



PROYECTO DE GRADO

Presentado ante la ilustre UNIVERSIDAD DE LOS ANDES como requisito parcial para
obtener el Título de INGENIERO DE SISTEMAS

RECONOCIMIENTO DE EMOCIONES EN UN CONDUCTOR DE VEHÍCULO USANDO EL PARADIGMA DE CRÓNICAS

Por

Br. Kristell Anais Aguilar Alarcón

Tutor: José L. Aguilar C.

Mayo 2017

RECONOCIMIENTO DE EMOCIONES EN UN CONDUCTOR DE VEHÍCULO USANDO EL PARADIGMA DE CRÓNICAS

Br. Kristell Anais Aguilar Alarcón

Proyecto de Grado — Sistemas Computacionales, páginas
Escuela de Ingeniería de Sistemas, Universidad de Los Andes, 2017.

Resumen:

Con la popularidad de los sistemas avanzados de asistencia al conductor (ADAS) en los vehículos, y el interés que se le está prestando a la interacción hombre-máquina, el problema de adaptación de los ADAS a las características de cada conductor se hace importante. Para que los ADAS logren adaptarse a los conductores, es necesario que cuenten con sistemas adaptativos que puedan considerar las características internas de cada ser humano, tales como sus estados afectivos y emocionales, como el cansancio, la falta de atención, entre otros. En este trabajo se propone un patrón jerárquico del estilo de conducción, que se compone de tres niveles, uno para describir el estado emocional, otro para describir el estado del conductor y, finalmente, el último que corresponde al estilo de conducción. Cada nivel se define por distintos tipos de descriptores, requieren de un enfoque multimodal (sonido, visión, etc.) para ser percibidos, y están relacionados entre ellos porque unos son descriptores de otros. El trabajo se enmarca en el nivel de emociones del conductor, sin embargo, se realiza el análisis para todo el patrón jerárquico. En particular, se propone utilizar para reconocer el estilo de conducción, un paradigma de lógica temporal llamado crónica, el cual modela patrones caracterizados por eventos observables con relaciones temporales entre ellos. Además, en el trabajo se propone un algoritmo de aprendizaje de crónicas, se usa el lenguaje CQL para la descripción de las crónicas descubiertas, y se implementa la base de crónicas en el bus de servicios OpenESB. Finalmente, se compara el paradigma con otras técnicas de reconocimiento, una basada en lógica difusa y la otra en un algoritmo que modela el funcionamiento del neocórtex humano, llamado Ar2P. Se analizan las técnicas, evaluando sus capacidades para razonar sobre el conductor, para adaptarse al conductor, o para ser usado en el Internet de las Cosas (IoT).

Palabras Claves: Sistemas de Asistencia al Conductor, Patrón Jerárquico de Estilo de Conducción, Reconocimiento de Patrones, Reconocimiento de Emociones, Crónicas, Inteligencia Artificial, Computación Afectiva.

Índice

Índice.....	4
Índice de Figuras.....	5
Índice de Tablas.....	6
Índice de Ecuaciones.....	7
Índice de Anexos.....	8
Capítulo 1. Problema de Investigación.....	9
1.1 Introducción.....	9
1.2 Formulación del Problema.....	10
1.3 Justificación y Relevancia del Trabajo.....	11
1.4 Objetivos.....	12
1.4.1 Objetivo General.....	12
1.4.2 Objetivos Específicos.....	12
1.5 Antecedentes.....	12
1.6 Organización del Trabajo.....	15
Capítulo 2. Marco Teórico.....	17
2.1 Emociones.....	17
2.1.1 Reconocimiento de Emociones.....	19
2.2 Computación Afectiva.....	20
2.3 Sistema de Asistencia al Conductor.....	22
2.4 Crónicas.....	24
2.4.1 Representación de una Crónica.....	24
2.4.2 Reconocimiento de Crónicas.....	26
Capítulo 3. Diseño del Modelo Jerárquico de Estilo de Conducción (MJEC).....	28
3.1 Definición del Patrón del Estilo de un Conducir de Vehículo.....	28
3.2 Modelado del Patrón Multimodal Jerárquico del Estilo de Conducir usando Crónicas.....	33
3.3 Proceso de Adaptación de los Patrones Genéricos de las Emociones.....	35
Capítulo 4. Preparación de las Crónicas.....	40
4.1 Proceso de Aprendizaje.....	40
4.2 MJEC en openESB.....	43
4.3 Representación de las Crónicas usando el Lenguaje CQL.....	47

Capítulo 5. Experimentación y Análisis de Resultados.....	52
5.1 Datos de Prueba.....	52
5.2 Medidas de Rendimiento a Evaluar.....	55
5.3 Escenarios.....	59
5.3.1 Pruebas de Aprendizaje.....	60
5.3.2 Pruebas del MJEC.....	60
5.4 Resultados Obtenidos.....	74
5.4.1 Resultado de Aprendizaje.....	74
5.4.2 Resultados del MJEC.....	79
5.5 Análisis de Resultados.....	81
5.5.1 Análisis de Aprendizaje.....	81
5.5.2 Análisis del MJEC.....	84
5.5.2.1 Capacidad de Adaptacion.....	84
5.5.2.2 Capacidad de Razonamiento.....	84
5.5.2.3 Capacidad de Comunicación.....	85
5.6 Comparacion con otros trabajos/paradigmas.....	86
Capítulo 6. Conclusiones y Recomendaciones.....	87
6.1 Conclusiones.....	87
6.2 Recomendaciones.....	88
Bibliografía.....	90

Índice de Figuras

Figura 2.1. Proceso de vivencia de una emoción	18
Figura 2.2 Ciclo de computación afectiva.....	21
Figura 2.3. Sistema de asistencia para conductores de Asia-Pacífico, tomado de [57]	23
Figura 2.4. Modelo de un ADAS.....	23
Figura 2.5. Ejemplo de una Crónica.....	24
Figura 2.6. Ejemplo de modelo para representar las crónicas.....	25
Figura 2.7. Reconocimiento de una crónica.....	27
Figura 3.1. Ejemplo de crónicas para el nivel 3.....	33
Figura 3.2. Ejemplo de crónicas para el nivel 2.....	34
Figura 3.3. Ejemplo de crónicas para el nivel 1.....	34
Figura 3.4. Macro-algoritmo de creación de patrones de crónicas.....	37
Figura 3.5. Definición para la evaluación de patrones de crónicas.....	38
Figura 3.6. Macro-algoritmo de evaluación de patrones de crónicas.....	38
Figura 4.1. Diagrama de clases.....	42
Figura 4.2. Diagrama de actividades.....	42
Figura 4.3. Ejemplo definición de crónica usando el componente IEP en openESB.....	43
Figura 4.4. Descripción del elemento input: EventosIra.....	44
Figura 4.5. Descripción del elemento time based windows: Evento1.....	44
Figura 4.6. Descripción del elemento projection and filter: PatronIra.....	45
Figura 4.7. Descripción del elemento invoke stream: EEstresado.....	45
Figura 4.8. Descripción del elemento stream output: ReporteEmocionConductor.....	46
Figura 4.9. Ejemplo prueba de crónica usando el componente Compoosite Application en openESB.....	47
Figura 4.10. Predicados reificados en el lenguaje CQL [33].....	48
Figura 4.11. Modelo en CQL de la crónica ira.....	50
Figura 4.12. Modelo en CQL de la crónica estresado.....	50
Figura 4.13. Modelo en CQL de la crónica agresivo.....	51
Figura 5.1. Crónica creada emoción ira, para el conductor 4 (ver tabla 5.13).....	82
Figura 5.2. Crónica emoción ira conductor 4 en lenguaje CQL.....	83

Índice de Tablas

Tabla 3.1. Descriptores del patrón del estilo del conductor.....	29
Tabla 3.2. Descriptores del patrón del estado del conductor.....	29
Tabla 3.3. Descriptores del patrón de emociones del conductor.....	30
Tabla 3.4. Eventos acerca de la velocidad del vehículo.....	31
Tabla 3.5. Emociones del conductor.....	32
Tabla 3.6. Estado del conductor.....	32
Tabla 3.7. Estilo del conductor.....	32
Tabla 4.1. Universo de clases del sistema de aprendizaje.....	40
Tabla 5.1. Ejemplificación de la VMC del nivel 3. Emociones del conductor.....	53
Tabla 5.2. Ejemplificación de la VMO del nivel 3. Emociones del conductor.....	54
Tabla 5.3. Formulación matemática de los indicadores de razonamiento.....	58
Tabla 5.4. Formulación matemática de los indicadores de aprendizaje.....	58
Tabla 5.5. Formulación matemática de los indicadores de comunicación.....	59
Tabla 5.6. Caso a. Aprendizaje de diversos patrones.....	60
Tabla 5.7. Caso b. Aprendizaje de distintos patrones para una misma emoción, estado o estilo de conducción.....	60
Tabla 5.8. Caso a. Patrones de reconocimiento de la emoción felicidad.....	63
Tabla 5.9. Caso b. Patrones de reconocimiento de la emoción sorpresa.....	63
Tabla 5.10. Caso c. Caso jerárquico de estilo agresivo de conducción.....	73
Tabla 5.11. Caso d. Patrones de reconocimiento de distintas emociones para un mismo conductor.....	73
Tabla 5.12. Caso a. Resultados de aprendizaje diversos patrones.....	76
Tabla 5.13. Caso b. Resultados de aprendizaje distintos patrones para una misma emoción, estado, o estilo de conducción.....	76
Tabla 5.14. Caso a. Resultados de reconocimiento de la emoción felicidad.....	80
Tabla 5.15. Caso b. Resultados de reconocimiento de la emoción sorpresa.....	80
Tabla 5.16. Caso c. Resultados de caso jerárquico de estilo normal de conducción.....	80
Tabla 5.17. Comparación con otros paradigmas.....	86

Índice de Ecuaciones

Ec. 3.1. Definición 1: secuencia de eventos.....	36
Ec. 3.2. Definición 2: relación entre eventos.....	36
Ec. 3.3. Definición 3: intervalo de tiempo.....	36
Ec. 5.1. Métrica de cobertura caso a.....	57
Ec. 5.2. Métrica de cobertura caso b.....	57
Ec. 5.3. Métrica de cobertura caso c.....	58
Ec. 5.4. Métrica de compactibilidad caso a.....	58
Ec. 5.5. Métrica de compactibilidad caso b.....	58
Ec. 5.6. Métrica de compactibilidad caso c.....	58
Ec. 5.7. Métrica de resultado.....	58
Ec. 5.8. Métrica de precisión.....	58
Ec. 5.9. Métrica de recuerdo.....	59
Ec. 5.10. Métrica de adaptabilidad (f-measure).....	59
Ec. 5.11. Métrica de error de aprendizaje cuadrático.....	59
Ec. 5.12. Métrica de eficiencia caso a.....	59
Ec. 5.13. Métrica de eficiencia caso b.....	59

Índice de Anexos

Anexo 5.1. Especificación Vista Minable Conceptual del MJEC.....	(Documento de anexos 3)
Anexo 5.2 Especificación Vista Minable Operativa del MJEC.	(Documento de anexos 13)
Anexo 5.3. Resultados Algoritmo de Aprendizaje.....	(Documento de anexos 37)

Capítulo 1 Problema de Investigación

En este capítulo se realiza una introducción al proyecto, se hace el planteamiento del problema y se presenta los objetivos del trabajo, para culminar con algunos antecedentes en el área.

1.1 Introducción

Debido a la gran popularidad que han tomado los sistemas de asistencia al conductor en los vehículos, así como al uso extendido de los sistemas de interacción hombre-máquina, el estudio del comportamiento de los conductores de vehículos se ha incrementado, siendo actualmente, uno de los grandes dominios de investigación en el área de desarrollo de nuevas tecnologías para los automóviles [22]. La capacidad del automóvil para proporcionar un sistema de asistencia al conductor, es un factor decisivo, en vías a la automatización de los sistemas de conducción. Ahora bien, los estados afectivos de los humanos pasan a ser crucial en el desarrollo de estos sistemas, debido a la gran influencia de los factores emocionales en la forma de conducción [22]. Se requieren de sistemas que se adapten a las características del conductor, para ofrecer una mayor seguridad y comodidad al momento de conducir. Para ello, el reconocimiento de los factores emociones en el conductor, constituyen el primer paso para el desarrollo exitoso de estos sistemas.

En el presente trabajo, se propone el diseño de un mecanismo para el reconocimiento de las emociones del conductor de un vehículo, basado en el paradigma de crónicas. En ese sentido, se propone un patrón jerárquico del estilo de conducción de los conductores de vehículos, compuesto de tres niveles: uno de los niveles describe el patrón del estado emocional, el siguiente nivel describe el estado del conductor, y finalmente, un último nivel corresponde al estilo de conducción. Los niveles se componen de distintos descriptores, percibidos de manera multimodal. Además, los niveles se encuentran relacionados entre ellos, porque el resultado de cada nivel es un descriptor utilizado por los otros niveles.

Por otro lado, en este trabajo se propone modelar, aprender y reconocer ese patrón jerárquico usando el paradigma de crónicas (paradigma de lógica temporal), y se evalúan sus capacidades para definir estrategias de ajustes en la conducción del vehículo, para adaptarse y, por la ultimo, para comunicar el estilo de conducción del conductor a otros objetos presentes en el entorno (otros conductores, vehículos, etc.), según como lo exige actualmente el Internet de las Cosas.

A pesar que el enfoque del trabajo es el nivel correspondiente a las emociones del conductor, se realizara el análisis y el estudio de todo el modelo jerárquico de estilo de conducción.

1.2 Formulación del Problema

En los últimos años, la importancia de reconocer las emociones ha aumentado, dando paso a la computación afectiva (CA). En particular, se han propuesto varios métodos para el reconocimiento de emociones, basados principalmente en el análisis facial, en aspectos acústicos, o en el lenguaje corporal [3, 4, 5, 8, 21, 27, 28, 29, 30]. La CA busca mejorar la relación entre el hombre y la computadora, y se basa en considerar los aspectos afectivos y emocionales en los procesos de adecuación de las computadoras a las necesidades de los usuarios.

El interés de estudiar el reconocimiento emocional en el conductor de un vehículo, se debe a que uno de los ámbitos actuales en el desarrollo de automóviles tiene que ver con la concepción de *sistemas de asistencia al conductor*, los cuales ayudan en los procesos de conducción del vehículo al conductor, de una manera no invasiva [7, 17, 20, 21]. En particular, estos sistemas deben considerar factores emocionales y estados afectivos, ya que los mismos afectan mucho a la actuación del hombre. En ese sentido, el reconocimiento de las emociones del conductor es de gran relevancia para los sistemas de asistencia a la conducción, en sus procesos de toma de decisiones, de comunicación, y de aprendizaje. Así, existe una necesidad de detectar y diagnosticar el estado emocional del conductor, puesto que esto puede permitir que los sistemas de asistencia a la conducción posibiliten una experiencia de conducción más segura y más agradable.

Una manera de modelar las emociones es representarlas en forma de crónicas. Las crónicas son patrones temporales que permiten representar el comportamiento del sistema observado, a partir de los eventos que ocurren en él. Dousson en sus trabajos sobre crónicas [11, 12, 24], las presenta como un conjunto de patrones, caracterizados por eventos observables con restricciones temporales entre ellos, que describen el contexto. Las crónicas representan una interpretación sobre lo que está sucediendo en la dinámica del sistema estudiada, en cierto momento dado.

Así, en este proyecto se plantea el diseño e implementación de un mecanismo para el reconocimiento de emociones presentes en un conductor de vehículo, a través de un modelo de patrón jerárquico de estilo de conducción, utilizando el paradigma de crónicas. Cada evento será representado por un descriptor, que representa una característica del chofer (por ejemplo, sus expresiones faciales, tono de voz, etc.), o del entorno en el que se desarrolla la conducción (por ejemplo, el tipo de carretera, las condiciones del clima, etc.). Esto permitirá equipar a los vehículos con “inteligencia emocional”, para hacerlos capaces de reconocer como se siente el conductor, y generar las acciones o comportamientos adaptados a dicha emoción.

En específico, para el reconocimiento de crónicas se utiliza la herramienta openESB [78], la cual es una arquitectura orientada a servicios, utilizada para construir y desplegar aplicaciones SOA (de sus siglas en inglés, *Services Oriented Applications*). Ella cuenta con un componente llamado “procesador de eventos inteligentes” (IEP, por sus siglas en inglés, *Intelligent Event Processor*), que permite procesar eventos

complejos (CEP, por sus siglas en inglés, Complex Event Processing), base fundamental del motor de inferencia para el reconocimiento de crónicas. Finalmente, openESB utiliza el lenguaje de consulta CQL (por sus siglas en inglés, Continuous Query Language), lenguaje declarativo utilizado para realizar consultas continuas en un flujo de eventos [33].

Finalmente, se compara dicha técnica de reconocimiento con otros paradigmas de reconocimiento, a través de ciertas medidas de rendimiento, que permiten analizar su capacidad de adaptación, de razonamiento y de comunicación, evaluando así la eficiencia del paradigma de crónicas en el ámbito de reconocimiento de emociones en el contexto de los sistemas de asistencia a la conducción.

1.3 Justificación y Relevancia del Trabajo

Uno de los tópicos de investigación en el dominio automotriz, tiene que ver con los *sistemas de asistencia al conductor* [7, 17, 20, 21]. Un sistema de asistencia al conductor es un paso fundamental hacia la automatización completa de los automóviles. En el caso específico de un sistema de asistencia al conductor, deben ser sistemas no invasivos, que exploten la mayor cantidad de información posible del conductor, por lo que los factores emocionales y estados afectivos son cruciales para estos sistemas, con el fin de brindar mayor seguridad y confort [2, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 26].

Para ello, el vehículo debe estar equipado de una instrumentación que permita percibir aquellos aspectos que conforman un patrón de conducción. Además, se requiere concebir patrones que capturen toda la información posible sobre el estilo de conducir del conductor, que organicen de forma adecuada los descriptores que los conforman, bajo enfoques multimodales de percepción. En nuestro caso, por las relaciones entre los descriptores, consideramos una organización jerárquica del patrón. Por otro lado, como la ocurrencia de los descriptores de los patrones se da esparcida en el tiempo, se requiere de modelos que puedan manejar esa relación temporal entre los eventos. Así, el uso del paradigma de crónicas permite responder adecuadamente al reconocimiento de patrones, caracterizados por eventos con restricciones temporales entre ellos [10, 11, 12, 24, 25].

Dicho lo anterior, se justifica el desarrollo de un sistema de reconocimiento de patrones jerárquicos basado en el paradigma de crónicas. Para nuestro caso, dichos patrones jerárquicos constan de tres niveles: un primer nivel de la jerarquía representa los patrones emocionales del conductor, y su objetivo es describir las emociones del conductor. Otro nivel de la jerarquía representa los patrones de los estados del conductor. Finalmente, el último nivel de la jerarquía representa los patrones de estilos de conducción, y su objetivo es establecer la manera de conducir del conductor.

En ese sentido, cada posible emoción, estado o estilo, que llamaremos *hechos* por comodidad, será modelado por una crónica distinta, la cual contendrá eventos y relaciones temporales que compondrán el patrón que reconocerá dicho *hecho*. Cada hecho puede ser analizado/reconocido por distintas crónicas, y cada crónica reconoce un solo hecho. Algunos descriptores que permiten definir los patrones para cada hecho son las expresiones faciales, la postura corporal, el ritmo cardiaco, el volumen de la voz, la velocidad del carro, la

experiencia del conductor, el tipo de vehículo, el horario en el que conduce, las condiciones ambientales, entre otros.

De esta manera, en nuestro modelo de patrones jerárquico los niveles de las emociones y estados simbolizan lo que llamaremos eventos primarios. El reconocimiento de ellos genera eventos, que son reconocidos por sus niveles superiores. En general, los eventos reconocidos por el sistema de reconocimiento de estilos de conducción, son captados a través de diferentes tipos de sensores (sensor de presión en el volante, sensor de la frecuencia cardíaca del conductor, sensor de la velocidad del auto, etc.). La salida de dicho sistema es el último nivel, que realiza una mezcla entre los eventos primarios (nivel de las emociones) y secundarios (niveles de los estados y estilos) reconocidos. Este nivel se comunica con el sistema de conducción, para generar las acciones pertinentes de acuerdo el estilo de conducción reconocido. En particular, en esta tesis se detalla el sistema de reconocimiento del nivel de las emociones, sin embargo, se muestran análisis y experimentos considerando todo el patrón jerárquico.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo General

Diseñar un mecanismo para el reconocimiento de las emociones del conductor de un vehículo, basado en el paradigma de crónicas.

1.4.2 Objetivos Específicos

- ❖ Realizar una revisión bibliográfica sobre cómo la CA ha sido utilizada en el contexto de los sistemas de asistencia a la conducción.
- ❖ Desarrollar los patrones genéricos de las emociones, en el contexto del modelo jerárquico de estilos de conducción.
- ❖ Especificar el proceso de adaptación de los patrones genéricos de las emociones (aprendizaje), a un conductor específico.
- ❖ Implementar el mecanismo de reconocimiento de emociones en el contexto de un Sistema Inteligente simulado de Asistencia al Conductor.
- ❖ Experimentar y evaluar el sistema de reconocimiento usando varios criterios: capacidad de adaptación (aprendizaje), de compactación de la información del patrón, y de razonamiento sobre las causas de las emociones negativas del conductor (ej. la ira).

1.5 Antecedentes

Existen múltiples trabajos que hablan sobre la CA en diferentes ámbitos [3, 5, 6, 9, 13, 14, 15, 16, 27, 28, 29, 30]: para mundos virtuales, en la robótica, en la especificación de interfaces computadora-humanos,

entre otros. En el trabajo [3] se resalta la importancia de la emoción en la cognición humana, la cual juega un papel clave en la toma de decisiones racionales, en la percepción, etc. Además, señalan las habilidades que las computadoras pueden adquirir al expresar y reconocer afectos, lo que abre una amplia área de investigación. Ese artículo define las cuestiones claves asociadas a la CA, la información con la que se relaciona, cómo surge, y cómo influye. Adicionalmente, propone nuevos modelos para el reconocimiento computacional de la emoción humana, y describe aplicaciones teóricas y prácticas de las emociones en el ámbito de la interacción hombre-computadora, en la recuperación de la información perceptiva, en las artes creativas y el entretenimiento, en la salud humana, y en la inteligencia de la máquina, específicamente, para el aprendizaje. De igual manera, en [4] se analiza la CA, y se destaca como la interacción hombre-máquina podría ser mejorada al tener máquinas que logren adaptarse a sus usuarios considerando información emocional. Ese artículo presenta trabajos recientes en CA del “Media Lab” del MIT, los cuales se centran en dos grandes áreas relacionadas con las interfaces computadora-humanos (HCI, por sus siglas en inglés): (1) Desarrollar infraestructuras y aplicaciones para manejar la adquisición y procesamiento de la información afectiva; y, (2) Construir herramientas que ayuden a desarrollar habilidades socio-emocionales en dispositivos computacionales.

Algunos de los trabajos previos relacionados al reconocimiento de emociones son: el artículo [5] presenta un modelo de reconocimiento de emociones usando el enfoque de identificación de sistemas, basado en el modelo neuronal llamado *Mapa de Kohonen Auto-organizado Extendido* (KSOM, por sus siglas en inglés), el cual tiene como entrada un vector de características geométricas faciales de 26 dimensiones para modelar la cara, que permite describir los cambios faciales debido a diferentes expresiones. Ese artículo incluye un esquema de generación automatizado del vector geométrico de rasgos faciales. Por otro lado, el trabajo en [8] muestra un sistema de reconocimiento de expresiones faciales usando el paradigma de redes bayesianas. Dicha red es entrenada con modelos probabilísticos que definen las relaciones entre rasgos faciales, a partir de los cuales se reconocen seis emociones básicas. Además, el trabajo propone un método de extracción de características para obtener un vector de descriptores geométricos, y un descriptor de apariencia que contiene momentos extraídos de un individuo usando ciertas regiones faciales. Finalmente, representan las actividades faciales en tres capas distintas, donde el nivel inferior contiene datos con características angulares, el nivel medio tiene unidades de expresiones faciales codificadas en el sistema, y el superior representa la emoción.

En el contexto de diseño y desarrollo de sistemas de alerta al conductor, en el trabajo [7] se propone un sistema de retroalimentación de estímulo vibro-táctiles de fuerza, con el objetivo de prevenir accidentes de tránsito. Este sistema tiene dos agarres vibro-táctiles, fáciles de montar en cualquier tipo de vehículo, y un sistema electrónico fundamentado en un sistema de localización y comunicación inalámbrica entre vehículos, que permite captar en línea una señal de alerta vibro-táctil que avisa al conductor sobre una posible situación de peligro en los próximos segundos. Otro trabajo relacionado a este tema son los vehículos con redes hoc [36], la base de estas aplicaciones es la transmisión continua de información entre todos los vehículos, permitiendo así a cada vehículo rastrear todos sus vehículos vecinos en tiempo real, por lo que propone un protocolo de transmisión que adapta la velocidad de comunicación en base a la dinámica

de la red vehicular. La solución propuesta utiliza el concepto de control de bucle cerrado, y tiene en cuenta la falta de fiabilidad del canal inalámbrico.

También hay trabajos enfocados en el reconocimiento del comportamiento de un conductor de vehículo. Por ejemplo, en el trabajo [35] se propone un enfoque de reconocimiento orientado a identificar las características del comportamiento del conductor. Durante las simulaciones se obtienen datos primitivos y características que se usan para perfilar el comportamiento del conductor, para después construir dos métodos de reconocimiento, uno basado en una red neural artificial tipo BP (Back Propagation)(BP_ANN) y otro basado en una máquina de soporte vectorial (SVM), concluyendo que el modelo BP_ANN tiene mayor precisión de identificación. De igual manera, el trabajo en [37] estudia la identificación de las características del conductor en términos de las características fundamentales del comportamiento del conductor. Además, examina en detalle las tecnologías claves que posibilitan dicha caracterización, incluyendo métodos de clasificación e identificación. En el mismo orden de ideas, el trabajo [39] es una investigación de cómo las emociones positivas y negativas afectan la velocidad de conducción, la dirección, y los tiempos de respuesta al riesgo. Toman en cuenta el medio ambiente, que expone al conductor a muchos factores que pueden cambiar su estado emocional, concluyendo que la excitación tiene el papel más importante en la atención y concentración del conductor. Por último, el trabajo [38] describe un entorno para el estudio del comportamiento de los conductores, el cual es multiusuarios conectado a una red tridimensional virtual (3D), con el fin de permitir a los ingenieros de tráfico investigar situaciones complejas de tráfico. Dicho entorno se apoya en la simulación de la conducción, en la visualización del tráfico circundante, en la especificación y creación de escenarios de tráfico, y en la recopilación de datos significativos sobre el comportamiento de conducción.

Por otro lado, un trabajo que desarrolla un prototipo de un sistema de asistencia a la conducción adaptado al comportamiento del conductor, es presentado en [40]. Sus funciones incluyen el control adaptativo de la travesía, y la advertencia anticipada de una colisión. Los datos utilizados provienen de las pruebas de seguimiento a los conductores en entornos de tráfico real, y proponen un algoritmo de autoaprendizaje de las características del conductor basado en el método de mínimos cuadrados con un factor de olvido. Finalmente, a nivel de modelado de conocimiento existen muchos métodos. Algunos métodos expresan el conocimiento haciendo uso de lógica descriptiva o temporal, como las crónicas [10], otros usan modelos probabilístico, como son las redes bayesianas [79] entre otros métodos.

Para concluir, entre los trabajos que tratan el reconocimiento de emociones para el conductor de un vehículo están los propuestos en [2, 26], donde se propone un modelo teórico de patrones de las emociones multimodal. A partir de esos trabajos nace la idea del proyecto de tesis, y ha dado origen a un primer artículo [1], donde se extiende el patrón propuesto en [2, 26], planteándose ahora un patrón jerárquico del estilo de conducción de un conductor, el cual está compuesto por tres niveles, como ya se indicó antes. Para cada nivel se definen distintos tipos de descriptores, que son percibidos de manera multimodal (sonido, visión, etc.). Además, en ese trabajo se analizan tres técnicas para especificar el proceso de reconocimiento de los estilos de conducción, dichas técnicas son la lógica difusa, el paradigma de crónicas, y otro basado en un algoritmo que modela el funcionamiento del Neocórtex humano llamado Ar2 [1]. El trabajo termina con

una comparación *cualitativa*, no cuantitativa, como la que se realiza en esta tesis, de dichas técnicas en varios contextos.

