

Estudio en tecnologías de conducción autónoma centrados en factores humanos

Juan Carmona Fernández

Tesis depositada en cumplimiento parcial de los requisitos para el grado
de Doctor en

Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Automática

Universidad Carlos III de Madrid

Directores:

Dr. Fernando Garcia Fernandez
Dr. Arturo De La Escalera Hueso

Tutor:

Dr. Arturo De La Escalera Hueso

Febrero 2021

Esta tesis se distribuye bajo licencia “Creative Commons **Reconocimiento – No Comercial – Sin Obra Derivada**”.



A mi familia y amigos,

A Virginia,

AGRADECIMIENTOS

Día de reyes, por fin llega el día de escribir los agradecimientos. Si echo la vista atrás y tuviera que decirle a mi yo del pasado algún consejo, creo que pocos le daría; no por donde he llegado, sino por lo bien que me lo he pasado en el proceso. Estoy muy contento de las oportunidades que he tenido y en especial de la época en el laboratorio LSI, de donde un recién graduado salto para realizar proyectos de investigación aportando know-how a grandes empresas.

Me gustaría agradecer a los tutores Fernando García y Arturo de la Escalera por el apoyo y guía durante la tesis, por el seguimiento exhaustivo y esas horas de trabajo extra, de las ya extraordinarias. También a José María Armingol por darme la primera y gran oportunidad para trabajar el laboratorio, incluso cuando tenía dudas de poder estar a la altura. A David Martín (y de nuevo a Fernando) por los proyectos de investigación desarrollados con empresas donde aplicamos soluciones transmitidas desde la Universidad. Insisto, me he sentido como en casa por mucha gente que ha estado en el laboratorio, pero especialmente por los yogurandos, al compartir objetivo “la tesis”, dudas y miedos en esa época donde éramos los yogurines, también a mis compañeros del B13; expertos en hardware (y software) que ayudaban antes de pedirlo. A todos los que no nombro, pero me habéis hecho creer personal y profesionalmente.

Por esos “cafés” a las 11AM, donde se paraba el tiempo 15 min y todos compartíamos inquietudes.

Mi familia, en especial a mi padre Juan y mi hermana Carolina, por estar ahí; por su apoyo, por creer en mí, por intentar entender que es eso de “la tesis”. Estoy donde estoy, gracias a vosotros.

Mis amigos, me siento muy agradecido de teneros como amigos, todos vosotros sabéis quien sois, pero creo que debo y quiero hacer especial mención a Alejandro Ramos, por su trabajo, motivador del cambio a “tiempo parcial” de esta tesis, creo que esa oportunidad me ha hecho crecer de nuevo mucho, personal y profesionalmente.

Finalizado con la persona que me ha empujado en la parte personal en esta última etapa, Virginia De Lucas; por apoyarme, por hacerme sentir que me comprendías, simplemente porque eres especial. Compañera en este viaje llamado vida, en el que muchas veces da miedo la conexión de ideas y pensamientos que tenemos.

Gracias a todos.

CONTENIDOS PUBLICADOS Y PRESENTADOS

Algunas ideas, figuras y tablas utilizadas en esta tesis han aparecido anteriormente en las siguientes publicaciones:

- Artículos de revista
 - Data Fusion for Driver Behaviour Analysis. Autores: Juan Carmona, F. García, D. Martín, A. de la Escalera, J. M. Armingol. Sensors, 2016, JCR-Q1. DOI: [10.3390/s151025968](https://doi.org/10.3390/s151025968). [82].
Incluido parcialmente en el Capítulo 3. El material de esta fuente incluido en la tesis no está señalado por medios tipográficos ni referencias.
 - eHMI: Review and guidelines for deployment on autonomous vehicles. Autores: Juan Carmona, Carlos Guindel, Fernando García y Arturo de la Escalera. Applied Sciences. En revisión a fecha de presentación de la memoria, [103].
Incluido parcialmente en el Capítulo 5. Incluido parcialmente en el Capítulo 3. El material de esta fuente incluido en la tesis no está señalado por medios tipográficos ni referencias.
- Artículos de la conferencia
 - Analysis of Aggressive Driver Behaviour Using Data Fusion. Autores: Juan Carmona, Fernando García, Miguel Ángel de Miguel, Arturo de la Escalera and J. M. Armingol. Conferencia: VEHITS 2016. DOI:[10.5220/0005805700850090](https://doi.org/10.5220/0005805700850090), [87].
Incluido parcialmente en el Capítulo 3. Incluido parcialmente en el Capítulo 3. El material de esta fuente incluido en la tesis no está señalado por medios tipográficos ni referencias.
 - Embedded system for driver behavior analysis based on GMM. Autores: Juan Carmona; Miguel Angel de Miguel; David Martin; Fernando Garcia; Arturo de la Escalera. Conferencia: IEEE Intelligent Vehicles Symposium 2016. DOI:[10.1109/IVS.2016.7535365](https://doi.org/10.1109/IVS.2016.7535365), [83].
Incluido parcialmente en el Capítulo 3. Incluido parcialmente en el Capítulo 3. El material de esta fuente incluido en la tesis no está señalado por medios tipográficos ni referencias.
 - Mobile based Pedestrian Detection with Accurate Tracking. Autores: Fernando Garcia, Jesus Urdiales, Juan Carmona, David Martin, Jose Maria Armingol. Conferencia: IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2016. DOI:[10.1109/IVS.2016.7535362](https://doi.org/10.1109/IVS.2016.7535362), [92].
Incluido parcialmente en el Capítulo 4. Incluido parcialmente en el Capítulo 3. El material de esta fuente incluido en la tesis no está señalado por medios tipográficos ni referencias.
 - Stereo Road Detection Based On Ground Plane. Autores: C. H. Rodríguez-Garavito, Juan Carmona, A. de la Escalera and J.M. Armingol. Conferencia: EUROCAST 2015. DOI: [10.1007/978-3-319-27340-2_92](https://doi.org/10.1007/978-3-319-27340-2_92) [107].
Se hace referencia en el Capítulo 3. El material de esta fuente incluido en la tesis no está señalado por medios tipográficos ni referencias.

OTROS MÉRITOS DE INVESTIGACIÓN

Artículo de Conferencia:

- Automatización, monitoreo y control remoto de un sistema de riego agrícola con código abierto. Autores: Bladimir J Pérez, José M Koo, Fernando García, Juan Carmona. Conferencia: LACCEI 2014. [DOI: 10.13140/2.1.1680.3207](https://doi.org/10.13140/2.1.1680.3207)

Trabajos académicos supervisados

- Tesis de máster
 - A. Vico Cervera. Título: Implementación de algoritmos de visión por computador en plataforma Android. Co-supervisado con: F. García. Octubre 2015.
 - R. Cebrián Gonzalez. Título: Desarrollo de un sistema de detección de somnolencia y fatiga al volante, a través de Kinect 2. Co-supervisado con: F. García. Septiembre 2016.
- Tesis de licenciatura
 - A. Ramos Lopez. Título: Implementación de Algoritmos de Visión por Computador en Plataforma Android. Co-supervisado con: F. García. Septiembre 2014.
 - M. de Miguel Paraiso. Título: Desarrollo de Herramienta para Comunicación con Vehículo a Través de CAN bus. Co-supervisado con: F. García Fernández. Julio 2015.
 - C. García Duran. Título: Aplicación Android para Detección de Líneas de la Carretera. Co-supervisado con: F. García. Septiembre 2015.
 - A. Carbajo Benito. Título: Aplicación Android para Detección de Señales de Tráfico. Co-supervisado con: F. García. Septiembre 2015.
 - M. Morante Diaz. Título: Aplicación Android para Identificación de Señales de Tráfico. Co-supervisado con: F. García. Septiembre 2015.
 - A. Renedo Salcedo. Título: Monitorización Del Conductor Basado En Dispositivos Android. M. Morante. Título: Aplicación Android para Identificación de Señales de Tráfico. Co-supervisado con: F. García. Septiembre 2015.
 - J. Colina Perez. Título: Algoritmo de Seguimiento de Vehículos en Plataforma Android (PFC) M. Morante. Co-supervisado con: F. García. Octubre 2015.

OTROS MÉRITOS

Premio Galería de Innovación 2015, en la feria Motortec Automecánica de Madrid 2015, en la categoría de "Equipos y Soluciones de Diagnóstico".

Empresa participante: SERCORE TECH S.L.

Centro de investigación: LSI, Universidad Carlos III de Madrid

Si puedes mantener la cabeza sobre los hombros
cuando otros la pierden y te cargan su culpa,
Si confías en ti mismo aun cuando todos de ti dudan,
pero aun así tomas en cuenta sus dudas;

Si puedes soñar y no hacer de tus sueños tu guía
Si puedes pensar sin hacer de tus pensamientos tu meta;
Si Triunfo y Derrota se cruzan en tu camino
y tratas de igual manera a ambos impostores,

Si puedes hacer un montón con todas tus victorias
Si puedes arrojarlas al capricho del azar,
y perder, y remontarte de nuevo a tus comienzos
sin que salga de tus labios una queja;

Si logras que tus nervios y el corazón sean tu fiel compañero
y resistir, aunque tus fuerzas se vean menguadas
con la única ayuda de la voluntad que dice: “¡Adelante!”

Si ante la multitud das a la virtud abrigo,
Si aun marchando con reyes guardas tu sencillez,
Si no pueden herirte ni amigos ni enemigos,

Si todos te reclaman y ninguno te precisa;
Si puedes rellenar un implacable minuto
con sesenta segundos de combate bravío,
tuya es la Tierra y sus codiciados frutos,
Y lo que es más, ¡serás un Hombre, hijo mío!

-Rudyard Kipling

RESUMEN

La implantación de los vehículos autónomos en nuestras carreteras parece estar cada vez más cerca. Sin embargo, numerosos retos quedan por resolver para conseguir una implantación eficiente y segura en el entorno actual del transporte rodado. El despliegue ideal debe ser progresivo y manteniendo, e incluso mejorando la seguridad de las carreteras. Asumiendo el alcance de la técnica en la tecnología que dotará a los vehículos de una autonomía en mayor o menor medida, existen desafíos de interacción entre los distintos tipos de vehículos (según su nivel de autonomía) que aún no han sido resueltos. El comportamiento de los conductores es un factor significativo cuando se trata de la seguridad del tráfico, además de la interacción con otros usuarios vulnerables existentes como los peatones.

Las principales contribuciones de esta investigación se centran en factores humanos dentro de estas tecnologías, tanto en la fase híbrida de conducción manual con sistemas de ayuda a la conducción, como de una fase avanzada donde la interacción entre el vehículo autónomo y el resto de los usuarios de la vía será clave de cara a lograr la implantación de estas tecnologías. Primero, se presenta un sistema de ayuda a la conducción desarrollado para monitorizar y detectar el comportamiento de los conductores. La mayoría de los conductores que conducen con un comportamiento inoportuno requieren sólo información para cambiar su comportamiento y adecuarse a la vía, con ello, se obtendrá un entorno con conductores más seguros y eficientes. Conocer el comportamiento de los actuales conductores ayudará a resolver las incógnitas en cuanto a la interacción con vehículos autónomos. El segundo ámbito presentado es relativo al conocimiento del entorno, con la intención de progresar en el desarrollo del conocimiento del entorno sin necesidad de equipos complejos de procesado, únicamente los actualmente comunes *smartphones*; ayudarán en la seguridad vial aportando más información al vehículo (sea o no autónomo). Por último, tras la detección del entorno y en concreto de los peatones, se realiza un estudio pormenorizado de la interacción peatón-vehículo, pieza clave para alcanzar el objetivo de seguridad en un futuro autónomo. Se profundiza en la cuestión específica de la interacción entre peatones y vehículos automatizados, evaluando los recientes avances en las interfaces externas hombre-máquina (eHMI), que permiten transmitir información sobre el estado y la intención del vehículo al resto de los participantes en el tráfico. Se explorarán los últimos avances y se presentarán y contextualizarán estudios que analicen su eficacia a partir de datos de retroalimentación de los peatones. Como resultado de ello, pretendemos dibujar una amplia perspectiva sobre el estado actual y las técnicas recientes del eHMI y algunas directrices que fomenten la investigación y el desarrollo futuros de estos sistemas.

El objetivo final de esta tesis es conectar el presente con el futuro de la conducción autónoma. Realizado un estudio del comportamiento del conductor, podemos

conocer cómo interactúa con otros vehículos no autónomos (presente), para definir cómo lo hará en un futuro con vehículos autónomos. Además de conocer su entorno e interacción para establecer los canales de comunicación más eficientes con los peatones, que darán como resultado un entorno más seguro, eficiente y accesible.

Contenido

Lista de figuras	vi
Lista de tablas	viii
Nomenclatura	ix
Capítulo 1 : Introducción	1
1.1. Transporte rodado	1
1.2. Motivación.....	4
1.3. Estructura del documento	6
Capítulo 2 : Estado del arte	7
2.1. Comportamiento del conductor.....	7
2.1.1. Definición y origen de la agresividad al volante	8
2.1.2. Interfaces para el análisis del comportamiento del conductor.....	12
2.1.3. Agrupación según el comportamiento del conductor	14
2.1.3.1. Hidden Markov Model (HMM).....	14
2.1.3.2. Lógica confusa o Fuzzy	15
2.1.3.3. Redes neuronales (NN)	16
2.1.3.4. K-means.....	17
2.1.3.5. Modelo de mezcla Gaussiana o Gaussina Mixture Model (GMM)..	18
2.2. Interacción con el vehículo	19
2.2.1. Entorno del vehículo	20
2.3. Vehículos autónomos	21
2.3.1. Aceptación de los vehículos autónomos	24
2.3.2. Interacción peatón-vehículo	25
Capítulo 3 : Interfaz conductor-vehículo	27
3.1. Lectura y decodificación de CAN bus	27
3.1.1. SIMBA: Sistema Integrado de Monitorización Bidireccional del Automóvil.	30
3.2. Integración del sistema en la plataforma IVVI 2.0	32
3.3. Receptor GPS y sistema inercial IMU	33
3.4. Análisis de los descriptores	35
3.4.1. Velocidad lineal del vehículo.....	37

3.4.2.	Revoluciones por minuto	38
3.4.3.	Pedal de freno.....	39
3.4.4.	Pedal de acelerador	39
3.4.5.	Movimiento del ángulo del volante	40
3.4.6.	Aceleración lineal- IMU.....	40
3.4.7.	Localización GPS	41
3.4.8.	Análisis en el dominio de la frecuencia	42
3.5.	Resultados análisis por descriptores	44
3.6.	Aplicación de Gaussian Mixture Model.....	53
3.7.	Resultados Gaussian Mixture Model.....	56
Capítulo 4 :	Entorno del conductor.....	61
4.1.	Percepción del entorno: peatones	61
4.2.	Detección del peatón: Haar-like e Histograma de gradientes orientados (HOG).....	62
4.3.	Estimación de la localización	63
4.4.	Modelo Pin-hole	64
4.5.	Corrección de la distancia según los sensores internos.....	64
4.6.	Algoritmo de seguimiento.....	65
4.7.	Técnica de asociación y gestor lógico de seguimiento	67
4.8.	Resultados en la detección de peatones	68
Capítulo 5 :	Interfaz peatón-vehículo	73
5.1.	Toma de decisiones	74
5.1.1.	Reglas formales.....	75
5.1.2.	Reglas informales.....	75
5.2.	Tecnologías en el desarrollo de eHMI	76
5.2.1.	Pantallas	77
5.2.2.	Línea de luz (Led)	77
5.2.3.	Luces de freno delanteras.....	78
5.2.4.	Proyecciones.....	78
5.2.5.	Simulación del contacto visual	79
5.2.6.	Interfaces audibles.....	79
5.2.7.	Posicionamiento y visibilidad	80

5.3.	Experimentación según entornos	81
5.3.1.	Encuestas basadas en imágenes y videos.....	81
5.3.2.	Entorno virtual (VR)	85
5.3.3.	Experimentos en mundo real.....	87
5.4.	Resultados de la investigación	91
Capítulo 6 :	Conclusiones y trabajo futuro.....	97
6.1.	Conclusiones interfaz conductor-máquina.....	97
6.2.	Conclusiones entorno del conductor	98
6.3.	Conclusiones interfaz peatón- máquina.....	99
Referencias	101

Lista de figuras

Figura 1: Distancia media diaria recorrida (Km), en la Unión Europea (UE/ EU), [2].....	2
Figura 2: Muertes en carretera en la UE 2001-2020, [3].....	3
Figura 3: Proceso de clustering o agrupamiento. μ_1 y μ_2 son los centroides de cada grupo y son parámetros que identifican a cada uno de ellos.	14
Figura 4: Diagrama de transición de estado de un modelo oculto de Markov..	15
Figura 5: Las funciones de los diferentes perfiles que caracterizan a los cuatro conductores	16
Figura 6: Modelo de mezcla Gaussiana con $K=2$, [46].....	18
Figura 7. Plataforma de investigación IVVI 2.0	28
Figura 8: Diagrama CAN bus	29
Figura 9: Niveles e tensión para los diferentes canales CAN bus. Para un '1', los niveles son de 3,5V en CANH y 1,5V en CANL. Para un '0', los niveles son de 2,5V en CANH y en CANL.	29
Figura 10: Esquema CAN bus con Gateway, [85]	30
Figura 11: Primer prototipo del proyecto SIMBA, basado en una placa Raspberri Pi2.	31
Figura 12: Implementación de la pantalla táctil en el dispositivo SIMBA.	31
Figura 13: Interfaz gráfica (GUI), salida del sistema SIMBA	32
Figura 14: Esquema CAN bus y el dispositivo SIMBA.	33
Figura 15: IMU y GPS instalado en el IVVI 2.0.....	33
Figura 16: Flujo de información proporcionado por el CAN bus y el dispositivo de verdad en tierra GPS-IMU.	36
Figura 17: Descripción de la arquitectura del sistema experto, el flujo de información y conocimientos	37
Figura 18: Ejemplos de escenarios de pruebas de entorno interurbano (a, c, d) y entorno urbano (b).....	42
Figura 19:Análisis espectral del movimiento del volante en el entorno de la autopista. La potencia de la señal (db) se representa en el eje vertical, la frecuencia (Hz) y el tiempo, que representan el momento en que se calcula el análisis espectral, se representan en el eje horizontal.	43
Figura 20: Evolución del intervalo de frecuencia del movimiento del volante en una autopista	44
Figura 21: El conector OBDII (arriba) y el prototipo final de sistema lector CAN bus (SIMBA).....	45
Figura 22: Desviación estándar para la velocidad del vehículo, para un intervalo de tiempo=20s. El rojo indica un conductor agresivo, y la línea azul, un	

conductor normal. Entorno del centro de la ciudad, entorno interurbano del centro y entorno de la autopista de abajo.....	46
Figura 23: Desviación estándar para las revoluciones por minuto (r.p.m.) del motor, para un intervalo de tiempo=20s. El rojo indica un conductor agresivo, y la línea azul, un conductor normal. El entorno del centro de la ciudad, el entorno interurbano del centro y el entorno de la autopista.	47
Figura 24: Porcentaje medio de acelerador presionado durante un intervalo de tiempo=20s. El rojo indica conductor agresivo, y el azul conductor normal. Entorno del centro de la ciudad, entorno interurbano del centro y entorno de la autopista.	48
Figura 25: Desviación estándar de la dirección para un tiempo de intervalo = 20 s. El rojo indica un conductor agresivo, y el azul un conductor normal. Arriba: entorno del centro, centro: entorno interurbano y abajo: entorno de la autopista.	49
Figura 26: Picos locales para la aceleración del eje longitudinal, para un tiempo de intervalo = 20 s. El rojo indica un conductor agresivo, y el azul un conductor normal. Arriba: entorno del centro, centro: entorno interurbano y abajo: entorno de la autopista.	49
Figura 27: Picos locales para la aceleración del eje transversal durante un tiempo de intervalo = 20 s. El rojo indica un conductor agresivo, y el azul un conductor normal. Arriba: entorno del centro, centro: entorno interurbano y abajo: entorno de la autopista.	50
Figura 28: Aceleración lateral (desviación estándar), para tres sujetos (A, B y C). En los escenarios interurbanos (abajo) y urbanos (arriba). El umbral de esta característica se identifica en verde	52
Figura 29: Acelerador (desviación estándar), para tres sujetos (A, B y C). En los escenarios interurbanos (abajo) y urbanos (arriba). El umbral de esta característica se identifica en verde.	52
Figura 30: RPM (desviación estándar), para tres sujetos (A,B y C). Aquí, todos los conductores llegan a un nivel superior a las 400 RPM en el vehículo mientras realizan una conducción agresiva.	52
Figura 31: Aceleración longitudinal (desviación estándar), para tres sujetos (A, B y C). Aquí, todos los conductores llegan a un nivel superior a las 400 r.p.m. en el vehículo mientras realizan una conducción agresiva.	53
Figura 32: Flujo de información proporcionado por CAN bus y GPS-IMU.	54
Figura 33: Datos de entrada etiquetados. Rojo comportamiento agresivo, azul comportamiento no agresivo.	56
Figura 34: Resultados GMM donde en (a) μ_k =diagonal (Sigma) y $\Sigma_k=1$ (covarianza. En (b) μ_k =full (Sigma), $\Sigma_k=0$ (covarianza).	57
Figura 35: Resultados GMM μ_k =full(Sigma), $\Sigma_k=1$ (covarianza).	58

Figura 36: La probabilidad de que un punto pertenezca a una conducción agresiva basada en los grupos definidos.	59
Figura 37: Desarrollo de la aplicación para el laboratorio LSI.	61
Figura 38: Características Haar-like [93].	62
Figura 39: Eje de coordenados utilizado por la API de Android.	65
Figura 40: Representación del funcionamiento del algoritmo húngaro, algoritmo de optimización combinatoria que puede resolver el problema de asignación en tiempo polinómico.....	67
Figura 41: Ejemplo de prueba de movimiento lateral, fijado en $x=5$ metros. Estimación (arriba) y error (abajo), detector Haar.	68
Figura 42: Ejemplo de prueba de movimiento lateral, fijado en $y=10$ metros. Estimación (arriba) y error (abajo). Detector Haar.	69
Figura 43: Ejemplo de seguimiento, con la detección del cuadro delimitador y la distancia resaltada en verde ($y=1,83m$; $x= - 0,29$ m).	70
Figura 44: Ejemplo de seguimiento, con la detección del cuadro delimitador y la distancia resaltada en verde ($y=6,70m$; $x= - 0,11$ m).	71
Figura 45: Diferentes tecnologías del eHMI: (a) pantalla sonriente, (b) pantalla en el parabrisas que muestra en texto información sobre lo que debe hacer el peatón, (c) luces de freno delanteras, (d) vehículo con apariencia humana con ojos para mostrar la detección, (e) ícono de ceda el paso, (f) tira de luz LED en el parabrisas, (g) proyección de mensajes en la carretera.	80

Lista de tablas

Tabla 1: Niveles de automatización de la conducción SAE International	23
Tabla 2: Entrada de descriptores a través del CAN bus.....	36
Tabla 3: Resultados de las pruebas con error medio, absoluto	71
Tabla 4: Lista de todos los estudios de todos los experimentos mostrados en este documento ordenados por tipo de experimento, entorno y método de codificación de mensajes en orden alfabético.....	90
Tabla 5: Resumen de las directrices obtenidas de la revisión de la literatura ...	95

Nomenclatura

Acrónimos/ Abreviaciones

2D	2 Dimensiones
3D	3 Dimensiones
ADAS	Advanced Driving Assistance System
AVIP	Autonomous Vehicle Interaction Principle
BP	Back Propagation
CAN	Controller Area Network
CMAC	Cerebellar Model Articulation Controller
CUDA	Compute Unified Device Architecture
DARPA	Defense Advanced Research Projects Agency
DGPS	Differential Global Positioning System
DTW	Dynamic Time Warping
eHMI	External Human Machine Interface
EM	Expectation Maximization
FFNN	Feed-Forward Neural Network
GMM	Gaussian Mixture Model
GPS	Global Positioning System
GPU	Graphics Processing Unit
HMD	Head Mounted Display
HMI	Human Machine Interface
HMM	Hidden Markov Model
HOG	Histogram of Oriented Gradients
HRF	Handling Risk Factor
IA	Inteligencia Artificial
ICP	Iterative Closest Point
IDS	Intelligent Driving System
IMU	Inertial Measurement Unit
ISO	International Organization for Standardization
ITS	Intelligent Transportation System
IVVI	Intelligent Vehicle based on Visual Information
KF	Kalman Filter
LED	Light-Emitting Diode
LGO	Localized Gradient Orientation
LIS	Laboratorio de Sistemas Inteligentes
LVQ	Learning Vector Quantization

MMI	Machine-Man Interface
NHTSA	National Highway Traffic Safety Administration
NN	Neural Network (Capítulo 2)
NN	Nearest Neighbour (Capítulo 4)
PAC	Pulse Aperture Correlator
PCC	Position Current Car
PDF	Probability Density Function
RGB	Red, Green, Blue
ROS	Robot Operating System
RTK	Real-Time Kinematic
SAE	Society of Automotive Engineers
SI	Sistema Internacional
	Sistema Integrado de Monitorización Bidireccional
SIMBA	del Automóvil
SIT	Sistemas Inteligentes de Transporte
SVM	Support Vector Machine
SVR	Support Vector Regression
TCI	Task Capacity Interface
UE	Unión Europea
UKF	Uncested Kalman Filter
UNECE	United Nations Economic Commission for Europe
VA	Vehículos Autónomos
VIP	Visually Impared Peopled
VRU	Vulnerable Road User

Capítulo 1 : Introducción

Llegar a un destino suele ser el principal objetivo de la conducción. En la conducción no autónoma, el conductor experimenta un proceso de toma de decisiones y retroalimentación para alcanzar su destino objetivo. Además del objetivo primario, se incluyen una serie de metas secundarias entre las que ha habido una controversia duradera en relación con el papel que desempeña el riesgo de colisión. En [1] se argumenta que el riesgo de colisión no suele ser significativo en el ciclo de adopción de decisiones, lo que sí es relevante es la información sobre la dificultad de la tarea de conducir.

Se espera que en las próximas dos décadas los vehículos autónomos pasen de concepto a realidad con la venta de decenas de millones de unidades por año. Los coches autónomos tendrán que iterar con otros usuarios no autónomos en el mismo entorno, la carretera. Este cambio marcará el comienzo de una nueva era de la experiencia del usuario del vehículo, pero también propone un reto en los procesos de intercomunicación humano-máquina. Modelar y entender el comportamiento y la toma de decisiones de los actuales usuarios del entorno de la carretera, supondrá una aceleración en el despliegue de la conducción autónoma y su aceptación.

1.1. Transporte rodado

Según la Comisión Europea [2], los europeos están conduciendo más que nunca. En particular en España ha habido un repunte en los kilómetros por vehículo anuales, y esto se ve reflejado en la media diaria de kilómetros, excediendo los 70 kilómetros incluso llegando a los 80 kilómetros en fin de semana, por tanto, su objetivo no es sólo ser un medio para ir a trabajar o para asistir a un centro educativo, sino también para disfrutar del ocio.

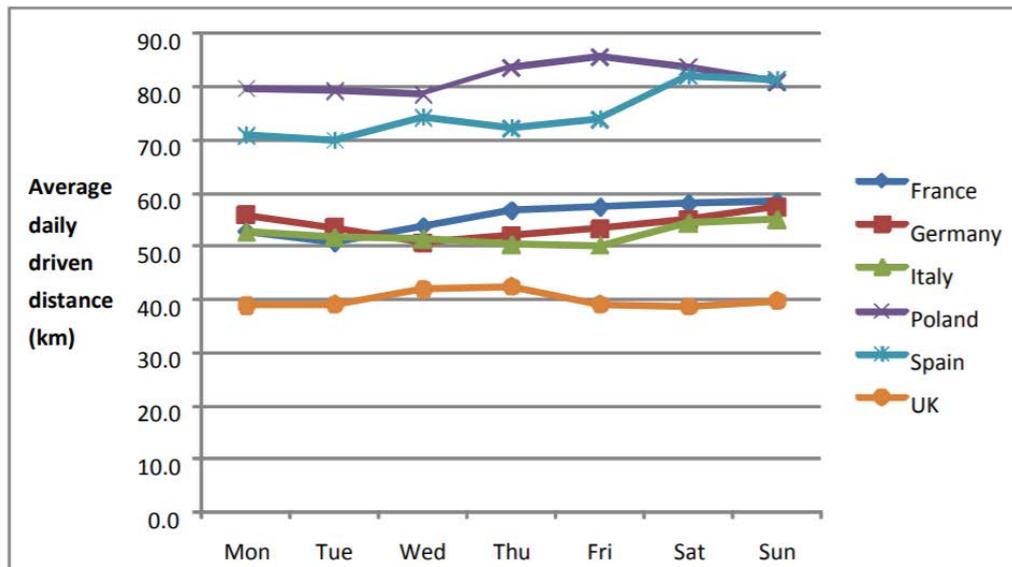


Figura 1: Distancia media diaria recorrida (Km), en la Unión Europea (UE/ EU), [2].

El transporte personal ha estado centrado en el automóvil desde su aparición, además de adquirir un alto precio en la economía, la sociedad y el medio ambiente. La Comisión Europea estima que en 2019 se registraron 22.800 fallecimientos por accidentes de tráfico en los 27 Estados miembros de la UE, [3]. Esto representa casi 7.000 fallecimientos menos que en 2010, una disminución del 23%. En comparación con 2018, el número se redujo en un 2%. Si bien la tendencia subyacente sigue siendo descendente, el progreso se ha ralentizado en la mayoría de los países desde 2013. El año 2020 puede resultar aún un año atípico, con indicios tempranos de que es probable que el número de muertes en carretera disminuya significativamente en vista de las medidas adoptadas para hacer frente al Coronavirus, pero no lo suficiente como para cumplir el objetivo de la Unión Europea, establecido en 2010 con el propósito de reducir el número de muertes a la mitad.

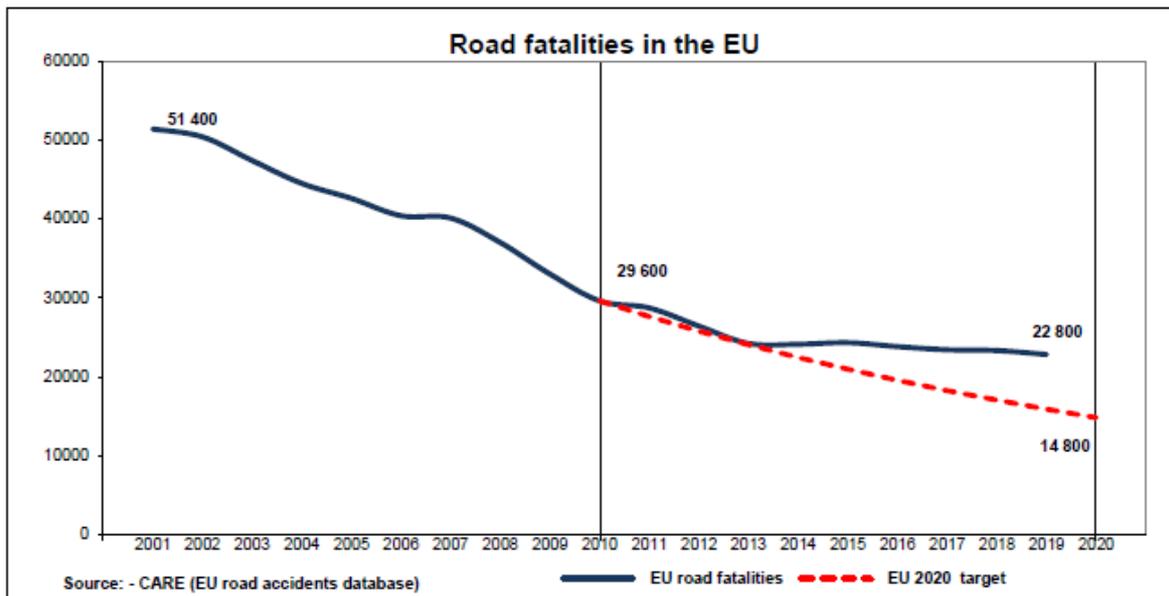


Figura 2: Muertes en carretera en la UE 2001-2020, [3].

Particularmente en España, se estima que se produjeron 36 muertes en carretera por millón de habitantes en 2019, lo que está muy por debajo de la media de la UE. Esto representa un descenso del 6% en el número de muertes desde 2018. En la última década se ha producido un buen progreso, ya que el número ha disminuido a un ritmo más rápido que la media de la UE (31%).

Las secuelas del transporte no solo son medibles en cuanto a fallecimientos; en algunas zonas urbanas, los viajeros pierden hasta 100 horas al año en a causa de la congestión del tráfico. Las pérdidas de productividad debidas a la congestión de las carreteras representan el 1% del producto interior bruto de la UE. El transporte por carretera también contribuye de manera significativa y creciente a la contaminación atmosférica y al cambio climático, siendo responsable de hasta el 30% de las emisiones de pequeñas partículas en las ciudades europeas, así como de más del 70% de las emisiones de CO₂ en la UE procedentes de todos los medios de transporte. En total, se estima que cada año se producen más de medio millón de muertes prematuras en la UE.

Los rápidos cambios en el sistema de transporte pueden tener efectos negativos que van mucho más allá del propio transporte. Por ejemplo, influyen en la demanda y la oferta de trabajadores y aptitudes requeridas, la demanda de materias primas esenciales, la forma en que se tratan nuestros datos, o quién tiene acceso a qué tipo de medios de transporte. Las nuevas tecnologías por sí solas pueden empeorar el tráfico, al disminuir los costos y aumentar la demanda, al tiempo que aumentan el uso general de la energía. Si no se gestionan esos cambios pueden provocar un aumento de las diferencias de nuestra sociedad.

La Comisión Europea ya está trabajando en intentar predecir el futuro del transporte, ha publicado diferentes informes, en los últimos años en relación con el futuro de la conducción [4] y respecto al futuro del transporte rodado y sus implicaciones. Se auguran enormes cambios que como la automatización, la conectividad y la descarbonización representan una oportunidad para avanzar hacia un sistema de transporte más accesible, más eficiente, más seguro y menos contaminante. Estos cambios podrían repercutir en el modelo actual de propiedad de vehículos, fomentando el concepto de compartir vehículos y mejorando la accesibilidad a los mismos.

Según Biagio Ciuffo, autor principal del informe [4], *"Las nuevas tecnologías de transporte por sí solas no mejorarán nuestras vidas. Las mejoras en la gestión y el desarrollo de soluciones innovadoras de movilidad serán cruciales para asegurar que el futuro del transporte sea más limpio, más seguro y más equitativo que su presente centrado en el automóvil"*. En este mismo informe, los más de 60 autores evalúan las tendencias actuales y futuras del sector del transporte por carretera e identifican dos factores clave del éxito:

- Una mejor gestión del sistema de transporte multimodal, en el que la función de todos los agentes está definida y coordinada por autoridades responsables.
- Establecimiento de una red de centros de desarrollo "vivientes"¹ europeos donde se puedan aplicar nuevas opciones y modelos de gestión, con el compromiso directo y proactivo de los ciudadanos, sería un paso muy importante asegurando que las soluciones adoptadas pueden realmente entregar lo que prometen.

Los sistemas de transporte son extremadamente complejos y sus elementos se influyen mutuamente, a menudo de manera inesperada: la conducción conectada y autónoma es un buen ejemplo.

1.2. Motivación

En los últimos años, se han realizado numerosos estudios entorno al desarrollo técnico de los vehículos autónomos, pero se ha infravalorado el hecho de que la conducción autónoma será precedida con una interacción con la conducción no autónoma y por ello debemos entender con exactitud el entorno de la carretera. Debido a los estudios recientes donde el uso de los vehículos es cada

¹Se utiliza "vivientes" por la traducción literal del informe, pero el significado que se busca es el de adaptables. El autor propone que sean centros de desarrollo adaptables según vayan apareciendo los nuevos desafíos.

vez mayor [2], y el número de accidentes no desciende drásticamente [3], podemos afirmar que no tenemos un control total en cuanto a seguridad en el entorno actual, no autónomo. A corto plazo, esta situación de coexistencia entre los vehículos autónomos y no autónomos, es decir, automóviles que van a seguir unas reglas previamente definidas (los AV) y los coches no autónomos, que siguen la normativa, pero donde también se produce un factor humano, a menudo variable; requieren un estudio y soluciones a las posibles situaciones. Además de ser un escenario con multitud de variables, en la carretera también se produce una interacción con otros usuarios, como peatones y ciclistas, estos desafíos junto a coexistencia con AV tienen en común la necesidad de interacción en múltiples escenarios y con requerimientos de una comunicación precisa, rápida e inequívoca.

Por todo ello, la presente tesis tiene como objetivo resolver problemas que se encuentra actualmente en el entorno de la carretera, principalmente para mejorar la seguridad y la eficiencia. Los temas elegidos han sido seleccionados para poder resolver variables que puedan ayudar en la implantación de los vehículos autónomos. La propuesta de soluciones está dentro del marco de utilización de elementos de bajo coste, desarrollando hardware propio con elementos de precio accesible y viable para su implementación, o el uso de *smartphones*.

