a sus procesos de aprendizaje individual. En [138] presentan un sistema difuso que reconoce los estilos de aprendizaje y las emociones. En general, a excepción del modelo propuesto en este trabajo [115], ninguno ha sido diseñado para ser usados en ambientes inteligentes, y en particular en aulas inteligentes, que requieren tiempos de respuesta reducidos (ver [16], [139], para más detalles sobre los requerimientos de esos entornos). Además, aunque varios trabajos reportan procesos de aprendizaje [136], [137], los mismos son fuera de línea.

### 3.6.2 Caso de estudio patrón jerárquico estilos de conducción

Esta sección presenta comparaciones considerando las capacidades de cada técnica al nivel de tres propiedades [140]:

- i) Las *estrategias de razonamiento* para reconocer el estilo de conducción (agresivo, normal y ecológico), y determinar las causas del estilo de conducción.
- ii) Las *estrategias de adaptación* para aprender la personalidad del conductor.
- iii) La *comunicación del estilo de conducción*, que consiste en transmitir esta información a otros conductores, y que puedan entenderla.

A continuación, se describe la base de datos experimental usada, las métricas utilizadas en cada propiedad para determinar la calidad de cada enfoque y, asimismo se presentan varios escenarios para cada propiedad.

### Base de datos experimental

Se utiliza una base de datos artificial definida con datos reales, obtenidos de manera multimodal en diferentes proyectos que cubren los descriptores de cada nivel del modelo jerárquico. La fusión de diferentes bases de datos es necesaria para describir los estilos de conducción, ya que no existe una base de datos con los descriptores del modelo de datos jerárquico propuesto. La base de datos puede combinar el conjunto de descriptores en función de la variable de tiempo. Eso significa que se supone la ocurrencia de un conjunto determinado de eventos (valores de descriptores) en un momento dado, que se registra en la base de datos con la etiqueta de tiempo. Además, se supone una emoción específica, estado del conductor y estilo de conducción para cada momento específico.

Por lo tanto, cada nivel dentro del modelo jerárquico tiene toda la información para grupos de conductores, que se registra cada cierto intervalo de tiempo. El primer grupo de conductores tiene un período de muestreo corto (15 minutos) de los descriptores. Otro grupo de conductores tiene un período de muestreo mucho mayor (varias horas), para permitir cambios en todos los descriptores, especialmente en los descriptores relacionados con el entorno. La base de datos tiene la estructura similar a la Tabla 3.8 (vista conceptual), pero con los campos clave definidos en la Tabla 3.14. Las claves primarias son generadas al momento de hacer muestreo de la información acerca el conductor y el vehículo; el resto de información corresponde a los valores de los descriptores.

Tabla 3.14 Variables clave primaria en la base de datos

Clave primaria	Código	Ejemplo
<i>Hora</i>	<b>XXYYZZ</b> XX= Representa la hora, YY= Representa los minutos, ZZ= Representa los segundos	124636
<i>Id_conductor</i>	Identificador del conductor	14447345
<i>Conductor</i>	Nombre del conductor	Juan Pérez
<i>Id_vehiculo</i>	Identificador del vehículo	LBB-3138

Los campos de la base de datos son: "Id\_conductor", "Id\_vehiculo", "Hora", generados automáticamente; los campos "Conductor", "Género", "Edad", "Limitación" y "Experiencia" se toman de las hojas personales; las variables "Tiempo", "Altitud", "Velocidad del GPS", "Luz de freno" y "Uso de bocina" se obtienen de un sistema de diagnóstico a bordo en vehículos OBDII (On Board Diagnostics); las variables "Tipo\_carretera", "Condiciones\_carretera", y "Condiciones\_luz", se toman de la base de datos Accidentes<sup>9</sup>; las variables "Presión", "Temperatura" y "Velocidad del viento" se toman de una base de datos de Clima<sup>10</sup>; las variables "Densidad\_tráfico", "Tipo\_vehículo", "Manos\_volante" se toman de la base de datos de Waze<sup>11</sup>. La base de datos está disponible para descarga en: <http://www.ing.ula.ve/~aguilar/desarrollo-software/VistaMinableOperativa.xlsx>

<sup>9</sup> DATA.GOV.UK, Road Safety Data, (2016). Retrieved from <https://data.gov.uk/dataset/road-accidents-safety-data>

<sup>10</sup> Datos Aemet, (2012). Retrieved from <http://datosclima.es/Aemethistorico/Descargahistorico.html>

<sup>11</sup> Waze database, (2018). Retrieved from <https://www.waze.com/>

Específicamente, la disposición de los datos se realizó cronológicamente, utilizando las claves primarias (ver Tabla 3.14) para sincronizar la información, a fin de incorporar los descriptores de acuerdo con el evento de conducción simulado. Inicialmente, se incluye la información sobre el contexto, a continuación, la información sobre el vehículo y, finalmente, la información sobre el conductor. La consistencia está garantizada porque la variación de cada descriptor está determinada por cada fuente de datos, de acuerdo con el estilo de conducción que se desea simular en cada situación específica.

### 3.6.2.1 Escenarios y criterios de desempeño

Los escenarios para evaluar las propiedades para determinar el estilo de conducción son:

- Evaluar la capacidad de reconocer la misma situación (emoción, estado o estilo de conducción) a través de diferentes patrones.
- Estudiar la capacidad de reconocer las emociones, estados o estilo de conducción, en diferentes conductores.
- Verificar el correcto funcionamiento del patrón jerárquico.
- Evaluar la capacidad de reconocer diferentes emociones para el mismo conductor.

Para evaluar los sistemas de reconocimiento basados en los diferentes paradigmas propuestos, se definen ciertos criterios de desempeño, que se agrupan en tres grupos:

- Criterios relacionados con la capacidad de razonamiento.
- Criterios relacionados con la capacidad de adaptación.
- Criterios relacionados con la capacidad de comunicar la información reconocida.

### 3.6.2.2 Métricas sobre capacidades de razonamiento

La capacidad de razonamiento consiste en la posibilidad de reconocer diferentes situaciones y, en particular, la detección de situaciones anómalas, como los estilos de conducción negativos (agresivo), con información adicional sobre las causas, para que sean útiles para un ADAS, de modo que pueda guiar al conductor hacia un estilo de conducción positivo, que es el más adecuado para una conducción segura. Para eso, las métricas sobre las capacidades de inferencia son importantes, lo que permite reconocer y diagnosticar. Las métricas utilizadas son: cobertura, compacidad y tiempo de razonamiento.

*Cobertura:* verifica la completitud de la técnica, es decir, si representa todas las situaciones posibles para reconocer. Específicamente, para el caso del estilo de conducción, la proporción de estilos de conducción que no pueden ser reconocidos/detectados, se define a través de la fórmula 3.7.

$$P_{STYLES} = \frac{1}{\#Styles} \cdot \sum_{w=1}^i y_{STYLES_i} \quad (3.7)$$

donde,  $P_{STYLES}$  es la proporción de estilos de conducción que se pueden reconocer;  $\#Styles$  es el número de estilos de conducción;  $y_{STYLES_i}$  es una variable binaria que es

igual a 1 si se reconoce el estilo  $i$ ; de lo contrario, el valor es 0. Esta expresión se puede extender a los casos de estados y emociones de los conductores.

*Compacidad:* examina la densidad de la técnica, entendida por el número de patrones para reconocer un estado, un objeto, etc. Para el caso de los estilos de conducción, se calcula como el número promedio de patrones utilizados para reconocer los diferentes estilos (ver ecuación 3.8).

$$C_{RSTYLES} = \frac{\#Styles}{\#RStyles} \quad (3.8)$$

donde,  $C_{RSTYLES}$  es la compacidad relativa de los estilos de conducción, y  $\#RStyles$  es el número de patrones utilizados durante la experimentación para reconocer los estilos de conducción. Esta expresión puede extenderse a los casos de estados y emociones de los conductores.

*Tiempo de razonamiento:* es el tiempo promedio para reconocer (ver ecuación 3.9).

$$Time_{R_t} = timeEndSimulation_t - timeStartSimulation_t \quad (3.9)$$

donde,  $Time_{R_t}$  es el tiempo medio de la técnica  $t$ .

La Tabla 3.15 muestra los valores promedio de estas métricas para los escenarios definidos en la sección 3.6.2.1.

Tabla 3.15 Resultados para las capacidades de razonamiento

Enfoques	Cobertura	Compacidad	Tiempo de razonamiento (seg)
Lógica difusa	0.63	0.65	1.34
Crónicas	1.00	0.73	0.21

Con respecto a la capacidad de razonamiento, las crónicas pueden reconocer todas las situaciones posibles (cobertura = 1), pero requieren una gran base de datos de crónicas para reconocer todos los casos posibles. Por otra parte, el rendimiento de la lógica difusa no es bueno, ya que necesita una gran cantidad de reglas, que no cubre todas las situaciones posibles. Una limitación del enfoque de lógica difusa es que se basa en un proceso de inferencia que puede hacerlo muy lento en el tiempo de cálculo (tiempo de razonamiento = 1.34). En general, es deseable una cobertura alta, lo que significa que la situación deseada se reconoció con éxito. Además, una buena compacidad muestra la cantidad de información (patrones, descriptores, etc.) para reconocer las diferentes situaciones. Finalmente, el tiempo de respuesta es muy importante en un contexto en tiempo real, porque esta información es fundamental para que un ADAS pueda reaccionar rápidamente en una situación dada.

El proceso de razonamiento de las crónicas basadas en la lógica temporal describe naturalmente la situación actual. Es decir, el mecanismo de razonamiento se basa en los

eventos de los descriptores y sus relaciones temporales, y maneja la incertidumbre de acuerdo a como ocurren los eventos. Además, las crónicas definen un diagnóstico basado en las causas detectadas, para determinar las acciones de control. El único problema es que se requiere una gran base de datos de crónicas para reconocer las diferentes situaciones. Finalmente, la lógica difusa permite un razonamiento aproximado, que implícitamente puede manejar la incertidumbre, utilizando la idea de imprecisión y granularidad de la información en los descriptores difusos del modelo de patrón multimodal. El problema principal es obtener el conjunto de reglas y el tiempo de ejecución del MFCS. El MFCS es una excelente estrategia para describir los diferentes niveles del modelo, pero introduce importantes costos de ejecución en aplicaciones en tiempo real.

### 3.6.2.3 Métricas sobre capacidades de aprendizaje

La capacidad de aprendizaje consiste en la adaptación de cada paradigma, idealmente rápido, para las diferentes situaciones en el contexto del vehículo y la personalidad del conductor. Es importante resaltar que, en algunos casos, es necesario descubrir nuevos patrones en línea, o la personalización de los patrones genéricos con las características específicas de cada conductor. Particularmente, se utilizan las siguientes métricas de precisión, recall, f-measure y error cuadrático de aprendizaje.

La Tabla 3.16 muestra los valores de estas métricas para los escenarios definidos en la sección 3.6.2.1.

Tabla 3.16 Resultados para las capacidades de aprendizaje

Enfoque	Precisión	Recall	f-measure	Error cuadrático
Lógica difusa	0.79	0.82	0.80	0.69
Crónicas	1.00	1.00	1.00	0.01

Las crónicas dan los mejores resultados porque obtienen mejor precisión y recall. La lógica difusa normalmente se basa en un procedimiento de elitismo basado en expertos. El FCS permite un proceso de aprendizaje, basado clásicamente en enfoques evolutivos, que no es eficiente en situaciones en tiempo real como el ADAS.

De acuerdo con los resultados, la precisión = 1 determina que los paradigmas reconocen con precisión los patrones, sin hacer otros reconocimientos inesperados. Este valor de precisión se debe a que los paradigmas aprenden situaciones muy específicas y únicas. Recall = 1 indica que los paradigmas pueden descubrir todos los patrones que un conductor experimenta durante el proceso de conducción. Además, los paradigmas reconocen la misma situación (emoción, estado, estilo de conducción) con diferentes patrones, expresando la diversidad de contexto en el que puede ocurrir la misma situación. Estos resultados consideran el caso del aprendizaje en línea y la personalización de los patrones, cuando se construyen patrones genéricos para cada emoción, estilo y estado (típico, en el caso de las crónicas). En general, la calidad del algoritmo de aprendizaje para las crónicas se debe a que el aprendizaje de patrones se realiza cada vez que se detecta un cambio en los descriptores.

Las crónicas pueden describir una misma situación (una emoción, un estado del conductor, un estilo de conducción) usando diferentes crónicas. Este enfoque requiere una base de datos de crónica robusta, que aprenda constantemente, para poder adaptarla al conductor y las nuevas situaciones [134]. Finalmente, un FCS puede aprender las reglas y las estructuras de las variables difusas. En particular, las funciones de pertenencia de las variables difusas se pueden adaptar al contexto, y las reglas de la base de datos se pueden modificar (antecedentes y consecuentes) [124]. Para lograr esto, el FCS requiere un rígido proceso de modificación de las reglas, que no garantiza buenos resultados a nivel del proceso de aprendizaje ( $f\text{-measure} = 0,80$ ).

#### 3.6.2.4 Métricas sobre capacidades de comunicación

Están orientadas a la capacidad de comunicación de cada técnica, de modo que la información debe ser transmitida rápidamente, y comprensible por los receptores. En este caso, se evalúa la capacidad de cada paradigma para transmitir la información reconocida a otros conductores, o a otro ADAS, de forma clara y con significado semántico. Este caso es fundamental en el contexto de IoT, donde el intercambio de información entre dispositivos, debe ser preciso y contextualizado, para que sea útil [141]. Para alcanzar este objetivo, la transmisión de la información debe ser rápida, pero adicionalmente, la información enviada debe ser útil para el receptor. Particularmente, se utilizan las métricas: tiempo de respuesta y tiempo de transmisión.

La Tabla 3.17 muestra los valores promedio de las métricas para evaluar la capacidad de comunicación en los escenarios definidos en la sección 3.6.2.1.

Tabla 3.17 Resultados para las capacidades de comunicación

Enfoques	Tiempo de respuesta	Tiempo de transmisión
Lógica difusa	0.96	0.77
Crónicas	0.12	0.063

En general, los tiempos de comunicación son mejores para las crónicas, ya que envían los eventos involucrados al proceso de reconocimiento, que debe ser interpretado localmente. Estos eventos incluyen la información específica requerida por las crónicas (como la emoción experimentada por un conductor), que es la única información requerida. En el caso de FCS, se debe enviar la información correspondiente, y se requiere en el sitio local un mecanismo de razonamiento difuso para procesar las variables difusas, o la difusión de los valores recibidos. Este tiempo adicional debe ser agregado, para descubrir la situación actual. Por lo tanto, la comunicación en las crónicas son eventos, y en el FCS son las variables o valores difusos.

En concreto, en las crónicas, los eventos pueden incluir información específica requerida por las crónicas. El modelo jerárquico comunica los eventos generados por los diferentes descriptores, o el reconocimiento. Finalmente, la lógica difusa puede enviar valores discretos o difusos que deben procesarse en el otro sitio, lo que implica más tiempo de comunicación (tiempo de respuesta = 0.96).

### 3.6.2.5 Análisis de resultados del caso de estudio

Los datos que se han utilizado para construir la base de datos experimental están disponibles en Internet. Nuestros experimentos pueden repetirse utilizando otros datos disponibles, y solo requieren la preparación de los datos al formato de nuestra base de datos. Con respecto a las métricas, permiten determinar la calidad de los resultados sin la necesidad de compararlos con otros trabajos. Estas métricas evalúan la calidad de las diferentes capacidades de los enfoques. Las métricas como cobertura (en el caso de razonamiento), precisión / recall (en el caso de aprendizaje) y tiempo de comunicación, dan una idea de la calidad de estas capacidades.

Por otro lado, los patrones y el contexto experimental definidos en otros trabajos son muy diferentes a nuestro estudio. Sin embargo, realizamos una comparación cualitativa con otros trabajos. Los diferentes métodos en la literatura sobre el reconocimiento del estilo de conducción en los conductores de vehículos, utilizan otros métodos de reconocimiento, descriptores / características, modelo de patrón y clasificación de estilos de conducción. La Tabla 3.18 muestra un resumen de una revisión del estado del arte para reconocer el estilo de conducción.

Tabla 3.18 Métodos para reconocer el estilo de conducción

Sistema	Método de reconocimiento	Modelo de patrón	Descriptores/Características	Estilos de conducción
[126]	Red neuronal convolucional (aprendizaje profundo)	Un modelo de una capa de características definidas por el enfoque de aprendizaje profundo.	Norma de velocidad, norma de aceleración y velocidad angular, utilizando los datos del sensor del vehículo.	Patrones de conducción: desaceleración en giros bruscos, conducción a alta velocidad en rectas.
[142]	Método basado en estadísticas: probabilidad bayesiana con estimación de densidad del núcleo	Un modelo de una sola capa con la información de todos los descriptores.	8 características: aceleración, velocidad de desvío, desplazamiento lateral, velocidad del vehículo, ángulo de dirección, señal física, señal fisiológica	Agresivo Normal
[143]	K-medias y soporte de máquina vectorial.	Modelo de dos capas: uno para las señales fisiológicas y otro para el comportamiento de conducción.	Señales fisiológicas de electroencefalografía (EEG).	Cinco tipos de conductas de conducción.
[144]	Lógica difusa	Reglas basadas en los descriptores.	Clase de carretera, aceleración longitudinal, diferencia de velocidad, aceleración lateral	Normal Cómodo Deportivo
[145]	Máquina de vectores de soporte semi-supervisado	Un modelo de una sola capa.	Pocos puntos de datos etiquetados seleccionados de un conjunto de datos etiquetados sobre el vehículo y el contexto	Agresivo Normal
Nuestro enfoque	Lógica difusa Crónicas	Modelo jerárquico para el reconocimiento del estilo de conducción.	27 características sobre el conductor, contexto, vehículo (descriptores multimodales)	ecológico normal agresivo

En la literatura, se han utilizado diferentes técnicas como método de reconocimiento, normalmente basadas en el aprendizaje automático. Nuestra investigación ha añadido un enfoque lógico como método de reconocimiento, las crónicas. Además, el modelo de patrón jerárquico propuesto es más complejo, e incluye patrones específicos para analizar las emociones del conductor y sus estados. Sin embargo, en [20] los autores son capaces de determinar los descriptores atómicos siguiendo un enfoque de aprendizaje profundo.

Nuestro trabajo considera varios descriptores, y se puede ampliar para reconocer otros estilos de conducción. Por otro lado, el modelo de patrón jerárquico es independiente de los métodos de reconocimiento, e inversamente, los métodos de reconocimiento se pueden usar en otros modelos de patrones. Finalmente, resaltar que en este capítulo se analizaron los diferentes enfoques con respecto a tres capacidades muy importantes en el contexto de estilos de conducción, ADAS y SaCI: razonamiento, aprendizaje y comunicación. Además, los métodos descritos presentan muy buenos resultados para patrones más complejos que los existentes en la literatura.



## Capítulo 4

### MODELADO DE UN AMBIENTE DE APRENDIZAJE INTELIGENTE

El paradigma de la educación del siglo XXI ha pasado de la enseñanza centrada en el profesor, al aprendizaje centrado en el estudiante. Las instituciones de educación han ido incorporando más y más las TIC en las aulas, para apoyar a los maestros y estudiantes en sus procesos de enseñanza-aprendizaje. Cada estudiante y cada ambiente de aprendizaje es diferente, un aula inteligente tiene que ser capaz de analizar diferentes situaciones, y decidir la mejor manera de utilizar las TIC en contextos particulares. La integración de las TIC en la práctica docente puede ayudar a crear un ambiente de aprendizaje más inclusivo para todos.

#### 4.1 Salón de Clases Inteligente

En este trabajo, se propone un modelo conceptual para el desarrollo de un Salón de Clases Inteligente (SaCI), utilizando el paradigma de SMA [17]. SaCI es un salón de clases mejorado e inteligente, que integra dispositivos tecnológicos, software especializado, conectividad, entre otras cosas, para coadyuvar en el proceso de enseñanza-aprendizaje. En la Figura 4.1 se presenta una representación del SaCI, se observa que, entre los dispositivos tecnológicos presentes están: una pizarra digital interactiva, una mesa interactiva, computadores, smartphones, tablets, cámaras, micrófonos, sistemas de audio, presentador visual, sensores ambientales, entre otras cosas.

El objetivo de SaCI es la creación de un Aml colaborativo de autoformación, donde la tecnología enriquece el contenido académico del curso, y permite al profesor y estudiantes establecer una comunicación interactiva, que fortalece el proceso de enseñanza-aprendizaje con actividades dinámicas y efectivas. De esta manera, SaCI sigue un enfoque centrado en el estudiante.



Figura 4.1 Salón de Clases Inteligente

Para la comunicación entre los diferentes componentes de SaCI, se propone un medio de gestión de servicios (middleware) reflexivo autónomo [18], [139]. Una descripción detallada del middleware se presenta en la sección 4.3.

En SaCI, se requiere que sus componentes tengan un comportamiento *autónomo*, con la finalidad de adaptarse a los requerimientos del entorno. Por otro lado, estos ambientes generan gran cantidad de datos, por lo tanto, es importante usar el paradigma de *análisis de aprendizaje*, para estudiar los datos sobre los estudiantes, y generar conocimiento para coadyuvar al mejoramiento del proceso de enseñanza-aprendizaje y a la toma de decisiones.

Finalmente, el reconocimiento de las emociones es un componente importante en SaCI, principalmente, porque permite analizar el contexto general de un curso, así como también, validar si las técnicas de enseñanza son las más adecuadas.

De esta manera, SaCI favorece el proceso de enseñanza-aprendizaje, ya que, entre otras cosas:

- Mejora la experiencia del estudiante en el proceso de aprendizaje.
- Recomienda recursos educativos basado en el estilo de aprendizaje del alumno.
- Favorece el aprendizaje centrado en el estudiante.
- Permite el acceso remoto y virtual del profesor o estudiantes.
- Permite desarrollar prácticas pedagógicas innovadoras.
- Fomenta la colaboración, las capacidades del pensamiento crítico, y la creatividad.

## **4.2 Diseño conceptual basado en SMA**

En esta sección, se describe la caracterización de SaCI utilizando el paradigma de los SMA. Además, se presenta un ejemplo de aplicación, y una conversación acerca del proceso de tutoría en el aula inteligente [17], [27].

Los diferentes componentes de SaCI con sus propiedades, se describen como agentes. Para ello, se utiliza MASINA, una metodología para especificar SMA [100], [104]. En general, en SaCI hay dos tipos de agentes/componentes, los agentes dispositivos y los agentes de software. A continuación, se describen los mismos [17].

### **4.2.1 Caracterización de los dispositivos de SaCI**

Los agentes dispositivos proporcionan un conjunto de servicios previamente definidos en SaCI. En la Tabla 4.1 se presenta un listado de los posibles dispositivos que pueden estar presentes en SaCI, donde para cada agente dispositivo se definen sus capacidades, tareas, e interacciones con otros componentes de SaCI, entre otras cosas.

Tabla 4.1 Lista de posibles dispositivos en SaCI

Dispositivo	Tareas	Componentes	Capacidades Inteligentes	Interacción
Pizarra interactiva	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Mostrar contenidos de aprendizaje</li> <li>- Permitir interacción con contenidos educativos.</li> </ul>	Soporte táctil, pantalla de alta resolución, procesador, wifi, bluetooth.	Adaptar los contenidos educativos al contexto.	VLE Estudiante Virtual Cámara Escritorio interactivo
Cámara	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Identificar usuarios y objetos en el entorno físico.</li> <li>- Identificar emociones.</li> <li>- Seguir las actividades en el entorno.</li> </ul>	Procesador, wifi, LAN	Seguir objetos activos en el entorno. Reconocer emociones del alumno.	Pizarra interactiva VLE
Escritorio interactivo	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Mostrar contenidos multimedia educativos (fotos, videos, etc.)</li> <li>- Enriquecer contenido.</li> </ul>	Procesador, pantalla de alta resolución wifi, bluetooth, altavoces estéreo, micrófono, soporte táctil	Adaptar contenidos educativos a los usuarios.	Pizarra interactiva VLE
Robot Social	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Reconocer estados emocionales en el entorno.</li> <li>- Motivar y despertar interés en actividades para aprender.</li> </ul>	Sistema de visión, escucha y habla.	Adaptarse al contexto que lo rodea. Seguimiento de objetos. Detección de obstáculos	Pizarra interactiva VLE
Sistema de Realidad Aumentada	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Enriquecer contenido</li> </ul>	Procesador, Video Beam	Adaptar contenidos educativos a los usuarios.	Pizarra interactiva VLE

#### 4.2.1.1 Modelo de agente para los dispositivos de SaCI

Para describir los diferentes dispositivos (inteligentes o no) de SaCI como agentes, se ha considerado las plantillas definidas en MASINA [104]. En las Tablas 4.2, 4.3 y 4.4, se presentan las plantillas usadas para caracterizar a cada dispositivo, la descripción de sus tareas, y los parámetros generales que especifican el modelo de inteligencia del agente.

