

PROYECTO FINAL DE INGENIERÍA

RACECHAMP: APLICACIÓN PARA ANÁLISIS E INTERPRETACIÓN DE TELEMETRÍA DE AUTOS UTILIZANDO MACHINE LEARNING EN LA REPÚBLICA ARGENTINA EN 2025

Monteavaro, Constantino - LU1124920

Ingeniería en Informática

Muñoz, Juan Martín - LU1123685

Ingeniería en Informática

Tutor: **Wehbe, Ricardo Abraham, Universidad Argentina de la Empresa**

2025

UADE

**UNIVERSIDAD ARGENTINA DE LA EMPRESA
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS EXACTAS**

Agradecimientos

La realización de este proyecto, que demandó una considerable inversión de tiempo y esfuerzo, no habría sido posible sin la invaluable colaboración, guía y apoyo de diversas personas e instituciones. Es por ello que queremos expresar nuestra gratitud:

A nuestras familias, por su apoyo incondicional y por motivarnos a perseguir y alcanzar nuestros objetivos.

A nuestras parejas, por su soporte emocional y su paciencia a lo largo de este recorrido. Fueron un gran sostén en los momentos de mayor exigencia.

A nuestros compañeros universitarios, hoy nuestros grandes amigos, cuya colaboración a nivel académico y afectivo hizo de la etapa de estudio una experiencia extraordinaria.

A Alconi Racing Team, por su generosidad al compartir su experiencia y facilitarnos el acceso a los procesos de análisis de telemetría. Su predisposición con las pruebas funcionales fue fundamental para el desarrollo de esta tesis.

A nuestro tutor, el Doctor Ricardo Abraham Wehbe, por su constante guía en la investigación, documentación y desarrollo de este proyecto. Sus oportunas y detalladas devoluciones fueron cruciales para la calidad de nuestro trabajo.

A la Universidad Argentina de la Empresa (UADE) y a su equipo docente, por brindarnos un espacio académico de alta calidad y las herramientas necesarias para nuestra formación profesional.

Resumen

La búsqueda del tiempo perfecto en el automovilismo deportivo no es una tarea sencilla, pues se requiere tanto de la habilidad del piloto como de un auto con gran rendimiento para ser el más veloz en pista. En este contexto, la adquisición y el análisis de datos telemétricos juegan un papel fundamental en la competitividad de los equipos.

RACECHAMP es una plataforma web que busca asistir a pilotos, mecánicos e ingenieros en el análisis de telemetría de sus autos de carrera, partiendo de datos generados por dispositivos de medición, incorporados en el auto, como *AIM Mychron 5*. Estos datos recolectados son analizados por la aplicación y disponibilizados en forma de gráficos dinámicos para que el usuario pueda revisar la sesión cargada, sea de entrenamiento, de clasificación o de carrera.

Con los datos proporcionados, la plataforma identifica tiempos de vuelta, velocidad máxima, variaciones de aceleración, zonas de frenado, RPM (revoluciones por minuto) y posicionamiento GPS. Además, permite relacionar estas variables entre distintas vueltas seleccionadas por el usuario y representarlo visualmente.

La presencia del modelo de Machine Learning, denominado **POWERLAPS**, permite identificar patrones de pérdida de tiempo de un piloto en un circuito determinado. Este modelo brinda sugerencias de mejoras en las vueltas dado el análisis de estos patrones y se lo comunica al usuario mediante un asistente virtual.

RACECHAMP también contiene un módulo de perfil de usuario en el que se guardará un historial de vueltas recorridas por el piloto, junto con la configuración del auto utilizada en cada sesión.

Abstract

Achieving the perfect lap time in motorsport is no easy task; it requires both driver's skill and a high-performance car to be the fastest on track. In this context, the acquisition and analysis of telemetry data play a key role in a team's competitiveness.

RACECHAMP is a web platform designed for assisting drivers, mechanics and engineers in analyzing telemetry data from their race cars, using data generated by measurement devices installed in the car such as *AIM Mychron 5*. This collected data is analyzed by the application and presented through dynamic graphs, allowing users to review the uploaded session, whether it is a practice, qualifying or race session.

Based on the provided data, the platform identifies lap times, top speed, acceleration variations, braking zones, RPM (revolutions per minute) and GPS positioning. It also allows users to compare these variables across different chosen laps and they are displayed visually.

The integration of the Machine Learning model, called **POWERLAPS**, enables the capture of time-loss patterns for a driver on a specific track. The model suggests improvements for future laps based on the analysis of these patterns and communicates them to the user via a virtual assistant.

RACECHAMP also features a user profile module where each driver's lap history will be stored, along with the car setup used in each session.

Contenidos

1. Introducción.....	9
1.1. Objetivos.....	10
1.1.1. Objetivo general.....	10
1.1.2. Objetivos específicos.....	10
1.2. Alcance.....	10
2. Antecedentes.....	11
2.1. Marco teórico.....	12
2.1.1. Dominio.....	12
2.1.1.1. Automovilismo deportivo.....	12
2.1.1.2. Entes reguladores.....	13
2.1.1.3. Categorías.....	14
2.1.1.4. Equipos.....	15
2.1.1.5. Circuitos.....	15
2.1.1.6. Sesiones.....	21
2.1.1.7. Tiempo de vuelta.....	22
2.1.1.8. Telemetría.....	23
2.1.1.9. AiM Mychron 5.....	24
2.1.2. Conceptos tecnológicos.....	26
2.1.2.1. Inteligencia artificial.....	26
2.1.2.2. Machine Learning.....	27
2.1.2.3. Redes neuronales artificiales.....	32
2.1.2.4. Deep Learning.....	36
2.1.2.5. Procesamiento del lenguaje natural.....	38
2.2. Estado del arte.....	39
2.2.2. Competencias.....	39
2.2.2.1. MyRaceLab.....	40
2.2.2.2. Race Studio 3.....	42
2.2.2.3. Track Attack.....	46
2.2.3. Conclusión.....	48
3. Descripción.....	51
3.1. User Research.....	52
3.1.1. Encuesta sobre uso de telemetría.....	53
3.1.1.1. Metodología.....	53

3.1.1.2. Preguntas.....	53
3.1.1.3. Hallazgos.....	55
3.1.2. Observaciones.....	61
3.1.2.1. Fórmula 5 Metropolitana.....	62
3.1.2.2. Alconi Racing Team.....	64
3.1.2.3. Proceso de adquisición de telemetría.....	65
3.1.2.4. Análisis de telemetría.....	65
3.1.2.5. Consideraciones finales.....	66
3.2. User personas.....	67
3.3. Solución.....	70
3.3.1. Requerimientos.....	71
3.3.1.1. Funcionales.....	71
3.3.1.2. No funcionales.....	73
3.3.2. Arquitectura.....	73
3.3.2.1. C4 Model.....	73
3.3.2.2. Diagrama de infraestructura.....	78
3.3.2.3. Diagramas de secuencia.....	79
3.3.2.4. Diagrama de datos.....	84
3.3.3. Procesamiento de datos de telemetría.....	85
3.3.3.1. Estructura de archivo de AiM Mychron 5.....	86
3.3.3.2. Segmentación de vueltas.....	87
3.3.3.3. Segmentación de sectores.....	88
3.3.3.4. Identificación de puntos de frenada.....	88
3.3.3.5. Downsampling.....	92
3.3.3.6. Vistas.....	94
3.3.4. Asistente virtual.....	99
3.3.4.1. Orquestación.....	101
3.3.4.2. Definiciones técnicas.....	101
3.3.4.3. Análisis y explicación de gráficos.....	102
3.3.4.4. Sugerencias de mejora de sesiones analizadas.....	102
3.3.5. PowerLaps.....	103
3.3.5.1. Heurísticas de entrada.....	103
3.3.5.2. Dataset.....	104
3.3.5.3. Modelo de Machine Learning.....	105

3.3.5.4. Optimización de hiperparámetros.....	106
3.3.5.5. SHAP.....	107
3.3.5.6. Heurística de salida.....	108
3.3.6. Manual de marca.....	108
3.3.6.1. Paleta de colores.....	109
3.3.6.2. Logos.....	111
3.3.6.3. Diseño de UI.....	113
3.3.6.4. Accesibilidad.....	117
3.3.7. Modelo de negocio.....	118
3.3.7.1. Misión.....	118
3.3.7.2. Visión.....	118
3.3.7.3. Estrategia de monetización.....	118
3.3.7.4. Business Model Canvas.....	120
3.3.7.5 Análisis FODA.....	121
3.3.7.6. Cinco fuerzas de Porter.....	124
3.3.8. Análisis económico.....	127
3.3.8.1. Estructura de costos.....	128
3.3.8.2. Escenarios.....	129
3.3.8.3. Flujo de fondos.....	130
3.3.8.4. Período de repago.....	130
3.3.8.5. Valor Actual Neto (VAN).....	131
3.3.8.6. Tasa Interna de Retorno (TIR).....	132
3.3.8.7. Viabilidad económica.....	132
4. Metodología de desarrollo.....	133
4.1. Planificación y distribución del trabajo.....	133
4.2. Herramientas y extensiones utilizadas.....	134
4.3. Asistencia con inteligencia artificial.....	136
5. Pruebas realizadas.....	136
5.1. Prueba de usabilidad.....	136
5.2. Prueba de accesibilidad.....	137
6. Discusión.....	139
7. Conclusiones.....	141
8. Bibliografía.....	144
9. Anexo.....	147

9.1. Cronograma de actividades.....	147
9.2. Encuestas.....	147
9.3. C4 Model - Diagramas de componentes.....	153
9.3.1. Backend.....	153
9.3.2. Data Processing Service.....	155
9.3.3. PowerLaps Server.....	157
9.3.4. Email Server.....	159
9.4. Pantallas de UI.....	160
9.4.1. Sesión.....	160
9.4.2 Crear sesión.....	163
9.4.3. Login/Registro.....	165
9.4.4. Auto.....	166
9.5. Detalle de accesibilidad.....	169
9.6. Análisis financiero.....	172
9.7. Pruebas de accesibilidad.....	173
9.7.1. Página de inicio.....	173
9.7.2. Sesiones.....	174
9.7.3. Comparación y análisis de sesiones.....	175
9.7.4. Perfil.....	177
9.7.5. Crear una nueva sesión.....	178
9.7.6. Vehículos.....	179
9.7.7. Vista de un vehículo particular.....	180

1. Introducción

El automovilismo es una disciplina deportiva que consiste en carreras de automóviles. Combina velocidad, habilidad, estrategia y tecnología, y se practica en distintos tipos de circuitos o terrenos. Es uno de los espectáculos más populares del mundo y algunas competiciones, como la Fórmula 1, cuentan con una gran cantidad de aficionados y espectadores. En Argentina, el automovilismo ocupa un lugar destacado en la cultura deportiva; siendo la categoría más emblemática el *Turismo Carretera (TC)*, que disputó su primera carrera en 1937 y ostenta el récord Guinness como la categoría más antigua del mundo en actividad. Además de esta, existen numerosas categorías no solo a nivel nacional (ya sea el *TC2000*, *Turismo Nacional*, *Turismo Pista* y *Fórmula 2 Argentina*, entre otros), sino también a nivel zonal (con competencias amateurs).

Ya sea en las categorías profesionales (como lo es el Turismo Carretera), o en las amateurs (como las zonales), se persigue constantemente la mejora del rendimiento, optimización del auto y comprensión del accionar del piloto en pista. Para lograrlo, la adquisición de datos a través de sensores juega un papel fundamental.

El análisis de datos de telemetría permiten a los equipos y pilotos revisar el comportamiento del auto y buscar puntos de mejora en la conducción. Para ello se utilizan paquetes de software especializados de gran complejidad que requieren gran cantidad de conocimiento y capacidad de análisis frente a los datos.

El análisis de datos sobre las carreras trae aparejada una ventaja competitiva; mientras mejor sea el análisis, mayor es la oportunidad de mejora y entendimiento del auto y del piloto. Es por ello que se desarrolla, en este proyecto, una solución informática que, utilizando algoritmos de *Machine Learning*, permite ayudar a los equipos a analizar los datos provistos de forma tal que puedan entender qué deben corregir a lo largo de las corridas a través de sugerencias sobre posibles mejoras en las vueltas.

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo general

El desarrollo del presente trabajo propone como **objetivo general** desarrollar una aplicación web que permita asistir a pilotos, mecánicos e ingenieros en el análisis de telemetría de autos de carrera en sesiones de entrenamiento, clasificación o carrera, utilizando datos provenientes de un dispositivo de adquisición de datos integrado en el auto en la República Argentina en 2025.

1.1.2. Objetivos específicos

Asimismo, el desarrollo persigue los siguientes **objetivos específicos**:

- Desarrollar una aplicación web que permita a los usuarios importar archivos CSV originados en MyChron 5 y visualizar los datos analizados en dashboards interactivos ya sea para sesiones de entrenamiento, clasificación y/o carrera
- Presentar dashboards con al menos 5 métricas clave como tiempo de vuelta, velocidad máxima, zonas de frenado, aceleración y RPM promedio; basado en sesiones de telemetría cargadas por el usuario
- Generar visualizaciones que relacionen datos de aceleración y/o frenado con las trazas de las curvas, destacando posibles correlaciones con el tiempo por sector de pista
- Presentar un asistente virtual que brinde sugerencias sobre el trazado de curvas.
- Implementar una herramienta de comparación de vueltas que detecte diferencias superiores a 0.1 segundos entre sectores de una misma pista, indicando posibles mejoras

1.2. Alcance

El desarrollo de este Proyecto Final consiste en una aplicación web, en idioma español, orientada a asistir a pilotos y equipos en el análisis de datos de telemetría obtenidos

desde dispositivos *AIM Mychron 5*. El sistema permite importar archivos en formato *.csv* generados por dicho dispositivo y generar un resumen de sesiones de entrenamiento, clasificación o carrera que incluya información como los datos del circuito, cantidad de vueltas realizadas, tiempo de vuelta más rápido, tiempo de vuelta óptimo, velocidad promedio en vuelta más rápida y velocidad promedio en general.

La aplicación muestra la información en gráficos dinámicos que permiten comparar vueltas seleccionadas por el usuario, permitiendo ver diferencias en tiempo, velocidad o posición. Además se muestran los datos de posicionamiento GPS sobre un mapa, asociados a las vueltas seleccionadas. Cuenta con un modelo de *Machine Learning* que permite identificar patrones en común entre las mejores vueltas de un piloto dentro de un circuito para identificar pérdidas de tiempo. A su vez, el modelo es capaz de realizar sugerencias de mejoras en las vueltas dado el análisis de estos patrones y puede comunicárselo al usuario en forma de un asistente virtual (chatbot).

La plataforma dispone de un perfil de usuario para cada piloto en el que se almacenará su historial de vueltas recorridas junto con la configuración del auto de cada sesión. Finalmente, se incorpora un asistente virtual capaz de comunicar al usuario los resultados obtenidos en los distintos análisis.

En contraparte, se detallan ciertas funcionalidades que quedan por fuera del alcance definido. Específicamente, no se calcula el posicionamiento GPS de la vuelta óptima, ni se identifica el estilo de manejo del piloto ni se generan recomendaciones en relación a la configuración del auto para mejorar los tiempos. Tampoco se simulan tiempos de vuelta según cambios de clima o cambios en la configuración del auto ni tampoco se permite la importación de datos provenientes de otros dispositivos de adquisición de datos que no sean *AIM Mychron 5*.

2. Antecedentes

Previo al desarrollo del proyecto, es necesario conocer el dominio del problema y los fundamentos que lo sustentan. La sección *Antecedentes* se divide en dos partes: el *Marco*

teórico, donde se incluyen los conocimientos técnicos y tecnológicos necesarios para entender el tema; y el *Estado del arte* en el que se analizan soluciones existentes, investigaciones previas, herramientas similares con el objetivo de identificar aportes relevantes y una presentación preliminar de lo que se presenta como solución.

2.1. Marco teórico

El presente *Marco teórico* tiene como objetivo establecer los fundamentos necesarios para comprender el proyecto. Está compuesta por el *Dominio*, que engloba los aspectos técnicos y prácticos del automovilismo y la telemetría. Por otro lado, se desarrollan los *Conceptos tecnológicos*, donde se explican las herramientas y metodologías empleadas en el procesamiento, análisis y visualización de los datos.

2.1.1. Dominio

2.1.1.1. Automovilismo deportivo

El automovilismo deportivo es una disciplina que consiste en carreras entre automóviles. Combina velocidad, habilidad, estrategia y tecnología, y se practica en distintos tipos de circuitos o terrenos. Dentro de este deporte se incluyen distintas modalidades, cada una con sus propias reglas y categorías:

- **Automovilismo en circuitos:** Competencias en circuitos cerrados, asfaltados y con vueltas múltiples. La duración de las carreras pueden estar definidas en límite de tiempo o cantidad de giros.
- **Rally:** Carreras contrarreloj en tramos cronometrados sobre distintos tipos de superficie (tierra, asfalto, nieve, barro).
- **Rallycross:** Combinación entre Rally y Automovilismo en circuito, se dan en circuitos cuyas superficies varían entre tierra, asfalto, nieve y barro.

- **Drag:** Carreras de aceleración en línea recta, generalmente $\frac{1}{4}$ de milla de longitud. Gana el más rápido en llegar a la meta.
- **Drifting:** Competencias de derrapes controlados, en el que se puntúan la técnica, velocidad y precisión.

2.1.1.2. Entes reguladores

El automovilismo deportivo es un deporte regulado por la Federación Internacional del Automóvil (FIA). *“Creada en 1904, la Fédération Internationale de l’Automobile (FIA) se embarcó inicialmente en la misión de establecer normas coherentes de gobernanza y seguridad en el ámbito del automovilismo.”* (Federation Internationale de l’Automobile 2025).

La FIA es la organización encargada de que los eventos de automovilismo en todo el mundo cumplan con estándares regulados por esta misma que buscan mayor seguridad en las competencias, y que a su vez, todos los equipos los deben llevar a cabo. Además, delega a órganos menores (generalmente representativos de un país o región) el poder de organizar, desarrollar y fiscalizar competencias deportivas.

En Argentina, el poder brindado por la FIA se encuentra en manos del Automóvil Club Argentino (ACA), que actúa como ente regulador en el país y ejerce el poder a través de la Comisión Deportiva Automovilística (CDA). Existe otro ente nacional (no avalado por la FIA) que es la Asociación de Corredores de Turismo Carretera (ACTC) que lleva la organización y fiscalización de sus propias competencias.

A nivel regional, la CDA y la ACTC delegan el poder en “Federaciones Regionales” que son las encargadas de agrupar la actividad en zonas correspondientes. Según el Reglamento Deportivo de 2025 de la CDA (CDA 2025):

“FEDERACIÓN REGIONAL DE AUTOMOVILISMO DEPORTIVO (FRAD): Persona Jurídica que agrupa dentro de su respectiva jurisdicción a las distintas Instituciones que tienen por objeto principal la práctica oficial del automovilismo deportivo en la zona que abarca cada Federación, la cual controla con sus propios medios las respectivas

competencias zonales, mediante las normas del presente RDA, y dentro del esquema deportivo que lleva adelante el ACA como única Autoridad Deportiva Nacional reconocida por la FIA.”

Estas federaciones regionales, son las encargadas de fiscalizar las competencias denominadas “Zonales” que se desarrollan dentro de la zona delimitada por la federación. Por ejemplo, en la Provincia de Buenos Aires y en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires, se encuentra la “FRAD Metropolitana”, cuyas competencias son acotadas dentro de la región comprendida por ambas jurisdicciones.

2.1.1.3. Categorías

Según el Reglamento Deportivo Automovilístico de la CDA, una categoría es el agrupamiento *de vehículos de competición considerándose la naturaleza de los mismos, ej.: Turismo, Gran Turismo, Monoplazas, Sport, etc. Las categorías pueden estar divididas en grupos o clases* (CDA 2025). Las categorías pueden clasificarse según su alcance o jurisdicción en:

- **Internacional:** Competencias estipuladas en autódromos ubicados en diferentes países. En la mayoría de los casos son directamente fiscalizadas por la FIA. Ejemplo: Fórmula 1.
- **Nacional:** Competencias dentro de un mismo país. En Argentina, son directamente fiscalizadas por la CDA o por la ACTC. Ejemplo: TC2000.
- **Zonal:** Competencias dentro de una región específica, reguladas por alguna Federación Regional. Ejemplo: Fórmula 5 Metropolitana.

Cada categoría es la encargada de redactar su propio “Reglamento deportivo” y su “Reglamento técnico”. El reglamento deportivo establece las normas de las competencias, como el formato de carrera, las penalizaciones y el comportamiento de los pilotos; mientras que el reglamento técnico, detalla las especificaciones que tienen que tener los vehículos para poder participar de las competencias.

2.1.1.4. Equipos

Un equipo de competición es una estructura combinada de recursos humanos que tiene como objetivo poner en pista autos de carrera junto con sus respectivos pilotos. Si bien cada equipo es distinto tanto en dimensión como en estructuras, comúnmente se encuentran los siguientes roles:

- **Jefe de equipo:** Responsable de la gestión general del equipo. Coordina tareas, atrae patrocinadores y supervisa la construcción, mantenimiento y reparación de los coches.
- **Ingenieros/Mecánicos:** Enfocados en el desarrollo técnico del auto, son los encargados de la construcción, reparación y mantenimiento de los autos de carreras.
- **Pilotos:** Tienen como función principal el manejo del vehículo durante los entrenamientos y las competencias.

En el automovilismo zonal, las estructuras suelen ser pequeñas y es común que una persona efectúe más de un rol, como por ejemplo, piloto y mecánico. Mientras que en categorías más importantes, como la Fórmula 1, estos roles se encuentran claramente definidos y diferenciados.

2.1.1.5. Circuitos

“EL CIRCUITO es el trayecto convexo que tiene que recorrer el piloto conduciendo un vehículo. Es el trazado por el cual se debe transitar, que al completarse en su recorrido el piloto estará cumpliendo la “vuelta” al mismo” (Fernández 2020). Un circuito en general se compone por: la recta principal, curvas, calle de boxes, torre de control, escapatorias, barreras de protección, pianos y otros componentes que garantizan tanto el desarrollo de las competencias como la seguridad de los participantes.

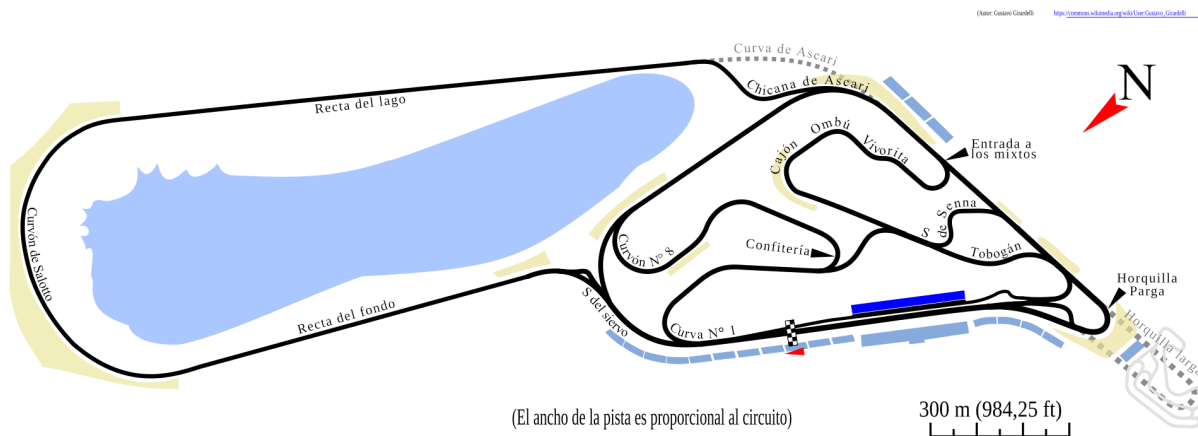


Figura 1: Autódromo Oscar y Juan Gálvez (Gustavo Girardelli 2014)

Los circuitos pueden tener diversos trazados en los que un vehículo puede girar, variando en cantidad de curvas y distancia a recorrer. En el caso del Autódromo Oscar y Juan Gálvez de la Ciudad de Buenos Aires, son 7 los circuitos disponibles: el 5°, 6°, 7°, 8°, 9°, 12° y 15°, cada uno delimitado con su cantidad de curvas (Fig 2.).

N° 15 (En negro):

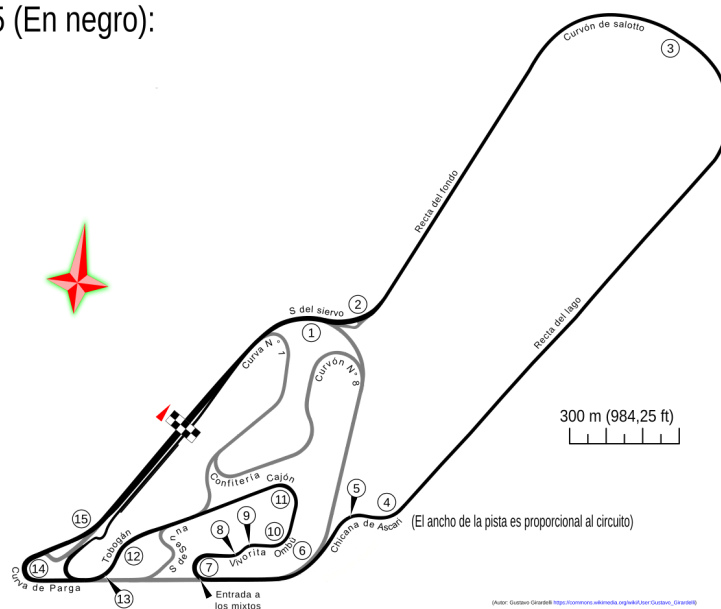


Figura 2: Circuito Nro 15, Autódromo Oscar y Juan Gálvez (Gustavo Girardelli 2014)

Una **curva** es un sector de la pista que obliga al piloto a modificar la trayectoria de su vehículo. Existen diferentes tipos dentro de un mismo circuito y cada una de ellas requiere una técnica de manejo específica para ser trazada de forma eficiente. El objetivo es recorrerlas en el menor tiempo posible, manteniendo el control y la velocidad.

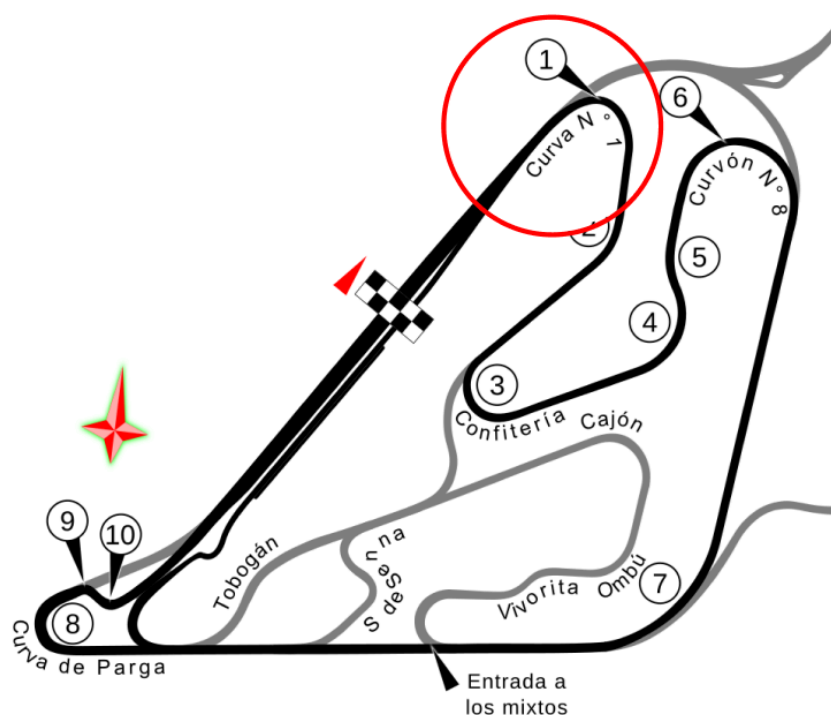


Figura 3: Curva 1, Circuito N°8, Autódromo Oscar y Juan Gálvez (Gustavo Girardelli 2014). Modificada por el autor para resaltar la Curva 1

Una curva está compuesta principalmente por tres secciones, la **entrada**, el **vértice** (o *ápex*) y la **salida**. La **entrada** es donde comienza el proceso de giro, el **vértice** es el punto donde el auto se aproxima al borde interior de la pista, alcanzando la menor distancia respecto a este dentro de su trayectoria ideal, en este punto el piloto deja de entrar y empieza a salir de la curva, por último la **salida** es el sector en el que el auto vuelve a ir en línea recta y comienza a recuperar velocidad.

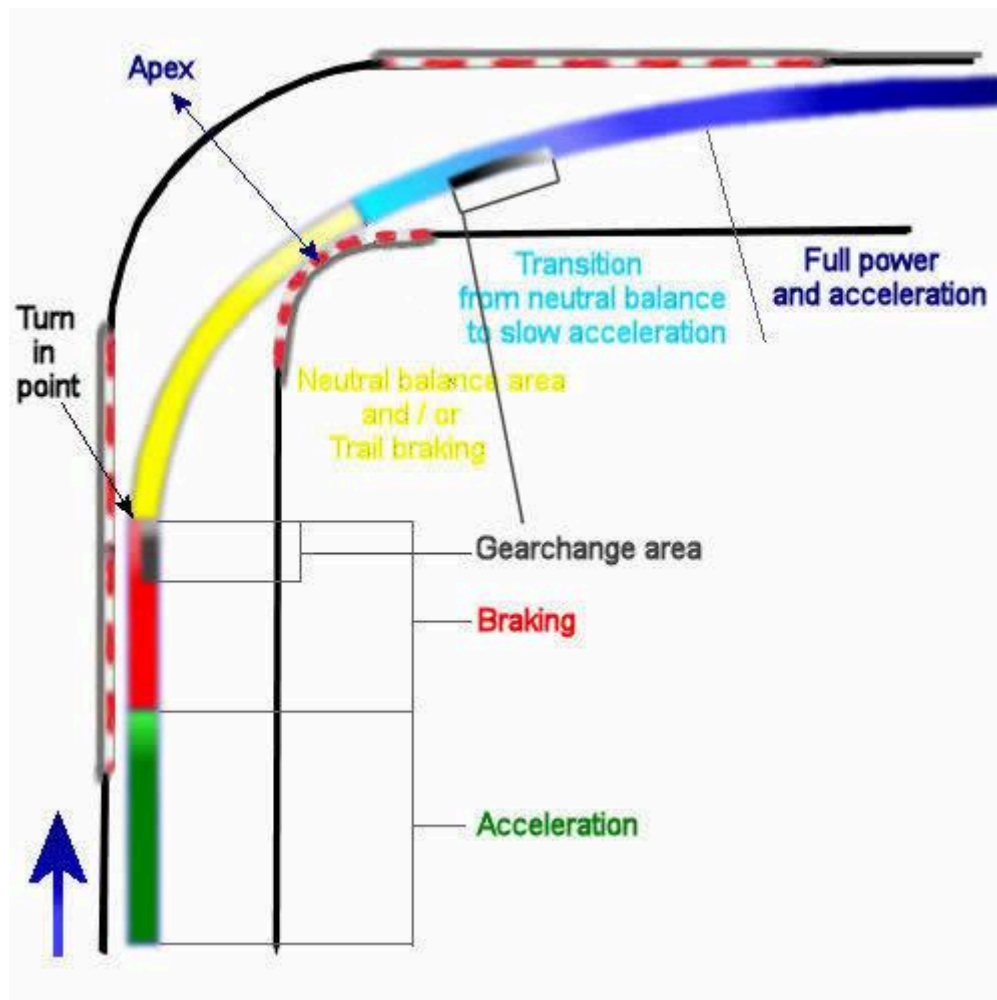


Figura 4: Componentes de una curva (Formula 1 Dictionary s.f.)

Como se puede visualizar en la Figura 4, la entrada a la curva puede dividirse en cuatro secciones:

- **Aceleración (*acceleration*):** Para obtener los mejores tiempos, es fundamental acelerar al máximo el mayor tiempo posible. Por ello, se busca extender esta fase hasta el último momento antes del frenado.

- **Frenada** (*braking*): En esta etapa, el piloto reduce la velocidad del vehículo hasta alcanzar el ritmo adecuado para transitar la curva. Esta sección puede ser opcional, ya que hay curvas que se pueden hacer sin necesidad de frenar.
- **Área de cambios** (*gearchange area*): También opcional, el piloto realiza descensos de marcha necesarios para adaptarse a la curva.
- **Punto de entrada** (*turn in point*): Instante en el que el piloto comienza a girar el volante para modificar la trayectoria del auto e iniciar el ingreso a la curva. En este instante, el piloto suele dejar de frenar y dejar que el auto recorra la curva aprovechando su inercia.

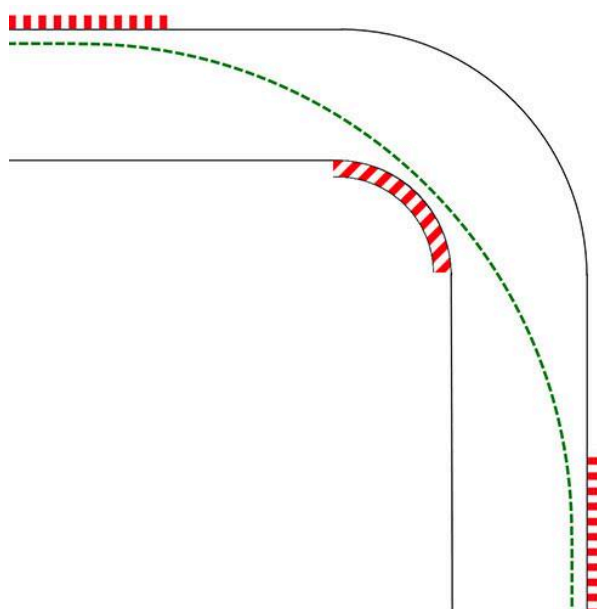


Figura 5: El radio de giro (David Williams 2016)

La curva también tiene lo que se llama el **radio de giro** (Fig. 5), una línea imaginaria y teórica que representa la trayectoria ideal que debería seguir el vehículo para minimizar la pérdida de tiempo en el sector. Es relativa al tipo de vehículo, las características de la curva actual y la curva siguiente. En términos generales, suele ser el centro geométrico del giro, aunque en la práctica, puede variar en función del contexto.

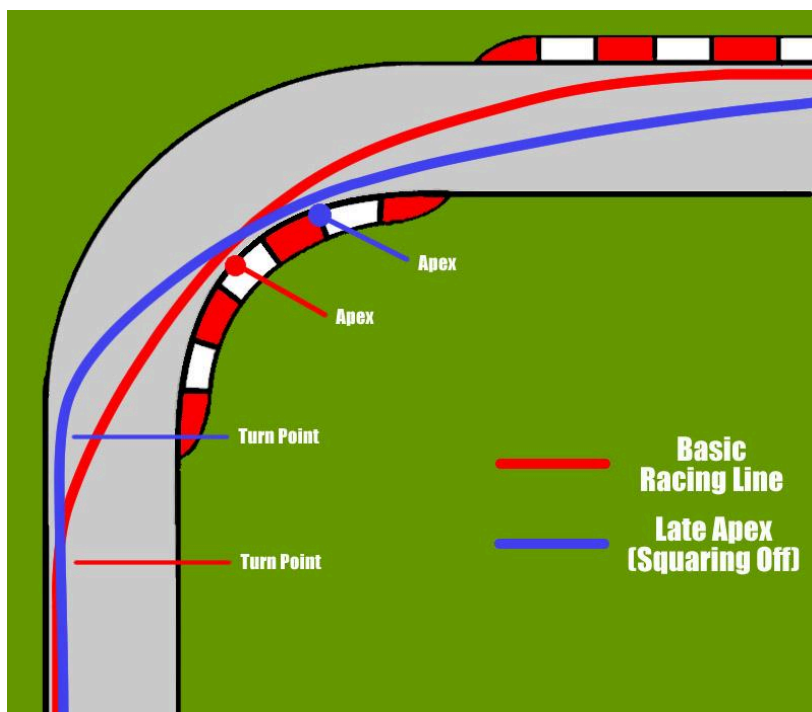


Figura 6: Distintos radios de giro (Dan Netting s.f.)

El radio de giro varía según el contexto, en distintas vueltas se pueden probar distintos radios para determinar cuál es el óptimo (Fig. 6). Un cambio en el radio permitirá trazar la curva de manera diferente para poder optimizar el tiempo de salida o de entrada.

En la Figura 6, se visualizan dos radios de giros distintos para una misma curva. El radio rojo es el básico, correspondiente al centro geométrico. Mientras que el azul, llamado *late apex*, desplaza el punto de contacto hacia una posición más tardía en el giro. Esta técnica, permite una mejor preparación a la salida de la curva, favoreciendo la aceleración temprana. Es común, que la definición del vértice se logre con la práctica y en función de la curva siguiente. Por ejemplo, si se presentan dos consecutivas, una a la derecha y la otra a la izquierda, es recomendable aplicar un *late apex* en la primera para obtener una mejor posición de entrada en la segunda (ver Figura 7).

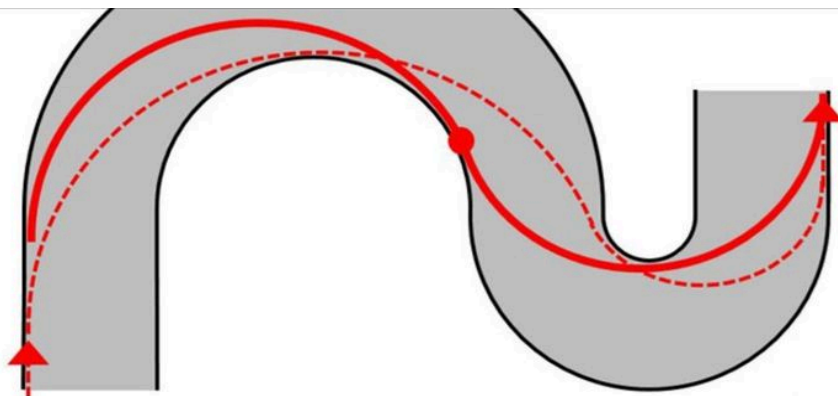


Figura 7: Radio de giro de dos curvas seguidas. En línea punteada, el radio de giro **geométrico**. En línea continua, el radio de giro **ideal**. (SXDRV 2021)

2.1.1.6. Sesiones

Una **sesión** es un lapso de tiempo en el que el auto de carrera se encuentra en pista recorriendo el circuito. Este lapso puede variar en duración y condiciones, dependiendo del objetivo específico de la actividad. Las sesiones son fundamentales para recolectar información clave sobre el comportamiento del vehículo, estado de la pista y del rendimiento del piloto.

Las sesiones permiten probar distintas configuraciones del auto, reconocer el circuito y adaptarse a las condiciones climáticas. Generalmente se giran un conjunto de **vueltas** e inician desde la salida de la calle de boxes.

En el automovilismo conviven distintos tipos de sesiones, las cuales forman parte de las competencias y suelen variar según la categoría, pero, en líneas generales se encuentran:

- **Entrenamientos libres:** Los participantes realizan vueltas de práctica para adecuarse al circuito, al auto, o ambas de cara a las pruebas competitivas.
- **Clasificación:** Los pilotos salen a pista en una franja de tiempo determinada en la cual deben realizar su mejor tiempo de vuelta. Al finalizar, se ordenan según su tiempo y determina el orden de largada de las carreras.

- **Carrera:** Los pilotos compiten entre sí por ser los primeros en finalizar la competencia.

2.1.1.7. Tiempo de vuelta

El **tiempo de vuelta** es el tiempo en que tarda un vehículo en realizar un giro completo al circuito. Generalmente, cuanto más rápido sea el auto, menor será el tiempo de vuelta. Esto significa que los tiempos indican los puntos fuertes y débiles del vehículo y del piloto. Por ejemplo, la velocidad punta y la capacidad para trazar curvas son factores fundamentales. En cada circuito, los tiempos de vuelta se suelen dividir por **sectores**, lo que favorece el análisis específico del rendimiento del coche.

Además de reflejar la velocidad general de un auto, los tiempos de vuelta permiten evaluar el rendimiento bajo diferentes condiciones como el nivel de combustible, desgaste de neumáticos o distinta configuración del vehículo.

Distintas variaciones entre los tiempos de vuelta pueden indicar:

- Distintos radios de giro o errores cometidos por el piloto.
- Problemas con el auto (fallas de motor, problemas de suspensión, entre otros.).
- Tráfico en pista.
- Distintas condiciones climáticas entre vuelta y vuelta.
- Desgaste de neumáticos.

Un **sector** es una parte delimitada del trazado total del circuito, que se utiliza para dividir el recorrido completo en segmentos más pequeños. Los sectores permiten medir el tiempo empleado por un vehículo o piloto en cada segmento. El **tiempo de vuelta óptimo** es un valor teórico que se obtiene al sumar los mejores tiempos registrados en cada sector, sin considerar si estos pertenecen a una misma vuelta real. Dicho de otro modo, el tiempo de vuelta óptimo representa el tiempo que podría lograr un piloto en caso de recorrer cada sector en su tiempo más rápido.

2.1.1.8. Telemetría

La **telemetría** o **sistema de adquisición de datos** es un sistema que permite registrar, transmitir y analizar una amplia variedad de datos del vehículo mientras se encuentra en pista. Estos datos incluyen variables como velocidad, revoluciones por minuto (RPM), posición del acelerador, del freno, fuerzas G, posición GPS, entre otros. Es un concepto fundamental para que los ingenieros y el equipo técnico puedan comprender el comportamiento del auto y del piloto.

En el vehículo, se instalan sensores de medición que guardan información sobre el comportamiento del auto, y que luego (o en ocasiones en tiempo real) son analizados por el equipo. Estos sensores de medición pueden ser muy simples o muy complejos; y pueden medir los datos básicos (como velocidad, posición y aceleración) o datos más avanzados (como el recorrido de la suspensión).

Guido Lopez y Anthony Seaber, de la universidad de Old Dominion de Estados Unidos (2009), mencionan que se puede dividir la información recolectada en tres categorías:

- **Funciones vitales del vehículo:** Relacionado directamente al funcionamiento del auto de carreras, como la presión y temperatura de aceite, temperatura de agua, presión de combustible, temperatura del diferencial, revoluciones por minuto (RPM), voltaje de la batería, etc.
- **Actividad del piloto:** Relacionado con la conducción del piloto en pista, como la posición del pedal del acelerador, posición del pedal de freno o ángulo de giro del volante.
- **Parámetros del chasis:** Velocidad, aceleración lateral y longitudinal (fuerzas G), ángulo de dirección, posición de los amortiguadores, temperatura y presión de neumáticos, etc.

Esta información recolectada permite visualizar tendencias de comportamiento, como se mencionó previamente, y así poder detectar oportunidades de mejora. Generalmente se trabaja con sesiones concretas y realizando comparaciones vuelta a vuelta. En estas

comparaciones se pueden detectar diferencias entre ellas y se puede determinar por qué una es más rápida que la otra.

2.1.1.9. AiM Mychron 5

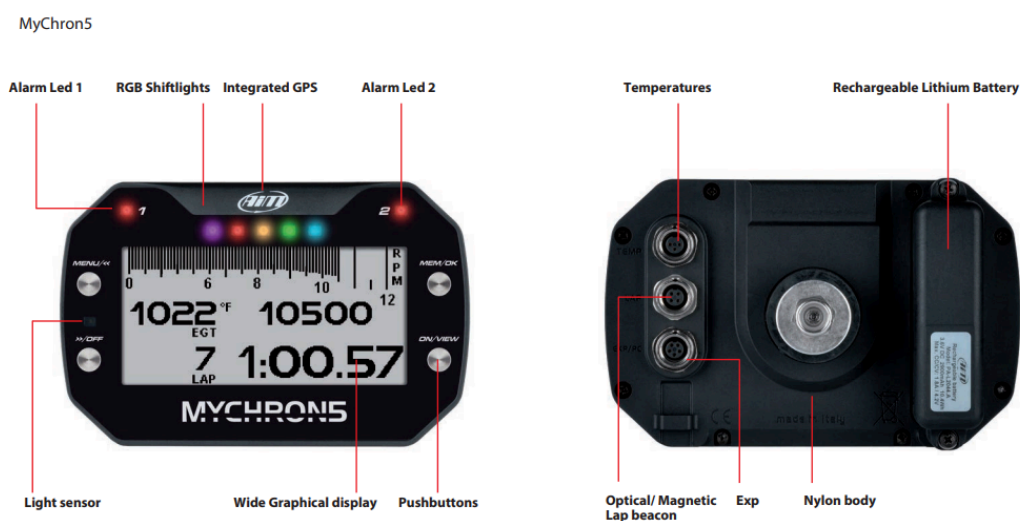


Figura 8: Sistema de adquisición de datos AiM Mychron 5 (Manual de usuario AIM Mychron 5 s.f.)

AiM Mychron 5 (Fig. 8) es un sistema avanzado de adquisición de datos para automovilismo, que combina funciones de cronómetro, tacómetro y registrador de datos avanzados en un solo equipo compacto. Se instala dentro del auto de carreras (Fig. 9) y le permite al piloto ver información relevante en tiempo real como su velocidad, sus tiempos, temperaturas, RPM, entre otros. A su vez, permite, a posteriori, descargar los datos recolectados en formato CSV (*comma separated values*) para permitirle al usuario realizar un análisis exhaustivo de su sesión.



Figura 9: AIM Mychron 5 instalado en un auto de Fórmula 5 Metropolitana (Elaboración propia Mayo 2025)

Mychron 5 es un dispositivo fabricado por AiM, una empresa italiana especializada en sistemas de adquisición de datos y telemetría. Es reconocida por desarrollar productos de alta tecnología, siendo Mychron 5 uno de sus dispositivos más destacados y vendidos. Además, AiM ofrece otros productos complementarios, como Race Studio 3, un software que permite visualizar y analizar los datos recopilados por sus productos de adquisición de datos. El dispositivo genera datos relevantes de la sesión como:

- RPM (Revoluciones por minuto): Con una frecuencia de 20 muestras por segundo.
- Temperatura: Puede ser de temperatura de escape o de agua.
- GPS (posición): velocidad, posición, distancia, aceleración latitudinal y longitudinal.
- Tiempo de vuelta: Cronómetro de la sesión y determinación de tiempos de vuelta automáticos.

