

**Centro de Investigación Científica y de Educación  
Superior de Ensenada, Baja California**



---

**Maestría en Ciencias  
en Ciencias de la Computación**

---

**Caracterización de estilos de conducción de un vehículo  
autónomo utilizando realidad virtual**

Tesis  
para cubrir parcialmente los requisitos necesarios para obtener el grado de  
Maestro en Ciencias

Presenta:  
**Rafael Peralta Blanco**

Ensenada, Baja California, México

2020

Tesis defendida por

**Rafael Peralta Blanco**

y aprobada por el siguiente Comité

---

Dr. Ubaldo Ruiz López

Codirector de tesis

---

Dr. Israel Becerra Durán

Codirector de tesis

Dr. Jonatán Peña Ramírez

Dr. Jesús Favela Vara



---

Dr. Israel Marck Martínez Pérez  
Coordinador del Posgrado en Ciencias de la Computación

---

Dra. Rufina Hernández Martínez  
*Directora de Estudios de Posgrado*

*Rafael Peralta Blanco © 2020*

*Queda prohibida la reproducción parcial o total de esta obra sin el permiso formal y explícito del autor y director de la tesis*

Resumen de la tesis que presenta Rafael Peralta Blanco como requisito parcial para la obtención del grado de Maestro en Ciencias en Ciencias de la Computación.

### **Caracterización de estilos de conducción de un vehículo autónomo utilizando realidad virtual**

Resumen aprobado por:

---

Dr. Ubaldo Ruiz López

Codirector de tesis

---

Dr. Israel Becerra Durán

Codirector de tesis

Un automóvil autónomo es aquel que manipula el volante, el acelerador y el freno sin el control directo de un conductor, y está diseñado para que el conductor no inspeccione constantemente el camino mientras el vehículo opera en modo autónomo. Un viaje en un automóvil puede ser estresante tanto para el pasajero como para el conductor. La comodidad es importante y el estilo de conducción impacta directamente en ella. En este trabajo se propone una metodología general que permite crear estilos de conducción a partir de los parámetros de los controladores de un automóvil autónomo. Se desarrolló un simulador de automóviles autónomos con realidad virtual para crear una instancia de la metodología propuesta. Mediante experimentación con personas se encontró la "Mínima Diferencia Notable" del parámetro  $T$  ("Tiempo a colisión") del "Modelo de Conducción Inteligente (IDM)" y se propusieron cuatro estilos de conducción que resultaron ser igualmente preferidos por los usuarios del simulador. En este trabajo, también se presenta un análisis detallado del comportamiento de los parámetros del IDM.

**Palabras clave: Automóvil autónomo, Estilos de conducción, Mínima Diferencia Notable**

Abstract of the thesis presented by Rafael Peralta Blanco as a partial requirement to obtain the Master of Science degree in Computer Science.

### **Characterization of an autonomous car driving styles using virtual reality**

Abstract approved by:

---

Dr. Ubaldo Ruiz López

Thesis Co-Director

---

Dr. Israel Becerra Durán

Thesis Co-Director

An autonomous car is a vehicle that can operate without the direct input of a driver's steering, acceleration, and braking. It is designed so that the driver is not expected to constantly monitor the roadway while operating in self-driving mode. Traveling in a car may be stressful for the driver and the passenger, and the driving style impacts comfort. The proposed general methodology for creating driving styles for autonomous cars includes the use of controller parameters. An autonomous car simulator with virtual reality was developed, which was useful to follow the proposed methodology. Experimentation with human beings was done as well, and a "Just Noticeable Difference" was found for the  $T$  ("Time to collision") parameter from the "Intelligent Driver Model (IDM)". Additionally, four driving styles that were equally liked by the simulator's users were proposed. Also, this work presents a detailed analysis of the IDM parameter behavior.

**Keywords: Autonomous car, Driving Styles, Just Noticeable Difference**

## Dedicatoria

*A cualquier persona que le interese este trabajo de tesis.*

## Agradecimientos

A mi familia, amigos y a Rocío Vázquez Gastelum por mantenerme motivado.

A mis asesores Dr. Ubaldo Ruiz Lopez y Dr. Israel Becerra Durán, y a Dr. Rafael Murrieta Cid por su interés al realizar esta investigación.

A mis sinodales Dr. Jonathan Peña Ramírez y Dr. Jesús Favela Vara, por sus comentarios y sugerencias durante la revisión de tesis.

A todas aquellas personas que conocí durante este periodo.

Al Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada por aceptarme como alumno.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por brindarme el apoyo económico para realizar mis estudios de maestría. No. de becario: 900469.

# Tabla de contenido

	Página
Resumen en español .....	ii
Resumen en inglés .....	iii
Dedicatoria .....	iv
Agradecimientos .....	v
Lista de figuras .....	viii
Lista de tablas .....	x
<b>Glosario</b> .....	<b>xi</b>
<b>Capítulo 1. Introducción</b>	
1.1. Planteamiento del problema .....	2
1.2. Objetivos .....	2
1.2.1. Objetivo general .....	2
1.2.2. Objetivos específicos .....	2
1.2.3. Preguntas de investigación .....	3
1.3. Organización de la tesis .....	3
<b>Capítulo 2. Marco teórico y trabajo relacionado</b>	
2.1. Niveles de autonomía .....	5
2.2. Arquitectura del sistema de un vehículo autónomo .....	6
2.2.1. Modelado del vehículo .....	7
2.2.2. Controlador direccional .....	9
2.2.3. Controlador longitudinal de alto nivel .....	10
2.2.4. Controlador longitudinal de bajo nivel .....	10
2.2.5. Seguimiento de vehículos .....	12
2.2.6. Modelo de conducción inteligente (IDM) .....	12
2.2.7. Caracterización del IDM .....	13
2.3. Estilo de conducción .....	14
2.3.1. Definición de estilo de conducción en automóviles autónomos .....	15
2.3.2. Características en el estilo de conducción .....	15
2.3.3. Comodidad en un automóvil autónomo .....	17
2.3.4. Estilo de conducción y comodidad .....	17
2.3.5. Estilo de conducción en automóviles autónomos .....	18
2.3.5.1. Mínima diferencia notable (JND) .....	20
2.3.5.2. Estilos de conducción definidos por el “Tiempo a colisión” .....	21
2.3.5.3. Estilos de conducción y controladores .....	22
2.4. Simuladores de automóviles autónomos .....	24
2.5. Realidad virtual .....	25
2.5.1. Simuladores con realidad virtual .....	26
<b>Capítulo 3. Metodología</b>	
3.1. Desarrollo del simulador .....	29

## Tabla de contenido

3.1.1.	Motor gráfico y de física . . . . .	30
3.1.2.	Modelo del vehículo . . . . .	30
3.1.3.	Configuración del vehículo . . . . .	31
3.1.4.	Implementación del controlador longitudinal de bajo nivel . . . . .	32
3.1.4.1.	Mapa de aceleraciones . . . . .	32
3.1.4.2.	Búsqueda en el mapa de aceleraciones . . . . .	38
3.1.4.3.	Desempeño del controlador longitudinal de bajo nivel . . . . .	39
3.2.	Procedimiento general para la experimentación con participación de personas . . . . .	39
3.2.1.	Configuración de experimentos . . . . .	40
3.2.2.	Ambiente virtual . . . . .	41
<b>Capítulo 4. Proceso de distinción del parámetro <math>T</math></b>		
4.1.	Método de la escalera simple . . . . .	42
4.2.	Cuestionario NASA TLX . . . . .	43
4.3.	Consistencia interna de un cuestionario . . . . .	44
4.4.	Participantes . . . . .	44
4.5.	Recolección de datos . . . . .	44
4.6.	Resultados de las escaleras . . . . .	45
4.7.	Resultados de demanda de trabajo . . . . .	47
4.8.	Discusiones . . . . .	48
<b>Capítulo 5. Proceso de evaluación de estilos de conducción</b>		
5.1.	Modelo Bradley-Terry . . . . .	50
5.2.	Cuestionarios . . . . .	51
5.2.1.	Cuestionario de la Enfermedad del Simulador . . . . .	51
5.2.2.	Cuestionario de Presencia de IGroup . . . . .	52
5.3.	Participantes . . . . .	54
5.4.	Recolección de datos . . . . .	54
5.5.	Resultados de la clasificación . . . . .	54
5.6.	Resultados IPQ . . . . .	56
5.7.	Resultados SSQ . . . . .	57
5.8.	Discusiones . . . . .	59
<b>Capítulo 6. Conclusiones</b>		
6.1.	Propuestas para mejorar la implementación de la metodología . . . . .	60
6.1.1.	Controladores de seguimiento . . . . .	60
6.1.2.	Mejorar el simulador . . . . .	61
6.1.3.	Mejorar el controlador de bajo nivel . . . . .	61
6.1.4.	Otras formas de particionar el espacio de parámetros . . . . .	62
6.2.	Otra perspectiva para crear estilos de conducción . . . . .	62
6.3.	Principales contribuciones . . . . .	62
<b>Literatura citada . . . . .</b>		63
<b>Anexo . . . . .</b>		68

## Lista de figuras

Figura	Página
1. Estructura estándar de un sistema autónomo terrestre (adaptado de Lefevre <i>et al.</i> (2015)).	6
2. Modelo de la bicicleta. . . . .	7
3. Diagrama esquemático de un vehículo (ilustración adaptada de Kim y Yi (2013)). . . . .	8
4. Diagrama esquemático del modelo dinámico desarrollado por NVIDIA (2014). . . . .	8
5. Geometría del controlador de Persecución Pura (ilustración adaptada de Campbell (2007)).	9
6. Ilustración basada en el mapa del motor de Shakouri <i>et al.</i> (2010). . . . .	11
7. Definición de estilo de conducción en un automóvil autónomo. . . . .	15
8. Ilustración de una función psicométrica basada en (Levitt (1971)). . . . .	21
9. Oculus Rift S. . . . .	26
10. Diagrama de flujo con la metodología general. . . . .	28
11. Diagrama con la arquitectura del simulador. . . . .	30
12. Ilustración de un mapa de torque de un motor eléctrico. . . . .	31
13. Ilustración de un mapa de torque de un motor de combustión interna. . . . .	32
14. Velocidades producidas por el vehículo. . . . .	33
15. Aceleraciones producidas por el vehículo. . . . .	33
16. Mapa de aceleraciones en función de la velocidad. . . . .	34
17. Velocidades producidas por el vehículo (maniobra de desaceleración). . . . .	35
18. Aceleraciones producidas por el vehículo (maniobra de desaceleración). . . . .	35
19. Mapa de aceleraciones en función de la velocidad (maniobra de desaceleración). . . . .	36
20. Velocidades producidas por el vehículo (maniobra de frenado). . . . .	36
21. Aceleraciones producidas por el vehículo (maniobra de frenado). . . . .	37
22. Mapa de aceleraciones en función de la velocidad (maniobra de frenado). . . . .	37
23. Ilustración de una búsqueda en el mapa de aceleraciones. Donde los ejes de color verde corresponden a los valores que coinciden con la velocidad actual y la aceleración deseada, y el cuadro naranja corresponde al área del mapa de aceleraciones que concuerda con ambos criterios. . . . .	38
24. Desempeño del controlador de bajo nivel al seguir el perfil de conducción generado por el IDM. . . . .	39
25. Ambiente virtual creado en Unreal Engine 4.24. . . . .	41
26. Ejemplo de la ejecución del método de la escalera. . . . .	43
27. Resultados del JND ( $\Delta T$ ) para $T$ por participante. . . . .	46

## Lista de figuras

Figura	Página
28. Función psicométrica para la distancia entre vehículos. Intervalo de confianza del 95 % del JND sombreado. . . . .	46
29. Diagrama de caja de los resultados del cuestionario NASA TLX . . . . .	47
30. Intervalos de comparación de las preferencias de los estilos propuestos basados en el cuasi-error estándar y los coeficientes ajustados del modelo Bradley-Terry: $A = 0$ , $B = 0.067$ , $C = -0.134$ y $D = -0.336$ . . . . .	55
31. Resultados del cuestionario IPQ. . . . .	57

## Lista de tablas

Tabla	Página
1.	Parámetros del IDM. . . . . 13
2.	Conducción natural. . . . . 19
4.	Parámetros de controladores utilizados en la literatura. Redes Neuronales Artificiales (ANN) (Geng <i>et al.</i> (2016)), Control de Derrape Activo (AYC) (Dollinger <i>et al.</i> (2016)), Modelo de Control Predictivo (MPC) (Lefevre <i>et al.</i> (2015)), MPC con Variación de Tiempo Lineal basado en Clotoides (LTV-MPCC) (Lima <i>et al.</i> (2015)), Controlador Proporcional, Integral y Derivativo (PID) (Wang <i>et al.</i> (2014)) y el Modelo de Conducción Inteligente (IDM) (Treiber y Kesting (2013)). . . . . 24
5.	Configuración del controlador IDM para probar el desempeño del controlador de bajo nivel. . . . . 39
7.	Configuración del controlador IDM para los experimentos. . . . . 41
9.	Cuestionario NASA TLX traducido al español. Todas las preguntas se responden en un mismo rango, desde “Muy poco” hasta “Demasiado”. . . . . 44
10.	Configuración de escaleras. . . . . 45
11.	Resultados para el JND de la distancia entre vehículos. . . . . 46
12.	Estilos de conducción propuestos. . . . . 49
13.	Cuestionario SSQ traducido al español. . . . . 51
14.	Cuestionario IPQ traducido al español. . . . . 53
15.	Resultados del procedimiento de comparación por pares de los estilos de conducción propuestos. . . . . 54
16.	Resultados del procedimiento de comparación por persona de los estilos de conducción propuestos. . . . . 56
17.	Valores Cronbach de las versiones del IPQ en Francés, Alemán, Portugués (Vasconcelos-Raposo <i>et al.</i> (2016)) y Español. . . . . 57
18.	Resultados SSQ . . . . . 58
19.	Puntajes SSQ . . . . . 58
20.	Valores Cronbach de las versiones del SSQ en Inglés (Sevinc y Berkman (2020)) y Español. . . . . 58
21.	Pesos para calcular el puntaje del cuestionario SSQ. . . . . 72

## **Glosario**

**ACC** Control de Crucero Adaptativo.

**ANN** Redes Neuronales Artificiales.

**AYC** Control de Derrape Activo.

**DT** Desviación típica. Desviación estándar.

**IDM** Modelo de Conducción Inteligente.

**JND** Mínima Diferencia Notable.

**LTV-MPCC** MPC con Variación de Tiempo Lineal basado en Clotoides.

**Mdn** Mediana.

**MPC** Control Predictivo por Modelo.

**PID** Controlador Proporcional, Integral y Derivativo.

**TTC** Tiempo a colisión.

## Capítulo 1. Introducción

---

Un automóvil autónomo es aquel que manipula el volante, el acelerador y el freno sin el control directo de un conductor, y está diseñado para que el conductor no inspeccione constantemente el camino mientras el vehículo opera en modo autónomo (NAIC (2020)). El desarrollo de un sistema de conducción autónoma representa un verdadero reto multidisciplinario en el que participan áreas como: robótica, visión por computadora, planificación de movimiento, control automático y simulación (Best *et al.* (2018)).

Los vehículos con funcionalidades autónomas pueden ayudar a mejorar el flujo vehicular y reducir la cantidad de accidentes en el camino (Le Vine *et al.* (2015); Witt *et al.* (2019)). Estos son ocasionados comúnmente por características del camino, defectos del vehículo, condición del clima, desobediencia de las reglas de tránsito, y en su mayoría, por el comportamiento del conductor (Figueredo *et al.* (2018)).

Los vehículos autónomos, también aumentan la movilidad, seguridad y el desempeño de los sistemas de transporte mediante el uso eficiente de combustible y la selección de rutas óptimas (Geng *et al.* (2016)).

Diferentes trabajos de investigación han estudiado el comportamiento del humano al conducir un automóvil, y a partir de esta información se han identificado y clasificado distintos estilos de conducción entre las personas (Sección 2.3) (Figueredo *et al.* (2018); Kuderer *et al.* (2015)). Implementar estos estilos de conducción en el sistema de un vehículo autónomo puede mejorar la comodidad y seguridad percibida por el pasajero al viajar (Kuderer *et al.* (2015)).

Los estilos de conducción se podrían experimentar utilizando realidad virtual. Esta tecnología es capaz de crear la sensación de transportarse completamente a un mundo tridimensional generado por una computadora. La realidad virtual provee una experiencia inmersiva que una pantalla tradicional no puede proporcionar (Oculus (2020)).

En este trabajo se busca caracterizar los estilos de conducción en automóviles autónomos y su relación con los diferentes componentes en el sistema. Se utilizará la preferencia subjetiva del pasajero como medida de comodidad, por eso es importante identificar y presentar más de un tipo de estilo de conducción. Además, se implementará un simulador de realidad virtual que permita al usuario experimentar de manera realista y segura dichos estilos de conducción. El objetivo final es que, en un futuro, a partir de los estilos identificados se pueda formar un catálogo de modos de operación para un automóvil autónomo, tal que los pasajeros puedan elegir el comportamiento del vehículo de acuerdo a sus necesidades y preferencias.

Cabe destacar, que en este trabajo se utiliza la palabra automóvil y vehículo indistintamente, ya que un vehículo puede referirse a un tipo de transporte aéreo, marítimo o terrestre.

## **1.1. Planteamiento del problema**

Un viaje en un automóvil puede ser estresante tanto para el pasajero como para el conductor. De acuerdo con Le Vine *et al.* (2015) y Bellem *et al.* (2018), la comodidad es importante al viajar y el estilo de conducción impacta directamente en ella, al igual que en la percepción de seguridad personal. La situación de cada persona puede ser distinta y un solo estilo no es suficiente para satisfacer las expectativas de conducción del pasajero. Entonces es necesario ofrecer diferentes estilos de conducción, para automóviles autónomos, que permitan al pasajero decidir por “el conductor” de su preferencia.

## **1.2. Objetivos**

### **1.2.1. Objetivo general**

El objetivo general es generar un catálogo de estilos de conducción para usuarios de automóviles autónomos de forma económica y segura. Se propone que el usuario experimente de manera realista un viaje en un vehículo autónomo en un simulador con realidad virtual, y así identificar los estilos de conducción que potencialmente formarán el catálogo de acuerdo a preferencias de usuarios.

### **1.2.2. Objetivos específicos**

- Determinar un conjunto de estilos de conducción, tales que el pasajero de un automóvil autónomo virtual sea capaz de distinguirlos y ordenarlos de acuerdo a su preferencia subjetiva.
- Diseñar un experimento capaz de producir estilos de conducción distinguibles.
- El simulador debe permitir experimentar un viaje en un automóvil autónomo virtual.
- Reducir la cinetosis<sup>1</sup> percibida por el usuario al utilizar el simulador.

---

<sup>1</sup>La cinetosis sucede cuando la percepción visual no concuerda con la percepción física del movimiento (McGill *et al.* (2017); Ihemedu-Steinke *et al.* (2018)).

### 1.2.3. Preguntas de investigación

- Basado en los controladores para automóviles autónomos reportados en la literatura, ¿Cuál es el espacio de parámetros y cuál es la partición adecuada de este espacio para reproducir estilos de conducción distinguibles?
- ¿Cómo generar estilos de conducción distinguibles en un automóvil autónomo?
- ¿Cómo comparar estilos de conducción para determinar un orden de preferencias subjetivas?

### 1.3. Organización de la tesis

Este trabajo de tesis está organizado en seis capítulos y un apéndice. La nomenclatura estadística utilizada en este trabajo está basada en las Normas APA sobre material numérico, estadístico y matemático (Velandrino Nicolás Antonio (2019)).

En el Capítulo 1, se introduce el concepto de automóvil autónomo, así como sus ventajas al ser implementados en situaciones de la vida cotidiana. También, se presenta la relevancia de utilizar realidad virtual para experimentar estilos de conducción en automóviles autónomos y la motivación de este trabajo de investigación.

En el Capítulo 2, se describen los conceptos básicos sobre el funcionamiento y arquitectura de un automóvil autónomo. Además se presentan las maniobras y controladores utilizados en este trabajo, en especial, se muestra un análisis detallado sobre las características y funcionamiento del “Modelo de Conducción Inteligente (IDM)”. En este mismo capítulo se propone una definición para el estilo de conducción basada en los parámetros de los controladores de un automóvil autónomo. También, se discuten las características del estilo de conducción y su relación con la comodidad del pasajero. Por último, se presentan los antecedentes de simuladores de automóviles autónomos y se discute la posibilidad de desarrollar un simulador propio con realidad virtual.

En el Capítulo 3, se hace la propuesta de una metodología general para crear estilos de conducción para automóviles autónomos utilizando una partición de los parámetros de los controladores. Aquí mismo, se presenta la arquitectura y desarrollo de un simulador de automóviles autónomos con realidad virtual. También, se propone un controlador de bajo nivel basado en un mapa de aceleraciones que puede seguir el perfil de conducción del IDM. Finalmente, se define el ambiente virtual y la configuración inicial del simulador para los experimentos realizados en este trabajo.

En el Capítulo 4, se encuentran los resultados obtenidos al aplicar el proceso de distinción del parámetro  $T$  (“Tiempo a colisión”) del IDM y se presenta la constante de Weber correspondiente a dicho parámetro.

En el Capítulo 5, se presentan los resultados obtenidos al aplicar el proceso de evaluación de estilos de conducción. En particular, se proponen 4 estilos de conducción obtenidos a partir de la metodología descrita en el Capítulo 3, y se muestra su clasificación parcial de acuerdo a las preferencias subjetivas de los participantes del experimento.

En el Capítulo 6, se presentan las conclusiones de los resultados obtenidos en los Capítulos 4 y 5. También, se propone un conjunto de sugerencias para continuar y mejorar este trabajo de investigación como trabajo a futuro.

Por último, en el Anexo, se muestran los protocolos seguidos para cada uno de los procedimientos mencionados en los Capítulos 4 y 5. Además, se describe cómo calcular los puntajes del “Cuestionario de la Enfermedad del Simulador (SSQ)” utilizado en el Capítulo 5.

## Capítulo 2. Marco teórico y trabajo relacionado

---

Los nuevos automóviles cada vez incluyen una mayor cantidad de componentes automáticos (Le Vine *et al.* (2015)). Un Sistema de Asistencia de Conducción Avanzado (ADAS) es efectivo para reducir el número de accidentes y la gravedad de los mismos (Fleming *et al.* (2019); Witt *et al.* (2019)). Aunque estos sistemas funcionan de manera autónoma, no son suficientes para navegar por una red de caminos sin la ayuda de un humano.

La investigación sobre los automóviles autónomos ha aumentado durante las últimas tres décadas (Paden *et al.* (2016)), sin embargo, hasta hace poco la tecnología ha sido capaz de ayudar al conductor a tomar decisiones. La transición de un sistema manual a un sistema autónomo está comenzando. Los sistemas autónomos han sido implementados con objetivos muy especializados y en ambientes cerrados como pozos, minas, sitios en construcción y terminales de carga, posteriormente se espera encontrarlos en un ambiente urbano de manera comercial y masiva en el año 2025 (Lima *et al.* (2015); Cohen y Hopkins (2019)).

Un automóvil autónomo puede estar diseñado para recorrer una misma ruta todo el día, como parte de un sistema de transporte; para recorrer pequeñas distancias en una ciudad con muchas intersecciones, como un vehículo repartidor; para viajar por carreteras o para conducir a altas velocidades.