1.6 Organización del Trabajo

Para el desarrollo del sistema de reconocimiento de emociones en un conductor de vehículos, este trabajo inicialmente procede a realizar un análisis conceptual del marco teórico de base de la tesis, entre los cuales están un sistema de asistencia al conductor, las emociones, la CA, y finalmente, las crónicas.

Posteriormente, en el trabajo se define un sistema jerárquico de patrones subyacentes a un sistema colaborador inteligente de conducción, el cual sirve para descubrir el estilo de conducción del conductor de un vehículo. Dicho sistema jerárquico especifica los descriptores necesarios para poder realizar el reconocimiento del patrón de cada nivel.

Para realizar la identificación de emociones se utiliza un mecanismo de reconocimiento de patrones temporales basado en crónicas, el cual es descrito en el siguiente capítulo, tal que el resultado del reconocimiento de un nivel inferior sirve de entrada o invoca al patrón de otro nivel superior dentro de la jerarquía. Eso implica la definición de un conjunto de patrones temporales para identificar las emociones del conductor, los estados del conductor, y los estilos de conducción. En el mismo orden de ideas, se desarrolló un algoritmo de aprendizaje, necesario para aprender la estructura de las crónicas y las relaciones temporales existentes entre los conjuntos de descriptores que las componen.

Por otro lado, el siguiente capítulo muestra la implementación de un prototipo del sistema de reconocimiento utilizando la herramienta de software libre OpenESB, que contiene un componente de procesamiento de eventos inteligentes (IEP) y usa el lenguaje CQL para dicho procesamiento.

Para realizar la experimentación, se diseñó una base de datos artificial conformada por datos reales, captados de manera multimodal, que cubrían los descriptores establecidos para cada nivel de patrones. Finalmente, se elaboraron un conjunto de experimentos, para comprobar el correcto funcionamiento de las crónicas, utilizando la base de datos artificial conformada por 5 conductores. Finalmente, se evaluó el sistema de reconocimiento de emociones, usando criterios como: la capacidad de adaptación, de compactación de la información del patrón, y de razonamiento.

En concreto, la tesis se encuentra conformada por 6 capítulos, organizados de la siguiente forma: en el capítulo 1 se realiza una introducción al proyecto, se hace el planteamiento del problema y los objetivos del trabajo, para culminar con algunos antecedentes en el área. El capítulo 2 muestra las bases teóricas del proyecto, describiendo así los conceptos de CA, reconocimiento de emociones, sistemas de asistencia al conductor, y crónicas. El capítulo 3 se enfoca en el diseño del modelo jerárquico del estilo de conducción, con la definición de los patrones de los estilos de conducción, estados del conductor, y de las emociones. Además, se presenta sus especificaciones usando el paradigma de crónicas, así como el mecanismo de

aprendizaje de las crónicas para este caso de estudio. El capítulo 4 presenta la implementación del sistema de reconocimiento de los estilos de conducción basado en crónicas, con la herramienta OpenESB, especificando también la descripción de los patrones de reconocimiento basado en crónicas, utilizando el lenguaje CQL. El capítulo 5 presenta la parte experimental, con la explicación de los datos de prueba utilizados, además de las medidas de rendimiento a usar para determinar el rendimiento del sistema de reconocimiento, junto con los escenarios de pruebas establecidos y los resultados obtenidos, para finalmente comparar el paradigma utilizado con otros trabajos. Por último, el capítulo 6 contiene las conclusiones generales de la tesis, y los trabajos futuros, como continuación del presente trabajo.

Capítulo 2 Marco Teórico

En este capítulo se introducen los fundamentos teóricos de los diferentes aspectos considerados en este trabajo, en específico sobre las emociones, la computación afectiva, los sistemas avanzados de asistencia al conductor, y las crónicas.

2.1 Emociones

Una emoción puede ser definida como un estado psicológico complejo que involucra tres componentes: una experiencia subjetiva, una respuesta fisiológica, y un comportamiento o respuesta expresiva [46]:

- ❖ *Experiencia subjetiva*: depende del sujeto, es la manera peculiar como una persona vive una emoción específica, es decir, es la interpretación que una persona le da a una emoción. Es la experiencia emocional del sujeto, determinada por su estado, convicciones, y creencias.
- ❖ *Respuesta fisiológica*: todas las emociones tienen asociados ciertos cambios a nivel físico, que permiten preparar al organismo para afrontar una situación; es decir, son las respuestas físicas que el organismo genera cuando experimenta una emoción. Algunos cambios fisiológicos son: temperatura corporal, tensión arterial, conductancia de la piel, etc.
- ❖ *Componente conductual*: cambios en el comportamiento cuando se experimenta una emoción, que pueden traducirse en acciones muy enérgicas e impulsivas. Estos cambios se ven reflejados a través de gestos en la cara, movimientos del cuerpo, tono de voz, etc. Es la expresión que manifiesta lo que siente o vive un individuo. Algunos ejemplos de este tipo de comportamiento: gritar, llorar, fruncir el ceño, sonrojarse, etc.

Cada una de estas dimensiones puede adquirir especial relevancia en una emoción en concreto, en una persona en particular, o ante una situación determinada [45, 47]. Las emociones juegan un papel muy importante en el pensamiento y comportamiento de un ser humano, ya que representan una respuesta ante diferentes situaciones que experimenta una persona, por lo que son fundamentales en la de toma de decisiones y resolución de problemas. Las emociones pueden ser de corta duración, por ejemplo una molestia repentina, o de larga duración, como la tristeza por la pérdida de un ser querido.



Figura 2.1. Proceso de vivencia de una emoción

La figura 2.1 presenta el proceso de vivencia de una emoción; es decir, muestra el proceso que se produce al experimentar una emoción. Suele darse los siguientes factores: una persona de manera consciente o inconsciente evalúa un evento de acuerdo a un objetivo personal. La emoción es categorizada como positiva cuando el evento supone un avance hacia el objetivo planteado, y negativa cuando supone un obstáculo hacia ese objetivo. Posteriormente, la emoción reconocida predispone a actuar, algunas veces de modo urgente (por ejemplo, en una situación considerada de peligro). Es por ello que la emoción y la motivación se encuentran relacionadas. Además, la vivencia de una emoción suele ir acompañada de ciertas reacciones involuntarias, conocidos como cambios corporales de tipo fisiológico (respiración, pulso, temperatura, etc.), y reacciones voluntarias/involuntarias (expresiones faciales o corporales, comportamientos, acciones) [51].

Existe mucha controversia en torno a la existencia o no de emociones básicas universales, también conocidas como emociones primarias, de las que se derivan el resto de reacciones afectivas. Según Paul Ekman [45], las emociones primarias son 6: la tristeza, la felicidad, la sorpresa, el asco, el miedo y la ira. Izard dice que hay algunos requisitos a cumplir para que una emoción pueda ser considerada como básica, estos son [45]: tener un sustrato neural específico y distintivo, tener una expresión o configuración facial específica y distintiva, poseer sentimientos específicos y distintivos, y manifestar propiedades motivaciones y organizativas adaptativas. De acuerdo al mismo autor, las emociones que cumplen estos requisitos, por lo cual son consideradas básicas, son: el placer, el interés, la sorpresa, la tristeza, la ira, el asco, el miedo, y el desprecio [44, 46].

Cada emoción posee una función que determina su utilidad, y permite que el ser humano elabore eficazmente las reacciones conductuales apropiadas. De acuerdo con Reeve [45], las emociones tiene tres funciones principales: funciones adaptativas, funciones sociales, y funciones motivacionales. Las *funciones*

adaptativas son consideradas las funciones más significativas de la emoción, debido a que prepara al organismo para que ejecute de forma eficiente la conducta exigida por las condiciones del medio, movilizandole la energía necesaria para ello, así como dirigiendo la conducta hacia un objeto determinado (alejando o acercando). Las *funciones sociales* se basan en la expresión de las emociones, lo que posibilita a los demás predecir el comportamiento asociado a las mismas, facilitando los procesos de relación interpersonal, de comunicación de los estados afectivos, y de promoción de conductas prosocial. Por último, las *funciones motivacionales* producen emociones, es decir, se puede decir que toda conducta motivada produce una reacción emocional; y a su vez, la emoción facilita la aparición de conductas motivadas, la emoción energiza la conducta motivada. Una conducta “cargada” emocionalmente se realiza de forma más vigorosa [45].

2.1.1 Reconocimiento de Emociones

El reconocimiento de emociones en los seres humanos consiste en la correcta interpretación de las señales que el sujeto emite de forma consciente e inconsciente. Para el reconocimiento, es fundamental considerar como el estado emocional interno es expresado de manera fisiológica y física.

Existen múltiples propuestas para reconocer emociones, algunas fundamentadas en señales biológicas, otras por medio de expresiones faciales, o a través del procesamiento de voz. Las técnicas más conocidas y utilizadas son el reconocimiento facial [5, 8, 29, 30], reconocimiento mediante la voz [29, 30], reconocimiento a través del lenguaje corporal [28, 29, 30], y el reconocimiento en texto [52, 53].

El *reconocimiento facial* se enfoca en el análisis de los rostros para reconocer las emociones; las tres etapas principales utilizadas en esta técnica es la identificación del rostro, la extracción de atributos, y finalmente, la identificación de la emoción. Además, utiliza como características a identificar la boca, los ojos, la nariz, las pupilas, entre otros. El *reconocimiento a través de la voz* realiza el reconocimiento en función de características como el tono de la voz, la intensidad, la velocidad de locución, la calidad de la voz, entre otros. El *reconocimiento mediante el lenguaje corporal* reconoce una emoción reflejada a través del cuerpo, por medio del movimiento y la postura. Esta técnica usa como características a describir los brazos, la cabeza, los puños, los gestos, etc. Por último, el *reconocimiento a través del texto* se basa en utilizar técnicas de minería de texto en el lenguaje escrito, debido a que el texto a menudo refleja el estado emocional del escritor. En este ámbito se viene utilizando todo lo que se está haciendo en procesamiento del lenguaje natural.

En general, existen varias plataformas, librerías, etc., para el reconocimiento de emociones. Por ejemplo, para el reconocimiento de las emociones a partir del rostro están las API Cognitive Service de Microsoft de Microsoft [74], y Visión API de Google[75]; para reconocer emociones por medio del texto están los diccionarios afectivos ANEW (Affective Norms for English Words) [72] y WordNet-Affect [73]; finalmente, está la plataforma PREMOC (Multimodal Emotion Recognition Platform) [76].

2.2 Computación Afectiva

Estudios neurológicos señalan el papel fundamental que desempeñan las emociones en la cognición humana, en la toma de decisiones, en la percepción, en la interacción humana, y en general, en la inteligencia [54, 55]. De esa manera, el humano es regido por sus sentimientos, que influyen en gran medida en su comportamiento. Así, para la construcción de computadoras que comprendan al ser humano, es necesaria la incorporación del aspecto emocional. En particular, el concepto de *computación afectiva* fue introducido por Rosalind Picard, del MIT (Massachusetts Institute of Technology), en 1995, como una herramienta para mejorar la interfaz hombre-máquina, con el fin de mejorar el rendimiento de la computadora y la productividad del usuario [44].

La computación afectiva es el estudio y desarrollo de sistemas que puedan ser capaces de reconocer, procesar y emular las emociones humanas, es decir, trata el problema de reconocimiento y generación de emociones por parte de los computadores, con la meta de generar herramientas que permitan mejorar la interacción Hombre-Máquina (Human Machine Interaction o HMI), al incluir aspectos afectivos en el procesamiento que realizan los computadores, para adecuarse a la necesidades de los usuarios [56]. Es un campo interdisciplinario que abarca las ciencias de la computación, la psicología, y las ciencias cognitivas, con el objetivo que los dispositivos que tienen inteligencia puedan interpretar emociones de los humanos para adaptarse a ellos [41, 43].

Una computadora es considerada afectiva cuando tiene al menos una de las siguientes funciones [55]: reconoce emociones, expresa emociones, o genera emociones. Para que un sistema computacional pueda hacer el reconocimiento de emociones, es necesario considerar cómo el estado emocional es expresado fisiológicamente (respiración, frecuencia cardiaca, pulso, temperatura, color de piel, etc.), así como también, las manifestaciones físicas de las emociones (entonación vocal, expresiones faciales, gestos, movimientos corporales, etc.) [1]. Por ello, las tecnologías de computación afectiva se valen de componentes como sensores, micrófonos, cámaras, dispositivos mecánicos, y lógica del software, para captar el estado afectivo del usuario, y de acuerdo a la percepción, responder con ciertos servicios o productos específicos, como por ejemplo, sugerir ciertas canciones, videos o libros, ajustados al ánimo del individuo [42, 43, 44].

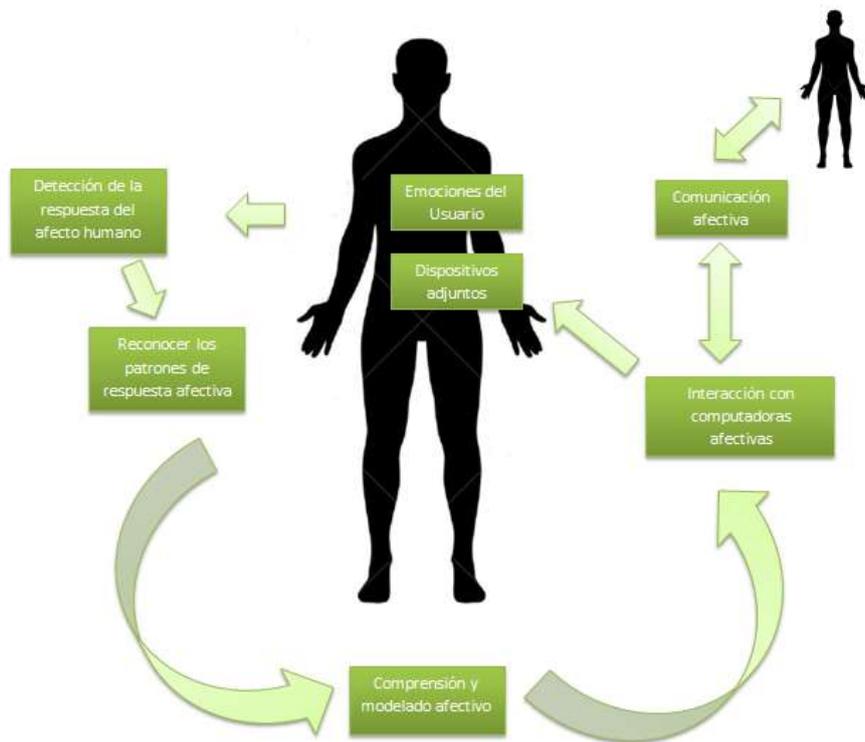


Figura 2.2. Ciclo de computación afectiva

La figura 2.2 muestra el ciclo que realiza la computación afectiva, comienza con la experimentación de una emoción por parte del usuario, para que esta pueda ser detectada y realizar el reconocimiento, posteriormente. A continuación, se usan modelos afectivos que permitan analizar el estado emocional reconocido, buscando patrones que permitan definir la respuesta afectiva. A partir de allí, se construye la respuesta afectiva, que no es más que un conjunto de servicios, basado en lo que se ha llamado tecnologías emocionales, que se adaptan a las experiencias emocionales del usuario, por ejemplo, cambiando la interacción del computador con los humanos.

Las aplicaciones de computación afectiva vienen dándose en diferentes ámbitos [77]:

- En educación, ya que conocer las emociones del alumno permite mejorar los estilos de enseñanza y aprendizaje.
- En el campo de la salud, con sistemas que permiten reconocer situaciones de depresión, tristeza, trastornos bipolares, y poder así ofrecer soluciones para estos estados de ánimo.
- En el comercio, en la industria de los videojuegos, en los simuladores, en la industria audiovisual, los cuales incluyen los factores emocionales para personalizar la experiencia y ofrecer productos de interés para el usuario.
- En aplicaciones con objetivos de persuasión, para modificar conductas, como es el caso de la comunicación publicitaria.

2.3 Sistema de Asistencia al Conductor

Los sistemas avanzados de asistencia al conductor (o ADAS por sus siglas en inglés, Advanced Driver Assistance Systems), es uno de los temas de investigación y desarrollo de mayor crecimiento a nivel automotriz [22]. Los ADAS son sistemas desarrollados para automatizar/adaptar/mejorar los sistemas de vehículos, para garantizar la seguridad y una mejor conducción; es decir, son sistemas que apoyan al conductor durante el proceso de conducción. ADAS es un concepto bastante amplio que engloba muchas áreas de desarrollo, pueden resumirse como todo sistema que posee algoritmos que ayudan a una conducción más tranquila.

La principal motivación de los ADAS, es que el conductor se encuentra constantemente expuesto a cometer errores voluntarios y/o involuntarios, que pueden finalizar en accidentes. Las razones de esos errores pueden ser varias: por disponer información parcial sobre alguna situación de peligro, por procesar la información recibida erróneamente, por tomar decisiones equivocadas, entre otras razones. De allí surge la importancia de los ADAS, contribuyendo a incrementar la seguridad, reduciendo la gravedad de los accidentes, alertando al conductor sobre posibles problemas, e incluso, interviniendo automáticamente ante situaciones que representen riesgo, con el objetivo de mejorar la eficiencia, protección, y confort al momento de conducir, manteniendo una interacción continua con el conductor, el vehículo y la infraestructura.

En la figura 2.3 se presenta el modelo ADAS que se ha propuesto para los conductores de Asia y el Pacífico, consiste en una amplia gama de tecnologías asociadas con la seguridad. Algunas características adaptativas y de ayuda que incluye este sistema es el control adaptativo de la orientación, los sistemas de aviso de salida de carril, los sistemas de iluminación delantera adaptativos y los sistemas de monitoreo de somnolencia. Además, posee sensores inteligentes que usa el vehículo para detectar y transmitir información. Alguno de los sensores que utiliza son sensores de ultrasonidos, sensores de imagen, y sensores de radar [57].

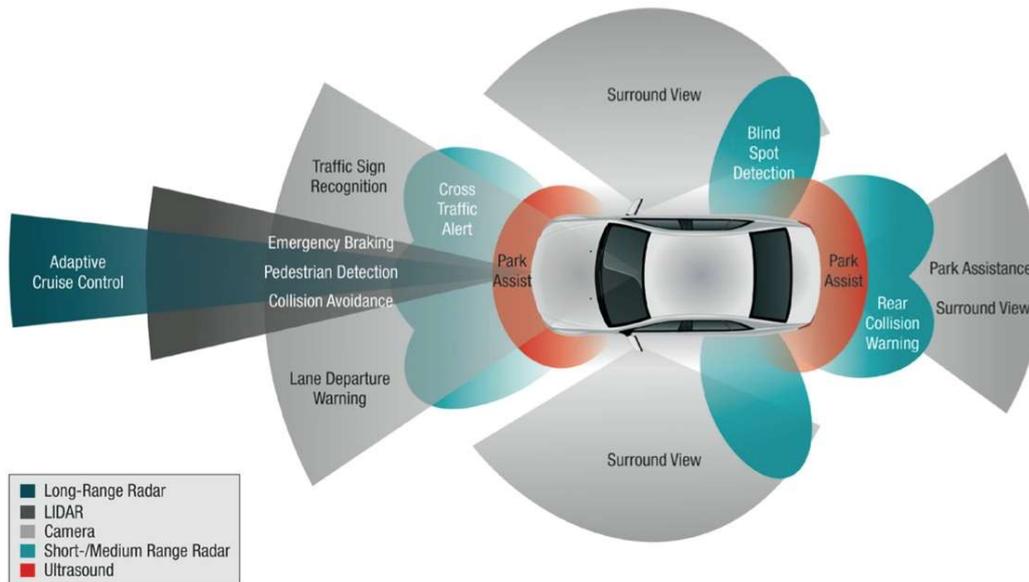


Figura 2.3. Sistema de asistencia para conductores de Asia-Pacífico, tomado de [57]

Un modelo clásico de ADAS se ve en la figura 2.4, el cual está compuesto por un sistema de reconocimiento de emociones (o de estados del conductor, o estilos de conducción), el cual alimenta al sistema de control, conjuntamente con el sistema de predicción de trayectorias, para determinar la actuación sobre el vehículo. Esa actuación puede ser más o menos intensa (%), dependiendo de la situación detectada sobre el conductor (por ejemplo, en un conductor ebrio las decisiones del controlador de ADAS son más relevantes).

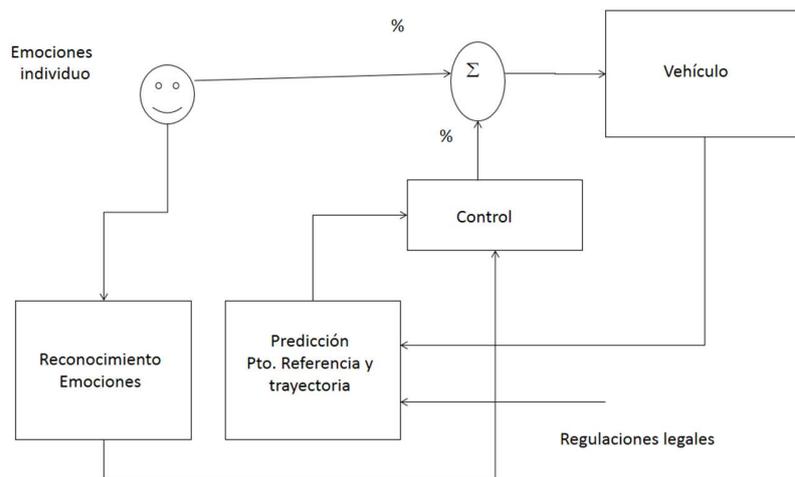


Figura 2.4. Modelo de un ADAS

2.4 Crónicas

La lógica temporal es un tipo de lógica cuyos valores de verdad dependen del tiempo [58]. En particular, es cualquier sistema de reglas y simbolismos donde la representación y el razonamiento son basados en el tiempo. Así, en la lógica temporal las afirmaciones tienen un valor de verdad que varía en el tiempo, a diferencia de la lógica clásica donde el valor de la verdad de una proposición debe ser siempre el mismo [10]. Se puede decir, entonces, que la lógica temporal es una extensión de las lógicas convencionales, donde se incluyen nuevos operadores que expresan la noción de tiempo [10].

Las crónicas son una forma de lógica temporal basada en eventos. Los patrones basados en crónicas, representan una posible evolución del estado (normal o anormal) del sistema observado. En específico, las crónicas son definidas por un conjunto de eventos con restricciones temporales entre ellos, representando una interpretación de lo que está ocurriendo en la dinámica del sistema en estudio en un momento dado, siendo visto como el patrón de comportamiento del sistema en esa situación [10, 48].

Una crónica puede, a su vez, generar nuevos eventos y acciones al momento de ser reconocidas, por lo que pueden ser usadas como entradas por otras crónicas. De esta forma, una crónica C se define como un par (E, T) , donde E es el conjunto de eventos, y T el conjunto de restricciones temporales entre ellos. Es decir, una crónica define un orden parcial entre eventos, caracterizados por sus tipos y sus momentos de ocurrencia. Las relaciones entre los eventos pueden ser lógicas o temporales, en las relaciones lógicas se consideran principalmente la conjunción (A y B) y la disyunción (A o B), en las relaciones temporales se consideran principalmente la secuencia (continuación de eventos ordenados) y la ausencia de eventos entre dos eventos (ejemplo, C no debe ocurrir entre A y B) [10, 48].

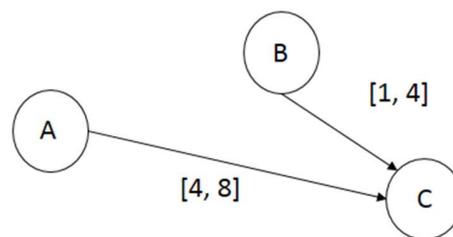


Figura 2.5. Ejemplo de una crónica

La Figura 2.5 muestra una crónica, que contiene tres eventos: el evento C debe ocurrir entre las 4 y 8 unidades de tiempo después de una instancia de A , y entre 1 y 4 unidades de tiempo después de la B . Una instancia de la crónica descrita en la figura 2.5 puede ser: $(A, 1) (B, 3) (C, 7)$ [1].

2.4.1 Representación de una Crónica

Un modelo que representa una crónica consta de [33, 47]:

- a. Un conjunto de *tiempos*, que son los componentes temporales de la crónica.

- b. Un conjunto de *eventos*, observados del mundo exterior en un intervalo de tiempo dado.
- c. Un conjunto de *restricciones temporales* en que deben suceder los eventos.
- d. Un conjunto de *patrones de afirmaciones* (aserciones), que describen el contexto (eventos, duraciones de los mismos, etc.) en el que ocurre una crónica en un momento dado.
- e. *Acciones* a ejecutar al reconocer una crónica.

La representación de las crónicas se fundamenta en el formalismo de lógica temporal, donde los términos proposicionales son relacionados con el tiempo, u otras proposiciones, haciendo uso de predicados. Los conceptos claves de este paradigma son [33, 47]:

- **Atributos de Dominio:** hace referencia a las proposiciones atemporales que permiten describir un ambiente.
- **Predicados:** usados en las crónicas, para establecer el vínculo entre el tiempo y las proposiciones atemporales, los cuales son:
 - $\text{hold}(P : v, (t1, t2))$: establece que un atributo en el dominio P mantiene el valor v en el intervalo $[t1, t2]$.
 - $\text{event}(P : (v1, v2), t)$: establece que el atributo en el dominio P cambia su valor de v1 a v2 en el instante t.
 - $\text{event}(P, t)$: establece que el evento P ocurre en el instante t.
 - $\text{noevent}(P, (t1, t2))$: establece que no ocurre el evento P en el intervalo $[t1, t2]$.
 - $\text{occurs}((n1, n2), P, (t1, t2))$: establece que el evento P en el intervalo de tiempo $[t1, t2]$, ocurre un número de veces según el intervalo $[n1, n2]$.
- **Acciones:** Es posible especificar la ejecución de cualquier acción, o efectos 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.

La figura 2.6 muestra la manera en como puede ser escrita una crónica, según el trabajo [48]. Esta crónica representa el patrón que describe cuando un robot carga, y está compuesto de 4 eventos, cada evento especifica un cambio discreto del valor de un atributo. El primer evento *Robot1:(outroom, inroom)* describe que el robot pasó de estar fuera de la habitación a estar dentro de la habitación en el momento *e1*. Después, el evento *Robot1:(inroom, outroom)* describe que el robot pasó de estar dentro de la habitación a estar fuera de la habitación en el momento *e4*. Posteriormente, el evento *MachineInput:(unloaded, loaded)* describe que pasó de estar descargado a cargado en el momento *e2*, para finalmente estar corriendo en el momento *e3*. Además, tiene dos predicados *hold*, para indicar que se mantiene una situación durante un intervalo de tiempo, por ejemplo, el primer *hold* señala que la máquina estuvo corriendo durante los tiempos *e2* y *e3*, y el siguiente, para indicar que estuvo corriendo en ese intervalo de tiempo de una manera segura. Finalmente, también en la figura 2.6 se muestran las relaciones temporales entre los momentos/tiempos (*e_i*). Así, una crónica posibilita describir una secuencia de hechos que van a ocurrir en un momento dado en un sistema, o que se quieren reconocer cuando ocurren en el mismo (para descubrir situaciones de anomalía) [48].

```

Chronicle RobotLoadMachine {
    event (Robot1: (outroom, inroom), e1);
    event (Robot1: (inroom, outroom), e4);
    event(MachineInput: (unloaded, loaded), e2);
    event(Machine: (Stopped, Running), e3);
    e1 ≤ e2;
    1 ≤ e3-e2 ≤ 6;
    3 ≤ e4-e2 ≤ 5;
    hold (Machine: Running, (e2, e3));
    hold (SafetyConditions: true, (e2, e3));

    when recognized {
        report successful load;
    }
}

```

Figura 2.6. Ejemplo de modelo para representar las crónicas

2.4.2 Reconocimiento de Crónicas

Reconocer una crónica consiste en emparejar los eventos de entrada (flujo) con los eventos especificados en la crónica (E), respetando las restricciones temporales entre ellos, especificadas en la crónica (T). Es decir, el reconocimiento de crónicas se realiza mediante el análisis del conjunto de eventos que van aconteciendo en el sistema, y en particular, si logran emparejarse con los patrones temporales que componen una crónica. Para ello, se analizan las secuencias de eventos de entrada junto con sus tiempos de ocurrencia, y se van instanciando todas las crónicas que coincidan sus eventos con los de la secuencia, hasta que uno o más crónicas sean reconocidas o descartadas por completo.