- Estado de la batería: El voltaje actual de la batería del vehículo.

A su vez, Mychron 5, ofrece una biblioteca de más de 1500 circuitos. Cuando se enciende el dispositivo, detecta el circuito en el que se encuentra en ese momento, y configura de manera automática la línea de meta, los sectores y los tiempos de vueltas.

2.1.2. Conceptos tecnológicos

2.1.2.1. Inteligencia artificial

Durante las décadas de 1940 y 1950 se publicaron escritos fundamentales para la ciencia de la computación que sentaron la base teórica para un nuevo campo dedicado a la investigación y desarrollo de lograr que las máquinas piensen. Dos de estos escritos mencionados fueron: “*A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity*” (McCulloch y Pitts 1943), el cual presenta el primer modelo matemático para la creación de una red neuronal; y el de Alan Turing, matemático considerado padre de la computación, “*Computing Machinery and Intelligence*” (Turing 1950) donde se plantea esta idea fundamental de que las máquinas puedan pensar. Este último planteo constituye uno de los primeros antecedentes que derivarían en lo que hoy se conoce como Inteligencia artificial.

Este campo (comúnmente nombrado por su abreviación en español IA o AI en inglés) busca que los ordenadores puedan “*simular las capacidades humanas de aprendizaje, comprensión, resolución de problemas, toma de decisiones, creatividad y autonomía*” (Stryker y Kavlakoglu 2024). Tal como lo explica el libro “*Artificial Intelligence - A Modern Approach*” (Russell y Norvig 2010), existen cuatro categorías o focos en los que los estudios de IA se pueden centrar: “Pensar humanamente”, “Pensar racionalmente”, “Actuar humanamente” y “Actuar racionalmente”.

En relación con “Actuar humanamente”, corresponde mencionar al “Test de Turing”, propuesto por el científico en el escrito previamente mencionado, en el que se define que la calidad operativa del ordenador como inteligencia artificial viene dado por el factor de cuánto se puede determinar el origen de unas respuestas a una serie de preguntas determinadas

hechas a personas y a la máquina. Es decir, mientras menos distinguible sea esto, mejor será la inteligencia artificial.

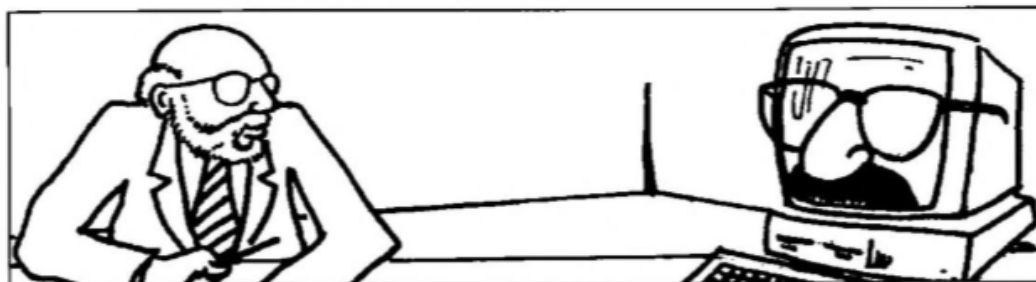


Figura 10: Representación en forma de caricatura del Test de Turing y el concepto de que las máquinas actúen humanamente (Shieber 2004)

Para que una computadora sea competente en este test, como se menciona en “Artificial Intelligence - A Modern Approach” (Russell y Norvig 2010), *“necesitaría ser capaz de: procesar lenguaje natural (ser capaz de comunicarse exitosamente); representar su conocimiento (guardar lo que conoce u oye); razonar de forma autónoma (usar la información almacenada para responder preguntas y llegar a nuevas conclusiones); y aprender (adaptarse a nuevas circunstancias y detectar y extrapolar patrones)”*.

Para concluir, es relevante mencionar el concepto de agente: una entidad capaz de operar de forma autónoma, percibir a su entorno e interactuar con él mediante sensores y actuadores; adaptarse a los cambios; y crear y perseguir objetivos. Por su parte, un agente racional es aquel que actúa maximizando el resultado esperado dada una medida de rendimiento determinada. Concretamente, este agente es la expresión práctica de la inteligencia artificial.

2.1.2.2. Machine Learning

El desarrollo de una inteligencia artificial demanda considerar tres factores claves: *“los diseñadores no pueden anticiparse a todas las posibles situaciones en que el agente pueda verse envuelto [...], los diseñadores no pueden anticiparse a todos los cambios en el*

tiempo [...], a veces, los programadores no saben cómo programar una solución por sí mismos". (Russell y Norvig 2010).

Estas circunstancias son las razones por las cuales existe un gran interés en crear agentes capaces de aprender por sí mismos. Según "Machine learning and deep learning" (Janiesch, Zschech y Heinrich 2021), el aprendizaje automático se basa en el uso de algoritmos capaces de identificar patrones complejos a partir de grandes volúmenes de datos, lo que permite generar modelos con capacidad predictiva sin requerir reglas explícitas. A través de modelos estadísticos, se persigue el objetivo de que el agente sea capaz de realizar predicciones e inferencias a partir de datos de entrada, que ayuden a optimizar el modelo y con ello las respuestas dadas. Para ello, requiere de datos obtenidos del entorno que *"no solo permiten interpretar comportamientos pasados, sino también anticipar resultados futuros y proporcionar recomendaciones de acción dentro de contextos organizacionales complejos"*. (Janiesch, Zschech y Heinrich 2021)

Resulta relevante reflexionar de qué forma un agente programado puede adquirir la habilidad de adquirir conocimiento y ajustar su comportamiento. Respecto a esto, "Artificial Intelligence - A Modern Approach" (Russell y Norvig 2010) describe tres grupos principales que se pueden encontrar en la práctica en base a la fuente de retroalimentación que recibe un agente:

- **Aprendizaje supervisado:** En el que el agente observa ejemplos de pares entrada-salida y aprende una función que asigna un salida a una entrada. Las entradas son percibidas y las salidas generalmente provistas por el programador o el entorno. (Ver Figura 11)

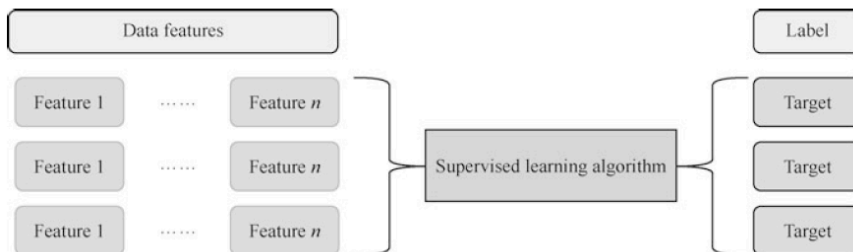


Figura 11: representación conceptual de mecanismo de aprendizaje supervisado (Huawei Technologies Co. 2023)

- **Aprendizaje no supervisado:** En el que el agente detecta patrones a partir de entradas incluso sin recibir feedback explícito. (Ver Figura 12)

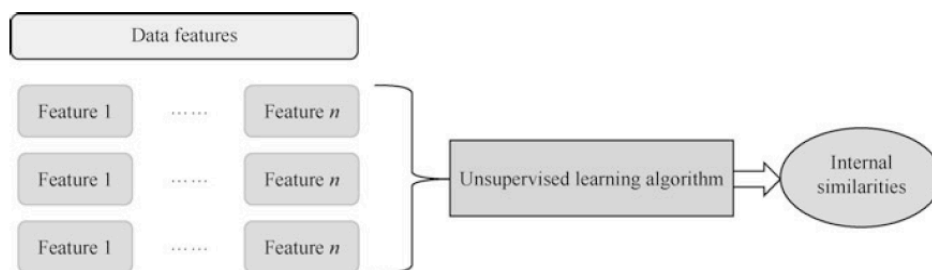


Figura 12: representación conceptual de mecanismo de aprendizaje no supervisado (Huawei Technologies Co. 2023)

- **Aprendizaje por refuerzos:** En el que el agente se ajusta según una serie de recompensas o castigos (también considerados como refuerzos positivos o negativos respectivamente), en el que se espera que este mejore de acuerdo a maximizar la recompensa y/o minimizar su castigo. (Ver Figura 13)

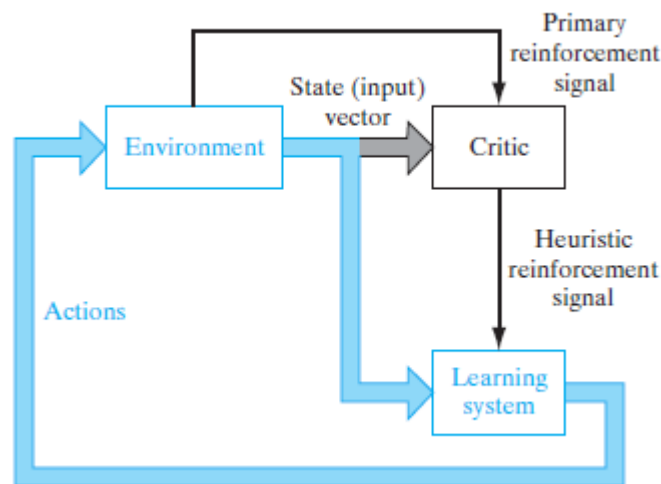


Figura 13: representación conceptual de mecanismo de aprendizaje por refuerzos (Haykin 2009)

Cuando se entrenan los modelos de Machine Learning, los agentes pueden, según su grado de ajuste a los datos de entrenamiento y capacidad de generalización sobre datos previamente no conocidos, estar en tres escenarios posibles:

- **Infraajuste (underfitting):** los modelos no son capaces de capturar correctamente los patrones ni siquiera con el conjunto de datos de entrenamiento. El agente que esté en esta situación tendrá mal rendimiento ya sea con los datos de prueba o con datos no conocidos.
- **Sobreaajuste (overfitting):** los modelos son capaces de capturar los patrones del conjunto de datos de entrenamiento, pero se ajustan por demás a ellos, no siendo capaces de generalizar sus predicciones con datos no conocidos.
- **Generalización apropiada (Good fit):** a diferencia de los dos escenarios anteriores, la generalización apropiada es la situación ideal a la que se busca llegar cuando se entrena a un agente. En este escenario, el modelo es altamente capaz de capturar los patrones del conjunto de datos de entrenamiento y puede

generalizar con datos no conocidos. Esto implica un buen rendimiento con los datos nuevos y con los datos de entrenamiento.

Dado que estar en situación de infraajuste o sobreajuste impacta significativamente en la calidad del modelo, resulta fundamental contar con métodos de validación que, tras entrenar al agente, permitan estimar su capacidad de generalización. Para ello, se emplean técnicas como *Hold-Out* y validación cruzada (como *K-Fold*), que consisten en dividir el conjunto de datos disponible en un subconjunto para entrenamiento y otro para la evaluación del rendimiento del modelo.

La técnica de *Hold-Out* divide al conjunto de datos de forma aleatoria; es decir, el porcentaje que se ocupará para entrenamiento y el que se ocupará para la validación se elige arbitrariamente. Aunque no constituye un gran costo computacional, dependiendo de la proporción asignada, se puede probar con muchos datos o con muy pocos, lo que hace que la evaluación no sea del todo confiable.

La validación cruzada (más conocido como *Cross Validation* en inglés), por su parte, busca resolver dos problemas frecuentes en el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático: la dificultad de decidir de qué forma dividir al conjunto de datos entre entrenamiento y evaluación; y el sesgo que puede generarse al evaluar el rendimiento con una única partición fija. Esta técnica es particularmente útil cuando se dispone de una cantidad limitada de datos, ya que permite aprovechar con mayor eficiencia la información disponible para estimar la capacidad de generalización del modelo entrenado.

Puntualizando sobre la técnica de *K-Fold*, la validación cruzada propone dividir al conjunto de datos en k subconjuntos; e iterar el entrenamiento k veces de forma tal que se tome el conjunto k de la iteración k para evaluar al modelo, y los restantes subconjuntos se utilizan como datos de entrenamiento. Los resultados de evaluación se promedian para estimar la capacidad de generalización del modelo. Aunque conlleva un mayor costo computacional debido a la cantidad de iteraciones que se deben realizar, proporciona resultados y estimaciones más confiables sobre el rendimiento del modelo.

Por último, existen diversas técnicas de Machine Learning tales como *regresión lineal*, *la regresión logística*, *los árboles de decisión*, *los bosques aleatorios*, *las máquinas de vectores de soporte (SVM)*, *los k vecinos más cercanos (KNN)*, *el clustering* y otros (Stryker y Kavlakoglu, 2024). Cabe destacar que una de las técnicas más utilizadas es la que posee modelos de redes neuronales artificiales; dada su complejidad e importancia, amerita un análisis más profundos sobre las redes en una sección específica.

2.1.2.3. Redes neuronales artificiales

“El cerebro [humano] (sistema de procesamiento de información) es una computadora altamente compleja, no lineal y paralela. Tiene la capacidad de organizar sus estructuras constituyentes, conocidas como neuronas, así como realizar ciertos cálculos (como por ejemplo reconocimiento de patrones, percepción y control motor)[...]” (Haykin 2009).

Este fragmento de un párrafo del libro “Neural Networks and Learning Machines” de Simon Haykin (2009), sintetiza la capacidad del cerebro humano y nos ayuda a entender la importancia e impacto de modelar computacionalmente aspectos del procesamiento cerebral biológico y trasladarlos a las inteligencias artificiales.

Como bien se indica, la estructura del cerebro está compuesta con neuronas (unidades de procesamiento) que a su vez están masivamente interconectadas en una red que permite un mejor rendimiento en las tareas cerebrales. Según Haykin (2009), esta red neuronal es un procesador distribuido de forma masivamente paralela, compuesto por unidades de procesamiento simples, con una capacidad natural para almacenar conocimiento derivado de la experiencia y ponerlo a disposición para su uso.

Es por tales motivos que, inspirado en el cerebro humano, surge el concepto de las redes neuronales artificiales; un modelo matemático computacional que permite simular el ejercicio de un cerebro humano para lograr mejor rendimiento en tareas complejas y de media-alta demanda cognitiva como reconocimiento de patrones. En el desarrollo de estas redes, se utilizan dos fundamentos para su funcionamiento: el conocimiento se adquiere a

través de mecanismos de aprendizaje desde el entorno; y las conexiones neuronales tienen “pesos sinápticos” asociados que influyen en el almacenaje del aprendizaje, ajustando relaciones y optimizando resultados de procesamiento de datos.

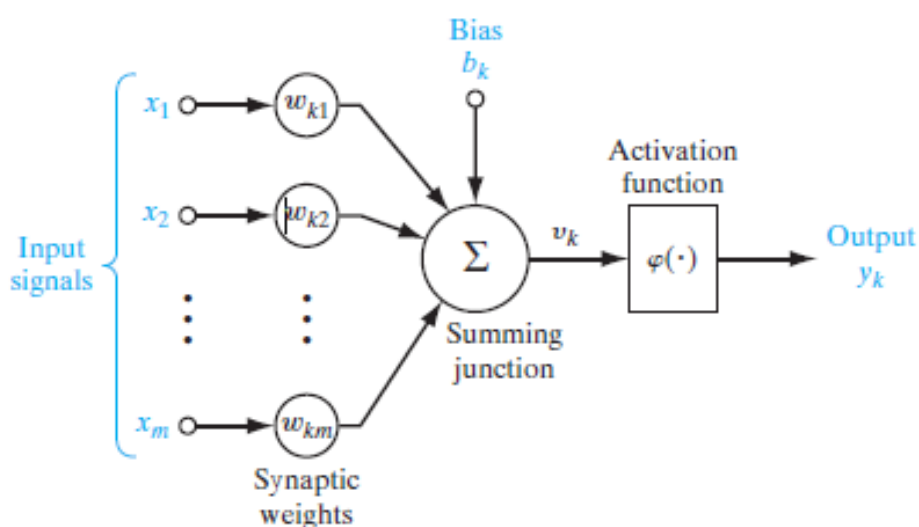


Figura 14: Modelo de neurona artificial y sus elementos (Haykin 2009)

Ahora bien ¿cómo está compuesta una neurona artificial? Como se puede observar en la Figura 14, una neurona recibe múltiples entradas con determinados pesos que se ajustan para mejorar el procesamiento de la información, y una entrada bias con un peso constante que pasan por una función de activación cuyo resultado representa la salida que será enviada a otra neurona o puede ser la final.

Ahondando en la función de activación, según “Artificial Intelligence Technology” (Huawei Technologies Co. 2023), esta “*juega un rol fundamental en el aprendizaje de modelos de red neuronal y en la interpretación de funciones no lineales complejas*”. Sin esta función, la red neuronal solo sería capaz de representar una única función lineal sin importar por cuántas capas de procesamiento pase, limitando la capacidad de relacionar los datos, ergo, la capacidad de encontrar patrones en estos y la complejidad que el modelo pueda abordar. Cabe mencionar que lo más importante de la función de activación es su derivada debido a

que es el gradiente el encargado de ajustar sesgos y pesos en las capas para mejorar el procesamiento de los datos. En este sentido, es pertinente mencionar algunas de las funciones utilizadas, como:

- **Función sigmoide:** útil en algoritmos de clasificación, el valor resultado de la función representa la probabilidad entre 0 a 1 de que el valor de entrada pertenezca a una clase o no.

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (1)$$

- **Función de tangente hiperbólica:** similar a la función sigmoide, la tangente hiperbólica reduce valores entre -1 y 1, centrándose en 0. Esto produce que haya una distribución simétrica, causando una convergencia más rápida en el ajuste de pesos.

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2)$$

- **Función Softsign:** al igual que la tangente hiperbólica, esta es una función con rangos de salida entre -1 a 1 y se centra en 0, pero es más útil para modelos de redes con muchas capas a causa de que el gradiente desaparece de forma más progresiva permitiendo que los valores lleguen a capas lejanas.

$$f(x) = \frac{x}{1 + |x|} \quad (3)$$

- **Función ReLU:** esta función tiene la particularidad de que el valor de salida estará determinado por el máximo entre 0 y el valor de entrada. Esto implica que los valores negativos serán 0, y los valores positivos quedarán igual simplificando el costo computacional del cálculo de gradientes y centrándose en características más importantes de la entrada.

$$f(x) = \max(0, x) \quad (4)$$

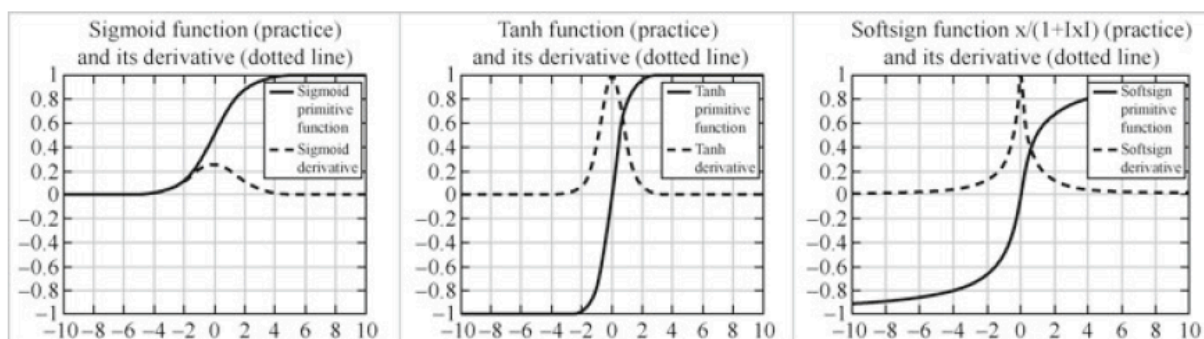


Figura 15: Gráficos de funciones de activación (y derivadas) Sigmoide, tangente hiperbólica y Softsign, de izquierda a derecha respectivamente. (Huawei Technologies Co. 2023)

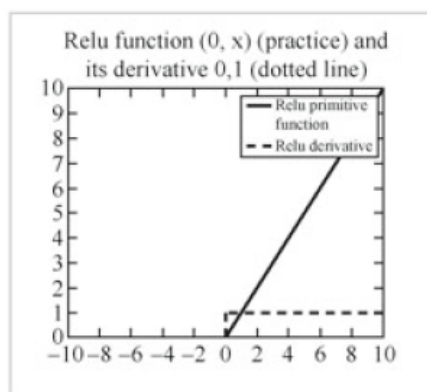


Figura 16: Gráfico de función de activación (y derivada) ReLU. (Huawei Technologies Co. 2023)

Por otra parte, una red neuronal artificial representa la interconexión de distintas neuronas organizadas que recrean el proceso de sinapsis de una red neuronal biológica para el procesamiento de los datos de entrada. Asimismo, una red neuronal artificial consta de diferentes capas: de entrada, con neuronas encargadas del procesamiento y normalización de los datos que llegan; ocultas, utilizadas para un mejor procesamiento estadístico de los datos obtenidos de la capa anterior; y de salida, encargadas de procesar los datos de las capas de entrada u ocultas (si estas existen) para determinar un resultado final.

Esta estructura de capas permite a la red aprender patrones complejos, adaptándose a nuevas situaciones y mejorando su rendimiento con el tiempo; siendo así una de las técnicas con mayor potencial de Machine Learning.

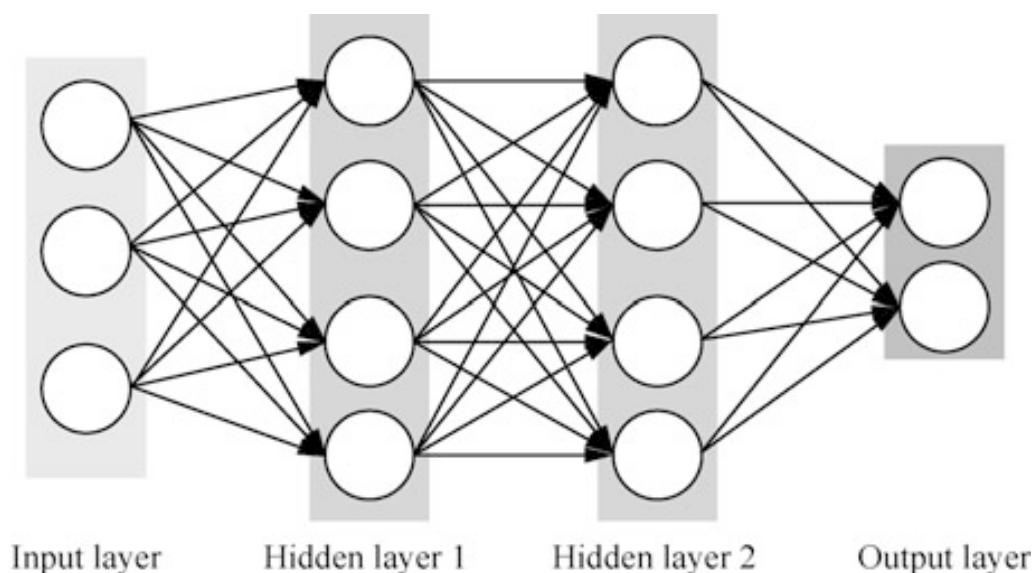


Figura 17: Modelo gráfico de red neuronal artificial compuesta con una capa de entrada, dos ocultas y una de salida (Huawei Technologies Co. 2023)

2.1.2.4. Deep Learning

Habiendo introducido previamente los conceptos de Machine Learning y de Redes Neuronales Artificiales, resulta inevitable hablar sobre Deep Learning. Este paradigma de la inteligencia artificial es un subconjunto del Machine Learning que utiliza redes neuronales multicapa, llamadas redes neuronales profundas, para simular el complejo poder de toma de decisiones del cerebro humano. (Holdsworth y Scapicchio 2024).

Es importante remarcar que, si bien existen modelos de Machine Learning que utilizan redes neuronales artificiales, no necesariamente implica la implementación de algoritmos de Deep Learning. Para esto, la estructura de una red neuronal debe estar constituida por un mínimo de tres capas de procesamiento.

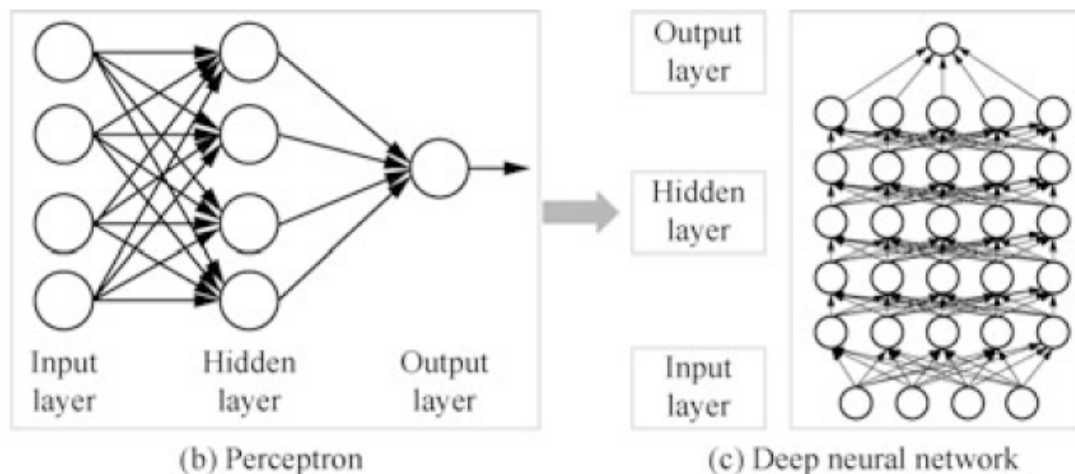


Figura 18: Diferencia entre red neuronal artificial (no Deep Learning) bajo modelo de Perceptrón y red neuronal artificial bajo modelo de Deep Learning (Huawei Technologies Co. 2023)

Una ventaja importante de aplicar algoritmos de Deep Learning es que no es estrictamente necesaria la aplicación de mecanismos de aprendizaje supervisado para poder obtener resultados más precisos, sino que *“pueden extraer las características, los rasgos y las relaciones que necesitan para obtener resultados precisos a partir de datos brutos y no estructurados”* (Holdsworth y Scapicchio 2024). Cabe señalar que no indica que ninguna aplicación lo necesita; de hecho, es más frecuente la utilización de aprendizaje supervisado.

Como menciona el libro *“Artificial Intelligence Technology”* en su sección de *“Overview of Deep Learning”* (Huawei Technologies Co. 2023), Deep Learning es *particularmente ventajoso* en los siguientes campos:

- **Computer Vision:** estudia cómo hacer que las computadoras sean capaces de ver y que puedan realizar acciones como clasificación de imágenes, detección de objetos, segmentación de imágenes, seguimiento visual, reconocimiento de texto y/o reconocimiento facial

- **Speech Processing:** analiza características estadísticas de discursos y producción de voz como análisis de tono, lenguaje y acento de un audio; para reconocimiento de voz o sintetizador de un discurso
- **Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN por sus siglas en español):** busca comprender y utilizar el lenguaje natural de los seres humanos para traducción de texto, análisis de sentimiento, extracción de texto, asistentes virtuales, entre otras.

2.1.2.5. Procesamiento del lenguaje natural

Según “Artificial Intelligence: A Modern Approach” (Russell y Norvig, 2010), Existen dos razones importantes por las que deseamos que nuestros agentes sean capaces de procesar el lenguaje natural: primero, para comunicarse con los humanos, y segundo, para adquirir información a partir del lenguaje escrito. Desarrollar un modelo de inteligencia artificial capaz de entender a los humanos (sea voz, texto o ambas) no es tarea sencilla, no solo debido al modelo matemático complejo requerido ni por las predicciones estadísticas que el agente debe hacer sobre la distribución lingüística sino por la variabilidad de la expresión del lenguaje humano. Inherentemente, la expresión está condicionada por el contexto que puede incluir factores como ironía, sarcasmo, estado de ánimo del locutor, entre otras; que añaden complejidad a su procesamiento automático.

Es así que, utilizando algoritmos de Machine Learning, hay un campo de la Inteligencia artificial que estudia la forma de lograr la interacción entre humanos y ordenadores mediante el lenguaje natural, ya sea escrito u oral. Si bien el enfoque principal es sobre los idiomas humanos, los sistemas pueden abordar otro tipo de lenguajes, como los de programación.

El Procesamiento del Lenguaje Natural *“permite a los ordenadores y dispositivos digitales reconocer, comprender y generar texto y voz combinando la lingüística computacional (el modelado del lenguaje humano basado en reglas) junto con el modelado estadístico, el machine learning y el deep learning.”* (Stryker y Holdsworth 2021); valiéndose

de análisis léxico (análisis de palabras que formen oraciones), sintáctico (estructura de oraciones), semántico (interpretación de oraciones) y pragmático (analizar posibles metáforas o ironías).

Una de las implementaciones más avanzadas y estudiadas es la del Modelo de Lenguaje Extenso (más conocido por su sigla en inglés *LLM*). Estos modelos no solo son capaces de generar texto de forma coherente y contextual, sino también que los agentes pueden realizar tareas más complejas como traducir idiomas, resumir texto o audios y/o responder preguntas.

Los Modelos de Lenguaje Extenso se componen de un entrenamiento basado en una combinación de técnicas de aprendizaje: inicialmente el aprendizaje no supervisado, donde la predicción de la siguiente palabra viene dado por una secuencia anterior; y posteriormente para refinar a los agentes, se utilizan prácticas de aprendizaje supervisado o el aprendizaje por refuerzo con retroalimentación humana en pos de alinear las respuestas de los agentes con las expectativas de los humanos o incluso su comportamiento.

Entre los modelos más populares de este tipo se encuentra *ChatGPT*, desarrollado por OpenAI; y *Gemini*, desarrollado por Google. Estas aplicaciones son utilizadas como asistentes virtuales que dan soporte a conversaciones; para automatización de tareas cognitivas; y para generación de contenido textual.

2.2. Estado del arte

En la presente sección se detallan las principales herramientas o aplicaciones que compiten con el producto del presente trabajo.

2.2.2. Competencias

Dado que el automovilismo atrae muchos aficionados, y con ello practicantes del deporte, es esperable que haya un mercado de aplicativos que permitan a los equipos de carrera mejorar su competitividad facilitando las tareas de análisis de los datos, e incluso

interpretación de ellos. Para este proyecto, se identificaron tres aplicaciones populares de uso amateur y/o semiprofesional. En el caso de MyRaceLab, una potencial competencia directa dadas sus funcionalidades similares con Racechamp; y Race Studio 3 y Track Attack de competencia indirecta, dadas las funcionalidades limitadas sobre el análisis de los datos.

2.2.2.1. MyRaceLab

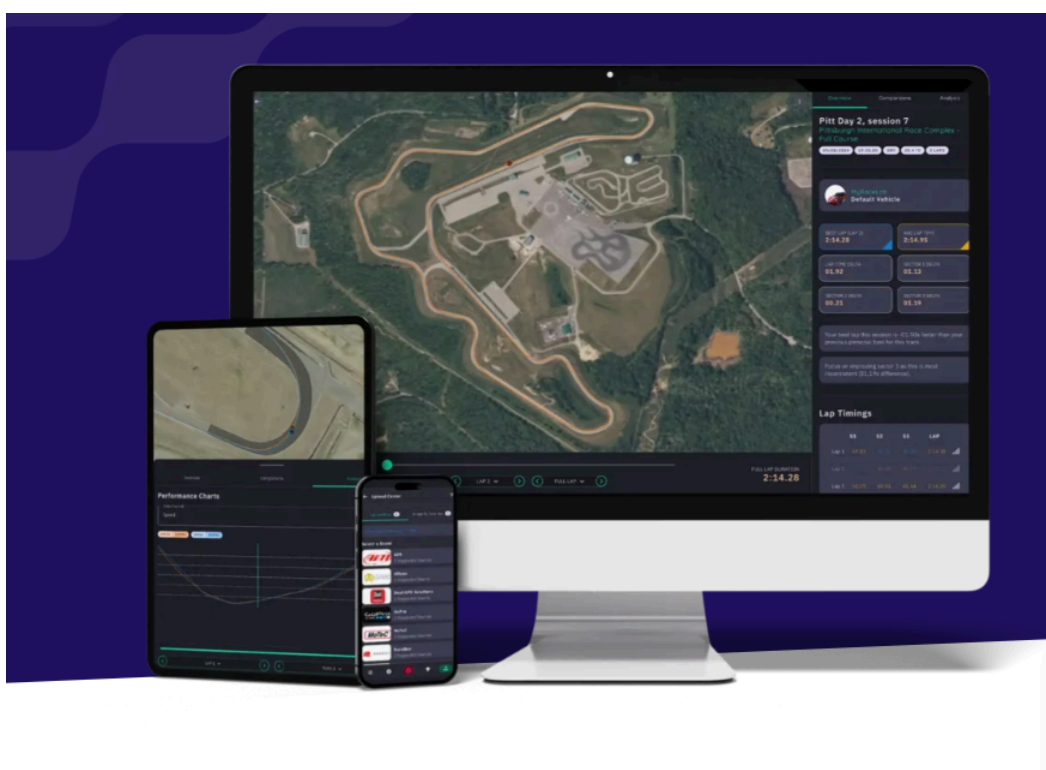


Figura 19: MyRaceLab (MyRaceLab s.f.)

Desarrollada alrededor de 2020 por un equipo de aficionados al automovilismo europeo, MyRaceLab es una aplicación móvil y web que permite a los pilotos analizar su telemetría de una forma intuitiva; centrándose en la visualización de estos datos. Esta aplicación, popular en Europa y en América del Norte, genera análisis visuales de datos de

sesión, originados en dispositivos telemétricos y cargados por el usuario. En ellos se pueden observar mapas de trazas, comparación de vueltas y sugerencias de mejoras en estas últimas.

Dentro de sus características principales se encuentran:

- **Análisis de datos avanzados:** Identifica puntos de mejora y realiza sugerencias de optimización de tiempos.
- **Información personalizada:** Generación de comentarios personalizados en base a los objetivos del piloto.
- **Herramientas de visualización:** Visualización de trazadas y radios de giro.
- **Soporte multiplataforma:** Permite utilizar datos de distintos dispositivos de adquisición.
- **Soporte multidisciplinar:** Soporta una amplia variedad de disciplinas dentro del automovilismo.

MyRaceLab es una plataforma con un enfoque en el aspecto visual fuerte, su interfaz de usuario (UI) está orientada a la simplicidad para comprender la información visualizada, a diferencia de otras plataformas en el mercado, como Race Studio 3 o Track Attack, que proveen una interfaz más compleja.

Según su sitio web a 26 de mayo de 2025, MyRaceLab soporta un total de 968 circuitos dentro de Australia, Austria, Bélgica, Bosnia y Herzegovina, Canadá, Croacia, República Checa, Dinamarca, Finlandia, Francia, Alemania, Países Bajos, Nueva Zelanda, Portugal, Eslovenia, España, Suecia, Emiratos Árabes, Reino Unido y Estados Unidos. Actualmente, no cuenta con soporte para Argentina, ni para América Latina.

En conclusión, MyRaceLab no se considera una competencia directa con la propuesta de valor del presente trabajo ya que en 2025 no posee soporte para la República Argentina. Aunque los enfoques entre la propuesta actual y MyRaceLab son similares, la ausencia en el país, marca una oportunidad de mercado para **RACECHAMP**.

2.2.2.2. Race Studio 3

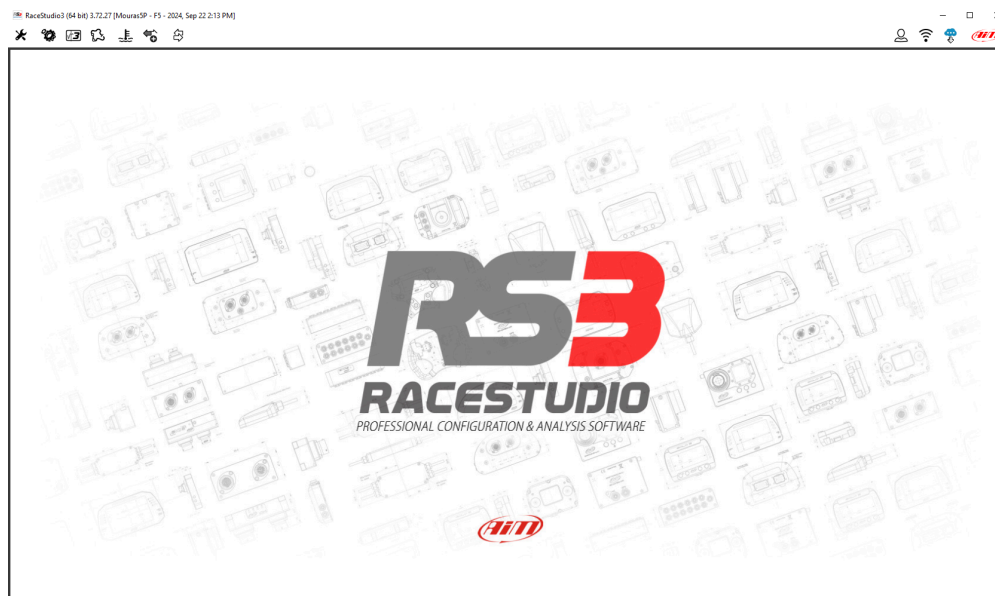


Figura 20 - Pantalla de inicio Race Studio 3 (Elaboración propia 2025)

Race Studio 3 es el software principal utilizado por los dispositivos de la marca AiM. En él, se permite la descarga y análisis de datos de telemetría provisto por un dispositivo de AiM (como Mychron 5). Race Studio 3 tiene como objetivo facilitar el análisis de datos registrados y permitir a pilotos, ingenieros o mecánicos tomar decisiones fundamentadas para mejorar su rendimiento.

Sus funcionalidades principales se centran en la configuración de dispositivos de adquisición de datos y en el posterior análisis detallado de las sesiones registradas. Incluye la posibilidad de visualizar gráficos de tiempos, analizar curvas y trayectorias, comparar vueltas y sectores y observar parámetros clave como la velocidad, RPM, temperatura y otros sensores. A su vez, Race Studio 3 ofrece herramientas para personalizar la visualización de los datos, y adaptar el sistema a las características particulares del vehículo y condiciones de pista.

La plataforma permite importar sesiones directamente de dispositivos AiM. Una vez realizada la importación, el usuario puede seleccionar qué sesión analizar. Ya inicializada, la plataforma muestra cinco encabezados principales (Fig. 21).



Figura 21: Encabezados de análisis de Race Studio 3 (Elaboración propia 2025)

La primera, denominada **Time-Distance**, le permite al usuario seleccionar las vueltas que desea comparar correlacionando la distancia con alguna otra variable disponible. En la Figura 22, se observa una comparación entre dos vueltas de una carrera de Fórmula 5 Metropolitana disputada en el Autódromo Roberto José Mouras, ubicado en La Plata, Buenos Aires, Argentina durante el año 2024. En la parte inferior de la pantalla se visualizan las vueltas completadas y se encuentran seleccionadas específicamente la vueltas número 4 y la 5. A la derecha se divisa la posición GPS de las vueltas, lo que permite diferenciar las trazadas de cada una. En el centro de la pantalla se ve un gráfico relacionando la distancia (Eje X) con la velocidad (Eje Y). Los colores de los gráficos corresponden a las vueltas seleccionadas, en azul la vuelta 4 y en rojo la vuelta 5.

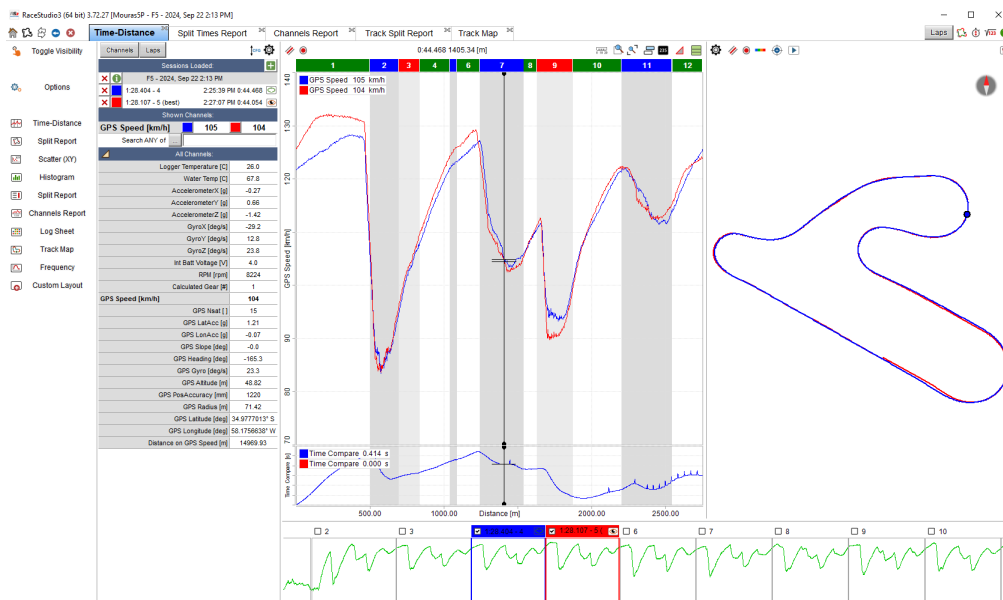


Figura 22 - Ejemplo de sesión de telemetría (Elaboración propia 2025)

La pantalla **Split Times Report**, presenta una tabla con todos los tiempos de vuelta y permite realizar un análisis por sectores (Fig. 23). En ella se ven los tiempos de cada vuelta particionado por los sectores del circuito junto con el tiempo de vuelta óptimo teórico.

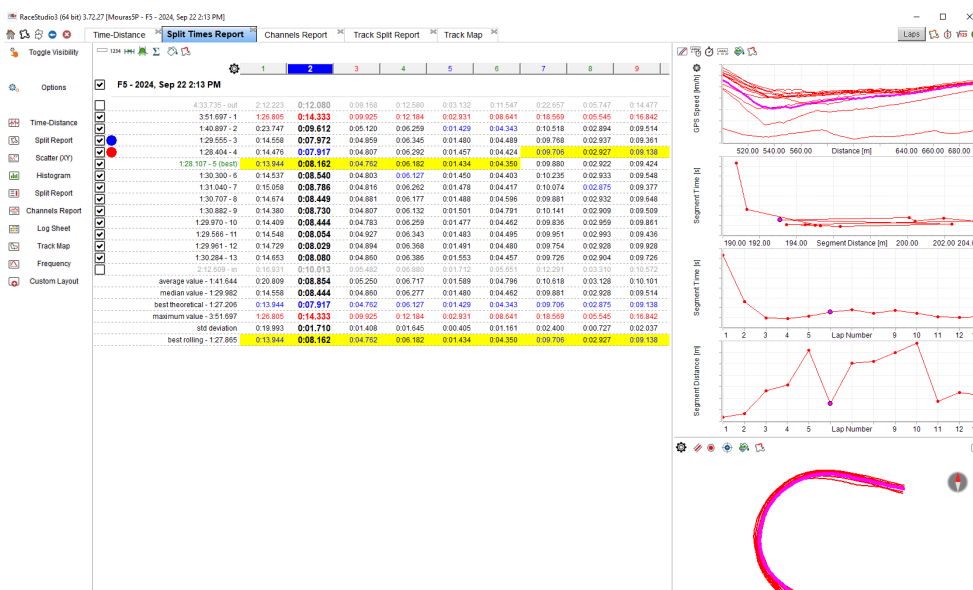


Figura 23 - Pantalla Split Times Report (Elaboración propia 2025)

Las pantallas **Channel Report**, **Track Split Report** y **Track Map**, generan reportes más específicos y detallados

- **Channel Report:** presenta, en formato de tabla, los diferentes “canales” disponibles, tales como velocidad, distancia, RPM, entre otros, brindando información completa de todas las vueltas.
- **Track Split Report:** permite analizar, para el sector seleccionado, las distintas trazadas y velocidades utilizadas, facilitando la comparación entre vueltas.
- **Track Map:** ofrece una visualización geográfica de las vueltas y sectores seleccionados, proporcionando una representación espacial del desempeño en pista.

En conjunto, estas pantallas reflejan la amplia complejidad del análisis de datos que propone Race Studio 3, caracterizada por una gran cantidad de información y correlaciones entre variables que pueden resultar difíciles de interpretar para usuarios principiantes.

A pesar de su amplio reconocimiento y adopción en el ámbito del automovilismo, Race Studio 3 presenta limitaciones que motivan el desarrollo de la presente propuesta. En particular, su enfoque complejo está orientado a usuarios con un nivel técnico especializado para la configuración y uso de la aplicación, y su interfaz de usuario provoca confusiones en usuarios principiantes que se encuentran iniciando en el mundo del análisis de datos. Asimismo, su dependencia al hardware propietario de AiM marca un impacto en los usuarios de otros dispositivos que no sean de la marca. Por último, la falta de herramientas automatizadas es evidente, ya que todos los análisis e interpretaciones son completamente manuales.

2.2.2.3. Track Attack



Figura 24: Track Attack (Track Attack 2024)

Track Attack es una aplicación multiplataforma destinada a democratizar el acceso al análisis de datos de telemetría, permitiendo a pilotos amateurs, instructores y equipos registrar, analizar y compartir su desempeño en pista. La principal diferencia que presenta con Race Studio 3 es que permite incorporar datos de otras fuentes, como dispositivos de MoTec, Race Logic y Race Chrono. Además, Track Attack se enfoca en la simplicidad y facilidad de uso, fomentando la interacción social y mejora colectiva. Está orientado a un público más amplio que solo un piloto o vehículo, sino que busca la adopción de equipos completos y comparación entre pilotos.

Otra característica principal que presenta Track Attack es el guardado de información en la nube, guardando tanto videos como información de las sesiones, permitiendo la descarga de la información en cualquier dispositivo con acceso a internet, algo que Race Studio no ofrece.