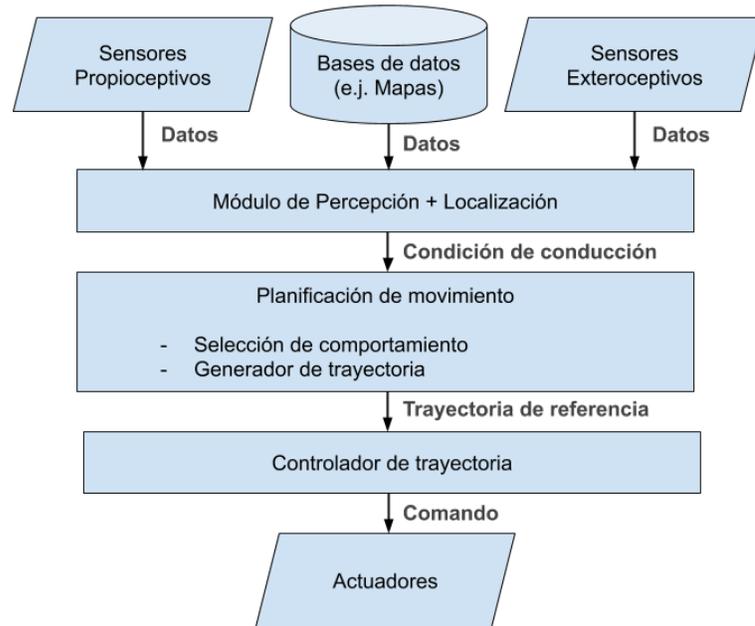
En esta sección, se describe la estructura básica y los componentes de un vehículo autónomo. También, se menciona la relación que existe entre cada componente con el estilo de conducción del vehículo, así como los parámetros que permiten diferenciarlos. Por último, se introduce la utilidad de emplear realidad virtual para experimentar un viaje en un automóvil autónomo.

### 2.1. Niveles de autonomía

La SAE, en el estándar “J3016” define 6 niveles de autonomía en un vehículo (Paden *et al.* (2016); Mahjoub *et al.* (2019)). Donde el nivel 0 representa a un vehículo que requiere completamente del humano. En los niveles 1 y 2, se encuentran los vehículos con sistemas de asistencia, como el control de velocidad y el frenado de emergencia (Lima *et al.* (2015); Lefevre *et al.* (2015); Zhang *et al.* (2010)). En los niveles 3 y 4, el conductor todavía puede tomar control del vehículo, y se considera que éste es autónomo bajo ciertas condiciones, como viajar solamente por carretera o por rutas específicas. Por último, en el nivel 5, el vehículo no requiere de un humano para navegar por una red de caminos (Paden *et al.* (2016)).

## 2.2. Arquitectura del sistema de un vehículo autónomo

Los vehículos autónomos actuales usan la misma arquitectura que los vehículos del concurso DARPA Urban Challenge (Lefevre *et al.* (2015); Geng *et al.* (2016); Zhang *et al.* (2010)). Esta arquitectura se muestra en la Figura 1, y se describe a continuación.



**Figura 1.** Estructura estándar de un sistema autónomo terrestre (adaptado de Lefevre *et al.* (2015)).

El módulo de “Percepción + Localización” combina la información de sensores y mapas para determinar el estado (posición, orientación y velocidad) actual del sistema (Lefevre *et al.* (2015)). Utilizando los mapas de navegación se hace la planificación de la ruta general desde la posición actual hasta el destino requerido (Zhang *et al.* (2010); Paden *et al.* (2016)).

El módulo de “Planificación de movimiento” se divide en dos partes. La primera es la capa de comportamiento, la cual es un componente de toma de decisiones que depende del estado actual y se encarga de navegar por la ruta seleccionada, seguir un carril, girar hacia la derecha (izquierda) o cambiar de carril (Paden *et al.* (2016); Lefevre *et al.* (2015)). También, se encarga de interactuar con otros elementos en el camino como agentes cercanos, obstáculos y señalamientos, así como del seguimiento de automóviles y selección del carril (Zhang *et al.* (2010)). La segunda capa es el generador de trayectorias, el cual depende del componente anterior. El comportamiento debe ser transformado en una secuencia de estados intermedios, y la trayectoria generada debe ser libre de colisiones, físicamente factible y cómoda para el pasajero (Paden *et al.* (2016)).

El objetivo del módulo “Controlador de trayectoria” es seguir la trayectoria de referencia (Lefevre *et al.* (2015)). Esto se puede ver como la minimización de la diferencia entre el estado actual y el estado de referencia, y para lograrlo, se utiliza un sistema de retroalimentación que modifica los parámetros de los actuadores: giro del volante, acelerador y freno (Paden *et al.* (2016)). En general, existen dos tipos básicos de controladores: direccional (giro del volante) y longitudinal (velocidad traslacional) (Zhang *et al.* (2010)).

### 2.2.1. Modelado del vehículo

El modelo de un vehículo permite predecir su comportamiento al aplicar acciones de entrada como aceleración del motor y orientación del volante. Dependiendo de la complejidad del modelo, podemos reflejar con mayor precisión la respuesta del vehículo, sin embargo, a medida que el modelo se complica, los cálculos matemáticos también se vuelven más difíciles y complejos (Paden *et al.* (2016)).

El modelado comienza con la configuración (estado) del vehículo representando su orientación, velocidad y posición con respecto a un marco de referencia. El movimiento del vehículo está sujeto a las restricciones del modelo seleccionado, por ejemplo, la condición de no deslizamiento y las restricciones no holonómicas evitan que el vehículo haga movimientos laterales imposibles en el mundo físico (Paden *et al.* (2016)).

El modelo más básico con un uso práctico, es el modelo cinemático de una sola tracción, o el modelo de la bicicleta (Figura 2), donde  $e_y$  y  $e_x$  son los vectores generadores del espacio vectorial,  $p_r$  y  $p_f$  son los vectores que representan la posición de la llanta trasera y delantera respectivamente,  $\theta$  es la orientación del vehículo y  $\delta$  es la orientación de la llanta delantera. No obstante, este modelo solamente se utiliza para el análisis y desarrollo de controladores (Campbell (2007)).

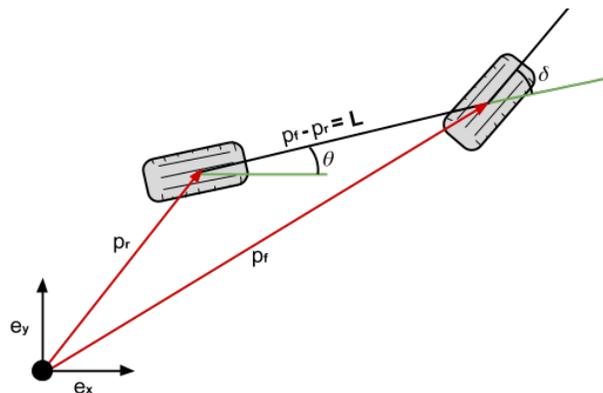
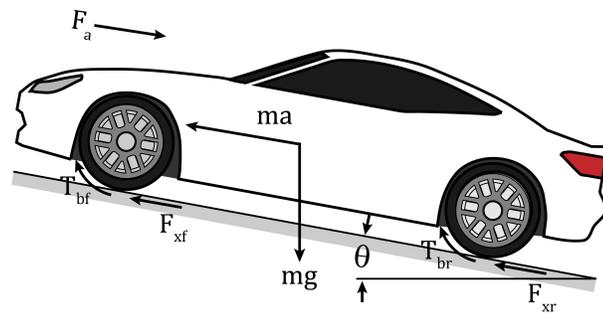


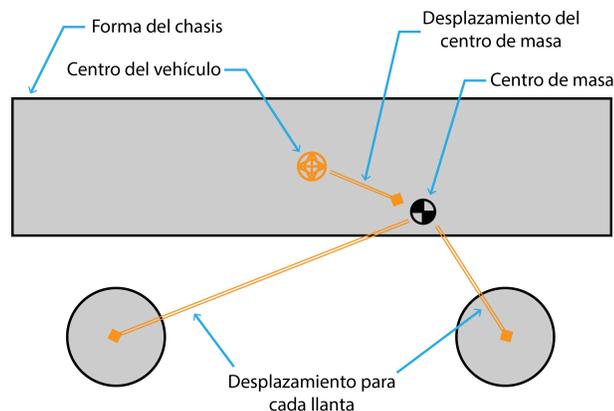
Figura 2. Modelo de la bicicleta.

Existen modelos más complejos que incluyen los movimientos del vehículo en la superficie del camino, y que se utilizan para simulación. Un modelo dinámico puede representar los movimientos que son determinados por fuerzas aplicadas sobre el vehículo provenientes de las llantas, gravedad y aerodinámicas (Gillespie (1992); Campbell (2007)). Además, el modelo dinámico considera una mayor cantidad de parámetros como la masa del vehículo, velocidad longitudinal, fuerza de las llantas, fricción aerodinámica, resistencia de las llantas, ángulo del camino, transmisión y fuerza del motor (Kim y Yi (2013)). La Figura 3 es un ejemplo de este tipo de modelos, donde  $F_a$  es la fuerza de fricción aerodinámica,  $F_{xf}$  y  $F_{xr}$  son las fuerzas de las llantas delantera y trasera respectivamente,  $T_{bf}$  y  $T_{br}$  es el torque de frenado de las llantas delantera y trasera respectivamente,  $\theta$  es el ángulo de inclinación del camino,  $m$  es la masa del vehículo,  $a$  es la aceleración del vehículo y  $g$  es la constante de gravedad.



**Figura 3.** Diagrama esquemático de un vehículo (ilustración adaptada de Kim y Yi (2013)).

Las variables de entrada del modelo de la bicicleta son aceleración y orientación, y se aplican directamente al modelo produciendo valores de salida en términos de posición y orientación. En el caso de un modelo dinámico, en específico, el modelo desarrollado por NVIDIA en el módulo PhysX versión 3.4 (Figura 4), las variables de entrada son el ángulo del volante, el porcentaje del acelerador y el porcentaje del freno (NVIDIA (2014)).

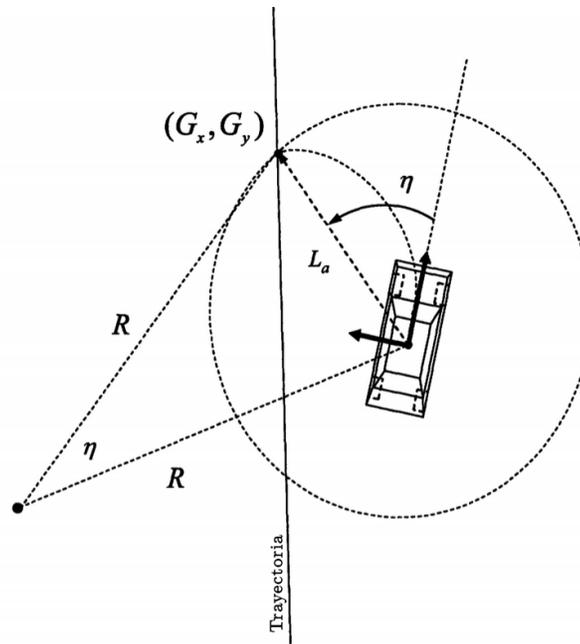


**Figura 4.** Diagrama esquemático del modelo dinámico desarrollado por NVIDIA (2014).

### 2.2.2. Controlador direccional

El control direccional (o lateral) se encarga de minimizar el error de seguimiento de una trayectoria, modificando principalmente el ángulo del volante del vehículo. Existen diferentes controladores direccionales, y muchos de ellos utilizan un control lineal, el cual mide el error de trayectoria a partir de un punto de referencia a una distancia frente al vehículo. A esta distancia comúnmente se le llama “Lookahead”, y se puede ajustar dinámicamente con respecto a la velocidad del vehículo (Campbell (2007)).

El “Controlador de Persecución Pura”, es un controlador geométrico que solamente requiere de la longitud del vehículo y el “Lookahead”. El algoritmo básico de este controlador es introducido en la Figura 5, donde  $L_a$  es el “Lookahead”, el cual define un círculo virtual alrededor del vehículo; la coordenada  $(G_x, G_y)$  es el punto objetivo en la trayectoria a distancia  $L_a$  del vehículo;  $\eta$  es el grado de curvatura y  $R$  es su radio, con  $R = \frac{L_a}{2\sin(\eta)}$ . La curvatura necesaria para alcanzar el punto objetivo se muestra en la Ecuación 1 (Campbell (2007); Paden *et al.* (2016)).



**Figura 5.** Geometría del controlador de Persecución Pura (ilustración adaptada de Campbell (2007)).

$$\kappa = \frac{2\sin(\eta)}{L_a}. \quad (1)$$

El ángulo de torsión del volante, asumiendo el modelo de la bicicleta, está dado por la siguiente

ecuación, donde  $L_b$  es la longitud del vehículo:

$$\delta = \tan^{-1} \left( \frac{2L_b \sin(\eta)}{L_a} \right). \quad (2)$$

Este controlador es fácil de implementar y además ha demostrado ser robusto. También es flexible con respecto a la representación de la trayectoria y solamente el “Lookahead” influye en el estilo de conducción (Campbell (2007)). En combinación con un controlador longitudinal permite implementar el sistema de un automóvil autónomo básico.

### 2.2.3. Controlador longitudinal de alto nivel

El controlador longitudinal de alto nivel crea un perfil de aceleraciones y es el responsable de la seguridad, comodidad y factibilidad del movimiento del vehículo (Paden *et al.* (2016)). Este controlador puede ser diseñado para que el vehículo se detenga en una señal de alto; para determinar la velocidad y aceleración durante una curva; para mantener una distancia segura con respecto a otros vehículos; para mantener una velocidad deseada en un camino libre; para rebasar al vehículo de enfrente; esquivar obstáculos; frenar de emergencia; o tomar una curva a altas velocidades (Treiber y Kesting (2013)).

Existen distintos controladores longitudinales, algoritmos y técnicas para crear un perfil de aceleraciones, el problema es que el vehículo necesita interpretar y seguir dicho perfil. Para esto, se requiere un controlador de bajo nivel que se encargue del error entre el perfil creado por el controlador de alto nivel y el perfil generado por el vehículo.

Este trabajo se enfoca únicamente en caracterizar el comportamiento de un controlador longitudinal diseñado para el seguimiento de vehículos.

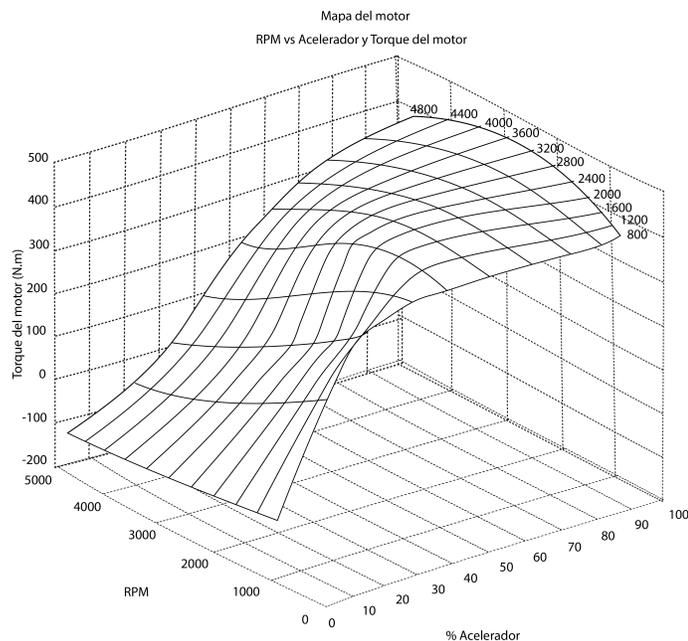
### 2.2.4. Controlador longitudinal de bajo nivel

El controlador longitudinal de bajo nivel modifica las variables de entrada del vehículo (p.ej.: acelerador, freno y volante) para seguir el perfil de aceleraciones. Sin embargo, al ejecutar los comandos requeridos puede resultar en maniobras inseguras o incómodas (Whitsitt y Sprinkle (2014)). Este controlador normalmente está diseñado específicamente para el vehículo en el que se va a utilizar, pues las aceleraciones producidas por un vehículo pueden ser distintas dependiendo de las capacidades del motor (Gerdes y Hedrick (1997)).

En un modelo dinámico realista (Figuras 3 y 4), el controlador de bajo nivel es una función, o algoritmo de adaptación, que recibe una aceleración deseada, y regresa los valores de las variables de entrada del vehículo (Kim y Yi (2013)). Esta función depende de la configuración y el estado actual del vehículo, por ejemplo, el tamaño del engrane, revoluciones por minuto del motor, torque producido por el motor, torque de las llantas, entre otras cosas (Gerdes y Hedrick (1997)).

Existe una relación entre el torque de las llantas y el porcentaje del acelerador, al igual que el porcentaje del freno y el torque de frenado de las llantas. Sin embargo, no se puede asumir una relación lineal entre el torque del motor (o freno) y las variables de entrada, ya que incluyen incertidumbre del modelo causadas por dinámicas no lineales (Kim y Yi (2013)).

Un controlador de bajo nivel implementado en la vida real recibe una aceleración deseada, luego la transforma en el torque del eje, posteriormente el torque del eje se transforma en torque del motor, el cual depende del tamaño del engrane. Este torque del motor está en función de la velocidad del motor y el porcentaje del acelerador. Normalmente la manufacturera del vehículo provee un mapa del motor (Figura 6) en una tabla de referencia, donde se puede encontrar el porcentaje del acelerador que corresponde al torque del motor dadas las revoluciones por minuto del motor. Al final, se busca en esta tabla de referencia el porcentaje del acelerador que se requiere para producir el torque deseado (Yi *et al.* (2001)).



**Figura 6.** Ilustración basada en el mapa del motor de Shakouri *et al.* (2010).

El proceso de transformación de una aceleración deseada a un porcentaje del acelerador presentado en Yi *et al.* (2001) es complejo y depende del modelo. En Kim y Yi (2013) se propuso un controlador

de bajo nivel que no depende del modelo del vehículo, y utiliza un controlador PID para encontrar el valor del porcentaje del acelerador que corresponde a la aceleración deseada. Sin embargo, ese algoritmo asume una relación lineal entre las variables de entrada y las fuerzas de torque de las llantas bajo una condición de no deslizamiento.

En este trabajo, se propone un controlador de bajo nivel que utiliza una tabla de referencia que relaciona directamente la aceleración del vehículo con la velocidad y el porcentaje del acelerador (ver Sección 3.1.4).

### **2.2.5. Seguimiento de vehículos**

Utilizar un controlador longitudinal de aceleración libre impone menos restricciones en comparación con los controladores de seguimiento de vehículos (Treiber y Kesting (2013)). El modelo de seguimiento de vehículos está basado en la suposición de que cada conductor responde a los estímulos de otros vehículos, y cada respuesta se expresa en términos de aceleración. Los estímulos pueden ser la velocidad, aceleración, velocidad relativa y distancia entre vehículos (Lazar *et al.* (2015)).

La relación entre el vehículo líder y el vehículo que lo sigue, está descrita por las aceleraciones y desaceleraciones individuales de cada uno (Lazar *et al.* (2015)). Cuando un vehículo líder viaja a una velocidad menor a la velocidad deseada del vehículo que lo sigue, se requieren restricciones de seguridad para evitar colisionar (Rudin-Brown y Parker (2004)).

### **2.2.6. Modelo de conducción inteligente (IDM)**

El IDM es un modelo de seguimiento de vehículos, libre de colisiones, que genera un perfil de aceleraciones realista, y sirve como base para otros controladores más complejos de seguimiento de vehículos como el "Controlador de Crucero Adaptativo (ACC)". El modelo es una función de aceleración que cumple con las reglas básicas de controladores de seguimiento de vehículos, las reglas del modelo de GIPPS y las reglas específicas del IDM (Treiber y Kesting (2013)), las cuales son descritas a continuación.

Las reglas básicas describen de manera general las restricciones de la función de aceleración. Esta función debe ser decreciente con respecto a la velocidad del vehículo; creciente con respecto a la distancia entre vehículos; creciente con respecto a la velocidad del vehículo líder, y por último, debe existir una distancia mínima entre vehículos (Treiber y Kesting (2013)).

Las reglas del modelo de GIPPS definen una distancia entre vehículos proporcional a la velocidad. Además, la maniobra de frenado se debe ejecutar con una desaceleración constante, y aunque el vehículo líder frene por completo, la función de aceleración debe mantener una distancia mínima (Treiber y Kesting (2013)).

El IDM define una distancia segura en proporción a la velocidad y al “Tiempo a colisión (TTC)” deseado. La función de aceleración debe evitar que la distancia entre vehículos sea menor que la distancia segura. A diferencia de la desaceleración constante del modelo de GIPPS, en el IDM, la desaceleración es más suave, pero en una situación crítica se debe desacelerar tanto como sea necesario. Por último, los cambios de aceleración y desaceleración deben ser suaves, es decir, la derivada de la función de aceleración debe existir en todo momento (Treiber y Kesting (2013)).

La ecuación del IDM propuesta en Treiber y Kesting (2013) cumple con todas estas reglas:

$$\dot{v} = \alpha \left[ 1 - \left( \frac{v}{v_0} \right)^\delta - \left( \frac{s^*(v, \Delta v)}{s} \right)^2 \right] \text{ IDM,} \quad (3)$$

$$s^*(v, \Delta v) = s_0 + \max \left( 0, vT + \frac{v\Delta v}{2\sqrt{ab}} \right).$$

La descripción de cada parámetro se presenta en la Tabla 1.

**Tabla 1.** Parámetros del IDM.

Parámetro	Significado	Unidad
$\alpha$	Aceleración máxima	$m/s^2$
$b$	Desaceleración máxima	$m/s^2$
$v_0$	Velocidad deseada	$m/s$
$v$	Velocidad del vehículo	$m/s$
$v_l$	Velocidad del líder	$m/s$
$\Delta v$	$v - v_l$	$m/s$
$s$	Distancia entre vehículos	$m$
$s_0$	Distancia mínima	$m$
$T$	Tiempo a colisión	$s$
$\delta$	Proporción de reducción de aceleración	$\delta \in \mathfrak{R}, \delta \geq 0$

### 2.2.7. Caracterización del IDM

La caracterización del IDM (Ecuación 3) se realizó de manera empírica analizando el comportamiento del vehículo en el simulador desarrollado en este proyecto. Cada parámetro del IDM describe un solo aspecto en el comportamiento de conducción (Treiber y Kesting (2013)).

La velocidad deseada ( $v_0$ ) determina la velocidad promedio del vehículo. En la práctica, el IDM no siempre la puede alcanzar porque ésta depende de la velocidad del vehículo líder.

El parámetro de proporción de reducción de velocidad ( $\delta$ ) es más complicado de entender. De acuerdo a la regla básica de seguimiento de vehículos: la aceleración es una función estrictamente decreciente con respecto a la velocidad. El valor de  $\delta$  determina “cómo” decrece la aceleración y, un valor grande “aplana” la curva de velocidad del vehículo, mientras que un valor menor a 1 hace que  $v_0$  pierda importancia.

La aceleración máxima ( $a$ ) determina qué tan rápido se alcanza la velocidad deseada, entre más grande sea, más rápido lo hará. Mientras que la desaceleración máxima ( $b$ ) influye en el cálculo de la distancia segura. Un valor pequeño de  $b$  aumenta la distancia segura, pero con un valor grande, la velocidad relativa pierde importancia y la distancia segura dependerá principalmente del valor del “Tiempo a colisión” ( $T$ ) y la velocidad del vehículo ( $v$ ).