En la figura 2.7 se pueden observar dos secuencias de eventos reconocidos, las secuencias S-1 y S-2 representan instancias de la crónica C [33, 48]. La figura 2.7 muestra el reconocimiento de una crónica descrita por tres eventos $e1$, $e2$, y $e3$, donde $e1$ puede ocurrir entre 3, y 6 momentos antes que el evento $e3$; y el evento $e2$ entre 3, y 9 momentos antes que el evento $e3$. Al tener una crónica definida, empiezan a llegar flujos de datos de lo que se está observando o percibiendo, lo que produce distintas secuencias de eventos, como son los dos casos que se presentan en la figura 2.7. La secuencia S-1 representa un primer reconocimiento de la crónica, compuesta por la llegada del evento $e1$, $e2$, y luego $e3$. Otra secuencia que reconoce la misma crónica, es la secuencia S2, con la aparición del evento $e2$, después $e1$, y por ultimo $e3$. Resumiendo, una crónica puede ser reconocida de maneras distintas, a través de diferentes secuencias de eventos. Además, una secuencia de eventos de una misma serie temporal puede instanciar varias veces una crónica [48].

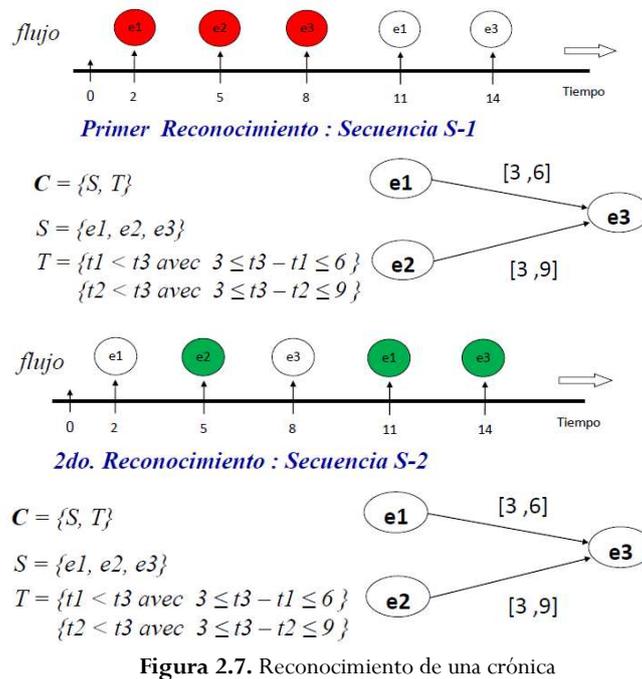


Figura 2.7. Reconocimiento de una crónica

Existe una herramienta comúnmente usada para reconocer crónicas, denominada *Chronicle Recognition System* (CRS), que fue desarrollada por Dousson [59]. Esta herramienta analiza un flujo de eventos y reconoce en tiempo real cualquier patrón de coincidencia con alguna situación descrita por alguna crónica. Cuando un nuevo evento es registrado en el sistema, nuevas instancias de las crónicas almacenadas en la base de crónicas son almacenadas en el conjunto de hipótesis. Ese conjunto de hipótesis es actualizado continuamente, a veces porque se reconoce un patrón temporal (crónica), o porque se descartan instancias al violarse restricciones temporales en las crónicas de esas instancias [33].

Se han desarrollado dos extensiones a ellas, llamadas CarDeCRS [60] y Matrac [60], construidas para permitir el reconocimiento semi-distribuido de crónicas. Por otro lado, recientemente se propuso en [33] una extensión basada en el lenguaje CQL, que además, permite el uso de operadores matemáticos para definir las restricciones entre las variables atemporales.

Capítulo 3 Diseño del Modelo Jerárquico de Estilo de Conducción (MJEC)

En este capítulo se presenta el modelo jerárquico que permite definir los patrones de los estilos de conducción, basado en tres niveles: el primer nivel describe los estilos de conducción, el segundo nivel describe los estados del conductor, y el tercer nivel define las emociones del conductor. La tesis hará más hincapié en el nivel tres de la jerarquía, aunque se realizará el análisis de todo el modelo. También, este capítulo describe como este patrón jerárquico multimodal se define usando el paradigma de crónicas. Finalmente, el capítulo describe una estrategia de aprendizaje para las crónicas, que les permite descubrir patrones.

3.1 Definición del Patrón del Estilo de Conducir de un Conductor de Vehículo

En esta sub-sección se plantea el patrón genérico del estilo de conducir del conductor de un vehículo, que debería analizar el mecanismo de reconocimiento de un *Sistema Colaborador Inteligente de Conducción (ADAS)*. El patrón genérico propuesto es jerárquico, tal que el primer nivel reconoce el estilo de conducción, el segundo nivel el estado del conductor, y el tercer nivel las emociones del conductor. La salida del tercer nivel (emociones reconocidas) alimenta al segundo y primer nivel; y el estado del conductor reconocido es usado por el primer nivel. La tesis, a pesar que originalmente se enmarcaba en reconocer el tercer nivel, realmente termina analizando todo el patrón genérico jerárquico. En específico, cada nivel es descrito de la siguiente manera:

- **Primer nivel:** permite describir los patrones del *Estilo* de conducción. Su objetivo es modelar la forma de conducir del conductor. En la literatura, clásicamente el estilo de conducción se define como [17]: agresivo, ecológico, urbano y normal. Para lograr detectar el estilo de conducir del conductor, este nivel usa los descriptores definidos en la tabla 3.1.

Descriptor	Descripción
Tipo de ruta	Describe la categoría/tipo de la carretera. Por ejemplo, si se trata de una carretera rural o

	urbana.
Estado del conductor	Describe el estado del conductor de carro, y viene definido por el segundo nivel del MJEC.
Emoción del conductor	Define el estado emocional del conductor, y viene definido por el tercer nivel del MJEC.
Condiciones ambientales	Caracteriza las condiciones ambientales actuales. Por ejemplo, si está lloviendo, si el día esta soleado, entre otros
Estado de la ruta	Caracteriza las condiciones actuales del camino, así como la calidad de la misma. Por ejemplo, si el camino tiene huecos, si es un suelo pavimentado, entre otros.
Características del trafico	Define los aspectos relacionados con las leyes del tránsito, densidad del tráfico, los mites de velocidad, entre otros.

Tabla 3.1. Descriptores del patrón del estilo del conductor

- **Segundo Nivel:** define los patrones sobre los *Estados* del conductor. Su objetivo es describir el posible estado del conductor de un vehículo. Según la literatura, normalmente, el estado del conductor puede ser [17]: despierto, estresado, letárgico, agradable, cansado, concentrado, tranquilo, impaciente, aburrido, dormido, entre otros. Para que este nivel pueda reconocer el estado actual del conductor, se usan los descriptores descritos en la tabla 3.2.

Descriptor	Descripción
Clase del vehículo	Describe la categoría del vehículo. Por ejemplo si es un carro, un camión, una minivan, entre otros.
Acción de control sobre el vehículo	Describe la acción actual del conductor de vehículo. Por ejemplo, si el conductor está acelerando, frenando, entre otros.
Emoción del conductor	Ver la descripción de la tabla 3.3.
Condiciones del vehículo	Define las condiciones actuales del vehículo. Por ejemplo, si tiene un fallo mecánica, una falla eléctrica, una falla de combustible, entre otros.
Características del conductor	Define el perfil del conductor, como la edad, o las condiciones físicas del conductor. Por ejemplo, si el conductor es adolescente, es un

	adulto mayor, si tiene limitaciones físicas, entre otros.
Experiencia del conductor	Caracteriza la experiencia del conductor como conductor de vehículo. 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.

Tabla 3.2. Descriptores del patrón del estado del conductor

- **Tercera nivel:** define los patrones de las *Emociones* del conductor. Su objetivo es describir las emociones del conductor. El objetivo del nivel es detectar la emoción actual del conductor de vehículo. En particular, se van a utilizar cinco de las seis emociones básicas definidas en [61]: felicidad, tristeza, miedo, ira, y sorpresa. Los descriptores en los que se fundamenta este nivel, se describen en la tabla 3.3.

Descriptor	Descripción
Atención del conductor	Define el comportamiento del conductor de vehículo. Por ejemplo, si el conductor tiene las manos en el volante, hacia donde está mirando el conductor, entre otros.
Acción de control sobre el vehículo	Ver descripción de la tabla 3.2
Comportamiento fisiológico del conductor	Define las condiciones fisiológicas actuales del conductor. Por ejemplo, frecuencia cardíaca del conductor, presión arterial del conductor, color de la cara del conductor, entre otros.
Condiciones del vehículo	Ver descripción de la tabla 3.2
Expresiones de la voz del conductor	Caracteriza el tono de voz actual del conductor. Por ejemplo, si el conductor está gritando, cantando, hablando normal, entre otros.
Expresiones faciales del conductor	Describe las expresiones faciales actuales del conductor. Por ejemplo, si el conductor está sonriendo, si tiene la boca abierta, entre otros.

Tabla 3.3. Descriptores del patrón de emociones del conductor

De esta manera, se requieren de diferentes sensores que capturen toda la información posible (descriptores) para reconocer los patrones de cada nivel. Cada descriptor especifica un determinado aspecto: facial, acústico, lenguaje corporal, entre otros, captado de una manera diferente (sonido, visión, etc.) con respecto a los otros, lo cual implica emplear un enfoque multimodal de percepción. Para ello, el vehículo debe estar equipado de un sistema que permita censar aquellos descriptores que conforman el patrón de conducción, y organizar de forma adecuado dicha información sobre los descriptores. La variación de los valores de un descriptor produce lo que llamaremos un evento para ese descriptor. Por ejemplo, para la velocidad del vehículo, podríamos definir el siguiente conjunto de eventos (ver Tabla 3.4).

Id Event	Descripción	Velocidad
S1	Velocidad alta	>100Km/h
S2	Velocidad media	≥40 and ≤100km/h
S3	Velocidad baja	< 40km/h

Tabla 3.4. Eventos acerca de la velocidad del vehículo

Se observa para el caso de la tabla 3.4, que el descriptor posee tres eventos: *S1* para la representar la velocidad alta; *S2* velocidad media, y *S3* para velocidad baja. De la misma manera, se definen el resto de los descriptores. Ahora, en la realidad, nuestro algoritmo de aprendizaje será más sensible, y cada vez que cambie el valor de un descriptor supondrá que ocurre un evento

Según los valores actuales de los descriptores del tercer nivel se determina la emoción actual del conductor, con los descriptores del segundo nivel el estado actual del conductor, y por último, con los del primer nivel el estilo de conducción, empleando el Modelo Jerárquico de Estilos de Conducción (MJEC). Considerando los ejemplos presentados en el trabajo [1], las tablas 3.5, 3.6, y 3.7 muestran algunas de las emociones, estados y estilos que pueden ser reconocidos por el MJEC. En esas tablas se ven algunas de las combinaciones de los valores de los descriptores para el reconocimiento de las emociones, estados, y estilos. Por ejemplo, en la tabla 3.5 se muestran dos combinaciones de valores de descriptores distintas usadas para reconocer la emoción “felicidad”, estos son los eventos ED2 y ED3. En particular, la tabla 3.5 muestra algunos de los posibles casos de emociones reconocidas por el patrón del tercer nivel del modelo jerárquico, de acuerdo con los valores de los descriptores de este patrón.

Id Evento	Emoción	Atención del conductor	Acción de control sobre el vehículo	Comportamiento fisiológico del conductor	Condiciones del vehículo	Expresiones de la voz del conductor	Expresiones faciales del conductor
ED1	Ira	El conductor está mirando hacia los lados	Presionando el volante	Frecuencia cardiaca alta, la dilatación alta de la pupila del conductor	Falla mecánica o falla eléctrica	El conductor está gritando	El conductor esta serio

ED2	Felicidad	El conductor está mirando la ruta, con una sola mano en el volante	Normal	Frecuencia cardiaca normal	Normal	El conductor está cantando	El conductor está sonriendo
ED3	Felicidad	El conductor está mirando hacia la derecha, con las dos manos en el volante	Normal	Frecuencia cardiaca normal	Normal	El conductor está silbando	El conductor tiene una cara calmada
ED4	Miedo	El conductor está mirando la ruta	Frenando	El color de la cara es blanca	Ninguna	Normal	El conductor esta serio

Tabla 3.5. Emociones del conductor

La tabla 3.6 muestra otros ejemplos, pero ahora de posibles casos de los estados del conductor, reconocidos por el patrón del segundo nivel dentro de la jerarquía, según sus valores de los descriptores. La tabla 3.7 presenta ejemplos de posibles patrones del estilo de conducción reconocido por el patrón genérico del primer nivel del MJEC, de acuerdo con los valores de los descriptores de este patrón genérico [1].

Id Evento	Estado del conductor	Clase del vehículo	Acción de control sobre el vehículo	Emoción del conductor	Condiciones del vehículo	Característica del conductor	Experiencia del conductor	Hora de conducción
ST1	Cansado	Sedan	Frenando	Ira	Ninguna	Adulto mayor	Larga	Hora nocturna
ST2	Relajado	Suv	Normal	Felicidad	Normal	Ninguna	Ninguna	Ninguna
ST3	Estresado	Camión	Presionando el volante	Ira	Falta de combustible	Adolescente	Poca	Hora nocturna

Tabla 3.6. Estado del conductor

Id Evento	Estilo del conductor	Tipo de ruta	Estado del conductor	Emoción del conductor	Condiciones ambientales	Estado de la ruta	características del trafico
SD1	Agresivo	Ninguna	Estresado	Ira	Lloviendo	La ruta tiene baches	No sigue los límites de velocidad
SD2	Ecológico	Rural	Relajado	Felicidad	Ninguna	Ninguna	Sigue los límites de velocidad
SD3	Normal	Urbana	Relajado	Felicidad	Ninguna	Ninguna	Ninguna

Tabla 3.7. Estilo del conductor

3.2 Modelado del Patrón Multimodal Jerárquico del Estilo de Conducir usando Crónicas

El sistema jerárquico de reconocimiento de patrones que utiliza el paradigma crónicas consta de tres tipos de crónicas [1]: i) Un primer tipo de crónicas, que representa los patrones emocionales del conductor. Su objetivo es describir las emociones del conductor; ii) Un segundo tipo de crónicas, que representa los patrones del estado del conductor. Su objetivo es describir la condición del conductor; iii) Un tipo de crónicas para el tercer nivel, que representan los patrones de los estilos de conducción. Su objetivo es establecer cómo conduce la persona. Para efectos de la tesis, el primer tipo de crónicas es el relevante, pero igual se presentarán el resto de crónicas de los otros niveles.

En general, cada emoción, estado o estilo de conducción del conductor será modelado por una crónica diferente, que contiene los eventos y las relaciones temporales para reconocerlos. Por otro lado, una emoción, estado o estilo de conducción específico, puede ser reconocido por varias crónicas. Finalmente, cada crónica es definida por el conjunto de descriptores especificado en la sección anterior.

Un primer ejemplo de una crónica del primer tipo, para reconocer el *enojo (la ira)*, es mostrado en la figura 3.1:

```
Chronicle Ira {
    event(F3, T4),
    event(P1, T3),
    event(B5, T5),
    event(H1, T6),
    event(V1, T1),
    event(S1, T2)
    T1 ≤ T3,
    hold(V1, (4, 10)),
    hold(S1, (6, 20)),

    When recognized {
        emit event(ED1)
    }
}
```

Figura 3.1. Ejemplo de crónica para el nivel 3

Según esta crónica, el patrón de ira puede ser reconocido cuando el evento de voz "Tono agudo y volumen alto y velocidad de habla rápida" (V1) llega al tiempo T1, y dura entre 4 y 10 unidades de tiempo; el evento de velocidad "Alta velocidad" (S1) ocurre en el tiempo T2, y se mantiene entre 6 y 20 unidades de tiempo, el evento de presión "Presión fuerte del volante" (P1) aparece en el instante T3, y es menor que o igual a T1, el evento facial "Ojos y Cejas abiertas, con curvas y labios apretados, y arrugas faciales en el centro" (F3) ocurre en el tiempo T4, el evento corporal "Postura Aplanada" (B5) ocurre en el momento T5, y el evento cardíaco "Frecuencia cardíaca alta" (H1) llega en el tiempo T6.

Un ejemplo de una crónica del segundo tipo, para reconocer un conductor *estresado*, es el siguiente:

```

Chronicle Estresado {
    event(ED1, TED1),
    event(DE2, T1),
    event(TS2, T2),
    event(S2, T3)
    TED1 ≥ 3 × T1,
    T3 > T2,
    T3 < T1,
    TED1 ≤ T2,
    TED1 > T1,
    hold(S2, (2, 20))

    When recognized {
        emit event(ST3)
    }
}

```

Figura 3.2. Ejemplo de crónica para el nivel 2

Conforme con el patrón de la figura 3.2, el patrón de Estrés puede ser reconocido cuando el evento “Experiencia del conducir intermedia” (DE2) llega en el instante T1, el evento “Horario nocturno” (TS2) en el instante T2, el evento “Velocidad baja” (S2) arriba en el tiempo T3, siendo mayor que el instante T2, y a su vez menor que el tiempo T1, y se mantiene entre 2 y 20 unidades de tiempo, y el evento “Emoción reconocida ira” (ED1) se presenta en TED1, el cual es mayor que el tiempo T1 y menor o igual que T2.

Por último, un ejemplo de una crónica del tercer tipo, para reconocer un estilo de conducir *agresivo* en el conductor, es la siguiente:

```

Chronicle Agresivo {
    event(ED1, TED1),
    event(ST3, TST3),
    event(L1, T4),
    event(E2, T3)
    TED1 ≥ TST3,
    T3 ≥ 3 × T4,
    hold(ST3, (5, 15)),
    When recognized {
        Report the style of driving to the
        driver assistance system
        emit event (SD2)
    }
}

```

Figura 3.3. Ejemplo de crónica para el nivel 1

Acorde al patrón que muestra la figura 3.3, el patrón de Agresivo puede ser reconocido cuando el evento “Condición ambiental con lluvia” (E2) llega en el instante T3, el evento “tipo de vía autopista” (L1) aparece en el momento T4, siendo 4 veces menor que el tiempo T3, el evento “Emoción reconocida ira” (ED1) se

presenta en TED1, y el evento “Estado reconocido Estrés” (ST3) se presenta en TST3, siendo menor que el tiempo TED1, manteniéndose durante 5 y 15 unidades de tiempo.

Esta es sólo una muestra de las posibles crónicas que podrían ser utilizadas por el sistema de asistencia al conductor, tal que: i) Las emociones (tristeza, ira, felicidad, miedo, entre otras) constituyen las crónicas de tipo 1 (EDi) dentro del MJEC, representando los patrones emocionales del conductor; ii) Los estados conductores (estado de vigilia, estrés, agradable, somnoliento, entre otros) son las crónicas de tipo 2 (STi) dentro del MJEC, representando los patrones de los estados conductores; iii) Los estilos de conducción (agresivo, ecológico, normal) son las crónicas de tipo 3 (SDi) dentro del MJEC, que representan los patrones de los estilos de conducción.

Las crónicas de los niveles dos y tres simbolizan lo que llamamos eventos primarios. Estos son eventos generadores, los cuales alimentan el resto de niveles. Además, el resto de descriptores son captados a través de diferentes tipos de sensores (sensor de presión en el volante, sensor de la frecuencia cardíaca del conductor, sensor de la velocidad del auto, etc.). Finalmente, en el nivel uno se mezclan eventos primarios con los eventos provenientes de los otros descriptores. Este nivel se comunica con el sistema de conducción, para generar las acciones pertinentes de acuerdo el estilo de conducción reconocido.

3.3 Proceso de Adaptación de los Patrones Genéricos de las Emociones

Como se comentó antes, una misma situación (una emoción, un estilo de conducción, etc.) puede ser descrita por diferentes crónicas, para expresar la diversidad de contextos donde puede ocurrir una misma situación (por ejemplo, un comportamiento agresivo). Sin embargo, el principal problema es aprender el conjunto de crónicas requeridas. En la literatura, existen dos tipos de procesos de aprendizaje en el paradigma de las crónicas [10]: conocer la estructura de una crónica, o parametrizar una crónica general. Este es un problema abierto de investigación, que aún no ha sido resuelto. En un sistema real, se podrían definir crónicas generales para el problema a atacar, y luego parametrizar estas crónicas para cada conductor. Este enfoque requeriría de una sólida base de datos de crónicas, generada a partir de un exhaustivo proceso de licitación de conocimiento con expertos.

El otro mecanismo es mediante una estrategia de aprendizaje que usa los datos, para descubrir/extraer la estructura de las crónicas. Este es el enfoque que proponemos en este trabajo. En particular, nuestro enfoque de aprendizaje de patrones de crónicas se compone de tres pasos:

- i) Creación de las crónicas;
- ii) Evaluación de las crónicas creadas;
- iii) Confirmación de las crónicas.

El primer paso es basado en el algoritmo de la figura 3.9, llamado *Algoritmo de frecuencia de patrones a través de descriptores*. Dicho algoritmo permite determinar las relaciones temporales entre los eventos de los descriptores, es decir, posibilita customizar los tiempos entre eventos, a partir de la secuencia en que van apareciendo en los datos, para representar o describir un patrón determinado. Además, previamente permite descubrir dichos eventos. La entrada al modelo algorítmico son los datos que describen los distintos valores de los descriptores en el tiempo. La salida del modelo muestra las relaciones existentes entre los descriptores cuyos valores cambian en el tiempo (es el evento descubierto), así como los tiempos en que suceden los cambios de estado; de esta manera se genera el esqueleto que configura el patrón de la emoción, estado o estilo que se desea reconocer. La figura 3.9 describe el macro-algoritmo de aprendizaje desarrollado, y las definiciones necesarias para su entendimiento:

Definición 3.1: Secuencia de eventos	Este concepto representa el flujo de eventos de los distintos descriptores (cada vez que cambia un valor en un descriptor, es un evento)	$D_i = \{e_{i_1}, e_{i_2}, \dots, e_{i_n}\} \quad (\text{Ec.3.1})$ Siendo, <ul style="list-style-type: none"> • $D_i = \text{Secuencia de eventos del descriptor } i.$ • $i = \text{tipos de descriptores, como expresion facial, presion, tipo de ruta, etc.}$ • $e_{i_n} = \text{valor } n \text{ que toma el descriptor } i \text{ estudiado, por medio de los casos.}$ <i>Es decir, es el evento n del descriptor i.</i> <ul style="list-style-type: none"> • $n = \text{los distintos valores, como urbano, soleado, 94510, etc.}$
Definición 3.2: Relación entre eventos	Diferencia de tiempo en el cual ocurren dos eventos	$T_{dif_{iy,jx}} = t_{e_{iy}} - t_{e_{jx}} \quad (\text{Ec.3.2})$ Siendo, <ul style="list-style-type: none"> • $T_{dif_{iy,jx}} = \text{diferencia de tiempo entre el evento } e_{iy}, \text{ y el evento } e_{jx}$ • $t_{e_{jx}}, t_{e_{iy}} = \text{tiempo de aparicion del evento de valor } x \text{ del descriptor } j, \text{ Y evento de valor } y \text{ del descripto } i.$
Definición 3.3: Intervalo de tiempo	Lapsos de tiempo entre que puede ocurrir un evento con respecto a otro,	$In_{iy,jx} = [Tmin_{iy,jx}, Tmax_{iy,jx}] \quad (\text{Ec. 3.3})$ Siendo, <ul style="list-style-type: none"> • $Tmin_{iy,jx} =$ <i>tiempo minimo de la relacion entre el evento de valor x del descripto i</i> • $Tmax_{iy,jx} =$ <i>tiempo maximo de la relacion entre el evento de valor x del descriptor j.</i> <i>Y el evento de valor y del decripto i</i>
Macro- Algoritmo		<ol style="list-style-type: none"> 1. Inicio 2. //Asignación de valores provenientes de la base de dato para los descriptores en estudio <ol style="list-style-type: none"> 2.1 Solicitud de columnas y filas a estudiar de la base de datos 2.2 Lista valores = será una lista que contendrá los valores de la fila correspondiente a todas las columnas solicitadas

		<p>2.3 Lista e = asignación (valores, tiempo) → Una lista que contendrá los valores de las celdas y columnas solicitadas, así como de su tiempo de aparición.</p> <p>3. //Reconocimiento de relaciones existentes entre los valores</p> <p>3.1 Repita para todos los elementos de la lista e → Dando la cantidad de filas = i</p> <p>3.1.1 Repito para todos los elementos de la lista valores → Dando la cantidad de columnas = j</p> <p>3.1.1.1 Comparo si la lista e en la posición i,j es igual a la lista e de la siguiente posición i+1,j</p> <p>3.1.1.1.1 $t_dif = e.get(i+1).getTiempo() - e.get(i).getTiempo()$</p> <p>3.1.1.1.2 Añado en la lista relaciones → una lista que contendrá todos los valores que cambiaron en esas filas comparadas, con sus diferencias de tiempo t_dif</p> <p>3.1.1.2 Fin si</p> <p>3.1.2 Fin repita para</p> <p>3.2 Fin repita para</p> <p>4. //Creación de intervalos</p> <p>4.1 Repita para todos los elementos de la lista relaciones</p> <p>4.1.1 aux = relación.get(i).getValores +“<->”+relación.get(i+1).getValores → string que será el identificador de la relación, contendrá los dos valores que se están relacionando</p> <p>4.1.2 auxFC = relación.get(i).getNumColumn +“<->”+relación.get(i+1).getNumColumn → string que contendrá las columnas a las que pertenecen los valores tomados</p> <p>4.1.3 Si el cambio entre esos dos valores ya existe en Lista_in, eventualmente actualizar t_min o t_max, según sea el caso</p> <p>4.1.4 De lo contrario $t_dif = t_min = t_max$</p> <p>4.1.5 Actualizar Lista in → Lista que contendrá el identificador de la relación(aux) determinado en el paso 4.1.3, las columnas a las que pertenecen los valores relacionados(auxFC), y el intervalo de tiempo del cambio de estados (de valores)</p> <p>4.2 Fin repita para</p> <p>5. Fin</p>
--	--	--

Figura 3.4. Macro-algoritmo de creación de patrones de crónicas

El algoritmo de la Figura 3.9 funciona de la siguiente manera: lee los datos especificados en un archivo Excel, indicándosele aquellas filas (registros) y columnas (descriptores) que desea que sean comparadas (paso 2); después chequea la existencia de relaciones entre descriptores en pares de filas adjuntas, es decir, va comparando columna con columna entre la fila en la que se está parado y su inmediatamente siguiente; si existe algún cambio de descriptores los guarda en una nueva lista de relaciones, junto con el tiempo en que sucedió el cambio. El almacenamiento de cambios se realiza por completo para cada fila (paso 3), y eso determina un evento (un evento será complejo si múltiples descriptores cambian entre filas, de lo contrario será un evento simple). Finalmente, se crean los intervalos. Para ello, se toma la lista de relaciones encontradas, las cuales fueron guardadas en el orden temporal en que se dieron los cambios (ocurrieron los

eventos), y se calcula la diferencia entre los tiempos de ocurrencia (paso 4). Eso determina la diferencia temporal en que ocurrieron dos eventos consecutivos. Si para dos eventos se determina una ocurrencia múltiple en la lista (4.1.3), se van determinando los valores máximos (t_{max}) y mínimos (t_{min}) de ocurrencia.

En el segundo paso, de *evaluación de las crónicas*, la idea es determinar si las crónicas creadas pueden ser añadidas a la base de datos de crónicas no confirmadas. Para ello, se utiliza la propuesta desarrollada en [62]. Primero que nada, se definen dos operadores, la inclusión (\subset) y la substracción (\setminus), definidos de la siguiente manera [10]:

Definición 3.4: Inclusión (\subset) entre crónicas	Una crónica A se encuentra incluida en B si la secuencia de eventos de A, con sus respectivas relaciones temporales, forma parte de las secuencias de eventos de B
Definición 3.5: substracción (\setminus) entre crónicas	Se puede restar una crónica A de B, con la eliminación de los eventos de A en la secuencia de eventos de B.

