

MÁSTER UNIVERSITARIO EN INGENIERÍA DE CONTROL,  
AUTOMATIZACIÓN Y ROBÓTICA

# TRABAJO FIN DE MÁSTER

## *INTEGRACIÓN DE SISTEMAS DE DECISIÓN Y CONTROL PARA PELOTONES DE VEHÍCULOS AUTÓNOMOS EN ENTORNOS URBANOS*



**Estudiante:** Alonso Aguado, Gorka

---

**Director/Directora:** Zubizarreta Pico, Asier

---

**Curso:** 2022-2023

**Fecha:** Bilbao, 16, junio, 2023

## ***RESUMEN***

---

## **Resumen (castellano)**

En este Trabajo de Fin de Máster se propone un sistema de control y de toma de decisiones para un pelotón de vehículos autónomos liderados por un vehículo controlado por un humano. Para ello, se analizan distintas estrategias de control y se comparan con el objetivo de deducir cuál es la que mejor se adapta a la aplicación estudiada. Posteriormente, este sistema de control óptimo se ajusta para que sea utilizado en una situación vial realista como es la incorporación a una rotonda y se comprueba su funcionamiento. Todo este trabajo se realiza en el campo de las aplicaciones de car-sharing, las cuales tratan sobre compartir vehículos entre los ciudadanos.

## **Resumen (inglés)**

This Master's Thesis proposes a control and decision-making system for a platoon of self-driving vehicles led by a human-controlled vehicle. To achieve this, a few control strategies are analyzed and compared in order to deduce which one suits the studied application. Afterwards, this optimal control system is adjusted to be used in a realistic traffic situation, merging into a roundabout, and its performance is evaluated. This work is done in the field of car-sharing applications, which involves sharing vehicles among citizens.

## **Resumen (eusquera)**

Master Amaierako Lan honetan ibilgailu autonomoz osatuta dagoen talde batentzat kontrol eta erabaki sistema bat proposatzen da. Horretarako, zenbait kontrol estrategia aztertzen eta konparatzen dira ikertutako aplikaziora hobe egokitzen dena aukeratuz. Ondoren, kontrol sistema errealitatean eman daitekeen egoera baten aurrean modu egokian funtzionatzeko doitzen da, konkretuki, biribilgune batera sartzeko mugimendua ikertu da. Proiektu hau car-sharing aplikazioen eremuan burutu da zeinek hiritarren artean autoen partekatzean datza.

**Palabras clave:** Control predictivo, Controlador fuzzy, Platooning, Estabilidad en cadena, CARLA simulator.

## ***INDICE DE CONTENIDOS***

---

## Contenido

<b>1</b>	<b>INTRODUCCIÓN</b> .....	<b>16</b>
<b>2</b>	<b>CONTEXTO</b> .....	<b>18</b>
2.1	Contexto histórico .....	18
2.2	Niveles de conducción autónoma .....	20
2.3	Vehículos autónomos actuales.....	21
2.4	Pelotones de vehículos autónomos .....	22
2.5	Aplicaciones de Car Sharing .....	22
2.6	Tecnalia.....	23
<b>3</b>	<b>OBJETIVOS Y ALCANCE</b> .....	<b>26</b>
<b>4</b>	<b>BENEFICIOS</b> .....	<b>28</b>
4.1	Beneficios sociales.....	28
4.2	Beneficios técnicos .....	28
4.3	Beneficios económicos.....	28
<b>5</b>	<b>ESTADO DEL ARTE</b> .....	<b>32</b>
5.1	Vehículos autónomos.....	32
5.2	Car-sharing .....	33
5.3	Platooning.....	34
5.4	Controladores para pelotones de vehículos autónomos .....	36
5.4.1	Control longitudinal .....	36
5.4.2	Control lateral .....	37
<b>6</b>	<b>ESTRATEGIAS DE CONTROL DE PELOTONES PARA APLICACIONES DE CAR-SHARING</b> .....	<b>40</b>
6.1	Controladores.....	40

6.1.1	Control lateral .....	41
6.1.2	Control longitudinal .....	42
6.1.3	Validación .....	46
6.1.4	Conclusiones .....	52
6.2	Caso de estudio .....	52
6.2.1	Escenario .....	52
6.2.2	Máquina de estados .....	55
6.2.3	Sistema de decisión basado en lógica difusa .....	56
6.2.4	Controladores utilizados .....	59
6.2.5	Resultados de la validación .....	59
<b>7</b>	<b>METODOLOGÍA.....</b>	<b>64</b>
7.1	Descripción de tareas .....	64
7.2	Diagrama de Gantt .....	66
<b>8</b>	<b>ASPECTOS ECONÓMICOS.....</b>	<b>68</b>
<b>9</b>	<b>CONCLUSIONES.....</b>	<b>72</b>
<b>10</b>	<b>REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>74</b>
<b>11</b>	<b>ANEXO I: ARTÍCULO .....</b>	<b>80</b>

## ***INDICE DE FIGURAS***

---

## Índice de figuras

Figura 2.1: Vehículo autónomo de Geddes [2] .....	18
Figura 2.2: Vehículos autónomos de Dickmanns [3] .....	19
Figura 2.3: Prototipo del vehículo autónomo de Google [5] .....	19
Figura 2.4: Niveles de conducción autónoma [7] .....	20
Figura 2.5: Sistemas del vehículo autónomo [8] .....	21
Figura 2.6: Pelotón de vehículos autónomos [9] .....	22
Figura 2.7: Logo de Tecnalía .....	23
Figura 5.1: Esquema de evasión de colisión [18] .....	33
Figura 5.2: Esquema de aprendizaje por refuerzo [28] .....	34
Figura 5.3: Vehículo autónomo conectado (CAV) [32] .....	34
Figura 5.4: Esquema de un sistema de aparcamiento automático [40] .....	35
Figura 5.5: Diagrama de bloques de un sistema CACC [44] .....	36
Figura 5.6: Estabilidad en cadena (izquierda inestable - derecha estable) [48] .....	37
Figura 5.7: Ejemplo de modelo de bicicleta cinemático [46] .....	37
Figura 6.1: Diagrama de control general .....	40
Figura 6.2: Diagrama de bloques del control lateral .....	41
Figura 6.3: Modelo de bicicleta cinemático [46] .....	41
Figura 6.4: Diagrama de bloques del control longitudinal .....	43
Figura 6.5: Diagrama de bloques para CACC-PID .....	43
Figura 6.6: Diagrama de bloques para CACC-MPC sin estabilidad en cadena .....	44
Figura 6.7: Diagrama de bloques para CACC-MPC con estabilidad en cadena .....	46
Figura 6.8: Escenario al principio de la simulación .....	48
Figura 6.9: Escenario cuando se realiza la parada ante un semáforo .....	48
Figura 6.10: Resultados para CACC-PID .....	49
Figura 6.11: Resultados para CACC-MPC sin estabilidad en cadena .....	50
Figura 6.12: Resultados para CACC-MPC con estabilidad en cadena .....	51
Figura 6.13: Esquema del caso de estudio propuesto .....	53
Figura 6.14: Escenario en CARLA para el caso de estudio .....	53
Figura 6.15: Gestión de la rotonda (Paso 1) .....	54
Figura 6.16: Gestión de la rotonda (Paso 2 izq. y Paso 3 der.) .....	54
Figura 6.17: Gestión de la rotonda (Paso 4) .....	55

Figura 6.18: Reagrupación del pelotón después de la rotonda .....	55
Figura 6.19: Máquina de estados.....	56
Figura 6.20: Resultados para el caso de estudio.....	61
Figura 7.1: Diagrama de Gantt .....	66
Figura 9.1: Renault Twizy de Tecnalía .....	72

## *INDICE DE TABLAS*

---

## Índice de tablas

Tabla 6.1: Parámetros de sintonización de los controladores para el caso general.....	47
Tabla 6.2: Restricciones de los MPC.....	47
Tabla 6.3: Funciones de pertenencia de las variables.....	57
Tabla 6.4: Reglas para distancias muy cortas (MC).....	58
Tabla 6.5: Reglas para distancias cortas (C) .....	58
Tabla 6.6: Reglas para distancias largas (L) .....	58
Tabla 6.7: Reglas para distancias muy largas (ML).....	58
Tabla 6.8: Parámetros de sintonización de los controladores para la incorporación a la rotonda.....	59
Tabla 8.1: Costes de personal .....	68
Tabla 8.2: Costes amortizables.....	68
Tabla 8.3: Otros costes.....	69
Tabla 8.4: Coste total del proyecto .....	69

## ***ACRÓNIMOS***

---

## **Acrónimos**

<b>ACC</b>	Adaptive Cruise Control
<b>API</b>	Application Programming Interface
<b>BASt</b>	Federal Highway Research Institute
<b>CACC</b>	Cooperative Adaptive Cruise Control
<b>CAV</b>	Connected Autonomous Vehicle
<b>CC</b>	Cruise Control
<b>DARPA</b>	Defense Advanced Research Projects Agency
<b>FSM</b>	Finite State Machine
<b>GPS</b>	Global Positioning System
<b>MPC</b>	Model Predictive Control
<b>NHTSA</b>	National Highway Traffic Safety Administration
<b>NMPC</b>	Nonlinear Model Predictive Control
<b>NN</b>	Neural Network
<b>ODS</b>	Objetivos de Desarrollo Sostenible
<b>PID</b>	Proportional-Integral-Derivative
<b>RL</b>	Reinforcement Learning
<b>SAE</b>	Society of Automotive Engineers
<b>V2V</b>	Vehicle-to-Vehicle
<b>VSC</b>	Visual Studio Code



*CAPITULO 1*

# **INTRODUCCIÓN**

---

## 1 Introducción

El presente documento tiene el objetivo de describir y explicar el trabajo realizado en el Proyecto de Fin de Máster llamado “*Integración de sistemas de decisión y control para pelotones de vehículos autónomos en entornos urbanos*”. Este trabajo se ha realizado en conjunto entre la UPV/EHU y la empresa Tecnalía, en el marco de unas prácticas en Cooperación Educativa en el Aula Tecnalía de la Escuela de Ingeniería de Bilbao.

El proyecto se centra en la definición de estrategias de control y de toma de decisiones para la gestión de pelotones de vehículos autónomos en entornos urbanos, concretamente, para una aplicación de car-sharing. Este tipo de servicio, el cual trata de compartir vehículos entre los ciudadanos, consta de flotas de vehículos que se dispersan por la ciudad y que posteriormente deben ser redistribuidos en los diferentes puntos de recogida. La idea de este proyecto ha sido realizar dicha redistribución utilizando vehículos autónomos.

Para ello, se han estudiado distintas estrategias de control para manejar los vehículos tanto longitudinal como lateralmente. Estas dos ramas del sistema de control se encargan de controlar la velocidad y el giro del vehículo autónomo, respectivamente. A lo largo de la memoria se explicarán de forma más exhaustiva estos conceptos. Posteriormente, a partir de una comparación entre las estrategias de control diseñadas, se ha elegido la más apropiada para la aplicación estudiada. Las características que se han evaluado en el análisis de estas estrategias de control han sido principalmente el mantenimiento de una distancia de seguridad constante con respecto al vehículo precedente en el pelotón, y la estabilidad en cadena del conjunto de vehículos.

Finalmente, una vez elegida la mejor estrategia, esta se ha ajustado para su uso en una situación vial realista como es la incorporación a una rotonda y se ha evaluado su funcionamiento. Además, se ha diseñado un sistema de toma de decisiones basado en lógica difusa para determinar si cada uno de los vehículos que forman el pelotón deben unirse a la rotonda o frenar y ceder el paso a los vehículos dentro de la misma para evitar colisiones. Cabe destacar que a partir de este caso de estudio se ha escrito un artículo de investigación para un congreso internacional, el cual se presenta en el Anexo 1 del documento.

Las comparaciones entre las soluciones de control presentadas, así como la evaluación del sistema de control óptimo para el caso de estudio de la rotonda, se han realizado en base a simulaciones en el software CARLA. Este es un entorno virtual 3D open-source que emula entornos urbanos, por lo que es muy apropiado para este trabajo.

Este documento se ha dividido en varios capítulos. En primer lugar, se explicará el contexto en el que se ha desarrollado este trabajo, así como los objetivos y el alcance del mismo. Posteriormente, se detallarán los beneficios que proporciona una investigación de este tipo y se estudiará el estado del arte de los campos tratados en este proyecto como son los vehículos automatizados, las aplicaciones de car-sharing o el platooning. Una vez analizado el estado del arte se desarrollarán las distintas soluciones de control diseñadas para controlar el pelotón de vehículos. Finalmente, se expondrá el caso de estudio en el que se ha aplicado el mejor sistema de control diseñado.

*CAPITULO 2*

# **CONTEXTO**

---

## 2 Contexto

En las siguientes páginas se introducirá el contexto en el que se ha realizado este trabajo. De esta manera, se aportará información relevante para entender el desarrollo de la memoria.

### 2.1 Contexto histórico

La primera vez que apareció la idea del vehículo autónomo, en 1925, no se pensaba en algo tan sofisticado y perfeccionado como lo que existe hoy en día. Francis Houdina, un ingeniero eléctrico de Nueva York, fue el primero en llevar a la realidad el concepto de vehículo autónomo. Sin embargo, el coche utilizado estaba realmente controlado a distancia.

Más adelante, en 1939, Norman Bel Geddes presentó en la Exposición Universal de Nueva York un vehículo eléctrico conducido de forma autónoma con la ayuda de circuitos eléctricos integrados en las carreteras (Figura 2.1). Este concepto no se parece demasiado a la idea de vehículo autónomo que se tiene hoy en día. No obstante, el vehículo creado por Geddes provocó que muchas empresas tecnológicas aumentaran su interés por este tipo de transporte [1].

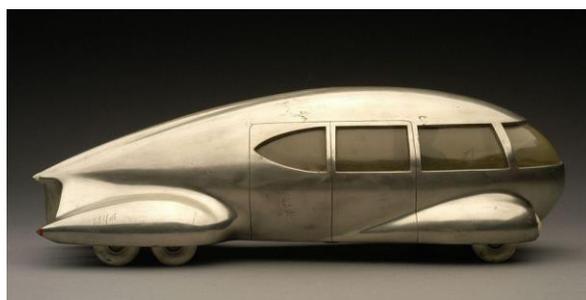


Figura 2.1: Vehículo autónomo de Geddes [2]

Gracias a la investigación realizada en las siguientes décadas, en los años 80 el investigador alemán Ernst Dickmanns consiguió convertir una furgoneta (Figura 2.2 izquierda) en un vehículo autónomo que se guiaba por visión y por un ordenador integrado. Y en los 90, automatizó un Mercedes 500 SEL (Figura 2.2 derecha) que fue capaz de recorrer más de 1000 kilómetros alrededor de París. Estos dos vehículos creados por Dickmanns tenían un mayor parecido con respecto al vehículo autónomo de hoy en día [1].



Figura 2.2: Vehículos autónomos de Dickmanns [3]

Años después, en 2004, la Agencia de Proyectos de Investigación Avanzados de Defensa de los Estados Unidos (DARPA) organizó la DARPA Grand Challenge. En esta competición, en la cual el ganador sería premiado con 1 millón de dólares, instituciones de investigación debían construir un vehículo autónomo que fuera capaz de recorrer 142 millas a través del desierto de Mojave. Sin embargo, ninguno de los participantes consiguió cumplir con el objetivo establecido [4].

Unos años más tarde, en 2009, Google lanzó en secreto su proyecto de vehículo autónomo llamado Waymo. Este proyecto se centraba en la conectividad vía satélite, en el uso de Google Maps y en los ordenadores más avanzados para conseguir la autonomía del vehículo. En 2014, lanzaron un prototipo autónomo sin volante ni pedales de aceleración y freno, es decir, un vehículo 100% autónomo [4].



Figura 2.3: Prototipo del vehículo autónomo de Google [5]

Hoy en día, numerosas marcas y fabricantes trabajan en la creación del vehículo 100% autónomo. Una de las marcas que más trabaja en este ámbito es Tesla, que a partir de su sistema *Autopilot* ha conseguido lanzar vehículos que son capaces de mantener una velocidad constante y una distancia segura con respecto al vehículo precedente. Además, este sistema también permite la realización de cambios de carril y de maniobras de aparcamiento automático. Sin embargo, aún no es un sistema de conducción totalmente autónomo, por lo que el conductor debe estar atento y listo para intervenir en caso de ser necesario.

## 2.2 Niveles de conducción autónoma

Tal y como se ha detallado anteriormente, no todos los vehículos automatizados son 100% autónomos. Por ello, en 2013 la Administración Nacional de Seguridad del Tráfico en las Carreteras (NHTSA) de Estados Unidos, propuso una clasificación para determinar el nivel de automatización según la capacidad del vehículo para conducir de forma autónoma. Esta clasificación comenzaba en el nivel 0 para una conducción no automatizada, y alcanzaba el nivel 4 para indicar que el vehículo era totalmente autónomo. Ese mismo año, el Instituto Federal de Investigación de Carreteras (BAST) de Alemania realizó una clasificación también con cinco niveles, pero sin emplear números para definir cada nivel. Más adelante, en 2014, la Sociedad de Ingenieros de Automoción (SAE) creó la clasificación más aceptada y extendida hoy en día. Esta última clasificación consta de seis niveles y al contrario que las anteriores, se centra en el nivel de atención necesario por parte del conductor [6]. Estos niveles son los siguientes:

- **Nivel 0.** No hay automatización en la conducción del vehículo.
- **Nivel 1.** Asistencia al conductor. Cuenta con sistemas de automatización para el control longitudinal o para el control lateral.
- **Nivel 2.** Automatización parcial. Cuenta con sistemas de automatización para el control longitudinal y lateral. El conductor debe estar preparado ante imprevistos.
- **Nivel 3.** Automatización condicional. Posee ambos sistemas de control y cuenta con sistemas de detección y respuesta ante objetos. El conductor debe estar preparado para intervenir si el vehículo lo solicita.
- **Nivel 4.** Alta automatización. Posee ambos sistemas de control y cuenta con sistemas de detección y respuesta completa ante objetos. El vehículo puede encontrarse en alguna situación en la que no pueda seguir conduciendo. Podría ser necesaria la intervención del conductor.
- **Nivel 5.** Automatización completa. Posee ambos sistemas de control y cuenta con sistemas de detección y respuesta completa ante objetos. El vehículo puede seguir conduciendo en todo momento. El conductor no es necesario.

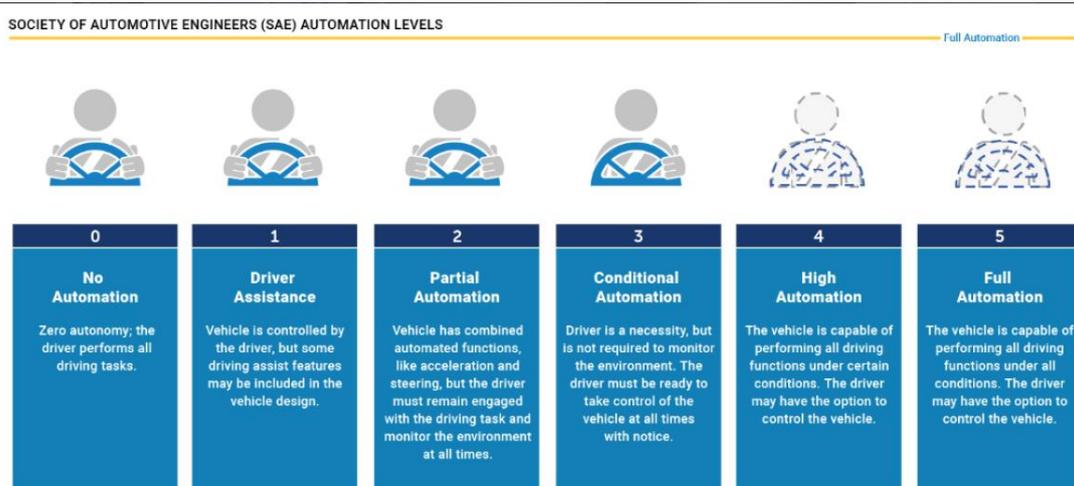


Figura 2.4: Niveles de conducción autónoma [7]

### 2.3 Vehículos autónomos actuales

Hoy en día, esta clase de vehículos están muy avanzados en comparación con los predecesores comentados anteriormente. Los vehículos autónomos actuales utilizan como sistema de percepción una gran variedad de sensores, por ejemplo: cámaras, radares, lidars y sistemas de posicionamiento global (GPS). A través de estas herramientas, los vehículos autónomos recogen información sobre el entorno y son capaces de detectar y reconocer vehículos, señales de tráfico y obstáculos, entre otros. A partir de toda esa información se genera un modelo tridimensional de los alrededores del vehículo y se procesa para determinar cómo debe comportarse el vehículo.

Ese comportamiento se define a partir de sistemas de control y de toma de decisiones. Generalmente, los vehículos autónomos utilizan algoritmos y técnicas de inteligencia artificial para tomar decisiones sobre la navegación o las maniobras a realizar, entre otras. Una vez tomada la decisión y decidida la acción que debe realizar el vehículo, se aplica un algoritmo de control en consonancia con la acción a realizar. Estos sistemas de control actúan sobre el acelerador y el freno del vehículo, así como sobre la dirección del mismo. Sin embargo, a la hora de realizar el control del vehículo, el sistema debe tener en cuenta las restricciones del entorno como son las señales de tráfico o los límites de velocidad.

