



**Desarrollo de soluciones tecnológicas necesarias
basadas en 5G para el despliegue del vehículo conectado y
validación de casos de uso (5GVEC)**

Expediente: TSI-065100-2022-001

**E8. INFORME DE RESULTADOS DE MODELOS DE DEMANDA DE USO, CARGA
Y DESCARGA DEL VEHÍCULO ELÉCTRICO**

RESUMEN EJECUTIVO

Consortio:



ERICSSON

TINYMICA



Financia:



**Financiado por
la Unión Europea**
NextGenerationEU

Cofinancia:





Tabla de contenido

1. INTRODUCCIÓN	2
2. OBJETIVOS PRINCIPALES.....	2
3. RESUMEN EJECUTIVO	2
4. PRINCIPALES CONCLUSIONES.....	4

1. INTRODUCCIÓN

Este entregable (E8) es el primero de la actividad A3 (Desarrollo de software) del PT2 y ha sido construido por Tinámica en colaboración con la Universidad de Málaga. Esta actividad investiga las tecnologías de IA y protocolos de comunicación necesarios para permitir que un usuario de VEC pueda optimizar la vida útil de su batería usándola de manera inteligente, esto es, que mediante un algoritmo de IA, pueda obtener en tiempo real una estrategia de carga/descarga del VEC que mejore la rentabilidad de la batería.

2. OBJETIVOS PRINCIPALES

El E8 tiene como objetivos principales:

- Presentar los resultados de los modelos de predicción de demanda eléctrica en el hogar, que es una información de entrada al modelo de IA de toma de decisión de carga y descarga para determinar si la batería del VEC puede suministrar dicha energía
- Diseño del sistema de IA que apunta, en cuyo núcleo está el modelo de toma de decisión de carga y descarga, pero también otros, como el mencionado de predicción de demanda eléctrica en el hogar.
- Análisis del estado del arte de los protocolos de comunicación con el cargador, que son necesarios para la transmisión de instrucciones de carga y descarga al cargador en tiempo real.

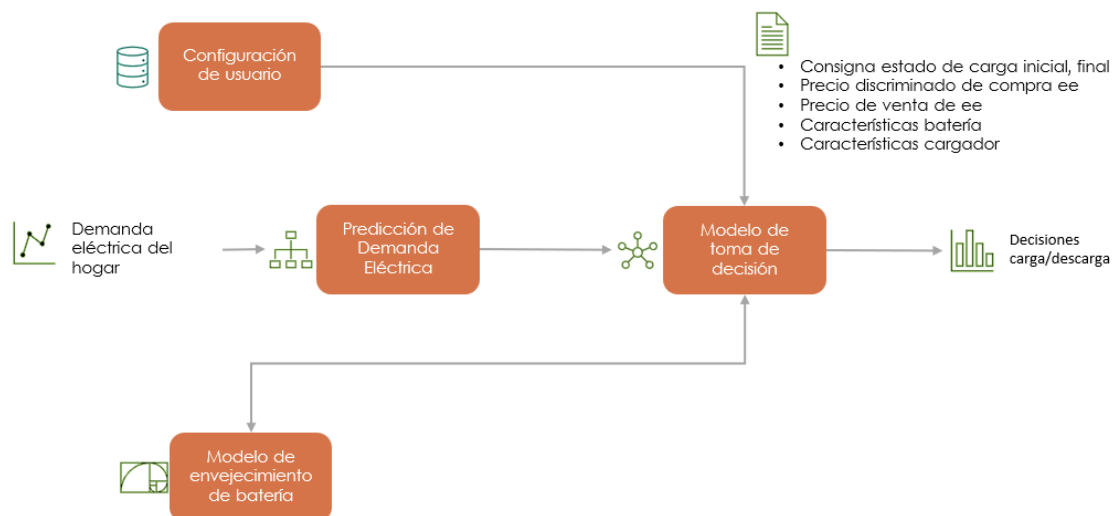
3. RESUMEN EJECUTIVO

En primer lugar, se establece el contexto tecnológico dentro del cual se desarrolla el proyecto, esto es, las tecnologías y características comerciales más comunes de las baterías del VEC y de los cargadores bidireccionales asociados. Se establece que el usuario tipo sobre el que se realiza el análisis es un usuario de VEC que tiene una demanda de desplazamiento determinada y que quiere usar la batería del VEC durante el periodo de estacionamiento en su hogar para cargar el VEC de tal forma que satisfaga su demanda de desplazamiento del siguiente periodo y que, a la vez, encuentre el mejor rendimiento económico en operaciones de carga/descarga. Este esquema es el más extendido.