Tabla 4.2 Plantilla de información básica de un dispositivo

<b>ID dispositivo</b>	Especifica el identificador del dispositivo.
<b>Tipo de dispositivo</b>	Precisa el tipo de dispositivo.
<b>Nombre del agente</b>	Define el nombre del dispositivo en el sistema multiagente.
<b>Descripción</b>	Describe las características generales de los dispositivos.
<b>Componentes</b>	Un dispositivo puede estar compuesto por otros dispositivos.
<b>Objetivo</b>	Define la función principal de este dispositivo en el entorno educativo
<b>Servicios</b>	Describe el listado de servicios prestados por este dispositivo en el entorno educativo.

Debido a que el middleware se basa en la idea de los servicios que deben proporcionarse entre los agentes, la lista de servicios que brindan los agentes es muy importante. Así, para describir los servicios de un dispositivo, se deben describir las diferentes tareas a ejecutarse en un dispositivo (agente físico). Para eso, es necesario completar una plantilla de descripción de tareas para cada tarea (ver Tabla 4.3).

Tabla 4.3 Plantilla de descripción de tareas

<b>Nombre</b>	Nombre de la tarea.
<b>Objetivo</b>	Objetivo de la tarea.
<b>Descripción</b>	Descripción detallada de la tarea.

Algunos de los dispositivos pueden ser inteligentes. En este caso, se debe definir una plantilla para especificar el modelo de inteligencia (ver Tabla 4.4).

Tabla 4.4 Plantilla modelo de inteligencia

<b>Mecanismos de aprendizaje</b>	Define los mecanismos de aprendizaje con que cuenta el dispositivo (si el dispositivo tiene algoritmos de aprendizaje).
<b>Mecanismos de razonamiento</b>	Especifica los mecanismos de razonamiento (si el dispositivo tiene algoritmos de razonamiento).
<b>Ontología</b>	Lista de ontologías (dominios contextuales) utilizadas por el dispositivo.
<b>Información histórica</b>	Registra información histórica útil para el dispositivo
<b>Fuente</b>	Sitio donde se almacenan los datos utilizados por el dispositivo (base de datos).

En la Tabla 4.5 se presenta un ejemplo de especificación del agente *Pizarra Interactiva*, usando el marco de trabajo para describir dispositivos de SaCI.

Tabla 4.5 Información básica del agente *Pizarra Interactiva*

<b>ID dispositivo</b>	SB001
<b>Tipo de dispositivo</b>	Pizarra interactiva
<b>Nombre del agente</b>	Pizarra interactiva
<b>Descripción</b>	Tablero con capacidades inteligentes para interactuar con los usuarios, etc. La pizarra interactiva funciona como parte de un sistema, que incluye una pizarra, una computadora, un proyector y un software de aprendizaje colaborativo para la educación.
<b>Componentes</b>	Pizarra, computadora, proyector, sistema táctil.
<b>Objetivo</b>	Los estudiantes pueden trabajar de forma más colaborativa en un solo espacio de trabajo donde se muestran los contenidos.
<b>Servicios</b>	Visualizar contenidos de aprendizaje, permitir la interacción alumnos-contenidos.

En las Tablas 4.6 y 4.7 se presenta un ejemplo de especificación de tareas del agente *Pizarra Interactiva*, particularmente, las tareas:

- i) Mostrar contenidos de aprendizaje.
- ii) Permitir a los estudiantes interactuar con contenidos.

Tabla 4.6 Especificación de la tarea "Mostrar contenidos de aprendizaje"

<b>Nombre de la tarea</b>	Mostrar contenidos de aprendizaje.
<b>Objetivo</b>	Permitir ver los contenidos.
<b>Descripción</b>	Esta tarea permite mostrar los contenidos educativos e interactuar con ellos.

Tabla 4.7 Especificación de la tarea "Permitir interacción con contenidos"

<b>Nombre de la tarea</b>	Permitir interacción con contenidos.
<b>Objetivo</b>	Permitir la interacción entre los alumnos y los contenidos educativos.
<b>Descripción</b>	Las inmersiones necesitan una interfaz (como un sistema táctil), para permitir la interacción entre los contenidos mostrados y los alumnos.

En la Tabla 4.8 se presenta un ejemplo de especificación del modelo de inteligencia, para adaptar contenidos educativos al contexto, tanto el mecanismo de razonamiento como de aprendizaje.

Tabla 4.8 Modelo de inteligencia para adaptar contenidos educativos al contexto.

<b>Mecanismos de aprendizaje</b>	El dispositivo tiene algoritmos de aprendizaje supervisado, para aprender el comportamiento de los usuarios.
<b>Mecanismos de razonamiento</b>	El dispositivo puede utilizar el conocimiento para razonar de manera deductiva sobre él.
<b>Ontologías</b>	Estos dispositivos necesitan ontologías sobre el entorno, sobre estilos de aprendizaje de estudiantes, sobre objetos de aprendizaje
<b>Información histórica</b>	n/a.
<b>Fuente</b>	El dispositivo dispone de bases de datos internas.

De la misma manera, se realiza la especificación para el resto de agentes dispositivos de SaCI.

#### 4.2.2 Caracterización de los componentes de software de SaCI

Los agentes de software proporcionan un conjunto de servicios para SaCI. En la Tabla 4.9 se presenta un listado de algunos componentes de softwares para SaCI, y sus características. El software puede estar o no en ejecución, en un determinado momento en el entorno.

Tabla 4.9 Lista de componentes software en SaCI

Software	Tareas	Componentes	Capacidades Inteligentes	Interacción
VLE	Gestionar contenidos educativos. Información sobre el perfil del usuario. Permitir a los tutores y estudiantes: intercambiar mensajes con otros participantes, trabajar en equipo, descargar recursos educativos, consultar al profesor, etc.	Los cursos. Recursos educativos. Tareas. Herramientas interactivas.	Adaptación al perfil de usuario. Aprender el estilo de aprendizaje del usuario y adaptarse al mismo.	Pizarra interactiva. Cámara. Escritorio interactivo.
Repositorio de recursos de aprendizaje	Gestionar los recursos educativos en diferentes formatos.	Base de datos. Ontología para describir los recursos de aprendizaje. Servidor web.	Descubrir nuevos recursos de aprendizaje.	VLE Pizarra interactiva.
Sistema de recomendación de recursos educativos.	Sugerir recursos educativos a los alumnos de acuerdo con su estilo de aprendizaje. Proporcionar respuestas personalizadas al usuario.	Recursos educativos. Base de conocimiento.	Proporcionar recursos adaptados al estilo de aprendizaje.	Repositorio de recursos de aprendizaje. Pizarra interactiva. VLE
Sistema académico	Registrar notas del estudiante. Determinar el rendimiento del estudiante.	Plan de estudios. Registros del estudiante.	No aplica	VLE Sistema de recomendación de recursos educativos.

#### 4.2.2.1 Modelo de agente para el software de SaCI

Para describir los diferentes componentes software (programas) de SaCI como agentes, se propone un marco de trabajo que se basa en los modelos de MASINA [104]. En la Tabla 4.10 se presenta la plantilla usada para describir la información básica de un software, sus tareas y su comportamiento inteligente.

Tabla 4.10 Plantilla de información básica de un software

<b>Nombre del software</b>	El nombre del software.
<b>Tipo de software</b>	El tipo de software educativo: VLE, gestión, etc.
<b>Framework</b>	Si el software está basado en un framework, etc.
<b>Nombre del agente</b>	El nombre del agente en el SMA
<b>Descripción</b>	Define la característica general del software que está representado.

<b>Componentes</b>	Define si el software está compuesto de otros subsistemas.
<b>Objetivo</b>	Define la función principal de este software en el entorno educativo.
<b>Servicios</b>	Lista los servicios prestados por el software en el entorno educativo.

Ahora, para cada servicio, se describen las tareas que debe ejecutar cada software. Para ello, se usa la plantilla de tarea definida en la sección anterior (ver Tabla 4.3). Además, algún software puede incluir capacidades inteligentes. La información básica sobre este aspecto se define en la plantilla para especificar el modelo inteligente (ver Tabla 4.4).

En la Tabla 4.11 se presenta un ejemplo de especificación del agente VLE, usando el marco de trabajo para describir componentes de software de SaCI.

Tabla 4.11 Información básica del agente VLE

<b>Nombre del software</b>	VLE (Entorno Virtual de Aprendizaje)
<b>Tipo de software</b>	Gestión educativa
<b>Framework</b>	Moodle
<b>Nombre del agente</b>	VLE
<b>Descripción</b>	Sistema que permite el acceso a cursos en los que el estudiante está inscrito, para apoyar el proceso de enseñanza-aprendizaje, al proporcionar herramientas educativas y de recursos que se presentan al usuario según su perfil.
<b>Componentes</b>	Cursos, recursos educativos, herramientas de interacción, software de colaboración de video, y otros componentes de interacción propios de VLE, tales como: correo interno, chat, foro, módulo de gestión de cursos, etc.
<b>Objetivo</b>	Facilitar la interacción de los estudiantes con los principales actores del proceso de aprendizaje: maestros, recursos educativos y medios de comunicación.
<b>Servicios</b>	Administrar contenidos educativos, almacenar información sobre el perfil del estudiante, habilitar la interacción entre tutores y estudiantes.

En la Tabla 4.12 se presenta un ejemplo de especificación de tareas del agente VLE, particularmente la tarea *gestionar contenidos educativos*.

Tabla 4.12 Especificación de la tarea "Gestionar contenidos educativos"

<b>Nombre de la tarea</b>	Gestionar contenidos educativos
<b>Objetivo</b>	Gestiona las secuencias de presentación de los contenidos según los currículos. Además, carga y actualiza documentos en diferentes formatos.
<b>Descripción</b>	Cada curso tiene una secuencia de contenidos educativos para ser utilizados. Este sistema controla los avances en la presentación de estos contenidos. Adicionalmente, estos recursos pueden ser actualizados.

En la Tabla 4.13 se presenta un ejemplo de descripción de los parámetros generales, para especificar el modelo de inteligencia para adaptar *contenidos educativos al contexto*, tanto el mecanismo de razonamiento, como de aprendizaje.

Tabla 4.13 Modelo de inteligencia para el VLE

<b>Mecanismos de aprendizaje</b>	Este software no utiliza algoritmos de aprendizaje.
<b>Mecanismos de razonamiento</b>	Este software no tiene algoritmos de razonamiento.
<b>Ontologías</b>	n/a
<b>Información histórica</b>	El VLE almacena información histórica sobre cada curso, como acciones en las herramientas (foros, chat, mensajes), lectura y descarga de documentos, puntaje de los estudiantes, consultas al maestro, etc.
<b>Fuente</b>	Bases de datos, sistema académico.

### 4.3 Medio de gestión de servicios (middleware) para Aml

Los componentes de SaCI necesitan permanentemente comunicarse e interactuar, ya que muchas de las tareas deben realizarse colaborativamente, por lo que la coordinación es un tema central. En ese sentido, el desarrollo de un *medio de gestión de servicios* (también llamado middleware) para SaCI, basado en la teoría de agentes, es una tarea central requerida en este trabajo [16], [139].

Un middleware reflexivo es un sistema distribuido que actúa como una capa intermedia entre aplicaciones y servicios, que puede cambiar el comportamiento de las aplicaciones de acuerdo con las necesidades del entorno, a través de la autoconciencia y la auto referencia, basadas en dos procesos [146], [147]:

- i) *Introspección*: capacidad del programa para observar y razonar sobre su estado.
- ii) *Intersección*: capacidad del programa para cambiar su propio estado de ejecución.

En general, un middleware reflexivo se refiere a la utilización de una auto representación, para soportar la inspección y adaptación de un sistema. La reflexión permite al middleware realizar una configuración dinámica sobre una aplicación, ejecutando tareas de conexión y desconexión de componentes, o la modificación de sus propiedades, en tiempo de ejecución.

Para la implementación de un middleware reflexivo, se deben considerar dos niveles [147]:

1. **Nivel base**: se encuentran las aplicaciones, donde se ejecutan las funcionalidades propias de ellas. En este nivel es donde se realiza el proceso de intersección, para realizar los ajustes necesarios para modificar el estado de ejecución (estructura), o alterar la interpretación o significado de los datos (comportamiento).
2. **Nivel meta**: es donde el middleware tiene su capacidad de reflexión (introspección), para observar y razonar acerca de los estados de ejecución de las aplicaciones, y determinar cómo adaptar sus estructuras y comportamientos a las necesidades del entorno. La reflexión que se da en este nivel, le confiere al



middleware la capacidad de desarrollar sistemas computacionales que pueden ser sensibles al contexto.

En la Figura 4.2 se observa la propuesta genérica del middleware para SaCI, el cual está conformado por cinco niveles [17]:

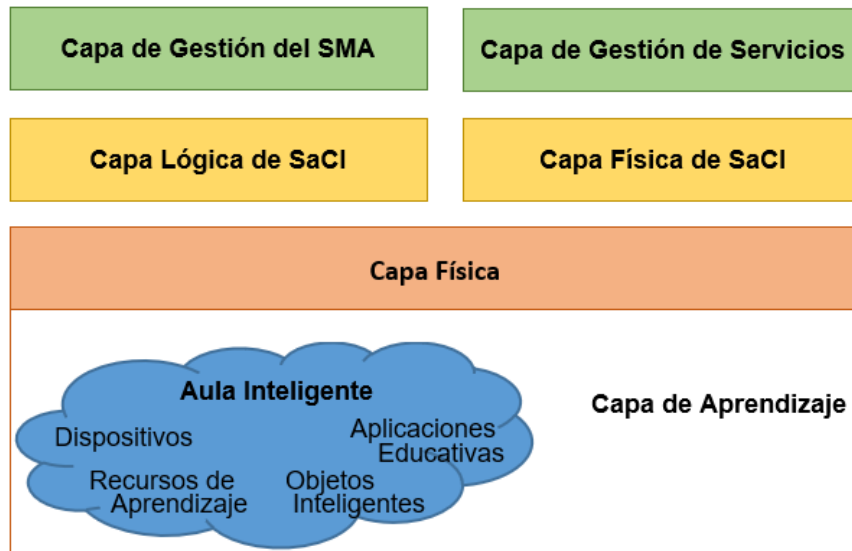


Figura 4.2 Middleware para SaCI

1. La *capa física* representa los diversos componentes físicos (hardware) presentes en SaCI. Está conectada con el sistema operativo, y trabaja en conjunto para realizar las diferentes actividades que se desarrollan en SaCI.
2. La *capa lógica de SaCI* representa las diferentes aplicaciones de software que se utilizan en él, representadas como agentes.
3. La *capa física de SaCI* representa los diferentes dispositivos presentes en él, representados como agentes.
4. La *capa de gestión del SMA* está compuesta por una comunidad multiagente que apoya la ejecución de aplicaciones basadas en agentes (permite el despliegue de un SMA) [148]. Está definida según el estándar de la Fundación para Agentes Físicos Inteligentes (FIPA, por sus siglas en inglés *Foundation for Intelligent Physical Agents*).
5. La *capa de gestión de servicios* tiene la responsabilidad de gestionar los servicios educativos requeridos en SaCI (locales o en la nube), para adaptarlos a las condiciones de aprendizaje requeridas por los usuarios.

Las capas lógica y física de SaCI caracterizan los diferentes componentes de SaCI, usando la especificación presentada en la sección 4.2 [149].

### 4.3.1 Detalles del middleware reflexivo autónomico

En esta sección se detalla el middleware reflexivo autónomico, denominado AmICL, que permite la integración de los componentes (inteligentes o no) de SaCI, con servicios

educativos en la nube, de manera flexible, proactiva y adaptativa, para que los objetos puedan ajustar su comportamiento, según el contexto y los requisitos de los usuarios.

El middleware reflexivo tiene como objetivo gestionar a SaCI usando el paradigma de aprendizaje en la nube [139]. El aprendizaje en la nube (C-Learning) es un sistema que permite mantener y usar los contenidos educativos de manera distribuida, utilizando los mecanismos y herramientas que proporcionan la computación en la nube [139]. El aprendizaje en la nube promueve el aprendizaje a distancia, el aprendizaje colaborativo, usando recursos en un VLE, al que se puede acceder desde diferentes ubicaciones.

En la Figura 4.3 se describe la arquitectura general de AmICL. Cada una de las capas está formada por un conjunto de agentes que deben implementar las funcionalidades. A continuación, se definen los agentes para cada una de las capas [16], [139].

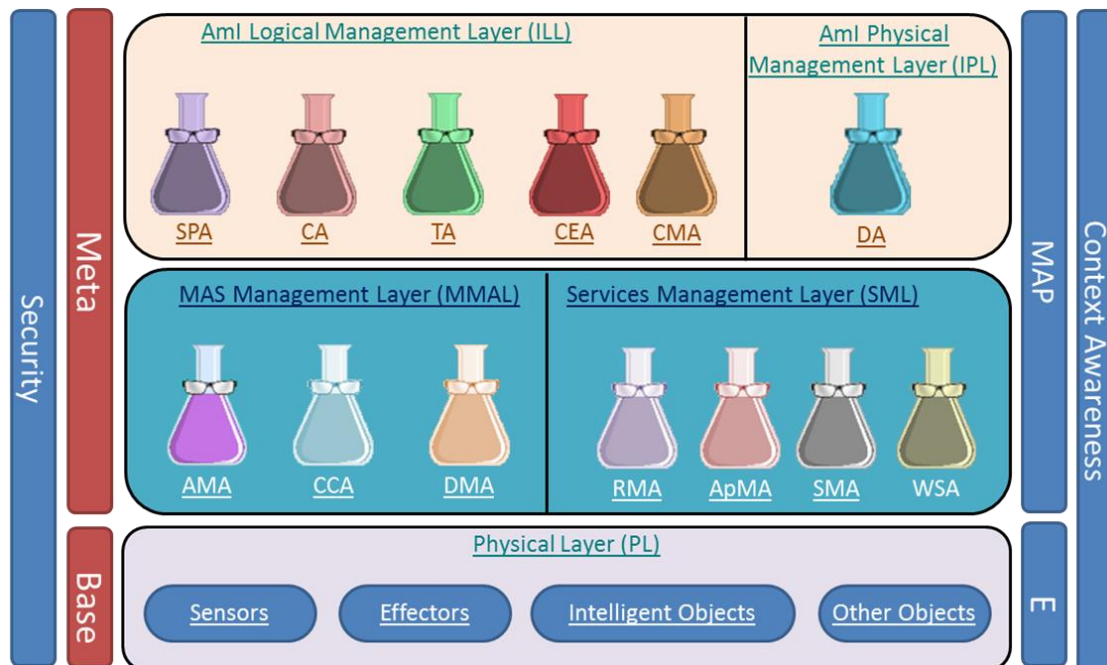


Figura 4.3 Arquitectura general del middleware reflexivo AmICL  
Fuente: [16].

La capa lógica de gestión de AmI, está compuesta por los agentes:

- **Agente perfil de estudiante (SPA, Student's Profile Agent):** es una representación abstracta de los estudiantes, modela la actividad de los estudiantes en SaCI y sus datos personales, así como el perfil académico y el historial de uso de los objetos en SaCI. Existe un agente de este tipo para cada alumno en SaCI.
- **Agente colaborativo (CA, Collaborative Agent):** este agente es responsable de identificar a los alumnos que estudian un mismo tema, o realizan actividades similares, para ponerlos en comunicación a través de aplicaciones de entornos colaborativos. Debe ejecutar tareas como el análisis de redes sociales, minería web, etc., para crear redes de similitud académica.

- **Agente VLE:** representa al entorno virtual de aprendizaje (VLE, por sus siglas en inglés *Virtual Learning Environment*) usado en SaCI.
- **Agente tutor** (TA, *Tutor Agent*): es una representación (abstracción) del profesor. La principal tarea del agente tutor es guiar el proceso de aprendizaje. Hay una instancia de este agente por cada tutor en el entorno.
- **Agente entornos colaborativos** (CEA, *Collaborative Environments Agent*): representa las aplicaciones del trabajo colaborativo y aprendizaje colectivo. Para cada aplicación de un entorno colaborativo en AmICL, hay una instancia de este agente.
- **Agente gestor de contenido** (CMA, *Content Management Agent*): modela los diferentes tipos de sistemas de gestión de contenido en SaCI. Además, gestiona los sistemas de gestión de contenido, agregando dinámicamente los recursos educativos recomendados de acuerdo con el estilo de aprendizaje del estudiante.

La capa física de gestión de Aml, está compuesta por un solo agente:

- **Agente dispositivo** (DA, *Device Agent*): representa una abstracción lógica de los diversos dispositivos desplegados en el entorno, lo que permite modelar la interacción entre dispositivos. Hay una instancia de este agente para cada dispositivo en el entorno (ver sección 4.2).

La capa de gestión del SMA, está compuesta por los agentes:

- **Agente administrador de agentes** (AMA, *Agent Manager Agent*): gestiona el sistema de agentes (controla, registra, y administra los agentes). Entre los servicios del AMA están: creación, destrucción, movimiento, localización y cambio de estado de los agentes.
- **Agente de control de comunicación** (CCA, *Communication Control Agent*): se encarga de proveer comunicación confiable entre los agentes. El CCA es quien controla si los agentes pueden entablar una conversación o no.
- **Agente administrador de datos** (DMA, *Data Manager Agent*): encargado de poner a disposición de los agentes, los datos que requieran para llevar a cabo sus funciones. Además, permite el traslado de los datos entre los diferentes dispositivos y aplicaciones de una manera transparente, para lo cual realiza las transformaciones requeridas, y el mantenimiento de los medios de almacenamiento de los datos.

La capa de gestión de servicios, está compuesta por los agentes:

- **Agente gestor de recursos** (RMA, *Resource Manager Agent*): gestiona el uso de los recursos compartidos y requeridos por los agentes. Además, lleva a cabo el control del acceso y la asignación de los recursos.
- **Agente gestor de aplicaciones** (ApMA, *Application Manager Agent*): encargado de gestionar el uso de las aplicaciones por parte de los agentes. El ApMA ejecuta dos operaciones básicas: la primera es la localización de las aplicaciones, y la otra es la selección, en caso de que existan varias aplicaciones que cumplan con los criterios de búsqueda.
- **Agente gestor de servicios** (SMA, *Service Management Agent*): controla, registra y gestiona los servicios disponibles en el sistema (ya sea que estén en la nube, o localmente).
- **Agente de servicios Web** (WSA, *Web Service Agent*): es la representación lógica de un servicio Web. Este agente caracteriza los servicios Web, y conoce los requisitos necesarios para acceder al servicio Web.

La combinación de C-Learning con el Ambiente Inteligente brinda grandes beneficios al proceso de enseñanza-aprendizaje provisto por SaCI. AmICL puede determinar cuándo es apropiado que el usuario haga uso de estos servicios, y qué dispositivos u objetos inteligentes deben integrarse [139].

De esta manera, AmICL resuelve uno de los problemas fundamentales de SaCI, la coordinación entre los diferentes componentes del mismo. Para más detalles del middleware, ver [139], y sobre el proceso de gestión de los servicios educativos en la nube, ver [18].

#### 4.4 Especificación de las conversaciones en SaCI

Un aspecto principal en un SMA es la capacidad de interacción entre los agentes para alcanzar un objetivo específico. Cada conjunto de interacciones para alcanzar un objetivo determinado en el sistema se llama "conversación" en MASINA. A continuación, se presentan algunas de las conversaciones en SaCI.

- Conversación para gestionar el proceso de aprendizaje.
- Conversación para gestionar los recursos de aprendizaje.
- Conversación para gestionar las condiciones ambientales (ver anexo C).

##### 4.4.1 Conversación para gestionar el proceso de aprendizaje.

Esta conversación gestiona espacios de enseñanza y aprendizaje a través de Internet, donde profesores y alumnos pueden interactuar durante el proceso educativo. El principal componente es el agente VLE, que facilita la comunicación pedagógica entre participantes de un proceso educativo, lo que permite una mejor gestión de un curso. Además, participan los siguientes agentes:

- Agente tutor.
- Agente estudiante.
- Agente pizarra interactiva: permite la interacción de un usuario con la pantalla mediante el tacto, lo que favorece enviar y recibir información entre agentes.
- Agente sistema recomendador: busca los recursos educativos en el repositorio local y, si no existe, busca en Internet, en función del contexto y perfil del alumno.
- Agente sistema académico: permite administrar y controlar la información académica.