En el caso asociado a este Trabajo Fin de Máster, es decir, en el entorno urbano, también es muy importante la interacción del vehículo autónomo con los peatones. Los sistemas de control y de toma de decisiones deben ser capaces de predecir el comportamiento de estos usuarios y adaptar su conducción en función de la situación presentada. A partir de estos sistemas se asegura un funcionamiento preciso y seguro del vehículo autónomo, ya que se ajustan la velocidad y la dirección según las condiciones que se presenten en el entorno. En la siguiente figura pueden apreciarse los diferentes sistemas con los que cuenta un vehículo autónomo para funcionar correctamente.

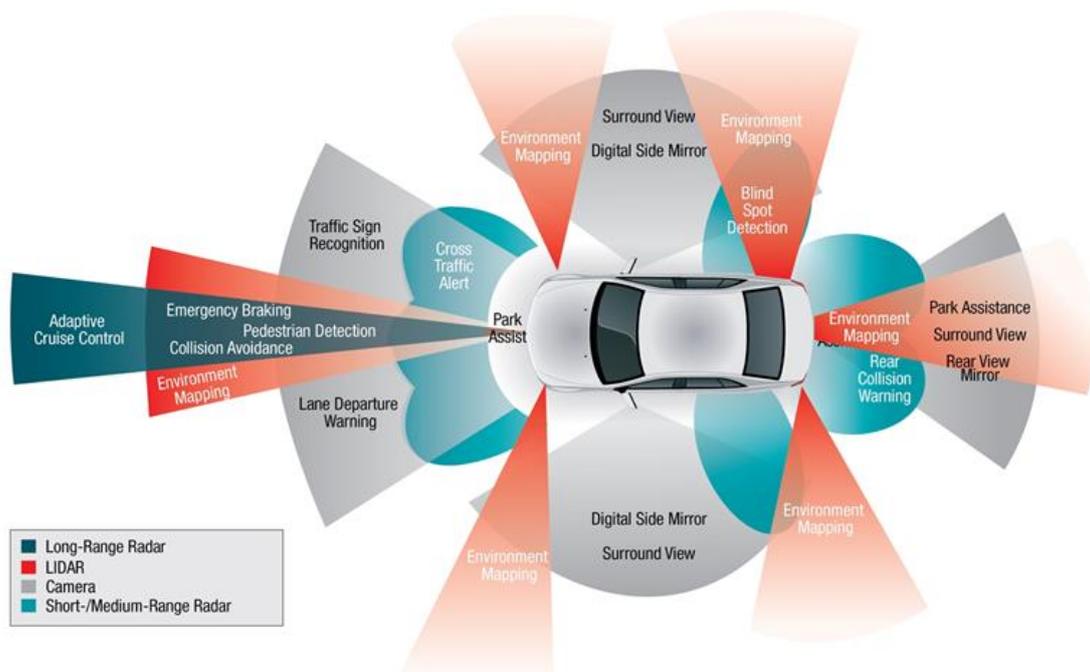


Figura 2.5: Sistemas del vehículo autónomo [8]

## 2.4 Pelotones de vehículos autónomos

La automatización de los vehículos y el desarrollo de su autonomía permite trabajar en funciones automatizadas que impliquen varios vehículos, como es el caso de los pelotones. Un pelotón de vehículos se define como un grupo de vehículos que se trasladan de forma cercana y coordinada, siguiendo una trayectoria común. Este tipo de pelotones pueden ser dirigidos por un vehículo líder o ser completamente autónomos.

Los pelotones de vehículos autónomos están empezando a ganar importancia en muchas partes del mundo. Esto se debe a que aportan una gran cantidad de beneficios en varios aspectos como la eficiencia, la seguridad y la comodidad. Al mantener una formación compacta con cortas distancias entre los componentes del pelotón, los vehículos reducen la resistencia aerodinámica y, por tanto, mejoran la eficiencia en el consumo de combustible o energía. Además, estos pelotones facilitan la comunicación y la coordinación entre vehículos, ya que comparten información entre sí. Esto resulta en una conducción más segura y una respuesta más veloz a situaciones que pueden darse en la carretera.

Como se acaba de comentar, para conseguir que los vehículos del pelotón se comporten de forma coherente y coordinada, estos deben comunicarse entre sí. Para ello, se utilizan vehículos autónomos conectados (CAV), los cuales cuentan con sistemas de comunicación vehicular o V2V (*vehicle-to-vehicle communication*) que permiten a los vehículos intercambiar información sobre su posición, velocidad o aceleración, entre otros datos. Estos datos se utilizan dentro del pelotón para ajustar la velocidad y la dirección de los vehículos con los objetivos de mantener una distancia entre ellos y de realizar el seguimiento de la trayectoria marcada por el líder, respectivamente. En la siguiente figura se muestra el esquema de un pelotón de vehículos autónomos:

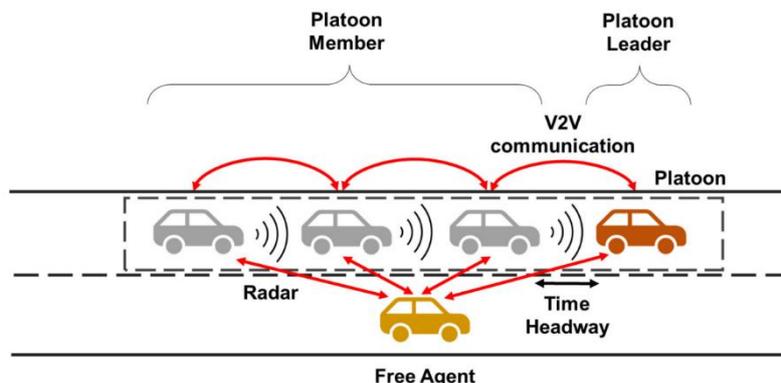


Figura 2.6: Pelotón de vehículos autónomos [9]

## 2.5 Aplicaciones de Car Sharing

Hoy en día, el car-sharing se ha convertido en una opción cada vez más popular en diferentes partes del mundo. El car-sharing es un sistema que permite acceder a un conjunto de vehículos para su uso por un corto periodo de tiempo, fomentando de esta manera una movilidad compartida y sostenible. Estas aplicaciones están pensadas principalmente para el entorno

urbano y tienen como objetivos principales optimizar la eficiencia del transporte y reducir la dependencia del transporte individual.

A tal fin, los proveedores de este tipo de servicios cuentan con flotas de vehículos eléctricos que se distribuyen por la ciudad para su uso, de modo que se ubiquen en las zonas de mayor demanda. Sin embargo, este modelo de negocio tiene contraprestaciones relevantes que hay que considerar, como la necesidad de tener que redistribuir periódicamente estos vehículos en distintos puntos de recogida con el fin de adecuarse constantemente a la demanda.

Actualmente, el reposicionamiento se realiza mediante conductores humanos, que han de redistribuir manualmente los vehículos conduciéndolos desde su ubicación hacia las zonas de recogida de mayor demanda. Este proceso implica un alto coste para las empresas que ofrecen estos servicios, por lo que podría ser optimizado y mejorado.

Por ello, el uso del concepto de pelotón, en el que un conductor humano pueda "llevar" tras de sí un conjunto de vehículos de car-sharing automatizados para poder repartirlos adecuadamente se plantea como una idea de gran potencial. La integración de pelotones de vehículos autónomos en este tipo de sistemas ayuda principalmente a realizar la redistribución de los vehículos en los diferentes puntos de recogida, por lo que se consigue un transporte más eficiente y, por tanto, más respetuoso con el medioambiente.

## 2.6 Tecnalía

El presente proyecto se ha desarrollado en colaboración entre la UPV/EHU y Tecnalía. Primeramente, en el Aula Tecnalía ubicada en la Escuela de Ingeniería de Bilbao. Y, después, en la sede de Tecnalía en Derio. Tecnalía es un centro de investigación aplicada y desarrollo tecnológico que colabora con empresas e instituciones para mejorar su competitividad, la calidad de vida de las personas y lograr un crecimiento sostenible. Sus principales ámbitos de actuación son: fabricación inteligente, transformación digital, transición energética, movilidad sostenible, salud personalizada, ecosistema urbano y economía circular.



Figura 2.7: Logo de Tecnalía



*CAPITULO 3*

## **OBJETIVOS Y ALCANCE**

---

### 3 Objetivos y alcance

El objetivo principal de este proyecto es el de desarrollar y validar una solución de control para pelotones de vehículos autónomos para aplicaciones de car-sharing. En este pelotón se considerará que el líder es un vehículo conducido por humanos, mientras que los vehículos seguidores son automatizados.

El proyecto se ha realizado en el marco del proyecto homónimo del Aula Tecnalia de la Escuela de Ingeniería de Bilbao, que está alineado con las líneas estratégicas de Tecnalia en el ámbito de la movilidad. A tal fin, se han definido una serie de requisitos que definen el punto de partida de la propuesta, como la necesidad de implementar la solución en el simulador CARLA, en un entorno Python, con el fin de que los desarrollos sean compatibles con otros realizados con Tecnalia.

Para conseguir el objetivo principal se han planteado varios subobjetivos. De esta manera, se ha conseguido simplificar el trabajo. A continuación, se presentan estos subobjetivos:

- Familiarización con CARLA. Aprender a usar las funcionalidades básicas de Python para interactuar con el entorno de simulación: generar actores, conseguir datos como posición o velocidad de los vehículos...
- Control de un vehículo. Seguimiento de una trayectoria predefinida para un solo vehículo utilizando un PID para el control longitudinal y un MPC para el lateral.
- Control de un vehículo utilizando un vehículo líder como referencia. Seguimiento de una trayectoria proporcionada por un vehículo líder para un solo vehículo utilizando un MPC para el control lateral. Para el longitudinal, primero se usó un PID y después un MPC.
- Control de un pelotón de vehículos. Igual al anterior subobjetivo, con una modificación en el número de vehículos autónomos dentro del pelotón. Además, también se probó una variante del MPC para el control longitudinal. Para este segundo MPC se tuvo en cuenta además de la distancia con el vehículo precedente, la distancia con el líder del pelotón.
- Consecución de estabilidad en cadena para el pelotón. Conseguir un comportamiento óptimo del pelotón para evitar atascos y congestiones en el tráfico.
- Caso de estudio. Validar el sistema de control óptimo conseguido a través de una situación vial realista. En este caso, la incorporación del pelotón a una rotonda.

El presente proyecto tiene como alcance la validación de la propuesta en un entorno simulado CARLA. El proyecto desarrolla exclusivamente la parte asociada a la decisión y el control, suponiendo existentes los módulos de percepción requeridos para la implementación.

*CAPITULO 4*

**BENEFICIOS**

---

## 4 Beneficios

En el presente capítulo se explicarán los beneficios que acarrea el trabajo realizado. Estos se han dividido en beneficios sociales, técnicos y económicos.

### 4.1 Beneficios sociales

El beneficio social más importante es el aumento de la seguridad de los ciudadanos, tanto de los pasajeros de los vehículos como de los peatones del entorno. Al integrar sistemas de control para los vehículos se consigue una conducción precisa y coordinada, por lo que se evitan maniobras bruscas y se reduce el riesgo de colisiones, las cuales son causadas mayormente por errores humanos.

Además, este trabajo también proporciona importantes beneficios en términos de comodidad para los pasajeros de los vehículos. Al eliminar la necesidad de que los pasajeros asuman la responsabilidad de la conducción, estos pueden disfrutar de un viaje más relajado y cómodo, así como aprovechar el tiempo de forma más productiva.

Cabe destacar que, al optimizar las trayectorias y la velocidad de los vehículos dentro del pelotón, se logra una mejor fluidez del tráfico, evitando los atascos y agilizando los desplazamientos. Además, como en este proyecto se ha decidido utilizar vehículos eléctricos, se elimina la emisión de gases de efecto invernadero por parte del pelotón, consiguiendo de esta manera una mejor calidad del aire y una mayor sostenibilidad ambiental.

Por último, hay que destacar que el presente proyecto contribuye a las acciones asociadas a los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de la Agenda 2030 de las Naciones Unidas. En particular, el proyecto contribuye a los objetivos ODS7 y ODS11, los cuales tratan sobre la energía asequible y no contaminante, y las ciudades y comunidades sostenibles, respectivamente. En este trabajo, por tanto, el uso de vehículos eléctricos contribuye al primer objetivo mencionado (ODS7), así como la optimización de recursos y la aplicación de car-sharing desarrollada contribuyen al segundo (ODS11).

### 4.2 Beneficios técnicos

En cuanto a los beneficios técnicos, este trabajo realiza una aportación al estado del arte de la automatización de vehículos. Al centrarse en los pelotones de vehículos autónomos en entornos urbanos y desarrollar algoritmos específicos de toma de decisiones y control, se amplía el conocimiento existente en esta área de investigación poco explorada hasta el momento.

### 4.3 Beneficios económicos

La implementación de pelotones de vehículos autónomos en entornos urbanos puede conducir a una mayor eficiencia en el consumo de combustible o energía en este caso, ya que se

optimiza la coordinación y la velocidad de los vehículos. Por tanto, se puede lograr una reducción significativa en los costes de dicha energía.

Además, la conducción coordinada y eficiente de los pelotones puede reducir los tiempos de viaje y la congestión, lo que a su vez puede disminuir los costes asociados al transporte, como el tiempo perdido en atascos.



*CAPITULO 5*

**ESTADO DEL ARTE**

---

## 5 Estado del arte

En el presente capítulo se realiza un análisis del estado del arte sobre los diferentes ámbitos que se tratan en este trabajo. Estos ámbitos son: vehículos autónomos de forma general, car-sharing, platooning y controladores para pelotones de vehículos autónomos.

### 5.1 Vehículos autónomos

La mayor parte de los accidentes de tráfico son causados por errores humanos, como la somnolencia, las distracciones o las decisiones incorrectas [10]. Los vehículos autónomos tienen el potencial de eliminar este tipo de errores al no depender de los humanos para funcionar correctamente. Además, estos vehículos pueden reducir la congestión del tráfico y proporcionar comodidad a los pasajeros al no tener que preocuparse por la conducción.

Sin embargo, en el pasado, la investigación sobre vehículos autónomos se ha centrado mayormente en entornos controlados como autopistas y carreteras sin intersecciones, por lo que las investigaciones en el entorno urbano son escasas [11-13]. Esto se debe a que es un desafío mucho mayor por la presencia de intersecciones y la necesidad de interactuar adecuadamente con los peatones. La gestión de intersecciones es un problema complejo debido a la gran cantidad de variables involucradas, como semáforos, señales de stop y cedas el paso, y la necesidad de tomar decisiones rápidas y precisas para garantizar la seguridad de todos los usuarios de la vía. Además, la interacción con los peatones es otro factor importante a considerar, ya que los peatones pueden comportarse de manera impredecible y deben ser protegidos de manera adecuada.

Los vehículos autónomos deben llevar a cabo una gran cantidad de acciones para poder funcionar de manera eficiente y segura en el tráfico urbano. Estas acciones incluyen, por ejemplo, el control longitudinal y lateral [14,15], que se encargan de controlar la velocidad y la dirección del vehículo, respectivamente. El control longitudinal se ocupa de acelerar y frenar el vehículo para cumplir con ciertas condiciones como mantener una distancia segura con respecto al coche precedente, mientras que el control lateral se encarga de guiar al vehículo por una trayectoria definida controlando el volante. Además, el vehículo autónomo debe ser capaz de generar trayectorias que le permitan llegar a su destino de manera eficiente y segura [16]. Esto incluye la gestión de pasos de peatones, semáforos e intersecciones, así como la realización de adelantamientos [17] en caso de ser necesario y la evasión de colisiones con otros vehículos y obstáculos [18,19]. Todas estas acciones deben realizarse de manera simultánea y coordinada para garantizar la seguridad y la eficiencia del vehículo autónomo en el tráfico.

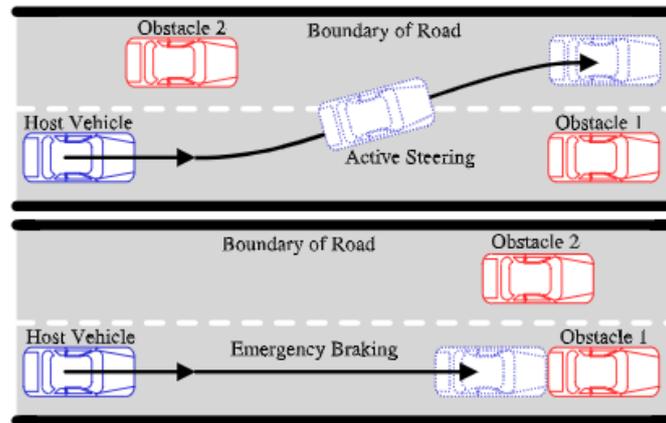


Figura 5.1: Esquema de evasión de colisión [18]

## 5.2 Car-sharing

El aumento de la población en los núcleos urbanos ha generado numerosos problemas relacionados con el transporte. Las congestiones vehiculares, la insuficiente cantidad de plazas de aparcamiento, y los altos costes de mantenimiento de los vehículos, entre otros, han reducido el número de ciudadanos que piensan en adquirir un vehículo privado. Sin embargo, todavía existe mucha gente que prefiere vehículos privados debido a la flexibilidad que aportan en comparación con el transporte público. Por ello, los servicios de car-sharing han emergido como un nuevo modelo de negocio, ya que combinan los beneficios de ambos tipos de transporte.

Los sistemas de car-sharing, como se ha comentado anteriormente en este trabajo, requieren manejar una flota de vehículos en entornos urbanos. Generalmente, estos vehículos se estacionan en plazas reservadas para ello [20]. De esta manera, los usuarios pueden alquilar estos vehículos y cuando terminan con su uso aparcarlos en plazas de este mismo tipo. No obstante, esto provoca desbalances entre las plazas de aparcamiento, y, por tanto, los vehículos deben ser redistribuidos. Hoy en día, esta redistribución es realizada por trabajadores que tienen que acercarse hasta la posición de los vehículos y dirigirlos a otra posición [21,22]. Por tanto, la optimización de estos procesos de redistribución es indispensable para reducir los costes.

En este sentido, la mayoría de las investigaciones en el ámbito del car-sharing se centran en la optimización de las trayectorias a recorrer por los trabajadores [23], mientras que otras ponen el foco en optimizar el número de trabajadores utilizando camiones para la redistribución [24]. No obstante, el uso de vehículos autónomos puede ser otra solución más eficiente para realizar la redistribución de los vehículos de la flota. Un enfoque adecuado, el cual se estudia en este trabajo, sería el uso de pelotones de vehículos autónomos. Concretamente, un enfoque en el que un vehículo líder conducido por uno de los trabajadores recoja a los vehículos estacionados por la ciudad ayudaría a reducir los gastos de la redistribución. Para llevar a cabo operaciones como estas, algunas investigaciones proponen una comunicación entre vehículos (V2V) con el objetivo de que los componentes del pelotón cooperen entre ellos [25].

Para una aplicación de car-sharing combinada con pelotones de vehículos autónomos es indispensable la utilización de un planificador de comportamiento. Este planificador decide qué maniobra debe realizar cada uno de los vehículos del pelotón en cada momento. Anteriores investigaciones han puesto el foco en dos soluciones: máquinas de estados finitos (FSM) y redes

neuronales (NN). Por un lado, las máquinas de estados consisten en utilizar planificadores de trayectorias específicos para cada una de las situaciones [26]. Por el otro, las redes neuronales utilizan datos de entrenamiento definidos anteriormente para generar las trayectorias de los vehículos [27].

Sin embargo, estas dos soluciones se encuentran con problemas cuando se utilizan en escenarios complejos o desconocidos. Por esta razón, existen investigaciones que utilizan algoritmos de aprendizaje por refuerzo (RL) como el de la Figura 5.2 para ayudar en el proceso de entrenamiento de los algoritmos [28]. Todas estas soluciones utilizan una cantidad de estados en consonancia con el objetivo de control, que en el caso de aplicaciones de car-sharing son: seguimiento, unión, y entrada y salida de aparcamiento.

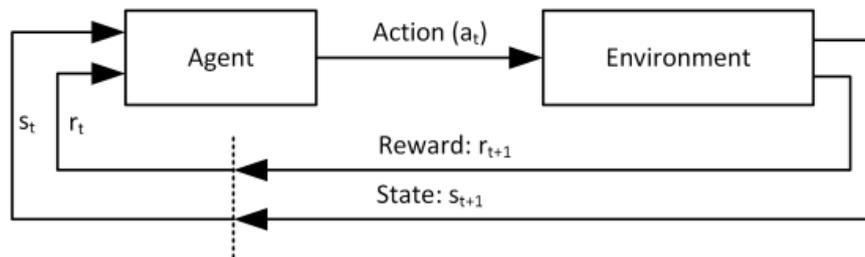


Figura 5.2: Esquema de aprendizaje por refuerzo [28]

### 5.3 Platooning

Como se acaba de comentar, una solución adecuada para realizar la redistribución de los vehículos de una aplicación de car-sharing es utilizar un pelotón de vehículos autónomos (platooning). Sin embargo, para que un pelotón de vehículos autónomos funcione de manera óptima en entornos urbanos, lo más adecuado es utilizar vehículos autónomos conectados (CAVs), que como puede observarse en la Figura 5.3, combinan las características de los vehículos autónomos y los conectados.