Posteriormente, se realiza el diseño de modelos de IA para la toma de decisiones de carga y descarga, en el cual, los modelos principales son:

Modelo	Tipo	Tarea
Predicción de demanda eléctrica	Predicción de series temporales	Predecir la demanda del hogar con detalle horario para el siguiente periodo
Envejecimiento de la batería	Modelo matemático	Determinar para una operación de carga y descarga la reducción en la vida útil de la batería asociada
Modelo de toma de decisión	Optimización y Aprendizaje por refuerzo	Determinar para cada hora durante el periodo de estacionamiento del VEC, la operación óptima de carga y descarga.

En la siguiente figura, se representan la relación de los mismos:



Adicionalmente, para poder darle forma a la demanda por desplazamiento del VEC (que entra dentro del modelo de toma de decisión como consigna a satisfacer) se realiza un estudio de desplazamientos de VE.

Con diseño a alto nivel del sistema, se realiza la construcción del modelo de predicción de demanda eléctrica del hogar, por ser la entrada más dinámica del sistema. Durante a misma se realizan los siguientes trabajos:



- Análisis del estado del arte, incluyendo algoritmos estadísticos como ARIMA, modelos de Machine Learning como XGBoost y de Deep Learning, como Redes Neuronales Recurrentes (RNN), N-HiTS y N-BEATS
- Desarrollo y entrenamiento de distintos algoritmos con datasets abiertos, presentando una exploración de los datasets, proceso de validación y métricas de evaluación
- Comparativa y selección de modelo campeón: Resultando ser una arquitectura de Bidireccional RNN basada en LSTM (Long Short Term Memory)

Finalmente, se realiza el estudio del estado del arte de los protocolos de comunicación con el cargador. Quedando patente que existe una falta de estándar extendido en la industria. Sin embargo, el protocolo OCPP destaca por ser abierto y estar apoyado por grandes actores en el sector como ABB, Schneider y Siemens. Este último lo integra, por ejemplo, en su estación de carga VersiCharge.

4. PRINCIPALES CONCLUSIONES

Este entregable construye un diseño sólido para todos los elementos del proyecto, particularmente los modelos de IA que se desarrollarán en entregables posteriores. El mismo parte de un estudio tecnológico completo, tanto a nivel de hardware (baterías y cargadores) como de software (tipos de algoritmo)

Adicionalmente, construye un modelo de predicción de demanda eléctrica del hogar, cuya predicción permitirá al sistema determinar si debe verter energía a la red interna o a mercado. Tras en ensayo y evaluación del estado del arte, se concluye que el algoritmo más adecuado es de Deep Learning, y se trata de una arquitectura de Redes Recurrentes Bidireccionales basadas en LSTM (Long Short Term Memory).

Es importante destacar que el modelo ha sido ensayado en un conjunto de datasets abiertos que constituyen una muestra representativa del consumo de diferentes usuarios y adicionalmente, está abierto a ser entrenado para cualquier tipo de usuario.

Para introducir en el sistema que el VEC debe satisfacer su demanda propia, esto es, desplazamiento, se realiza un estudio de patrones de desplazamiento que permite introducir la misma como una consigna razonada y justificada.

Finalmente, se estudian los protocolos de comunicación con el cargador del VEC y se concluye que el más adecuado es el OCPP, que, aunque está lejos de ser un estándar industrial, es abierto y está apoyado por grandes fabricantes, debido a sus características de seguridad y flexibilidad.



**Desarrollo de soluciones tecnológicas necesarias
basadas en 5G para el despliegue del vehículo conectado y
validación de casos de uso (5GVEC)**

Expediente: TSI-065100-2022-001

**E9. INFORME DE RESULTADOS DE LOS MODELOS DE ANALÍTICA AVANZADA
E INTELIGENCIA ARTIFICIAL DESARROLLADOS QUE PERMITAN OPTIMIZAR
A LOS USUARIOS LA GESTIÓN DE LAS BATERÍAS**

RESUMEN EJECUTIVO

Consortio:



Financia:



Cofinancia:





Tabla de contenido

1. INTRODUCCIÓN	2
2. OBJETIVOS PRINCIPALES	2
3. RESUMEN EJECUTIVO	2
4. PRINCIPALES CONCLUSIONES.....	4

1. INTRODUCCIÓN

El entregable E9 profundiza en los trabajos de la A3 (Desarrollo de software) del PT2 y ha sido construido por Tinámica en colaboración con la Universidad de Málaga. Esta actividad investiga las tecnologías de IA y protocolos de comunicación necesarios para permitir que un usuario de VEC pueda optimizar la vida útil de su batería usándola de manera inteligente, esto es, que, mediante un algoritmo de IA, pueda obtener en tiempo real una estrategia de carga/descarga del VEC que mejore la rentabilidad de la batería

2. OBJETIVOS PRINCIPALES

Los objetivos más importantes del entregable E9 son:

- Construcción del modelo de Envejecimiento de la Batería.
- Implementación del modelo de toma de decisión de carga/descarga y simulación de resultados.
- Construcción del sistema de modelos de IA de punta a punta y simulación de resultados, con el fin de validar el correcto funcionamiento del sistema.