La distancia mínima entre vehículos ( $s_0$ ), agrega una distancia constante al cálculo de la distancia segura. El efecto de  $s_0$  se puede observar más claramente cuando el vehículo líder frene por completo. Por último, el “Tiempo a colisión” ( $T$ ) permite manipular la distancia entre vehículos durante el viaje; un valor grande aumenta la distancia segura, y un valor pequeño la reduce.

### 2.3. Estilo de conducción

Desde hace tiempo se ha intentado crear una definición para el estilo de conducción, pero no se ha llegado a un consenso (Johnson y Trivedi (2011); Martinez *et al.* (2017)). De acuerdo con Johnson y Trivedi (2011), el estilo de conducción se refiere al comportamiento del conductor de un automóvil. Sagberg *et al.* (2015) hizo una mayor exploración sobre distintas definiciones y las resumió en tres propiedades; el estilo difiere entre individuos o grupos de individuos; el estilo de conducción es la manera habitual en que se conduce, esto quiere decir que representa un aspecto estable en el comportamiento al conducir; y que el estilo de conducción representa las decisiones conscientes tomadas por el conductor. A partir de estas propiedades, Sagberg *et al.* (2015) define el estilo de conducción como “*la manera habitual de conducir, la cual es caracterizada por el conductor o por un grupo de conductores*”.

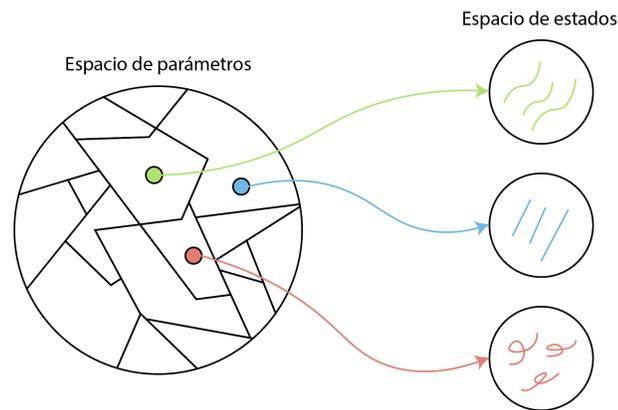
A diferencia de un conductor humano, el comportamiento de un vehículo autónomo está definido por los parámetros del sistema de conducción autónoma y el estado del vehículo. Mahjoub *et al.* (2019) plantea dos tipos de comportamientos en automóviles autónomos: de gran escala y pequeña escala. Los

estados de gran escala son: cambiar de carril, rebasar e integrarse al carril. Y los de pequeña escala, son aquellos patrones que definen las dinámicas del vehículo y afectan directamente en el estilo de conducción: la posición, velocidad y aceleración (Mahjoub *et al.* (2019)).

Dadas las diferencias entre un conductor humano y un sistema autónomo, se requiere de una nueva definición de estilo de conducción en automóviles autónomos.

### 2.3.1. Definición de estilo de conducción en automóviles autónomos

En este trabajo se propone la siguiente definición para estilo de conducción en automóviles autónomos (Figura 7). Suponga que existen dos espacios. El espacio de parámetros, que contiene todas las posibles configuraciones del sistema, y el espacio de estados que contiene todos los posibles estados del vehículo, donde el estado puede estar representado por la posición, orientación y velocidad. Entonces, el estilo de conducción se define como *“una función que mapea un elemento de una partición en el espacio de parámetros a una familia de trayectorias en el espacio de estados”*.



**Figura 7.** Definición de estilo de conducción en un automóvil autónomo.

La ejecución de las diferentes trayectorias se convierte en patrones de conducción, donde el humano percibe el movimiento a través de sus sentidos, ya sea por la vista, mediante el flujo óptico o por el sistema vestibular al percibir los cambios de aceleración.

### 2.3.2. Características en el estilo de conducción

En distintos trabajos de investigación se han identificado y clasificado diferentes estilos de conducción (Kuderer *et al.* (2015)). Los estilos han sido caracterizados por distintas variables: la fuerza del frenado,

velocidad fuera del límite, aceleración excesiva, sobre-revolución del motor, “Tiempo a colisión (TTC)”, inverso de TTC (TTCi), consumo de combustible, la segunda derivada de la velocidad (“jerk”), velocidad deseada, y distancia entre vehículos (Figueredo *et al.* (2018); Lefevre *et al.* (2015); Martinez *et al.* (2017); Murphey *et al.* (2009); Fleming *et al.* (2019)). También, se han utilizado características personales, como la edad, género, experiencia de conducción y personalidad del conductor (Witt *et al.* (2019)).

De acuerdo con Taubman-Ben-Ari *et al.* (2004), las características del estilo de conducción se pueden clasificar en 4 grupos: (a) negligente e imprudente, (b) ansioso, (c) enojado y hostil, (d) paciente y cuidadoso. El estilo de conducción negligente e imprudente se refiere a una persona que continuamente viola las reglas de seguridad mientras conduce. En este perfil se han encontrado velocidades, fuerzas longitudinales y aceleraciones laterales mayores, y además distancias entre vehículos menores (Witt *et al.* (2019)). También pelea con otros conductores, rebasa donde no debe, y conduce bajo la influencia de sustancias tóxicas (Taubman-Ben-Ari *et al.* (2004)). El estilo ansioso refleja sentimientos de alerta y tensión. Mientras que el estilo de conducción enojado y hostil muestra expresiones de irritación, rabia, y una actitud hostil mientras conduce, además tiene una tendencia a actuar agresivamente en el camino, maldice, presiona el claxon, o enciende las luces altas para molestar a otros conductores (Taubman-Ben-Ari *et al.* (2004)). Por otro lado, un estilo de conducción paciente y cuidadoso se caracteriza por cumplir con las reglas de tráfico y hacer un cambio de velocidades suave (Figueredo *et al.* (2018)). Es atento, paciente, cordial, y tranquilo mientras conduce (Taubman-Ben-Ari *et al.* (2004)).

El comportamiento varía entre los conductores, e incluso en algunos casos, el comportamiento de un mismo conductor puede cambiar dependiendo de las condiciones del camino o por cuestiones psicológicas (Fleming *et al.* (2019); Witt *et al.* (2019)).

Los estudios de conducción natural permiten identificar patrones de conducción realistas entre los humanos (Figueredo *et al.* (2018); Kuderer *et al.* (2015); Fleming *et al.* (2019); Zhang *et al.* (2010)). Esta información es obtenida a partir de sensores que miden las dinámicas del vehículo para entender a profundidad el comportamiento de conducción humana y su repercusión en el ambiente (Figueredo *et al.* (2018)). Configurar el estilo de conducción para cada usuario puede ser tedioso y complicado, pues en general son muchos parámetros y algunos se encuentran en conflicto (p.ej.: velocidad y distancia entre vehículos) (Kuderer *et al.* (2015)).

### 2.3.3. Comodidad en un automóvil autónomo

Evaluar la comodidad del pasajero en un automóvil autónomo es un campo de investigación novedoso. Manipular el estilo de conducción parece ser la mejor opción para incidir en la experiencia de la comodidad del pasajero en automóviles autónomos, y en general, es posible identificar aquellos estilos que son más cómodos que otros (Bellem *et al.* (2018)).

Existe la posibilidad de que haya diferencias entre la preferencia del estilo de conducción y el estilo de conducción propio (Scherer *et al.* (2015)). En Bellem *et al.* (2018) se intentó confirmar la relación entre el estilo de conducción propio y el estilo de conducción de preferencia, pero los resultados obtenidos no revelan que exista una relación clara entre ellos. Por esta razón, no podemos basarnos solamente en el estilo de conducción propio para el diseño del estilo de conducción del vehículo.

Entonces, surge la pregunta: ¿Cómo diseñar el estilo de conducción de un automóvil autónomo para que la experiencia de viaje sea lo más cómoda posible? (Scherer *et al.* (2015)) Probablemente, el conductor prefiera el estilo de conducción de otra persona, incluso un estilo de conducción no necesariamente humano, tal vez un estilo más robótico, cómodo y seguro (Hoedemaeker y Brookhuis (1998)).

Este trabajo está inspirado en Bellem *et al.* (2018), sin embargo, el objetivo de Bellem *et al.* (2018) es encontrar un estilo de conducción que sea cómodo para tantas personas como sea posible, mientras que el objetivo de este trabajo, es ofrecer un catálogo de estilos de conducción cómodos de acuerdo a los gustos y necesidades del conductor.

### 2.3.4. Estilo de conducción y comodidad

Un viaje cómodo permite al pasajero relajarse o dedicar su tiempo a realizar otras actividades. De acuerdo con Le Vine *et al.* (2015), el objetivo del sistema de un vehículo autónomo debe ser la comodidad del pasajero, la cual puede depender del estilo de conducción del conductor. Además, el estilo juega un papel muy importante al asegurar una alta aceptación del sistema en el mercado, porque una experiencia positiva en la conducción es clave para el éxito de un automóvil (Scherer *et al.* (2015)).

La comodidad es subjetiva (Kuderer *et al.* (2015)) y no hay un criterio universal para medirla (Le Vine *et al.* (2015)). Ferrier-Barbut *et al.* (2018) propone una zona de seguridad alrededor del vehículo, la cual está definida en función del riesgo de colisión. Otros trabajos definen la comodidad en función de las dinámicas del vehículo: aceleración longitudinal, aceleración lateral, “jerk” longitudinal, “jerk” lateral,

velocidad longitudinal y velocidad lateral (Witt *et al.* (2019); Kuderer *et al.* (2015)).

Es necesario determinar los parámetros relevantes de conducción y su configuración para asegurar la comodidad mientras se viaja en un automóvil autónomo (Scherer *et al.* (2015)).

En Scherer *et al.* (2015) se realizaron entrevistas a usuarios para determinar los parámetros de conducción más relevantes sobre el sentimiento de seguridad y comodidad al viajar en un automóvil. Los resultados fueron clasificados de acuerdo a la cantidad de personas que los mencionaron. La distancia entre vehículos fue mencionada por el 87.5 %, el frenado por el 77.5 %, velocidad por el 55 %, aceleración por el 27.5 %, conducción dentro del carril por el 25 %, y el giro del volante por menos del 25 % al igual que el uso de las direccionales.

La distancia entre vehículos es relevante en la comodidad al viajar, pues está relacionada con la teoría de la proxemia. La proxemia define un espacio personal, que al ser invadida por un intruso causa incomodidad a una persona. Este mismo concepto también se puede aplicar a una zona de comodidad que se encuentra alrededor del vehículo. La zona de comodidad la define el conductor manteniendo una distancia constante con respecto a otros conductores en su misma trayectoria (Ferrier-Barbut *et al.* (2018)).

La aceleración también es relevante para la comodidad del pasajero. En Cheng *et al.* (2019) se define la comodidad a partir del valor absoluto de la aceleración longitudinal y el "jerk" causado por el cambio en la aceleración longitudinal. Sin embargo, también se pueden presentar inconformidades cuando el automóvil toma las curvas muy rápido o muy lento, causadas por la aceleración lateral (Kuderer *et al.* (2015)).

La velocidad durante una curva está muy bien descrita por la aceleración lateral del vehículo (Fleming *et al.* (2019)). Estas aceleraciones se encuentran entre  $6.4\text{m/s}^2$  y  $11.4\text{m/s}^2$  al viajar a una velocidad entre  $15\text{m/s}$  y  $30\text{m/s}$  (Fleming *et al.* (2019)). Además, las carreteras deben estar diseñadas para mantener el "jerk" entre  $0.3\text{m/s}^3$  y  $0.9\text{m/s}^3$  para evitar accidentes (Kilinç y Baybura (2012)).

### **2.3.5. Estilo de conducción en automóviles autónomos**

El sistema de un automóvil autónomo se debe ajustar a las necesidades del conductor, y para lograrlo, el sistema debe poder interpretar el comportamiento del humano al conducir, y así garantizar un viaje seguro con un desempeño adecuado (Martinez *et al.* (2017)).

El comportamiento del humano se puede modelar mediante el perfil de conducción (Kuderer *et al.* (2015); Lefevre *et al.* (2015); Figueredo *et al.* (2018); Witt *et al.* (2019); Martinez *et al.* (2017); Scherer *et al.* (2015)), el cual define una secuencia de aceleraciones, velocidades o un comportamiento para evadir obstáculos (Lefevre *et al.* (2015); Kuderer *et al.* (2015)). El perfil de conducción genera trayectorias similares en cada situación, y por eso se puede implementar en el sistema del vehículo sustituyendo al generador de trayectorias (Kuderer *et al.* (2015); Lefevre *et al.* (2015)).

El generador de trayectorias también puede ser implementado por el “Modelo Cognitivo Estocástico” propuesto en Witt *et al.* (2019). Este modelo considera habilidades cognitivas humanas, tales como el procesamiento de información y toma de decisiones, además se basa en aspectos psicológicos y limitaciones cognitivas del humano (p.ej.: distancia de visión limitada) (Witt *et al.* (2019)). Sin embargo, requiere de estudios psicológicos, mientras que el perfil de conducción se puede identificar y clasificar mediante estudios de conducción natural y técnicas de aprendizaje de máquina (Tabla 2).

**Tabla 2.** Conducción natural.

<b>Referencia</b>	<b>Personas evaluadas</b>	<b>Algoritmos de clasificación</b>
Figueredo <i>et al.</i> (2018)	21193	Agrupamiento jerárquico, Partición alrededor de Medoids y K-medias.
Zhang <i>et al.</i> (2010)	1065	Redes neuronales artificiales de percepción multinivel, Árbol de decisión y Máquinas de soporte vectorial.
Witt <i>et al.</i> (2019)	43	Análisis de correlación, Regresión lineal múltiple y Componentes principales.
Lefevre <i>et al.</i> (2015)	5	Modelos ocultos de markov y Regresión gaussiana mixta.
Kuderer <i>et al.</i> (2015)	2	Aprendizaje reforzado inverso.

El perfil de conducción se puede modelar más fácilmente mediante curvas paramétricas, las cuales son interpretadas directamente por el controlador de bajo nivel (Scherer *et al.* (2015)), y se puede crear de manera sintética con la “Mínima Diferencia Notable (JND)” sin la necesidad de grandes estudios de conducción natural (Bellem *et al.* (2018); Müller *et al.* (2013)).

Al igual que Bellem *et al.* (2018), en este proyecto se generan estilos de conducción a partir de la “Mínima Diferencia Notable (JND)”. En el caso de Bellem *et al.* (2018), el perfil de conducción se diseña manualmente, mientras que en este trabajo el perfil de conducción será generado por los parámetros del controlador de alto nivel.

### 2.3.5.1. Mínima diferencia notable (JND)

La Psicofísica es la ciencia que estudia la relación entre los estímulos físicos y la percepción subjetiva del humano. El físico Gustav Fechner desarrolló un método científico para medir la sensibilidad del humano a un estímulo sensorial específico (p.ej.: flujo óptico, sonidos del camino, información cinemática) (Müller *et al.* (2013)). Las leyes empíricas de la Psicofísica están basadas en la medición de las magnitudes del estímulo llamado "Mínima Diferencia Notable (JND)".

El JND ocurre cuando un incremento en el tamaño del estímulo físico produce una sensación diferente en la magnitud, y está descrito por la primera ley de la Psicofísica, la ley de Weber:

$$\frac{\Delta S}{S} = c. \quad (4)$$

Donde  $S$  es la magnitud del estímulo físico,  $\Delta S$  el incremento, y  $c$  es la constante de Weber. Por ejemplo, para un valor de discriminación  $c = 0.043$ , con un peso inicial de  $S = 1000g$  se requieren  $\Delta S = 43g$  antes de que el nuevo peso tenga una mínima diferencia notable a partir de  $1000g$  (Casanova (2012)).

El JND se puede definir como la magnitud del estímulo necesaria que debe modificarse, tal que un sujeto pueda percibir el cambio en al menos el 50 % de las pruebas (LaValle (2016)).

El método de los límites es un procedimiento convencional para obtener el JND. Este método es un procedimiento adaptativo que consiste en mostrar al sujeto un estímulo con alta probabilidad de ser percibido. Si la respuesta es positiva, entonces se reduce el nivel del estímulo para la siguiente prueba. Si otra vez se tiene una respuesta positiva, entonces se vuelve a reducir el estímulo por la misma cantidad (el tamaño de paso). El procedimiento continua hasta obtener una respuesta negativa (Levitt (1971)).

Los resultados del método de los límites se puede representar con una función psicométrica (Figura 8), la cual muestra de forma gráfica la proporción de respuestas positivas esperadas (ordenada) con respecto al nivel del estímulo  $X$  (abscisa)(Levitt (1971)).

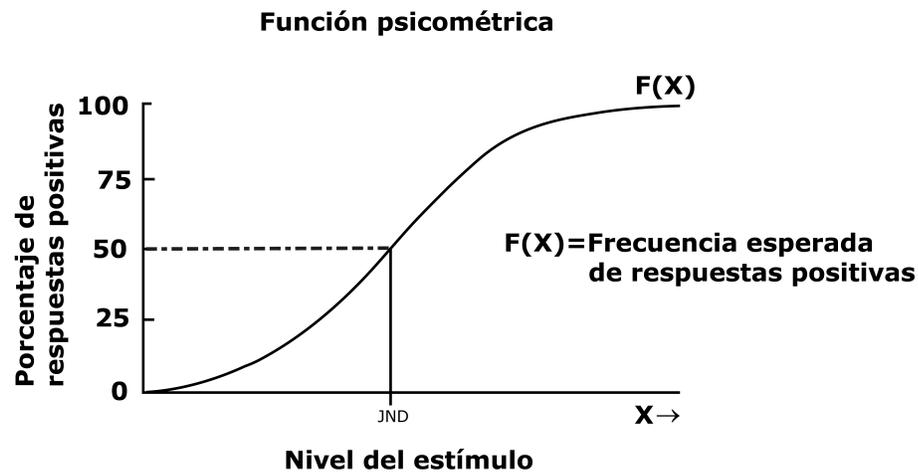


Figura 8. Ilustración de una función psicométrica basada en (Levitt (1971)).

No obstante, medir el JND lleva a dos complicaciones: aparentemente el umbral no parece ser una cantidad fija, porque existen diferencias entre dos incrementos del estímulo, y diferentes métodos producen diferentes resultados (Macmillan y Creelman (2004)).

### 2.3.5.2. Estilos de conducción definidos por el “Tiempo a colisión”

Para hacer una instancia de la metodología de creación de estilos de conducción presentada en el Capítulo 3, se explora el parámetro de “Tiempo a colisión”.

De acuerdo con los resultados de la encuesta realizada en Scherer *et al.* (2015), la distancia entre vehículos es el parámetro con mayor relevancia sobre el sentimiento de seguridad y comodidad al viajar en un automóvil, en donde, el “Tiempo a colisión” está muy bien relacionado.

El comportamiento del conductor puede ser modelado de forma más precisa si se especifica el espacio mínimo entre vehículos, el cual depende de la velocidad deseada (Fleming *et al.* (2019); Ioannou y Chien (1993)). No obstante, existe muy poca correlación entre la velocidad del vehículo y la distancia entre vehículos. En este caso, es mejor utilizar el “Tiempo a colisión (TTC)” para describir esta relación (Fleming *et al.* (2019); Lazar *et al.* (2015)). El “Tiempo a colisión (TTC)” es el tiempo necesario, sin modificar la velocidad, para colisionar con el objeto de enfrente. Funciona a partir de observaciones visuales y es suficiente para controlar el freno, pues si se define claramente su valor mínimo aceptable, entonces es posible predecir el tiempo de frenado del vehículo (Lee (1976); Fleming *et al.* (2019)).

Diferentes valores de TTC generan diferentes comportamientos en el controlador. Entonces se podría hacer una clasificación de acuerdo a la preferencia subjetiva del usuario sobre el valor del TTC

(Hoedemaeker y Brookhuis (1998)). Hoedemaeker y Brookhuis (1998) intentó hacer esta clasificación, mostrando tres valores diferentes al participante: 1s, 1.5s y uno definido por el participante. Sin embargo, sus resultados mostraron que no se podían determinar preferencias entre esos valores. Rudin-Brown y Parker (2004) realizó un experimento semejante con los valores 1.4s y 2.4s, pero con otro enfoque, pues el objetivo era clasificar de acuerdo al nivel de concentración que permite el TTC para realizar otras tareas. Sus resultados mostraron que existe una relación inversamente proporcional entre el estrés y el valor del TTC.

Un valor inadecuado del TTC puede provocar un sentimiento de riesgo al viajar en un automóvil. De acuerdo con los estudios de Siebert *et al.* (2017) se encontró que el pasajero comienza a sentirse inseguro cuando el TTC es menor a 1.5 segundos, y por otro lado, comienza a sentirse seguro cuando el TTC es mayor a 2 segundos.

### **2.3.5.3. Estilos de conducción y controladores**

Un objetivo de este trabajo es generar estilos de conducción a partir de los controladores del sistema del automóvil autónomo. Esta idea no es nueva, pues en la literatura ya se han encontrado diferentes controladores y técnicas que permiten imitar el comportamiento del humano al conducir. Sin embargo, el objetivo no es crear o diseñar controladores para imitar el comportamiento humano, sino que buscamos parámetros de controladores que generen diferentes estilos de conducción, de los cuales, el pasajero pueda escoger de acuerdo su preferencia subjetiva.

Existen controladores que fueron diseñados y creados para cubrir necesidades específicas de conducción como: el seguimiento de vehículos, frenado de emergencia y el control de derrape. El IDM descrito en la Sección 2.2.6, es un controlador que crea un perfil de conducción realista, y considera aspectos de conducción como la velocidad deseada, aceleración y desaceleración máxima, distancia mínima entre vehículos y el TTC.

El controlador PID es un controlador fácil de implementar, pero es muy genérico y se necesita de un PID para cada aspecto de conducción que se desea controlar; como el control de velocidad deseada o de distancia deseada entre vehículos. Además para cada PID, se deben ajustar los coeficientes de ganancia, los cuales se pueden encontrar utilizando el modelo del vehículo o a partir de algoritmos de optimización (Wang *et al.* (2014)).

El “Control de Crucero Adaptativo (ACC)” es un controlador de seguimiento de vehículos que utiliza

al IDM como base y agrega un coeficiente heurístico de aceleración a su ecuación (Treiber y Kesting (2013)). En la literatura se han encontrado trabajos que manipulan los parámetros del controlador ACC, entre ellos el TTC, para implementar un comportamiento adaptativo en automóviles autónomos (Stanton y Young (2005); Luo (2014); Scherer *et al.* (2015); Hoedemaeker y Brookhuis (1998)).

El “Control Predictivo por Modelo (MPC)” se puede combinar con los resultados del ACC para seguir un perfil de conducción (Lefevre *et al.* (2015)) o para crear distintos comportamientos para distintas situaciones de conducción, como el tráfico libre, durante una intersección, al comienzo y al final de un embotellamiento (Kesting *et al.* (2010)).

Las redes neuronales artificiales también han sido utilizadas como controlador, y han sido entrenadas con información de conducción natural para que puedan aprender patrones de conducción humana (Geng *et al.* (2016)).

Hay otros controladores que utilizan las características del camino para definir el comportamiento, como el MPC con Variación de Tiempo Lineal basado en Clotoides (LTV-MPCC) propuesto en (Lima *et al.* (2015)), el cual requiere del ángulo tangencial, puntos de inflexión, longitud del arco y radio de curva; y el Control de Derrape Activo (AYC) que es muy útil cuando el automóvil viaja a altas velocidades durante una curva (Dollinger *et al.* (2016)). También, hay controladores basados en la comodidad del pasajero, como es el caso del Controlador de Comodidad del Pasajero (PCC) que utiliza información de conducción natural para construir el ángulo máximo permitido de giro para cualquier velocidad dada (Whitsitt y Sprinkle (2014)).