Figura 3.5. Definiciones para la evaluación de patrones de crónicas

Finalmente, se habla de generalización de crónicas para el caso de crónicas con la misma secuencia de eventos, pero con relaciones temporales diferentes [10]. La figura 3.10 muestra el procedimiento de evaluación de una crónica E, creada en el paso anterior:

Macro-Algoritmo	<ol style="list-style-type: none"> 1. Inicio 2. Para la crónica que deseamos evaluar (E) <ol style="list-style-type: none"> 2.1 Si la crónica E se encuentre incluida en alguna crónica E' de la base de crónicas <ol style="list-style-type: none"> 2.1.1 Actualizar $confianza(E') = confianza(E') + 1$ 2.1.2 Salir 2.2 Si la crónica de la base de crónicas E' se encuentre incluida en la crónica evaluándose E <ol style="list-style-type: none"> 2.2.1 Incluir E en la base de crónicas por confirmar, marcar a E' para posiblemente eliminar si E termina siendo confirmada, y $confianza(E) = confianza(E') + 1$ 2.2.2 Salir 2.3 Si la crónica E es diferente a las crónicas de la base de crónicas <ol style="list-style-type: none"> 2.3.1 Si E se encuentre incluida en la crónica E' de la base de crónicas no confirmada <ol style="list-style-type: none"> 2.3.1.1 Actualizar $confianza(E') = confianza(E') + 1$ 2.3.1.2 Salir 2.3.2 Si la crónica E' de la base de crónicas no confirmadas se encuentre incluida en la crónica evaluada E <ol style="list-style-type: none"> 2.3.2.1 Incluir E en la base de crónicas por confirmar y eliminar E, haciendo $confianza(E) = confianza(E') + 1$ 2.3.2.2 Salir 2.3.3 Si la crónica E es diferente a las crónicas de la base de crónicas no confirmadas
------------------------	---

	2.3.3.1 Incluir E en la base de crónicas por confirmar
	3. Fin

Figura 3.6. Macro-algoritmo de evaluación de patrones de crónicas

Este macro-algoritmo determina, en la primera parte, si alguna de las crónicas en la base de crónicas ya incluye a la nueva crónica, y si es así no la incluye (paso 2.1.1). Ahora, si ella incluye a crónicas que están en la base de crónicas, se les marca para eventualmente eliminarlas, y a ella se le incluye en la base de crónicas por confirmar, con el valor de confianza que tenían esas crónicas que ella incluye (paso 2.2.1). El valor de confianza es un acumulador, que sirve para determinar cuándo una crónica pasa de la base de crónicas por confirmar a la base de crónicas operacional. Finalmente, si la crónica evaluándose es diferente a todas las crónicas en la base de crónicas, pasa a hacerse las mismas comparaciones, con las crónicas contenidas en la base de crónicas por confirmar (todo el paso 2.3), para determinar si se puede guardar en la base de crónicas por confirmar o no a esa crónica.

El último paso de *confirmación de la crónica*, consiste en mover las crónicas de la base de crónicas por confirmar (crónicas que no se encuentran confirmadas) a la base de crónicas confirmadas. Dicha confirmación se realiza de dos maneras:

- i) Se establece un umbral que establece el mínimo número de veces que debe ocurrir una crónica, y cuando el valor de confianza de la crónica por confirmar lo supera, de manera automática queda confirmada;
- ii) El usuario manejador de la base de crónicas la confirma manualmente, por ejemplo, si la considera útil.

Una vez confirmada una crónica, esta pasa a la base de crónicas operacional, y todas las crónicas marcadas por ella en esa base de crónicas son eliminadas (ella las incluye). Su valor de confianza se mantiene.

En específico, en este trabajo se diseñó e implemento solo el primer paso, el de *creación de las crónicas*.

Capítulo 4 Preparación de las Crónicas

En el capítulo previo se ha propuesto el modelo jerárquico de estilos de conducción. Además, se ha propuesto su especificación usando el paradigma de crónicas, el cual permite la definición de patrones multimodales que representen las emociones, estados y/o estilos que puede experimentar un conductor de vehículo. También, se realizó la definición de un proceso de aprendizaje para las crónicas, que permita descubrirlas, y en particular, estructurar las relaciones temporales presentes entre sus eventos. Este capítulo describe la implementación del proceso de adaptación/aprendizaje. Además, presenta la implementación de los patrones de crónicas del MJEC usando *OpenESB*, y en específico, usando sus componentes *IEP* y *Composite Application*. Finalmente, se presenta la especificación de los patrones de crónicas usando el lenguaje *CQL*, lenguaje declarativo que permite hacer consultas continuas sobre un flujo de eventos, el cual permite hacer consultas a las crónicas implementadas en *OpenESB*.

4.1 Proceso de Aprendizaje

Como fue indicado en el capítulo anterior, el proceso de adaptación de las crónicas consiste en el aprendizaje de las relaciones temporales presentes en los eventos que las constituyen, pero también, descubre dichos eventos. El algoritmo descubre los eventos que ocurren en los descriptores que caracterizan una emoción, un estado o un estilo (corresponde a un cambio de valor en ellos), y sus relaciones temporales.

Específicamente, el algoritmo de aprendizaje fue programado en lenguaje java. La tabla 4.1 muestra la definición del universo de clases por la que se encuentra compuesto el *algoritmo de construcción de crónicas*, que permite crear las crónicas, necesario para el reconocimiento de emociones.

Universo de clases<ReconocimientoEmociones>		
{Definición de las clases que conforman el sistema que permite aprender las relaciones temporales existentes entre descriptores}		
#1	AprendizajeRelacionesTemporales(columnas,filas)	<ul style="list-style-type: none">• AprendizajeRelacionesTemporales: es la clase principal. Lee los datos especificados de un archivo Excel. Chequea el comportamiento de los descriptores en pares de filas adjuntas, es decir, si los valores de los descriptores cambiaron para las filas estudiadas. Guarda aquellos que cambiaron (con sus valores), junto con el tiempo en que sucedió el cambio, en una lista de relaciones. Finalmente, se realiza la creación de los intervalos de tiempo, para lo cual toma la lista de relaciones encontradas, que fueron

#2	evaluadorAD():AprendizajeRelacionesTemporales	<p>guardadas en el orden en que se dieron los cambios, y determina la diferencia temporal entre los elementos de la lista que están seguidos.</p> <ul style="list-style-type: none"> • evaluadorAD: clase que contiene los métodos de escritura y lectura del tipo de dato evaluadoraAD, este tipo de dato tiene como componentes: un entero elemento que nos indica el número del elemento, una lista de valores que vendrían siendo todos los valores de las columnas de descriptores para cada fila que se desea estudiar, una lista de enteros que contiene el número de las columnas que se están estudiando, y finalmente, un booleano que indica si se detectó un cambio en la fila estudiada.
#3	campoARL():AprendizajeRelacionesTemporales	<ul style="list-style-type: none"> • camporARL: clase que contiene los métodos de escritura y lectura del tipo de dato campoARL, dicho tipo de dato contiene un entero ID que se utiliza como identificador del elemento, una lista de valores de tipo long que vendrían siendo todos aquellos valores de descriptores que cambiaron para la fila estudiada en el momento, un componente entero que indica el tiempo en que sucede este cambio de valor, y por último, una lista de enteros que muestra el número de las columnas de descriptores dentro del Excel que sufrieron un cambio.
#4	campoAInF():AprendizajeRelacionesTemporales	<ul style="list-style-type: none"> • campoAInF: clase que contiene los métodos de escritura y lectura de los elementos que conforman el tipo de datos camporAInF, compuesto por un string ID que es el identificador de la relación temporal encontrada, vendría siendo la concatenación de los valores que cambiaron en una fila unido con los valores que cambiaron de la fila siguiente relacionada, un elemento t_cambio de tipo entero que contiene la diferencia temporal entre los dos tiempos (cuando se tenía el valor viejo y ahora cuando se tiene el nuevo valor), y un tipo string llamado numColum que contiene los números de columnas de los valores que cambiaron en una fila, con el número de columnas de los valores que cambiaron de las filas relacionadas.

Tabla 4.1. Universo de clases del sistema de aprendizaje

El algoritmo de aprendizaje está conformado por 4 clases, la clase principal, llamada AprendizajeRelacionesTemporales, y tres clases indispensables para la principal, llamadas evaluadorAD, campoARL, y campoAInF. Las clases secundarias representan los tipos de datos que serán utilizados por la estructura de datos establecida. En la figura 4.1 se muestra el Diagrama de clases, y se observa la clase principal con sus operaciones: el método *main* contiene la estructura principal del programa, es donde se analiza la existencia de relaciones entre descriptores, y se establece la temporalidad entre ellos; El método público *mostrarExcelData* es necesario para obtener los datos provenientes del archivo Excel, se le pasan como parámetros todas las celdas para una fila específica, además de las columnas a evaluar, y el método regresa todos los valores asociados. El diagrama de clases también contiene las clases secundarias junto con sus atributos: evaluadorAD comprende los elementos columna, elemento, existencia Re, tiempo, y valores;

la clase campoARL compuesto de difTiempo, ID, numColumn, y valores; y finalmente, campoAInF, con los elementos ID, numColumn, y t_cambio.

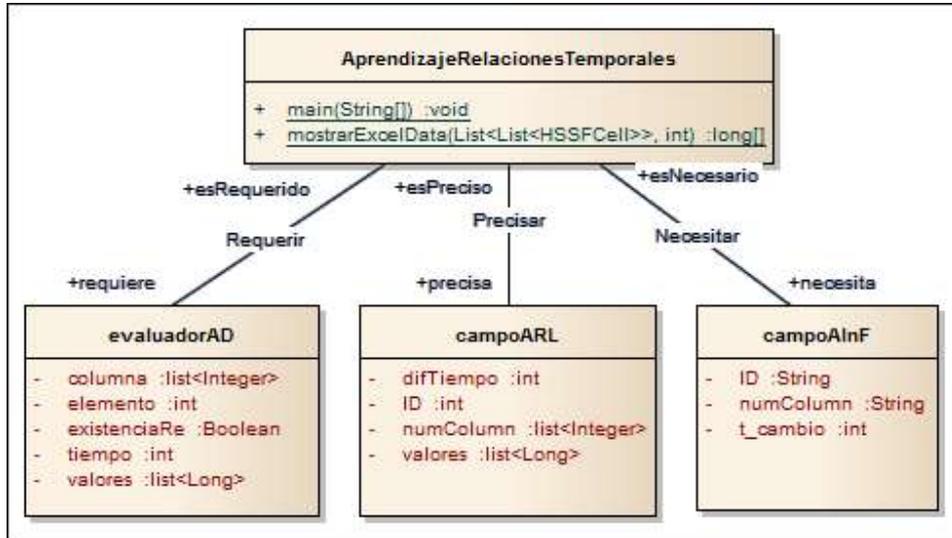


Figura 4.1. Diagrama de clases

En la figura 4.2 se muestra el Diagrama de actividades, podemos ver de manera genérica, las actividades que realiza el algoritmo de aprendizaje. Debe tener como precondition que exista una base de datos de la que puedan ser extraídos los datos a relacionar. La primera actividad del programa es el almacenamiento de los datos específicos en una estructura de tipo lista, de acuerdo a las filas y columnas definidas por el usuario. La segunda actividad consiste en chequear las relaciones existentes presente en los descriptores entre filas adjuntas. La última actividad consiste en la creación de intervalos temporales entre dichos descriptores, registrando la diferencia de tiempo entre los momentos que suceden los cambios de valores.

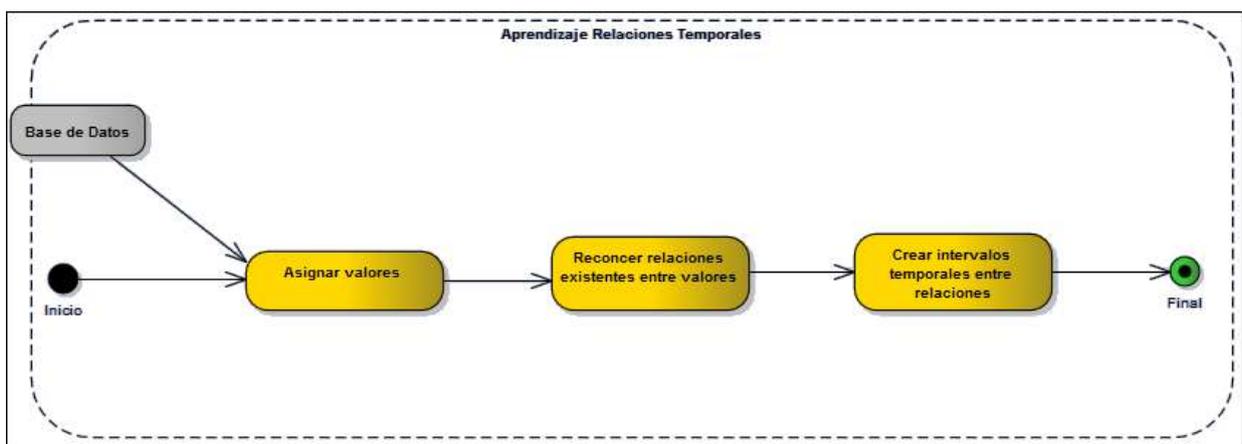


Figura 4.2. Diagrama de actividades

4.2 MJEC en openESB

La implementación de las crónicas aprendidas se realiza sobre la herramienta llamada openESB [49]. OpenESB es un middleware orientado a servicios utilizado para construir aplicaciones SOA. Cuenta con un motor de servicios, que hace posible la integración de servicios. Además, openESB es el único Bus de Servicio Empresarial (ESB por sus siglas en inglés) basado en software libre, con un componente llamado IEP SE que permite procesar eventos complejos, base fundamental del motor de inferencia para el reconocimiento de crónicas. Utiliza el lenguaje de consulta CQL, el cual es un lenguaje declarativo que posibilita realizar consultas continuas en un flujo de eventos [33].

Para el diseño de las crónicas en la herramienta openESB, se utiliza el componente llamado IEP, procesador inteligente de eventos. En la figura 4.3 se muestra un ejemplo del resultado de la definición de las crónicas, al usar el componente IEP en la herramienta.

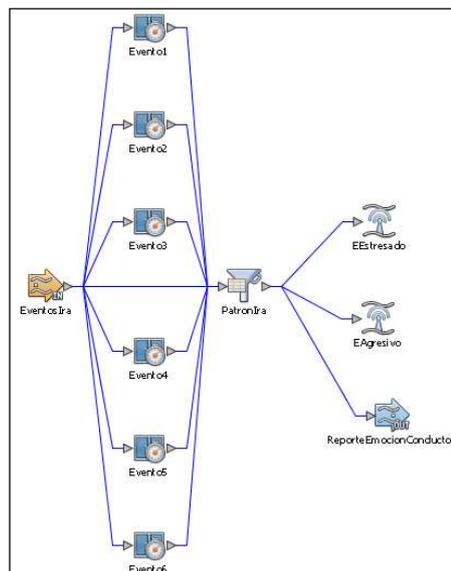


Figura 4.3. Ejemplo definición de crónica usando el componente IEP en openESB

El elemento *EventosIra* es un ejemplo de entrada a una crónica, y permite coleccionar una serie de eventos en el tiempo. Para su implementación, hace uso de la opción *Stream Input* en la paleta de la herramienta. En la figura 4.4 se describe la especificación del elemento de entrada, se le indica los atributos *id* (identificador del patrón), *time* (tiempo de ocurrencia del evento de reconocimiento), y *event* (stream de datos usados).

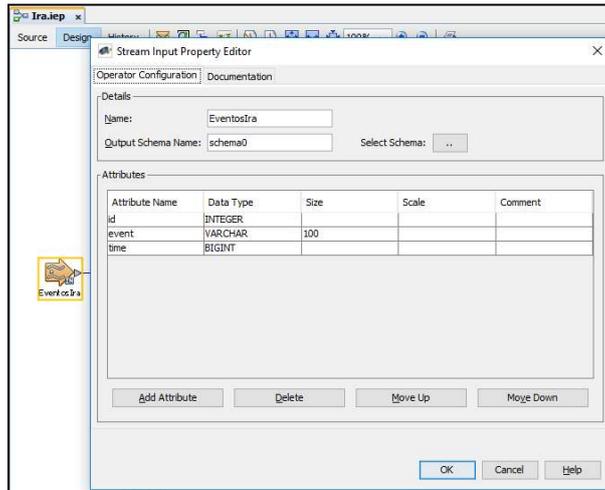


Figura 4.4. Descripción del elemento input: EventosIra

Para representar los descriptores que estructuran la crónica, se utiliza el componente *Time Based Windows*. En la imagen 4.3 corresponde a los individuos *Evento1*, *Evento2*, *Evento3*, *Evento4*, *Evento5*, y *Evento6*, que serán los eventos que ocurren en los descriptores que forman parte del patrón ira. Como se observa en la figura 4.5, a cada evento se le asigna su tiempo de duración, y hereda los atributos del elemento *EventosIra*. Habrá un elemento de ese tipo por cada descriptor del patrón ira.

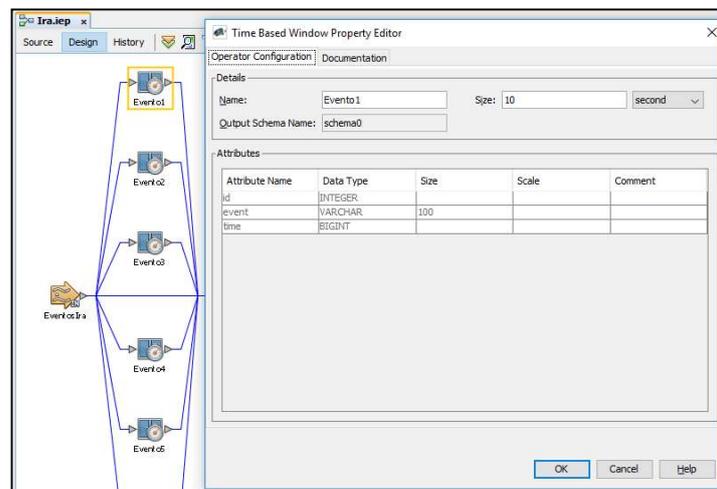


Figura 4.5. Descripción del elemento time based windows: Evento1

Seguidamente, se tiene el elemento *PatronIra*, quien realiza la implementación del patrón de crónica haciendo uso del lenguaje CQL (que será detallado en la sección 4.3). Para su especificación, se utilizan las opciones *Projection and Filter* dentro de la herramienta. La especificación de la crónica en la herramienta se observa en la figura 4.6: *Select* serán los eventos resultantes al reconocer el patrón, *From* contempla los eventos necesarios para el reconocimiento del patrón, y *Where* comprende las restricciones temporales entre eventos (corresponden a los componentes básicos de CQL).

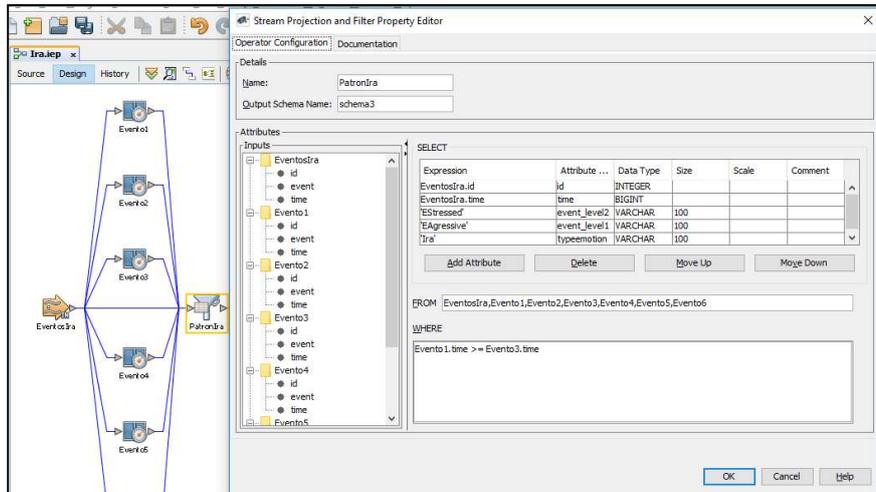


Figura 4.6. Descripción del elemento projection and filter: PatronIra

Como salida, se usa la opción *Invoke Stream*, que permite enviar el evento de reconocimiento a una crónica de otro nivel dentro de la jerarquía planteada. En otros términos, permite invocar la definición de otro proceso IEP, en este caso serían los patrones de niveles superiores. Este elemento solo es usado en los niveles 3 y 2, donde sus eventos resultantes forman parte de los eventos de las crónicas de los niveles 2 y 1. En la figura 4.3, lo anterior es representado por los objetos *EEstresado* y *EAgresivo*, para notificarle a las crónicas de nivel 2 y 1 el reconocimiento que se viene de hacer, respectivamente. La figura 4.7 tiene la descripción del elemento *EEstresado*, permitiendo informar a la crónica que reconoce el estado de estresado, así como el envío de los atributos del evento ira reconocido.

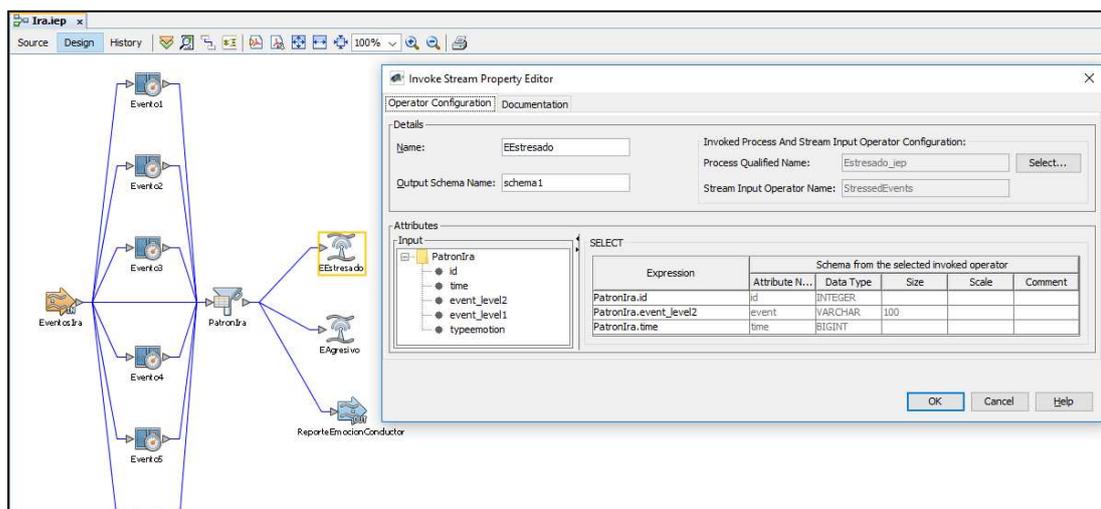


Figura 4.7. Descripción del elemento invoke stream: EEstresado

Por último, se agrega como salida el elemento *Stream Output*. Este es un evento notificador al reconocer el patrón, por lo tanto, sirve para realizar un reporte de reconocimiento. En la figura 4.3 es representado por

el objeto *ReporteEmocionConductor*, quien emite una notificación que avisa que la emoción ira fue reconocida por medio de este patrón. Se puede ver en la figura 4.8 los atributos que contendrá el reporte de reconocimiento, entre los cuales están *typeemotion*, que define el tipo de emoción reconocido.

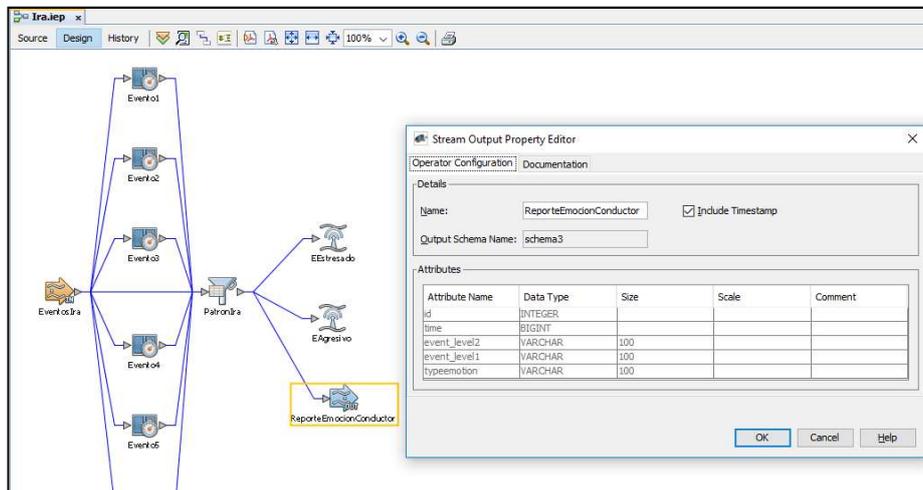


Figura 4.8. Descripción del elemento stream output: ReporteEmocionConductor

Es así como se arma cada patrón a reconocer de cada nivel del MJEC.

Por otro lado, los patrones definidos en IEP no pueden ser directamente probados desde allí, por lo que se utiliza el componente *Composite Application*, que permite integrar los diferentes servicios necesarios para realizar las pruebas (ver Figura 4.9). Este componente tiene tres partes: *WSDL Ports*, *JB1 Modules* y *External Modules*. El sector *WSDL Ports* posibilita hablar con el exterior, siendo estas las entradas y salidas de cada patrón, es decir, los valores de los descriptores en un momento dado, para lo cual usa el protocolo SOAP web. En la zona *JB1 Modules* se añade el módulo o proyecto que contiene los archivos IEP antes descritos, esa zona puede contener a varios, como se ve en la figura 4.9, para evaluar a varias crónicas en paralelo. Finalmente, *External Modules* permite agregar módulos JB1 desde proyectos externos.

Así, la figura 4.9 ejemplifica como se vería el componente *Composite Application* para probar los archivos IEP que contienen la definición de las distintas crónicas. La parte *JB1 Modules* contiene las crónicas *Ira*, *Estresado* y *Agresivo* definidas a través del componente IEP, en la parte de *WSDL Ports* se encuentran todas las entradas y salidas de cada uno de los archivos IEP, cada archivo contiene puertos independientes que permiten probar de manera simultánea todo el modelo jerárquico, reconociendo aquellos que cumplan con los eventos especificados.

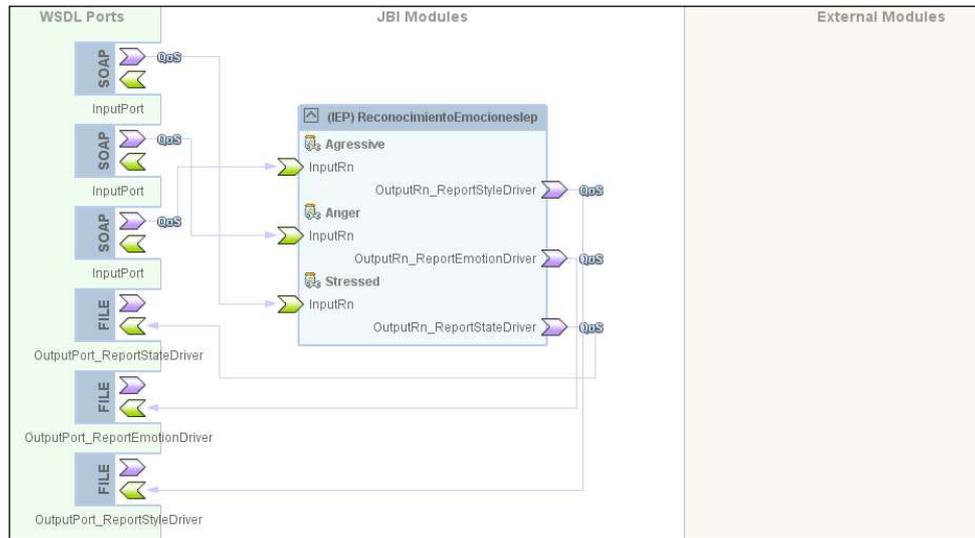


Figura 4.9. Ejemplo prueba de crónica usando el componente Composite Application en openESB

4.3 Representación de las Crónicas usando el Lenguaje CQL

CQL es un lenguaje de consulta, el cual es declarativo, utilizado para realizar consultas continuas en un flujo de eventos [63]. Sintácticamente, CQL es muy similar a la instrucción SELECT del lenguaje SQL, pero la ejecución de sus consultas son diferentes a las consultas de bases de datos convencionales en SQL, cuyas consultas se ejecutan por demanda, hasta que se completen todos los datos solicitados. Por el contrario, en CQL las consultas son continuas sobre los *streams* de datos, corriendo indefinidamente (infinitas tuplas de *streams*), o hasta que se termina la aplicación que lo invoca. CQL tiene muchos operadores que se encuentran en SQL, como projection, selection, aggregation, joining, grouping, etc. También posee otros operadores que permiten relacionar stream con relations y realizar conversiones entre ellas. Para poder profundizar en la sintaxis CQL, es necesario conocer los conceptos de streams y relations [33].