Track Attack también ofrece varios perfiles de usuarios, como “entrenador” y “equipo”, cada uno con funcionalidades específicas para el rol que ocupan. Para el caso de los

entrenadores, la plataforma permite realizar un seguimiento de los alumnos, que pueden ser (o no) miembros del equipo, exhibiendo en una sección centralizada la información de estos últimos, evitando el esfuerzo de tener que cambiar, aprender y recordar funcionalidades de otras plataformas similares. Para el caso de los equipos, presenta una interfaz centrada para la gestión de todos los vehículos del equipo, permitiendo a todos los participantes de este, acceder a la información de las sesiones y realizar comparaciones entre pilotos.

En comparación con la propuesta del presente proyecto, Track Attack no tiene la posibilidad de generar reportes automáticos de sesiones de entrenamiento, ni tampoco la implementación automática de algoritmos de *Machine Learning* para la detección de diferencias entre vueltas. Se puede relacionar con Race Studio 3, ya que ambas requieren gran análisis manual para la detección de mejoras.

2.2.3. Conclusión

Tabla I: Comparación de distintas características entre la competencia y la solución propuesta
(Elaboración propia 2025)

Criterio	MyRaceLab	Race Studio 3	Track Attack	Racechamp
Soporte para Argentina	No	Sí	Sí	Sí
Idioma español	No	Parcial (documentación técnica)	Parcial (comunidad internacional)	Sí
Automatización de análisis	Media (sugerencias básicas)	Baja	Baja	Alta (machine learning con recomendación)
Soporte multiplataforma	Si (móvil y web)	No	Sí (móvil y web)	No (solo web)
Asistente virtual para sugerencias	No	No	No	Sí
Perfiles de usuario y gestión de historial	Parcial	Parcial	Completo	Completo

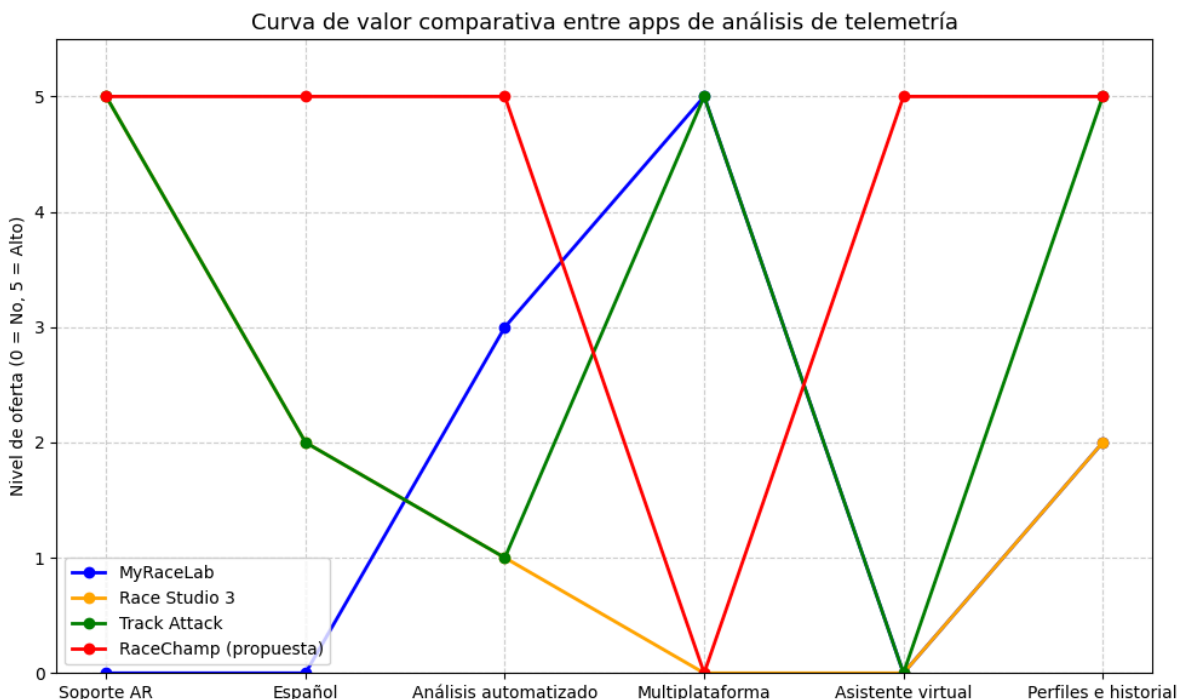


Figura 25: Curva de valor generada para RaceChamp a partir de Tabla I (Elaboración propia 2025).

A partir del análisis realizado, se observa que las soluciones existentes para el análisis de telemetría, como **MyRaceLab**, **Race Studio 3** y **Track Attack**, ofrecen funcionalidades potentes pero dejan áreas de oportunidad significativas, especialmente para el contexto del automovilismo argentino.

MyRaceLab destaca por su interfaz intuitiva y enfoque visual, permitiendo a los pilotos comparar datos de sesiones y recibir sugerencias. Sin embargo, carece de soporte para Argentina, lo que anula completamente su aplicabilidad en el contexto local.

Por su parte, Race Studio 3, es una herramienta robusta y detallada, con un enfoque orientado a usuarios de nivel técnico avanzado, lo que puede resultar complejo y poco amigable para pilotos o equipos principiantes. Además su interfaz es poco intuitiva y requiere

un análisis manual profundo, por último, Race Studio 3 no cuenta con integración de algoritmos automáticos para identificar mejoras.

Track Attack, se posiciona como una solución más social y colaborativa, permitiendo la comparación entre pilotos y la gestión de equipos, con soporte en muchos dispositivos. Sin embargo, al igual que Race Studio 3, carece de automatización y su interfaz también resulta compleja.

Frente a este panorama, **Racechamp** propone una solución diferenciadora adaptada al contexto argentino y a las necesidades reales de pilotos y equipos. A diferencia de MyRaceLab, la aplicación es completamente en idioma español y disponible en la región. Frente a Race Studio 3 y Track Attack, Racechamp busca simplificar la experiencia de usuario mediante dashboards interactivos y un asistente virtual que comunique los resultados de manera comprensible, incluso para quienes no son expertos en análisis de datos.

Teniendo en cuenta la curva de valor presentada (Fig. 25) y el análisis realizado, el proyecto califica como océano azul dado el diferencial propuesto y el valor aportado al mercado argentino que no posee una herramienta con las funcionalidades previstas para Racechamp. La estrategia para la diferenciación se encuentra plasmada en la Figura 26, una representación que permite visualizar los pilares del diseño del proyecto.

Matriz ERIC – Estrategia de océano azul para RaceChamp

<p style="text-align: center;">Eliminar</p> <ul style="list-style-type: none"> - Interfaz técnica compleja - Ausencia de capas de interpretación integradas en la interfaz 	<p style="text-align: center;">Reducir</p> <ul style="list-style-type: none"> - Exposición de datos crudos sin tratamiento
<p style="text-align: center;">Incrementar</p> <ul style="list-style-type: none"> - Automatización del análisis mediante Machine Learning - Sugerencias personalizadas de mejora 	<p style="text-align: center;">Crear</p> <ul style="list-style-type: none"> - Asistente virtual para comunicar sugerencias - Historial de sesiones con insights automáticos

Figura 26: Estrategia de RaceChamp representada como Matriz ERIC

3. Descripción

En la presente sección se detalla el proceso de comprensión de la problemática a resolver, a partir de la cual se definió una solución alineada con las necesidades de los usuarios. Para ello, en la sección **3.1. User research**, se presenta una investigación basada en métodos de user research como encuestas, para comprender las necesidades, expectativas y dificultades de los potenciales usuarios. A partir del análisis de los resultados, en la sección **3.2. User personas** se describen los arquetipos representativos de los usuarios que enfocan el

diseño de la solución. Finalmente, la sección **3.3. Solución** detalla la propuesta desarrollada como respuesta a los hallazgos obtenidos durante la investigación.

3.1. User Research

El User Research resulta fundamental para lograr comprender la problemática y empatizar de forma más cercana con los usuarios potenciales. De esta forma, permite orientar la solución a necesidades, expectativas y/o preferencias de aquellos que van a utilizar la aplicación.

Para este proyecto, se realiza una investigación dividida en dos instancias: la primera consiste en encuestas y la segunda, comprende una observación de campo.

Para la primera instancia, se encuestó a unas 31 personas con el objetivo de identificar patrones comunes, necesidades y puntos de dolor en el uso de tecnologías existentes para el análisis de telemetría. Si bien no hay cifras exactas oficiales sobre la cantidad de licencias deportivas, según el artículo web “Arrancó una nueva etapa” (ACTC 2024), se deduce que hay por lo menos unos 8000 gracias al traspaso de la CDA a la ACTC. Dado esto, se estima que hay en la actualidad entre unas 10000 y 20000 licencias deportivas vigentes que incluye a pilotos, y miembros de equipos de carreras como jefes o mecánicos. Dicho esto, se toma como base una fracción de aquellos registrados en categorías amateur. Dado que no se persigue una estricta representatividad estadística, la muestra resulta suficiente para esta instancia exploratoria ya que permite orientar decisiones de diseño y cumplir con el objetivo mencionado de detectar tendencias en el público objetivo.

Para la segunda instancia, con el fin de complementar lo analizado en las encuestas, se lleva a cabo una observación en campo directa que permite entender con mayor claridad el proceso de medición, análisis e interpretación de los datos telemétricos; y observar de primera mano puntos de dolor y oportunidad de mejora en el proceso. Esta combinación metodológica propuesta fortalece la investigación cuantitativa inicial, al validar comportamientos observados en la encuesta y reforzar hallazgos en esta con evidencia cualitativa.

3.1.1. Encuesta sobre uso de telemetría

Para este proyecto, se lleva a cabo una encuesta dirigida a pilotos de categorías amateur con el objetivo de validar la relevancia de la problemática relacionada al análisis e interpretación de telemetría. Además, con los resultados obtenidos en esta investigación, se pueden analizar y/o identificar posibles tendencias y preferencias de potenciales usuarios; lo que orienta al diseño de la aplicación.

3.1.1.1. Metodología

El estudio implementó un enfoque estructurado en tres pilares principales. En primer lugar, se recopilan datos contextuales de la persona encuestada como su equipo, su rol, entre otros. Luego, se consulta sobre uso (o ausencia de uso) de dispositivos de medición y herramientas de análisis posterior a la obtención de datos. Para cerrar, se formularon preguntas dirigidas a identificar posibles funcionalidades que, desde el punto de vista del encuestado, podrían agregar valor en una aplicación nueva en el proceso de análisis e interpretación de datos telemétricos.

Esta estructura permite distinguir con mayor claridad información acerca de prácticas actuales del público objetivo (como recursos utilizados, frecuencia y modalidad de uso de ellos), y expectativas sobre una potencial solución tecnológica que atienda sus necesidades y mejore los procesos.

A su vez, estos pilares van a estar enfocados en tres secciones de las preguntas. El primer pilar será una sección sola, mientras que los otros dos estarán incluidos en las dos restantes pero con contextos diferentes. Esto mismo se abordará con mayor detalle en el apartado **3.1.1.2. Preguntas**.

3.1.1.2. Preguntas

A continuación, se describe brevemente cada sección que compone la encuesta, y lo que se busca con ella:

- **Contexto del encuestado:** Esta sección releva información contextual de la persona encuestada como roles que cumple en el equipo de carrera donde trabaja, tipo de competición donde participa, frecuencia con la que lo hace, y su postura sobre la adquisición y análisis de datos. Por otra parte, se consulta si actualmente registra (o no) los datos de funcionamiento del auto en alguna de las sesiones contempladas (entrenamiento, clasificación y/o carrera).
- **Motivos para no registrar datos:** Dirigida exclusivamente a aquellos encuestados que hayan indicado (en la sección anterior) que no registran datos. En este apartado se busca comprender la razón de esta decisión, ya sea falta de tiempo, poca experiencia técnica u otras. Asimismo, se explora un posible interés en comenzar a registrar datos si existiera una solución que simplifique el proceso, así como preferencias sobre sugerencias que piensen que aporten valor y que faciliten el análisis de los datos registrados.
- **Prácticas actuales de registro y análisis de datos:** Dirigida a quienes afirmaron registrar datos de funcionamiento. En esta sección se abordarán preguntas comprendidas en tres subsecciones:
 - **Sistema de recolección de datos:** Esta sección busca identificar qué información se registra, qué dispositivos se utilizan para ello, y la frecuencia con la que se realiza la tarea.
 - **Análisis de datos recolectados:** Orientada a comprender la frecuencia de análisis de datos, softwares o herramientas que se utilicen, visualizaciones que consideran útiles y la dificultad encontrada al momento de interpretar los datos registrados.
 - **Exploración sobre propuesta de solución:** Aquí se sondea el interés en una herramienta que simplifique el proceso de análisis e interpretación de datos telemétricos, preferencias sobre funcionalidades que consideren que aportarían valor en el proceso y sugerencias que consideran útiles en el marco del

análisis. Además se ofrece la posibilidad de registrarse para participar en futuras pruebas piloto o recibir novedades del proyecto.

3.1.1.3. Hallazgos

¿Qué tan de acuerdo estás con la siguiente frase? "La adquisición y análisis de datos ayuda a mejorar el rendimiento en pista."

31 respuestas

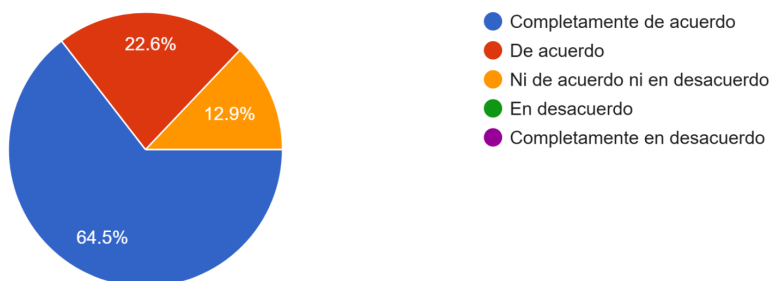


Figura 27: Valoración del análisis de datos telemétricos. (Elaboración propia 2025)

¿Registrás datos del funcionamiento del auto durante la carrera o pruebas?

31 respuestas

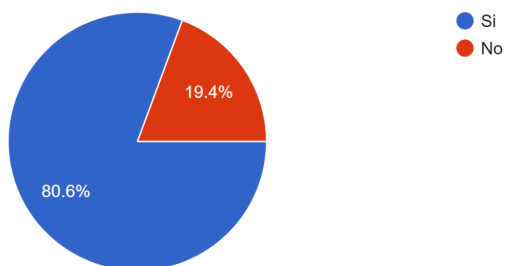


Figura 28: Registro de datos de funcionamiento. (Elaboración propia 2025)

Como se puede observar en las figuras 27 y 28, referentes a las encuestas, por amplia mayoría los practicantes del automovilismo encuestados consideran que el análisis de datos telemétricos es un factor clave para mejorar el rendimiento en la competición. De igual forma, la mayoría manifiesta registrar los datos actualmente para su análisis. Esto sugiere que una aplicación que ayude al proceso podría resultar de interés para los participantes.

¿Qué motivos te llevaron hasta ahora a no registrar datos?

6 respuestas

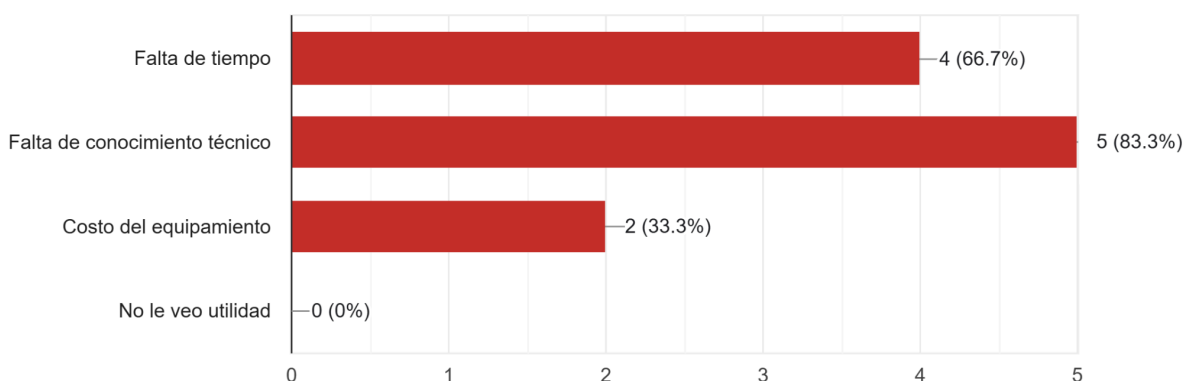


Figura 29: Principales causas que derivan en no registrar información. (Elaboración propia 2025)

¿Te interesaría empezar a registrar datos del auto si existiera una app que te ayude a analizarlos fácilmente y mejorar el rendimiento?

6 respuestas

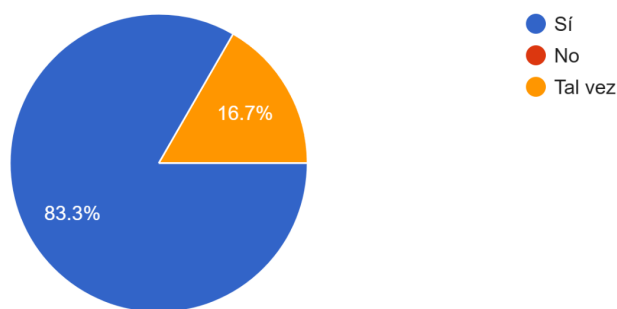


Figura 30: Interés en aplicación de encuestados que no registran datos actualmente.
(Elaboración propia 2025)

Ahondando en la sección especial para encuestados que no registran sus datos actualmente, la principal razón señalada por la que no se registra ni analizan datos telemétricos es la falta de conocimiento técnico (Fig. 29). Esta limitación parece constituir una barrera relevante que dificulta el aprovechamiento del análisis para mejorar el rendimiento competitivo.

Por otro lado, se denota el interés en contar con una aplicación que les facilite dicha tarea. Estos resultados permiten inferir que una solución tecnológica, en la que los encuestados se puedan apoyar para analizar e interpretar sus datos registrados, reduciría la brecha mencionada y contribuiría a acercar a estos usuarios a prácticas adoptadas actualmente por aquellos que ya utilizan herramientas de análisis telemétrico.

¿Qué información solés visualizar?

20 respuestas

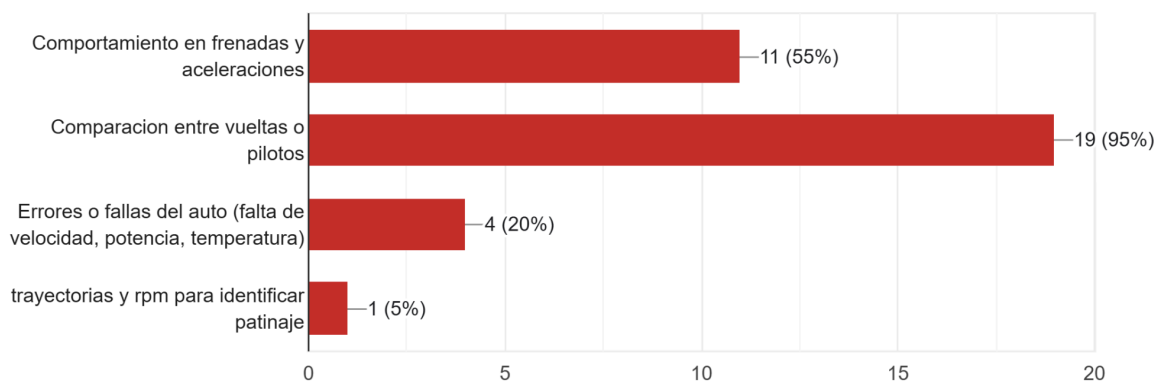


Figura 31: Tendencia de análisis de encuestados que registran sus datos. (Elaboración propia 2025)

¿Qué funcionalidades o análisis te parecerían útiles en un software de este estilo?

25 respuestas

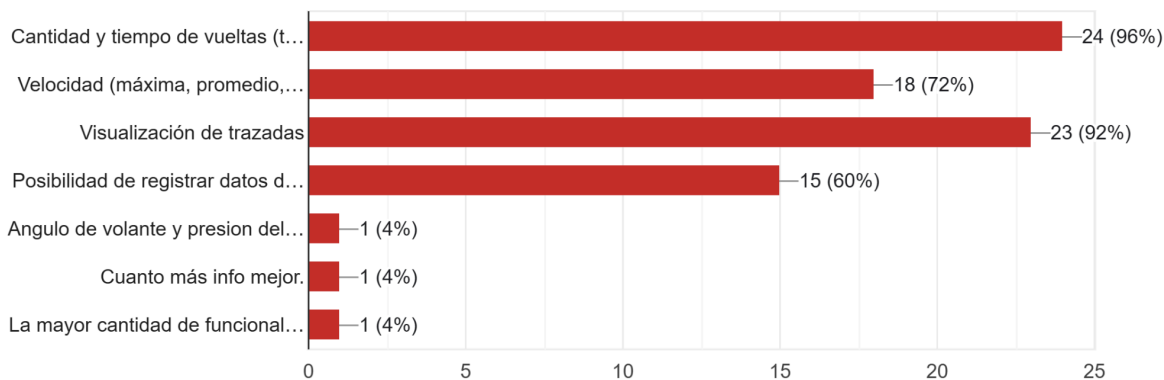


Figura 32: Preferencias de funcionalidades en posible aplicación de encuestados que registran y analizan datos actualmente. (Elaboración propia 2025)

¿Te interesaría una aplicación que analice automáticamente los datos recolectados y brinde sugerencias para mejorar el rendimiento?

25 respuestas

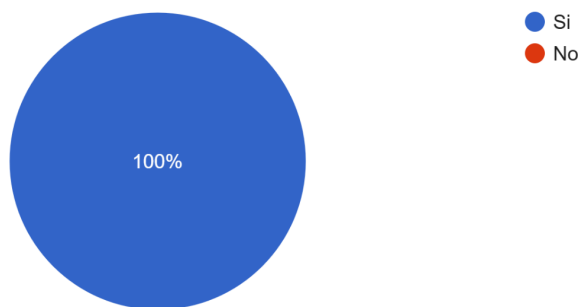


Figura 33: Interés en aplicación de encuestados que registran y analizan sus datos actualmente. (Elaboración propia 2025)

Al analizar las respuestas del público que actualmente registra y analiza datos, se identifican las funcionalidades que se consideran de mayor utilidad dentro de este proceso (Figs. 31 y 32). Dado que este segmento ya tiene experiencia en el uso de herramientas especializadas y realiza análisis regularmente, sus respuestas reflejan opiniones más informadas sobre los tipos de visualizaciones e insights que estiman valiosos, independientemente de si la herramienta simplifica (o no) la interpretación de los datos telemétricos.

Además, a pesar de utilizar aplicaciones actualmente, se observa un significativo interés por una alternativa más moderna o que atienda necesidades aún no satisfechas. Este nivel de interés es comparable al del segmento que no registra datos actualmente (Fig. 33).

¿Que tipo de sugerencia te parecerían más útiles?

25 respuestas

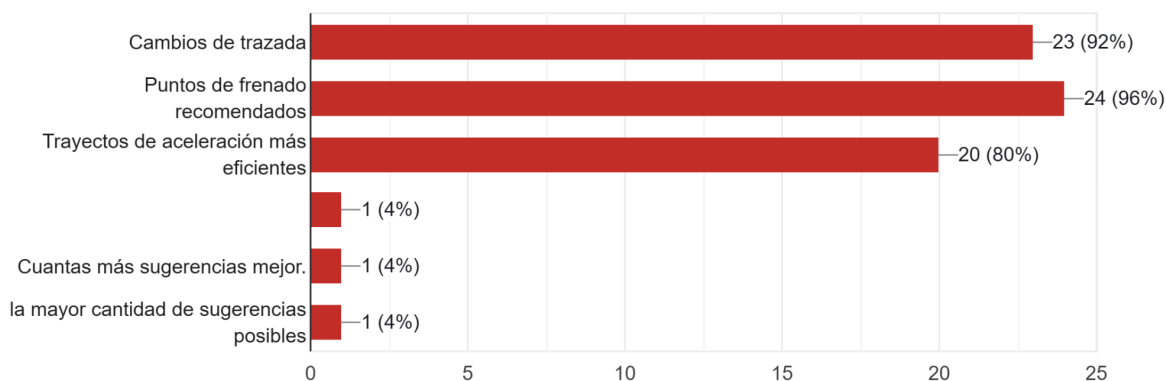


Figura 34: Preferencias de usuarios que registran y analizan sus datos sobre sugerencias de mejora como funcionalidad de aplicación. (Elaboración propia 2025)

¿Que tipo de sugerencia te parecerían más útiles?

6 respuestas

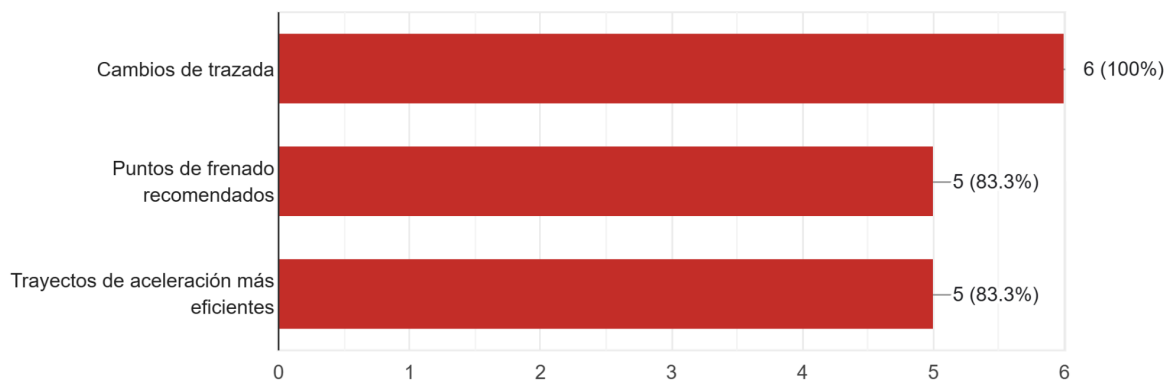


Figura 35: Preferencias de usuarios que no registran sus datos sobre sugerencias de mejora como funcionalidad de aplicación. (Elaboración propia 2025)

Finalmente, analizando las respuestas de las figuras 34 y 35, se repara que, de las tres sugerencias evaluadas y mencionadas, aquellas asociadas con los cambios de trazada y con los puntos de frenado son las más valoradas. Este resultado permite orientar el diseño de la funcionalidad de sugerencias de mejora propuesta a las preferencias manifestadas por los potenciales usuarios.

En síntesis, la información recopilada por la encuesta facilita la identificación de tendencias y preferencias del público objetivo, cumpliendo con el propósito planteado. Se observa un interés importante en la solución que contribuye al análisis de datos telemétricos por parte de quienes actualmente lo hacen como los que no. Incluso, se determina con esto un punto de dolor en aquellos usuarios con poca experiencia en el análisis por la brecha técnica generada (y su desventaja competitiva asociada). Esto sugiere una oportunidad para el diseño de una herramienta que posibilite reducir la barrera.

Asimismo, se puede advertir entre los encuestados que analizan sus datos registrados que hay ciertas limitaciones en las aplicaciones actuales del mercado y necesidades que aún no han sido satisfechas. Estos hallazgos respaldan el desarrollo del proyecto propuesto siempre y cuando el diseño se alinee a las expectativas y problemáticas identificadas en ambos perfiles de encuestados.

3.1.2. Observaciones

Con el objetivo de comprender cómo la solución presentada en este documento será utilizada, se llevaron a cabo observaciones de campo en la fecha número 3 de la **Fórmula 5 Metropolitana**, disputada los días 12 y 13 de julio de 2025 en el Autódromo Roberto José Mouras de La Plata en Buenos Aires. En esta instancia, se trabajó junto al equipo “*Alconi Racing Team*” para analizar cómo es el proceso real de recolección, visualización e interpretación de datos de telemetría. La observación se centró en identificar flujos de trabajo, herramientas utilizadas, criterios de evaluación del rendimiento, así como también en detectar posibles dificultades, soluciones informales y oportunidades de mejora.

En pos de un mejor entendimiento de la observación, se presenta un contexto previo de la categoría y el equipo que se observaron.

3.1.2.1. Fórmula 5 Metropolitana

La “Fórmula 5 Metropolitana” es una categoría de automovilismo argentino de carácter zonal, que se disputa tanto en la Provincia de Buenos Aires, como en la Ciudad Autónoma de Buenos Aires. Está compuesta por vehículos de tipo monoplace con bajo costo, configuración sencilla, peso ligero y motores de motocicleta.

La Fórmula 5 cuenta con dos clases diferenciadas por la motorización utilizada: la Clase A utiliza motores Asiawing 450 cc¹ alcanzando velocidades cercanas a los 180 km/h; y la Clase B utiliza motores Bajaj Rouser 200 cc u Honda Tornado 250 cc, con un rendimiento más limitado que alcanzan velocidades comprendidas entre 140 km/h y 150 km/h. Si bien la categoría no cuenta con asistencia electrónica avanzada ni aerodinámica compleja, sí permite ajustes básicos de puesta a punto² como suspensión, alineación y neumáticos, lo que introduce desafíos técnicos que requieren análisis y toma de decisiones estratégicas.

¹ Centímetros cúbicos

² Proceso de ajuste en configuraciones de autos de carrera tal como suspensión, presión de neumáticos, entre otros, con el fin de optimizar su rendimiento

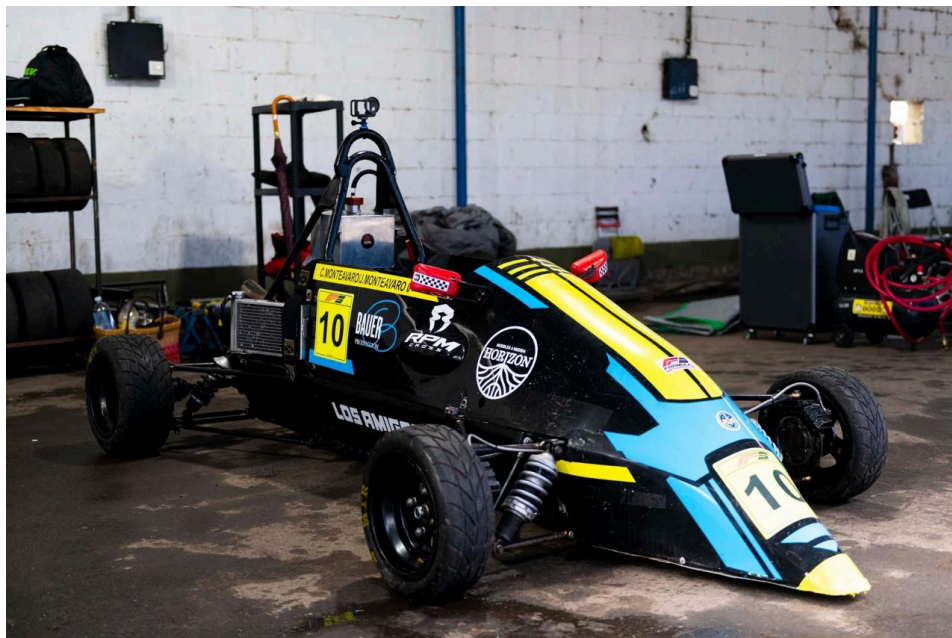


Figura 36: Auto #10, Fórmula 5 Metropolitana Clase B (Elaboración propia 2025)

La categoría presenta una alta competitividad y un reglamento técnico homogéneo, que impide el desarrollo o modificación de los motores, los cuales deben mantenerse en estado original tal como salen de fábrica para motocicletas. Esta restricción orienta el trabajo de los equipos hacia la optimización del chasis, la suspensión, la alineación y otros parámetros dinámicos del vehículo; incrementando así la importancia del análisis de datos y de las decisiones basadas en la telemetría para obtener ventajas competitivas.

Los fines de semana de carrera están compuestos por dos sesiones de entrenamientos de 10 minutos, una sesión de clasificación de 8 minutos y dos carreras finales de entre 10 y 12 vueltas dependiendo del circuito. Las competencias varían en su locación, pero generalmente se llevan a cabo en:

- Autódromo Roberto José Mouras de La Plata en Buenos Aires, en el circuito corto sin chicana.

- Autódromo de Buenos Aires Oscar y Juan Gálvez en la Ciudad de Buenos Aires, en el circuito número 5.
- Autódromo Miguel Angel Atauri en Dolores, Buenos Aires, en el circuito largo para la Clase A y el circuito corto para la Clase B

3.1.2.2. Alconi Racing Team

“*Alconi Racing Team*” es un equipo de Fórmula 5 Metropolitana, con más de 10 años de experiencia en la categoría. Se encuentra liderado por Santiago Alconi, 5 veces campeón de la especialidad. Su rol, junto con sus otros colaboradores, es la construcción, armado, mantenimiento y puesta a punto de autos de fórmula.



Figura 37: Santiago Alconi, Fórmula 5 Metropolitana (Elaboración propia 2025)

Dentro de la categoría, Alconi Racing Team es de los equipos que más autos posee compitiendo. Dentro del corriente año (2025), cuenta con cuatro autos de la Clase A y uno de la Clase B.

3.1.2.3. Proceso de adquisición de telemetría

Los cinco vehículos que compiten dentro del equipo cuentan con dispositivos AiM Mychron 5, que recopilan los datos de telemetría cuando están en pista. La recolección de datos se activa automáticamente con el encendido del auto y se mantiene durante toda la sesión (entrenamiento, clasificación o carrera). Finalizada la actividad en pista, los datos almacenados de cada uno de los vehículos son descargados mediante Wi-Fi a una computadora portátil.

El equipo utiliza el software **Race Studio 3**, provisto por AiM, para visualizar y analizar la información obtenida. Este entorno permite la comparación de vueltas, la identificación de diferencias de rendimiento entre pilotos o configuraciones, y el estudio de aspectos puntuales como zonas de frenado, comportamiento del motor o posibles inconsistencias en la conducción.

3.1.2.4. Análisis de telemetría

Con la información previamente importada al software Race Studio 3, Santiago Alconi y sus pilotos realizan un análisis detallado de la telemetría con el objetivo de optimizar el rendimiento. Este proceso se lleva a cabo después de cada sesión en pista, siempre que las condiciones lo permitan. Generalmente, en determinadas circunstancias, como daños en el vehículo o necesidades urgentes de puesta a punto, el análisis puede posponerse o incluso descartarse.

El análisis comienza con una revisión individual de los tiempos de vuelta, evaluando un vehículo a la vez. En este proceso, se analizan los mejores tiempos registrados, los tiempos teóricos u óptimos y las diferencias en los sectores. Mediante la herramienta de superposición de vueltas que ofrece la herramienta, el mismo piloto puede visualizar de forma gráfica sus diferencias de rendimiento entre estas.

Este primer nivel de análisis se centra en el desempeño particular de cada piloto. Sin embargo, también se realiza un seguimiento comparativo entre sesiones, lo cual permite observar la evolución del piloto o del comportamiento del auto a lo largo del fin de semana.

En etapas posteriores, el equipo realiza comparaciones cruzadas entre los vehículos de la misma clase con el fin de identificar diferencias de rendimiento entre autos. Estas comparaciones se realizan teniendo en cuenta la mejor vuelta de cada piloto.

Durante esta instancia, se analizan aspectos clave como los puntos de frenado, las trazadas elegidas, la velocidad mínima de curvas, las zonas de aceleración, entre otros parámetros. Esta etapa es crucial para identificar con precisión dónde se gana o dónde se pierde tiempo, ya sea por diferencias en la conducción o en el comportamiento dinámico del vehículo.

El entendimiento generado a partir de este análisis no solo permite corregir errores o adoptar mejores líneas para la próxima sesión en pista, sino que también sirve como insumo técnico para evaluar posibles ajustes en la puesta a punto.

3.1.2.5. Consideraciones finales

En resumen, las observaciones reflejaron distintos puntos de dolor y oportunidades de mejora en relación al proceso de análisis de telemetría. En primer lugar, la falta de tiempo disponible para realizar un análisis exhaustivo se presenta como una limitación frecuente. Si bien el equipo intenta revisar los datos luego de cada sesión, situaciones operativas pueden obligar a posponer u omitir esta instancia clave.

Por otro lado, el proceso de análisis depende en gran medida del conocimiento técnico de Santiago Alconi para la descarga, importación y configuración del software, lo cual restringe la autonomía de los pilotos en la interpretación de los datos.

Asimismo, si bien se realizan comparaciones entre sesiones y autos, estas requieren tiempo, experiencia y una interfaz adecuada que permita la identificación rápida de diferencias significativas.

En base a estos puntos de dolor, se detecta una oportunidad clara para desarrollar herramientas que simplifiquen el análisis, automaticen la detección de patrones y generen visualizaciones más accesibles tanto para técnicos como para pilotos. Estas observaciones refuerzan la necesidad de contar con soluciones que agilicen el proceso para la toma de decisiones.

3.2. User personas

A partir del relevamiento realizado en **3.1. User research** se modelan dos arquetipos de usuarios que potencialmente utilizarían Racechamp, representados mediante User Persona. El objetivo de estas representaciones es empatizar con los posibles usuarios, y sus preferencias y necesidades respecto al análisis de telemetría. A continuación, se muestran ambos arquetipos con una breve descripción de los mismos:

Luis Perez



Edad: 32 años
Ocupación: Mecánico de motocicletas
Familia: Casado con 2 hijos
Localidad: Buenos Aires, Argentina
Educación: Terciario completo
Hobbies: Restauración de motocicletas, piloto de **Fórmula 5**

Metas

- Mejorar el rendimiento de su auto
- Tener un espacio para guardar la configuración del auto usada en cada sesión
- Analizar y comparar sus vueltas para detectar oportunidades de mejora

Momento

- Su auto cuenta con un dispositivo **AiM Mychron 5**
- Después de cada sesión descarga los datos y los analiza
- Compara vueltas específicas para ver diferencias en sus tiempos

Motivaciones

- Quiere ser campeón de su categoría
- Cree que el análisis de datos de telemetría mejora su rendimiento en pista
- Le gusta compartir los datos con sus compañeros de equipo

Preocupaciones

- No sabe interpretar todos los datos disponibles
- Frustración por no ver mejoras claras en los tiempos
- No cuenta con tiempo para aprender sobre análisis de telemetría

Personalidad


- Analítico pero pragmático
- Motivado por resultados concretos
- Prefiere soluciones visuales e intuitivas

Figura 38: User persona de un piloto adulto que realiza análisis de telemetría (Elaboración propia 2025)

Luis Perez (Fig. 38) representa al usuario que registra y analiza datos telemétricos. Particularmente, se destaca el compromiso que tiene con la competición y con su equipo, y la regularidad con la que realiza el proceso de análisis. Si bien tiene la capacidad de comparar las vueltas para investigar diferencias en los tiempos de las mismas, experimenta cierta frustración al no poder aprovechar mejor los datos con los que cuenta. Esto surge,

principalmente, por la falta de tiempo para ganar experiencia técnica en el tema y la necesidad de contar con una interfaz más visual e intuitiva que facilite el análisis e interpretación.

Mateo Gonzalez



Edad: 23 años
Ocupación: Estudiante
Familia: Corre junto a su padre y hermanos
Localidad: Buenos Aires, Argentina
Educación: Carrera de Arquitectura en curso
Hobbies: Autos, redes sociales y edición de videos

Metas

- Mejorar sus tiempos y rendimiento en pista
- Empezar a entender los datos del **Mychron 5**.
- Contribuir al equipo familiar con ideas nuevas.
- Sentir que sus aportes ayudan a evolucionar al equipo.

Momento

- Corre 1 vez por mes
- El equipo ya usa el **Mychron 5**, pero solo para ver tiempos
- No descarga ni analiza los datos de telemetría
- Tiene interés en buscar formas de mejorar, pero no sabe cómo interpretar los datos.

Motivaciones

- Le apasiona correr y quiere crecer como piloto.
- Sueña con profesionalizar el equipo familiar paso a paso.
- Cree que puede marcar una diferencia si aprende a usar los datos.
- Quiere una herramienta que lo ayude a "entender sin ser ingeniero".

Preocupaciones

- No sabe por dónde empezar con los datos.
- Siente que solo "**los que saben de ingeniería**" pueden analizar telemetría.
- Le cuesta encontrar herramientas claras y simples para aprender.

Personalidad

- Curioso, autodidacta, perseverante.
- Visual, aprende mejor con ejemplos gráficos que con texto técnico.
- Siente orgullo por su equipo familiar y quiere llevarlo al siguiente nivel.

Figura 39: User persona de un piloto adulto que no realiza análisis de telemetría (Elaboración propia 2025)

Mateo Gonzalez (Fig. 39) representa al usuario con mayores dificultades para el análisis de los datos telemétricos. Aunque utiliza el dispositivo de medición MyChron 5, no accede ni analiza los datos por falta de conocimiento técnico. Esta limitación responde a una

percepción de que solo los “expertos en ingeniería” podrían analizar e interpretar correctamente la telemetría, y no encuentra una aplicación que se ajuste a esta necesidad. Sin embargo, se muestra entusiasta, curioso y predisposto a aprender motivado por el deseo de profesionalizar a su equipo familiar y lograr una mejora continua. En este sentido, se denota el deseo de una herramienta que sea destinada a usuarios técnicos y no técnicos, y la preferencia de que esta se destaque por la visualización de gráficos que permitan entender de forma clara los datos, como diferencias en tiempos de vuelta, sin requerir una formación especializada.

3.3. Solución

Basado en el User Research detallado en la sección 3.1. y representado mediante User Persona en la sección 3.2; así como el análisis del estado del arte de la sección 2.2., se propone como solución **RACECHAMP**: una plataforma web orientada a asistir a pilotos, mecánicos y/o jefes de equipo en el análisis e interpretación de datos telemétricos. A través de gráficos dinámicos, la aplicación permite que usuarios con o sin formación técnica puedan utilizarla y aprovechar más eficientemente los datos que actualmente no logran analizar o lo hacen de forma parcial.

La característica principal de este sistema es el uso de un modelo de Machine Learning, denominado *PowerLaps*, diseñado para identificar patrones de pérdida de tiempo entre las diferentes vueltas realizadas por los pilotos, y capaz de generar sugerencias de mejora. Estas últimas, a su vez, serán comunicadas a los usuarios mediante un asistente virtual para una experiencia más personalizable.

Racechamp tiene como objetivo contribuir a que los equipos de automovilismo amateur logren mejorar su competitividad, ya que la capacidad de analizar diferentes variables como tiempos de vuelta, puntos de frenado o variaciones de aceleración; brinda una ventaja a aquellos equipos que logran detectar oportunidades de mejora a partir de dichos datos.

3.3.1. Requerimientos

En la presente sección se detallan los requerimientos de Racechamp, los cuales se dividen en: “Requerimientos funcionales”, que describen las funcionalidades que el sistema debe ofrecer; y los “Requerimientos no funcionales”, que especifican las condiciones bajo las cuales Racechamp opera.

3.3.1.1. Funcionales

A continuación se detallan los requerimientos funcionales de la solución:

Tabla II: Requerimientos funcionales de Racechamp (Elaboración propia 2025)

Identificador	Requerimiento
RF-01	El sistema debe permitir al usuario cargar un archivo en formato CSV exportado desde un dispositivo AiM Mychron 5
RF-02	El sistema debe permitir al usuario seleccionar el circuito, la fecha, el tipo de sesión, el vehículo y configuración utilizada.
RF-03	El sistema debe permitir eliminar vueltas durante la creación de la sesión
RF-04	El sistema debe mostrar un listado de las sesiones cargadas por el usuario
RF-05	El sistema debe permitir al usuario eliminar una sesión previamente cargada
RF-06	El sistema debe permitir el análisis de una o más sesiones al usuario
RF-07	El sistema debe permitir seleccionar vueltas específicas durante el análisis
RF-08	El sistema debe mostrar un gráfico en el que se superponga la velocidad del vehículo de las vueltas seleccionadas.
RF-09	El sistema debe mostrar un gráfico en el que se superponga la aceleración longitudinal del vehículo de las vueltas seleccionadas.
RF-10	El sistema debe mostrar un gráfico en el que se superponga la medida de

	RPM del vehículo de las vueltas seleccionadas.
RF-11	El sistema debe mostrar un mapa en el que se visualicen los puntos de frenada de las vueltas seleccionadas.
RF-12	El sistema debe mostrar un mapa en el que se visualicen las trayectorias de las vueltas seleccionadas.
RF-13	El sistema debe mostrar el tiempo de vuelta más rápido, óptimo, promedio y más lento.
RF-14	El sistema debe mostrar los tiempos por sector de todas las vueltas de las sesiones.
RF-15	El sistema debe incorporar un asistente virtual que facilite el análisis de datos de telemetría por parte del usuario.
RF-16	El asistente virtual debe explicar al usuario cómo interpretar los gráficos y métricas de la sesión.
RF-17	El asistente virtual debe generar insights automáticos a partir de la comparación entre vueltas, identificando diferencias significativas en los datos.
RF-18	El sistema debe mostrar estadísticas de uso de la aplicación
RF-19	El sistema debe permitir la creación de vehículos personalizados por parte del usuario.
RF-20	El sistema debe permitir elegir al usuario el nombre, la categoría y la imagen del auto al momento de crearlo
RF-21	El sistema debe permitir agregar notas de texto asociadas a un vehículo.
RF-22	El sistema debe permitir eliminar notas de texto asociadas a un vehículo.
RF-23	El sistema debe permitir agregar configuraciones técnicas a un vehículo.
RF-24	El sistema debe permitir al usuario crear configuraciones técnicas con parámetros personalizables
RF-25	El sistema debe permitir al usuario modificar información de su perfil y/o su contraseña.