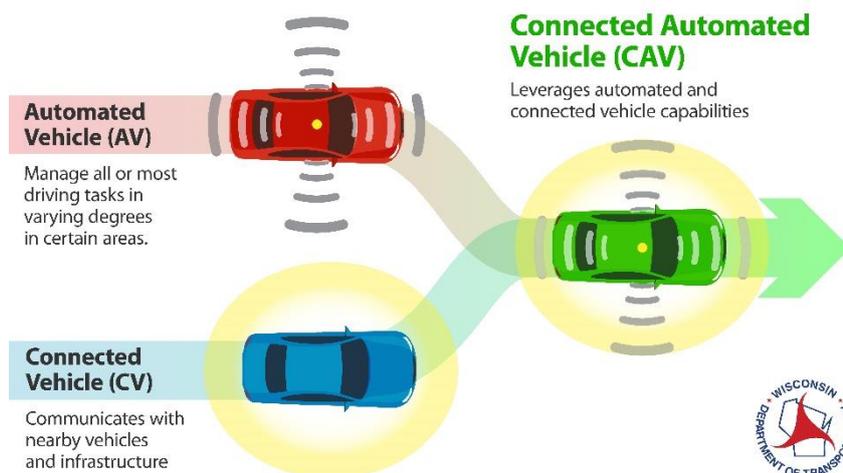


Figura 5.3: Vehículo autónomo conectado (CAV) [32]

Estos vehículos pueden intercambiar información entre sí a través de comunicación V2V [25], como se ha explicado anteriormente en la memoria. Esta comunicación hace que el control del pelotón sea más sencillo, ya que se puede utilizar información de cualquier vehículo del pelotón para controlar un vehículo específico. Algunas de las investigaciones que se han realizado sobre los CAVs incluyen el seguimiento de trayectorias para CAVs [29], la unión a carriles de pelotones de CAVs [30] y arquitecturas para CAVs [31]. No obstante, estas investigaciones no tratan los factores diferenciales de los entornos urbanos, como son la gestión de intersecciones o la interacción con los peatones.

El seguimiento de vehículos dentro de un pelotón es un área de investigación en la que se han realizado muchas contribuciones en los últimos años. Sin embargo, la gran mayoría de estas aportaciones, como se ha comentado al comienzo del estado del arte, se han centrado en escenarios más controlados como autopistas o carreteras interurbanas, donde los elementos externos como peatones o intersecciones son muy escasos, por lo que el seguimiento es mucho más simple [33-35].

En cuanto al aparcamiento automático, la cual es una funcionalidad necesaria para realizar la redistribución de los vehículos de la aplicación de car-sharing tratada en este trabajo, ya se ha implementado en algunos vehículos, aunque todavía pueden realizarse mejoras en su ejecución. Esta maniobra puede dividirse en tres fases: detección de la plaza de aparcamiento, planificación de la trayectoria, y control. Las fases de control y detección de la plaza han sido ampliamente estudiadas en anteriores investigaciones, por lo que los estudios relacionados con el aparcamiento automático se centran principalmente en la planificación de la trayectoria. Estos estudios utilizan mayormente algoritmos de control como lógica difusa [36], bang-bang [37] o PID [38]. Sin embargo, algunas investigaciones más recientes han decidido utilizar controladores predictivos no lineales (NMPC) [39], ya que permiten aplicar restricciones a las salidas y los estados del sistema.

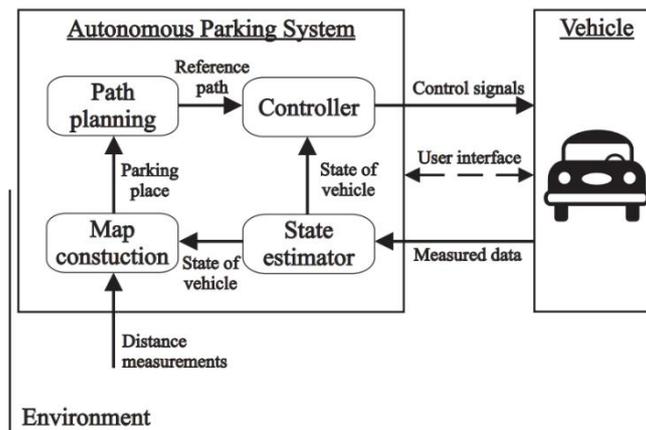


Figura 5.4: Esquema de un sistema de aparcamiento automático [40]

Finalmente, en lo que se refiere a la estrategia de unión de los vehículos al pelotón, normalmente se utilizan maniobras cooperativas que consisten en que dos vehículos del pelotón lleguen a un acuerdo para decidir en qué posición debe unirse el vehículo externo. Una vez decidida la posición, se genera una trayectoria de acuerdo con la decisión tomada. La mayoría de las investigaciones en este ámbito se centran en incorporaciones a autopistas [41], por tanto, no tratan el entorno urbano estudiado en este trabajo.

## 5.4 Controladores para pelotones de vehículos autónomos

Como se ha comentado anteriormente en este capítulo, el control de un vehículo autónomo se divide en control longitudinal y lateral. En el ámbito de la investigación se ha intentado realizar dicho control a través de numerosas estrategias.

### 5.4.1 Control longitudinal

En la literatura, una forma muy típica de realizar el control longitudinal de vehículos dentro de un pelotón es utilizando un Control de Crucero Adaptativo Cooperativo (CACC) [42-45]. Este tipo de control es una evolución del Control de Crucero Adaptativo (ACC), así como este es una evolución del Control de Crucero (CC). El CACC consiste en controlar la velocidad de un vehículo en función de la velocidad del vehículo precedente con el objetivo de que la distancia entre ambos vehículos se mantenga constante. Para ello, como se ha comentado anteriormente en este capítulo, se utilizan vehículos autónomos conectados (CAVs), los cuales cuentan con sistemas de comunicación V2V que facilitan el intercambio de datos entre los vehículos dentro del pelotón.

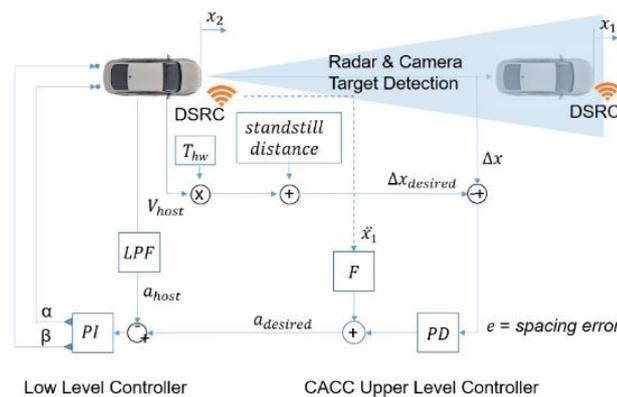


Figura 5.5: Diagrama de bloques de un sistema CACC [44]

Para implementar el Control de Crucero Cooperativo Adaptativo se han propuesto varios tipos de controladores. Por un lado, algunas investigaciones han estudiado controladores tipo PID [42,45], mientras que otras han usado controladores predictivos basados en modelos (MPC) [43,46]. La gran diferencia entre estos dos tipos de controladores es que el segundo, aunque es más potente, cuenta con un coste computacional mucho mayor en comparación con el primero. Sin embargo, existen algunas investigaciones que combinan ambos tipos de controladores para realizar el control [47]. Concretamente, la investigación referenciada utiliza un MPC para generar la velocidad óptima para el vehículo, y un PID para seguir esa velocidad.

El control longitudinal también se puede realizar en función del objetivo que se desea cumplir. En este sentido, existen dos objetivos que destacan sobre el resto en cuanto al control longitudinal. El primero es garantizar la estabilidad en cadena dentro del pelotón. Esta característica típica de los pelotones de vehículos autónomos, la cual se explicará con más detalle en el siguiente capítulo, se da cuando las perturbaciones no se amplifican a lo largo de la cadena de vehículos [48]. El segundo objetivo es la optimización del consumo de combustible. Los

estudios que quieren cumplir con el primer objetivo utilizan normalmente controladores como los PID [44], mientras que los del segundo utilizan MPCs debido a que es necesario considerar el modelo de los vehículos para realizar la minimización del consumo de combustible [43,49].

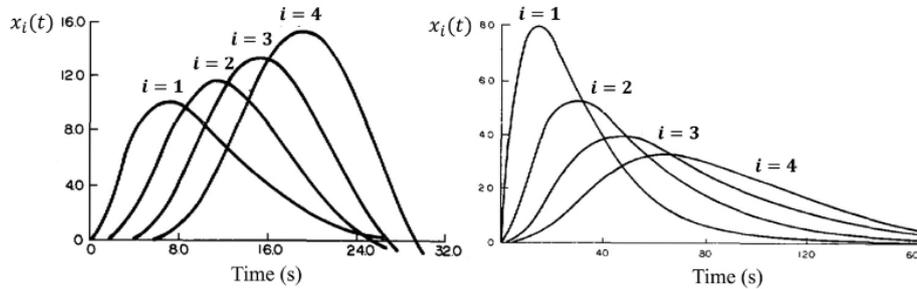


Figura 5.6: Estabilidad en cadena (izquierda inestable - derecha estable) [48]

### 5.4.2 Control lateral

En cuanto al control lateral, como se ha comentado anteriormente en el capítulo, el principal objetivo es seguir una trayectoria definida previamente. Los sistemas de percepción proporcionan la información necesaria para realizar esta segunda parte del control. Asimismo, el control lateral también abarca acciones como los cambios de carril y la evasión de obstáculos, además del mantenimiento de carril.

Para esta segunda parte del control, los estudios propuestos en la literatura han utilizado controladores PID [50] y MPC [46,47], así como controladores basados en lógica difusa [36]. Sin embargo, parece que la estrategia óptima es utilizar un MPC, ya que este tipo de controlador permite implementar dinámicas de los vehículos y restricciones de seguridad en la ley de control. En escenarios urbanos como el que se trata en este trabajo, normalmente se ignora el deslizamiento de los neumáticos debido a las bajas aceleraciones laterales. Por tanto, se suele usar un control predictivo (MPC) basado en el modelo de bicicleta cinemático.

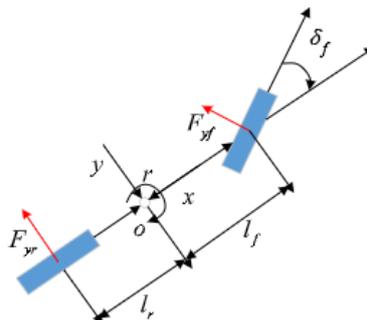


Figura 5.7: Ejemplo de modelo de bicicleta cinemático [46]



*CAPITULO 6*

**ESTRATEGIAS DE CONTROL DE  
PELOTONES PARA APLICACIONES DE  
CAR-SHARING**

---

## 6 Estrategias de control de pelotones para aplicaciones de car-sharing

En el presente apartado de la memoria se tratará de explicar las soluciones que se han desarrollado a lo largo del proyecto para realizar el control de un pelotón de vehículos autónomos en un entorno urbano para aplicaciones de car-sharing. Primero, se explicará todo lo relacionado con los algoritmos de control diseñados para definir el comportamiento de los vehículos del pelotón. Posteriormente, se explicará un caso de estudio concreto en el cual se han aplicado dichos controladores.

Cabe destacar que para realizar el control del pelotón al completo se requeriría de un sistema de percepción, además de un sistema de comunicaciones para el intercambio de datos entre vehículos. Sin embargo, este proyecto se centra solamente en la parte de control y de toma de decisiones del pelotón, por lo que se asume que todos los datos necesarios se encuentran disponibles.

### 6.1 Controladores

A continuación, se presentarán los diferentes tipos de controladores que se han diseñado para realizar el control del pelotón, así como los resultados obtenidos con cada uno de ellos. Además, se realizará un análisis de dichos resultados y se expondrán unas conclusiones que servirán para decidir cuál es el sistema de control óptimo para este trabajo. En la siguiente figura se muestra de forma general el diagrama de control que se ha utilizado para este estudio:

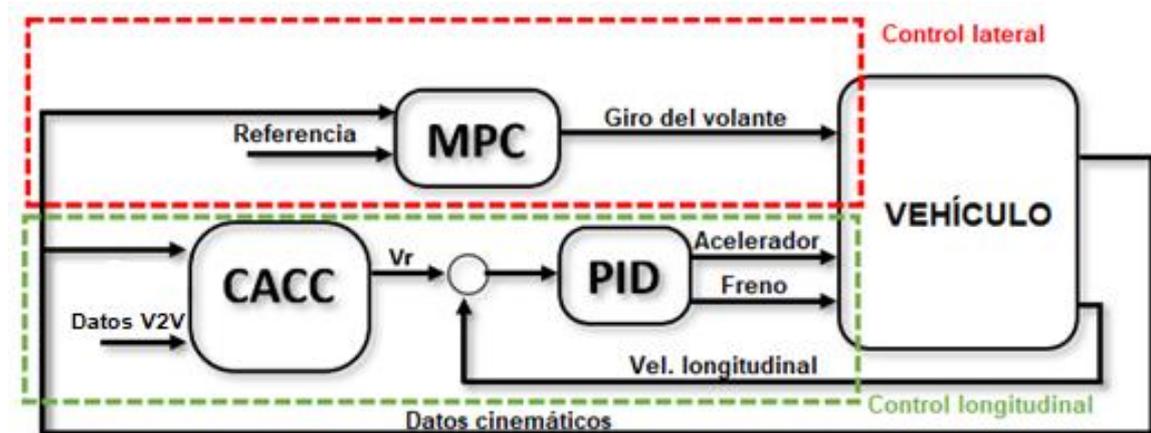


Figura 6.1: Diagrama de control general

Como se ha comentado anteriormente, por un lado, se ha utilizado un MPC para el control lateral, el cual consigue el valor de giro óptimo del volante del vehículo controlado para seguir la trayectoria objetivo. Por otro lado, para el control longitudinal se ha utilizado un sistema CACC que usa, además de información sobre el vehículo controlado, datos de los vehículos precedentes en el pelotón con el fin de calcular la velocidad de referencia para el vehículo controlado. Estos datos se consiguen a través de comunicación V2V. Posteriormente, a través

de un PID de bajo nivel se realiza el seguimiento de la velocidad objetivo establecida por el CACC.

### 6.1.1 Control lateral

Como se ha comentado anteriormente en la memoria, el objetivo del control lateral es garantizar que los vehículos autónomos del pelotón sigan la trayectoria definida por el líder. Para realizar este control se ha diseñado un MPC en el cual se usa el ángulo de giro del vehículo controlado como acción de control. El esquema de este lazo de control es el siguiente:



Figura 6.2: Diagrama de bloques del control lateral

Como se ha comentado en el estado del arte sobre control lateral de vehículos autónomos, en escenarios urbanos como el que se trata en este trabajo, normalmente se ignora el deslizamiento de los neumáticos debido a las bajas aceleraciones laterales. Por tanto, se puede usar un control basado en el modelo de bicicleta cinemático. A continuación, se presenta dicho modelo de forma gráfica, el cual es el mismo que se ha presentado anteriormente en el análisis del estado del arte:

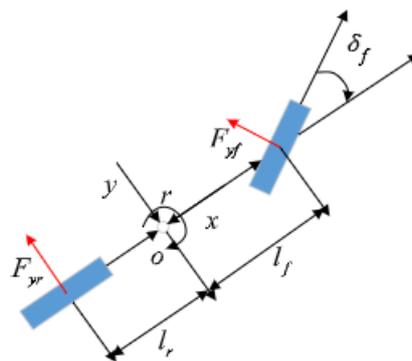


Figura 6.3: Modelo de bicicleta cinemático [46]

Las expresiones que forman el modelo son las siguientes:

$$\begin{aligned}
 \dot{x} &= v \cos(\varphi + \beta) \\
 \dot{y} &= v \sin(\varphi + \beta) \\
 \dot{\varphi} &= \frac{\cos(\beta) v \tan(\delta)}{L}
 \end{aligned} \tag{1}$$

## Capítulo 6: Estrategias de control de pelotones para aplicaciones de car-sharing

En la anterior ecuación,  $x$  e  $y$  son las coordenadas del centro del eje posterior del vehículo controlado.  $v$  es la velocidad longitudinal,  $\varphi$  es el ángulo yaw (guiñada) y  $L = l_r + l_f$  es la distancia entre ejes del vehículo, suma de las distancias al eje delantero y trasero, respectivamente. Finalmente,  $\delta$  es el ángulo de giro del vehículo, es decir, la acción de control. La ley de control, por tanto, es la siguiente:

$$\begin{aligned} \min_{\delta^+} J(x, y, \varphi, \delta) \\ \text{s. a} \\ \delta \in (\delta_{min}, \delta_{max}) \end{aligned} \quad (2)$$

En la ecuación recién presentada,  $\delta_{min}$  y  $\delta_{max}$  son las limitaciones para el ángulo de giro que se le aplica al vehículo debido a limitaciones físicas del mismo. La función de coste  $J(x, y, \varphi, \delta)$  que trata de minimizar el controlador para conseguir el ángulo de giro óptimo que hay que aplicar al volante en ese instante para seguir la trayectoria definida por el líder del pelotón tiene la siguiente forma:

$$J = (\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y}_{ref})^T \mathbf{Q}(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{y}_{ref}) + \delta^{+T} \mathbf{R} \delta^+ \quad (3)$$

En esta ecuación,  $\hat{\mathbf{y}}$  se corresponde con la coordenada y predicha para el vehículo controlado e  $\mathbf{y}_{ref}$  la coordenada y de la trayectoria de referencia. Ambas variables se definen para todo el horizonte de predicción ( $h$ ), por tanto, son vectores de longitud  $h$ .  $\mathbf{Q}$  y  $\mathbf{R}$  se refieren a las matrices de ponderación que se utilizan para sintonizar el controlador. A partir de estas matrices se determina si se desea un menor error en el seguimiento de la referencia utilizando una acción de control más agresiva, o viceversa. De esta forma, el control lateral de los vehículos autónomos del pelotón queda definido.

### 6.1.2 Control longitudinal

A continuación, se explicarán los controladores que se han probado para realizar el control longitudinal de los vehículos del pelotón. Como se ha comentado anteriormente, se han probado controladores PID y MPC en combinación con un sistema CACC.

#### 6.1.2.1 CACC

Como se ha comentado anteriormente, el control de un vehículo se divide en longitudinal y lateral. Para realizar el control longitudinal de los vehículos del pelotón se ha decidido utilizar un Control de Crucero Cooperativo Adaptativo (CACC). Este sistema de control utiliza información de otros vehículos como la posición, la velocidad o la aceleración para mantener una distancia con el vehículo precedente con el objetivo de que no haya colisiones.

En este caso concreto, este sistema recoge información sobre los componentes del pelotón, incluido el líder, para calcular una velocidad óptima que permita mantener una distancia constante entre los vehículos del pelotón. Una vez se ha calculado esa velocidad, esta es transferida como referencia o consigna a un controlador de bajo nivel, del tipo PID, que calcula la acción de control a aplicar al acelerador y al freno del vehículo para alcanzar dicha referencia. En la siguiente figura puede observarse el esquema general del control longitudinal, el cual cuenta con un sistema CACC y un controlador PID de bajo nivel, como se acaba de explicar:

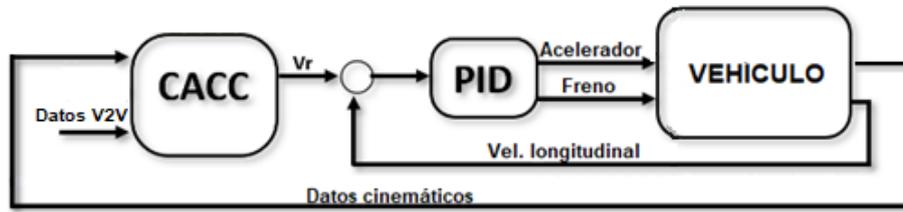


Figura 6.4: Diagrama de bloques del control longitudinal

En este proyecto se van a evaluar dos alternativas de implementación de sistema CACC. Por un lado, un controlador tradicional PID, y por otro, un controlador MPC. El CACC es uno de los sistemas de control clave a la hora de controlar pelotones y evaluar la estabilidad en cadena, con lo que se pretende comparar los resultados obtenidos con ambos y así esclarecer cuál es más adecuado para el control longitudinal de un pelotón. A continuación, se explica el diseño de ambas estrategias, denominadas CACC-PID y CACC-MPC.