La Tabla 4 contiene ejemplos de los parámetros de los controladores reportados en la literatura que han sido utilizados para la creación de estilos de conducción. Para este trabajo, se decidió utilizar el controlador IDM por su buen desempeño, y por su fácil sintonización de los parámetros.

**Tabla 4.** Parámetros de controladores utilizados en la literatura. Redes Neuronales Artificiales (ANN) (Geng *et al.* (2016)), Control de Derrape Activo (AYC) (Dollinger *et al.* (2016)), Modelo de Control Predictivo (MPC) (Lefevre *et al.* (2015)), MPC con Variación de Tiempo Lineal basado en Clotoides (LTV-MPCC) (Lima *et al.* (2015)), Controlador Proporcional, Integral y Derivativo (PID) (Wang *et al.* (2014)) y el Modelo de Conducción Inteligente (IDM) (Treiber y Kesting (2013)).

Parámetro	Referencia					
	ANN	AYC	LTV-MPCC	MPC	PID	IDM
Velocidad	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Velocidad lateral	✓	✓	✓			
Aceleración	✓			✓	✓	✓
Aceleración lateral	✓					
Ángulo de derrape			✓			
Distancia entre vehículos						✓
Tiempo a colisión						✓

#### 2.4. Simuladores de automóviles autónomos

La ventaja de un simulador es que es posible reproducir un experimento bajo las mismas condiciones y así reducir el sesgo al momento de recolectar información. Además, pueden servir para probar distintas implementaciones de un sistema autónomo en ambientes restringidos (p.ej.: con alta densidad poblacional o con dinámicas multi-agente complejas). Y de igual manera, se pueden crear situaciones peligrosas en las que podrían estar en riesgo vidas humanas (Dosovitskiy *et al.* (2017)).

Los simuladores utilizados para la investigación de estilos de conducción en automóviles autónomos son muy variados. Algunos de ellos no tienen un despliegue gráfico tridimensional, sin embargo el simulador de Ioannou y Chien (1993) implementa un diseño propio del ACC. También, se han desarrollado simuladores con un ambiente físico más realista, por ejemplo, utilizan un volante, acelerador y freno (Stanton y Young (2005)), una cabina de un vehículo real (Scherer *et al.* (2015); Siebert *et al.* (2017)), embrague y palanca de cambios conectados a una computadora (Hoedemaeker y Brookhuis (1998)), incluso un riel para simular el movimiento físico del vehículo (Bellem *et al.* (2018)). Aún con todos esos elementos físicos tan costosos, se utilizan proyectores o pantallas para el despliegue con una baja actualización de fotogramas por segundo, como el caso de Hoedemaeker y Brookhuis (1998), que apenas alcanza entre 15 y 20 fotogramas por segundo.

En la actualidad, existen simuladores con módulos de conducción autónoma prefabricados, en algunos de ellos también es posible programar módulos personalizados para hacer pruebas más específicas, como

es el caso de las plataformas AutoNoVi-Sim y Car Learning to Act (CARLA), que permiten hacer todo esto sobre un ambiente virtual tridimensional. Además, se pueden incluir elementos con comportamiento impredecible como: peatones, ciclistas y otros automóviles (Best *et al.* (2018)).

Al igual que en el simulador de Hoedemaeker y Brookhuis (1998), en AutoNoVi-Sim y CARLA, se puede presentar un tráfico dinámico de automóviles autónomos, en donde cada uno de ellos, se mueve independientemente a través del mundo de acuerdo a sus propias reglas de comportamiento e interacción (Dosovitskiy *et al.* (2017)).

CARLA es un proyecto Open-Source desarrollado principalmente por la Universitat de Barcelona. CARLA es un simulador muy complejo que permite programar el comportamiento de un vehículo autónomo desde Python, y tiene implementados sensores que permiten obtener información de coordenadas GPS, velocidad, aceleración, orientación y posición del vehículo, entre otras cosas (Dosovitskiy *et al.* (2017)). Es importante destacar que CARLA fue una inspiración para el desarrollo del simulador de este proyecto.

## 2.5. Realidad virtual

Uno de los objetivos de este trabajo es presentar los estilos de conducción a un usuario de la manera más realista posible, para asegurar que estos estilos propuestos se pueden aplicar en un ambiente real. Hasta este momento, la realidad virtual es la mejor opción para desplegar un ambiente realista e inmersivo.

La realidad virtual consiste en *inducir un comportamiento objetivo a un organismo utilizando estimulación artificial, mientras el organismo tiene poca o nula percepción de la interfaz*. Puede ser utilizada para crear experimentos en ambientes virtuales de manera realista (LaValle (2016)).

Se puede simular la realidad virtual con pantallas grandes, cualquiera sea su curvatura o proyección, de un tamaño mayor a 60 pulgadas. La distancia entre el usuario y las pantallas debe ser lo suficientemente grande para crear un campo de visión ideal (Rebenitsch y Owen (2016)). Sin embargo, en la actualidad es posible adquirir cascos diseñados específicamente para realidad virtual, como el Oculus Rift S (Figura 9), a un precio accesible para estudios de investigación.



**Figura 9.** Oculus Rift S.

Los cascos de realidad virtual tienen el potencial de expandir el espacio de despliegue, permitiendo un espacio inmersivo que supera los límites de una pantalla. No obstante, los cascos inhiben la percepción visual de la realidad, y en ocasiones causan cinetosis (McGill *et al.* (2017)).

La cinetosis *sucede cuando la percepción visual no concuerda con la percepción física del movimiento* (McGill *et al.* (2017); Ihemedu-Steinke *et al.* (2018)). Por ejemplo, cuando a un usuario sentado en una silla estática se le despliega un viaje en una montaña rusa a través del casco de realidad virtual. El oído interno reporta que no hay movimiento físico, mientras que la vista reporta que se encuentra en movimiento debido al estímulo visual del casco. Este conflicto puede causar náuseas, mareos y sudoración (McGill *et al.* (2017)). Es importante mitigar la cinetosis producida por un simulador de automóviles autónomos con realidad virtual, porque el usuario podría confundirla con el estilo de conducción.

### 2.5.1. Simuladores con realidad virtual

Algunos simuladores de automóviles autónomos ya se explicaron en la Sección 2.4, sin embargo, ninguno de ellos usa cascos de realidad virtual para el despliegue.

Aunque el simulador CARLA no fue diseñado como simulador de conducción, en Kankam (2019) se utilizó este simulador para probar inmersión y realismo, con 3 pantallas para el despliegue. Sin embargo, los resultados no fueron exitosos, quizá porque el método de despliegue no fue el adecuado.

En este proyecto también se intentó utilizar CARLA como simulador de conducción pero con un despliegue en un casco de realidad virtual (Figura 9). Aunque la implementación fue posible, la actualización de pantalla apenas alcanzaba entre 15 y 20 fotogramas por segundo, al igual que en Hoedemaeker y Brookhuis (1998). Por razones de desempeño, en este trabajo se desarrolló un simulador de vehículos autónomos utilizando Unreal Engine 4 (Sección 3.1).

Ferrier-Barbut *et al.* (2018) utiliza un simulador de un vehículo autónomo con realidad virtual para evaluar la comodidad del pasajero al viajar en un automóvil autónomo. No obstante, el simulador no se enfoca en realismo, y el experimento solamente consiste en fijar la dirección del vehículo y exponer al usuario en una situación en la que se acerca un peatón. Otra técnica, aunque sin un simulador, es grabar un video de 360 grados de un viaje en un automóvil, y posteriormente, exponer al usuario el video con un casco de realidad virtual (Schroeter y Gerber (2018)).

De acuerdo con esta investigación, ninguno de estos trabajos ha presentado al usuario distintos estilos de conducción programados desde un controlador (como el IDM), en un casco de realidad virtual con realismo e inmersión.

En el siguiente capítulo, se propone una metodología que permite crear estilos de conducción a partir de los parámetros de los controladores de un automóvil autónomo, y para evaluar dicha metodología, se desarrolló un simulador de automóviles autónomos con realidad virtual.

## Capítulo 3. Metodología

Para crear estilos de conducción, se propone una metodología que parte de los parámetros de los controladores del sistema de un automóvil autónomo (Figura 10). Esta metodología consiste en seleccionar un conjunto de controladores para automóviles autónomos, identificar sus parámetros y los valores que pueden tomar, y utilizar esta información para generar el espacio de parámetros.

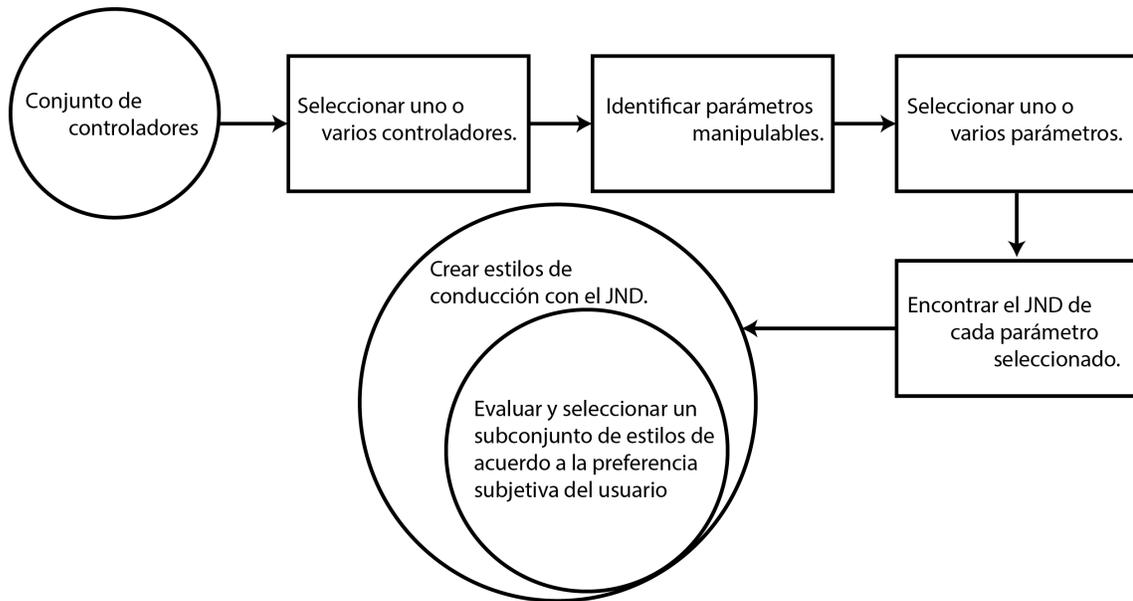


Figura 10. Diagrama de flujo con la metodología general.

La mayoría de los parámetros encontrados en los controladores son continuos, y crear comportamientos diferentes parece una tarea trivial, pues cada valor diferente de cada parámetro produce una salida diferente. Sin embargo, esto no significa que el pasajero podrá distinguir entre dos valores muy cercanos.

El umbral que particiona el espacio de parámetros de acuerdo a la percepción subjetiva del pasajero se define a partir de la “Mínima Diferencia Notable (JND)” (Sección 2.3.5.1). Con el JND podemos asegurar que valores de diferentes particiones generan diferentes estilos de conducción, lo cual concuerda con la definición propuesta en este trabajo (Sección 2.3.1).

Los estilos de conducción se crean a partir de la constante de Weber de cada parámetro. La constante de Weber se obtiene con la Ecuación 4. Donde  $\Delta S$  es el JND del parámetro y  $S$  es el valor recomendado.

La primera partición comienza con el valor recomendado y las siguientes particiones se obtienen de

manera recursiva con la siguiente ecuación:

$$\forall i \in \mathbb{Z} \quad \Delta S_i = S_i \times c,$$

$$S_i = \begin{cases} S_{i+1} - \Delta S_{i+1} & \text{si } i < 0, \\ \text{Valor recomendado} & \text{si } i = 0, \\ S_{i-1} + \Delta S_{i-1} & \text{si } i > 0. \end{cases} \quad (5)$$

Donde  $S_0$  es el valor recomendado y  $c$  es la constante de Weber correspondiente al parámetro. Los estilos de conducción con  $i > 0$  corresponden a valores por arriba del valor recomendado, mientras que los estilos con  $i < 0$  se encuentran por debajo del recomendado.

Para diseñar los diferentes estilos de conducción, se recomienda identificar la funcionalidad de cada parámetro para saber de antemano el comportamiento esperado del vehículo al modificar alguno de ellos.

No todos los estilos de conducción creados de esta manera serán agradables o cómodos para el pasajero. Incluso algunos de ellos serán elegidos sobre otros dependiendo de la preferencia subjetiva del pasajero. Por esta razón es posible clasificarlos y ofrecer aquellos estilos de conducción más cómodos.

En la literatura actual no se encontró un simulador con realidad virtual para viajar en automóviles autónomos, mientras que los simuladores disponibles utilizan sistemas de proyección muy grandes y costosos en comparación con un casco de realidad virtual comercial. Por lo tanto, para probar esta metodología, se desarrolló un simulador de automóviles autónomos con realidad virtual.

### 3.1. Desarrollo del simulador

El simulador (Figura 11) fue diseñado para que el usuario pueda experimentar un viaje realista en un automóvil autónomo utilizando un casco de realidad virtual. Además es independiente del modelo del casco siempre y cuando sea compatible con Unreal Engine 4.

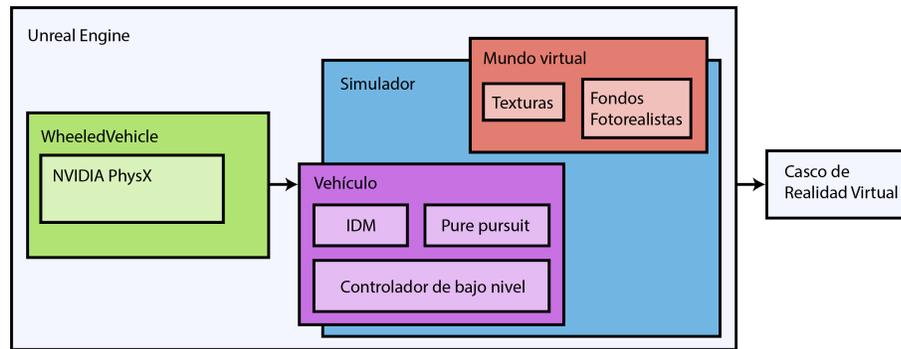


Figura 11. Diagrama con la arquitectura del simulador.

### 3.1.1. Motor gráfico y de física

Nuestro simulador fue desarrollado en “Unreal Engine 4.24 (UE4)”. De acuerdo con los desarrolladores del software (Epic Games), UE4 es una plataforma de experimentación, análisis, prototipado y de aprendizaje de máquina, que puede ser muy útil cuando es peligroso o costoso experimentar en el mundo real. UE4 cuenta con la más alta calidad de renderizado en tiempo real y es de código abierto. Esta plataforma puede recrear la realidad como una experiencia inmersiva que es tan efectiva como estar en una situación real (Epic Games (2020)).

### 3.1.2. Modelo del vehículo

UE4 implementa el módulo PhysX desarrollado por NVIDIA (Sección 2.2.1), el cual permite simular en tiempo real las dinámicas de un vehículo motorizado. La simulación del vehículo está basada en un modelo matemático que considera la dinámica de las llantas, del motor, de un sistema de frenos y de un sistema de transmisión automática (NVIDIA (2014)).

El vehículo desarrollado en UE4 es fácilmente configurable, por ejemplo, se puede especificar la masa; longitud, anchura y altura del mismo; número de engranes y su tamaño; la curva de torque del motor, número máximo de revoluciones por minuto; detalles de la suspensión; tamaño de las llantas, fricción y resistencia con el suelo; entre otras cosas con respecto a las aerodinámicas del vehículo (NVIDIA (2014)).

Este vehículo tiene 3 actuadores: el acelerador, el freno y el volante. El acelerador y el freno tienen un rango entre 0 y 1. Estos valores se pueden interpretar como porcentajes de presión sobre el actuador, donde 0 significa que no hay presión y el 1 representa la presión máxima sobre el actuador.

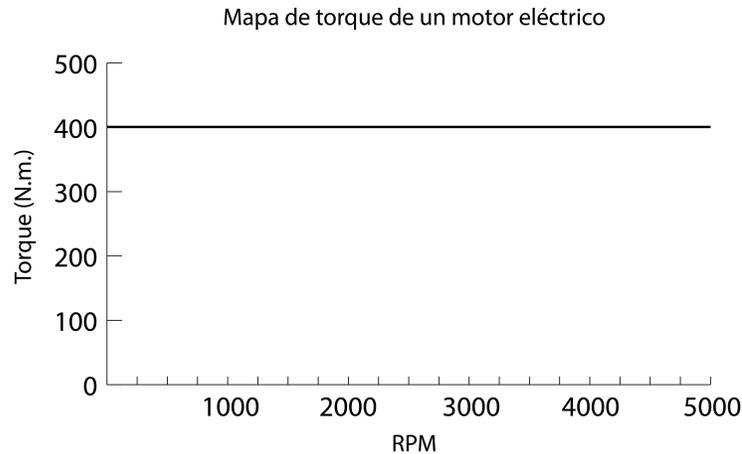
En el caso del volante, se tiene un rango entre  $-1$  y  $1$ , donde  $-1$  está totalmente girado a la

izquierda y 1 a la derecha. Estos valores también se pueden interpretar como el ángulo de torsión de las llantas. En la configuración por defecto, el vehículo tiene un ángulo máximo de torsión de 70 grados en el eje delantero, por lo tanto, el  $-1$  representa una torsión de  $-70$  grados, y el  $1$  una torsión de 70.

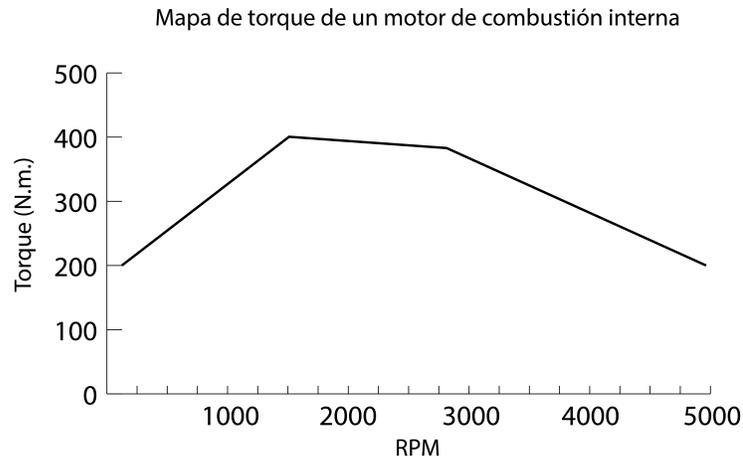
### 3.1.3. Configuración del vehículo

La caracterización de las curvas de aceleración de un motor eléctrico es más sencilla que la caracterización de un motor de combustión interna. Por esta razón, se configuró el motor del vehículo como un motor eléctrico, por ejemplo, el de un automóvil Tesla.

La curva de torque de un motor eléctrico es constante para cualquier valor de las revoluciones por minuto del motor (RPM) (Figura 12), a diferencia de la curva de torque de un motor de combustión interna (Figura 13). Cuando la curva de torque es constante, entonces la aceleración máxima no depende de las RPM.



**Figura 12.** Ilustración de un mapa de torque de un motor eléctrico.



**Figura 13.** Ilustración de un mapa de torque de un motor de combustión interna.

La aceleración máxima también depende del engrane actual. Por simplicidad, se configuró la transmisión del vehículo para que solamente tenga un engrane, y con ello un único valor de la aceleración máxima.

En esta configuración del vehículo, el mapa del motor (Figura 6) es de 2 dimensiones en lugar de 3, ya que la aceleración del vehículo solamente depende de la velocidad actual, y por esto, la implementación del controlador longitudinal de bajo nivel es más sencilla.

#### 3.1.4. Implementación del controlador longitudinal de bajo nivel

El controlador longitudinal de bajo nivel desarrollado en este proyecto fue diseñado para seguir el perfil de conducción proporcionado por el IDM. Este controlador depende de la configuración del vehículo presentada en la sección anterior, ya que de esta manera, no es necesario crear un mapa del motor que dependa de las RPM, del torque deseado, ni del porcentaje del acelerador como en la Figura 6.

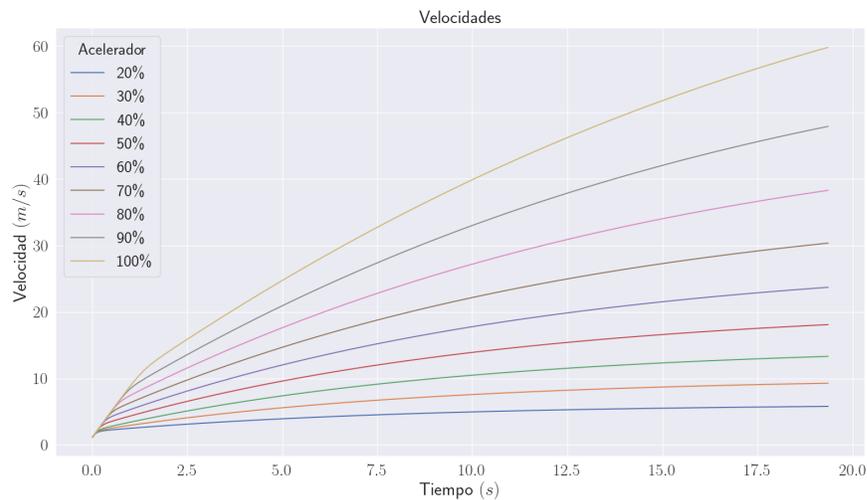
Con la configuración propuesta es posible crear un mapa de aceleraciones que relacione directamente la aceleración deseada con el porcentaje del acelerador, sin la necesidad de transformar la aceleración deseada en un torque deseado.

##### 3.1.4.1. Mapa de aceleraciones

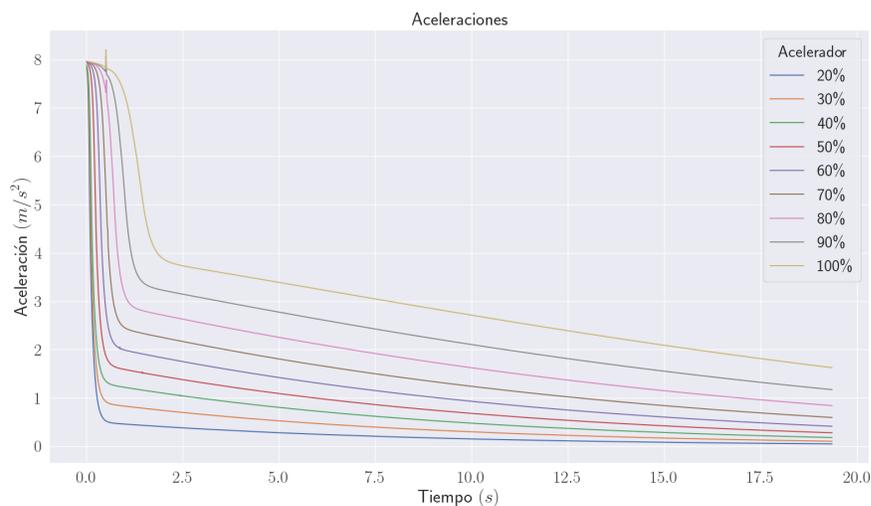
El mapa de aceleraciones consiste de un conjunto de curvas de aceleración, que relacionan directamente la velocidad con la aceleración producida por el vehículo. Cada curva de aceleración tiene asociado

un porcentaje fijo del acelerador. Este mapa fue creado de manera empírica utilizando el vehículo personalizado mencionado anteriormente, y siguiendo un procedimiento que consta de dos etapas, las cuales son descritas a continuación.