RF-26	El sistema debe enviar vía mail notificación al usuario cuando se registra, cuando pide cambio de contraseña y cuando cambia la contraseña.
-------	---

3.3.1.2. No funcionales

A continuación se detallan los requerimientos no funcionales de la solución:

Tabla III: Requerimientos no funcionales de Racechamp (Elaboración propia 2025)

Identificador	Requerimiento
RNF-01	El sistema debe estar disponible las 24 horas, los 7 días de la semana, permitiendo un tiempo de inactividad máxima de 3 horas mensuales.
RNF-02	El sistema debe procesar archivos de telemetría de hasta 10 MB en menos de 10 segundos.
RNF-03	El sistema debe requerir autenticación para acceder a las sesiones, vehículos y datos personales del usuario.
RNF-04	Toda la comunicación entre cliente y servidor debe estar cifrada utilizando el protocolo HTTPS.
RNF-05	La aplicación debe poder ser operativa desde los navegadores web Google Chrome, Mozilla Firefox, Edge y Ópera.
RNF-06	El sistema debe utilizar autenticación por JWT.

3.3.2. Arquitectura

La presente sección detalla la arquitectura principal de la aplicación, mediante diagrama basado en *C4 Model*, diagramas de secuencia de algunos de los flujos, y un diagrama de entidad-relación para modelar los datos.

3.3.2.1. C4 Model

El C4 Model es una técnica de modelado de software que permite representar la arquitectura de una aplicación, en cuatro niveles de abstracción: contexto, componentes,

contenedores y diagramas de código. Para el caso de Racechamp, se opta por diagramar los primeros tres niveles dado que el diagrama de código que muestra las clases y sus conexiones no aporta mucho valor y la conexión entre entidades está presentada en su diagrama correspondiente.

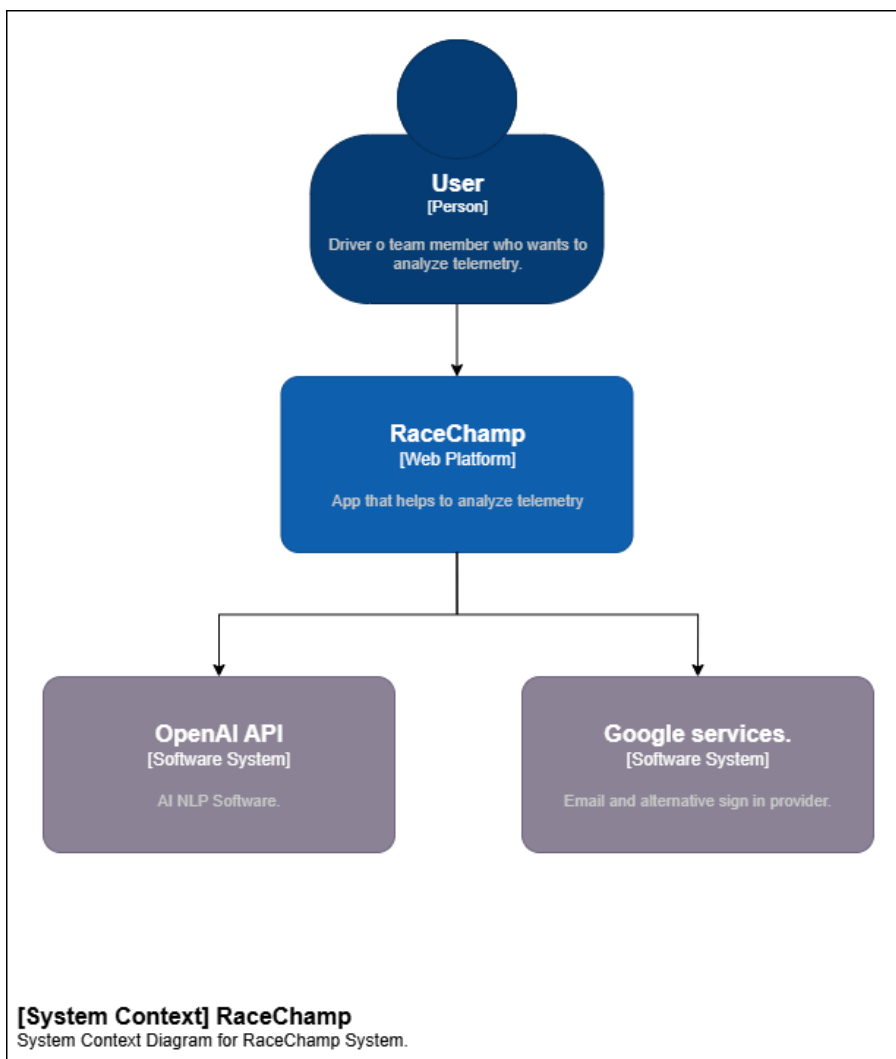


Figura 40: Diagrama de contexto (Elaboración propia 2025)

El diagrama de contexto (Fig. 40) representa la relación de Racechamp como sistema con el entorno. En él, se destaca la interacción del usuario final (User) como un piloto o

miembro de un equipo de carreras, quien accede a la aplicación para analizar los datos de telemetría de su vehículo; y la comunicación con el proveedor de servicios de modelos de lenguaje (LLM), en este caso OpenAI, y el proveedor de servicios de autenticación y de correo electrónico de Google. Racechamp procesa la información cargada por el usuario y genera hallazgos técnicos que luego son enviados a OpenAI para transformarlos en lenguaje natural, facilitando así la interpretación por parte del usuario y enriqueciendo su experiencia durante el análisis de datos.

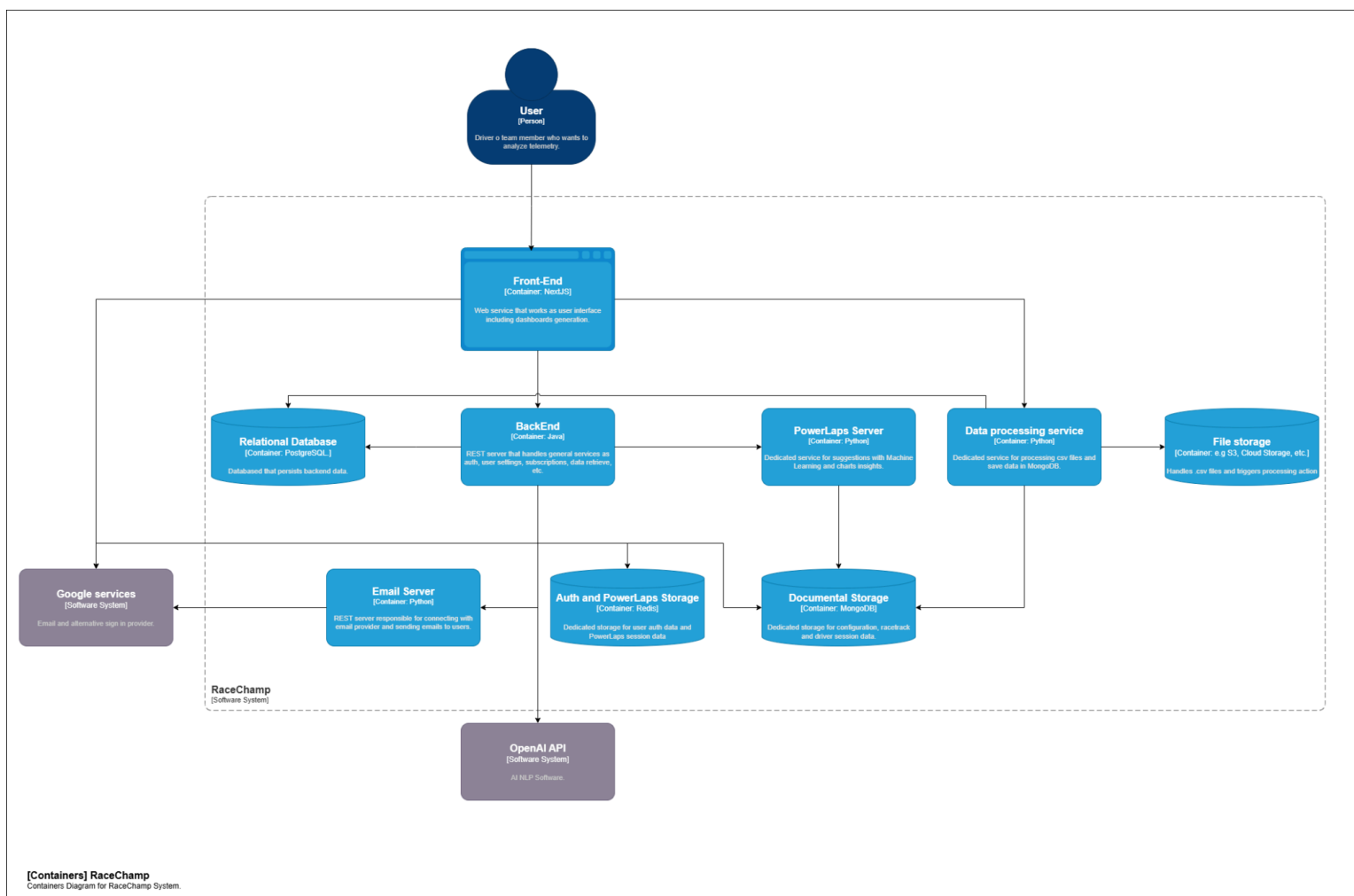


Figura 41: Diagrama de contenedores (Elaboración propia 2025)

El diagrama de contenedores (Fig. 41) detalla la arquitectura interna de Racechamp, describiendo los principales artefactos y las interacciones entre sí o con sistemas externos. Cada contenedor representa una unidad funcional que cumple un rol específico dentro del sistema con el fin de que el sistema sea modular y potencialmente más escalable.

En primer lugar, el usuario interactúa con el sistema a través de la interfaz web, la cual se encuentra desarrollada en NextJS con Javascript. Mediante esta interfaz gráfica, el usuario podrá crearse una cuenta, cargar sesiones, registrar vehículos y configuraciones e interactuar con el asistente virtual de PowerLaps para analizar las vueltas de una sesión o múltiples sesiones. El Frontend, a su vez, se comunica con otros tres contenedores: el Backend y el Servicio de Procesamiento de datos (Data Processing Service); y con el servicio de autenticación de Google permitiendo un medio de registro e inicio de sesión alternativo para un usuario.

Por su parte, el Backend se encuentra desarrollado en Java, bajo el framework de Spring que permite la exposición de los servicios REST encargados de la arista más operativa de Racechamp como lo son: registro, autenticación, gestión de perfil y datos, gestión de vehículos, gestión de configuraciones, y ser el nexo entre el Frontend y el servidor de inteligencia artificial. Para la persistencia de información, el Backend se conecta con una base de datos relacional, con una base de datos documental y con una base de datos de clave-valor, cuya función es explicada más adelante. Además, con la información recibida del servidor de inteligencia artificial, se conecta con OpenAI con el fin de mejorar la comunicación hacia el usuario que consulta y analiza sus sesiones. Para el flujo de autenticación mediante servicio de Google, el Backend invoca a este para obtener la información del usuario. A su vez, cuando un usuario se registra, modifica su contraseña o solicita recuperar esta última, se invoca al servidor de email de Racechamp de forma asíncrona, para realizar comunicados al usuario.

El servidor de email de Racechamp es un servicio de una única función en Python, encargada de recibir cuerpo del correo, email destino, título y asunto; y se conecta con el servicio de envío de Google con el fin de hacer llegar la notificación deseada al usuario.

Por otro lado, el Servicio de Procesamiento de datos es el responsable de todo lo relacionado a la carga y validación del archivo en formato .csv con la sesión: validación, extracción y transformación de datos, y la posterior carga a la base de datos documental. Para esto, también se conecta con un almacén de archivos, donde guarda temporalmente el .csv hasta que el usuario confirma la carga; acción que desencadena el procesamiento del archivo y su posterior eliminación del almacén. Este contenedor se encuentra desarrollado en Python utilizando librerías como Fast API para la exposición de servicios REST, SQLAlchemy para la conexión con la base de datos relacional y Pandas para el procesamiento del .csv.

Por último, Racechamp cuenta con un servidor de inteligencia artificial, desarrollado en Python, que ejecuta modelos de Machine Learning encargados de identificar patrones, eventos y recomendaciones a partir de los datos crudos. Estos últimos son obtenidos de la base de datos documental en la cual el servicio de procesamiento de datos almacena lo extraído del archivo .csv. Cabe destacar que este es el contenedor que posee la tecnología de PowerLaps.

Profundizando sobre el almacenamiento del sistema, este se conforma de cuatro componentes fundamentales: PostgreSQL, una base de datos relacional, utilizada para persistir los datos generales del backend; MongoDB, una base de datos orientada a documentos, que guarda las configuraciones, circuitos, sesiones, sus vueltas y las mediciones de cada vuelta en un formato semiestructurado; un servidor de almacenamiento de archivos, en el que se guardan imágenes y archivos de sesión en crudo; y Redis, una base de datos clave-valor de carácter temporal que almacena metadatos de conversaciones con el asistente virtual al momento de ejecutarse una sesión con un usuario y tokens de autenticación que permite al Frontend autenticarse de forma más ágil pese a la expiración del token de acceso.

Luego de introducir las interacciones de Racechamp con sistemas externos, y de especificar las de sus propios contenedores, los diagramas de componentes de estos últimos se detallan en el **anexo 9.3** del presente documento.

3.3.2.2. Diagrama de infraestructura

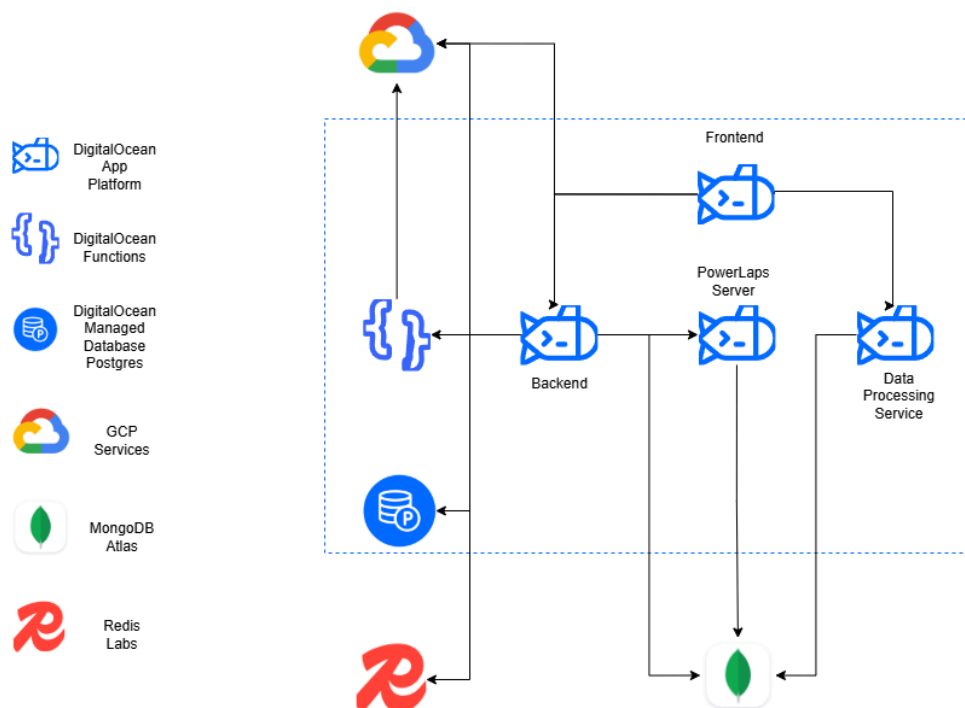


Figura 42: Diagrama de infraestructura (Elaboración propia 2025)

En la sección anterior se expusieron distintos diagramas dentro del marco del C4 Model. Con el fin de complementar estos, se expone un diagrama que refleja los servicios de nube utilizados para la solución de Racechamp.

Podemos observar que el proveedor mayoritario es DigitalOcean, del cual se utilizan los servicios de: base de datos gestionada en Postgres; App Platform, un servicio PaaS para el despliegue de servidores web; y Functions, un servicio serverless que se activa a demanda en el que se ejecuta una única función o método y se desactiva una vez completado.

Por otro lado, se dispone de MongoDB Atlas para la base de datos de documentos, Redis Labs para la base de datos de caché, y algunos servicios de GCP para flujo de autenticación y para el envío de correos electrónicos.

3.3.2.3. Diagramas de secuencia

La presente sección contiene diagramas de secuencia de tres de los flujos más relevantes de la aplicación: la importación de una sesión de telemetría, la interacción con el asistente virtual y el proceso de autenticación definido para el sistema. Estos diagramas permiten visualizar la dinámica de los componentes de la aplicación y facilita la comprensión del funcionamiento interno.

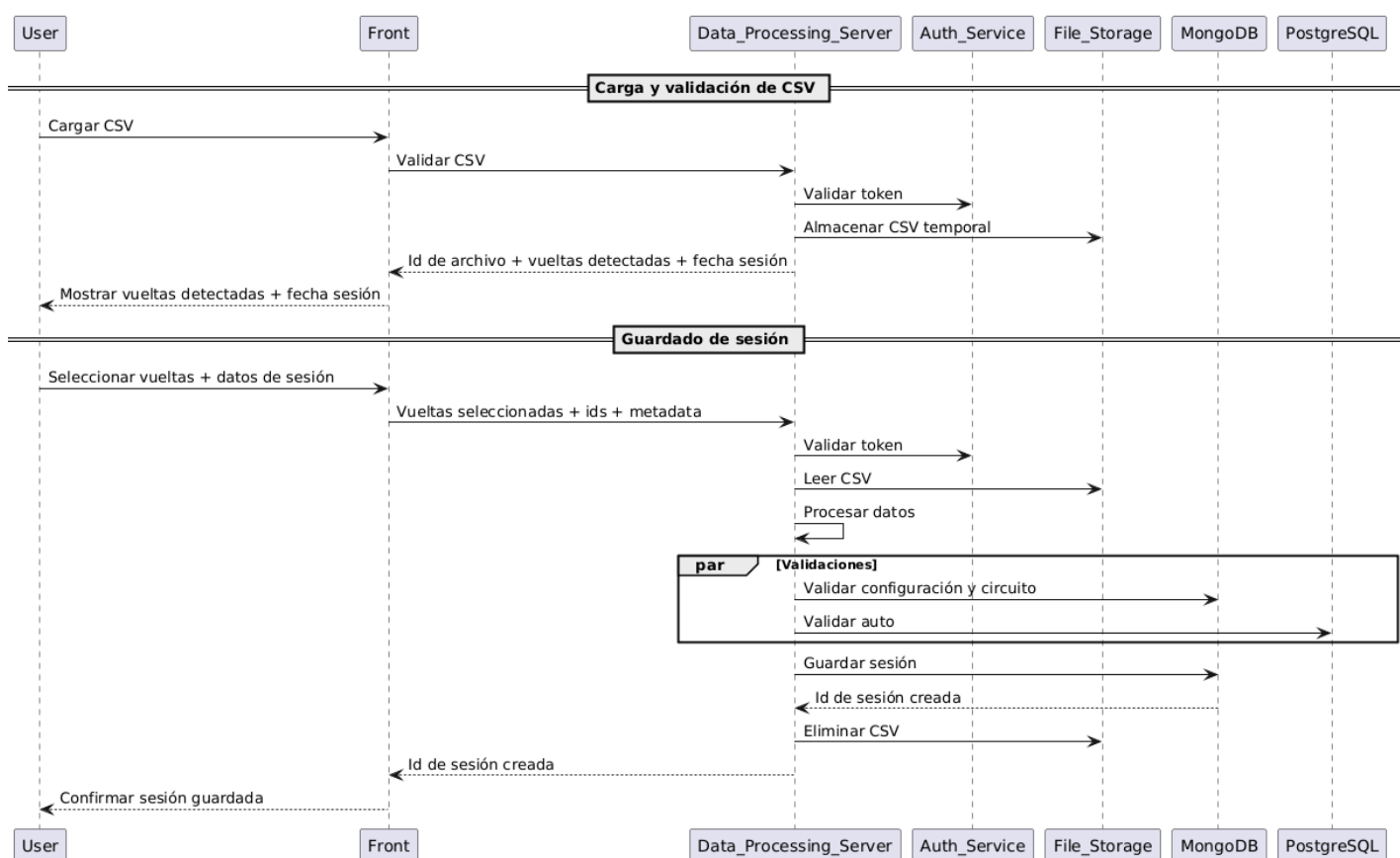


Figura 43: Diagrama de secuencia de importación de sesión (Elaboración propia 2025)

La funcionalidad de importar una sesión (Fig 43.), está compuesta por dos pasos: la carga y validación de un archivo .csv, y el guardado como tal de la información contenida en este último.

Respecto del primer paso, el usuario carga en el Frontend el archivo de la sesión que desea importar y este es enviado al servicio de procesamiento de datos. Este se encargará de autenticar al usuario, validar que el archivo cumpla con el formato esperado, extraer metadatos de la sesión y almacenar temporalmente el archivo y los metadatos en un almacén determinado. Para finalizar este proceso, se retorna el identificador del archivo, las vueltas de la sesión y sus tiempos, y la fecha en la que la sesión transcurrió.

Acto siguiente, el usuario selecciona explícitamente qué vueltas querrá que se guarden y le asigna a la sesión un vehículo y una determinada configuración. Con esta elección, se peticiona nuevamente al servicio de procesamiento de datos, pero esta vez para finalmente guardar la sesión en la base de datos documental. Valiéndose del identificador del archivo, los metadatos previamente extraídos, la selección del usuario y los datos del archivo .csv, el servicio transforma a los datos en una estructura para ser enviada a MongoDB. Tras la confirmación de la base de datos, el servicio elimina del almacén el archivo provisto por el usuario al inicio, y se le comunica a este último que la operación fue exitosa.

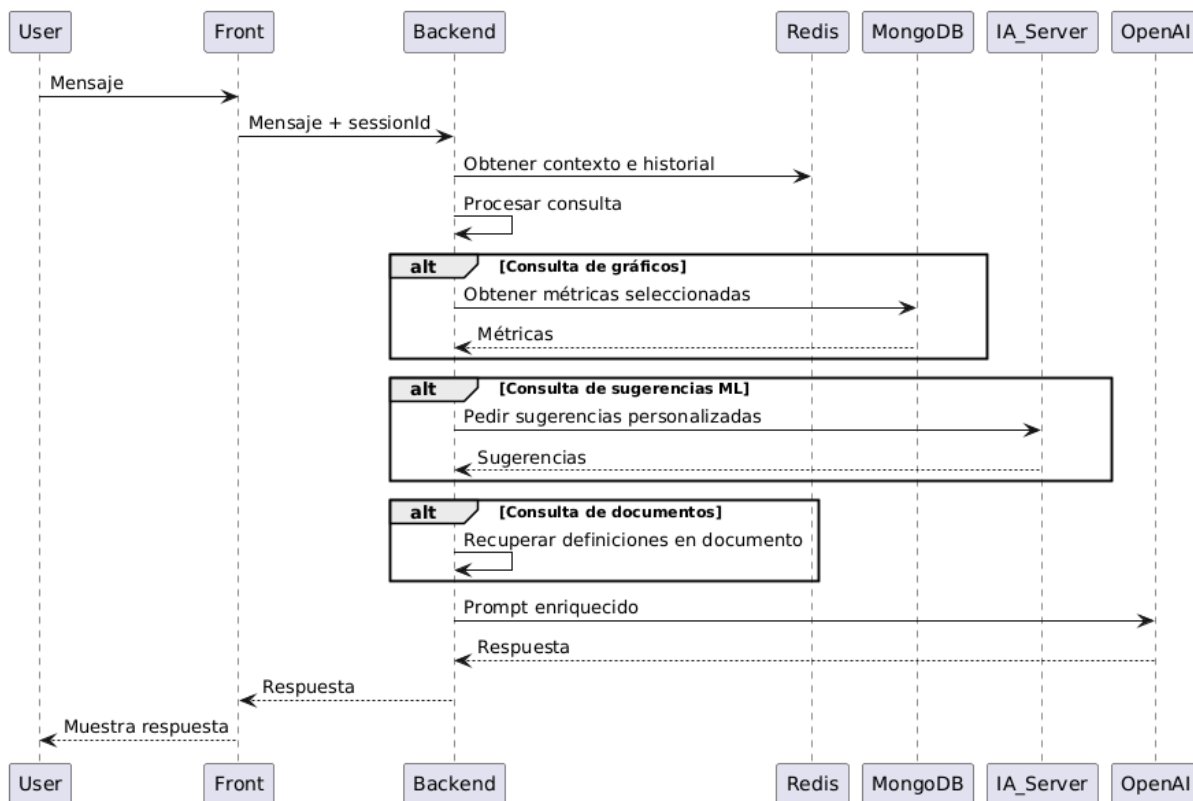


Figura 44: Diagrama de secuencia del asistente virtual (Elaboración propia 2025)

La Fig. 44, muestra el flujo de comunicación entre un usuario y el asistente virtual, que permite al usuario realizar diferentes consultas sobre las sesiones para mejorar su análisis. Si bien en este diagrama ya hay una conversación iniciada, el flujo inicial es prácticamente igual, a excepción que en lugar de ser el Frontend quien envía el id de sesión, es el Backend quien lo retorna tras generarlo. Sin embargo, la función base del procesamiento se mantiene idéntica.

Al momento de la petición, se procesa la pregunta del usuario y se selecciona el agente más adecuado según la misma: si el usuario realiza una consulta sobre algún gráfico de la sesión irá a un agente que consulte las métricas de la misma y le retornará una explicación de la información; si el usuario quiere consultar sobre sugerencias de mejora, la consulta se derivará al motor de PowerLaps y se procesa la respuesta de este; por último, si el usuario

realiza una consulta pidiendo explicación sobre alguna variable o algún elemento que vea en algún gráfico, se retornará una explicación según una base de datos que contenga la definición de lo que el usuario necesite saber.

Como se puede observar, antes de decidir el tipo de agente que hay que consultar, se procede a obtener contexto e historial del chat; este último no será la totalidad del historial sino que tendrá un límite de mensajes anteriores.

Sea cual sea el agente, la respuesta es procesada por un motor de OpenAI que permite enriquecer la misma para mejorar la experiencia del usuario y retornar una respuesta final en lenguaje natural.

A medida que el usuario siga conversando con el asistente, el flujo continúa su curso de la misma manera.

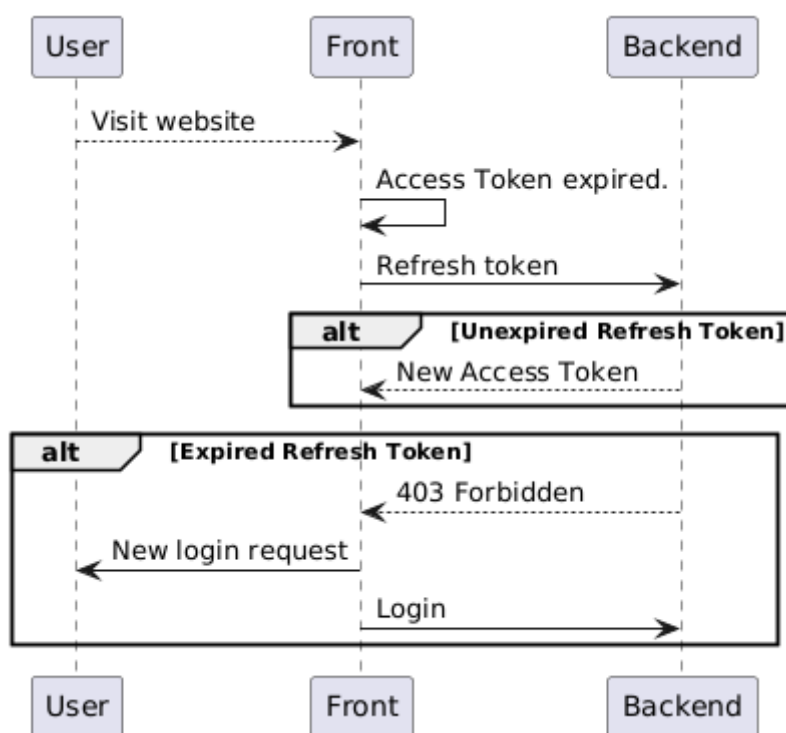


Figura 45: Diagrama de secuencia del manejo del token de autenticación (Elaboración propia 2025)

En la Fig. 45 se encuentra el tercer flujo más complejo del sistema en términos de manejo de peticiones. Dado el requerimiento no funcional que demanda la autenticación mediante JWT (RNF-06 sección **3.3.1.2.**), se define que tras el servicio de autenticación, el Backend devuelva al Frontend una respuesta con dos tipos de tokens con dos propósitos diferentes: token de acceso, que permite al Frontend enviar peticiones al Backend sin autenticarse con credenciales en cada acción; y el token de refresco que, ante la expiración del token de acceso, permite al Frontend renovar este último sin necesidad de autenticación con credenciales nuevamente.

Esto último mencionado es lo que se visualiza en el escenario exitoso del diagrama, aquel en donde el token de refresco sigue vigente. Dado que un token de acceso expira, se envía al Backend una petición para que se genere uno nuevo.

No obstante, si el token de refresco a su vez está expirado, el Backend sí demanda que se realice nuevamente la autenticación con credenciales del usuario.

3.3.2.4. Diagrama de datos

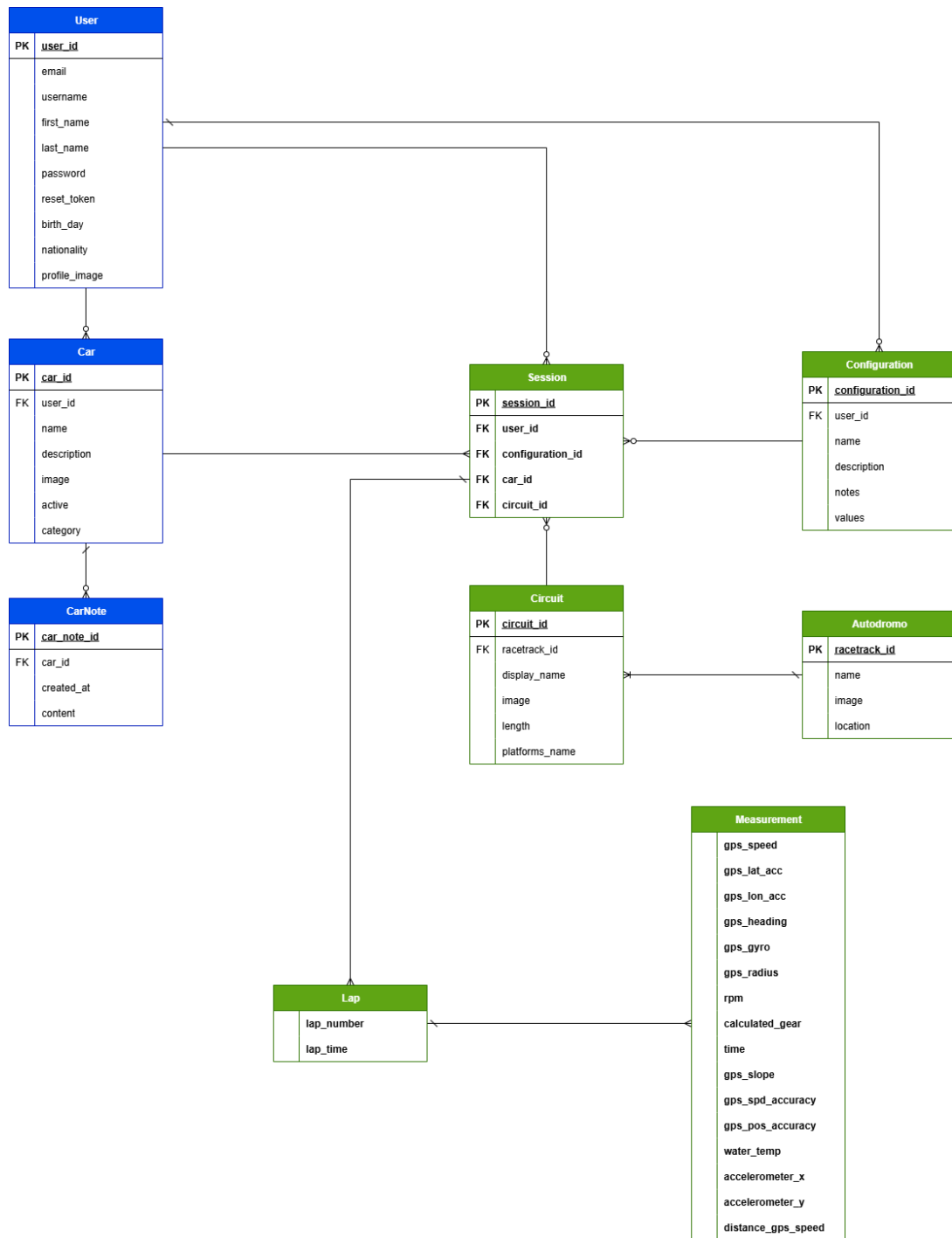


Figura 46: Diagrama de entidad-relación (Elaboración propia 2025)

El modelo de datos definido para Racechamp (Fig. 46) se representa mediante un diagrama de carácter lógico más que físico, dado que algunas entidades se almacenan en una base de datos de documentos semi-estructurados, y no en una relacional.

Las entidades con bordes azules son aquellas almacenadas en la base de datos relacional, como lo es PostgreSQL; en cambio, las entidades con bordes verdes son aquellas almacenadas en la base de datos documental, como lo es MongoDB.

La decisión respecto a qué entidades son almacenadas en base de datos relacional y cuáles no, se encuentra principalmente determinada por la necesidad de no estructurar algunas de ellas y priorizar su optimización de lectura. Por una parte, la entidad de configuración contiene un campo que en la funcionalidad del sistema permite al usuario personalizar los parámetros de la misma, por lo que debemos dejar ese campo abierto a cualquier tipo de extensión mientras siga un patrón clave-valor. Por otro lado, si bien el contenido de la sesión y la vuelta no es demasiada, sí lo es la información de cada medición que no solo posee muchos campos y puede llegar a extenderse según lo que se necesite, sino que por vuelta se obtienen miles de mediciones puesto que la frecuencia de medición de un dispositivo AiM MyChron 5 es de 20 hz (20 muestras por segundo). Por último, la información de autódromos y circuitos se encuentra allí también ya que es información solo relacionada a la sesión por lo que mantenerla fuera de la misma base de datos no aporta valor.

Respecto de la base de datos relacional, motivado principalmente por las credenciales, se ve necesario implementar la entidad de usuario en ella por la integridad de la información. A su vez, dado que los autos y sus notas son estructuras simples y constantes, se optó, igualmente, por implementarlas en este tipo de base de datos.

3.3.3. Procesamiento de datos de telemetría

Una vez definida la arquitectura general de Racechamp, resulta fundamental describir el flujo de procesamiento que se realiza sobre el archivo en formato csv con la telemetría del vehículo. Este procesamiento se efectúa en el “Servicio de Procesamiento de Datos”, definido en la sección anterior.

3.3.3.1. Estructura de archivo de AiM Mychron 5

Mychron 5 genera un archivo en formato .csv con la telemetría recabada de la sesión, este archivo cuenta con 2 partes fundamentales, la cabecera y el cuerpo.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	Format	AiM CSV File							
2	Session	Mouras5P							
3	Vehicle	AZUL							
4	Racer	SJA							
5	Championship	f5							
6	Comment								
7	Date	Saturday, August 30, 2025							
8	Time	4:04 PM							
9	Sample Rate	20							
10	Duration	613.996							
11	Segment	Session							
12	Beacon Markers	118.575	193.728	268.239	342.72	416.953	490.973	613.996	
13	Segment Times	1:58.575	1:15.153	1:14.511	1:14.481	1:14.233	1:14.020	2:03.023	
14									

Fig 47: Cabecera de archivo de telemetría del AiM Mychron 5 (Elaboración propia 2025)

La cabecera (Fig. 47) contiene los metadatos e información sobre la sesión, los más relevantes son:

- **Circuito** (session): Nombre del circuito según AiM, en la Fig. 47 se lee “Mouras5P” que refiere al Autódromo Roberto Mouras de La Plata, Circuito Corto.
- **Date** (fecha): Fecha de la sesión.
- **Time** (hora): Hora de la sesión.
- **Beacon Markers** (puntos de referencia): Referencias generadas por el Mychron que señalan el inicio de cada vuelta en la pista.
- **Segment Times** (tiempos parciales entre vueltas): Tiempo parcial entre los cada punto de referencia.

Estos metadatos son los extraídos por el Data Processing Service; el circuito, la fecha, la hora y los Segment Times son devueltos al usuario para la validación de la sesión.

Respecto al cuerpo del archivo, este se compone de medidas, en la que cada una tiene la información del auto en el momento indicado por la columna “Time”, el Mychron 5 tiene una frecuencia de muestreo de 20hz (una medida cada 50 milésimas). En cada medida, se

encuentran datos como tiempo (Time), velocidad (GPS Speed), latitud (GPS Latitude), longitud (GPS Longitude), aceleración latitudinal (GPS LatAcc), aceleración longitudinal (GPS LonAcc), distancia (Distance on GPS Speed), entre otras.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
15	Time	GPS Speed	GPS Nsat	GPS LatAcc	GPS LonAcc	GPS Slope	GPS Heading	GPS Gyro	GPS Altitude	GPS PosAccura	GPS SpdAccura	GPS Radius	GPS Latitude	GPS Longitude
16	s	km/h		g	g	deg	deg	deg/s	m	mm	km/h	m	deg	deg
17														
18	0	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
19	0.05	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
20	0.1	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
21	0.15	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
22	0.2	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
23	0.25	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
24	0.3	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
25	0.35	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
26	0.4	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
27	0.45	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
28	0.5	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
29	0.55	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
30	0.6	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
31	0.65	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708
32	0.7	17.5117	3	0	0	0.0508	-64.3947	0	31.3231	200	2.75	10000	-34.98051454	-58.1811708

Figura 48: Cuerpo del archivo de telemetría de Mychron 5 (Elaboración propia 2025)

3.3.3.2. Segmentación de vueltas

La telemetría consiste en puntos de datos, por lo que resulta fundamental segmentar las vueltas con el fin de analizar cada una de manera independiente. La segmentación se realiza utilizando los *beacon markers* correspondientes a cada vuelta; cada vuelta comienza en el marcador anterior (o en 0 para la primera vuelta) y termina en el marcador actual. Estos marcadores se relacionan con la distancia (el campo Distance on GPS Speed), lo que permite identificar el principio y el fin de cada giro. Dado la tasa de muestreo del dispositivo Mychron, se debe calcular el tiempo exacto de cada giro, ya que el sistema no garantiza una muestra en el beacon marker correspondiente. Para lograr este objetivo, se aplica un proceso de interpolación en la milésima exacta en la que la metadata indica el cambio de vuelta, esta interpolación genera una medida intermedia, calculada según la muestra anterior y la siguiente, logrando una precisión temporal de hasta 1 milésima de segundo.

3.3.3.3. Segmentación de sectores

Una de las funcionalidades de Racechamp es la detección automática de sectores dentro de una vuelta. Para cumplir con la segmentación, se utiliza un algoritmo que detecta los sectores y agrupa los datos correspondientes a los mismos para un circuito dado.

Cada circuito persistido en la base de datos posee un conjunto de coordenadas GPS que indican los inicios de los sectores. Con esta información, las coordenadas del vehículo (GPS Latitude, GPS Longitude) y la precisión del GPS del Mychron (GPS Pos Accuracy), se puede identificar el momento en el que el auto inicia y termina cada sector, permitiendo la segmentación. A su vez, se calcula el tiempo relativo, distancia relativa y velocidades media y máxima del sector.

Para determinar el instante exacto en que el vehículo atraviesa un punto de sector, el sistema aplica un proceso de interpolación lineal entre dos muestras consecutivas de GPS. Dado que el muestreo del dispositivo no siempre coincide con el cruce del punto de referencia, se proyecta la posición geográfica del sector sobre el segmento definido por las coordenadas de ambas muestras, obteniendo un vector que representa el grado de avance del vehículo entre dichos puntos. A partir de este parámetro, se interpolan las variables temporales y de distancia registradas, permitiendo estimar con alta precisión el momento y la posición exacta del cruce de sector.

3.3.3.4. Identificación de puntos de frenada

Para la identificación de puntos de frenada se utiliza la aceleración longitudinal (GPS LonAcc), que corresponde a la componente de la aceleración en el eje de desplazamiento principal del vehículo. La aceleración longitudinal positiva indica que el auto está aumentando su velocidad hacia adelante, mientras que una aceleración negativa refleja una disminución de la velocidad (fase de frenado o de desaceleración).

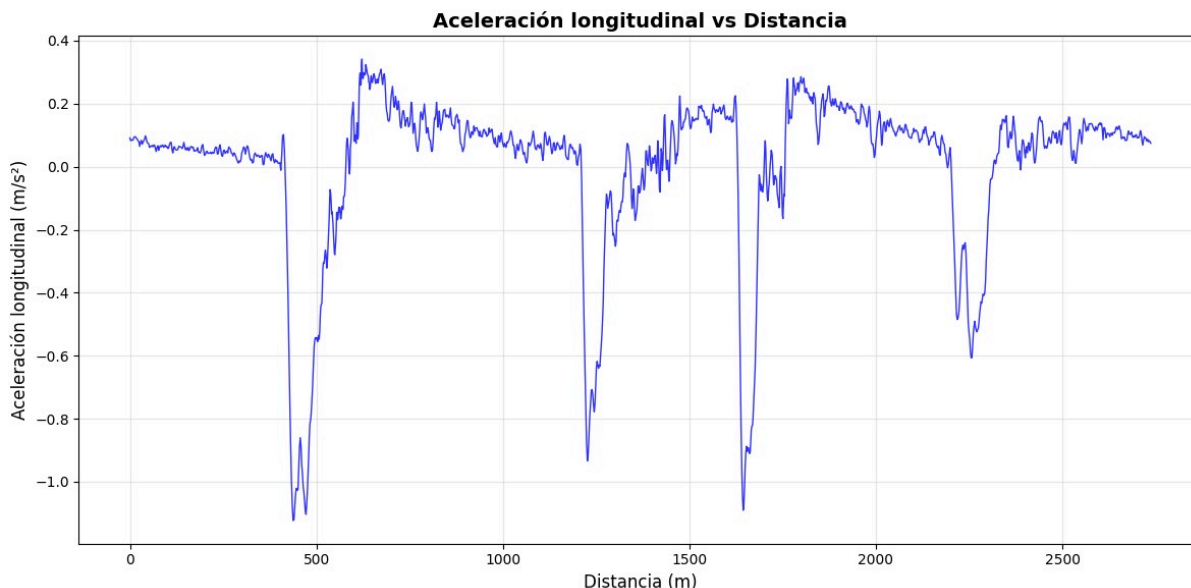


Figura 49: Aceleración longitudinal (Eje Y) contra Distancia (Eje X) (Elaboración propia 2025)

La identificación de las frenadas no resulta trivial dado que la aceleración captada presenta, inevitablemente, ruido proveniente tanto del vehículo como del sistema de medición (Fig. 49). En consecuencia, la señal no se comporta como una función suave, sino que contiene fluctuaciones que dificultan su análisis.

Estas variaciones se presentan ya que la velocidad es calculada mediante el posicionamiento GPS, mientras que la aceleración se calcula derivando dicha velocidad. Este proceso resulta en la amplificación del error del GPS, generando así el ruido.

Para atenuarlo, se implementa un algoritmo de suavizado exponencial conocido como *Exponential Moving Average (EMA)*. Este método consiste en aplicar un promedio ponderado que da mayor importancia a los datos más recientes, pero sin descartar completamente la información histórica. De esta manera, la señal conserva la tendencia general del movimiento, al mismo tiempo que reduce el ruido, robustece la detección de frenadas, y facilita la detección de patrones relevantes.

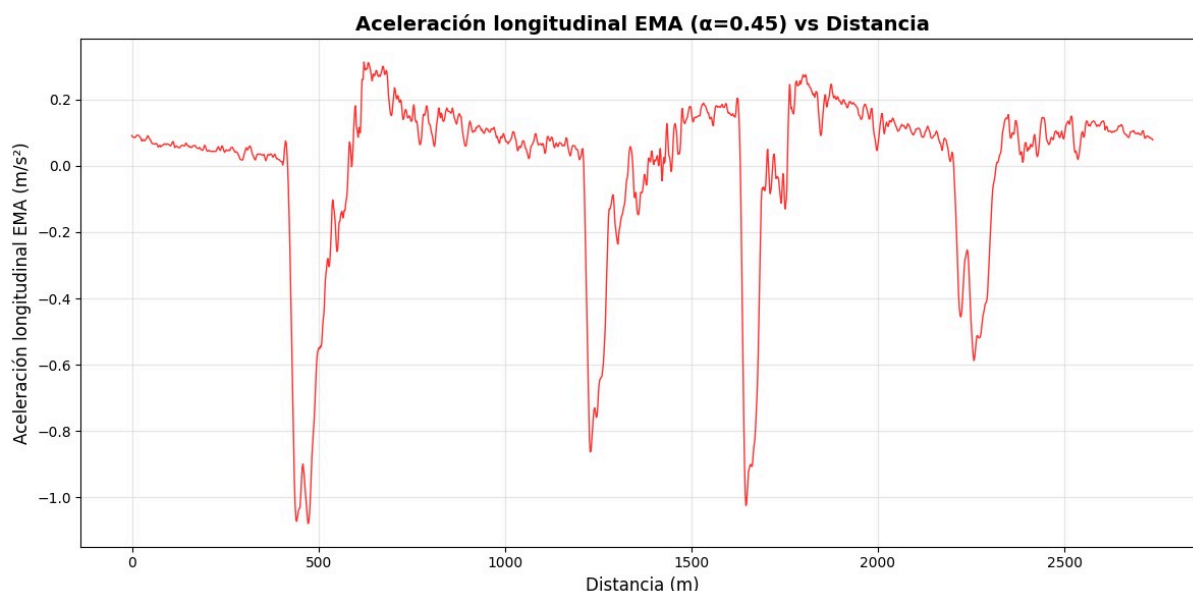


Figura 50: Aceleración longitudinal suavizada (Elaboración propia 2025)

La Figura 50 refleja el resultado de haber suavizado la aceleración con EMA. A partir de estos datos, se procede a la detección de las frenadas, en la que se toman en cuenta dos umbrales (histéresis). Estos dos umbrales definen valores diferentes para la apertura y el cierre de una frenada: un umbral más estricto para detectar el inicio de una frenada cuando la aceleración longitudinal cae por debajo de un cierto valor (-0.05 g), y otro más tolerante para finalizar la frenada cuando la señal se recupera por encima de un nivel mayor (-0.01 g). De esta manera, se evita que pequeños picos de ruido provoquen activaciones, logrando una detección más estable y coherente.