Un *stream* S es un flujo de eventos, se define como una serie (posiblemente infinita) de elementos $\langle s, \tau \rangle$, donde s es una tupla perteneciente al esquema de S (datos que describen el evento) y $\tau \in T$ es la marca de tiempo del elemento (serie de eventos en el tiempo que tienen el mismo esquema).

Relations R es una condición en un intervalo de T que cumplen un conjunto de tuplas pertenecientes al esquema S (colecciones de eventos que cumplen con una condición R dada en un momento específico) [33].

Además, existen los operadores que permiten convertir un relation en un stream:

- ISTREAM, convierte una relation en un stream que se encuentra disponible en el momento T y no en momento $T-1$ (la relation se acaba de producir en el instante T , previamente no existía).
- DSTREAM, convierte una relation en un stream que existía en el momento $T - 1$ y no en T (la relation ya no se encuentra disponible en el instante T , pero existía previamente en $T - 1$).

- RSTREAM convierte a un stream a una relation que se encuentra en el momento T.

Por otro lado, las crónicas usan términos proposicionales, que son los llamados predicados reificados, para su descripción. Basado en el trabajo [33], se presenta la equivalencia entre los predicados reificados de las crónicas con los componentes del lenguaje CQL:

Temporal Predicate of the Chronicles	Descripción	Temporal Predicate of the Chronicles in CQL	Query CQL description
hold(P : v, (t1 , t2))	El dominio del atributo P debería mantener el valor v en el intervalo [t1 , t2].	<pre>SELECT ISTREAM('newevent') FROM Event0[t2 - t1], Event1[now] WHERE Event0.P = 'v' AND NOT(Event0.P <> 'v') AND Event1.P = 'v'</pre>	Para estar seguro que el atributo P mantiene el valor de v sobre el intervalo [t1 , t2]. El atributo del stream entrante Event1 (time = NOW) debería tener el valor de v. Además, las relation previas no deben tener ningún valor diferente de v (NOT(Event0.P <> 'v')). Esto garantiza que en el intervalo se mantiene el valor anterior de Event0 en el momento NOW - t2 + t1 igual a v.
event(P : {v1 , v2 }, t)	El atributo P cambia su valor de v1 a v2 en el tiempo t.	<pre>SELECT ISTREAM('newevent') FROM Event0[ΔT], Event1[NOW] WHERE Event0.P = 'v1' AND NOT(Event0.P = 'v2') AND Event1.P = 'v2'</pre>	El actual stream Event1 tiene el atributo P (time = NOW) con valor v2. Además, existe al menos una relation de Event1 (llamada Event0 en la sentencia para diferenciarlas) con el atributo P igual a v1 en el momento ΔT (ΔT tiene un valor que asegure que el atributo P puede tener el valor v1 previamente, ej: 1 segundo).
event(P, t)	Mensaje P ocurre en el tiempo t.	<pre>SELECT ISTREAM('newevent') FROM event[NOW] WHERE event.msg = 'P'</pre>	El actual stream de Event tiene un Mensaje P en el tiempo NOW (Ahora).
noevent(P, (t1 , t2))	No se recibe el dominio del atributo P entre los momentos t1 y t2.	<pre>SELECT ISTREAM('newevent') FROM Event0[t2 - t1], Event1[NOW] WHERE NOT (event0.msg = 'P') AND NOT (event1.msg = 'P') FROM event[t2 - t1] WHERE event.msg = 'P') >= n1 - 1 AND (SELECT count(event) FROM event[t2 - t1] WHERE event.msg = 'P') <= n2 - 1</pre>	El actual stream de Event1 no tiene un Mensaje P en el tiempo NOW y no existe una relation de Event1 (llamada Event0) con el Mensaje P que ha ocurrido previamente: NOW - t2 + t1. la relation generada de n1. En el caso de n2 = ∞ se elimina la relation de n2.

Figura 4.10. Predicados reificados en el lenguaje CQL [33]

En la figura 4.10 se presentan los predicados reificado de las crónicas, junto con su equivalente en lenguaje CQL, mediante el uso de los 3 componentes esenciales en una definición de crónicas en CQL (select, from, y where). Para el primer caso del predicado temporal *hold*, consiste en mantener el valor de un atributo durante cierto intervalo de tiempo, utilizando como el tiempo de ocurrencia del evento la diferencia entre los valores del intervalo definido, y como restricción que ambos eventos de ocurrencia tengan el mismo valor. El predicado *event* permite cambiar el valor de un atributo en un tiempo especificado, por lo que al

evento se le asignara un delta de tiempo que asegure que el atributo pueda tener ambos valores. El siguiente elemento seria nuevamente el predicando *event* para un mensaje determinado que ocurre en un tiempo puntual, por lo que la definición de la constante de tiempo del evento seria en el momento NOW (ahora), para el mensaje particular. El objeto *noevent* se usa para detectar que no se ha recibido un dado evento con valor de atributo P durante un intervalo de tiempo definido por t1 y t2. Por último, *occurs* indica la ocurrencia de un evento P, una cantidad de veces dada por n1 y n2, y en un intervalo de tiempo particular.

Así, un modelo de crónicas puede ser escrito en lenguaje CQL, haciendo uso de su estructura de tres elementos:

- SELECT, define el resultado de una crónica reconocida (equivale a “when is recognized”), generando un stream que puede ser usado por otra crónica o componente del sistema.
 - ISTREAM: describe el contenido de la relación generada por las crónicas, que puede tener una mezcla de diferentes atributos de las relations y los streams involucrados en las crónicas.
- FROM: representa las fuentes de eventos que se usaran en las crónicas, y están representadas por el conjunto de streams y relations que se utilizan en las crónicas para extraer eventos
 - C_i , constantes usadas para representar la diferencia entre los puntos de tiempo de ocurrencia de dos eventos.
 - $E_i[Range C_i seconds]$, describe las relations que fueron convertidas desde un stream usando el operados time-based (convierte un stream en una relation en un periodo de tiempo determinado), y son almacenados por C_i segundos.
 - $E_j[Now]$, define el stream E_j que está ocurriendo en este momento (now).
- WHERE, son el conjunto de restricciones entre T_i (variables temporales) y/o otros atributos de los eventos (variables atemporales).

Tomando los modelos de crónicas de las figuras 3.1, 3.2, y 3.3, que reconocen los patrones de ira, estrés, y agresividad, se pueden expresar en sentencias CQL de la siguiente manera:

```

Chronicle Ira {
  SELECT
    ISTREAM {
      'EEstresado'
      'EAgresivo'
      'Se reconocio Ira'
    }
  FROM
    Evento1[C1+14]
    Evento2[14]
    Evento3[C3+6]
    Evento4[6]
    Evento5[C5]
    Evento6[now]
  WHERE
    Evento1.time <= Evento3.time
}

```

Figura 4.11. Modelo en CQL de la crónica ira

```

Chronicle Estresado {
  SELECT
    ISTREAM {
      'EAgresivo'
      'Se reconocio Estresado'
    }
  FROM
    Evento7[C1+18]
    Evento8[18]
    Evento9[C3]
    Evento10[now]
  WHERE
    Evento10.time => 3 * Evento7.time AND
    Evento9.time > Evento8.time AND Evento9.time <
    Evento7.time AND Evento10.time <= Evento8.time
    AND Evento10.time > Evento7.time
}

```

Figura 4.12. Modelo en CQL de la crónica estresado

```

Chronicle Agresivo {
    SELECT
        ISTREAM {
            'Se reconocio Agresivo'
        }
    FROM
        Evento11[10]
        Evento10[C2+C3]
        Evento12[C3]
        Evento13[now]
    WHERE
        Evento10.time => Evento11.time AND
        Evento13.time => 3 * Evento12.time
}

```

Figura 4.13. Modelo en CQL de la crónica agresivo

La figura 4.11, 4.12, y 4.13 muestran ejemplos de la representación en lenguaje CQL de los modelos de crónicas, utilizando los operadores antes descritos. Por ejemplo, en la figura 4.11 vemos que SELECT contendrá el resultado al reconocer el patrón de ira, en este caso comprende los elementos *EEstresado*, *EAgresivo*, los cuales llaman las instancias de los patrones del resto de los niveles jerárquicos, y posee además el *evento reconocedor* de la emoción. Siguiendo el ejemplo, tenemos la sección FROM, tiempo de aparición de cada evento en cada descriptor que representa a la crónica, estructurada por los eventos *Evento1 (V1)*, *Evento2 (S1)*, *Evento3 (P1)*, *Evento4 (F3)*, *Evento5 (B3)*, y *Evento6 (H1)*, junto a sus tiempos de ocurrencia, donde C_i será un acumulado temporal que se va incrementando según le llegada de los eventos (guarda los tiempos de ocurrencia de eventos entrantes) Finalmente, WHERE permite describir las relaciones temporales existentes entre los descriptors de la crónica ira, para este modelo solo existe una donde se plantea que el tiempo del evento 1 debe ser menor o igual que el tiempo de aparición del evento 3.

Capítulo 5 Experimentación y Análisis de Resultados

En este capítulo se presenta el modelo de los datos usados en los experimentos, haciendo uso de dos conceptos, la Vista Minable Conceptual (VMC) y la Vista Minable Operativa (VMO). En el mismo orden de ideas, se plantean las métricas usadas para evaluar las crónicas, en los ámbitos de aprendizaje, razonamiento y comunicación. A continuación, se muestra el conjunto de experimentos realizados para comprobar el funcionamiento de la Estrategia de Aprendizaje (para la creación de crónicas), y finalmente, los experimentos realizados para evaluar el comportamiento de las crónicas modelando el MJEC.

5.1 Datos de Prueba

Para el modelado de los datos que serán utilizados en la experimentación, deben introducirse dos conceptos:

- Vista Minable Conceptual (VMC): describe en detalle cada una de las variables a ser tomadas en cuenta en los experimentos. La misma está compuesta por todos los descriptores, y algunos campos adicionales de importancia para realizar el proceso de preparación de los datos [31,49].
- Vista Minable Operativa (VMO): es el resultado de cargar los datos desde sus fuentes a la base de datos experimental, previa etapa de preparación de los mismos usando la información contenida en la VMC [31,49].

En particular, se diseñó una base de datos artificial conformada por datos reales, captados de manera multimodal en diferentes proyectos, que cubrían los descriptores establecidos en cada nivel del patrón jerárquico especificado en el capítulo 3. Dicha base de datos contiene la información de los descriptores que componen cada nivel dentro del modelo jerárquico, para cada conductor, la cual fue registrada cada cierto intervalo de tiempo. Los primeros 4 conductores tienen 5 registros que muestran los cambios en los descriptores para un periodo de muestra corto. El conductor 5 posee 68 registros para un periodo de muestra mucho más grande (la duración de la conducción), permitiendo apreciar mayores cambios, sobre todo en las variables relacionadas al ambiente, al igual que sucede con el conductor 6 que consta de 55 registros.

Por cada nivel se estableció su respectiva VMC y VMO, que contiene la información de las variables y de los datos, respectivamente, que conforman el modelo de datos usado para la experimentación [32]. Así, se especificaron tres VMCs correspondientes a los distintos niveles dentro de la jerarquía. Cada vista

conceptual describe en detalle cada una de las variables que se toman en cuenta para caracterizar los distintos descriptores de dicho nivel. La tabla 5.1 muestra un ejemplo de VMC, la cual corresponde al nivel 3, cuyas columnas son:

- **Descriptor:** especifica el nivel jerárquico de esa VMC.
- **Descriptores:** se refiere a los descriptores teóricos que se definieron para caracterizar los niveles jerárquicos (ver sección 3).
- **Campo:** nombre de las variables que especifican a los descriptores.
- **Tipo:** tipo de dato de la variable, permite determinar su dominio.
- **Descripción:** reseña explicativa de la variable.
- **Fuente:** indica desde de donde se extrajeron los valores de la variable (por ejemplo, de cuál base de datos).
- **Unidad:** unidad de medida de la variable.
- **Código:** cuando aplica, especifica la codificación usada por la variable para representar al respectivo descriptor teórico (por ejemplo en la tabla 5.1, el código **XXXYYZZZZZW** usado por la variable “Physiological behavior of the driver” significa, **X** el valor de la temperatura corporal (*BodyTemp*, un número, donde los primeros 2 números son la parte entera, y el último el decimal)), **Y** el ritmo cardiaco (*HeartRate*), **Z** el valor de la presión sanguínea (los tres primero simbolizan los elementos antes de la “/”, y los dos últimos el resto después de “/”), y **W** el nivel de alcohol en la sangre (puede ser: 0 → No contiene alcohol en su sistema, 1 → Pasa el límite de alcohol en su sistema)).
- **Ejemplo:** contiene un ejemplo de la variable.

Como se dijo antes, la tabla 5.1 muestra un ejemplo de la estructura general de la VMC para el nivel 3, emociones del conductor. En esa VMC en particular, se ven los descriptores fisiológicos, requeridos para reconocer a las emociones. Para ver los detalles de las otras VMCs (estado y estilo de conducción de un conductor), dirigirse al anexo 5.1.

Descriptor del Nivel	Descriptor	Campo	Tipo	Descripción	Fuente	Unidad	Código	Ejemplo
Emotions of the driver	Physiological behavior of the driver	Ba08	Int	Binary variable for blood alcohol limit	ODBE3	blood alcohol limit ≤ .08%	XXXYYZZZZZW X = Representa <i>BodyTemp</i> . Los dos primeros valores representan los números antes del punto decimal, y el ultimo el numero luego del punto	0
Emotions of the driver	Physiological behavior of the driver	Blood Pressure	Float	Blood Pressure	ODB34	mmHg		112/80
Emotions of the driver	Physiological behavior of the driver	HeartRate	Int	Heart rate	OBDE1	beats per minute		69
Emotions of the driver	Physiological behavior of the driver	BodyTemp	Float	Body temperature	OBDE1	degrees Fahrenheit		98.8

Descriptor del Nivel	Descriptor	Campo	Tipo	Descripción	Fuente	Unidad	Código	Ejemplo
							<p>Z = Representa <i>Blood Pressure</i>. Los tres primero simbolizan los elementos antes de la “/”, y los dos últimos el resto después de “/”</p> <p>W = Representa <i>Ba08</i></p> <p>0 → No contiene alcohol en su sistema</p> <p>1 → Pasa el nivel límite de alcohol en su sistema</p>	

Tabla 5.1. Ejemplificación de la VMC del nivel 3. Emociones del conductor

Siguiendo el orden de ideas, se construyó la VMO, la cual es la VMC cargada con datos. Ella representa las instancias de las variables especificadas en la VMC [31]. Es decir, cada registro en la VMO representa toda la información disponible de un conductor en un momento dado, basado en los descriptores usados para describirlos. En nuestro caso, la VMO se almacena en un archivo Excel, configurado para almacenar la información de cada uno de los niveles de la jerarquía, correspondiendo al estilo, estado y emoción del conductor. Así, cada VMO contiene los datos compilados y cifrados de los descriptores necesarios para caracterizar cada nivel. La tabla 5.2 muestra la estructura general que posee la VMO del nivel 3 (emociones del conductor), y en particular, ella representa una porción de dicha VMO. La primera columna de la tabla 5.2 representa el tiempo en que se tomó la muestra para cada conductor, seguida por sus datos, y después, los descriptores que definen al nivel, para culminar con aquella emoción que se esperaba reconocer. Para ver de manera completa y con mayor detalle las VMO de los diferentes niveles, dirigirse al anexo 5.2.

Tiempo	Id conductor	Conductor	Id_vehículo	Driver attention	Physiological behavior of the driver	Vehicle Condition	Action Control of the Vehicle	Facial expressions of the driver	Voice expressions of the driver	Emoción a Reconocer
12 46 36	JOAG	Conductor 1	LBB-3138	11	96370112800	1	101001	1	5	Happiness
12 46 37	JOAG	Conductor 1	LBB-3138	21	96370112800	1	201101	1	5	Happiness
12 46	JOAG	Conductor	LBB-3138	22	96370112820	1	201001	3	4	Surprise

38		or 1								
12 46 39	JOAG	Con duct or 1	LBB- 3138	11	96370112830	1	201101	3	4	Surprise
12 46 40	JOAG	Con duct or 1	LBB- 3138	13	96370112840	1	106501	4	1	Anger

Tabla 5.2. Ejemplificación de la VMO del nivel 3. Emociones del conductor

Finalmente, las fuentes de datos usadas para alimentar (instanciar) las VMOs fueron:

- Las variables Id_conductor, Id_vehicle, y Weather, fueron tomadas de manera directa.
- Las variables Conductor, Gender, Tires, Age, Limitation, y Diving experience, fueron tomados desde Fichas personales.
- Las variables Time, Altitude, GPS Speed, Luz_Freno, y Use-horn, fueron tomadas desde la base de datos OBDII [67].
- Las variables Road_Type, Urban_or_Rural_Area, Road_Surface_Conditions, Special_Conditions_at_Site, y Light_Conditions fueron tomadas desde la base de datos Accident_2015 [64].
- Las variables Pressure, Temperature, y Wind_Speed, fueron tomadas desde la base de datos Clima [65].
- La variable Traffic density, fue tomada desde la base de datos Ecu 911 waze.
- La variable Type_vehicle fue tomada desde Fichas de vehiculos.
- Las variables Hands on the Wheel, EmotionF, y EmotionV, fueron tomadas desde la base de datos Preprocess [66].
- La variable Gaze, fue tomada desde la base de datos OBDE2.
- La variable Ba08, fue tomada desde la base de datos ODBE3
- La variable Blood Pressure, fue tomada desde la base de datos ODB34
- Las variables HeartRate, BodyTemp, fueron tomadas desde la base de datos OBDE1 [68]

5.2 Medidas de Rendimiento

Para evaluar el funcionamiento del sistema de reconocimiento de crónicas en el contexto de nuestro problema (sistemas de asistencia a la conducción), se definieron ciertos criterios de rendimiento. Dichos criterios se agrupan en tres grupos [1]:

- ❖ Criterios vinculados a la capacidad de reconocimiento, que consiste en detectar situaciones anómalas, como los estilos de conducción negativos (agresivos, etc.), con el fin de informar al sistema de asistencia al conductor, para que él pueda guiar al conductor a un estilo positivo de conducción, que se sabe que es el más adecuado para una conducción segura [34].

- ❖ Criterios vinculados a la capacidad de Adaptación, que consisten en la capacidad de una adecuación, ideal rápida, a la personalidad del conductor. Recordemos que son patrones genéricos, que deben ser customizados/parametrizados a las características específicas de cada conductor.
- ❖ Criterios vinculados a la capacidad de comunicación de la información reconocida (por ejemplo, estilo de conducción del conductor), que consiste en transmitir esta información a otros conductores, sistemas de asistencia a la conducción, entre otros, de una manera clara, con sentido semántico (contextualizada, etc.). Este caso es fundamental en el contexto de Internet de las cosas, en donde el intercambio de información es natural entre dispositivos que se comunican, por lo que se requiere de una información precisa, contextualizada, etc., para que les sea útil.

Las tablas 5.2, 5.3, y 5.4 presentan las métricas (medidas de rendimiento) usadas en cada grupo, las cuales son:

- ❖ Medidas de rendimiento enfocadas en la capacidad de razonamiento de la técnica para inferir/reconocer:
 - Cobertura, verifica la completitud de la técnica, es decir, si ella es capaz de representar todas las posibles situaciones posibles a reconocer. En concreto, mide:
 - a. Proporción de estilos de conducción que no pueden ser reconocidos/detectados por los patrones establecidos.
 - b. Proporción de estados del conductor que no pueden ser reconocidos/detectados por los patrones establecidos.
 - c. Proporción de emociones del conductor que no pueden ser reconocidos/detectados por los patrones establecidos.
 - Compactibilidad, o compacidad, examina la densidad de la técnica, entendida por el número de patrones para reconocer un estado, objeto, etc. Mide la:
 - a. Compacidad relativa de los estilos de conducción: cantidad promedio de patrones utilizados para reconocer los distintos estilos.
 - b. Compacidad relativa de los estados de conducción, es la cantidad promedio de patrones utilizados para reconocer los distintos estados.
 - c. Compacidad relativa de las emociones del conductor, es la cantidad promedio de patrones utilizados para reconocer los las distintas emociones.
 - Tiempo de razonamiento: Mide:
 - a. el tiempo que dura en promedio las técnicas para reconocer.
- ❖ Medidas de rendimiento vinculadas al proceso adaptativo, y tienen que ver con las métricas vinculadas al proceso de aprendizaje de la técnica:
 - Precisión, Un reconocimiento adecuado reconoce a los casos correctamente, y no a otros que realmente no corresponden. Frakes (1992) establece que el resultado de esta operación está entre 0 y 1, de esta manera, la precisión perfecta es aquella en la que únicamente se reconocen los casos correctos, por lo cual debe tomar un valor de 1 [50].

- Recuerdo (recall en inglés), se define como la cantidad de casos reconocidos, del total de casos que debe reconocer en la base datos. Si el resultado de esta medida es 1, representa un recuerdo perfecto, debido a que se han reconocido todos los casos posibles que habían en la base de datos, por lo tanto no habrá silencio informativo [50].
- f-measure, es la media ponderada entre la precisión y el recuerdo, y da una visión global de la capacidad de aprendizaje de la técnica [50].
- Error de aprendizaje cuadrático, es la diferencia entre la salida que arroja como resultado la técnica, y la salida que debería dar, después que el proceso de aprendizaje se ha estabilizado (culminado).

❖ Medidas de rendimiento orientadas a la capacidad de comunicación de la técnica, y vienen dada por:

- Eficiencia, mide si los recursos comunicacionales son bien usados para enviar la información. Dada por:
 - a. Tiempo de transmisión, definido como el tiempo necesario para transmitir un mensaje con la información reconocida por la técnica.
 - b. Tiempo de procesamiento, descrito como el tiempo necesario para recibir los descriptores y colocarlos en un formato, para que la técnica pueda usar la información recibida localmente para detectar la situación planteada.

Cada una de esas medidas se encuentran expresadas de manera matemática, en las tablas 5.3, 5.4, 5.5, con las variables que las caracterizan.

Indicadores de Cobertura	
Declaración de variables generales	<ul style="list-style-type: none"> • $y_{ESTILOS_i}$ = variable binaria que toma el valor de 1 si el estilo i ($Estilo_i$) es reconocido, el valor 0 en caso contrario. • $y_{ESTADOS_j}$ = variable binaria que toma el valor de 1 si el estado j ($Estado_j$) es reconocido, el valor 0 en caso contrario. • $y_{EMOCIONES_k}$ = variable binaria que toma el valor de 1 si la emoción k ($Emocion_k$) es reconocido, el valor 0 en caso contrario. • $Estilo_i$ = patron definido para el reconocimiento del estilo de conduccion i, donde i puede ser el estilo agresivo, ecologico, urbano, clasico, tradicional, entre otros. • $Estado_j$ = patron definido para el reconocimiento del estado del conductor j, donde j puede ser el estado despierto, estresado, placentero, aburrido, entre otros. • $Emocion_k$ = patron definido para el reconocimiento del emocion del conductor k, donde k puede ser la emocion felicidad, ira, tristeza, miedo, sorpresa, entre otros. • #Estilos = es la cantidad de patrones definidos para el reconocimiento de los distintos estilos de conduccion. ($\#Estilos = \sum Estilo_i$) • #Estados = es la cantidad de patrones definidos para el reconocimiento de los distintos estados del conductor. ($\#Estados = \sum Estado_j$) • #Emociones = es la cantidad de patrones definidos para el reconocimiento de las

	<i>distintas emociones del conductor. (#Emociones = $\sum Emociones_k$)</i>
Caso a	$P_{ESTILOS}$ <p><i>= proporción de estilos de conducción que pueden ser satisfechos por los patrones definidos.</i></p> $P_{ESTILOS} = \frac{1}{\#Estilos} \cdot \sum_{w=1}^i Y_{ESTILOS_w}$
Caso b	$P_{ESTADOS}$ <p><i>= proporción de estados del conductor que pueden ser satisfechos por los patrones definidos.</i></p> $P_{ESTADOS} = \frac{1}{\#Estados} \cdot \sum_{w=1}^j Y_{ESTADOS_w}$
Caso c	$P_{EMOCIONES}$ <p><i>= proporción de emociones del conductor que pueden ser satisfechos por los patrones definidos.</i></p> $P_{EMOCIONES} = \frac{1}{\#Emociones} \cdot \sum_{w=1}^k Y_{EMOCIONES_w}$
Indicadores de Compactibilidad	
Declaración de variables generales	<ul style="list-style-type: none"> • #REstilos = cantidad de patrones usados durante la experimentación para reconocer los distintos estilos de conducción. • #REstados = cantidad de patrones usados durante la experimentación para reconocer los distintos estados del conductor. • #REmociones = cantidad de patrones usados durante la experimentación para reconocer las distintas emociones del conductor.
Caso a	$C_{RESTILOS} = \text{compactidad relativo de los estilos de conducción}$ $C_{RESTILOS} = \frac{\#REstilos}{\#Estilos}$
Caso b	$C_{REESTADOS} = \text{compactidad relativo de los estados del conductor}$ $C_{REESTADOS} = \frac{\#REestados}{\#Estados}$
Caso c	$C_{REEMOCIONES} = \text{compactidad relativo de las emociones del conductor}$ $C_{REEMOCIONES} = \frac{\#REemociones}{\#Emociones}$
Indicadores de Resultado	
Caso a	$Tiempo_{Rt} = \text{tiempo de duración de la técnica } t \text{ en promedio por corrida,}$ <p><i>siendo m crónicas, lógica difusa o AR2P</i></p>

	$\text{Tiempo}_{R_t} = \text{tiempoFinSimulacionTecnica}_t - \text{tiempoInicioSimulacionTecnica}_t$
--	--

Tabla 5.3. Formulación matemática de los indicadores de razonamiento

Métrica de Precisión	
Declaración de variables generales	<ul style="list-style-type: none"> • TRE_x = total de respuestas exitosas de reconocimiento del evento x, en relación al número de variaciones del mismo. Una variación consiste en el cambio del valor de un descriptor o variable en la estructura que representa al evento. • TRF_{px} = total de respuestas fallidas (que no debieron ser reconocidas) del evento x, en relación al número de variaciones del mismo. (falsos positivos).
Formula	$M_p = \frac{TRE_x}{TRE_x + TRF_{px}} \quad (\text{Ec. 5.8})$
Métrica de Recuerdo	
Declaración de variables generales	<ul style="list-style-type: none"> • TRE_x = total de respuestas exitosas de reconocimiento del evento x, en relación al número de variaciones del mismo. Una variación consiste en el cambio del valor de un descriptor o variable en la estructura que representa al evento. • TRF_{nx} = total de respuestas fallidas (que debieron ser reconocidas) del evento x, en relación al número de variaciones del mismo. (falsos negativos).
Formula	$M_r = \frac{TRE_x}{TRE_x + TRF_{nx}} \quad (\text{Ec. 5.9})$
Métrica de Adaptabilidad (f-measure)	
Declaración de variables generales	<ul style="list-style-type: none"> • Ma = es definida (con base en la f – measure) con la media armonica ponderada entre la precision (M_p) y recall (M_r) o variable en la estructura que representa al evento. • β = es un parámetro que controla el balance entre M_p y M_r ($0 \leq \beta \leq +\infty$). Cuando $\beta = 1$, Ma_1 es equivalente a la media armónica de M_p y M_r. Si $\beta > 1$, Ma_β está más orientado a recall. Si $\beta < 1$, Ma_β esta mas orientado a la precision.
Formula	$Ma = \frac{2M_p M_r}{M_p + M_r} \cong Ma_\beta = \frac{(\beta^2 + 1)M_p M_r}{\beta^2 M_p + M_r} \quad (\text{Ec. 5.10})$
Métrica de Error de Aprendizaje Cuadrático	
Declaración de variables generales	<ul style="list-style-type: none"> • \widehat{Sp} = es un vector de n respuestas dadas por el paradigma a nivel de aprendizaje. • Sp = es el vector de las verdaderas respuestas que debería dar.
Formula	$EAC = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\widehat{Sp} - Sp)^2 \quad (\text{Ec. 5.11})$

Tabla 5.4. Formulación matemática de los indicadores de aprendizaje

Indicadores de Eficiencia

Caso a	$TR = \text{tiempo de procesamiento.}$ $TR = \frac{\text{tiempo de procesamiento real}}{\text{tiempo de procesamiento optimo}}$	(Ec. 5.12)
Caso b	$TT = \text{tiempo de transmision.}$ $TT = \frac{\text{tiempo de transmision real}}{\text{tiempo de transmision optima}}$	(Ec. 5.13)

Tabla 5.5. Formulación matemática de los indicadores de comunicación

5.3 Escenarios

Los escenarios experimentales se detallan para dos casos, para realizar pruebas al algoritmo de aprendizaje de crónicas, y para realizar pruebas al sistema de reconocimiento del MJEC basado en crónicas. La primera sección establece las pruebas para el algoritmo de aprendizaje de patrones, para la creación de crónicas adaptadas al conductor y a nuevas situaciones. La segunda sección valida al sistema de reconocimiento en el MJEC.