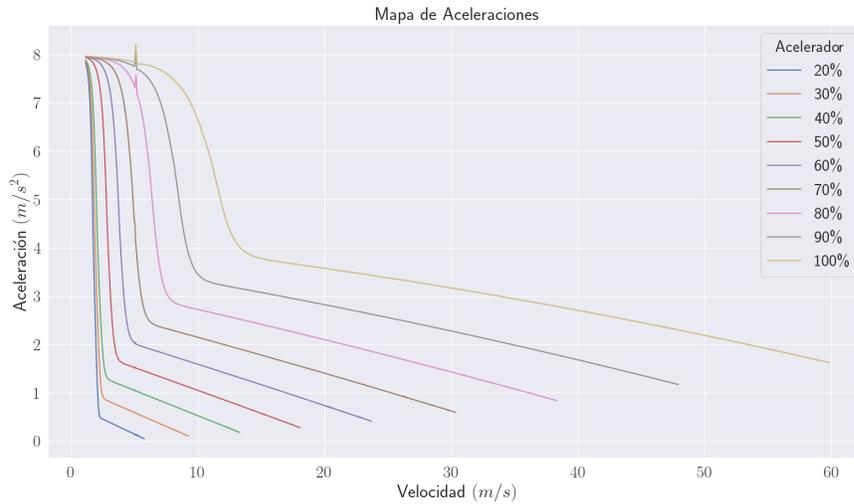
En la primer etapa se generan las curvas de aceleración comenzando con el vehículo en reposo, y dejando fijo el porcentaje del acelerador. En cada actualización del simulador, se guarda en una lista de tuplas la velocidad actual y la aceleración actual. La simulación termina hasta que la aceleración del vehículo regrese a  $0 \text{ m/s}^2$ . Este procedimiento se realiza con los porcentajes del acelerador desde 20 % hasta 100 % con un tamaño de interpolación de 1 %, teniendo como resultado un total de 80 curvas de aceleración (Figuras 14, 15 y 16).



**Figura 14.** Velocidades producidas por el vehículo.



**Figura 15.** Aceleraciones producidas por el vehículo.

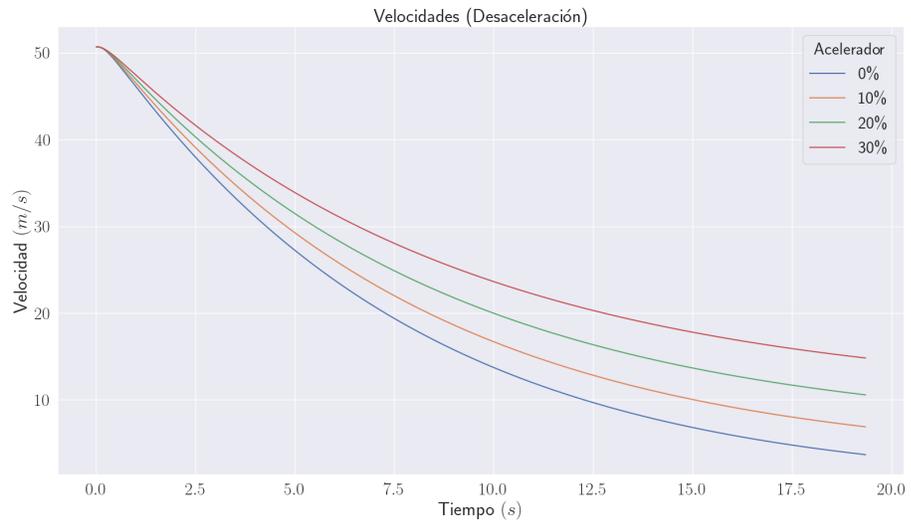


**Figura 16.** Mapa de aceleraciones en función de la velocidad.

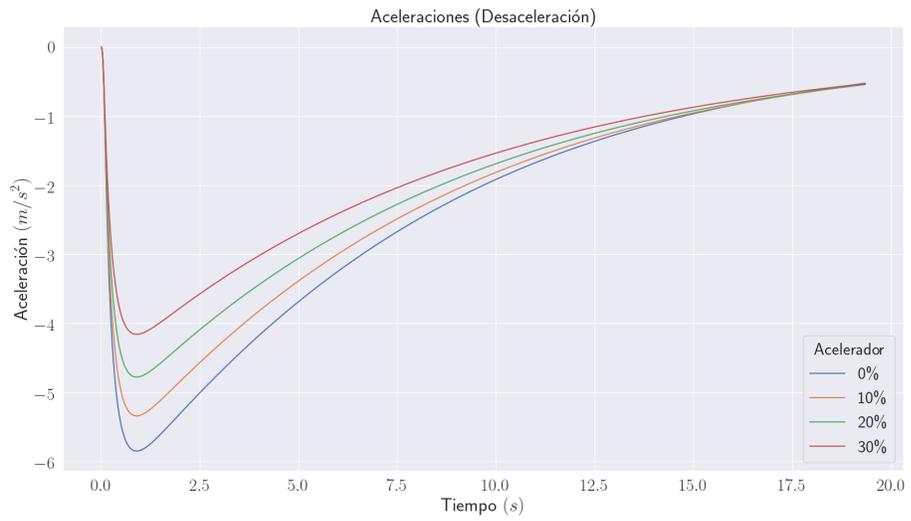
Los resultados de la primera etapa solamente corresponden a aceleraciones positivas, sin embargo, el vehículo autónomo requiere de aceleraciones negativas para poder reducir su velocidad, y por esta razón, se realizó la siguiente etapa.

El vehículo se llevó a una velocidad de aproximadamente  $180 \text{ km/h}$  ( $50 \text{ m/s}$ ) con el porcentaje fijo del acelerador igual a  $81 \%$ . Una vez que el vehículo alcanza una aceleración muy cercana a  $0 \text{ m/s}^2$ , comienza la maniobra de reducción de velocidad, la cual termina cuando el vehículo vuelve a alcanzar una aceleración muy cercana a  $0 \text{ m/s}^2$ .

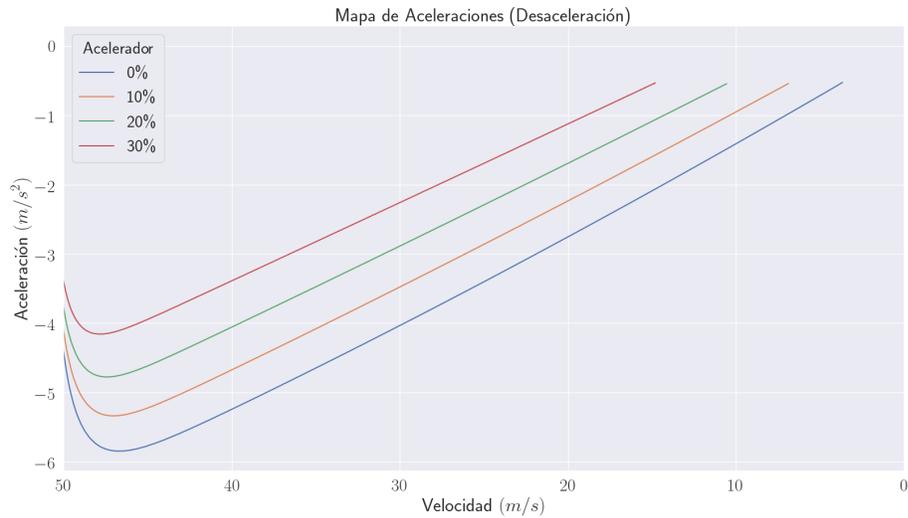
La segunda etapa de este procedimiento consiste en reducir la velocidad de dos maneras diferentes. La primera es cambiando el porcentaje fijo del acelerador a un valor más pequeño. En este caso, se utilizaron los valores entre  $0 \%$  hasta  $30 \%$  con un tamaño de paso igual a  $1 \%$ , donde el  $0 \%$  equivale a dejar de acelerar y esperar a que el vehículo se detenga por completo gracias a la fricción con el suelo. Los resultados fueron un total de **31** curvas de aceleración (Figuras 17, 18 y 19).



**Figura 17.** Velocidades producidas por el vehículo (maniobra de desaceleración).

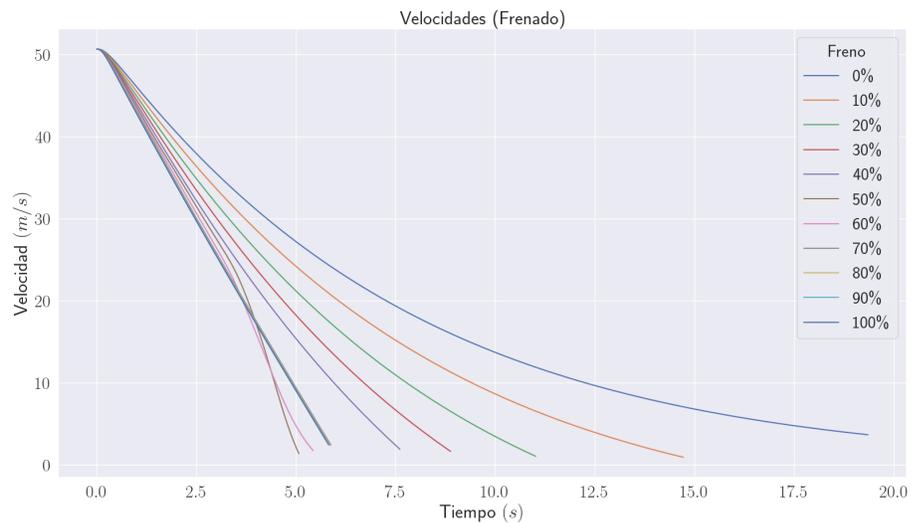


**Figura 18.** Aceleraciones producidas por el vehículo (maniobra de desaceleración).

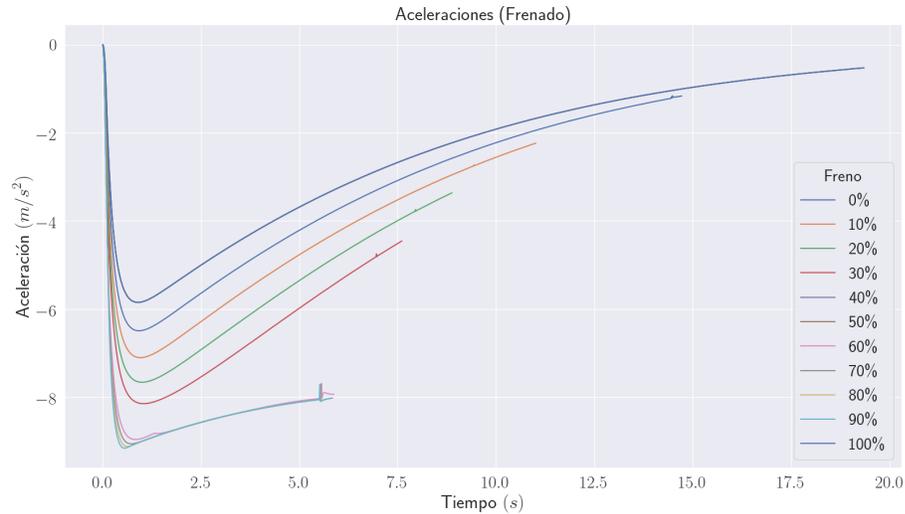


**Figura 19.** Mapa de aceleraciones en función de la velocidad (maniobra de desaceleración).

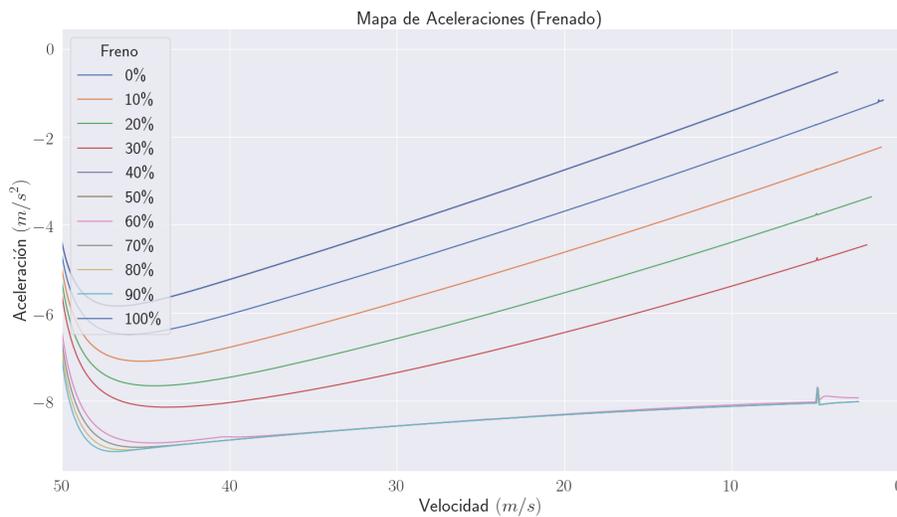
La segunda forma de reducir la velocidad fue utilizando el actuador del freno, utilizando los valores entre 0% hasta 100% con un tamaño de paso igual a 1% y con el acelerador igual a 0%. En este caso, los resultados fueron un total de 101 curvas de aceleración (Figuras 20, 21 y 22).



**Figura 20.** Velocidades producidas por el vehículo (maniobra de frenado).



**Figura 21.** Aceleraciones producidas por el vehículo (maniobra de frenado).



**Figura 22.** Mapa de aceleraciones en función de la velocidad (maniobra de frenado).

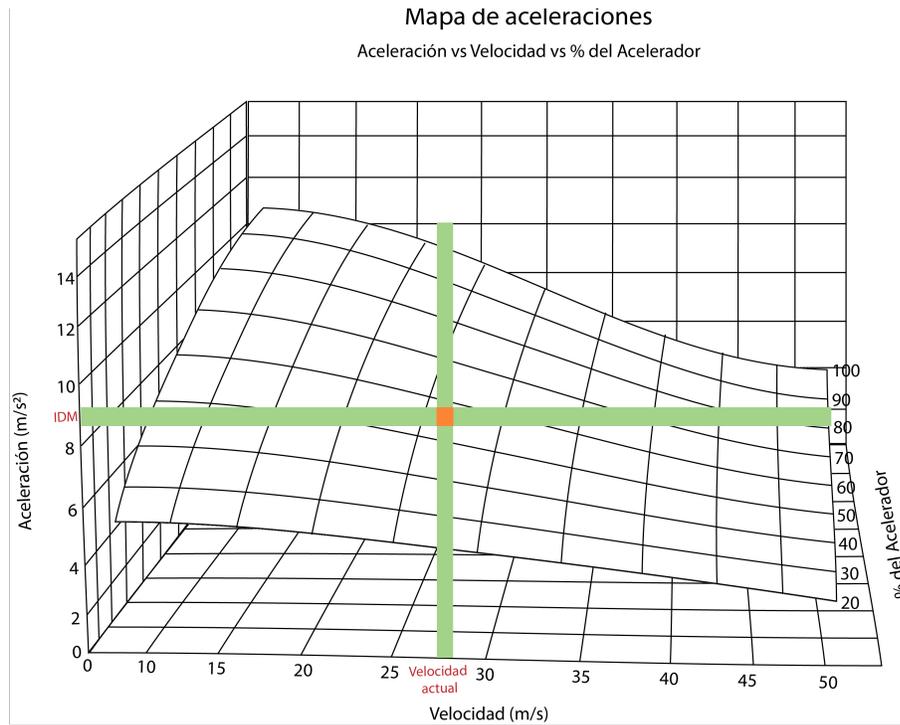
No obstante, las desaceleraciones producidas por el freno y el acelerador se traslapan. Por esta razón, solamente se almacenan las desaceleraciones producidas por el freno que son menores a  $-5 \text{ m/s}^2$ , ya que el acelerador produce desaceleraciones muy cercanas a este valor.

El mapa de aceleraciones completo es la combinación de los mapas de aceleraciones producidos por cada etapa (Figuras 16, 19, 22). Cada curva de aceleración está etiquetada con el porcentaje del acelerador que la produce, y esta información está almacenada como una lista de tripletas que relaciona la aceleración, velocidad y porcentaje del acelerador.

Para completar el esquema, requerimos de un algoritmo de búsqueda que permita implementar el controlador de bajo nivel.

### 3.1.4.2. Búsqueda en el mapa de aceleraciones

El algoritmo de búsqueda (Figura 23) recibe una aceleración deseada y la velocidad actual del vehículo, y regresa el porcentaje del acelerador que debe presionarse para alcanzar la aceleración deseada.



**Figura 23.** Ilustración de una búsqueda en el mapa de aceleraciones. Donde los ejes de color verde corresponden a los valores que coinciden con la velocidad actual y la aceleración deseada, y el cuadro naranja corresponde al área del mapa de aceleraciones que concuerda con ambos criterios.

Este algoritmo selecciona aquella curva de aceleración que mejor represente la relación entre la aceleración deseada y la velocidad actual del vehículo. Su implementación consiste en ordenar por aceleración las tripletas del mapa, después selecciona los  $k$  vecinos más cercanos a la aceleración deseada, con un valor de  $k = 100$ . Utilizando el conjunto de los  $k$  vecinos, el algoritmo selecciona aquella tripleta que tenga el valor de velocidad más cercano a la velocidad actual del vehículo, y por último, regresa el valor del porcentaje del acelerador relacionado.

En el caso del freno, el porcentaje del pedal se codificó con un valor negativo, y en lugar de presionar el actuador del acelerador, se presiona el freno. El valor de  $k = 100$  fue seleccionado porque el mapa tiene aproximadamente 200 curvas de aceleración. No obstante, si el mapa estuviera formado por 2000 curvas se tendría un valor de  $k = 1000$ , y conforme este número aumente, el tiempo de búsqueda aumenta.

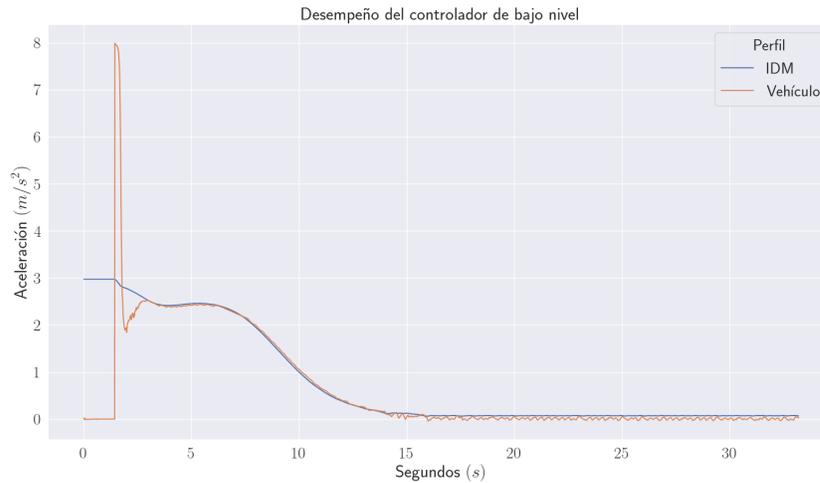
### 3.1.4.3. Desempeño del controlador longitudinal de bajo nivel

El algoritmo de búsqueda se implementó en el simulador, y se realizó una simulación de aproximadamente 40 segundos para analizar su desempeño. En esta simulación el vehículo autónomo viaja en una carretera recta con la configuración del IDM mostrada en la Tabla 5, y en el mismo carril, se configuró un vehículo líder que viaja a una velocidad promedio de  $120 \text{ km/h}$  ( $33.33 \text{ m/s}$ ).

**Tabla 5.** Configuración del controlador IDM para probar el desempeño del controlador de bajo nivel.

Parámetro	Valor
$a$	$3 \text{ m/s}^2$
$b$	$1.5 \text{ m/s}^2$
$\delta$	4
$v_0$	$40 \text{ m/s}$
$s_0$	$2 \text{ m}$
$T$	$1 \text{ s}$

Los resultados del desempeño del controlador propuesto en esta sección, se muestran en la Figura 24. El pico que se encuentra en los primeros 4 segundos corresponde a la inercia del vehículo al arrancar. De ahí en adelante, se puede observar cualitativamente que la aceleración del vehículo sigue el perfil de conducción generado por el IDM.



**Figura 24.** Desempeño del controlador de bajo nivel al seguir el perfil de conducción generado por el IDM.

## 3.2. Procedimiento general para la experimentación con participación de personas

El controlador longitudinal de bajo nivel tiene un desempeño aceptable, y por eso, se puede utilizar para continuar con la metodología propuesta en este trabajo. El siguiente paso es realizar la partición

del espacio de parámetros y seleccionar un conjunto de estilos de conducción de acuerdo al siguiente procedimiento general para la experimentación con participación de personas.

El procedimiento general se divide en dos experimentos específicos: la distinción entre diferentes valores para un parámetro del controlador y la evaluación de los estilos de conducción generados por ese parámetro. En ambos, se utiliza el mismo simulador (Sección 3.1) y el mismo escenario (Sección 3.2.2). También, se le informa al participante que en caso de tener algún malestar, puede reportarlo y el procedimiento se suspenderá.

En este proyecto se analiza la maniobra de seguimiento de vehículos para aprovechar las ventajas del estímulo visual del casco de realidad virtual, pues sin un mecanismo físico con movimientos longitudinales y laterales, no es posible que el participante pueda experimentar, de manera completa, los cambios de aceleración del vehículo.

La percepción de distancia entre vehículos es considerada como un estímulo visual, y el parámetro  $T$  del controlador IDM (Sección 2.2.6) modifica la distancia entre vehículos. Por esta razón, se seleccionó este parámetro para generar diferentes estilos de conducción, y de acuerdo con la definición propuesta en la Sección 2.3.1: existe una partición en el espacio de parámetros para  $T$  que mapea a un conjunto de distancias entre vehículos diferentes.

Los detalles de cada parte del procedimiento se presentan en los siguientes capítulos, en donde se describe cómo particionar el espacio de parámetros para  $T$ , y también los pasos a seguir para seleccionar un conjunto de estilos de conducción agradables para el pasajero.

En las últimas dos secciones de este capítulo se presenta la configuración inicial del simulador y el ambiente virtual utilizados en el trabajo.

### **3.2.1. Configuración de experimentos**

Los procedimientos fueron realizados con una computadora con las siguientes características: CPU intel i7-9750H, 32 GB de RAM, DirectX 12 y una GPU NVIDIA GeForce RTX 2070 con diseño Max-Q. El casco de realidad virtual utilizado fue el Oculus Rift S, el cual tiene una resolución de  $2560 \times 1440$  con una actualización de pantalla de 80 Hz (Cale Hunt (2020)).

Ambos experimentos se realizaron en un cuarto con una silla en la que se le pide al participante que se siente.

También, se utilizó la misma configuración del IDM en ambos experimentos, la cual se muestra en la Tabla 7. La velocidad deseada del vehículo autónomo se aumentó a  $180 \text{ km/h}$  ( $50 \text{ m/s}$ ), mientras que la velocidad deseada del vehículo líder se configuró en  $144 \text{ km/h}$  ( $40 \text{ m/s}$ ).

**Tabla 7.** Configuración del controlador IDM para los experimentos.

Parámetro	Valor
$a$	$3 \text{ m/s}^2$
$b$	$1.5 \text{ m/s}^2$
$\delta$	4
$v_0$	$50 \text{ m/s}$
$s_0$	$2 \text{ m}$

### 3.2.2. Ambiente virtual

El escenario de ambos experimentos (Figura 25) es una carretera recta de dos carriles que cruza una cordillera de montañas en un desierto. En esta carretera solamente se encuentra el vehículo del participante y un vehículo líder en el mismo carril.