3. RESUMEN EJECUTIVO

En este entregable, se consigue realizar una implementación punta a punta del sistema de IA, esto es:

Dado un VEC estacionado y enchufado al cargador bidireccional en el hogar del usuario, que tiene que afrontar al final del periodo de estacionamiento una demanda de desplazamiento determinado, esto es, tiene que presentar un estado de carga determinado; cómo optimizar las decisiones de carga/descarga para:

- Poder suministrar energía al hogar (produciendo un ahorro) o verterla a la red (para generar ingresos).
- Cargar la batería.

Con el fin de optimizar el rendimiento económico de la batería, considerando que cada operación de carga y descarga supone una degradación de la vida útil de la misma.

Para esto se considera un usuario de VEC tipo, sin pérdida de generalidad, puesto que el sistema de IA es agnóstico al esquema de mercado (se adaptan los incentivos) y esquema de costes (el modelo de envejecimiento es independiente de la marca de la batería).

En este contexto, el sistema puede reaccionar en tiempo real, por un lado, gracias a su diseño y por otro lado, gracias a la comunicación 5G con el cargador (protocolo estudiado en el entregable anterior) a cambios en las condiciones, por ejemplo:

- Cambios en las remuneraciones de mercado
- Modificación de la demanda de desplazamiento a satisfacer al final del periodo

Para tal fin, en este entregable se construye:

- Modelo de envejecimiento de batería
- Modelo de toma de decisión de carga/descarga basado en optimización
- Simulación y análisis de resultados

3.1. Estudio del estado del arte e implementación del modelo de envejecimiento de baterías

Se realiza el estudio del arte partiendo de los diferentes condicionantes que afectan a la vida útil de la batería, descartando algunas que no son controlables por el proceso de carga/descarga, como temperatura, patrones de conducción, tiempo de almacenamiento, etc. Se realiza un análisis del estado del arte que comprende las curvas de DoD (Depth of Discharge) y el Energy Throughput (ET).

El elegido es un modelo basado en el ET, que parte de la cantidad total de energía que puede trasegar la batería durante su vida útil. Es agnóstico del fabricante, un dato conocido, sencillo de implementar y representa adecuadamente la pérdida y sobre todo, permite dar la granularidad al sistema adecuada.

3.2. Modelo de toma de decisión de carga/descarga basado en optimización

Se formaliza el problema de toma de decisiones de carga y descarga, estudiando el estado del arte de algoritmos de optimización y realizado una implementación del problema en base a:

- Predicción de demanda de hogar
- Modelo de envejecimiento de batería
- Precios eléctricos (coste de carga y remuneración)

Se ensayan tanto heurísticos que proporcionen una base, algoritmos de optimización basados en Evolución Diferencial y algoritmos no de optimización clásicos (no lineales)