Complementando los umbrales, también se establece un tiempo mínimo durante el cual la señal debe mantenerse por debajo o por encima de dichos valores antes de considerar que comenzó o terminó una frenada. En este caso, se requiere al menos 200 milésimas por debajo del umbral inferior para iniciar la detección y 350 milésimas por encima del umbral superior para finalizarla. Este criterio evita que se registren falsas frenadas de muy corta duración causadas por vibraciones o fluctuaciones en la señal.

Finalmente, una vez detectadas las frenadas individuales se aplica un proceso de fusión de segmentos consecutivos que estén separados por un intervalo de tiempo o de distancia muy cortos. Este criterio considera que, si dos eventos de frenada se encuentran separados por menos de 100 milésimas o 1,5 metros, en realidad forman parte de una misma maniobra de desaceleración. De esta manera, se evita fragmentar una frenada continua en múltiples segmentos pequeños.

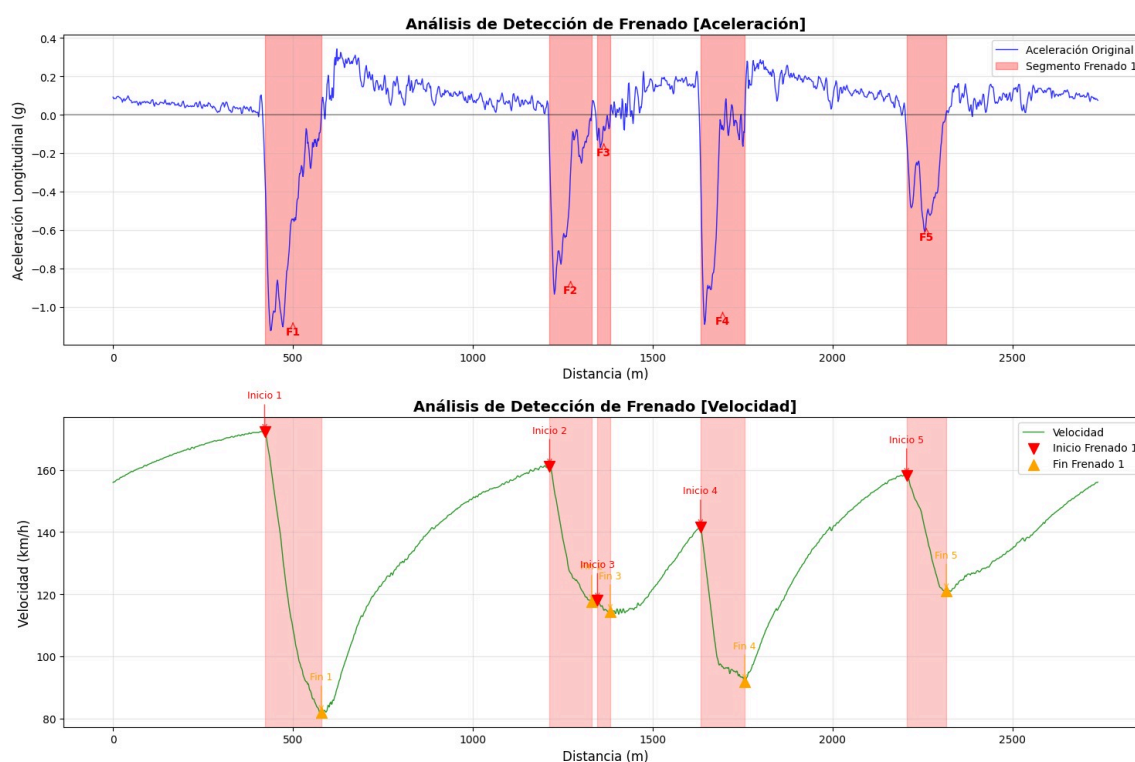


Figura 51: Detección de frenadas en telemetría (Elaboración propia 2025)

La Figura 51 refleja el resultado del algoritmo de detección de frenadas aplicado sobre una sesión de telemetría de un Fórmula 5 Metropolitano en el Autódromo Roberto Mouras de La Plata. En el gráfico superior se presenta la aceleración longitudinal, donde las zonas sombreadas en rojo corresponden a las frenadas identificadas. En el gráfico inferior, se muestra la evolución de la velocidad en función de la distancia, donde se observa una clara

correlación: cada segmento de frenada se manifiesta como una disminución de la velocidad, que luego se revierte al finalizar la frenada. El inicio de la aceleración positiva coincide con el momento en que la velocidad vuelve a incrementarse, validando así la coherencia del método de detección.

3.3.3.5. Downsampling

Al trabajar con grandes volúmenes de datos de telemetría, representar todas las muestras en los gráficos de la interfaz web puede afectar el rendimiento, tanto de este componente como del backend que consulta a la base de datos, y dificultar la interpretación de la información. Para resolver este problema, se aplican técnicas de downsampling (submuestreo), que consisten en reducir la cantidad de puntos visualizados sin perder las características esenciales de la señal.

Se desarrolló un esquema de downsampling propio, compuesto por la combinación y adaptación de distintas técnicas orientadas a optimizar la visualización de la telemetría. El objetivo fue reducir la cantidad de puntos por vuelta sin perder fidelidad en la representación de datos.

En primer lugar, se utiliza nuevamente la técnica EMA para reducir el ruido de la medición sin alterar las características más importantes. Acto seguido, se normaliza la distancia de cada vuelta. Debido a que los diferentes radios de giro pueden variar la distancia total, se define una longitud de referencia correspondiente al circuito y se ajustan todas las vueltas a esa escala fija. De esta manera, se garantiza que cada vuelta comparta el mismo eje de distancia. Esta normalización no resuelve todos los problemas ya que, aunque la distancia sea la misma, pueden existir distintas cantidades de puntos entre vueltas. Para ello, se define una cantidad de puntos fija por circuito, por ejemplo 700 puntos. Con este ajuste, nos aseguramos una precisión fija.

Al proceso anterior se incorporan dos mecanismos adicionales para mejorar la calidad del submuestreo. Primero, se aplica una interpolación, lo que permite suavizar la señal y compensar diferencias en la distribución de los datos o pequeños vacíos en las mediciones.

Luego, se utiliza un esquema de conservación de picos (peak-hold) en el cual, dentro de cada segmento definido para la reducción, se preservan los valores extremos registrados (máximos o mínimos), evitando que la interpolación atenúe dichos puntos y asegurando que la curva final mantenga sus características críticas. Finalmente, se registran los valores mínimo y máximo obtenidos directamente de los datos crudos, con el fin de que los indicadores de resumen de cada vuelta reflejen fielmente los extremos reales alcanzados, independientemente de los procesos de suavizado o remuestreo aplicados.

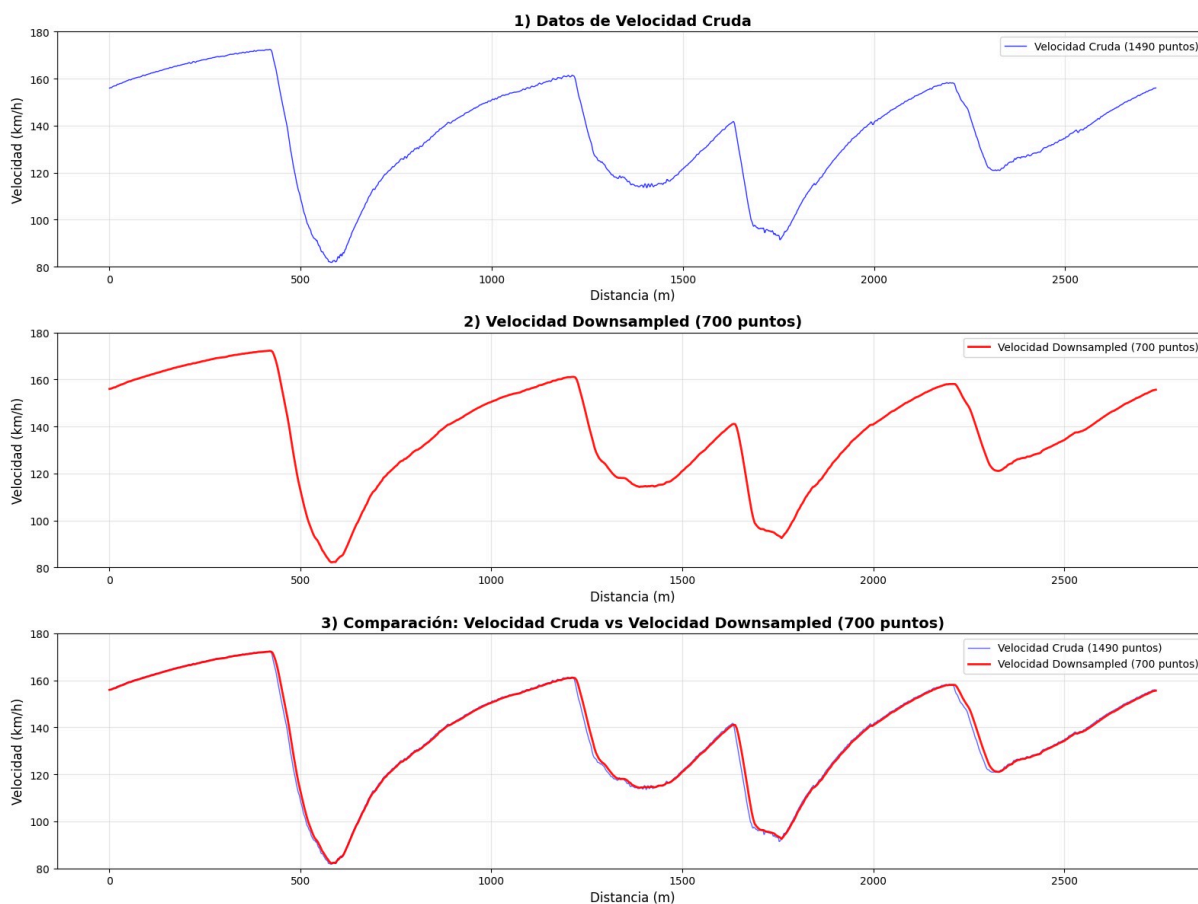


Figura 52: Downsampling de velocidad (Elaboración propia 2025)

La Figura 52 representa el resultado de aplicación del algoritmo de downsampling desarrollado. La figura contiene 3 gráficos con información de velocidad de una vuelta de un Fórmula 5 en el Autódromo de La Plata: el primero, con datos de velocidad cruda, que son los datos extraídos directamente del dispositivo Mychron; la segunda, presenta la velocidad reducida a 700 puntos (downsampling); y la última, una comparación entre la velocidad cruda y la velocidad reducida. Como conclusión, el resultado del algoritmo es óptimo y mantiene formas y picos en relación a la velocidad cruda; pudiendo optimizar rendimiento en el sistema sin perjudicar la calidad de la información para su análisis.

3.3.3.6. Vistas

Para el desarrollo del producto, se consideran dos alternativas de guardado de los datos de telemetría y su posterior procesamiento para calcular estadísticas o datos que requieran los gráficos que se muestran en la interfaz gráfica de usuario. La primera alternativa considerada es guardar únicamente datos crudos en la base de datos documental y que el componente de backend procese lo que necesita consultando a esta última. La segunda alternativa consiste en, además de guardar los datos crudos para procesamientos requeridos del modelo de Machine Learning, simplificar y agrupar datos generando diferentes vistas que posteriormente serán utilizadas y procesadas por el backend para enviar la información al frontend.

Para determinar qué alternativa elegir, se realizan pruebas de performance sobre el guardado de los datos y la consulta de estos en el frontend, evaluando tiempos de espera, respuesta y procesamiento además de variables como CPU y/o memoria utilizada.

Según mediciones propias, la primera alternativa tiene un costo de guardado (en tiempo) de aproximadamente 1,5 segundos. Dado que no se realizan muchos cálculos y/o agregaciones al guardar la sesión es que el proceso requiere menos esfuerzo, ergo tiempo. Como contraparte, el tiempo de consulta de los datos y posterior cálculo para mandar al frontend tiene un costo en entorno local de unos 26 o 27 segundos promedio teniendo únicamente dos sesiones cargadas con mediciones de cuatro vueltas cada una. Sumado al

tiempo de lectura y renderización en el frontend, las pantallas se demoran entre 30 y 35 segundos en cargar completamente. Además, el procesamiento conlleva un alto nivel de ocupación de CPU y de memoria.

Por otro lado, la segunda alternativa tiene el doble de costo de guardado, siendo este de unos 3 segundos aproximadamente. Para esto, hay que entender que además de almacenar los datos crudos, se realizan cálculos para obtener métricas procesadas (vistas) sobre vueltas, sectores, velocidad y áreas de frenado. Todo esto requiere la iteración múltiple de todas las mediciones asociadas a las vueltas que se desean conservar. Sin embargo, esto no fuerza ni a la CPU ni requiere ocupar demasiada memoria. Respecto del tiempo de consulta, depende la vista y la cantidad de datos que se desean consultar, puede demorarse de 3 a 6 segundos; sumado a tiempo de lectura y renderización desde el frontend, una página puede llegar a tardar en promedio unos 8 segundos casi sin importar la cantidad de sesiones o vueltas cargadas.

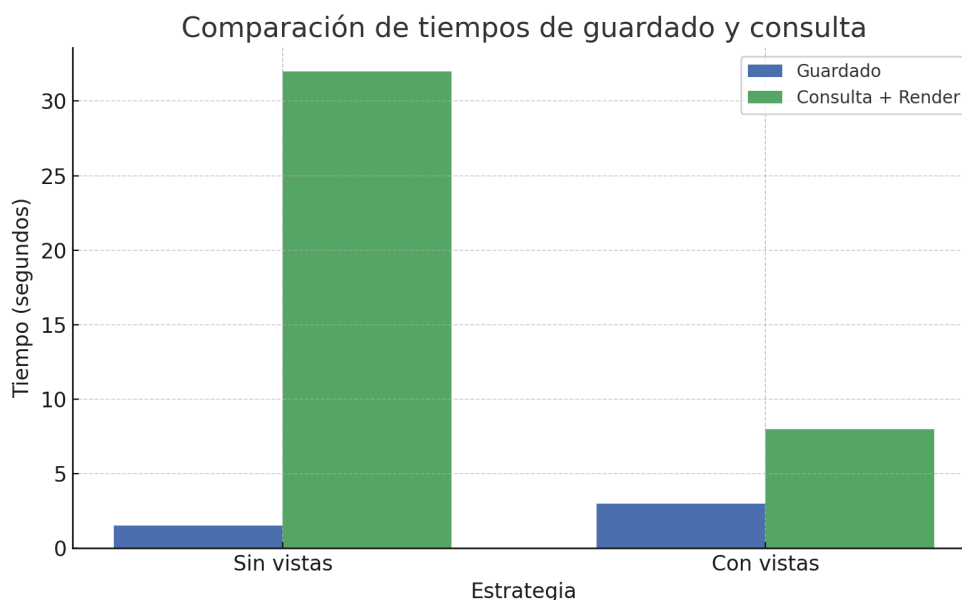


Figura 53: Comparación en segundo entre los tiempos de guardado y consulta de una sesión
 (Elaboración propia 2025)

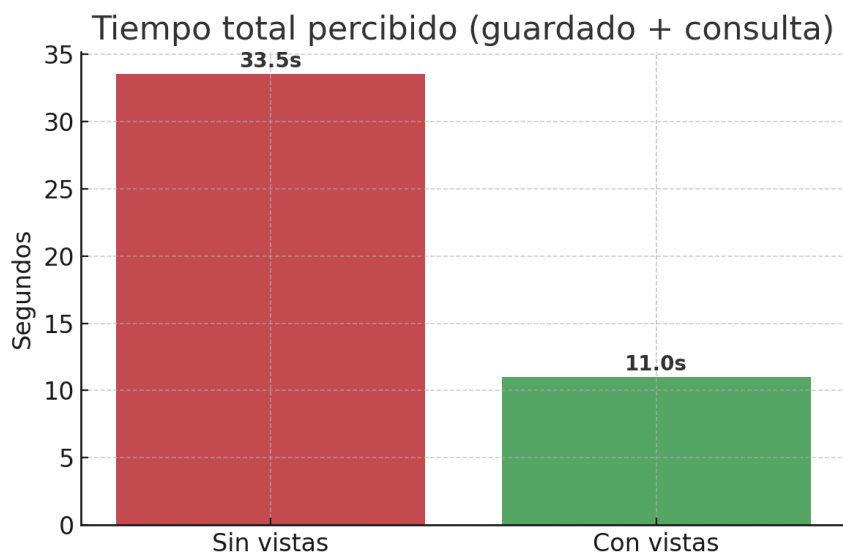


Figura 54: Comparación en segundo entre los tiempos sumarios de guardado y consulta de una sesión (Elaboración propia 2025)

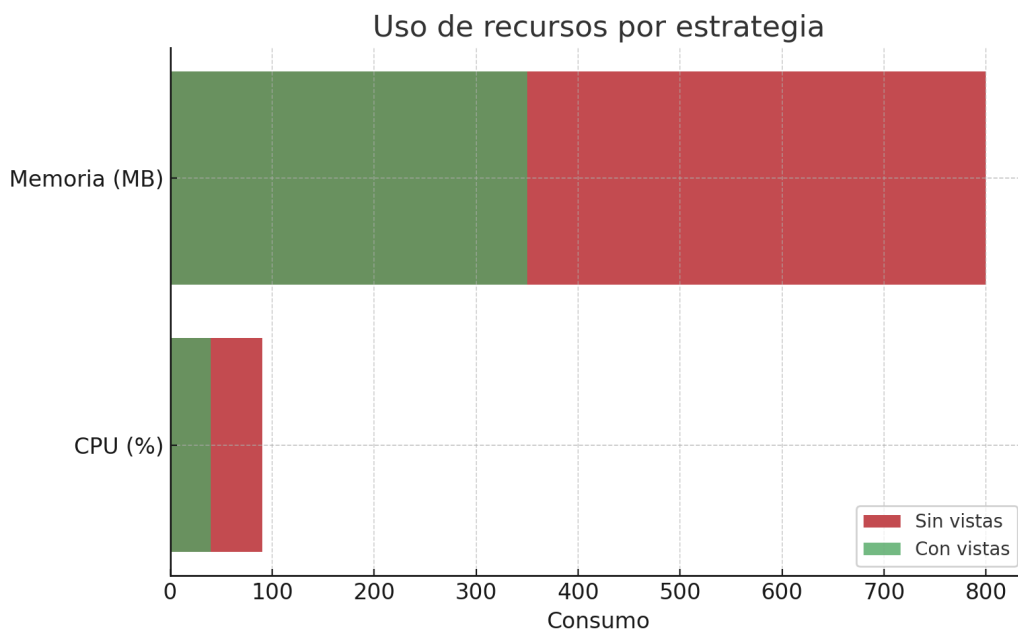


Figura 55: Comparación de memoria utilizada en MB y CPU ocupada en porcentaje (Elaboración propia 2025)

Habiendo explicado ambas experiencias consideramos que, si bien la segunda alternativa duplica el tiempo que tarda el componente de procesamiento de datos en almacenar los datos crudos y las vistas (Fig. 53), llegando a guardar en una sesión dos documentos sumado a un promedio de 7 documentos extra por cada vuelta conservada, es casi insignificante el aumento real respecto a la baja de más de un 70% en los tiempos de carga de una página. Se aumenta 1,5 segundos guardando la sesión y se bajan unos 22 segundos consultando los datos. Agregando a este último dato, si sumamos los tiempos de guardado y consulta podemos observar (Fig. 54) que la alternativa sin vistas triplica los tiempos de la alternativa con vistas. Teniendo en cuenta esto, y que no se satura ni CPU ni memoria del artefacto (Fig. 55), es que se opta por la estrategia de vistas.

Utilizando las técnicas de procesamiento previamente mencionadas, armamos cada una de las vistas (Fig. 56) según el propósito que tenga. Los datos crudos contienen metadatos de la sesión junto a todas las vueltas y sus mediciones embebidas en el mismo documento. Para consultar una sesión específica, se arma una vista exclusiva de metadatos con el fin de optimizar la carga de los mismos, evitando cargar en memoria todas las mediciones ya que no son necesarias. La vista de vueltas contiene un resumen sobre comienzo, fin, tiempo, velocidad máxima y distancia recorrida de cada una de ellas. La de sectores, contiene datos resumidos de un sector como la velocidad y tiempo, dada una sesión y una vuelta específica; además de frenadas detectadas dentro del sector indicando duración en tiempo y distancia, coordenadas GPS de dónde se frena, y fuerza de frenada. Por último, las vistas de velocidad, aceleración y RPM también son por vuelta y sesión, y contiene submuestras de las variables en una vuelta a lo largo de un circuito. De forma muy similar se genera la vista que resulta en la trazada de la pista en una vuelta. Estas vistas permiten realizar distintas operaciones de agregación desde la base de datos, optimizando el procesamiento del backend y enviando información liviana al frontend para que se renderice.

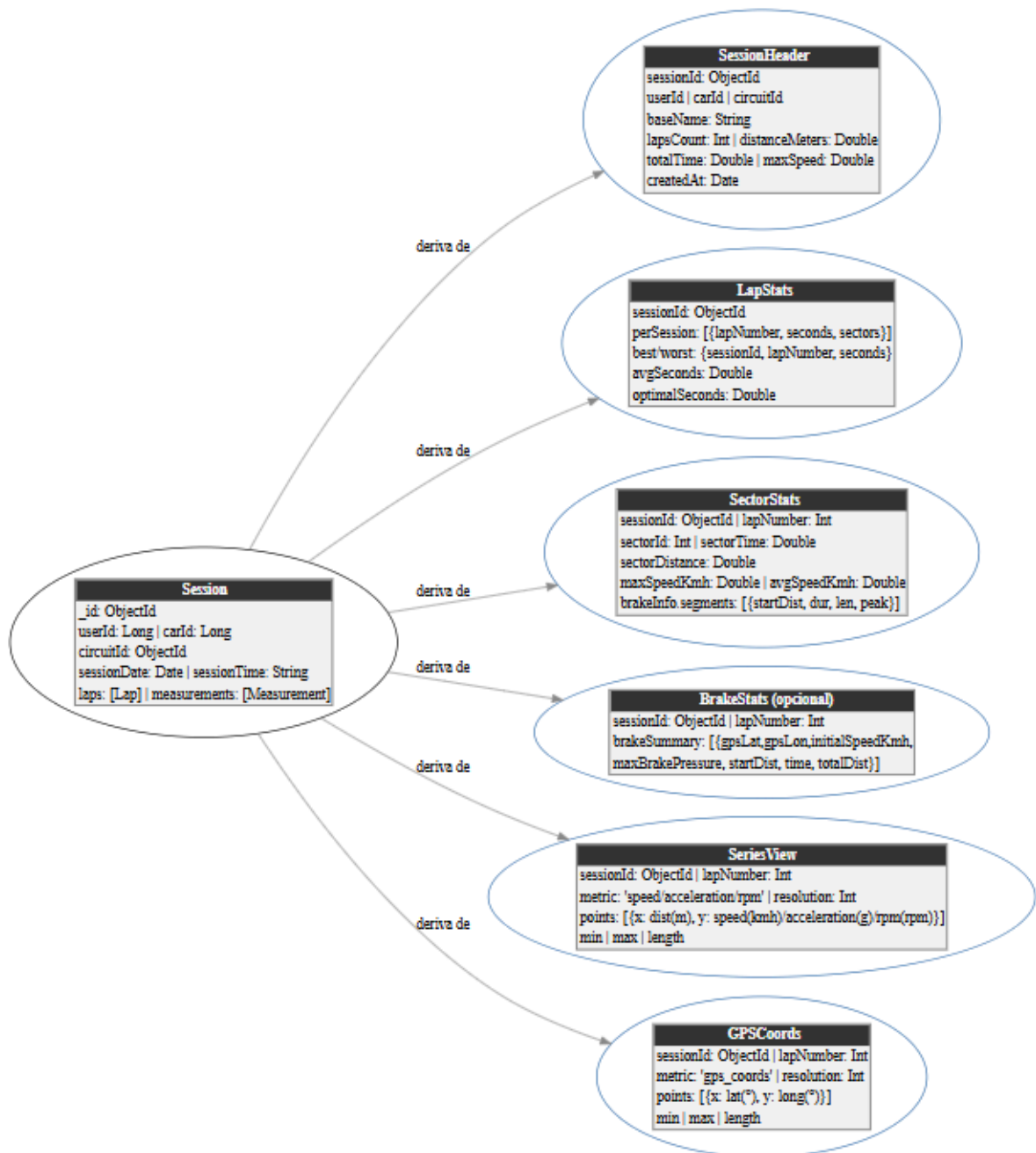


Figura 56: Vistas derivadas de la entidad “Session” (Elaboración propia 2025)

3.3.4. Asistente virtual

Como se ha mencionado en secciones anteriores, Racechamp cuenta con un asistente virtual en el cual el usuario, al analizar una o más sesiones, puede consultar definiciones técnicas, solicitar que algún gráfico que está viendo le sea explicado, o incluso solicitar sugerencias de mejoras en sus vueltas.

Según lo visto en el diagrama de secuencia para este flujo (Fig. 43, **sección 3.3.2.3.**), el puerto de entrada del mensaje del usuario es el mismo y existe un mecanismo de orquestación tal que, dependiendo el contenido del mensaje, se determina la acción a ejecutar entre las tres posibles. Dado que esto no es algo trivial, se requiere de algún tipo de mecanismo lo suficientemente inteligente para interpretar qué pide el usuario y qué acción ejecutar.

Es por esto último que en el componente de “Backend” se implementa una solución utilizando *LangChain4J*, un framework para Java cuyo fin es la orquestación de conversaciones entre usuarios y modelos de lenguaje extendidos, abstrayendo la interacción con el modelo, y valiéndose de herramientas definidas programáticamente para lograr sus objetivos bajo un marco de instrucciones iniciales definidas programáticamente también. Es decir, LangChain4J permite conectarse con un modelo de inteligencia artificial (en este caso, OpenAI) que procesa el prompt inicial con las instrucciones para responder de forma adecuada las consultas de los usuarios en cada iteración. En adición, el comportamiento del agente depende de las capacidades del modelo configurado (como generación de imágenes, búsqueda por internet, conocimiento de entrenamiento, entre otras). Además, permite almacenar temporalmente una cantidad de mensajes determinada para recuperarlos y poner en contexto al modelo cuando un mismo usuario en un mismo chat realiza más de una petición. Aplicado a Racechamp, la integración posee almacén temporal en Redis de los últimos diez mensajes de una conversación.

El prompt inicial considerado para la plataforma es:

Eres un asistente de telemetría en español especializado en automovilismo.

Tu objetivo es ayudar a pilotos amateur a mejorar su rendimiento en pista.

Usa las herramientas disponibles para responder:

- ChartsDataTool: para analizar datos específicos de gráficos de telemetría de una sesión

- PowerLapsTool: para generar sugerencias de mejora basadas en múltiples sesiones

INSTRUCCIONES:

- 1. Explica conceptos técnicos en lenguaje simple y accesible*
- 2. Proporciona consejos prácticos y aplicables*
- 3. Usa ejemplos concretos cuando sea posible*
- 4. Sé específico con los datos de telemetría*
- 5. Mantén un tono profesional pero amigable*
- 6. Si el usuario consulta definiciones técnicas, conceptos de pilotaje o información general, responde sin usar herramientas*
- 7. Si no tienes información suficiente, pregunta por más detalles específicos*
- 8. No inventes información; si no sabes algo, admítelo honestamente*
- 9. Si la pregunta no está relacionada con automovilismo o telemetría, responde que no puedes ayudar con ese tema. Si la pregunta es sobre automovilismo pero no es una consulta que aplique a algunas de las tools (chistes, entretenimiento, temas ajenos, etc), responde que no puedes ayudar con ese tema tampoco*
- 10. Responde siempre en español y enfócate en ayudar al piloto a entender y mejorar su técnica*
- 11. Si el usuario consulta sobre explicación gráficos o sugerencias, no demandes detalles de las sesiones, pues los ids se recuperan internamente*
- 12. Si el usuario pregunta por las herramientas disponibles, responde que tienes acceso a definiciones técnicas, análisis de gráficos de telemetría y sugerencias de mejora basadas en datos de pista*

Con este prompt, el modelo entiende que es un asistente virtual para usuarios que analicen telemetría de automovilismo, que tiene prohibido responder algo que no sepa o algo que no sea del tópico, y qué acciones realizar en base a la consulta del usuario y lo dictado en el prompt. El detalle de orquestación y cómo se aborda cada consulta será explicado en las siguientes secciones.

3.3.4.1. Orquestación

El mecanismo de orquestación de LangChain4J se activa cuando recibe el mensaje y/o consulta del usuario, junto con el identificador del chat, necesario para iniciar o leer contexto. El framework combina la consulta con el prompt definido y, con los mensajes históricos en caso de que hubieran, lo envía al modelo de inteligencia artificial para su procesamiento.

Durante este proceso, el modelo analiza la consulta y detecta patrones que le permitan identificar si debe utilizar una herramienta implementada o recurrir a conocimientos propios. Si, por ejemplo, la consulta es del estilo “¿Qué significa...?” o “Explicame qué es...”, el modelo genera una definición según su conocimiento previo; si la consulta hace referencia a gráficos, curvas de velocidad, o tiempos de vueltas, el modelo selecciona la herramienta de interpretación de gráficos para explicarle al usuario el que pide; y si el usuario consulta cómo mejorar o explicación de por qué perdió tiempo en alguna vuelta, el modelo invoca a la herramienta de PowerLaps.

Una vez determinada la intención del usuario, LangChain4J gestiona la llamada de forma automática, pasando los parámetros requeridos y recibe como respuesta ya sea la definición o un objeto estructurado, retornado por alguna de las herramientas. Este resultado es serializado e interpretado por el modelo, el cual lo combina, a su vez, con las reglas del prompt para generar la respuesta textual y realizar la posterior entrega al usuario final. El fin de combinar consulta y respuesta con el prompt inicial es garantizar que el modelo siga al pie de la letra las reglas y no responda nada indeseado o fuera de contexto.

Finalmente, al momento de retornar la respuesta, actualiza el historial de conversación almacenado en Redis, incorporando el nuevo mensaje al mismo.

3.3.4.2. Definiciones técnicas

La resolución de consultas relacionadas con definiciones técnicas no requiere la implementación de una herramienta específica a nivel programático. Cuando el modelo detecta que la intención del usuario es consultar la definición o explicación de algún concepto,

el agente recurre a su base de conocimientos y genera una respuestas conforme a las reglas establecidas, como que debe ser en español, con tono técnico pero accesible, entre otras.

Se evalúa como alternativa la posibilidad de tener una base de conocimientos propia de Racechamp. Sin embargo, a largo plazo, la alternativa presenta dificultades de mantenimiento y demanda de un considerable esfuerzo que puede ser destinado para otras funcionalidades de mayor valor para el sistema.

3.3.4.3. Análisis y explicación de gráficos

La asistencia en la interpretación de gráficos requiere de una herramienta específica de LangChain4J. Para ello, se define una interfaz contractual que recibe como argumentos el mensaje del usuario y el identificador de la conversación, necesario para buscar las sesiones actualmente analizadas, y retorna una lista con los análisis correspondientes a las métricas solicitadas. En este caso, dichas métricas se relacionan con el gráfico de velocidad a lo largo del circuito, los puntos de frenada y/o los tiempos de vueltas y sectores.

En el flujo de ejecución, el componente de “Backend” invoca al componente de “PowerLaps Server” para obtener, según heurísticas implementadas, el análisis de las sesiones requeridas. El detalle de la implementación del servidor de inteligencia artificial se remite a la sección **3.3.5. PowerLaps**.

3.3.4.4. Sugerencias de mejora de sesiones analizadas

Para retornar al usuario sugerencias de mejora sobre las sesiones que está analizando, se implementa una herramienta diferente a la utilizada para la interpretación de gráficos, aunque su interfaz presenta una estructura similar.

A diferencia de la herramienta anterior, esta invoca a un servicio diferente del servidor de inteligencia artificial que incorpora heurísticas y mecanismos de Machine Learning diseñados para detectar causas de pérdida de tiempo y oportunidades de mejora. De esta manera, el sistema ofrece al usuario recomendaciones personalizadas para optimizar su

rendimiento en pista. El detalle de la implementación del servidor de inteligencia artificial se remite a la sección **3.3.5. PowerLaps**.

3.3.5. PowerLaps

Tal como se indicó en secciones previas, Racechamp incorpora un modelo de Machine Learning con el fin de identificar oportunidades de mejora en el rendimiento de los pilotos. Este modelo, denominado PowerLaps, está encargado de analizar las sesiones que el usuario selecciona, y a partir de distintas características derivadas de la telemetría, detecta causas de pérdida de tiempo por vuelta o por sector.

Cabe destacar que PowerLaps no genera directamente mensajes en lenguaje natural como “Si frenás 5 metros después podés recuperar 1 ms”, sino que produce una salida estructurada que posee una serie de causas de pérdida de tiempo y magnitudes del estilo “frenada_adelantada, 5 metros, 1ms”. Esta salida es procesada por LangChain4J (según lo explicado en la sección **3.3.4. Asistente virtual**), que genera un mensaje amigable para el usuario final.

En complemento del modelo de Machine Learning, se implementan heurísticas de entrada que ayudan a pre-procesar la información para que el modelo la reciba; y heurísticas de salida cuyo objetivo es agrupar el resultado del modelo y convertir el mismo en sugerencias.

3.3.5.1. Heurísticas de entrada

Las heurísticas de entrada, como se mencionó previamente, son un conjunto de reglas y acciones definidas programáticamente que actúan como preprocesadores y traductores de la información cruda de sesiones, vueltas y sectores. Su objetivo es adaptar los datos a un formato que el modelo de Machine Learning pueda interpretar. Dentro de este grupo, podemos encontrar:

- **Imputación de datos de frenada:** En esta heurística se verifica información sobre frenadas para indicar si en un sector dado existe o no una frenada, y en tal caso, se asignan información de la misma.
- **Relativización y normalización de datos:** Antes de que el modelo de Machine Learning pueda reconocer causas de pérdida de tiempo, hay que entender que no es lo mismo perder 3 segundos en un sector de 10 segundos, que perder 3 segundos en un sector de 60; de igual manera con velocidades e incluso distancia. Para ello, se calcula con el cociente entre la diferencia de tiempo entre un tiempo de referencia y el tiempo del sector, por el tiempo de referencia. Esto permite expresar en términos porcentuales cuánto representa esa diferencia sin depender del valor nominal.
- **Reglas de interpretación:** Esta heurística analiza la relación entre variables que aportan contexto a las diferencias detectadas. Por ejemplo, cuándo se empezó la frenada y cuándo terminó. Esto sirve para casos en los que los tiempos son similares pero en el sector de referencia frenaste antes; lo que sugiere que en el sector analizado, pese a ganar tiempo por frenar después, se desaprovechó el mismo ya que el tiempo final no mejoró.

A través de la definición de estas lógicas, podemos preparar el set de datos que el modelo finalmente procesa.

3.3.5.2. Dataset

Para el entrenamiento del modelo de Machine Learning, se construyó un dataset estructurado a nivel de sector basado en las heurísticas de entrada, en el cual cada registro representa una comparación entre dos sectores equivalentes de distintas vueltas de una misma sesión.

El objetivo de este dataset es proporcionar al modelo un conjunto de ejemplos que reflejen, de forma cuantitativa, cómo las diferencias en la conducción o en el comportamiento del vehículo impactan en la pérdida de tiempo.

Los datos provienen de sesiones de telemetría de autos de Fórmula 5, y se compara cada sector junto con el sector de referencia de la sesión (el más rápido). Durante esa comparación se extraen características como:

- Inicio, duración, presión y distancia de la primera frenada del sector.
- Distancia y duración total de todas las frenadas del sector.
- Velocidad de entrada, mínima y salida.
- Características booleanas como “freno muy antes”, “frenó muy tarde”, “frenó muy poco”, “frenó mucho”, “velocidad mínima muy baja”, “velocidad de entrada muy alta”, entre otras.
- Diferencia de tiempo total del sector.

Este proceso dió como resultado un dataset de 441 filas.

3.3.5.3. Modelo de Machine Learning

El modelo de Machine Learning tiene como objetivo identificar la causalidad de la pérdida de tiempo de una vuelta a otra, o de un sector a otro. Si bien el usuario final puede ver por sí mismo, de forma numérica, la diferencia de tiempo de una vuelta a otra y su desglose por sector, el valor agregado radica en ofrecer un análisis causal que permite comprender por qué y dónde se produce esa pérdida.

Con este fin, el modelo es entrenado para predecir la pérdida relativa de tiempo en un sector a partir de diferencias de velocidades, de frenadas, entre otras.

Para esta tarea, se utiliza el algoritmo de **Ridge Regressor**, un modelo de aprendizaje supervisado lineal, que introduce un término de regularización L2 sobre los coeficientes. Esta regularización penaliza los valores excesivamente grandes de los parámetros del modelo, reduciendo el riesgo de sobreajuste y mejorando la capacidad de generalización frente a nuevos datos.

El modelo recibe como entrada las diferencias relativas de cada variable (frenada, velocidad mínima, agresividad, distancia de curva, etc.) y devuelve una estimación de la pérdida de tiempo que cada combinación de diferencias representa. Gracias a su

regularización, Ridge logra mantener un equilibrio entre sesgo y varianza, evitando que pequeñas fluctuaciones o ruidos en los datos afecten significativamente la predicción.

3.3.5.4. Optimización de hiperparámetros

Para maximizar el desempeño del modelo de Ridge, se llevó a cabo un proceso de optimización de hiperparámetros utilizando la librería Optuna, la cual permite realizar una búsqueda automatizada de configuraciones óptimas.

El objetivo de esta etapa fue encontrar la combinación de parámetros que minimice los errores de predicción y maximice la capacidad explicativa del modelo. Para ello se consideraron los siguientes objetivos:

- Minimizar el Error Medio Absoluto (MAE): Esta métrica mide la magnitud promedio de los errores cometidos por el modelo.
- Maximizar el coeficiente de determinación (R^2): Evalúa la capacidad del modelo para explicar la variabilidad de los datos.
- Minimizar el sesgo (bias): Mide la tendencia sistemática del modelo a sobreestimar o subestimar los valores reales.

Este proceso se llevó a cabo utilizando el dataset de entrenamiento y durante cada iteración se probaron diversas configuraciones de los parámetros de Ridge:

- α (alpha): Coeficiente de regularización L2.
- Fit intercept: Incluye o no el término independiente.
- Tol: Tolerancia del criterio de convergencia.
- Solver: Algoritmo de resolución numérica (auto, svd, cholesky, lsqr, sparse_cg, sag, saga).
- Max_iter: Iteraciones máximas del solver.

Como resultado se obtuvieron los siguientes hiperparámetros:

Tabla V: Optimización de hiperparámetros (Elaboración propia 2025)

Hiperparámetro	Valor
α (alpha)	0.0010246083589838407
Fit intercept	True
Tol	0.00018774916128301106
Solver	sparse_cg
Max_iter	3000

Utilizando estos parámetros se entrenó el siguiente modelo:

Tabla VI: Resultado del entrenamiento del modelo (Elaboración propia 2025)

Métrica	Valor
MAE	0.08317s
R ²	0.5195
Bias	0.01901s

3.3.5.5. SHAP

Una vez evaluadas las predicciones relativas de la medida en que las diferencias afectan los tiempos de un sector, se procesan con la técnica de *Shapley Additive Explanations* (o SHAP).

Esta técnica permite descomponer la predicción de un modelo en contribuciones individuales de cada característica. En otras palabras, asigna un valor a cada variable indicando cuánto aporta, positiva o negativamente, al resultado final de la predicción.

A diferencia de otros métodos de interpretación, SHAP garantiza consistencia y equidad en la asignación de importancia, ya que considera todas las posibles combinaciones de características para calcular su contribución marginal. En el caso de la telemetría, cada

diferencia relativa (como puntos de frenada, velocidad mínima o aceleración) recibe un valor SHAP que cuantifica su influencia sobre el tiempo perdido o ganado en el sector.

De esta manera, SHAP complementa el modelo de Machine Learning. Mientras que el algoritmo de Ridge proporciona una predicción cuantitativa de la salida (tiempo estimado de pérdida o ganancia), SHAP explica cómo cada diferencia concreta contribuye a ese resultado, brindando interpretabilidad y transparencia en escenarios específicos.

3.3.5.6. Heurística de salida

Por último, con el resultado del procesamiento de SHAP, se utilizan las heurísticas de salida con el fin de:

- Agrupar características por fase (entrada, curso o salida de un ápex), permitiendo sintetizar la explicación en bloques comprensibles.
- Filtrar valores que no sean significativos para explicar la pérdida de tiempo de un sector, definiendo umbrales de mínimo de influencia para evitar ruido y garantizar información relevante.
- Reescalado de los datos a valores nominales
- Generación de estructura textual para que pueda ser procesada por el modelo de inteligencia artificial. A partir de determinadas validaciones, se generan los textos sobre lo sucedido. Siguiendo con el ejemplo de frenar tarde pero no sostener velocidad, validando la diferencia de cuándo empezó a frenar y la diferencia de velocidad al salir de la curva toma el valor predicho del costo en segundos de esa acción y se retorna un mensaje consecuente del tipo “frenada_tarde, menor_velocidad, 1ms”.

3.3.6. Manual de marca

En la presente sección se detallan los lineamientos de la identidad visual de Racechamp, con el objetivo de mantener una coherencia estética y conceptual en las

interfaces de usuario. La sección está comprendida por la paleta de colores y logos desarrollados.

3.3.6.1. Paleta de colores

Racechamp permite dos temas dentro de la aplicación: tema claro y tema oscuro. Estos buscan adaptarse a las preferencias del usuario y mejorar la experiencia visual en diferentes contextos de uso (día/noche, interior/externo).

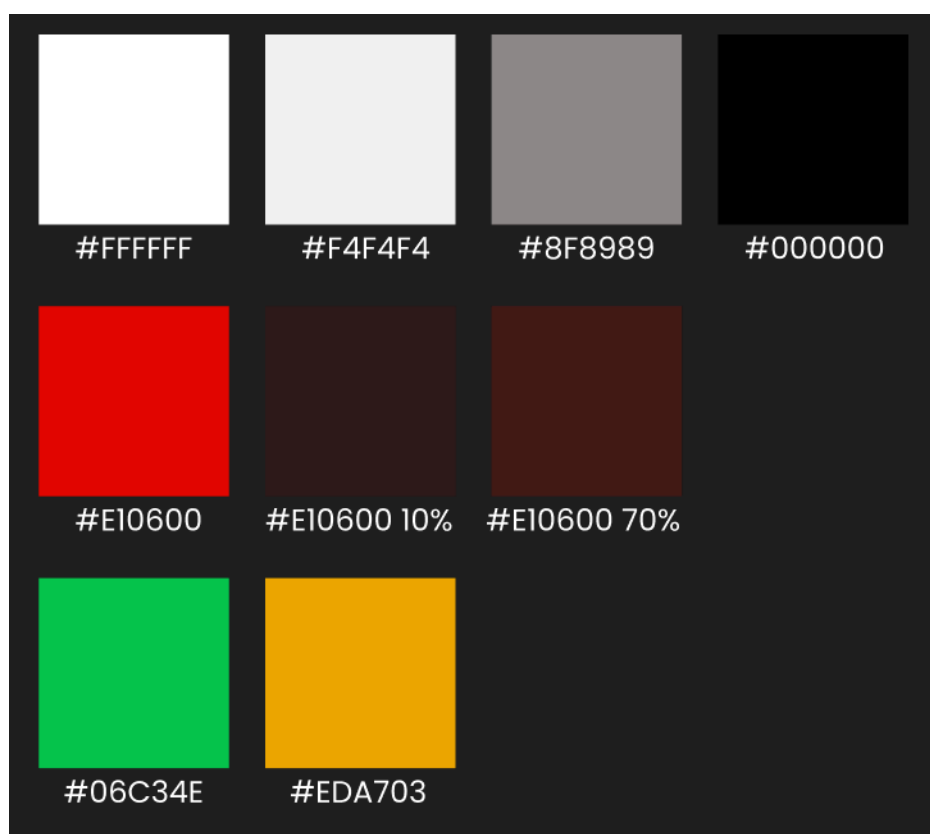


Figura 57: Paleta de colores tema claro (Elaboración propia 2025)

En el tema claro (Fig. 57), se utilizan fondos predominantemente blancos, tales como #FFFFFF o #F4F4F4, con el objetivo de lograr una interfaz limpia. El color principal de la aplicación es un tono rojo fuerte (#E10600), el cual se emplea para botones primarios y

elementos destacados. Además, se definen variantes de este color base para aplicar en bordes y estados. Por último se destaca un color verde y uno amarillo que son utilizados para casos de éxito o advertencias dentro del sistema.