- Detección y clasificación del comportamiento del conductor. Desarrollando hardware y software para la adquisición de los datos del CAN bus de la plataforma de investigación IVVI 2.0. La detección y clasificación está basada en fusión de datos y aprendizaje automático, como GMM.
- Detección del entorno del conductor. Esta línea de investigación nació con el objetivo de poder perfeccionar el algoritmo de comportamiento del conductor, teniendo más información de contexto de conducción. En este sentido se han realizado avances en diversos ámbitos, como son la detección de peatones, y la detección de la calzada.
- Conocido el comportamiento y el entorno del conductor, la siguiente línea de investigación fue la comunicación peatón-conductor, la cual se gobierna con reglas informales de comunicación que deberán adecuarse para un futuro sin conductor, con la llegada de los vehículos autónomos.

El *Estudio en tecnologías de conducción autónoma centrados en factores humanos* presentado en esta tesis, se centra en los factores internos relativos al conductor como su comportamiento y la interacción con otros conductores,

como externos, de nuevo referentes al conductor como la detección del entorno, como la ausencia del mismo, la interacción peatón y vehículo autónomo.

1.3. Estructura del documento

A continuación, se presenta un breve apunte de la estructura del documento.

El Capítulo 2 constituye la parte principal de toda la revisión de la literatura y consiste en varias partes. Empezando con una visión general de los factores humanos relacionados con el comportamiento de los conductores, y un análisis concreto de la agresividad y sus posibles orígenes. A continuación, con respecto al análisis del comportamiento del conductor, se lleva a cabo una revisión de la literatura de los diferentes algoritmos de *clustering* o agrupación utilizados para evaluar el comportamiento del conductor. La propuesta para la detección de agresividad en el conductor se presenta en el Capítulo 3.

El Capítulo 4 describe el enfoque metodológico de la investigación referente al entorno del conductor y la detección de peatones.

El Capítulo 5 explora el fenómeno de la interacción entre los vehículos autónomos y los peatones, así como su aceptación; además se presentan los resultados de la investigación realizada en torno a la interfaz peatón- vehículo, en concreto con los external Human Machine Interface (eHMI), la teoría referente a la aceptación y toma de decisiones, para finalizar con unas guías para el desarrollo de este tipo de dispositivos.

En el Capítulo 6, se hace una síntesis de las conclusiones y el trabajo futuro que puede derivarse de las investigaciones que se han planteado en esta tesis doctoral, y se establecen las contribuciones científicas de la presente investigación.

Capítulo 2 : Estado del arte

Los usuarios de la carretera tienen que negociar continuamente con el entorno del tráfico, incluyendo coches, autobuses, ciclistas y peatones. Por ello, cada usuario de la carretera debe tener en cuenta las intenciones y los comportamientos de los demás usuarios. Las normas de tráfico ayudan a definir la forma adecuada de comportarse en diferentes situaciones, estas normas formales también indican las intenciones y los comportamientos de otros usuarios de la carretera; sin embargo, no todos los usuarios actúan de acuerdo con las normas de tráfico. Las razones del incumplimiento de las leyes de tráfico pueden ser la falta de motivación o el desconocimiento de las normas formales en situaciones de tráfico específicas. Además, algunas normas de tráfico no son congruentes con el diseño de la carretera, o las normas no se ajustan a las necesidades humanas o a las pautas naturales de comportamiento.

Los avances en las tecnologías de computación, la Inteligencia Artificial (IA) y las tecnologías de percepción han dado lugar a un nuevo conjunto de aplicaciones englobadas en el concepto de Sistemas Inteligentes de Transporte (SIT), con el objetivo de mejorar la operación y seguridad del transporte. Su fin es ayudar en esta interoperabilidad entre los distintos elementos y usuarios de la carretera, desde los sistemas de cobro de peajes, hasta Sistemas Avanzados de Asistencia al Conductor (ADAS) que tratan de ayudar a detectar de antemano las situaciones peligrosas y advertir al conductor, o incluso en ciertas ocasiones tomando el control del vehículo para evitar el peligro. El aumento de la automatización fomenta el comportamiento más distraído del conductor, la mayor parte de la investigación relativa a los vehículos se ha centrado en comprender la situación fuera del vehículo. Sin embargo, modelar y entender el comportamiento de los conductores y la toma de decisiones de los principales usuarios del entorno actual de la carretera, así como la interacción vehículo-peatón, supondrá una aceleración en el despliegue de los vehículos autónomos (VA).

2.1. Comportamiento del conductor

Una vez que un vehículo de motor comienza a moverse, el conductor debe evitar la colisión realizando continuamente ajustes de dirección y velocidad para evitar este resultado. Esta tarea de conducir se ha estudiado en base a diferentes conceptualizaciones. Centrándose en la implicación de seguridad [5], se define la conducción como las distintas tareas que se producen para sortear las posibles consecuencias aversivas y en su ejecución en el adecuado marco temporal;

suponiendo que el riesgo objetivo de colisión estaba relacionado con el grado de demora de una respuesta, una vez que se había superado un umbral crítico. Un ejemplo de una respuesta de evitación retardada podría ser, no disminuir la velocidad al acercarse a un vehículo que está girando, que se esperaba que estuviera fuera de la trayectoria del conductor en el momento en que se alcanzara su posición.

Si estamos de acuerdo en que la tarea del conductor es alcanzar los objetivos de movilidad evitando las colisiones, entonces lo más relevante para la toma de decisiones de los conductores es la percepción de dificultad que tienen para cumplir esas tareas; surge entonces la pregunta de qué determina la dificultad de la tarea de conducir. Según el trabajo realizado en [6], el concepto de dificultad de la tarea se elabora en el marco del modelo de interfaz tarea-capacidad (TCI, por sus siglas en inglés), que describe la interacción dinámica entre los determinantes de la demanda de la tarea y la capacidad del conductor. Esta interacción es la que produce diferentes niveles de dificultad de la tarea. Cuando la capacidad excede la demanda, la tarea es fácil; cuando la capacidad es igual a la demanda, el conductor está operando al límite de su capacidad y la tarea es muy difícil. Cuando la demanda excede la capacidad, entonces la tarea es por definición demasiado difícil y el conductor falla en la tarea, entonces se produce la pérdida de control, y esto quizás lleva a una colisión o a que el vehículo se salga de la carretera. Por lo tanto, en esencia, la dificultad de la tarea es inversamente proporcional a la diferencia entre la demanda de la tarea y la capacidad del conductor. Con un nivel estático de capacidad, cualquier evento que aumente la demanda de la tarea reducirá esta diferencia crítica, aumentando la dificultad de la tarea y potencialmente desafiará la seguridad.

La capacidad del conductor está inicialmente limitada por las características biológicas del conductor, como la capacidad de procesamiento de información y la velocidad, el tiempo de reacción, el alcance físico, la coordinación motora, y quizás la flexibilidad y fuerza. Sin embargo, esta capacidad no es necesariamente constante en cualquier momento, porque es vulnerable a una gran cantidad de variables de factor humano. Entre las variables figuran los factores de actitud, motivación, esfuerzo, fatiga, somnolencia, hora del día, drogas, distracción, emoción y estrés. Cualquiera de ellos puede restarle competencia al conductor para obtener un nivel de capacidad algo menor.

2.1.1. Definición y origen de la agresividad al volante

Uno de los aspectos menos estudiados del estilo de conducción es la conducción agresiva, por ahora, no existe definición consistente. Esa ambigüedad en la definición en la literatura impide que los investigadores muestren claramente

los resultados. El entonces director de la administración nacional de tráfico de los Estados Unidos (NHTSA por sus siglas en inglés, National Highway Traffic Safety Administration) en su testimonio ante el Congreso de los Estados Unidos [7], definió la conducción agresiva como aquella que *“pone en peligro o puede poner en peligro a las personas o la propiedad”*. Además, Martínez explicó que esto incluye una amplia variedad de conductas, que van desde la conducción arriesgada (por ejemplo, saltarse los semáforos en rojo, zigzaguear en el tráfico, exceso de velocidad) hasta la violencia (por ejemplo, sacar intencionadamente un vehículo de la carretera, enfrentarse a un conductor con un arma). Esta definición es integral y se ajusta a la noción popular de conducción agresiva, aunque no es muy precisa.

Según la UNECE [8] el comportamiento agresivo al volante toma muchas formas; los comportamientos típicos incluyen el exceso de velocidad, la conducción demasiado cerca del coche de delante, el incumplimiento de las normas de tráfico, el cambio de carril o la circulación inadecuada, etc.

La conducción agresiva también es perjudicial para el medio ambiente. Las investigaciones del Instituto Flamenco de Investigación Tecnológica de Bélgica [9] han demostrado que la conducción agresiva en condiciones de tráfico intenso puede consumir hasta un 40% más de combustible. Además, los gases de escape de los automóviles conducidos de manera agresiva contenían sustancias químicas considerablemente más contaminantes y en el caso de los niveles de monóxido de carbono, el aumento era hasta ocho veces mayor de lo normal.

A los efectos de la presente tesis, la definición de conducción agresiva es la siguiente: Cualquier comportamiento cometido por el conductor de un vehículo con potencial de causar daños físicos o psicológicos a otros usuarios de vehículos. Comportamientos que podrían englobarse por este término incluyen el exceso de velocidad, el uso violento del vehículo, que pueden venir acompañadas con el uso frecuente del toque de bocina, el parpadeo de luces o adelantar sin espacio adecuado, en definitiva, usar el vehículo con un comportamiento que potencia las posibilidades de provocar un accidente.

Hay muchos enfoques teóricos diferentes sobre el comportamiento agresivo y ninguno se considera una explicación completa. Las teorías biológicas consideran que el comportamiento agresivo es innato, aunque las respuestas específicas pueden ser modificadas por la experiencia. En el psicoanálisis tradicional la hipótesis de la frustración-agresión se centra en el papel de los factores externos, se cree que las situaciones de frustración que impiden o

evitan alguna forma de comportamiento dirigido a objetivos concretos, actúan como catalizador del comportamiento agresivo. Por otra parte, los enfoques de aprendizaje social sostienen que la agresión es una respuesta aprendida a través de la observación o la imitación de otros socialmente relevantes. Todos estos enfoques difieren en su énfasis, pero en general se supone que el comportamiento agresivo es el resultado combinado de estos factores [10].

En la conducción agresiva intervienen muchos factores psicológicos y muchos de ellos pueden resultar difíciles de controlar. Los seres humanos son naturalmente propensos a la territorialidad y tienen tendencia a ver su vehículo como una extensión de su dominio personal; al sentirse amenazados por otros vehículos responden agresivamente por instinto de autoprotección. La conducción también puede llevar a provocar una sensación de poder al volante, fuera de su vida común, se denomina como el efecto "Jekyll y Hyde" [11], en el que alguien normalmente tranquilo y educado se vuelve agresivo al conducir. El instinto competitivo natural del hombre también puede ser un factor en la conducción agresiva, algunos conductores responden al hecho de ser adelantados por otro vehículo como un desafío. A su vez, puede llevarse a cabo para presumir, una conducción a velocidades que están muy por encima del límite de velocidad y a realizar maniobras de adelantamiento arriesgadas. Otro ejemplo de competición en la carretera, son los conductores que corren para pasar más rápido una cadena de semáforos. Se suma que la industria del cine y la televisión nos bombardean con representaciones de conducción agresiva mostradas en un contexto divertido, como las persecuciones de coches en las películas y en los videojuegos infantiles.

Más grave aún es el caso de los conductores que tratan de amenazar o castigar a otros por un determinado comportamiento de conducción que les desagrada. Esta actitud se denomina también "justiciero" e incluye comportamientos como conducir demasiado cerca del vehículo que va delante, frenar repentinamente como advertencia para el vehículo que va detrás, bloquear deliberadamente el carril de adelantamiento, utilizar los faros a plena luz del día para castigar a otros conductores, y gritar o hacer gestos obscenos a otros conductores.

Todos estos comportamientos se ven exacerbados por el estrés y la presión del tiempo de la vida moderna. Las carreteras cada vez más concurridas y congestionadas también provocan sentimientos de frustración y son responsables de casos de la conducción agresiva y falta de respeto a otros conductores, como el uso ilegal del arcén, el cambio de carril sin indicación o el impedir que otros vehículos entren en un carril de tráfico. Incluso se produce ira

en los conductores más lentos, por ejemplo, en los semáforos que parecen tardar demasiado en cambiar. Las investigaciones demuestran que las personas que experimentan sentimientos agresivos/emocionales o de ira antes de subirse a su coche, tienen más probabilidades de continuar este comportamiento al volante [12]. Hay que añadir, que el consumo de alcohol y drogas también puede aumentar la probabilidad de una conducción agresiva.

Además la conducción agresiva es más probable en situaciones en que los conductores se sienten anónimos, como señala [13], las expectativas de castigo disminuyen y los impulsos agresivos se expresan más fácilmente.

La mayoría de las personas conducen de forma agresiva de vez en cuando y muchos conductores ni siquiera se dan cuenta cuando lo hacen. Según una encuesta de EOS Gallup Europe [11] sobre el comportamiento agresivo al volante, el 70% de los conductores de la Unión Europea (UE) que admitieron haber mostrado un comportamiento agresivo en varias ocasiones, afirmaron haberlo sufrido de otros conductores. La encuesta muestra que, aunque no se trata de un fenómeno nuevo, el comportamiento agresivo está aumentando. Cuando se preguntó si la agresividad de los conductores ha aumentado en los últimos años, el 75% de los encuestados en la UE estuvieron de acuerdo.

Debido a la magnitud del problema de la conducción agresiva, el aumento de la aplicación de la ley y otras medidas externas sólo tendrán un efecto relativamente limitado. Lo que se necesita es que los conductores reconozcan el problema y se decidan a tratar de frenar su propia conducción agresiva y a mostrar más respeto por los demás usuarios de la carretera. Un estudio realizado sobre registros reales de monitorización de la conducción, comparó la incidencia de accidentes de vehículos con y sin estos registradores [14], los resultados indican que el uso de los registradores de datos dio lugar a una reducción media de los accidentes del 20%. Gran parte de los trabajos de los últimos años, como [15] tienen como objetivo proporcionar información en tiempo real a los conductores para advertirles e intentar influir positivamente en su comportamiento. En [16] demuestran cómo la información de la familia puede mejorar la conducta al volante más allá del grupo objetivo de los jóvenes conductores noveles. En la presente tesis se propone, un sistema avanzado de detección y clasificación de este comportamiento, como el presentado en el Capítulo 3, el cual puede ser determinante para reducir los niveles de agresividad en las carreteras.

2.1.2. Interfaces para el análisis del comportamiento del conductor.

El análisis del comportamiento de los conductores es un tema común en los SIT y en el estudio de factores humanos. Dos de las principales tendencias para el análisis del comportamiento de los conductores son:

1. El uso de la información disponible proporcionada por el vehículo, integrado en los sensores disponibles, para proporcionar información relacionada con el estado del conductor y su comportamiento.
2. El uso de dispositivos diseñados y montados específicamente en un vehículo para este propósito, por ejemplo, cámaras de visión o incluso cámaras 3D.

La primera tendencia el uso de sensores a bordo ya disponibles en el vehículo para analizar el comportamiento del conductor, es una alternativa de bajo coste y con grandes resultados. Los vehículos modernos incluyen una amplia variedad de sensores y dispositivos de comunicación, que proporcionan una gran cantidad de datos; que pueden ser utilizados para identificar el comportamiento específico de los conductores, entre otros factores humanos. Algunas de estas tecnologías ya están disponibles en el mercado con aplicaciones como la recomendación de cambio de marcha, que proporcionan información al conductor relativa a la maniobra de cambio de marchas, para ahorrar combustible y maximizar la respuesta del motor. Otros ejemplos pueden encontrarse en la literatura, por ejemplo en [17] donde los autores proporcionaron la identificación del conductor basada en la información sobre el patrón de conducción. En otros trabajos [18] y [19] discutieron sobre la identificación de la fatiga del conductor basada en el movimiento del volante.

En [20] los autores describieron un primer intento de realizar un análisis del comportamiento del conductor basado en la información CAN bus, mediante el uso de modelos ocultos de Markov (HMM por sus siglas en inglés) para la detección de eventos, detección de distracciones e identificación de conductores. Los autores informaron de tasas de éxito que van desde el 30% hasta 70%. El trabajo realizado en [21], utilizaron de nuevo un sistema basado en la información CAN bus y la lógica difusa (Fuzzy) para ampliar el alcance de los vehículos eléctricos.

La disponibilidad de modernos teléfonos inteligente con capacidad de procesamiento y sensores avanzados ha llevado al desarrollo de aplicaciones avanzadas que utilizan estos dispositivos para proporcionar análisis de conductores. Por ejemplo en [22], se proporcionó el reconocimiento del estilo de conducción con el Dynamic Time Warping (DTW) y un *smartphone* [23] los

cuales utilizaron de nuevo la lógica difusa, para identificar las maniobras arriesgadas y mejorar eficiencia de los conductores, mientras que en [24] se utilizaron redes neuronales (siglas en inglés NN) para mejorar la eficiencia en vehículos eléctricos. La fusión de los datos del CAN bus y otras fuentes de información se presentan en [25] y [26], en el primer caso con un conjunto de micrófonos y cámaras de vídeo, y en el segundo con una cámara frontal. Ambos lograron el análisis del comportamiento del conductor, el primer método proporciona aproximadamente un 40% de detección positiva, mientras que el segundo proporciona hasta un 78,9% de detección positiva. En la sección 2.1.3 se realiza una visión general de los diferentes algoritmos de clustering o agrupamiento.

La segunda tendencia logra la supervisión del conductor mediante el uso de dispositivos externos, proporcionando más información al sistema. En el trabajo de [27], se identifica la mirada del conductor basado en un sensor de bajo coste: Kinect de Microsoft y la coincidencia de nubes de puntos 3D basada en la método del punto más cercano iterativo (ICP, por sus siglas en inglés). En el trabajo presentado por [28] dos cámaras son utilizadas para proporcionar un modelado frontal y de perfil facial exacto en 3D, además de síntesis de poses en 2D.

[29] realizaron una estimación de la postura de la cabeza en 3D basada en la orientación del gradiente localizado (LGO, por sus siglas en inglés) y regresión de vectores (SVR). [30] proporcionaron el seguimiento del movimiento basado en modelos y en el flujo óptico. En el trabajo presentado por [31], Las cámaras de infrarrojos se utilizan para identificar la ubicación del ojo. [32] realizaron la extracción de características de la cámara utilizada junto con varios parámetros biológicos, como el porcentaje de cierre del ojo, cantidad de ojos cerrados y la posición actual del coche (PCC).

Otros sistemas de vigilancia de conductores como el descrito por [33], requieren mediciones de señales biomédicas. Este requisito es menos fiable, debido al hecho de que estos métodos intrusivos provocan cambios en el comportamiento de los conductores, reduciendo la relevancia de los datos medidos. Además, la falta de comodidad dificulta su generalización y uso en aplicaciones comerciales.

El trabajo realizado en el Capítulo 3, se basa en la primera tendencia en la que los datos son recuperados de las tecnologías disponibles en la plataforma IVVI 2.0 [34]. Estas tecnologías incluyen el sistema de monitorización del canal de comunicación CAN bus, así como un avanzado sistema GPS+IMU. Este último no suele estar incluido en los vehículos comerciales, sin embargo, los *smartphones*

incluyen tecnologías similares, que combinadas con la información del CAN bus permitirían que la propuesta algoritmo pueda estar disponible en cualquier vehículo.

2.1.3. Agrupación según el comportamiento del conductor

El objetivo de los algoritmos de clustering no supervisados, es intentar encontrar grupos de puntos en nuestro conjunto de datos que compartan algunas características comunes. La identificación de las características de comportamiento del conductor se modela en base a ciertos métodos de reconocimiento de patrones mediante el uso de datos de simulación o de pruebas de campo. Por lo tanto, la selección de los métodos de reconocimiento de patrones, el diseño experimental y la adquisición de datos son de gran importancia para construir modelos de identificación de las características de comportamiento de los conductores.

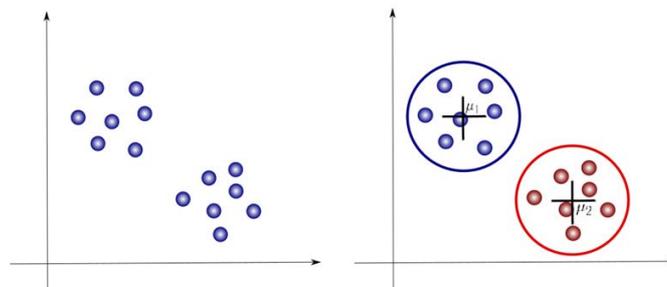


Figura 3: Proceso de clustering o agrupamiento. μ_1 y μ_2 son los centroides de cada grupo y son parámetros que identifican a cada uno de ellos.

2.1.3.1. Hidden Markov Model (HMM)

Hidden Markov Model o modelo oculto de Markov es un modelo fundamentalmente estadístico. Dado que la aplicación de dicho modelo implica asumir un proceso de Markov, tiene la capacidad de determinar estados ocultos, a partir de los estados observables de ciertos sistemas [35]. Un HMM es capaz de capturar el movimiento dinámico de una serie temporal (series dispuestas en orden cronológico), y los estados del HMM pueden organizarse jerárquicamente para describir tanto los comportamientos de conducción a corto como a largo plazo. Por ejemplo, en el caso de conducir un vehículo, los comportamientos de conducción a largo plazo representan las intenciones de conducción (por ejemplo, acelerar/voltear/seguir/cambiar de carril), mientras que los comportamientos de conducción a corto plazo representan los comportamientos de operación del conductor, por ejemplo, movimientos bruscos de volante o pisar el acelerador.

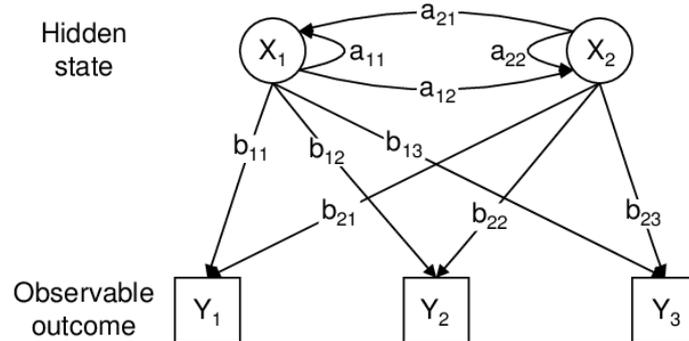


Figura 4: Diagrama de transición de estado de un modelo oculto de Markov.

En [36] se propone un modelo jerárquico con un HMM que caracteriza los comportamientos de conducción a corto plazo en la capa inferior, y el otro HMM que caracteriza los comportamientos de conducción a largo plazo que se representan en el espacio HMM. Esta estructura dota a los vehículos de una inteligencia al almacenar el conocimiento de los comportamientos de conducción y su intención de conducción, a través de la observación del comportamiento de conducción. En [37] se utiliza HMM y el método de estimación de máxima probabilidad denominado algoritmo Baum-Welch, es un caso especial del algoritmo EM (algoritmo de máxima expectativa) utilizado para encontrar los parámetros desconocidos de un modelo oculto de Markov (HMM). En el paso inicial de expectativa (E), nos dicen los estados ocultos esperados dados los datos observados y el conjunto de matrices de parámetros previamente ajustados. Las fórmulas de actualización del paso maximización (M) ajustan los parámetros de las matrices de parámetros para que se ajusten mejor a los datos observados y a los estados ocultos esperados. Y estos dos pasos se iteran una y otra vez hasta que los parámetros convergen, o hasta que el modelo ha alcanzado cierto requisito de precisión. Como cualquier algoritmo de aprendizaje de máquina, este algoritmo podría estar sobre ajustando los datos, ya que por definición el paso M impulsa al modelo a acercarse a los datos observados lo mejor posible. En el trabajo mencionado se entrenan los parámetros de los HMM, aplicados para optimizar tres HMM: conducción en línea recta, conducción normal y conducción de emergencia.

2.1.3.2. Lógica confusa o Fuzzy

Los sistemas de reconocimiento de patrones cuyo rango de parámetros es difícil determinar. pero que pueden dividirse según el conocimiento a priori o el sentido común, disponen de la teoría de control difuso para modelarlo.

En [38] donde se utiliza la lógica difusa, se propone que los comportamientos de conducción pueden ser divididos en cuatro categorías con respecto a la

manipulación de condiciones límite (condiciones más allá de los límites de la adherencia del neumático): cauteloso, medio, experto e imprudente. Un conductor cauteloso se interpreta como alguien que normalmente conduce sin maniobras agresivas frecuentes, por ejemplo, cambio de dirección rápida, alta velocidad, y pisando rápidamente el pedal. Introduce el término factor de riesgo o HRF (de sus siglas en inglés, Handling Risk Factor), se trata de un promedio de características de conducción de un coche con un mayor nivel de manejo factor de riesgo (HRF, el parámetro que evalúa cómo una conducción está cerca del límite de manipulación) que un conductor cauteloso. Un conductor experto se define como aquel que puede controlar el vehículo bajo un nivel bastante alto de HRF durante mucho tiempo y no hará que el vehículo exceda el límite para considerarse imprudente, si se comporta descuidado e impredecible durante su recorrido de conducción. Estos comportamientos de conducción o patrones no pueden ser bien definidos, por ello se utiliza el control difuso para identificar las cuatro categorías de conductores

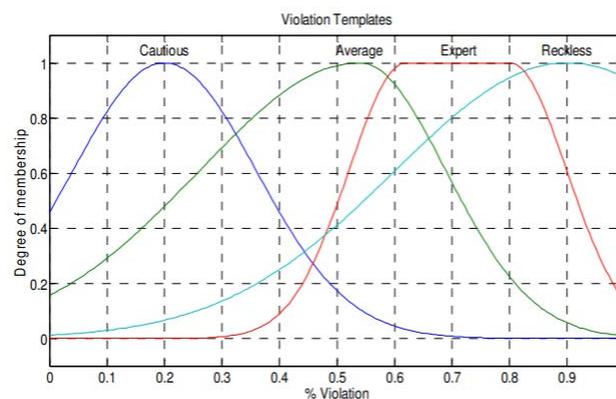


Figura 5: Las funciones de los diferentes perfiles que caracterizan a los cuatro conductores

[23] propone un sistema de elaboración de perfiles de los conductores que puede ser útil en la gestión de flotas, el ajuste de las primas de seguros, la optimización del consumo de combustible o en la reducción de las emisiones de CO₂. Propone una plataforma de perfil de conductor que es capaz de detectar los eventos de conducción de riesgo independientemente del dispositivo móvil y del vehículo. Se utiliza un sistema difuso para calcular una puntuación para los diferentes conductores utilizando información contextual en tiempo real, como la topología de la ruta o las condiciones meteorológicas.

2.1.3.3. Redes neuronales (NN)

La motivación de utilizar un enfoque en redes neuronales (o NN por sus siglas en inglés) para la identificación de conductas, proviene del deseo de realizar búsquedas eficientes y rápidas de varios tipos de conductas de conducción, localizadas dentro de cantidades relativamente grandes de datos. La precisión

de los parámetros de las características es crucial para la exactitud de NN. Si los parámetros de las características de los diferentes tipos son similares o se superponen, el modelo puede no ser capaz de obtener la precisión exigida. La capacidad de reconocimiento de patrones de ciertas arquitecturas de NN es bien conocida y se presta bien a este tipo de tarea, destacan dos tipologías de redes neuronales o NN: Back Propagation (BP) y Learning Vector Quantization (LVQ)

En [39] se propone una identificación basada en BP para construir un modelo de identificación de conductores. Además, en [40] el autor considera que la topología de los algoritmos de redes neuronales de avance (Feed-Forward Neural Network, FFNN) entrenada con BP es experta en el diseño de sistemas de diagnóstico inteligente y es capaz de ofrecer una gran capacidad de aprendizaje, incluso con muestras de entrenamiento considerablemente menores. Otro algoritmo basando en NN, el controlador de articulación del modelo cerebeloso (CMAC), desarrollado por Albus [41], es una de las arquitecturas de NN que tiene las ventajas de un aprendizaje rápido y una alta tasa de convergencia. [42] proponen el uso del CMAC para modelar el comportamiento de cada conductor, usando únicamente el pedal del acelerador y la presión del pedal del freno del conductor y concluyen, según sus resultados experimentales, que existen posibilidades en la determinación del estado de la emoción del conductor, en base extraer características del comportamiento. Esta emoción también refleja la activación del cerebelo y por lo tanto los movimientos de los músculos de las piernas.

2.1.3.4. *K-means*

K-means [43] algoritmo bastante popular dentro del aprendizaje automático, en este caso enfocado para datos no supervisados, realiza un enfoque iterativo para actualizar los parámetros de cada grupo. Más específicamente, lo que hará es calcular las medias (o centroides) de cada grupo, y luego calculará su distancia a cada uno de los puntos de datos. El resultado mostrado se basará en la identificación del dato en base al centroide más cercano. Este proceso se repite hasta que se cumple algún criterio de convergencia, por ejemplo, cuando no vemos más cambios en las asignaciones de los grupos. El eficiente algoritmo de agrupación de K-means, se utiliza para clasificar el comportamiento del conductor en [44], mostrando que se pueden distinguir cuatro determinantes principales del comportamiento de conducción en base a sus parámetros de prudencia, estabilidad, propensión al conflicto y la habilidad de conducción.

Una característica importante de la K-means es que es un método de *clustering hard*, lo que significa que asociará cada punto a un solo y único grupo. Una limitación de este enfoque es que no existe una medida de incertidumbre o

probabilidad que nos diga cuánto está asociado un punto de datos con un conglomerado específico.

2.1.3.5. Modelo de mezcla Gaussiana o Gaussina Mixture Model (GMM)

El modelo de mezcla Gaussiano o Gaussian Mixture Model (GMM) [45] es un enfoque paramétrico para la estimación de la probabilidad de pertenencia a un grupo o *cluster*. Los modelos de mezcla gaussianos son un modelo probabilístico para representar subpoblaciones normalmente distribuidas dentro de una población general. Los modelos de mezcla en general no requieren saber a qué subpoblación pertenece un punto de datos (algoritmo no supervisado), lo que permite al modelo aprender las subpoblaciones automáticamente.

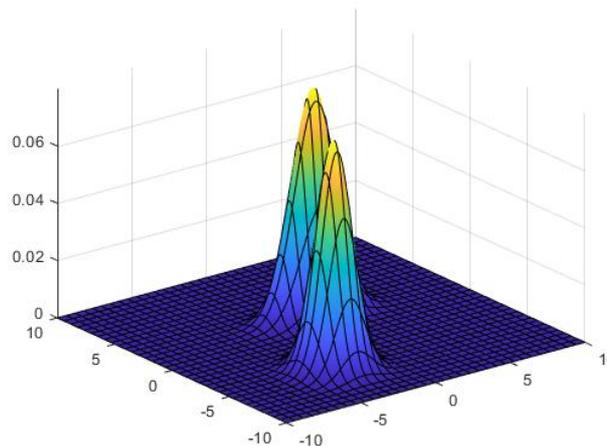


Figura 6: Modelo de mezcla Gaussiana con $K=2$, [46].

El GMM es conocido por su capacidad de generar densidades de forma arbitraria, y ha experimentado un amplio uso en el segmentación de la imagen [47] o con el reconocimiento del habla [48]. Los parámetros de los GMM se estiman a partir de datos del algoritmo iterativo de Expectativa-Máxima (EM) o la estimación del Máximo A Posterior (MAP) a partir de un modelo previo bien capacitado.

En [49], asumiendo que la conducción es un proceso recursivo, propone un reconocimiento de patrones de conducción para la identificación de conductores. Se modelan con un modelo de mezcla gaussiana (GMM), que se entrena como una distribución de probabilidad conjunta de las señales de distancia de seguimiento, velocidad, posición del pedal y su dinámica. Los patrones de funcionamiento del pedal del acelerador y del freno se generan a

partir de los GMM en un criterio de máxima probabilidad, de manera que la probabilidad condicional se maximiza para un entorno determinado, es decir, la distancia de seguimiento y la velocidad.

Si se conoce el número de componentes o agrupaciones (K), el algoritmo de expectativa-maximización (EM por su siglas en inglés) propuesto por [50], es la técnica más utilizada para estimar los parámetros del modelo de mezcla. Se trata de una técnica numérica para la estimación de la máxima verosimilitud. Es un algoritmo iterativo y tiene la conveniente propiedad de que la máxima probabilidad de los datos aumenta estrictamente con cada iteración subsiguiente, lo que significa que se garantiza que se aproxime a un máximo local o punto de silla (punto sobre una superficie en el que la pendiente es cero, pero no se trata de un extremo local).

El análisis del comportamiento del conductor será más preciso obteniendo el dato de probabilidad de esta clasificación automática. Es por ello que se determinó utilizar Gaussian Mixture Model (GMM) y el algoritmo EM para el trabajo presente en el punto 4.5.

2.2. Interacción con el vehículo

La conducción autónoma se introduce con el objetivo de progresar en la seguridad vial, pero en la relación con otros usuarios de la carretera, la falta de previsibilidad o fiabilidad del sistema hará que la implantación de esta tecnología pueda paralizarse hasta su resolución.

La buena comunicación entre el usuario de la máquina (es decir, el conductor del vehículo) es particularmente crucial en un campo en el que se toman diferentes decisiones en poco tiempo [51]. Lo ideal sería que la interfaz hombre-máquina (HMI) se explicara de manera intuitiva, sin necesidad de capacitación; esta simple premisa es aún más importante cuando se trata de HMI en vehículos. La retroalimentación incorrecta o insuficiente del sistema podría dar lugar a que los conductores desarrollen modelos mentales inexactos, que podrían conducir a errores en la decisión o la acción, [52].

Para asegurar que la retroalimentación es correcta y suficiente, [53] propuso un conjunto de cuatro criterios de diseño para la automatización de los HMI, como sigue: *"El diseño apropiado debe asumir la existencia de error, debe proveer continuamente retroalimentación, debe interactuar continuamente con los operadores de manera efectiva, y debería permitir la peor de las situaciones"*.

2.2.1. Entorno del vehículo

Gracias al desarrollo de la industria automotriz en las últimas décadas, los vehículos actuales son más rápidos, más eficientes y cómodos que nunca. Estos, ya están equipados con la mayoría de los componentes que integrarán los futuros vehículos autónomos. Elementos como los sensores o las unidades de procesamiento ayudan a la conducción y asisten al conductor en sus tareas.

Por otro lado, los teléfonos inteligentes son omnipresentes hoy en día. Estos modelos incluyen dispositivos de detección avanzados y precisos, con una alta carga computacional. Esta disponibilidad de potentes unidades de procesamiento permite la aplicación de la seguridad vial en casi todos los vehículos, independientemente de su precio, calidad o edad.

La detección y localización de peatones es un tema muy extendido en la comunidad de Sistemas de Transporte Inteligente, que incluye una amplia difusión de la detección visual y trabajos basados en la estimación. Los enfoques clásicos de la detección de peatones se basan en el uso del histograma de gradientes orientados (HOG) [54] así como sus variantes, tales como detección HOG codificada en CUDA [55], aunque en los últimos años se probaron otros enfoques [56], el HOG sigue siendo una referencia en el campo.

Otro enfoque clásico, se basa en el uso de la técnica de características Haar, desarrolladas en primer término para la detección de caras [56] y más tarde utilizado para la detección para los usuarios de la carretera, como la detección de vehículos [57] y los peatones [58]. Pero no sólo la identificación robusta es importante para la confianza de detección de peatones. También es importante rastrear el movimiento del peatón con un seguimiento preciso. Aquí las técnicas de fusión como las presentadas en [59], o [60] ofrecen una estimación precisa del movimiento basada en el láser escáner y visión por ordenador. El rastreo se realiza en base a técnicas de rastreo avanzadas, como el KF, el *Uncested Kalman Filter* (UKF, que no presenta traducción definida al español) y filtro de partículas. Por último, los enfoques recientes aprovechan técnicas más recientes como los filtros de densidad de probabilidad (PDF) [61] y [62].

Algoritmos como los denominados *Deep Learning* obtiene buenos muy buenos resultados para la detección de peatones, pero estos algoritmos requieren de GPU, que en la mayoría de móviles es inexistente o de baja potencia, o la conexión con una unidad de procesamiento en la nube con este tipo de procesamiento. El procesamiento de este tipo de algoritmos en *smartphones* estaba aún muy distante de poder funcionar en los móviles en tiempo real,

durante esta investigación; por lo que los trabajos presentados en esta tesis se centran en algoritmos clásicos, si bien muchos de ellos son extrapolables a modernos sistemas de procesamiento basados en Deep Learning una vez se dispongan de GPUs potentes en estos dispositivos.