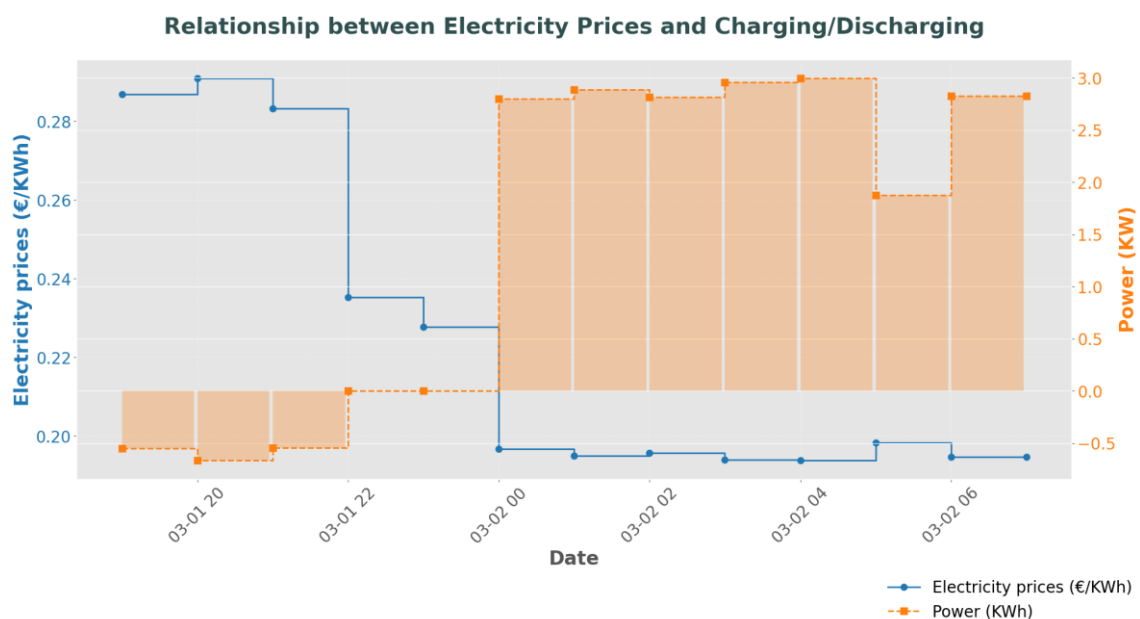
El modelo de optimización elegido es “Evolución Diferencial” que se basa en Algoritmos genéticos. Los mismos hacen un símil de la teoría de la evolución en biología y generan soluciones en generaciones, de las cuales en cada generación se toman las mejores y se generan nuevas derivadas de estas “más aptas” produciendo así que, a lo largo de las generaciones, el algoritmo aprende a generar las mejores soluciones. El resultado de dicho algoritmo es aprender, a obtener el perfil de carga/descarga más adecuado, de tal modo que si cambian las condiciones, pueda generar un nuevo perfil con rapidez

3.3. Simulación y análisis de resultados

Se construyen las interfaces necesarias para realizar un ensayo punta a punta del sistema, incluyendo a los modelos de IA:

- Modelo de precios: Sistema para obtener las condiciones de tarifa del usuario
- Parametrización del usuario: Donde se representa tanto el sistema físico del usuario, por ejemplo, cargador, batería, etc. como las decisiones del mismo (demanda de desplazamiento)

Se realiza una simulación de para un usuario demostrativo durante un periodo representativo, se muestra el resultado para un día de dicho periodo para validar el sistema.



4. PRINCIPALES CONCLUSIONES

En este entregable se consigue construir y aportar las evidencias del buen funcionamiento en base a un conjunto de simulaciones durante un periodo representativo para un usuario demostrativo.

El sistema de IA puede responder tanto a cambios en el mercado, como a cambios en la preferencia del usuario, por ejemplo, para aumentar el objetivo de estado de carga para al día siguiente.



**Desarrollo de soluciones tecnológicas necesarias
basadas en 5G para el despliegue del vehículo conectado y
validación de casos de uso (5GVEC)**

Expediente: TSI-065100-2022-001

**E10. Informe final de resultados de la solución Smart-V2X
RESUMEN EJECUTIVO**

Consortio:



Financia:



**Financiado por
la Unión Europea**
NextGenerationEU

Cofinancia:





Tabla de contenido

1. INTRODUCCIÓN	2
2. OBJETIVOS PRINCIPALES.....	2
3. RESUMEN EJECUTIVO	2
4. PRINCIPALES CONCLUSIONES.....	9

1. INTRODUCCIÓN

El entregable **E10 Informe final de resultados de la solución Smart-V2X** culmina el desarrollo de la actividad **A3. Desarrollo de software** del **PT2. Infraestructura 5G** y ha sido construido por Tinámica en colaboración con la Universidad de Málaga. El objetivo de la actividad es la construcción de la solución Smart-V2X, un solución abierta y agnóstica a la infraestructura que permite a los usuarios del VEC obtener recomendaciones de carga/descarga cuando su PHEV está estacionado y enchufado al cargador. Esto le permite al usuario optimizar la vida útil de la batería de su VEC, generando unos ahorros en su hogar o ingresos por vertido a red que compensen la mayor degradación de la batería.

Para tal fin, se investiga el estado del arte de modelos de predicción y recomendación de IA y realizan análisis y comparaciones para elegir aquellos con mejor desempeño y que, además, tengan una baja latencia, de tal modo que se pueda aprovechar la alta velocidad de la red de 5G.