5.3.1 Pruebas de Aprendizaje

En este caso, lo que se quiere verificar con las pruebas es:

- ❖ Analizar el correcto funcionamiento del algoritmo de aprendizaje para la estructuración correcta de las crónicas de reconocimiento de emociones, estados, y/o estilos.
- ❖ Estudiar las distintas maneras como una misma emoción, estado, y/o estilo, puede ser modelado mediante el algoritmo.

Para estas pruebas de adaptación, se plantean 2 casos de prueba, aplicado a 3 tipos de estilos (nivel 1 dentro jerarquía), 3 estados (nivel 2 de la jerarquía), y 4 emociones (nivel 3 en la jerarquía). Los casos establecidos fueron:

Caso a.

Título del Caso de Prueba	Aprendizaje de Diversos Patrones
Objetivo a Evaluar	Verificar el correcto funcionamiento del algoritmo de aprendizaje para distintas emociones, estados, y/o estilos.
Descripción del Caso de Prueba	Se explora la definición del patrón para el estilo ecológico experimentado por el conductor 6, el estado relajado del conductor 2, y las emociones miedo, y sorpresa presentes en el conductor 3 y conductor 1, respectivamente, con el fin de comprobar el funcionamiento del programa en la generación de distintas crónicas.

Tabla 5.6. Caso a. Aprendizaje de diversos patrones

Caso b.

Título del Caso de Prueba	Aprendizaje de Distintos Patrones Para una misma Emoción, Estado o Estilo de Conducción
Objetivo a Evaluar	Comprobar la capacidad del algoritmo para el aprendizaje de distintas maneras de modelar una misma emoción, estado, y/o estilo.
Descripción del Caso de Prueba	Se explora la definición de varios patrones para la emoción ira, el estado estresado, y el estilo agresivo, experimentados de manera particular por los conductores 4, y 1, respectivamente, con el propósito de chequear si el algoritmo es capaz de determinar varios patrones para un mismo hecho.

Tabla 5.7. Caso b. Aprendizaje de distintos patrones para una misma emoción, estado o estilo de conducción

5.3.2 Pruebas del MJEC

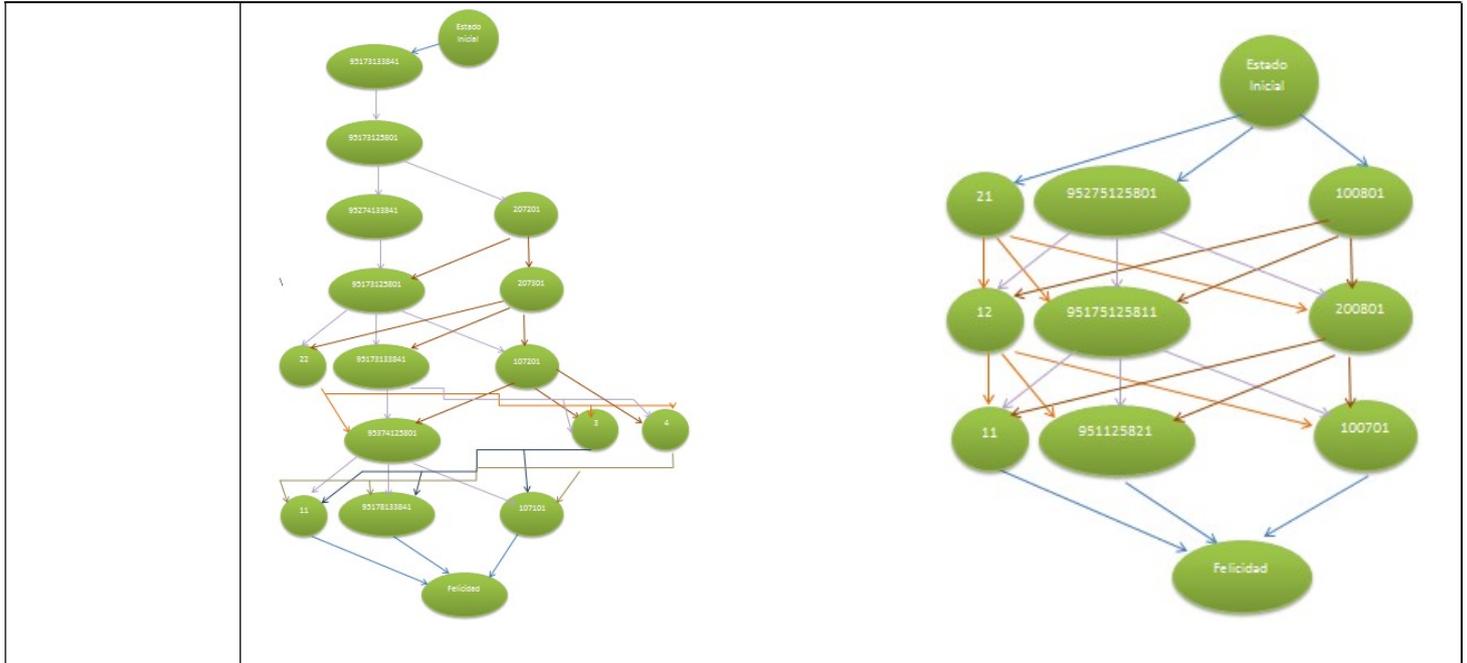
En este caso, lo que se quiere verificar con las pruebas es:

- ❖ Evaluar la capacidad de reconocer un mismo evento a través de distintos patrones, entendiéndose evento como una emoción, estado, o estilo.
- ❖ Estudiar la capacidad de las crónicas para reconocer las emociones básicas, en los diferentes conductores.
- ❖ Verificar el correcto funcionamiento del patrón jerárquico. Para ello, se evalúa el sistema jerárquico de reconocimiento, es decir, casos en los que se referencien a todos los niveles.
- ❖ Evaluar la capacidad de reconocer distintas emociones para un mismo conductor.

Para estas pruebas, se plantean 4 casos de estudios, usando 10 patrones, de los cuales 6 corresponden al nivel tres de emociones del conductor, 2 al nivel dos de estados del conductor, y 2 al primer nivel de estilos de conducción. Los casos establecidos:

Caso a.

Título del Caso de Prueba	Patrones de Reconocimiento de la Emoción Felicidad
Objetivo a Evaluar	Analizar la manera en que un conductor puede experimentar de distintas manera, la emoción felicidad durante el proceso de conducción.
Descripción del Caso de Prueba	Se plantea el análisis de reconocimiento de la emoción felicidad que experimenta un mismo conductor en diferentes instancias de tiempo, durante el proceso de conducción, con el fin de observar distintos reconocimientos para una misma emoción y un mismo conductor.
Diseño de las Crónicas del Caso de Prueba	



Especificación de la Crónicas del Caso de Prueba

```
Chronicle Felicidad1 {
  SELECT
  ISTREAM(id=>FelicidadEvents.id,
time=>FelicidadEvents.time,
typeemotion=>'Felicidad')
FROM
  FelicidadEvents[10000],
Ef1[7000], Ef2[4000], Ef3[now]
WHERE
  Ef1.time > Ef2.time AND
Ef2.time > Ef3.time
}
```

```
Chronicle Felicidad2 {
  SELECT
  ISTREAM(id=>FelicidadEvents.id,
time=>FelicidadEvents.time,
typeemotion=>'Felicidad')
FROM
  FelicidadEvents[20000],
Ef1[17000], Ef2[14000], Ef3[11000],
Ef4[9000], Ef5[6000], Ef6[3000],
Ef7[now]
WHERE
  Ef1.time > Ef2.time AND
Ef2.time > Ef3.time AND Ef3.time >
Ef4.time AND Ef4.time > Ef5.time
AND Ef5.time > Ef6.time AND
Ef6.time > Ef7.time
}
```

Dónde:

- *id*: corresponde al identificador de la emoción.
- *time*: corresponde al tiempo en milisegundos cuando es generado el evento.

Chronicle Felicidad1:

- *FelicidadEvents*: es el stream de entrada al modelo de crónicas.

- *Ef1*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor pasa a tener el valor de 21 (que significa que el conductor tiene los ojos en la ruta y las dos manos en el volante), el comportamiento fisiológico del conductor pasa a ser 95275125801 (que significa que la temperatura corporal del conductor es 95.2, con ritmo cardiaco de 75, presión sanguínea de 125/80, y contiene alcohol en su sistema), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 100801 (que significa que el vehículo tiene la luz de freno encendida, con una velocidad de 008.0m/s, y el uso de la corneta es normal). Su ocurrencia es a los 7000ms después del evento *Ef3*.
- *Ef2*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor pasa a ser 12 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor pasa a ser 95175125811 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 200801 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 4000ms después del evento *Ef3*.
- *Ef3*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor pasa a tener el valor de 11 (ver VMO del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor pasa a ser 951125821 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 100701 (ver VMC del nivel 3 para entender este código).

Chronicle Felicidad2:

- *FelicidadEvents*: es el stream de entrada al modelo de crónicas.
- *Ef1*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor pasa a ser 95173133841 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 17000ms después del evento *Ef7*.
- *Ef2*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor pasa a ser 95173125801 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 14000ms después del evento *Ef7*.
- *Ef3*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor pasa a ser 95274133841 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones de control del vehículo toman el valor de 207201 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 11000ms después del evento *Ef7*.
- *Ef4*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor pasa a ser 95173125801 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones de control del vehículo toman el valor de 207301 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 9000ms después del evento *Ef7*.
- *Ef5*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor pasa a tener el valor de 22 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor pasa a ser 95173133841 (ver VMC del

	<p>nivel 3 para entender este código), y las acciones de control del vehículo toman el valor de 107201(ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 6000ms después del evento <i>Ef7</i>.</p> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Ef6</i>: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor pasa a ser 95374125801(ver VMC del nivel 3 para entender este código), la expresión del conductor pasa a ser 3 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y la expresión vocal del conductor toma el valor de 4 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 3000ms después del evento <i>Ef7</i>. • <i>Ef7</i>: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor pasa a tener el valor de 11 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor pasa a ser 95178133841 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones de control del vehículo toman el valor de 107101 (ver VMC del nivel 3 para entender este código).
--	--

Tabla 5.8. Caso a. Patrones de reconocimiento de la emoción felicidad

Caso b.

Título del Caso de Prueba	Patrones de Reconocimiento de la Emoción Sorpresa
Objetivo a Evaluar	Observar el comportamiento de una emoción modelada de distintas maneras en diferentes conductores.
Descripción del Caso de Prueba	Se desea evaluar como una misma emoción puede tener asociados patrones distintos, según características específicas que puedan estar experimentando diferentes conductores en sus procesos de conducción. En este caso se estudia la emoción sorpresa en diferentes conductores
Diseño de las Crónicas del Caso de Prueba	<p>The image contains two state transition diagrams. The left diagram is a complex network starting from 'Estado Inicial' (green circle) at the top. It branches into three paths: one through state '21', one through state '96771135860', and one through state '111502'. These paths converge and further branch into states '14', '96771134850', and '111402'. This structure repeats with states '25', '96771130830', and '111302'. The final states '21', '96771125810', '2', and '5' all lead to the final state 'Sorpresa' (green circle) at the bottom. The right diagram is simpler, starting from 'Estado Inicial' and branching into states '11' and '100701'. These lead to states '21' and '202501', which both lead to the final state 'Sorpresa'.</p>

Especificación de la Crónicas del Caso de Prueba	<pre> Chronicle Sorpresa1 { SELECT ISTREAM(id=>SorpresaEvents.id, time=>SorpresaEvents.time, typeemotion=>'Sorpresa') FROM SorpresaEvents[20000], Es1[15000], Es2[10000], Es3[5000], Es4[now] WHERE Es1.time > Es2.time } </pre>	<pre> Chronicle Sorpresa2 { SELECT ISTREAM(id=>SorpresaEvents.id, time=>SorpresaEvents.time, typeemotion=>'Sorpresa') FROM SorpresaEvents[10000], Es1[5000], Es2[now] WHERE Es1.time > Es2.time } </pre>	
---	--	--	--

Dónde:

- *id*: corresponde al identificador de la emoción.
- *time*: corresponde al tiempo en milisegundos cuando es generado el evento.

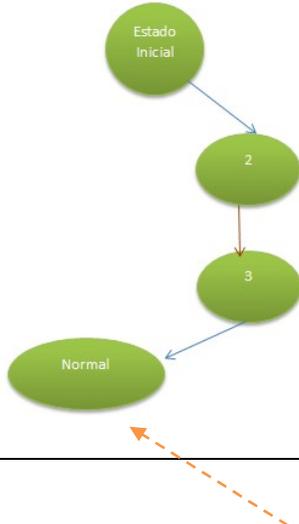
Chronicle Sorpresa1:

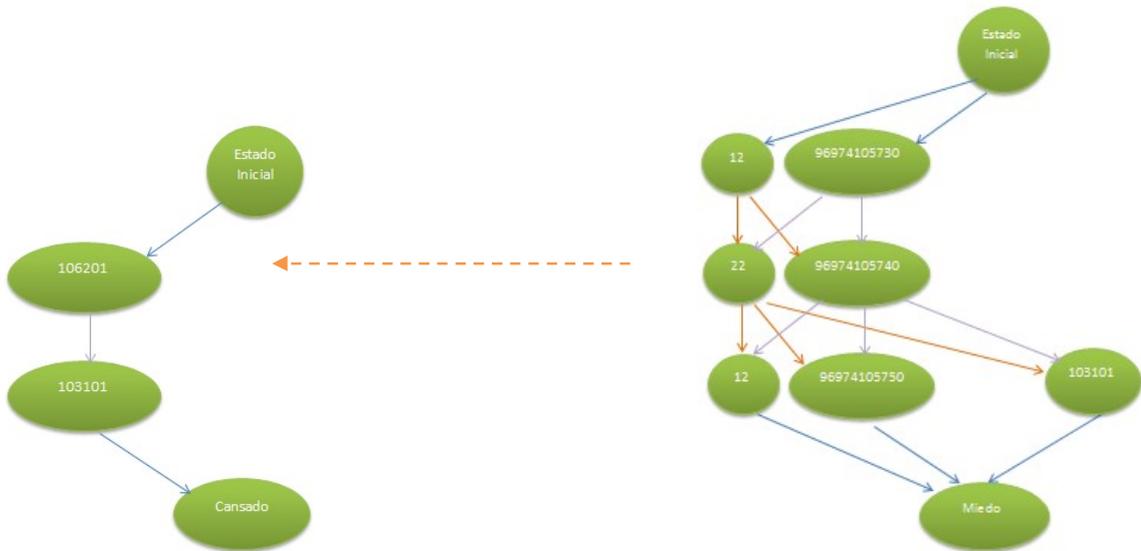
- *SorpresaEvents*: es el stream de entrada al modelo de crónicas.
- *Es1*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 21 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 96771135860 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 111502 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 15000ms después del evento *Es4*.
- *Es2*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 14 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor es 956771134850 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 211402 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a lo 10000ms después del evento *Es4*.
- *Es3*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 25 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 96771130830 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 111302 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 5000ms después del evento *Es4*.
- *Es4*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la

	<p>atención del conductor tiene el valor de 21 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 96771125810 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), la expresión facial del conductor con el valor 2 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y la expresión vocal del conductor toma el valor 5 (ver VMC del nivel 3 para entender este código).</p> <p>Chronicle Sorpresa2:</p> <ul style="list-style-type: none"> • <i>SorpresaEvents</i>: es el stream de entrada al modelo de crónicas. • <i>Es1</i>: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor 11 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones sobre el vehículo toman el valor de 101001 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 5000ms después del evento <i>Es2</i>. • <i>Es2</i>: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor 21 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones sobre el vehículo toman el valor de 21101 (ver VMC del nivel 3 para entender este código).
--	---

Tabla 5.9. Caso b. Patrones de reconocimiento de la emoción sorpresa

Caso c.

Título del Caso de Prueba	Caso Jerárquico de Estilo Normal de Conducción
Objetivo a Evaluar	Estudiar el funcionamiento del modelo jerárquico de patrones de reconocimiento, haciendo alusión a todos los niveles que componen el sistema.
Primera Ocurrencia de Estilo Normal de Conducción	
Descripción del Caso de Prueba	Se plantea el estudio del estilo de conducción normal que experimenta un conductor. Para determinar dicho estilo es necesario reconocer previamente el estado, y la emoción que sufre el conductor. En este caso se trata de cansado y miedo, respectivamente.
Diseño de las Crónicas del Caso de Prueba	



Especificación de la Crónicas del Caso de Prueba

```
Chronicle Miedo {
  SELECT
  ISTREAM(id=>MiedoEvents.id,
  time=>MiedoEvents.time,
  event_level2=>'ECansado',
  event_level1=>'ENormal',
  typeemotion=>'Miedo')
  FROM
  MiedoEvents[10000],
  Em1[7000], Em2[4000],
  Em3[now]
  WHERE
  Em1.time > Em2.time AND
  Em2.time > Em3.time
}
```

```
Chronicle Cansado {
  SELECT
  ISTREAM(id=>CansadoEvents.id,
  time=>CansadoEvents.time,
  event=>'ENormal',
  typestate=>'Cansado')
  FROM
  CansadoEvents[10000],
  Ec1[5000], Ec2[now]
  WHERE
  Ec1.time > Ec2.time
}
```

```
Chronicle Normal {
  SELECT
  ISTREAM(id=>NormalEvents.id,
  time=>NormalEvents.time,
  typestyle=>'Normal')
  FROM
  NormalEvents[10000],
  En1[7000], En2[4000], En3[now]
  WHERE
  En1.time > En2.time AND
  En2.time > En3.time
}
```

Dónde:

- *id*: corresponde al identificador de la emoción, estado, o estilo.
- *event_level2*: indica el evento enlazador al nivel 2 de la jerarquía, que es generado cuando la crónica reconocida.
- *event_level1*: indica el evento enlazador al nivel 1 de la jerarquía, que es generado cuando la crónica reconocida.
- *event*: Indica el evento que es generado cuando la crónica es reconocida.
- *time*: corresponde al tiempo en milisegundos cuando es generado el evento.

Chronicle Miedo:

- *MiedoEvents*: es el stream de entrada al modelo de crónicas.
- *Em1*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 12 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 96974105730 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia a los 7000ms después del evento *Ei3*.
- *Ei2*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 22 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 96974105740 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia a los 4000ms después del evento *Ei3*.
- *Ei3*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 12 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 96974105750 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 10301 (ver VMC del nivel 3 para entender este código).

Chronicle Cansado:

- *CansadoEvents*: es el stream de entrada al modelo de crónicas
- *Ec1*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones de control sobre el vehículo toman el valor de 106201 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 5000ms después del evento *Ec2*.
- *Ec2*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones de control sobre el vehículo toman el valor de 103101 (ver VMC del nivel 2 para entender este código).

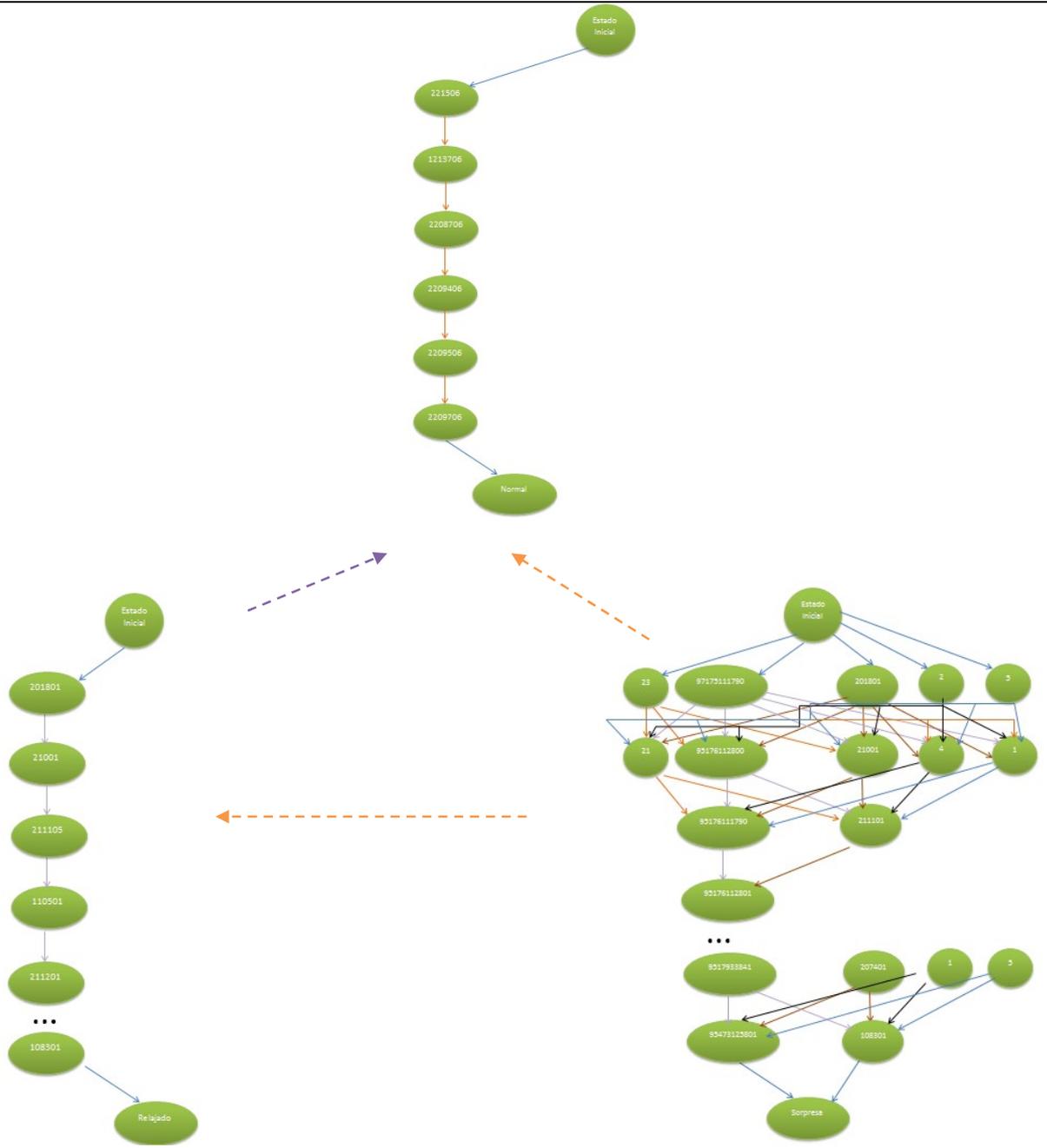
Chronicle Normal:

- *NormalEvents*: es el stream de entrada al modelo de crónicas.
- *En1*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las características del tráfico toman el valor de 2 (ver VMC del nivel 1 para entender este código). Su ocurrencia a los 7000ms después del evento *En3*.
- *En2*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las características del tráfico toma el valor de 1 (ver VMC del nivel 1 para entender este código). Su ocurrencia es a los 4000ms después del evento *En3*.
- *En3*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo simboliza cuando las características del tráfico toman valor de 3 (ver VMC del nivel 1 para entender este código).

Segunda Ocurrencia de Estilo Normal de Conducción**Descripción del Caso de Prueba**

Se plantea el estudio del estilo de conducción normal que experimenta otro conductor. Para determinar dicho estilo, es necesario reconocer previamente el estado, y la emoción que sufre el conductor. En este caso, se trata de relajado y sorpresa, respectivamente.

Diseño de las Crónicas del Caso de Prueba



Especificación de la Crónicas del Caso de Prueba

	<pre> Chronicle Sorpresa { SELECT ISTREAM(id=>SorpresaEvents.id, time=>SorpresaEvents.time, event_level2=>'ERelajado', event_level1=>'ENormal', typeemotion=>'Sorpresa') FROM SorpresaEvents[37000] Es1[34000], Es2[30000], Es3[27000], Es4[24000], Es5[20000], Es6[17000], Es7[14000], Es8[10000], Es9[7000], Es10[4000], Es11[now] WHERE Es1.time > Es2.time AND Es2.time > Es3.time AND Es3.time > Es4.time AND Es4.time > Es5.time AND Es5.time > Es6.time AND Es6.time > Es7.time AND Es7.time > Es8.time AND Es8.time > Es9.time AND Es9.time > Es10.time AND Es10.time > Es11.time } </pre>	<pre> Chronicle Relajado { SELECT ISTREAM(id=>RelajadoEvents.id, time=>RelajadoEvents.time, event=>'ENormal', typestate=>'Relajado') FROM RelajadoEvents[37000], Er1[34000], Er2[30000], Er3[27000], Er4[24000], Er5[20000], Er6[17000], Er7[14000], Er8[10000], Er9[7000], Er10[4000], Er11[now] WHERE Er1.time > Er2.time AND Er2.time > Er3.time AND Er3.time > Er4.time AND Er4.time > Er5.time AND Er5.time > Er6.time AND Er6.time > Er7.time AND Er7.time > Er8.time AND Er8.time > Er9.time AND Er9.time > Er10.time AND Er10.time > Er11.time } </pre>	<pre> Chronicle Normal { SELECT ISTREAM(id=>NormalEvents.id, time=>NormalEvents.time, typestyle=>'Normal') FROM NormalEvents[20000], En1[17000], En2[14000], En3[10000], En4[7000], En5[4000], En6[now] WHERE En1.time > En2.time AND En2.time > En3.time AND En3.time > En4.time AND En4.time > En5.time AND En5.time > En6.time } </pre>
--	---	---	--

Dónde:

- *id*: corresponde al identificador de la emoción, estado, o estilo.
- *event_level2*: indica el evento enlazador al nivel 2 de la jerarquía, que es generado cuando la crónica reconocida.
- *event_level1*: indica el evento enlazador al nivel 1 de la jerarquía, que es generado cuando la crónica reconocida.
- *event*: Indica el evento que es generado cuando la crónica es reconocida.
- *time*: corresponde al tiempo en milisegundos cuando es generado el evento.

Chronicle Sorpresa:

- *SorpresaEvents*: es el stream de entrada al modelo de crónicas.
- *Es1*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor tomar el valor de 23 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 97175111790 (ver VMC del nivel 3 para entender este código),

las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 201801 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), la expresión facial el valor 2 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y la expresión de voz el valor 5 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 34000ms después del evento *Es11*.

- *Es2*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 21 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 95176112800 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 210001 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), la expresión facial toma el valor 4 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y la expresión de voz toma el valor 1 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 30000ms después del evento *Es11*.
- *Es3*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 95176111790 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 211101 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 27000ms después del evento *Es11*.
- *Es4*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 95176112801 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 24000ms después del evento *Es11*.
- *Es5*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 95176111791 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 211201 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 20000ms después del evento *Es11*.
- *Es6*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 11 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 95170111791 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 210801 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 17000ms después del evento *Es11*.
- *Es7*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 21 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 95170125801 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 211521 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 14000ms después del evento *Es11*.
- *Es8*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 95370133841 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 213201 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 10000ms después del evento *Es11*.
- *Es9*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 95170125801 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 208501 (ver VMC del

nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 7000ms después del evento *Es11*.