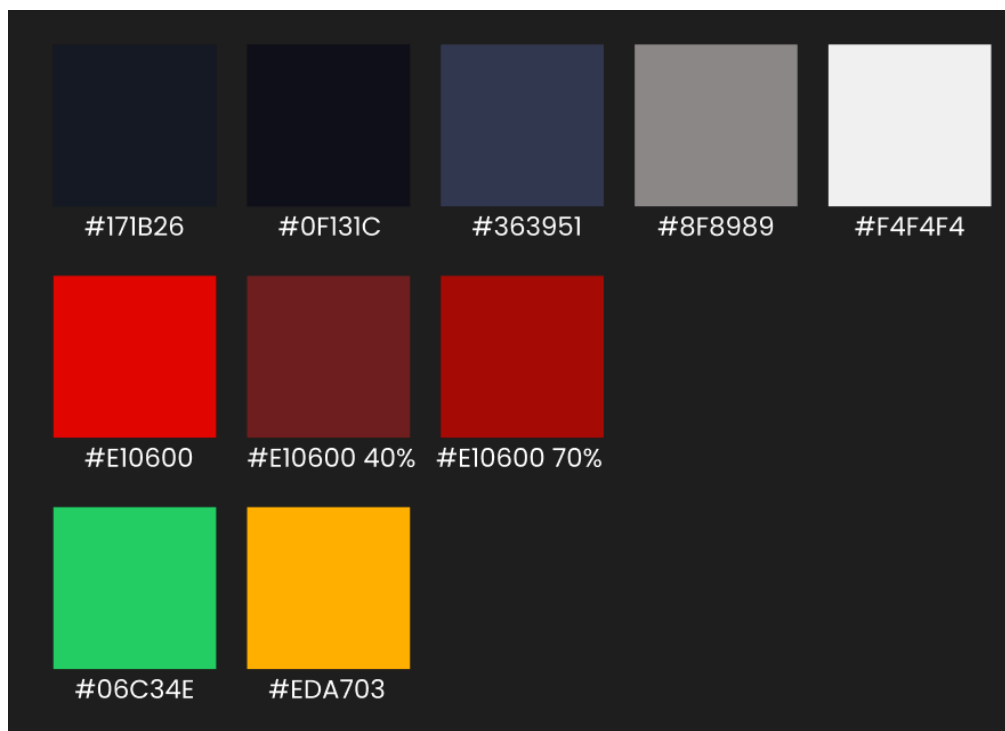


Figura 58: Paleta de colores tema oscuro (Elaboración propia 2025)

En el tema oscuro (Fig. 58), se invierte el esquema visual del tema claro, utilizando fondos de tonos de azul oscuro, como #171B26, #0F131C y #363951, los cuales aportan una estética moderna y reducen la fatiga visual en entornos de baja iluminación. El texto principal se representa en un color claro (#F4F4F4). Los colores principales utilizados (rojo, verde y amarillo) se mantienen consistentes con el tema claro, que permite una continuidad visual en ambos modos.

3.3.6.2. Logos



Figura 59: Logotipos de Racechamp (Elaboración propia 2025)

El logotipo (Fig. 59) fue diseñado en dos variantes, adaptados para su uso en los dos modos de la interfaz (tema claro y oscuro). Este busca transmitir una sensación de velocidad, con un enfoque moderno y deportivo. El diseño incluye la silueta de un Fórmula 1, caracterizado por su rendimiento, velocidad y agilidad. Por último, se incorpora un elemento gráfico que remite a la bandera a cuadros, ampliamente reconocida como icono de las competencias automovilísticas.

A su vez, se desarrolló el logo de PowerLaps (Fig. 60), el modelo de inteligencia artificial de Racechamp, el mismo brinda un enfoque agresivo, con colores distintivos y una ilustración de un cronómetro, que hace referencia a los tiempos de vueltas de las sesiones en pista.



Figura 60: Logotipo de PowerLaps (Elaboración propia 2025)

3.3.6.3. Diseño de UI

A continuación, se presentan algunas de las principales vistas de la página web con el objetivo de ilustrar y justificar las decisiones de diseño.

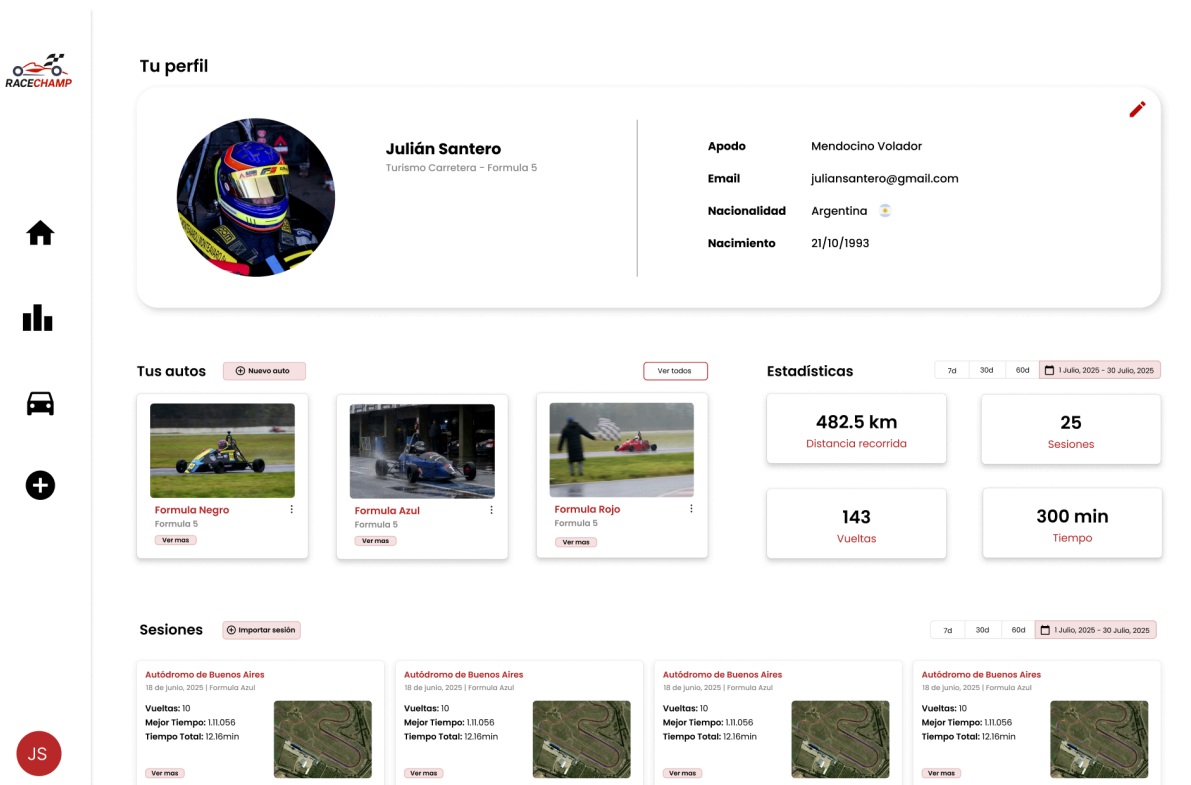


Figura 61: Diseño de pantalla de visualización del perfil (Elaboración propia 2025)

La visualización del perfil (Fig. 61), es un punto de acceso central a la información del usuario, sus vehículos registrados, sus sesiones y, aunque no se aprecie, sus configuraciones. Para marcar jerarquía, la parte superior muestra datos del usuario y su foto de perfil, por tanto su identidad en la aplicación. Luego, las tarjetas visuales relacionadas a autos y, debajo, sesiones con botones accionables sobre las mismas. A la derecha de las tarjetas de los autos, se pueden observar métricas que indican, de forma cuantitativa, el desempeño general del piloto en un rango de tiempo.

En esta pantalla, el diseño utiliza, a fin de facilitar legibilidad, espacios vacíos entre objetos e íconos uniformes que generan una experiencia de uso ordenada y predecible.

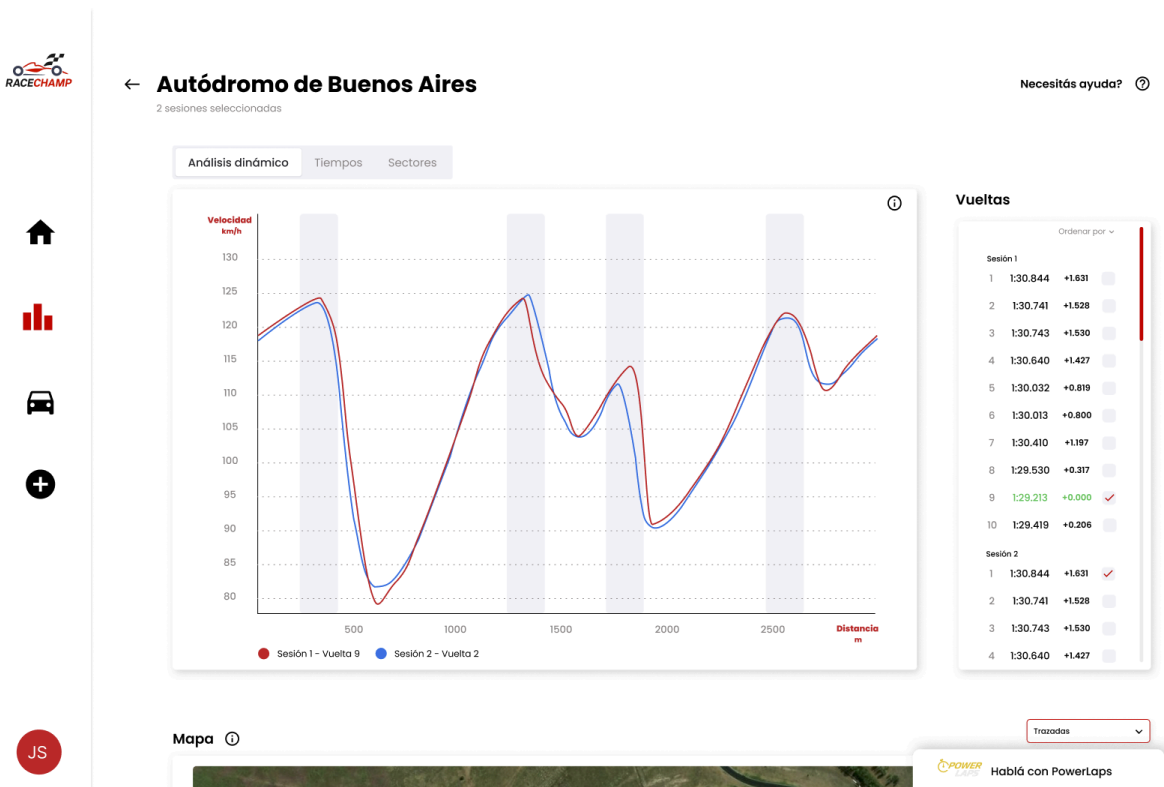


Figura 62: Diseño de pantalla de visualización de una sesión para análisis sin chat abierto (Elaboración propia 2025)

La visualización de una sesión (Fig. 62) permite analizar las vueltas de una o más sesiones de forma simultánea. Organizada la información en tres etiquetas como “Análisis dinámico”, “Tiempos” y “Sectores”, permite al usuario navegar entre diferentes niveles de detalle y focos para el análisis. Además, permite, a quien esté interactuando, seleccionar qué vueltas incluir en esos gráficos junto a sus tiempos.

El gráfico principal destaca, mediante colores que contrastan entre sí, las diferencias entre las vueltas respecto a la velocidad del auto en una distancia dada del circuito recorrido.

Además, se identifican zonas de frenado y/o baja de velocidad, permitiendo al usuario reconocer de más fácilmente estas variaciones.

Para resaltar algunos detalles, etiquetas visuales complementarias a los colores contrastantes en los gráficos que permiten transmitir información no solo mediante colores.

En esta imagen, se observa que el chat de PowerLaps está cerrado, permitiendo al usuario enfocarse plenamente en los gráficos cuando no requiere utilizar esta funcionalidad.

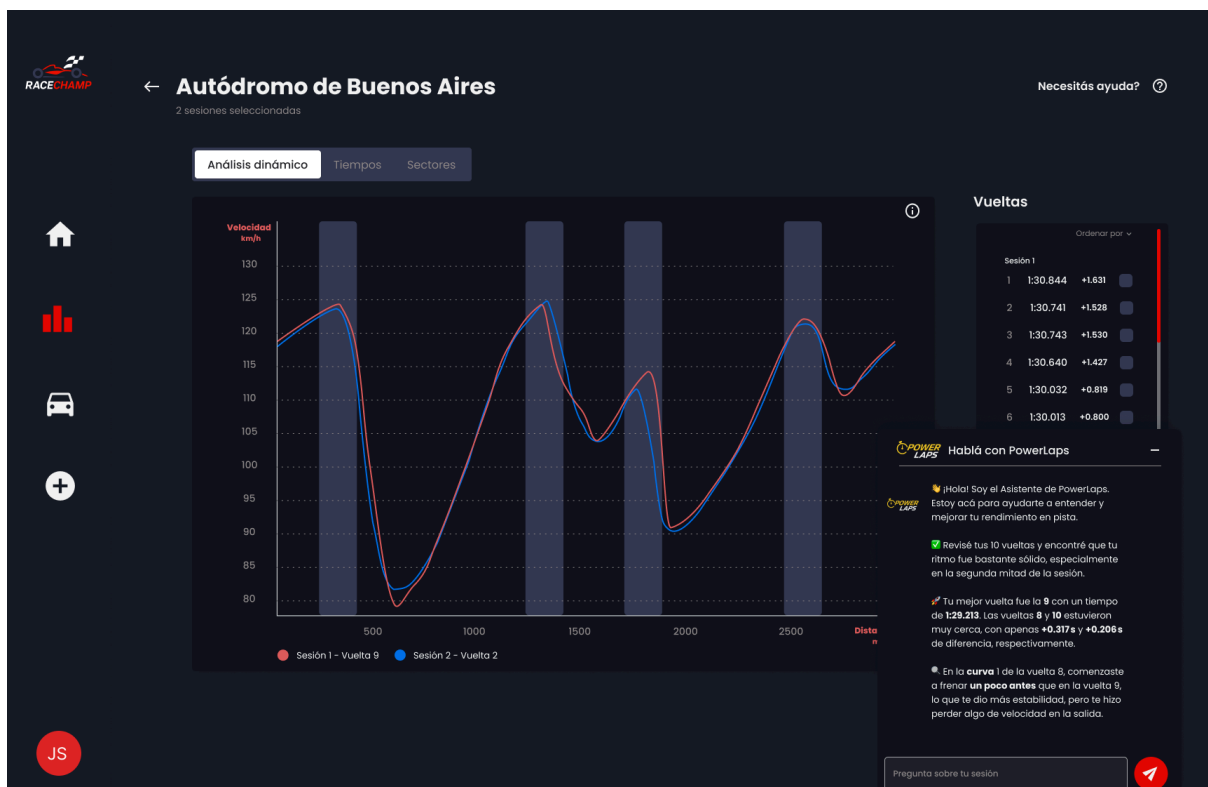


Figura 63: Diseño de pantalla de visualización de una sesión para análisis con chat abierto (Elaboración propia 2025)

Similar a la Fig. 62, la imagen de la Fig. 63 muestra la misma pantalla pero con otra paleta de colores y con el chat abierto de PowerLaps.

Respecto del cambio en la paleta de colores, esto se debe a que la Fig. 62 se encuentra en el “Modo claro” y la Fig. 63, en el “Modo Oscuro”. Éste último tiene el objetivo de reducir la fatiga visual en el usuario, especialmente ante el uso de la aplicación durante un tiempo prolongado. Si bien, los colores cambian, se puede notar que los contrastes de colores se mantienen para causar el mismo efecto visual en quien utilice la aplicación bajo ambos modos.

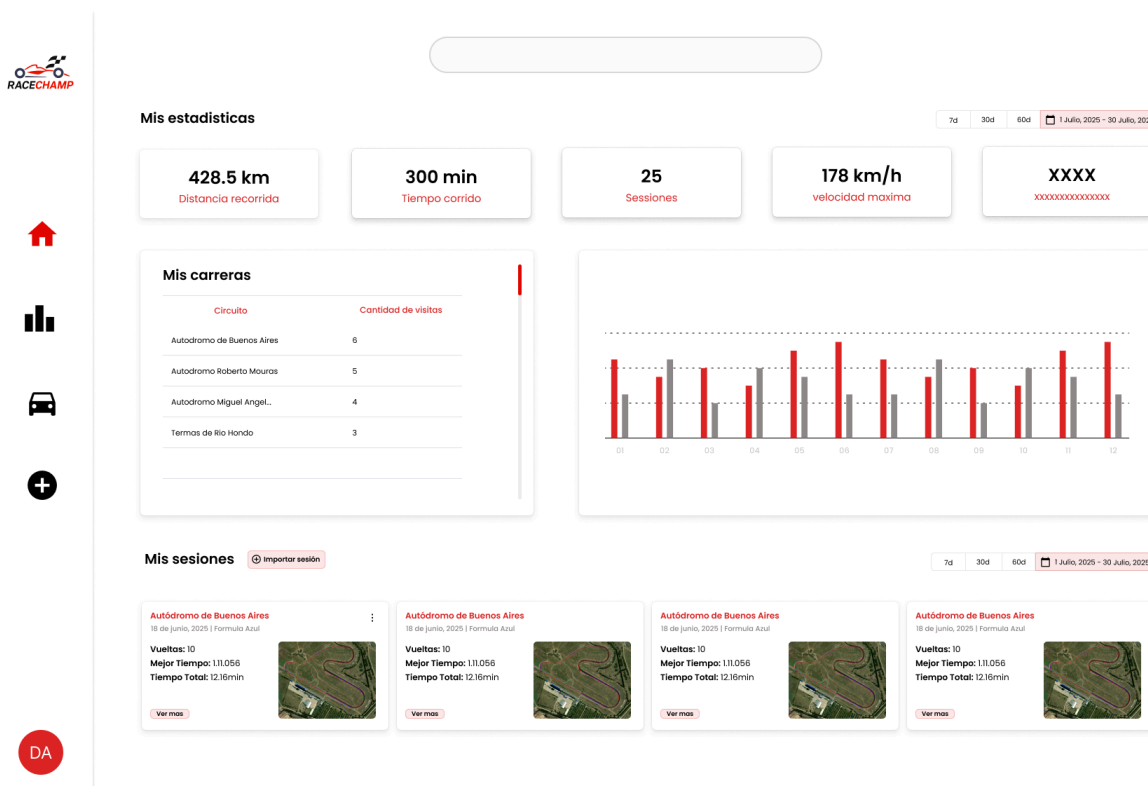


Figura 64: Diseño de pantalla de inicio (Elaboración propia 2025)

La pantalla de inicio (Fig. 64), como tablero principal de la aplicación, ofrece una visión general del rendimiento del usuario. En la parte superior, se observan estadísticas similares a la pantalla de perfil del usuario. Debajo de estas, se destaca un resumen de circuitos en los que un piloto corrió y la cantidad de vueltas que completó en cada uno. A su

derecha, un gráfico de barras comparativo que complementa al cuadro. Por último, el acceso a sesiones previamente cargadas y accionables sobre ellas.

En relación a la barra lateral de navegación, el diseño se centra en iconografía simple que resulte en navegación predecible para el usuario, entendiendo fácilmente la sección donde está y qué indica cada figura. Otro detalle visual que se destaca es la composición de la tarjeta de cada sesión, que contiene una foto del circuito y un resumen de resultados. Esto último, respecto de la experiencia de usuario, presenta información relevante sin sobrecargar su visual.

Para ofrecer un mayor nivel de detalle sobre el diseño de todas las pantallas de la aplicación sin saturar el cuerpo principal del documento, en el anexo **9.4. Pantallas de UI** se incluyen imágenes ilustrativas de cada una.

3.3.6.4. Accesibilidad

Referido a la sección anterior (**3.3.4.3. Diseño de UI**), el diseño de las pantallas se caracteriza por una navegación clara, basada en una barra lateral persistente y en elementos visuales que reducen la carga cognitiva de los usuarios. Asimismo, el uso de los modos claro y oscuro responde tanto a necesidades de comodidad visual como de accesibilidad. Por último, cabe destacar la lectura jerárquica de la información, lograda mediante la organización modular en tarjetas y gráficos.

Este planteo de diseño no es causal: fue desarrollado conforme al estándar de accesibilidad de Web Content Accessibility Guidelines 2.1 («Web Content Accessibility Guidelines (WCAG) 2.1» 2025). Cumplir con estas pautas no solo implica ajustarse a estándares a nivel internacional de diseño de experiencia de usuario, sino también ofrecer un producto final fácil de utilizar, alineado con el objetivo del proyecto de desarrollar una aplicación destinada a gente con poca experiencia técnica. Esta falta de experiencia no se limita al conocimiento técnico de análisis de datos, sino que abarca la manipulación de tecnología y operaciones básicas en computadoras.

Para más información, en la sección **9.5. Detalles de accesibilidad**, se anexa un desglose de los ítems que la interfaz gráfica cumple según WCAG 2.1.

3.3.7. Modelo de negocio

El modelo de negocio de Racechamp constituye la base sobre la cual se busca transformar una solución tecnológica en una propuesta de valor sostenible para el mundo del automovilismo. En ese sentido, el modelo de negocio no solo define cómo Racechamp generará ingresos, sino también cómo logrará integrarse en el ecosistema del automovilismo nacional.

Esta sección presenta la lógica que sostiene la propuesta, abordando aspectos centrales como la misión y visión del proyecto, la identificación del público objetivo, la elaboración del Business Model Canvas, el análisis FODA y las cinco fuerzas de Porter, con el fin de ofrecer una visión integral sobre la viabilidad y sostenibilidad del emprendimiento.

3.3.7.1. Misión

Democratizar el acceso a herramientas avanzadas de telemetría, ofreciendo una plataforma intuitiva y accesible que transforma datos en información útil para que pilotos y equipos mejoren su rendimiento en el automovilismo.

3.3.7.2. Visión

Ser la plataforma líder en análisis de datos del automovilismo nacional y regional, reconocida por acercar la innovación tecnológica a todos los niveles de la competición y potenciar la competitividad del deporte motor.

3.3.7.3. Estrategia de monetización

La estrategia de monetización de Racechamp se estructura bajo un esquema *Freemium-Premium*, pensado para facilitar la adopción inicial y ofrecer progresivamente

mayores niveles de valor. El modelo permite que los usuarios comiencen a utilizar la plataforma sin costo, accediendo a un conjunto limitado de funcionalidades, y luego puedan migrar a planes pagos con prestaciones ampliadas. La diferencia central entre las versiones se encuentra en el acceso a PowerLaps, el asistente virtual que acompaña al usuario en la interpretación de los datos de telemetría.

De esta manera, la monetización combina accesibilidad y escalabilidad, asegurando que tanto pilotos amateurs como equipos profesionales encuentren una propuesta ajustada a sus necesidades. El objetivo de la distribución de funcionalidades y sus límites es atraer al usuario mediante el acceso gratuito inicial, y que a medida que utilice la aplicación, incentive el deseo de expandir los límites, aprovechando plenamente las funcionalidades brindadas por la plataforma. La siguiente figura (Fig. 65) refleja los niveles de suscripción elegidos para la aplicación:

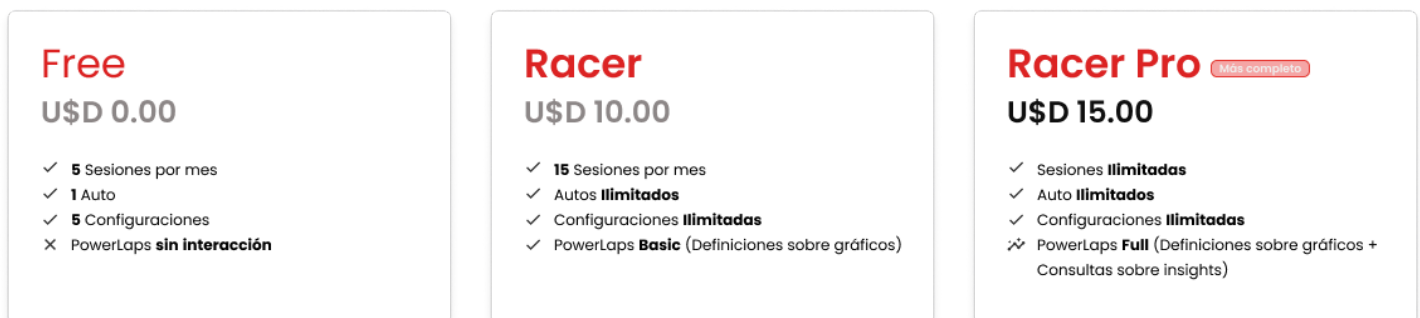


Figura 65: Definición de planes de suscripción a la plataforma (Elaboración propia 2025)

3.3.7.4. Business Model Canvas

El Business Model Canvas permite representar de forma clara y visual los elementos centrales del modelo de negocio, mostrando cómo la plataforma crea, entrega y captura valor dentro del automovilismo. En la siguiente figura (Fig. 66) se visualiza el Business Model Canvas del proyecto:

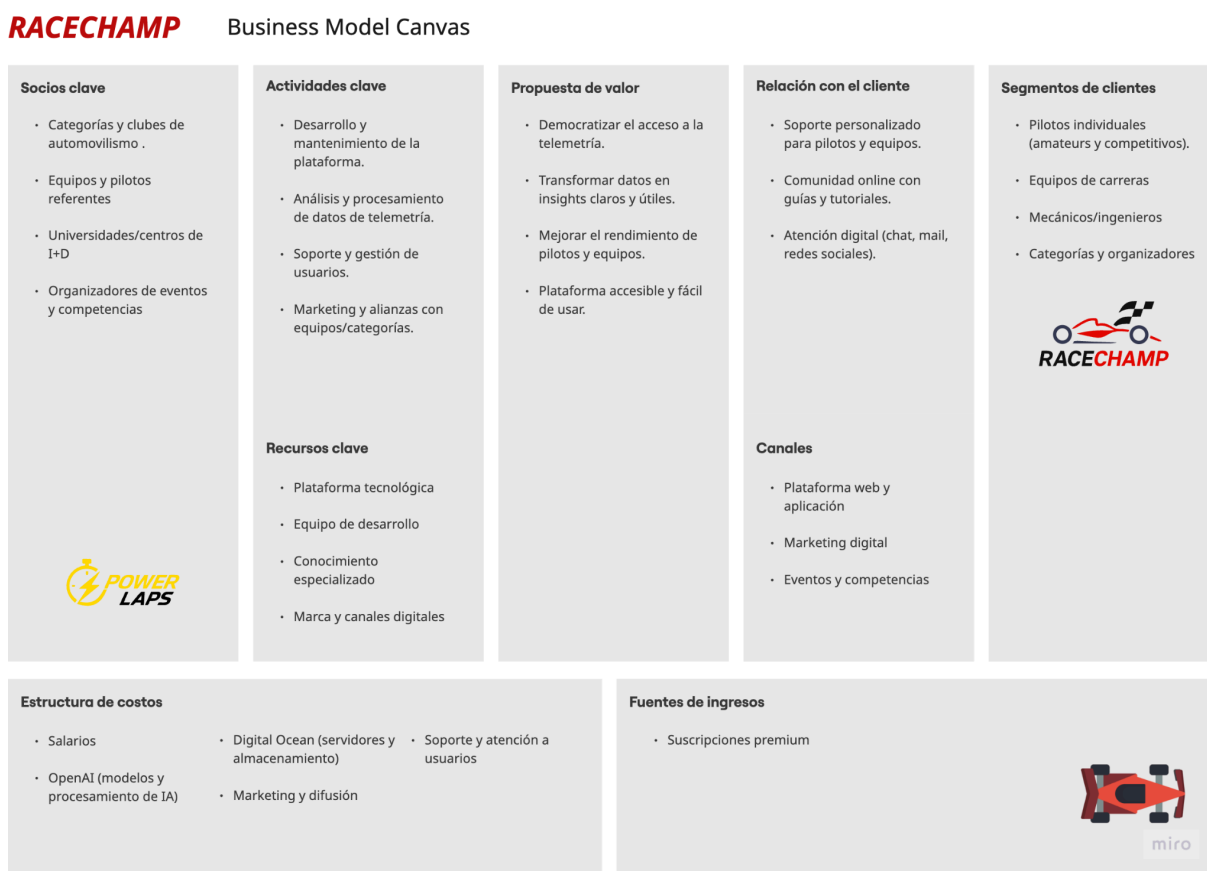


Figura 66: Business Model Canvas (Elaboración propia 2025)

En síntesis, la Figura 66 expone cómo Racechamp constituye una plataforma tecnológica orientada a democratizar el acceso al análisis de datos telemétricos en el automovilismo amateur. A partir del procesamiento de los datos crudos, la aplicación ofrece información clara para mejorar el rendimiento de los pilotos impulsada por el modelo de

Machine Learning PowerLaps. A continuación, se desarrollan algunos componentes del modelo Canvas.

Como socios clave, Racechamp se apoya en la colaboración con categorías y clubes de automovilismo, equipos y pilotos que participan en ellas, así como organizadores de los eventos, universidades y centros de investigación y desarrollo. Estas alianzas resultan fundamentales para validar, mejorar y difundir la propuesta.

Los recursos clave se concentran en el trabajo del equipo de desarrollo, su conocimiento en IA y telemetría, entre otros recursos. Las principales tareas que se realizan incluyen desarrollo y mantenimiento de la plataforma, procesamiento y análisis de datos telemétricos, gestión de usuarios y buscar estrategias de marketing y alianzas con equipos y categorías de automovilismo regional.

Para la relación con los clientes, Racechamp busca ofrecer soporte personalizado, atención digital multicanal (ya sea chat en la plataforma web, email o redes sociales), además de una comunidad online con tutoriales y guías de uso. El segmento de clientes al que la solución se dirige incluye a pilotos, mecánicos, ingenieros, jefes de equipos y organizadores de carreras de autos en categorías amateur.

En relación con las fuentes de ingresos, estas fueron explicadas en la sección anterior. Finalmente, la estructura de costos será abordada en una sección posterior.

3.3.7.5 Análisis FODA

El análisis FODA (Fortalezas, Oportunidades, Debilidades, Amenazas), también conocido como SWOT por sus siglas en inglés (Strengths, Weaknesses, Opportunities, Threats), es una herramienta estratégica que permite evaluar la situación interna y externa de una organización o de un proyecto. Este marco analítico facilita la identificación de factores críticos que pueden influir en el éxito o fracaso del emprendimiento, sentando las bases para la formulación de estrategias cuyo objetivo es capitalizar las fortalezas y oportunidades, y mitigar debilidades y amenazas.

Las fortalezas son los atributos internos positivos de la organización que le dan una ventaja competitiva, como puede ser tecnología innovadora o un equipo especializado. Las debilidades, por otro lado, son los factores internos negativos que limitan el rendimiento y/o requieren mejora, como una dependencia tecnológica, la falta de recursos o un área importante de mejora cuya implementación aportaría gran valor al producto.

En cuanto a los factores externos, las oportunidades son condiciones favorables en el entorno que la organización puede aprovechar para su crecimiento, como un mercado en expansión o nuevas tecnologías emergentes. Por el contrario, las amenazas son factores externos desfavorables que podrían perjudicar a la organización si no se abordan adecuadamente, como la entrada de nuevos competidores o cambios regulatorios.

Según lo definido en la sección “**2.2. Estado del arte**”, el análisis FODA aplicado a Racechamp resulta en:

Fortalezas

- Automatización de análisis con Machine Learning: La integración del modelo PowerLaps permite identificar patrones de pérdida de tiempo y brindar sugerencias de mejora de forma automatizada, lo que simplifica el proceso para usuarios con menos experiencia técnica y lo diferencia de herramientas que requieren análisis manual.
- Asistente virtual: La inclusión de un chatbot que comunica insights y sugerencias de mejora de manera comprensible es una característica que facilita, a los usuarios, la interpretación de datos complejos.
- Interfaz de usuario intuitiva y en español: Racechamp busca simplificar la experiencia del usuario, y soportar de forma nativa el idioma del mercado al que apunta.
- Perfiles de usuario y gestión de historial: Permite almacenar el historial de vueltas y la configuración del auto, ofreciendo una gestión integral para cada piloto.
- Plataforma web responsive: El usuario puede acceder a la aplicación mediante un navegador web ya sea en una computadora de escritorio, una laptop, una tableta electrónica o desde un dispositivo móvil.

Debilidades

- Soporte limitado a un único dispositivo: La dependencia exclusiva de los datos de AiM Mychron 5 restringe la compatibilidad con otros dispositivos de adquisición de datos.
- No calcula posicionamiento GPS de vuelta óptima: Una funcionalidad que podría ser valiosa para un análisis más profundo y que actualmente está fuera del alcance.
- No identifica estilo de manejo o genera recomendaciones de configuración del auto: Estas son áreas de análisis avanzadas que podrían enriquecer la oferta de valor.

Oportunidades

- Brecha en el mercado argentino: La ausencia de soluciones con funcionalidades similares y soporte local crea un "océano azul" para Racechamp en Argentina y potencialmente en América Latina.
- Democratización del análisis de telemetría: Atender la necesidad de usuarios con poca experiencia técnica en el análisis de telemetría, que actualmente no registran datos por falta de conocimiento.
- Creciente interés en automovilismo amateur: El automovilismo zonal y amateur en Argentina es un mercado con un número significativo de participantes interesados en mejorar su rendimiento.
- Avances en Machine Learning e inteligencia artificial: Con el avance tecnológico se pueden continuar integrando y mejorando algoritmos para ofrecer análisis más sofisticados y personalizados.

Amenazas

- Curva de Aprendizaje Tecnológico: Aunque Racechamp simplifica el análisis y provee una interfaz intuitiva, la adopción de nuevas tecnologías siempre implica una curva de aprendizaje para los usuarios.

En resumen, RaceChamp se destaca por su automatización de análisis con Machine Learning, un asistente virtual intuitivo y su interfaz en español, abordando una brecha en el mercado argentino. Sin embargo, su dependencia de un único dispositivo (AiM Mychron 5) y la falta de funcionalidades avanzadas como el cálculo del posicionamiento GPS de la vuelta óptima o la identificación del estilo de manejo, representan debilidades por ser limitaciones o importantes áreas de mejora. A pesar de estas limitaciones, el creciente interés en el automovilismo amateur y los avances en IA ofrecen grandes oportunidades para su desarrollo y expansión en la región.

3.3.7.6. Cinco fuerzas de Porter

El modelo de las Cinco Fuerzas de Porter es una herramienta de gestión estratégica desarrollada por Michael Porter, que permite analizar la intensidad competitiva de una industria y, por ende, su atractivo y rentabilidad a largo plazo. Este modelo examina cinco fuerzas clave que determinan la estructura de un mercado: la amenaza de nuevos competidores, el poder de negociación de los proveedores, el poder de negociación de los compradores, la amenaza de productos sustitutos y la rivalidad entre los competidores existentes.

La amenaza de nuevos competidores evalúa la facilidad con la que nuevas empresas pueden ingresar a la industria. En cuanto a los poderes de negociación, el de los proveedores se refiere a la capacidad de los proveedores de la industria para aumentar los precios o reducir la calidad de los bienes y servicios; mientras que el de los compradores analiza la capacidad de los clientes para presionar a la baja los precios o exigir una mayor calidad o más servicios. La amenaza de productos sustitutos examina la probabilidad de que los clientes encuentren productos o servicios alternativos que satisfagan la misma necesidad. Por último, la rivalidad entre competidores existentes mide la intensidad de la competencia entre las empresas que ya operan en la industria.

Este análisis, aplicado a Racechamp, resulta en:

Amenaza de nuevos competidores

Enfocado en las barreras de entrada:

- Tecnología y conocimiento especializado: El desarrollo de una plataforma con Machine Learning y un asistente virtual requiere expertise técnico considerable en IA, análisis de datos y automovilismo.
- Acceso a datos de telemetría: La integración con dispositivos específicos (como AiM Mychron 5) puede ser una barrera si se requiere acuerdos o conocimientos técnicos específicos para la lectura de datos.
- Mercado nicho: Aunque el automovilismo regional y zonal es significativo en Argentina, sigue siendo un nicho en comparación con mercados más amplios, lo que podría disuadir a empresas de entrar.

La amenaza es baja a moderada. Si bien no es imposible, el desarrollo de una solución con el nivel de automatización y personalización de Racechamp requiere una inversión significativa de tiempo y recursos, además de un conocimiento profundo del mercado local.

Poder de negociación de los proveedores

- Proveedores de hardware (dispositivos de telemetría): Racechamp se enfoca en AiM Mychron 5, pero los datos se importan a través de archivos CSV y se convierten en datos con un modelo propio de la plataforma. Esto significa que la plataforma no depende directamente del proveedor de hardware para su funcionamiento, sino del formato de los datos. Si bien se menciona la limitación a Mychron 5, la capacidad de procesar archivos CSV y la transformación a dominio propio reduce la dependencia directa.
- Proveedores de plataformas tecnológicas (nube): Los servicios en la nube son cada vez más accesibles y competitivos, lo que reduce el poder de negociación de estos proveedores. El diseño arquitectónico de la aplicación resulta independiente del proveedor de nube.

El poder de negociación de los proveedores es bajo. La plataforma procesa datos de un formato estándar (CSV) y transforma a modelo propio; y no está atada a un único proveedor de hardware o software para su infraestructura.

Poder de negociación de los compradores

- Sensibilidad al precio: Los pilotos y equipos amateurs pueden ser sensibles al precio, buscando soluciones que ofrezcan un buen valor por su dinero.
- Disponibilidad de alternativas (directas e indirectas): Aunque Racechamp tiene un diferencial importante, existen alternativas como Race Studio 3 y Track Attack (aunque con limitaciones).
- Costo de cambio: El costo de cambiar de una herramienta a otra puede ser bajo si los datos son fácilmente exportables e importables.

El poder de negociación de los compradores es moderado a alto. Los usuarios tienen opciones y buscarán la solución que mejor se adapte a sus necesidades y presupuesto. Racechamp debe destacar su propuesta de valor única para justificar su oferta.

Amenaza de productos sustitutos

- Plataformas de telemetría: Race Studio 3 y Track Attack, aunque no ofrecen la misma automatización, son sustitutos parciales.

La amenaza de sustitutos es moderada. Si bien Racechamp ofrece un valor agregado significativo, las alternativas manuales o menos sofisticadas aún existen y son utilizadas por algunos segmentos del mercado.

Rivalidad entre competidores existentes

- Competidores directos (con soporte local): Actualmente, no hay un competidor directo en Argentina que ofrezca el mismo nivel de automatización y asistente virtual en español para el análisis de telemetría de AiM Mychron 5.

- Competidores indirectos: Race Studio 3 y Track Attack son competidores indirectos que ofrecen análisis de telemetría, pero con diferentes enfoques y limitaciones en el mercado argentino. MyRaceLab no es un competidor directo en Argentina.

La rivalidad es baja a moderada. Racechamp ha identificado un "océano azul" al ofrecer una propuesta de valor diferenciada en el mercado argentino con la automatización y asistente virtual, lo que reduce la intensidad de la competencia directa en este momento.

El análisis de las Cinco Fuerzas de Porter para Racechamp sugiere que, si bien existen desafíos como el poder de los compradores y la amenaza de sustitutos, la baja amenaza de nuevos competidores y la reducida rivalidad directa en su nicho de mercado le otorgan una posición estratégica favorable para explotar sus ventajas competitivas.

3.3.8. Análisis económico

El análisis económico constituye una herramienta fundamental para determinar la viabilidad financiera del proyecto. En esta sección se detallan los costos operativos e ingresos proyectados. A partir de estos datos se aplican modelos clásicos de evaluación financiera tales como el Período de Repago, el Valor Actual Neto (VAN) y la Tasa Interna de Retorno (TIR).

Asimismo, se contemplan tres escenarios alternativos (Optimista, Neutro y Pesimista), que permiten analizar cómo podrían verse afectados los resultados económicos en función de distintas condiciones de mercado.

El horizonte temporal considerado es de tres años, organizados de tal manera que el primero se divide en trimestres (Quarters). Esta segmentación refleja con mayor precisión el crecimiento inicial de la plataforma.

Por último, el análisis se encuentra expresado en dólares estadounidenses (USD), dado que esta moneda representa un referente estable de valor.

3.3.8.1. Estructura de costos

A continuación se detalla la estructura de costos del proyecto:

Tabla VI: Estructura de costos de Racechamp (Elaboración propia 2025)

Proveedor	Concepto	Subconcepto	Valor
Digital Ocean	App	Data Processing Server	10 USD / mes
Digital Ocean	App	Powerlaps Server	10 USD / mes
Digital Ocean	App	Backend	10 USD / mes
Digital Ocean	App	Frontend	5 USD / mes
Digital Ocean	Database	Base de datos PostgreSQL	15 USD / mes
Digital Ocean	Object Storage	Almacén de datos temporales	5 USD / mes
MongoDB	Database	Base de datos MongoDB	7 USD / mes
Instagram / Facebook / TikTok	Publicidad y difusión	No aplica	500 USD / mes
Capital Humano	Salarios	No aplica	1000 USD / mes
OpenAI	Tokens	No aplica	0,2 USD / (usuario·mes)

La Tabla VI detalla la estructura de costos proyectados. Se incluyen los servicios de infraestructura en la nube provistos principalmente por Digital Ocean y MongoDB, que abarcan servidores de procesamiento, frontend, backend, bases de datos y almacenamiento temporal, con montos que oscilan entre 5 y 15 USD mensuales por componente. Asimismo, se contemplan gastos asociados a la publicidad y difusión en redes sociales, y por último, el costo de capital humano, que representa el mayor desembolso fijo. Finalmente, se incorpora

un costo variable vinculado al uso de tokens de OpenAI, calculado en función del número de usuarios activos.

3.3.8.2. Escenarios

El análisis económico se contempla en tres escenarios que difieren en la cantidad de usuarios suscriptos a la plataforma. Para ello se plantean los escenarios Optimista, Neutro y Pesimista, considerando en cada caso la evolución tanto de la suscripción Racer como de la Racer Pro. La siguiente tabla detalla la proyección de usuarios estimada según el período analizado:

Tabla VII: Proyección de suscripciones de Racechamp (Elaboración propia 2025)

Escenario	Tipo de Usuario	Q1 2026	Q2 2026	Q3 2026	Q4 2026	2027	2028
Optimista	Racer	10	18	35	70	180	450
	Racer Pro	7	12	22	45	100	250
Neutro	Racer	7	12	22	40	120	290
	Racer Pro	3	6	12	25	70	160
Pesimista	Racer	4	8	15	25	80	160
	Racer Pro	2	4	8	15	40	80

3.3.8.3. Flujo de fondos

Se estimaron los flujos de fondos anuales del proyecto bajo los tres escenarios definidos anteriormente. Estos valores representan la diferencia entre ingresos y egresos en cada período, permitiendo evaluar el comportamiento financiero del proyecto.

Tabla VIII: Flujo de fondos (Elaboración propia 2025)

Escenario	2026	2027	2028
Optimista	-\$11.015,40	\$20.688,00	\$79.836,00
Neutro	-\$14.320,20	\$8.142,00	\$44.586,00
Pesimista	-\$15.927,60	-\$2.016,00	\$14.712,00

En síntesis, los resultados muestran que mientras el escenario optimista y el neutro permiten alcanzar saldos positivos sostenidos a partir de 2027, el escenario pesimista evidencia un mayor riesgo financiero, con una recuperación más tardía y limitada, lo que refuerza la importancia de lograr un crecimiento sostenido en la base de usuarios.

3.3.8.4. Período de repago

El período de repago es una herramienta fundamental para evaluar la viabilidad financiera, ya que indica el tiempo necesario para recuperar la inversión inicial a partir de los flujos de fondos netos generados. En el escenario optimista, el proyecto alcanza el punto de equilibrio al año y siete meses. En el escenario neutro a los dos años y dos meses. Finalmente, en el escenario pesimista, no se logra alcanzar el repago.

Tabla IX: Período de repago (Elaboración propia 2025)

	Repago
Optimista	1 año y 7 meses
Neutro	2 años y 2 meses
Pesimista	No hay repago

3.3.8.5. Valor Actual Neto (VAN)

El Valor Actual Neto (VAN) es un indicador financiero que permite evaluar la rentabilidad de un proyecto, ya que permite evaluar el valor del flujo de fondos en el futuro descontando una determinada tasa de descuento.

Para el presente proyecto, se adopta como referencia la tasa de rendimiento de los bonos del Tesoro de los Estados Unidos, la cual proyecta un valor a tres años, en octubre de 2025, del 3.56% («U.S. Department of the Treasury» 2025). Con el objetivo de contemplar la prima de riesgo asociada al proyecto, se decidió duplicar dicha tasa, obteniendo así una tasa de descuento final del 7.12%, utilizada para el cálculo del VAN en los diferentes escenarios.

Tabla X: Valor Actual Neto (Elaboración propia 2025)

	VAN
Optimista	\$70.966,67
Neutro	\$12.494,39
Pesimista	-\$33.135,57

La Tabla X, indica el VAN asociado a cada uno de los escenarios del proyecto. En primer lugar, el escenario optimista resulta en una ganancia de \$70.966,67, seguido por el

escenario neutro con \$12.494,39, y por último el escenario pesimista que genera pérdidas de \$33.135,57.

3.3.8.6. Tasa Interna de Retorno (TIR)

La Tasa Interna de Retorno (TIR) es una métrica de evaluación que permite analizar la rentabilidad de un proyecto en términos porcentuales. Se define como la tasa de descuento que iguala el valor presente de los flujos de fondos futuros con la inversión inicial, es decir, el punto en el cual el Valor Actual Neto (VAN) resulta igual a 0.

Tabla XI: Tasa Interna de Retorno (Elaboración propia 2025)

	TIR
Optimista	279,03%
Neutro	107,16%
Pesimista	No alcanza

La Tabla XI presenta la Tasa Interna de Retorno (TIR) para los tres escenarios analizados. En el escenario optimista, la TIR alcanza un 279.03 %, lo que indica una rentabilidad ampliamente superior a la tasa de descuento considerada, confirmando la alta conveniencia del proyecto. En el escenario neutro, la TIR se sitúa en 107,16 %, valor que también supera el 7,12 % definido como tasa mínima de corte, garantizando la viabilidad del proyecto en condiciones moderadas. Finalmente, en el escenario pesimista no es posible calcular una TIR, dado que los flujos de fondos no permiten alcanzar un valor positivo acumulado dentro del horizonte temporal de análisis.

3.3.8.7. Viabilidad económica

El análisis económico de Racechamp evidencia que el proyecto es viable económicamente bajo los escenarios optimista y neutro. Para el caso optimista, el período de

repago de un año y siete meses refleja una rápida recuperación de la inversión, mientras que la TIR de 279,03 % confirma una rentabilidad ampliamente superior a la tasa de descuento asumida. En el escenario neutro, si bien los resultados son más moderados, se alcanza igualmente la recuperación de la inversión dentro del horizonte de análisis y se logra una TIR de 106,16 % valor que supera la tasa de corte definida, lo cual respalda la conveniencia del proyecto en condiciones de crecimiento intermedio.