2. OBJETIVOS PRINCIPALES

Los objetivos más importantes del entregable E10 son desarrollar y probar la solución Smart-V2X que cumpla:

- Solución basada en software open source contrastado e interoperable
- Integrar capacidades de IA necesarias para obtener recomendaciones de carga/descarga para un periodo de estacionamiento dado, de tal forma que si el usuario cambia sus preferencias (como estado de la batería al acabar el estacionamiento), obtenga una nueva recomendación
- Implementar un modelo de envejecimiento de baterías que sea transversal a cualquier fabricante y no necesite datos técnicos especializados de la batería que el usuario desconoce o no tiene posibilidad de conocer.
- Despliegue y puesta en marcha de Smart-V2X para la realización de un demostrativo con perfiles de usuario realistas. Ejecución de simulaciones de largo plazo para comprobar el buen funcionamiento, obtener métricas de rendimiento y latencia y recopilar resultados económicos para su análisis y discusión

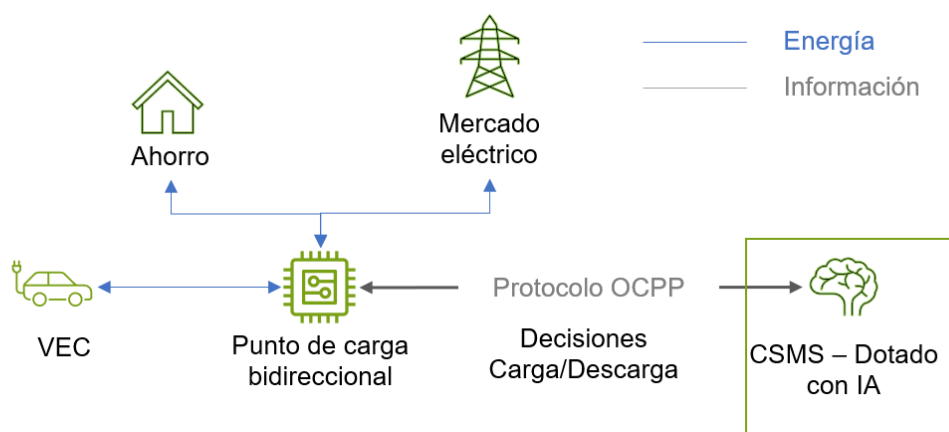
3. RESUMEN EJECUTIVO

En este entregable, se finaliza el diseño y desarrollo de la solución de Smart-V2X, así como la ejecución de simulaciones con el demostrativo

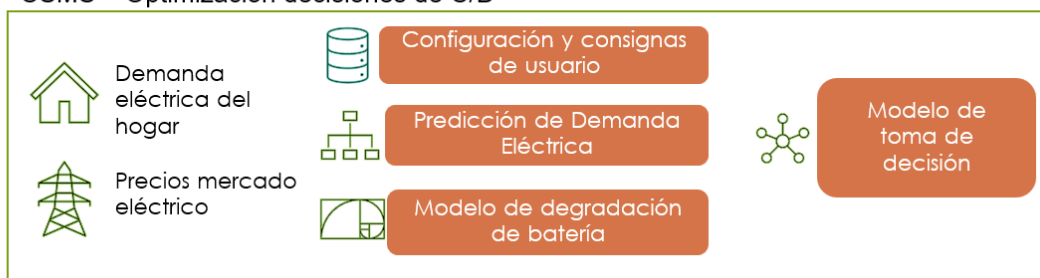
Para ello, se han desplegado los modelos construidos para los entregables anteriores:

Modelo	Tipo	Tarea de aprendizaje	Algoritmo
Predicción de demanda eléctrica del hogar	IA	Predicción de series temporales	Redes neuronales profundas (Deep Learning)
Degradación de la batería	Matemático	--	Energy Throuput
Modelo de toma de decisión	IA	Toma de decisión	Aprendizaje por refuerzo

El esquema general de la solución es el que se muestra a continuación:



CSMS – Optimización decisiones de C/D

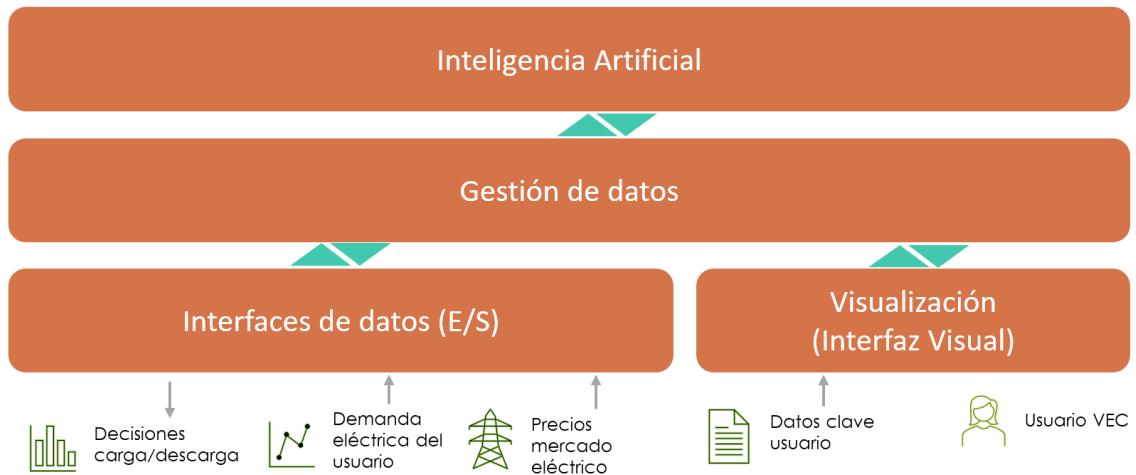


Se realiza el estudio de perfiles realistas de usuario doméstico de VEC y con los perfiles establecidos se construye un demostrativo que se emplea para realizar simulaciones. Cada simulación (episodio) constituye un flujo punta a punta:

1. Usuario VEC establece una consigna (preferencias, como el nivel deseado de estado de batería al final del episodio).
2. Actualización de información contextual, como los precios de mercado eléctrico

3. Obtención de recomendaciones de carga y descarga
4. Actualización de históricos para análisis

Como solución, el esquema básico de la herramienta es:

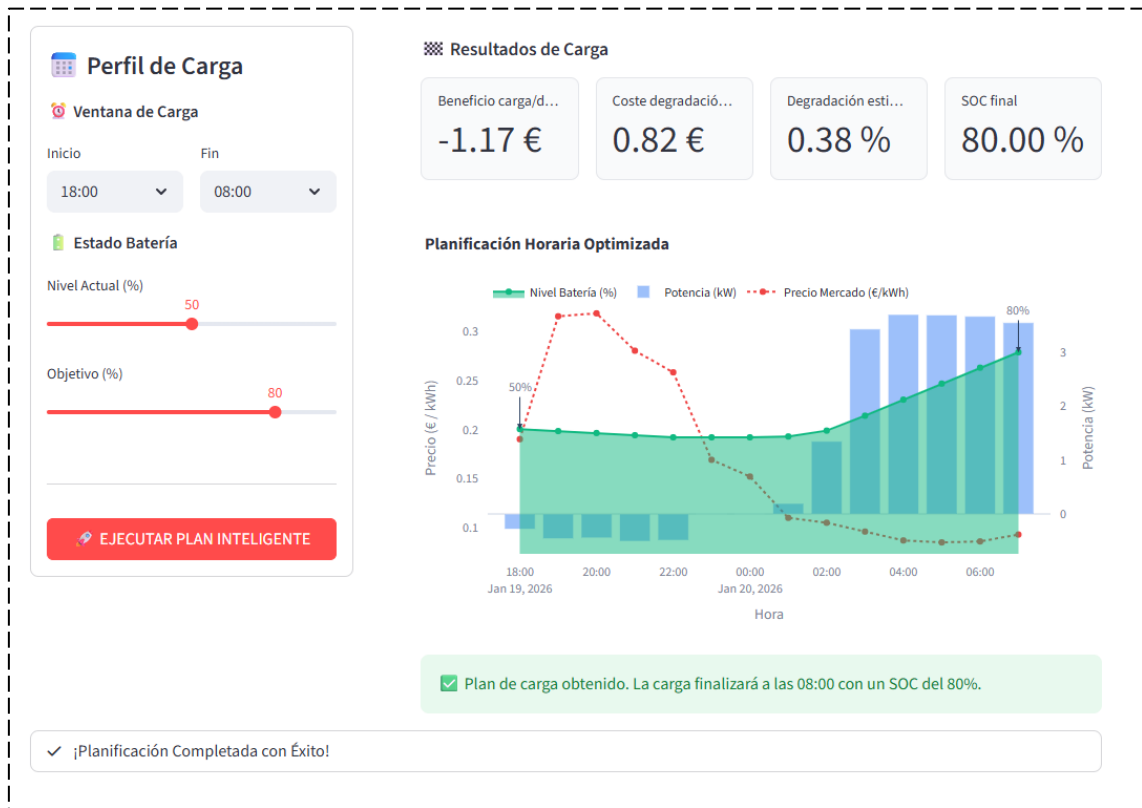


El resultado principal son las recomendaciones de carga/descarga para el usuario VEC. El mismo interactúa directamente a través de una interfaz visual o bien indirectamente, puesto que esta solución puede integrarse programáticamente con otros sistemas que sean los que exploten dicha inteligencia.

El usuario VEC tiene que introducir información clave, a saber:

- Consignas de uso (preferencias para adaptar la recomendación)
- Datos de “placa” (características del cargador, de la batería, etc.)