En la Tabla 4.14, se describe la conversación en SaCI, acerca de la *gestión del proceso de aprendizaje*.

Tabla 4.14 Conversación "gestión del proceso de aprendizaje"

<b>Nombre de la conversación:</b> Gestión del proceso de aprendizaje	
<b>Objetivo</b>	Ayudar a los alumnos en sus procesos de aprendizaje.
<b>Agentes participantes</b>	Tutor, estudiante, VLE, pizarra interactiva, sistema recomendador, sistema académico.
<b>Iniciador</b>	Tutor y estudiante.
<b>Actos de habla</b>	n/a
<b>Precondición</b>	Asignatura para estudiar en el currículo por los alumnos.
<b>Condición de terminación</b>	Cuando el alumno culmina la interacción con los recursos de aprendizaje planificados por el VLE.
<b>Descripción</b>	Esta conversación describe las diferentes actividades en SaCI para apoyar el proceso de tutoría en línea a los estudiantes. Estas actividades son llevadas a cabo por diferentes agentes, de acuerdo con sus roles. Por ejemplo, durante esta conversación se planifican los recursos de aprendizaje que se utilizarán durante la sesión, y se supervisa su utilización. Además, busca los recursos de aprendizaje de acuerdo con el perfil de los alumnos y el tema de la sesión.

La Figura 4.4 muestra el diagrama de interacción de la conversación "gestión del proceso de aprendizaje". El *agente tutor* inicia organizando la sesión del curso a través del *agente VLE*, donde se configura la sesión. El *agente estudiante* ingresa al VLE en SaCI, y en función de las actividades planificadas, el *agente recomendador* recomienda recursos educativos abiertos, de acuerdo con el perfil del estudiante y los resultados académicos.

A través de esta conversación, SaCI adapta el proceso de enseñanza a los requisitos de una sesión específica. Para ello, el *agente VLE* determina las asignaturas y el perfil de los alumnos, e inmediatamente solicita una búsqueda inteligente de recursos de aprendizaje (que se lleva a cabo mediante la conversación mostrada en la sección 4.4.2). Los resultados se muestran en el entorno mediante la pizarra interactiva, de acuerdo con la planificación definida por VLE. Luego, los estudiantes interactúan con estos recursos de aprendizaje a través de la pizarra interactiva, y el VLE supervisa el trabajo de los estudiantes. El proceso es cíclico, y se realiza en cada sesión de tutoría. Al final, el VLE establece el puntaje de un estudiante (evaluación), y actualiza el perfil de aprendizaje de los estudiantes, en función de los resultados de aprendizaje, para la próxima sesión.

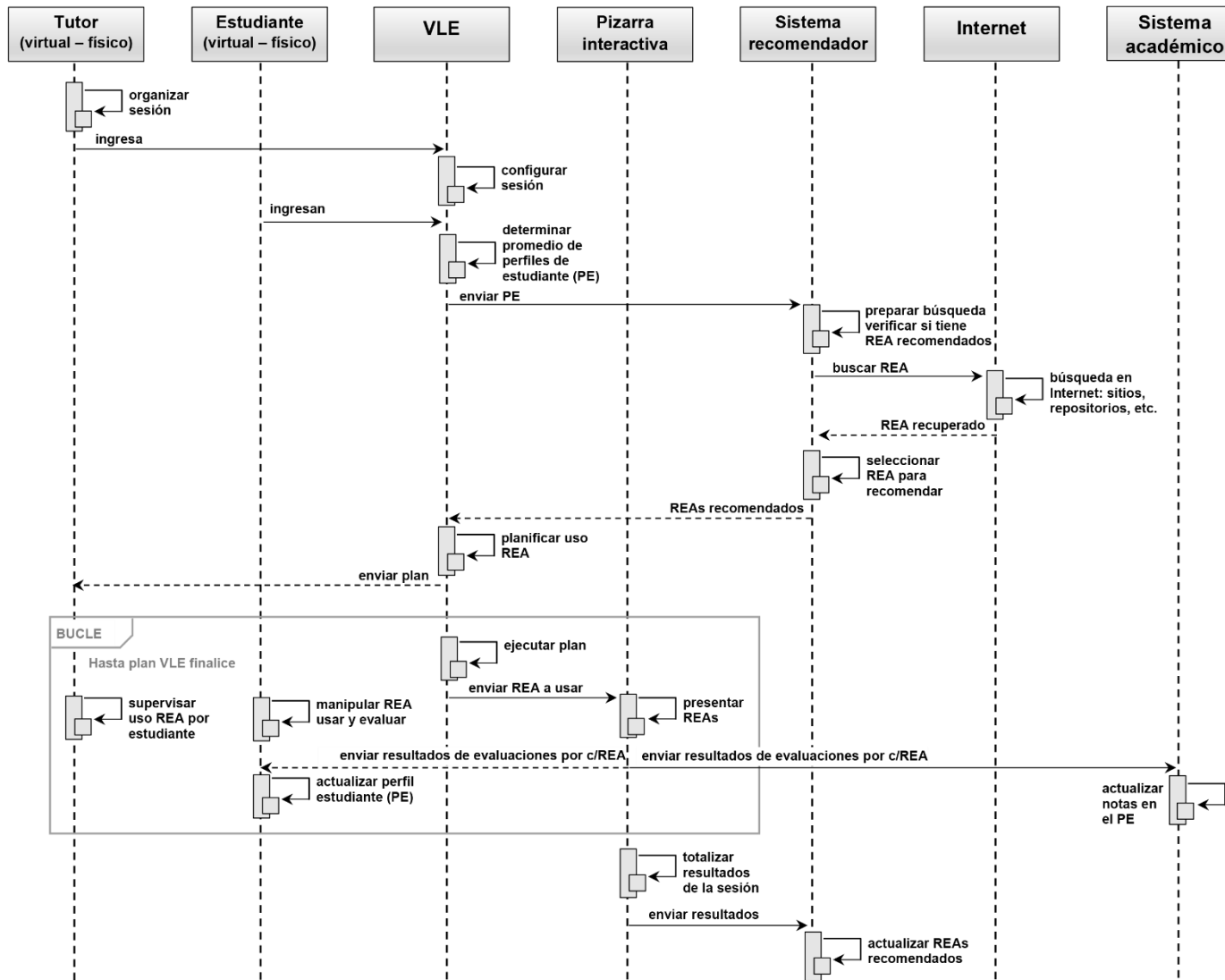


Figura 4.4 Diagrama de interacción "gestión del proceso de aprendizaje"

#### 4.4.2 Conversación para gestionar los recursos de aprendizaje.

Esta conversación tiene como objetivo buscar los recursos de aprendizaje (RA) requeridos por profesores y estudiantes, para que estén disponible en el VLE. La Tabla 4.15 describe dicha conversación.

Tabla 4.15 Conversación "gestión de los recursos de aprendizaje"

<b>Nombre de la conversación:</b> Gestión de los recursos de aprendizaje	
<b>Objetivo</b>	Disponer de un listado de recursos de aprendizaje.
<b>Agentes participantes</b>	VLE, agente gestor RA, agente recomendador
<b>Iniciador</b>	VLE
<b>Actos de habla</b>	Identificar temática del curso. Procesar la solicitud (cadena de búsqueda). Buscar recursos de aprendizaje. Visualizar recursos de aprendizaje.
<b>Precondición</b>	Existir una solicitud de recursos de aprendizaje.
<b>Condición de terminación</b>	Visualización de mejores recursos de aprendizaje disponibles para el estudiante, de acuerdo con la temática del curso.
<b>Descripción</b>	El agente <i>recomendador</i> recibe una solicitud de búsqueda de recursos de aprendizaje por parte del agente <i>VLE</i> . En función de los contenidos estudiados en SaCI, el agente <i>recomendador</i> procesa, busca y visualiza los datos a ser presentados.

La Figura 4.5 muestra el diagrama de interacción de la conversación "gestión de los recursos de aprendizaje". El agente VLE debe obtener los recursos de aprendizaje de acuerdo con la temática del curso, para su posterior visualización. Para ello, envía una solicitud al agente gestor de repositorios de recursos de aprendizaje (RA). El agente RA busca y determina los recursos de aprendizaje más adecuados, con ayuda del agente recomendador, el cual proporciona un listado general de los RA idóneos.

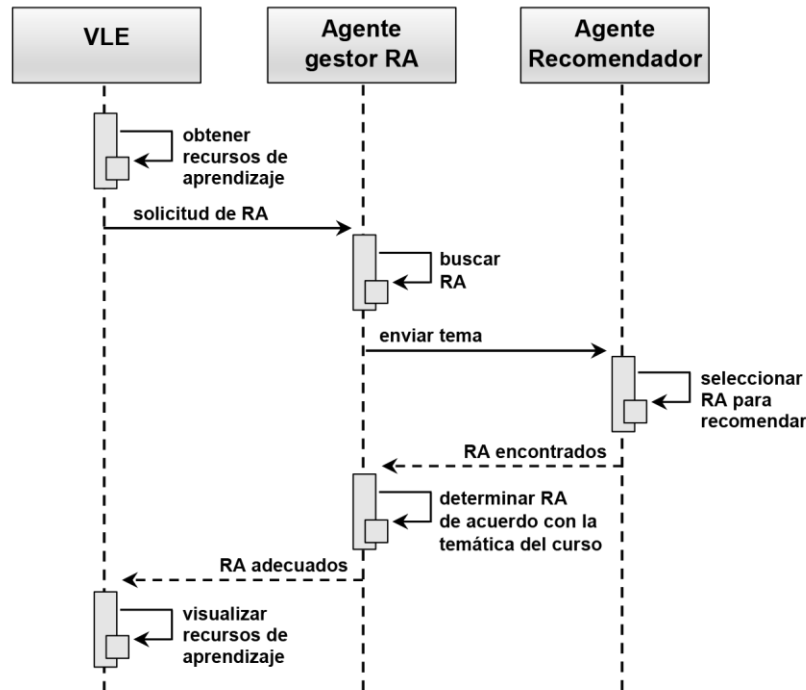


Figura 4.5 Diagrama de interacción "gestión de los recursos de aprendizaje"

Los mecanismos de coordinación usados en las conversaciones de SaCI, son presentados en el Anexo D, y se basan en los protocolos de coordinación más comunes en SMA [150]: licitación y subasta.

#### 4.5 Modelo de confianza y reputación para la gestión de las emociones

Las conversaciones deben ser enriquecidas con modelos de confianza y reputación, para que cada agente pueda decidir qué información, procedente de los distintos agentes, considerar al momento de ejecutar sus procesos de toma de decisiones. En esta sección, se describe el modelo de confianza y de reputación, usado para la gestión de las emociones en SaCI [151]. Estos modelos se usan en la conversación que realiza la *gestión de las emociones* en SaCI, la cual permite definir la emoción imperante en un momento dado en él, a la que se define como **emoción social** [152].

La confianza y la reputación se han convertido en criterios cruciales para seleccionar socios en entornos abiertos, distribuidos y dinámicos, como los Aml y los SMA [153]–[156]. Además, confianza y reputación han sido usadas para ayudar a los agentes a tomar decisiones sobre cuanto creer sobre su entorno, sobre otros agentes, etc. [157]. En el caso de las interacciones entre agentes, algunas de las preguntas que un agente podría hacerse son ¿Hasta qué punto puedo confiar en un agente? ¿Qué tan confiable es la información que me suministra un agente? Para solventar estos problemas, los agentes pueden usar modelos de confianza y reputación, los cuales se deberían emplear en las distintas conversaciones en las que participan, para guiar sus decisiones. En específico, los modelos de confianza y reputación han sido comúnmente usados para inferir el comportamiento futuro de otras entidades, a partir de información basada en experiencias



pasadas [158]. En el contexto de SMA, cada agente es consumidor o proveedor de servicios. Estos agentes tienen sus propios objetivos e intereses y, por lo tanto, no son completamente fiables. Es por lo anterior, que es necesario el uso de modelos de confianza y reputación sobre los agentes, en un ambiente distribuido.

#### 4.5.1 Modelo de confianza en SaCI

Para la gestión de las emociones, se propone usar el modelo de confianza basado en Tablas de Interacción Local (LIT, por sus siglas en inglés *Local Interaction Tables*) [159]. El modelo LIT es un modelo de confianza que parte de la idea que un agente posee un rol en la comunidad, y realiza interacciones en la comunidad basado en dicho rol. En nuestro caso, ese modelo se usa para que un agente A evalúe la confiabilidad que tiene en otro agente B, jugando este último el rol R en la tarea T. La confiabilidad se denota como  $t_A \rightarrow (B, R, T) \in [0..1]$ . Los valores cercanos a 1 representan una gran confiabilidad en ese agente.

En el caso del modelo LIT, cada agente mantiene una tabla de interacción, en la que va guardando los resultados de las interacciones pasadas. Esa tabla tiene un índice (clave) del tipo agente/rol/tarea (X,Y,Z), y dos columnas con valores asociados de confianza  $C_A$  y fiabilidad ( $r_A$ ). La confianza en que eso sea cierto es definida por  $C_A \rightarrow (X,Y,Z)$ , y se actualiza por la propia experiencia del agente; y la fiabilidad  $r_A \rightarrow (C_A \rightarrow (X,Y,Z))$  mide que tan seguro está el agente acerca de su propio valor de confianza para esa situación (X,Y,Z).

El macroalgoritmo basado en el modelo LIT, parte del principio de que: "... un agente A confía que un agente X puede tener el rol Y para hacer la tarea Z". Si no existe esa entrada (Y, Z) para un agente X en la tabla LIT del agente A, ese agente puede:

1. Buscar otro agente similar a X, bajo el principio de que los agentes se comportan de manera similar cuando juegan roles similares, o actúan en interacciones similares, por lo que eventualmente también se puede usar el valor conocido de otro agente similar del que si se tiene esa entrada de confianza.
2. De lo contrario, se acude al modelo de reputación del Agente X (ver sección 4.6.2).

En nuestro caso, para la determinación de la confiabilidad en un agente B, se usa la similitud de las tareas y de los roles en diferentes situaciones que ha realizado ese agente B. Entre más similares son dos tareas T y Z y/o roles R y Y, se supone que más similar será el comportamiento del agente B realizando esas tareas y/o roles. Dada una situación (B, R, T) y un agente A, la confiabilidad que estima A sobre esa situación (B, R, T), utilizando un modelo de *inferencia*, se define como:

$$t_A \rightarrow (B, R, T) = \begin{cases} C_A \rightarrow (B, R, T) & \text{si } r_A(C_A \rightarrow (B, R, T)) > TR_A \\ \frac{\sum_{(B,Y,Z) \in LIT_{Vec\_A}} C_{Vec\_A \rightarrow (B,Y,Z)} \cdot W_{Vec\_A}(C_{Vec\_A \rightarrow (B,Y,Z)})}{\sum_{(B,Y,Z) \in LIT_{Vec\_A}} W_{Vec\_A}(C_{Vec\_A \rightarrow (B,Y,Z)})} & \end{cases} \quad (4.1)$$

donde,  $Vec\_A$  es el conjunto de los vecinos de A, incluido el mismo;  $W_{Vec\_A}(C_{Vec\_A \rightarrow (B,Y,Z)})$  es el peso del valor de confianza del agente evaluado del conjunto  $Vec\_A$ , en la

situación (B, Y, Z); y  $TR_A$  es un umbral de fiabilidad en los propios valores de confianza de A. Los pesos se actualizan según ecuación 4.2.

$$W_{Vec_A} (C_{Vec_A} \rightarrow (B, Y, Z)) = r_{Vec_A} (C_{Vec_A} \rightarrow (B, Y, Z)) \text{sim}((Y, Z), (R, T)) \quad (4.2)$$

El cálculo de la similitud se evalúa como una suma ponderada de las similitudes de los elementos individuales de cada situación (Y, Z), con las de la situación que se quiere decidir (R, T):

$$\text{sim}((Y, Z), (R, T)) = \beta \cdot \text{sim}_R(Y, R) + \gamma \cdot \text{sim}_T(Z, T) \quad (4.3)$$

donde  $\text{sim}_R(Y, R), \text{sim}_T(Z, T) \in [0..1]$  miden la similitud entre los roles y las tareas, con  $\beta + \gamma = 1$ , parámetros que especifican la sensibilidad de cada similitud de manera individual.

Por otro lado, una vez realizada la actividad solicitada al agente X, hay un proceso de aprendizaje. El valor de confianza se actualiza como:

$$C_A \rightarrow (X, Y, Z) = \epsilon \cdot C_A \rightarrow (X, Y, Z) + (1-\epsilon) \cdot g_A(X, Y, Z) \quad (4.4)$$

donde  $\epsilon$  especifica la importancia que el agente le da al valor de confianza calculado anteriormente, con respecto a la evaluación actual (tiene un efecto de evaporación del valor de  $C_A$ ), y  $g_A(X, Y, Z)$  es la ganancia que obtuvo A por la acción realizada por el agente X en el rol Y en la tarea Z (puede ser positiva o negativa).

Igualmente, la métrica de fiabilidad es actualizada, usando:

$$r_A (C_A \rightarrow (X, Y, Z)) = \alpha r_A (C_A \rightarrow (X, Y, Z)) + (1-\alpha) I(X, Y, Z) \quad (4.5)$$

donde  $\alpha$  es la tasa de reforzamiento, e  $I(X, Y, Z)$  es el número de instancias (X, Y, Z) que ha tenido el agente A con respecto a su total de instancias. Esos valores siempre estarán entre 0 y 1.

#### 4.5.2 Modelo de reputación en SaCI

La reputación es el *prestigio* o *estima* que se tiene de alguien o algo. La reputación de un agente se conforma de acuerdo con su accionar en el tiempo [160]. Particularmente, los modelos de reputación basados en preferencias [159], asumen que todas las opciones son conocidas por todos los individuos, y lo que resta es determinar sus preferencias. Este mecanismo elige la opción, en base a lo que votan todos los agentes. En el caso más simple, cada individuo tiene un voto, que se lo da a la opción que este individuo prefiere. Agregando todos los votos, se determina las preferencias relativas entre las diversas alternativas. Este protocolo es conocido como el protocolo de la pluralidad (la opción con mayores votos gana).

En una versión más sofisticada del mecanismo de votación, los individuos pueden distribuir su votación sobre diversas alternativas, proporcionalmente a sus preferencias individuales. Por ejemplo, la alternativa A pudiera conseguir un voto de 0.5, B de 0.3, C de 0.2 y D de

0.0. En ese caso, la función de preferencia colectiva  $P_{col}$  sobre la opción  $l_j$  de un grupo de opciones  $L$ , es el promedio de las  $n$  funciones de preferencias individuales  $P_i$  [159]:

$$P_{col}(l_j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i(l_j) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i^j \quad (4.6)$$

El modelo de preferencia de la ecuación 4.6, utiliza una función de utilidad que representa numéricamente las preferencias individuales de cada agente. Las preferencias son unificadas, obteniéndose una decisión que beneficie a la colectividad. El mecanismo de funcionamiento del modelo es el siguiente:

1. Se determina la preferencia de cada individuo para hacer ciertas cosas.
2. Se procede a agrupar las preferencias de los individuos en la comunidad, obteniéndose la preferencia colectiva.

Inspirado en el modelo de preferencias, se construye el modelo de reputación de SaCI. Dado que el valor de preferencia  $P_i^j$  sintetiza lo que cree cada agente  $i$  de otro agente  $l_j$ , se obtiene la reputación general de ese agente ( $P_{col}(l_j)$ ).

#### 4.5.3 Emoción social en SaCI

Diferentes agentes intervienen en el proceso para determinar la emoción social en SaCI, siendo el agente VLE quien lo determina, ya que lo requiere para definir los recursos de aprendizaje y actividades educativas a desarrollar, que permitan mejorar el proceso de aprendizaje colectivamente. Con base en la definición dada en [152], la emoción social se calcula como una combinación lineal de las emociones de los estudiantes en SaCI, las cuales previamente han sido determinadas, combinando lo que reporta cada agente, siguiendo la ecuación.

$$SP_s = \sum_{i=1}^n \frac{k_i SPA_{is}}{n} \quad (4.7)$$

donde, SPA es la emoción determinada por cada agente  $i$  del estudiante  $s$ ,  $k_i$  es el peso que se le da a esa opinión del agente  $i$ , basado en su modelo de confianza o reputación. El agente VLE primero busca en su tabla LIT el valor de confianza, y si no lo consigue, o es muy baja la confianza en ese agente para ese rol y tarea, usa entonces el modelo de reputación.

La conversación donde ocurre el proceso de construcción de la emoción social imperante en un momento dado en SaCI, en la cual se usan los modelos de confianza y reputación, es definida en la Tabla 4.16 y Figura 4.6.

Tabla 4.16 Conversación para obtener la emoción social

<b>Nombre de la conversación:</b> Obtener la emoción social	
<b>Objetivo</b>	Reconocer la emoción social de los estudiantes presentes en el aula.
<b>Agentes participantes</b>	VLE, pizarra interactiva, pizarra personal, escritorio interactivo, cámara
<b>Iniciador</b>	VLE
<b>Datos intercambiados</b>	Emoción de los estudiantes (SPA).
<b>Precondición</b>	Presencia de estudiantes en SaCI.
<b>Condición de terminación</b>	Realizar acciones de acuerdo con la emoción.
<b>Descripción</b>	Los agentes dispositivos proporcionan el estado emocional de los estudiantes que logran percibir, para que el agente VLE pueda determinar la emoción social, y realizar acciones sobre qué recursos de aprendizaje son adecuados para SaCI en ese momento.

En la conversación de la Figura 4.6, el agente VLE solicita las emociones reconocidas por cada agente dispositivo ( $SPA_i$ ) para cada estudiante presente en SaCI, pondera cada una, según su modelo de confianza o de reputación de cada agente, y a partir de allí, usando la ecuación 4.7, determina la emoción de cada estudiante en ese momento en SaCI. Después, la emoción social se calcula como una combinación promediada de las emociones de los estudiantes en SaCI. La emoción social que consigue el agente VLE, la usa en sus procesos de toma de decisiones.

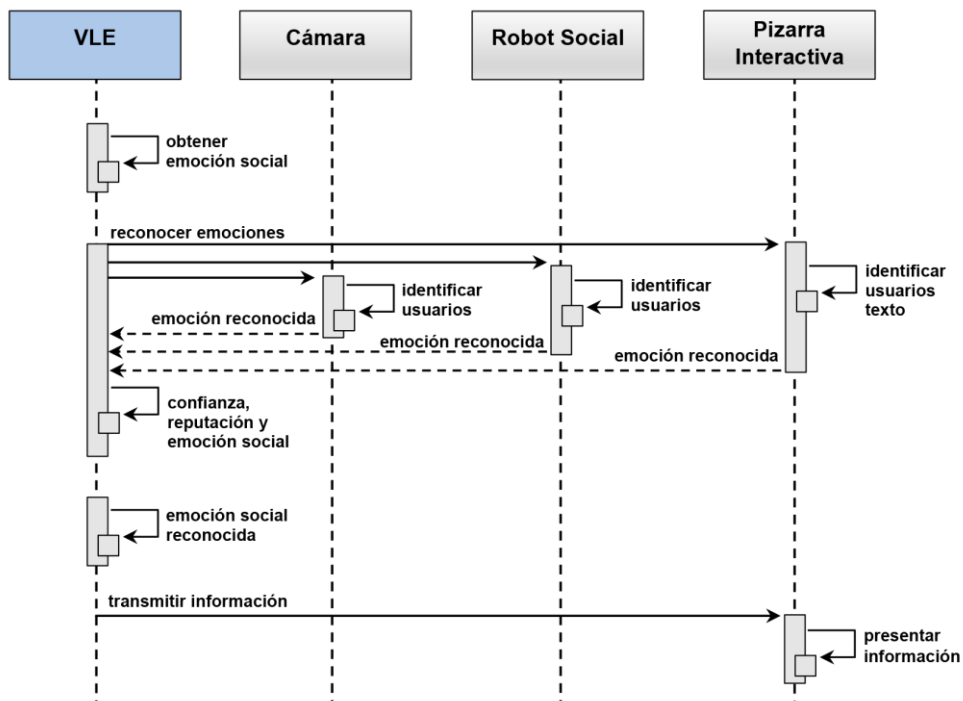


Figura 4.6 Diagrama de interacción de la conversación "obtener la emoción social"

En la Tabla 4.17, se muestra un ejemplo de la tabla LTI del modelo de confianza del agente VLE con cada uno de los agentes de SaCI con los que interactúa para determinar la *emoción social*. En particular, las columnas  $sim(Y,R)$  y  $sim(Z,T)$  especifican la similitud

entre la tarea de reconocimiento de emociones y las otras tareas que puede ejecutar cada agente, y la similitud entre los roles que puede desempeñar cada agente y el que es de interés para reconocer las emociones en SaCI.