**Figura 25.** Ambiente virtual creado en Unreal Engine 4.24.

En el siguiente capítulo se utiliza este escenario para encontrar el JND del parámetro  $T$  del controlador IDM.

## Capítulo 4. Proceso de distinción del parámetro $T$

---

El proceso de distinción del parámetro  $T$  ("Tiempo a colisión") está basado en el procedimiento presentado en Müller *et al.* (2013), el cual se adaptó para encontrar el JND (Sección 2.3.5.1) correspondiente a la distancia entre vehículos, manipulando el parámetro  $T$  del controlador IDM.

Se parte de la hipótesis de que existe un valor  $\Delta T$ , tal que al sumarlo al valor actual de  $T$ , produce un JND en la distancia entre vehículos. El objetivo de este procedimiento es encontrar la función psicométrica que relaciona el  $\Delta T$  con la probabilidad de sentir un cambio, en donde el JND, corresponde al  $\Delta T$  que tenga una probabilidad del 50 % de ser percibido (Figura 8).

En este procedimiento, se le coloca el casco de realidad virtual al participante y se le muestra el interior del vehículo, así como el ambiente virtual (Sección 3.2.2) en el que se encuentra. Posteriormente, se le presenta un viaje de aproximadamente 40 segundos para que se familiarice con el simulador. Una vez terminado el viaje, se le repiten las instrucciones del experimento para asegurarnos que todo haya quedado claro. A partir de esto, comienza el procedimiento de recolección de datos.

El procedimiento de recolección de datos utiliza el método de la escalera (Levitt (1971); Müller *et al.* (2013)) para calcular el JND de  $T$ , y al final se aplica el cuestionario NASA TLX para evaluar la carga de trabajo.

### 4.1. Método de la escalera simple

Es un método relativamente eficiente para estimar el nivel del estímulo que tiene una probabilidad del 50 % de ser percibido. Es muy parecido al método de los límites descrito en la Sección 2.3.5.1, pero en lugar de terminar con la primera respuesta negativa, el nivel del estímulo se incrementa hasta que el individuo vuelva a dar una respuesta positiva. Este procedimiento continua de manera iterativa hasta completar al menos 6 u 8 reversos; un reverso es un paso en la dirección contraria al paso anterior. Donde el JND corresponde al promedio de todos los reversos. Un ejemplo de una ejecución de este procedimiento se muestra en la Figura 26.

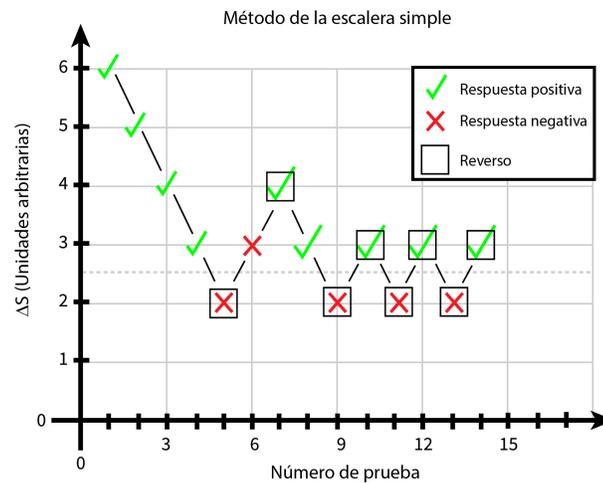


Figura 26. Ejemplo de la ejecución del método de la escalera.

## 4.2. Cuestionario NASA TLX

El cuestionario NASA TLX consiste de 6 preguntas que miden la carga de trabajo de un experimento (Tabla 9). Estas preguntas se encuentran divididas en 6 áreas (Hart y Staveland (1988); Díaz Ramiro *et al.* (2010)):

- **Esfuerzo.** Grado de esfuerzo mental y físico que tiene que realizar el sujeto para obtener su nivel de rendimiento.
- **Demanda mental.** Cantidad de actividad mental y perceptiva que requiere la tarea (p.ej.: pensar, decidir, calcular, recordar, mirar, buscar, etc.).
- **Demanda física.** Cantidad de actividad física que requiere la tarea (p.ej.: pulsar, empujar, girar, etc.).
- **Demanda temporal.** Nivel de presión temporal sentida, es decir, la razón entre el tiempo requerido y el disponible.
- **Rendimiento.** Hasta qué punto el individuo se siente satisfecho con su nivel de rendimiento.
- **Frustración.** Hasta qué punto el sujeto se siente inseguro, estresado, irritado, descontento, etc., durante la realización de la tarea.

**Tabla 9.** Cuestionario NASA TLX traducido al español. Todas las preguntas se responden en un mismo rango, desde “Muy poco” hasta “Demasiado”.

No.	Área	Pregunta
1	Demanda mental	¿Qué tanto esfuerzo mental requirió el experimento?
2	Demanda física	¿Qué tanto esfuerzo físico requirió el experimento?
3	Demanda temporal	¿Qué tan apresurado fue el ritmo del experimento?
4	Rendimiento	¿Cuál fue tu nivel de éxito al completar el experimento?
5	Esfuerzo	¿Qué tan duro tuviste que trabajar para completar el experimento?
6	Frustración	¿Cuál fue tu nivel de inseguridad, desmotivación, irritación, estrés y molestia durante el experimento?

Las respuestas a cada pregunta se encuentran en una escala de 7 puntos, donde  $-3$  es “Muy poco”, 0 es “Neutral” y  $+3$  es “Demasiado”.

#### 4.3. Consistencia interna de un cuestionario

La consistencia interna es una medida basada en la correlación entre los diferentes ítems de un mismo cuestionario, y describe que tan confiables son los resultados. El “ $\alpha$  de Cronbach” es un coeficiente muy utilizado para medir dicha consistencia, donde un valor de  $\alpha$  entre 0.7 y 0.95 se considera aceptable (Tavakol y Dennick (2011)). Sin embargo, existe una mejor alternativa llamada “ $\omega$  de McDonald”, la cual representa una mejor estimación de la consistencia, y su resultado se interpreta de la misma manera que el  $\alpha$  de Cronbach (Revelle (2013)).

#### 4.4. Participantes

Nueve personas de Ensenada B.C. fueron voluntarias para el experimento (4 mujeres, 5 hombres), con una edad promedio de 29.66 años (DT= 13.29 años). Ninguno de los participantes contaba con alguna discapacidad visual grave. El experimento fue realizado por el mismo experimentador en todos los casos, y permaneció junto a ellos hasta finalizar.

#### 4.5. Recolección de datos

Siguiendo el procedimiento de la doble escalera, propuesto en Müller *et al.* (2013), se ejecutan dos etapas con el método de la escalera simple para encontrar el JND de  $T$ .

La configuración inicial (Tabla 10) es la misma para ambas escaleras. Primero se selecciona de manera aleatoria el valor estándar de  $T$  en un rango entre 1 y 1.5. Luego se define el valor inicial de  $\Delta T$  igual a 0.5.

En la primera escalera (**Escalera 1**) se muestra una distancia más lejana que la distancia estándar, es decir, se suma  $\Delta T$  a  $T$ . En la segunda escalera (**Escalera 2**), se muestra una distancia más cercana, es decir, se le resta  $\Delta T$  a  $T$ . En cada prueba, primero se muestra la distancia estándar durante un viaje de aproximadamente 10 segundos, y posteriormente, dependiendo de la escalera, se le suma (o resta)  $\Delta T$  a  $T$ , y se muestra esta distancia modificada durante los mismos 10 segundos.

Después, se le pregunta al participante si puede percibir una diferencia entre las distancias. Si la respuesta es "Sí", entonces se le resta a  $\Delta T$  el tamaño de paso, el cual es igual a 0.1. Si la respuesta es "No", entonces se le suma a  $\Delta T$  el tamaño de paso. Este procedimiento continúa de manera iterativa hasta completar 6 reversos en cada escalera, y el JND de  $T$ , se calcula a partir del promedio de los reversos de cada escalera.

**Tabla 10.** Configuración de escaleras.

<b>T</b>	<b><math>\Delta T</math> inicial</b>	<b>Tamaño de paso</b>	<b>Condición de parada</b>
Aleatorio entre 1 y 1.5	0.5	0.1	6 reversos

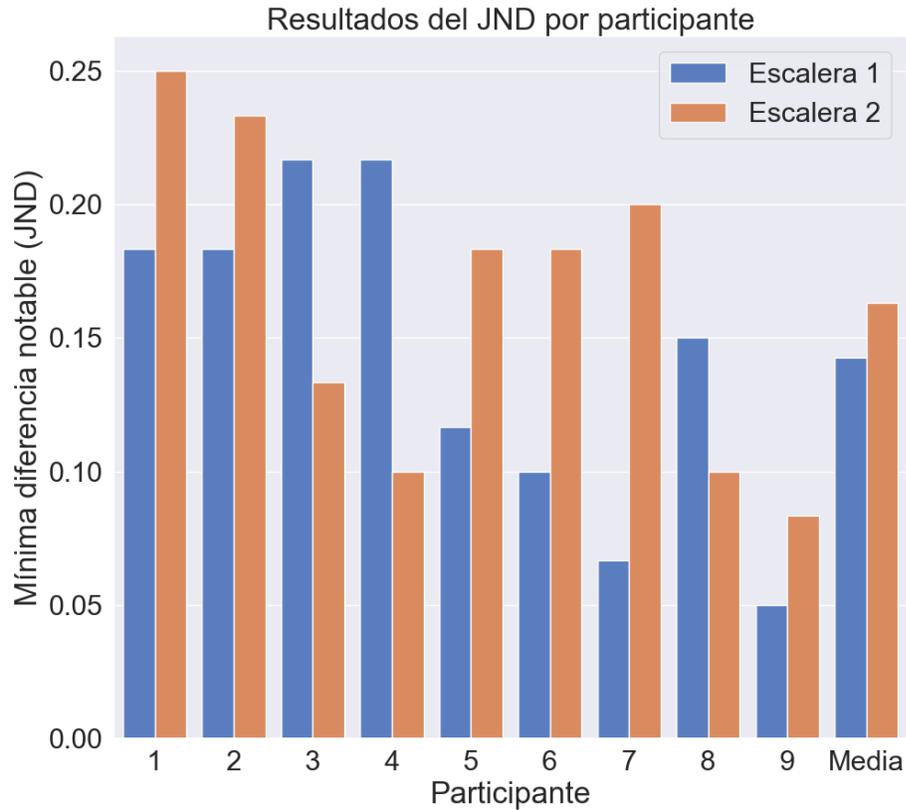
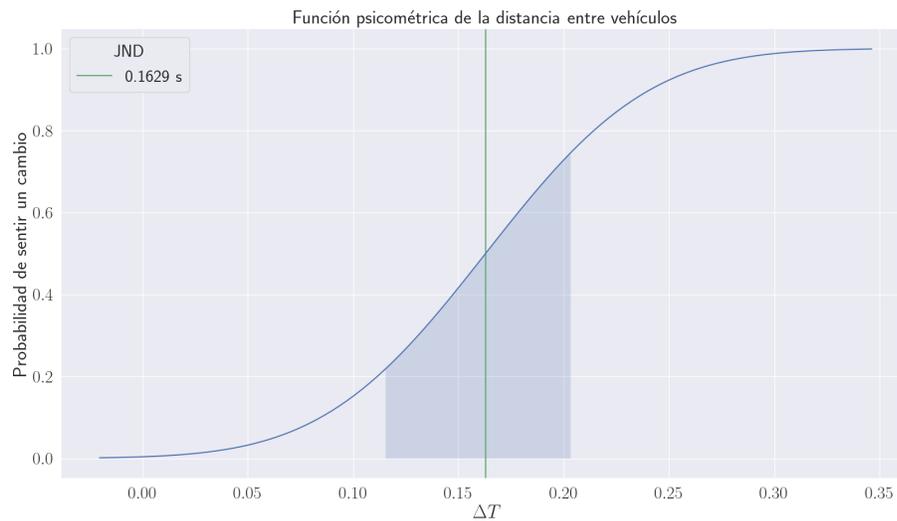
El procedimiento completo consiste de dos etapas, con un descanso entre ellas. En la primera etapa se aplica la **Escalera 1**, y en la segunda la **Escalera 2**. Al terminar con ambas escaleras, se le pide al participante que llene el cuestionario NASA TLX traducido al español (Tabla 9).

#### 4.6. Resultados de las escaleras

El promedio de reversos de la **Escalera 1** y la **Escalera 2** se muestran en la Tabla 11 y en la Figura 27. La **Escalera 1** tiene un JND igual a 0.1425 ( $DT= 0.0624$ ), mientras que la **Escalera 2** tiene un JND igual a 0.1629 ( $DT= 0.0611$ ). El promedio de ambas escaleras también fue calculado ( $M = 0.1527$ ,  $DT= 0.0608$ ), sin embargo, aplicando la prueba T-Student se encontraron diferencias significativas en los resultados de las escaleras ( $t(8) = -5.8399$ ,  $p < 0.001$ ) (Bellem *et al.* (2018)), por lo tanto, la mínima diferencia notable es diferente para cada caso. Por esta razón, se eligió el JND más grande para asegurar diferencias en ambos casos, el cual es 0.1629 que corresponde al JND de la **Escalera 2**, con un intervalo de confianza del 95 %, que va desde 0.116 hasta 0.2098 (Figura 28).

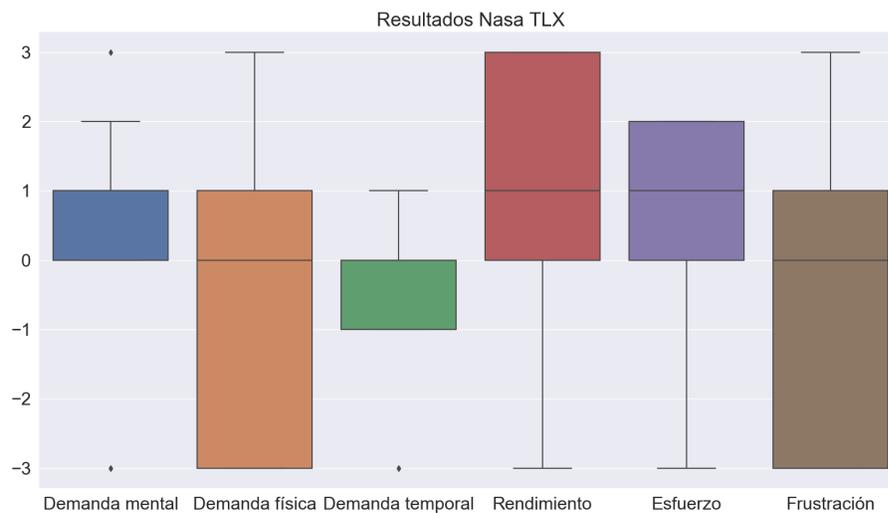
**Tabla 11.** Resultados para el JND de la distancia entre vehículos.

	Media	DT
Umbral <b>Escalera 1</b>	0.1425	0.0624
Promedio	0.1527	0.0608
Umbral <b>Escalera 2</b>	0.1629	0.0611

**Figura 27.** Resultados del JND ( $\Delta T$ ) para  $T$  por participante.**Figura 28.** Función psicométrica para la distancia entre vehículos. Intervalo de confianza del 95 % del JND sombreado.

#### 4.7. Resultados de demanda de trabajo

El experimento tiene una duración de 8 minutos aproximadamente. Durante este tiempo, el participante tiene que hacer un esfuerzo visual para distinguir las distancias entre vehículos. El procedimiento de la escalera fue diseñado inicialmente para estímulos auditivos, y no visuales (Levitt (1971)). Por eso, se esperaba un mayor cansancio y una mayor dificultad para completar la tarea. Sin embargo, los resultados del cuestionario NASA TLX (Figura 29) mostraron que no se requiere de una gran demanda mental (**No. 1**, Mdn= 1), física (**No. 2** Mdn= 0) ni temporal (**No. 3**, Mdn= 0). También muestra que este experimento es sencillo de realizar (**No. 5**, Mdn= 1) y tampoco es frustrante (**No. 6**, Mdn= 0). Además, al finalizar, el participante reporta que considera haber realizado un buen trabajo para cumplir con los requerimientos de la prueba (**No. 4**, Mdn= 1).



**Figura 29.** Diagrama de caja de los resultados del cuestionario NASA TLX

El cuestionario NASA TLX traducido al español utilizado en este experimento tiene un alfa de Cronbach ( $\alpha = 0.26$ ) y una omega de McDonald (McDonald (2013))  $\omega = 0.97$ , los cuales, indican redundancia y poca validez en los resultados de este cuestionario (Oyanedel *et al.* (2017)). Por lo tanto, no se puede hacer alguna afirmación concluyente sobre la carga de trabajo del procedimiento aplicado. Probablemente, las respuestas de los participantes se vieron influenciadas por la novedad del simulador y por un sentimiento de ayuda al experimentador. Tal vez sea necesario realizar el experimento con una mayor cantidad de personas para aumentar la confianza y validez de los resultados del cuestionario NASA TLX.

#### 4.8. Discusiones

Los resultados del JND fueron satisfactorios con un valor igual a 0.1629. Se podría realizar una segunda versión del experimento pero, partiendo con un  $\Delta T$  igual a 0.1629, y con un tamaño de paso igual a 0.06 para obtener un JND más fino, ya que en algunos casos, los participantes alcanzaban el valor de  $\Delta T = 0$ , en donde ya no había diferencias.

Con este resultado, ahora es posible crear estilos de conducción con la Ecuación (5) planteada en la metodología general (Capítulo 3). El JND de  $T$  obtenido en este experimento es 0.1629, pero para asegurar una distinción en al menos el 95% de las personas se tomará el extremo del intervalo de confianza, esto es,  $JND = 0.2098$ . Con este valor, se calcula la constante de Weber para  $T$  (Ecuación 4), utilizando  $T = 1$  como el valor estándar de  $T$ . Entonces la constante de Weber es:

$$c = \frac{JND}{T},$$

$$c = \frac{0.2098}{1},$$

$$c = 0.2098.$$

A partir de esta constante, en el siguiente capítulo, se procede a crear un conjunto de estilos de conducción y presentarlos a diferentes personas para determinar una clasificación de los estilos de conducción propuestos.

## Capítulo 5. Proceso de evaluación de estilos de conducción

---

El proceso de evaluación de estilos de conducción está basado en el proceso presentado en Bellem *et al.* (2018).

Siguiendo la metodología presentada en el Capítulo 3, Ecuación 5, y utilizando la constante de Weber para el parámetro  $T$  ("Tiempo a colisión") del IDM obtenida en el capítulo anterior,  $c = 0.2098$ , se crearon los estilos de conducción para  $T$  (Tabla 12), con  $i = -2, -1, 0$  y  $1$  y el valor recomendado  $T = 1$  (Treiber y Kesting (2013)), esto es,  $S_0 = 1$ :

$$c = 0.2098 \quad i \in [-2, -1, 0, 1],$$

$$i = 0,$$

$$S_0 = 1,$$

$$i = -1,$$

$$\Delta S_0 = S_0 \times c = 1 \times 0.2098 = 0.2098,$$

$$S_{-1} = S_{i+1} - \Delta S_{i+1} = S_0 - \Delta S_0 = 1 - 0.2098 = 0.7902,$$

$$i = -2,$$

$$\Delta S_{-1} = S_{-1} \times c = 0.7902 \times 0.2098 = 0.16578396,$$

$$S_{-2} = S_{i+1} - \Delta S_{i+1} = S_{-1} - \Delta S_{-1} = 0.7902 - 0.16578396 \approx 0.6244,$$

$$i = 1,$$

$$S_1 = S_{i-1} + \Delta S_{i-1} = S_0 + \Delta S_0 = 1 + 0.2098 = 1.2098.$$

**Tabla 12.** Estilos de conducción propuestos.

Estilo	$i$	$T$
A	-2	0.6244
B	-1	0.7902
C	0	1
D	1	1.2098

Estos estilos de conducción fueron seleccionados para que la distancia entre vehículos no fuera tan pequeña ni tan grande, y así los participantes puedan determinar sus preferencias entre los estilos de conducción propuestos.

Se parte de la hipótesis de que existe una clasificación de preferencia subjetiva de los estilos de

conducción propuestos en este trabajo. Cabe mencionar que no se puede asegurar que todos los estilos creados con esta metodología serán cómodos para el pasajero. La segunda hipótesis es que el simulador desarrollado en este proyecto produce poca o nula cinetosis.

Antes de comenzar se le explica al participante el contexto del experimento, el cual consiste en suponer que cuenta con un automóvil autónomo con un catálogo de estilos de conducción disponibles. El objetivo del experimento es encontrar aquel estilo de conducción que le parezca mejor, ya sea por comodidad, seguridad o por la razón que más le parezca adecuada.

Al igual que en el Capítulo 4, en este procedimiento también se le coloca el casco de realidad virtual al participante y se le muestra el interior del vehículo, así como el ambiente virtual (Sección 3.2.2) en el que se encuentra. Posteriormente, se le presenta un viaje de aproximadamente 40 segundos para que se familiarice con el simulador. Una vez terminado el viaje, se le repiten las instrucciones del experimento para asegurarnos que las instrucciones hayan quedado claras. A partir de esto, comienza el procedimiento de recolección de datos.

La clasificación de los estilos de conducción se realiza con el modelo Bradley-Terry. El nivel de cinetosis y el nivel de realismo e inmersión del simulador son determinados por los participantes al contestar el “Cuestionario de la Enfermedad del Simulador (SSQ)” y el “Cuestionario de Presencia de IGroup (IPQ)”.

### 5.1. Modelo Bradley-Terry

Para determinar la preferencia subjetiva del pasajero, se requiere de un panel de jueces que evalúe los distintos estilos de conducción. Sin embargo, en este tipo de paneles puede existir una falta de consistencia en el juicio individual o una falta de acuerdo entre los jueces para elegir un criterio de verdad. Por esta razón, es necesario utilizar el modelo Bradley-Terry que permite hacer una clasificación a partir de una comparación por pares (Bradley (1953)).

El modelo Bradley-Terry es un modelo logístico, donde los coeficientes del modelo permiten calcular la probabilidad de que el estilo  $i$  le gane al estilo  $j$ . Es posible hacer un análisis en el orden de preferencias utilizando estos coeficientes. Pero en algunos casos, no son suficientes para hacer inferencias sobre los resultados. Para este modelo, las cuasi-varianzas proveen una alternativa intuitiva que permite enlistar los errores estándar de una mejor manera, y así, poder hacer una mejor inferencia sobre los resultados (Bradley (1953); Firth y De Menezes (2004); Bellem *et al.* (2018)).

El análisis de cuasi-varianzas arroja cuasi-errores estándar que sirven para definir un intervalo de

comparación, que se puede interpretar como si se hubiera hecho una estimación independiente del puntaje de cada estilo de conducción (Firth y De Menezes (2004)).

Al ajustar un modelo logístico con los datos de las comparaciones, se producen algunos residuos que representan el error en el predictor lineal. Es necesario realizar una prueba de “Bondad del ajuste (Goodness of fit)” sobre los coeficientes del modelo para asegurar que los residuos son lo suficientemente pequeños y que además, el modelo concuerda con una distribución chi-cuadrada (Bradley (1953); Bellem *et al.* (2018)).

## 5.2. Cuestionarios

La segunda hipótesis de este experimento se prueba con el “Cuestionario de la Enfermedad del Simulador (SSQ)”. También, se aplica el “Cuestionario de Presencia de IGroup (IPQ)” para conocer el nivel de realismo e inmersión del simulador.