#### 6.1.2.2 CACC-PID

El primer controlador que se ha probado en combinación con el sistema CACC ha sido un controlador tipo PID, cuyo esquema general se muestra a continuación:

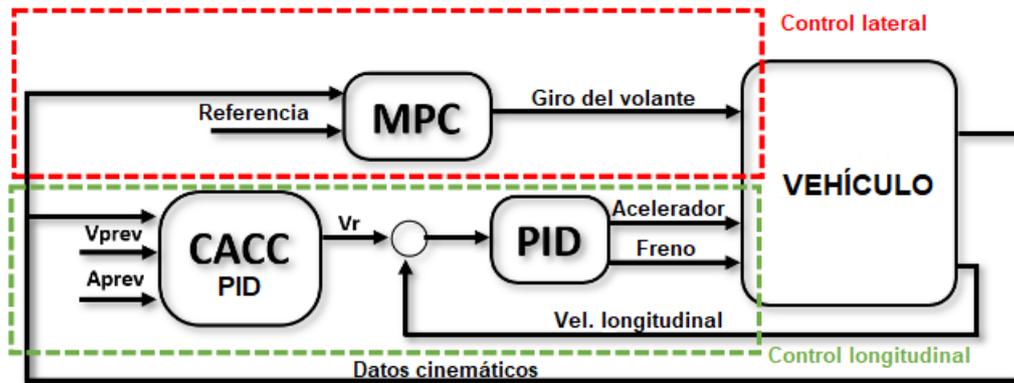


Figura 6.5: Diagrama de bloques para CACC-PID

Por tanto, se ha utilizado la siguiente ley de control para calcular la velocidad óptima del vehículo seguidor para mantenerse a una distancia concreta del predecesor:

$$v_{ref}(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (4)$$

En la ecuación recién presentada,  $v_{ref}$  es la velocidad de referencia que se le va a transferir al controlador PID de bajo nivel, los parámetros  $K_p$ ,  $K_i$  y  $K_d$  se utilizan para sintonizar el controlador y  $e(t)$  es el error predicho entre la distancia relativa con el predecesor y la distancia deseada.

$$e = d_{pred} - d_{ref} \quad (5)$$

## Capítulo 6: Estrategias de control de pelotones para aplicaciones de car-sharing

El cálculo de la distancia predicha ( $d_{pred}$ ) se realiza teniendo en cuenta información sobre el vehículo precedente como la velocidad o la aceleración. Esta variable se consigue a partir del siguiente modelo lineal:

$$d_{pred} = d + (v_p - v)dt + \frac{a_p - a}{2} dt^2 \quad (6)$$

En la anterior ecuación  $d$  es la distancia relativa entre el vehículo controlado y el predecesor.  $v$  y  $v_p$  son las velocidades del seguidor y del predecesor, respectivamente. De la misma forma,  $a$  y  $a_p$  son las aceleraciones. En esta ecuación, a partir de la distancia relativa del instante actual ( $d$ ) se realiza una predicción del valor que tendrá la distancia relativa en el siguiente instante ( $d_{pred}$ ) teniendo en cuenta la aportación de las velocidades y las aceleraciones del instante actual.

### 6.1.2.3 CACC-MPC sin estabilidad en cadena

Además del controlador PID, se ha decidido probar un controlador basado en control predictivo (MPC) en combinación con el sistema CACC para realizar el control longitudinal de los vehículos del pelotón. El MPC, a diferencia del PID, calcula la velocidad de referencia para el vehículo a partir de la minimización de una función objetivo que se tratará más adelante. Su esquema general es el siguiente:

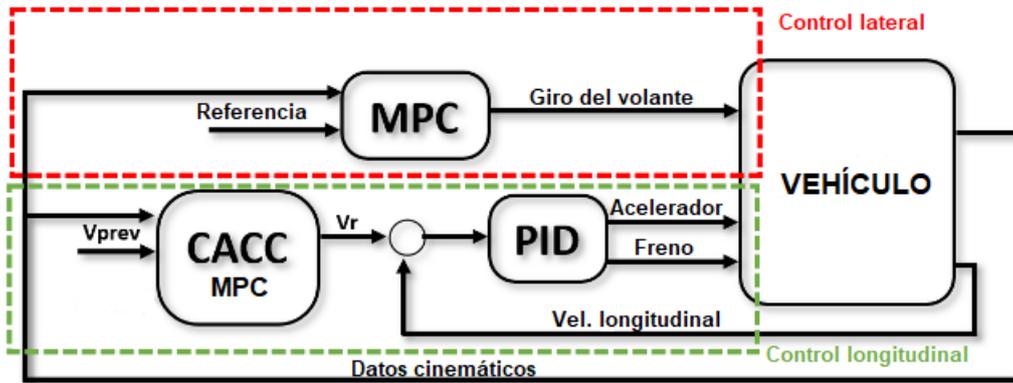


Figura 6.6: Diagrama de bloques para CACC-MPC sin estabilidad en cadena

Para poder optimizar el valor de la velocidad que debe alcanzar el vehículo seguidor, el MPC requiere un modelo de los vehículos del pelotón. Como este trabajo se centra en el entorno urbano, el cual cuenta con bajas velocidades, se ha seleccionado un enfoque de modelo cinemático para predecir el comportamiento de la distancia relativa entre el vehículo controlado y el precedente, considerándolos como masas puntuales con ciertas velocidades. Por tanto, se ha utilizado un modelo de masa puntual simple presentado para implementar el MPC:

$$\dot{x}_r = v_{front} - v \quad (7)$$

En esta ecuación,  $v$  es la velocidad del vehículo que se está controlando y  $v_{front}$  es la velocidad del vehículo precedente, la cual se considera constante durante todo el horizonte de predicción. La resta de ambas resulta en  $\dot{x}_r$ , es decir, la velocidad relativa entre el vehículo y su predecesor. Por tanto,  $x_r$  es la distancia relativa entre ambos, la cual es la variable que se desea controlar. Por tanto, la ley de control CACC será la siguiente:

$$\begin{aligned}
 & \min_{\mathbf{v}^+} J(\mathbf{x}_r, \mathbf{v}) \\
 & \text{s. a} \\
 & \mathbf{v} \in (0, v_{max}) \\
 & \mathbf{x}_r > x_{rmin}
 \end{aligned} \tag{8}$$

En este caso,  $v_{max}$  es la velocidad máxima permitida para el vehículo controlado y  $x_{rmin}$  la distancia relativa que se desea como mínimo entre el vehículo y el predecesor. La función de coste  $J(\mathbf{x}_r, \mathbf{v})$  que trata de minimizar el controlador tiene la siguiente forma:

$$J = (\hat{\mathbf{x}}_r - \mathbf{x}_{ref})^T \mathbf{Q}(\hat{\mathbf{x}}_r - \mathbf{x}_{ref}) + \mathbf{v}^{+T} \mathbf{R} \mathbf{v}^+ \tag{9}$$

La función de coste presentada se divide en dos términos. Por un lado, se ha definido el término de seguimiento de la referencia que en este caso es la distancia relativa deseada entre el vehículo controlado y el predecesor ( $\mathbf{x}_{ref}$ ). Esta referencia se compara con la distancia relativa predicha para el horizonte de predicción ( $\hat{\mathbf{x}}_r$ ). Ambas distancias se definen como vectores que cuentan con un número de valores igual al horizonte fijado. Por otro lado, se ha definido el término de la acción de control, la cual es la velocidad óptima calculada para el horizonte de predicción ( $\mathbf{v}^+$ ). En esta función de coste, al igual que para el control lateral, ambos términos deben ponderarse a través de sus correspondientes factores de ponderación ( $\mathbf{Q}$  y  $\mathbf{R}$ , respectivamente).

Para finalizar con la configuración del MPC, se han definido ciertas restricciones a las variables comentadas anteriormente. Para la acción de control, es decir, la velocidad, se ha fijado un valor máximo  $v_{max}$  en consonancia con el entorno urbano, ya que en este tipo de entornos no está permitido superar cierta velocidad. En cuanto a la distancia relativa entre el vehículo controlado y el predecesor, se ha establecido una restricción inferior  $x_{rmin}$  con el fin de que no se produzcan colisiones entre los vehículos que son parte del pelotón.

#### 6.1.2.4 CACC-MPC con estabilidad en cadena

La estabilidad en cadena en el campo de los pelotones de vehículos autónomos se refiere a la capacidad del pelotón para desplazarse por el entorno de forma estable. Es decir, para conseguir estabilidad en cadena se debe garantizar que los vehículos que componen el pelotón se mantienen a una distancia adecuada entre ellos a pesar de las variaciones en el entorno y que las perturbaciones no se amplifican a lo largo de la cadena de vehículos [48]. Una de estas perturbaciones podría ser, por ejemplo, la reanudación de la marcha después de realizar una parada ante un semáforo.

Además, la estabilidad en cadena también se refiere a la capacidad del pelotón para reaccionar y adaptarse a situaciones o variaciones inesperadas dentro del entorno urbano. Por ejemplo, si el pelotón se encuentra con algún obstáculo, este debe ser capaz de reorganizarse rápidamente sin comprometer la eficiencia y la seguridad.

Por tanto, esta característica es indispensable en un pelotón de vehículos autónomos para asegurar un funcionamiento seguro y eficiente. De esta manera, al conseguirse un comportamiento organizado y estable dentro del pelotón, se obtienen varios beneficios como una mayor respuesta ante situaciones de tráfico o un mejor uso del espacio en las carreteras, y, por tanto, una reducción en la congestión del tráfico. El esquema de esta estrategia de control es

parecido al anterior. La mayor diferencia es que al CACC se le proporciona la velocidad del líder para poder garantizar la estabilidad en cadena.

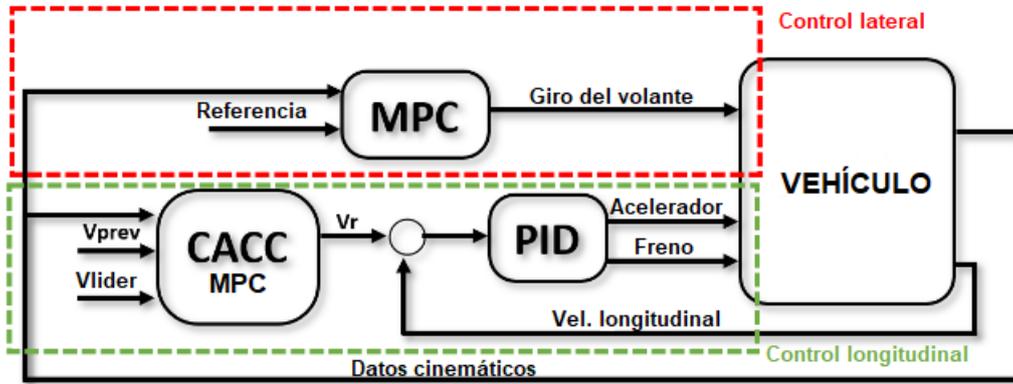


Figura 6.7: Diagrama de bloques para CACC-MPC con estabilidad en cadena

En la referencia [43] se indica que utilizar información del líder para el control longitudinal del resto de los vehículos del pelotón ayuda a garantizar la estabilidad en cadena. Por esta razón, se ha desarrollado una variante del anterior MPC en la que además de tener en cuenta la distancia relativa entre el vehículo controlado y el predecesor, se tiene en cuenta la distancia relativa entre el vehículo controlado y el líder del pelotón. Por tanto, el modelo utilizado para este controlador ha sido el siguiente:

$$\begin{aligned} \dot{x}_{rleader} &= v_{leader} - v \\ \dot{x}_{rfront} &= v_{front} - v \end{aligned} \quad (10)$$

En esta ecuación, por tanto, se ha añadido la distancia relativa entre el seguidor y el líder ( $x_{rleader}$ ), así como la velocidad del líder ( $v_{leader}$ ). En cuanto a la ley de control CACC, se ha modificado la función de coste, además de las restricciones del MPC:

$$\begin{aligned} \min_{v^+} J(x_{rleader}, x_{rfront}, v) \\ \text{s. t.} \\ v \in (0, v_{max}) \\ x_{rleader} > x_{rleadermin} \\ x_{rfront} > x_{rfrontmin} \end{aligned} \quad (11)$$

Es decir, se ha añadido a la función de coste la distancia relativa entre el seguidor y el líder ( $x_{rleader}$ ). Además, se ha fijado un límite inferior para esa distancia relativa con el objetivo de evitar colisiones entre los vehículos ( $x_{rleadermin}$ ). A través de estas modificaciones en el controlador MPC, se ha podido tener en cuenta la distancia del vehículo controlado con el precedente y el líder.

### 6.1.3 Validación

En este apartado se presentarán las validaciones realizadas para cada uno de los controladores longitudinales diseñados anteriormente. Posteriormente, se realizará una

## Capítulo 6: Estrategias de control de pelotones para aplicaciones de car-sharing

comparación entre todos ellos y se determinará cuál ha sido el controlador que ha proporcionado mejores resultados. De esta manera, se elegirá el controlador óptimo para esta aplicación de car-sharing.

Para ello, como se ha comentado anteriormente en este capítulo, se ha utilizado un sistema CACC combinado con un controlador PID o MPC. Este controlador se encarga de calcular la velocidad óptima del vehículo controlado para conseguir mantenerse a una distancia concreta del vehículo precedente en el pelotón.

Para el caso de estudio analizado, se ha decidido fijar la distancia entre el centro de los vehículos en 7 m. De igual modo, se han sintonizado los controladores citados anteriormente según lo recogido en la Tabla 6.1. Estos controladores han sido sintonizados experimentalmente.

Tabla 6.1: Parámetros de sintonización de los controladores para el caso general

<i>MPC lateral</i>			<i>CACC-PID</i>			<i>CACC-MPC</i>			<i>PID de bajo nivel</i>		
Qi	Ri	h	Kp	Ki	Kd	Qi	Ri	h	Kp	Ki	Kd
30.0	3.0	7	-2.0	-0.5	0.0	30.0	20.0	7	1.0	0.2	0.0

En cuanto a las restricciones de los controladores MPC, para el caso del MPC para el control lateral se ha limitado la acción de control, es decir, el ángulo de giro aplicado al vehículo controlado. Para el controlador CACC-MPC se han definido restricciones para la velocidad del vehículo controlado y para la distancia relativa entre el vehículo controlado y el precedente. Los valores de estas restricciones se presentan en la siguiente tabla:

Tabla 6.2: Restricciones de los MPC

<i>Controlador</i>	<i>Variable</i>	<i>Unidad</i>	<i>Valor mínimo</i>	<i>Valor máximo</i>
MPC lateral	Giro del volante ( $\delta$ )	rad	-0.7	0.7
CACC-MPC	Velocidad ( $v$ )	m/s	0.0	13.8
CACC-MPC	Dist. relativa ( $x_r/x_{rfront}$ )	m	7.0	-

En el caso del segundo CACC-MPC, el cual presenta estabilidad en cadena, se ha definido también un límite inferior para la distancia relativa del seguidor con respecto al líder del pelotón. Sin embargo, esta restricción cambia en función de la posición del seguidor en el pelotón. Por esta razón, se ha utilizado la siguiente expresión, en la que  $i$  es la posición del seguidor dentro del pelotón, para calcular el valor del límite. Por tanto, esta restricción para el primer seguidor será de 7 m, y para el segundo de 14 m. Si se añadieran seguidores al pelotón el valor del límite iría aumentando para cada uno de los vehículos añadidos.

$$x_{rleadermin} = 7.0 \cdot i \quad (12)$$

## Capítulo 6: Estrategias de control de pelotones para aplicaciones de car-sharing

Con el fin de evaluar la capacidad de los controladores para mantener la distancia objetivo de 7 m entre vehículos, se ha propuesto un escenario en línea recta en el que existe un pelotón de 3 vehículos. En este pelotón el primer vehículo es el líder y sigue una trayectoria predefinida, y los otros dos son vehículos automatizados que siguen al líder. Los vehículos automatizados están aparcados a lo largo de la carretera (Figura 6.8) y se conectan al pelotón cuando el líder pasa a su lado para luego continuar a una distancia constante. El escenario ha sido programado en CARLA, de modo que el vehículo líder se ha configurado en modalidad autopilot para que conduzca recto a una velocidad constante de 8 m/s.

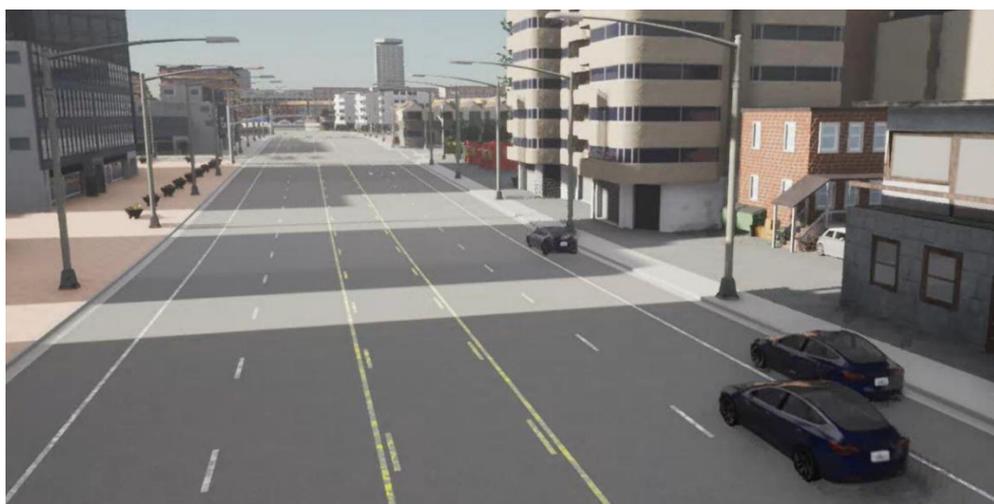


Figura 6.8: Escenario al principio de la simulación

Además, dado que también se ha querido comprobar si el pelotón cuenta con estabilidad en cadena, se han incluido varias paradas ante semáforos, de modo que al reemprender la marcha pueda comprobarse si las perturbaciones se amplifican a lo largo de la cadena de vehículos. En la siguiente figura puede apreciarse al pelotón a punto de parar delante del primer semáforo, el cual se encuentra al otro lado de la intersección:



Figura 6.9: Escenario cuando se realiza la parada ante un semáforo

### 6.1.3.1 CACC-PID

Como se ha comentado anteriormente, el primer controlador validado ha sido un sistema CACC en combinación con un controlador PID.

Los resultados obtenidos para las distancias relativas y las velocidades de los vehículos dentro del pelotón han sido los siguientes:

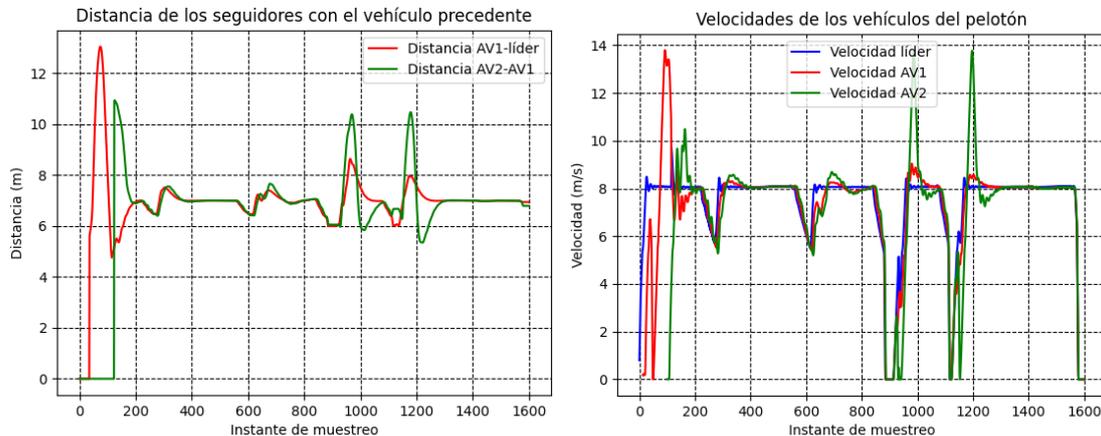


Figura 6.10: Resultados para CACC-PID

En la anterior figura puede observarse la evolución de las distancias relativas y las velocidades de los vehículos del pelotón. Se observa que, al inicio, las distancias relativas son 0 porque los seguidores comienzan la simulación en un estado de espera hasta que el líder pasa a recogerlos. Los datos de distancia entre vehículos no son almacenados mientras estos están esperando a ser recogidos y por tanto no tienen relevancia hasta que el líder pasa a su lado y se conectan al pelotón.

Nótese que cada una de las veces que las velocidades bajan a 0 m/s quiere decir que el pelotón ha realizado una parada ante un semáforo. Por tanto, justo después de la parada, cuando las velocidades comienzan a subir, quiere decir que el pelotón ha reemprendido la marcha. En ese momento es donde se puede analizar si se consigue la estabilidad en cadena. Se hará el mismo análisis con el resto de los controladores.

Como puede observarse en la gráfica de distancias de la anterior figura, mediante el controlador PID se consigue un error mínimo en régimen permanente, es decir, las distancias relativas están muy cerca de los 7 m deseados. Por tanto, el seguimiento de la distancia relativa de los vehículos dentro del pelotón es muy correcto.

En cuanto a la estabilidad en cadena, en la gráfica de las velocidades puede apreciarse claramente que mediante este controlador no es posible garantizarla. Esto puede apreciarse en las paradas que realiza el pelotón. Cuando se reemprende la marcha, el primer seguidor aumenta su velocidad por encima de la del líder con el objetivo de reducir la distancia entre ambos hasta la deseada. Por tanto, el segundo seguidor hace lo mismo con el primer seguidor. Sin embargo, la velocidad máxima que alcanza el segundo seguidor es mayor que la que alcanza el primero, ya que su distancia relativa es mayor. A partir de esto se deduce que, si hubiera un tercer seguidor, este alcanzaría una velocidad máxima aún mayor que la de sus predecesores, es decir, las perturbaciones se amplifican a lo largo de la cadena de vehículos, lo cual es lo contrario de lo que persigue la estabilidad en cadena.