El demostrativo se ha implementado sobre la interfaz visual y las simulaciones mediante la interacción programática con la solución (para realizar múltiples episodios sobre los distintos perfiles)



En la imagen se muestra el resultado de recomendación de carga y descarga al usuario, en la parte izquierda del gráfico, se muestra que el sistema recomienda descargar, dado los altos precios y en la derecha, al reducirse estos, el sistema descarga la batería (para generar ahorros/ingresos) respetando el estado de batería objetivo deseado.

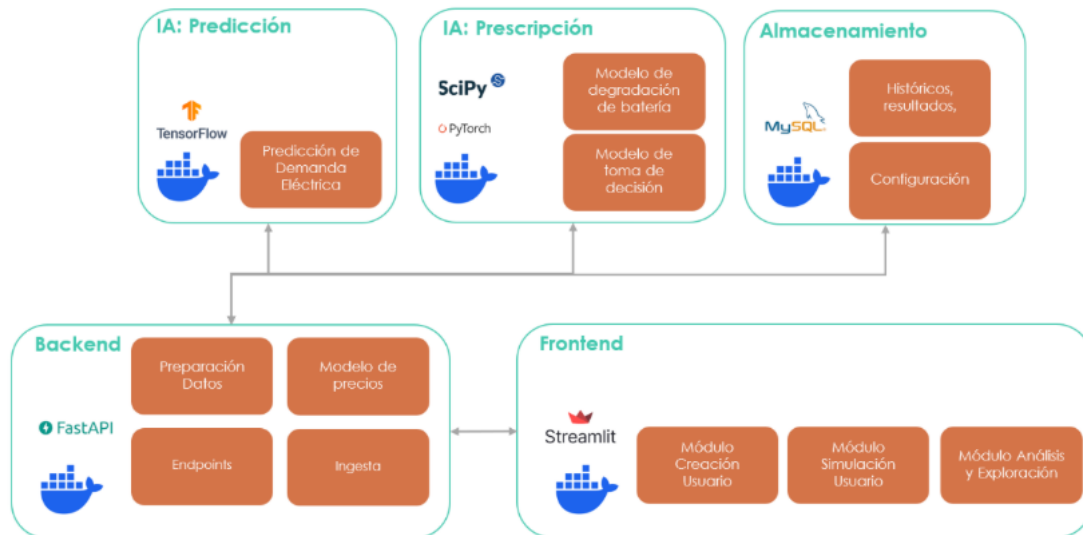
El usuario es informado de que, en este caso, no hay beneficio económico, es decir, el coste de degradación de la batería y el de la energía no compensa el ahorro/ingreso, por lo que puede modificar la consigna a conveniencia.

Dado el marco retributivo actual, los usuarios que puedan mostrar mayor flexibilidad en su patrón de uso del VEC (desplazamiento) podrán beneficiarse enormemente, por ejemplo, hogares en los que se teletrabaje. Esto contribuye al aplanamiento de la curva de carga del sistema eléctrico del país. Sin embargo, los usuarios con un perfil de consumo eléctrico muy parecido al perfil estándar tendrán muchas menos oportunidades para rentabilizar este tipo de operaciones.

3.1. Diseño y desarrollo de interfaces

En esta tarea se completa el diseño de las interfaces de la solución, tanto interfaces gráficas de usuario como interfaces programáticas. Se recopilan los puntos principales

El diseño funcional de la solución sigue el siguiente esquema de arquitectura:



Cada bloque del diagrama mostrado es un contenedor Docker que cumple una misión específica dentro de la arquitectura. Un contenedor Docker es una solución de virtualización de estándar en la industria que permite empaquetar la lógica de una aplicación o parte de ella con sus dependencias y asegurar su despliegue en cualquier tipo de infraestructura. Este último punto es clave en el diseño del sistema, de tal modo que la solución es independiente de la infraestructura.

Backend: Es un contenedor que implementa una REST API, esto es, una interfaz programática para interactuar con todo el sistema; pudiendo interactuar tanto con el frontal como con otras piezas de software. Adicionalmente, implementa la lógica de Ingesta de datos (como el histórico de demanda del usuario VEC), Preparación de datos (tratamiento de las series temporales de demanda de entrada, de las predicciones y de las recomendaciones) y del Modelo de precios (conexión a la API REE de precios para ingesta e historificación de precios)

Frontend: GUI (Graphical User Interface) con la que interactúa el usuario VEC que consta de los módulos de Gestión de usuario (darse de alta, añadir datos principales, etc.) Simulación (el usuario recibe las recomendaciones de carga/descarga según sus preferencias) y Análisis y Exploración (pensado para que los analistas revisen los datos de las simulaciones masivas)



IA: Predicción e IA: Prescripción: Contenedores destinados a implementar tanto el modelo de predicción de demanda eléctrica del hogar, como los modelos de toma de decisión de carga/descarga y envejecimiento de la batería (respectivamente). De modo que se pueda obtener predicciones de manera programática.