Tabla 4.17 Confianza entre el agente VLE y el resto de agentes de SaCI

Cod	Agente	R(Rol)	T(Tarea)	sim (Y,R)	sim (Z,T)	C <sub>A</sub>	r <sub>A</sub>	W <sub>A</sub>	t <sub>A→(X,R,T)</sub>
A1	Profesor	enseñar	proporcionar conocimiento	0.14	0.11	0.47	0.17	0.01	0.459
			observar comportamiento del estudiante						
A1	Profesor	observar	del estudiante	0.22	0.25	0.45	0.15	0.01	
A2	Estudiante	aprender	adquirir conocimiento	0.03	0.04	0.47	0.17	0.00	0.456
A2	Estudiante	autoformación	resolver cuestionarios	0.10	0.15	0.45	0.15	0.01	
			identificar usuarios mediante expresiones faciales						0.855
A3	Cámara	identificar	reconocer emociones	1.00	0.90	0.85	0.75	0.41	
			gestionar recursos y actividades de aprendizaje						0.0
A5	VLE	reconocer	Obtener emoción social	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
		gestionar	facilita comunicación multidireccional						
A5	VLE	gestionar	facilita comunicación multidireccional	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	
			identificar usuarios (expresiones faciales)						0.415
A6	RobotSocial	identificar	identificar usuarios (voz)	1.00	0.90	0.20	0.75	0.41	
A6	RobotSocial	identificar	identificar usuarios (gestos)	1.00	0.85	0.17	0.75	0.40	
A6	RobotSocial	identificar	identificar usuarios (gestos)	1.00	0.80	0.15	0.65	0.34	
			presentar información, REAs						0.271
A7	PizarraInteractiva	presentar	REAs	0.15	0.14	0.85	0.87	0.07	
A7	PizarraInteractiva	identificar	identificar usuarios (texto)	0.38	0.42	0.75	0.85	0.42	

La importancia de determinar la emoción social en SaCI, es porque permite al agente VLE definir los recursos y dinámicas de aprendizaje adecuadas para el grupo de estudiantes en un momento dado.

#### 4.5.4 Experimentación para gestionar las emociones en SaCI

A continuación, se presentan los resultados de la experimentación en un escenario donde se suponen condiciones ideales, condiciones de falla de agentes y casos extremos. Así mismo, se describe una de las características más importantes del modelo: el proceso de aprendizaje del modelo de confianza.

##### 4.5.4.1 Escenario 1: Condiciones ideales

En este caso, se suponen condiciones ideales en SaCI, donde todos sus agentes funcionan correctamente, y pueden comunicarse sin ningún tipo de problema. La Tabla 4.18 representa el modelo de confianza del agente VLE para ese escenario en ese momento. Se observa que la cámara proporciona una confianza superior para el proceso de reconocer la emoción. La Tabla 4.19 describe la reputación general de los agentes con los que interactúa el agente VLE en ese momento, en esa conversación.

La Tabla 4.20 describe el proceso de determinación de la emoción de un estudiante en SaCI. Los valores de las emociones son obtenidos del sistema de reconocimiento multimodal propuesto en la sección 3.2. En este caso, se observa que la emoción que

prevalece en ese momento en ese estudiante es la sorpresa (46.3%), determinada primordialmente por el agente *cámara*. En general, el agente VLE tiene alta confianza en ese agente (0.85). Con respecto a la emoción felicidad, es reconocida principalmente por el agente *Robot Social*, del cual confía medianamente el agente VLE (0.41), por lo que se usa el modelo de reputación en la comunidad de agentes de SaCI. En cuanto al agente *Pizarra Interactiva*, tanto el agente VLE como la comunidad confían poco en él (0.27 y 0.26, respectivamente), por lo que influye poco en el proceso de determinación de la emoción del estudiante. De esta manera, el agente VLE confía esencialmente en el agente cámara, por lo tanto tendrá mucha influencia en la emoción final reconocida. El agente VLE determina que la emoción imperante para ese estudiante en SaCI, principalmente es la sorpresa (46.3%), la felicidad (17.8%) y el miedo (16.2%). El mismo proceso se hace por cada estudiante en SaCI, y después, se promedian las emociones de todos los estudiantes, para determinar la emoción social en SaCI.

Tabla 4.18 Confianza del agente VLE

Agente	tA → (X,R,T)
Profesor	0.459
Estudiante	0.456
Cámara	0.855
RobotSocial	0.415
PizarraInteractiva	0.271

Tabla 4.19 Reputación entre los agentes

Agente	Reputación
Cámara	0.855
RobotSocial	0.415
PizarraInteractiva	0.271

Tabla 4.20 Determinación de la emoción de un estudiante en SaCI

Cod	Agentes	tA→(X,R,T)	Reputación	Felicidad	Tristeza	Ira	Sorpresa	Miedo
A3	Cámara	0.855	0.491	20.14	2.65	5.41	58.26	18.92
A6	RobotSocial	0.415	0.412	22.65	1.42	2.89	29.03	14.11
A7	PizarraInteractiva	0.271	0.268	2.45	0.61	1.17	0.87	2.15
			<b>SPA</b>	<b>17.842</b>	<b>1.002</b>	<b>2.037</b>	<b>46.384</b>	<b>16.288</b>

El modelo LTI, basado en los roles y tipos de tareas, permite gestionar la confianza de cada agente sobre los otros agentes. Además, tiene sus propios mecanismos de actualización en función del impacto de la emoción social detectada en el proceso de aprendizaje. El modelo de reputación es basado en la fórmula de preferencia, pero ahora adaptado al contexto. Ambas formulas se combinan perfectamente, según la información disponible en el ambiente, para permitir calcular la emoción de cada estudiante.

#### 4.5.4.2 Escenario 2: Condiciones de falla de agentes

En este caso, se suponen fallas en la cámara y una situación diferente en SaCI. La Tabla 4.21 describe el modelo de confianza del agente VLE para este escenario en SaCI. Se observa que la confianza en el agente *cámara* disminuye significativamente a un 0.051, por lo tanto, se limita su aporte en el proceso de reconocimiento de la emoción social. La

Tabla 4.22 describe la reputación general de los agentes con los que interactúa el agente VLE en ese momento, para este escenario en esa conversación. La reputación del agente *cámara*, disminuye drásticamente a un 0.011 debido a la falla. En la Tabla 4.23, se observa los resultados de la obtención de la emoción social en condiciones de falla del agente *cámara*. Al disminuir la confianza, entra en funcionamiento el modelo de reputación de ese agente. Ahora bien, al ser también baja la reputación, lo que ese agente reconozca no será considerado.

Para este caso, para determinar la emoción social, el agente VLE considera lo que reconoce el agente *RobotSocial*, ya que su valor de confianza es relativamente alto (0.607). El agente VLE reconoce como emociones sociales la ira (41.3%) y la tristeza (16.3%). Pero, además, reconoce que hay miedo (13.4%), dado que el agente *PizarraInteractiva* lo identifico, y ese agente tiene una reputación aceptable en la comunidad (0.376).

Tabla 4.21 Confianza del agente gestor de emociones en condiciones de falla

Agente	tA → (X,R,T)
Profesor	0.459
Estudiante	0.456
Cámara	0.051
RobotSocial	0.607
PizarraInteractiva	0.296

Tabla 4.22 Reputación entre los agentes en condición de falla

Agente	Reputación
Cámara	0.011
RobotSocial	0.495
PizarraInteractiva	0.376

Tabla 4.23 Determinación de la emoción en SaCI en condiciones de falla

Cod	Agentes	tA→(X,R,T)	Reputación	Felicidad	Tristeza	Ira	Sorpresa	Miedo
A3	Cámara	0.051	0.011	0.42	2.68	4.02	1.19	2.04
A6	RobotSocial	0.707	0.495	2.65	18.14	48.21	3.41	4.92
A7	PizarraInteractiva	0.296	0.676	1.13	13.57	1.57	1.17	14.15
<b>SPA</b>				<b>0.721</b>	<b>16.372</b>	<b>41.345</b>	<b>2.960</b>	<b>13.476</b>

En este escenario, se constata que los modelos de confianza y reputación, se adecuan al contexto y permiten determinar la emoción social presente en SaCI.

#### 4.5.4.3 Análisis de casos extremos

En condiciones normales, la emoción social se determina por los eventos capturados por los diferentes agentes dispositivos, a partir de los cuales reconocen un estado emocional. Por otra parte, al dejar de funcionar el agente *cámara*, como en el segundo escenario, se observa que su confianza y reputación disminuyen significativamente, por lo tanto, el agente cámara no es considerado en el proceso. Veamos ahora el comportamiento del sistema en la misma situación de SaCI en el escenario 1 (sección 4.6.4.1), considerando tres contextos de confianza y reputación:

1. Los agentes se tienen mucha confianza.
2. Los agentes se tienen baja confianza, y el modelo de reputación corresponde de regular a baja reputación de los agentes.
3. Los agentes se tienen poca confianza, y tienen alta reputación.

Tabla 4.24 Emoción Social para diferentes contextos de confianza y reputación

Contexto	Felicidad	Tristeza	Ira	Sorpresa	Miedo
1	18.41	1.56	3.15	44.72	15.06
2	12.61	1.68	1.38	33.58	11.21
3	19.43	1.15	2.32	43.59	16.81

La emoción social que se obtiene en estos contextos se presenta en la Tabla 4.24, donde se resalta un aspecto interesante, que el modelo es capaz de dar una respuesta consistente todo el tiempo. Particularmente, el modelo determina la fuente de información que prevalece en cada contexto, y calcula el valor final de la emoción social, en base a los valores del modelo de confianza o reputación de cada agente. Ahora, al ser algunos de los dos modelos sus valores altos (caso 1 y 3), los resultados se parecen bastante. Pero incluso, cuando ambos valores son bajos (caso 2), se estima una emoción social similar. Estos escenarios muestran la robustez del modelo para determinar la emoción social, y su versatilidad para manejar diferentes condiciones operacionales en SaCI.

#### 4.5.4.4 Aprendizaje

Una de las características más importante del modelo propuesto, es la capacidad de adaptación del modelo de confianza. Esa capacidad reside en su modelo de aprendizaje, basado en los resultados que obtienen los estudiantes en el proceso de aprendizaje (es la base para calcular la variable  $g_A$ , ver sección 4.6.1), y en sus experiencias pasadas en situaciones parecidas. El proceso de aprendizaje es por reforzamiento, tal que, si por ejemplo el valor de la ganancia  $g_A(X, Y, Z)$  es alto, es debido a que las emociones sociales detectadas fueron adecuadas. En ese sentido, la confianza en los agentes que actuaron en la determinación de esas emociones sociales debe ser reforzada, y para el resto evaporada. Esos mecanismos de aprendizaje se describen en las ecuaciones 4.4 y 4.5, los cuales afectan a la ecuación 4.1 (ver sección 4.6.1).

Para las pruebas en esta fase, se supondrán una ganancia  $g_A(X, Y, Z)$  de la forma de una función normal alrededor del valor de 0.9, y para  $I$ , una función normal alrededor del valor de 0.5, a través del tiempo. Además, se partirá de la situación inicial del escenario 1 en SaCI, y para  $\epsilon$  y  $\alpha$  se supondrán un valor de 0.8. Solo se mostrará la evolución de la confianza para el rol y la tarea más similar al problema de reconocimiento. En el caso del agente *RobotSocial*, se consideró identificar la emoción mediante el análisis de las expresiones fáciles. La dinámica del proceso de aprendizaje se puede ver en la Figura 4.7, para las ecuaciones 4.1 y 4.5. En general, en algunos casos, en las primeras iteraciones hay algunos ajustes (caso agente *cámara*), pero después se estabilizan los valores de esas métricas, indicando que la confianza y confiabilidad en ese valor son relativamente estables en el resto del proceso.



Los valores de  $C_A$  y  $r_A$  se adaptan dependiendo de los valores de  $g_A$  e  $l$ , según las ecuaciones 4.4 y 4.5. El proceso de adaptación por reforzamiento depende de la calidad del proceso de aprendizaje en SaCI, medido a través de los resultados de los estudiantes ( $g_A$ ) y experiencias pasadas ( $l$ ). Si son buenas ambas métricas, los valores de  $C_A$  y  $r_A$  se refuerzan, de tal manera de mejorar la confianza en las capacidades de esos agentes para reconocer las emociones.

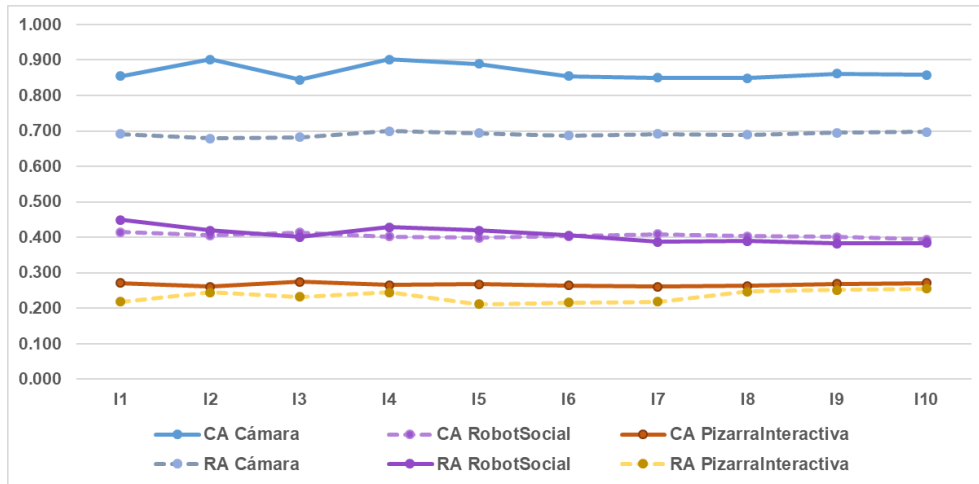


Figura 4.7 Proceso de aprendizaje

En particular, como es el agente *cámara* en quien se tiene más confianza en ese escenario, y  $g_A$  es alto, sus valores de  $C_A$  y  $r_A$  son reforzados para mantenerse altos, mientras que los valores en los otros agentes se refuerzan poco para que mantengan sus niveles actuales. Eso se realiza a través de las iteraciones, para mantener ajustado al modelo de confianza.

## Capítulo 5

### EXTENSIONES SOBRE SaCI

En este capítulo, se presentan otros trabajos derivados de la investigación, que están relacionados con la información obtenida de los procesos de aprendizaje. Particularmente, se describe el uso de LA en SaCI, para extraer conocimiento y mejorar los procesos de aprendizaje. En especial, se presenta un ciclo de lazo cerrado de tareas de LA, para garantizar un comportamiento autónomo en SaCI, y tareas de LA definidas como servicio, para monitorear el proceso de aprendizaje en SaCI, descubrir problemas y necesidades de los estudiantes, e identificar estrategias de mejora del proceso de aprendizaje.

#### 5.1 Analítica de Aprendizaje en SaCI

En SaCI se genera mucha información sobre los procesos de aprendizaje. El objetivo de utilizar LA en SaCI es generar conocimiento, para comprender y optimizar el proceso de aprendizaje y los entornos de enseñanza, y mejorarlos. Para ello, se define un ciclo cerrado de tareas de LA, para generar métricas que evalúan el proceso de aprendizaje y la práctica pedagógica desarrollada en SaCI.

LA aprovecha los datos de SaCI, para proporcionar información sobre las actividades que tienen lugar dentro de él. Las métricas derivadas se utilizan como retroalimentación para optimizar el modelo pedagógico [161].

##### 5.1.1 Tipos de tareas de LA en SaCI

En SaCI, las tareas de LA deben evaluar todos los aspectos del proceso de aprendizaje, para apoyar la toma de decisiones. En particular, constituye un verdadero reto obtener conocimiento a partir de los datos proporcionados por SaCI, en tiempo real [161]. Utilizar las tareas de LA como un enfoque de análisis predictivo, o como un sistema de alerta temprana, es una herramienta útil y efectiva, para mejorar el proceso de aprendizaje. Por lo tanto, las tareas de LA en SaCI deben permitir, entre otras cosas:

- Descubrir los problemas y necesidades de los estudiantes.
- Identificar las estrategias pedagógicas adecuadas para la enseñanza y el aprendizaje.
- Monitorear el avance del curso y el progreso de los estudiantes.

Entre los objetivos principales de SaCI están "entender el comportamiento del estudiante" y "mejorar el aprendizaje". Para ello, hay aspectos en SaCI que deben ser analizados por las tareas de LA, por ejemplo:

- Observar el proceso de aprendizaje: en este caso, LA debe generar indicadores para comprender el proceso de aprendizaje actual (paradigma, métodos, herramientas, etc.).
- Observar el comportamiento de los estudiantes: en este caso, las tareas de LA deben generar indicadores sobre el desempeño de cada estudiante.

En la Figura 5.1 se presenta un ciclo de lazo cerrado de tareas de LA, con el fin de garantizar un comportamiento autónomo en SaCI. Es decir, el conocimiento generado por cada tarea de LA se encadena con la entrada a la siguiente, para permitir un proceso de adaptación permanente en SaCI.

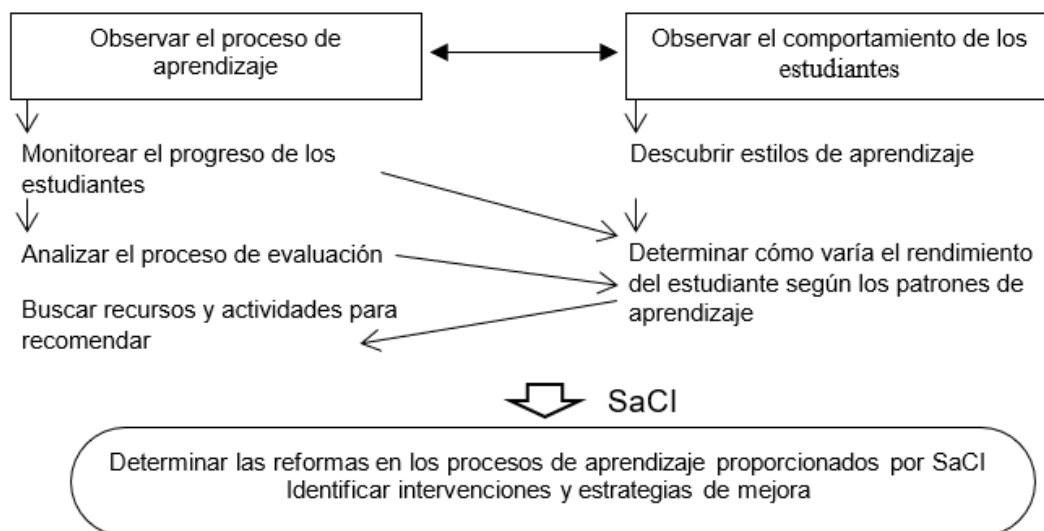


Figura 5.1 Ciclo de lazo autónomo basado en tareas de LA para SaCI

Los tipos de tareas de LA están enfocadas principalmente en [161]:

- a) **Observar el proceso de aprendizaje:** para ello, entre las tareas de LA que se requieren en SaCI para analizar el proceso de aprendizaje están:
  - Monitorear el progreso de los estudiantes: en este caso, es necesario generar conocimiento sobre el comportamiento y el desempeño de los estudiantes.
  - Analizar el proceso de evaluación: en este caso, se estudian los aspectos evaluados, el desempeño promedio del estudiante, entre otras cosas. Un elemento principal, son los patrones generados de la evaluación. Los patrones permiten determinar debilidades, tasas de aprobación, si el estudiante se ha apropiado del problema, los tipos de preguntas que el estudiante no puede responder, entre otros aspectos.
  - Buscar recursos y actividades para recomendar: en este caso, basado en el conocimiento sobre el perfil del estudiante, sobre el desempeño de los estudiantes en actividades o recursos anteriores, el sistema recomendador puede explotar eso para recomendar nuevos elementos.
  
- b) **Observar el comportamiento de los estudiantes:** algunas de las tareas de LA que se requieren en SaCI, para analizar el comportamiento de los estudiantes están:
  - Descubrir estilos de aprendizaje: en este caso, es necesario descubrir los estilos de aprendizaje de un estudiante, de un grupo de estudiantes (por ejemplo, durante un curso), para fortalecer el aprendizaje basándose en dichos estilos de aprendizaje.

- Determinar cómo varía el rendimiento del alumno según los estilos de aprendizaje: para eso, las tareas de LA deben analizar la participación del estudiante según el estilo de aprendizaje usado en un curso.
- Identificar los problemas y las necesidades de los estudiantes: en este caso, se utilizan las tareas de LA para descubrir las asignaturas no cubiertas en las evaluaciones, identificar los temas que los estudiantes necesitan más atención, qué preguntas fallan más, entre otras cosas.

Las tareas para observar el proceso de aprendizaje y el comportamiento de los estudiantes, deben alcanzar los objetivos del ciclo autonómico: (a) Determinar las reformas en los procesos de aprendizaje, por ejemplo: determinar los cambios en los métodos de enseñanza, proponer cambios en el paradigma de aprendizaje, etc. (b) Identificar intervenciones y estrategias de mejora en un momento dado, para ser introducidas en la dinámica de las actividades que se propondrán en SaCI durante un proceso de aprendizaje. De esta manera, se define un bucle de retroalimentación para optimizar el proceso de aprendizaje, donde las tareas de LA puedan ser explotadas en forma individual o colectiva, para permitir un comportamiento automático de SaCI, tal que permita manejar de manera sencilla una diversidad de situaciones, materiales educativos, estilos de aprendizaje, entre otras cosas.

### 5.1.2 Tareas de LA definidas cómo servicio

Las tareas de LA permiten analizar los datos acumulados en SaCI. En esta sección, se describe la definición de las tareas de LA cómo servicios, que pueden ser invocados por los componentes de SaCI.

Las tareas de LA para analizar el proceso de aprendizaje y el comportamiento del estudiante, deben combinarse para alcanzar el objetivo global “*mejorar las experiencias de aprendizaje*” [149]. Con LA, se puede supervisar el rendimiento de los estudiantes, proporcionar recursos de aprendizaje de acuerdo con el estilo de aprendizaje de los alumnos, vincular a los alumnos que estudian temas similares, etc.

Los diferentes componentes de SaCI generan una gran cantidad de datos relacionados con sus actividades, lo que ofrece la posibilidad de extraer valiosos conocimientos que pueden emplearse para mejorar el proceso de aprendizaje, para respaldar la toma de decisiones educativas, entre otras cosas. Para eso, las tareas de LA se definen como servicios, que ayudan a comprender el proceso de aprendizaje y el comportamiento de los estudiantes [162]. En particular, se propone un conjunto de tareas de LA para SaCI como servicios, con el fin de alcanzar los siguientes objetivos:

- Monitorear el proceso de aprendizaje en el aula inteligente.
- Definir y descubrir los problemas y necesidades de los estudiantes.
- Identificar estrategias de mejora del proceso de aprendizaje.

De acuerdo con los objetivos y su utilización, los grupos de tareas de LA de SaCI, son:

- a) **Tareas para la determinación del contexto educativo:** el objetivo de estas tareas de LA son describir y definir la situación actual en el proceso de aprendizaje, y determinar el contexto educativo actual. Algunas de las tareas de LA son:
  - Reconocer a los usuarios (estudiantes, profesor) presentes en SaCI.
  - Describir el proceso de aprendizaje en SaCI.
  - Caracterizar el proceso de aprendizaje en función de las actividades de evaluación de los alumnos.
  - Monitorear los esfuerzos y el progreso de los estudiantes.
  - Analizar el proceso de evaluación.
  - Descubrir los estilos de aprendizaje de los alumnos.
  - Identificar los estudiantes con problemas y necesidades.
  