6.1.3.2 CACC-MPC sin estabilidad en cadena

Posteriormente, se ha validado un sistema CACC combinado con un MPC que no incluye el mecanismo de estabilidad en cadena, es decir, las perturbaciones se amplifican a lo largo de la cadena de vehículos. Los resultados obtenidos para las distancias relativas y las velocidades de los vehículos dentro del pelotón han sido los siguientes:

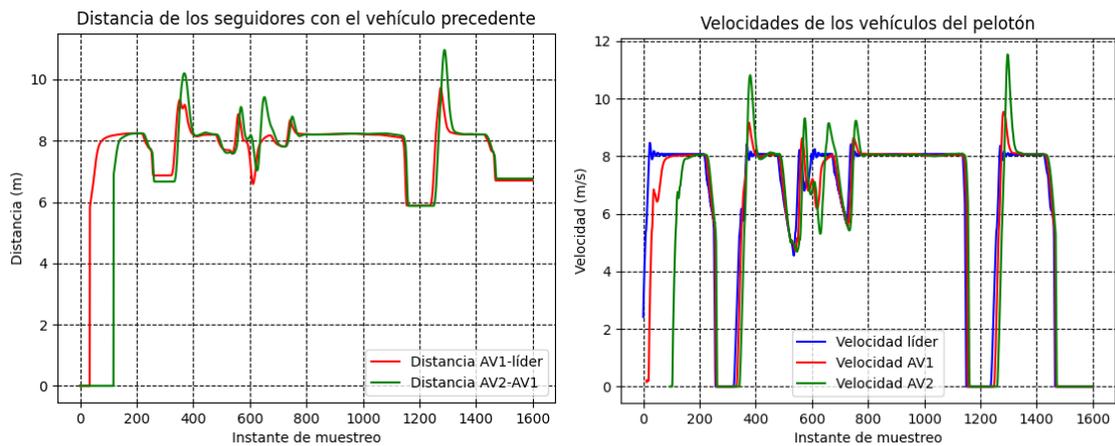


Figura 6.11: Resultados para CACC-MPC sin estabilidad en cadena

Como puede observarse en el primer gráfico de la anterior figura, la distancia entre los vehículos dentro del pelotón se estabiliza por encima de los 8 m. Por tanto, se consigue que los vehículos mantengan una distancia de seguridad entre ellos. Sin embargo, la distancia de seguridad de referencia se ha definido en 7 m, por lo que existe un error de algo más de 1 m. En este caso, se ha decidido aceptar dicho error, ya que con unos valores de ponderación distintos para el MPC se conseguía reducir, pero la acción de control, es decir, la velocidad del vehículo controlado, se volvía demasiado oscilante. Dicho esto, la velocidad de los vehículos no puede ser muy oscilante, ya que eso provocaría al mismo tiempo oscilaciones en las distancias relativas entre ellos, lo cual podría llegar a generar colisiones dentro del pelotón. Además, esas oscilaciones serían muy desagradables para los pasajeros de los vehículos. Por tanto, se ha decidido buscar un equilibrio entre la suavidad de la acción de control y el error en la distancia relativa entre los vehículos dentro del pelotón. De esta forma, en comparación con el primer controlador analizado (sistema CACC-PID), se ha conseguido una acción de control menos oscilante y más moderada.

Al igual que para el anterior controlador, el pelotón ha sido sometido a paradas ante semáforos para comprobar el cumplimiento de la estabilidad en cadena, por lo que cuando las velocidades llegan a 0 m/s quiere decir que están parados. Y, posteriormente, cuando aumentan se reemprende la marcha. Teniendo en cuenta esta información, como puede observarse en los picos que se dan al aumentar las velocidades, el segundo seguidor siempre alcanza una velocidad máxima mayor que el primero. Esto quiere decir, al igual que como se ha comentado para el anterior controlador, que las perturbaciones se amplifican a lo largo de la cadena de vehículos. Por tanto, si se incorporara un vehículo autónomo más al pelotón el pico de velocidad que alcanzaría dicho vehículo añadido debería ser aún mayor que el de los predecesores.

En resumen, los resultados presentados demuestran que mediante este MPC no es posible garantizar la estabilidad en cadena dentro del pelotón. Sin embargo, debido a la capacidad predictiva de este controlador, los seguidores no tardan tanto en reemprender la marcha en comparación con el PID. Esto ayuda a que las velocidades que alcanzan los seguidores para acercarse al vehículo precedente no sean tan altas, es decir, se consigue que la acción de control no sea tan agresiva.

### 6.1.3.3 CACC-MPC con estabilidad en cadena

Finalmente, se validó el anterior controlador, pero esta vez incorporando el MPC con estabilidad en cadena dentro del pelotón. Para ello, como se ha comentado en la explicación de los controladores, se ha tenido en cuenta la distancia del vehículo controlado con el líder del pelotón, además de la distancia con el vehículo precedente. En este caso, sin embargo, para el primer seguidor se ha usado un controlador como el del anterior apartado, ya que el líder y el precedente para este seguidor son el mismo vehículo. Los resultados obtenidos, han sido los siguientes:

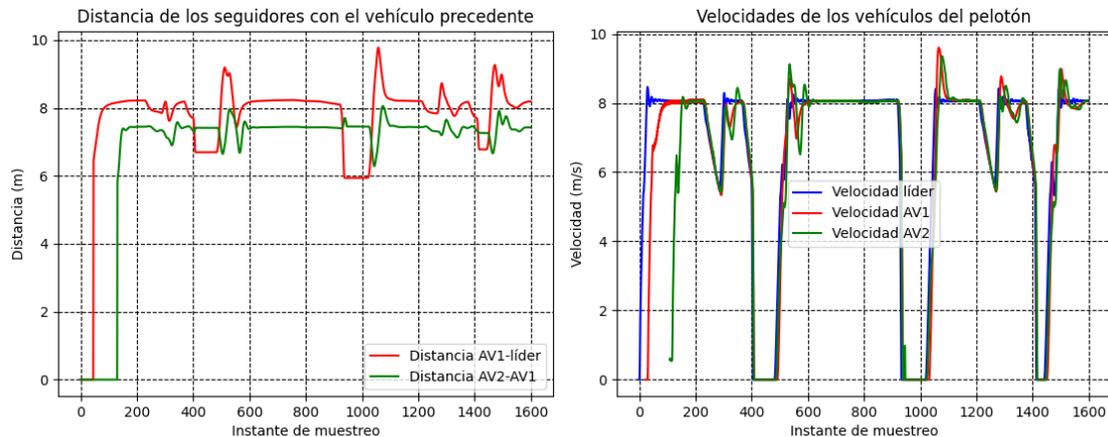


Figura 6.12: Resultados para CACC-MPC con estabilidad en cadena

Como puede observarse en la primera gráfica de la anterior figura, el error en la distancia de seguimiento para el segundo seguidor, el cual usa el nuevo controlador, se ha reducido a la mitad, aproximadamente, llegando a una distancia relativa de 7.5 m en estado estacionario. Esto demuestra que el nuevo MPC es más adecuado que el anterior para realizar el seguimiento de vehículos dentro del pelotón.

En cuanto a la estabilidad en cadena, en la segunda gráfica de la figura puede observarse en los picos que se dan al aumentar las velocidades que el segundo seguidor nunca llega a tener una velocidad mayor a la del primero. Esto quiere decir que las perturbaciones no se amplifican a lo largo de la cadena de vehículos. Por tanto, se deduce que en caso de que el pelotón contará con tres seguidores, el pico de velocidad del último seguidor sería menor que el de los anteriores vehículos en la cadena. De esta manera, por tanto, se confirma que el pelotón cuenta con estabilidad en cadena al utilizar el controlador diseñado.

#### **6.1.4 Conclusiones**

Una vez analizados los controladores diseñados para el sistema CACC por separado, se debe decidir cuál es la solución de control más adecuada para el control longitudinal de un pelotón de vehículos autónomos.

El PID es un controlador computacionalmente eficiente, sencillo y fácil de implementar. Sin embargo, este tipo de controlador no es tan efectivo cuando se están tratando sistemas con dinámicas no lineales y restricciones. Además, como se ha podido ver en el análisis del controlador, aunque el error en las distancias relativas en régimen permanente es casi nulo, no se garantiza la estabilidad en cadena, lo cual es imprescindible en este tipo de pelotones.

En cuanto al MPC, este es un controlador computacionalmente mucho más costoso que el PID, aunque suele ofrecer mejores resultados. Esto se debe a que es capaz de predecir el comportamiento del vehículo precedente, por lo que ofrece una mayor precisión y estabilidad en comparación con otros controladores consiguiendo de esta manera una solución de control más robusta. Además, permite limitar la acción de control y las variables de estado a través de restricciones, lo cual puede ser de gran ayuda. En el análisis del controlador, se ha destacado que a través de un controlador de este tipo se puede garantizar la estabilidad en cadena del pelotón, aunque admitiendo un error en la distancia de seguimiento entre los vehículos.

En conclusión, el uso del MPC, aunque es más costoso que el PID computacionalmente, permite una mejor interacción entre los vehículos del pelotón, y, además, garantiza la estabilidad en cadena. Por tanto, se ha deducido que la solución de control más apropiada para realizar el control longitudinal de los vehículos autónomos dentro del pelotón es una solución formada por un sistema CACC en combinación con un MPC.

## **6.2 Caso de estudio**

Una vez analizados todos los controladores propuestos y seleccionados los más adecuados para el pelotón de vehículos autónomos, se han aplicado dichos controladores a un caso de estudio concreto. En este caso, se ha decidido realizar una incorporación del pelotón a una rotonda. Para ello, se ha diseñado una máquina de estados finitos con un sistema inteligente que analiza si la incorporación a la rotonda es factible para cada uno de los vehículos.

### **6.2.1 Escenario**

Los escenarios urbanos cuentan con una gran cantidad de situaciones complejas en las que se deben tomar varias decisiones simultáneamente debido a la gran cantidad de agentes externos que se encuentran alrededor del vehículo. El caso de estudio presentado, es decir, la incorporación a una rotonda, es una de esas situaciones complejas.

Cada uno de los vehículos del pelotón debe ser capaz de decidir si puede incorporarse a la rotonda de manera segura y seguir la trayectoria definida por el líder, o si, en cambio, debe pararse para evitar una posible colisión con los agentes externos. Sin embargo, esta es solo una de las complejidades con las que cuenta un entorno de este estilo. Si el tráfico es lo suficientemente denso, es posible que el pelotón no pueda incorporarse a la rotonda como una

sola unidad. Por esta razón, el pelotón podría ser dividido, y, por tanto, cada uno de los vehículos debería moverse por su cuenta hasta conseguir unirse de nuevo al pelotón.

Para estudiar este caso, se ha planteado un escenario como el de la siguiente figura. Concretamente, se ha decidido utilizar un pelotón de tres vehículos y dos agentes externos en el interior de la rotonda:

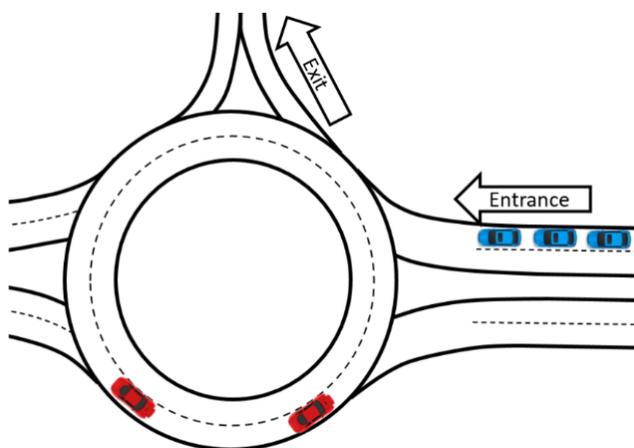


Figura 6.13: Esquema del caso de estudio propuesto

Este mismo escenario ha sido emulado en el simulador CARLA. Por tanto, el escenario de la siguiente figura es el que se ha utilizado para la realización de las pruebas:



Figura 6.14: Escenario en CARLA para el caso de estudio

Como puede observarse en la anterior figura, se han realizado las pruebas en una rotonda de dos carriles con cuatro salidas. Para este caso, como se ha comentado al principio de este apartado, se han utilizado dos vehículos externos al pelotón que siguen una ruta predefinida alrededor de la rotonda a una velocidad constante de 8 m/s. Estos dos vehículos son los que provocan la división del pelotón a la hora de incorporarse a la rotonda. En este caso de estudio, ambos vehículos seguidores comienzan estacionados a la espera de ser recogidos por el vehículo líder.

Una vez que el pelotón llega a la rotonda (Figura 6.15), cada miembro del grupo debe decidir si es factible y seguro incorporarse a la intersección para continuar con su trayectoria. En caso de que no sea factible, el vehículo debe ceder el paso a los vehículos dentro de la rotonda

## Capítulo 6: Estrategias de control de pelotones para aplicaciones de car-sharing

para evitar colisiones y, posteriormente, reemprender la marcha. Para tomar esta decisión, se utilizará el sistema de control basado en lógica difusa que se explicará más adelante.



Figura 6.15: Gestión de la rotonda (Paso 1)

Esta incorporación, como se ha comentado anteriormente, provocará que el pelotón sea dividido al inicio de la rotonda. La primera división será entre el vehículo líder y el primer seguidor. Una vez que el seguidor cede el paso al agente externo (Figura 6.16 izquierda), este entra a la rotonda y sigue la trayectoria del vehículo precedente dentro del pelotón, pero manteniendo una distancia segura con el agente externo (Figura 6.16 derecha).

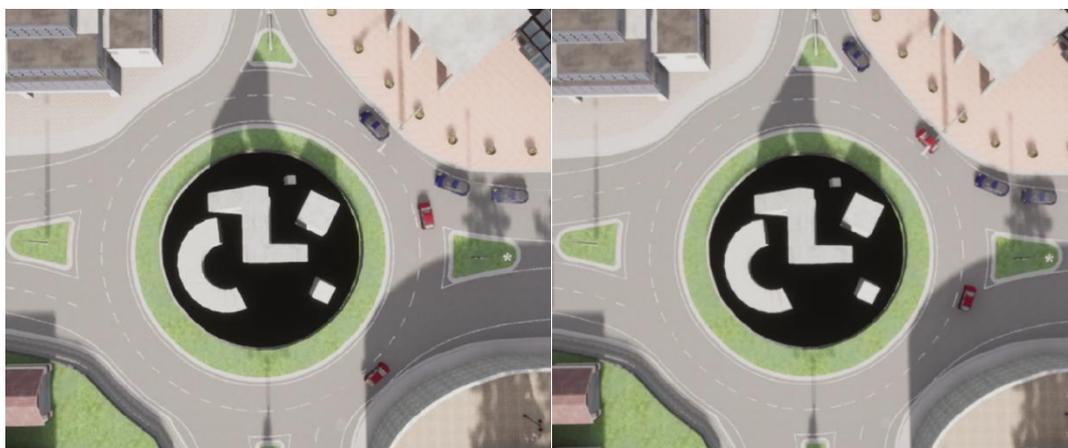


Figura 6.16: Gestión de la rotonda (Paso 2 izq. y Paso 3 der.)

Con el segundo seguidor se realiza la misma maniobra, es decir, primero se cede el paso al agente externo, y después se realiza la incorporación a la intersección (Figura 6.17).



Figura 6.17: Gestión de la rotonda (Paso 4)

Debido a la división del pelotón, una vez atravesada la intersección el pelotón debe reagruparse. Para ello, los vehículos seguidores deben realizar una maniobra de unión, la cual se basa en aplicar al vehículo seguidor una velocidad mayor a la del predecesor. Una vez realizada la maniobra de unión al pelotón por parte de los vehículos seguidores se da por finalizada la gestión de la rotonda (Figura 6.18).



Figura 6.18: Reagrupación del pelotón después de la rotonda

### 6.2.2 Máquina de estados

Como se ha comentado en la introducción de este apartado, para controlar y planificar el comportamiento de cada uno de los vehículos dentro del pelotón se ha propuesto una máquina de estados finitos que es incorporada como sistema de decisión a cada seguidor basada en la propuesta en [51] para gestión de pelotones, y ampliada para considerar el caso particular de la rotonda. Este sistema ha sido dividido en cinco estados, los cuales se presentan gráficamente en la Figura 6.19:

- Estado de espera (*Waiting*). El vehículo está estacionado y detenido esperando a que el pelotón se acerque a recogerlo.
- Estado de salida (*De-Parking*): El vehículo realiza una maniobra de salida del estacionamiento para unirse al pelotón.

## Capítulo 6: Estrategias de control de pelotones para aplicaciones de car-sharing

- Estado de unión (*Joining*). El vehículo realiza una maniobra de unión al pelotón aplicando una velocidad mayor a la que llevan los vehículos dentro del conjunto. Es un estado opcional que se da cuando el vehículo está a cierta distancia del pelotón.
- Estado de seguimiento (*Following*). El vehículo ya ha sido integrado en el pelotón y, por tanto, comienza a seguir la trayectoria definida por el líder manteniendo una distancia de seguridad con el vehículo precedente.
- Estado de estacionamiento (*Parking*). El vehículo se desconecta del pelotón y realiza una maniobra de aparcamiento para estacionar en una plaza cercana.

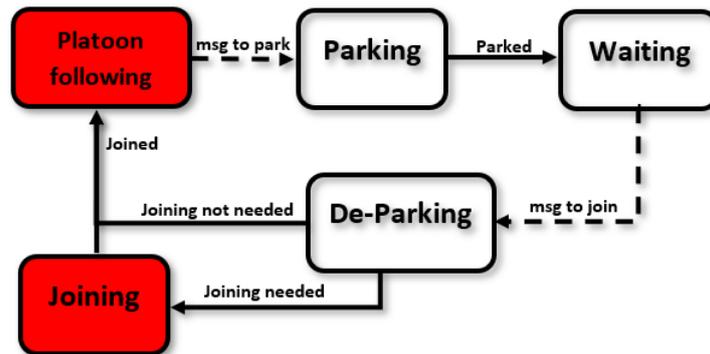


Figura 6.19: Máquina de estados

Cada uno de los vehículos del pelotón puede encontrarse en uno de los estados presentados al mismo tiempo y cada estado cuenta con sus propias estrategias de control.

Nótese que los estados de *parking* y *de-parking*, así como sus maniobras, quedan fuera del alcance de este proyecto. Con el fin de implementarlos se han utilizado librerías existentes en Tecnalía para estos efectos, así como controladores específicos para esta maniobra, según lo detallado en la referencia [51]. Las particularidades de la incorporación a la rotonda afectan a los estados de *following* y *joining*, en los que es necesario usar el control CACC anteriormente propuesto, que será el objetivo de validación.

### 6.2.3 Sistema de decisión basado en lógica difusa

Una vez que un vehículo que es parte del pelotón llega a la rotonda en la que hay otros vehículos, el primer paso es decidir si el vehículo debe entrar y seguir al líder del pelotón o si debe parar y esperar hasta que la incorporación sea segura. Para determinar si la incorporación a la rotonda es factible se ha decidido utilizar un sistema de decisión basado en lógica difusa. Los algoritmos de lógica difusa permiten una buena interpretabilidad del sistema, ya que las reglas se definen utilizando variables lingüísticas, lo cual facilita la comprensión del sistema de toma de decisiones presentado.

En el presente trabajo, la selección de las variables consideradas por el algoritmo de toma de decisiones, o variables de entrada, se ha realizado en base al razonamiento humano a la hora de efectuar la incorporación a una rotonda. Por tanto, en este sistema inteligente se utilizan la distancia hasta el vehículo en la rotonda, la velocidad de ese mismo vehículo y la velocidad del vehículo que quiere realizar la incorporación. Una vez seleccionadas las variables a considerar

## Capítulo 6: Estrategias de control de pelotones para aplicaciones de car-sharing

por el algoritmo, se han definido los conjuntos difusos de cada una de ellas, así como sus funciones de pertenencia (en este caso, triangulares):

- Distancia al vehículo dentro de la rotonda: muy cerca (MC), cerca (C), lejos (L), muy lejos (ML)
- Velocidad del vehículo en la rotonda: lenta (L), media (M), rápida (R)
- Velocidad del vehículo controlado: lenta (L), media (M), rápida (R)

Posteriormente, se ha definido la variable de salida del algoritmo. En este caso, como se requiere dictaminar si el vehículo puede entrar a la rotonda de manera segura o no, se ha definido una variable que puede tomar dos valores: seguir al vehículo dentro de la rotonda (SVR) o seguir al pelotón (SVP). En el primer caso, el vehículo seguidor romperá el pelotón y esperará a que pase el vehículo externo al pelotón, para posteriormente colocarse en modo de seguimiento a éste. En el segundo caso, el vehículo seguidor seguirá al vehículo precedente en el pelotón. Estos dos valores de salida, al igual que los conjuntos difusos de las variables de entrada, han sido definidos a través de funciones de pertenencia triangulares.