### 5.2.1. Cuestionario de la Enfermedad del Simulador

El SSQ es una lista de 16 síntomas (Tabla 13) distribuidos en tres grupos independientes: Oculomotor (O), Desorientación (D) y Náusea (N). Cada uno de los síntomas cuenta con una escala de puntaje del 0 al 3, donde 0 es nada y 3 es severo (Kennedy *et al.* (1993)).

**Tabla 13.** Cuestionario SSQ traducido al español.

Síntoma	Nada (0)	Poco (1)	Moderado (2)	Severo (3)
Malestar en general				
Fatiga				
Dolor de cabeza				
Cansancio en los ojos				
Dificultad para enfocar				
Incremento de salivación				
Sudoración				
Náusea				
Dificultad de concentración				
Presión en la cabeza				
Visión borrosa				
Mareos (Ojos abiertos)				
Mareos (Ojos cerrados)				
Vértigo				
Malestar en el abdomen				
Eructos				

Los resultados del cuestionario se calculan a partir de los pesos proporcionados por Kennedy *et al.* (1993) (Tabla 21), y luego se comparan con los resultados de los simuladores que se encuentran en ese mismo artículo. Donde a partir del percentil 75 (Puntaje de severidad total  $\geq 15$ ) los simuladores comienzan a presentar algún tipo de sintomatología grave. El puntaje de severidad total 15 se toma como el punto medio de comparación, y se entiende que, un puntaje mayor, es equivalente a que el simulador provoca cinetosis.

### **5.2.2. Cuestionario de Presencia de IGroup**

El IPQ consiste de 14 afirmaciones sobre el nivel de inmersión y realismo del simulador (Tabla 14). Cada ítem corresponde a un grupo de evaluación. El prefijo GP, se refiere a presencia en general; el prefijo SP, a presencia espacial; el prefijo INV, a atención al ambiente virtual y el prefijo REAL, al realismo del simulador. Las respuestas para cada afirmación se encuentran en un rango entre  $-3$  y  $+3$ , donde el rango se interpreta de una manera distinta dependiendo de la afirmación (igroup (2016)).

Tabla 14. Cuestionario IPQ traducido al español.

Clave	Afirmación	Rango	Rango inverso
GP1	En el mundo generado por computadora tuve un sentimiento de “Estar allí”	Casi nada – Demasiado	No
SP1	De alguna manera sentí que el mundo virtual me rodeaba.	Totalmente en desacuerdo – Totalmente de acuerdo	No
SP2	Sentí que solamente estaba viendo fotos.	Totalmente en desacuerdo – Totalmente de acuerdo	Sí
SP3	No me sentí presente en el espacio virtual.	No me sentí presente – Me sentí presente	No
SP4	<b>Omitida, debido a los alcances de este proyecto.</b>		
SP5	Me sentí presente en el espacio virtual.	Totalmente en desacuerdo – Totalmente de acuerdo	No
INV1	¿Qué tan consciente estabas del mundo real a tu alrededor mientras navegabas en el mundo virtual? (sonidos, temperatura del cuarto, otras personas, etc)	Extremadamente atento – No tan atento	No
INV2	No estaba consciente de mi ambiente real.	Totalmente en desacuerdo – Totalmente de acuerdo	No
INV3	Seguía poniendo atención al ambiente real.	Totalmente en desacuerdo – Totalmente de acuerdo	Sí
INV4	El mundo virtual me cautivó por completo.	Totalmente en desacuerdo – Totalmente de acuerdo	No
REAL1	¿Qué tan real te pareció el mundo virtual?	Totalmente real – No tan real	Sí
REAL2	¿Qué tan consistente fue tu experiencia en el ambiente virtual con respecto a tu experiencia con el mundo real?	Inconsistente – Muy consistente	No
REAL3	¿Qué tan real te pareció el mundo virtual?	Tan real como un mundo imaginario – Indistinguible del mundo real	No
REAL4	El mundo virtual me pareció más realista que el mundo real.	Totalmente en desacuerdo – Totalmente de acuerdo	No

El ítem con clave SP4 fue omitido, ya que se refiere al control externo del sistema mediante hardware, lo cual, es inexistente en este simulador, pues el vehículo se opera de manera autónoma en todo momento.

El rango de los ítems con clave SP2, INV3 y REAL1, fue interpretado de manera inversa al momento de presentar los resultados, ya que en estos casos un valor negativo representa una afirmación positiva sobre la experiencia en el sistema.

### 5.3. Participantes

Quince personas fueron voluntarias para el experimento (3 mujeres, 12 hombres), con una edad promedio de 30.13 años (DT= 10.34 años). Ninguno de los participantes contaba con alguna discapacidad visual grave. El experimento fue realizado por el mismo experimentador en todos los casos, y permaneció junto a ellos hasta finalizar.

### 5.4. Recolección de datos

El proceso de recolección de datos consiste en mostrar los estilos de conducción (Tabla 12) por pares: *A vs B*, *A vs C*, *A vs D*, *B vs C*, *B vs D*, *C vs D*. La secuencia de los pares se selecciona de manera aleatoria, así como la primer variante de cada par.

Cada prueba consiste en mostrar una variante durante aproximadamente 10 segundos, y en seguida, mostrar su par correspondiente durante la misma cantidad de tiempo. Al final de cada prueba, se le pregunta al participante por la variante de su preferencia, y se continúa de manera iterativa hasta completar los 6 pares.

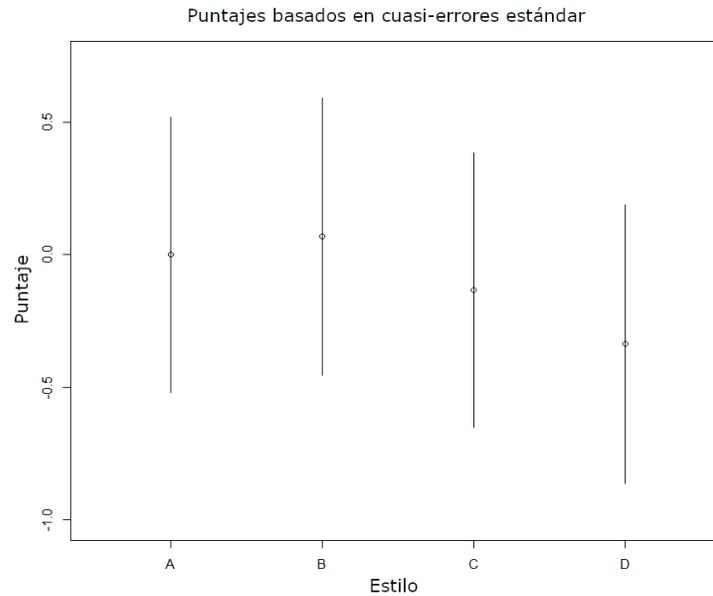
Al terminar con todos los pares, se le pide al participante que se quite el casco y que llene los cuestionarios SSQ e IPQ.

### 5.5. Resultados de la clasificación

Los resultados de las comparaciones por pares (Tabla 15) fueron analizados con el modelo Bradley-Terry, utilizando los paquetes “BradleyTerry2” y “qvcalc” en R. Los intervalos de comparación correspondientes a los resultados obtenidos se presentan en la Figura 30, donde se puede observar que todos los intervalos se traslapan. Esto no significa que los estilos no se puedan distinguir, sino que aparentemente no existe una preferencia significativa de uno de ellos sobre todos los demás.

**Tabla 15.** Resultados del procedimiento de comparación por pares de los estilos de conducción propuestos.

Estilo 1	Estilo 2	Gana 1	Gana 2
A	B	8	7
A	C	8	7
A	D	8	7
B	C	9	6
B	D	9	6
C	D	9	6



**Figura 30.** Intervalos de comparación de las preferencias de los estilos propuestos basados en el cuasi-error estándar y los coeficientes ajustados del modelo Bradley-Terry:  $A = 0$ ,  $B = 0.067$ ,  $C = -0.134$  y  $D = -0.336$ .

La prueba “Bondad del ajuste” revela que los coeficientes del modelo se ajustan adecuadamente a una distribución chi-cuadrada ( $G^2(3) = 1.406$ ,  $p = 0.895$ ), esto quiere decir que los datos de entrada del modelo Bradley-Terry fueron adecuados para la clasificación.

Entonces, se realizó un análisis de varianza utilizando la distribución chi-cuadrada sobre los resultados del modelo Bradley-Terry, el cual revela que no existe una clasificación general basada en la preferencia subjetiva sobre los estilos de conducción propuestos ( $\chi^2(3) = 1.406$ ,  $p > 0.1$ ). A partir de esto, se concluye que los 4 estilos de conducción (Tabla 12) son igualmente preferibles, y por eso no se puede descartar alguno de ellos.

Por otro lado y de acuerdo con los resultados de las comparaciones por persona (Tabla 16), se observa que puede existir una preferencia individual sobre el estilo de conducción.

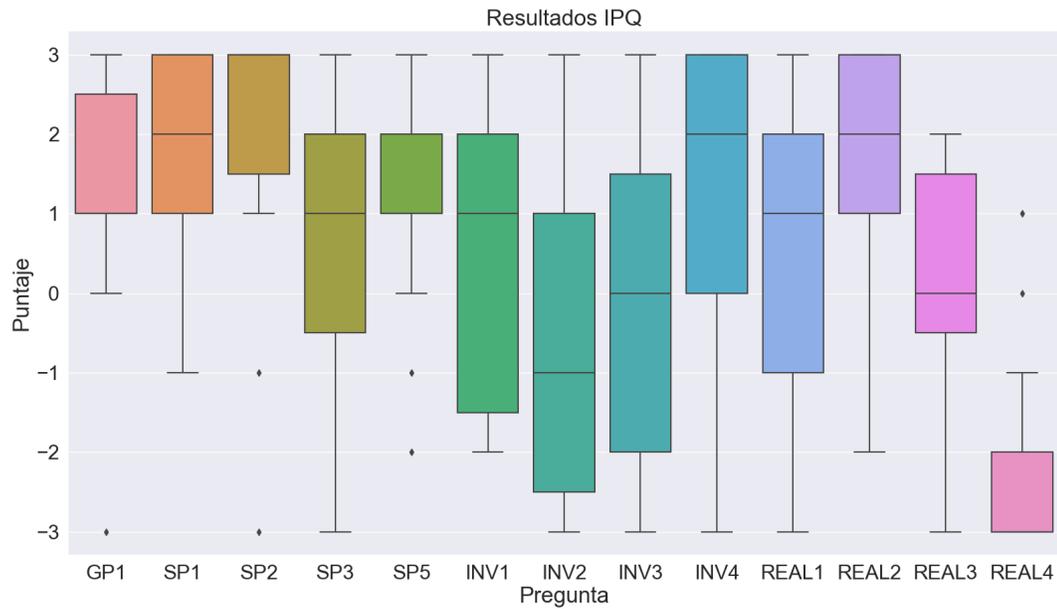
**Tabla 16.** Resultados del procedimiento de comparación por persona de los estilos de conducción propuestos.

Persona	A	B	C	D	Mejor
1	2	2	2	0	A,B,C
2	3	1	1	1	A
3	3	1	1	1	A
4	0	3	2	1	B
5	1	0	2	3	D
6	1	1	1	3	D
7	3	1	2	0	A
8	3	1	1	1	A
9	1	3	1	1	B
10	1	2	1	2	B,D
11	0	1	2	3	D
12	1	3	2	0	B
13	2	1	1	2	A,D
14	2	2	2	0	A,B,C
15	1	3	1	1	B

### 5.6. Resultados IPQ

Los resultados de los ítems GP (Mdn= 1), SP1 (Mdn= 2), SP2 (Mdn= 3), SP3 (Mdn= 1), SP5 (Mdn= 1), REAL1 (Mdn= 1), REAL2 (Mdn= 2) y REAL3 (Mdn= 0), revelan que el simulador tiene buen nivel de presencia (Mdn $\geq$  1) y realismo (Mdn $\geq$  0). No obstante, en el caso del ítem REAL4 (Mdn= -3) no se esperaba un buen resultado, pues es evidente que el simulador no es más realista que el mundo real.

Los ítems de atención al ambiente virtual: INV1 (Mdn= 1), INV2 (Mdn= -1), INV3 (Mdn= 0) y INV4 (Mdn= 2), se encuentran más dispersos (Figura 31) pero cercanos a 0. Posiblemente, esto se debe a que los experimentos se realizaron en lugares diferentes sin un control sobre los sonidos externos. Esto también pudo haber sido causado por las constantes interrupciones del experimentador al preguntar por el estilo de conducción de su preferencia.



**Figura 31.** Resultados del cuestionario IPQ.

La consistencia interna del IPQ traducido al español utilizado en este experimento se muestra en la Tabla 17. Para SP (Presencia Espacial)  $\alpha = 0.93$ , para INV (Atención al ambiente virtual)  $\alpha = 0.55$ , para REAL (Realismo)  $\alpha = 0.92$  y para el Compuesto  $\alpha = 0.87$ . Cuando se comparan los valores del  $\alpha$  de Cronbach con las versiones del Francés y Alemán (Vasconcelos-Raposo *et al.* (2016)), la variable INV surge como la variable menos estable. Sin embargo, la  $\omega$  de McDonald ( $\omega = 0.94$ ) reafirma la confianza del cuestionario y de los resultados.

**Tabla 17.** Valores Cronbach de las versiones del IPQ en Francés, Alemán, Portugués (Vasconcelos-Raposo *et al.* (2016)) y Español.

Subescala	Francés	Alemán	Portugués	Español
SP	0.78	0.80	0.66	0.93
INV	0.75	0.68	0.53	0.55
REAL	0.54	0.64	0.83	0.92
IPQ TOTAL	0.85	0.83	0.76	0.87

## 5.7. Resultados SSQ

Los resultados del cuestionario SSQ traducido al español se presentan en la Tabla 18, y el puntaje de cinetosis se encuentra en la Tabla 19. El puntaje de náusea es 0.0, el oculomotor 15.16, la desorientación 13.92 y la severidad total 11.22. En comparación con los resultados de los simuladores presentados en Kennedy *et al.* (1993), se concluye que el simulador desarrollado en este proyecto no genera cinetosis.

**Tabla 18.** Resultados SSQ

Síntoma	Puntaje		
	Mínimo	Mediana	Máximo
Malestar en general	0	0	1
Fatiga	0	0	2
Dolor de cabeza	0	0	1
Cansancio en los ojos	0	1	2
Dificultad para enfocar	0	1	3
Incremento de salivación	0	0	3
Sudoración	0	0	1
Náusea	0	0	1
Dificultad de concentración	0	0	1
Presión en la cabeza	0	0	1
Visión borrosa	0	0	3
Mareos (Ojos abiertos)	0	0	1
Mareos (Ojos cerrados)	0	0	2
Vértigo	0	0	1
Malestar en el abdomen	0	0	0
Eructos	0	0	1

**Tabla 19.** Puntajes SSQ

Grupo	Suma de medianas	Factor estándar	Puntaje
Náusea	0	9.54	0.0
Oculomotor	2	7.58	15.16
Desorientación	1	13.92	13.92
Severidad Total	3	3.74	11.22

La consistencia interna del SSQ traducido al español utilizado en este experimento se muestra en la Tabla 20. Para el subgrupo náusea  $\alpha = 0.15$ , para el oculomotor  $\alpha = 0.69$ , para desorientación  $\alpha = 0.76$  y para la severidad total  $\alpha = 0.72$ . Cuando se comparan los valores del  $\alpha$  de Cronbach con la versión en Inglés (Sevinc y Berkman (2020)), el cuestionario traducido al Español es una versión menos estable. Aún así, la  $\omega$  de McDonnald ( $\omega = 0.87$ ) confirma que el cuestionario y los resultados son confiables.

**Tabla 20.** Valores Cronbach de las versiones del SSQ en Inglés (Sevinc y Berkman (2020)) y Español.

Subgrupo	Inglés	Español
Náusea	0.84	0.15
Oculomotor	0.91	0.69
Desorientación	0.88	0.76
SSQ Severidad Total	0.94	0.72

## 5.8. Discusiones

Los resultados de las preferencias sobre los estilos de conducción concuerdan con la problemática planteada en la Sección 1.1, y se concluye que ofrecer diferentes estilos de conducción satisface la diversidad de preferencias de los pasajeros.

En un futuro se podrían proponer otros estilos con una mayor cantidad de características, como cambios de velocidad o de aceleración, y realizar este mismo experimento con el objetivo de determinar si existe una clasificación de acuerdo a las preferencias subjetivas del pasajero.

## Capítulo 6. Conclusiones

---

En este trabajo de tesis se hizo una propuesta metodológica para crear estilos de conducción a partir de los parámetros de los controladores de un automóvil autónomo.

La metodología general presentada en este trabajo (Capítulo 3), fue creada a partir de ideas aisladas propuestas en otros trabajos de investigación. Se hizo un esfuerzo por unir este conocimiento en un sólo procedimiento que permita diseñar desde el sistema de un automóvil autónomo hasta la creación y presentación de estilos de conducción.

También se presenta una primera instancia de la metodología, y un primer acercamiento a la creación de estilos de conducción a partir de los parámetros de los controladores. No se espera que las técnicas utilizadas y los resultados presentados sean definitivos, sino que sirvan como base para un área de investigación mayor que se dedique a explorar, crear, manipular y presentar estilos de conducción en automóviles autónomos. Cada uno de los aspectos de la implementación propuesta se puede mejorar, y de esta forma tener mejores resultados.

### 6.1. Propuestas para mejorar la implementación de la metodología

Este proyecto se desarrolló con un tiempo limitado, y solamente se pudo hacer una implementación muy sencilla y básica de la metodología para demostrar su funcionamiento. Las decisiones de diseño, análisis y presentación, se pueden hacer mucho más complejas y fiables. En esta sección se presentan posibles áreas de investigación para mejorar cada aspecto de la implementación.

#### 6.1.1. Controladores de seguimiento

Manteniendo el mismo sentido de investigación sobre la maniobra de seguimiento de vehículos, se puede seleccionar un controlador de alto nivel más complejo que pueda mantener una mejor estabilidad durante el viaje en comparación con el IDM. Se podría comenzar con el ACC y volver a analizar el parámetro correspondiente al “Tiempo a Colisión”.

El seguimiento de vehículos no es la única maniobra que se puede analizar siguiendo esta metodología. Existen otras posibles maniobras de conducción como el rebase de vehículos, frenado de emergencia, aceleración libre, entre otras.

Incluso, es posible modificar el ambiente de experimentación, por ejemplo, modificar la inclinación de la carretera; el tipo de terreno o viajar en una ciudad. En esta última opción se requieren maniobras de conducción que no se consideran en este trabajo, como girar en una intersección o ceder el paso a un peatón.

### **6.1.2. Mejorar el simulador**

De acuerdo con los resultados del cuestionario IPQ (Figura 31), el simulador desarrollado en este proyecto tiene un buen nivel de inmersión y realismo. Estos niveles se podrían mejorar si se diseña un experimento que evalúe únicamente el nivel de inmersión y realismo del simulador. Con este mismo objetivo, se podrían agregar sonidos del motor, del viento y de la carretera. No obstante, estos sonidos deben ser creados específicamente para el simulador, ya que deben concordar con la velocidad y aceleración del vehículo y revoluciones por minuto del motor.

También hay que entender las limitaciones de los estímulos visuales. No todas las maniobras son adecuadas para evaluarse con realidad virtual. Sin embargo, la metodología no se limita a utilizar la realidad virtual como único método de presentación de los estilos de conducción. Si se desea analizar otro tipo de maniobras, se podría optar por un sistema con movimientos físicos que simulen los movimientos de un automóvil real. Ya sea con un riel o con una silla mecánica.

### **6.1.3. Mejorar el controlador de bajo nivel**

El controlador de bajo nivel propuesto en este proyecto (Sección 3.1.4) es muy sencillo. Es posible estructurar el mapa de aceleraciones mediante algún tipo de índice, y así reducir el tiempo de búsqueda sobre el mapa.

También, se puede sustituir el controlador propuesto por un controlador PID o un MPC. Sin embargo, para implementarlos correctamente es necesario conocer el modelo del vehículo a fondo. Por otro lado, se pueden utilizar técnicas de aprendizaje de máquina, independientes del modelo, que puedan seguir el perfil de conducción adecuadamente.

#### 6.1.4. Otras formas de particionar el espacio de parámetros

La configuración de la escalera simple utilizada en el proceso de distinción del parámetro  $T$  (Capítulo 4), se puede modificar para que el tamaño de paso sea más fino, por ejemplo, con un valor igual a 0.05 en lugar de 0.1, además de aplicar este mismo proceso sobre una mayor cantidad de personas.

Por otro lado, se podría hacer una investigación en el área de “Teoría de detección de señales” (Macmillan y Creelman (2004)), y seleccionar un método más adecuado para encontrar el JND.

#### 6.2. Otra perspectiva para crear estilos de conducción

En este proyecto los estilos de conducción son creados a partir de los parámetros de los controladores del sistema. La metodología propuesta se puede ampliar al crear el perfil de conducción de otra manera, por ejemplo, utilizando información de conducción natural o desde un punto jerárquico superior en la arquitectura del automóvil autónomo (Figura 1).

El estilo de conducción se puede crear a partir del generador de trayectorias o incluso desde el planificador general. También se le podría dar una mayor inteligencia al vehículo mediante una máquina de estados estocástica (Mahjoub *et al.* (2019)) que cambie los parámetros de los controladores dependiendo de cada situación de conducción.

#### 6.3. Principales contribuciones

- Una metodología basada en los parámetros de los controladores empleados en automóviles autónomos, que permite crear estilos de conducción cómodos que pueden utilizarse como modos de operación en automóviles autónomos.
- Una definición de estilos de conducción basada en los parámetros de los controladores empleados en automóviles autónomos.
- Implementación de un simulador con realidad virtual para la creación y evaluación de estilos de conducción.
- Una propuesta de 4 estilos de conducción igualmente preferibles entre ellos.
- El JND para el parámetro  $T$  del controlador IDM.