- b) **Tareas para la planificación de la mejora en el proceso de aprendizaje en SaCI:** una vez que se reconoce el proceso de aprendizaje, es necesario determinar qué mejoras se le pueden introducir. En ese sentido, las tareas de LA deben proponer estrategias y mecanismos, que ayuden a mejorar la dinámica de aprendizaje que se está llevando a cabo en SaCI. En este caso, algunas de las tareas de LA requeridas son:
  - Determinar reformas en los procesos de aprendizaje.
  - Identificar las intervenciones y estrategias de mejora.
  - Recomendar recursos de aprendizaje.
  - Descubrir comunidades educativas de aprendizaje, para promover la colaboración.
  - Introducir la realidad aumentada como apoyo al proceso de aprendizaje.
  
- c) **Tareas para el análisis del impacto de las mejoras:** después de haber introducido las estrategias propuestas por las tareas de LA, implementadas por los componentes de SaCI, es necesario que las nuevas tareas de LA evalúen el impacto de éstas en el proceso de aprendizaje. Algunas de las tareas de LA son:
  - Predecir el rendimiento en el proceso de aprendizaje para un curso.
  - Evaluar la calidad de los recursos educativos usados.

Estas tareas conforman un ciclo repetitivo, donde las salidas son las entradas de las otras tareas [162]. De esta manera, se define como un ciclo de retroalimentación de conocimiento, con el fin de optimizar el proceso de aprendizaje proporcionado por SaCI. Es importante señalar que las tareas de LA son explotadas individualmente por los componentes (agentes) de SaCI.

A continuación, se presentan ejemplos de tareas de LA definidas cómo servicio, en el contexto de AmICL [162].

- Describir el proceso de aprendizaje en SaCI.
- Recomendar recursos de aprendizaje.
- Evaluar la calidad de los REA usados en SaCI
- Reconocer a los usuarios presentes en SaCI (ver Anexo E).

- Caracterizar el proceso de aprendizaje en función de las actividades de evaluación de los alumnos (ver Anexo E).

### **5.1.2.1 Describir el proceso de aprendizaje en SaCI**

Objetivo del servicio: supervisar el progreso y el rendimiento de los estudiantes durante el proceso de aprendizaje en SaCI.

Descripción del servicio: en SaCI, una de las características principales es la capacidad de adaptarse a las necesidades de los estudiantes. Por lo tanto, es necesario aplicar tareas de LA para supervisar el progreso y el rendimiento de los estudiantes durante el proceso de aprendizaje.

Especificación del servicio: el servicio comienza a obtener una clasificación de los estudiantes, considerando parámetros como el estado del curso (aprobado, reprobado), la calificación obtenida [deficiente (0–13), insuficiente (14–27), suficiente (28–29), satisfactoria (30–32) o (33–35), notable (36–38) sobresaliente (39–40)], y género (masculino, femenino)

Resultados: el servicio devuelve como resultado el porcentaje de aprobados y el porcentaje de aprobación por género.

### **5.1.2.2 Recomendar recursos de aprendizaje**

Objetivo del servicio: proporciona recomendaciones de recursos educativos y actividades de aprendizaje en línea, para ayudar a los estudiantes en el proceso de aprendizaje en SaCI.

Descripción del servicio: el sistema recomendador explora todo el conocimiento para recomendar recursos educativos. Los principales componentes de este servicio son: un mecanismo de adquisición de conocimiento basado en algoritmos de aprendizaje; un modelo de conocimiento explícito, que representa todo el conocimiento necesario para recomendar; un mecanismo de razonamiento para inferir información del conocimiento almacenado; y un análisis de criticidad basado en la capacidad de inferencia automática del sistema del recomendador.

Especificación del servicio: utiliza un entorno de trabajo para un sistema recomendador, que explota el conocimiento, aprende, descubre nueva información, infiere preferencias y críticas, entre otras cosas.

Resultados: el servicio devuelve actividades de aprendizaje y recursos educativos recomendados para los estudiantes en SaCI. Los agentes utilizan este tipo de recomendaciones, para brindar apoyo a los estudiantes en el proceso de aprendizaje.

### **5.1.2.3 Evaluar la calidad de los REA usados en SaCI**

Objetivo del servicio: evaluar la calidad de los recursos educativos abiertos (REA) en el aula inteligente.

Descripción del servicio: El servicio analiza el uso de REA en SaCI, con el fin de obtener una clasificación de los mejores REA, según la popularidad de uso y la puntuación proporcionada por los estudiantes al usarlos.

Especificación del servicio: el servicio obtiene el índice de popularidad de uso de los REA, en base al número de vistas y la puntuación.

Resultados: el servicio devuelve la clasificación de popularidad de los REA.

### 5.1.3 Experimentos con servicios de LA en SaCI

El enfoque ha sido probado en una universidad ecuatoriana, donde una de las actividades principales es la educación a distancia. En particular, la Universidad Técnica Particular de Loja (UTPL) tiene un modelo de enseñanza basado en competencias. En este modelo, el estudiante es el actor central en el proceso educativo, y el proceso está mediado por un equipo de enseñanza: profesores, tutores, recursos de aprendizaje y nuevas tecnologías. Para la tutoría en línea, se utiliza un VLE basado en la plataforma MOODLE, un sistema de videoconferencia, correo electrónico, chats, llamada telefónica, etc. Los estudiantes, a través de la participación en foros, chats y videoconferencias en el VLE, pueden obtener su calificación. Por lo tanto, el profesor debe cumplir con ciertas actividades que permiten la evaluación del proceso de enseñanza-aprendizaje, tales como:

- i) proponer al menos un foro, un chat y una videoconferencia.
- ii) responder a las preguntas de los estudiantes a través del correo electrónico o chat de mensajería.
- iii) subir recursos educativos abiertos de aprendizaje.

#### 5.1.3.1 Servicio "*Describir el proceso de aprendizaje en SaCI*"

El servicio "Describir el proceso de aprendizaje en SaCI" permite construir un modelo del proceso de tutoría en línea. Este servicio crea un modelo descriptivo basado en reglas de asociación, para identificar los patrones de las interacciones con las herramientas (por ejemplo, foros, chat, videos, entre otros) involucradas en el proceso de tutoría en línea a través del VLE [163].

La información sobre la interacción de los usuarios de VLE se recopila en un archivo. El servicio permite determinar un modelo descriptivo que caracteriza el uso de estas herramientas en la plataforma durante el proceso de tutoría en línea. Para obtener el modelo descriptivo, se realizaron varios experimentos con reglas de asociación. Se utilizó el lenguaje de programación R, en específico la librería "arules" (reglas de asociación de minería y conjuntos de elementos). Los atributos considerados son: anuncios (NumCommentsProfessorStudent), recursos de aprendizaje (NumRessources load), foros (NumForumsDefined), tareas (NumTaksDefined), REAS (NumREAS), chats (NumChatDefined), número mensajes enviados (NumMssEnv), número de participantes en el chat (NumPssp). En la Figura 5.2 se presentan los mejores resultados (24 reglas) proporcionadas por el algoritmo.

```

## 1 {} => {Recursos} 0.950 0.950 :
## 2 {} => {Foros} 0.975 0.975 :
## 3 {} => {Anuncios} 0.983 0.983 :
## 4 {Chats} => {Recursos} 0.681 0.988 :
## 5 {Chats} => {Foros} 0.681 0.988 :
## 6 {Chats} => {Anuncios} 0.681 0.988 :
## 7 {Recursos} => {Foros} 0.933 0.982 :
## 8 {Foros} => {Recursos} 0.933 0.957 :
## 9 {Recursos} => {Anuncios} 0.933 0.982 :
## 10 {Anuncios} => {Recursos} 0.933 0.949 :
## 11 {Foros} => {Anuncios} 0.958 0.983 :
## 12 {Anuncios} => {Foros} 0.958 0.974 :
## 13 {Recursos,
## Chats} => {Foros} 0.672 0.988 :
## 14 {Foros,
## Chats} => {Recursos} 0.672 0.988 :
## 15 {Recursos,
## Chats} => {Anuncios} 0.672 0.988 :
## 16 {Anuncios,
## Chats} => {Recursos} 0.672 0.988 :
## 17 {Foros,
## Chats} => {Anuncios} 0.672 0.988 :
## 18 {Anuncios,
## Chats} => {Foros} 0.672 0.988 :
## 19 {Recursos,
## Foros} => {Anuncios} 0.916 0.982 :
## 20 {Anuncios,
## Recursos} => {Foros} 0.916 0.982 :
## 21 {Anuncios,
## Foros} => {Recursos} 0.916 0.956 :
## 22 {Recursos,
## Foros,
## Chats} => {Anuncios} 0.664 0.988 :
## 23 {Anuncios,
## Recursos,
## Chats} => {Foros} 0.664 0.988 :
## 24 {Anuncios,
## Foros,
## Chats} => {Recursos} 0.664 0.988 :

```

Figura 5.2 Reglas de asociación del modelo de proceso de tutoría en línea

De acuerdo con los resultados, las primeras 6 reglas se consideran muy obvias o de poco interés. En particular, las reglas 12, 20 y 21 son las más significativas, y describen muy bien la relación entre los atributos involucrados. En la Figura 5.3 se observa la relación entre los atributos estudiados y obtenidos mediante la herramienta WEKA; donde se resalta la dependencia entre cuatro variables principalmente: anuncios, foros, chat y REA. Esos cuatro atributos, forman parte de las reglas más significativas 12, 20 y 21. Además, del análisis, se determina que el porcentaje de instancias correctamente clasificadas es de 91.77% y las instancias incorrectamente clasificadas es de 8.23%.

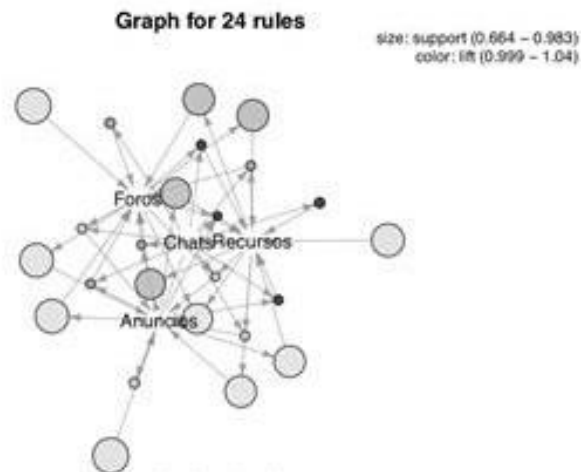


Figura 5.3 Relación entre los principales atributos del proceso de tutoría en línea



**5.1.3.2 Servicio "Reconocer a los usuarios presentes en SaCI"**

Utilizando la herramienta WEKA, los mismos datos de la UTPL, y el algoritmo de agrupamiento SimpleKMeans, se identifican los grupos de estudiantes con características similares [149].

Attribute	Full Data (95)	Cluster#		
		0 (24)	1 (21)	2 (50)
Anuncios	22.6105	25.1667	21.5238	21.84
Recursos	12.6	8.75	14.4762	13.66
Foros	3.9789	3.7917	3.4762	4.28
ComentProfEst	0 a 0	14 a 65	5 a 78	0 a 0
Tareas	1.8421	0.8333	0.8095	2.76
REASdoc	1.1368	0.7083	1.1905	1.32
Chats	1.1263	2.2917	1.5238	0.4
NumForumSentEstudent	4.2316	2.75	8.9524	2.96
NumMensajesEnvEst	5	3.2083	5.1429	5.8
NumParticipantesChat	13.3474	18	38.0952	0.72

Figura 5.4 Resultados del problema de agrupamiento del proceso de tutoría en línea

Como se observa en la Figura 5.4, los tres grupos tienen una gran cantidad de anuncios, pero hay una clara distinción entre ellos en relación con la utilización de las herramientas (chats, mensajes, etc.) por parte de los estudiantes en sus interacciones. En particular, el análisis de los resultados obtenidos se presenta a continuación:

- Grupo 0: en este grupo hay estudiantes con mayor participación en foros, consultas enviadas al profesor, pero tienen un nivel medio para compartir recursos y mensajes enviados. En las otras herramientas, presenta un comportamiento similar a los otros grupos.
- Grupo 1: es un grupo donde usan mucho el foro, con una gran participación en el chat, y un alto uso de los recursos disponibles para el estudiante en el curso. Es un grupo más participativo que los otros grupos.
- Grupo 2: es un grupo que tiene un gran rendimiento en las tareas y tiene menos participación en el chat.

El número de instancias agrupadas en cada grupo se muestra en la Figura 5.5.

Clustered Instances	
0	8 ( 33%)
1	5 ( 21%)
2	11 ( 46%)

Figura 5.5 Instancias en cada grupo

## 5.2 Ciclo autónomico de tareas de analítica del aprendizaje

En esta sección se presenta el concepto de ciclo ACOLAT "*Ciclo Autónomico de Tareas de Analítica del Aprendizaje*", donde se define un conjunto de tareas de LA, con el objetivo de mejorar el proceso de aprendizaje. Además, se describe la aplicación del ciclo ACOLAT en SaCI. En el ciclo autónomico, cada tarea interactúa entre sí y cumple diferentes roles, como: observar el proceso de aprendizaje, analizar e interpretar lo que sucede, y tomar decisiones para mejorar el proceso de aprendizaje [164].

El concepto de ACOLAT "*Ciclo Autónomico de Tareas de LA*" se basa en el concepto de computación autónomica. La computación autónomica es un modelo computacional de autogestión inspirado en el sistema nervioso de los seres humanos [165]. Este paradigma crea sistemas capaces de auto administrarse, con un alto nivel de transparencia para los usuarios. La capacidad autónomica se especifica en término de cuatro procesos: monitoreo, análisis, planificación y ejecución (MAPE, *Monitoring, Analysis, Planning, Execution*). A continuación, se describen cada uno de los componentes del modelo:

- **Monitoreo (M):** la tarea de monitoreo se lleva a cabo para conocer el estado actual del entorno y las actividades que los usuarios desarrollan en él.
- **Análisis (A):** este componente analiza los datos, para realizar diagnóstico, comprender que ocurre, entre otras cosas.
- **Planificación (P):** determina las acciones a emprender para responder a las situaciones detectadas en el análisis. Específicamente, las tareas/servicios a realizar, o las aplicaciones a ejecutar, son planificadas.
- **Ejecución (E):** se ejecutan los servicios específicos requeridos, que se han planificado en la fase previa.

### 5.2.1 Especificación del ciclo autónomico ACOLAT

En general, el ciclo ACOLAT define un conjunto de tareas de LA, cuyo objetivo común es lograr una mejora en el proceso de aprendizaje. La integración de las tareas LA permite resolver problemas complejos, que hasta ahora han sido complejos de estudiar por la cantidad de conocimientos necesarios para la resolución. De esta manera, es muy importante integrar estas tareas de LA, a fin de utilizar los datos del entorno de manera coherente, para generar conocimiento útil y estratégico. El ciclo autónomico define un ciclo cerrado de tareas de LA, que supervisa el proceso de aprendizaje de forma permanente. En la Figura 5.6 se observa los roles de cada tarea de LA en el ciclo autónomico.

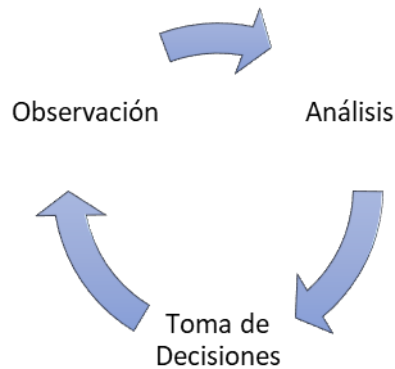


Figura 5.6 Roles en el ciclo autónomo de tareas

**Rol de Observación:** tareas que supervisan el proceso de aprendizaje y capturan los datos y la información sobre el comportamiento del entorno educativo. Eso significa que generan una imagen sobre el proceso de aprendizaje actual y el contexto educativo.

**Rol de Análisis:** tareas para interpretar, comprender y diagnosticar la situación actual en el proceso de aprendizaje. Para ello, construyen modelos de conocimiento sobre la dinámica del proceso de aprendizaje, usando los datos provenientes de la etapa de observación.

**Rol de Toma de Decisiones:** tareas de LA que afectan la dinámica del proceso de aprendizaje para mejorarlo. Es decir, implementar las tareas necesarias para actuar.

El ciclo ACOLAT explota los datos de las fuentes del entorno educativo y los datos externos. Por lo tanto, requiere una fase de procesamiento de datos, con el fin de preparar los datos para ser utilizados por las tareas de LA. Además, permite ejecutar tareas de aprendizaje automático, minería de datos, minería semántica, entre otras.

### 5.2.2 Ciclo ACOLAT en SaCI

Con los datos proporcionados por SaCI, ACOLAT puede producir una gran cantidad de conocimiento que se puede distribuir a los agentes de SaCI. Compartir y manipular este conocimiento en tiempo real es un logro enorme, con el fin de realizar actividades de adaptación al contexto en SaCI. En particular, ACOLAT en SaCI permite:

- Una definición precisa de los problemas y necesidades de los estudiantes.
- Una identificación exitosa de las intervenciones y estrategias de mejora.
- Una determinación efectiva de los objetivos a alcanzar.

De esta manera, SaCI explota el conocimiento oculto extraído por ACOLAT. En particular, los principales ciclos ACOLAT a considerar para optimizar el proceso de aprendizaje, son:

- Ciclo 1: Definir el paradigma de aprendizaje adecuado para un curso.
- Ciclo 2: Identificar los recursos educativos ideales para un estudiante en un momento dado.
- Ciclo 3: Identificar los estudiantes con necesidades especiales.
- Ciclo 4: Evitar la deserción estudiantil.

La importancia de los ciclos autónomos radica en el conjunto de tareas de LA, presentes en cada uno de los roles (observación, análisis y toma de decisiones), para cumplir con el objetivo del ciclo. Una descripción más detallada de los ciclos autonómicos es descrita en [164]. A continuación, se presenta la especificación e implementación del ciclo 1.

### 5.2.2.1 Especificación del ciclo "Definir el paradigma de aprendizaje adecuado para un curso"

En la Figura 5.7 se describe el esquema conceptual del ciclo 1: "Definir el paradigma de aprendizaje adecuado para un curso", para observar, analizar y tomar decisiones, respecto al proceso de aprendizaje.

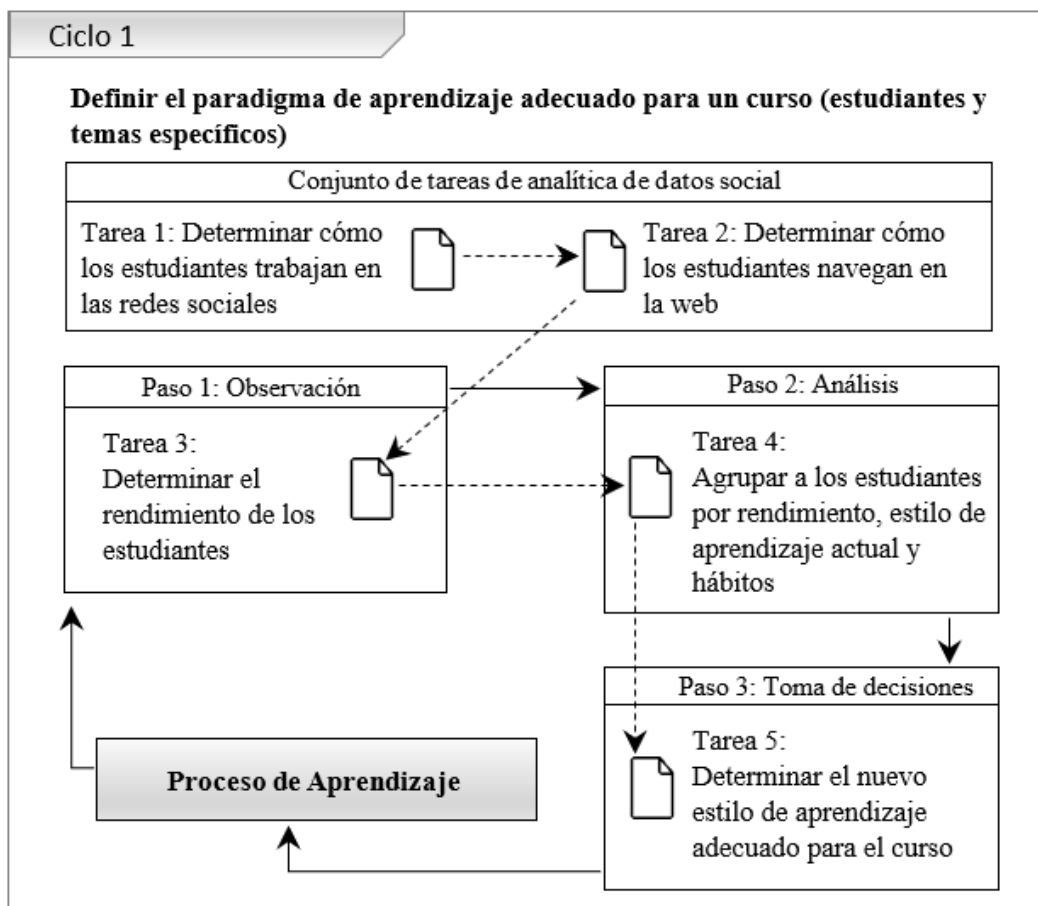


Figura 5.7 Esquema del ciclo autónomo "Definir el paradigma de aprendizaje"

El objetivo de este ciclo autónomo es definir el paradigma de aprendizaje que se utilizará en una clase determinada durante un curso, basándose en los datos sobre los estudiantes. Para eso, el ciclo se compone de un conjunto de cinco tareas, que permiten obtener información sobre los estudiantes:

1. Determinar cómo los estudiantes trabajan en las redes sociales.
2. Determinar cómo los estudiantes navegan por la web.
3. Determinar el rendimiento de los estudiantes.

4. Agrupar a los estudiantes por rendimiento académico, estilo de aprendizaje actual y hábitos.
5. Determinar el nuevo estilo de aprendizaje adecuado para el curso.

Las tres primeras tareas de observación permiten el monitoreo del comportamiento de los estudiantes en diferentes contextos. La cuarta tarea es de análisis, y consiste en interpretar la información para determinar los estilos de aprendizaje y hábitos de los alumnos. Finalmente, en la última tarea de toma de decisiones, se definen las acciones a emprender, en función del estilo de aprendizaje dominante del curso.

La Tabla 5.1 muestra las tareas, las fuentes de datos, y las técnicas de analítica de datos de este ciclo.

*Tabla 5.1 Tareas del ciclo autónomo "Definir el paradigma de aprendizaje"*

Nombre de la tarea	Descripción de la tarea		
	Fuente de datos	Técnicas de análisis de datos	Rol
Determinar cómo los alumnos trabajan en las redes sociales.	Redes sociales (Facebook, Twitter)	Técnicas de análisis de red social.	Observación
Determinar cómo los estudiantes navegan por la web	Internet, la traza de navegación.	Minería web	Observación
Determinar el rendimiento de los estudiantes.	Base de datos del sistema académico.	Minería de datos	Observación
Agrupar a los estudiantes por rendimiento, estilo de aprendizaje actual y hábitos.	Resultados anteriores	Minería de datos	Análisis
Determinar el nuevo estilo de aprendizaje adecuado para el curso.	Resultados anteriores	Minería de datos	Toma de Decisiones

Las tareas de LA utilizan técnicas de minería semántica para extraer conocimiento semántico de diferentes fuentes semánticas (páginas web, ontologías), y técnicas de minería de datos para extraer conocimiento desde las bases de datos organizativas, que son integradas por el ciclo ACOLAT para el enriquecimiento semántico de SaCI.

### **5.2.2.2 Implementación del ciclo "Definir el paradigma de aprendizaje adecuado para un curso"**

Los datos utilizados para la implementación de este ciclo, se obtienen de la base de datos Moodle de SaCI, que tiene aproximadamente 500 estudiantes. Los datos se prepararon con las operaciones necesarias para asegurar una muestra correcta. A continuación, se describe la implementación de cada tarea.

#### **Determinar cómo los alumnos trabajan en las redes sociales**

Para dar un ejemplo de esta tarea de análisis de datos, se utiliza Twitter como fuente de información de las redes sociales, así mismo, se puede utilizar Facebook. El macro-algoritmo comprende:

1. Capturar tweets.
2. Filtrar los tweets capturados.
3. Generar patrones basados en los datos capturados.

En el primer paso, para capturar los tweets se invoca la API de Twitter. Los tweets capturados se almacenan en un archivo JSON. En el segundo paso, se procede a filtrar los tweets por palabras clave, para obtener los más relevantes que permiten describir los comportamientos de los estudiantes. Esto permite obtener información acerca de lo que los estudiantes están haciendo en las redes sociales, pero también cosas como sus intereses, preferencias, etc. Finalmente, se generan patrones basados en los datos capturados, utilizando la herramienta IBM SPSS Text Analytics, que permite extraer conceptos clave de datos no estructurados y agruparlos para construir el patrón de comportamiento de los estudiantes en la plataforma de Twitter.