- *Es10*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 95179133841 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 207401 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), la expresión facial toma el valor 1 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y la expresión de voz toma el valor 5 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 4000ms después del evento *Es11*.
- *Es11*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 95473125801 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 108301 (ver VMC del nivel 3 para entender este código).

Chronicle Relajado:

- *RelajadoEvents*: es el stream de entrada al modelo de crónicas.
- *Er1*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 201801 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 34000ms después del evento *Er11*.
- *Er2*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 210001 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 30000ms después del evento *Er11*.
- *Er3*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 211105 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 27000ms después del evento *Er11*.
- *Er4*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 110501 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 24000ms después del evento *Er11*.
- *Er5*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 211201 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 20000ms después del evento *Er11*.
- *Er6*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 210801 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 17000ms después del evento *Er11*.
- *Er7*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 211521 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 14000ms después del evento *Er11*.
- *Er8*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 213201 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 10000ms después del evento *Er11*.
- *Er9*: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del

	<p>control sobre el vehículo toman el valor 208501 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 7000ms después del evento <i>Er11</i>.</p> <ul style="list-style-type: none"> • <i>Er10</i>: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 207401 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). Su ocurrencia es a los 4000ms después del evento <i>Er11</i>. • <i>Er11</i>: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 108301 (ver VMC del nivel 2 para entender este código). <p>Chronicle Normal:</p> <ul style="list-style-type: none"> • <i>NormalEvents</i>: es el stream de entrada al modelo de crónicas. • <i>En1</i>: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las características de la ruta toma valor de 2215006 (ver VMC del nivel 1 para entender este código). Su ocurrencia es a los 17000ms después del evento <i>En6</i>. • <i>En2</i>: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las características de la ruta toma valor de 1213706 (ver VMC del nivel 1 para entender este código). Su ocurrencia es a los 14000ms después del evento <i>En6</i>. • <i>En3</i>: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las características de la ruta toma valor de 2208706 (ver VMC del nivel 1 para entender este código). Su ocurrencia es a los 10000ms después del evento <i>En6</i>. • <i>En4</i>: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las características de la ruta toma valor de 2209406 (ver VMC del nivel 1 para entender este código). Su ocurrencia es a los 7000ms después del evento <i>En6</i>. • <i>En5</i>: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las características de la ruta toma valor de 2209506 (ver VMC del nivel 1 para entender este código). Su ocurrencia es a los 4000ms después del evento <i>En6</i>. • <i>En6</i>: evento simple, debido a que contiene el cambio de un atributo, simboliza cuando las características de la ruta toma valor de 2209706 (ver VMC del nivel 1 para entender este código).
--	--

Tabla 5.10. Caso c. Caso jerárquico de estilo agresivo de conducción

Caso d.

Título del Caso de Prueba	Patrones de Reconocimiento de distintas Emociones para un mismo Conductor
Objetivo a Evaluar	Analizar la manera en que un conductor puede experimentar distintas emociones, como las emociones felicidad y sorpresa, durante el proceso de conducción.
Descripción del Caso de Prueba	Se plantea el análisis de reconocimiento de las emociones felicidad y sorpresa que experimenta un mismo conductor en diferentes instancias de tiempo, durante el proceso de conducción, con el fin de observar distintos reconocimientos para un mismo conductor.
Diseño de las Crónicas del	El diseño de crónicas para la emoción felicidad es tomado del <i>caso a</i> , y para la emoción sorpresa del <i>caso c</i> (<i>Segunda Ocurrencia del Estilo Normal de Conducción</i>), resultando ser el mismo conductor en ambos casos

Caso de Prueba	experimentales.
-----------------------	-----------------

Tabla 5.11. Caso d. Patrones de reconocimiento de distintas emociones para un mismo conductor

Los códigos y valores utilizados en los eventos que conforman los patrones que forman parte de los casos de prueba, pueden verse en detalle en los anexos 4.1. y 5.2, respectivamente.

5.4 Resultados Obtenidos

Los resultados de las experimentaciones se presentan de acuerdo a los escenarios planteados, es decir para cada caso de estudio. Se muestran en dos secciones distintas, una correspondiente a los resultados de las pruebas al algoritmo de aprendizaje de crónicas, y la otra para las pruebas al sistema de reconocimiento de patrones del MJEC.

5.4.1 Resultados de Aprendizaje

La tabla 5.12 muestra los resultados obtenidos para el *caso a* referente al aprendizaje de diverso patrones, para el caso de una emoción, un estado y/o un estilo de conducción. En particular, se presenta la salida arrojada por el algoritmo de aprendizaje (todo el proceso que sigue para aprender) para el estilo ecológico, el estado relajado, y la emoción sorpresa. La tabla 5.13 muestra los resultados del algoritmo de aprendizaje para el *caso b* sobre el aprendizaje de distintos patrones para un mismo caso, para dos conductores distintos, y en particular, para los casos de estilo agresivo, estado estresado, y emoción ira.

La salida que arroja el algoritmo de aprendizaje de crónicas está compuesta de varias partes: la lista de descriptores a evaluar, el chequeo de las relaciones existentes, y la lista de intervalos entre descriptores. La parte *Lista de descriptores recibidos de Excel* contendrá las filas usadas de la base de datos necesarias para descubrir la crónica, es decir, son los registros en la base de datos que corresponden al estado anterior del conductor, representados en forma de un vector, donde cada elemento (campo) de dicho vector represente el valor para esa fila de los distintos descriptores, junto con su tiempo de aparición en la simulación. Posteriormente, se encuentra la *Lista de relaciones existentes*, que muestra todos aquellos valores de descriptores que cambiaron entre una fila u otra. Los datos que se consideran en ella son el elemento ID, que indica los valores que sufrieron cambio (las columnas (campos) cuyos valores cambiaron), que se refiere a los descriptores cuyos valores cambiaron (siempre comienzan en 4, ya que las tres primeras corresponden al tiempo y los datos del conductor, ver VMC); y Tiempo cambio, que es la resta de tiempo entre las dos filas comparadas. Finalmente, el componente *Intervalos de Tiempo para las relaciones* muestra las relaciones temporales entre filas adjuntas, y contendrá los valores modificados entre las filas que se comparan, con las columnas de los descriptores correspondientes a esos valores, y la diferencia de tiempo en que ocurrió dicho cambio.

Caso a.

Título del Caso de Prueba	Aprendizaje de Diversos Patrones
Objetivo a Evaluar	Verificar el correcto funcionamiento del algoritmo de aprendizaje para distintas emociones, estados, y/o estilos.
Resultado para Estilo Ecológico	<p>Lista de descriptores recibidos de Excel</p> <p>-----</p> <p>Elemento: 1 Valores: [1181603, 1, 2, 10034008603, 20453, 3] Tiempo: 195101 Elemento: 2 Valores: [1171803, 1, 1, 10034008603, 20451, 3] Tiempo: 195106 Elemento: 3 Valores: [1167903, 1, 1, 10034008603, 20451, 3] Tiempo: 195111</p> <p>Lista de relaciones existentes</p> <p>-----</p> <p>ID: 1 Valores cambiados: [1171803, 1, 20451] Columnas de los valores: [4, 6, 8] Tiempo cambio: 5</p> <p>ID: 2 Valores cambiados: [1167903] Columnas de los valores: [4] Tiempo cambio: 5</p> <p>Intervalos de Tiempo para las relaciones</p> <p>-----</p> <p>Relacion: [1181603, 2, 20453]<->[1171803, 1, 20451] ColumnR: [4, 6, 8]<->[4, 6, 8] Tcambio: 5</p> <p>Relacion: [1171803]<->[1167903] ColumnR: [4]<->[4] Tcambio: 5</p>
Resultado para Estado Relajado	<p>Lista de descriptores recibidos de Excel</p> <p>-----</p> <p>Elemento: 1 Valores: [3, 111502, 3, 2, 1510, 1, 1] Tiempo: 124641 Elemento: 2 Valores: [3, 211402, 3, 2, 1510, 1, 1] Tiempo: 124642 Elemento: 3 Valores: [3, 111302, 3, 2, 1510, 1, 1] Tiempo: 124643 Elemento: 4 Valores: [3, 111302, 3, 2, 1510, 1, 1] Tiempo: 124644</p> <p>Lista de relaciones existentes</p> <p>-----</p> <p>ID: 1 Valores cambiados: [211402] Columnas de los valores: [5] Tiempo cambio: 1</p> <p>Intervalos de Tiempo para las relaciones</p> <p>-----</p> <p>Relacion: [111502]<->[211402] ColumnR: [5]<->[5] Tcambio: 1</p>
Resultado para Emoción Miedo	<p>Lista de descriptores recibidos de Excel</p> <p>-----</p> <p>Elemento: 1 Valores: [12, 96974105730, 3, 106201, 6, 2] Tiempo: 124646 Elemento: 2 Valores: [22, 96974105740, 3, 106201, 6, 2] Tiempo: 124647 Elemento: 3 Valores: [12, 96974105750, 3, 103101, 6, 2] Tiempo: 124648</p>

	<p>Lista de relaciones existentes</p> <p>-----</p> <p>ID: 1 Valores cambiados: [22, 96974105740] Columnas de los valores: [4, 5] Tiempo cambio: 1</p> <p>ID: 2 Valores cambiados: [12, 96974105750, 103101] Columnas de los valores: [4, 5, 7] Tiempo cambio: 1</p> <p>Intervalos de Tiempo para las relaciones</p> <p>-----</p> <p>Relacion: [12, 96974105730]<->[22, 96974105740] ColumnR: [4, 5]<->[4, 5] Tcambio: 1</p> <p>Relacion: [22, 96974105740, 106201]<->[12, 96974105750, 103101] ColumnR: [4, 5, 7]<->[4, 5, 7] Tcambio: 1</p>
Resultado para Emoción Sorpresa	<p>Lista de descriptores recibidos de Excel</p> <p>-----</p> <p>Elemento: 1 Valores: [11, 96370112800, 1, 101001, 1, 5] Tiempo: 124636 Elemento: 2 Valores: [21, 96370112800, 1, 201101, 1, 5] Tiempo: 124637</p> <p>Lista de relaciones existentes</p> <p>-----</p> <p>ID: 1 Valores cambiados: [21, 201101] Columnas de los valores: [4, 7] Tiempo cambio: 1</p> <p>Intervalos de Tiempo para las relaciones</p> <p>-----</p> <p>Relacion: [11, 101001]<->[21, 201101] ColumnR: [4, 7]<->[4, 7] Tcambio: 1</p>

Tabla 5.12. Caso a. Resultados de aprendizaje de diversos patrones

Caso b.

Título del Caso de Prueba	Aprendizaje de distintos patrones para una misma Emoción, Estado o Estilo de conducción
Objetivo a Evaluar	Comprobar la capacidad del algoritmo para el aprendizaje de distintas maneras de modelar una misma emoción, estado, y/o estilo
Primer Tipo de Modelos	
Resultado para Estilo Agresivo	<p>Lista de descriptores recibidos de Excel</p> <p>-----</p> <p>Elemento: 1 Valores: [1065236, 1, 5, 19435020314, 25114, 5] Tiempo: 124651 Elemento: 2 Valores: [1065236, 1, 5, 19435020314, 25114, 3] Tiempo: 124652 Elemento: 3 Valores: [1065236, 1, 5, 19435020314, 25114, 3] Tiempo: 124653</p> <p>Lista de relaciones existentes</p> <p>-----</p> <p>ID: 1 Valores cambiados: [3] Columnas de los valores: [9] Tiempo cambio: 1</p>

	<p>Intervalos de Tiempo para las relaciones</p> <p>-----</p> <p>Relacion: [5]<->[3] ColumnR: [9]<->[9] Tcambio: 1</p>
Resultado para Estado Estresado	<p>Lista de descriptores recibidos de Excel</p> <p>-----</p> <p>Elemento: 1 Valores: [1, 208902, 5, 2, 2220, 2, 1] Tiempo: 124651 Elemento: 2 Valores: [1, 208201, 5, 2, 2220, 2, 1] Tiempo: 124652 Elemento: 3 Valores: [1, 207952, 5, 2, 2220, 2, 1] Tiempo: 124653</p> <p>Lista de relaciones existentes</p> <p>-----</p> <p>ID: 1 Valores cambiados: [208201] Columnas de los valores: [5] Tiempo cambio: 1</p> <p>ID: 2 Valores cambiados: [207952] Columnas de los valores: [5] Tiempo cambio: 1</p> <p>Intervalos de Tiempo para las relaciones</p> <p>-----</p> <p>Relacion: [208902]<->[208201] ColumnR: [5]<->[5] Tcambio: 1</p> <p>Relacion: [208201]<->[207952] ColumnR: [5]<->[5] Tcambio: 1</p>
Resultado para Emoción Ira	<p>Lista de descriptores recibidos de Excel</p> <p>-----</p> <p>Elemento: 1 Valores: [13, 97080109760, 2, 208902, 8, 2] Tiempo: 124651 Elemento: 2 Valores: [11, 97080110770, 2, 208201, 10, 2] Tiempo: 124652 Elemento: 3 Valores: [21, 97080115780, 2, 207952, 10, 2] Tiempo: 124653</p> <p>Lista de relaciones existentes</p> <p>-----</p> <p>ID: 1 Valores cambiados: [11, 97080110770, 208201, 10] Columnas de los valores: [4, 5, 7, 8] Tiempo cambio: 1</p> <p>ID: 2 Valores cambiados: [21, 97080115780, 207952] Columnas de los valores: [4, 5, 7] Tiempo cambio: 1</p> <p>Intervalos de Tiempo para las relaciones</p> <p>-----</p> <p>Relacion: [13, 97080109760, 208902, 8]<->[11, 97080110770, 208201, 10] ColumnR: [4, 5, 7, 8]<->[4, 5, 7, 8] Tcambio: 1</p> <p>Relacion: [11, 97080110770, 208201]<->[21, 97080115780, 207952] ColumnR: [4, 5, 7]<->[4, 5, 7] Tcambio: 1</p>
Segundo Tipo de Modelos	
Resultado para	<p>Lista de descriptores recibidos de Excel</p> <p>-----</p>

Estilo Agresivo	<p>Elemento: 1 Valores: [1065506, 1, 1, 19394017608, 20411, 3] Tiempo: 124636 Elemento: 2 Valores: [1065506, 1, 1, 19394017608, 20411, 3] Tiempo: 124637 Elemento: 3 Valores: [1065506, 1, 2, 19394017608, 20411, 2] Tiempo: 124638 Elemento: 4 Valores: [1065506, 1, 2, 19394017608, 20411, 1] Tiempo: 124639</p> <p>Lista de relaciones existentes ----- ID: 1 Valores cambiados: [2, 2] Columnas de los valores: [6, 9] Tiempo cambio: 1</p> <p>ID: 2 Valores cambiados: [1] Columnas de los valores: [9] Tiempo cambio: 1</p> <p>Intervalos de Tiempo para las relaciones ----- Relacion: [1, 3]<->[2, 2] ColumnR: [6, 9]<->[6, 9] Tcambio: 1</p> <p>Relacion: [2, 2]<->[1] ColumnR: [9]<->[9] Tcambio: 1</p>
Resultado para Estado Estresado	<p>Lista de descriptores recibidos de Excel ----- Elemento: 1 Valores: [1, 101001, 1, 1, 1401, 0, 1] Tiempo: 124636 Elemento: 2 Valores: [1, 201101, 1, 1, 1401, 0, 1] Tiempo: 124637 Elemento: 3 Valores: [1, 201001, 2, 1, 1401, 0, 1] Tiempo: 124638 Elemento: 4 Valores: [1, 201101, 2, 1, 1401, 0, 1] Tiempo: 124639</p> <p>Lista de relaciones existentes ----- ID: 1 Valores cambiados: [201101] Columnas de los valores: [5] Tiempo cambio: 1</p> <p>ID: 2 Valores cambiados: [201001, 2] Columnas de los valores: [5, 6] Tiempo cambio: 1</p> <p>ID: 3 Valores cambiados: [201101] Columnas de los valores: [5] Tiempo cambio: 1</p> <p>Intervalos de Tiempo para las relaciones ----- Relacion: [101001]<->[201101] ColumnR: [5]<->[5] Tcambio: 1</p> <p>Relacion: [201101, 1]<->[201001, 2] ColumnR: [5, 6]<->[5, 6] Tcambio: 1</p> <p>Relacion: [201001]<->[201101] ColumnR: [5]<->[5] Tcambio: 1</p>
Resultado para Emoción Ira	<p>Lista de descriptores recibidos de Excel ----- Elemento: 1 Valores: [22, 96370112820, 1, 201001, 3, 4] Tiempo: 124638</p>

	<p>Elemento: 2 Valores: [11, 96370112830, 1, 201101, 3, 4] Tiempo: 124639</p> <p>Lista de relaciones existentes -----</p> <p>ID: 1 Valores cambiados: [11, 96370112830, 201101] Columnas de los valores: [4, 5, 7] Tiempo cambio: 1</p> <p>Intervalos de Tiempo para las relaciones -----</p> <p>Relacion: [22, 96370112820, 201001]<->[11, 96370112830, 201101] ColumnR: [4, 5, 7]<->[4, 5, 7] Tcambio: 1</p>
--	--

Tabla 5.13. Caso b. Resultados de aprendizaje distintos patrones para una misma emoción, estado o estilo de conducción

5.4.2 Resultados del MJEC

Igual que antes, la tabla 5.14 muestra los resultados obtenidos para el *caso a* referente al reconocimiento de patrones de la emoción felicidad, con el fin de estudiar la manera como un conductor puede experimentar la misma emoción de distintas maneras durante el proceso de conducción. En este caso, se usan las métricas de razonamiento y de aprendizaje para la evaluación, ya que permiten valorar la capacidad de reconocer y adaptarse, requerido por este caso.

La tabla 5.15 muestra los resultados alcanzados el *caso b*, que permitan observar el comportamiento de una emoción modelada de diversas maneras en diferentes conductores, siendo el *caso b* patrones de reconocimiento de la emoción sorpresa. Las métricas de aprendizaje son las esenciales para analizar este caso.

La tabla 5.16 muestra el *caso c*, que corresponden al modelo jerárquico del estilo normal de conducción. Para este caso, se hará uso de las métricas de razonamiento y de comunicación, para evaluar la capacidad del modelo en cuanto a si puede reconocer un estilo de conducir, mediante el uso de distintos patrones de estados y emociones. Además, es bueno acotar que este caso contempla dos veces el mismo estilo de conducción (normal), pero sus patrones emocionales y de estado son diferentes, en un caso es estado cansado y emoción miedo, y en el otro es emoción sorpresa y estado relajado. Eso nos permite también probar la capacidad de reconocer múltiples patrones de diferentes cosas del mismo nivel.

Finalmente, el *caso d* es la conjugación de la tabla 5.14 para la emoción felicidad, y de la tabla 5.16 para la emoción sorpresa.

Los resultados para los casos experimentales se presentan según los criterios y los escenarios indicados anteriormente. Esas tablas son descritas de la siguiente manera: la primera columna identifica al *conductor* al que se le está aplicando la prueba, la siguiente columna indica en qué nivel del MJES se está aplicando el estudio (estilo, estado, o emoción), las columnas posteriores de *color verde* representan las métricas referentes a las capacidades a evaluar (métricas usadas).

Caso a.

Título del Caso de Prueba	Patrones de Reconocimiento de la Emoción Felicidad							
Objetivo a Evaluar	Analizar la manera en que un conductor puede experimentar de distintas manera, la emoción felicidad durante el proceso de conducción.							
Métricas a Evaluar	Capacidad de Razonamiento y de Aprendizaje							
Resultados	Estado Emocional	Aprend_precision	Aprend_recall	Aprend_f-measure	Aprend_cuadratico	Razonam_Cobertura	Razonam_Actividad	Razonam_Resultado
	Happiness	1.00	1.00	1.00	0.00	0.17	0.33	0.642

Tabla 5.14. Caso a. Resultados de reconocimiento de la emoción felicidad

Caso b.

Título del Caso de Prueba	Patrones de Reconocimiento de la Emoción Sorpresa				
Objetivo a Evaluar	Observar el comportamiento de una emoción modelada de distintas maneras en diferentes conductores.				
Métricas a Evaluar	Capacidad de Aprendizaje				
Resultados	Estado Emocional	Aprend_precision	Aprend_recall	Aprend_f-measure	Aprend_cuadratico
	Surprise	1.00	1.00	1.00	0.00
	Surprise	1.00	1.00	1.00	0.00

Tabla 5.15. Caso b. Resultados de reconocimiento de la emoción sorpresa

Caso c.

Título del Caso de Prueba	Caso Jerárquico de Estilo Normal de Conducción
Objetivo a Evaluar	Estudiar el funcionamiento del modelo jerárquico de patrones de reconocimiento haciendo alusión a todos los niveles que componen el sistema.

Métricas a Evaluar	Capacidad de Razonamiento y de Comunicación									
Resultados	Estilos:									
	Estilo de Conducción	Comun_TiempRespuesta		Comun_TiempTransmisión		Razonam_Cobertura	Razonam_Compactibilidad		Razonam_Resultado	
	Normal	0.40		0.25		2.00	1.00		0.58	
	Normal	13.00		3.25		1.00	0.50		0.213	
	Estados:									
Estado del Conductor	Aprend_precisión	Aprend_recall	Aprend_f-measure	Aprend_cuadrático	Comun_TiempRespuesta	Comun_TiempTransmisión	Razonam_Cobertura	Razonam_Compactibilidad	Razonam_Resultado	
Fatigue	1.00	1.00	1.00	0.00	0.20	0.25	1.00	1.00	0.079	
Relaxed	1.00	1.00	1.00	0.00	0.18	0.25	0.50	0.50	0.527	
Emociones:										
Estado Emocional	Aprend_precisión	Aprend_recall	Aprend_f-measure	Aprend_cuadrático	Comun_TiempRespuesta	Comun_TiempTransmisión	Razonam_Cobertura	Razonam_Compactibilidad	Razonam_Resultado	
Fear	1.00	1.00	1.00	0.00	0.40	0.25	1.00	1.00	0.047	
Surprise	1.00	1.00	1.00	0.00	0.14	0.17	0.17	0.33	0.06	

Tabla 5.16. Caso c. Resultados de caso jerárquico de estilo normal de conducción

5.5 Análisis de Resultados

De igual forma que en las dos secciones anteriores, el análisis de resultados se realiza para las pruebas del algoritmo de aprendizaje de crónicas, y para las pruebas del sistema reconocedor del MJEC.

5.5.1 Análisis de Aprendizaje

Los resultados obtenidos en la sección 5.4.1 representan las crónicas descubiertas. Así, los resultados del algoritmo muestran que permite la estructuración de las crónicas, haciendo uso de un árbol de relaciones para su representación. A continuación, se muestra un ejemplo de la de la crónica construida por el algoritmo, para el caso b y la emoción ira:

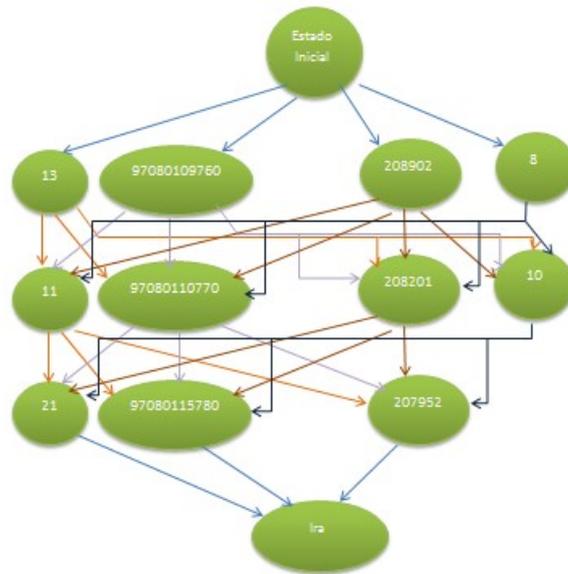


Figura 5.1. Crónica creada emoción ira, para el conductor 4 (ver tabla 5.13)

La crónica de la figura 5.1 es el patrón de la emoción ira, descubierto por nuestro algoritmo (ver tabla 5.13). El árbol de relaciones es un grafo dirigido, donde la raíz es el estado anterior del conductor en estudio. Los niveles del árbol representan los eventos detectados, tal que cada uno define a un conjunto de descriptores cuyos valores cambiaron en ese nivel. Eso significa que un descriptor está en un nivel si su valor cambió, lo que permite la generación de eventos de tipo complejos (si cambian varios descriptores) o simples (cuando cambia un solo descriptor). El nodo hoja representa la emoción, estado o estilo a descubrir, en este caso la emoción ira. En la figura 5.1 observamos como el patrón de ira se encuentra compuesto de tres eventos complejos, donde cada nodo representa los valores de aquellos descriptores que sufrieron cambios, de acuerdo a las comparaciones realizada entre filas, y las flechas conectan a todos los nodos de un nivel con los nodos del siguiente nivel (para indicar la dependencia temporal entre ellos). Este patrón de crónica es descrito en lenguaje CQL, de la siguiente manera:

```

Chronicle Ira {
  SELECT
  ISTREAM(id=>IraEvents.id,
  time=>IraEvents.time,
  event_level2=>'EEstresado',
  event_level1=>'EAgresivo',
  typeemotion=>'Ira')
  FROM
  IraEvents[10000],
  Ei1[7000], Ei2[4000],
  Ei3[now]
  WHERE
  Ei1.time > Ei2.time AND
  Ei2.time > Ei3.time
}

```

Figura 5.2. Crónica emoción ira conductor 4 en lenguaje CQL

La figura 5.2 muestra la representación en lenguaje CQL de la estructura de crónica mostrada anteriormente, donde:

- *id*: corresponde al identificador del patrón de la emoción ira.
- *event_level2*: indica el evento enlazador al nivel 2 de la jerarquía, que es generado cuando la crónica reconocida.
- *event_level1*: indica el evento enlazador al nivel 1 de la jerarquía, que es generado cuando la crónica reconocida.
- *time*: corresponde al tiempo en milisegundos cuando ocurre el evento.
- *IraEvents*: es el stream de entrada a la crónica.
- *Ei1*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos. Simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 13 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 97080109760 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 208902 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y la expresión facial del conductor toma el valor 8 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 7000ms después del evento *Ei3*. Corresponde al primer nivel del árbol de relaciones previamente mostrado.
- *Ei2*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos. Simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 11 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 97080110770 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 208201 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y la expresión facial del conductor toma el valor 10 (ver

VMC del nivel 3 para entender este código). Su ocurrencia es a los 4000ms después del evento *Ei3*. Corresponde al segundo nivel del árbol de relaciones previamente mostrado.

- *Ei3*: evento complejo, debido a que contiene el cambio de varios atributos, simboliza cuando la atención del conductor toma el valor de 21 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), el comportamiento fisiológico del conductor toma el valor 97080115780 (ver VMC del nivel 3 para entender este código), y las acciones del control sobre el vehículo toman el valor 207952 (ver VMC del nivel 3 para entender este código). Corresponde al primer tercer del árbol de relaciones previamente mostrado.

De la misma manera como el algoritmo de aprendizaje construye el patrón de la emoción ira (figura 5.2), genera el resto de crónicas.

5.5.2 Análisis del MJEC

5.5.2.1 Capacidad de Adaptación

De acuerdo a la tabla 5.14 y 5.15, en las métricas de aprendizaje se obtuvo un 100% para la precisión, es decir, el algoritmo reconoce de manera exacta los patrones de emociones, sin hacer otros reconocimientos inesperados. Este valor de precisión se debe porque se aprenden crónicas muy específicas y exclusivas a cada situación. De igual manera, se observa un valor de 100% para recall, lo que nos indica que el modelo es capaz de descubrir todas las emociones que experimenta el conductor durante su proceso de conducción. Además, el algoritmo posibilita el reconocimiento de una misma emoción utilizando distintos patrones. Esto es garantizado por la forma en cómo se implementa el algoritmo de aprendizaje, donde la generación de patrones se realiza cada vez que se detecta un cambio en alguno de los descriptores, lo que genera patrones poco genéricos.

En general, el algoritmo de aprendizaje permite modelar una misma situación (emoción, estado, y/o estilo) con distintas crónicas, expresando la diversidad de contexto en las que una misma situación puede ocurrir. Este esquema de aprendizaje propuesto en este trabajo es para el caso de aprendizaje en línea, desde los stream de datos. Ahora bien, otro enfoque de aprendizaje es posible definir en las crónicas, cuando se construyen crónicas genéricas para cada emoción, estilo y estado; y entonces, el proceso de aprendizaje consiste en adecuarlas (parametrizarlas) a cada conductor. Este enfoque de aprendizaje requiere de expertos para definir esas crónicas generales.