## Literatura citada

- Acosta, M., Kanarachos, S., y Fitzpatrick, M. E. (2017). Robust virtual sensing for vehicle agile manoeuvring: a tyre-model-less approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, **67**(3): 1894–1908.
- Bellem, H., Thiel, B., Schrauf, M., y Krems, J. F. (2018). Comfort in automated driving: An analysis of preferences for different automated driving styles and their dependence on personality traits. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, **55**: 90–100.
- Bemporad, A. y Di Cairano, S. (2005). Optimal control of discrete hybrid stochastic automata. En: *International Workshop on Hybrid Systems: Computation and Control*. Springer, pp. 151–167.
- Best, A., Narang, S., Pasqualin, L., Barber, D., y Manocha, D. (2018). Autonomi-sim: Autonomous vehicle simulation platform with weather, sensing, and traffic control. En: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. pp. 1048–1056.
- Bradley, R. A. (1953). Some statistical methods in taste testing and quality evaluation. *Biometrics*, **9**(1): 22–38.
- Cale Hunt, N. S. (2020). Oculus rift s: Everything you need to know. <https://www.windowscentral.com/oculus-rift-s>. Consultado el día 29 de junio del 2020.
- Campbell, S. F. (2007). *Steering control of an autonomous ground vehicle with application to the DARPA urban challenge*. Tesis de doctorado, Massachusetts Institute of Technology.
- Casanova, J. A. A. (2012). 7.4 Gustav Theodor Fechner (1801-1877). <http://www.ub.edu/pa1/node/gustav>. Consultado el día 14 de junio del 2020.
- Cheng, S., Li, L., Mei, M.-m., Nie, Y.-l., y Zhao, L. (2019). Multiple-objective adaptive cruise control system integrated with dyc. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, **68**(5): 4550–4559.
- Cohen, S. A. y Hopkins, D. (2019). Autonomous vehicles and the future of urban tourism. *Annals of Tourism Research*, **74**: 33–42.
- Díaz Ramiro, E., Rubio Valdehita, S., Martín García, J., y Luceño Moreno, L. (2010). Estudio psicométrico del índice de carga mental nasa-tlx con una muestra de trabajadores españoles. *Revista de Psicología del Trabajo y de las Organizaciones*, **26**(3): 191–199.
- Dollinger, R., Markgraf, C., y Ertugrul, N. (2016). Optimization of active yaw control in an autonomous electric racing car. En: *2016 European Control Conference (ECC)*. IEEE, pp. 971–976.
- Dosovitskiy, A., Ros, G., Codevilla, F., Lopez, A., y Koltun, V. (2017). Carla: An open urban driving simulator. *arXiv prepublicación arXiv:1711.03938*.
- Epic Games (2020). Unreal engine. <https://www.unrealengine.com>. Consultado el día 18 de junio del 2020.
- Ferrier-Barbut, E., Vaufreydaz, D., David, J.-A., Lussereau, J., y Spalanzani, A. (2018). Personal space of autonomous car's passengers sitting in the driver's seat. En: *2018 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. IEEE, pp. 2022–2029.
- Figueredo, G. P., Agrawal, U., Mase, J. M., Mesgarpour, M., Wagner, C., Soria, D., Garibaldi, J. M., Siebers, P.-O., y John, R. I. (2018). Identifying heavy goods vehicle driving styles in the United Kingdom. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **20**(9): 3324–3336.
- Firth, D. y De Menezes, R. X. (2004). Quasi-variances. *Biometrika*, **91**(1): 65–80.

- Fleming, J. M., Allison, C. K., Yan, X., Lot, R., y Stanton, N. A. (2019). Adaptive driver modelling in adas to improve user acceptance: A study using naturalistic data. *Safety Science*, **119**: 76–83.
- Geng, X., Liang, H., Xu, H., Yu, B., y Zhu, M. (2016). Human-driver speed profile modeling for autonomous vehicle's velocity strategy on curvy paths. En: *2016 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. IEEE, pp. 755–760.
- Gerdes, J. C. y Hedrick, J. K. (1997). Vehicle speed and spacing control via coordinated throttle and brake actuation. *Control Engineering Practice*, **5**(11): 1607–1614.
- Gillespie, T. D. (1992). *Fundamentals of vehicle dynamics*, Vol. 400. Society of automotive engineers Warrendale, PA.
- Hart, S. G. y Staveland, L. E. (1988). Development of nasa-tlx (task load index): Results of empirical and theoretical research. En: *Advances in psychology*, Vol. 52. Elsevier, pp. 139–183.
- Hoedemaeker, M. y Brookhuis, K. A. (1998). Behavioural adaptation to driving with an adaptive cruise control (acc). *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, **1**(2): 95–106.
- igroup (2016). Igroup presence questionnaire (ipq). <http://www.igroup.org/pq/ipq/index.php>. Consultado el día 23 de junio del 2020.
- Ihemedu-Steinke, Q. C., Halady, P., Meixner, G., y Weber, M. (2018). Vr evaluation of motion sickness solution in automated driving. En: *International Conference on Virtual, Augmented and Mixed Reality*. Springer, pp. 112–125.
- Ioannou, P. A. y Chien, C.-C. (1993). Autonomous intelligent cruise control. *IEEE Transactions on Vehicular technology*, **42**(4): 657–672.
- Johnson, D. A. y Trivedi, M. M. (2011). Driving style recognition using a smartphone as a sensor platform. En: *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*. IEEE, pp. 1609–1615.
- Kankam, I. (2019). *Design of an Immersive Virtual Environment to Investigate How Different Drivers Crash in Trolley-Problem Scenarios*. Tesis de maestría, Arizona State University.
- Kennedy, R. S., Lane, N. E., Berbaum, K. S., y Lilienthal, M. G. (1993). Simulator sickness questionnaire: An enhanced method for quantifying simulator sickness. *The international journal of aviation psychology*, **3**(3): 203–220.
- Kesting, A., Treiber, M., y Helbing, D. (2010). Enhanced intelligent driver model to access the impact of driving strategies on traffic capacity. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, **368**(1928): 4585–4605.
- Kilinç, A. S. y Baybura, T. (2012). Determination of minimum horizontal curve radius used in the design of transportation structures, depending on the limit value of comfort criterion lateral jerk. *TS06G-Engineering Surveying, Machine Control and Guidance, Rome, Italy*, pp. 1–11.
- Kim, H. y Yi, K. (2013). Combined throttle and brake control for vehicle cruise control: A model free approach. En: *2013 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. IEEE, pp. 859–864.
- Kuderer, M., Gulati, S., y Burgard, W. (2015). Learning driving styles for autonomous vehicles from demonstration. En: *2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. IEEE, pp. 2641–2646.
- LaValle, S. (2016). *Virtual reality*. National Programme on Technology Enhanced Learning (NPTEL).

- Lazar, H., Rhoulami, K., y Rahmani, M. D. (2015). A modified full velocity difference model based on time to collision as a safely indicator for braking state. En: *2015 2nd World Symposium on Web Applications and Networking (WSWAN)*. IEEE, pp. 1–6.
- Le Vine, S., Zolfaghari, A., y Polak, J. (2015). Autonomous cars: The tension between occupant experience and intersection capacity. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **52**: 1–14.
- Lee, D. N. (1976). A theory of visual control of braking based on information about time-to-collision. *Perception*, **5**(4): 437–459.
- Lefevre, S., Carvalho, A., y Borrelli, F. (2015). Autonomous car following: A learning-based approach. En: *2015 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*. IEEE, pp. 920–926.
- Levitt, H. (1971). Transformed up-down methods in psychoacoustics. *The Journal of the Acoustical Society of America*, **49**(2B): 467–477.
- Li, J., Yi, J., Liu, Z., y Lu, J. (2010). On the dynamic stability and agility of aggressive vehicle maneuvers: A pendulum-turn maneuver example. En: *ASME 2010 Dynamic Systems and Control Conference*. American Society of Mechanical Engineers Digital Collection, pp. 125–132.
- Lima, P. F., Trincavelli, M., Mårtensson, J., y Wahlberg, B. (2015). Clothoid-based model predictive control for autonomous driving. En: *2015 European Control Conference (ECC)*. IEEE, pp. 2983–2990.
- Luo, L. (2014). Adaptive cruise control design with consideration of humans' driving psychology. En: *Proceeding of the 11th World Congress on Intelligent Control and Automation*. IEEE, pp. 2973–2978.
- Macmillan, N. A. y Creelman, C. D. (2004). *Detection theory: A user's guide*. Psychology press.
- Mahjoub, H. N., Davoodi, M., Fallah, Y. P., y Velni, J. M. (2019). A stochastic hybrid structure for predicting disturbances in mixed automated and human-driven vehicular scenarios. *IFAC-PapersOnLine*, **51**(34): 400–402.
- Martinez, C. M., Heucke, M., Wang, F.-Y., Gao, B., y Cao, D. (2017). Driving style recognition for intelligent vehicle control and advanced driver assistance: A survey. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, **19**(3): 666–676.
- McDonald, R. P. (2013). *Test theory: A unified treatment*. psychology press.
- McGill, M., Ng, A., y Brewster, S. (2017). I am the passenger: how visual motion cues can influence sickness for in-car vr. En: *Proceedings of the 2017 chi conference on human factors in computing systems*. ACM, pp. 5655–5668.
- Müller, T., Hajek, H., Radić-Weißenfeld, L., y Bengler, K. (2013). Can you feel the difference? the just noticeable difference of longitudinal acceleration. En: *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*. SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, Vol. 57, pp. 1219–1223.
- Murphey, Y. L., Milton, R., y Kiliaris, L. (2009). Driver's style classification using jerk analysis. En: *2009 IEEE Workshop on Computational Intelligence in Vehicles and Vehicular Systems*. IEEE, pp. 23–28.
- Nagai, M. (2014). Research into adas with autonomous driving intelligence for future innovation. En: P. E. Pfeffer (ed.), *5th International Munich Chassis Symposium 2014*, Wiesbaden. Springer Fachmedien Wiesbaden, pp. 779–793.

- NAIC (2020). Self-driving cars. [https://www.naic.org/cipr\\_topics/topic\\_self\\_driving\\_cars.htm](https://www.naic.org/cipr_topics/topic_self_driving_cars.htm). Consultado el día 5 de junio del 2020.
- NVIDIA (2014). Vehicles. <https://docs.nvidia.com/gameworks/content/gameworkslibrary/physx/guide/Manual/Vehicles.html>. Consultado el día 14 de junio del 2020.
- Oculus (2020). Introduction to best practices. <https://developer.oculus.com/design/book-bp/>. Consultado el día 5 de junio del 2020.
- Oyanedel, J. C., Vargas, S., Mella, C., y Páez Rovira, D. (2017). Cálculo de confiabilidad a través del uso del coeficiente omega de mcdonald. Sociedad Médica Santiago, Chile.
- Paden, B., Čáp, M., Yong, S. Z., Yershov, D., y Frazzoli, E. (2016). A survey of motion planning and control techniques for self-driving urban vehicles. *IEEE Transactions on intelligent vehicles*, **1**(1): 33–55.
- Rebenitsch, L. y Owen, C. (2016). Review on cybersickness in applications and visual displays. *Virtual Reality*, **20**(2): 101–125.
- Revelle, W. (2013). Using r and the psych package to find  $\omega$ . Department of Psychology, Northwestern University.
- Rudin-Brown, C. M. y Parker, H. A. (2004). Behavioural adaptation to adaptive cruise control (acc): implications for preventive strategies. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, **7**(2): 59–76.
- Sagberg, F., Selpi, Bianchi Piccinini, G. F., y Engström, J. (2015). A review of research on driving styles and road safety. *Human factors*, **57**(7): 1248–1275.
- Scherer, S., Dettmann, A., Hartwich, F., Pech, T., Bullinger, A. C., y Wanielik, G. (2015). How the driver wants to be driven—modelling driving styles in highly automated driving. En: *7. Tagung Fahrerassistenzsysteme*.
- Schroeter, R. y Gerber, M. A. (2018). A low-cost vr-based automated driving simulator for rapid automotive ui prototyping. En: *Adjunct Proceedings of the 10th International Conference on Automotive User Interfaces and Interactive Vehicular Applications*. ACM, pp. 248–251.
- Sevinc, V. y Berkman, M. I. (2020). Psychometric evaluation of simulator sickness questionnaire and its variants as a measure of cybersickness in consumer virtual environments. *Applied Ergonomics*, **82**: 102958.
- Shakouri, P., Ordys, A., Askari, M., y Laila, D. S. (2010). Longitudinal vehicle dynamics using simulink/matlab. En: *UKACC International Conference on CONTROL 2010*. IET, pp. 955–960.
- Siebert, F. W., Oehl, M., Bersch, F., y Pfister, H.-R. (2017). The exact determination of subjective risk and comfort thresholds in car following. *Transportation research part F: traffic psychology and behaviour*, **46**: 1–13.
- Stanton, N. A. y Young, M. S. (2005). Driver behaviour with adaptive cruise control. *Ergonomics*, **48**(10): 1294–1313.
- Taubman-Ben-Ari, O., Mikulincer, M., y Gillath, O. (2004). The multidimensional driving style inventory—scale construct and validation. *Accident Analysis & Prevention*, **36**(3): 323–332.
- Tavakol, M. y Dennick, R. (2011). Making sense of cronbach's alpha. *International journal of medical education*, **2**: 53.

- Treiber, M. y Kesting, A. (2013). Traffic flow dynamics. *Traffic Flow Dynamics: Data, Models and Simulation*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- University of Toronto, . (2019). Lesson 6: Vehicle actuation. <https://www.coursera.org/lecture/intro-self-driving-cars/lesson-6-vehicle-actuation-fSAQG>. Consultado el día 11 de junio del 2020.
- Vasconcelos-Raposo, J., Bessa, M., Melo, M., Barbosa, L., Rodrigues, R., Teixeira, C. M., Cabral, L., y Sousa, A. A. (2016). Adaptation and validation of the igroup presence questionnaire (ipq) in a portuguese sample. *Presence: Teleoperators and virtual environments*, **25**(3): 191–203.
- Velandrino Nicolás Antonio, R. (2019). Normas apa sobre material numérico, estadístico y matemático. <https://www.um.es/analesps/apaestad/index.html>. Consultado el día 12 de septiembre del 2020.
- Wang, J., Xu, X., Liu, D., Sun, Z., y Chen, Q. (2014). Self-learning cruise control using kernel-based least squares policy iteration. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, **22**(3): 1078–1087.
- Whitsitt, S. y Sprinkle, J. (2014). A hybrid controller for autonomous vehicle lane changing with epsilon dragging. En: *2014 American Control Conference*. IEEE, pp. 5307–5312.
- Witt, M., Kompaß, K., Wang, L., Kates, R., Mai, M., y Prokop, G. (2019). Driver profiling–data-based identification of driver behavior dimensions and affecting driver characteristics for multi-agent traffic simulation. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, **64**: 361–376.
- Yi, K., Lee, S., y Kwon, Y. (2001). An investigation of intelligent cruise control laws for passenger vehicles. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, **215**(2): 159–169.
- Zalila, Z. y Lezy, P. (1994). Longitudinal control of an autonomous vehicle through a hybrid fuzzy/classical controller. En: *Proceedings of WESCON'94*. IEEE, pp. 118–124.
- Zhang, Y., Lin, W. C., y Chin, Y.-K. S. (2010). A pattern-recognition approach for driving skill characterization. *IEEE transactions on intelligent transportation systems*, **11**(4): 905–916.

## Anexo

### .1. Manuales de usuario

A continuación se presentan los manuales de usuario para el experimentador que desee reproducir los procesos presentados en este trabajo de tesis. El autor supone que usted posee una copia ejecutable del simulador desarrollado en este mismo trabajo.

#### .1.1. Manual de usuario del proceso de distinción del parámetro $T$

Primero se muestra una pantalla negra, para ver las opciones hay que activar el casco. Después, se muestran 2 opciones: Experimento 1 y Experimento 2. Para seleccionar el experimento 1, hay que presionar en el teclado la letra "A".

El experimento funciona por etapas. La primer etapa es para mostrar el vehículo en reposo al participante. La segunda etapa consiste en mostrarle al participante un viaje en el vehículo autónomo. Para comenzar con la segunda etapa hay que presionar la tecla "Enter".

Al final de la segunda etapa se mostrará una pantalla negra. La tercer etapa consiste en realizar el experimento. Para comenzar la tercer etapa es necesario presionar la tecla "Enter". Esta etapa termina cuando el participante cumple con 6 reversos en una escalera simple. Primero se muestra una distancia estándar, después se muestra una pantalla negra por 1.5s y luego se muestra la distancia modificada. Al final de la muestra de la distancia modificada se vuelve a poner la pantalla en negro. En este momento el experimentador debe preguntarle al participante si puede distinguir un cambio. Si la respuesta es afirmativa presionar la tecla "Flecha a la derecha", sino presionar la tecla "Flecha a la izquierda". La flecha a la derecha reduce el tamaño del  $\Delta T$ , mientras la flecha a la izquierda aumenta su tamaño.

Una vez terminados los 6 reversos las teclas de "Flecha a la derecha" y "Flecha a la izquierda" dejan de funcionar. Y para continuar con la siguiente escalera es necesario presionar la tecla "Enter". La siguiente escalera funciona exactamente igual que la escalera anterior, la diferencia es que en lugar de sumar a  $T$  el valor  $\Delta T$ , se le resta a  $T$  dicho valor.

Al final de cada escalera los resultados se guardan en la carpeta: MyCarla/Content/SaveData/, con un prefijo "escalera1" o "escalera2" dependiendo de la escalera, y un código de identificación aleatorio para cada participante.

Para salir del simulador es necesario presionar la tecla “Esc” o la combinación de teclas “Alt + F4”.

### **.1.2. Manual de usuario del proceso de evaluación de estilos de conducción**

Primero se muestra una pantalla negra, para ver las opciones hay que activar el casco. Después se muestran 2 opciones: Experimento 1 y Experimento 2. Para seleccionar el experimento 2, hay que presionar en el teclado la letra “B”.

El experimento funciona por etapas. La primer etapa es para mostrar el vehículo en reposo al participante. La segunda etapa consiste en mostrarle al participante un viaje en el vehículo autónomo. Para comenzar con la segunda etapa hay que presionar la tecla “Enter”.

Al final de la segunda etapa se mostrará una pantalla negra. La tercer etapa consiste en realizar el experimento. Para comenzar la tercer etapa es necesario presionar la tecla “Enter”. Esta etapa termina cuando se le muestran los 6 pares de estilos de conducción al participante.

Cada par y la primera variante de cada par se presentan en orden aleatorio, con una duración de aproximadamente 10 segundos por variante. Entre cada variante, se muestra una pantalla negra por 1.5 segundos y luego se muestra la siguiente variante. Al final de cada par, se muestra otra pantalla negra. En este momento el experimentador debe preguntarle al participante por la variante de su preferencia. Si es la primer variante entonces se debe presionar la tecla “Flecha a la izquierda”, si es la segunda entonces se debe presionar la tecla “Flecha a la derecha”.

Una vez evaluados los 6 pares, las teclas “Enter”, “Flecha a la derecha” y “Flecha a la izquierda” dejan de funcionar.

Los resultados se guardan en la carpeta: MyCarla/Content/SaveData/, con un prefijo ‘exp2’ y un código de identificación aleatorio para cada participante.

Para salir del simulador es necesario presionar la tecla “Esc” o la combinación de teclas “Alt + F4”.

## **.2. Protocolos**

En esta sección se presentan los protocolos seguidos al aplicar los procedimientos presentados en los Capítulos 4 y 5.

### **.2.1. Protocolo del proceso de distinción del parámetro $T$**

Usted viajará en un automóvil autónomo el cual se conducirá en línea recta. Enfrente habrá otro vehículo en el mismo carril.

Cada prueba consiste en que usted debe observar la distancia entre vehículos durante el viaje. Primero se le mostrará una distancia estándar, y en un segundo viaje usted debe determinar si la distancia entre vehículos es diferente en comparación con la distancia estándar. Contestando con un “Sí” o “No” al preguntarle si puede percibir una diferencia en las distancias. No hay respuesta correcta o incorrecta, solamente se le pide que responda con honestidad. Estos viajes se irán alternando hasta completar aproximadamente doce pruebas y al final se le pedirá que llene un pequeño cuestionario.

El experimento consiste en dos etapas, con un descanso entre etapas. Si durante el experimento usted siente mareos, náuseas, dolores de cabeza o algún malestar, el experimento se suspenderá, y usted podrá retirarse sin problemas.

Después se le pide al participante que tome asiento y que luego se coloca el casco de realidad virtual en la cabeza. Luego se inicia la simulación. La primer parte consiste en presentarle al participante el vehículo en reposo, y se le pide que observe el interior del vehículo y el ambiente en el que se encuentra.

La siguiente fase consiste en un viaje en la carretera, de aproximadamente 40 segundos, para que el participante se familiarice con el simulador. Al final del viaje se le presenta una pantalla negra. En este momento se le repiten las instrucciones del experimento.

En cada prueba, primero se te mostrará la distancia estándar y luego una distancia diferente. Necesito que usted determine si puede percibir una diferencia, pero primero debe esperar a que la pantalla se pinte de negro para emitir un juicio.

Comienza la primera etapa.

Al finalizar la primera etapa, se le recomienda al participante quitarse el casco y descansar un momento. Después se le vuelve a colocar el casco para comenzar la segunda etapa.

Una vez que el participante esté listo, comienza la segunda etapa.

Terminada la segunda etapa, se le dice al participante que el experimento ha terminado y se le ayuda

a quitarse el casco.

Por último, se le pide que llene el cuestionario NASA TLX.

## **.2.2. Protocolo del proceso de evaluación de estilos de conducción**

Usted viajará en un automóvil autónomo el cual se conducirá en línea recta. Enfrente habrá otro vehículo en el mismo carril.

He diseñado 4 estilos de conducción diferentes, el objetivo de este experimento es hacer una clasificación de estos estilos, dependiendo del estilo de conducción de su preferencia. Suponga que usted tiene un automóvil autónomo con estos 4 estilos de conducción disponibles ¿Cuál de ellos seleccionaría como su preferido?

Los estilos de conducción presentados son diferentes solamente en la distancia entre vehículo. Le voy a presentar los 4 estilos por pares: *A* contra *B*, *A* contra *C*, *A* contra *D*, *B* contra *C*, *B* contra *D* y *C* contra *D*. Un total de 6 pares. Y en cada par, le preguntaré por el estilo de conducción de su preferencia. Seleccione aquel que le parezca más cómodo, seguro, o por la razón que a usted mejor le parezca.

Cada prueba consiste en que usted debe observar la distancia entre vehículos durante el viaje. Primero se le mostrará un estilo de conducción, y en un segundo viaje se le mostrará un estilo de conducción diferente. Después se le preguntará: ¿Cuál de los dos estilos prefiere, el primero o el segundo? No hay respuesta correcta o incorrecta, solamente se le pide que responda con honestidad.

Si durante el experimento usted siente mareos, náuseas, dolores de cabeza o algún malestar, el experimento se suspenderá y usted podrá retirarse sin problemas.”

Luego se presenta el vehículo en reposo y se le pide al participante que observe el ambiente y el interior del vehículo.

Después de un momento, comienza un viaje en la carretera de aproximadamente 40 segundos para que el participante se familiarice con el simulador.

Ahora se le repiten las instrucciones del experimento:

En cada prueba, primero se le mostrará un estilo de conducción y luego un estilo de conducción diferente. Al final, le preguntaré por el estilo de conducción de su preferencia.

Luego se muestran los 6 pares y al finalizar se le dice al participante que el experimento ha terminado.

Después se quita el casco de realidad virtual y se le pide que llene los cuestionarios SSQ e IPQ.

### .3. Simulator Sickness Questionnaire

El SSQ se divide en tres grupos de síntomas independientes: Oculomotor (O), Desorientación (D) y Náusea (N). A continuación, se presenta el listado de síntomas y sus pesos correspondientes al subgrupo al que pertenecen (Kennedy *et al.* (1993)).

**Tabla 21.** Pesos para calcular el puntaje del cuestionario SSQ.

Síntoma	Peso		
	N	O	D
Malestar en general	1	1	0
Fatiga	0	1	0
Dolor de cabeza	0	1	0
Cansancio en los ojos	0	1	0
Dificultad para enfocar	0	1	1
Incremento de salivación	1	0	0
Sudoración	1	0	0
Náusea	1	0	1
Dificultad de concentración	1	1	0
Presión en la cabeza	0	0	1
Visión borrosa	0	1	1
Mareos (Ojos abiertos)	0	0	1
Mareos (Ojos cerrados)	0	0	1
Vértigo	0	0	1
Malestar en el abdomen	1	0	0
Eructos	1	0	0
<b>Total</b>	[1]	[2]	[3]

El puntaje de cada grupo y el puntaje de severidad total se calculan de la siguiente manera:

$$N = [1] \times 9.54 ,$$

$$O = [2] \times 7.58 ,$$

$$D = [3] \times 13.92 ,$$

$$TS = [1] + [2] + [3] \times 3.74 .$$

(6)