El trabajo actual proporciona el uso de enfoques de visión en los dispositivos móviles, aprovechando el uso de las tecnologías de los teléfonos inteligentes para crear una aplicación de rastreo de peatones, que puede ser usada en cualquier vehículo y cualquier circunstancia. En el Capítulo 4 se presenta una novedosa aplicación, basada en el uso de un teléfono inteligente para la detección y el seguimiento de peatones.

2.3. Vehículos autónomos

Con un flujo de ingresos anuales de 7 billones de euros, el transporte atrae a las empresas de tecnología disruptiva que no están interesadas en preservar el modelo actual. Lo que supone nuevas tecnologías y modelos de negocio que están transformando no sólo nuestros vehículos, sino todo lo relacionado con la forma en que nos desplazamos.

La industria automotriz se está preparando para la nueva era de la autonomía, debido a los beneficios que promete este paso adelante, gigantes tecnológicos como Apple o Google [63], o proveedores de piezas como Aptiv [64] o Bosch [65], además de nuevas marcas de automóviles como Tesla [66], están liderando el camino para proporcionar elementos para la consolidación de la conducción autónoma. Los primeros desafíos de DARPA [67], que tuvieron lugar en los comienzos de la automatización de vehículos, están muy lejos, y hoy en día cada vez más fabricantes de automóviles ofrecen soluciones automatizadas que van desde el estacionamiento hasta la navegación en autopistas. Sin embargo, todavía hay una gran cantidad de desafíos por resolver.

Entender el diseño de los sistemas y principalmente el efecto acción-reacción de los diferentes niveles de conducción y situaciones que puedan surgir en el entorno de la carretera, facilitará el despliegue de esta tecnología. Este cambio posibilita el avance hacia un nuevo sistema de transporte más seguro, más eficiente y accesible, a partes más amplias de la sociedad.

- Tal vez, el beneficio más importante de la tecnología VA sea su impacto en la seguridad del tráfico. Como se ha mencionado sólo en el año 2019, los accidentes de tráfico fueron responsables de 22.800 muertes en la Unión Europea. El 13% de los muertos en las carreteras de la UE tienen entre 18 y 25 años, mientras que sólo el 8% de la población se encuentra dentro de

este grupo de edad. Esto significa que los jóvenes son desproporcionadamente más propensos a estar involucrado en una colisión fatal en la carretera. La mayoría (64%) de los jóvenes muertos en accidentes de tráfico eran conductores o pasajeros de coches, mientras que sólo el 8% eran peatones.

- Los VA también tienen el potencial de mejorar la eficiencia del sistema de transporte; como los VA pueden percibir y reaccionar al medio mucho más rápidamente que los seres humanos, deberían poder mantener menor distancia entre vehículos, aumentando así la capacidad de tráfico de las carreteras [68] y [69]. Además de las posibilidades de mejora en la movilidad y conectividad en los servicios de tránsito “*Last mile*” [70] y [71].
- Darán acceso a los grupos demográficos que no pueden conducir, incluidos los niños, las personas con discapacidades y otras que no tienen licencia de conducir [72].

Con estas ventajas, entendemos que el despliegue de la automatización debería ser lo más pronto posible, pero debemos entender que este proceso será resuelto en diferentes fases y con diferentes niveles de automatización. La Sociedad de Ingenieros Automotrices (SAE) propone diferentes niveles de conducción autónoma en función de sus funciones o del grado de interferencia del autómatas en la conducción autónoma [73]. Los tres primeros niveles requieren la supervisión del conductor; por el contrario, los tres siguientes son verdaderamente autónomos, graduados en base al factor de la cantidad de tiempo de la tarea autónoma: puntuales en la mayoría de las situaciones o completamente autónomos. En la Tabla 1 se resumen las propiedades de cada uno de los seis niveles.

Tabla 1: Niveles de automatización de la conducción SAE International

Nivel 0	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4	Nivel 5
Asistencia al conductor	Asistencia al conductor	Automatización limitada	Automatización condicional	Alto nivel automatización	Automatización completa
El conductor es el único controlador todo el tiempo	La responsabilidad de la conducción se comparte entre el sistema de conducción y el conductor. El conductor debe estar disponible para tomar el control total en cualquier momento,	El vehículo puede tener un control puntual del mismo, en referencia a los carriles y la velocidad. El control por parte del conductor es obligatorio.	El vehículo tiene el control total en ciertas situaciones limitadas y puede informar al conductor cuando debe volver a tomar el control.	El vehículo tiene el control total de casi todo el viaje, en la mayoría de las condiciones. No se requiere ninguna operación por parte del conductor.	El vehículo tiene un control total sin necesidad de ninguna operación por parte del conductor en todas las condiciones.
Características de los sistemas de soporte al conductor.			Características de conducción autónoma		

Debido a la diversidad de situaciones que se pueden encontrar en los entornos de conducción, llegar a los niveles más altos donde el vehículo debe percibir el entorno y actuar en consecuencia por sí mismo, es un desafío que tendrá que ser resuelto en los próximos años. Para nuestro estudio, consideraremos que un sistema de autoconducción es aquel que está dotado de un nivel de automatización de 3 o más: Un nivel de automatización condicional ya permite actividades secundarias como el envío de mensajes de texto y la realización de llamadas telefónicas.

Incluso después de que se desarrolle la tecnología que permita la automatización completa de los vehículos, habrá que abordar algunas preocupaciones relacionadas con el ser humano; especialmente, la aceptación del usuario, en la que se espera que la interacción vehículo-usuario desempeñe un papel fundamental. Cabe señalar que la mayor parte de la población desempeña diferentes funciones en distintos momentos de interacción en la vía pública; por ejemplo, los conductores también son peatones cuando caminan por la calle. En última instancia, el éxito de los vehículos autónomos no solo dependerá de los aspectos técnicos, también de los factores humanos, entre ellos su aceptación.

2.3.1. Aceptación de los vehículos autónomos

En los últimos años se han realizado varios estudios para conocer la percepción de la población sobre la conducción autónoma; estos estudios analizan la opinión pública y la percepción de los VA mediante encuestas en grupos de discusión. Aunque no muestran un patrón claro al evaluar las diferencias de edad y género, algunos de ellos revelan una aparente desconfianza hacia los vehículos autónomos [74]. Otra encuesta sobre las preferencias individuales por la automatización de los vehículos [75] informa que la aceptación de la automatización de los vehículos disminuye a medida que aumenta la capacidad de automatización; este estudio participaron más de 600 conductores de los Estados Unidos, muestra que un gran porcentaje aceptaría la conducción parcialmente autónoma, pero sólo el 15,5% estaría satisfecho con la obtención de una conducción totalmente autónoma. No obstante, también sugiere que la aceptación general de los cambios tecnológicos en los vehículos aumenta a medida que se desarrollan e implementan, y la conducción autónoma sólo ha comenzado a acelerarse en los últimos años. Según los comentarios de los lectores estadounidenses y alemanes en los foros de discusión [76], predominan las declaraciones que siguen centrándose en las características esperadas de la conducción autónoma; en cambio, analizan escenarios específicos de los usuarios y promueven el uso de la conducción autónoma en el contexto de la mejora de la movilidad de las personas. Un proyecto de encuesta más reciente [77], muestra una mayor aceptación e interés en este tipo de vehículos. En una encuesta centrada en los peatones sometiéndoles a un experimento real, sólo el 6% del grupo consideró que los vehículos autónomos no podían mejorar la seguridad vial, y el 67% manifestó que podía ser un medio seguro, para reducir los accidentes de tráfico.

Aunque los vehículos autónomos se perciben como un elemento positivo y de progreso, también hay respuestas de escepticismo y desconfianza hacia el posible desarrollo de la conducción autónoma; asociadas principalmente a las consecuencias negativas debidas al peligro o incluso, a la posible pérdida de libertad. Sin embargo, esta postura de rechazo es típica entre las actitudes hacia el progreso en tecnología, como se refleja en los resultados de otros estudios referentes a la aceptación de la tecnología [78].

En cuanto a los usuarios vulnerables de la carretera (VRU según sus siglas en inglés) se argumenta en [77], que el grado de agresividad al volante afecta a la forma en que los peatones perciben la seguridad la interacción con los vehículos, en concreto en los cruces. En los cruces peatonales como pasos de cebra, el comportamiento de conducción de VA podría tener poco impacto en la

confianza, pero en los cruces peatonales no marcados, el comportamiento de conducción VA podría ser determinante el grado de confianza en la comunicación peatón-vehículo.

Las obras mencionadas relativas a la aceptación del usuario se enfrentan a un desafío común: el público en general no tiene acceso a los VA, lo que proporciona información inexacta a la percepción de los encuestados. Lo que resulta en la no trivialidad de transmitir a los encuestados la aceptación o la comprensión precisa de estos sistemas y las consecuencias de la utilización de estos vehículos. En el mejor de los casos las encuestas se llevan a cabo en entornos de Realidad Aumentada o Virtual (siglas en inglés AR y VR, respectivamente) con curvas de aprendizaje y comprensión muy pronunciadas. En otros casos, los estudios emplean fotografías o vídeos, en los que el encuestado debe hacer un ejercicio retrospectivo a un lugar desconocido. En ambos casos, requieren un ejercicio de imaginación hacia un futuro en el que vehículos autónomos sean una realidad y tenga que interactuar con otros vehículos y otros usuarios, como los peatones.

2.3.2. Interacción peatón-vehículo

Entre las diferentes tareas que debe llevar a cabo un vehículo para realizar la conducción autónoma, la interacción con otros participantes del tráfico es una de las más críticas. Los mencionados VRU, como peatones, ciclistas y motociclistas, plantean un riesgo importante para la navegación autónoma cuando sus trayectorias convergen con la de un vehículo.

Los HMI se utilizan en los vehículos actuales para permitir que el conductor (y los demás ocupantes) interactúen con el vehículo; sin embargo, la comunicación con otros usuarios de la carretera (tanto con otros conductores como con las unidades recreativas virtuales) ha atraído mucho menos interés. Sólo recientemente los fabricantes y diseñadores de automóviles han empezado a proponer soluciones para esta comunicación, motivados por la llegada anticipada de los vehículos autónomos, resultando en un mayor esfuerzo en el estudio de soluciones de HMI para aumentar la seguridad en la interacción entre los vehículos y los VRU. El objetivo principal es permitir que los automóviles y los peatones se comuniquen de manera eficaz, evitando así la incertidumbre en la estimación de la intención.

La seguridad vial debe ser el objetivo de la introducción de este equipo en los vehículos autónomos. Las interfaces externas hombre-máquina (eHMI) surgen como una solución para que el vehículo transmita información a los agentes potencialmente peligrosos que se encuentran en las proximidades. Al igual que

los interfaces no externos (HMI), los eHMI deben mostrar información de interés, comprensible y en el momento en que se necesite. Aunque los eHMIs tienen el potencial de beneficiar la seguridad vial incluso en el paradigma actual de conductor humano, se volverán críticos con la aparición de los AV, como se explica en [79], cuando los canales actuales de comunicación entre los conductores y los VRU (por ejemplo, los gestos) ya no sean factibles. La integración fluida de los VA en la sociedad requerirá que sean capaces de tomar sus decisiones de forma clara, para todos los participantes involucrados en la situación del tráfico.

Esta comunicación entre los usuarios de las carreteras, factor esencial en los entornos de tráfico, se apoya en comunicación no verbal para intercambiar información de manera rápida y sin ambigüedades. Esta estrategia de comunicación se hace inviable cuando se trata de VA, dando lugar a un problema humanístico que debe ser resuelto antes del lanzamiento de los avances técnicos. El escenario más problemático será el de las vías no señalizadas, especialmente las urbanas. Por lo tanto, la comprensión de las normas que se utilizan actualmente para la comunicación conductor-peatón y la motivación detrás de las decisiones tomadas por ambas partes (es decir, frenar o acelerar, detenerse o continuar caminando) son un requisito previo en el diseño de los eHMIs efectivos; sobre el que comienza el Capítulo 5, donde se desarrolla la investigación en esta línea de investigación.

Capítulo 3 : Interfaz conductor-vehículo

Esta línea de investigación surgió tras entender que el futuro con un completo parque de vehículos autónomos estará precedido de una fase previa en la que las carreteras estarían gobernadas por vehículos autónomos y vehículos con conductores humanos. Conocer cómo reacciona un conductor humano ante determinadas situaciones, podrá ayudar en el desarrollo de algoritmos de conducción autónoma, en cuanto a toma de decisiones o a la resolución de dilemas morales como el dilema del tranvía [80].

Actualmente la tarea de monitorizar tiene como principal objetivo la seguridad, conocer nuestro comportamiento con avisos en tiempo real, en base al tipo de vía, se propone como un aviso al conductor sugiriendo la rectificación del comportamiento. Las aplicaciones de ADAS se determinan como herramientas para la ayuda a la conducción, ofreciendo al conductor más información para obtener un mayor control de la situación. Una de las funciones clave para evitar situaciones peligrosas, es identificar el comportamiento potencialmente arriesgado mientras que conducen. Las técnicas modernas hacen posible la identificación de estos comportamientos de riesgo mediante sensores ya disponibles en el vehículo, que pueden incluir dispositivos de detección pudiendo ser fácilmente incorporadas en los dispositivos cotidianos, por ejemplo, las Unidades de Medición Inercial (IMU) y el GPS, tecnologías que están disponibles en los modernos teléfonos inteligentes, o incluso integrados en los vehículos modernos.

Esta línea de estudio realiza investigaciones relativas al CAN bus, diseño e implementación de un lector de CAN bus, además de las tareas posteriores de análisis e identificación de las señales, selección de descriptores y el uso de fusión de datos [81], [82] para posteriormente implementar en modelo basado en Gaussian Mixture Model (GMM) [83]. Este capítulo propone como principal línea de investigación, la correcta detección del comportamiento del conductor, aunque también ha dado lugar a otras líneas de investigación con objeto de tener un conocimiento más completo del entorno del conductor, Capítulo 4.

3.1. Lectura y decodificación de CAN bus

Tras el conocimiento relativo al CAN bus adquirido en proyectos con la industria automovilística, se comenzó esta línea de investigación basada en el CAN bus. La investigación se basa en la tendencia anteriormente mencionada (2.1.2) del uso de la información disponible proporcionada por el vehículo, integrado en los

sensores disponibles, para proporcionar información relacionada con el estado del conductor y su comportamiento. Esta información se transmite través de un canal comunicación bus, denominado CAN bus.



Figura 7. Plataforma de investigación IVVI 2.0

Controller Area Network o CAN bus es un sistema estándar de comunicación para vehículos, diseñado para permitir la comunicación entre los distintos elementos (CPUs) del vehículo. Este protocolo fue desarrollado por la compañía BOSCH en 1983, pensando en crear una red multiplexada para la comunicación entre unidades en un ambiente distribuido. Debido a la multitud de elementos que requieren enviar o recibir información que existen en un vehículo, una comunicación punto a punto supondría una complejidad extra del sistema, añadiendo costes y complejidad en las labores postventa; por ello, se desarrolló esta red multiplexada, es decir, una red con un circuito único que intercomunique todos los elementos con un cableado de tipo bus. Además, este protocolo está normalizado, de tal forma que se reducen costes a la hora de comunicar elementos de distintos fabricantes en la misma red. Las características que debe tener el bus CAN de alta velocidad vienen descritas en la norma ISO 11898:2003 [84].

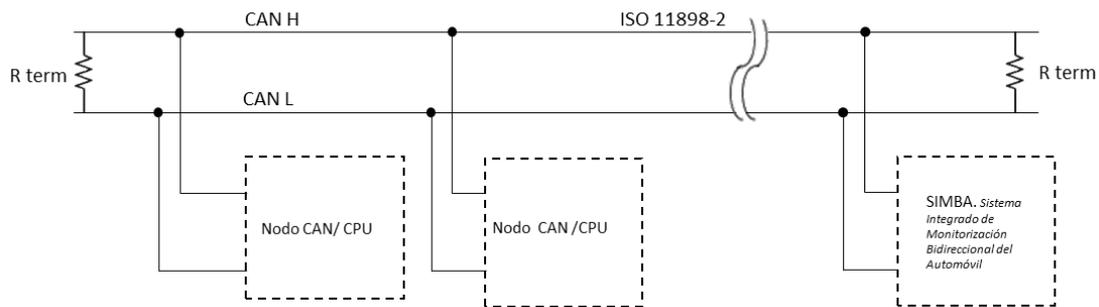


Figura 8: Diagrama CAN bus

La señal que codifica cada bit de información se obtiene restando el nivel del CANL al CANH, por lo tanto, cada cable tiene asociado un nivel distinto para el '0' y para el '1'. Para un '1', los niveles son de 3,5V en CANH y 1,5V en CANL. Para un '0', los niveles son de 2,5V en CANH y en CANL. Los mensajes que se envían por el CAN bus tienen todos con la misma estructura. La información está almacenada en distintos campos del mensaje, teniendo cada mensaje un identificador, de este modo cada nodo puede leer los mensajes de interés; o descartarlos.

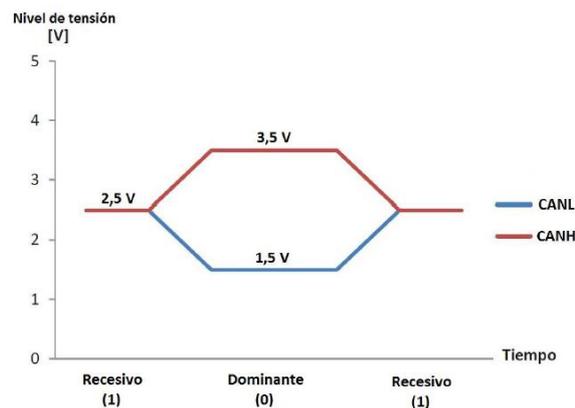


Figura 9: Niveles e tensión para los diferentes canales CAN bus. Para un '1', los niveles son de 3,5V en CANH y 1,5V en CANL. Para un '0', los niveles son de 2,5V en CANH y en CANL.

Previo al trabajo de desarrollo e implementación del dispositivo SIMBA (sección 3.1.1), se realizó un trabajo de investigación para encontrar la viabilidad de esta línea de investigación y realizar un primer modelo basado en un lector comercial utilizando el dispositivo KVaser, el cual permite acceder al CAN bus a través del puerto OBDII. Este dispositivo es capaz de leer todos los mensajes de bus que se encuentren habilitados. La habilitación la limitan algunos fabricantes, en cuanto al flujo de mensajes que se pueden leer desde el conector OBDII, comúnmente utilizando un Gateway.

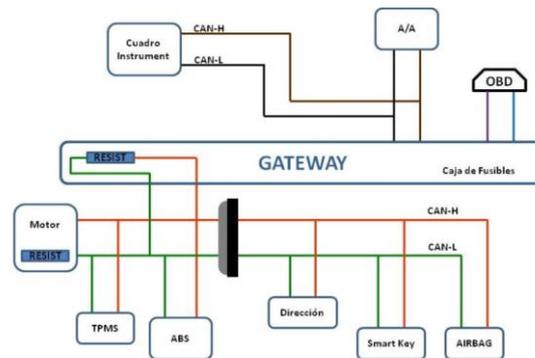


Figura 10: Esquema CAN bus con Gateway, [85]

Aunque el sistema CAN bus se trata de un estándar de comunicación, las diferentes marcas implementan su propia capa de aplicación de diseño exclusivo, añadiendo elementos diferenciadores que hacen inviable la decodificación multimarca. Por ello, se tuvo que realizar una detallada investigación con pruebas sobre el vehículo IVVI 2.0, para entender y decodificar las cabeceras de los mensajes de interés que dan lugar a señales de entrada del algoritmo como velocidad, R.P.M, giro del volante, pedal del acelerador o freno. Otras señales como temperaturas, posición de las luces o intermitentes, fueron decodificados, pero no se requirieron para el desarrollo del sistema.

3.1.1. SIMBA: Sistema Integrado de Monitorización Bidireccional del Automóvil.

Tras el uso de dispositivos comerciales para la lectura de CAN bus e identificadas las limitaciones o altos costes de éstos, se determinó abordar el proyecto SIMBA, *Sistema Integrado de Monitorización Bidireccional del Automóvil* cuyo hito fue el de la construcción de un equipo hardware de bajo coste para lectura de la red multiplexada CAN bus, [86].

SIMBA es un dispositivo de bajo coste capaz de leer y escribir en CAN bus del automóvil, a través del puerto OBDII. El sistema soporta velocidades de hasta 1Mbps, máxima del estándar CAN bus, por ello se realizó un diseño adecuado al estándar.

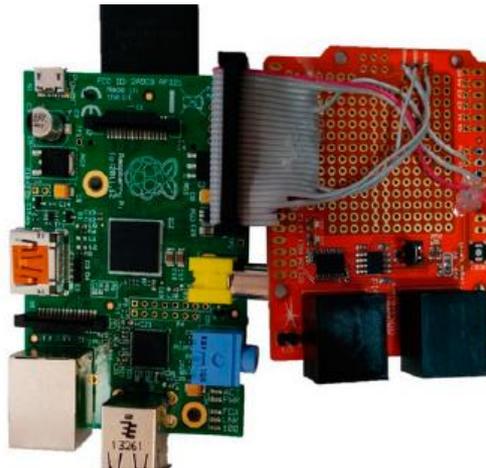


Figura 11: Primer prototipo del proyecto SIMBA, basado en una placa Raspberri Pi2.

El dispositivo diseñado se basa en un microordenador de bajo coste denominado Raspberry Pi 2, y un CAN bus adaptador. Este enfoque permite una completa monitorización de las comunicaciones, lo que permite tanto el envío de datos como su recepción. El dispositivo se conecta al puerto OBD-II del vehículo, permitiendo la recuperación de la información relativa a los parámetros internos del vehículo en tiempo real. El microcontrolador incorporado permite una rápida e inteligente recuperación de datos, que permite varias configuraciones.



Figura 12: Implementación de la pantalla táctil en el dispositivo SIMBA.

Para permitir la configuración del sistema y la visualización en tiempo real de la información del vehículo, se añadió una pantalla táctil al sistema; instalándose el sistema sobre una caja con elementos elaborados con una impresora 3D, además de un sistema de refrigeración. El resultado final, que se muestra en la Figura 12, permite la operación manual y la interconexión con la arquitectura del vehículo. Toda la información se recupera a través de la alta velocidad CAN bus a 500 kbps del vehículo Nissan base de la plataforma IVVI 2.0

3.2. Integración del sistema en la plataforma IVVI 2.0

El software implementado para la lectura del CAN bus se definió para ser utilizado en ambos modos:

- El procesamiento de datos *offline* almacena toda la comunicación en un archivo de texto, que puede ser analizado a posteriori. Siendo este formato de los datos diseñado para ser compatible con todos los principales programas de procesamiento. Para ello, implemento como parte del desarrollo de SIMBA un sistema portable con una LCD táctil integrada, además de su propio hardware de procesamiento.



Figura 13: Interfaz gráfica (GUI), salida del sistema SIMBA

- La segunda opción es la entrega de información en tiempo real, que se envía al servidor IVVI 2.0 a través de la conexión Ethernet. La arquitectura del servidor IVVI 2.0 está basada en el Sistema Operativo Robótico (ROS) [87], por lo que la información recuperada por el CAN bus se proporciona dentro de la plataforma ROS. Posteriormente se añadió la integración con el sistema de procesamiento TESLA instalado en la plataforma IVVI 2.0 y compatibilizando la captura de datos con la arquitectura ROS para poder realizar la fusión de datos con otros elementos, por ejemplo, la unidad GPS+IMU.

La importancia de este elemento se basa en la adquisición de datos de calidad y la aplicación en la selección ideal de descriptores, además de la fusión de datos

con el sistema GPS+IMU.

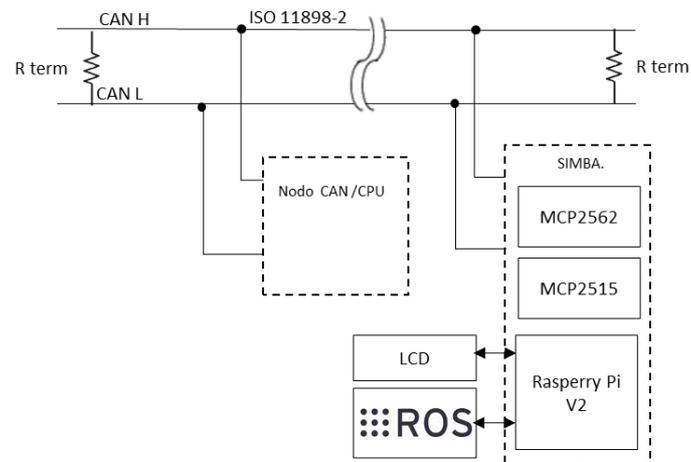


Figura 14: Esquema CAN bus y el dispositivo SIMBA.

3.3. Receptor GPS y sistema inercial IMU

Comúnmente usados en aplicaciones ADAS, los receptores GPS como el que se muestra en la Figura 15, son especialmente útiles en la colaboración con los sistemas de mapas. La precisión estándar de los sistemas GPS podría no ser suficiente para su uso en ADAS, por lo que se complementan con sistemas GPS diferenciales como el disponible en el Laboratorio de Sistemas Inteligentes (LSI), y con una unidad IMU para la inferencia de la posición del vehículo en ambientes donde la recepción del GPS no es posible o es débil, como en los túneles y como se explica en [88].



Figura 15: IMU y GPS instalado en el IVVI 2.0

El dispositivo GPS utilizado es realmente un DGPS es un posicionamiento global diferencial (DGPS), que se compone de una estación base que transmite

correcciones diferenciales en tiempo real, y un receptor móvil que se integra en el vehículo para proporcionar la posición en diferentes entornos; como, por ejemplo, entornos urbanos o de autopistas, entre otros. El segundo dispositivo es una unidad de medición inercial (IMU), que tiene incorporados acelerómetros y giroscopios, los cuales se encargan de medir la cinemática del vehículo.

Los dos receptores, la estación base y el dispositivo de a bordo son NovAtel, OEMV-1G que ofrecen GPS(GPS-701-GG) y GLONASS L1 que rastrea y proporciona posicionamiento incluso en entornos complejos. Estos dispositivos tienen la propiedad de estar incrustados en el vehículo con un tamaño compacto (FlexPak-G2-V1G) para aplicaciones en exteriores. Las principales características de los receptores son las siguientes:

- El correlador de apertura de pulso (PAC) con mitigación multi-trayecto que ofrece un procesamiento a altas velocidades de actualización de datos.
- Altos tiempos de adquisición y readquisición que le permiten operar en entornos urbanos, donde se pueden esperar frecuentes interrupciones de la señal. Además, la ventaja de la antena NovAtel (GPS-701-GG) es que puede ser utilizada en la base y en el vehículo.

El receptor a bordo del vehículo calcula el posicionamiento basado en dos modos de rendimiento. El primer modo es la solución de posicionamiento básico, llamada modo de posición de punto único (modo *single*), donde todos los satélites GPS disponibles se utilizan en la solución de la posición sin correcciones diferenciales. El segundo modo, diferencial (DGPS), donde la estación base está posicionada en un lugar conocido con precisión que transmite las correcciones de alcance al receptor del vehículo. En este trabajo, la configuración de la actualización se ha seleccionado 5 Hz, donde el receptor del vehículo cambia automáticamente entre ambos modos, el modo DGPS tiene prioridad si las correcciones apropiadas son recibidas correctamente. Además, este sistema ha sido seleccionado para utilizar los datos del código L1 C/A (pseudo-rangos) para una solución diferencial debido a sus ventajas en entornos urbanos, interurbanos y de autopistas en su lugar de usar DGPS en fase portadora, en base a la evaluación de ambas opciones y desventajas:

- DGPS en fase portadora, como el posicionamiento cinemático en tiempo real (RTK por sus siglas en inglés *Real-Time Kinematic*), los datos RTK poseen un retraso de 5 a 60 segundos (óptimos para la aplicación), mientras que la restricción para el tiempo límite diferencial de la pseudo-rangos es un amplio retraso de 2 a 300 segundos.

- La fase portadora es el proceso de inicialización, necesario para condiciones óptimas para alcanzar el nivel de precisión en centímetros, requiere de 30 a 40 minutos.
- Si el receptor utiliza menos de cuatro satélites en modo RTK después del proceso de inicialización, el receptor debe reiniciar este proceso para alcanzar otra vez precisión a nivel de centímetro.
- La cuarta desventaja es la línea entre la base y el receptor del vehículo (línea de base). Para una buena precisión en el modo RTK es deseable que sea inferior a solo 15 km.

El sistema DGPS, usando el código L1 C/A requiere sólo una única línea de datos comunes, lo cual es una ventaja en las zonas urbanas, interurbanas y entornos de autopista, donde el tiempo de recuperación de la precisión del DGPS se minimiza. Entonces, DGPS en fase portadora es relegado a aplicaciones de alta precisión en condiciones ideales, y los experimentos de este trabajo se realizan con un modo DGPS usando datos de código L1 C/A para la solución diferencial, donde la precisión es menor de 1 m.

El segundo dispositivo es un IMU, un 3DM-GX2, de MicroStrain (Williston, VT, USA) que integra un acelerómetro triaxial, un giroscopio y un magnetómetro triaxiales. Los datos de la IMU, las mediciones de los acelerómetros y giróscopos se adquieren a 100 Hz, su uso además de una fuente de información en el análisis del conductor, se utilizan para realizar una comparativa con los datos del CAN bus, es decir, permite el establecimiento de los datos de la IMU como *ground-truth*.

3.4. Análisis de los descriptores

Para la detección y clasificación del comportamiento del conductor es importante elegir las variables de entrada correctas, ya que un solo sensor podría no poder proporcionar toda la información necesaria para la asistencia a la conducción. Este objetivo, requiere el uso de diferentes sensores y la fusión de la información adquirida. La plataforma de investigación IVVI 2.0 posee diferentes sensores de visión y percepción del entorno, y se le dotó para este trabajo de un lector de su protocolo de gestión de la comunicación entre múltiples CPUs (unidades centrales de proceso) o lector de CAN bus, además de una unidad GPS+IMU.

La primera aproximación al análisis del conductor y resultante del artículo: [82]; se centra en un sistema basado en la fusión de datos. El sistema experto se basa

en el uso de descriptores de señales, que identifican patrones específicos en el comportamiento. La búsqueda de los descriptores se realizó en ambos dominios, de tiempo y frecuencia, este análisis se utilizó para el diseño del sistema de detección del comportamiento del conductor.

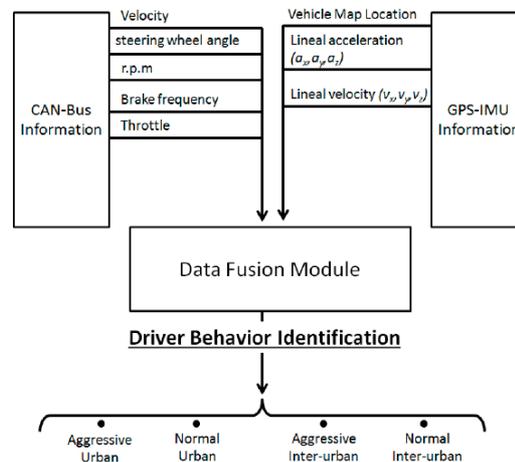


Figura 16: Flujo de información proporcionado por el CAN bus y el dispositivo de verdad en tierra GPS-IMU.

En la Figura 16 se muestra el flujo de información general, obtenido de los diferentes dispositivos de detección disponibles. La información del CAN bus se utiliza para recuperar información sobre el comportamiento de ambos conductores (frecuencia de uso del sistema de frenado activo, uso del acelerador) y el estado del vehículo (rpm del motor, velocidad, ángulo de la dirección...). Se utiliza la información temporal relacionada con el valor estadístico de la señal, información como el valor medio, o el valor máximo para identificar las pautas de comportamiento. Esta información fue integrada en una ventana de tiempo determinada, definida tras diversas pruebas al adquirir los datos en bruto. La información del IMU y los datos del GPS son proporcionados por el dispositivo de detección detallado en 3.3.

Tabla 2: Entrada de descriptores a través del CAN bus

<u>Información</u>	<u>Unidades</u>
Velocidad lineal del vehículo	[km/h]
Revoluciones por minuto	[r.p.m.]
Pedal de freno	Binario [freno pulsado]
Pedal del acelerador	[% del pedal]
El ángulo del volante	[grados]

Las situaciones diarias pueden hacer que nuestra actitud ante el volante pueda verse alterada, informando de esto al conductor a través de un sistema ADAS, podría provocar el abandono de esa conducción agresiva. Por ello, se decidió establecer la clasificación de comportamiento simplificado para el correcto entendimiento del conductor: Agresivo o no agresivo (normal). Tras las primeras pruebas, dada la especificidad del comportamiento del conductor dentro de la ciudad, y en escenarios interurbanos, se definieron cuatro clases: urbano agresivo, urbano normal, interurbano agresivo e interurbano normal.

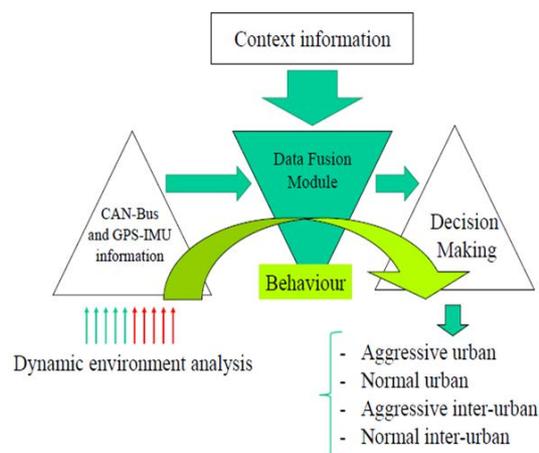


Figura 17: Descripción de la arquitectura del sistema experto, el flujo de información y conocimientos

La información recuperada del CAN bus proporciona una completa información sobre el estado del vehículo, incluyendo velocidad, ángulo del volante, frecuencia de frenado y porcentaje de pedal del acelerador presionado. También hay más información disponible, como el estado de las luces, el aire acondicionado, etc., pero como se ha comentado, esta información fue descartada ya que no representaba datos relevantes para la aplicación. La Figura 17 muestra todas las fuentes de información disponibles en el sistema, junto con la información que son capaces de proporcionar a la aplicación. Las siguientes secciones detallan el proceso de obtención y cada uno de los descriptores asociados.

3.4.1. Velocidad lineal del vehículo

La señal es representada como $v[t]$, y expresada en kilómetros por hora (km/h). Esta información es esencial para identificar comportamientos importantes como las infracciones del límite máximo de velocidad. Agregando otras variables de tendencia central, como la media y la mediana, puede utilizarse para identificar el promedio de la velocidad en un período de tiempo específico. La

desviación estándar puede utilizarse para identificar los altos cambios de velocidad, que puede corresponder a un errático y un comportamiento agresivo.