### Determinar el rendimiento de los estudiantes

Se realizan varias consultas al sistema académico de SaCI, para analizar y determinar el rendimiento de los alumnos. Por ejemplo, la siguiente consulta permite obtener los cursos de los estudiantes, su descripción y los puntajes.

```

1 SELECT grades.userid, courseid,asig.id,asig.name,asig.description,asigsub.numfiles, finalgrade AS total, rawgrademax AS maxtotal
2 FROM moodle19.mdl_grade_grades grades
3 LEFT JOIN moodle19.mdl_enrol_utpl enrol ON enrol.userid = grades.userid
4 LEFT JOIN moodle19.mdl_assignment_submissions asigsub ON asigsub.userid = grades.userid
5 LEFT JOIN moodle19.mdl_assignment asig ON asig.id = asigsub.assignment
6 WHERE courseid > 56514 AND courseid < 56615 GROUP BY grades.userid,asig.id,courseid;
```

Figura 5.8 Consulta al sistema académico para obtener notas de un curso

En la Figura 5.8 se presenta la consulta para obtener las notas de los estudiantes de un curso cuyo identificado es 56514. Principalmente, se consulta a la tabla *notas de los estudiantes*. Con la consulta obtenida en el paso anterior, se procede a agrupar a los estudiantes. El proceso de agrupamiento fue realizado con el algoritmo K- Means, para un número óptimo de K= 3 clusters.

### Agrupar a los estudiantes por rendimiento, estilo de aprendizaje y hábitos

Para el agrupamiento de los estudiantes de acuerdo con sus actuaciones, se usa Weka<sup>12</sup>, específicamente sus algoritmos de agrupamiento. En este caso, el atributo utilizado para el proceso de agrupación es "AVERAGE\_SCORE", porque define el rendimiento general de los estudiantes. Esta tarea de LA crea varios grupos del conjunto de alumnos registrados. Asimismo, proporciona la fuente de información para las próximas tareas de LA, porque define el centroide de cada grupo. Este centroide describe las principales características de aprendizaje de los estudiantes que pertenecen a él. El algoritmo debe ejecutarse cada vez que finaliza un período académico, para actualizar los grupos. De esta forma, siempre se mantendrá actualizado el modelo de conocimiento de las próximas tareas.

<sup>12</sup> Weka. Machine Learning Software in Java. Retrieved from <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

### Determinar el nuevo estilo de aprendizaje adecuado para el curso

Para el análisis de datos, se utilizó el modelo de estilos de aprendizaje de Felder-Silverman<sup>13</sup>. Usando este modelo y la información contenida en los centroides de los grupos de estudiantes, se identificó los estilos de aprendizaje de cada grupo. En la Figura 5.9 se representa el estilo de aprendizaje de los grupos de estudiantes, donde se observa un grupo con un 41% de estudiantes con un estilo de aprendizaje sensitivo, otro con un 36% de estudiantes con un estilo de aprendizaje reflexivo, y en el último grupo de estudiantes el 23% de su estilo de aprendizaje es global. Los estudiantes se han agrupado de acuerdo con su desempeño y con su información sobre sus intereses y hábitos (extraídos de las redes sociales). Con el centroide podemos construir el patrón de intereses y hábitos de cada grupo, y luego, con esta información, construir el nuevo estilo de aprendizaje.

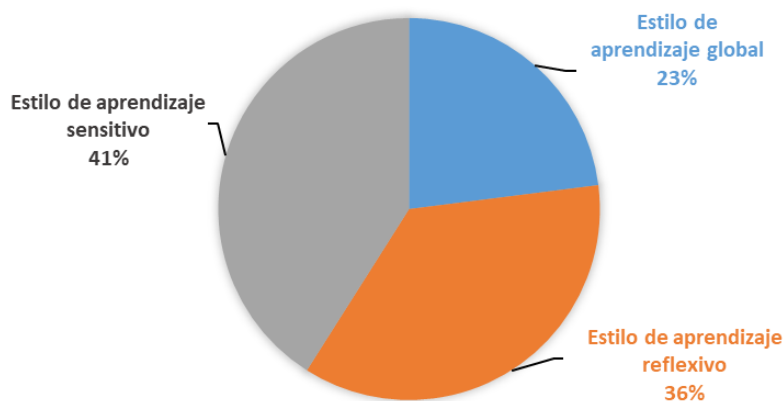


Figura 5.9 Estilos de aprendizaje de los alumnos

Con la información de los modelos de estilos de aprendizaje de los alumnos, se pueden definir diferentes estrategias para mejorar el aprendizaje. Por ejemplo: a nivel de un curso, se pueden construir las comunidades de aprendizaje colaborativo; a nivel de estudiantes, se pueden compartir experiencias entre estudiantes con similares características o habilidades de aprendizaje. El estilo de aprendizaje predominante en un curso es usado en SaCI para organizar las actividades, buscar y presentar los objetos de aprendizaje, entre otras cosas.

#### 5.2.2.3 Análisis de resultados de la implementación del ciclo ACOLAT

Los ACOLAT permiten la integración de las tareas de LA en SaCI para alcanzar sus objetivos principales, basándose en la idea de conocimiento como un servicio (KaaS, por sus siglas en inglés *Knowledge as a Service*). Los resultados de las implementaciones de los ACOLAT generan un conocimiento útil para que los agentes de SaCI puedan realizar sus tareas. Por ejemplo: el agente recomendador puede usar los recursos de aprendizaje, para guiar la búsqueda de recursos educativos [175]; el agente VLE puede usar el estilo

<sup>13</sup> The Peak Performance Center. Felder-Silverman Learning Style Model. Retrieved from <http://thepeakperformancecenter.com/educational-learning/learning/preferences/learning-styles/felder-silverman/>

de aprendizaje, para planificar las actividades apropiadas del proceso de aprendizaje en SaCI.

Los ACOLAT permiten descubrir conocimientos para mejorar el proceso de aprendizaje, garantizando la autonomía y autoadaptación de SaCI. Cada tarea de LA tiene un rol diferente en SaCI: observa el proceso de aprendizaje, lo analiza, toma decisiones para mejorarlo. El KaaS es utilizado por los agentes en SaCI, de acuerdo con sus necesidades. De esta manera, existe una interacción y sinergia entre las tareas de LA y los agentes de SaCI para mejorar el proceso de aprendizaje.



## Capítulo 6

### CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

#### 6.1 Conclusiones

Esta investigación propone una arquitectura computacional para el reconocimiento y la gestión de las emociones en SaCI, con el fin de coadyuvar en el proceso de enseñanza-aprendizaje. El reconocimiento de emociones se caracteriza porque se realiza desde un enfoque multimodal, usando el paradigma de crónicas. En consecuencia, se tiene un modelo más preciso donde se consideran diferentes aspectos, tales como la expresión facial, la voz, el lenguaje corporal, el texto, entre otros.

El uso de crónicas es fundamental a la hora de reconocer emociones en tiempo real, porque permite analizar un conjunto de eventos que van aconteciendo en el sistema, para lograr el reconocimiento de los patrones temporales que componen una crónica. Por lo tanto, cada emoción es representada por una crónica diferente, que contiene un conjunto de descriptores que definen los eventos, y las relaciones temporales entre ellos, para reconocerla. La inclusión del robot social como una herramienta de apoyo al aprendizaje, permite enriquecer el proceso educativo, ya que sus principales aplicaciones son: establecer dialogo con personas de manera natural, ayudar a usuarios proporcionando información pertinente, asumir el rol de tutores, crear respuestas empáticas, entre otras aplicaciones. En particular, en nuestro caso el robot social puede realizar el reconocimiento de emociones usando nuestro modelo, dado que sus sensores permiten capturar los eventos presentes en SaCI.

El modelo conceptual de SaCI se basa en Sistemas MultiAgente, donde las conversaciones constituyen un aspecto fundamental para la interacción entre los agentes. Por lo tanto, el uso del middleware reflexivo permite la integración de los componentes de SaCI, con servicios educativos en la nube, de manera flexible, proactiva y adaptativa, para que los objetos ajusten su comportamiento según el contexto y los requisitos de los usuarios. De esta manera, AmICL resuelve uno de los problemas fundamentales de SaCI, la coordinación entre los diferentes componentes, basado en el aprendizaje en la nube.

La emoción tiene un papel importante en la capacidad de aprendizaje de los estudiantes. Así, la extensión del modelo a través de un patrón base para identificar estilos de aprendizaje, mediante las emociones, es clave porque los docentes en SaCI pueden propiciar métodos de enseñanza individuales apropiados, de acuerdo con los estilos de aprendizaje de los estudiantes. Por otra parte, la extensión del patrón jerárquico para reconocer el estilo de conducción, el estado y las emociones en los conductores, permite mejorar la experiencia de conducción, tal que sus resultados pueden ser utilizados por un ADAS. El modelo del patrón jerárquico es flexible porque permite incorporar nuevos descriptores; por ejemplo, para reconocer las emociones se puede considerar aspectos psicológicos.

Mediante el enfoque basado en crónicas y lógica difusa se reconoce el estilo de aprendizaje en los estudiantes y el estilo de conducción del conductor. Además, se realiza

una comparación de enfoques considerando la capacidad de aprendizaje, de razonamiento y de comunicación. De acuerdo con los resultados de la experimentación, con relación a la capacidad de aprendizaje, se determina que las crónicas proporcionan mejores resultados, son más exactas para reconocer los patrones, y posibilitan procesos de aprendizaje en línea con bajo error. Así mismo, considerando los resultados de la capacidad de comunicación, se evidencia que los tiempos de respuesta y transmisión son mejores para las crónicas, ya que solo envían los eventos involucrados en el proceso de reconocimiento.

Un aspecto importante del modelo multimodal para gestionar las emociones en SaCI, es definir los mecanismos de interacción usados en las conversaciones entre los agentes. En consecuencia, las conversaciones deben ser enriquecidas con modelos de confianza y de reputación, para que cada agente pueda decidir qué información considerar al momento de ejecutar sus procesos de toma de decisiones. En especial, el uso de los modelos de confianza y de reputación permiten obtener la emoción social presente en SaCI, en un momento dado, sin importar las características de su contexto, lo que le da una gran robustez al proceso.

Durante el desarrollo de la investigación se hicieron evidentes otros temas, que aportan un gran beneficio al ámbito educativo. Específicamente, el uso de LA permite extraer conocimiento, mediante un conjunto de tareas de LA definidas como servicio. También, la definición de ciclos de lazo cerrado de tareas de LA garantiza un comportamiento autónomo en SaCI, tal que las tareas de LA permiten monitorear el proceso de aprendizaje, descubrir necesidades de los estudiantes, e identificar estrategias para mejorar los procesos de aprendizaje. En general, los diferentes aspectos considerados en la investigación son muy relevantes, lo que se evidencia con la publicación de 17 artículos (ver Anexo F).

## **6.2 Trabajos Futuros**

Algunos trabajos futuros que se derivan de la presente investigación son:

En cuanto a reconocimiento de emociones, se sugiere ampliar las emociones a reconocer, e incluir emociones no básicas importantes, como el aburrimiento, la confusión, la curiosidad, el compromiso, la ansiedad y la frustración.

Por otro lado, se debe analizar la extensión de la aplicación y del modelo de reconocimiento y gestión de emociones, para otros contextos: hogar, empresa, seguridad, etc., de manera que se pueda obtener un espectro amplio de valoración de sus aportaciones.

También es importante evaluar otros modelos de confianza y reputación, para el proceso de cálculo de la emoción social.

Finalmente, se debe evaluar el comportamiento de todos los ciclos autonómicos simultáneamente en SaCI, considerando que la integración de las tareas de LA permiten supervisar el proceso de aprendizaje de forma continua.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] R. A. Calvo, S. D’Mello, J. Gratch, and A. Kappas, *The Oxford handbook of affective computing*. Oxford Library of Psychology, 2015.
- [2] L. Naude, T. J. Van Den Bergh, and I. S. Kruger, “‘Learning to like learning’: an appreciative inquiry into emotions in education,” *Soc. Psychol. Educ.*, vol. 17, no. 2, pp. 211–228, 2014.
- [3] R. W. Picard, *Affective Computing*, vol. 73. 1997.
- [4] R. W. Picard, “Affective computing: challenges,” *Int. J. Hum. Comput. Stud.*, vol. 59, no. 1, pp. 55–64, 2003.
- [5] M. Singh, A. Majumder, and L. Behera, “Facial expressions recognition system using Bayesian inference,” in *Proceedings International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2014, pp. 1502–1509.
- [6] L. Zhang, A. Hossain, and M. Jiang, “Intelligent Facial Action and emotion recognition for humanoid robots,” in *Proceedings International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2014, pp. 739–746.
- [7] L. Kessous, G. Castellano, and G. Caridakis, “Multimodal emotion recognition in speech-based interaction using facial expression, body gesture and acoustic analysis,” *J. Multimodal User Interfaces*, vol. 3, no. 1, pp. 33–48, 2010.
- [8] S. Poria, H. Peng, A. Hussain, N. Howard, and E. Cambria, “Ensemble application of convolutional neural networks and multiple kernel learning for multimodal sentiment analysis,” *Neurocomputing*, vol. 261, pp. 217–230, 2017.
- [9] R. A. Calvo and S. Mac Kim, “Emotions in text: dimensional and categorical models,” *Comput. Intell.*, vol. 29, no. 3, pp. 527–543, 2013.
- [10] I. Perikos and I. Hatzilygeroudis, “Recognizing emotions in text using ensemble of classifiers,” *Eng. Appl. Artif. Intell.*, vol. 51, pp. 191–201, 2016.
- [11] G. Castellano, S. D. Villalba, and A. Camurri, “Recognising Human Emotions from Body Movement and Gesture Dynamics,” *Affect. Comput. Intell. Interact.*, pp. 71–82, 2007.
- [12] S. Escalera, V. Athitsos, and I. Guyon, “Challenges in multi-modal gesture recognition,” in *Gesture Recognition*, Springer, 2017, pp. 1–60.
- [13] G. Margetis, X. Zabulis, P. Koutlemanis, M. Antona, and C. Stephanidis, “Augmented interaction with physical books in an ambient intelligence learning environment,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 67, no. 2, pp. 473–495, 2013.
- [14] E. Gilman, I. S. Milara, M. Cortés, and J. Riecki, “Towards user support in ubiquitous learning systems,” *IEEE Trans. Learn. Technol.*, vol. 8, no. 1, pp. 55–68, 2015.
- [15] J. C. Augusto, H. Nakashima, and H. Aghajan, “Ambient intelligence and smart environments: A state of the art,” *Handb. Ambient Intell. smart Environ.*, pp. 3–31, 2010.
- [16] M. Sánchez, J. Aguilar, J. Cordero, and P. Valdiviezo, “A Smart Learning Environment based on Cloud Learning,” *Int. J. Adv. Inf. Sci. Technol.*, vol. 39, no. 39, pp. 39–52, 2015.
- [17] J. Aguilar, P. Valdiviezo, J. Cordero, and M. Sánchez, “Conceptual Design of a

- Smart Classroom Based on Multiagent Systems,” in *Proceedings International Conference on Artificial Intelligence (ICAI)*, 2015, p. 471.
- [18] M. Sánchez, J. Aguilar, J. Cordero, P. Valdiviezo-Díaz, L. Barba-Guamán, and L. Chamba-Eras, “Cloud computing in smart educational environments: Application in learning analytics as service,” in *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 444, 2016.
- [19] P. Ekman and W. V Friesen, *Unmasking the face: A guide to recognizing emotions from facial clues*. Ishk, 2003.
- [20] S. L. Happy and A. Routray, “Automatic facial expression recognition using features of salient facial patches,” *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 6, no. 1, pp. 1–12, 2015.
- [21] M. El Ayadi, M. S. Kamel, and F. Karray, “Survey on speech emotion recognition: Features, classification schemes, and databases,” *Pattern Recognit.*, vol. 44, no. 3, pp. 572–587, 2011.
- [22] T. Bänziger, D. Grandjean, and K. R. Scherer, “Emotion recognition from expressions in face, voice, and body: the Multimodal Emotion Recognition Test (MERT).,” *Emotion*, vol. 9, no. 5, p. 691, 2009.
- [23] M. Tahon and L. Devillers, “Towards a small set of robust acoustic features for emotion recognition: challenges,” *IEEE/ACM Trans. Audio, Speech Lang. Process.*, vol. 24, no. 1, pp. 16–28, 2016.
- [24] M. Yassine and H. Hajj, “A framework for emotion mining from text in online social networks,” *Proc. - IEEE Int. Conf. Data Mining, ICDM*, pp. 1136–1142, 2010.
- [25] S. Baccianella, A. Esuli, and F. Sebastiani, “SentiWordNet 3.0: An Enhanced Lexical Resource for Sentiment Analysis and Opinion Mining.,” in *LREC*, 2010, vol. 10, pp. 2200–2204.
- [26] S. Koelstra *et al.*, “Deap: A database for emotion analysis; using physiological signals,” *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 3, no. 1, pp. 18–31, 2012.
- [27] J. Aguilar, L. Chamba-Eras, and J. Cordero, *Specification of a smart classroom based on agent communities*, vol. 444. 2016.
- [28] R. W. Picard, “Affective Computing for HCI,” in *Procs. 8th HCI International on Human-Computer Interaction: Ergonomics and User Interfaces*, 1999, pp. 829–833.
- [29] M. Soleymani, J. Lichtenauer, T. Pun, and M. Pantic, “A multimodal database for affect recognition and implicit tagging,” *IEEE Trans. Affect. Comput.*, vol. 3, no. 1, pp. 42–55, 2012.
- [30] K. S. Sahla and T. S. Kumar, “Classroom Teaching Assessment Based on Student Emotions,” in *Proceedings International Symposium on Intelligent Systems Technologies and Applications*, 2016, pp. 475–486.
- [31] J. Liu, J. Tong, J. Han, S. Chen, and F. Yang, “Affective computing applications in distance education,” in *Proceedings International Conference on Education Technology and Information System*, 2013, pp. 927–930.
- [32] H. Lin, F. Pan, Y. Wang, S. Lv, and S. Sun, “Affective Computing in E-learning,” in *E-learning*, InTech, 2010.
- [33] P. Rodriguez, A. Ortigosa, and R. M. Carro, “Extracting emotions from texts in e-learning environments,” in *Proceedings Sixth International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems (CISIS)*, 2012, pp. 887–892.

- [34] P. Rodriguez, A. Ortigosa, and R. M. Carro, "Detecting and making use of emotions to enhance student motivation in e-learning environments," *Int. J. Contin. Eng. Educ. Life Long Learn.* 6, vol. 24, no. 2, pp. 168–183, 2014.
- [35] T. Daradoumis, M. Arguedas, and F. Xhafa, "Building intelligent emotion awareness for improving collaborative e-learning," in *Proceedings 5th International Conference on Intelligent Networking and Collaborative Systems (INCoS)*, 2013, pp. 281–288.
- [36] C. Mega, L. Ronconi, and R. De Beni, "What makes a good student? How emotions, self-regulated learning, and motivation contribute to academic achievement.," *J. Educ. Psychol.*, vol. 106, no. 1, pp. 121–131, 2014.
- [37] P. Mikulecký, "Smart environments for smart learning," in *DIVAI 2012*, 2012.
- [38] Y. Shi, W. Qin, Y. Suo, and X. Xiao, "Smart classroom: Bringing pervasive computing into distance learning," in *Handbook of Ambient Intelligence and Smart Environments*, H. Nakashima, H. Aghajan, and J. C. Augusto, Eds. Springer, 2010, pp. 881–910.
- [39] F. Mhiri and S. Ratté, "AARTIC: development of an intelligent environment for human learning," in *Proceedings of the 14th annual ACM SIGCSE conference on Innovation and technology in computer science education*, 2009, p. 359.
- [40] M. El-Bishouty and H. Ogata, "Social knowledge awareness map for computer supported ubiquitous learning environment," *Educ. Technol. Soc.*, vol. 13, pp. 27-37 ST-Social Knowledge Awareness Map for Com, 2010.
- [41] S. Garruzzo, D. Rosaci, and G. M. L. Sarné, "ISABEL: A multi agent e-Learning system that supports multiple devices," in *Proceedings of the IEEE/WIC/ACM International Conference on Intelligent Agent Technology, IAT 2007*, 2008, pp. 485–488.
- [42] F. B. V. Benitti, "Exploring the educational potential of robotics in schools: A systematic review," *Comput. Educ.*, vol. 58, no. 3, pp. 978–988, 2012.
- [43] O. Mubin, C. J. Stevens, S. Shahid, A. Al Mahmud, and J.-J. Dong, "A review of the applicability of robots in education," *J. Technol. Educ. Learn.*, vol. 1, pp. 15–209, 2013.
- [44] S. Sugiyama and J. Vincent, "Social robots and emotion: Transcending the boundary between humans and ICTs," *Intervalla*, vol. 1, pp. 1–6, 2013.
- [45] M. Kwon, M. F. Jung, and R. A. Knepper, "Human expectations of social robots," in *Proceedings 11th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, 2016, pp. 463–464.
- [46] N. M. Thalmann, Z. Yumak, and A. Beck, "Autonomous virtual humans and social robots in telepresence," in *Proceedings IEEE 16th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*, 2014, pp. 1–6.
- [47] S. B. Daily *et al.*, "Affective Computing: Historical Foundations, Current Applications, and Future Trends," in *Emotions and Affect in Human Factors and Human-Computer Interaction*, 2017, pp. 213–231.
- [48] Y. Liu, O. Sourina, and M. K. Nguyen, "Real-time EEG-based emotion recognition and its applications," in *Transactions on computational science XII*, Springer, 2011, pp. 256–277.
- [49] S. Lewis, M. Dontcheva, and E. Gerber, "Affective computational priming and creativity," in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in*

- Computing Systems*, 2011, pp. 735–744.
- [50] S. Marsella and J. Gratch, “Computationally modeling human emotion,” *Commun. ACM*, vol. 57, no. 12, pp. 56–67, 2014.
- [51] A. Yamazaki, K. Yamazaki, M. Burdelski, Y. Kuno, and M. Fukushima, “Coordination of verbal and non-verbal actions in human--robot interaction at museums and exhibitions,” *J. Pragmat.*, vol. 42, no. 9, pp. 2398–2414, 2010.
- [52] M. B. Lopez, A. J. H. Montes, R. V. Ramirez, G. A. Hernandez, R. Z. Cabada, and M. L. B. Estrada, “EmoRemSys: an educational recommender system by using emotions detection,” *RISTI (Revista Iber. Sist. e Tecnol. Inf.*, no. 17, pp. 80–96, 2016.
- [53] S. Duo and L. X. Song, “An e-learning system based on affective computing,” *Phys. Procedia*, vol. 24, pp. 1893–1898, 2012.
- [54] H. Hamdi, P. Richard, A. Suteau, and P. Allain, “Emotion assessment for affective computing based on physiological responses,” in *2012 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, 2012, pp. 1–8.
- [55] P. Ekman, “An argument for basic emotions,” *Cogn. Emot.*, vol. 6, no. 3–4, pp. 169–200, 1992.
- [56] S. D’Mello and R. A. Calvo, “Beyond the basic emotions: what should affective computing compute?,” in *CHI’13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, 2013, pp. 2287–2294.
- [57] J. A. Russell, “A circumplex model of affect.,” *J. Pers. Soc. Psychol.*, vol. 39, no. 6, p. 1161, 1980.
- [58] B. L. Fredrickson, “The role of positive emotions in positive psychology: The broaden-and-build theory of positive emotions.,” *Am. Psychol.*, vol. 56, no. 3, p. 218, 2001.
- [59] B. L. Fredrickson, “Positive emotions broaden and build,” in *Advances in experimental social psychology*, vol. 47, Elsevier, 2013, pp. 1–53.
- [60] K. Bahreini, R. Nadolski, and W. Westera, “Towards multimodal emotion recognition in e-learning environments,” *Interact. Learn. Environ.*, vol. 24, no. 3, pp. 590–605, 2016.
- [61] G. Littlewort *et al.*, “The computer expression recognition toolbox (CERT),” in *Proceedings Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops*, 2011, pp. 298–305.
- [62] S. K. D’mello and A. Graesser, “Multimodal semi-automated affect detection from conversational cues, gross body language, and facial features,” *User Model. User-adapt. Interact.*, vol. 20, no. 2, pp. 147–187, 2010.
- [63] J. Cordero and J. Aguilar, “Reconocimiento multimodal de emociones en un entorno inteligente basado en crónicas,” *Proc. Congr. Int. Sist. Intel. y Nuevas Tecnol.*, pp. 525–541, 2016.
- [64] J. M. Garcia-Garcia, V. M. R. Penichet, M. D. Lozano, J. E. Garrido, and E. L.-C. Law, “Multimodal Affective Computing to Enhance the User Experience of Educational Software Applications,” *Mob. Inf. Syst.*, vol. 2018, 2018.
- [65] E. Sariyanidi, H. Gunes, and A. Cavallaro, “Automatic analysis of facial affect: A survey of registration, representation, and recognition,” *IEEE Trans. Pattern Anal.*