Almacenamiento: Contenedor auxiliar que implementa una base de datos, empleada para historificar los datos de entrada, precios, predicciones, etc. y guardar las configuraciones de usuario

3.2. Simulaciones y análisis. Resultados

Se realizan un conjunto de simulaciones con el fin de realizar pruebas punta a punta que representan el ciclo de vida del usuario VEC y simular la interacción de varios usuarios tipo para obtener resultados y poder analizarlos.

En estas simulaciones, se emplean tanto el modelo de optimización como un modelo alternativo de Aprendizaje por Refuerzo con el fin de reducir la latencia de la respuesta y que se aproveche mucho mejor la velocidad de la red 5G.

Los perfiles de usuario VEC que se emplean en las simulaciones son las siguientes:

Perfil	Hora conexión	Hora desconexión	Ventana (h)	SoC inicial	SoC final
Usuario estándar	19:00	07:00	12	65 %	80 %

Usuario intensivo	19:00	07:00	12	40 %	90 %
Usuario flexible	21:00	14:00	17	65 %	75 %

Con el enfoque de modelo de optimización, se obtienen latencias de 20-30 s mientras que con el modelo de Aprendizaje por Refuerzo las latencias son < 0.1 s.

Se elige un día representativo y se muestran los resultados del calendario de carga/descarga propuesto para el modelo de Aprendizaje por Refuerzo



En esta gráfica, un usuario (estándar) de VEC deja su vehículo conectado al cargador de su hogar a las 20:00 y a un 64% de carga (SoC, State of Charge) y recibe el siguiente calendario de carga/descarga:

- De las 20:00 a las 23:00 con altos precios de la energía, el sistema descarga para generar ahorros e ingresos.
- De las 00:00 a las 07:00, con precios bajos de la energía, el sistema carga el vehículo hasta satisfacer la consigna de SoC deseada, del 80%, nótese que dicha carga se cetra en las horas de precio más bajo.

4. PRINCIPALES CONCLUSIONES

En este entregable pone en marcha la solución y se testea su funcionamiento punta a punta. En el mismo ejercicio, se recopilan datos para analizarlos. De los mismos se extraen las siguientes conclusiones:

A nivel técnico:

- Los modelos de Aprendizaje por Refuerzo mejoran la latencia sustancialmente con respecto a los modelos de optimización. Sin embargo, estos últimos le han proporcionado al proyecto un marco de referencia y de validación; esto es, sin comparar resultados entre ambas alternativas, no se podría haber evidenciado que la solución sea 100% correcta
- Se consigue una solución basada en software open source que implementa el estado del arte en IA predictiva y prescriptiva



En un plano general, se destaca que el interés económico para el usuario doméstico de VEC se fundamenta en dos factores:

- Reaccionar rápido a cambios de precios en el mercado
- Flexibilizar su demanda de movilidad

Esto es, para una demanda de movilidad inflexible, dado el marco de retributivo actual, en el largo plazo, el ejercicio de uso de la batería del VEC para generar ingresos no es interesante. Si se obtiene rentabilidad al usarlo para ahorrar en la factura, sin embargo, su impacto es mucho menor. Del mismo modo, el uso del VEC en un esquema V2L en el que da suministro a cargas aisladas plantea otras ventajas aunque la posibilidad de uso sea más limitada (por ejemplo, 2da vivienda en el campo).

El ritmo de despliegue del VE se ha visto reducido en el último año, con datos del barómetro de electromovilidad de 2024 de la ANFAC, la cuota de vehículos eléctricos enchufables (PHEV y BEV) ha descendido en el 2024 (1.3 y 1.6 p.p. respectivamente) mientras que la de no enchufables (HEV) ha aumentado 7.6 pp. Sin embargo, con un marco retributivo que consolide al usuario del VEC doméstico y la proliferación de esquemas colectivos, como comunidades energéticas u otros sistemas; el VEC puede convertirse en una nueva realidad energética que añada capacidades de generación en escenarios no convencionales (mercados alternativos como restricciones técnicas, regulación de frecuencia, etc.) y contribuya a aplanar la curva de carga del sistema eléctrico.

Con este proyecto, se consigue integrar el estado del arte en IA en una solución punta a punta que pueda aportar la inteligencia necesaria a una plataforma donde la velocidad del 5G sea una de las protagonistas de la decisión el usuario del VEC.