Velocidad máxima [km/h]

$$\text{Max}(v[t]) \quad (1)$$

Valor medio [km/h]

$$\bar{v} = \frac{1}{N} \sum_1^N v[t] \quad (2)$$

Desviación estándar [km/h]

$$\sigma_v = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (\bar{v} - v[t])^2} \quad (3)$$

Mediana [km/h]

$$\tilde{\chi}_{\text{mediana}} = \left(\frac{n}{2} + 1\right)^{\text{th}} \text{term} \quad (4)$$

3.4.2. Revoluciones por minuto

Señal representada como $r[t]$, y expresada en número de revoluciones por minuto (rpm). Esta información es valiosa para identificar comportamientos específicos. En esta aplicación, se utilizó para identificar comportamiento agresivo a través de la identificación del uso extremo del motor del vehículo, es decir, valores altos. Sin embargo, esta información junto con la información sobre el uso de las marchas puede utilizarse para identificar otros parámetros importantes, como el consumo de combustible. Aquí, el valor máximo puede ser usado para identificar mal comportamiento instantáneo, y se pueden utilizar valores agregados para diferenciar un mal uso continuo. Además, la desviación estándar puede utilizarse para detectar la alta tasa de cambio de las revoluciones, que identifica los movimientos rápidos y erráticos, y en muchas ocasiones, implica un comportamiento agresivo. Aquí, la formulación es similar a las ecuaciones 1 y 4, por lo que no se necesita una mayor formulación:

Valor máximo [rpm]

$$\text{Max}(v[t]) \quad (5)$$

Valor medio [rpm]

$$\bar{r} = \frac{1}{N} \sum_1^N r[t] \quad (6)$$

Desviación estándar[rpm]

$$\sigma_r = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (\bar{r} - r[t])^2} \quad (7)$$

Mediana[rpm]

$$\tilde{\chi}_{mediana} = \left(\frac{n}{2} + 1\right)^{th} \text{ term} \quad (8)$$

3.4.3. Pedal de freno

Es una señal representada por $b[t]$, que es una señal binaria con un valor de 0 cuando el pedal no está presionado y 1 cuando se presiona. Las acciones de frenado fuerte pueden identificar maniobras agresivas y pueden producir peligros para la seguridad vial. Además, el uso repetido y sucesivo del pedal es un signo de conducción errática. Toda esta información se puede deducir del estudio de las maniobras de frenado, sin embargo, el carácter binario de esta información hizo que ésta se limitase a % de uso del pedal, lo que no es suficiente para identificar un frenado fuerte maniobras. Se combina con la información del pedal de freno la información proporcionado por la IMU, para poder identificar estas fuertes maniobras de frenado:

Tiempo de frenado (tiempo de pedaleo) [%]

$$bt = \frac{\text{Tiempo del pedal presionado}}{\text{Tiempo total}} \quad (9)$$

Frecuencia de frenado [Hz]

$$bf = \frac{\# \text{Tiempo del pedal presionado}}{\text{Tiempo total}} \quad (10)$$

3.4.4. Pedal de acelerador

El porcentaje del pedal del acelerador presionado, representado como $\text{thr}[t]$ y expresado en un porcentaje (%). El porcentaje de pulsación del pedal del acelerador proporciona información directa de la intención del conductor, como un alto porcentaje de uso del pedal, identifica una posible intención de superar los límites previstos por el vehículo, por lo que aquí el máximo, la media y la mediana pueden proporcionar información importante. De nuevo, la desviación estándar identifica los comportamientos erráticos:

Máxima amplitud [%]

$$\text{Max}(v[t]) \quad (11)$$

Valor medio [%]

$$\overline{\text{Thr}} = \frac{1}{N} \sum_1^N \text{Thr}[t] \quad (12)$$

Desviación estándar [%]

$$\sigma_{\text{Thr}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (\overline{\text{Thr}} - \text{Thr}[t])^2} \quad (13)$$

Frecuencia de la aceleración [Hz]

$$tf = \frac{\# N^{\circ} \text{veces que se presiona el pedal}}{\text{Tiempo total}} \quad (14)$$

Valor de la mediana [%]

$$\tilde{\chi}_{\text{mediana}} = \left(\frac{n}{2} + 1\right)^{\text{th}} \text{ term} \quad (15)$$

3.4.5. Movimiento del ángulo del volante

Señal con la velocidad angular del volante, representada como $\omega[t]$ y expresada en grados por segundo ($^{\circ}/s$). La información del volante puede no proporcionar información por sí misma, ya que el grado absoluto del movimiento suele permanecer constante si el conductor se comporta de manera o no agresiva, mientras se conduce por las mismas carreteras. Sin embargo, la velocidad del volante puede proporcionar información significativa. Los cambios rápidos de carril, los fuertes movimientos laterales, pueden ser identificados por los rápidos movimiento del volante. Aquí el estudio de todos los diferentes valores, como el máximo, la media, la mediana y la desviación estándar, junto con la aceleración lateral que se explica en resultados, son importantes para la identificación.

Max amplitud [grados/segundo]

$$\text{Max}(\omega[t]) \quad (16)$$

Media [grados/segundo]

$$\bar{\omega} = \frac{1}{N} \sum_1^N \omega[t] \quad (17)$$

Desviación estándar [grados/segundo]

$$\sigma_{\omega} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (\bar{\omega} - \omega[t])^2} \quad (18)$$

Valor de mediana [grados/segundo]

$$\tilde{\chi}_{\text{mediana}} = \left(\frac{n}{2} + 1\right)^{\text{th}} \text{ term} \quad (19)$$

3.4.6. Aceleración lineal- IMU

La aceleración representada como $a[t]$, y expresada en metros por segundos al cuadrado (m/s^2). Tres señales están disponibles: a_x , a_y , a_z , correspondientes a cada eje. Todos ellos tienen similares descriptores presentados en las siguientes ecuaciones. Las aceleraciones son importantes para medir la comodidad nivel de los ocupantes del vehículo, además, combinado con alguna de la información mencionada anteriormente, tal como el movimiento del volante, o la información del pedal de freno, es posible identificar el comportamiento del conductor. Aquí los dos más importantes fueron las aceleraciones laterales (x) y

longitudinales (y). Aunque la aceleración vertical (ejes z) se incluyó los datos recuperada por SIMBA, no proporcionó información adicional y por lo tanto no se utilizó para la identificación:

Máxima amplitud [grados/segundo]

$$\text{Max}(a[t]) \quad (20)$$

Valor medio [grados/segundo]

$$\bar{a} = \frac{1}{N} \sum_1^N a[t] \quad (21)$$

Desviación estándar [grados/segundo]

$$\sigma_a = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (\bar{a} - a[t])^2} \quad (22)$$

Mediana [grados/segundo]

$$\tilde{\chi}_{\text{mediana}} = \left(\frac{n}{2} + 1\right)^{\text{th}} \text{ term} \quad (23)$$

3.4.7. Localización GPS

Por otro lado, el módulo GPS-IMU es capaz de proporcionar una localización precisa basada en GPS con capacidades mejoradas e información inercial, como la aceleración y la velocidad. Siendo la localización GPS y las aceleraciones las más útiles, ya que la velocidad se proporciona por el vehículo a través el CAN bus. La localización precisa, basada en el GPS + IMU, se utiliza para proporcionar una fiable localización urbana. Mediante mapas digitales y esta precisa localización, proporciona al sistema la identificación de cuando el vehículo está conduciendo en entornos urbanos o interurbanos y adapta la configuración del sistema a la situación. La Figura 18 muestra la trayectoria del vehículo en diferentes entornos urbanos e interurbanos donde se han realizado los experimentos, próximos a las Universidad Carlos III de Madrid.

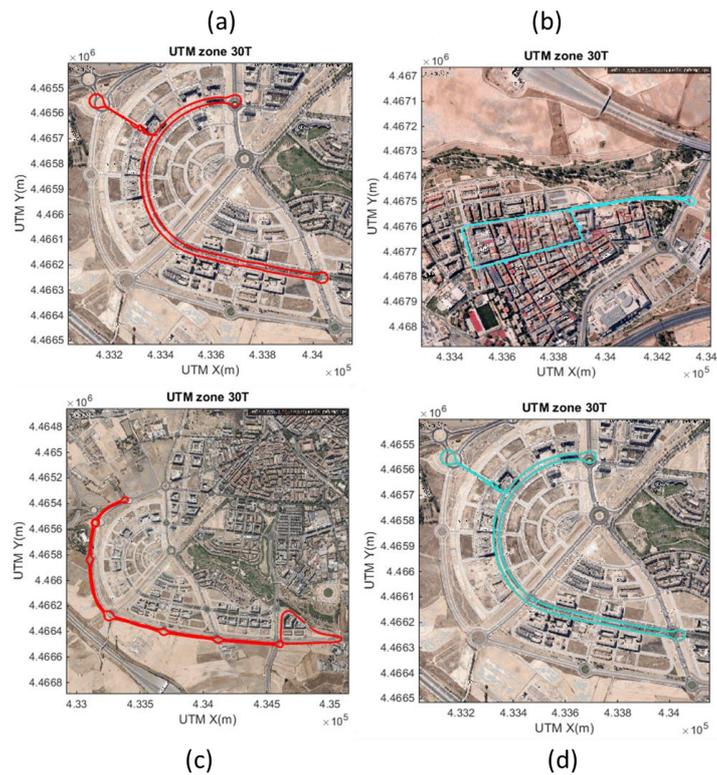


Figura 18: Ejemplos de escenarios de pruebas de entorno interurbano (a, c, d) y entorno urbano (b)

Se realizaron un total de 20 pruebas con 10 sujetos diferentes para probar el algoritmo de detección. Estas pruebas implicaron un escenario urbano y escenarios interurbanos. La prueba implicó un comportamiento agresivo y uno menos agresivo por sujeto. Aunque se pidió a los conductores que condujeran de forma agresiva, todas las pruebas se hicieron cumpliendo las normas de tráfico. Cada escenario implicaba alrededor de 10 minutos. La clasificación se basó en los 23 descriptores mostrados en la presente sección 3.4, en la sección posterior 3.5 se especifica los resultados obtenidos en cuanto a las reglas y el umbral para definir el comportamiento agresivo. Cuando un número determinado de descriptores proporciona la identificación de un comportamiento agresivo, el sistema identifica el comportamiento como agresivo.

3.4.8. Análisis en el dominio de la frecuencia

A fin de proporcionar información espectral, se realizaron varios estudios usando información de frecuencia como descriptor, basada en la información de frecuencia de la señal. El descriptor de frecuencia es la base en el análisis espectral de la señal dentro de la ventana correspondiente.

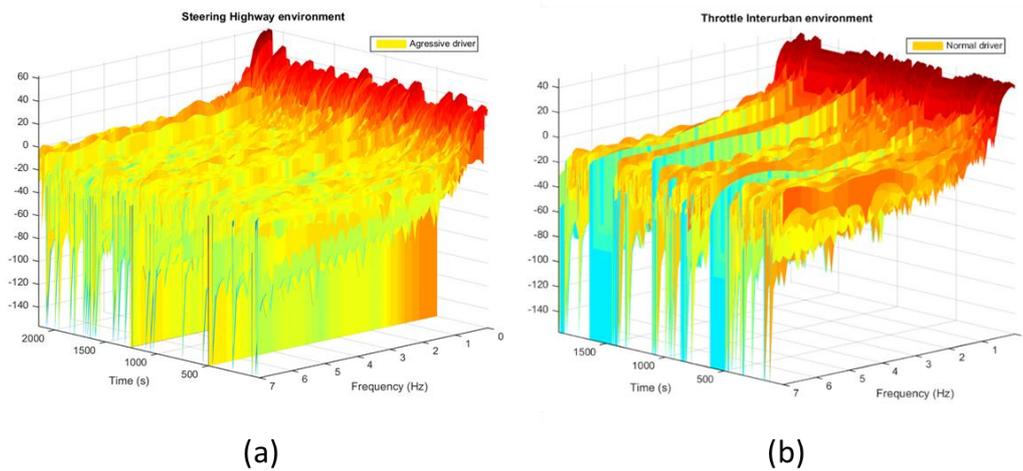


Figura 19: Análisis espectral del movimiento del volante en el entorno de la autopista. La potencia de la señal (db) se representa en el eje vertical, la frecuencia (Hz) y el tiempo, que representan el momento en que se calcula el análisis espectral, se representan en el eje horizontal.

Este análisis espectral se muestra en la Figura 19, basado en una ventana de tiempo específica. Aquí la tercera dimensión representa la evolución a lo largo del tiempo del análisis espectral, por ello la información obtenida con el análisis espectral tiene que ser procesada por medios de descriptores de frecuencia. Estos descriptores de frecuencia resumen la información relevante que proporciona este análisis espectral. Mediante estos descriptores de frecuencia, la información obtenida y representada en la Figura 19, que es difícil de procesar, puede convertirse en la Figura 20. Una vez que se realiza un análisis espectral, el dominio de la frecuencia se divide en cinco secciones, cada sección corresponde a un intervalo de frecuencia continuo. La señal espectral se divide en cinco diferentes intervalos, se calcula el porcentaje de la potencia de la señal en cada intervalo, devolviendo cinco diferentes descriptores. Estos descriptores se calculan en base a una ventana de tiempo, que se superpone, como se muestra en la Figura 20. Por lo tanto, muestra una representación bidimensional basada en los descriptores espectrales que resumen la información espectral contenida en la señal.

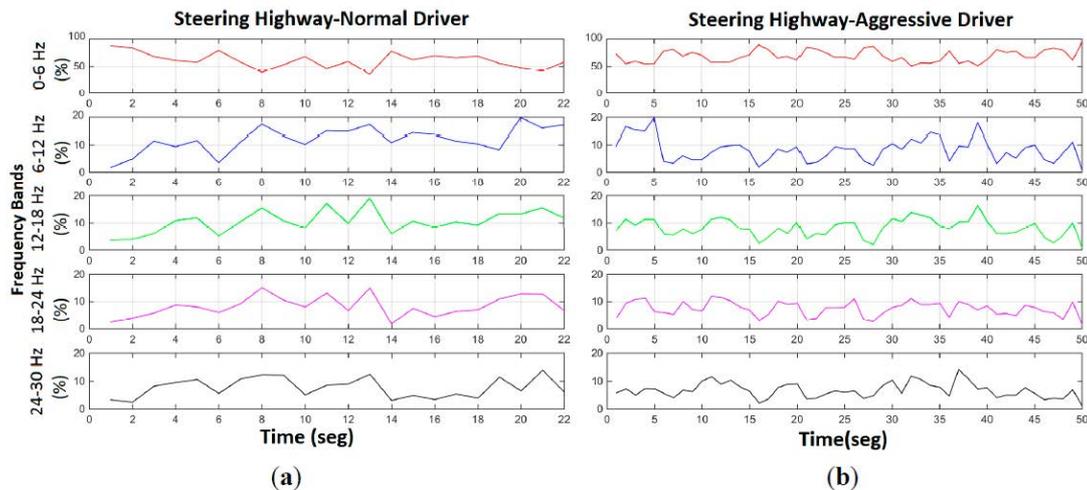


Figura 20: Evolución del intervalo de frecuencia del movimiento del volante en una autopista

La potencia de la señal (db) se representa en el eje vertical, la frecuencia (Hz) y el tiempo que representan el momento en que se calcula el análisis espectral, se representan en el eje horizontal.

Se encontró información relevante para el análisis del comportamiento de los conductores, como la identificación de la frecuencia de los comportamientos agresivos, sin embargo, no se realizó un estudio más en profundidad debido a que la investigación en el dominio del tiempo obtuvo buenos resultados.

3.5. Resultados análisis por descriptores

Las pruebas realizadas implicaron dos escenarios principales: el entorno urbano e interurbano. Los datos recogidos se utilizaron para identificar los patrones de agresividad y maniobras normales sobre ambos escenarios. Se probaron todas las maniobras posibles, identificando los valores específicos que describen cada situación. Esta información fue utilizada para crear el sistema basado en reglas que identifican los patrones de comportamiento de los conductores agresivos en los tres escenarios.



Figura 21: El conector OBDII (arriba) y el prototipo final de sistema lector CAN bus (SIMBA)

Tanto para las maniobras de frenado como de aceleración, la aceleración máxima se identifica según investigación de factores humanos. De esta manera, los valores en tiempo real obtenidos de la IMU para identificar los comportamientos agresivos o comportamientos incómodos para los pasajeros de manera instantánea. De acuerdo con [89], aceleraciones estables en el rango de 0,11g a 0,15g caen en el "rango común" para la mayoría de los estudios en cuanto a comodidad de la aceleración de los vehículos terrestres, siendo aceleraciones superiores a 0,30g no aceptables para la comodidad del pasajero. De esta manera, los movimientos superiores a 0,30g se identificaron como no conformes, y los de 0,50 g se identificaron como comportamientos instantáneos agresivos. Estos valores se identificaron ambos para permitir la detección de la agresividad de dos maneras; primero, un movimiento incómodo repetido en el tiempo llevaría a la identificación del comportamiento como agresivo, el segundo permite una identificación instantánea por la detección de una maniobra. $a_y > 3 \left[\frac{m}{s^2} \right]$ movimiento no-agresivo $a_y > 5 \left[\frac{m}{s^2} \right]$ un movimiento agresivo.

Respecto a la máxima velocidad permitida y basándose en la información del mapa digital y la localización exacta, se proporciona al vehículo la información de la velocidad máxima permitida en la carretera. Este valor también se utiliza como descriptor en el algoritmo según la ecuación 24 donde v_r representa la máxima velocidad permitida en la carretera. Además, se proporciona un índice (IVTP) indicando cuántas veces se sobrepasa la velocidad máxima durante un período determinado.

Detección de exceso sobre la velocidad máxima permitida

$$\overline{dv} = \frac{1}{N} \sum_1^N (v_r - v[t]) \quad (24)$$

La Figura 22 muestra la desviación estándar de la velocidad del vehículo, los valores obtenidos muestran valores más altos en la desviación estándar de la velocidad del vehículo en el comportamiento agresivo del conductor. Aquí el entorno es importante ya que el valor es mayor en ambientes interurbanos con mayores velocidades, que en entornos urbanos céntricos donde las velocidades son menores, por lo que los valores obtenidos son menores. Aquí se utilizaron diferentes umbrales para cada ambiente. La identificación entorno se obtiene en base a la señal GPS y los mapas digitales. Esta información es más útil en las carreteras y ambientes interurbanos donde los rangos de velocidades disponibles son más amplios, que en los ambientes donde estas velocidades son más limitadas.

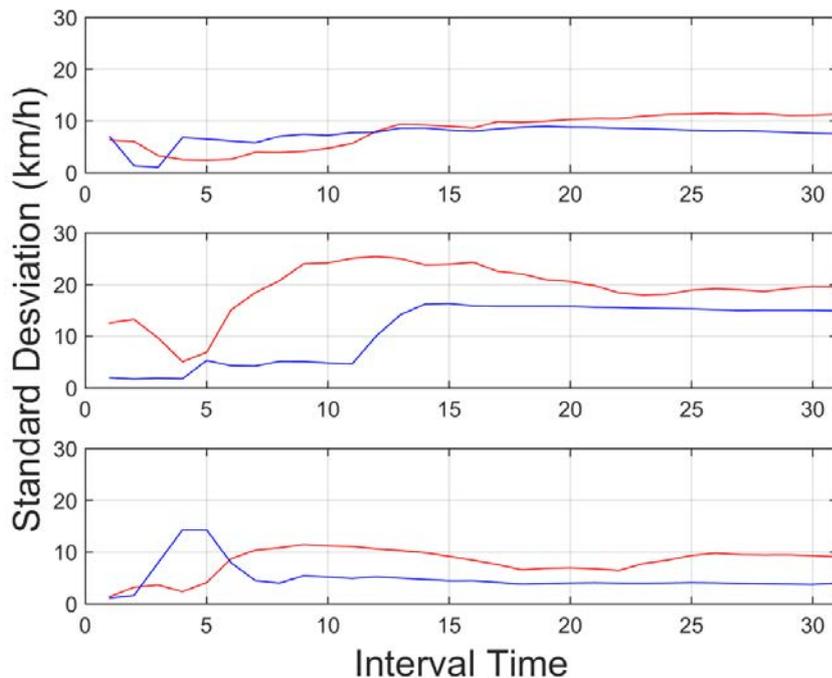


Figura 22: Desviación estándar para la velocidad del vehículo, para un intervalo de tiempo=20s. El rojo indica un conductor agresivo, y la línea azul, un conductor normal. Entorno del centro de la ciudad, entorno interurbano del centro y entorno de la autopista de abajo.

La Figura 23 muestra la desviación estándar de las RPM del motor del vehículo. Estos datos permitieron la identificación del comportamiento, ya que el comportamiento agresivo mostró una gran variación en el uso del motor, con altos cambios en las revoluciones y por lo tanto representando una mayor desviación estándar.

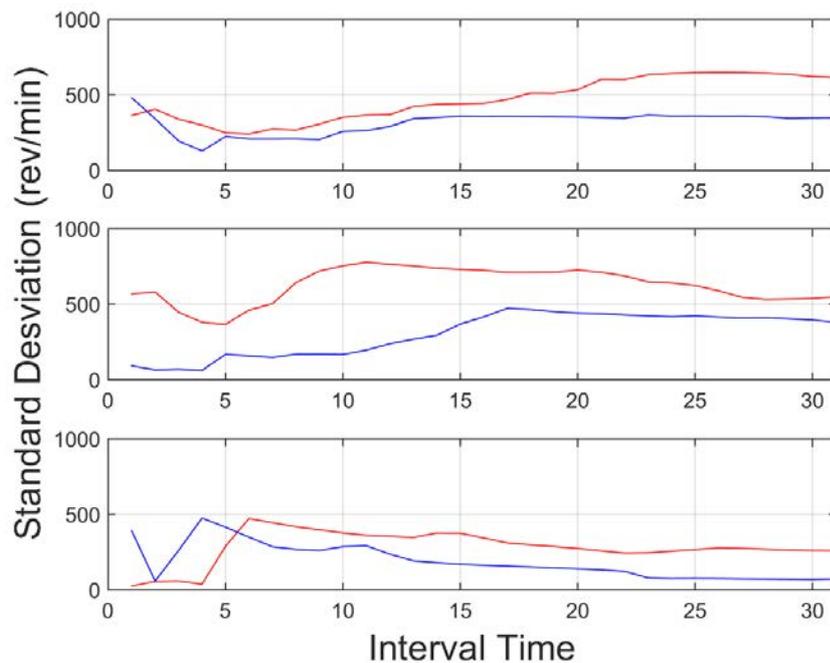


Figura 23: Desviación estándar para las revoluciones por minuto (r.p.m.) del motor, para un intervalo de tiempo=20s. El rojo indica un conductor agresivo, y la línea azul, un conductor normal. El entorno del centro de la ciudad, el entorno interurbano del centro y el entorno de la autopista.

Los entornos urbanos con más maniobras de parada y arranque derivan en mayores cambios en las RPM del motor, por lo que la desviación estándar demostró ser una buena herramienta en este entorno, así como en el entorno interurbano. En otros escenarios, en los que las paradas son menos frecuentes como en los entornos de las autopistas, los valores absolutos como la media o los picos proporcionan más información sobre el comportamiento del conductor.

La Figura 24 proporciona el porcentaje medio de acelerador presionado durante un intervalo de tiempo de 20 s y su evolución a lo largo del tiempo. Como se muestra, los datos proporcionados muestran un valor considerablemente mayor con la conducción agresiva, casi el 100% del tiempo, mientras que, en condiciones normales de conducción, el conductor mostró un valor considerablemente menor. Esta diferencia es mayor en los entornos urbanos que en las carreteras como se muestra en la figura, lo que se debe al hecho de que, en los entornos de las autopistas el proceso de conducción es más estable, por lo que el porcentaje de uso del pedal es más continuo.

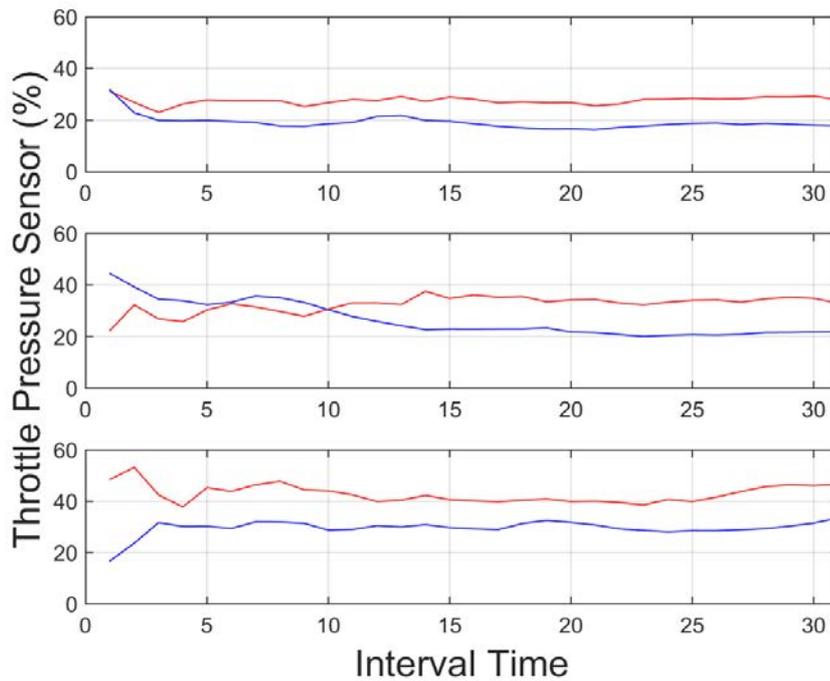


Figura 24: Porcentaje medio de acelerador presionado durante un intervalo de tiempo=20s. El rojo indica conductor agresivo, y el azul conductor normal. Entorno del centro de la ciudad, entorno interurbano del centro y entorno de la autopista.

La información adicional también es útil para la identificación de conductores agresivos. En la Figura 25, la desviación estándar del movimiento del volante (velocidad angular) muestra un valor más alto de nuevo para el comportamiento agresivo en todos los ambientes, incluso en los de la autopista, con movimientos, demostrando la importancia de identificar estos tipos de comportamiento en la mayoría de los casos.

Las aceleraciones, por otro lado, no mostraron valores estables que pudieran ser usados para añadir información en el sistema. Las pruebas mostraron que la identificación de los valores máximos en el tiempo agregado no es suficiente información para identificar estos comportamientos. Como se muestra en las Figura 26 y Figura 27, estos valores mostraron una oscilación significativa que no es suficiente para utilizarlos en el tiempo agregado. Por otra parte, estos pueden utilizarse para mostrar la identificación instantánea del comportamiento. Mediante la identificación de los fuertes valores laterales o aceleraciones longitudinales, el sistema identifica las maniobras correspondientes como agresivas.

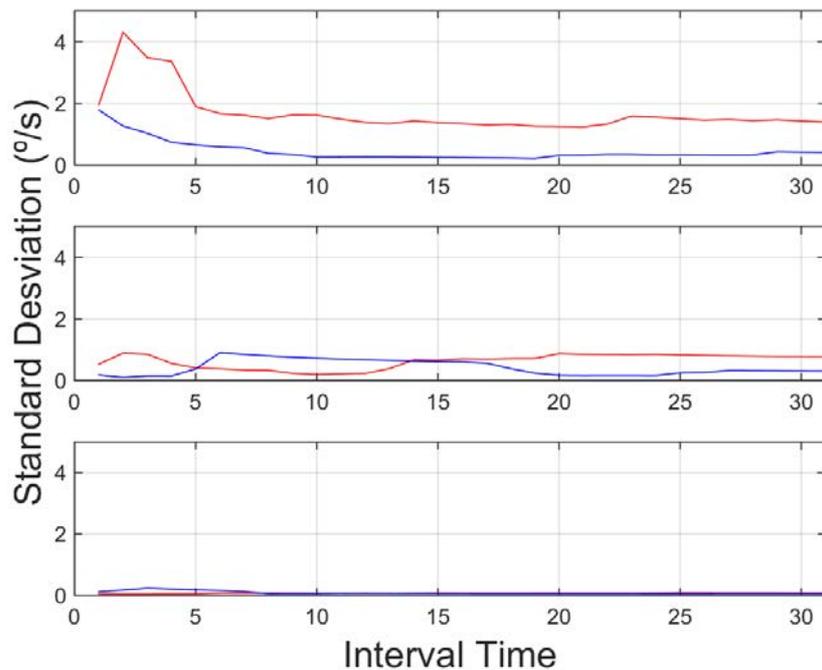


Figura 25: Desviación estándar de la dirección para un tiempo de intervalo = 20 s. El rojo indica un conductor agresivo, y el azul un conductor normal. Arriba: entorno del centro, centro: entorno interurbano y abajo: entorno de la autopista.

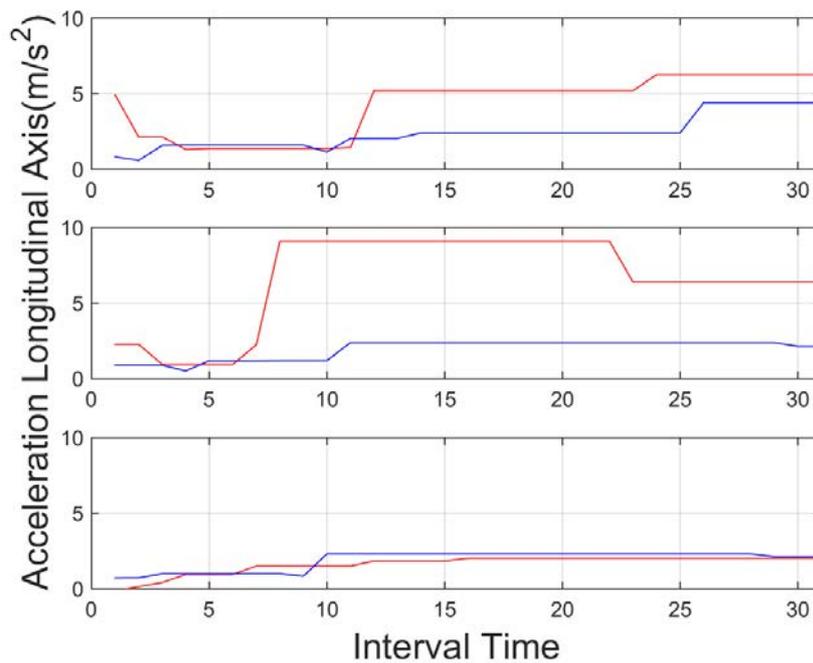


Figura 26: Picos locales para la aceleración del eje longitudinal, para un tiempo de intervalo = 20 s. El rojo indica un conductor agresivo, y el azul un conductor normal. Arriba: entorno del centro, centro: entorno interurbano y abajo: entorno de la autopista.

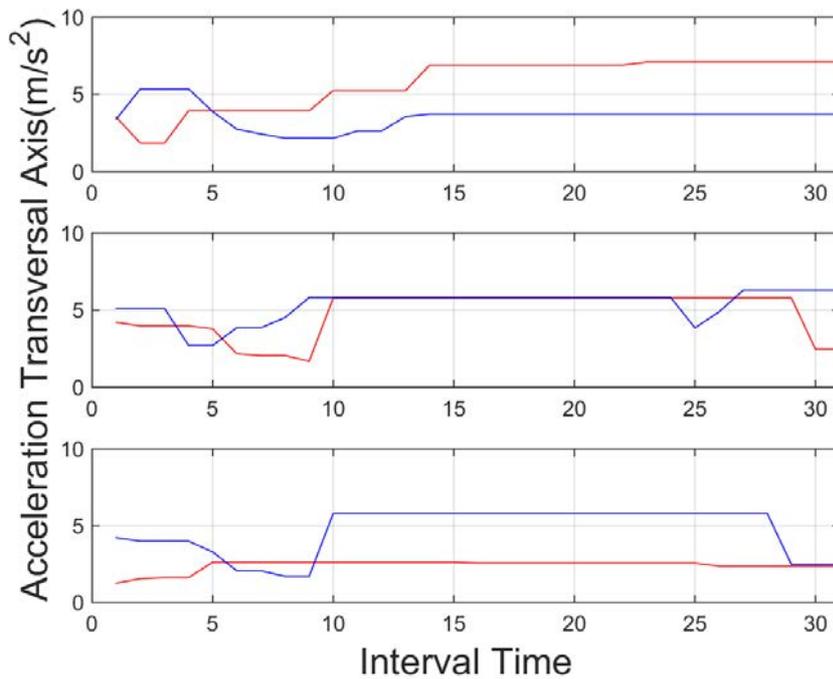


Figura 27: Picos locales para la aceleración del eje transversal durante un tiempo de intervalo = 20 s. El rojo indica un conductor agresivo, y el azul un conductor normal. Arriba: entorno del centro, centro: entorno interurbano y abajo: entorno de la autopista.

Se realizaron multitud de pruebas en un entorno real, con 10 sujetos diferentes para la validación del algoritmo. Estas pruebas implicaron un escenario urbano y escenarios interurbanos (como se muestra en la Figura 18). La prueba implicó una prueba con comportamiento normal, posteriormente se solicitó al conductor usar un comportamiento que consideraran más agresivo por sujeto. Aunque se les pidió a los conductores que condujeran agresivamente, de nuevo indicar que todas las pruebas en entorno real se hicieron obedeciendo las normas de tráfico. En todas las pruebas realizadas, el sistema fue capaz de identificar la agresividad y comportamiento de conducción no agresivo después de alrededor de 1 minuto de conducción. Como se ha comentado antes, el comienzo de la secuencia no proporcionó suficiente información sobre el comportamiento del conductor, por lo que no se proporcionó información en esta parte de la secuencia.

A continuación, se muestran los diferentes descriptores y características seleccionadas para identificar el comportamiento agresivo o no agresivo, tanto en escenarios urbanos como interurbanos. Las figuras Figura 28 y Figura 31 muestran algunas de las señales obtenidas durante estas pruebas, centrándose en tres sujetos. Se seleccionaron tres sujetos como un conjunto representativo de todo el experimento.

- En la Figura 28, se muestra la aceleración lateral (desviación estándar). Los sujetos B y C proporcionan suficiente información para identificar el comportamiento agresivo. Sin embargo, para el sujeto A, esta información no es suficiente en un entorno urbano.
- En la Figura 29, se muestra la información del acelerador (desviación estándar) para los tres mismos sujetos. Aquí los sujetos A y B se identifican como que están por encima del umbral seleccionado, sin embargo, para el sujeto C normal el comportamiento cae por encima del umbral en varias ocasiones durante el modo interurbano. Este comportamiento más agresivo durante la aceleración no fue concluyente para la identificación comportamiento agresivo ya que todas las demás características no la identificaban como agresiva
- La Figura 30 muestra la información de las revoluciones por minuto (desviación estándar). Aquí los tres sujetos estaban por encima del umbral, y sólo el sujeto B presentó algunos períodos de tiempo en los que estuvo por debajo del umbral, pero en estas situaciones las demás características eran suficientes para proporcionar una estimación exacta.
- La Figura 31 muestra la información observada a través de la desviación estándar de la aceleración longitudinal, una vez más, el comportamiento está claramente identificado en la mayoría de los casos. Sólo en el sujeto C hay algunos problemas en el entorno urbano. Sin embargo, en todos los datos anteriores es posible identificar este escenario específico.

El análisis basado en una sola señal puede llevar a una mala interpretación, por ejemplo, el conductor común con un comportamiento normal que se mueve a lo largo de una curva cerrada, se puede esperar un fuerte movimiento lateral, sin embargo, la ausencia de otros indicadores de conducción agresiva lleva a la interpretación de este movimiento como un comportamiento normal. Por ello, se realizó la fusión de varios descriptores, para permitir una identificación precisa del comportamiento. La reducción de los 23 descriptores se permite tras realizar los experimentos mencionados con diferentes conductores. Sin embargo, para evitar la especificidad del sistema, se propone la evolución del algoritmo con el uso de Gaussian Mixture Module, cuyos resultados se muestran en la sección 3.7.

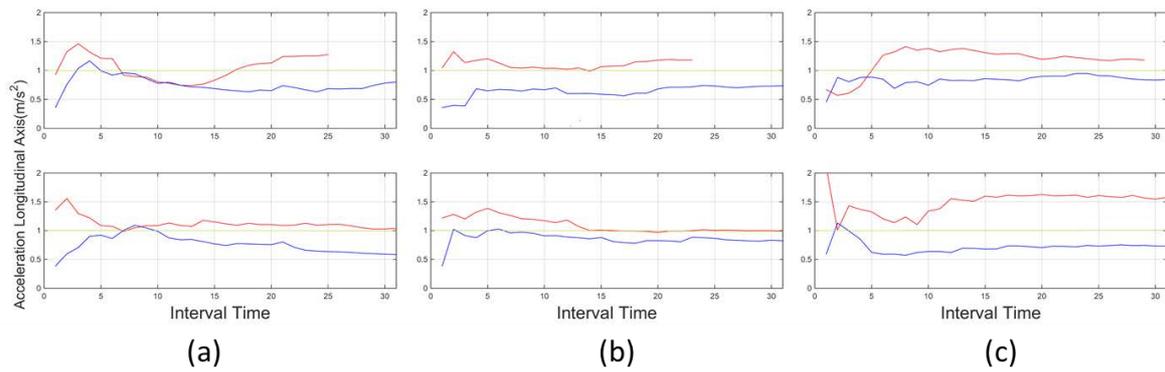


Figura 28: Aceleración lateral (desviación estándar), para tres sujetos (A, B y C). En los escenarios interurbanos (abajo) y urbanos (arriba). El umbral de esta característica se identifica en verde

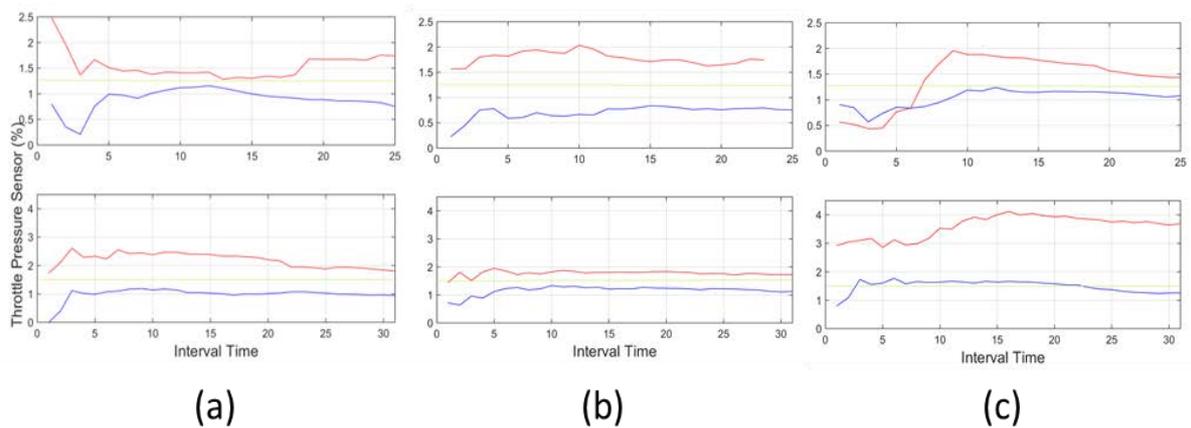


Figura 29: Acelerador (desviación estándar), para tres sujetos (A, B y C). En los escenarios interurbanos (abajo) y urbanos (arriba). El umbral de esta característica se identifica en verde.