Para este caso de estudio concreto, los valores de las funciones de pertenencia se han ajustado de forma empírica, partiendo de una suposición razonable y lógica. La velocidad máxima del líder se ha fijado en 10 m/s, por lo que de 0 m/s a 5 m/s se considera que la velocidad es lenta (L). La velocidad real de los vehículos del pelotón se encuentra dentro de los límites de la velocidad media (M), es decir, entre 4 m/s y 12 m/s. Los valores de velocidad superiores a ese rango y hasta 50 m/s, se consideran valores de velocidad rápidos (R). Los vehículos seguidores solo deben alcanzar este rango de velocidad cuando realicen la maniobra de unión al pelotón.

En cuanto a las distancias relativas, mientras que cuando está por debajo de los 8 m se considera que los vehículos están muy cerca (MC) entre sí, cuando se encuentra entre 7 m y 13 m se interpreta que están cerca (C). A partir de los 13 m y hasta los 35 m, se considera que están lejos (L). Finalmente, cuando la distancia relativa es mayor a la definida por esos rangos, se interpreta que los vehículos están a una distancia muy lejana (ML). A continuación, se presentan las funciones de pertenencia:

Tabla 6.3: Funciones de pertenencia de las variables

<i>Distancia (m)</i>	<i>Inicio</i>	<i>Pico</i>	<i>Final</i>	<i>Velocidad (m/s)</i>	<i>Inicio</i>	<i>Pico</i>	<i>Final</i>
<b>MC</b>	0	4	8	<b>L</b>	0	2	5
<b>C</b>	7	9	13	<b>M</b>	4	8	12
<b>L</b>	13	22	35	<b>R</b>	11	30	50
<b>ML</b>	33	100	200				

Finalmente, se han diseñado las reglas del sistema. Para ello, se ha definido cuál debe ser la salida del algoritmo si las variables de entrada tienen unos valores concretos. De esta manera, cuando se ejecute el algoritmo se activarán varias reglas y se conseguirá un valor decimal a la salida, el cual será una combinación de las reglas activadas. Las reglas definidas son las siguientes:

Tabla 6.4: Reglas para distancias muy cortas (MC)

Distancia	MC		
Vel. rotonda	L	M	R
Vel. vehículo			
L	SVR	SVR	SVR
M	SVR	SVR	SVR
R	SVR	SVR	SVR

Tabla 6.5: Reglas para distancias cortas (C)

Distancia	C		
Vel. rotonda	L	M	R
Vel. vehículo			
L	SVR	SVR	SVP
M	SVR	SVR	SVP
R	SVP	SVP	SVR

Tabla 6.6: Reglas para distancias largas (L)

Distancia	L		
Vel. rotonda	L	M	R
Vel. vehículo			
L	SVP	SVP	SVP
M	SVP	SVP	SVP
R	SVP	SVP	SVP

Tabla 6.7: Reglas para distancias muy largas (ML)

Distancia	ML		
Vel. rotonda	L	M	R
Vel. vehículo			
L	SVP	SVP	SVP

<b>M</b>	SVP	SVP	SVP
<b>R</b>	SVP	SVP	SVP

Como se ha comentado anteriormente, en función de los valores de las variables de entrada definidas anteriormente, el sistema devolverá a la salida un valor decimal como resultado del algoritmo. Este resultado debe interpretarse y, por tanto, debe ser defuzzificado. De esta manera, se pasa de un valor difuso en la salida a un valor nítido, es decir, un valor binario que indicará si el vehículo controlado debe seguir al vehículo dentro de la rotonda o al vehículo dentro del pelotón.

#### 6.2.4 Controladores utilizados

Como se ha comentado en el apartado de análisis de los controladores, la mejor solución para realizar el control de un pelotón de vehículos autónomos es usar controladores basados en control predictivo (MPC). Por tanto, para este caso de estudio se ha utilizado un MPC para el control lateral, y un sistema CACC implementado a partir de un MPC y combinado con un PID de bajo nivel para el control longitudinal tal y como se ha detallado en la sección anterior. El uso del control predictivo, como ya se ha justificado anteriormente, va a permitir una mejor interacción entre los vehículos del pelotón y los de la rotonda a cambio de un mayor coste computacional del sistema de control.

En el apartado de controladores se ha mencionado que el control longitudinal se realiza teniendo en cuenta la distancia con el vehículo precedente. No obstante, en este caso de estudio concreto, el vehículo precedente puede ser un vehículo parte del pelotón o un agente externo que se encuentra en la rotonda. Por tanto, dependiendo de la salida que se obtenga del sistema de toma de decisiones basado en lógica difusa, al MPC para control longitudinal se le proporcionará la distancia relativa con respecto al vehículo del pelotón, o con respecto al agente externo. Para el escenario propuesto, se han sintonizado los controladores de la siguiente manera:

Tabla 6.8: Parámetros de sintonización de los controladores para la incorporación a la rotonda

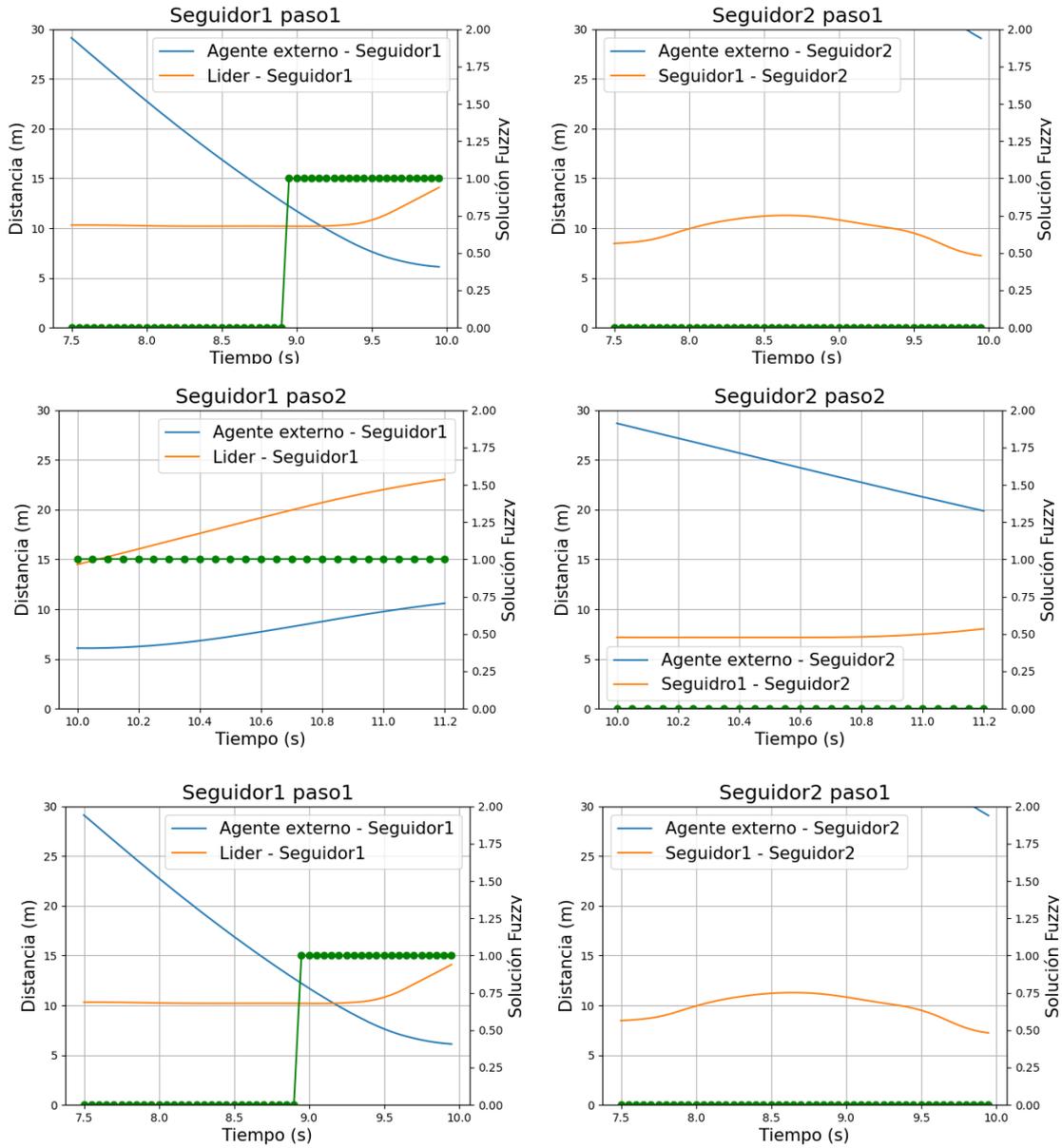
<i>MPC lateral</i>			<i>CACC-MPC</i>			<i>PID de bajo nivel</i>		
Qi	Ri	h	Qi	Ri	h	Kp	Ki	Kd
30.0	3.0	7	30.0	20.0	7	1.0	0.2	0.0

#### 6.2.5 Resultados de la validación

Para comprobar que los controladores diseñados funcionan correctamente para este caso de estudio concreto, se ha dividido la maniobra en cuatro pasos, los cuales ya han sido presentados a través de las figuras 6.15-6.17. Los resultados obtenidos para cada uno de los pasos de la maniobra se presentan en la siguiente figura donde las líneas azules representan las distancias entre los agentes externos y los seguidores, las naranjas las distancias entre los

Capítulo 6: Estrategias de control de pelotones para aplicaciones de car-sharing

seguidores y el vehículo precedente dentro del pelotón, y las verdes el valor binario que proporciona el sistema de decisión basado en lógica difusa para indicar si el vehículo controlado debe seguir al pelotón o al agente externo:



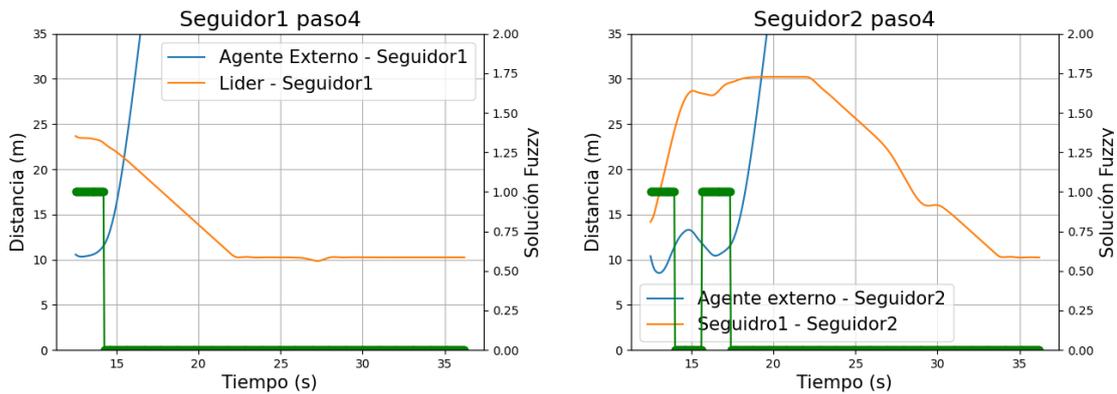


Figura 6.20: Resultados para el caso de estudio

### 6.2.5.1 Paso 1

Como se ha comentado anteriormente, los vehículos seguidores comienzan la simulación estacionados a un lado de la carretera, esperando a ser recogidos por el líder del pelotón. Cuando el pelotón llega a la rotonda, el primer seguidor se encuentra a 10 m del líder, mientras que el segundo no ha alcanzado aún una distancia estable con el vehículo precedente. Por esta razón, existe una pequeña variación en la distancia relativa entre los dos seguidores.

Además, en este paso también puede observarse que la distancia de los seguidores con los agentes externos se reduce al mismo tiempo que el pelotón se acerca a la intersección. Por último, el sistema de decisión implementado a través de lógica difusa determina que a partir del segundo 8.95, el primer seguidor debe seguir al agente externo en vez de al vehículo precedente en el pelotón. Para ello, el sistema de decisión cambia el valor de la variable “*Solución Fuzzy*” de 0 a 1. Por tanto, el seguidor debe ceder el paso al agente externo.

En cambio, como el segundo seguidor aún está lejos de la rotonda, y, por tanto, de los agentes externos, el sistema de decisión indica que debe seguir al vehículo precedente en el pelotón (valor 0 de la variable “*Solución Fuzzy*”).

### 6.2.5.2 Paso 2

En este paso, ninguno de los seguidores avanza, ya que el primero está cediendo el paso al primer agente externo, y el segundo se mantiene detrás del primero. Por tanto, la distancia entre ambos no aumenta. Esto puede apreciarse en la distancia mostrada en la gráfica del segundo seguidor (señal naranja). Sin embargo, la distancia entre el primer seguidor y el líder sí aumenta, ya que el líder está atravesando la rotonda mientras que el seguidor está parado.

### 6.2.5.3 Paso 3

Una vez que el primer seguidor ha cedido el paso al agente externo y la distancia entre ambos es lo suficientemente grande, el seguidor entra a la rotonda. Por un lado, como anteriormente mediante el sistema de decisión se le ha indicado al primer seguidor que debe seguir al agente externo, durante este tercer paso el controlador longitudinal del vehículo autónomo se encarga de seguir al agente externo siempre manteniendo una distancia de seguridad.

## Capítulo 6: Estrategias de control de pelotones para aplicaciones de car-sharing

Por otro lado, el segundo seguidor calcula la distancia relativa con respecto al segundo agente externo, y, aunque comienza a entrar a la rotonda, en un momento el sistema de decisión establece que debe detenerse y ceder el paso para garantizar la seguridad.

### 6.2.5.4 Paso 4

En este último paso se muestra como los vehículos autónomos salen de la rotonda y realizan una maniobra de unión para alcanzar al vehículo precedente dentro del pelotón. Es decir, el primer seguidor realiza la maniobra de unión para alcanzar al líder, y el segundo seguidor hace lo mismo para alcanzar al primero. Para ello, como se ha explicado anteriormente, los seguidores aumentan la velocidad y, por tanto, la distancia con respecto al vehículo precedente se va reduciendo hasta que se estabiliza.

En este caso concreto, puede observarse que el primer seguidor sale de la rotonda en el segundo 14, ya que la trayectoria del líder le indica que debe salir. Sin embargo, el agente externo continúa dentro de la rotonda. En este momento, el sistema de decisión determina que el seguidor debe seguir la referencia de distancia con respecto al líder del pelotón, cambiando el valor de la variable “*Solución Fuzzy*” anteriormente mencionada de 1 a 0. Debido a este cambio, como se acaba de explicar, el seguidor aumenta su velocidad hasta que la distancia relativa respecto al líder llega a 10 m. Con el segundo seguidor se realiza el mismo procedimiento, pero 3 segundos más tarde. Como puede observarse en la figura, en el segundo 34 el pelotón termina de estabilizarse.

*CAPITULO 7*

# **METODOLOGÍA**

---

## 7 Metodología

En el presente capítulo se explicará la planificación diseñada para la realización del proyecto. Para ello, se explicarán las diversas tareas que se han realizado durante la consecución del trabajo, y, posteriormente, estas tareas serán plasmadas en su forma temporal de manera aproximada a través de un diagrama de Gantt.

### 7.1 Descripción de tareas

**Tarea 1 - Definición de los objetivos del proyecto.** Esta fue la primera tarea que se realizó, en la cual se definieron los objetivos principales del trabajo de forma general.

- Recursos técnicos: PC, Microsoft Word
- Duración: 1 semana (7 noviembre - 14 noviembre)

**Tarea 2 - Instalación de los programas necesarios.** En esta tarea se realizó la instalación de los softwares necesarios para la realización del proyecto. Estos programas fueron: CARLA simulator para realizar las pruebas y Visual Studio Code (VSC) para la programación.

- Recursos técnicos: PC, CARLA simulator, Python, VSC
- Duración: 2 semanas (7 noviembre - 21 noviembre)

**Tarea 3 - Análisis del estado del arte.** Esta fase se centró en leer y aprender sobre anteriores investigaciones realizadas en el ámbito del trabajo desarrollado. De esta forma, se adquirió conocimiento sobre el campo de los vehículos autónomos.

- Recursos técnicos: PC, Mendeley Reference Manager, Overleaf
- Duración: 2 semanas (11 noviembre - 25 noviembre)

**Tarea 4 - Familiarización con el simulador de CARLA.** En esta fase se comenzó a utilizar el software de simulación necesario para la validación de algoritmos. Se estudiaron las funcionalidades básicas del simulador y su interacción con Python. Entre otras funcionalidades, se estudió la generación de actores y la obtención de datos del entorno simulado.

- Recursos técnicos: PC, CARLA simulator, Python, VSC, Python API para CARLA simulator
- Duración: 2 semanas (21 noviembre - 5 diciembre)

**Tarea 5 - Desarrollo de soluciones de control para un pelotón de vehículos autónomos.** En esta tarea se desarrollaron todos los algoritmos de control que se han presentado en el capítulo número 6. Esta tarea se va a dividir en diferentes hitos que se fueron alcanzando a lo largo de la

realización de la misma. Los hitos se indicarán en el diagrama de Gantt en color negro y en negrita a través de los códigos H1, H2, H3, H4, H5 y H6.

- Hitos
  - Hito 1: Control de un vehículo. Se realizó el control longitudinal con un PID y el lateral con un MPC. El vehículo siguió una trayectoria previamente definida.
  - Hito 2: Control de un vehículo utilizando un vehículo líder como referencia (PID longitudinal). Se realizó el control longitudinal con un PID y el lateral con un MPC.
  - Hito 3: Diseño de sistema CACC-MPC para control longitudinal. Se diseñaron el modelo, la función de coste y las restricciones del MPC.
  - Hito 4: Control de un vehículo utilizando un vehículo líder como referencia (MPC longitudinal). Se comprobó el funcionamiento del sistema CACC-MPC diseñado. Se realizaron ambos controles con dos MPCs independientes.
  - Hito 5: Control de dos vehículos utilizando un vehículo líder como referencia. Se añadió un vehículo más a la simulación para crear un pelotón y se ajustaron los controladores para el nuevo pelotón. Ambos controles se realizaron con dos MPCs independientes.
  - Hito 6: Control de dos vehículos utilizando un vehículo líder como referencia y garantizando estabilidad en cadena. Se diseño una variante del anterior MPC longitudinal para garantizar la estabilidad en cadena dentro del pelotón.
- Recursos técnicos: PC, CARLA simulator, Python, VSC
- Duración: 14 semanas (5 diciembre - 19 diciembre y 9 enero - 3 abril)

**Tarea 6 - Aplicación del sistema de control.** En esta tarea, se adaptó el mejor sistema de control diseñado con el objetivo de utilizarlo en una situación vial realista como es la incorporación del pelotón a una rotonda.

- Recursos técnicos: PC, CARLA simulator, Python, VSC, GitHub
- Duración: 3 semanas (17 abril - 8 mayo)

**Tarea 7 - Redacción de un artículo científico.** A partir de la aplicación realizada en la tarea anterior, se escribió un artículo para el ITSC (Intelligent Transportation Systems Conference) llamado *Fuzzy logic based decision-making for urban platooning on urban roundabout scenarios* (Anexo 1).

- Recursos técnicos: PC, Overleaf
- Duración: 3 semanas (8 mayo - 29 mayo)

**Tarea 8 - Redacción de la memoria.** En esta última tarea se realizó la redacción de la presente memoria en la cual se explica todo lo relacionado con el trabajo realizado.

- Recursos técnicos: PC, Microsoft Word, Microsoft Excel
- Duración: 7 semanas (15 mayo - 3 julio)



*CAPITULO 8*

# **ASPECTOS ECONÓMICOS**

---

## 8 Aspectos económicos

En este capítulo se mostrará el presupuesto necesario para la realización de este trabajo. Dicho presupuesto se dividirá en costes de personal, materiales y amortizables. Posteriormente, se sumarán los tres presupuestos para conseguir el coste total del proyecto.

**Costes de personal.** Este proyecto se ha realizado en cooperación con un doctorando de Tecnalía que ha adoptado el rol de tutor de empresa. Además, se ha contado con la ayuda del tutor del proyecto que es parte del departamento de Ingeniería de Sistemas y Automática de la Escuela de Ingeniería de Bilbao. Por tanto, el presupuesto estimado para esta parte del proyecto es el siguiente:

Tabla 8.1: Costes de personal

<i>Concepto</i>	<i>Nº horas (h)</i>	<i>Coste/hora (€/h)</i>	<i>Coste (€)</i>
Ingeniero junior	350	30	10500
Tutor Empresa	70	50	3500
Tutor Universidad	50	80	4000
<b>Total</b>			<b>18000</b>

**Costes amortizables.** En estos costes se incluyen los correspondientes a las amortizaciones de los recursos utilizados durante la realización del trabajo como ordenadores o licencias de softwares. El coste de la licencia de CARLA simulator debería tenerse en cuenta en estos costes, pero al ser un software gratuito, su coste ha sido nulo.