Finalmente, para un sistema real se requiere de una sólida base de crónicas, y aprender crónicas constantemente (en línea).

5.5.2.2 Capacidad de Razonamiento

En cuanto a la capacidad de razonamiento, veamos las tablas 5.14, y 5.16. Se destaca el caso de un valor de cobertura bajo, a pesar que no es el valor ideal, tiene sentido, debido a que se plantearon teóricamente 6

patrones de eventos presentes en el conductor, pero para el caso de prueba solo fue utilizado un patrón para reconocer un solo tipo de emoción. Sin embargo, para el tipo de caso planteado, se considera que tiene una alta cobertura, ya que se reconoció exitosamente el evento deseado durante el proceso de prueba. El mismo fenómeno sucede para el caso c, con el estado y emoción del mismo conductor. Se obtienen para ambos casos de estudio valores de compactibilidad buenos (≤ 1), mostrando la solidez del paradigma, indicando que para el estado emocional de estudio se activan los patrones correspondientes planteados para su reconocimiento. Finalmente, los tiempos de respuesta de la simulación son bastante bajos, debido a que se trata de sentencias simples y detalladas de consultas continuas, hechas sobre una base de datos pequeña.

Por otro lado, el patrón temporal, base de la lógica temporal, es bien representado con las crónicas. Por ejemplo, un patrón de una emoción como la tristeza, se define por un conjunto de eventos en diferentes momentos, como expresiones faciales de tipo "ojos y cejas con lágrimas" que llegan al tiempo T1, y el evento de voz "bajo volumen" que ocurre en T2. Así, el mecanismo de razonamiento se basa en los eventos que ocurren por los cambios en los valores de los descriptores, y sus relaciones temporales, y maneja la incertidumbre de acuerdo con el momento en que ocurren los eventos. Además, las crónicas definen un diagnóstico basado en las causas detectadas, para determinar las acciones de control.

5.5.2.3 Capacidad de Comunicación

Para el análisis de la capacidad de comunicación tomamos el caso c, tabla 5.16, se tienen dos modelos de patrones para el estilo normal enfocado a dos conductores distintos. Los resultados obtenidos para el primer conductor, son valores por debajo de los óptimos establecidos para el tiempo real de respuesta y de transmisión. La explicación a este fenómeno puede deberse a la poca cantidad de antecedentes que presenta el estado emocional en estudio de dicho conductor, generando así que el tiempo de transmisión de mensajes entre eventos sea bastante rápido, igual sucede con el proceso de descubrimiento de la situación planteada haciendo uso de los descriptores que recibe. Es bueno acotar, que la diferencia de tiempo entre stream de eventos son bastante pequeños, es decir, las simulaciones se hacen sobre un tiempo de duración muy corto. En el caso del segundo conductor, él presenta valores altos, ya que el estado emocional previo presenta una buena cantidad de registros, requeridos para reconocer el patrón actual, algo que no sucede con el primer conductor.

Por otro lado, la comunicación entre diferentes crónicas es a través de los eventos. Eso es válido para el caso en que las crónicas se encuentran en el mismo vehículo, o en vehículos diferentes. Estos eventos pueden incluir información específica requerida por las crónicas (como por ejemplo, la emoción experimentada por un conductor), pero es la única información requerida. El modelo jerárquico de patrones de conducción comunica los mensajes requeridos con los eventos generados por los diferentes descriptores, o crónicas reconocidas que contiene información relevante sobre cómo conduce un conductor, por ejemplo. Esa información es proceda rápidamente al recibirse, ya que las crónicas en diferentes sitios (o el mismo) comparten el mismo significado semántico de la información.

5.6 Comparación con otros trabajos/paradigmas

En esa fase se compara el paradigma de crónicas con otros dos esquemas de reconocimiento. El primero se denomina Ar2P (Algoritmo Recursivo de Reconocimiento de Patrones) es un modelo para el reconocimiento de patrones inspirado en la teoría del reconocimiento de patrones de la mente [70, 71]. El segundo está basado en un sistema difuso basado en reglas del tipo IF <Condición> THEN <Acción>, que definen las acciones de control según las condiciones del problema que se cumplan en un momento dado. En particular, se utilizó un Sistema Multicapa Clasificador Difuso [69], que consiste en una serie de sistemas difusos jerárquicamente distribuidos.

Paradigma	razonamiento			aprendizaje				comunicación	
	cobertura	compact	Tiempo razón.	precis	recall	f-measu	Error cuadra	Tiempo transm	Tiempo recep
Sistema Difuso	0.63	0.65	1,34	0,79	0.82	0.79	0.69	0,77	0.96
Crónicas	1.0	0.83	0.21	1	1	1	0	0,12	0.63
A2rP	0.25	1	0.34	1	1	1	0,1	0.093	0.081

Tabla 5.17. Comparación con otros paradigmas

Los resultados de la tabla 5.17 es el promedio de los resultados, para el conjunto de datos de la base de datos artificial generada. Podemos ver en la tabla 5.17, que el paradigma crónica es la que mejor se comporta. Tiene los mejores niveles de aprendizaje, porque logra aprender con la mejor precisión y recuerdo (como el algoritmo Ar2P), pero con un menor error. La lógica difusa realiza un proceso estocástico de aprendizaje que no es eficiente, mientras que el algoritmo de aprendizaje de Ar2P es bastante bueno, aunque converge en un error cuadrático superior a las crónicas (aprenden exactamente los patrones que se derivan de los stream de datos). Con respecto a la capacidad de razonamiento, las crónicas son capaces de reconocer todas las posibles situaciones, pero requiere de una gran base de crónicas para reconocer todos los casos posibles. En ese sentido, Ar2P es más eficiente, ya que requiere menos módulos de reconocimiento por su esquema recursivo, que le permite reutilizar información. Finalmente, los tiempos de comunicación son mejores para Ar2P, ya que ellos simplemente deben enviar una señal, que son reconocidas por los modules de reconocimiento de nivel superior, En el caso de las crónicas se envían eventos, que deben ser interpretados. En el caso de lógica difusa, en general los resultados son menos eficientes en los tres aspectos. Primero, porque sus procesos de aprendizaje no son eficiente y lentos; segundo, porque se requiere de una gran base de reglas que garantice cubrir todos los caso; y finalmente, porque se debe definir mensajes con suficiente información, para poder ser entendida la información generada por ellos.

Capítulo 6 Conclusiones y Recomendaciones

6.1 Conclusiones

En este trabajo, se ha desarrollado el diseño de un modelo jerárquico de estilo de conducción, llamado MJEC, para determinar la manera de conducir de un conductor. MJEC está compuesto de tres niveles, el tercer nivel describe los patrones de las emociones experimentadas por el conductor, como tristeza, felicidad, miedo, etc.; el segundo nivel describe el estado del conductor de un automóvil, como cansado, estresado, relajado, etc.; y finalmente, el primer nivel de la jerarquía representa los patrones de estilos de conducción, como agresivo, normal, ecológico, etc. La tesis se enfocó principalmente en el nivel tres dentro de la jerarquía planteada, sin embargo, se hicieron estudios para el resto de los niveles. De igual manera, el diseño e implementación se realizó para los tres niveles. De esta manera, se extendió el alcance original de la tesis para considerar todo el MJEC.

El paradigma utilizado en esta tesis para plasmar al MJEC es el de crónicas, debido a que permite manejar la noción del tiempo, importante para este tipo de sistemas donde los descriptores que caracterizan a un conductor ocurren espaciados en el tiempo, y tienen relaciones temporales de ocurrencia entre ellos. Las crónicas son un método de razonamiento temporal, que permiten representar el comportamiento de un sistema, a través de eventos observables, con restricciones temporales entre ellos.

MJEC incorporar factores emocionales, de estilo de conducción, entre otros, en los sistemas de asistencia al conductor, para brindar mayor seguridad y comodidad, mediante la generación de acciones que se amolden al estado emocional del conductor en un determinado momento. Esa parte de integración a un Sistema de Asistencia al Conductor (ADAS), queda como trabajo futuro. Ahora bien, la tesis cubre todos los aspectos necesarios para incorporar aspectos emocionales en los vehículos, es decir, las capacidades de reconocer, inferir y aprender las emociones humanas. Estos resultados pueden ser extrapolables a estudios sobre la interacción hombre-máquina, en el marco del área conocida como computación afectiva.

Al respecto, los trabajos existentes en el área de reconocimiento de emociones normalmente están basados en el análisis facial, aspectos acústicos, o en el lenguaje corporal. Esta tesis propone un modelo teórico de patrones que captura la mayor información posible sobre el estilo de conducir del conductor, sobre los estados del conductor, o sus emociones, haciendo uso de enfoques multimodales de percepción. De esta manera, se agrega una mayor cantidad de información, que posibilite ser más preciso en el proceso de reconocimiento.

Por otro lado, el proceso de adaptación de las crónicas para expresar la diversidad de contextos que pueden ocurrir durante la conducción, se implementa en la tesis mediante el desarrollo de un algoritmo que permite descubrir crónicas. La estrategia de aprendizaje posibilita conocer las relaciones temporales existente entre un conjunto de descriptores, permitiendo aprender los tiempos entre ocurrencia de eventos. El algoritmo desarrollado es flexible, ya que puede ajustarse a nuevos descriptores y nuevas situaciones que surjan, así como particularizarse a cada tipo de conductor, gracias a que el usuario controla los eventos a comparar. Queda por valorar su capacidad de definir crónicas genéricas, según lo establecido en el algoritmo de aprendizaje completo mostrado en la sección 3.3. En la tesis solo se probó la capacidad de construir crónicas, y no de generalización. En el contexto de la tesis, el algoritmo de aprendizaje define crónicas específicas adecuadas a cada conductor.

La capacidad de razonamiento se presenta por su capacidad de reconocer situaciones de diferentes maneras: la misma situación con diferentes patrones, situaciones diferentes, situaciones caracterizadas por patrones atómicos (por ejemplo, solo emociones), o situaciones más complejas (descritas por patrones compuesto por patrones atómicos).

En el caso de las crónicas, la comunicación no es un problema, porque la transmisión es de eventos que describen un cambio de valor de un descriptor, o algo relevante reconocido en un conductor (una emoción, un estado o un estilo), generados por los distintos descriptores o por las crónicas reconocidas.

En general, se alcanzaron los objetivos planteados en la tesis, en particular, se automatizó el proceso de generación de patrones para las emociones, en el contexto de MJEC; se desarrolló un algoritmo de aprendizaje de patrones de emociones de conductores; se implementó un mecanismo de reconocimiento de emociones, el cual puede ser usado por un Sistema Inteligente de Asistencia al Conductor; y se realizaron casos experimentales para evaluar el sistema de reconocimiento usando varios criterios: capacidad de aprendizaje de patrones, de comunicación de lo reconocido, y de razonamiento sobre las causas de las emociones. Además, se realizó un análisis comparativo con dos técnicas, la lógica difusa, y el algoritmo Ar2P, comparándolos en varios casos de estudio. Al respecto, las crónicas presentan mejores resultados que el modelo basado en lógica difusa en todos los criterios, y resultados muy similares que Ar2P, mejorando en particular, en sus capacidades de razonamiento y aprendizaje.

6.2 Recomendaciones

Para continuar con la investigación, se propone extender el desarrollo del modelo de adaptación de los patrones de crónicas. Se plantearon tres ítems en el proceso de aprendizaje usando crónicas: i) Creación de las crónicas, ii) Evaluación de las crónicas creadas, y iii) Confirmación de las crónicas. En el presente trabajo de tesis se diseñó y se implementó un algoritmo que permite cubrir con el primer ítem planteando, posibilitando descubrir nuevas crónicas y producir su estructura, siendo este el núcleo del modelo de aprendizaje. Sin embargo, resultaría interesante desarrollar el ítem 2 y 3, referentes a determinar si las

crónicas creadas pueden ser agregadas a la base de datos de crónicas no confirmadas, y actualizar la base de datos de crónicas confirmadas posteriormente, con esa crónica descubierta, si se cumplen los criterios establecidas en el algoritmo. Eso permitirá construir una base de crónicas genéricas, y no específicas, como es el caso actual, donde se descubre una crónica para cada situación de interés. También, otra tarea pendiente es el proceso de adaptación de las crónicas genéricas (ya sean de emociones, estados, etc.), que es un proceso más de parametrización de crónicas genéricas.

Otro trabajo futuro es realizar la experimentación del modelo MJEC planteado en un entorno real, conectado a un sistema de asistencia al conductor. Los casos de prueba definidos en el trabajo actual se desarrollaron sobre una base de datos artificial, usando datos reales (obtenidos desde diferentes fuentes de datos), sincronizados a través del tiempo. Sería importante probar el comportamiento del modelo sobre entornos reales con fuertes restricciones de tiempo y grandes cantidades de stream de datos, para estudiar el comportamiento de todo el MJEC en ese contexto. Para dichas pruebas, el vehículo debe estar equipado con sistemas como: cámara, sensor de presión arterial, sensor de temperatura, micrófono, GPS, entre otros, los cuales permitirán percibir de manera multimodal los descriptores que conforman los patrones de conducción, con la finalidad de capturar la mayor cantidad de información posible sobre el estilo de conducir de un conductor.

Bibliografía

1. Aguilar, J., Aguilar, K., Chavez, D., Cordero, J., & Puerto, E.: "Different Intelligent Approaches for Modeling the Style of Car Driving". En *14th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO)*, (2017).
2. Aguilar, J., Chavez, D., & Cordero, J.: "A Dynamic Recognition Approach of Emotional States for Car Drivers", En *Technologies and Innovation* (R. Valencia-García, et al., Eds.), Communications Computer and Information Science Series, Vol. 658, Springer, pp. 155-168, 2016
3. Picard, R. W.: Affective computing: Challenges. *International Journal of Human Computer Studies*, vol. 59, pp. 55–64 (2003).
4. Picard, R. W.: Affective computing for hci. En *8th HCI International on Human-Computer Interaction: Ergonomics and User Interfaces*, pp. 829-833 (1999).
5. Majumder, A., Behera, L., & Subramanian, V. K.: Emotion recognition from geometric facial features using self-organizing map. *Pattern Recognition*, vol. 47, no. 3, pp. 1282-1293 (2014).
6. Oryina, A., & Adedolapo, A.: Emocion recognition for user centred e-learning. En *IEEE 40th Annual Computer Software and Applications Conference*. (2016).
7. Slawiński, E., Mut, V., & Penizzotto, F.: Sistema de alerta al conductor basado en retroalimentación vibro-táctil. En *Revista Iberoamericana de Automática e Informática industrial 12*, pp. 36-48 (2015).
8. Singh, M., Majumder, A., & Behera, L.: Facial expressions recognition system using Bayesian inference. En *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 1502-1509 (2014).
9. Zhang, L., Hossain, A., and Jiang, M.: Intelligent Facial Action and emotion recognition for humanoid robots. En *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, pp. 739-746 (2014).
10. Aguilar, J.: *Temporal Logic from the Chronicles Paradigm: Learning and Reasoning Problems, and Its Applications in Distributed Systems*. Germany: LAP Lambert Academic Publishing, 2011
11. Dousson, C. and Duong, V.: Discovering chronicles with numerical time constraints from alarm logs for monitoring dynamic systems. En *16th international joint conference on Artificial Intelligence*, pp. 620–626 (1999).
12. Dousson, C.: Extending and unifying chronicle representation with event counters. En *15th European Conference on Artificial Intelligence*, pp. 257-261 (2002).
13. El-Nasr, M. S., & Skubic, M.: A fuzzy emotional agent for decision-making in a mobile robot. En *The IEEE World Congress on Computational Intelligence*, vol. 1, pp. 135–140 (1998)
14. Robinson, P., Baltrusaitis, T., Davies, I., Pfister, T., Rick, L., & Hull, K.: The emotional computer. En *International Conference on Pervasive Computing*, (2011).
15. Cowie, R., Douglas-Cowie, E., Tsapatsoulis, N., Votsis, G., Kollias, S., Fellenz, W., & Taylor, J. G.: Emotion recognition in human-computer interaction. En *IEEE Signal processing magazine*, vol.18, no.1, pp. 32-80 (2011).
16. Kwon, I. K. & Lee, S. Y.: An emotional space modeling for the adaptive emotional model design based on sugeno fuzzy inference. En *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, vol. 8, no. 6, pp. 109–120 (2014).
17. Lisetti, C. L., & Nasoz, F.: Affective intelligent car interfaces with emotion recognition. En *11th International Conference on Human Computer Interaction*, (2005).
18. Katsis, C., Rigas, G., Goletsis, Y. & Fotiadis, D.: *Emotion Recognition in Car Industry*. John Wiley Sons, pp. 515–544 (2015).

19. Grimm, M., Kroschel, K., Schuller, B., Rigoll, G., & Moosmayr, T.: Acoustic emotion recognition in car environment using a 3d emotion space approach. En *33rd German Annual Conference on Acoustics*, (2007)
20. Kolli, A., Fasih, A., Al Machot, F., & Kyamakya, K.: Non-intrusive car driver's emotion recognition using thermal camera. En *Sixteenth International Symposium on Theoretical Electrical Engineering*, pp. 1–5 (2011)
21. Tawari, A., & Trivedi, M.: Speech based emotion classification framework for driver assistance system. *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, pp. 174–178 (2010)
22. Eyben, F., Wöllmer, M., Poitschke, T., Schuller, B., Blaschke, C., Färber, B., & Nguyen-Thien, N.: Emotion on the road—necessity, acceptance, and feasibility of affective computing in the car. *Advances in Human-Computer Interaction*, (2010).
23. Paschero, M., Del Vescovo, G., Benucci, L., Rizzi, A., Santello, M., Fabbri, G., & Mascioli, F. F.: A real time classifier for emotion and stress recognition in a vehicle driver. En *IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pp. 1690–1695 (2012).
24. Dousson, C., & Le Maigat, P.: Chronicle recognition improvement using temporal focusing and hierarchization. En *Intl. Joint Conf. on Artificial Intelligence*, vol. 7, pp. 324–329 (2007)
25. Ghallab, M.: Past and future chronicles for supervision and planning. En *14th Intl. Avignon Conference on Artificial Intelligence*, pp. 23-34 (1994)
26. Cordero, J. & Aguilar, J.: *Reconocimiento multimodal de emociones en un entorno inteligente basado en crónicas*. En *Avances y Aplicaciones de Sistemas Inteligentes y Nuevas Tecnologías* (F. Rivas, S Arciniegas, Compiladores), Gráficas El Portatítulo, pp. 525-541 (2016).
27. El Ayadi, M., Kamel, M. S., & Karray, F.: Survey on speech emotion recognition: Features, classification schemes, and databases. *Pattern Recognition*, vol. 44, no. 3, pp. 572–587 (2011).
28. Kleinsmith, A., & Bianchi-Berthouze, N.: Affective body expression perception and recognition: A survey. *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 4, no. 1, pp. 15–33 (2013).
29. Kessous, L., Castellano, G., & Caridakis, G.: Multimodal emotion recognition in speech-based interaction using facial expression, body gesture and acoustic analysis. *Journal on Multimodal User Interfaces*, vol. 3, no. 1-2, pp. 33–48 (2010).
30. Zeng, Z., Pantic, M., Roisman, G. I., & Huang, T. S.: A survey of affect recognition methods: Audio, visual, and spontaneous expressions. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 31, no.1, pp. 39-58 (2009).
31. Pacheco F., Rangel C., Aguilar J., Cerrada M., Altamiranda J., “Methodological Framework for Data Processing based on the Data Science Paradigm”, En *Proceedings of the XL Conferencia Latinoamericana en Informática (CLEI 2014)*, IEEE Xplore, 2014.
32. Aguilar J., Cerrada M., Altamiranda J., Pacheco F., Rangel C., “Methodology for detecting the feasibility of using data mining in an organization”, En *Proceedings of the XXXIX Conferencia Latinoamericana en Informática (CLEI 2013)*, IEEE Xplore, Vol. 1, pp. 502-513, 2013.
33. Aguilar, J., Exposito, E., Subis, A., Vizcarrondo, J., “ARMISCOM: Autonomic Reflective Middleware for management Service COMposition”. En *Proceedings of the 4th Global Information Infrastructure and Networking Symposium (GIIS 2012)*, IEEE Communication Society, 2012
34. Rangel, C., “Integración de Ontologías desde el punto de vista de Minería Ontológica y del Paradigma de Arquitecturas Orientadas a Servicios”. Tesis de Maestría en Computación, *Universidad de los Andes*, 2015.
35. Guoying, C. & Danpan, W., “Study on Identification of Driver Steering Behavior Characteristics Based on Pattern Recognition”, *International Robotics and Automation Journal*, 1(1), pp.1–8, 2016.
36. Huang, C.-L. et al., “Adaptive intervehicle communication control for cooperative safety systems”. *IEEE network*, 24(1), 2014.
37. Lin, N. et al., “An overview on study of identification of driver behavior characteristics for automotive contro”l. *Mathematical Problems in Engineering*, 2014.
38. Kugamoorthy, G. “An Experimental Space for Conducting Driving Behavior Studies Based on a Multiuser Network 3D Virtual Environment and the Scenarios Markup Language”. *The Graduate University for Advanced Studies*, 2013.
39. Carrol, L., “Emotion Driving Examining how Mood-Valence affects Driving Performance”. *University of Guelph*, 2016.

40. Wang, J. et al., "An adaptive longitudinal driving assistance system based on driver characteristics". *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 14(1), pp.1–12, 2013.
41. Wikipedia, "Affective Computing". https://en.wikipedia.org/wiki/Affective_computing
42. Scholarpedia, "Affective Computing". http://www.scholarpedia.org/article/Affective_computing
43. Mora-Torres, M., & Laureano-Cruces, A., "Computación Afectiva 1a. Parte Artículo de R.W. Picard (1ra parte)".
44. Perez, A., & Fallatah, A., "Affective Computing". *University of Ottawa*.
45. Chóliz, M., "Psicología de la Emoción: El Proceso Emocional". *Universidad de Valencia*, 2005.
46. Lamenteesmaravillosa, "Para qué sirven las emociones". <https://lamenteesmaravillosa.com/para-que-sirven-las-emociones/>
47. Cordero, J., "Anteproyecto de tesis doctoral: La Computacion Afectiva desde la Robotica Social para Ambientes Intelgentes en el Ambito Educativo". *Universidad de los Andes*, 2016.
48. Aguilar, J., "Lógica Temporal". *Universidad de los Andes*, Inteligencia Artificial, 2016.
49. Aguilar, J., "Introduccion a Minería de Datos, Metodologías, y Técnicas de Minería de datos". *Universidad de los Andes*, pp. 16, 2016
50. Gómez, R., (2003). Hipertext.net, "La evaluación en recuperación de la informacion". https://www.upf.edu/hipertextnet/numero-1/evaluacion_ri.html
51. Psicología en Morelia, "Lo que conviene saber de LAS EMOCIONES". <http://www.psicologiamorelia.com/lo-que-conviene-saber-de-las-emociones/>
52. Calix, R. A., Mallepudi, S. A., Chen, B., & Knapp, G. M., "Emotion recognition in text for 3-D facial expression rendering". *IEEE Transactions on Multimedia*, 12(6), 544–551, 2010.
53. Strapparava, C., & Mihalcea, R., "Learning to identify emotions in text". En *Proceedings of the 2008 ACM Symposium on Applied Computing - SAC '08*, 1556, 2008.
54. Kolb, A. Y., & Kolb, D. A., "Learning styles and learning spaces: Enhancing experiential learning in higher education". *Academy of Management Learning & Higher Education*, 4(2), 193–212, 2005.
55. Picard, R. W. (2000). *Affective Computing*.
56. Banafa, A., (2016). OpenMind, "Que es la computacion afectiva". <https://www.bbvaopenmind.com/que-es-la-computacion-afectiva/>
57. (2015). Million Startups. Innovate Your Idea, "Asia-Pacific Advanced Driver Assistance System Market is Expected to Reach \$15.5 Billion, by 2020". <http://millionstartups.com/index.php/2015/06/26/asia-pacific-advanced-driver-assistance-system-market-is-expected-to-reach-15-5-billion-by-2020/>
58. Gabbay et al. Gabbay, D., Shehtman, V., & Skvortsov, D., "Quantification in Non-Classical Logical". 1 ed. Elsevier, 2003.
59. Dousson, C. "Extending and Unifying Chronicle Representation with Event Counters". En *Proceedings of the 15th European Conference on Artificial Intelligence*, 2002.
60. INRIA. "CarDeCRS and Matrac: two chronicle-based distributed diagnosis platforms". <https://raweb.inria.fr/rapportsactivite/RA2010/dream/uid38.html>
61. Ekman, P. & Friesen, W. V., "Constants across cultures in the face and emotion". *Journal of personality and social psychology*, 17(2), p.124, 1971.
62. Quinqueton et. al, (1997) J. Quinqueton, B. Esfandiari and R. Nock, "Chronicle Learning and Agent-Oriented Techniques for Network Management and Supervision". En *Proceeding Intl Conference on Intelligent Networks and Intelligence in Networks*, pp. 131-141, 1997.
63. Arasu, A., Babu, S., & Widon, J., "The CQL Continuous Query Language: Semantic Foundations and Query Execution". *University of Stanford*. <http://ilpubs.stanford.edu:8090/758/1/2003-67.pdf>
64. DATA.GOV.UK. "Road Safety Data". <https://data.gov.uk/dataset/road-accidents-safety-data>
65. Datosclima.es -Base de datos Meteorológica. "Datos Aemet – hasta 2012". <http://datosclima.es/Aemethistorico/Descargahistorico.html>
66. RYERSON UNIVERSITY. "RML Emotion Database". <http://www.rml.ryerson.ca/rml-emotion-database.html>

67. Wikipedia. "OBD". <https://es.wikipedia.org/wiki/OBD>
68. Shoemaker, A., "What's Normal? Temperature, Gender, and Heart Rate," *Journal of Statistics Education*, 1996 (jse/v4n2/datasets.shoemaker).
https://www.google.com.ec/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=2&cad=rja&uact=8&ved=0ahUKEwiZ2_7V5-TAhVJKiYKHYYV_AbUQFggsMAE&url=http%3A%2F%2Fwww.sba.oakland.edu%2Ffaculty%2Fwharton%2Fdownloads%2Fqmmdata%2FClassData%2FHealth%2FHeartRate.xls&usg=AFQjCNGiOUkdVSHUiXhh4q8DNjEztadMA&sig2=zr3kDZTOYapWUdo8uW79IQ
69. Camargo, E. & Aguilar, J., 2014. Hybrid intelligent supervision model of oil wells. En *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*. pp. 934–939.
70. Puerto, E. & Aguilar, J., 2016. Learning Algorithm for the Recursive Pattern Recognition Model. *Applied Artificial Intelligence*, 30(7), pp.662–678.
71. Puerto, E. & Aguilar, J., 2017. Un algoritmo recursivo de reconocimiento de patrones, *Revista Técnica de Ingeniería de la Universidad del Zulia*, 40 (2).
72. Bradley, M. & Lang, P., "Affective norms for English words (ANEW): Instruction manual and affective rating". *Center for Research in Psychophysiology, University of Florida*, 1999.
73. Strapparava, C., & Valitutti, A., "WordNetAffect: an affective extension of WordNet". En *Proceedings of the 4th International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC)*, 2004.
74. Del Sole, A., (2016).Microsoft. "Cognitive Service: reconocimiento de cara y emociones en Xamatin.Forms con Microsoft Cognitive Services". <https://msdn.microsoft.com/es-es/magazine/mt742868.aspx>
75. El androide libre. "Vision API: el reconocimiento de imágenes en Google". <https://elandroidelibre.elespanol.com/2016/02/google-vision-api-reconocimiento-de-fotos.html>
76. Zatarain, R., Barron, M., & Muñoz, G., "PREMOC: Plataforma de reconocimiento multimodal de emociones". *Research in Computing Science 111*, 2016.
77. InnoWiki. "Computación afectiva" http://185.5.126.23/innowiki/index.php/Computaci%C3%B3n_afectiva
78. OpenESB: The Open Enterprise Service Bus. <http://www.open-esb.net/>
79. Aguilar, J., Aguilar, K., & Torres, J., "Autonomic communication system based on bayesian networks and ontologies". En *proceeding de IEEE World Congress on Computational Intelligence*, 2016.