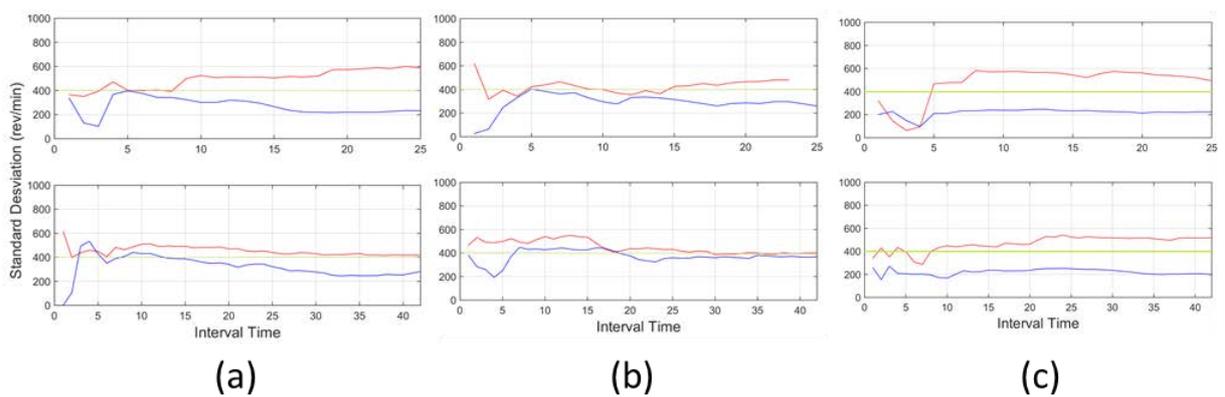


Figura 30: RPM (desviación estándar), para tres sujetos (A,B y C). Aquí, todos los conductores llegan a un nivel superior a las 400 RPM en el vehículo mientras realizan una conducción agresiva.

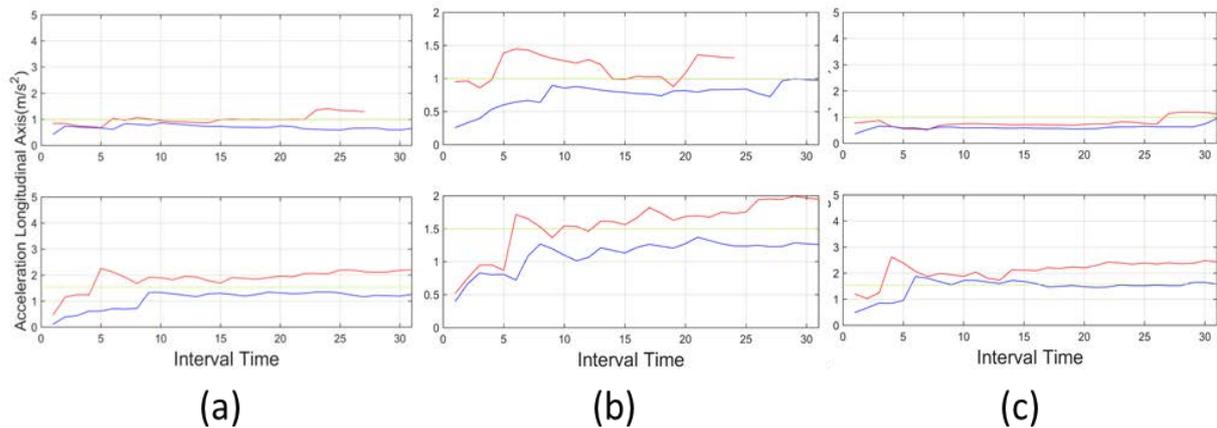


Figura 31: Aceleración longitudinal (desviación estándar), para tres sujetos (A, B y C). Aquí, todos los conductores llegan a un nivel superior a las 400 r.p.m. en el vehículo mientras realizan una conducción agresiva.

3.6. Aplicación de Gaussian Mixture Model

Los avances en el aprendizaje automático o *machine learning* proporcionan herramientas útiles para capturar la dinámica altamente no lineal entre los conductores y el entorno. Los modelos de mezcla, *Gaussian mixture model*, han recibido recientemente mucha atención, dada la idea intuitiva de que una población se compone de varios grupos, así como su flexibilidad para modelar una amplia variedad de fenómenos. El GMM es una poderosa herramienta para el modelado estadístico utilizado en diferentes campos, como el presentado en [90]. Se introdujo el elemento GMM tras realizar un análisis profundo a nivel estadístico y de descriptores de las señales utilizadas, según se especifica en el apartado 3.4, así como una capa previa basada en estadísticas para eliminar los posibles valores erróneos que se producen en momentos específicos.

El GMM es una herramienta de análisis apropiado si tus datos provienen de un conjunto de diferentes distribuciones normales. Se trata de una función compuesta por varias Gaussianas, cada uno identificado por $k \in \{1, \dots, K\}$, donde K es el número de grupos de nuestro conjunto de datos. Cada k gaussiano de la mezcla está compuesto por los siguientes parámetros:

- Una media μ que define su centro.
- Una covarianza Σ que define su anchura. Esto sería equivalente a las dimensiones de un elipsoide en un escenario multivariado.
- Una probabilidad de mezcla π , que define cuán grande o pequeña será la función gaussiana.

El GMM se basa en el uso de descriptores de señal, que identifica patrones específicos en el comportamiento del conductor. Así al igual que en el punto anterior 3.4, el comportamiento deliberado no se basa en la única información de una sola señal, sino la fusión de las diferentes entradas y elementos (CAN bus, GPS e IMU). Se trata de un modelo estadístico que es una combinación lineal de funciones de la base gaussiana.

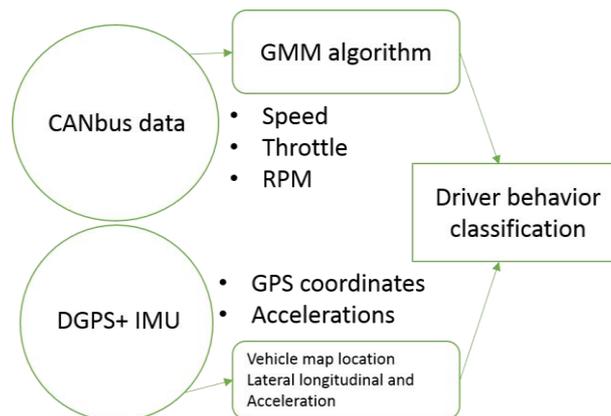


Figura 32: Flujo de información proporcionado por CAN bus y GPS-IMU.

En la descripción del comportamiento con el uso de GMM se seleccionaron los datos descriptivos obtenidos en el dominio del tiempo, utilizando el dispositivo SIMBA. Se hace proporcionando ventanas de tiempo que dan una estimación del comportamiento del conductor en el marco de tiempo definido. La selección de esta ventana temporal se realizó tras la revisión de la literatura, pero al no obtener un estándar se evaluaron diferentes ventanas temporales, encontrándose que 20 segundos superponiendo el 50%, era la más representativa para suavizar los cambios en los valores de gran rango.

Se encontró que el modelo GMM no paramétrico era el mejor para esta tarea que el modelo físico paramétrico, ya que como estudios anteriores concluyen [91]:

- Puede representar la dinámica subyacente entre características con la función de distribución conjunta.
- Puede representar la no linealidad y aspectos estocásticos con una función de distribución probabilística.

Cuando la agrupación se realiza utilizando el GMM, el objetivo es encontrar los parámetros del modelo (media y covarianza de cada distribución) de modo que el modelo resultante es el que mejor se ajusta con los datos etiquetados.

Probabilidad en el modelo de mezcla Gaussiana K

$$p(x) = \sum_{j=1}^K w_j \cdot N(x|\mu_j, \varepsilon_j) \quad (25)$$

La probabilidad dada en un grupo K (ecuación 25), donde $\sum_{j=1}^K w_j = 1$, $0 \leq w_j \leq 1$ y N representa la distribución normal, con la media μ y la varianza ε y w es la probabilidad a priori (peso) del jth gaussiano.

La estimación de mejor ajuste se traduce en la maximización de la probabilidad de los datos dados por el modelo GMM. Esta tarea está resuelta con el algoritmo de Expectación-máxima (EM). La idea de la agrupación EM es que cada distribución representa un grupo. Esto se resuelve de forma iterativa usando el algoritmo EM; EM comienza con una estimación inicial o conjetura de los parámetros del *mixture model*, re-puntualiza de forma iterativa las instancias de datos con la densidad de la mezcla producida por los parámetros. Las instancias re-puntualizadas se usan entonces para actualizar el parámetro estimación y esto se repite hasta que el algoritmo converge.

Basado en estudios previos de las señales [82], para estas pruebas las características de conducción elegidas fueron:

- Sensor de posición media del acelerador
- Desviación estándar para rpm
- Velocidad media

Valor medio genérico

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_1^N x_k[t] \quad (26)$$

Donde \bar{x} y representa el valor medio. Además de los valores centrales, la desviación estándar, denotada con σ_x en la ecuación permite identificar cómo se extienden las medidas. Las unidades de medida se mantuvieron basada en el Sistema Internacional (SI).

Desviación estándar genérica

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_1^N (\bar{x} - x[t])^2} \quad (27)$$

De nuevo la localización por GPS se utiliza para indicar si el vehículo está ubicado en un entorno urbano o interurbano, así discernir entre los cuatro estados: agresivo urbano e interurbano, conducción normal e interurbana.

Estas secciones fueron etiquetadas posteriormente, como se muestra en la Figura 33 para permitir la comparación con los resultados obtenidos en el GMM. A los conductores se les dio instrucciones de que condujeran con normalidad, tras ello se les pidió algo más de agresividad, siempre y cuando respetaran las

normas vigentes de tráfico. Las condiciones climáticas fueron todas similares (día seco y soleado con temperaturas medias).

3.7. Resultados Gaussian Mixture Model

El objetivo es crear un sistema robusto, fusionando diferentes señales e identificar las que proporcionan más información. La información de porcentaje de presión del acelerador y las RPM, reflejan información relevante como la ansiedad al conducir. Como se indica en la sección de introducción, la velocidad se cita a menudo como un factor comportamiento agresivo por lo que también fue elegida como característica crítica. Seleccionando los correctos descriptores y aplicando el algoritmo GMM se consigue el desarrollo de un sistema inteligente experto. Este sistema proporciona tanto la detección de eventos puntuales como la identificación global, ambos sistemas de detección están capacitados para identificar patrones específicos proporcionados por los descriptores mencionados.

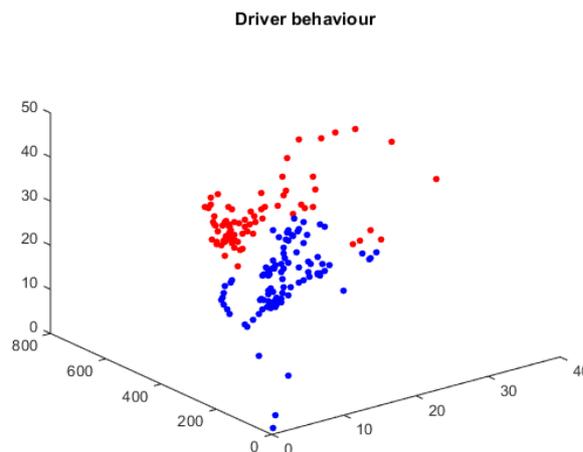


Figura 33: Datos de entrada etiquetados. Rojo comportamiento agresivo, azul comportamiento no agresivo.

Se analizaron las características del comportamiento del conductor con diferentes secuencias etiquetadas (agresivas y no agresivas). El etiquetado se hace con los mismos descriptores que el algoritmo de agrupación del GMM, para comparar los resultados. Como se muestra en la Figura 33, la etiqueta roja declara los momentos con signos de agresividad y la azul los momentos no agresivos.

Al igual que otras técnicas de análisis de agrupación, en primer lugar, se necesitaba decidir el número de grupos a utilizar. En este caso ya que el objetivo era discernir entre lo agresivo y la actitud no agresiva, $\pi k=2$ (número de grupos).

Los datos se recogieron y el descriptor se calculó en ventanas de 20 segundos, con una superposición del 50%. Un gran número de experimentos y el procesamiento validaron esta estimación de ventana temporal.

$\Sigma_k=1$ (covarianza) la estructura de covarianza determina la forma de un elipsoide de confianza dibujado sobre un clúster. Puede especificar si las matrices de covarianza para todos los componentes son diagonales o completas, y si todos los componentes tienen la misma matriz de covarianza. Cada combinación de especificaciones determina la forma y la orientación de los elipsoides, este junto con $\mu_k=\text{full}$ (media), fue empíricamente elegido. Las diferentes configuraciones de estos parámetros de inicialización son que se muestra en la Figura 34, el resultado final se muestra en la Figura 35.

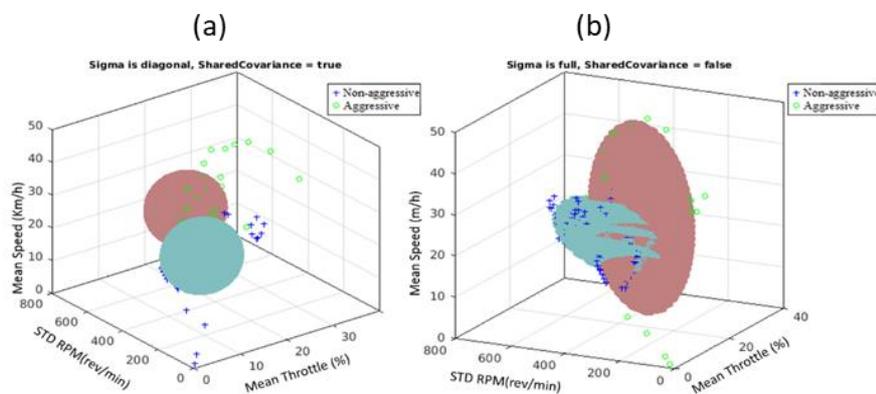


Figura 34: Resultados GMM donde en (a) $\mu_k=\text{diagonal}$ (Sigma) y $\Sigma_k=1$ (covarianza). En (b) $\mu_k=\text{full}$ (Sigma), $\Sigma_k=0$ (covarianza).

Los resultados declarados como los mejores parámetros de iniciación del modelo, la media y covarianza de cada distribución:

- $\pi_k=2$ (número de *clusters*)
- $\Sigma_k=1$ (covarianza)
- $\mu_k=\text{full}$ (Sigma)

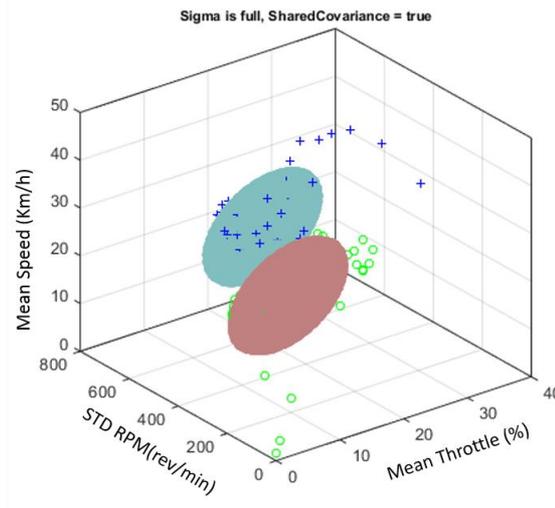


Figura 35: Resultados GMM $\mu_k = \text{full}(\text{Sigma})$, $\Sigma_k = 1$ (covarianza).

Los resultados del conjunto de pruebas se presentan en la Figura 36, gracias al uso del GMM obtenemos un porcentaje de probabilidad de pertenencia al grupo. Muestra para las tres señales de conducción seleccionadas, la función de densidad de probabilidad modelada (PDF) por el GMM de las clases agresivas. Como puede observarse, la mayoría registros están correctamente clasificados, excepto los correspondientes a una pequeña zona entre los dos cúmulos. La tasa de éxito alcanzada es del 92,65% (97,3% para la identificación agresiva y el 89,21% para la no agresiva). El análisis conduce a algunas observaciones interesantes: En primer lugar, cada punto para clasificar si encaja en el grupo correcto o está claramente separado del incorrecto. Esto sugiere que la agresividad en realidad causa una modificación significativa en las señales de conducción seleccionadas que pueden ser usadas para identificar comportamientos agresivos. En segundo lugar, los registros que se clasificaron incorrectamente (encajan en la estimación basada en el GMM de los PDF del grupo incorrecto), puede ser causado por momentos menos agresivos durante la secuencia agresiva, es decir, errores en el proceso de etiquetado manual pueden haber causado este efecto.

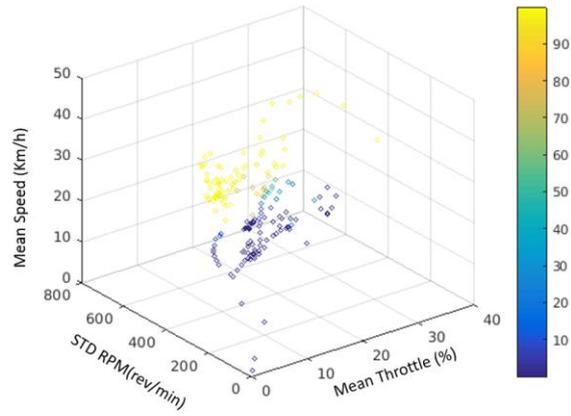


Figura 36: La probabilidad de que un punto pertenezca a una conducción agresiva basada en los grupos definidos.

Capítulo 4 : Entorno del conductor

Tras la investigación realizada relativa a la percepción del comportamiento del conductor, se quiso avanzar hacia la percepción completa del entorno, se quería conocer peatones, marcas viales; en definitiva, cualquier alteración del entorno que pudiera dar como resultado, movimientos repentinos en el análisis del conductor, produciendo señales equivocadas en el interfaz humano-vehículo: frenada inesperada, giros bruscos, etc. Aunque estos serían suavizados con la normalización de los descriptores y la aplicación del sistema basado en Gaussian Mixture Model, se quería conocer más en detalle ante que se encontraba el conductor.

Todo este desarrollo se realizó con foco en el desarrollo de la mejora del sistema de análisis del comportamiento del conductor, siguiendo la misma tendencia del uso de elementos de bajo coste que no requirieran de una adquisición extra, como un smartphone. El presente capítulo se centra en el desarrollo de la detección de peatones con una aplicación que aprovecha la disponibilidad de los *smartphones*. Las pruebas realizadas demostraron la viabilidad del sistema, así como su precisión dando lugar al artículo [92].

4.1. Percepción del entorno: peatones

Esta línea de investigación presenta una aplicación que aprovecha la disponibilidad de las tecnologías existentes de teléfonos inteligentes para desarrollar una aplicación de detección y seguimiento, basada en la cámara monocular y los sensores incorporados. Se realizó el desarrollo completo, incluida la propia aplicación en lenguaje Java y el uso de librerías abiertas de visión por computador como OpenCV, Figura 37.



Figura 37: Desarrollo de la aplicación para el laboratorio LSI.

La detección de los peatones es un campo muy estudiado en la visión por computador, es una de las posibles detecciones obligatorias para cualquier vehículo autónomo con un nivel de autonomía SAE superior a 3. La novedad de este sistema era el uso de una cámara monocular provista por un *smartphone*, procesando el sistema en el propio dispositivo y aplicando técnicas de referencia en el campo.

El sistema se basa en técnicas conocidas como la detección de características Haar presentando en [93] y las características de histogramas de gradientes orientados o HOG presentado por [54]. El primero está basado en el uso de rápidos clasificadores Adaboost y simples características que permiten clasificar los obstáculos de forma rápida y fiable. Al comprobar una gran cantidad de características en diferentes imágenes de entrenamiento, el algoritmo puede seleccionar aquellas características relevantes que proporcionan una detección fiable de forma rápida, según los obstáculos a clasificar. El segundo se basa en la utilización de la orientación de los gradientes con el uso de celdas; en las que se calcula en un histograma resultando la orientación de los gradientes de los píxeles de cada celda. Estos histogramas se combinaron de diferentes maneras para crear los vectores de los descriptores basados en esta orientación de los gradientes.

La información de los sensores internos (acelerómetro) corrige la distancia basado en el modelo *pin-hole* modelo para cámaras monoculares, estimándose la ubicación del peatón. El último punto incluye la estimación de la ubicación del peatonal basado en el enfoque del filtro Kalman (KF).

4.2. Detección del peatón: Haar-like e Histograma de gradientes orientados (HOG)

Viola y Jones[93] presentaron definiciones simples de imágenes basadas en las características. Estas características se obtienen de forma rápida y de forma secuencial utilizando sumas y restas de los valores de píxeles en ciertas regiones.

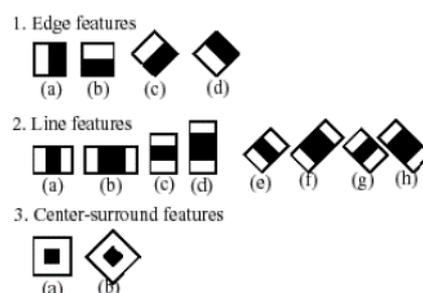


Figura 38: Características Haar-like [93].

El algoritmo de aprendizaje automático Adaboost [94], es un método que divide el problema de la clasificación en pequeños clasificadores, que individualmente se mostrarían poco robustos. Estos clasificadores revisan la característica por separado, combinando varias capas de clasificadores, se obtiene un clasificador mucho más robusto:

Clasificador Haar-Like presentado en [93]

$$h_j(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } p_i f_i(x) < p_i \theta_i \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (28)$$

Donde $h_j(x)$ es el clasificador, $f_i(x)$ es una característica dada, θ_i es un umbral definido y p_i es la paridad que indica la dirección del signo de inequidad. Combinando estos clasificadores en una cascada, el clasificador se convierte en un sistema lo suficientemente robusto como indican los resultados obtenidos.

Las características de HOG o características de los histogramas de gradientes orientados, combinan estos histogramas en celdas de una imagen, definen un objeto por la distribución de la intensidad de los gradientes o de la orientación. Un gradiente en una imagen representa un cambio en la intensidad, es decir, un borde. La combinación de estas características crea los descriptores. HOG se utilizó para para la detección del peatón, gracias al hecho de que opera en celdas locales, haciendo invariable la detección para los peatones. Para hacer menos sensible a los cambios de iluminación, se realiza una normalización del contraste por regiones de la imagen.

Los descriptores se combinan con el uso del clasificador *Super Vector Machine* (SVM) [95], el cual se utiliza para identificar el peatón en una imagen basada en este descriptor.

4.3. Estimación de la localización

La estimación de la ubicación se basa en dos paradigmas:

- El primero es basado en el uso del modelo *pin-hole*, que utiliza el plano del suelo para estimar la ubicación del peatón. Este plano debe ser uniforme, si esta condición no se da, la distancia estimada puede presentar un error. En vías urbanas e interurbanas comunes no existen grandes cambios de pendiente para tener que evaluar esta característica.
- El segundo se basa en el uso de los sensores internos del móvil, para estimar la rotación del dispositivo con el fin de corregir la verdadera distancia al peatón

4.4. Modelo Pin-hole

El modelo *pin-hole* es el modelo de transformación de la imagen más utilizado en técnicas de visión por computador, eliminando deformaciones causadas por distorsiones no lineales de la óptica, [96]. Este modelo describe la cámara como un punto único en el espacio y a pesar de varias suposiciones, como el modelo basado en puntos, y la suposición del suelo plano, es posible llegar al modelo descrito en la siguiente ecuación:

Ecuación del modelo pin-hole

$$\lambda \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_u & 0 & u_0 \\ 0 & f_v & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (29)$$

Donde la relación entre dos puntos de la imagen (u , v) se describe, según su verdadera posición en coordenadas cartesianas 3D de la cámara del sistema, o cámara en píxeles de las coordenadas cartesianas (x , y , z); con x representando la distancia lateral al móvil, y el eje longitudinal y z es la altura en la que el teléfono móvil está definido, es decir, la distancia al suelo del móvil. u_0 y v_0 son las coordenadas centrales del sistema de coordenadas de la cámara en píxeles. Siendo f_u y f_v las distancias focales (para las coordenadas u y v respectivamente). Por último, λ es el factor de escala.

El modelo *pin-hole* tiene la desventaja de que requiere 3 soluciones (x, y, z) que no pueden ser resueltas con la información disponible (u, v). Para resolver esto, se requiere fijar una de las coordenadas, en este caso z , asumiendo que todos los peatones se ubicarán en el suelo y asumiendo que la ubicación del teléfono móvil en una posición fija, sobre el parabrisas. Esta posición aunque modificable, se seleccionó manualmente para aproximadamente 1,4 metros.

4.5. Corrección de la distancia según los sensores internos

Los sensores internos proporcionan ángulos de rotación, como se muestra en la ecuación 30, ya sea para la posición vertical o longitudinal del vehículo. Esta rotación del dispositivo afecta a la detección de la peatonal.

Corrección de la rotación

$$\begin{bmatrix} x_f \\ y_f \\ z_f \end{bmatrix} = R \left(\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix} \right) \quad (30)$$

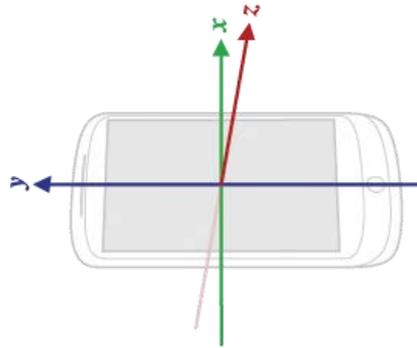


Figura 39: Eje de coordenados utilizado por la API de Android.

Donde R es la matriz de rotación correspondiente a los ángulos de rotación mostrado en la Figura 39, del eje de la cámara, siendo $\Delta\delta$, $\Delta\varphi$ y $\Delta\theta$ el incremento de los ángulos de Euler: cabeceo, inclinación y vuelco respectivamente.

Matriz de rotación basada en los ángulos de cabeceo, inclinación y vuelco.

$R =$

$$\begin{bmatrix} \cos(\Delta\delta) & 0 & \sin(\Delta\delta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\Delta\delta) & 0 & \cos(\Delta\delta) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & \cos(\Delta\varphi) & -\sin(\Delta\varphi) \\ 0 & \sin(\Delta\varphi) & \cos(\Delta\varphi) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos(\Delta\theta) & -\sin(\Delta\theta) & 0 \\ \sin(\Delta\theta) & \cos(\Delta\theta) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

(31)

4.6. Algoritmo de seguimiento

Una vez detectado, y con la finalidad de dar consistencia temporal a las detecciones se empleó una solución basada en filtro de Kalman. El filtro Kalman [97] fue considerado una opción robusta para el seguimiento de los peatones, gracias a la rápida frecuencia de adquisición del sensor. En este modelo, las inexactitudes debidas los cambios en la velocidad o los movimientos no lineales debido a la alta frecuencia, se corrigen como se demuestra en trabajos sobre la fusión de datos y el seguimiento de los peatones [59] o [60].

Etapa de estimación del filtro de Kalman (KF)

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k \quad (32.1)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (32.2)$$

El filtro de Kalman es un estimador recursivo, solo requiere conocer el estado del instante anterior $K - 1$, no requiriendo un historial de estados, lo que facilita su aplicación en tiempo real. Su funcionamiento se basa en el cálculo de la estimación del estado en un instante de tiempo: Ecuación 32, respecto al estado anterior. Al recibir la medida del sensor (cámara monocular) con ruido blanco incluido el filtro, es capaz de corregir y actualizar la estimación anterior: Ecuación

33. La etapa de estimación se omitirá si en un determinado instante K, no se obtiene una medida. En el caso de los peatones puede ocurrir porque exista una oclusión o la no detección del peatón, generando una predicción del peatón no encontrado, aumentándola incertidumbre del sistema.

Etapa de actualización, filtro de Kalman (KF)

$$\tilde{y}_k = z_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \quad (33.1)$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (33.2)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \quad (33.3)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{y}_k \quad (33.4)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (33.5)$$

Este sistema contiene errores relativos a los cambios en la velocidad debido al efecto de las aceleraciones modeladas como ruido del sistema, definidas en la matriz Q, ecuación 34. Donde el valor a es la máxima amplitud de la aceleración, que fue seleccionada empíricamente y donde dt representa el tiempo transcurrido entre la detección, calculado para cada trayectoria.

Matriz Q, error relativo a los cambios de velocidad o ruido del sistema

$$Q = \begin{bmatrix} \frac{a^2 dt^4}{4} & \frac{a^2 dt^3}{2} & 0 & 0 \\ \frac{a^2 dt^3}{2} & a^2 dt^2 & \frac{a^2 dt^4}{4} & \frac{a^2 dt^3}{2} \\ 0 & 0 & \frac{a^2 dt^3}{2} & a^2 dt^2 \\ 0 & 0 & \frac{a^2 dt^3}{2} & a^2 dt^2 \end{bmatrix} \quad (34)$$

La ecuación 34, error del sistema Q, en la cual se definió la máxima amplitud de la aceleración en cada eje como 11 m/s², de acuerdo con la literatura [98].

Error de medición

$$R = \begin{pmatrix} \left(\frac{x}{8}\right)^2 & 0 \\ 0 & \left(\frac{y}{8}\right)^2 \end{pmatrix} \quad (35)$$

La ecuación 35 se trata de la matriz de covarianza del error de medición R del filtro de Kalman para el modelo utilizado, que modela las variaciones de la velocidad del peatón según la aceleración máxima amplitud. Donde R [1,1] R [2,2] son los valores dados a la desviación estándar en la matriz de covarianza, que permiten modelar el error en la medición, dependiendo en gran medida de la distancia al móvil. Por ello en mayores distancias, habiendo menos espacio resolución, los errores en metros por cada píxel perdido son mayores, resultandos mejores resultados en distancias más cercanas.

Las siguientes ecuaciones son las relativas al modelo de velocidad constante, donde se representan v_x y v_y con la velocidad de los peatones, dt es el tiempo

transcurrido, X es el vector de estado, Y el vector de medidas, H la matriz de transición y A el modelo de transición de estado. De nuevo en [98], se demuestra la utilidad del modelo de velocidad constante para modelar el movimiento de los peatones.

Modelo de velocidad constante.

$$X = \begin{bmatrix} x \\ y \\ v_x \\ v_y \end{bmatrix} \quad (36.1)$$

$$Y = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (36.2)$$

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (36.3)$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 1 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (36.4)$$

4.7. Técnica de asociación y gestor lógico de seguimiento

Una vez analizado el movimiento de los peatones hay que asociar las nuevas detecciones con las antiguas. La técnica de asociación se basa en el uso de la técnica de vecinos más cercanos (*Nearest Neighbour*, NN) [99], y método húngaro de asignación [100]. El NN se basa en el uso de la distancia de la estimación dado por el filtro de Kalman y la ubicación de la nueva detección, de esta forma se crea una matriz de asignación basada en esta distancia y la asignación se basa en la minimización de esta distancia.

La lógica de creación y eliminación de trayectorias o pistas se basa en la detección consecutiva de un peatón, es decir, si se detecta un peatón en dos cuadros consecutivos, se crea una nueva trayectoria o *track*, la cual se borrará después de 5 no detecciones consecutivas. Esta lógica, junto con el uso del NN y la asignación según el método húngaro, reduce el número de falsos positivos y errores de detección.

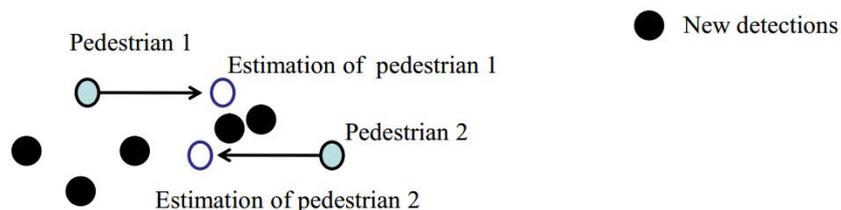


Figura 40: Representación del funcionamiento del algoritmo húngaro, algoritmo de optimización combinatoria que puede resolver el problema de asignación en tiempo polinómico.

4.8. Resultados en la detección de peatones

Se realizaron diferentes pruebas para comprobar la viabilidad de este enfoque, para la detección de peatones en los teléfonos móviles; también se probaron diferentes enfoques en cuanto a características visuales para identificar la mejor solución para la detección de peatones. La prueba consistió en rastrear el movimiento de los peatones para identificar el error en cada eje. La prueba implicaba una coordenada fija y el peatón se movía en la otra coordenada, de esta manera, la coordenada fija puede ser utilizado para identificar el error del eje fijo. La Tabla 3 muestra los resultados de estas pruebas con más de 500 fotogramas probados en 12 secuencias diferentes. La naturaleza de estas pruebas con eje fijo obligó la ubicación en entornos no viales, sin embargo, los movimientos involucrados incluían todos los posibles rangos de movimiento de los peatones, con el fin de simular situaciones reales en las carreteras.

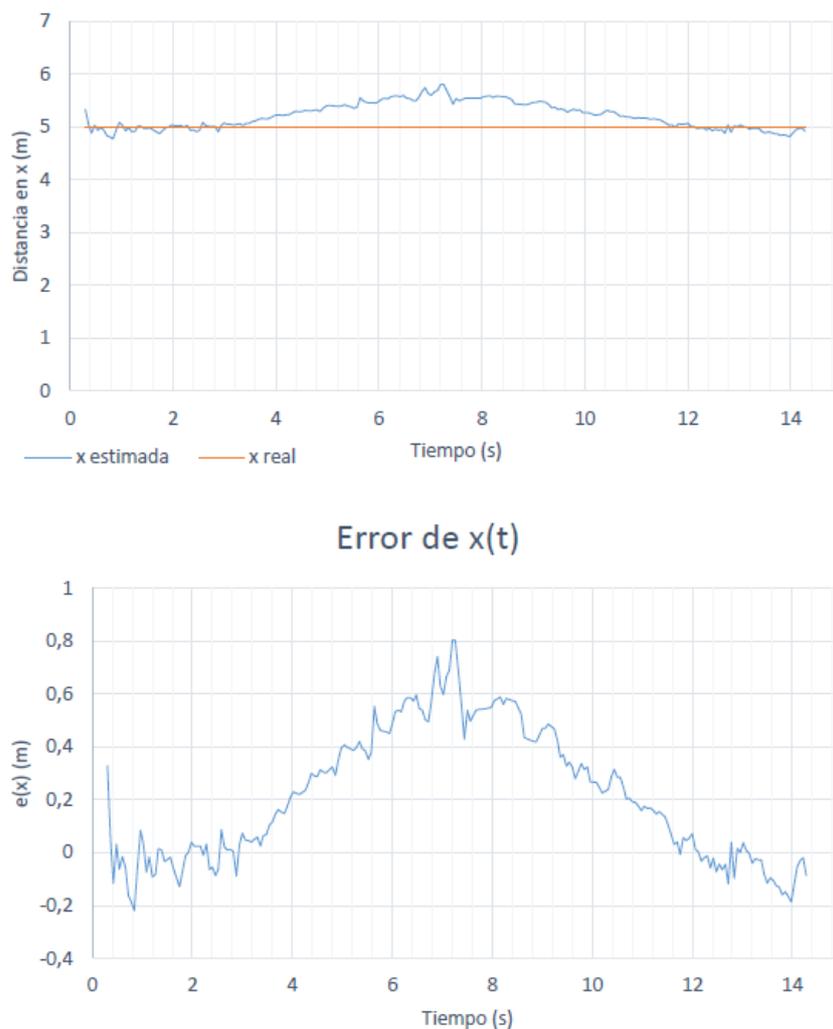


Figura 41: Ejemplo de prueba de movimiento lateral, fijado en $x=5$ metros. Estimación (arriba) y error (abajo), detector Haar.

Los resultados de dos de estas pruebas, donde una de las coordenadas es fija y el peatón se mueve a lo largo de ella, proporcionando una comparación de la detección con la coordenada como *ground-truth*. Las figuras Figura 43 y Figura 44 muestra un ejemplo de uno de estos movimientos.