Tabla 8.2: Costes amortizables

<i>Concepto</i>	<i>Inversión (€)</i>	<i>Vida útil (meses)</i>	<i>Uso (meses)</i>	<i>Coste (€)</i>
PC Aula Tecnalía	800	60	5	66.67
PC Tecnalía	800	60	4	53.33
Licencia Microsoft Office	100	12	9	75
<b>Total</b>				<b>195</b>

**Otros costes.** En estos últimos costes se tienen en cuenta otros gastos como los de desplazamiento, o el gasto eléctrico.

Tabla 8.3: Otros costes

<i>Concepto</i>	<i>Coste (€)</i>
Desplazamiento (Aula Tecnalia)	97
Desplazamiento (Tecnalia)	240
Gasto eléctrico	150
<b>Total</b>	<b>487</b>

**Coste total.** Finalmente, se suman los costes anteriores para conseguir el coste total estimado del proyecto.

Tabla 8.4: Coste total del proyecto

<i>Concepto</i>	<i>Coste (€)</i>
Costes de personal	18000
Costes amortizables	195
Otros costes	487
<b>Total</b>	<b>18682</b>



*CAPITULO 9*

# **CONCLUSIONES**

---

## 9 Conclusiones

El trabajo realizado en este proyecto ha contribuido al estado del arte de pelotones de vehículos autónomos en entornos urbanos, así como al estado del arte de aplicaciones de car-sharing.

En el presente trabajo se han estudiado diversas soluciones de control para un pelotón de vehículos autónomos en el marco de una aplicación de car-sharing. Para ello, se ha estudiado el estado del arte sobre todo en el campo del control de vehículos autónomos y se han investigado los controladores más utilizados, en concreto, los tipos PID y los basados en control predictivo (MPC) en combinación con un sistema CACC. Una vez analizadas todas las estrategias de control se ha realizado una comparación y se ha deducido que una estrategia basada en control predictivo es la más apropiada para una aplicación de este tipo. Finalmente, se ha aplicado la estrategia de control óptima a una situación vial realista, como es la incorporación a una rotonda, en combinación con un sistema de toma de decisiones basado en lógica difusa.

La principal conclusión que se ha extraído del estudio realizado es que utilizar controladores basados en control predictivo para manejar vehículos autónomos es una muy buena solución, ya que se anticipan a acontecimientos futuros. Esta es una característica con la que no cuenta el PID. Además, gracias a la característica recién mencionada, es más sencillo conseguir estabilidad en cadena dentro del pelotón, lo cual ayuda a reducir las congestiones vehiculares en el entorno urbano.

Finalmente, en cuanto a las acciones futuras, el siguiente paso sería implementar el sistema de control y de toma de decisiones en pelotones de vehículos reales. En esta línea, lo más apropiado sería implementarlo en los Renault Twizy que hay en Tecnalía (Figura 9.1). De esta manera, se podría probar y perfeccionar el sistema de control en un entorno realista.



Figura 9.1: Renault Twizy de Tecnalía

*CAPITULO 10*

**REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

---

## 10 Referencias bibliográficas

- [1] C. G. Oliva, “Esta es la historia del coche autónomo, y ojo porque no es tan nuevo como lo pintan...”, *autonocion.com*, 13 de agosto de 2018. <https://www.autonocion.com/historia-coche-autonomo/>
- [2] J. Fernández, “Mientras esperamos el vehículo autónomo”, *blog.ferrovial.com*, 3 de marzo de 2021. <https://blog.ferrovial.com/es/2021/03/mientras-esperamos-el-vehiculo-autonomo/>
- [3] P. Russell, “How Autonomous Vehicles Will Profoundly Change The World How Autonomous Vehicles Will Profoundly Change the World View project”, marzo de 2015.
- [4] R. Glon y S Edelstein, “The history of self-driving cars”, *digitaltrends.com*, 31 de julio de 2020. <https://www.digitaltrends.com/cars/history-of-self-driving-cars-milestones/>
- [5] Waymo, *waymo.com*. <https://waymo.com/intl/es/company/>
- [6] Ibáñez, “De 0 a 5: cuáles son los diferentes niveles de conducción autónoma, a fondo”, *xataka.com*, 18 de abril de 2017. <https://www.xataka.com/automovil/de-0-a-5-cuales-son-los-diferentes-niveles-de-conduccion-autonoma>
- [7] N. López, “Coche autónomo: los seis niveles de conducción”, *autobild.es*, 11 de septiembre de 2019. <https://www.autobild.es/practicos/coche-autonomo-seis-niveles-conduccion-cuales-son-como-funcionan-cuando-llegaran-490005>
- [8] INSIGHTS, “Insights into Issues: Autonomous Vehicle Technology”, *insightsonindia.com*, 30 de noviembre de 2016. <https://www.insightsonindia.com/2016/11/30/insights-issues-autonomous-vehicle-technology/>
- [9] G. Lee y J.-i. Jung, "Decentralized Platoon Join-in-Middle Protocol Considering Communication Delay for Connected and Automated Vehicle", *Sensors*, vol. 21, n.º 21, p. 7126, octubre de 2021.
- [10] A. Eskandarian, C. Wu y C. Sun, "Research Advances and Challenges of Autonomous and Connected Ground Vehicles", *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol 22, n.º 2, pp. 1–29, febrero de 2021.
- [11] C. Englund et al., "The Grand Cooperative Driving Challenge 2016: boosting the introduction of cooperative automated vehicles", *IEEE Wireless Commun.*, vol. 23, n.º 4, pp. 146–152, agosto de 2016.
- [12] J. Ploeg et al., "Cooperative Automated Maneuvering at the 2016 Grand Cooperative Driving Challenge", *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 19, n.º 4, pp. 1213–1226, abril de 2018.
- [13] V. Dolk et al., "Cooperative Automated Driving for Various Traffic Scenarios: Experimental Validation in the GCDC 2016", *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 19, n.º 4, pp. 1308–1321, abril de 2018.

- [14] Y. Chen et al., "Lane-Exchanging Driving Strategy for Autonomous Vehicle via Trajectory Prediction and Model Predictive Control", *Chinese Journal of Mechanical Engineering (English Edition)*, vol. 35, n.º 1, 2022.
- [15] M. A. Daoud, M. W. Mehrez, D. Rayside y W. W. Melek, "Simultaneous Feasible Local Planning and Path-Following Control for Autonomous Driving", *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, pp. 1–13, 2022.
- [16] X. Li, Z. Sun, D. Cao, D. Liu y H. He, "Development of a new integrated local trajectory planning and tracking control framework for autonomous ground vehicles", *Mech. Syst. Signal Process.*, vol. 87, pp. 118–137, marzo de 2017.
- [17] H. Chae y K. Yi, "Virtual Target-Based Overtaking Decision, Motion Planning, and Control of Autonomous Vehicles", *IEEE Access*, vol. 8, pp. 51363–51376, 2020.
- [18] J. Ji, A. Khajepour, W. W. Melek y Y. Huang, "Path Planning and Tracking for Vehicle Collision Avoidance Based on Model Predictive Control With Multiconstraints", *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 66, n.º 2, pp. 952–964, febrero de 2017.
- [19] J. Yoo y R. Langari, "A Predictive Perception Model and Control Strategy for Collision-Free Autonomous Driving", *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 20, n.º 11, pp. 4078–4091, noviembre de 2019.
- [20] M. Nourinejad y M. J. Roorda, "Carsharing operations policies: a comparison between one-way and two-way systems", *Transportation*, vol. 42, n.º 3, pp. 497–518, abril de 2015.
- [21] A. G. H. Kek, R. L. Cheu, Q. Meng y C. H. Fung, "A decision support system for vehicle relocation operations in carsharing systems", *Transp. Res. Part E: Logistics Transp. Rev.*, vol. 45, n.º 1, pp. 149–158, enero de 2009.
- [22] M. Nourinejad y M. J. Roorda, "A dynamic carsharing decision support system", *Transp. Res. Part E: Logistics Transp. Rev.*, vol. 66, pp. 36–50, junio de 2014.
- [23] G. G. D. Santos y G. H. de Almeida Correia, "Finding the relevance of staff-based vehicle relocations in one-way carsharing systems through the use of a simulation-based optimization tool", *J. Intell. Transp. Syst.*, vol. 23, n.º 6, pp. 583–604, marzo de 2019.
- [24] M. Dror, D. Fortin y C. Roucairol, "Redistribution of Self-service Electric Cars: A Case of Pickup and Delivery", 1998.
- [25] J. Nidamanuri, C. Nibhanupudi, R. Assfalg y H. Venkataraman, "A Progressive Review - Emerging Technologies for ADAS Driven Solutions", *IEEE Trans. Intell. Vehicles*, p. 1, 2021.
- [26] A. Kurt y Ü. Özgüner, "Hierarchical finite state machines for autonomous mobile systems", *Control Eng. Pract.*, vol. 21, n.º 2, pp. 184–194, febrero de 2013.
- [27] L. Caltagirone, M. Bellone, L. Svensson y M. Wahde, "LIDAR-based Driving Path Generation Using Fully Convolutional Neural Networks", octubre de 2017
- [28] S. Aradi, T. Becsi y P. Gaspar, "Policy Gradient Based Reinforcement Learning Approach for Autonomous Highway Driving", *IEEE Conf. Control Technol. Appl. (CCTA)*, Copenhagen, 21–24 de agosto de 2018.

- [29] D. L. Chen y G. P. Liu, “Coordinated path-following control for multiple autonomous vehicles with communication time delays,” *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 28, pp. 2005–2012, septiembre de 2020.
- [30] S. Jing, F. Hui, X. Zhao, J. Rios-Torres y A. J. Khattak, “Integrated longitudinal and lateral hierarchical control of cooperative merging of connected and automated vehicles at on-ramps,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pp. 1–15, septiembre de 2022.
- [31] S. D. Pendleton, H. Andersen, X. Du, X. Shen, M. Meghjani, Y. H. Eng, D. Rus y M. H. Ang, “Perception, planning, control, and coordination for autonomous vehicles,” *Machines*, vol. 5, marzo de 2017.
- [32] Brad Basten, “Connected and Automated Vehicles”, *wisconsin.gov*. <https://wisconsin.gov/pages/projects/multimodal/cav.aspx>
- [33] Z. Cao, L. Lu, C. Chen y X. Chen, "Modeling and Simulating Urban Traffic Flow Mixed With Regular and Connected Vehicles", *IEEE Access*, vol. 9, pp. 10392–10399, 2021.
- [34] H. Liu, X. D. Kan, S. E. Shladover, X.-Y. Lu y R. E. Ferlis, "Modeling impacts of Cooperative Adaptive Cruise Control on mixed traffic flow in multi-lane freeway facilities", *Transp. Res. Part C: Emerg. Technol.*, vol. 95, pp. 261–279, octubre de 2018.
- [35] J. Lioris, R. Pedarsani, F. Y. Tascikaraoglu y P. Varaiya, "Platoons of connected vehicles can double throughput in urban roads", *Transp. Res. Part C: Emerg. Technol.*, vol. 77, pp. 292–305, abril de 2017.
- [36] H. Cao, X. Song, S. Zhao, S. Bao y Z. Huang, “An optimal model-based trajectory following architecture synthesising the lateral adaptive preview strategy and longitudinal velocity planning for highly automated vehicle”, *Veh. Syst. Dyn.*, vol. 55, pp. 1143-1188, 2017.
- [37] M. Marouf, E. Pollard y F. Nashashibi, “Automatic parking and platooning for electric vehicles redistribution in a car-sharing application”, junio de 2014.
- [38] Y. Wang y X. Zhu, “Design and implementation of an integrated multi-functional autonomous parking system with fuzzy logic controller”, junio de 2012.
- [39] J. Cai, H. Jiang, L. Chen, J. Liu, Y. Cai, y J.-Y. Wang, “Implementation and Development of a Trajectory Tracking Control System for Intelligent Vehicle,” *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 94, n.º 1, pp. 251–264, abril de 2019.
- [40] E. Szádeczky-Kardoss y B. Kiss, "Path Planning and Tracking Control for an Automatic Parking Assist System", Springer Tracts in Advanced Robotics. Berlin, pp. 175–184. 2008.
- [41] W. J. Scholte, P. Zegelaar, y H. Nijmeijer, “A control strategy for merging a single vehicle into a platoon at highway on-ramps,” *Transportation Research Part C-emerging Technologies*, vol. 136, marzo de 2022.
- [42] C. Flores, P. Merdrignac, R. De Charette, F. J. S. Navas, V. Milanés, y F. Nashashibi, “A Cooperative Car-Following/Emergency Braking System With Prediction-Based Pedestrian Avoidance Capabilities,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 20, n.º 5, pp. 1837–1846, mayo de 2019.

- [43] Z. Wang, G. Wu y M. J. Barth “A Review on Cooperative Adaptive Cruise Control (CACC) Systems: Architectures, Controls, and Applications”, 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Maui, Hawaii, USA, 4-7 de noviembre de 2018.
- [44] M. R. Cantas, S. Y. Gelbal, L. Guvenc, y B. A. Güvenç, “Cooperative Adaptive Cruise Control Design and Implementation”, *SAE Technical Paper*, 2019.
- [45] V. Milanés, S. E. Shladover, J. Spring, C. Nowakowski, H. Kawazoe, y M. Nakamura, “Cooperative Adaptive Cruise Control in Real Traffic Situations,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 15, n.º 1, pp. 296–305, febrero de 2014.
- [46] Y. Liang, Y. Li, A. Khajepour, Y. Huang, Y. Qin, y L. Zheng, “A Novel Combined Decision and Control Scheme for Autonomous Vehicle in Structured Road Based on Adaptive Model Predictive Control,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, n.º 9, pp. 16083–16097, enero de 2022.
- [47] D. Chu, H. Li, C. Zhao, y T. Zhou, “Trajectory Tracking of Autonomous Vehicle Based on Model Predictive Control With PID Feedback,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, pp. 1–12, enero de 2022.
- [48] S. Feng, Y. Zhang, S. E. Li, Z. Cao, H. X. Liu, y L. Li, “String stability for vehicular platoon control: Definitions and analysis methods,” *Annual Reviews in Control*, vol. 47, pp. 81–97, enero de 2019.
- [49] J. A. Matute, A. Zubizarreta, y S. E. Diaz-Briceno, “A Vehicle Simulation Model and Automated Driving Features Validation for Low-Speed High Automation Applications,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 22, n.º 12, pp. 7772–7781, diciembre de 2021.
- [50] Z. Zainal, W. Rahiman y M. Baharom, “Yaw rate and sideslip control using pid controller for double lane changing”, *J. Telecommun. Electron. Comput. Eng.*, vol. 9, pp. 99-103, agosto de 2017.
- [51] A. Arizala, A. Zubizarreta y J. Pérez, “A Complete Framework for a Behavioral Planner with Automated Vehicles: A Car-Sharing Fleet Relocation Approach”, *Sensors*, vol. 22, n.º 22, noviembre de 2022.



*ANEXO I*

*ARTÍCULO*

---

# 11 ANEXO I: ARTÍCULO

## Fuzzy logic based decision-making for urban platooning on urban roundabout scenarios

Asier Arizala

Gorka Alonso

Joshué Pérez

Asier Zubizarreta

**Abstract**—This paper proposes a fuzzy-based decision-making framework for urban platooning in roundabout scenarios. By utilizing fuzzy logic to handle uncertainties and imprecise inputs, the framework adapts the behavior of platoon vehicles based on real-time traffic conditions, vehicle dynamics, and safety considerations. In addition, a MPC-based platoon following controller is proposed to execute the actions defined by the decision-making approach. A simulation-based study case is proposed in Carla Simulator with real traffic. Results show that the approach allows efficient platoon movements, leading to enhanced traffic flow and reduced delays. The framework contributes to intelligent transportation systems and the implementation of sustainable urban platooning.

### I. INTRODUCTION

Connected and Cooperative Automated Mobility (CCAM) functionalities are improving transportation efficiency, comfort, and safety in the driving process. Some studies show that parking, traffic control, and Limited Traffic Zones in urban areas can improve the transition to fossil-free transport and reduce personal vehicle usage [1]. However, other concepts such as shared vehicles, electrification, and connected and automated platooning, among others, are becoming more common nowadays.

In recent years, roundabouts have largely replaced traditional intersections in urban environments because they facilitate smoother merging and navigation, reduce congestion, and improve traffic flow. However, even today, driving on roundabouts, especially in platooning and merging situations, requires special attention. [2] analyzes how connected and automated vehicles can cooperatively drive to reduce energy consumption and improve traffic flow during lane reduction, using a model-free deep reinforcement learning approach, improving comfort and acceptance of automated vehicle platooning. Some studies in China, such as the one by Chen et al. [3], show how the cognitive spatial-time environment modeling approach can solve the trajectory planning problem for automated vehicles in very dense traffic.

In the literature, most of the approaches to solving the platooning and merging problems with dense traffic are focused on highways. Han et al. propose a comprehensive multi-lane platooning algorithm with organized behavior via a hierarchical framework [4]. For the Decision-Making for Cooperative Vehicle Platooning, they adopt cooperative automated driving systems (C-ADS) framework for planning and control that incorporates both strategic and tactical levels to cope with complex multi-lane highway challenges. In [5], the characteristics of mixed traffic composed of human-driven vehicles (HDVs) and connected and autonomous vehicles (CAVs) in adverse weather conditions such as dense fog are

evaluated with game theory (GT) to lane-changing policies in simulations.

Vehicle-to-vehicle (V2V) communication is one of the key aspects of cooperative vehicles. In [6], a control architecture for vehicle grouping and using V2V communication to ensure safe merging between vehicles from two platoons was presented. The goal was to avoid collisions with obstacles in optimum conditions when roads are crowded. Other works show cooperative services for Decision-Making with V2X techniques with CAVs and using visual horizon of perception [7]. An extensive review of Vehicle Platoon Merging and Splitting was recently published in [8], however, without any mention of roundabouts.

From a control perspective, Model Predictive Control (MPC) for heterogeneous platoons has been widely used in the literature. For example, [9] proposed a distributed MPC algorithm to solve the cruise control problem of a heterogeneous platoon with good results. [10] showed control for automated vehicles in platoons with a nonlinear MPC approach for coupled dynamics to solve the platoon constraints.

For the particular case of roundabouts, different approaches have been proposed, in which MPC-based control approaches also have presence [11]. However, other authors, such as [12], have proposed a lane-changing strategy for vehicles at the exit of a roundabout based on the Vehicle Profile (VP) in a traffic roundabout. This solution optimizes vehicle traffic and alleviates traffic congestion based on the collaborative strategy of vehicle-road-environment. Considering the nonlinear dynamics of vehicles in roundabouts and the need to impose safety constraints has also been analyzed in [13], in which lateral control schemes based on the concepts of Control Lyapunov Functions (CLFs) to enforce stability and High Order Control Barrier Functions (HOCBFs) have been proposed. Recent works show also propose approaches to define the speed profiles for efficient merging with traffic in roundabouts [14].

Hence, in the literature, it can be seen that the traffic problem related to driving a platoon through a roundabout in urban environment has been analyzed within separate perspectives, considering control, trajectory planning or platooning approaches. However, there is still a gap related to the decision-making related to the management of roundabouts in urban environments. This work aims to provide insight into this field, by proposing a Decision Making framework that considers the scenario in which a platoon is split when driving through the roundabout to merge with the incoming traffic, and then merges again with the platoon members.

The rest of the paper is organized as follows. In section

II a more in-depth description of the urban traffic problem is given so the reader can fully understand the motivation of this work. In section III the design details of both the Decision Making framework for roundabouts and the used platooning controller are provided. In section IV the scenario where the Decision Making and control algorithms have been tested is explained in detail and the results of the simulations are presented in section V. Finally, insight into the proposed methodology as well as some conclusions are discussed in section VI.

## II. URBAN TRAFFIC PROBLEM

Urban scenarios are extremely complex environments that require drivers to make numerous decisions due to the vast number of external agents surrounding the controlled vehicle and their potential interactions. This complexity is particularly evident in urban roundabouts, where traffic is constantly flowing and vehicles are constantly merging and intersecting.

The motivation behind this work is to develop a decision-making framework that enables a platoon of automated vehicles to safely navigate a roundabout in urban environments that are characterized by high levels of traffic. To this end, the proposed problem is depicted schematically in Figure 1. As the platoon approaches the roundabout, each member must make a decision about whether to merge with existing traffic and continue on its predefined trajectory or to stop in order to avoid a collision.

However, this is just the beginning of the complexities that must be taken into account. If traffic is particularly dense, it may be impossible for the entire platoon to enter the roundabout as a single unit. In this scenario, the platoon must be split up, with each member navigating the roundabout on its own before merging back together on the other side.

It should be noted that in this problem, the platoon leader is driven by a human, while the following vehicles are automated. This particular case is focused on Car-Sharing fleet repositioning scenarios, which are becoming increasingly important as more and more people turn to car-sharing services as a means of transportation. By developing a robust decision-making framework for automated platoons in urban environments, we can help to ensure that these services are safe, efficient, and accessible to everyone.

## III. DECISION MAKING FRAMEWORK AND CONTROL

In the urban traffic problem proposed in Section II, each vehicle in the platoon has to evaluate the required space needed to enter the roundabout and continue its trajectory, ensuring safety while maintaining the traffic flow.