Para más información en la sección **9.6. Análisis financiero**, se anexa las hojas de cálculo proyectadas.

4. Metodología de desarrollo

Para el desarrollo del proyecto, se opta por una estrategia de trabajo siguiendo el marco de metodologías ágiles, adaptando en este caso el modelo Kanban.

La elección de este marco se debe a que es una metodología que permite desarrollar y entregar software de manera iterativa e incremental, permitiendo la adaptación a requisitos emergentes y obteniendo pronto feedback de los clientes.

A su vez, se utilizan diversas herramientas que actúan de soporte para la organización y ejecución del desarrollo.

4.1. Planificación y distribución del trabajo

Según lo mencionado previamente, se decide utilizar un enfoque de Kanban simplificado con el objetivo de que sirva para una planificación y modularización de tareas que permitan establecer de forma clara el alcance de trabajo de cada miembro, reduciendo lo más posible la dependencia.

La elección de la metodología Kanban frente a Scrum se debe a la decisión de ocupar un flujo de trabajo continuo y flexible sin rigidez de ciclos de tiempo o ceremonias, permitiendo que cada miembro del equipo se ocupe de sus responsabilidades al ritmo personal

y priorizando la finalización de las tareas claves y/o entrega de valor por sobre una estructura formal como propone Scrum.

El modelo simplificado de Kanban se complementa con Ingeniería de Concurrencia, cuyo objetivo es la realización del trabajo de forma simultánea y no secuencial, permitiendo integrar aplicaciones con un menor costo de tiempo y menor tasa de errores.

A la hora de definir las tareas, se inicia con la planificación inicial del backlog y la posterior asignación de los módulos que permiten que los miembros del equipo trabajen de forma asíncrona y cada uno sea responsable de su desarrollo sin generar dependencias.

4.2. Herramientas y extensiones utilizadas

GitHub

GitHub es una plataforma utilizada para el control de versiones y colaboración en el código fuente del proyecto. Utilizando la tecnología de Git, permite la gestión de ramas, trazabilidad de cambios e integración de módulos desarrollados en forma paralela.

Trello

Esencial para la planificación y asignación de tareas, Trello es un tablero digital, en este caso adaptado a los principios Kanban. Facilita la visualización del estado de las tareas, como se puede observar en la Fig. 67.

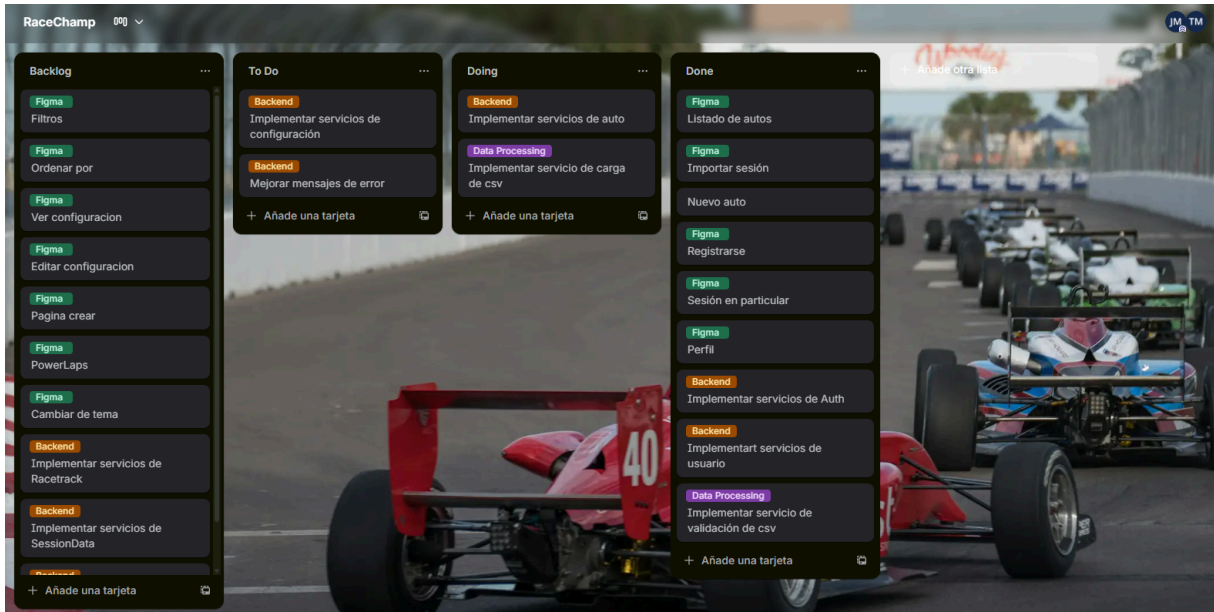


Figura 67: Captura de pantalla de tablero creado en Trello para planificación, asignación y seguimiento de tareas (Elaboración propia 2025)

Figma

Figma es una herramienta de diseño colaborativo empleada para el prototipado de la experiencia e interfaz de usuario, separando la fase visual de la fase de implementación en código.

Postman

Aplicación útil para verificación y prueba funcional para los servicios REST desarrollados en los diferentes componentes del sistema.

Swagger

La documentación de APIs mediante Swagger es una práctica común utilizada para describir y visualizar la arquitectura de las APIs de manera estándar, garantizando la comunicación de contratos de los servicios de forma clara y consistente.

Canva

Canva es una herramienta utilizada principalmente para la creación de esquemas visuales, infografías y material de apoyo para las diferentes presentaciones que el proyecto requiere.

Diagram

Diagram es un editor que sirve para modelar gráficamente arquitectura de software, como los diagramas de C4 Model, el diagrama de datos, diagramas de secuencia, entre otros. Esto permite entregar documentación técnica estándar.

Miro

Miro es una herramienta colaborativa de pizarra digital que permite planificar, idear y organizar visualmente procesos, flujos y estructuras. Se utilizó para generar los User Personas y el Business Model Canvas.

4.3. Asistencia con inteligencia artificial

En línea con tendencias actuales en las tareas de desarrollo de software, se incorpora el uso de agentes de inteligencia artificial integrados a las estaciones de desarrollo integrado (IDE por su sigla en inglés). Esta práctica es mejor conocida como “Vibe Coding” e implica: aceleración de escritura de código repetitivo, sugerencias de refactor, documentación de los endpoints y reducción de tiempo en tareas no críticas; permitiendo a los desarrolladores enfocarse en los diseños y lógica de las funcionalidades núcleo del sistema.

5. Pruebas realizadas

5.1. Prueba de usabilidad

Las pruebas funcionales de usabilidad fueron realizadas junto a Jorge Monteavaro, piloto del Alconi Racing Team de la Fórmula 5 Metropolitana, el 17 de octubre de 2025.

El objetivo de la misma, fue evaluar el uso del producto con un usuario real ajeno al equipo de desarrollo, a fin de validar la usabilidad y el correcto funcionamiento general de la plataforma.

Para la prueba, se le proveyó un acceso de prueba junto con dos sesiones de clasificación de los autos de su equipo. Se le indicó que navegara libremente por la plataforma y que analice las sesiones proporcionadas.

En primer lugar, Jorge analizó las sesiones utilizando el módulo de “Análisis dinámico” donde comparó velocidades entre vueltas. Posteriormente, visualizó el mapa de frenadas y trazadas, lo que le permitió identificar diferencias entre las dos mejores vueltas de la clasificación.

Luego, interactuó con el asistente virtual, consultando información sobre la sesión, diferencias entre vueltas y recibiendo sugerencias para determinados giros.

A continuación, accedió a la pestaña de “Tiempos” en la que pudo visualizar los registros completos de las sesiones y revisar el tiempo óptimo calculado. Por último, revisó la sección de “Sectores”, en la que pudo ver desglosado el tiempo de cada sector de cada vuelta, distinguiendo los más rápidos.

La prueba técnica se realizó con una sesión de clasificación del 11 de octubre de 2025 en el Autódromo de La Plata, compuesta por cinco vueltas lanzadas. La vuelta más rápida fue la quinta, con un tiempo de 1:14.746, mientras que se seleccionó la cuarta vuelta (1:15.190, +0.444s) para solicitar sugerencias al asistente virtual.

5.2. Prueba de accesibilidad

Para evaluar la calidad de la experiencia web, se utilizó Lighthouse, una herramienta de código abierto desarrollada por Google. Esta herramienta realiza auditorías en áreas clave como el rendimiento, la accesibilidad, uso de prácticas recomendadas, la optimización para motores de búsqueda (SEO) y la conformidad con los estándares de Aplicaciones Web Progresivas (PWA). Al ejecutar Lighthouse, se obtiene un reporte detallado que no solo proporciona una puntuación en cada categoría, sino que también identifica problemas

específicos y ofrece recomendaciones claras para su resolución, lo que facilita la mejora continua de la plataforma.

Lighthouse puede ejecutarse de diversas formas, incluyendo las herramientas de desarrollo de Chrome, como una herramienta de línea de comandos (Node) para integración en flujos de trabajo de desarrollo, o como un bot en repositorios de código para monitorear automáticamente la calidad con cada nueva versión. Esta flexibilidad permite una evaluación constante y sistemática de la aplicación, asegurando que se mantengan altos estándares de usabilidad, velocidad y accesibilidad para todos los usuarios.

Para evaluar la calidad del sitio web de Racechamp se utilizó la extensión para el navegador Google Chrome y se procedió a ejecutar un análisis de las categorías mencionadas, exceptuando la de conformidad de PWA. Este análisis fue sobre las páginas: inicio, sesiones, vehículos, perfil, comparación y gráficos de sesiones, creación de una nueva sesión y vista de un vehículo específico.

Para mejor contexto, cada métrica de Lighthouse se mide de la siguiente manera:

- **Rendimiento:** Se evalúa a través de métricas que miden la velocidad de carga y la interactividad visual de la página, como el tiempo que tarda en mostrar el primer contenido, el contenido más grande, la velocidad general de carga, el tiempo que la página está bloqueada y el tiempo para ser interactiva.
- **Accesibilidad:** Se verifica mediante más de 50 criterios que aseguran que la página sea utilizable por personas con diversas capacidades, incluyendo la implementación correcta de atributos para lectores de pantalla, contraste de colores y navegación con teclado.
- **Uso de prácticas recomendadas:** Se comprueba que la página siga las recomendaciones de desarrollo web para una experiencia segura y robusta, como el uso de HTTPS, la prevención de vulnerabilidades de JavaScript y la optimización de la caché.

- **SEO:** Se analiza la optimización para motores de búsqueda, examinando metadatos, estructura de enlaces, capacidad de indexación y compatibilidad con dispositivos móviles para mejorar la visibilidad de la página.
- **Aplicaciones Web Progresivas (PWA):** Se determina si la aplicación cumple con los criterios para una experiencia similar a una aplicación nativa, como la capacidad de funcionar sin conexión, la instalación en la pantalla de inicio y la velocidad de carga en redes lentas.

6. Discusión

El proceso de prueba realizado junto a Jorge, permitió obtener observaciones relevantes en términos de usabilidad y de precisión funcional del sistema. En general, la plataforma demostró un funcionamiento estable y coherente, junto con una experiencia de uso intuitiva para un usuario con perfil no técnico.

El usuario logró navegar correctamente por los módulos principales (Análisis Dinámico, Sectores y Tiempos) sin requerir asistencia directa. Destacó particularmente el aspecto visual de la plataforma, valorando la claridad de los gráficos y el orden de la información.

Asimismo, el módulo del asistente virtual se destacó por su utilidad al brindar respuestas contextualizadas y sugerencias interpretables, contribuyendo a una experiencia de análisis más dinámica y asistida.

Sin embargo, el proceso permitió identificar una serie de oportunidades de mejora funcional y visual:

- Incorporar la posibilidad de cambiar los colores asignados a cada vuelta, para facilitar la identificación de autos o sesiones distintas.
- Permitir que cada sesión tenga resaltados sus mejores parciales. Al analizar varias sesiones los mejores parciales de cada sesión no estaban marcados (sino que solo los absolutos), esto impedía un correcto análisis. Por eso se modificó que en color verde estén los mejores sectores por sesión y en color violeta los mejores absolutos.

- Añadir referencias visuales en el mapa que indiquen la ubicación de los sectores, dado que actualmente no se percibe de forma clara cómo están distribuidos en la vuelta.
- Mejorar el reconocimiento del asistente virtual respecto a qué auto o sesión está analizando, ya que actualmente responde por orden de aparición en la interfaz y no por identificación contextual de la sesión (fecha, hora, tipo, vehículo)

Respecto a la prueba técnica, el asistente virtual respondió correctamente con observaciones para los cinco sectores del circuito. En el primer sector no emitió sugerencias al tratarse del mejor parcial de toda la sesión. En el segundo sector indicó diferencias en el inicio, presión y duración de la frenada, que fueron validadas como correctas mediante el gráfico de análisis dinámico. En los sectores tercero y cuarto también se recibieron recomendaciones vinculadas a la duración del frenado, igualmente consistentes con los datos registrados. Finalmente, en el último sector, el asistente sugirió aumentar la velocidad de salida de la curva, observación que fue confirmada al comparar ambas vueltas en el gráfico dinámico.

En conclusión, las pruebas confirmaron que la plataforma cumple satisfactoriamente con los requerimientos funcionales y técnicos, ofreciendo un entorno estable y adecuado para el análisis de telemetría.

Las pruebas funcionales de usabilidad demostraron una experiencia de uso fluida, visualmente clara y alineada con las necesidades reales de los pilotos, mientras que la prueba técnica validó el correcto funcionamiento del motor de sugerencias (PowerLaps), evidenciando precisión en las recomendaciones y coherencia con los datos reales.

Las mejoras detectadas representan ajustes evolutivos que contribuyen a optimizar la interacción, reforzar la claridad visual y aumentar el valor percibido por los usuarios finales, consolidando a la plataforma como una herramienta confiable y efectiva para el análisis de datos de competición.

Respecto a las pruebas de accesibilidad, el resultado general, promediando los resultados parciales de cada sección fue de:

- Rendimiento: 94/100
- Accesibilidad: 92/100
- Uso de prácticas recomendadas: 78/100
- SEO: 100/100

Los resultados de cada página detalla problemas detectados y posibles mejoras. Los puntos en común, sobre todo en uso de prácticas recomendadas se relaciona a problemas de la página que quedan registrados en la consola y el uso de cookies de terceros. Respecto al rendimiento, el problema en común es el bloqueo de renderización por otras solicitudes y algunas librerías de Javascript cuyas versiones más modernas funcionan de forma más óptima. En cuanto a la accesibilidad, algunas observaciones sobre labels o nombres de algunos botones. Se adjunta en el anexo **9.7. Pruebas de accesibilidad** el detalle de cada una de las páginas.

Profundizando en las métricas de accesibilidad y rendimiento, ambas arrojan un puntaje de más de 90/100. Si bien hay margen de mejora en la calidad, el resultado sobre el sitio web de Racechamp es muy favorable; alineados con los objetivos planteados en las secciones **3.3.3.6. Vistas** (donde se plantea una forma más performante de procesar y almacenar los datos) y **3.3.6.4. Accesibilidad**.

7. Conclusiones

Como se evidencia en el User Research, en el mundo del automovilismo hay una necesidad constante de mejorar el rendimiento en pista. Es en este ámbito que el análisis de telemetría aporta un papel fundamental. Los resultados de la encuesta fueron contundentes: se identificó una necesidad insatisfecha en el mercado por una solución accesible que transformara datos complejos de telemetría en información útil para usuarios con poca experiencia técnica.

Racechamp se propone como una aplicación disruptiva, que busca democratizar el acceso a herramientas avanzadas de telemetría, siendo una plataforma intuitiva y accesible que transforma datos en información útil para que pilotos y equipos mejoren su rendimiento en el automovilismo.

A nivel nacional, Racechamp se posiciona dentro de un “océano azul”, dada la ausencia de soluciones locales que integren automatización, inteligencia artificial y lenguaje nativo español. Su valor diferencial radica en la capacidad de acercar tecnología de nivel profesional al automovilismo zonal.

El desarrollo del presente trabajo involucró el uso de un dispositivo de adquisición AiM Mychron 5, encargado de registrar muestras de datos en tiempo real durante el movimiento del vehículo. Estas muestras son el pilar del sistema, ya que, mediante algoritmos propios desarrollados especialmente para el proyecto, fue posible detectar vueltas (con los índices de la metadata), dividir sectores (mediante posición GPS y proyección perpendicular) e identificar eventos de frenadas (a través de la aceleración longitudinal).

Dado que el Mychron 5 presenta una frecuencia de muestreo de 20 Hz (una muestra cada 50 milésimas), fue necesario aplicar técnicas de interpolación y de reducción de ruido (como EMA) para calcular con precisión los tiempos de vuelta y de sectores, reduciendo errores acumulativos y mejorando la precisión global del análisis.

La implementación de vistas de datos optimizadas ha resultado crucial para mejorar significativamente los tiempos de carga y respuesta de la aplicación, garantizando una experiencia de usuario fluida incluso con grandes volúmenes de información. La alternativa con vistas, a pesar de un mayor costo de guardado inicial, demostró una reducción del 70% en los tiempos de consulta, validando la decisión de diseño.

Uno de los pilares de Racechamp es su asistente virtual, impulsado por un modelo de Machine Learning denominado PowerLaps y orquestado mediante *LangChain4J*. Este asistente no solo proporciona definiciones técnicas y explicaciones de gráficos, sino que también ofrece sugerencias personalizadas de mejora, transformando el análisis de datos en un proceso interactivo y educativo. El modelo PowerLaps se sustenta en un conjunto de

heurísticas diseñadas para el análisis de telemetría, que interpretan el comportamiento del piloto en cada fase de la vuelta. Entre ellas se destacan las diferencias en el inicio y duración de la frenada, las variaciones en las velocidades de entrada, mínima y salida de curva, y la estimación de pérdida temporal por sector. Estas reglas, combinadas con técnicas de regresión y explicabilidad mediante *SHAP values*, permiten que el asistente genere recomendaciones precisas, coherentes y contextualizadas, lo que fue validado durante las pruebas técnicas realizadas.

Desde el punto de vista económico, el análisis de los escenarios optimista y neutro demuestra la viabilidad financiera del proyecto, con períodos de repago y Tasas Internas de Retorno atractivas. Esto subraya el potencial de Racechamp para convertirse en una solución sostenible y rentable, apoyada por una estrategia de monetización Freemium-Premium que equilibra la accesibilidad con la oferta de valor premium. A su vez, con el análisis FODA y el análisis de las cinco fuerzas de Porter, se evidencia una oportunidad de entrar al mercado sin barreras significativas de entrada ni una amenaza latente a nivel competitivo.

Finalmente, las pruebas funcionales realizadas con pilotos reales validaron la usabilidad de la plataforma y su pertinencia para el público objetivo. Las observaciones recopiladas permitieron identificar oportunidades de mejora, que ya han sido incorporadas o están previstas para futuras iteraciones, consolidando el compromiso de Racechamp con la mejora continua y la satisfacción del usuario.

En conclusión, Racechamp representa un punto de inflexión en la forma en que el automovilismo zonal accede y aprovecha la telemetría. Su desarrollo no solo demuestra la viabilidad técnica de integrar Machine Learning con análisis de datos, sino también el impacto que la innovación tecnológica puede tener en disciplinas tradicionalmente limitadas por barreras económicas o de conocimiento. De este modo, Racechamp no solo cumple con los objetivos iniciales del trabajo, sino que abre el camino hacia una nueva era de análisis inteligente y accesible en el automovilismo argentino.

8. Bibliografía

ACTC, 2024. Arrancó una nueva etapa. ACTC.org.ar [en línea]. [consulta: 16 junio 2025].

Disponible en: https://actc.org.ar/tc/noticias/arranc-oacute-una-nueva-etapa_11539.html.

Aim Shop - Motorsport Data Acquisition Equipment. *AimShop.com* [en línea], [sin fecha]. [consulta: 25 mayo 2025]. Disponible en: <https://www.aimshop.com/>.

BATTAT, M., [sin fecha]. Who's in a Racing Crew? | Driven by Battat. [en línea]. [consulta: 20 mayo 2025]. Disponible en: <https://drivenbybattat.com/blog/whos-in-a-racing-crew/>.

BECKMAN, B., 2008. *The Physics Of Racing* [en línea]. 25 abril 2008. S.l.: s.n. [consulta: 21 mayo 2025]. Disponible en: http://autoxer.skiblack.com/phys_racing/contents.htm.

BROWN, S., 2015. *The C4 model for visualising software architecture* [en línea]. S.l.: Leanpub. [consulta: 29 agosto 2025]. Disponible en: <https://leanpub.next/visualising-software-architecture>

CDA, 2025. *Reglamento Deportivo Automovilístico* [en línea]. 2025. S.l.: s.n. [consulta: 20 mayo 2025]. Disponible en: <https://perio.unlp.edu.ar/catedras/wp-content/uploads/sites/19/2020/04/3-APUNTE-AUTOMOVILISMO.pdf>.

CDA : Comisión Deportiva Automovilística del ACA. [en línea], [sin fecha]. [consulta: 19 mayo 2025]. Disponible en: <https://www.cdaaca.org.ar/>.

Cornering Technique. [en línea], [sin fecha]. [consulta: 20 mayo 2025]. Disponible en: https://www.formula1-dictionary.net/cornering_tech.html.

DESS, G.G., MCNAMARA, G., EISNER, A.B. y LEE, S.-H., 2019. Strategic management: text & cases. Ninth edition. Singapore: McGraw-Hill Education. ISBN 978-981-31-5857-3.

FERNÁNDEZ, S.N., 2020. *AUTOMOVILISMO DEPORTIVO* [en línea]. 2020. S.l.: s.n. [consulta: 19 mayo 2025]. Disponible en: <https://perio.unlp.edu.ar/catedras/wp-content/uploads/sites/19/2020/04/3-APUNTE-AUTOMOVILISMO.pdf>.

HAYKIN, S.S., 2009. *Neural Networks and Learning Machines*. S.l.: Prentice Hall. Neural networks and learning machines, ISBN 978-0-13-147139-9.

HOLDSWORTH, J. y SCAPICCHIO, M., 2024. ¿Qué es el deep learning? | IBM. [en línea].

[consulta: 26 mayo 2025]. Disponible en:
<https://www.ibm.com/es-es/think/topics/deep-learning>.

Home. *MyRaceLab* [en línea], [sin fecha]. [consulta: 1 junio 2025]. Disponible en:
<https://www.myracelab.com/>.

HUAWEI TECHNOLOGIES CO., Ltd., 2023. Overview of Deep Learning. En: , *Artificial Intelligence Technology* [en línea]. Singapore: Springer Nature, pp. 87-122. [consulta: 26 mayo 2025]. ISBN 978-981-19-2879-6. Disponible en:
https://doi.org/10.1007/978-981-19-2879-6_3.

JANIESCH, C., ZSCHECH, P. y HEINRICH, K., 2021. Machine learning and deep learning. *Electronic Markets* [en línea], vol. 31, no. 3, pp. 685-695. [consulta: 26 mayo 2025]. ISSN 1422-8890. DOI 10.1007/s12525-021-00475-2. Disponible en:
<https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>.

LOPEZ, G. y SEABER, A., 2009. The Theory And Practice Of Race Vehicle Data Acquisition And Analysis In Motor Sports Engineering Education. *2009 Annual Conference & Exposition* [en línea]. S.l.: s.n., pp. 14.1257.1-14.1257.17. [consulta: 21 mayo 2025]. Disponible en:
<https://scholar.archive.org/work/tnut2ig3rgazlfgf6nhezlq54/access/wayback/https://peer.asee.org/4814.pdf>.

MCCULLOCH, W. y PITTS, W., 1943. *A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity*. S.l.: University Press.

NETTING, D., [sin fecha]. Advance Racing Lines: Squaring Off and Late Apexes. [en línea]. [consulta: 20 mayo 2025]. Disponible en:
<https://lifeatlean.com/late-apex-advance-racing-lines/>.

Organisation | Federation Internationale de l'Automobile. *Organisation* [en línea], [sin fecha]. [consulta: 19 mayo 2025]. Disponible en: <https://www.fia.com/organisation>.

PORTER, M.E., 1980. *Competitive strategy: techniques for analyzing industries and competitors*. 52. printing. New York: Free Press. ISBN 978-0-029-25360-1.

Puntuación de rendimiento de Lighthouse. Chrome for Developers [en línea], [sin fecha]. [consulta: 28 octubre 2025]. Disponible en:
<https://developer.chrome.com/docs/lighthouse/performance/performance-scoring?hl=es-419>.

RaceStudio 3 Analysis — RaceStudio3 latest documentation. [en línea], [sin fecha]. [consulta: 31 mayo 2025]. Disponible en:

<https://www.aim-sportline.com/docs/racestudio3/manual/html/analysis.html#>.

RUSSELL, S.J. y NORVIG, P., 2010. *Artificial Intelligence: A Modern Approach*. S.I.: Prentice Hall. Prentice Hall series in artificial intelligence, ISBN 978-0-13-604259-4.

SERGERS, J., 2014. *Analysis Techniques for Racecar Data Acquisition*. 2nd ed. Warrendale: SAE International. ISBN 978-0-7680-8081-0.

SHIEBER, S.M., 2004. *The Turing Test: Verbal Behavior as the Hallmark of Intelligence*. S.I.: MIT Press. A Bradford Book, ISBN 978-0-262-26542-3.

STRYKER, C. y HOLDSWORTH, J., 2021. ¿Qué es el PLN (procesamiento del lenguaje natural)? | IBM. [en línea]. [consulta: 26 mayo 2025]. Disponible en: <https://www.ibm.com/es-es/think/topics/natural-language-processing>.

STRYKER, C. y KAVLAKOGLU, E., 2024. ¿Qué es la Inteligencia artificial (IA)? | IBM. [en línea]. [consulta: 26 mayo 2025]. Disponible en: <https://www.ibm.com/es-es/think/topics/artificial-intelligence>.

SXDRV, 2021. Driving Skills: How To Find The Perfect Racing Line. *SXdrv* [en línea]. [consulta: 20 mayo 2025]. Disponible en: <https://sxdrv.com/article/how-to-find-the-perfect-racing-line-driving-skills>.

Track Attack. [en línea], [sin fecha]. [consulta: 29 mayo 2025]. Disponible en: <https://trackattack.io/>.

TURING, A.M., 1950. Computing Machinery and Intelligence. *Mind*, vol. 59, no. 236, pp. 433-460. ISSN 0026-4423.

U.S. Department of the Treasury. [en línea], 2025. [consulta: 7 octubre 2025]. Disponible en: <https://home.treasury.gov/resource-center/data-chart-center/interest-rates/TextView>.

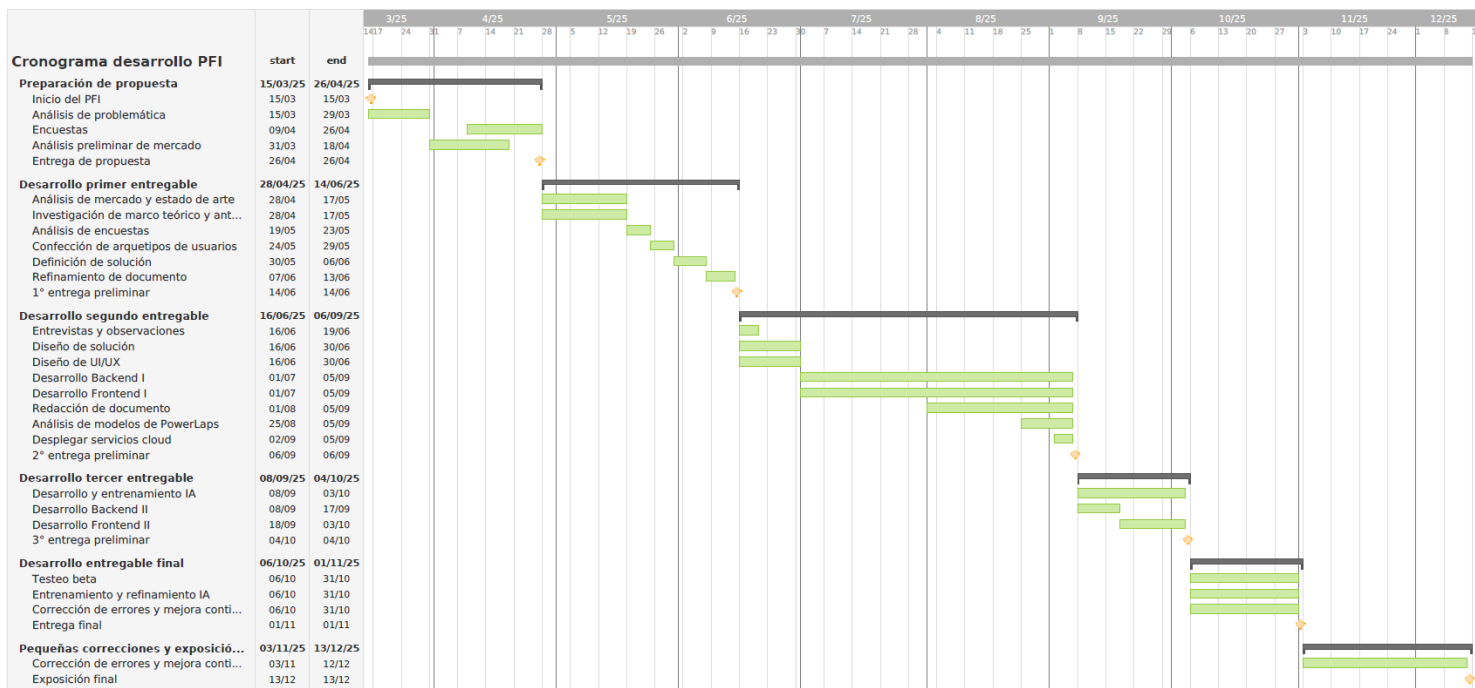
Web Content Accessibility Guidelines (WCAG) 2.1. [en línea], 2025. [consulta: 29 agosto 2025]. Disponible en: <https://www.w3.org/TR/WCAG21/>.

WHEELEN, T.L., 2018. Strategic management and business policy: globalization, innovation, and sustainability. Fifteenth edition. Global edition. New York, NY: Pearson. ISBN 978-129-22-1549-5.

WOOD, R., 2015. Auto Racing the Sport. *Auto (Car) Racing* [en línea]. [consulta: 18 mayo 2025]. Disponible en: <https://www.topendsports.com/sport/list/auto-racing.htm>.

9. Anexo

9.1. Cronograma de actividades



Cronograma de desarrollo de proyecto representado en Gantt (Elaboración propia 2025)

La presente imagen muestra el plan de ejecución del proyecto desde marzo del presente año para la presentación de la propuesta hasta la exposición final; marcando los tiempos de cada entrega preliminar y las sub tareas asignadas en cada etapa.

9.2. Encuestas

Se adjuntan las preguntas realizadas en formato de encuesta a distintas personas que participan de carreras en categorías amateur en Argentina. Las mismas se agrupan según vista del usuario:

Rol dentro del equipo

- ¿Qué rol cumplís dentro del equipo de competición? (respuesta múltiple)
 - Piloto
 - Mecánico
 - Jefe de equipo
 - Otros (respuesta abierta)
- ¿En qué tipo de auto corrés/trabajás? (respuesta múltiple)
 - Fórmula
 - Turismo
 - Karting
 - Otros (respuesta abierta)
- ¿En qué categoría corrés o trabajás actualmente? (pregunta abierta)
- ¿Con qué frecuencia participás de competencias o sesiones de entrenamiento? (una opción)
 - 1 vez al mes
 - 2 veces al mes
 - 3 o más veces al mes
 - Esporádicamente
- ¿Qué tan de acuerdo estás con la siguiente frase? "La adquisición y análisis de datos ayuda a mejorar el rendimiento en pista." (una opción)
 - Completamente de acuerdo
 - De acuerdo
 - Ni de acuerdo ni en desacuerdo
 - En desacuerdo
 - Completamente en desacuerdo
- ¿Registrás datos del funcionamiento del auto durante la carrera o pruebas? (una opción)
 - Si (deriva a sección Sistema de recolección de datos)

- No (deriva a sección ¿Y si tuvieras una herramienta que te facilite este análisis?)

¿Y si tuvieras una herramienta que te facilite este análisis?

- ¿Qué motivos te llevaron hasta ahora a no registrar datos? (respuesta múltiple)
 - Falta de tiempo
 - Falta de conocimiento técnico
 - Costo del equipamiento
 - No le veo utilidad
 - Otros (respuesta abierta)
- ¿Te interesaría empezar a registrar datos del auto si existiera una app que te ayude a analizarlos fácilmente y mejorar el rendimiento? (una opción)
 - Sí
 - No
 - Tal vez
- ¿Qué tipo de sugerencia te parecerían más útiles? (respuesta múltiple - deriva a sección de agradecimiento)
 - Cambios de trazada
 - Puntos de frenado recomendados
 - Trayectos de aceleración más eficientes
 - Otros (respuesta abierta)

Sistema de recolección de datos

- ¿Qué tipo de información recolectás actualmente? (respuesta múltiple)
 - Tiempos de vuelta
 - RPM
 - Velocidad
 - Temperatura

- Presiones de neumáticos
- Posición en pista (GPS)
- Otros (respuesta abierta)
- ¿Qué sistema o dispositivo utilizás para adquirir los datos? (respuesta múltiple)
 - Sistema externo de adquisición (ej: AIM, Alfano, otros)
 - Sensores conectados a dispositivos móviles
 - No usamos sistemas de adquisición
 - Otros (respuesta abierta)
- Si utilizás un sistema externo, ¿qué utilizas? (respuesta múltiple)
 - AIM (Mychron 4, 5, 6, 2t)
 - Alfano (7 1t, 7 2t, etc)
 - Motec
 - Otros (respuesta abierta)
- Si utilizás sensores, ¿qué utilizás? (pregunta abierta)
- ¿Solés revisar los datos recolectados? (una opción)
 - Si (deriva a sección Información sobre análisis de datos recolectados)
 - No (deriva a sección Interés en propuesta)
- Si respondiste "No", ¿por qué? (una opción)
 - Es muy difícil
 - No sé cómo hacerlo
 - No tengo tiempo
 - Otros (respuesta abierta)

Información sobre análisis de datos recolectados

- ¿Con qué frecuencia analizas los datos registrados? (una opción)
 - Después de cada tanda
 - Solo después de finalizar el día
 - Solo cuando hay un problema

- ¿Utilizás alguna aplicación o software para ver los datos recolectados? (una opción)
 - Sí
 - No
- Si utilizás un software, ¿de cuál se trata? (pregunta abierta)
- Si tuvieras que determinar la dificultad para interpretar los datos recolectados, ¿qué dificultad seleccionarías? (una opción)
 - Muy difícil
 - Difícil
 - Fácil
 - Muy fácil
- ¿Qué información solés visualizar? (respuesta múltiple - deriva a sección Interés en propuesta)
 - Comportamiento en frenadas y aceleraciones
 - Comparación entre vueltas o pilotos
 - Errores o fallas del auto (falta de velocidad, potencia, temperatura)
 - Otros (respuesta abierta)

Interés en propuesta

- ¿Te interesaría una aplicación que analice automáticamente los datos recolectados y brinde sugerencias para mejorar el rendimiento? (una opción)
 - Sí
 - No
- Si respondiste "No", ¿por qué? (pregunta abierta)
- ¿Qué funcionalidades o análisis te parecerían útiles en un software de este estilo? (respuesta múltiple)
 - Cantidad y tiempo de vueltas (total, vuelta más rápida, vuelta óptima)
 - Velocidad (máxima, promedio, etc.)

- Visualización de trazadas
- Posibilidad de registrar datos de configuración del auto
- Otros (respuesta abierta)
- ¿Qué tipo de sugerencia te parecerían más útiles? (respuesta múltiple)
 - Cambios de trazada
 - Puntos de frenado recomendados
 - Trayectos de aceleración más eficientes
 - Otros (respuesta abierta)
- En caso que desees, podés dejar tu nombre y teléfono o email para participar en pruebas o recibir novedades (pregunta abierta - deriva a sección de agradecimiento)

9.3. C4 Model - Diagramas de componentes

9.3.1. Backend

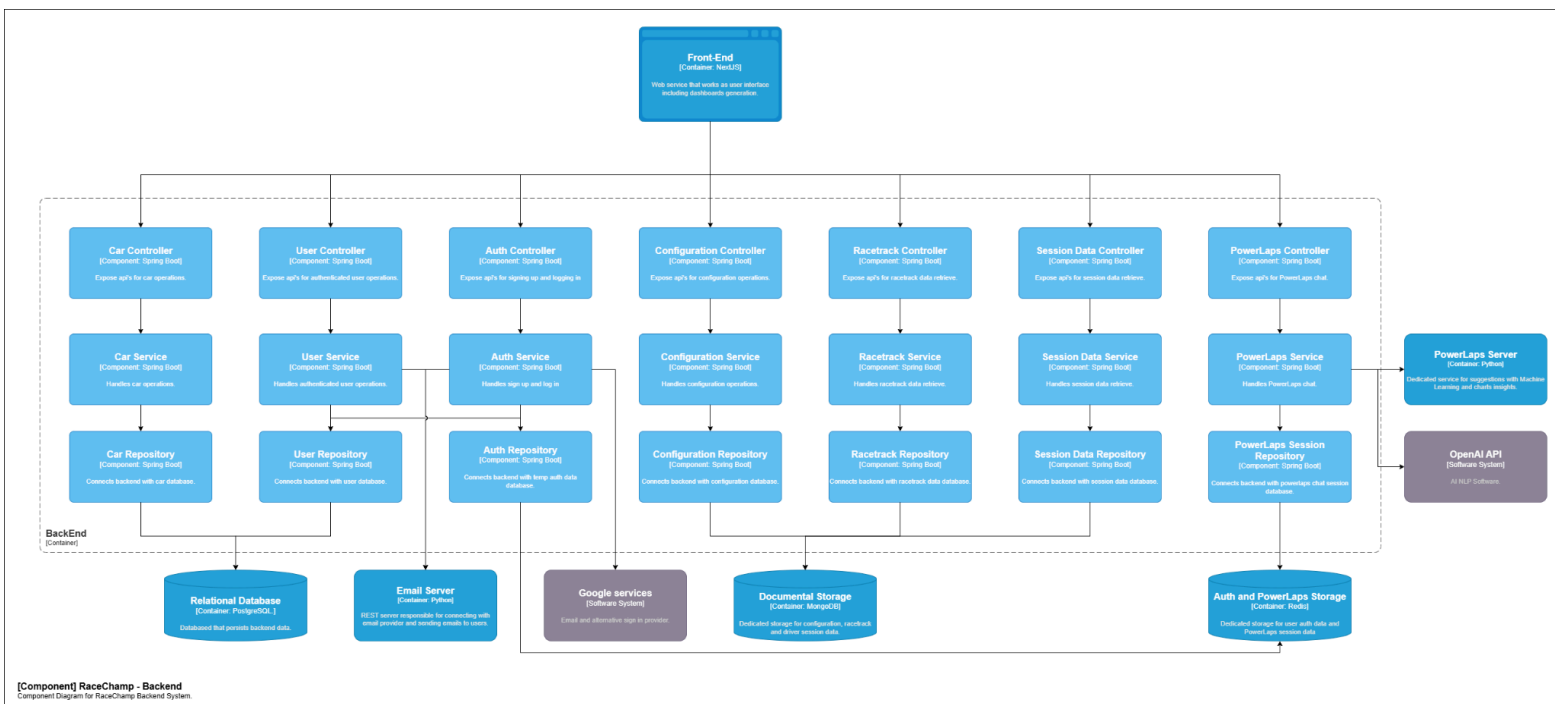


Diagrama de componente de Backend (Elaboración propia 2025)

El componente de Backend se encuentra integrado por siete grupos:

- Controlador de autenticación (público): encargado de operaciones en las que los usuarios no están todavía autenticados como el registro, el acceso a la cuenta o recuperación de contraseña ante un olvido.
- Controlador de usuario: encargado de operaciones de usuario como modificación de datos o contraseña, eliminación de la cuenta, y creación de autos y configuraciones.
- Controlador de auto: encargado de operaciones sobre autos previamente creados, ya sea obtención, eliminación y crear notas.

- Controlador de configuraciones: encargado de operaciones sobre configuraciones previamente creadas, ya sea obtención, eliminación.
- Controlador de autódromos: encargado de brindar información sobre los autódromos cargados en la aplicación y sus circuitos.
- Controlador de sesiones: encargado de la obtención o eliminación de las sesiones de carreras previamente cargadas por un usuario.
- Controlador de PowerLaps: encargados de manejar la interacción entre el frontend y el servidor de inteligencia artificial para enriquecer el análisis de sesiones para los usuarios.

Cada grupo se vale principalmente de controladores, que exponen los endpoints REST API; de servicios que tienen lógica de negocio y procesamiento; y de repositorios para la interacción con las bases de datos.

En el diagrama se puede observar que los grupos de usuario y auto poseen conexión con la base de datos relacional; los grupos de PowerLaps y autenticación, con la base de datos de clave-valor; y el resto con la base de datos documental. También se puede visualizar la conexión del servicio de PowerLaps con el servidor de inteligencia artificial y la API de OpenAI.

El grupo de autenticación se conecta con servicios de autenticación de Google en caso de que el usuario haya iniciado sesión mediante esta plataforma, para solicitar información del usuario como nombre, email y foto de perfil. En adición, junto con el grupo de usuario, se conecta con el servidor de email con el fin de enviarle una notificación al registrarse, solicitar cambio de contraseña y/o modificar esta última.

Todos los controladores, excepto el de autenticación catalogado como público, utilizan como mecanismo de autenticación el JWT. Este token es generado en el servicio de autenticación de este componente.

9.3.2. Data Processing Service

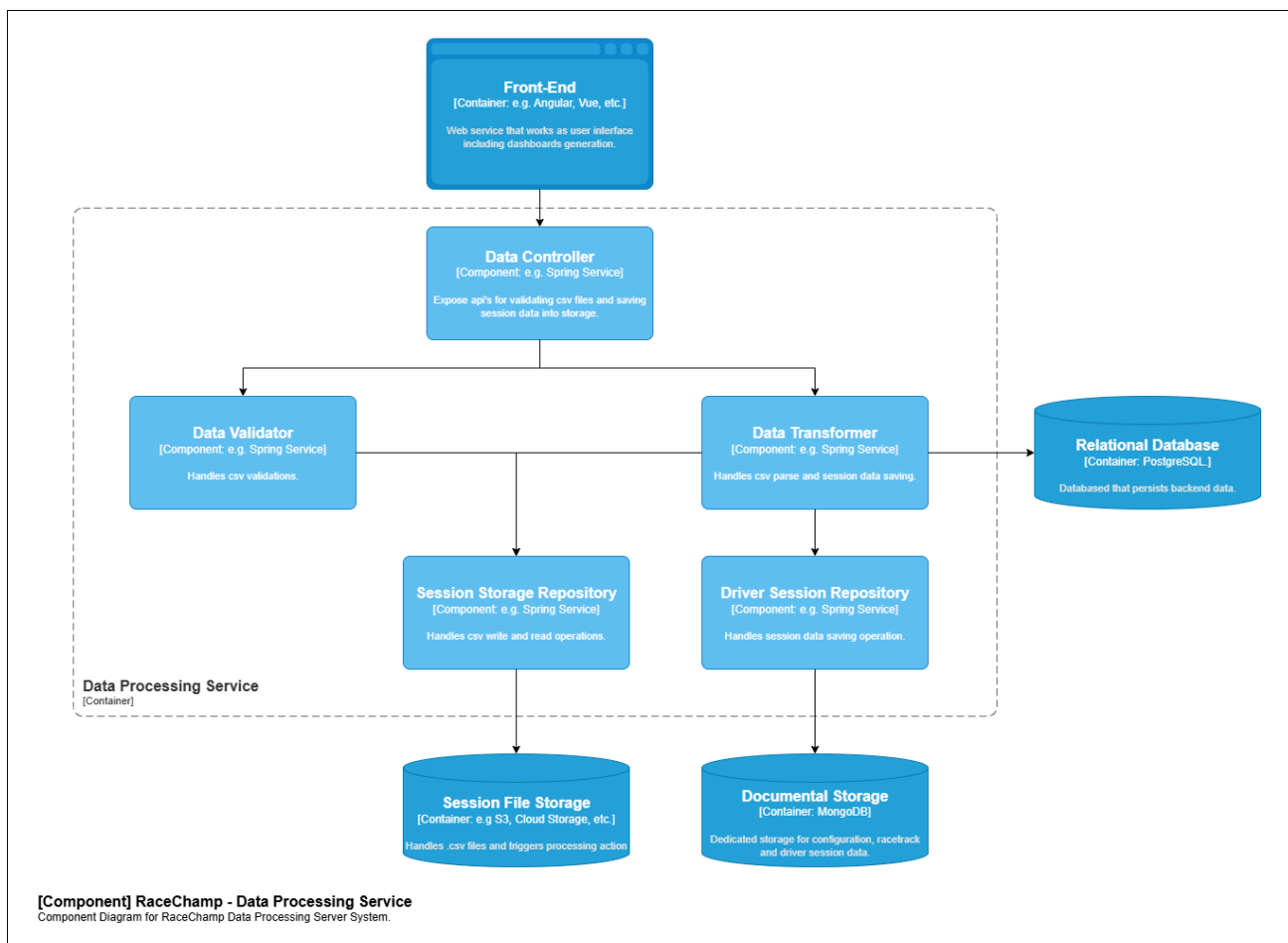


Diagrama de componente de servicio de procesamiento de datos (Elaboración propia 2025)

El componente de Data Processing Service cuenta con dos únicos servicios con responsabilidades limitadas. En primer lugar, el servicio de validación del archivo .csv donde se verifica que cumpla con el formato esperado, se genera metadata y se almacena temporalmente esperando la confirmación de la carga del usuario. En segundo lugar, está el servicio de guardado que, con la información del archivo e información cargada por el

usuario, como la configuración, vueltas y auto relacionado a la sesión; se crea el documento que será almacenado en la base de datos y se elimina del directorio el archivo.

Siguiendo el diagrama, el servicio REST de validación utiliza al validador de datos (Data Validator), mientras que el de guardado, al transformador de datos (Data Transformer).