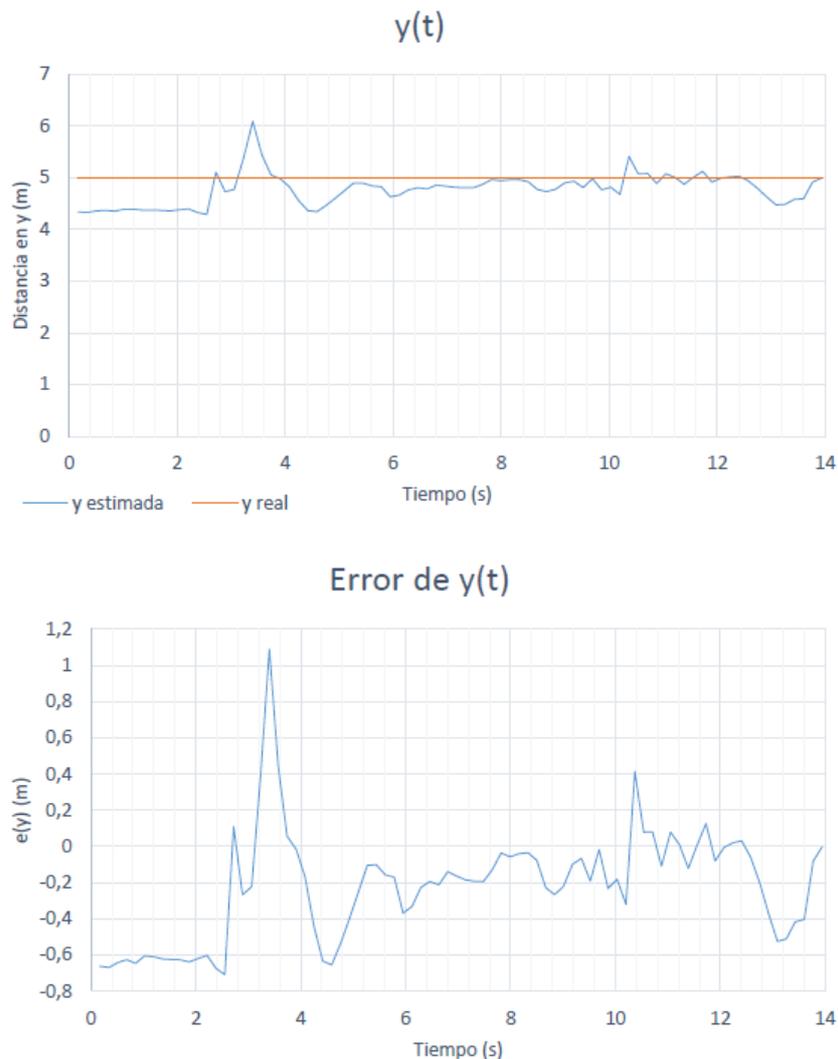


Figura 42: Ejemplo de prueba de movimiento lateral, fijado en $y=10$ metros. Estimación (arriba) y error (abajo). Detector Haar.

La prueba realizada también mostró el mejor rendimiento de las características del HOG, sin embargo, los requisitos de computación requerían ser más altos; para permitir el procesamiento en tiempo real se tuvo que reducir la calidad de la imagen hasta 384×288 píxeles. El principal problema de usar la imagen de menor calidad es el hecho de que un error en la ubicación de un píxel puede inferir un error mayor, debido a la resolución espacial más baja. Este valor era más alto para el método de características *Haar-like*, pero el rendimiento disminuía. Las características del HOG resultaron mejores para la detección de peatones, ya que permiten detectar a los peatones incluso con un movimiento

lateral (más común en el entorno de carretera), donde los rasgos parecidos a los de Haar tenían más problemas para identificarlos.

La lógica de seguimiento permite proporcionar seguimientos correctos, reduciendo los falsos positivos al 1%. Esto se debe al hecho de que sólo dos detecciones consecutivas se consideran un peatón, reduciendo los falsos positivos. La detección dentro del rango de 0 a 10 metros esta cerca del 94% de detecciones, gracias a la lógica de seguimiento de hasta 5 fotogramas, manteniendo el *track* o trayectoria del peatón incluso cuando no se detecta en momentos puntuales.

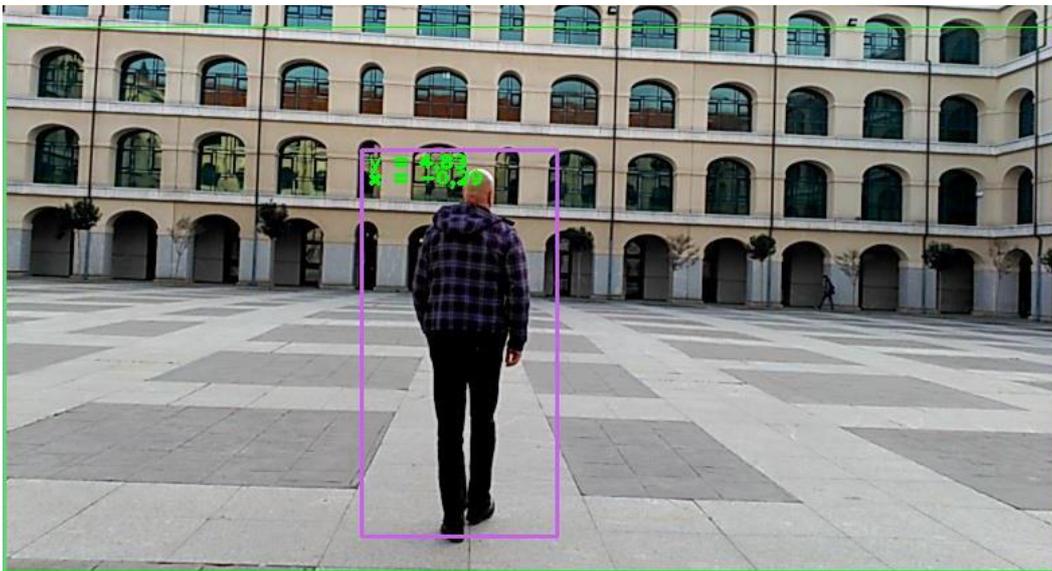


Figura 43: Ejemplo de seguimiento, con la detección del cuadro delimitador y la distancia resaltada en verde ($y=1,83\text{m}$; $x= - 0,29 \text{ m}$).

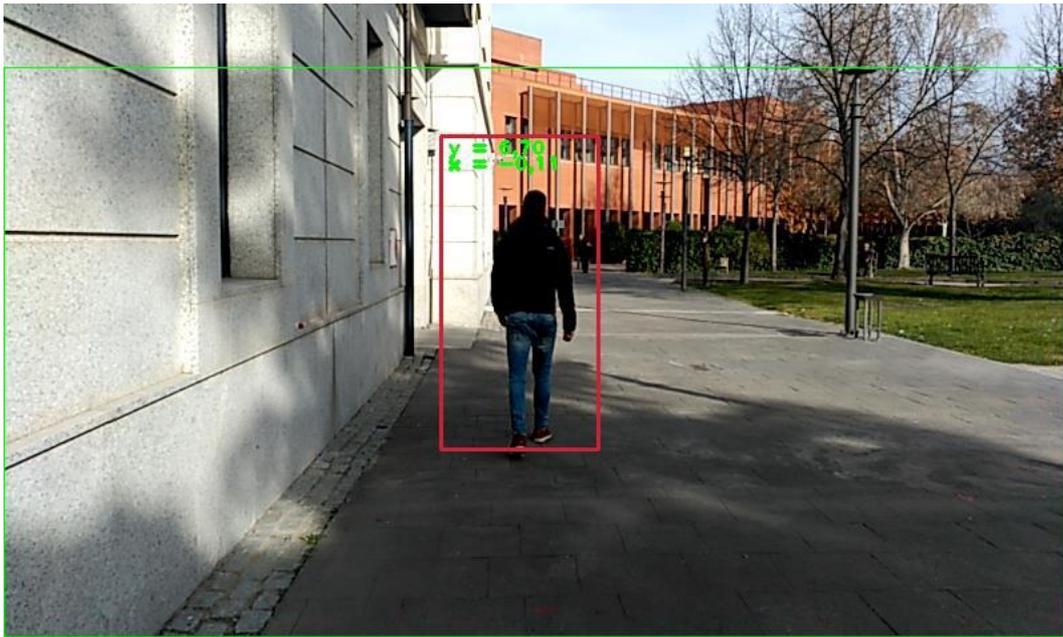


Figura 44: Ejemplo de seguimiento, con la detección del cuadro delimitador y la distancia resaltada en verde ($y=6,70\text{m}$; $x= - 0,11 \text{ m}$).

Tabla 3: Resultados de las pruebas con error medio, absoluto

Fixed coordinate	\bar{e}	$\overline{ABS[e]}$	e_{RMS}
x = 0	-0.354	0.354	0.1354
x = 0	-0.442	0.442	0.22
x = 3	-0.322	0.322	0.1418
x = 3	-0.329	0.329	0.1467
x = 5	-0.208	0.2492	0.078
x = 5	0.063	0.4	0.244
y = 5	0.4872	0.7731	1.162
y = 5	-0.22	0.292	0.1436
y = 10	-2.4	2.4	5.82
y = 15	-3.9	3.98	18.3
Diagonal1	-0.536	0.5917	0.7763
Diagonal2	-0.819	0.8816	1.098

En paralelo a este desarrollo, se realizaron trabajos en la detección de vehículos y marcas viales sobre la aplicación desarrollada, sin embargo, no alcanzaron la madurez de desarrollo para el ámbito de la tesis. Otros trabajos relativos al entorno fueron desarrollados, como el desarrollo de algoritmo para la detección

de carreteras con el uso de cámaras de estéreo [101], que al utilizar dispositivos de mayor coste, se determinaron fuera del ámbito de la presente tesis.

Capítulo 5 : Interfaz peatón-vehículo

Conocido el comportamiento del conductor y realizado un estudio para conocer su entorno en relación a la detección de peatones, se plantea el siguiente ámbito de investigación: La interacción entre el peatón y el vehículo. Se trata de un área de investigación activa debido al rápido desarrollo de los sistemas autónomos y la necesidad de interacción. En el presente capítulo se profundiza en la cuestión específica de la interacción entre peatones y vehículos automatizados, evaluando los recientes avances en las interfaces externas hombre-máquina (eHMI), que permiten transmitir información sobre el estado y la intención del vehículo al resto de los usuarios del tráfico de la carretera. Se explorarán los últimos avances y se presentarán y contextualizarán estudios que analicen su eficacia a partir de datos de retroalimentación de los peatones. Como resultado de ello, pretendemos dibujar una amplia perspectiva sobre el estado actual y las técnicas recientes del eHMI, incluyendo algunas directrices que fomenten la investigación y el desarrollo futuro de estos sistemas.

Las interfaces de usuario son una parte esencial de cualquier sistema complejo que requiera comunicación con el usuario. La norma ISO 9241-110 [102] las define formalmente como "*todos los componentes de un sistema interactivo (software o hardware) que proporcionan información y controles para que el usuario realice tareas específicas con el sistema interactivo*". Una interfaz de usuario está compuesta, a su vez, por una interfaz hombre-máquina (HMI) (también conocida como interfaz hombre-máquina, MMI), que es responsable de establecer la comunicación física entre ambas partes, es decir, el usuario y el sistema. Gracias a ella, el usuario puede observar el estado del sistema, pero también actuar sobre él, modificando los parámetros de su funcionamiento. La información de retroalimentación es proporcionada por paneles de control con señales luminosas, equipos de visualización o botones, o por un software que utiliza un sistema de visualización que funciona en un dispositivo.

En este capítulo se muestra la profunda investigación realizada en la interacción peatón-vehículo, definiendo la toma de decisiones del peatón al cruzar la carretera, para posteriormente estudiar las diferentes tecnologías y la literatura según diferentes escenarios de experimentación, obteniendo unas guías para el correcto diseño y experimentación con los eHMI, interfaces humano-máquina externas. Esta investigación dio como resultado el artículo: *eHMI: Review and guidelines for deployment on autonomous vehicles* [103], que se encuentra en fase de revisión a fecha de entrega de la presente tesis.

5.1. Toma de decisiones

La comunicación entre los usuarios de las carreteras es un factor esencial en los entornos de tráfico. Por lo general, se utilizan claves no verbales para intercambiar información de manera rápida y sin ambigüedades. Esta estrategia de comunicación se hace inviable cuando se trata de vehículos autónomos, dando lugar a un problema humanístico que debe ser resuelto antes del lanzamiento de los avances técnicos. Nos referimos a la interacción peatón-vehículo (autónomo). El escenario más problemático será el de las vías no señalizadas, es decir, cuando no existe paso de peatones, especialmente en zonas urbanas, sobre todo teniendo en cuenta el desacuerdo con las normas que exhiben algunos peatones.

La interacción entre el hombre y la máquina es un campo de investigación activo en la actualidad, y se prevé que su importancia aumente aún más en las próximas décadas. Los avances en la materia han hecho posible que los usuarios interactúen con todo tipo de dispositivos de forma natural, segura y correcta, tanto en el ámbito personal como en el profesional. En este tema intervienen diferentes disciplinas, como la ingeniería, la investigación cognitiva, las humanidades y la psicología. La disciplina científica de la ergonomía reúne los conocimientos básicos para un diseño de interfaz fácil de usar para el usuario.

Una de las áreas de mayor crecimiento y relevancia en el desarrollo de las HMI es el campo de la automoción. El éxito de un producto técnico depende de más factores que el precio, la fiabilidad y el ciclo de vida; también depende de factores como la capacidad de manejo y la facilidad de uso. Por lo tanto, los HMI son un aspecto crucial en el diseño de dispositivos que implican la interacción con una persona. En términos generales, un HMI robusto debe ser multifacético, rápido, rentable, adaptable y fácil de entender [104]. Sin embargo, a medida que una fracción cada vez mayor de la sociedad interactúa con la tecnología, el diseño debe considerar una amplia variedad de usuarios, incluyendo niños, ancianos, personas con discapacidades y, en general, personas con habilidades tecnológicas muy diversas. Esta diversidad explica, en parte, el enorme número de tipos de interfaz que existen hoy en día. Por lo tanto, la comprensión de las claves que se utilizan actualmente para la comunicación conductor-peatón y la motivación detrás de las decisiones tomadas por ambas partes (es decir, frenar o acelerar, detenerse o continuar caminando) son un requisito previo en el diseño de los eHMIs efectivos. Existen diferentes perfiles y diferentes reglas en el entorno peatonal. El primer estudio social de las interacciones conductor-peatón tiene más de 40 años [105] , y afirma que hay dos tipos de reglas de

tráfico: las formales y las informales. Ambos tipos de reglas se describirán a continuación.

5.1.1. Reglas formales

Las normas de tráfico que rigen el entorno vial, que los conductores de vehículos de motor deben aceptar y seguir, también definen la interacción con otros usuarios. Esta interacción ha sido estudiada y en trabajos como [106], se establecen las diferencias por nacionalidad. Las diferencias entre los países en cuanto a la reglamentación del rendimiento plantean, un desafío importante en la aplicación de las normas para la interacción con los sistemas de conducción autónoma de bajo nivel. En Alemania, cuando el derecho de paso tiene prioridad para los peatones, hay una gran disposición de los conductores a ceder el paso a los peatones. En China, la preferencia de los peatones es esperar a que el vehículo se detenga debido a la desconfianza. Esto complica el diseño de las reglas de interacción con la conducción autónoma como norma mundial.

5.1.2. Reglas informales

La otra área de normas es la de reglas informales, utilizadas en ausencia de regulaciones específicas o para requerir más información de la interacción. Los peatones utilizan el contacto visual con el conductor para tomar la decisión final de cruzar, en la mayoría de los casos, incluso si hay un cruce peatonal preferido. Aunque no son esenciales con la legislación de regulación del tráfico, varios estudios confirman que las señales de comunicación no verbal están presentes en la mayoría de las interacciones entre peatones y conductores [105]–[107]. Algunos ejemplos son la búsqueda del contacto visual con el conductor por parte del peatón, para asegurarse de la cesión. El conductor también produce señales gestuales para favorecer la decisión de cruzar, o para resolver situaciones que pueden parecer ambiguas.

El desarrollo de las nuevas tecnologías tiene como objetivo resolver o mejorar la eficiencia frente a problemas o tareas. Estos cambios pueden dar lugar a la aparición de nuevos problemas, como en este caso, la ausencia de un conductor que pueda percibir y proporcionar información relevante en determinadas situaciones como el paso [108]. Así, surge la necesidad de una nueva forma de interacción. Una solución sencilla sería utilizar sensores para identificar las indicaciones hechas por los peatones y luego reaccionar a ellas de manera adecuada, incluyendo la posibilidad de responder si es necesario. Sin embargo, los gestos de los peatones que piden más información suelen ser demasiado sutiles y ambiguos, para ser detectados con la actual tecnología de sensores [109]. En cambio, el enfoque actual del desarrollo se centra en el envío de

información a través de interfaces externas, sin solicitudes de información previas; con este mismo objetivo, se presentan diferentes tecnologías.

5.2. Tecnologías en el desarrollo de eHMI

Previendo un futuro lleno de vehículos autónomos, las empresas automovilísticas y los investigadores han considerado y desarrollado, nuevas formas de comunicación intencional entre los peatones y los vehículos basadas en interfaces externas. Los eHMI serán muy útiles en ciertas circunstancias en las que los peatones o los usuarios externos requieran de información adicional.

El comportamiento de los peatones es menos predecible debido a la naturaleza de su movimiento, la falta de entrenamiento y la facilidad, en ciertas circunstancias, de no seguir las reglas. Además, se ha observado que hay factores comunes que determinan la sensación de seguridad de los peatones en situaciones de tráfico, como la cinemática y el tamaño de los vehículos. Por ejemplo, en un experimento reciente [110] en el que se utilizó la realidad aumentada o entorno virtual y el motor de desarrollo Unity [111], se probaron tres tamaños diferentes de vehículos (pequeño, mediano y grande), y se llegó a la conclusión de que la percepción de seguridad frente a un automóvil ,disminuye a medida que el tamaño de éste aumenta en un valor pequeño; en trabajos anteriores no centrados en los vehículos autónomos [112], se encuentran los mismos resultados. Según [113] esta sensación de inseguridad en las pruebas realizadas aumenta en los experimentos en los que el vehículo autónomo está programado para no ceder.

Mejorar la capacidad de comunicación de los vehículos con los usuarios externos, es la única manera de hacer que los peatones se sientan seguros y, por lo tanto, acelerar la aceptación de los vehículos autónomos. Con ese fin, se están estudiando diferentes tecnologías que se introducirán a continuación. Los principales fabricantes han hecho un compromiso absoluto con este fin, y han comprendido la necesidad de desarrollar los eHMI junto con los vehículos autónomos; formando parte en la investigación, han producido diversos conceptos de diseño del eHMI que varían tanto en su implementación como en su posición, color y tecnología, incluso en el tono del mensaje.

El ámbito principal, el canal visual sigue siendo la principal forma de comunicar información al conductor. Con la adopción generalizada de los VA, esta modalidad de información seguirá siendo fácilmente percibida e interpretada correctamente por los pasajeros y los usuarios externos. Sin embargo, un primer análisis aboga por considerar diferentes canales de comunicación, que producen diferentes salidas del sistema.

5.2.1. Pantallas

En 2012, Google obtuvo una patente sobre los sistemas de comunicación de los vehículos autónomos con el resto de los usuarios del entorno, principalmente mostrando iconos o mensajes de texto, pero también añadió opciones de audio [114]. En la industria automotriz, como hemos mencionado, hay varias marcas que están investigando estas interfaces, pero lo más destacado en tecnología de visualización es Nissan con el sistema IDS (*Intelligent Driving System*) [115], que ilumina los mensajes sobre el parabrisas del coche autónomo. La compañía sueca Semcom propuso un concepto muy amigable y humanizado, mostrando una sonrisa cuando el vehículo cede [116]. Esta sonrisa aparece en la parrilla delantera del vehículo, confirmando la detección y que el vehículo se detendrá, como se ilustra en la Figura 45.a

Además de servir como señal de alerta pasiva, se está estudiando la posibilidad de añadir información dinámica, utilizando la misma tecnología de pantallas, mejorando la eficiencia y el entendimiento entre el peatón y el vehículo. En [117] se presentan dos conceptos del eHMI: una pantalla con un icono que informa sobre la posibilidad de pasar (caminar o no caminar) y otra pantalla que muestra la velocidad del vehículo. Se argumenta que si los peatones ven una advertencia de detección continua o la velocidad que se aproxima, podría ayudar en la toma de decisiones y mejorar la percepción de seguridad.

5.2.2. Línea de luz (Led)

En lugar de pantallas, [118] presenta un eHMI multimodal compuesto por dos elementos: una línea de luz LED, similar a la que se muestra en la Figura 45.f y altavoces colocados en el coche, en la posición del parabrisas y el capó. La detección de peatones se transmite por medio de luces intermitentes, y el mensaje y la intención utilizan luces fijas, con colores como el rojo ("no se detiene"), el verde ("se detiene") y el amarillo ("se inicia"); también se añade una voz en off.

En [119], donde se estudió una interfaz más básica, se obtuvieron buenos resultados utilizando una línea o tira de luz LED vertical. En este caso, el vehículo tenía un aspecto de vehículo autónomo, y se obtuvo una evaluación satisfactoria en cuanto a la percepción de seguridad y confort cuando se recibió información adicional. De manera similar, [120] evaluó el AVIP (*Autonomous Vehicle Interaction Principle*), proponiendo nuevamente el uso de una interfaz para transmitir información sobre si el modo autónomo está activo y la intención del vehículo, proporcionando una experiencia de usuario peatonal más segura. El diseño consiste en una línea LED RGB (rojo, verde, azul) situada en la parte

superior del parabrisas, en la que se transmiten tres mensajes claramente diferenciados mediante combinaciones de colores (blanco/amarillo) y movimiento de la luz.

Ambas obras comparten la posición y el uso de colores sólidos que no requieren entrenamiento, como el rojo o el verde, permitiendo a todos los usuarios de la carretera comprender cuándo es seguro cruzar la calle sin entrenamiento. Ford [121] decidió investigar sin colores usando modos de parpadeo, luz sólida o luces en movimiento que a lo largo de la línea de LEDs similar al famoso programa de televisión “El coche fantástico” (Knight Rider). Esta conocida animación de luz ha sido investigada en otros trabajos [122], aunque finalmente se demostró que es una opción subóptima cuando se considera todo el espectro de edades, en comparación con alternativas como las luces de freno delanteras, sonrisa o texto.

5.2.3. Luces de freno delanteras

El concepto de las luces de freno delanteras, representado en la figura 2.c., parece intuitivo y relativamente fácil de implementar: añadiendo bombillas en la parte delantera que reflejan la misma información que las bombillas traseras. Algunas patentes ya se publicaron en los años 20, cuando incluso las luces de freno traseras eran todavía una tecnología novedosa. Más tarde, una patente de 1998 [123] replanteo esta tecnología para la comunicación con los peatones o los ciclistas.

Las luces de freno delanteras son un concepto que ha sido propuesto antes en diferentes formas y formatos, siendo considerado como un sistema innovador en [124]. En 2018 se publicó un estudio completo [125] donde se demostró que las luces de freno ayudaban a los participantes a identificar la velocidad y la desaceleración de un vehículo que se aproxima, acelerando los procesos de toma de decisión en relación a cruzar en los pasos de peatones.

5.2.4. Proyecciones

La tecnología de proyección ya se ha implementado para el HMI del coche, comunicándose con el conductor. Si bien la mayoría de los eHMIs consisten en luces o una pantalla implementada en la parte delantera del vehículo, como se ha visto en las secciones anteriores, la información relevante también puede ser proyectada hacia adelante, como se ilustra en la Figura 45.g Mercedes, en su concepto F015 [126], utiliza un sistema de láser para proyectar información relevante sobre la carretera; por ejemplo, se crea un paso de peatones virtual cada vez que se detecta una persona que espera para cruzar.

En lugar de hacer un holograma o un reflejo de la luz sobre un objeto o la carretera, el proyecto AutoNoMI [127] propuso proyectar luz sobre el individuo rastreándolo mientras cruzaba, mostrando que había sido identificado.

5.2.5. Simulación del contacto visual

El rastreo de peatones mostrando un movimiento de los ojos, simulando el seguimiento que haría el conductor, es una de las interfaces lanzadas de forma novedosa. Los enfoques iniciales consistían en seguir al peatón, cuando se le detectaba, utilizando luces; sin embargo, otros trabajos han ido más allá y han incluido ojos realistas en el coche, como se ejemplifica en Chang et al. [128], evaluaron esta interfaz de seguimiento, simulando ojos humanos para sustituir la falta de contacto visual entre el conductor y los peatones. La idea es utilizar el contacto visual (interfaz máquina-peatón): cuando hay una intención de ceder el paso, los faros giran y miran al peatón para informarle de su detección y comunicarle la intención del vehículo; de lo contrario, los ojos miran al frente siguiendo la carretera. Las encuestas resultantes muestran una buena aceptación de esta interfaz, así como un aumento de la seguridad.

5.2.6. Interfaces audibles

La mayoría de las tecnologías del eHMI utilizan interfaces visuales porque son el máximo exponente de la señalización en el tráfico automovilístico; además, el sonido puede ser inaudible en hora punta. Sin embargo, algunos estudios mostrados en la siguiente sección complementan la información visual con grabaciones de sonido, extendiendo la transmisión del mensaje a personas con alguna discapacidad visual. Se utilizan modelos mentales, como los que se utilizan en los semáforos audibles; por ejemplo, Costa y otros [129] experimentaron con variaciones en el ritmo del sonido. Otros conceptos incluyen también mensajes claros y concisos como "cruzar" o "esperar". Deb y otros [130] incluyeron la bocina del vehículo, la música y un mensaje verbal con un mensaje menos imperativo, como "seguro para cruzar".

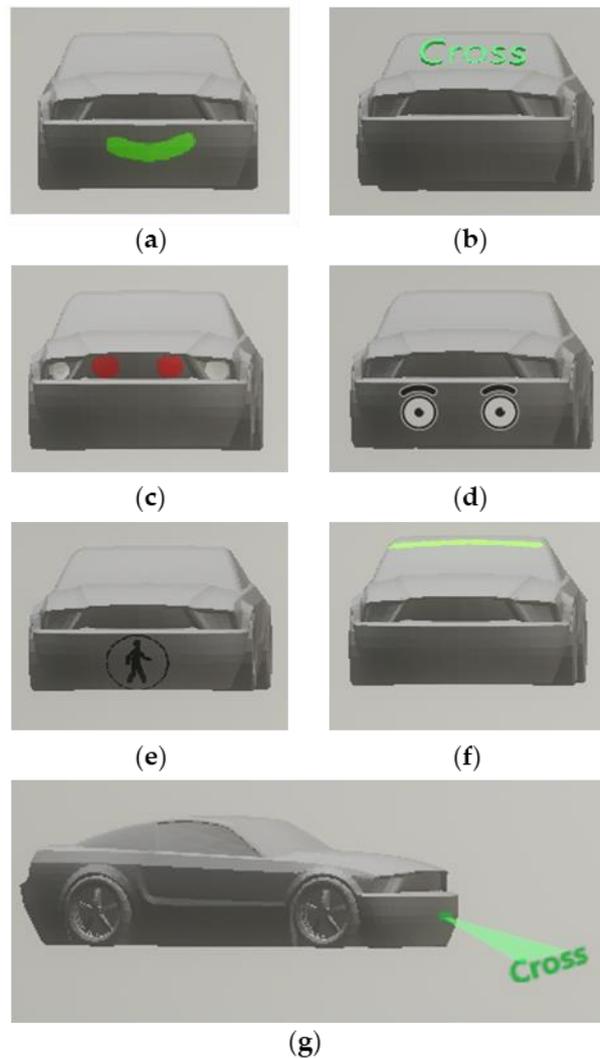


Figura 45: Diferentes tecnologías del eHMI: (a) pantalla sonriente, (b) pantalla en el parabrisas que muestra en texto información sobre lo que debe hacer el peatón, (c) luces de freno delanteras, (d) vehículo con apariencia humana con ojos para mostrar la detección, (e) ícono de ceda el paso, (f) tira de luz LED en el parabrisas, (g) proyección de mensajes en la carretera.

5.2.7. Posicionamiento y visibilidad

Las tecnologías visuales requerirán un estudio detallado de su visibilidad. La mayoría de los estudios se centran en el tipo de tecnología o simbolismo; sin embargo en [131], se experimenta con la visibilidad mediante de la posición óptima de la pantalla o del eHMI, en todas las condiciones que pueden darse en el tráfico real, para asegurar la suficiente información a los peatones y aumentar su percepción de seguridad. El estudio se basa en un análisis inicial con una cámara de 360° y una posterior simulación en 3D con medidas tangibles. Se realizaron más de 332 simulaciones para observar las áreas más visibles en el coche para los peatones bajo diferentes parámetros, como las diferentes direcciones del paso de peatones (es decir, de izquierda a derecha o viceversa). Se llegó a la conclusión de que, cuando un peatón cruza la calle, la percepción

de las partes delantera y lateral está aproximadamente equilibrada (50% / 50%) para el primer coche, pero la visualización de la parte lateral se reduce hacia el lado en el segundo (33% / 66%), el tercero (15% / 85%) y los vehículos más alejados. Esta conclusión no afecta la relevancia de los eHMIs frontales, pero demuestra que no son suficientes en los entornos urbanos.

5.3. Experimentación según entornos

Hay una amplia literatura sobre la comunicación hombre-máquina, pero nos centraremos en la comunicación usuario vulnerable de la carretera (VRU), como los peatones y vehículo autónomo. Se han llevado a cabo diferentes investigaciones para determinar las reacciones de los peatones a diferentes eHMIs y quién mejor que los peatones para ayudar en su diseño. Las posibilidades de prueba son limitadas, pero aun así se pueden probar diferentes entornos a través de encuestas. En los últimos años, los estudios se han centrado en la realidad virtual e incluso en algunos entornos de tráfico reales.

5.3.1. Encuestas basadas en imágenes y videos

El primer enfoque para evaluar un escenario futuro podría consistir en mostrar a los participantes múltiples imágenes que representen prototipos, y preguntarles acerca de su opinión y grado de aceptación de las diferentes opciones. Por ejemplo, la viabilidad de la travesía se estudia en [132], donde se emplea una metodología de encuestas basada en MTurk y provista por Amazon (AMT). El AMT es una plataforma integrada de presentación de tareas en la web y un sistema de compensación para los participantes, proporcionando acceso a un gran grupo de posibles participantes a un costo modesto por participante. Numerosos estudios utilizando esta plataforma [133] muestran un buen rendimiento, especialmente en la investigación en psicología y otras ciencias sociales, ya que los participantes son diversos y más representativos de una población no universitaria que las muestras tradicionales. Los estímulos (es decir, las imágenes a estudiar) se crearon superponiendo 30 diseños diferentes a la imagen base y cada diseño estaba animado con un video. [133] tenía por objetivo validar la propuesta de analizar las interfaces entre peatones y vehículos basada en AMT, siendo rentable identificar los conceptos de diseño que pueden ser apropiados para su posterior desarrollo y prueba.

De manera similar y también utilizando MTurk en [134] para estudiar la usabilidad y las preferencias en cuanto al color y la animación, en situaciones de negociación de tráfico. Cuatrocientos participantes ayudaron a comprender la comprensibilidad de un eHMI de línea LED con una combinación de cinco colores y tres patrones de animación para un coche independiente. Los resultados sugieren que, aunque el rojo y el verde tienen asociaciones inmediatas con

"parar" y "cruce", el significado de estos mensajes no siempre es exacto y puede llevar a confusión. El azul cian, por otro lado, es un color neutro y, por lo tanto, puede ser más apropiado. Se ha comprobado que las animaciones tienen menos impacto que los colores, aunque las animaciones uniformes o parpadeantes suelen ser más favorables que las de movimiento lateral. El resultado de este trabajo destaca la importancia de la estandarización de colores y las animaciones.

En el trabajo de Song y otros [135] se presenta el uso de dos pantallas colocadas en la parte delantera del vehículo. Los participantes vieron videos del vehículo autónomo en el tráfico real. Los vídeos con interfaces se basaron en dos opciones, donde uno de los monitores mostraba iconos, como la señal de cruce de cebras, y el otro se utilizaba para transmitir un mensaje informativo ("Ok") o una orden ("Avanza"). Los resultados no revelaron una diferencia significativa entre ambas alternativas, aunque se observó un cruce más frecuente cuando el vehículo estaba dotado de cualquiera de las alternativas del eHMI.

En [136] se realizó un estudio exhaustivo de doble propósito. En la primera encuesta, un estudio se basó en mostrar 28 imágenes a través de dibujos y video de patentes existentes, conceptos presentados por la industria automotriz. Resultó que los eHMIs textuales se consideraban generalmente más eficientes, no requiriendo ningún aprendizaje. Por otro lado, los no textuales muestran una clara aceptación de la proyección, mientras que los que se colocan en el coche con iconos o movimientos necesitan una explicación previa; incluso alguna luz puede confundirse con un sensor ordinario. La segunda parte se centra en los efectos de la perspectiva del texto, comparando el punto de vista egocéntrico del peatón ("Camina", "No camines") con una perspectiva asignada ("Se detendrá", "No se detendrá"), junto con diferentes colores. A los encuestados se les preguntó si se sentían seguros para cruzar frente al VA y al igual que en la primera encuesta, el texto eHMI fue más persuasivo; en particular, el texto "Caminar", que muestra una orden de acción, fue el más valorado en seguridad. La conclusión es que los eHMIs textuales se consideran los más claros, lo que plantea un dilema porque las instrucciones textuales deben ir acompañadas de responsabilidad lingüística (idioma), legibilidad y viabilidad técnica.

En [137] se presentó un estudio diferente que combinaba la simulación de vídeo con 26 participantes y el debate con seis peatones ingenuos para establecer los criterios de evaluación. En la primera fase se establecieron los criterios de evaluación: nivel de reconocimiento (sin previo aprendizaje), inequívocos, interacción, comodidad y comprensión intuitiva. En la segunda fase, con un

grupo más grande, los diferentes diseños de HMI fueron evaluados creando variaciones en la posición, tipo, codificación de mensajes y tecnología. Se demuestra de nuevo, que las instrucciones centradas en instrucciones para el peatón son preferibles a la información sobre el estado del vehículo. Independientemente de la codificación del mensaje como texto o símbolo, el número más bajo de respuestas incorrectas fue para las proyecciones (31%), después el uso de la pantalla (34%), comparado con la diferencia significativa de 78% para los LED. Sin embargo, se destaca la necesidad de que un escenario futuro con múltiples vehículos autónomos reflejados en la carretera podría generar inseguridad.

Otros estudios confirman que la información obtenida por el eHMI, es interesante para la seguridad; por ejemplo, en [138] se consideran diferentes niveles del eHMI en cuanto a la información: informar de la activación del modo autónomo, mostrar su intencionalidad (detenerse o avanzar) y percibir al peatón (simulación de seguimiento ocular). 62 peatones respondieron que cualquier eHMI contribuye a una sensación más positiva, siendo el estado información obvia, pero causando una sensación de inteligencia al auto cuando tiene un eHMI con intencionalidad.

Chang y otros [139] no se centraron en la innovación sino en la comparación de elementos ya desarrollados. Realizando la prueba con videos animados en los que se mostraban cinco interfaces que se definieron para mostrar la intencionalidad de cruce. La primera y más sorprendente fue el uso de la apariencia humana: los faros mostraban los ojos al detectar a un peatón y lo seguían durante el cruce. También se utilizó la sonrisa, mostrando la parrilla cuando la intención era ceder el paso. El tercero se hizo por mensaje con texto, de nuevo en naranja mostrando "puedes cruzar". La quinta fue más abstracta, usando una línea de LEDs verdes parpadeantes para ceder el paso. La proyección sobre la carretera se utilizó para mostrar al peatón un paso de cebra para la adaptación del cruce. La información basada en el lenguaje textual y la proyección fueron las mejor evaluadas en orden de facilidad de comprensión del mensaje.

Charisi y otros [140] evaluaron varias interfaces en relación con su posible uso para los niños. El razonamiento es doble: primero, son parte del entorno del tráfico, y segundo, si un eHMI está diseñado para ser entendido por un niño, es probable que sea válido para cualquier peatón. Utilizaron iconos conocidos como interfaces de semáforos, señales de tráfico, cruces peatonales proyectados, dibujos de niños con señales de "Pasar" o "Parar", el uso de iconos

conocidos como cruce de peatones, tiras de luces LED o faros de aspecto humano. Se administró un cuestionario de imágenes a los niños participantes a los que se asignó la tarea de informar sobre su derecho de paso, percibido en función del diseño mostrado. Se prefirieron diseños basados en sistemas de orden conocidos, semáforos, señales de tráfico estándar.

Li y otros [141] centraron su labor en el aumento de la muestra de urgencia en situaciones de riesgo con usuarios viales vulnerables. Se colocaron pantallas en el parabrisas y el radiador, que mostraban tres tipos de mensajes con dos interfaces diferentes: "seguro para cruzar" (verde o blanco fijo), "seguro, pero no recomendado" (ámbar o rojo parpadeante) y "peligroso para cruzar" (rojo), siendo las primeras opciones las mismas que un semáforo ordinario. El estudio se basó en encuestas realizadas después de ver vídeos animados, que mostraban vehículos que viajaban a velocidades relativamente altas en entornos urbanos (50 km/h). Se les pidió no sólo que comentaran el diseño sino también la urgencia de este. Si bien el mensaje de urgencia para los estados más peligrosos fue bien recibido, los peatones admitieron que las decisiones se basaban en realidad en la cinemática del vehículo y no en el uso de la interfaz. Como comentamos al principio de este artículo, los individuos tienen una alta preferencia por la elección basada en elementos conocidos, como la cinemática del vehículo y esas reglas o percepción informal.