- Mach. Intell.*, vol. 37, no. 6, pp. 1113–1133, 2015.
- [66] J. F. Cohn, Z. Ambadar, and P. Ekman, “Observer-based measurement of facial expression with the Facial Action Coding System,” *Handb. Emot. elicitation Assess.*, pp. 203–221, 2007.
- [67] S. Piana, A. Staglianò, F. Odone, and A. Camurri, “Adaptive body gesture representation for automatic emotion recognition,” *ACM Trans. Interact. Intell. Syst.*, vol. 6, no. 1, p. 6, 2016.
- [68] R. A. Calvo and S. Mac Kim, “Emotions in Text: Dimensional and Categorical Models,” *Comput. Intell.*, vol. 29, no. 3, pp. 527–543, 2013.
- [69] S. K. D. Mello, S. D. Craig, A. Witherspoon, and B. Mcdaniel, “Automatic detection of learner ’ s affect from conversational cues,” *User Model. User-adapt. Interact.*, vol. 1, pp. 45–80, 2008.
- [70] M. M. Bradley and P. P. J. Lang, “Affective Norms for English Words ( ANEW ): Instruction Manual and Affective Ratings,” *Psychology*, vol. Technical, no. C–1, p. 0, 1999.
- [71] C. Strapparava and A. Valitutti, “WordNet-Affect: an affective extension of WordNet,” *Proc. 4th Int. Conf. Lang. Resour. Eval.*, pp. 1083–1086, 2004.
- [72] J. Redondo, I. Fraga, I. Padrón, and M. Comesaña, “The Spanish adaptation of ANEW (affective norms for English words).,” *Behav. Res. Methods*, vol. 39, no. 3, pp. 600–605, 2007.
- [73] J. Aguilar, “Temporal Logic from the Chronicles Paradigm: learning and reasoning problems, and its applications in Distributed Systems,” 2011.
- [74] C. Dousson, “Extending and unifying chronicle representation with event counters,” in *Proceedings of the 15th European Conference on Artificial Intelligence*, 2002, pp. 257–261.
- [75] C. Dousson and P. Le Maigat, “Chronicle Recognition Improvement Using Temporal Focusing and Hierarchization.,” in *Proceedings of the 20th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 2007, vol. 7, pp. 324–329.
- [76] J. Vizcarrondo, J. Aguilar, A. Subias, and E. Exposito, “Distributed chronicles for recognition of failures in web services composition,” in *Proceedings XXXIX Latin American Computing Conference (CLEI)*, 2013, pp. 1–10.
- [77] H.-E. Gougam, A. Subias, and Y. Pencolé, “Timed diagnosability analysis based on chronicles,” *Proc. 8th IFAC Symp. Fault Detect. Superv. Saf. Tech. Process.*, vol. 45, no. 20, pp. 1256–1261, 2012.
- [78] A. Subias, L. Travé-Massuyès, and E. Le Corronc, “Learning chronicles signing multiple scenario instances,” vol. 19, no. 1997, 2014.
- [79] M.-O. Cordier and C. Dousson, “Alarm driven monitoring based on chronicles,” in *IFAC Proceedings Volumes*, 2000, pp. 291–296.
- [80] J. Vizcarrondo, J. Aguilar, E. Expósito, and A. Subias, “ARMISCOM: self-healing service composition,” *Serv. Oriented Comput. Appl.*, vol. 11, no. 3, pp. 345–365, 2017.
- [81] J. Vizcarrondo, J. Aguilar, E. Exposito, and A. Subias, “Building Distributed Chronicles for Fault Diagnostic in Distributed Systems using Continuous Query Language (CQL),” *Int. J. Eng. Dev. Res.*, vol. 3, no. 1, pp. 131–144, 2015.



- [82] M. Alač, "Social robots: Things or agents?," *AI Soc.*, vol. 31, no. 4, pp. 519–535, 2016.
- [83] C. Breazeal, K. Dautenhahn, and T. Kanda, "Social robotics," in *Springer handbook of robotics*, Springer, 2016, pp. 1935–1972.
- [84] M. J. Matarić and B. Scassellati, "Socially assistive robotics," in *Springer Handbook of Robotics*, Springer, 2016, pp. 1973–1994.
- [85] K. Dautenhahn, "Socially intelligent robots: dimensions of human--robot interaction," *Philos. Trans. R. Soc. London B Biol. Sci.*, vol. 362, no. 1480, pp. 679–704, 2007.
- [86] S. M. Anzalone, S. Boucenna, S. Ivaldi, and M. Chetouani, "Evaluating the engagement with social robots," *Int. J. Soc. Robot.*, vol. 7, no. 4, pp. 465–478, 2015.
- [87] J. Hirth, N. Schmitz, and K. Berns, "Emotional architecture for the humanoid robot head ROMAN," in *Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2007, pp. 2150–2155.
- [88] N. Iwahashi, K. Sugiura, R. Taguchi, T. Nagai, and T. Taniguchi, "Robots that Learn to Communicate: A Developmental Approach to Personally and Physically Situated Human-Robot Conversations," in *AAAI Fall Symposium: Dialog with Robots*, 2010.
- [89] N. Schmitz, J. Hirth, and K. Berns, "Realization of natural interaction dialogs in public environments using the humanoid robot roman," in *Humanoids 2008 - 8th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots*, 2008, pp. 579–584.
- [90] O. Mubin, C. J. Stevens, S. Shahid, A. Al Mahmud, and J.-J. Dong, "a Review of the Applicability of Robots in Education," *Technol. Educ. Learn.*, vol. 1, no. 1, 2013.
- [91] H. Kose, N. Akalin, and P. Uluer, "Socially interactive robotic platforms as sign language tutors," *Int. J. Humanoid Robot.*, vol. 11, no. 01, p. 1450003, 2014.
- [92] A. Causo, G. T. Vo, I.-M. Chen, and S. H. Yeo, "Design of robots used as education companion and tutor," in *Robotics and Mechatronics*, Springer, 2016, pp. 75–84.
- [93] M. Saerbeck, T. Schut, C. Bartneck, and M. D. Janse, "Expressive robots in education: varying the degree of social supportive behavior of a robotic tutor," in *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2010, pp. 1613–1622.
- [94] J. Kory Westlund *et al.*, "Tega: a social robot," in *Proceedings Eleventh ACM/IEEE International Conference on Human Robot Interaction*, 2016, p. 561.
- [95] F. Cavallo, F. Semeraro, L. Fiorini, G. Magyar, P. Sinčák, and P. Dario, "Emotion Modelling for Social Robotics Applications: A Review," *J. Bionic Eng.*, vol. 15, no. 2, pp. 185–203, 2018.
- [96] M. Bick and T.-F. Kummer, "Ambient intelligence," *Bus. Inf. Syst. Eng.*, vol. 2, no. 5, pp. 317–320, 2010.
- [97] S. Stenvall-Virtanen and K. Nordell, "SMART Classroom project," 2014.
- [98] G. Weiss, *Multiagent systems: a modern approach to distributed artificial intelligence*. MIT press, 1999.
- [99] M. Wooldridge, *An introduction to multiagent systems*. John Wiley & Sons, 2009.
- [100] J. Aguilar, A. Rios Bolivar, F. Hidrobo, and M. Cerrada, *Sistemas MultiAgentes y sus Aplicaciones en Automatización Industrial*. 2013.

- [101] S. Russell and P. Norvig, "Inteligencia Artificial Un Enfoque Moderno," 2004.
- [102] Y. Shoham and K. Leyton-Brown, *Multiagent systems: Algorithmic, game-theoretic, and logical foundations*. Cambridge University Press, 2008.
- [103] P. P. Cruz and A. Herrera, *Inteligencia artificial con aplicaciones a la ingeniería*. Marcombo, 2011.
- [104] J. Aguilar, M. Cerrada, and F. Hidrobo, "A methodology to specify multiagent systems," in *Proceedings KES International Symposium on Agent and Multi-Agent Systems: Technologies and Applications*, 2007, pp. 92–101.
- [105] C. A. Iglesias and M. Garijo, "The agent-oriented methodology MAS-CommonKADS," in *Agent-oriented methodologies*, IGI Global, 2005, pp. 46–78.
- [106] R. Ferguson, "Learning analytics: drivers, developments and challenges," *Int. J. Technol. Enhanc. Learn.*, vol. 4, no. 5/6, pp. 304–317, 2012.
- [107] A. Pardo, "Designing learning analytics experiences," in *Learning Analytics*, Springer, 2014, pp. 15–38.
- [108] F. Tian *et al.*, "Recognizing and regulating e-learners' emotions based on interactive Chinese texts in e-learning systems," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 55, pp. 148–164, 2014.
- [109] M. Ben Ammar, M. Neji, A. M. Alimi, and G. Gouardères, "The affective tutoring system," *Expert Syst. Appl.*, vol. 37, no. 4, pp. 3013–3023, 2010.
- [110] C. Kim and R. Pekrun, "Emotions and motivation in learning and performance," in *Handbook of Research on Educational Communications and Technology*, 2014, pp. 65–75.
- [111] C. Akbiyik, "Can Affective Computing Lead to More Effective Use of ICT in Education?," *Educational*, no. 352, pp. 181–185, 2010.
- [112] M. Kadar *et al.*, "Affective Computing to Enhance Emotional Sustainability of Students in Dropout Prevention," in *Proceedings of the 7th International Conference on Software Development and Technologies for Enhancing Accessibility and Fighting Info-exclusion*, 2016, pp. 85–91.
- [113] C.-H. Wu, Y.-M. Huang, and J.-P. Hwang, "Review of affective computing in education/learning: Trends and challenges," *Br. J. Educ. Technol.*, vol. 47, no. 6, pp. 1304–1323, 2016.
- [114] K. R. Muis, M. Chevrier, and C. A. Singh, "The role of epistemic emotions in personal epistemology and self-regulated learning," *Educ. Psychol.*, vol. 53, no. 3, pp. 165–184, 2018.
- [115] J. Cordero, J. Aguilar, and K. Aguilar, "Enfoques Inteligentes para Identificar Estilos de Aprendizaje de los estudiantes mediante las Emociones en un salón de clases," *Rev. Iber. Sist. e Technol. Inf.*, vol. E17, no. 1, pp. 703–716, 2019.
- [116] D. A. Kolb, *Experiential learning: Experience as the source of learning and development*. FT press, 2014.
- [117] W. A. Suliman, "The relationship between learning styles, emotional social intelligence, and academic success of undergraduate nursing students," *J. Nurs. Res.*, vol. 18, no. 2, pp. 136–143, 2010.
- [118] L. Shen, M. Wang, and R. Shen, "Affective e-Learning: Using" Emotional" Data to

- Improve Learning in Pervasive Learning Environment.," *J. Educ. Technol. Soc.*, vol. 12, no. 2, 2009.
- [119] A. M. Mahasneh, "Learning Styles as a Predictor of Emotional Intelligence Among Sample of Jordanian University Students," *Eur. J. Bus. Soc. Sci.*, vol. 2, no. 2, pp. 46–55, 2013.
- [120] L. Goralnik, K. F. Millenbah, M. P. Nelson, and L. Thorp, "An environmental pedagogy of care: Emotion, relationships, and experience in higher education ethics learning," *J. Exp. Educ.*, vol. 35, no. 3, pp. 412–428, 2012.
- [121] R. Morgan and F. Baker, "VARK analysis and recommendations for educators," in *Society for Information Technology & Teacher Education International Conference*, 2013, pp. 1381–1385.
- [122] N. Fleming, "The VARK Questionnaire," *VARK a guide to learning styles*. 2008.
- [123] L. A. Zadeh, "Fuzzy sets," *Inf. Control*, vol. 8, no. 3, pp. 338–353, 1965.
- [124] E. Camargo and J. Aguilar, "Hybrid intelligent supervision model of oil wells," in *Proceedings IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, 2014, pp. 934–939.
- [125] A. Tigadi, R. Gujanatti, A. Gonchi, and B. KLEMSSCET, "Advanced driver assistance systems," *Int. J. Eng. Res. Gen. Sci*, vol. 4, no. 3, 2016.
- [126] W. Dong, J. Li, R. Yao, C. Li, T. Yuan, and L. Wang, "Characterizing Driving Styles with Deep Learning," *arXiv Prepr. arXiv1607.03611*, 2016.
- [127] J. Wang, L. Zhang, D. Zhang, and K. Li, "An adaptive longitudinal driving assistance system based on driver characteristics," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 14, no. 1, pp. 1–12, 2013.
- [128] M. Kuderer, S. Gulati, and W. Burgard, "Learning driving styles for autonomous vehicles from demonstration," in *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, 2015, pp. 2641–2646.
- [129] J. Wang, J. Fu, Y. Xu, and T. Mei, "Beyond Object Recognition: Visual Sentiment Analysis with Deep Coupled Adjective and Noun Neural Networks," in *Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, 2016, pp. 3484–3490.
- [130] J. Aguilar, K. Aguilar, D. Chávez, J. Cordero, and E. Puerto, "Different Intelligent Approaches for Modeling the Style of Car Driving," in *Proceedings 14th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)*, 2017.
- [131] J. E. Meseguer, C. K. Toh, C. T. Calafate, J. C. Cano, and P. Manzoni, "Drivingstyles: a mobile platform for driving styles and fuel consumption characterization," *J. Commun. networks*, vol. 19, no. 2, pp. 162–168, 2017.
- [132] E. Roidl, B. Frehse, and R. Höger, "Emotional states of drivers and the impact on speed, acceleration and traffic violations—A simulator study," *Accid. Anal. Prev.*, vol. 70, pp. 282–292, 2014.
- [133] O. Taubman-Ben-Ari and D. Yehiel, "Driving styles and their associations with personality and motivation," *Accid. Anal. Prev.*, vol. 45, pp. 416–422, 2012.
- [134] J. Aguilar, "Temporal Logic from the Chronicles Paradigm : learning and reasoning problems , and its applications in Distributed Systems," *Ed. Lambert*, 2011.

- [135] J. Aguilar, K. Aguilar, and J. A. Gutiérrez De Mesa, "An Approach for the Structural Learning of Chronicles," *Contemp. Eng. Sci.*, vol. 11, no. 17, pp. 793–806, 2018.
- [136] H. Sun, "Design of personalized learning system based on learning styles," *Rev. Ibérica Sist. e Tecnol. Informação*, no. E11, p. 66, 2016.
- [137] A. R. Faria, A. Almeida, C. Martins, R. Gonçalves, J. Martins, and F. Branco, "A global perspective on an emotional learning model proposal," *Telemat. Informatics*, vol. 34, no. 6, pp. 824–837, 2017.
- [138] R. Zatarain-Cabada, M. L. Barrón-Estrada, and R. Zatarain-Cabada, "Learning Styles and Emotion Recognition in a Fuzzy Expert System.," *Res. Comput. Sci.*, vol. 65, pp. 87–94, 2013.
- [139] M. Sánchez, J. Aguilar, J. Cordero, and P. Valdiviezo, "Basic Features of a Reflective Middleware for Intelligent Learning Environment in the Cloud (IECL)," in *Proceedings Asia-Pacific Conference on Computer Aided System Engineering (APCASE)*, 2015.
- [140] C.-L. Huang, Y. P. Fallah, R. Sengupta, and H. Krishnan, "Adaptive intervehicle communication control for cooperative safety systems," *IEEE Netw.*, vol. 24, no. 1, 2010.
- [141] R. H. Weber and R. Weber, "Internet of Things: Legal Perspectives, vol. 49." Springer Science & Business Media, Heidelberg, 2010.
- [142] W. Han, W. Wang, X. Li, and J. Xi, "Statistical-based approach for driving style recognition using Bayesian probability with kernel density estimation," *IET Intell. Transp. Syst.*, 2018.
- [143] L. Yang, R. Ma, H. M. Zhang, W. Guan, and S. Jiang, "Driving behavior recognition using EEG data from a simulated car-following experiment," *Accid. Anal. Prev.*, vol. 116, pp. 30–40, 2018.
- [144] D. Dörr, D. Grabengiesser, and F. Gauterin, "Online driving style recognition using fuzzy logic," in *Proceedings 17th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2014, pp. 1021–1026.
- [145] W. Wang, J. Xi, A. Chong, and L. Li, "Driving style classification using a semisupervised support vector machine," *IEEE Trans. Human-Machine Syst.*, vol. 47, no. 5, pp. 650–660, 2017.
- [146] M. Mendonça, J. Aguilar, and N. Perozo, "Middleware reflexivo semántico para ambientes inteligentes," in *Proceedings of Segunda Conferencia Nacional de Computación, Informática y Sistemas (CoNCISa), Caracas, Venezuela*, 2014.
- [147] J. Aguilar, A. B. Rios, F. Hidrobo, and M. Cerrada, *Sistemas MultiAgentes y sus Aplicaciones en Automatización Industrial*. 2013.
- [148] A. Rios-Bolívar, M. Cerrada, F. Narciso, F. Hidrobo, and J. Aguilar, "Implantando sistemas de control con agentes inteligentes Control system implementation with intelligent agents," *Rev. Cienc. e Ing.*, vol. 29, no. 3, pp. 249–260, 2008.
- [149] M. Sánchez, J. Aguilar, J. Cordero, and P. Valdiviezo, "A Smart Learning Environment based on Cloud Learning," *Int. J. Adv. Inf. Sci. Technol.*, vol. 39, no. 39, pp. 39–52, 2015.
- [150] J. Terán, J. L. Aguilar, and M. Cerrada, "Mathematical models of coordination mechanisms in multi-agent systems," *CLEI Electron. J.*, vol. 16, no. 2, p. 5, 2013.

- [151] J. Cordero, J. Aguilar, K. Aguilar, and M. Martinez, "Sistema de Gestión de las emociones en un salón de clases inteligente basado en Modelos de confianza y reputación," *Rev. Iber. Sist. e Tecnol. Inf.*, vol. E17, no. 1, pp. 870–885, 2019.
- [152] J. Aguilar, O. Camacho, and D. Chávez, "Social set points definition based on trajectory for control systems in smart classrooms," in *Proceedings IEEE 3rd Colombian Conference on Automatic Control (CCAC)*, 2017, pp. 1–6.
- [153] H. Lijian, H. Houkuang, and Z. Wei, "A framework to support heterogeneous reputation models interoperation in Multi-Agent System," in *Proceedings 2nd International Conference on Advanced Computer Control (ICACC)*, 2010, vol. 1, pp. 183–188.
- [154] M. H. Nguyen and D. Q. Tran, "A combination trust model for multi-agent systems," *Int. J. Innov. Comput. Inf. Control*, vol. 9, no. 6, pp. 2405–2420, 2013.
- [155] M. H. Nguyen and D. Q. Tran, "A trust-based mechanism for avoiding liars in referring of reputation in multiagent system," *Editor. Pref.*, vol. 4, no. 2, 2015.
- [156] M. H. Nguyen and D. Q. Tran, "A trust model for new member in multiagent system," *Vietnam J. Comput. Sci.*, vol. 2, no. 3, pp. 181–190, 2015.
- [157] G. D'Angelo, S. Rampone, and F. Palmieri, "Developing a trust model for pervasive computing based on Apriori association rules learning and Bayesian classification," *Soft Comput.*, vol. 21, no. 21, pp. 6297–6315, 2017.
- [158] R. Hermoso, H. Billhardt, and S. Ossowski, "Trust-based role coordination in task-oriented multiagent systems," *Knowledge-Based Syst.*, vol. 52, pp. 78–90, 2013.
- [159] J. Aguilar, *Introducción a los Sistemas Emergentes*. Talleres Gráficos, Universidad de Los Andes, 2014.
- [160] S. D. Ramchurn, D. Huynh, and N. R. Jennings, "Trust in multi-agent systems," *Knowl. Eng. Rev.*, vol. 19, no. 1, pp. 1–25, 2004.
- [161] J. Aguilar, P. Valdiviezo, J. Cordero, G. Riofrio, and E. Encalada, "A General Framework for Learning Analytic in a Smart Classroom," in *Department of Education & Training*, R. Valencia-García, K. Lagos-Ortiz, G. Alcaraz-Mármol, J. del Cioppo, and N. Vera-Lucio, Eds. Springer International Publishing, 2016, pp. 214–225.
- [162] J. Aguilar, M. Sánchez, J. Cordero, P. Valdiviezo-Díaz, L. Barba-Guamán, and L. Chamba-Eras, "Learning analytics tasks as services in smart classrooms," *Univers. Access Inf. Soc.*, pp. 1–17, 2017.
- [163] P. Valdiviezo-Díaz, J. Cordero, R. Reátegui, and J. Aguilar, "A business intelligence model for online tutoring process," in *Proceedings Frontiers in Education Conference, FIE*, 2015, vol. 2015-Decem.
- [164] J. Aguilar, J. Cordero, and O. Buendía, "Specification of the autonomic cycles of learning analytic tasks for a smart classroom," *J. Educ. Comput. Res.*, vol. 56, no. 6, pp. 866–891, 2018.
- [165] P. Lalanda, J. A. McCann, and A. Diaconescu, *Autonomic computing*. Springer, 2013.
- [166] J. Aguilar, M. Sánchez, P. Valdiviezo, and J. Cordero, "Mecanismos de Coordinación en un Salón Inteligente," in *Proceedings 6to Congreso Iberoamericano de Estudiantes de Ingeniería Eléctrica (VI CIBELEC)*, 2015.

## ANEXOS

### Anexo A. Cuestionario VARK



#### El Cuestionario VARK - ¿Cómo aprendo mejor?

Con este cuestionario se tiene el propósito de saber acerca de sus preferencias para trabajar con información. Seguramente tiene un estilo de aprendizaje preferido y una parte de ese **Estilo de Aprendizaje** es su preferencia para capturar, procesar y entregar ideas e información.

Elija las respuestas que mejor expliquen su preferencia y encierre con un círculo la letra de su elección. Puede seleccionar más de una respuesta a una pregunta si una sola no encaja con su percepción. Deje en blanco toda pregunta que no se aplique a sus preferencias.

1. Está ayudando a una persona que desea ir al aeropuerto, al centro de la ciudad o a la estación del ferrocarril. Ud.:
  - a. iría con ella.
  - b. le diría cómo llegar.
  - c. le daría las indicaciones por escrito (sin un mapa).
  - d. le daría un mapa.
  
2. No está seguro si una palabra se escribe como “trascendente” o “tracendente”, Ud.:
  - a. vería las palabras en su mente y elegiría la que mejor luce.
  - b. pensaría en cómo suena cada palabra y elegiría una.
  - c. las buscaría en un diccionario.
  - d. escribiría ambas palabras y elegiría una.
  
3. Está planeando unas vacaciones para un grupo de personas y desearía la retroalimentación de ellos sobre el plan. Ud.:
  - a. describiría algunos de los atractivos del viaje.
  - b. utilizaría un mapa o un sitio web para mostrar los lugares.
  - c. les daría una copia del itinerario impreso.
  - d. les llamaría por teléfono, les escribiría o les enviaría un e-mail.
  
4. Va a cocinar algún platillo especial para su familia. Ud.:
  - a. cocinaría algo que conoce sin la necesidad de instrucciones.
  - b. pediría sugerencias a sus amigos.
  - c. hojearía un libro de cocina para tomar ideas de las fotografías.
  - d. utilizaría un libro de cocina donde sabe que hay una buena receta.
  
5. Un grupo de turistas desea aprender sobre los parques o las reservas de vida salvaje en su área. Ud.:
  - a. les daría una plática acerca de parques o reservas de vida salvaje.
  - b. les mostraría figuras de Internet, fotografías o libros con imágenes.
  - c. los llevaría a un parque o reserva y daría una caminata con ellos.
  - d. les daría libros o folletos sobre parques o reservas de vida salvaje.
  