Al igual que el Backend, ambos servicios del componente poseen autenticación mediante JWT. Sin embargo, a diferencia del primero, solo lee el JWT y no lo genera.

9.3.3. PowerLaps Server

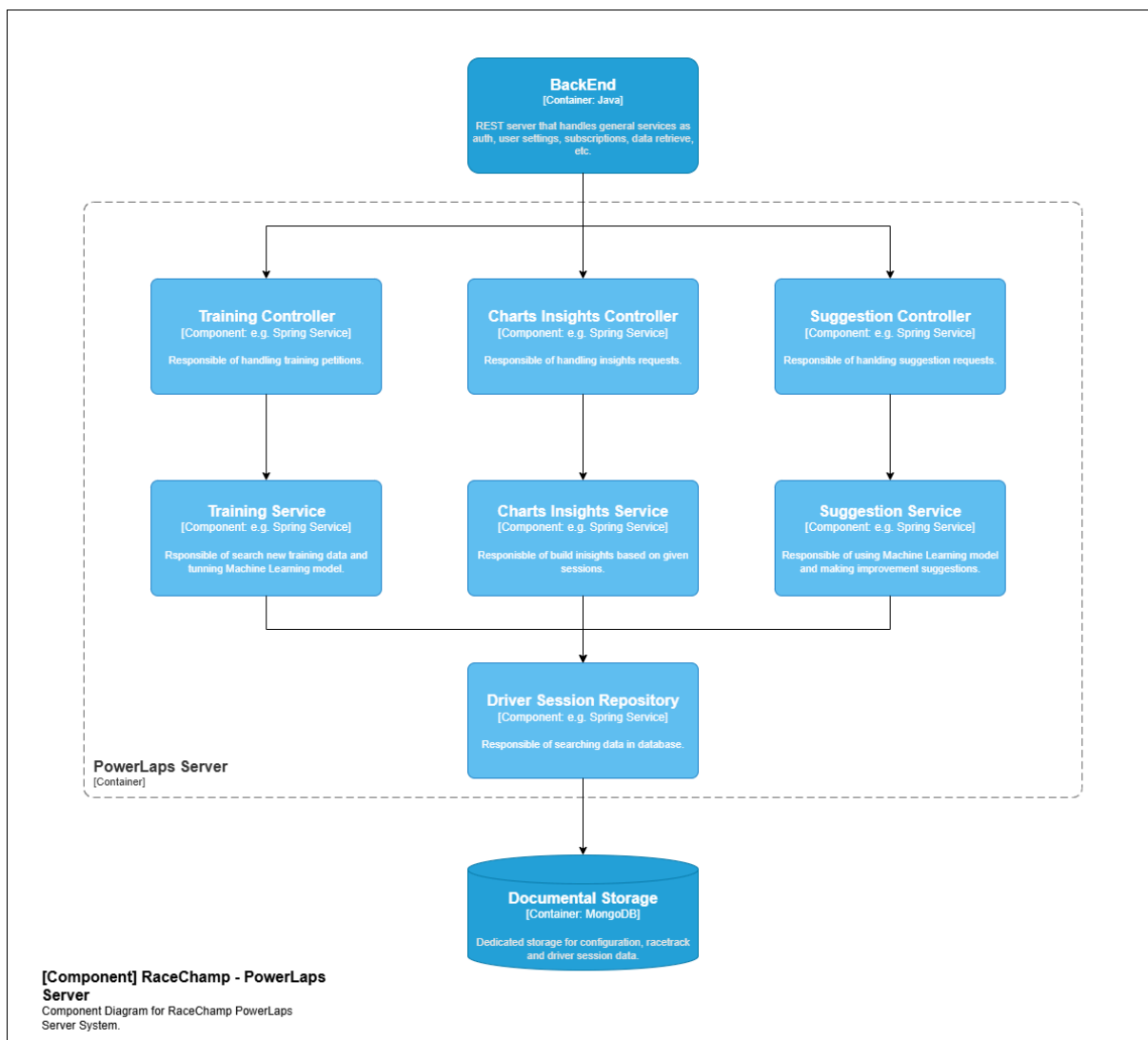


Diagrama de componente de servidor de inteligencia artificial (Elaboración propia 2025)

Este contenedor del servidor de inteligencia artificial posee tres grupos fundamentales que son: los componentes de entrenamiento, los de insights de gráficos y los componentes de sugerencias. Los tres grupos poseen su correspondiente controlador, responsable de exponer los servicios mediante REST.

Para el caso de los servicios de entrenamiento, no se encuentra disponible para la ejecución mediante Backend o alguna interacción proveniente desde el Frontend o acción interna. Es decir, el entrenamiento se realizará con mecanismos específicos de autenticación solo para mantenedores de Racechamp. Este servicio está encargado de leer información proveniente de la base de datos documental para refinar el modelo de Machine Learning, PowerLaps.

Por otro lado, el grupo de sugerencias sí estará expuesto para la conexión con el contenedor de Backend con el fin de acceder a las sugerencias generadas por PowerLaps y comunicarlas finalmente al usuario que esté analizando sus sesiones.

Por último, el grupo de generación de insights de gráficos también está expuesto al Backend y tiene el objetivo de resumir datos que el usuario puede ver en gráfico de velocidad, de frenada, de aceleración o un paneo general de las sesiones; tan solo valiéndose de factores como promedio de velocidad, velocidad máxima y otras mediciones más, para ayudar al usuario a interpretar la información. Este grupo no usa el modelo de PowerLaps.

Dado el volumen de datos, la optimización de recursos y performance son cuestiones claves de consideración a la hora de diseñar y desarrollar el contenedor.

9.3.4. Email Server

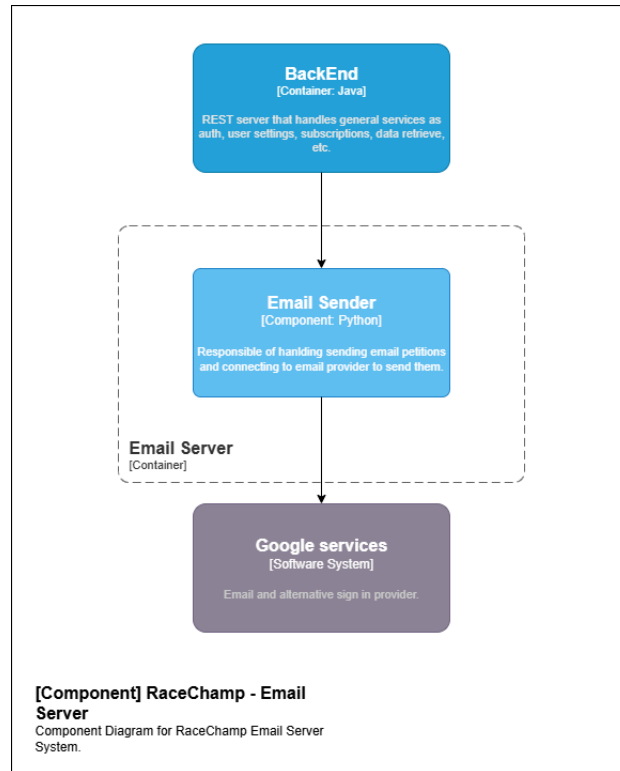


Diagrama de componente de servidor de email (Elaboración propia 2025)

Como se dijo en la sección principal “3.3.2.1 C4 Model”, el servidor de email de Racechamp provee a nuestro sistema una capa de abstracción respecto de cualquier proveedor del servicio de envío, que se encarga específicamente de mandar el email con los datos que recibe y que se encuentra alojada en un servicio serverless que no impacta en los costos de Racechamp.

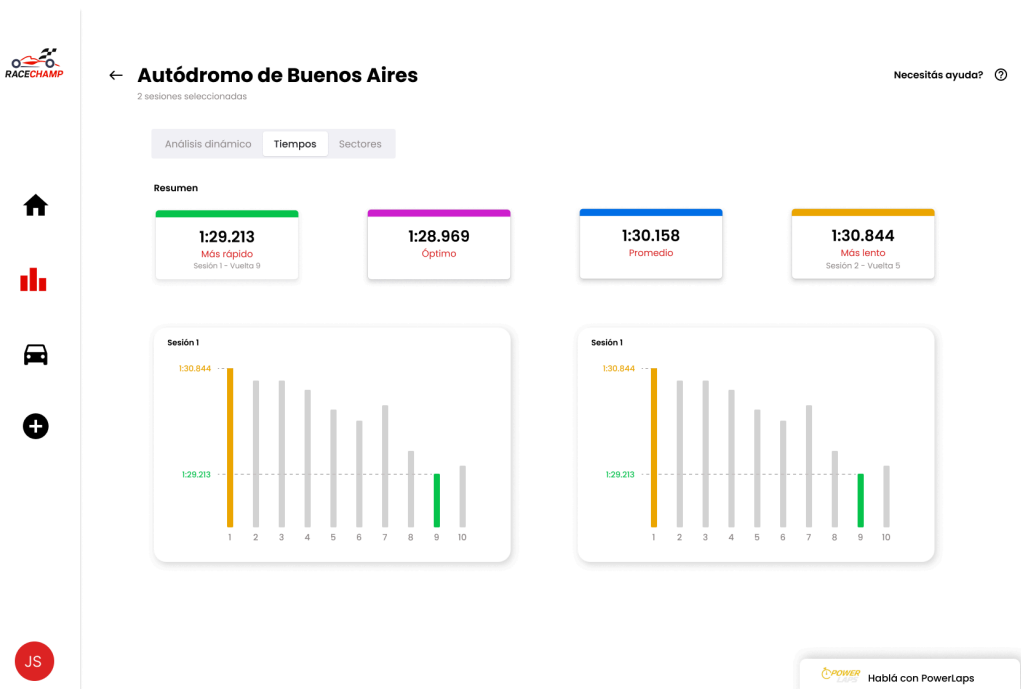
9.4. Pantallas de UI

9.4.1. Sesión

The screenshot displays the RACECHAMP application interface. On the left is a vertical sidebar with icons for home, bar chart, car, plus, and a red circle with 'DA'. The main content area is titled 'Tus sesiones' and includes a search bar, a 'Filtros' button, and a 'Ordenar por' dropdown. Below this, a table lists sessions with columns for 'Circuito', 'Auto', 'Fecha', 'Cantidad de vueltas', 'Tipo', and 'Acciones'. The first two rows are checked. A pagination bar shows page 1 of 5, and a red button at the bottom says 'Analizar sesiones seleccionadas'. A red button in the top right corner says 'Importar Sesión'.

<input type="checkbox"/>	Circuito	Auto	Fecha	Cantidad de vueltas	Tipo	Acciones
<input checked="" type="checkbox"/>	Autódromo de Buenos Aires	Formula Negro	18/05/2025 09:54	10	Clasificación	
<input checked="" type="checkbox"/>	Autódromo de Buenos Aires	Formula Negro	18/05/2025 09:54	10	Clasificación	
<input type="checkbox"/>	Autódromo de Buenos Aires	Formula Negro	18/05/2025 09:54	10	Clasificación	
<input type="checkbox"/>	Autódromo de Buenos Aires	Formula Negro	18/05/2025 09:54	10	Clasificación	
<input type="checkbox"/>	Autódromo de Buenos Aires	Formula Negro	18/05/2025 09:54	10	Clasificación	
<input type="checkbox"/>	Autódromo de Buenos Aires	Formula Negro	18/05/2025 09:54	10	Clasificación	

Pantalla de listado de sesiones cargadas (Elaboración propia 2025)



Pantalla de análisis de sesiones con selección de “Tiempos” (Elaboración propia 2025)

Autódromo de Buenos Aires
2 sesiones seleccionadas

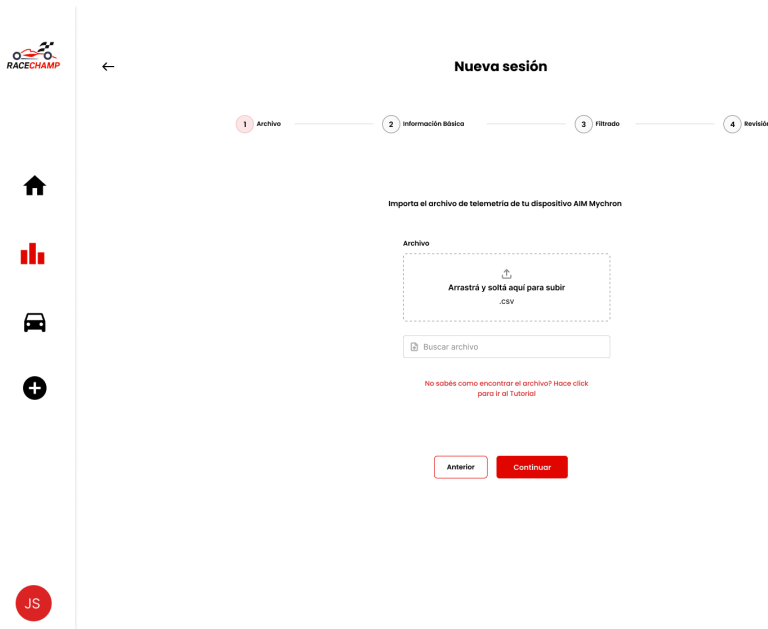
Sesión	Vuelta		1	2	3	4	5	6
Sesión 1	1	1:30.844	+1.631	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	2	1:30.741	+1.528	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	3	1:30.743	+1.530	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	4	1:30.640	+1.427	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	5	1:30.032	+0.819	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	6	1:30.013	+0.800	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	7	1:30.410	+1.197	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	8	1:29.530	+0.317	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	9	1:29.213	+0.000	0:27.807	0:34.403	0:27.003		
	10	1:29.419	+0.206	0:28.201	0:34.159	0:27.359		
Sesión 2	1	1:30.844	+1.631	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	2	1:30.741	+1.528	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	3	1:30.743	+1.530	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	4	1:30.640	+1.427	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	5	1:30.032	+0.819	0:00.000	0:00.000	0:00.000		
	6	1:30.013	+0.800	0:00.000	0:00.000	0:00.000		

Pantalla de análisis de sesiones con selección de “Sectores” (Elaboración propia 2025)

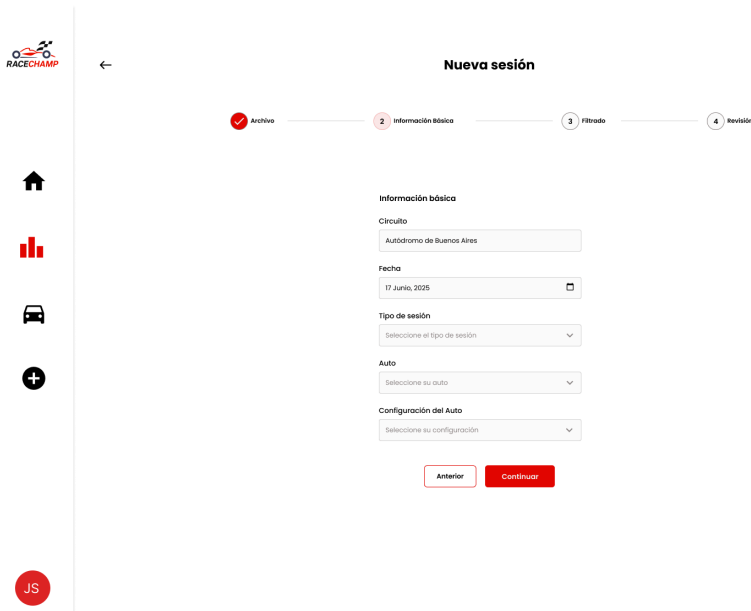


Pantalla de análisis de sesiones, parte inferior, vista de recorrido en mapa(Elaboración propia 2025)

9.4.2 Crear sesión



Pantalla de carga de nueva sesión, paso 1 (Elaboración propia 2025)



Pantalla de carga de nueva sesión, paso 2 (Elaboración propia 2025)

Nueva sesión

1 Archivo — 2 Información Básica — 3 **Filtrado** — 4 Revisión

Filtrado
Hemos detectado 13 vueltas. En esta sección podés seleccionar cuáles querés conservar para el análisis.
Por ejemplo, podés quitar la vuelta de salida de boxes o las que tengan tiempos poco representativos.

<input checked="" type="checkbox"/>	Nº	Tiempo
<input type="checkbox"/>	1	1:43.844
<input type="checkbox"/>	2	1:36.741
<input checked="" type="checkbox"/>	3	1:30.743
<input checked="" type="checkbox"/>	4	1:30.640
<input checked="" type="checkbox"/>	5	1:30.032
<input checked="" type="checkbox"/>	6	1:30.013
<input checked="" type="checkbox"/>	7	1:30.410

Seleccionar todas — Deseleccionar todas

Vas a conservar 13 vueltas para el análisis.
Se excluyeron 2 vueltas.

Anterior Continuar

Pantalla de carga de nueva sesión, paso 3 (Elaboración propia 2025)

Nueva sesión

1 Archivo — 2 Información Básica — 3 Filtrado — 4 **Revisión**


Revisión final
Este es el resumen de la sesión que estás por guardar. Verificá que la información sea correcta antes de continuar.

Archivo telemetria-viernes.csv
Circuito Autódromo de Buenos Aires
Fecha 17 Junio, 2025
Auto Formula Negro
Configuración Pista Seca #1
Vueltas 13 seleccionadas

Anterior Crear
Descartar sesión

Pantalla de carga de nueva sesión, paso 4 (Elaboración propia 2025)

9.4.3. Login/Registro



Bienvenido!
Regístrate para llegar al Podio!

Nombre

Apellido

Email


Contraseña

Repite tu contraseña

Regístrate

[¿Ya tenés una cuenta? Inicia Sesión!](#)

Pantalla de registro de nuevo usuario (Elaboración propia 2025)




Iniciar Sesión
Accede para salir campeón!

Email

Contraseña

[Olvidaste tu contraseña?](#)

Iniciar Sesión

 **Iniciar sesión con Google**

[No tenés una cuenta? Regístrate!](#)

Pantalla de inicio de sesión de usuario (Elaboración propia 2025)

9.4.4. Auto

The screenshot shows the 'Formula Negro' car profile in the RACECHAMP application. The interface includes a sidebar with navigation icons (home, bar chart, car, plus) and a red 'DA' button at the bottom. The main content area features a car image, a statistics dashboard, and a sessions list.

Formulario: Formula 5 (activo), Editar Auto

Estadísticas (1 Julio, 2025 - 30 Julio, 2025):

- 192.8 km (Distancia recorrida)
- 173 min (Tiempo corrido)
- 16 Sesiones
- 143 Vueltas
- 178 km/h (velocidad máxima)

Sesiones (Importar sesión):

Autódromo de Buenos Aires	Autódromo de Buenos Aires	Autódromo de Buenos Aires	Autódromo de Buenos Aires
18 de Junio, 2025 Formula Azul	18 de Junio, 2025 Formula Azul	18 de Junio, 2025 Formula Azul	18 de Junio, 2025 Formula Azul
Vueltas: 10	Vueltas: 10	Vueltas: 10	Vueltas: 10
Mejor Tiempo: 1:11.056	Mejor Tiempo: 1:11.056	Mejor Tiempo: 1:11.056	Mejor Tiempo: 1:11.056
Tiempo Total: 12:16min	Tiempo Total: 12:16min	Tiempo Total: 12:16min	Tiempo Total: 12:16min
Ver mas	Ver mas	Ver mas	Ver mas

Pantalla de visualización de un auto, parte superior (Elaboración propia 2025)

The dashboard displays four race result cards for the Autódromo de Buenos Aires, each showing 10 laps, a best time of 1:11.056, and a total time of 12:16min. Below these are two panels: 'Notas' (Notes) with three entries about car instability and aerodynamic efficiency, and 'Configuraciones' (Configurations) with a table of track settings.

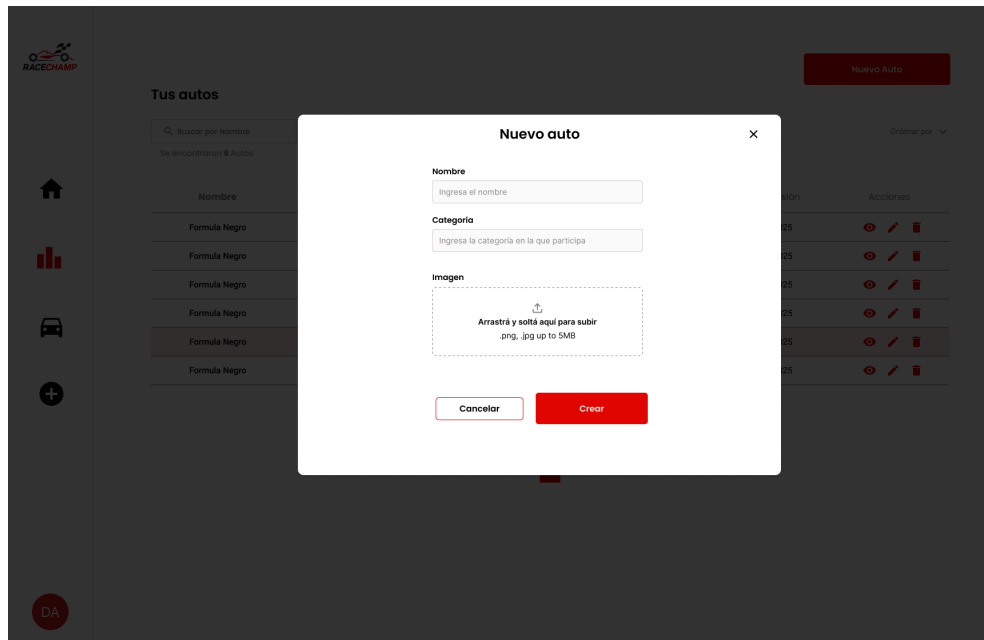
Configuración	Fecha		
Pista Secca #1	18/05/2025	👁️	✏️
Pista Secca #2	18/05/2025	👁️	✏️
Pista Mojada #1	18/05/2025	👁️	✏️
Pista Mojada #2	18/05/2025	👁️	✏️

Pantalla de visualización de un auto, parte inferior(Elaboración propia 2025)

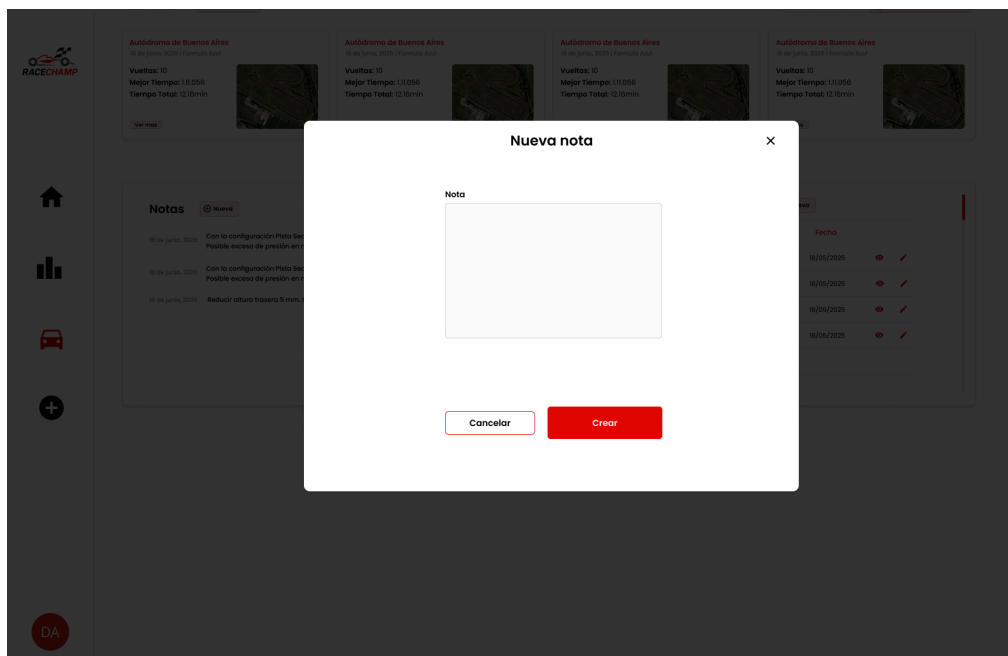
The 'Tus autos' screen shows a list of six cars, all named 'Formula Negro' and categorized as 'Formula 5'. Each car has 143 registered laps and 5 sessions, with the last session on 18/05/2025. The interface includes a search bar, filters, and a 'Nuevo Auto' button.

Nombre	Categoría	Vueltas Registradas	Total de sesiones	última Sesión	Acciones
Formula Negro	Formula 5	143	5	18/05/2025	👁️ ✏️ 🗑️
Formula Negro	Formula 5	143	5	18/05/2025	👁️ ✏️ 🗑️
Formula Negro	Formula 5	143	5	18/05/2025	👁️ ✏️ 🗑️
Formula Negro	Formula 5	143	5	18/05/2025	👁️ ✏️ 🗑️
Formula Negro	Formula 5	143	5	18/05/2025	👁️ ✏️ 🗑️
Formula Negro	Formula 5	143	5	18/05/2025	👁️ ✏️ 🗑️

Pantalla de listado de autos previamente creados (Elaboración propia 2025)



Pantalla de creación de un nuevo auto (Elaboración propia 2025)



Pantalla de creación de una nota de un auto (Elaboración propia 2025)

9.5. Detalle de accesibilidad

Tabla: Definición de atributos según WCAG 2.1 (Elaboración propia 2025)

Título	Subtítulo	Ítem	Descripción	Implementación	
1. Percibible	1.1 Textos alternativos	1.1.1 Contenido no textual	Todo contenido no textual (imágenes, íconos) debe tener texto alternativo que describa su función.	Los íconos y gráficos cuentan con descripciones textuales o etiquetas, permitiendo que los lectores de pantalla interpreten el contenido.	
		1.3 Adaptable	1.3.1 Información y relaciones	Las relaciones entre elementos (tablas, listas, formularios) deben ser programáticamente determinables.	La jerarquía visual (títulos, tablas y tarjetas) está construida con etiquetas semánticas para que los usuarios comprendan relaciones entre elementos.
	1.3.2. Secuencia				
	1.4. Distinguible	1.4.3 Contraste mínimo		El contraste entre texto y fondo debe cumplir una relación mínima de 4.5:1.	Se aplican colores con alto contraste (gris oscuro, blanco y rojo) para garantizar legibilidad.
			1.4.4 Redimensionar texto	El texto debe poder redimensionarse hasta 200% sin pérdida de funcionalidad.	La maquetación flexible con CSS y el framework de renderización permiten aumentar el tamaño del texto manteniendo la estructura.
			1.4.10. Reflow	El contenido debe reacomodarse cuando se cambia el tamaño de la ventana o pantalla sin tener que scrollear en dos dimensiones.	La grilla de diseño es responsive y reacomoda componentes, manteniendo accesibilidad en móviles.

Tabla: Definición de atributos según WCAG 2.1, cont. (Elaboración propia 2025)

Título	Subtítulo	Ítem	Descripción	Implementación
2. Operable	2.1 Accesibilidad con teclado	2.1.1 Teclado	Todas las funciones deben estar disponibles desde el teclado.	El diseño de navegación lateral y botones está diseñado para el acceso vía tabulación.
	2.3 Convulsiones y reacciones físicas	2.3.2 Tres destellos	No debe haber contenido que destelle más de tres veces por segundo.	Ninguna animación contiene destellos o parpadeos.
	2.4. Navegable	2.4.3 Orden del foco	Los componentes reciben el foco en un orden que preserva el significado y la operatividad.	La disposición de la página sigue un orden secuencial: barra lateral → estadísticas → carreras → sesiones.
		2.4.4 Propósito de los enlaces	Los enlaces deben describir su destino claramente.	Los botones indican claramente su función, ya sea de forma verbal o visual.
		2.4.6 Encabezados y etiquetas	Encabezados y etiquetas describen claramente el contenido.	Los títulos de las páginas guían al usuario.
		2.4.7 Foco visible	El foco de teclado debe ser visible al navegar.	Los elementos resaltan cuando reciben foco.

Tabla: Definición de atributos según WCAG 2.1, cont. final (Elaboración propia 2025)

Título	Subtítulo	Ítem	Descripción	Implementación
3. Entendible	3.1 Legible			
	3.2 Predecible	3.2.1 Foco	No cambiar el contexto automáticamente al mover el foco con el cursor.	El foco con cursor no dispara cambios inesperados.
		3.2.2 Entrada	No cambiar el contexto automáticamente al introducir datos.	Los formularios no cambian la página sin confirmación.
		3.2.3 Navegación consistente	La navegación debe ser coherente en todas las páginas.	El menú lateral es fijo y las ubicaciones son consistentes en todo el sistema.
		3.2.4 Identificación consistente	Componentes comunes deben estar identificados de forma consistente.	Los botones y las tarjetas mantienen un estilo uniforme.
4. Robusto	4.1 Compatible	4.1.2 Nombre, rol, valor	Los elementos de UI deben tener nombre, rol y valor definidos.	Los inputs, los botones y los íconos tienen atributos accesibles.

9.6. Análisis financiero

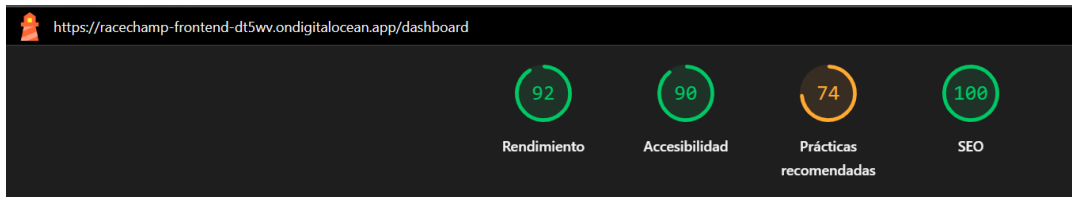
ESCENARIO OPTIMISTA							
Moneda: USD	Q1 2026	Q2 2026	Q3 2026	Q4 2026	2026	2027	2028
Usuarios Racer	10	18	35	70		180	450
Usuarios Racer Pro	7	12	22	45		100	250
Suscripciones	\$615.00	\$1,080.00	\$2,040.00	\$4,125.00	\$7,860.00	\$39,600.00	\$99,000.00
DigitalOcean	-\$165.00	-\$165.00	-\$165.00	-\$165.00	-\$660.00	-\$660.00	-\$660.00
MongoDB	-\$21.00	-\$21.00	-\$21.00	-\$21.00	-\$84.00	-\$84.00	-\$84.00
Publicidad	-\$1,500.00	-\$1,500.00	-\$1,500.00	-\$1,500.00	-\$6,000.00	-\$6,000.00	-\$6,000.00
OpenAI	-\$10.20	-\$18.00	-\$34.20	-\$69.00	-\$131.40	-\$168.00	-\$420.00
Salarios	-\$3,000.00	-\$3,000.00	-\$3,000.00	-\$3,000.00	-\$12,000.00	-\$12,000.00	-\$12,000.00
					-\$11,015.40	\$20,688.00	\$79,836.00

ESCENARIO NEUTRO							
Moneda: USD	Q1 2026	Q2 2026	Q3 2026	Q4 2026	2026	2027	2028
Usuarios Racer	7	12	22	40		120	290
Usuarios Racer Pro	3	6	12	25		70	160
Suscripciones	\$345.00	\$630.00	\$1,200.00	\$2,325.00	\$4,500.00	\$27,000.00	\$63,600.00
DigitalOcean	-\$165.00	-\$165.00	-\$165.00	-\$165.00	-\$660.00	-\$660.00	-\$660.00
MongoDB	-\$21.00	-\$21.00	-\$21.00	-\$21.00	-\$84.00	-\$84.00	-\$84.00
Publicidad	-\$1,500.00	-\$1,500.00	-\$1,500.00	-\$1,500.00	-\$6,000.00	-\$6,000.00	-\$6,000.00
OpenAI	-\$6.00	-\$10.80	-\$20.40	-\$39.00	-\$76.20	-\$114.00	-\$270.00
Salarios	-\$3,000.00	-\$3,000.00	-\$3,000.00	-\$3,000.00	-\$12,000.00	-\$12,000.00	-\$12,000.00
					-\$14,320.20	\$8,142.00	\$44,586.00

ESCENARIO PESIMISTA							
Moneda: USD	Q1 2026	Q2 2026	Q3 2026	Q4 2026	2026	2027	2028
Usuarios Racer	4	8	15	25		80	160
Usuarios Racer Pro	2	4	8	15		40	80
Suscripciones	\$210.00	\$420.00	\$810.00	\$1,425.00	\$2,865.00	\$16,800.00	\$33,600.00
DigitalOcean	-\$165.00	-\$165.00	-\$165.00	-\$165.00	-\$660.00	-\$660.00	-\$660.00
MongoDB	-\$21.00	-\$21.00	-\$21.00	-\$21.00	-\$84.00	-\$84.00	-\$84.00
Publicidad	-\$1,500.00	-\$1,500.00	-\$1,500.00	-\$1,500.00	-\$6,000.00	-\$6,000.00	-\$6,000.00
OpenAI	-\$3.60	-\$7.20	-\$13.80	-\$24.00	-\$48.60	-\$72.00	-\$144.00
Salarios	-\$3,000.00	-\$3,000.00	-\$3,000.00	-\$3,000.00	-\$12,000.00	-\$12,000.00	-\$12,000.00
					-\$15,927.60	-\$2,016.00	\$14,712.00

9.7. Pruebas de accesibilidad

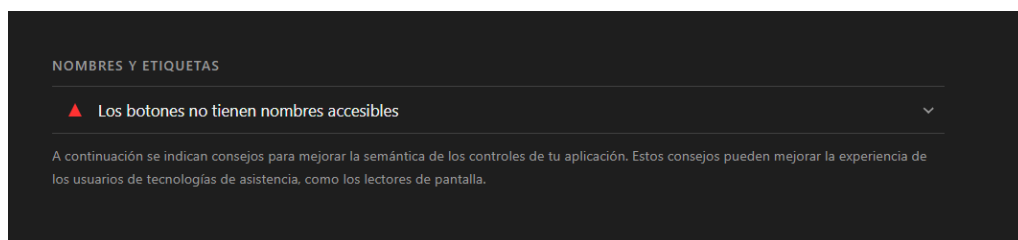
9.7.1. Página de inicio



Puntaje general de página de inicio (Elaboración propia 2025)

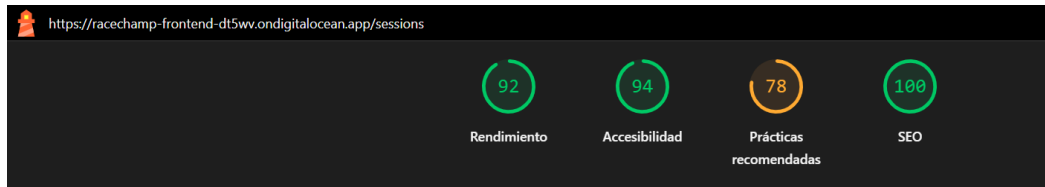


Observaciones sobre rendimiento de página de inicio (Elaboración propia 2025)



Observaciones sobre accesibilidad de la página de inicio (Elaboración propia 2025)

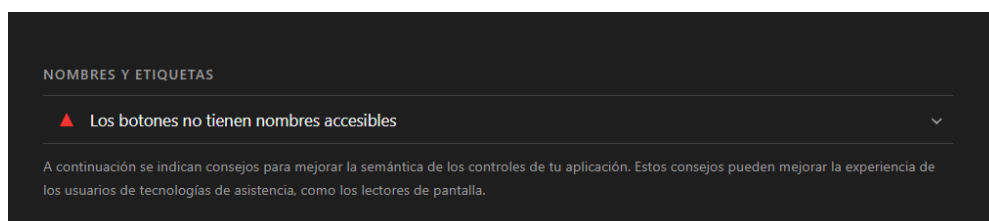
9.7.2. Sesiones



Puntaje general de página de sesiones (Elaboración propia 2025)

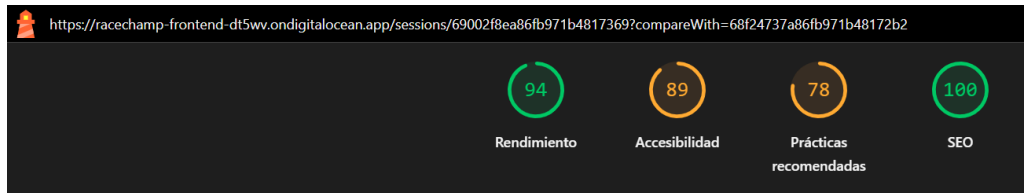


Observaciones sobre rendimiento de página de sesiones (Elaboración propia 2025)



Observaciones sobre accesibilidad de la página de sesiones (Elaboración propia 2025)

9.7.3. Comparación y análisis de sesiones



Puntaje general de página de comparación y análisis de sesiones (Elaboración propia 2025)

ESTADÍSTICAS	
▲ Solicitudes que bloquean el renderizado	Ahorro estimado de 80 ms
▲ Redistribución forzada	
▲ Árbol de dependencia de red	
■ Usar tiempos de vida de caché eficientes	Ahorro estimado de 83 KiB
■ Mejorar la entrega de imágenes	Ahorro estimado de 487 KiB
■ HTTP moderno	
○ Causantes de los cambios de diseño	
○ Desglose de LCP	
○ Terceros	

Estas estadísticas también están disponibles en el panel Rendimiento de Chrome DevTools. [Graba una traza](#) para ver información más detallada.

Estadísticas sobre rendimiento de página de comparación y análisis de sesiones (Elaboración propia 2025)

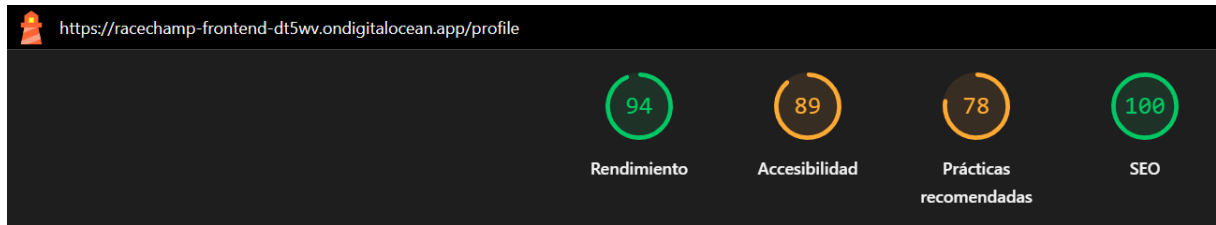


Diagnósticos sobre rendimiento de página de comparación y análisis de sesiones (Elaboración propia 2025)



Observaciones sobre accesibilidad de la página de comparación y análisis de sesiones (Elaboración propia 2025)

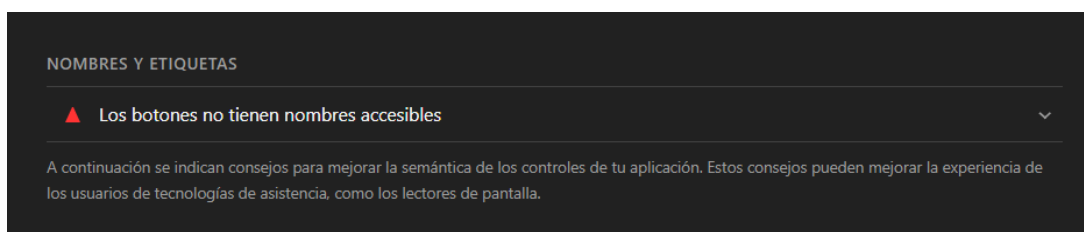
9.7.4. Perfil



Puntaje general de página de perfil (Elaboración propia 2025)

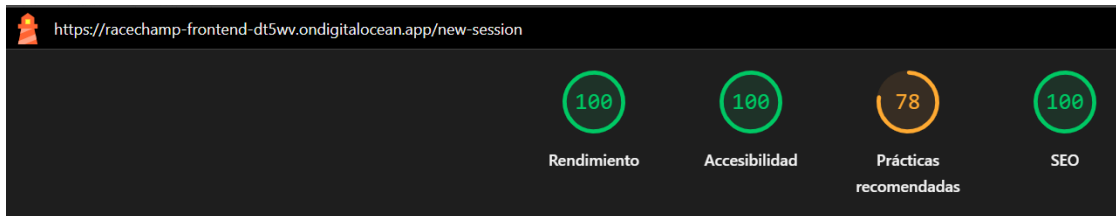


Observaciones sobre rendimiento de página de perfil (Elaboración propia 2025)



Observaciones sobre accesibilidad de la página de perfil (Elaboración propia 2025)

9.7.5. Crear una nueva sesión

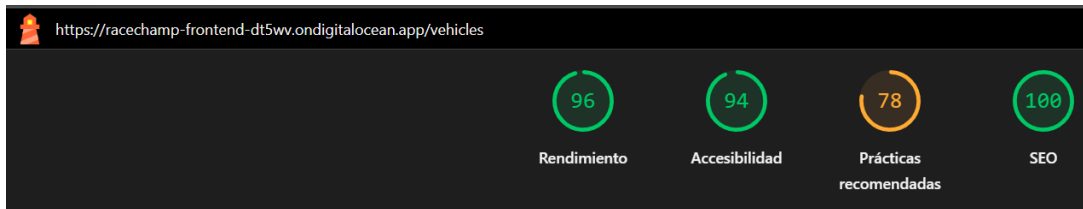


Puntaje general de página de crear una nueva sesión (Elaboración propia 2025)



Observaciones sobre rendimiento de página de crear una nueva sesión (Elaboración propia 2025)

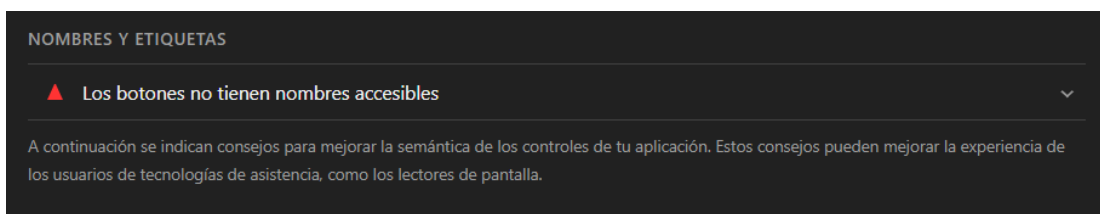
9.7.6. Vehículos



Puntaje general de página de vehículos (Elaboración propia 2025)

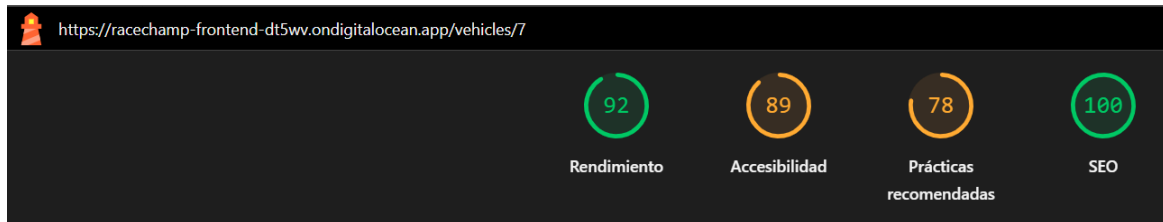


Observaciones sobre rendimiento de página de vehículos (Elaboración propia 2025)

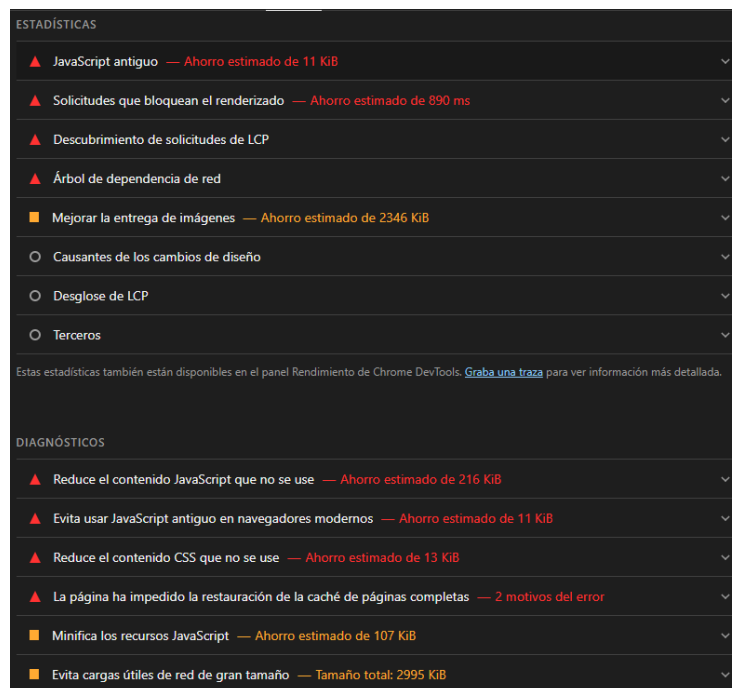


Observaciones sobre accesibilidad de la página de vehículos (Elaboración propia 2025)

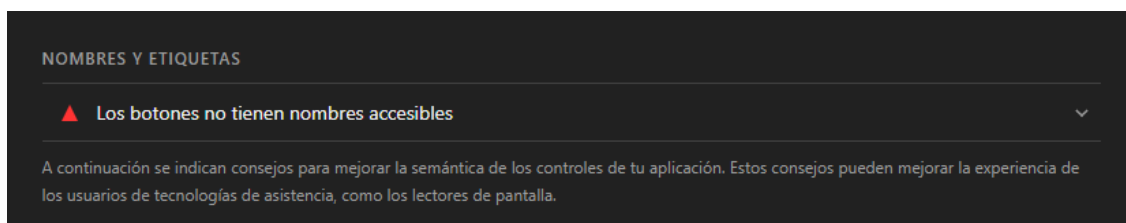
9.7.7. Vista de un vehículo particular



Puntaje general de página de vista de vehículo particular (Elaboración propia 2025)



Observaciones sobre rendimiento de página de vista de vehículo particular (Elaboración propia 2025)



Observaciones sobre accesibilidad de la página de vista de un vehículo particular (Elaboración propia 2025)