El trabajo de Zhang y otros [142] destaca por la posición de las pantallas, que utilizan LEDs RGB para mostrar la intención del vehículo. Las puertas delanteras del vehículo y el capó se utilizaron como región de instalación debido a la posible falta de visibilidad en el tráfico. Se mostraron videos a los participantes con las diferentes combinaciones de la interfaz, basadas en los colores y el movimiento de la tira de LED. Tenían que adivinar el mensaje que el vehículo estaba enviando y la posible eficiencia o utilidad en el tráfico real. Encontraron que los mensajes percibidos se centraban en la intencionalidad del vehículo, pero cuando se presentaban 5 intenciones diferentes, aparecía la confusión en estados intermedios más allá de la de detenerse o avanzar como la intencionalidad del vehículo. El resultado final proponía un uso óptimo de las líneas con movimiento en la dirección de la carretera para la aceleración o el movimiento, y en la dirección opuesta para la desaceleración del vehículo.

Las encuestas realizadas con estímulos simulados y desde la tranquilidad de un entorno externo son un primer paso razonable para los conceptos. Sin embargo, sostenemos que la validación y normalización de una interfaz de estas características debería llevarse a cabo con pruebas concretas utilizando

estímulos más cercanos a un entorno real. Por otro lado, destacamos que estos buenos resultados, contribuyen a un proceso de aceptación relativamente rápido con respecto a la posible curva de aprendizaje, debido al gran salto tecnológico.

5.3.2. Entorno virtual (VR)

Los WEpods se presentan como autobuses de transporte automatizados que se desplegaron en un entorno de campus en los Países Bajos. El proyecto permitió realizar diferentes experimentos centrados en la interacción vehículo-peatón, para comprender las reacciones en un entorno controlado, ambos basados en encuestas a peatones [143] y en la realidad virtual [144]. En ambos casos, los peatones informaron que se sentían seguros en presencia de los WEpods. Sin embargo, la acción de cruzar la calle en un área no marcada con un vehículo automatizado causó desconfianza y prefirieron usar un cruce peatonal.

Entre los experimentos realizados en entornos virtuales, [110] y [145] destacan por ser abordables utilizando los mismos factores y el método de fiabilidad del experimento basado en el trabajo de Witmer [146]. También comparten el mismo escenario de visualización, que consiste en situar al sujeto en un bordillo delante de un paso de peatones a dos pasos de distancia, donde los participantes pueden cruzar cuando se sientan seguros para hacerlo.

Además del análisis ya comentado sobre la percepción del peatón en su decisión de cruzar en función del tamaño del vehículo, De Clercq y otros [110] también investigaron el efecto de las interfaces externas en el entorno virtual, a través de una pantalla montada en la cabeza (HMD) o de gafas de realidad virtual. Veintiocho participantes se pararon en un bordillo virtual y observaron un cuadrado de vehículos autónomos, con o sin eHMI. La presencia de un eHMI que indicaba si el VA se detendría o no, aumentó significativamente la seguridad percibida por los entrevistados, en comparación con una situación en la que no había eHMI. Se encontró que el eHMI basado en texto era el mejor calificado en general porque otros tipos de eHMI requerían un aprendizaje adicional (por ejemplo, sonrisa, luces de freno delanteras, LED en movimiento lateral (Knight rider²), etc.).

² Como se menciona en la sección 5.2.2, se trata de una conocida animación LED popularizada en los vehículos por una famosa serie de televisión "Knight Rider" con movimientos de izquierda a derecha o derecha, simulando un pulso.

En [145], los 24 participantes estaban inmersos en un entorno virtual, similar al utilizado en De Clercq y otros, una escena de tráfico urbano, pero añadiendo un traje de seguimiento del movimiento. Este traje permite la investigación de los comportamientos de los peatones relacionados con la atención corporal y la vacilación. El estudio se llevó a cabo con un comportamiento aleatorio de los vehículos (cediendo o no cediendo el paso) y el tipo de eHMI (ninguno, textual, luces de freno delanteras). A los participantes se les pidió que cruzaran sólo cuando se sintieran realmente seguros para hacerlo. Gracias al traje, la cuantificación de los resultados fue más precisa, mostrando que los resultados de la velocidad de avance (desde la pelvis) fueron en promedio más altos con la existencia de un eHMI en la asignación del vehículo. Se observa la importancia de la distancia, ya que cruzar en un espacio de 20 metros entre coches era peligroso sin la indicación de un eHMI de la detección del vehículo; sin embargo, cruzar en un espacio de 30 metros entre los coches sin un eHMI era aceptable. La mayoría de los participantes comenzaron a cruzar directamente tan pronto como tuvieron la oportunidad, independientemente de si el coche tenía un eHMI o no. Estos hallazgos indican que la detección de movimiento con el traje permite un modelado de patrones que no es evidente en las encuestas sin sensores.

El trabajo de Otherson y otros [147] se centra en dos parámetros: la codificación de mensajes como abstractos o icónicos y la animación de señales visuales. Se propuso la instalación de la interfaz en la rejilla del radiador, presentando cuatro diseños diferentes. La información proporcionada por los elementos se basaba en la detección del peatón, que se activaba a 50 metros de ella, y la intención de dejar pasar el vehículo, haciendo diseños con elementos estáticos y dinámicos. Se obtuvieron mejores resultados con estos últimos, haciendo los animados más comprensibles e informativos frente a los estáticos, que requerían de una interpretación poco intuitiva. Destaca el uso efectivo de la apariencia humana, utilizando el ojo como interfaz dinámica en la detección del peatón.

Deb y otros [130] introdujeron dos tecnologías, la visual y la auditiva. Los elementos visuales eran similares a los trabajos ya mencionados. También realizaron un ejercicio interesante con la parte audible, trataron de hacer sonidos de coche como la bocina, música y enviar mensajes a través de mensajes de voz, asegurando las posibilidades de cruzar, ya que se esperaba que los mensajes de voz fueran más populares, entendiendo que la bocina podría tener una connotación psicológica de castigo. Esto se reflejaba en los tiempos medidos de reacción a cruzar, donde eran más cortos para la tecnología de mensajes de música o de voz, y más largos con respecto al uso de la bocina.

Mahadevan y otros [148] experimentaron en un entorno virtual y con participantes seleccionados de acuerdo con diversos criterios a fin de tener un rico espectro de diferentes tipos de peatones, como diferentes rangos de edad o experiencia. Además del modo visual y el uso del sonido, se añadieron la tecnología móvil y las pruebas con instalaciones en la superficie de la calle. Se entienden las posibilidades que se pueden obtener mediante el buen uso de elementos instalados sobre la carretera, pero esto también limitaría el cruce a las zonas definidas. Por otro lado, y teniendo en cuenta el actual entorno donde casi todos los peatones tienen un teléfono móvil, se propuso el uso de esta interfaz para la comunicación vehículo-peatón, aunque los resultados la mostraron como la más ineficiente según la percepción de los peatones, siendo mejor evaluada la otra novedosa propuesta, es decir, el uso de elementos instalados en la carretera.

Se ha observado que paradójicamente, el desarrollo de esta tecnología puede aumentar la brecha con las personas con discapacidades si no se aborda adecuadamente. De hecho, los trabajos que abordan el uso de tecnologías de audio para la interacción entre peatones y vehículos son muy limitados. Sin embargo, algunas obras como [146] dan algunas ideas iniciales; por ejemplo se afirma que los mensajes de audio demasiado largos no son generalmente aceptados. Sin embargo, un estudio reciente presentado en [149], que se centra en las personas con problemas de visión (VIP), ofrece un punto de vista diferente. En este estudio, basado en un entorno virtual y un traje de medición de movimientos, se muestra que el uso de mensajes de audio extendidos que especifican la intención y la instrucción, como "Estoy de pie y puedes cruzar", son los mejor valorados por las personas con alguna discapacidad visual. Sin embargo, está claro que todavía hay que dedicar más esfuerzos de investigación en este sentido antes de desplegar las tecnologías de los eHMIs.

Los estudios que utilizan la realidad aumentada o virtual tienen por objeto combinar lo mejor de ambos mundos, es decir, un estricto control experimental y condiciones muy realistas. Sin embargo, sigue habiendo una brecha no despreciable con la realidad en situaciones que requieren una rápida toma de decisiones frente a un automóvil autónomo. Afortunadamente, en los últimos años, hemos empezado a ver estudios realizados en entornos reales, como se explica en la siguiente sección.

5.3.3. Experimentos en mundo real

Para obtener una retroalimentación adecuada de esta nueva realidad, se ha propuesto un ejercicio llamado conductor fantasma [150], en el que el conductor humano se dedica a otras actividades distintas de la conducción y, de forma

similar a los vehículos sin conductor, no puede dar pistas de comunicación efectivas. Para ello, se realizó un estudio de la tipología “*Wizard of Oz*³” para investigar la reacción de los peatones, haciéndoles creer que eran vehículos autónomos, introduciendo un conductor invisible con trajes negros y modificaciones en el asiento del vehículo. Por otro lado, se realizó un estudio sobre la no necesidad del eHMI en [151], que evaluó la intención de cruzar en un entorno real utilizando un vehículo autónomo (falso LiDAR) y dio resultados sorprendentemente buenos: El 100% de los peatones cruzaron sin dudarlos. No había sensores, por lo que no se pudo medir la salida, y las conclusiones se obtuvieron después de revisar las grabaciones. También cabe destacar que las pruebas se hicieron únicamente en la salida de una rotonda, lo que demuestra la necesidad de seguir investigando estos entornos.

Lagström y Lundgren [152] hicieron un estudio preliminar para el diseño de su propio eHMI, presentando a los participantes diferentes fotografías y preguntando por sus reacciones emocionales en un ejercicio de imaginación, en el que estaban caminando por el centro de la ciudad y a punto de cruzar una pasarela peatonal no señalizada después de que un coche se hubiera detenido. Se observó que un "conductor" que realizaba actividades distintas a la conducción o que se distraía, como era el caso en la mayoría de las imágenes mostradas, se utilizaba por los peatones como indicador de que el vehículo no estaba a punto de moverse, lo que aumentaba la posibilidad de que los peatones cruzaran. Esta interpretación errónea para un vehículo automatizado podía dar lugar a un incidente, lo que motivaba la necesidad de instalar alguna indicación, sobre su estado en modo autónomo y/o de sus intenciones. De acuerdo con esto, se diseñó y probó un sencillo eHMI basado en una línea de LEDs en la parte superior del parabrisas en entornos reales sin tráfico. Las respuestas de los participantes mostraron que el sistema no reemplazaba el contacto visual con el conductor, pero se consideró muy conveniente proporcionar información extraordinaria al peatón.

Clamann[117] realizó las pruebas en un entorno real con tráfico, usando un vehículo que los participantes creían que era autónomo. Se montó una pantalla LCD que mostraba símbolos, se realizaron experimentos a diferentes distancias en un cruce de peatones y en un cruce sin marcas. Se llevó a cabo una prueba

³ En el campo de la interacción entre el hombre y la computadora, un experimento del Mago de Oz es un experimento de investigación en el que los sujetos interactúan con un sistema informático que los sujetos creen que es autónomo, pero que en realidad está siendo operado o parcialmente operado por un ser humano invisible, [165].

adicional de ANOVA⁴ para comparar con los resultados del experimento en un entorno real. El 66% de los participantes informaron haber visto la pantalla en la parte delantera del vehículo durante las pruebas experimentales. Sin embargo, sólo el 12% informó que influyó en su decisión de cruzar, de acuerdo con los resultados del ANOVA. Se informó que la distancia al vehículo era más crítica en la decisión de cruzar, y el 56% de los participantes indicaron esto como un factor. Este resultado es consistente con los hallazgos anteriores de que la distancia entre los espacios es el principal determinante de la decisión de un peatón de cruzar.

Para el trabajo de Hensch y otros [153], los conductores también fueron elegidos sin seleccionar un espectro definitivo, al azar. La interfaz externa se basó en una matriz de LEDs colocada en el techo del coche, que sólo mostraba tres tipos de mensajes, basados en la modificación del color y el tipo de luz de la matriz. Los diferentes modos seleccionados fueron un mensaje informativo sobre la conducción autónoma (azul cian), una advertencia sobre la aproximación del vehículo a la zona de cruce (luz intermitente) y la intención de ceder con una luz sólida, que se mueve en ambas direcciones, como el ya mencionado *Knight Rider*. El resultado principal fue la falta de comprensión de los diferentes modos y la necesidad de aprender, uno de los puntos a evitar en este tipo de elemento.

Hudson y otros [154] y Costa [129] mostraron modelos que mostraban información en dos canales: Visual, basada en una pantalla LED y auditiva, un altavoz incorporado enviando mensajes de voz. La parte visual utilizaba tanto mensajes de texto como iconos. Las pruebas se llevaron a cabo en un área de cruce sin marcar, y todos los eHMIs fueron interesantes comparados con la opción de no instalar eHMIs. Costa [38] introdujo los mismos elementos de texto e iconos visuales y, como Hensch y otros, los peatones habían sido elegidos al azar. El sistema de altavoces emitía sonidos basados en el estándar de tempo de un semáforo ordinario. Una vez más, en contraste con la inexistencia del eHMI, se obtuvieron resultados positivos, con los mensajes que ofrecía el vehículo como cuando pedía no cruzar.

⁴ ANOVA es un instrumento de análisis utilizado en estadística que divide en dos partes una variabilidad agregada observada que se encuentra dentro de un conjunto de datos: factores sistemáticos y factores aleatorios. Los factores sistemáticos tienen una influencia estadística en el conjunto de datos dado, mientras que los factores aleatorios no la tienen. Los analistas utilizan la prueba ANOVA para determinar la influencia que las variables independientes tienen sobre la variable dependiente en un estudio de regresión. [166]

En [155], los experimentos se llevan a cabo en un entorno real controlado utilizando un marco en el que se realiza la detección de la postura para discernir la intencionalidad de cruzar por el peatón cuando se acerca a un vehículo autónomo real. Después de detectar la postura, se utilizó un eHMI para informar si se había detectado al peatón, con un simbolismo común a los actuales semáforos (cruce de peatones o no cruce).

En la Tabla 4 se presenta un resumen de los estudios relacionados con el eHMI que se analizan en esta sección, y se muestran las tecnologías del eHMI y la codificación de mensajes utilizada en cada uno de ellos.

Tabla 4: Lista de todos los estudios de todos los experimentos mostrados en este documento ordenados por tipo de experimento, entorno y método de codificación de mensajes en orden alfabético

Publicación	Año	Estimulo	Tipo	Codificación del mensaje
Ackermann et al. [137]	2019	Encuesta con imágenes o video	Pantalla, Línea LED y proyecciones	Luces, texto e iconos
Bazilinsky et al. [136]	2019	Encuesta con imágenes o video	Pantalla, Línea LED, proyecciones y otros	Texto, iconos, sonidos y otros
Chang et al. [128]	2017	Encuesta con imágenes o video	Movimiento de rotación de las luces del vehículo	Luces con apariencia humana
Chang et al. [139]	2018	Encuesta con imágenes o video	Pantalla, Línea LED, proyecciones y movimiento de rotación de las luces del vehículo	Luces, texto, e iconos
Charisi et al. [140]	2017	Encuesta con imágenes o video	Pantalla, luces del vehículo y otros	Luces, texto, e iconos
Dey et al. [134]	2020	Encuesta con imágenes o video	Línea LED	Luces, texto, iconos
Faas et al. [138]	2020	Encuesta con imágenes o video	Pantalla, Línea LED y proyecciones	Light, iconos
Fridman et al. [132]	2017	Encuesta con imágenes o video	Pantalla, línea LED, proyecciones y otros	Luces, texto e iconos
J.P Nuñez et al. [144]	2018	Realidad virtual	Línea LED	Luces
Li et al. [141]	2018	Encuesta con imágenes o video	Pantalla	Luces
Petzoldt et al. [125]	2018	Encuesta con imágenes o video	Línea LED	Luces de freno delanteras
Rodriguez et al [143]	2017	Realidad virtual	Línea LED	Luces
Song et al. [135]	2018	Encuesta con imágenes o video	Pantalla	Texto e iconos
Troel et al. [131]	2019	Encuesta con imágenes o video	Línea LED	Luces posicionadas sobre las puertas
Zhang et al. [142]	2017	Encuesta con imágenes o video	Línea LED	Luces
Böckle et al. [119]	2017	Realidad virtual	Línea LED	Luces

de Clercq et al. [110]	2019	Realidad virtual	Pantalla, luces propias del vehículo y otros	Luces, texto e iconos Sonidos para personas con alguna discapacidad de visualización (VIP)
Colley et al.[156]	2020	Realidad virtual	Speaker	Luces, Texto, iconos y sonidos
Deb et al. [130]	2018	Realidad virtual	Pantalla	Modo de parpadeo
Hedlund et al. [122]	2019	Realidad virtual	Línea LED	Luces, texto, iconos y sonidos
Hudson et al. [154]	2018	Realidad virtual	Pantalla	
Kooijman et al. [145]	2019	Realidad virtual	Pantalla, luces propias del vehículo	Texto y Luces
Othersen et al. [147]	2018	Realidad virtual	Pantalla	Luces con apariencia humana
Alvarez et al. [155]	2020	Entorno real	Pantalla	Iconos
Clamann et al.[117]	2017	Entorno real	Pantalla	Iconos y texto Texto, iconos y sonidos
Costa et al. [129]	2017	Entorno real	Pantalla, altavoz	Luces
Habibovic et al. [120]	2019	Entorno real	Línea LED	Luces
Hensch et al.[153]	2019	Entorno real	Pantalla	Luces
Lagstrom et al.[152]	2015	Entorno real	Línea LED	Modo de parpadeo
Mahadevan et al.[148]	2018	Entorno real	Pantalla, LED light y otros	Luces, Texto, iconos y apariencia humana

5.4. Resultados de la investigación

Después de estudiar la multitud de interfaces diseñadas en el contexto de la interacción peatón-vehículo y ver la importancia de aplicarlas en el diseño de soluciones para vehículos autónomos [157], nos proponemos encontrar pautas para su diseño. La reciente norma DIN EN ISO 9241-110:2020 [158] no es aplicable, ya que está enmarcada para los HMI (no externos), sin interacción con los peatones, y la interfaz debe ser aplicable a una posible multitud de usuarios. Además, el eHMI debe ser pertinente para una potencial multitud de usuarios. Las directrices generales que presentamos aquí tienen por objeto proporcionar alguna conclusión a la literatura revisada y discutida en esta sección, con el único propósito de facilitar información resumida a los profesionales. Hasta donde sabemos, las características óptimas de un eHMI no se han establecido antes de manera inequívoca. Algunos incluso se basan en la comunicación a través de la robótica social, como los rasgos humanoides que simulan la figura del conductor en la conducción manual.

En un trabajo reciente [73] se dibujaron una serie de 20 directrices centradas en las HMI para los coches sin conductor (no externas), muchas de ellas comunes a las actuales normas ISO relativas a los vehículos. Basándonos en esto, proporcionaremos en esta sección una lista de ideas, obligaciones y suposiciones para desarrollar e implementar los eHMIs.

- Modos

Encontramos la primera recomendación basada en la exhibición continua de información relevante para los peatones. Al mostrar continuamente algún mensaje o modo en la interfaz, el peatón estaría continuamente informado del estado y la percepción del vehículo, como se propone en [159].

Los cambios en el estado del sistema deberían comunicarse efectivamente. En los diferentes experimentos informados en las secciones anteriores, se supone que la detección de los peatones es perfecta, ya que se centran en la cuestión humanística; sin embargo, los cambios en el estado del sistema, como los producidos por detecciones inciertas, deberían proyectarse de manera notable.

El tiempo es crítico en este tipo de interacción y no debería requerir una atención continua del peatón. El peatón debe recibir información coherente y, si se produce la validación al cruzar la calle, no debe mantener su atención en informar sobre el vehículo autónomo sino sobre otros posibles riesgos al cruzar la calle. Esta regla adquiere aún más importancia cuando la interacción se produce fuera de una zona de paso señalada, es decir, fuera del paso de peatones, [159].

En caso de que se produzca un problema con los sensores, al igual que se informa al conductor, debería mostrarse un mensaje de advertencia que muestre la posible falta de interacción con los peatones.

- Posición, Legibilidad y tipología

La posición y la visibilidad son cruciales para llevar la información a los peatones de forma rápida y clara. El sistema eHMI debe ser altamente visible para el objetivo a informar, es decir, el peatón. En general, deben adaptarse a la multitud de cambios en el entorno debido al tráfico, así como a los cambios de velocidad o distancia como en in [131].

La raíz del problema es encontrar una interfaz común para todos los peatones ya que, a diferencia de los conductores, no se puede suponer que tengan ninguna formación. En el caso de los símbolos, deben ser fácilmente legibles

desde la perspectiva del peatón. Deben utilizarse símbolos comúnmente aceptados o estandarizados para comunicar el modo de automatización. También es posible utilizar mensajes de texto para reducir el tiempo necesario para la comprensión, aunque el contenido debe ser lo más breve posible sin omitir ninguna información necesaria [122].

En la mayoría de las obras se prefieren los textos por su fácil interpretación. Para esta aplicación, las palabras deben ser fácilmente legibles, cuidando especialmente características como el estilo o el tipo de letra. Además, deben evitarse los adornos innecesarios para permitir una lectura fácil y rápida. En cuanto al contenido, hay que tener en cuenta que no todos los peatones pueden entender el idioma del mensaje que se va a exponer; además, pueden ser necesarios diferentes tiempos de reacción para entenderlo según el peatón. Las explicaciones vocales adicionales podrían complementar el uso de símbolos no normalizados como [130] o [148].

- Colores e iluminación

Los grupos de trabajo SAE [160] y UNECE [161] sobre los requisitos de iluminación y señalización de los vehículos automatizados, muestran algunas conclusiones iniciales sobre las ventajas y desventajas de utilizar espectros de color específicos para la comunicación VA con los usuarios de las carreteras [162]. Los análisis de las diferentes dimensiones de la percepción de la luz, como la visibilidad, la discriminación y la singularidad, sugieren que el verde azulado, el turquesa o el cian son los colores más apropiados para que el eHMI comunique la intención de un VA en el tráfico.

La importancia de los colores también se refleja en [134]. Estas pautas generales para los eHMIs sugieren que no se deben usar muchos colores, y que deben ser codificados de manera consistente con el mensaje que se está dando. Como parte del mensaje, deben seguir las convenciones y estereotipos estándar. Sin embargo, en trabajos recientes con respecto a las opciones de color para las eHMIs basadas en la luz [136], se ha propuesto que el uso de colores para las eHMIs, en particular para vehículos autónomos, no interfieran con los colores ya implementados o reservados para otros propósitos en los vehículos por las especificaciones del SAE J578 y la Regulación R-65 de la CEPE. Por lo tanto, colores como el rojo, el amarillo (ámbar), el amarillo selectivo, el verde, el azul restringido, el azul y el blanco estarían prohibidos para estas aplicaciones. No obstante, la literatura confirma que el uso de colores estereotipados o modelados por la mente [140], mejorando la interpretabilidad del mensaje. Proponemos utilizar colores estereotipados en el entorno de la carretera (rojo,

verde o ámbar) sólo cuando vayan acompañados de iconos, o mejor aún, de un texto que identifique correctamente el mensaje.

La luminancia debe ajustarse en función del entorno del vehículo, teniendo en cuenta su ubicación, contraste, fondo y disposición. Los eHMI son incluso más sensibles a la luz que los HMI diseñados para el conductor y deben funcionar las 24 horas del día con diferentes luminosidades, lo que se espera que requiera una auto-calibración periódica.

- Canales de comunicación

El nivel de urgencia debe ser transmitido a través de las características de color o modo. No obstante, los peatones deben poder reunir información relevante, precisa y catalogada directamente de la situación contextual.

Se deben considerar diferentes canales de comunicación, que producen diferentes resultados del sistema. El daltonismo también debe tenerse en cuenta en el diseño, utilizando una codificación redundante y evitando las combinaciones rojo/verde y azul/amarillo. En lo que respecta a las personas con discapacidades, en los últimos años algunas obras han comenzado a centrarse en estos grupos específicos. En cuanto a las guías de diseño, el trabajo realizado en [149], aunque basado en personas con discapacidades en el sentido de la visión (VIP) con el papel de los pasajeros, muestra una forma de trabajo basada en talleres participativos en colaboración con personas discapacitadas para satisfacer las necesidades de los usuarios con ceguera o con baja visión. Por otro lado, los autores de [163] concluyen que los resultados de los talleres deben ser tomados con precaución. Sus resultados no mostraron ninguna relación con la fase experimental, según ellos, podría deberse a factores no considerados in situ. Revisando el procedimiento del taller, la causa podría estar en el reducido número de participantes en el taller, que, además, comparten un perfil común: Expertos en accesibilidad. Sería deseable aumentar el número de consultores (VIP o personas con algún tipo de discapacidad) y tener perfiles diferentes según la edad o sin conocimientos previos relativos a la movilidad o los eHMI. Las personas sin conocimientos previos de accesibilidad o relacionados con la movilidad, darán una primera impresión real al enfrentarse a estos sistemas.

Para asegurar la universalidad de los eHMIs, sería necesario realizar estudios para evaluar la aceptabilidad y el uso de estas interfaces por parte de los niños, tal como se introdujo en [140]. Para evitar la participación de los menores en las pruebas en entornos reales, proponemos el uso de entornos virtuales, en los que los participantes podrán sentir la experiencia desde la perspectiva de un juego.

Los cuestionarios deben diseñarse siguiendo las recomendaciones generales de [164]: mantener las preguntas lo más cortas posible, reducir el número de opciones de respuesta, sin ambigüedades, y utilizar un vocabulario que sea relevante para el grupo de edad. Las preguntas deben ser muy literales, evitando los puntos medios en las escalas. La idea principal es crear un ambiente en el que los niños puedan ser ellos mismos y completar la encuesta se convierta en algo divertido.

Asimismo, el caso más general de garantizar la aplicabilidad de los sistemas a toda la gama de perfiles de peatones, así como a las personas con discapacidades, requerirá una consideración separada. Sin embargo, la utilización simultánea de diferentes modalidades o canales, cada uno de ellos dirigido a un sentido diferente, parece un enfoque prometedor.

Tabla 5: Resumen de las directrices obtenidas de la revisión de la literatura

Requerimientos	Guías
Modos	<ul style="list-style-type: none"> • Visualización continua de la información del modo de automatización[159]. • Notificación de los cambios de estado pertinentes [145]. • Los peatones no deben desviar toda su atención a la VA [145].
Posición, legibilidad y tipología	<ul style="list-style-type: none"> • Una posición bien visible para el peatón, incluso en diferentes situaciones de tráfico [131]. • Uso de símbolos e iconos fácilmente interpretables [122]. • Textos tan cortos como sea posible [122]. • Voz adicional para ayudar a entregar el mensaje [130], [148].
Colores e iluminación	<ul style="list-style-type: none"> • El uso de colores específicos del eHMI para ayudar a identificar estos sistemas [162] y/o colores estereotipados para ayudar a entender el mensaje [140]. • La iluminación debe ser considerada para garantizar la legibilidad. Puede ser necesaria la auto-calibración.
Canales de comunicación	<ul style="list-style-type: none"> • Priorización de los mensajes: La urgencia debe mostrarse claramente. • Diseño dirigido a todo el rango de perfiles de peatones [140]. • Inclusión de personas con discapacidades, por ejemplo, mediante el uso de diferentes canales de mensaje [163].

Capítulo 6 : Conclusiones y trabajo futuro

El objetivo principal de esta tesis es entender el entorno de la carretera y su interacción con los diferentes usuarios de la misma. Se ha realizado una profunda investigación en varios aspectos relativos a este propósito, dando lugar al desarrollo de hardware y software en tres líneas de investigación, en las cuales se divide el presente capítulo: interfaz conductor-vehículo, entorno de conducción e interfaz peatón-vehículo. Todas ellas centradas en factores humanos relacionados con los vehículos inteligentes, en concreto en el estudio de la interacción entre vehículos y peatones, comprendiendo y situando la interacción humana como parte esencial en el proceso de diseño de estas soluciones.

6.1. Conclusiones interfaz conductor-máquina

El sistema aprovecha la información de a bordo proporcionada por el vehículo, es decir, la comunicación entre los componentes del vehículo: CAN bus y la información proporcionada por un sistema GPS+IMU incorporado. La aplicación es capaz de identificar y clasificar las maniobras normales y agresivas en tiempo real.

El trabajo presentado representa una contribución novedosa basada en hardware de bajo costo desarrollado bajo el marco de la presente tesis y un software avanzado mediante el algoritmo GMM. Creado para ser utilizado en cualquier vehículo, el sistema es un dispositivo integrado para el control del conductor a través de la información del bus CAN y los sensores de a bordo. Los resultados mostraron un punto importante a tener en cuenta, la necesidad de señales múltiples para proporcionar una identificación precisa; ya que el análisis basado en una sola señal puede dar lugar a interpretaciones erróneas, por ejemplo, una identificación no agresiva del conductor debido a los frecuentes cambios de velocidad en el entorno urbano.

Los trabajos futuros se centrarían en añadir más señales de CAN bus, como el movimiento del volante y su velocidad angular, que muestra valores más altos para el comportamiento agresivo del conductor. Esta información, junto con la información del IMU, puede ayudar a identificar los malos comportamientos debidos a fuertes movimientos laterales. Para obtener una mayor información del conductor, sería ideal añadir la información obtenida por sensores de visión, basada en los sistemas avanzados de percepción disponibles en la plataforma IVVI 2.0, y continuar con los trabajos realizados con la Kinect 2.0. Además de

estudiar las posibilidades de comunicación del comportamiento o intencionalidad a otros vehículos.

6.2. Conclusiones entorno del conductor

Se concluye el desarrollo e implementación de un sistema de detección de peatones con un enfoque basado en sensores incorporados del teléfono móvil, aprovechando el uso de la tecnología de sensores y cámaras para proporcionar la detección de los peatones.

Después de analizar los resultados mencionados, se pueden obtener diferentes conclusiones: Fue posible obtener una ubicación relativamente exacta del peatón, dentro de la distancia de 0 a 10 metros. A mayor distancia, aparecen limitaciones debidas a la reducción de la resolución de la imagen, necesario para reducir los costos de computación, limitando las capacidades de detección. Sin embargo, con el uso de teléfonos móviles más potentes se podría mantener este tamaño de imagen a alta resolución, aumentando la distancia de detección y la precisión. Los errores debidos a la distorsión de la lente no se tuvieron en cuenta, debido al hecho de que habría que realizar una calibración previa para cada modelo de móvil (o modelo de lente), con ello conseguiríamos mayor precisión de la detección. Un futuro trabajo podría ser implementar un algoritmo de auto-calibración rápida para este tipo de cámaras monoculares. Aunque los resultados obtenidos ya consiguen una gran precisión, ya que con el uso del KF se reduce la distorsión del error de asignación, dando detecciones suaves y precisas. Además, la lógica de seguimiento creada permite proporcionar precisión al sistema, reduciendo los falsos positivos al 1%. Esto se debe al hecho de que sólo dos detecciones consecutivas se consideran un peatón, reduciendo los falsos positivos. Además, la detección dentro del rango de 0 a 10 metros constituía cerca del 94% de detecciones, gracias a la lógica de seguimiento que mantuvo la detección incluso cuando no se detectaba. Las características del HOG resultaron ideales para la detección de peatones, ya que permiten detectar a los peatones incluso con un movimiento lateral (más común en el entorno de carretera).

Los futuros enfoques tratarán de adaptar este método a la detección de los vehículos, así como proporcionar un mayor sistema de detección más amplio en cuanto a tipología de usuarios vulnerables, como bicicletas o motocicletas. Además, una aplicación adaptable intentará adaptar la capacidad de procesamiento del teléfono móvil o incluso con la llegada del 5G la posibilidad de realizar la computación en la nube. El trabajo se centra en la cámara monocular pero actualmente, los móviles de alta gama poseen múltiples cámaras por lo que podrían introducirse la componente 3D al algoritmo.

6.3. Conclusiones interfaz peatón- máquina

Por último, este trabajo ha proporcionado una mayor comprensión de varios aspectos del diseño de los eHMI. En primer lugar, se ha identificado el cambio en la aceptación de los vehículos autónomos en los últimos años, centrándose en los usuarios vulnerables de la carretera. El desarrollo de esta tecnología ha hecho posible la aceptación ante un cambio importante en nuestras carreteras que puede ocurrir en los próximos años. Posteriormente, se ha demostrado que los usuarios tienen un comportamiento basado en normas formales, pero respecto a la toma de decisiones, su comportamiento se basa en reglas informales y más aún en entornos como las carreteras, con diferentes peligros como se indica en [162]. La distancia disponible para cruzar la carretera con respecto al vehículo y el tamaño del mismo dominan el efecto del eHMI. La percepción en el entorno virtual es la misma, produciendo una prevalencia de la toma de decisiones en esta percepción del entorno sobre el eHMI, afirmando que el eHMI presenta información adicional. Esto demuestra que no hemos encontrado el eHMI ideal o que se requiere de más investigación.

Los resultados muestran la necesidad de que la interfaz sea comprensible, incluso evitando la necesidad de aprendizaje: el eHMI debe ser inequívoco en su comprensión. Como se ha estudiado, la preferencia es el texto o la proyección en el camino, estos presentarían una garantía extra de seguridad, especialmente si se muestra un mensaje claro como "camina" o "no cruces". Basándonos sólo en esto último, parece que el azul cian es el color de elección. Sin embargo, aún existe una brecha de conocimiento en cuanto a la efectividad contextual del color cian recomendado en un eHMI, para comunicarse con otros usuarios de la carretera.

En conclusión, los eHMIs aumentan la eficiencia y seguridad de la actividad de cruzar la carretera, ofreciendo información relevante. Además, se ha demostrado que ciertos tipos de eHMI afectan las decisiones de los peatones al cruzar la calle, en el sentido de que los peatones se sienten seguros al cruzar, mejorando la confianza y acelerando la posible aceptación de las tecnologías de vehículos autónomos.

El trabajo futuro en este campo debería centrarse en el estudio pormenorizado y global, buscando la aceptación de todos los rangos de usuarios. De forma similar al uso de señales estándar y comprendidas por todos los conductores, los peatones deben tener este estándar que tenga en cuenta todas las tipologías e incluso deficiencias en el espectro poblacional. La mayoría de los trabajos se centran en adultos jóvenes o de mediana edad, pero debemos entender que los

grupos de peatones están formados por todos los rangos de edad que conforman la sociedad y que grupos como los niños o los ancianos deben ser evaluados en las encuestas, así como usuarios con discapacidades.

Por último, en consonancia con la promoción de la inclusión, es necesario seguir investigando en el diseño de interfaces multimodal en los que se utilicen diferentes sonidos y no sólo mensajes visuales.

Para finalizar, la presente tesis se centra en el uso de elementos instalados en los actuales vehículos (CAN bus), o de fácil instalación (*smarthphones*), todos ellos de bajo coste, para contribuir en el entendimiento del entorno del conductor y su interacción con otros usuarios o vehículos de la carretera. Todo ello con la finalidad de fomentar y avanzar en el despliegue de tecnologías de vehículos autónomos. Además, se realiza una contribución relativa a la interacción peatón-vehículo autónomo, colaborando con los extraordinarios retos para proporcionar altos niveles de automatización; que supondrá un cambio disruptivo; permitiendo plantear la cuestión principal de la investigación de cómo mejorar el actual sistema de transporte.

Si bien la automatización del transporte tiene el potencial de proporcionar el suministro de transporte más seguro, eficiente y accesible, también tiene el potencial de alcanzar niveles sin precedentes de demanda y tráfico, incluidas todas sus externalidades y necesidad de recursos. Nuevos servicios y posibilidades, como los ofrecidos en esta tesis, buscan ofrecer soluciones a esta problemática. No ha habido un momento mejor en la historia de la humanidad para la investigación en el transporte: tenemos los medios y nuevas posibilidades e ideas, surgen día a día.

Estas razones auguran que la investigación relativa a los sistemas de transporte y en particular soluciones para el entendimiento del entorno de la carretera, serán líneas de investigación activas en los próximos años. El trabajo presentado en esta tesis supone una contribución en pos de la interacción entre los diferentes usuarios de la carretera con estas modernas tecnologías disruptivas.