6. Está a punto de comprar una cámara digital o un teléfono móvil. ¿Además del precio, qué más influye en su decisión?
  - a. lo utiliza o lo prueba.
  - b. la lectura de los detalles acerca de las características del aparato.

- c. el diseño del aparato es moderno y parece bueno.
  - d. los comentarios del vendedor acerca de las características del aparato.
7. Recuerde la vez cuando aprendió cómo hacer algo nuevo. Evite elegir una destreza física, como montar bicicleta. ¿Cómo aprendió mejor?:
- a. viendo una demostración.
  - b. escuchando la explicación de alguien y haciendo preguntas.
  - c. siguiendo pistas visuales en diagramas y gráficas.
  - d. siguiendo instrucciones escritas en un manual o libro de texto.
8. Tiene un problema con su rodilla. Preferiría que el doctor:
- a. le diera una dirección web o algo para leer sobre el asunto.
  - b. utilizara el modelo plástico de una rodilla para mostrarle qué está mal.
  - c. le describiera qué está mal.
  - d. le mostrara con un diagrama qué es lo que está mal.
9. Desea aprender un nuevo programa, habilidad o juego de computadora. Ud. debe:
- a. leer las instrucciones escritas que vienen con el programa.
  - b. platicar con personas que conocen el programa.
  - c. utilizar los controles o el teclado.
  - d. seguir los diagramas del libro que vienen con el programa.
10. Le gustan los sitios web que tienen:
- a. cosas que se pueden picar, mover o probar.
  - b. un diseño interesante y características visuales.
  - c. descripciones escritas interesantes, características y explicaciones.
  - d. canales de audio para oír música, programas o entrevistas.
11. Además del precio, ¿qué influiría más en su decisión de comprar un nuevo libro de no ficción?
- a. la apariencia le resulta atractiva.
  - b. una lectura rápida de algunas partes del libro.
  - c. un amigo le habla del libro y se lo recomienda.
  - d. tiene historias, experiencias y ejemplos de la vida real.
12. Está utilizando un libro, CD o sitio web para aprender cómo tomar fotografías con su nueva cámara digital. Le gustaría tener:
- a. la oportunidad de hacer preguntas y que le hablen sobre la cámara y sus características.
  - b. instrucciones escritas con claridad, con características y puntos sobre qué hacer.
  - c. diagramas que muestren la cámara y qué hace cada una de sus partes.
  - d. muchos ejemplos de fotografías buenas y malas y cómo mejorar éstas.
13. Prefiere a un profesor o un expositor que utiliza:
- a. demostraciones, modelos o sesiones prácticas.
  - b. preguntas y respuestas, charlas, grupos de discusión u oradores invitados.
  - c. folletos, libros o lecturas.
  - d. diagramas, esquemas o gráficas.
14. Ha acabado una competencia o una prueba y quisiera una retroalimentación. Quisiera tener la retroalimentación:
- a. utilizando ejemplos de lo que ha hecho.
  - b. utilizando una descripción escrita de sus resultados.
  - c. escuchando a alguien haciendo una revisión detallada de su desempeño.
  - d. utilizando gráficas que muestren lo que ha conseguido.
15. Va a elegir sus alimentos en un restaurante o café. Ud.:
- a. elegiría algo que ya ha probado en ese lugar.
  - b. escucharía al mesero o pediría recomendaciones a sus amigos.
  - c. elegiría a partir de las descripciones del menú.
  - d. observaría lo que otros están comiendo o las fotografías de cada platillo.

16. Tiene que hacer un discurso importante para una conferencia o una ocasión especial. Ud.:
- elaboraría diagramas o conseguiría gráficos que le ayuden a explicar las ideas.
  - escribiría algunas palabras clave y práctica su discurso repetidamente.
  - escribiría su discurso y se lo aprendería leyéndolo varias veces.
  - conseguiría muchos ejemplos e historias para hacer la charla real y práctica.

### Tabla de puntuación del cuestionario VARK

Use la siguiente tabla de puntuación para encontrar la categoría VARK a la que corresponde cada una de sus respuestas. Encierra en un círculo las letras que corresponden a sus respuestas. Por ejemplo: Si respondió b y c en la pregunta 3, marque con un círculo V y R en la fila de la pregunta 3.

Pregunta	a categoría	b categoría	c categoría	d categoría
3	K	V	R	A

### Tabla general de puntuación

Pregunta	a categoría	b categoría	c categoría	d categoría
1	K	A	R	V
2	V	A	R	K
3	K	V	R	A
4	K	A	V	R
5	A	V	K	R
6	K	R	V	A
7	K	A	V	R
8	R	K	A	V
9	R	A	K	V
10	K	V	R	A
11	V	R	A	K
12	A	R	V	K
13	K	A	R	V
14	K	R	A	V
15	K	A	R	V
16	V	A	R	K

### Calcular su puntuación

Contar el número de cada una de las letras VARK que ha marcado con un círculo para obtener el puntaje para cada categoría VARK.

Número total de Vs en círculo =	<input type="text"/>
Número total de As en círculo =	<input type="text"/>
Número total de Rs en círculo =	<input type="text"/>
Número total de Ks en círculo =	<input type="text"/>



## Anexo B. Implementación de crónicas con OpenESB

La implementación de las crónicas aprendidas se lleva a cabo con OpenESB. OpenESB es un middleware orientado a servicios que se utiliza para crear aplicaciones basadas en arquitectura orientada a servicios (SOA, por sus siglas en inglés *Service Oriented Architecture*). Tiene un componente, llamado IEP (Intelligent Event Processor), que permite el procesamiento de eventos complejos, la base del motor de inferencia para el reconocimiento de las crónicas. Utiliza el lenguaje de consulta de crónicas CQL (Chronicles Query Language), para describir las crónicas, que es un lenguaje declarativo que hace posible realizar consultas continuas en un flujo de eventos. La Figura B.1 muestra un ejemplo de una crónica, utilizando el componente IEP de la herramienta OpenESB.

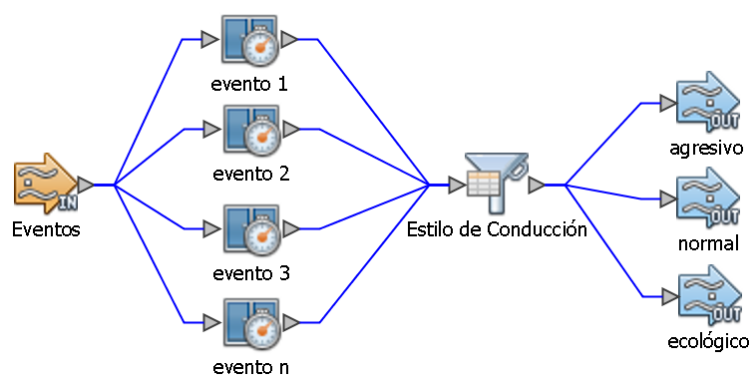


Figura B.1 Ejemplo de definición de una crónica usando IEP en OpenESB

El componente *eventos* representa una secuencia de entrada que recopila una serie de eventos. Estos eventos definen los cambios en los descriptores que definen las crónicas. En la Figura B.1, hay varios eventos (evento 1, evento 2, evento 3 y evento n), que son eventos que ocurren en los descriptores que forman parte del patrón de estilo de conducción.

La representación de las crónicas utilizando el lenguaje de consulta declarativo CQL, para consultas continuas en una secuencia de eventos, es muy similar a la instrucción `SELECT` del lenguaje de consulta estructurado SQL, sin embargo, la ejecución de las consultas es diferente. Con CQL las consultas son flujos continuos de datos, que se ejecutan indefinidamente (tuplas infinitas de flujos), o hasta que la aplicación que invoca finalice. CQL tiene operadores que permiten relacionar el flujo con las relaciones. Por ejemplo, para reconocer el patrón ira, se usa las siguientes declaraciones CQL.

```

Chronicle Ira {
SELECT
    ISTREAM {
        event_level2=>'EStressed'
        event_level1=>'EAggressive'
        'Anger Recognized'
    }
FROM
    EventV1[T1]
    EventS1[T2]

```

```
EventP1[T3]
EventF3[T4]
EventB5[T5]
EventH1[T6]
WHERE
EventP1.time < EventV1.time
```

## Anexo C. Conversación para gestionar las condiciones ambientales

Esta conversación tiene como objetivo, el monitoreo y control de la temperatura, el ruido y la iluminación en SaCI. En esta conversación participan los agentes gestores de las condiciones ambientales, como la temperatura, la iluminación, el sonido, entre otros. La Tabla C.1 describe dicha conversación.

Tabla C.1 Conversación “gestión de las condiciones ambientales”

<b>Nombre de la conversación:</b> Gestión de las condiciones ambientales	
<b>Objetivo</b>	Acondicionar el ambiente e iluminación en SaCI
<b>Agentes participantes</b>	usuario, agente gestor, agente temperatura, agente iluminación, agente actuador
<b>Iniciador</b>	Agente Gestor
<b>Actos de habla</b>	Captar los cambios de temperatura en SaCI Captar los cambios de iluminación en SaCI Regular la temperatura (activar aire acondicionado – calefacción) Regular la luminosidad (encender o apagar luces)
<b>Precondición</b>	Variación de temperatura e iluminación
<b>Condición de terminación</b>	Condiciones ambientales adecuadas
<b>Descripción</b>	Monitorear y controlar la temperatura e iluminación en SaCI. Según la temperatura medida, se realizan acciones que permitan adecuar el ambiente. Así mismo, según la iluminación y presencia de usuarios en ciertas áreas, se realizan acciones para regular la luminosidad

La Figura C.1 muestra el diagrama de interacción de la conversación. El *agente gestor de las condiciones ambientales* monitorea las condiciones ambientales, comunicándose con los agentes de temperatura, iluminación y sonido. Los agentes temperatura, iluminación y sonido, frecuentemente determinan los valores de temperatura, iluminación y sonido, a través de sus sensores. Los datos obtenidos son reportados al *agente gestor*, quién realiza una comparación con los valores establecidos como adecuados (set point), y si están fuera del rango, solicita al *agente actuador* la realización de una acción específica, para acondicionar el SaCI, por ejemplo: encender/apagar aire acondicionado, encender/apagar calefacción, encender/apagar luces, abrir/cerrar puertas y persianas, entre otras cosas.

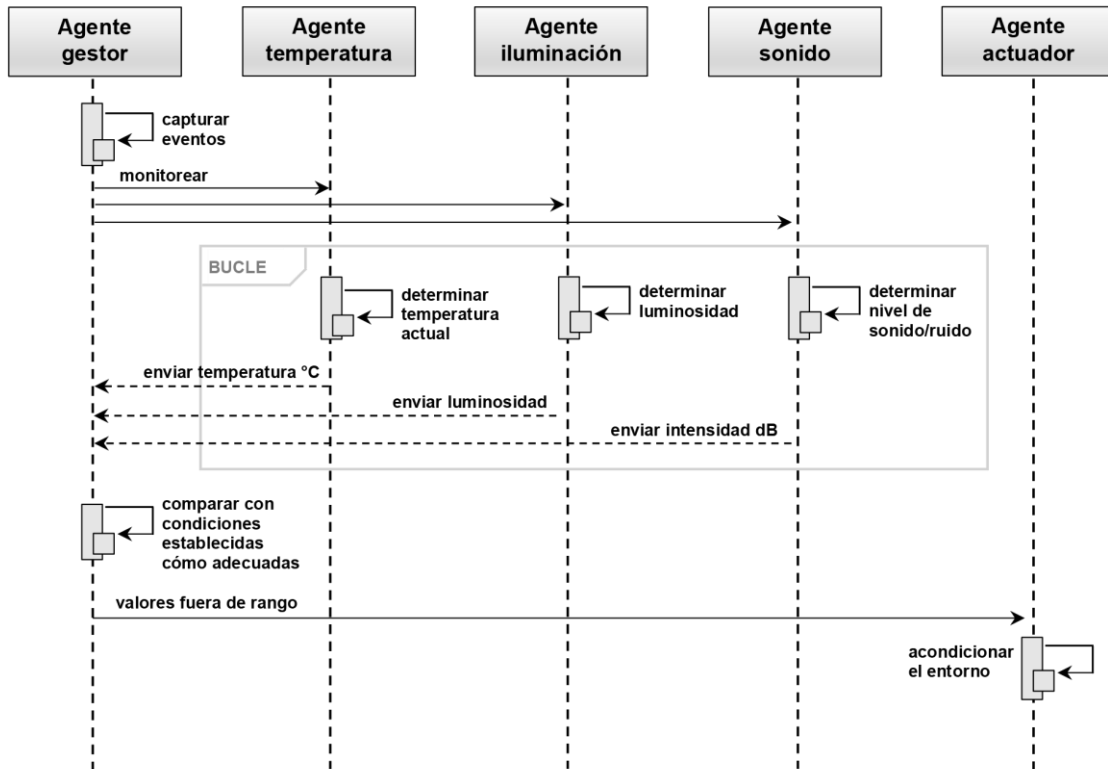


Figura C.1 Diagrama de interacción "gestión de las condiciones ambientales"

## Anexo D. Mecanismos de coordinación en las conversaciones de SaCI

En este anexo se presenta el proceso de coordinación en SaCI [166]. Para SaCI, se usan los dos protocolos de coordinación más comunes en SMA [150]: licitación y subasta. Estos protocolos son usados en las diferentes conversaciones de SaCI, por ejemplo, en la conversación "gestión del proceso de aprendizaje" (ver sección 4.4.1). En el caso de la licitación, en la Figura D.1 se observa su uso entre el agente VLE y los agentes SRs cuando se solicita un recurso de aprendizaje.

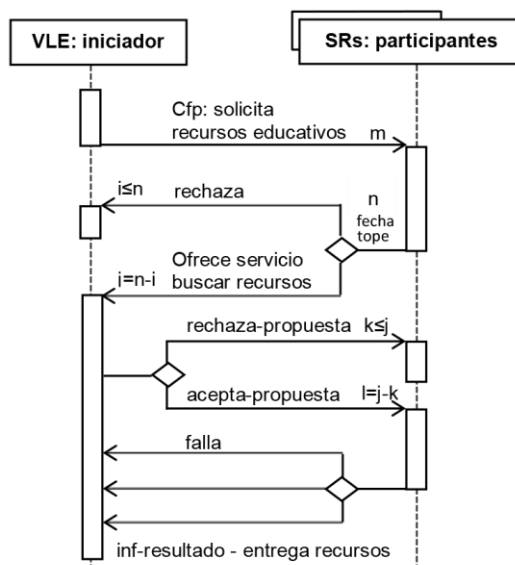


Figura D.1 Licitación en la conversación "gestión del proceso de aprendizaje"

Durante ese proceso de licitación, el flujo de interacción que se da es el siguiente:

1. Cfp: VLE solicita los recursos educativos que se van a sugerir al estudiante, para lo cual envía las temáticas de los cursos a los agentes sistemas recomendadores (SR); éstos, buscan y seleccionan los recursos a enviar al VLE.
2. Refuse: cada SR puede rechazar la petición.
3. Propose: Algunos SRs, en base al perfil del estudiante, ofertan una lista de recursos de aprendizaje al VLE.
4. Reject-proposal: VLE rechaza algunas de las ofertas de los SRs, porque no están acorde al perfil del usuario o a las temáticas del curso.
5. accept-proposal: VLE acepta una de las ofertas de uno de los SRs (es el ganador).
6. failure: El SR ganador falla al enviar los recursos educativos.
7. inform-result: el SR ganador envía los recursos de aprendizaje ofertados a VLE.

En el caso de subasta, en la Figura D.2 se muestra su uso en esa conversación, entre los agentes SR y VLE, pero ahora a nivel del agente SR, ya que puede servirle solo a un agente VLE, y en algún momento le pueden llegar varias solicitudes de servicio. De esta manera, él elige servir a quien le haga la mejor propuesta.

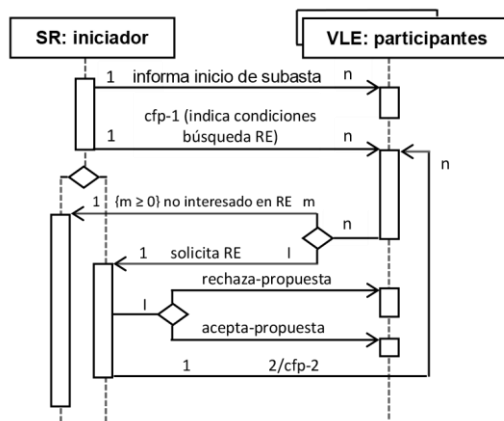


Figura D.2 Subasta en la conversación "gestión del proceso de aprendizaje"

Partiendo del siguiente supuesto: un grupo de 3 VLEs son servidos por un único SR. Los agentes VLE deben competir entre sí por el servicio. Durante el proceso de subasta, el flujo de interacción que se da es el siguiente:

1. inform-start-of-auction: El SR informa del inicio de la subasta.
2. cfp-1 : Primera ronda, el SR está a la espera de que los VLEs soliciten recursos educativos.
3.  $\{m \geq 0\}$  not-understood: Algún VLE no puede estar interesado en buscar recursos educativos.
4. propose: Los VLEs solicitan al SR que les recomiende recursos educativos (indican las condiciones).
5. reject-proposal: El SR rechaza propuestas.
6. accept-proposal: El SR acepta una de las propuestas, busca los recursos de aprendizaje, y los envía al VLE.
7. 2/cfp-2: Segunda ronda, el SR está a la espera que los VLEs hagan una segunda ronda de solicitud de recursos educativos (esto se hará de forma repetida, hasta que el SR acepte una de las solicitudes).

## **Anexo E. Tareas de LA definidas cómo servicio, en el contexto de AmICL**

En este anexo se presentan ejemplos de tareas de LA definidas cómo servicio, en el contexto de AmICL.

### **Reconocer a los usuarios presentes en SaCI**

Objetivo del servicio: reconocimiento facial de los usuarios para ingresar al aula inteligente.

Descripción del servicio: se detecta la presencia del usuario, a través de una cámara, luego se identifica el rostro a través de algoritmos de máquinas de aprendizaje, y otros métodos de clasificación, para finalmente reconocer si se trata de un profesor o estudiantes para permitir el acceso al aula inteligente.

Especificación del servicio: para el algoritmo de reconocimiento facial usando patrones, se debe tener un conjunto de datos de imágenes de los usuarios para entrenamiento. El servicio toma una imagen de la cara, y usando un algoritmo de máquinas de aprendizaje, encuentra la distancia más cercana entre la cara detectada y los datos de entrenamiento (conjunto de datos de caras) para reconocer al usuario.

Resultados: el reconocimiento de usuario para ingresar en el aula inteligente, debe tener un valor de confianza superior al 95%.

### **Caracterizar el proceso de aprendizaje en función de las actividades de evaluación de los alumnos.**

Objetivo del servicio: aplicar las tareas de LA en el proceso de evaluación, para determinar las habilidades desarrolladas por los estudiantes en el aula inteligente.

Descripción del servicio: una forma de analizar el proceso de aprendizaje en SaCI es utilizar la información sobre el progreso de los estudiantes. Para eso, es necesario aplicar las tareas de LA en el proceso de evaluación. En particular, es posible determinar las habilidades desarrolladas por los estudiantes, de acuerdo con sus calificaciones obtenidas en las evaluaciones desarrolladas en el VLE.

Especificación del servicio: el servicio de LA tiene los siguientes componentes: (1) Extraer la información del aula inteligente en torno al proceso de evaluación; (2) Etiquetar las preguntas; (3) Clasificar las preguntas según la taxonomía de Bloom; (4) Analizar las preguntas; (5) Descubrir el patrón del proceso de evaluación en el aula inteligente.

Resultados: este servicio devuelve las relaciones entre los factores presentados durante el proceso de evaluación en el aula inteligente, y las evaluaciones, para determinar los aspectos aún no aprendidos. Luego, el agente VLE utiliza el conocimiento para identificar temas que requieren reforzar su aprendizaje, para mejorar el rendimiento de los estudiantes.

## Anexo F. Artículos publicados

1. Aguilar, J., Valdiviezo, P., Cordero, J., & Sánchez, M. (2015, January). Conceptual design of a smart classroom based on multiagent systems. In *Proceedings on the International Conference on Artificial Intelligence (ICAI)* (p. 471). The Steering Committee of The World Congress in Computer Science, Computer Engineering and Applied Computing (WorldComp).
2. Valdiviezo-Díaz, P., Cordero, J., Reátegui, R., & Aguilar, J. (2015, October). A business intelligence model for online tutoring process. In *Frontiers in Education Conference (FIE), 2015 IEEE* (pp. 1-9). IEEE.
3. Sánchez, M., Aguilar, J., Cordero, J., & Valdiviezo, P. (2015, July). Basic features of a reflective middleware for intelligent learning environment in the cloud (IECL). In *Computer Aided System Engineering (APCASE), 2015 Asia-Pacific Conference on* (pp. 1-6). IEEE.
4. Aguilar, J., Sánchez, M., Valdiviezo, P., & Cordero, J. (2015). Mecanismos de coordinación en un salón inteligente. In *Proceedings of the 6to Congreso Iberoamericano de Estudiantes de Ingeniería Eléctrica (VI CIBELEC 2015)*.
5. Sánchez, M., Aguilar, J., Cordero, J., & Valdiviezo, P. (2015). A smart learning environment based on cloud learning. *International Journal of Advanced Information Science and Technology*, 39(39), 39-52.
6. Aguilar, J., Chamba-Eras, L., & Cordero, J. (2016). Specification of a smart classroom based on agent communities. In *New Advances in Information Systems and Technologies* (pp. 1003-1012). Springer International Publishing.
7. Sánchez, M., Aguilar, J., Cordero, J., Valdiviezo-Díaz, P., Barba-Guamán, L., & Chamba-Eras, L. (2016). Cloud computing in smart educational environments: application in learning analytics as service. In *New Advances in Information Systems and Technologies* (pp. 993-1002). Springer International Publishing.
8. Cordero, J., & Aguilar, J. (2016). Reconocimiento multimodal de emociones en un entorno inteligente basado en crónicas. *Proceedings Congreso Internacional de Sistemas Inteligentes y Nuevas Tecnologías (COISINT)*, 525-541.
9. Aguilar, J., Valdiviezo, P., Cordero, J., Riofrio, G., & Encalada, E. (2016). A general framework for learning analytic in a smart classroom. In *Technologies and Innovation: Second International Conference, CITI 2016, Guayaquil, Ecuador, November 23-25, 2016, Proceedings 2* (pp. 214-225). Springer International Publishing.
10. Aguilar, J., Chavez, D., & Cordero, J. (2016). A Dynamic Recognition Approach of Emotional States for Car Drivers. In *Technologies and Innovation: Second International Conference, CITI 2016, Guayaquil, Ecuador, November 23-25, 2016, Proceedings 2* (pp. 155-168). Springer International Publishing.
11. Aguilar, J., Sánchez, M., Cordero, J., Valdiviezo-Díaz, P., Barba-Guamán, L., & Chamba-Eras, L. (2017). Learning analytics tasks as services in smart classrooms. *Universal Access in the Information Society*, 1-17.
12. Aguilar, J., Chávez, D., Cordero, J., & Puerto, E. (2017). Different Intelligent Approaches for Modeling the Style of Car Driving. In *Proceedings of the 14th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)*.
13. González-Eras, A., Buendía, O., Aguilar, J., Cordero, J., & Rodríguez, T. (2017, October). Competences as Services in the Autonomic Cycles of Learning Analytic Tasks for a Smart Classroom. In *International Conference on Technologies and Innovation* (pp. 211-226). Springer, Cham.



14. Aguilar, J., Cordero, J., & Buendía, O. (2017). Specification of the autonomic cycles of learning analytic tasks for a smart classroom. *Journal of Educational Computing Research*.
15. Cordero, J., Aguilar, J., Aguilar, K., & Martinez, M. (2019). Sistema de Gestión de las emociones en un salón de clases inteligente basado en Modelos de confianza y reputación. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, (E17), 870-885.
16. Cordero, J., Aguilar, J., & Aguilar, K. (2019). Enfoques Inteligentes para Identificar Estilos de Aprendizaje de los estudiantes mediante las Emociones en un salón de clases. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação*, (E17), 703-716.
17. Aguilar J., Aguilar K., Chávez D., Cordero J., Puerto E. "Recognition of the Driving Style in Vehicle Drivers", *En revision*.