In order to develop an approach for platooning in the aforementioned scenario, in this work the decision architecture developed in [15] will be taken as starting point. In this work, a Finite State Machine (FSM) is proposed to implement the global behavioural planner of each follower in an urban platoon. As it can be seen in Figure 2, the FSM is composed by 5 states: 1) a waiting state, in which the follower vehicle is parked and stopped; 2) a de-parking

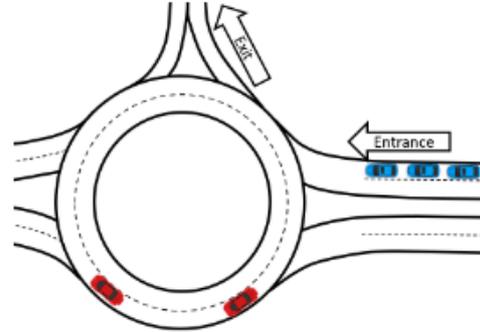


Fig. 1: Proposed urban traffic problem (platoon in blue and independent vehicles in red)

state, in which the vehicle de-parks in order to connect to an existing platoon; 3) a joining state, which is optional in the case that the platoon is at a certain distance and a joining maneuver is required; 4) platoon following, in which the vehicle is integrated into the platoon and follows the leader trajectory; and 5) a parking state, in which the vehicle disconnects from the platoon and is parked. Each of the follower vehicles in a platoon can be in one of the aforementioned states at a time, and each state presents its own trajectory generation and control strategies.

Hence, in order to consider the roundabout problem into the aforementioned decision architecture, the platoon following and joining states have to be adapted. The next subsections detail the approaches proposed for this purpose.

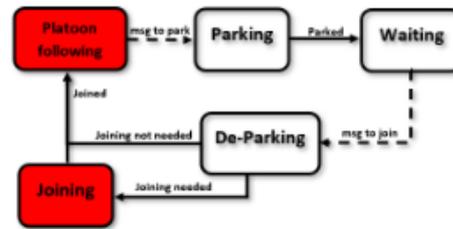


Fig. 2: Scenario description in Carla simulator

### A. Fuzzy logic Decision Making

Once a follower vehicle in a platoon arrives at a roundabout in which other vehicles may be present, the first step is to define whether the vehicle enters the roundabout and follows the platoon leader or if it stops and waits until safety is ensured.

In the literature this issue has been analyzed for a single vehicle in several works. In [16] the authors apply a game theoretic decision making in which they consider the several risk and comfort factors along a prediction horizon. They use the concept of the opposing vehicle for referring the

vehicle inside the roundabout. However, one of the main concerns with the game theoretic is that the opposing actors are supposed to follow a certain set of rules. Therefore, losing generality.

In this work an intuitive Fuzzy Logic approach has been implemented in order to implement the decision making algorithm. Fuzzy Logic algorithms allow for a good interpretability of the system since the rules are formulated using linguistic variables, and thus, this allows easy tuning and understanding of the underlying proposed approach.

Moreover, in this work, the selection of the variables considered by the Decision Making algorithm has been carried out by considering human reasoning when it comes to make this same decision. Hence, distance to the opposed vehicle, self speed and opposed vehicle speed are used as inputs variables. The following fuzzy sets have been defined for the aforementioned variables:

- Distance to the opposed vehicle, calculated as the euclidean distance to the opposed vehicle: Very close (VC), Close (C), Far away (FA), Very far away (VFA)
- Speed of the controlled vehicle/ Speed of the opposed vehicle: Slow(S), Medium (M), Fast (F)

Finally, the output of the fuzzy logic algorithm is defined by an action variable. It can get two possible values that have been separated in trapezoidal fuzzy sets: Follow opposing vehicle (FOV) and Stay in platoon (SIP).

Once the result is retrieved it must be interpreted, or defuzzyfied, transforming the float value into a boolean.

The set of rules have been selected so they are consistent with the decisions a human driver would take in this exact scenario. In Figure 3 these are represented using the pre-established acronyms of each fuzzy set.

### B. MPC-based platoon following controller

In order to control the behaviour of the platoon in the roundabout, a Cooperative Adaptive Cruise Control (CACC) has been designed in combination with an MPC-based lateral control that ensures that the follower is within its lane and follows the platoon trajectory.

The CACC system is implemented using a MPC based controller for the longitudinal control of the followers in the platoon. The use of predictive control allows a better interaction between the platoon and the vehicles in the roundabout. For this purpose, the longitudinal control is carried out considering the distance with the preceding vehicle. In the case of the roundabout, the preceding vehicle can be either the precedent platoon follower (or the leader), or the opposing vehicle that is inside the platoon. This will depend in the decision taken by the Fuzzy Logic Decision System detailed in the previous subsection.

The goal of the CACC approach is to maintain a constant distance to the preceding vehicle in order to ensure that no collisions exist and ensure the so called string stability when multiple vehicles exist. For this purpose, the MPC considers not only the dynamics of the ego vehicle, but also the speed of the preceding vehicle and the distance between them and the speed of the leader vehicle. The CACC output

is the instantaneous optimal reference speed of the follower vehicle, which will be then be applied using a low level speed controller.

To be able to optimize the value of the follower's speed, the MPC requires a model of the ego, precedent and leader vehicles. As the study case analyzed in this work is an urban scenario with low speeds, a simplified longitudinal kinematic model approach has been selected to predict the relative distance behaviour of the considered vehicles, considering them as punctual masses with certain speeds. Hence, the model depicted in Eq. 1 is used for MPC implementation,

$$\begin{aligned}\dot{x}_{rleader} &= v_{leader} - v \\ \dot{x}_{rfront} &= v_{front} - v\end{aligned}\quad (1)$$

where  $v$  is the speed of the ego vehicle and  $v_{front}$  and  $v_{leader}$  are the speeds of the precedent vehicle and the leader, respectively.  $x_{rfront}$  and  $x_{rleader}$ , however, are the relative distances between the ego vehicle and both the precedent vehicle and the leader, respectively. These will be the controlled variables.

Hence, the CACC control law,

$$\begin{aligned}\min_{v^+} J(x_{rleader}, x_{rfront}, v) \\ s.t. \\ v \in (0, v_{max}) \\ x_{rleader} > x_{rleadermin} \\ x_{rfront} > x_{rfrontmin}\end{aligned}\quad (2)$$

where  $v_{max}$  is the maximum admissible speed of the follower,  $x_{rleadermin}$  and  $x_{rfrontmin}$  are the minimum admissible distances to the precedent and leader vehicles, respectively. The output of the minimization problem is the speed of the vehicle  $v$ , which will be calculated to optimize the cost function,

$$J = (\hat{x}_r - x_{ref})^T \mathbf{Q} (\hat{x}_r - x_{ref}) + v^{+T} \mathbf{R} v^+ \quad (3)$$

where  $\hat{x}_r$  and  $v^+$  are the predicted distances and optimal speed calculated for the desired prediction horizon  $h$ , while  $\mathbf{Q}$  and  $\mathbf{R}$  are the weighting matrices used to tune the controller.

For the proposed scenario, it has been decided to use a higher  $\mathbf{R}$  factor, specifically 30, so the controller doesn't present too much error. Nevertheless, the value of the  $\mathbf{R}$  factor is not much larger than  $\mathbf{Q}$ , which has been set at 20, as the control action would be too aggressive and thus it would generate higher accelerations for follower vehicles.

In addition, the upper limit of the vehicle speed has been set at the merging speed, i.e., 36km/h, while, with respect of the minimum relative distances, lower constraints have been set at  $7m$  and  $7nm$ , where  $n$  is the relative position of the follower vehicle in the platoon. These are the minimum distances wanted between the follower and both the vehicle in front and the leader of the platoon, respectively.

Distance	VC		
Oposed			
Controlled	S	M	F
S	FOV	FOV	FOV
M	FOV	FOV	FOV
F	FOV	FOV	FOV

Distance	C		
Oposed			
Controlled	S	M	F
S	FOV	FOV	SIP
M	FOV	FOV	SIP
F	SIP	SIP	SIP

Distance	FA		
Oposed			
Controlled	S	M	F
S	SIP	SIP	SIP
M	SIP	SIP	SIP
F	SIP	SIP	SIP

Distance	VFA		
Oposed			
Controlled	S	M	F
S	SIP	SIP	SIP
M	SIP	SIP	SIP
F	SIP	SIP	SIP

Fig. 3: Rules of the fuzzy logic

#### IV. SIMULATION BASED IMPLEMENTATION

In order to test the validity of the control architecture in the proposed traffic problem a specific scenario has been designed using Carla Simulator. This simulator uses Unreal Engine 4 to create 3D scenarios combined with simulated sensors in order to create a realistic environment. It got its first release in 2017, and since then, it has attracted the attention of the investigation community. Through projects like [17], where a Deep Learning based car following model is tested, it can be seen that the implemented vehicle dynamics are well considered. Meanwhile projects like [18], where Carla simulator is used in to study the driver behavior during a take-over maneuver proves the relevance of its graphic design in the state-of-the-art perception studies.

The testing has been performed in a standard four way roundabout with two lanes as depicted in Figure 4. A three vehicle platoon is considered as a study case, which will try to drive through this roundabout. However, two vehicles follow a predefined route within the roundabout at a constant velocity of  $8m/s$ . These are considered to be external agents that are going to interrupt the platoon following maneuver, i.e., the opposing vehicles. Therefore, their speed and positions have been synchronized with the platoon in order to ensure that they interrupt the platoon. This way, one vehicle will make the platoon split between the leader and the first follower and the other will do the same between the two followers.

The information needed for the car following between the followers and the vehicles inside the roundabout is supposed to be available for the use case for simplicity purposes, although the cohesive assumption regarding the work in [15] would be to use a vehicle to infrastructure (V2I) communication solution.

The goal of the simulation is to test the functionality of the new subsystems implemented in the state machine by forcing a platoon split in several points. The followers should be able to catch up with the platoon leader and maintain a



Fig. 4: Testing roundabout

safe distance.

For this particular scenario the proposed fuzzy decision making approach is implemented with triangular membership functions, as they are computationally less expensive than other alternatives, like Gaussian or Sigmoid functions. In this regard, the fuzzy values have been tuned empirically, having started from a somewhat rational guess for the membership functions (figure 5). The maximum speed of the leader of the platoon has been set to  $10m/s$ , therefore, from  $0m/s$  to  $5m/s$  (half of the platoon speed) is considered L speed. The actual platoon speed is set within the boundaries of the N speed, which are  $4m/s$  to  $12m/s$ . Values higher than that and up to  $50m/s$  are considered H speed values and the follower vehicles should only reach this state when trying to reunite with the platoon leader.

Distances in this application are harder to define. Since the euclidean distance is used, its relation with the velocities is complex to reproduce mathematically. The VC distance membership is almost the equivalent of the distance travelled by a vehicle at Low speed in 1s. This same reasoning is applied for the C and FA distances with M and H speeds. Values bigger than  $35m$  are considered VFA.

Distance	Begin	Top	End
VC	0	4	8
C	7	9	13
FA	13	22	35
VFA	33	100	200

Speed	Begin	Top	End
L	0	2	5
M	4	8	12
H	11	30	50

Fig. 5: Membership functions for the simulation

V. RESULTS AND DISCUSSIONS

The results of the maneuver are split in 4 steps (Figure 6), so the action of the fuzzy logic Decision Making algorithm can be well interpreted and understood. The follower vehicles start the simulation parked and are picked up one by one once the last vehicle of the platoon drives near them.

When arriving to the roundabout (Step 1) the first follower is at 10 meters of the leader, while the second follower has not reached a steady state distance with the leader, thus, the small distance variation in Figure 6. In the same figure it can be seen that the relative distance of the first opposing vehicle, whose relative distance to the follower is depicted in Figure 6, reduces as it approaches through the roundabout. The decision system implemented for follower 1 then establishes that it should wait for the opposing vehicle to drive through

the roundabout, and then start following it instead of the platoon leader. The flag related to this change in the decision making system is depicted by the green signal having the value 0 (following the leader) to 1 (following the opposing vehicle), at second 8.95.

After splitting from the leader and having decided to wait for the opposing vehicle (Step 2), the first follower waits until the distance to the opposing vehicle is big enough to enter the roundabout. In this case a fixed distance of 10 meters has been established. Since both followers are not moving during this step the relative distance between them does not grow either, as can be seen in the Follower 2 platoon distance depicted in Figure 6 Step 2. On the other hand, it is seen that the relative distance of the leader with respect to follower 1 increases, as the leader drives through the roundabout.

Once the reference safety distance with the opposing vehicle is achieved, the developed longitudinal controller tries to keep the first follower at this distance during Step 3. Hence, during this step, Follower 1 enters the roundabout and follows the opposing vehicle that is in front of it. The second follower, on the other hand, evaluates the relative distance of the next opposing vehicle, and even if it starts to move through the roundabout, the Decision Making system establishes that in order to ensure safety, it should stop and wait to the second opposing vehicle to drive through the

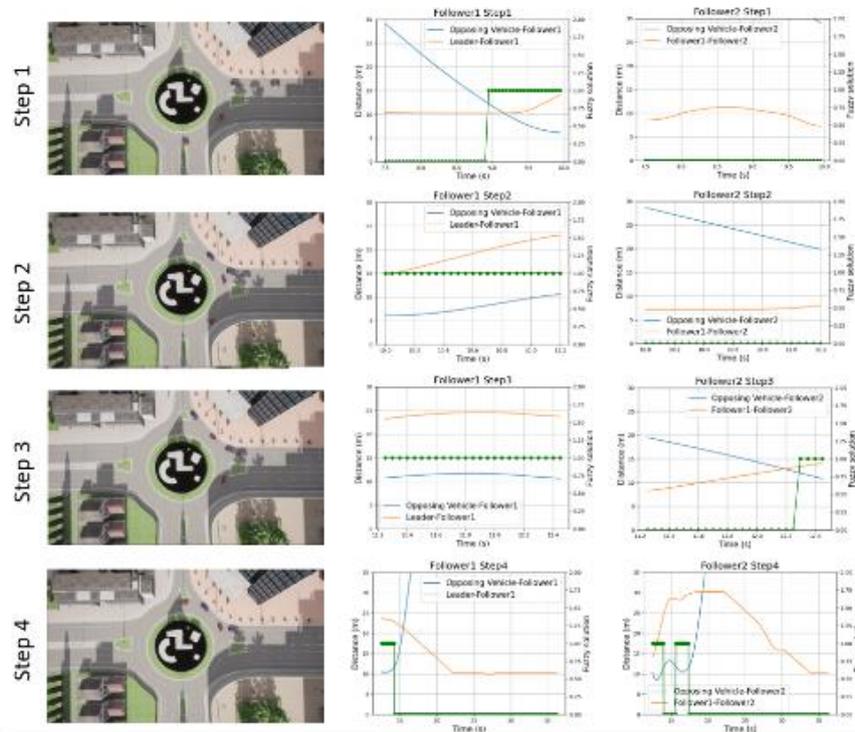


Fig. 6: Results of the simulation divided in 4 steps. In green the output of the decision system is depicted.

roundabout. This is seen at second 12.3 in Figure 6 Step 3.

Figure 6 Step 4 shows the development of the inner distances of the platoon until they reach a stabilization point, hence, the moment they reach the platoon distance. For the first follower it is possible to see it starts to exit the roundabout on second 14, as the opposing vehicle continues driving in the roundabout, but the leader trajectory exits it. At this point, the decision making system changes the distance reference to the platoon leader, and Follower 1 proceeds to increase its speed to join the platoon leader and maintain a constant distance of 10 meters. The second follower follows a similar procedure, 3 seconds later, as the opposing vehicle continues through the roundabout and the decision making indicates to follow the relative distance to Follower 1. At second 34 the platoon is again merged.

Note that the maximum speed of the vehicles is limited to the maximum speed of vehicles on urban traffic scenarios using the restrictions of the MPC controller explained in section III-B.

## VI. CONCLUSION

In this work the problem of a platoon splitting due to a roundabout is tackled using Carla simulator as a simulation environment. For this a fuzzy logic based Decision Making model is proposed in which three inputs are provided: The velocity of the controlled vehicle, the velocity of an opposed vehicle and the distance to that opposed vehicle. This process is repeated for every vehicle in the roundabout and an action value choose whether to use the platoon predecessor or the vehicle in the roundabout as following reference. This algorithm has been tested with a three vehicle platoon and two vehicles inside the roundabout.

The proposed Decision Making method proves to be fit for the situation where the obstacles drive at a constant speed of  $8m/s$  since there is no collision inside the roundabout. However it is still dependent of the controller vehicles knowing the relative distance to the obstacles and their velocity. Therefore, they need either an embedded perception system or a communication with a unit that can provide that information.

Future work will be focused on integrating more interaction with the urban environment to the framework proposed in the work [15]; such as, traffic light and pedestrian interaction as well as a local planning for obstacle avoidance inside the platoon.

## ACKNOWLEDGMENTS

This work has been funded by the Basque Government under projects ELKARTEK KK-2021/00123 and IT1726-22; and the European SHOW Project from the Horizon 2020 program under the grant agreement No. 875530.

## REFERENCES

- [1] P. Kuss and K. A. Nicholas, "A dozen effective interventions to reduce car use in european cities: Lessons learned from a meta-analysis and transition management," *Case Studies on Transport Policy*, vol. 10, no. 3, pp. 1494–1513, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2213624X22000281>
- [2] A. Irshayyid and J. Chen, "Comparative study of cooperative platoon merging control based on reinforcement learning," *Sensors*, vol. 23, no. 2, p. 990, 2023.
- [3] R. Chen, J. Hu, X. Zhong, and M. Zhang, "A cognitive environment modeling approach for autonomous vehicles: A chinese experience," *Applied Sciences*, vol. 13, no. 6, p. 3984, 2023.
- [4] X. Han, R. Xu, X. Xia, A. Sathyan, Y. Guo, P. Bujanović, E. Leslie, M. Goli, and J. Ma, "Strategic and tactical decision-making for cooperative vehicle platooning with organized behavior on multi-lane highways," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 145, p. 103952, 2022. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0968090X22003655>
- [5] B. Gong, F. Wang, C. Lin, and D. Wu, "Modeling hdy and cav mixed traffic flow on a foggy two-lane highway with cellular automata and game theory model," *Sustainability*, vol. 14, no. 10, 2022. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/10/5899>
- [6] O. Pauca, A. Maxim, and C. F. Caruntu, "Control architecture for cooperative autonomous vehicles driving in platoons at highway speeds," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 153472–153490, 2021.
- [7] J. E. Naranjo, E. Talavera, J. Pérez, and C. Hidalgo, "Chapter 10 - cooperative driving," in *Decision-Making Techniques for Autonomous Vehicles*, J. Villagra and F. Jiménez, Eds. Elsevier, 2023, pp. 245–262. [Online]. Available: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780323983396000051>
- [8] Q. Li, Z. Chen, and X. Li, "A review of connected and automated vehicle platoon merging and splitting operations," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 23, no. 12, pp. 22790–22806, 2022.
- [9] G. Nie, B. Xie, Z. Hao, H. Hu, and Y. Tian, "A distributed model predictive control approach to cooperative adaptive cruise control of the heterogeneous platoon," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, vol. 236, no. 14, 2022.
- [10] M. Goli and A. Eskandarian, "A nonlinear model predictive control design for autonomous multivehicle merging into platoons," *SAE International Journal of Transportation Safety*, vol. 10, no. 1, pp. 73–91, 2021.
- [11] Z. Farkas, A. Mihály, and P. Gáspár, "Model predictive control method for autonomous vehicles in roundabouts," *Machines*, vol. 11, no. 1, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/2075-1702/11/1/75>
- [12] D. F. Cao, C. Y. Hu, and N. Ding, "Design of vehicle profile for autonomous vehicles in roundabouts used to improve lane change strategy based on multi-vehicle collaboration," in *2022 IEEE International Conference on Smart Internet of Things (SmartIoT)*, 2022, pp. 130–135.
- [13] M. Abduljabbar, N. Meskin, and C. G. Cassandras, "Control barrier function-based lateral control of autonomous vehicle for roundabout crossing," in *2021 IEEE International Intelligent Transportation Systems Conference (ITSC)*, 2021, pp. 859–864.
- [14] J. F. Medina-Lee, J. Godoy, A. Artuñedo, and J. Villagra, "Speed profile generation strategy for efficient merging of automated vehicles on roundabouts with realistic traffic," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, vol. 8, no. 3, pp. 2448–2462, 2023.
- [15] A. Arizala, A. Zubizarreta, and J. Pérez, "A complete framework for a behavioral planner with automated vehicles: A car-sharing fleet relocation approach," *Sensors*, vol. 22, no. 22, p. 8640, 2022.
- [16] R. Tian, S. Li, N. Li, I. Kolmanovsky, A. Girard, and Y. Yildiz, "Adaptive game-theoretic decision making for autonomous vehicle control at roundabouts," in *2018 IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*. IEEE, 2018, pp. 321–326.
- [17] D. Li and O. Okhrin, "Modified ddpg car-following model with a real-world human driving experience with carla simulator," *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 147, p. 103987, 2023.
- [18] J. Araluce, L. M. Bergasa, M. Ocaña, E. López-Guillén, R. Gutiérrez-Moreno, and J. F. Arango, "Driver take-over behaviour study based on gaze focalization and vehicle data in carla simulator," *Sensors*, vol. 22, no. 24, p. 9993, 2022.