Referencias

- [1] R. Fuller, "Towards a general theory of driver behaviour," *Accid. Anal. Prev.*, vol. 37, no. 3, pp. 461–472, 2005, doi: 10.1016/j.aap.2004.11.003.
- [2] G. Pasaoglu *et al.*, *Driving and parking patterns of European car drivers - a mobility survey*. 2012.
- [3] E. Commission, "2019 road safety statistics : what is behind the figures ? 1 . Trend in fatality numbers 2010-2019," no. June, pp. 1–6, 2020.
- [4] M. Alonso Raposo *et al.*, *The future of road transport - Implications of automated, connected, low-carbon and shared mobility*. 2019.
- [5] R. Fuller, "A conceptualization of driving behaviour as threat avoidance," *Ergonomics*, vol. 27, no. 11, pp. 1139–1155, 1984.
- [6] R. Fuller, "The task-capability interface model of the driving process," *Recherche-Transports-Sécurité*, vol. 66, pp. 47–57, 2000.
- [7] R. Martinez, "Testimony to House Transportation and Infrastructure Committee," *Surf. Transp. Subcomm. Surf. Transp.*, 1997.
- [8] "UNECE- Aggressive driving behaviour (background paper)," 2004. <https://unece.org/aggressive-driving-behaviour-background-paper>.
- [9] I. Vlioger, D. De Keukeleere, and J. Kretzschmar, "Environmental effects of driving behaviour and congestion related to passenger cars," *Atmos. Environ.*, vol. 34, pp. 4649–4655, Sep. 2000, doi: 10.1016/S1352-2310(00)00217-X.
- [10] T. Nordfjærn, S. Jørgensen, and T. Rundmo, "A cross-cultural comparison of road traffic risk perceptions, attitudes towards traffic safety and driver behaviour," *J. Risk Res.*, vol. 14, no. 6, pp. 657–684, 2011.
- [11] E. O. S. G. Europe, "Aggressive behaviour behind the wheel," 2003.
- [12] C. S. Dula and E. S. Geller, "Risky, aggressive, or emotional driving: Addressing the need for consistent communication in research," *J. Safety Res.*, vol. 34, no. 5, pp. 559–566, 2003, doi: 10.1016/j.jsr.2003.03.004.
- [13] R. W. Novaco, "Roadway aggression," *ITS Rev.*, vol. 21, no. 4, pp. 1–3, 1998.
- [14] P. I. J. Wouters and J. M. J. Bos, "Traffic accident reduction by monitoring driver behaviour with in-car data recorders," *Accid. Anal. Prev.*, vol. 32, no. 5, pp. 643–650, 2000.
- [15] A. B. Rodríguez González, M. R. Wilby, J. J. Vinagre Díaz, and C. Sánchez Ávila, "Modeling and Detecting Aggressiveness From Driving Signals," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 15, no. 4, pp. 1419–1428, 2014, doi: 10.1109/TITS.2013.2297057.
- [16] H. Farah *et al.*, "Can providing feedback on driving behavior and training

- on parental vigilant care affect male teen drivers and their parents?," *Accid. Anal. Prev.*, vol. 69, pp. 62–70, 2014.
- [17] T. Wakita *et al.*, "Driver identification using driving behavior signals," *IEEE Conf. Intell. Transp. Syst. Proceedings, ITSC*, vol. 2005, no. October 2015, pp. 907–912, 2005, doi: 10.1109/ITSC.2005.1520171.
- [18] Y. Takei and Y. Furukawa, "Estimate of driver's fatigue through steering motion," *2005 IEEE Int. Conf. Syst. Man Cybern.*, vol. 2, no. 1, pp. 1–6, 2005, doi: 10.1109/ICSMC.2005.1571404.
- [19] J. Krajewski, M. Golz, S. Schnieder, T. Schnupp, C. Heinze, and D. Sommer, "Detecting Fatigue from Steering Behaviour Applying Continuous Wavelet Transform," *Proc. Meas. Behav. 2010*, vol. 2010, pp. 326–329, 2010, doi: 10.1145/1931344.1931368.
- [20] S. Choi, J. Kim, D. Kwak, P. Angkititrakul, and J. H. L. Hansen, "Analysis and classification of driver behavior using in-vehicle can-bus information," *Bienn. Work. DSP In-Vehicle Mob. Syst.*, no. October 2015, pp. 17–19, 2007.
- [21] B. Passow, E. Goodyer, M. Al-Doori, D. Elizondo, and D. Paluszczyszyn, "Range Extended for Electric Vehicle Based on Driver Behaviour," 2014, pp. 2.3-2.3, doi: 10.1049/cp.2014.0944.
- [22] J. C. McCall and M. M. Trivedi, "Video-Based Lane Estimation and Tracking for Driver Assistance: Survey, System, and Evaluation," *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 7, no. 1, pp. 20–37, Mar. 2006, doi: 10.1109/TITS.2006.869595.
- [23] G. Castignani, T. Derrmann, R. Frank, and T. Engel, "Driver Behavior Profiling Using Smartphones: A Low-Cost Platform for Driver Monitoring," *IEEE Intell. Transp. Syst. Mag.*, vol. 7, pp. 91–102, 2015, doi: 10.1109/MITS.2014.2328673.
- [24] A. Díaz, F. Serradilla, J. Anaya, and F. Alonso, "Modeling the Driving Behavior of Electric Vehicles Using Smartphones and Neural Networks," *Intell. Transp. Syst. Mag. IEEE*, vol. 6, pp. 44–53, 2014, doi: 10.1109/MITS.2014.2322651.
- [25] N. Li, J. J. Jain, and C. Busso, "Modeling of driver behavior in real world scenarios using multiple noninvasive sensors," *IEEE Trans. Multimed.*, vol. 15, no. 5, pp. 1213–1225, 2013, doi: 10.1109/TMM.2013.2241416.
- [26] J. J. Jain and C. Busso, "Analysis of driver behaviors during common tasks using frontal video camera and CAN-Bus information," *Proc. - IEEE Int. Conf. Multimed. Expo*, pp. 1–6, 2011, doi: 10.1109/ICME.2011.6011950.
- [27] G. Peláez, "Monitoring the Driver 's Activity Using 3D Information," 2015.
- [28] J. Heo and M. Savvides, "Rapid 3D face modeling using a frontal face and a profile face for accurate 2D pose synthesis," in *2011 IEEE International*

- Conference on Automatic Face Gesture Recognition (FG)*, 2011, pp. 632–638, doi: 10.1109/FG.2011.5771470.
- [29] E. Murphy-Chutorian and M. Trivedi, “Head Pose Estimation and Augmented Reality Tracking: An Integrated System and Evaluation for Monitoring Driver Awareness,” *Intell. Transp. Syst. IEEE Trans.*, vol. 11, pp. 300–311, 2010, doi: 10.1109/TITS.2010.2044241.
- [30] R. O. Mbouna, S. G. Kong, and M.-G. Chun, “Visual Analysis of Eye State and Head Pose for Driver Alertness Monitoring,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 14, pp. 1462–1469, 2013.
- [31] I. García, S. Bronte, L. M. Bergasa, J. Almazán, and J. Yebes, “Vision-based drowsiness detector for real driving conditions,” in *2012 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2012, pp. 618–623, doi: 10.1109/IVS.2012.6232222.
- [32] X. Li, E. Seignez, and P. Loonis, “Vision-based estimation of driver drowsiness with ORD model using evidence theory,” in *2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013, pp. 666–671, doi: 10.1109/IVS.2013.6629543.
- [33] C. Papadelis, C. Lithari, C. Kourtidou-Papadeli, P. D. Bamidis, E. Portouli, and E. Bekiaris, “Monitoring driver’s sleepiness on-board for preventing road accidents,” *Stud. Health Technol. Inform.*, vol. 150, p. 485–489, 2009, [Online]. Available: <http://europepmc.org/abstract/MED/19745359>.
- [34] D. Martín *et al.*, “IVVI 2.0: An intelligent vehicle based on computational perception,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 41, no. 17, pp. 7927–7944, Dec. 2014, doi: 10.1016/j.eswa.2014.07.002.
- [35] N. Kuge, T. Yamamura, O. Shimoyama, and A. Liu, “A driver behavior recognition method based on a driver model framework,” *SAE Trans.*, pp. 469–476, 2000.
- [36] W. Takano, A. Matsushita, K. Iwao, and Y. Nakamura, “Recognition of human driving behaviors based on stochastic symbolization of time series signal,” in *2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2008, pp. 167–172.
- [37] L. He, C. Zong, and C. Wang, “Driving intention recognition and behaviour prediction based on a double-layer hidden Markov model,” *J. Zhejiang Univ. Sci. C*, vol. 13, no. 3, pp. 208–217, 2012.
- [38] J. Lu, D. Filev, K. Prakah-Asante, F. Tseng, and I. V Kolmanovsky, “From vehicle stability control to intelligent personal minder: real-time vehicle handling limit warning and driver style characterization,” in *2009 IEEE Workshop on Computational Intelligence in Vehicles and Vehicular Systems*, 2009, pp. 43–50.
- [39] J. O. López, A. C. C. Pinilla, and others, “Driver behavior classification

- model based on an intelligent driving diagnosis system,” in *2012 15th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems*, 2012, pp. 894–899.
- [40] J. A. O. López, J. M. P. Rúa, and others, “Intelligent erratic driving diagnosis based on artificial neural networks,” in *2010 IEEE ANDESCON*, 2010.
- [41] J. S. Albus, “A new approach to manipulator control: The cerebellar model articulation controller (CMAC),” 1975.
- [42] A. Wahab, T. G. Wen, and N. Kamaruddin, “Understanding driver behavior using multi-dimensional CMAC,” in *2007 6th International Conference on Information, Communications & Signal Processing*, 2007, pp. 1–5.
- [43] J. A. Hartigan and M. A. Wong, “Algorithm AS 136: A k-means clustering algorithm,” *J. R. Stat. Soc. Ser. c (applied Stat.)*, vol. 28, no. 1, pp. 100–108, 1979.
- [44] J. Wang, M. Lu, and K. Li, “Characterization of longitudinal driving behavior by measurable parameters,” *Transp. Res. Rec.*, vol. 2185, no. 1, pp. 15–23, 2010.
- [45] C. Rasmussen, “The infinite Gaussian mixture model,” *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 12, pp. 554–560, 1999.
- [46] “MathWorks. GMDistribution.”
<https://es.mathworks.com/help/stats/gmdistribution.html>.
- [47] Z. Zivkovic, “Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction,” in *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004.*, 2004, vol. 2, pp. 28–31.
- [48] D. Yu and L. Deng, *AUTOMATIC SPEECH RECOGNITION*. Springer, 2016.
- [49] Y. Nishiwaki, C. Miyajima, N. Kitaoka, K. Itou, and K. Takeda, “Generation of pedal operation patterns of individual drivers in car-following for personalized cruise control,” in *2007 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2007, pp. 823–827.
- [50] A. P. Dempster, N. M. Laird, and D. B. Rubin, “Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm,” *J. R. Stat. Soc. Ser. B*, vol. 39, no. 1, pp. 1–22, 1977.
- [51] A. Schmidt, A. K. Dey, A. L. Kun, and W. Spiessl, “Automotive User Interfaces: Human Computer Interaction in the Car,” in *CHI '10 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, 2010, pp. 3177–3180, doi: 10.1145/1753846.1753949.
- [52] N. B. Sarter and D. D. Woods, “How in the world did we ever get into that mode? Mode error and awareness in supervisory control,” *Hum. Factors*, vol. 37, no. 1, pp. 5–19, 1995.
- [53] D. A. Norman, “The ‘problem’ with automation: inappropriate feedback

- and interaction, not ‘over-automation,’” *Philos. Trans. R. Soc. London. B, Biol. Sci.*, vol. 327, no. 1241, pp. 585–593, 1990.
- [54] N. Dalal and B. Triggs, “Histograms of oriented gradients for human detection,” in *2005 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition (CVPR’05)*, 2005, vol. 1, pp. 886–893.
- [55] Y. Chen, S. Li, and X. Lin, “Fast HOG feature computation based on CUDA,” in *2011 IEEE International Conference on Computer Science and Automation Engineering*, 2011, vol. 4, pp. 748–751.
- [56] S. Walk, N. Majer, K. Schindler, and B. Schiele, “New features and insights for pedestrian detection,” in *2010 IEEE Computer society conference on computer vision and pattern recognition*, 2010, pp. 1030–1037.
- [57] X. Cui, Y. Liu, S. Shan, X. Chen, and W. Gao, “3d haar-like features for pedestrian detection,” in *2007 IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, 2007, pp. 1263–1266.
- [58] G. Monteiro, P. Peixoto, and U. Nunes, “Vision-based pedestrian detection using Haar-like features,” *Robotica*, vol. 24, pp. 46–50, 2006.
- [59] F. García, J. García, A. Ponz, A. De La Escalera, and J. M. Armingol, “Context aided pedestrian detection for danger estimation based on laser scanner and computer vision,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 41, no. 15, pp. 6646–6661, 2014.
- [60] F. García, F. Jiménez, J. J. Anaya, J. M. Armingol, J. E. Naranjo, and A. la Escalera, “Distributed pedestrian detection alerts based on data fusion with accurate localization,” *Sensors*, vol. 13, no. 9, pp. 11687–11708, 2013.
- [61] F. García, A. Prioletti, P. Cerri, A. Broggi, A. de la Escalera, and J. M. Armingol, “Visual feature tracking based on PHD filter for vehicle detection,” in *17th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, 2014, pp. 1–6.
- [62] D. Meissner, S. Reuter, and K. Dietmayer, “Road user tracking at intersections using a multiple-model PHD filter,” in *2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2013, pp. 377–382.
- [63] J. Blau, “Apple and google hope to slide into the driver’s seat,” *Res. Technol. Manag.*, vol. 58, no. 4, p. 5A, 2015.
- [64] S. F. Wiesbaden, “Aptiv sends the signal that we are also a mobility provider,” *ATZelektronik Worldw.*, vol. 13, no. 1, pp. 22–25, 2018.
- [65] J. Becker, M.-B. A. Colas, S. Nordbruch, and M. Fausten, “Bosch’s vision and roadmap toward fully autonomous driving,” in *Road vehicle automation*, Springer, 2014, pp. 49–59.
- [66] M. R. Endsley, “Autonomous driving systems: A preliminary naturalistic study of the Tesla Model S,” *J. Cogn. Eng. Decis. Mak.*, vol. 11, no. 3, pp.

- 225–238, 2017.
- [67] A. L. Kornhauser, F. Engineering, and E. Summary, “DARPA Urban Challenge Princeton University Technical Paper,” 2005.
- [68] L. Shi and P. Prevedouros, “Autonomous and connected cars: HCM estimates for freeways with various market penetration rates,” *Transp. Res. Procedia*, vol. 15, pp. 389–402, 2016.
- [69] P. Tientrakool, Y.-C. Ho, and N. F. Maxemchuk, “Highway capacity benefits from using vehicle-to-vehicle communication and sensors for collision avoidance,” in *2011 IEEE Vehicular Technology Conference (VTC Fall)*, 2011, pp. 1–5.
- [70] A. Moorthy, R. De Kleine, G. Keoleian, J. Good, and G. Lewis, “Shared Autonomous Vehicles as a Sustainable Solution to the Last Mile Problem: A Case Study of Ann Arbor-Detroit Area,” *SAE Int. J. Passeng. Cars – Electron. Electr. Syst.*, vol. 10, pp. 328–336, 2017, doi: 10.4271/2017-01-1276.
- [71] M. Ohnemus and A. Perl, “Shared autonomous vehicles: Catalyst of new mobility for the last mile?,” *Built Environ.*, vol. 42, no. 4, pp. 589–602, 2016.
- [72] C. D. Harper, C. T. Hendrickson, S. Mangones, and C. Samaras, “Estimating potential increases in travel with autonomous vehicles for the non-driving, elderly and people with travel-restrictive medical conditions,” *Transp. Res. part C Emerg. Technol.*, vol. 72, pp. 1–9, 2016.
- [73] F. Naujoks, K. Wiedemann, N. Schömig, S. Hergeth, and A. Keinath, “Towards guidelines and verification methods for automated vehicle HMIs,” *Transp. Res. Part F Traffic Psychol. Behav.*, vol. 60, pp. 121–136, 2019, doi: 10.1016/j.trf.2018.10.012.
- [74] M. Sivak and B. Schoettle, “Would self-driving vehicles increase occupant productivity,” *Sustain. Worldw. Transp. Univ. Michigan, Ann Arbor*, http://umich.edu/~umtriswt/PDF/SWT-2016--11_Abstract_English.pdf, accessed, vol. 20, 2016.
- [75] J. K. Choi and Y. G. Ji, “Investigating the Importance of Trust on Adopting an Autonomous Vehicle,” *Int. J. Human–Computer Interact.*, vol. 31, no. 10, pp. 692–702, 2015, doi: 10.1080/10447318.2015.1070549.
- [76] E. Fraedrich and B. Lenz, “Societal and Individual Acceptance of Autonomous Driving,” in *Autonomous Driving: Technical, Legal and Social Aspects*, M. Maurer, J. C. Gerdes, B. Lenz, and H. Winner, Eds. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2016, pp. 621–640.
- [77] S. K. Jayaraman *et al.*, “Trust in AV: An Uncertainty Reduction Model of AV-Pedestrian Interactions,” in *Companion of the 2018 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction*, 2018, pp. 133–

- 134, doi: 10.1145/3173386.3177073.
- [78] N. Marangunić and A. Granić, "Technology acceptance model: a literature review from 1986 to 2013," *Univers. access Inf. Soc.*, vol. 14, no. 1, pp. 81–95, 2015.
- [79] E. J. de Visser, R. Pak, and T. H. Shaw, "From 'automation' to 'autonomy': the importance of trust repair in human--machine interaction," *Ergonomics*, vol. 61, no. 10, pp. 1409–1427, 2018.
- [80] F. Morandin-Ahuerma, "Trolleyology: Whose Trolley Dilemma Is It?," *Vox Juris*, vol. 38, p. 203, 2020.
- [81] J. Carmona, F. Garcia, M. Á. de Miguel, A. de la Escalera, and J. M. Armingol, "Analysis of Aggressive Driver Behaviour using Data Fusion.," in *VEHITS*, 2016, pp. 85–90.
- [82] J. Carmona, F. García, D. Martín, A. D. La Escalera, and J. M. Armingol, "Data Fusion for Driver Behaviour Analysis.," *Sensors (Basel)*, vol. 15, no. 10, pp. 25968–91, Jan. 2015, doi: 10.3390/s151025968.
- [83] J. Carmona, M. A. de Miguel, D. Martin, F. Garcia, and A. de la Escalera, "Embedded system for driver behavior analysis based on GMM," in *2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2016, pp. 61–65.
- [84] 1993 ISO 11898, "Road vehicles - interchange of digital information - controller area network (can) for high-speed communication," 2003.
- [85] "Diagnosis tips." <https://www.diagnostiptips.com/can-bus/>.
- [86] F. G. M. de Miguel, J. Carmona, "Desarrollo de herramienta para comunicación con vehículo a través de CAN-bus." 2015.
- [87] M. Quigley *et al.*, "ROS : an open-source Robot Operating System," 2009.
- [88] E. D. Martí and D. Martín, "Context-Aided Sensor Fusion for Enhanced Urban Navigation 1," pp. 16802–16837, 2012, doi: 10.3390/s121216802.
- [89] L. L. Hoberock, "A Survey of Longitudinal Acceleration Comfort Studies in Ground Transportation Vehicles," *J. Dyn. Syst. Meas. Control*, vol. 99, no. 2, pp. 76–84, Jun. 1977, doi: 10.1115/1.3427093.
- [90] A. Wahab, C. Quek, C. K. Tan, and K. Takeda, "Driving Profile Modeling and Recognition Based on Soft Computing Approach," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 20, no. 4, pp. 563–582, 2009, doi: 10.1109/TNN.2008.2007906.
- [91] T. Wakita, K. Ozawa, C. Miyajima, and K. Takeda, "Parametric Versus Non-parametric Models of Driving Behavior Signals for Driver Identification," pp. 739–747, [Online]. Available: <http://www.metapress.com.ezproxy.library.wisc.edu/content/4hw7p5f79677f9u2/?p=22ed63a6134e49499d5bf555b1b671fc&pi=122>.
- [92] F. Garcia, J. Urdiales, J. Carmona, D. Martin, and J. M. Armingol, "Mobile based pedestrian detection with accurate tracking," *IEEE Intell. Veh.*

- Symp. Proc.*, vol. 2016-Augus, no. lv, pp. 44–48, 2016, doi: 10.1109/IVS.2016.7535362.
- [93] P. Viola and M. Jones, “Rapid object detection using a boosted cascade of simple features,” in *Proceedings of the 2001 IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. CVPR 2001*, 2001, vol. 1, pp. I–I.
- [94] R. E. Schapire, “Explaining adaboost,” in *Empirical inference*, Springer, 2013, pp. 37–52.
- [95] C.-C. Chang and C.-J. Lin, “LIBSVM: A library for support vector machines,” *ACM Trans. Intell. Syst. Technol.*, vol. 2, no. 3, pp. 1–27, 2011.
- [96] A. de la Escalera Hueso, “Visión por computador: Fundamentos y métodos,” 2001.
- [97] R. E. Kalman, “On the general theory of control systems,” in *Proceedings First International Conference on Automatic Control, Moscow, USSR*, 1960, pp. 481–492.
- [98] S. S. Blackman, “Multiple-target tracking with radar applications,” *ah*, 1986.
- [99] P. E. H. T. M. Cover, “Nearest Neighbor Pattern Classification,” *Encycl. GIS*, vol. I, pp. 771–771, 1967, doi: 10.1007/978-0-387-35973-1_862.
- [100] H. W. Kuhn, “The Hungarian method for the assignment problem,” *Nav. Res. Logist. Q.*, vol. 2, no. 1–2, pp. 83–97, 1955.
- [101] C. H. Rodríguez-Garavito, J. Carmona-Fernández, A. de la Escalera, and J. M. Armingol, “Stereo road detection based on ground plane,” in *International Conference on Computer Aided Systems Theory*, 2015, pp. 748–755.
- [102] N. Bevan, J. Carter, J. Earthy, T. Geis, and S. Harker, “New ISO standards for usability, usability reports and usability measures,” in *International Conference on Human-Computer Interaction*, 2016, pp. 268–278.
- [103] F. G. y A. de la E. Juan Carmona, Carlos Guindel, “eHMI: Review and guidelines for deployment on autonomous vehicles,” *Appl. Sci.*
- [104] S. Mahmud, X. Lin, and J.-H. Kim, “Interface for Human Machine Interaction for assistant devices: a review,” in *2020 10th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC)*, 2020, pp. 768–773.
- [105] G. J. S. Wilde, “Social Interaction Patterns in Driver Behavior: An Introductory Review,” *Hum. Factors*, vol. 18, no. 5, pp. 477–492, Oct. 1976, doi: 10.1177/001872087601800506.
- [106] X. Jiang, W. Wang, K. Bengler, and W. Guo, “Analyses of pedestrian behavior on mid-block unsignalized crosswalk comparing Chinese and German cases,” *Adv. Mech. Eng.*, vol. 7, Nov. 2015, doi:

- 10.1177/1687814015610468.
- [107] Š. Matú, "Road users' strategies and communication : driver-pedestrian interaction," *Transp. Res. Arena*, 2014.
- [108] D. J. Fagnant and K. Kockelman, "Preparing a nation for autonomous vehicles: Opportunities, barriers and policy recommendations," *Transp. Res. Part A Policy Pract.*, vol. 77, pp. 167–181, 2015, doi: 10.1016/j.tra.2015.04.003.
- [109] L. Vissers, S. Kint, I. Schagen, and M. Hagenzieker, *Safe interaction between cyclists, pedestrians and automated vehicles. What do we know and what do we need to know?* 2017.
- [110] K. de Clercq, A. Dietrich, J. P. Núñez Velasco, J. de Winter, and R. Happee, "External Human-Machine Interfaces on Automated Vehicles: Effects on Pedestrian Crossing Decisions," *Hum. Factors*, vol. 61, no. 8, pp. 1353–1370, 2019, doi: 10.1177/0018720819836343.
- [111] "Unity-motor de juego." <https://unity.com/>.
- [112] B. R. Kadali and P. Vedagiri, "Proactive pedestrian safety evaluation at unprotected mid-block crosswalk locations under mixed traffic conditions," *Saf. Sci.*, vol. 89, pp. 94–105, 2016.
- [113] S. Kitazaki and N. J. Myhre, "Effects of Non-Verbal Communication Cues on Decisions and Confidence of Drivers at an Uncontrolled Intersection," no. July, pp. 113–119, 2015, doi: 10.17077/drivingassessment.1559.
- [114] C. P. Urmson, I. J. Mahon, D. A. Dolgov, and J. Zhu, "Pedestrian notifications." Google Patents, 2015.
- [115] "Nissan Motor Corporation. 2015. Nissan IDS Concept: Nissan's vision for the future of EVs and autonomous driving. (2015)." .
- [116] "Who sees you when the car drives itself?-SEMCOM." <https://semcon.com/smilingcar/>.
- [117] M. Clamann, M. Aubert, and M. Cummings, *Evaluation of Vehicle-to-Pedestrian Communication Displays for Autonomous Vehicles*. 2017.
- [118] K. Mahadevan, S. Somanath, and E. Sharlin, "Communicating awareness and intent in autonomous vehicle-pedestrian interaction," *Conf. Hum. Factors Comput. Syst. - Proc.*, vol. 2018-April, 2018, doi: 10.1145/3173574.3174003.
- [119] M.-P. Böckle, A. P. Brenden, M. Klingegård, A. Habibovic, and M. Bout, "SAV2P: Exploring the impact of an interface for shared automated vehicles on pedestrians' experience," in *Proceedings of the 9th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications Adjunct*, 2017, pp. 136–140.
- [120] A. Habibovic, J. Andersson, V. M. Lundgren, M. Klingegård, C. Englund, and S. Larsson, "External vehicle interfaces for communication with other

- road users?," in *Road Vehicle Automation 5*, Springer, 2019, pp. 91–102.
- [121] "Ford Motor Corporation. 2017. Ford, Virginia Tech Go Undercover to Develop Signals That Enable Autonomous Vehicles to Communicate with People. (2017)." .
- [122] T. Hedlund and A. Karlsson, "Development of an intuitive pedestrian interaction system for automated vehicles," 2019.
- [123] G. D. Jandron, "Vehicle side/front brake lights." Google Patents, 1998.
- [124] O. Antonescu, "Front stop lamps for a safer traffic," in *Proceedings of the FISITA 2012 World Automotive Congress*, 2013, pp. 311–314.
- [125] T. Petzoldt, K. Schleinitz, and R. Banse, "Potential safety effects of a frontal brake light for motor vehicles," *IET Intell. Transp. Syst.*, vol. 12, no. 6, pp. 449–453, 2018.
- [126] "MB-The F 015 Luxury in Motion Future City. Video."
- [127] "Leonardo Graziano. 2015. AutonoMI Autonomous Mobility Interface." <https://vimeo.com/99160686>.
- [128] C.-M. Chang, K. Toda, D. Sakamoto, and T. Igarashi, "Eyes on a Car: an Interface Design for Communication between an Autonomous Car and a Pedestrian," in *Proceedings of the 9th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*, 2017, pp. 65–73.
- [129] G. Costa, "Designing framework for human-autonomous vehicle interaction Sub Title Author Costa, Giorgio. (Sugiura, Kazunori)," 2017.
- [130] S. Deb, L. J. Strawderman, and D. W. Carruth, "Investigating pedestrian suggestions for external features on fully autonomous vehicles: A virtual reality experiment," *Transp. Res. part F traffic Psychol. Behav.*, vol. 59, pp. 135–149, 2018.
- [131] M. Troel *et al.*, "eHMI positioning for autonomous vehicle / pedestrians interaction To cite this version : HAL Id : hal-02388847 eHMI positioning for autonomous vehicle / pedestrians interaction," 2019.
- [132] L. Fridman, B. Mehler, L. Xia, Y. Yang, L. Yvonne, and F. Bryan, "To Walk or Not to Walk : Crowdsourced Assessment of External Vehicle-to-Pedestrian Displays."
- [133] G. Paolacci, J. Chandler, and P. G. Ipeirotis, "Running experiments on amazon mechanical turk," *Judgm. Decis. Mak.*, vol. 5, no. 5, pp. 411–419, 2010.
- [134] D. Dey, A. Habibovic, B. Pfleging, M. Martens, and J. Terken, "Color and animation preferences for a light band eHMI in interactions between automated vehicles and pedestrians," in *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2020, pp. 1–13.
- [135] Y. E. Song, C. Lehsing, T. Fuest, and K. Bengler, "External HMIs and their

- effect on the interaction between pedestrians and automated vehicles,” in *International Conference on Intelligent Human Systems Integration*, 2018, pp. 13–18.
- [136] P. Bazilinsky, D. Dodou, and J. de Winter, “Survey on eHMI concepts: The effect of text, color, and perspective,” *Transp. Res. Part F Traffic Psychol. Behav.*, vol. 67, pp. 175–194, 2019, doi: 10.1016/j.trf.2019.10.013.
- [137] C. Ackermann, M. Beggiato, S. Schubert, and J. F. Krems, “An experimental study to investigate design and assessment criteria: What is important for communication between pedestrians and automated vehicles?,” *Appl. Ergon.*, vol. 75, no. March 2018, pp. 272–282, 2019, doi: 10.1016/j.apergo.2018.11.002.
- [138] S. M. Faas, L. A. Mathis, and M. Baumann, “External HMI for self-driving vehicles: Which information shall be displayed?,” *Transp. Res. Part F Traffic Psychol. Behav.*, vol. 68, pp. 171–186, 2020, doi: 10.1016/j.trf.2019.12.009.
- [139] C.-M. Chang, K. Toda, T. Igarashi, M. Miyata, and Y. Kobayashi, “A video-based study comparing communication modalities between an autonomous car and a pedestrian,” in *Adjunct Proceedings of the 10th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*, 2018, pp. 104–109.
- [140] V. Charisi, A. Habibovic, J. Andersson, J. Li, and V. Evers, “Children’s views on identification and intention communication of self-driving vehicles,” in *Proceedings of the 2017 conference on interaction design and children*, 2017, pp. 399–404.
- [141] Y. Li, M. Dikmen, T. G. Hussein, Y. Wang, and C. Burns, “To cross or not to cross: Urgency-based external warning displays on autonomous vehicles to improve pedestrian crossing safety,” in *Proceedings of the 10th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*, 2018, pp. 188–197.
- [142] J. Zhang, E. Vinkhuyzen, and M. Cefkin, “Evaluation of an autonomous vehicle external communication system concept: a survey study,” in *International conference on applied human factors and ergonomics*, 2017, pp. 650–661.
- [143] P. Rodriguez, “Safety of pedestrians and cyclists when interacting with automated vehicles—a case study of the WEpods,” Master thesis, TU Eindhoven, 2017.
- [144] J. P. Nuñez Velasco, H. Farah, B. van Arem, and M. Hagenzieker, “WEpod WElly in Delft: pedestrians’ crossing behavior when interacting with automated vehicles using Virtual Reality,” *15th Int. Conf. Travel Behav. Res. IATBR2018*, 2018, [Online]. Available:

- <http://www.iatbr2018.org/accepted-abstracts.html>.
- [145] L. Kooijman, R. Happee, and J. C. F. de Winter, "How do eHMIs affect pedestrians' crossing behavior? A study using a head-mounted display combined with a motion suit," *Inf.*, vol. 10, no. 12, 2019, doi: 10.3390/info10120386.
- [146] B. G. Witmer, C. J. Jerome, and M. J. Singer, "The factor structure of the Presence Questionnaire," *Presence Teleoperators Virtual Environ.*, vol. 14, no. 3, pp. 298–312, 2005, doi: 10.1162/105474605323384654.
- [147] I. Otherson, A. S. Conti-Kufner, A. Dietrich, P. Maruhn, and K. Bengler, "Designing for automated vehicle and pedestrian communication: Perspectives on eHMIs from older and younger persons," *Proc. Hum. Factors Ergon. Soc. Eur.*, pp. 135–148, 2018.
- [148] K. Mahadevan, S. Somanath, and E. Sharlin, "Communicating awareness and intent in autonomous vehicle-pedestrian interaction," in *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2018, pp. 1–12.
- [149] M. Colley, M. Walch, J. Gugenheimer, and E. Rukzio, "Including people with impairments from the start: external communication of autonomous vehicles," in *Proceedings of the 11th international conference on automotive user interfaces and interactive vehicular applications: adjunct proceedings*, 2019, pp. 307–314.
- [150] D. Rothenbucher, J. Li, D. Sirkin, B. Mok, and W. Ju, "Ghost driver: A field study investigating the interaction between pedestrians and driverless vehicles," *25th IEEE Int. Symp. Robot Hum. Interact. Commun. RO-MAN 2016*, pp. 795–802, 2016, doi: 10.1109/ROMAN.2016.7745210.
- [151] A. S. Huang, D. Moore, M. Antone, E. Olson, and S. Teller, "Finding multiple lanes in urban road networks with vision and lidar," *Auton. Robots*, vol. 26, no. 2–3, pp. 103–122, Mar. 2009, doi: 10.1007/s10514-009-9113-3.
- [152] V. M. Lagström, Tobias and Lundgren, "AVIP - Autonomous vehicles' interaction with pedestrians An investigation of pedestrian-driver communication and," Master of Science Thesis, Chalmers University of Technology, 2015.
- [153] A.-C. Hensch, I. Neumann, M. Beggiato, J. Halama, and J. F. Krems, "How should automated vehicles communicate?--Effects of a light-based communication approach in a Wizard-of-Oz study," in *International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics*, 2019, pp. 79–91.
- [154] C. R. Hudson, S. Deb, D. W. Carruth, J. McGinley, and D. Frey, "Pedestrian perception of autonomous vehicles with external interacting features," in *International Conference on Applied Human Factors and Ergonomics*,

- 2018, pp. 33–39.
- [155] C. Alvarez, Walter Morales and Moreno, Francisco Miguel and Sipele, Oscar and Smirnov, Nikita and Olaverri-Monreal, “Autonomous Driving: Framework for Pedestrian Intention Estimation in a Real World Scenario,” *arXiv Prepr. arXiv2006.02711*, 2020.
- [156] M. Colley, M. Walch, J. Gugenheimer, A. Askari, and E. Rukzio, “Towards Inclusive External Communication of Autonomous Vehicles for Pedestrians with Vision Impairments,” in *Proceedings of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2020, pp. 1–14, doi: 10.1145/3313831.3376472.
- [157] A. Rasouli, Y. Kotseruba, and J. Tsotsos, “Agreeing to Cross: How Drivers and Pedestrians Communicate,” Feb. 2017.
- [158] “ISO 9241-110:2020. Ergonomics of human-system interaction — Part 110: Interaction principles,” 2020. [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/75258.html>.
- [159] B. Jurklies, A. Heiligenhaus, K. P. Steuhl, and A. Wessing, “Human Factors Design Guidance For Driver-Vehicle Interfaces,” 2016.
- [160] “SAE Lighting Standard Practices Committee. 2016. Color Specification (J578 Ground Vehicle Standard) - SAE Mobilus. Technical Report. SAE.” [Online]. Available: <https://saemobilus.sae.org/search/?prodCd=J578>.
- [161] O. Of and T. H. E. Discussion, “GRE Taskforce on Autonomous Vehicle Signalling Requirements (AVSR),” vol. 1, no. April, pp. 15–18, 2019.
- [162] A. Werner, “New Colours for Autonomous Driving : An Evaluation of Chromaticities for the External Lighting Equipment of Autonomous Vehicles,” pp. 1–16, 2018, doi: 10.1080/1352726042000207162.
- [163] J. Brinkley, B. Posadas, I. Sherman, S. B. Daily, and J. E. Gilbert, “An Open Road Evaluation of a Self-Driving Vehicle Human–Machine Interface Designed for Visually Impaired Users,” *Int. J. Human–Computer Interact.*, vol. 35, no. 11, pp. 1018–1032, Jul. 2019, doi: 10.1080/10447318.2018.1561787.
- [164] E. D. De Leeuw, “Improving data quality when surveying children and adolescents: Cognitive and social development and its role in questionnaire construction and pretesting,” in *Report prepared for the Annual Meeting of the Academy of Finland: Research programs public health challenges and health and welfare of children and young people*, 2011, pp. 10–12.
- [165] L. D. Riek, “Wizard of oz studies in hri: a systematic review and new reporting guidelines,” *J. Human-Robot Interact.*, vol. 1, no. 1, pp. 119–136, 2012.
- [166] E. R. Girden, *ANOVA: Repeated measures*, no. 84. Sage, 1992.

Fe de erratas

- Actualización de estado. El artículo de revista referenciado en la memoria como en revisión, ya está publicado.
Título: eHMI: Review and guidelines for deployment on autonomous vehicles.
Autores: Juan Carmona, Carlos Guindel, Fernando Garcia y Arturo de la Escalera. Sensors 2021, JCR-Q1(2019). DOI: <https://doi.org/10.3390/s21092912>
- Página 15. La traducción de lógica confusa no es la ideal, lo correcto es utilizar **lógica difusa o borrosa**.
- Página 36. Pie de figura, verdad en tierra es una traducción literal de *ground-truth* y lo correcto sería utilizar **verdad fundamental**.
- Página 56. Las variables de los ejes de coordenadas de la figura 33 son equivalentes a los de la figura 34.
- Página 63. Error tipográfico con Super Vector Machine es incorrecta, la referencia correcta es **Support Vector Machine**, como se indica en la sección de nomenclatura de la memoria.